

На правах рукописи



**Назмутдинова Айгуль Илсуровна**

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА ИНТЕРПРЕТАЦИИ  
КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ ПЛОЩАДНЫХ ОБЪЕКТОВ МЕСТНОСТИ  
НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка  
информации (в науке и технике)

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Ижевск – 2016

Работа выполнена в ФГБУН «Физико-технический институт Уральского отделения Российской академии наук», г. Ижевск

**Научный руководитель:** кандидат технических наук, старший научный сотрудник **Милич Владимир Николаевич**, ФГБУН ФТИ УрО РАН, заведующий отделом «Исследование и диагностика пространственных структур»

**Официальные оппоненты:** доктор технических наук, профессор **Крашенинников Виктор Ростиславович**, ФГБОУ ВО «Ульяновский государственный технический университет», заведующий кафедрой «Прикладная математика и информатика»;

кандидат технических наук, доцент **Труфанов Игорь Васильевич**, АО «Научно-исследовательский институт точных приборов», начальник отдела разработки и сопровождения программного обеспечения систем специального назначения

**Ведущая организация:** ФГБУН «Институт математики и механики им. Н.Н. Красовского Уральского отделения Российской академии наук»

Защита состоится «8» июня 2017 года в 11 часов на заседании диссертационного совета Д 212.065.06 в Ижевском государственном техническом университете имени М.Т. Калашникова по адресу: 426033, г.Ижевск, ул. 30 лет Победы, 2, корпус 5.

С диссертацией и авторефератом можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический университет имени М.Т.Калашникова», <http://istu.ru>.

Автореферат разослан « » 2017 г.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенных гербовой печатью, просим направлять на имя ученого секретаря диссертационного совета по адресу: 426069, г. Ижевск, ул. Студенческая, д.7, ИЖГТУ имени М.Т. Калашникова.

Ученый секретарь  
диссертационного совета Д 212.065.06  
кандидат технических наук, доцент



В.Н. Сяктерев

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность.** Рациональное природопользование является одним из приоритетных направлений развития науки, технологий и техники в Российской Федерации. Кроме того, в перечне технологий (утвержден распоряжением правительства РФ с изменениями от 14.06.2013), имеющих важное социально-экономическое значение или важное значение для обороны страны и безопасности государства (критических технологий), значатся:

- технологии мониторинга и прогнозирования состояния окружающей среды, предотвращения и ликвидации ее загрязнения;
- технологии предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера.

Решение задач развития указанного приоритетного направления и перечисленных критических технологий невозможно без разработки новых эффективных методов оценки характеристик и состояния природных объектов, что обосновывает актуальность выполненной работы. Наиболее массовыми объектами территории являются площадные объекты растительных покровов и грунтов. Эти объекты (леса, поля, пустынные территории) являются с одной стороны одним из основных природных ресурсов России, а с другой стороны они наиболее трудны для оценки их состояния ввиду значительного разнообразия и огромных площадей. Именно для них очень важно проводить мониторинг состояния и оценку ресурсов, и именно они являются индикатором различных процессов загрязнения и чрезвычайных ситуаций.

Одним из основных средств исследования природных ресурсов, позволяющим обеспечить рациональное природопользование, является в настоящее время дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ). Мультиспектральные данные высокого разрешения, получаемые в результате многозональной съемки, способны охватывать большие территории и отражать отличительные особенности тех или иных объектов. Например, для лесов такими особенностями являются видовой состав, возраст, лесотаксационные характеристики, фенологическое состояние, характеризующее экологическую ситуацию, и др. Однако, классификация космических изображений существующими попиксельными методами, реализованными в стандартных программных продуктах для обработки данных ДЗЗ, не всегда приводит к корректным результатам. Поэтому необходима разработка новых методов, которые бы позволили с приемлемой точностью проводить классификацию площадных объектов местности.

Кроме того, в настоящее время происходит постоянное совершенствование систем дистанционного зондирования, что позволяет получать снимки всё более высокого спектрального и пространственного разрешения. Существуют системы, позволяющие вести съемку в сотнях спектральных диапазонов. Пространственное разрешение снимков также постоянно совершенствуется. Если в 70-х годах каждый пиксель космического снимка соответствовал 80 метрам Земли, то сейчас существуют снимки с разрешением в 1 метр, а иногда и лучше. Старые методы, разработанные для снимков с более низким разрешением, не позволяют извлечь всю полезную информацию, содержащуюся в современных снимках. Поэтому существует потребность в новых методах интерпретации изображений площадных объектов местности, учитывающих преимущества современной многозональной съемки.

Таким образом, задача разработки метода интерпретации современных многозональных изображений высокого разрешения площадных объектов местности является актуальной задачей, решение которой позволит обеспечить получение информации необходимой при исследовании природных ресурсов и мониторинге экологического состояния местности.

#### **Степень разработанности темы.**

Исследования в области интерпретации площадных объектов местности на основе данных дистанционного зондирования Земли представлены в работах как российских, так и зарубежных авторов: Аковецкий В.И., Живичин А.Н., Кравцова В.И., Лабутина И.А., Мурынов А.И., Савиных В.П., Anderson J.R., Chandra A.M., Congalton R.G., Foody G.M., Haralick R.M., Schowengerdt R.A. Все перечисленные авторы подчеркивают важность развития работ по интерпретации данных ДЗЗ в направлении поиска эффективных признаков и методов принятия решений.

Существует множество программных продуктов, предназначенных для работы с мультиспектральными данными, для их обработки и последующей интерпретации. Прежде всего, это ENVI, ERDAS, Opticks, ER Mapper, IDRISI. Основным недостатком перечисленных систем, с точки зрения решения поставленной задачи, является попиксельная классификация, формирующая вектор признаков только из значений яркостей пикселей в разных каналах снимка или из вегетационных индексов, что недостаточно при работе с текстурными изображениями. Другие программы, в которых предусмотрено использование структурных признаков, также не позволяют получать результаты классификации трудноразличимых объектов с приемлемой точностью.

**Область исследований.** