На правах рукописи



ЧИНЬ Ван Тоан

АЛГОРИТМЫ ВЕЙВЛЕТ-ФИЛЬТРАЦИИ И НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ УСИЛЕНИЯ НИЗКОЧАСТОТНЫХ КОМПОНЕНТ

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

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Рязань 2026

Работа выполнена на кафедре автоматики и информационных технологий в управлении Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина».

Научный руководитель: **Бехтин Юрий Станиславович,**
доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры автоматики и информационных технологий в управлении ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», г. Рязань

Официальные оппоненты: **Приоров Андрей Леонидович,**
доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры цифровых технологий и машинного обучения ФГБОУ ВО «Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова», г. Ярославль

Орлов Алексей Александрович,
доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой физики и прикладной математики Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», г. Муром

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Юго-Западный государственный университет», г. Курск.

Защита состоится «21» сентября 2026 г. в 14 часов 00 минут на заседании диссертационного совета 24.2.375.01 в ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина» по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина, 59/1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» или на сайте http://www.rsreu.ru.

Автореферат разослан «____» _____ 2026 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета
доктор технических наук А.В. Пруцков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Наличие внутренних шумов датчиков оптического, радиолокационного и ультразвукового диапазонов и специфика формирования выходного сигнала с их помощью приводит к существенному снижению не только визуального качества изображений, но и эффективности алгоритмов автоматической вторичной обработки. Анализ и обработка изображений, искажённых мультипликативным шумом, не является тривиальной задачей, поскольку интенсивность шумовой составляющей зависит от локальной яркости и статистических свойств изображения, что приводит к существенным искажениям не только в высокочастотных, но также и в низкочастотных участках спектра. Характерным примером мультипликативного характера искажений является спекл-шум, возникающий в когерентных системах формирования изображений вследствие интерференции отражённых или рассеянных волн.

Вейвлет-преобразование, благодаря способности обеспечивать локализацию сигналов одновременно в пространственной и частотной областях, является эффективным инструментом анализа и обработки изображений, в том числе для решения задач фильтрации шумов. В последние годы методы анализа и обработки изображений, основанные на применении нейронных сетей, также продемонстрировали относительно высокую эффективность в задачах компрессии и шумоподавления. Тем не менее, пороговая обработка вейвлет-коэффициентов высокочастотных субполос относительно эффективна в случае аддитивных искажений, однако при мультипликативном шуме приводит к более существенному размытию границ объектов, потере мелких фрагментов и появлению большего числа артефактов. С другой стороны, сочетание пространственной фильтрации с нейросетевой обработкой не всегда оказывается эффективным из-за сложности выбора архитектуры нейронной сети и ее обучения.

Одним из вариантов модификации традиционных алгоритмов вейвлет-фильтрации и нейросетевой обработки является усиление низкочастотных компонент (НЧК) спектра изображений с целью повышения отношения сигнал-шум при предварительной обработке. Показано, что в определенных условиях добавление детерминированной низкочастотной составляющей полезного сигнала к его зашумленной версии приводит к устойчивости и сходимости алгоритмов оценивания параметров модифицированного сигнала и, следовательно, к повышению отношения оценок параметров искомого полезного сигнала к остаточному шуму после вычитания добавленной НЧК.

Таким образом, обоснование, разработка, исследование и программная реализация алгоритмов анализа и обработки изображений, искаженных мультипликативным шумом, на основе усиления НЧК при использовании вейвлет-преобразования и нейронных сетей представляют собой актуальную научно-техническую задачу.

Степень проработанности темы исследования. Существенный вклад в развитие классических методов фильтрации мультипликативного шума внесли Д. Куан, Дж. Гудман, Дж. С. Ли, А. Лопес, К. Оливер, Р. Тузи, В. Фрост и др.

Фундаментальные основы вейвлет-преобразования и методов вейвлет-фильтрации сформированы в работах С. Бюрруса, М. Веттерли, Б. Видаковича, И. Добеши, Д. Донохо, Й. Ковачевича, С. Малла, Г. Стрэнга, М. Унзера и других исследователей. Применительно к задаче фильтрации спекл-шума в изображениях существенный вклад внесли Б. Айацци, А. Аким, Л. Альпароне, Ф. Ардженти, Т. Бьянки, М. Мастриани, Х. Се, С. Фуше и другие авторы, предложившие байесовские, многомасштабные и гибридные методы фильтрации в вейвлет-области.

Из российских исследователей, работы которых непосредственно связаны с теоретическими аспектами вейвлет-преобразования и его практическими приложениями, в том числе с фильтрацией зашумлённых изображений, следует отметить К.А. Алексеева, Б.А. Алпатова, Ю.С. Бехтина, В.В. Витязева, В.И. Воробьёва, А.В. Дворковича, В.П. Дворковича, Ю.К. Демьяновича, В.Ф. Кравченко, Л.В. Новикова, А.П. Петухова, А.Л. Приорова, А.М. Сойфера, В.А. Фурсова и др.

В последние годы активно развиваются и методы фильтрации зашумленных изображений на основе глубокого обучения, представленные в работах П. Ванга, Э. Далсассо, Г. Кьеркиа, А. Тахера, К. Чжана и других исследователей.

Целью исследования является обоснование, разработка, экспериментальное исследование и программная реализация алгоритмов обработки, анализа и фильтрации изображений, искаженных мультипликативным шумом, на основе усиления НЧК при использовании вейвлет-преобразования и нейронных сетей.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе решаются следующие **задачи.**

1. Сравнительный анализ и классификация существующих методов и алгоритмов анализа, обработки и фильтрации зашумленных изображений, в том числе с использованием вейвлет-преобразования и нейронных сетей.

2. Обоснование выделения НЧК зашумленного изображения и их добавления в высокочастотную область спектра для повышения эффективности алгоритмов анализа и обработки зашумленных изображений.

3. Разработка и исследование алгоритмов устранения шума на основе пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с усилением НЧК в высокочастотных субполосах.

4. Разработка и исследование алгоритмов комбинированной вейвлет-фильтрации зашумленных изображений на основе их текстурного анализа.

5. Разработка и исследование алгоритмов фильтрации изображений, искаженных мультипликативным шумом, с использованием нейронных сетей на основе информации о пространственно-ориентированных деревьях (ПОД) вейвлет-преобразования.

Объектом исследования являются искаженные мультипликативным шумом изображения в градациях серого цвета, имеющие кусочно-регулярные структуры.

Предметом исследования являются алгоритмы анализа и обработки зашумленных изображений на основе вейвлет-преобразования и нейронных сетей.

Методы исследования. Для решения перечисленных задач использовались элементы теории вероятности и математической статистики, теории цифровой обработки сигналов и изображений, теории вейвлет-преобразования, методы имитационного моделирования, машинного и глубокого обучения, а также инструменты программной инженерии.

Научная новизна

1. Разработан модифицированный алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с усилением НЧК в высокочастотных субполосах.

2. Разработан адаптивный алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с локальной оценкой дисперсии шума при усилении НЧК.

3. Разработан алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе модифицированного алгоритма пороговой вейвлет-обработки и фильтра Винера с использованием текстурного анализа.

4. Разработан алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения метода нелокального усреднения Non-Local Means (NLM) в области вейвлет-преобразования.

5. Разработан алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения архитектуры нейронной сети U-Net в области вейвлет-преобразования.

6. Разработаны алгоритмы фильтрации зашумленных изображений на основе обработки ПОД вейвлет-коэффициентов с использованием архитектур трансформера и рекуррентной нейронной сети LSTM.

Основные положения, выносимые на защиту

1. Обоснование усиления НЧК зашумленного изображения в высокочастотной области вейвлет-трансформанты для повышения эффективности фильтрации шума, что подтверждается результатами экспериментальных исследований разработанных алгоритмов анализа и обработки зашумленных изображений, которые позволяют повысить пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) в среднем на 5,4 дБ, индекс структурного сходства (SSIM) – на 56 %, а также снизить количество вносимых артефактов, оцениваемое по метрике оценки качества изображений Gradient Magnitude Similarity Deviation (GMSD), в среднем на 47 %.

2. Алгоритмы анализа и фильтрации зашумленных изображений на основе адаптивной пороговой обработки и комбинированной фильтрации с использованием фильтра Винера, метода NLM и нейронной сети U-Net позволяют повысить ПОСШ в среднем на 5,6 дБ, SSIM – на 59 %, а также снизить значение метрики GMSD в среднем на 49 %.

3. Алгоритмы анализа и фильтрации зашумленных изображений на основе обработки ПОД вейвлет-преобразования с помощью модифицированных архитектур нейронной сети RNN (LSTM) и трансформера позволяют повысить ПОСШ в среднем на 5,9 дБ, SSIM – на 60 %, а также снизить значение GMSD в среднем на 53 %.

Соответствие паспорту специальности. Диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.1. «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» в части:

– пункту 4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта»;

– пункту 12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации».

Достоверность и обоснованность полученных результатов подтверждены теоретическими выкладками, численными экспериментами на реальных и синтетических зашумленных изображениях, а также сравнительным анализом с известными методами фильтрации (медианный фильтр, фильтр Винера, фильтр Ли и др.) по объективным метрикам качества (ПОСШ, SSIM, GMSD и др.) и субъективной визуальной оценкой.

Практическая значимость. Разработанные алгоритмы могут быть использованы при анализе и обработке данных зашумленных изображений в задачах машинного зрения, дистанционного зондирования, контроля состояния объектов, анализа природных и искусственных сцен, а также в других областях цифровой обработки изображений и сигналов.

Результаты работы внедрены в учебный процесс ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» в материалы лекций, а также используются при проведении лабораторных и практических занятий по дисциплинам «Методы сжатия изображений» и «Предварительная обработка изображений». Отдельные результаты работы внедрены в разработки АО «Торговля и развитие электронных технологий E-STARS» (Социалистическая Республика Вьетнам).

Личное участие автора. Автору на правах соавтора принадлежат постановка задачи, разработка алгоритмов, изложенных в главах диссертации, а также компьютерное моделирование работы алгоритмов и анализ экспериментальных данных. Степень авторства подтверждается соответствующим заключением кафедры АИТУ РГРТУ.

Апробация работы. Основные результаты и положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на 8 научно-технических конференциях, в том числе на 6 международных и 2 всероссийских: 34-й международной конференции по компьютерной графике и машинному зрению (Омск, 2024 г.); 9-й и 10-й всероссийских научно-технических конференциях «Актуальные проблемы современной науки и производства» (Рязань, 2024 и 2025 гг.); 8-м и 9-м международных научно-технических форумах «Современные технологии в науке и образовании» (Рязань, 2025 и 2026 гг.); 27-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (Москва, 2025 г.); 7-й международной молодежной конференции по радиоэлектронике, электротехнике и энергетике (Москва, 2025 г.); 18-й международной научно-технической конференции «Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов и обработки изображений» (Курск, 2025 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 15 научных работ, в том числе 2 статьи, индексируемые в базе Scopus, 4 статьи в изданиях, входящих в перечень ВАК, 5 тезисов докладов на международных и всероссийских конференциях, а также получено 4 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, реализующих предложенные алгоритмы.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка сокращений, списка литературы и приложений. Диссертация содержит 158 страниц, в том числе 13 таблиц и 40 рисунков. Список использованной литературы содержит 150 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность выбранной темы исследования, сформулированы цель и задачи работы, определены объект и предмет исследования, охарактеризованы методы исследования. Изложены научная новизна и основные положения, выносимые на защиту. Приведены сведения о достоверности и обоснованности полученных результатов, раскрыты практическая значимость работы, сведения о реализации и внедрении результатов, личном участии автора, апробации работы, публикациях и структуре диссертации.

В первой главе выполнен сравнительный анализ существующих методов и алгоритмов анализа и фильтрации зашумленных изображений. Обоснована целесообразность использования вейвлет-преобразования как основы для модификации и разработки новых алгоритмов фильтрации зашумленных изображений. Показано, что кривые спада нормализованных вейвлет-коэффициентов, упорядоченных по величине, для неискажённого изображения с кусочно-регулярными структурами и его зашумленной версии с добавлением НЧК имеют одинаковый характер и отличаются от кривой зашумленного изображения. Данное утверждение определяет направление исследований, представленных в настоящей работе.

Во второй главе разработаны и исследованы алгоритмы фильтрации зашумленных изображений на основе вейвлет-преобразования с усилением НЧК в высокочастотных субполосах.

1. Модифицированный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с усилением НЧК в высокочастотных субполосах

Предложенный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов заключается в модификации вейвлет-коэффициентов деталей за счет добавления извлеченных НЧК из субполос аппроксимации, что приводит к снижению величины порога из-за увеличения отношения сигнал-шум в субполосах деталей. Алгоритм включает следующие шаги.

1. Выполняются одноуровневое и трехуровневое быстрое вейвлет-преобразование (БВП) над искажённым изображением Y. В результате формируются соответствующие массивы вейвлет-коэффициентов $[cA_1, cS_1]$ и $[cA_3, cS_n]$, где $cS_n = \left[cD_n, cV_n, cH_n\right]$ и $n = 1,2,3$.

2. Формируется псевдо-изображение по аппроксимирующим коэффициентам, для чего восстанавливается изображение Y^{A_1} из коэффициентов аппроксимации $[cA_1]$, применяя процедуру обратного вейвлет-преобразования. При этом детализирующие вейвлет-коэффициенты полагаются равными нулю.

3. Выполняется трехуровневое БВП над "псевдо-изображением" Y^{A_1}. Формируются массивы вейвлет-коэффициентов $[cA_3^{A_1}]$ и $cS_n^{A_1} = \left[cH_n^{A_1},\ cV_n^{A_1},\ cD_n^{A_1} \right]$.

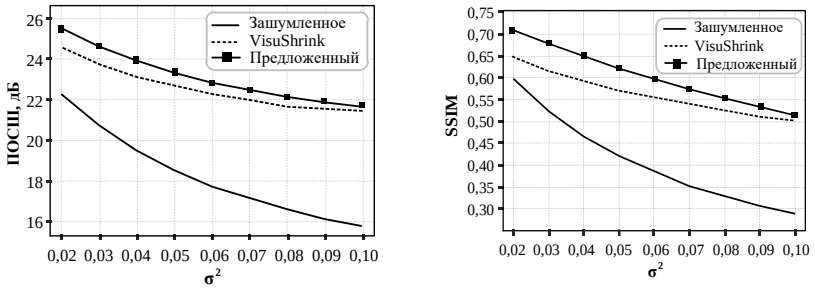
4. Осуществляется суммирование детализирующих вейвлет-коэффициентов, полученных в результате трехуровневого БВП на первом шаге, с детализирующими вейвлет-коэффициентами, полученными на третьем шаге. Математически эта операция выражается следующим образом: $\overline{cS}_n = cS_n + cS_n^{A_1}$.

5. Выполняется «грубая» пороговая обработка (*hard thresholding*) детализирующих вейвлет-коэффициентов, полученных на первом и четвертом шагах, в результате чего формируются новые массивы детализирующих вейвлет-коэффициентов: $c\overline{S}_n = [c\overline{H}_n,\ c\overline{V}_n,\ c\overline{D}_n]$ и $c\tilde{S}_n = [c\tilde{H}_n,\ c\tilde{V}_n,\ c\tilde{D}_n]$.

6. Сравниваются значения вейвлет-коэффициентов, полученных после грубой пороговой обработки на шаге 5. Если $c\overline{S}_n(i) = 0$ и $c\tilde{S}_n(i) \neq 0$, то принимается $c\tilde{S}_n(i) = c\tilde{S}_n(i) - cS_n^{A_1}(i)$, $i = 1,\ldots,m$, где m – количество элементов в cS_n. В противном случае, $c\tilde{S}_n(i) = c\overline{S}_n(i)$.

7. Оценка оригинала $\hat{X}$ получается с помощью обратного вейвлет-преобразования, применяемого к новым массивам $[A_3,\ c\tilde{S}_n]$.

Результаты эксперимента представлены на рис. 1.



а) ПОСШ б) SSIM

Рисунок 1 – Зависимость ПОСШ и SSIM от дисперсии шума

Анализ приведённых данных показывает, что предложенный алгоритм позволяет повысить ПОСШ в среднем на 0,4 дБ, SSIM – на 8 %, а также снизить GMSD на 14 % по сравнению с методом VisuShrink. Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой $O(N^2)$ по времени и памяти.

2. Адаптивный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с локальной оценкой дисперсии шума

Предлагаемый алгоритм включает следующие шаги.

1. К искаженному изображению применяется стационарное вейвлет-преобразование (СВП) *K*-го уровня, в результате чего формируются субполосы вейвлет-коэффициентов (LL_K , LH_K , HL_K , HH_K); (LL_{K-1} , LH_{K-1} , HL_{K-1} , HH_{K-1}); …; (LL_1 , LH_1 , HL_1 , HH_1).

2. Оценка эффективного значения числа обзоров $L_{эфф.}$ при возможности формирования многообзорного изображения.

В однородных областях изображения истинный сигнал $X(i, j)$ близок к константе, и, следовательно, коэффициенты субполосы LL_1 соответствуют локальному значению сигнала $X(i, j)$, тогда как субполоса HH_1 содержит в основном искаженные вейвлет-коэффициенты. Из модели спекл-шума следует, что в таких областях выполняется:

$$Var(HH_1 |\ LL_1) \approx \frac{LL_1^{\ 2}}{L}. \qquad (1)$$

где *L* – число независимых усредняемых обзоров.

Для выделения однородных пикселей вычисляется локальная дисперсия коэффициентов $|HH_1|$ в скользящем окне размером $m \times m$.

Пусть *P* – множество таких пикселей. Тогда оценка эффективного числа независимых усредняемых обзоров $\hat{L}_{эфф.}$ вычисляется как:

$$\hat{L}_{эфф.} = med\{\frac{LL_1^2(i, j)}{Var_{лок}(|HH_1(i, j)|)} \,|\, (i, j) \in P\}, \qquad (2)$$

где $Var_{лок}(|HH_1(i, j)|)$ – локальная дисперсия модуля коэффициентов HH_1 в окрестности точки (i, j).

3. Адаптивная оценка локального сигнала.

В качестве оценки $\hat{X}_{лок}(i, j)$ используется абсолютное значение вейвлет-коэффициентов аппроксимации:

$$\hat{X}_{лок}(i, j) = \ |LL_K(i, j)|, \qquad (3)$$

где $LL_K(i, j)$ – коэффициент аппроксимации на уровне *K*.

4. Адаптивная пороговая обработка.

На всех уровнях *k=1,...,K* коэффициенты деталей подвергаются грубой пороговой обработке с адаптивной величиной порога:

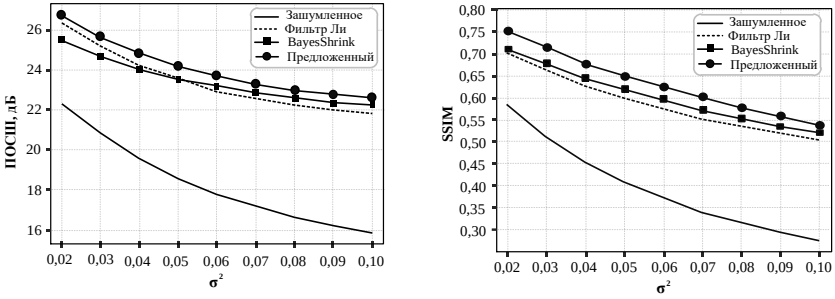
$$T(i, j) = \frac{1}{\sqrt{\hat{L}_{эфф.}}}.\hat{X}_{лок}(i, j).\sqrt{2\ln N}, \qquad (4)$$

где *N* – общее число пикселей изображения.

5. Выполняется обратное вейвлет-преобразование над обработанными вейвлет-коэффициентами, в результате чего вычисляется оценка оригинала изображения $\hat{X}$.

Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой составляет $O(N^2m^2)$ по времени и $O(N^2)$ по памяти.

Результаты эксперимента представлены на рис. 2. Анализ приведённых данных показывает, что предложенный алгоритм позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем на 0,6 дБ и 5 % по сравнению с вейвлет-методом BayesShrink, а также на 0,7 дБ и 6 % по сравнению с фильтром Ли. Кроме того, наблюдается снижение GMSD на 7 % и 9 % соответственно.



а) ПОСШ б) SSIM

Рисунок 2 – Зависимость ПОСШ и SSIM от дисперсии шума

3. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе пороговой вейвлет-обработки и фильтра Винера с использованием текстурного анализа

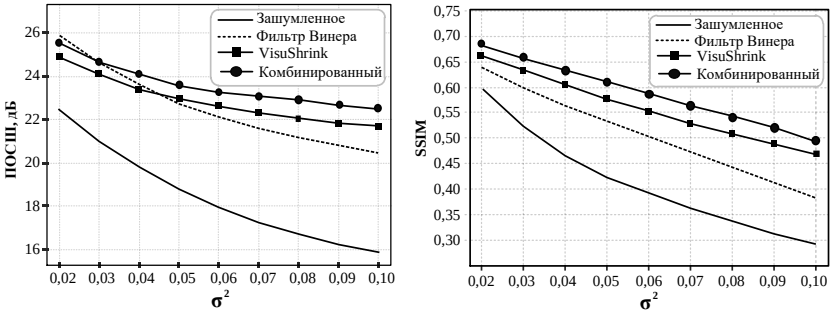
Предложенный алгоритм включает следующие шаги.

1. Выделение однородных и неоднородных областей изображения. Для решения данной задачи используется метод текстурного анализа, основанный на локальных статистических характеристиках изображения.

2. Фильтрация по областям изображения. После сегментации изображения по критерию однородности для каждого класса областей применяется соответствующий метод фильтрации: модифицированный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с усилением НЧК применяется к неоднородным областям, а фильтр Винера — к однородным областям.

Вычислительные затраты алгоритма складываются из этапа текстурной сегментации на основе локальной дисперсии $O(N^2m^2)$ и условного применения фильтра Винера или вейвлет-пороговой обработки $O(N^2)$.

Результаты эксперимента представлены на рис. 3. Анализ приведённых данных показывает, что предложенный алгоритм позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем всего на 0,7 дБ и 8 % по сравнению с методом VisuShrink, а также на 1,0 дБ и 17 % по сравнению с фильтром Винера. Но, с другой стороны, наблюдается сильное снижение GMSD на 9 % и 13 % соответственно, что означает значительное снижение артефактов и проявляется визуально в отсутствии размытия краев объектов, практическим отсутствием ложных объектов, заметных текстурных искажений.



а) ПОСШ б) SSIM

Рисунок 3 – Зависимость ПОСШ и SSIM от дисперсии шума

4. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения метода NLM в области вейвлет-преобразования

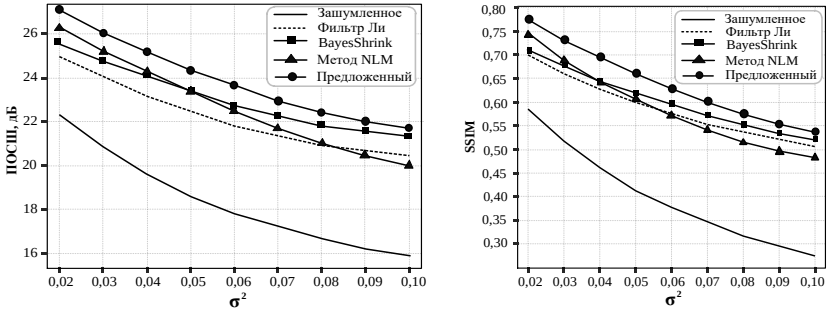
В отличие от «классической» реализации в данном алгоритме метод нелокального усреднения (NLM) не применяется непосредственно к изображению на уровне пикселей, а используется для обработки вейвлет-коэффициентов. Предложенный алгоритм включает следующие шаги.

1. К искажённому изображению применяется СВП первого уровня, в результате чего формируются четыре субполосы (LL_1, LH_1, HL_1, HH_1).

2. Обработка субполос вейвлет-коэффициентов.

Коэффициенты субполосы аппроксимации (LL_1) обрабатываются непосредственно методом NLM, поскольку в этой субполосе сосредоточены низкочастотные компоненты. Обработка вейвлет-коэффициентов высокочастотных субполос осуществляется в два этапа. На первом этапе применяется пороговая обработка, что ускоряет последующий поиск похожих патчей в рамках метода NLM. На втором этапе применяется метод NLM, направленный на удаление остаточного шума и устранение артефактов.

3. Выполняется обратное СВП над обработанными вейвлет-коэффициентами. В результате получается оценка оригинала изображения.



а) ПОСШ б) SSIM

Рисунок 4 – Зависимость ПОСШ и SSIM от дисперсии шума

Результаты эксперимента представлены на рис. 4. Анализ приведённых данных показывает, что предложенный алгоритм позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем на 0,9 дБ и 6 % по сравнению с вейвлет-методом BayesShrink, а также на 1,7 дБ и 10 % по сравнению с фильтром Ли. Кроме того, наблюдается снижение GMSD на 10 % и 16 % соответственно. Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой $O(N^2S^2P^2)$ по времени и $O(N^2S^2)$ по памяти, где S и P – размеры окна поиска и патча соответственно.

5. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения архитектуры нейронной сети U-Net в области вейвлет-преобразования.

В отличие от известных нейросетевых методов и алгоритмов, в которых нейронная сеть (НС) оперирует непосредственно с пикселями изображений, предложенный алгоритм работает в области вейвлет-коэффициентов.

Для обучения НС формируется обучающий набор данных (неискажённые изображения – зашумлённые изображения). На первом шаге к каждому зашумлённому и соответствующему ему эталонному (неискажённому) изображению применяется СВП первого уровня. В результате каждое изображение представляется в виде четырёх субполос вейвлет-коэффициентов *LL*, *LH*, *HL* и *HH*, отражающих соответственно низкочастотную и высокочастотные составляющие по различным направлениям. Коэффициенты субполос зашумлённого изображения объединяются в четырёхканальный входной тензор [B,4,H,W], который подаётся на вход сети U-Net, а соответствующие коэффициенты субполос неискажённого изображения используются как целевое выходное представление при обучении.

Для оптимизации параметров модели предлагается использовать комбинированную функцию потерь, которая состоит из двух основных компонентов: L1-Loss и SSIM Loss. Для низкочастотной субполосы *LL* приоритет отдаётся L1-Loss, который эффективно минимизирует абсолютные ошибки интенсивности пикселей и способствует точному восстановлению глобальных характеристик. Для высокочастотных субполос *LH*, *HL* и *HH*, содержащих детализированную информацию о границах и текстурах, предпочтение отдаётся SSIM, как метрике, более точно отражающей структурное сходство и лучше сохраняющей визуальное качество мелких деталей.

Предложенный алгоритм включает следующие шаги.

1. Вейвлет-декомпозиция. Применение СВП первого уровня к изображению. В результате получается 4 субполосы: LL_1, LH_1, HL_1, HH_1.

2. Усиление НЧК. Для LL_1 выполняется СВП с целью получения соответствующих субполос LL_2, LH_2, HL_2, HH_2. Для усиления НЧК производится суммирование вейвлет-коэффициентов деталей, полученных первом шаге, с вейвлет-коэффициентами деталей LH_2, HL_2, HH_2. В результате формируются новые массивы вейвлет-коэффициентов LH_1y, HL_1y, HH_1y.

3. Модифицированные вейвлет-коэффициенты высокочастотных субполос объединяются в трёхканальное представление, конкатенируются с субполосой LL_1 (в качестве четвёртого канала) и подаются на вход НС U-Net. Сеть обучается предсказывать карту шума субполос.

4. Формирование оценки оригинала (то есть очищенного от спекл-шума) изображения осуществляется путём вычитания предсказанных НС шумовых составляющих из соответствующих вейвлет-коэффициентов субполос с последующим применением обратного СВП.

Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой $O(N^2C)$ по времени и $O(N^2 + P_U)$ по памяти, где C − константа, зависящая от числа каналов и размеров ядер свёртки; P_U − число параметров.

Анализ результатов эксперимента показывает, что предложенный алгоритм позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем на 0,6 дБ и 5 % по сравнению с известной архитектурой «U-Net», а также на 1,4 дБ и 9 % по сравнению с известной архитектурой «DnCNN». Кроме того, наблюдается снижение GMSD на 7 % и 12 % соответственно.

В третьей главе разработаны и исследованы алгоритмы фильтрации зашумленных изображений на основе обработки ПОД вейвлет-преобразования с использованием архитектур нейронных сетей LSTM и трансформера.

Пусть $w_{k,o}(i,j)$ обозначает вейвлет-коэффициент на уровне k, ориентации $O \in \{H,V,D\}$ и пространственной позиции (i,j). Тогда ПОД, корень которого расположен в (i_0, j_0) на самом верхнем уровне K, определяется рекурсивно как:

$$T^{(o)}_{L,i_0,j_0} = \left\{ w_{k,o}(i,j) \middle| k = K, K-1, K-2, .., 1; (i,j) \in W_k(i_0, j_0) \right\}, \quad (5)$$

где $W_k(i_0, j_0)$ − множество позиций на уровне k, соответствующих пространственному «наследию» корня (i_0, j_0).

Неискажённые изображения могут быть описаны как совокупность кусочно-регулярных структур, для которых характерна локальная однородность. При вейвлет-декомпозиции таких изображений коэффициенты, организованные в рамках ПОД, демонстрируют упорядоченное и монотонное убывание амплитуд по уровням декомпозиции: значимые коэффициенты сосредоточены вблизи особенностей (границ, углов), а в однородных областях они стремятся к нулю плавно, без резких скачков. При наличии шума кусочно-регулярная структура сигнала нарушается – в однородных областях появляются ложные высокочастотные компоненты, что приводит к хаотичному распределению и аномальному повышению амплитуд вейвлет-коэффициентов в узлах ПОД, нарушая естественный характер их затухания. Это различие позволяет использовать ПОД как базовую единицу анализа при фильтрации: вместо обработки отдельных коэффициентов на каждом уровне декомпозиции (в каждой субполосе) алгоритм оценивает «значимость» всего ПОД на основе совместной статистики его узлов.

Обработка ПОД с использованием архитектуры рекуррентной нейронной сети LSTM.

В контексте обработки вейвлет-коэффициентов искаженного изображения структура ПОД, представленная в виде упорядоченной последовательности, может служить входным сигналом для RNN-LSTM.

Для обработки ПОД предлагается использовать параллельную трёхканальную архитектуру, обозначенную как SOT_LSTM, в которой каждый канал (горизонтальный, вертикальный, диагональный) содержит собственную сеть RNN-LSTM, предназначенную для обработки ПОД соответствующего направления.

Входной слой каждого канала принимает последовательность вейвлет-коэффициентов, извлечённых из ПОД соответствующего направления. Скрытые LSTM-слои в каждом канале обрабатывают входную последовательность с учётом пространственной зависимости и контекста предыдущих коэффициентов в своём направлении. Выходной слой каждого канала генерирует оценки вейвлет-коэффициентов для соответствующего направления.

Для обучения сети формируется обучающий набор данных: на основе пар «неискажённое изображение – зашумлённое изображение» формируются соответствующие пары последовательностей ПОД.

Трёхканальная SOT_LSTM обучается параллельно: каждый канал получает на вход зашумлённые коэффициенты своего направления и обучается предсказывать соответствующие оценки вейвлет-коэффициентов.

Для обучения трёхканальной архитектуры SOT-LSTM применяется иерархическая функция потерь, основанная на среднеквадратичной ошибке, которая учитывает многоуровневую структуру ПОД. Ошибкам оценки коэффициентов на нижнем уровне разложения присваивается больший вес, чем ошибке оценки коэффициентов на более высоких уровнях разложения. Общая функция потерь рассчитывается как среднее арифметическое по трём каналам.

Алгоритм обработки ПОД реализуется по следующим шагам.

1. К изображению применяется БВП уровня L с использованием выбранного вейвлет-базиса. В результате получается одна низкочастотная субполоса A_L и высокочастотные субполосы (H_1, V_1, D_1,…,H_L, V_L, D_L), соответствующие различным направлениям и уровням разложения.

2. Формируются ПОД вейвлет-коэффициентов деталей в каждом направлении H, V и D.

3. Формируется представление ПОД для входа в SOT_LSTM путём упорядочения всех вейвлет-коэффициентов, извлечённых из каждого ПОД, в фиксированную последовательность.

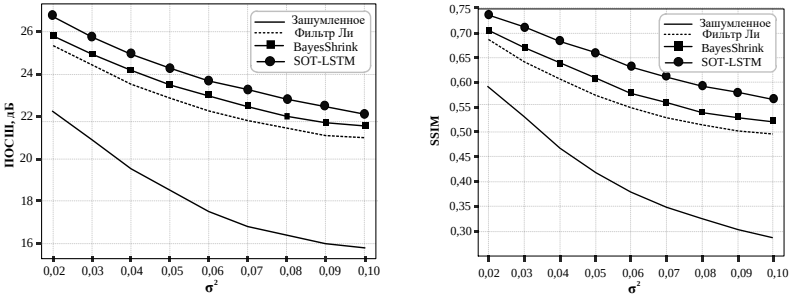
4. Сформированные ПОД подаются на вход соответствующих каналов обученной трехканальной SOT_LSTM. Каждый канал сети генерирует последовательность оценок вейвлет-коэффициентов для своего направления.

5. Выполняется реконструкция субполос деталей на основе полученного нового множества ПОД.

6. Полученные субполосы деталей объединяются с низкочастотной субполосой A_L, после чего выполняется обратное вейвлет-преобразование, в результате которого формируется оценка неискаженного изображения.

Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой $O(N^2.d_L^2)$ по времени и $O(N^2 + P_L)$ по памяти, где d_L − размерность скрытого состояния, P_L − число обучаемых параметров трёхканальной LSTM.

Результаты эксперимента представлены на рис. 5. Анализ приведённых данных показывает, что предложенный алгоритм SOT-LSTM позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем на 0,8 дБ и 8 % по сравнению с вейвлет-методом BayesShrink, а также на 1,4 дБ и 12 % по сравнению с фильтром Ли. Кроме того, наблюдается снижение GMSD на 9 % и 15 % соответственно.



а) ПОСШ б) SSIM

Рисунок 5 – Зависимость ПОСШ и SSIM от дисперсии шума

Обработка ПОД с использованием архитектуры нейронной сети трансформера.

Для обработки ПОД предлагается модифицированная архитектура трансформера, включающая только кодировщик и адаптированная для решения задачи последовательной регрессии. В качестве входа используется последовательность вейвлет-коэффициентов, извлечённых из ПОД зашумлённого изображения, а на выходе формируются их оценки.

Предлагаемая модель, обозначенная как SOT_TRANS, включает следующие ключевые компоненты.

1. Входное линейное проецирование. Каждый скалярный вейвлет-коэффициент преобразуется в векторное представление.

2. Иерархическое позиционное кодирование. Данный механизм объединяет два комплементарных компонента: уровневый эмбеддинг и синусоидальное порядковое кодирование. Уровневый эмбеддинг представляет собой дискретное векторное отображение, явно кодирующее масштабный уровень (глубину декомпозиции) каждого коэффициента в ПОД.

3. Кодировщик. В архитектуре SOT_TRANS используются три независимых, идентичных канала, соответствующие направлениям *H*, *V* и *D*.

4. Межканальный агрегатор. Этот механизм позволяет коэффициентам из разных ориентационных каналов обмениваться контекстной информацией и устанавливать кросс-ориентационные зависимости.

5. Выходной регрессионный слой. Каждый канал проходит через собственный выходной слой, реализованный в виде отдельного линейного преобразования. В результате для каждого канала формируется обновлённая последовательность.

Для обучения модели используется иерархическая функция потерь, аналогичная применявшейся выше при обучении LSTM.

Алгоритм обработки ПОД реализуется по следующим шагам.

1. К изображению применяется БВП уровня L с использованием выбранного вейвлет-базиса. В результате получается одна низкочастотная субполоса A_L и высокочастотные субполосы (H_1, V_1, $D_1,\ldots,H_L$, V_L, D_L), соответствующие различным направлениям и уровням разложения.

2. Формируются ПОД вейвлет-коэффициентов деталей в каждом направлении H, V и D.

3. Формируется представление ПОД для входа в SOT_TRANS путём упорядочения всех вейвлет-коэффициентов, извлечённых из каждого ПОД, в виде фиксированной последовательности.

4. Последовательности вейвлет-коэффициентов, полученные на шаге 3, подаются на вход SOT_TRANS в виде одномерного временного ряда скалярных значений. Сеть предсказывает последовательность оценок вейвлет-коэффициентов.

5. Выполняется реконструкция субполос деталей на основе полученного нового множества ПОД.

6. Полученные субполосы деталей объединяются с низкочастотной субполосой A_L, после чего выполняется обратное вейвлет-преобразование, в результате которого формируется оценка неискаженного изображения.

Вычислительная сложность алгоритма определяется асимптотикой $O(N^2 4^L d_T)$ по времени и $O(N^2+P_T)$ по памяти, где L – уровень декомпозиции, d_T – размерность эмбеддинга, P_T – параметры трёхканального трансформера.

Анализ экспериментальных данных показывает, что предложенный алгоритм SOT-TRANS позволяет повысить ПОСШ и SSIM в среднем на 1,1 дБ и 1 % по сравнению с вейвлет-методом BayesShrink, а также на 1,7 дБ и 15 % по сравнению с фильтром Ли. Кроме того, наблюдается снижение GMSD на 11 % и 17 % соответственно.

Пример обработки одного из тестовых изображений, искажённого спекл-шумом, с помощью предложенного алгоритма SOT_TRANS приведён на рис. 6. Из рис.6 видно, что на обработанном изображении практически полностью отсутствует шум и размытие контуров объектов минимально.



а) зашумленное изображение



б) обработанное изображение

Рисунок 6 – Результаты обработки тестового изображения

В четвёртой главе представлен модифицированный программный комплекс IMPROC. Описаны общая архитектура программного комплекса, режимы его функционирования и пользовательский интерфейс. Программный комплекс реализован на языке Python с графическим интерфейсом и включает модули загрузки изображений, выбора метода, алгоритмов обработки, визуализации, оценки и сохранения результатов обработки.

Заключение. В диссертации решена научно-техническая задача разработки алгоритмов вейвлет-фильтрации и нейросетевой обработки зашумленных изображений, имеющая важное теоретическое и прикладное значение. В рамках решения поставленной задачи получены следующие основные результаты.

1. Модифицированный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с усилением НЧК в высокочастотных субполосах, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 4,6 дБ, SSIM – на 48 %, а также снизить GMSD в среднем на 40 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

2. Адаптивный алгоритм пороговой обработки вейвлет-коэффициентов с локальной оценкой дисперсии шума, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 5,4 дБ, SSIM – на 56 %, а также снизить GMSD в среднем на 45 % по сравнению с исходным зашумлённым изображение.

3. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе пороговой вейвлет-обработки и фильтра Винера с использованием текстурного анализа, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 4,9 дБ, SSIM – на 52 %, а также снизить GMSD в среднем на 43 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

4. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения метода NLM в области вейвлет-преобразования, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 5,2 дБ, SSIM – на 58 %, а также снизить GMSD в среднем на 47 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

5. Алгоритм фильтрации зашумленных изображений на основе применения архитектуры нейронной сети U-Net в области вейвлет-преобразования, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 6,9 дБ, SSIM – на 69 %, а также снизить GMSD в среднем на 62 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

6. Алгоритм обработки ПОД вейвлет-коэффициентов с использованием архитектуры рекуррентной нейронной сети LSTM, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 5,8 дБ, SSIM – на 58 %, а также снизить GMSD в среднем на 54 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

7. Алгоритм обработки ПОД вейвлет-коэффициентов с использованием архитектуры нейронной сети трансформера, который позволяет повысить ПОСШ в среднем на 6,0 дБ, SSIM – на 62 %, а также снизить GMSD в среднем на 52 % по сравнению с исходным зашумлённым изображением.

8. Программный комплекс IMPROC, интегрирующий разработанные алгоритмы.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в журналах, рекомендованных ВАК

1. Чинь В.Т. Фильтрация зашумленных изображений на основе нейросетевой обработки пространственно ориентированных деревьев вейвлет-преобразования / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2025. – № 94. – С. 114-123.

2. Чинь В.Т. Фильтрация спекл-шума радиолокационных изображений на основе обработки пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования с помощью Трансформера / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Цифровая обработка сигналов. – 2025. – № 4. – С. 75-81.

3. Чинь В.Т. Подавление спекл-шума изображений на основе усиления низкочастотных компонент в высокочастотных субполосах вейвлет-преобразования с использованием нейронной сети U-Net / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь, А.В. Титова // Инженерный вестник Дона. – 2026. – № 2.

4. Чинь В.Т. Метод фильтрации спекл-шума изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой, на основе вейвлет-преобразования и нелокального усреднения / В.Т. Чинь // Инженерный вестник Дона. – 2026. – № 2.

Публикации, индексируемые в базе данных Scopus

5. Y.S. Bekhtin and V.T. Trinh “Wavelet-based Filtering of Noisy Images by Amplification of Low-Frequency Components in High-Frequency Subbands”, 2025 27th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA), Moscow, Russian Federation, 2025, pp. 1-4.

6. Y.S. Bekhtin and V.T. Trinh, "Combined Speckle Removal Based on the Wiener Filter and Wavelet Transform using Texture Analysis," 2025 7th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), Moscow, Russian Federation, 2025, pp. 1-5.

Публикации в других изданиях

7. Чинь В.Т. Вейвлет-фильтрация зашумленных изображений с использованием их аппроксимаций в субполосах деталей / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Сборник трудов 34-й Международной конференции по компьютерной графике и машинному зрению «ГрафиКон2024». – Омск. – 2024. – С. 525-531.

8. Чинь В.Т. Сравнение эффективности различных типов вейвлетов при шумоподавлении изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Материалы IX Всероссийской научно-технической конференции «Актуальные проблемы современной науки и производства». – Рязань. – 2024. – С. 342-349.

9. Чинь В.Т. Комбинирование пространственной и частотной фильтрации для подавления спекл-шума изображений / В.Т. Чинь // Сборник трудов VIII Международного научно-технического форума «Современные технологии в науке и образовании». – Рязань. – 2025. – С. 131-136.

10. Чинь В.Т. Вейвлет-фильтрация зашумленных изображений на основе выделения контуров объектов и низкочастотных компонентов в субполосах деталей / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Сборник материалов XVIII Международной

научно-технической конференции «Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов и обработки изображений». – Курск. – 2025. – С. 59-61.

11. Чинь В.Т. Адаптивный метод фильтрации спекл-шума изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой на основе вейвлет-преобразования / Ю.С. Бехтин, В.Т. Чинь // Материалы X Всероссийской научно-технической конференции «Актуальные проблемы современной науки и производства». – Рязань. – 2025. – С. 480-487.

Свидетельства о регистрации программы для ЭВМ

12. Чинь В.Т., Бехтин Ю.С. Программа фильтрации зашумленного изображения на основе усиления низкочастотной части спектра в субполосах его вейвлет-преобразования: свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ. № RU 2025662576. – 2025.

13. Чинь В.Т., Бехтин Ю.С. Программа комбинированной фильтрации спекл-шума на основе фильтра Винера и вейвлет-преобразования с помощью текстурного анализа: свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ. № RU 2025662318. – 2025.

14. Чинь В.Т., Бехтин Ю.С. Программа фильтрации спекл-шума на основе обработки пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования LSTM рекуррентной нейронной сетью: свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ. № RU 2025691614. – 2025.

15. Чинь В.Т., Бехтин Ю.С. Программа фильтрации радиолокационных изображений на основе обработки пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования с помощью Трансформера: свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ. № RU 2026611911. – 2026.

ЧИНЬ Ван Тоан

АЛГОРИТМЫ ВЕЙВЛЕТ-ФИЛЬТРАЦИИ И НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ УСИЛЕНИЯ НИЗКОЧАСТОТНЫХ КОМПОНЕНТ

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Подписано в печать ___ . ____. 2026. Формат бумаги 60×84 1/16.
Бумага офсетная. Печать трафаретная. Усл. печ. л. 1,0.
Тираж 100 экз. Заказ _____
Рязанский государственный радиотехнический университет.
390005, г. Рязань, ул. Гагарина, 59/1.
Редакционно-издательский центр РГРТУ.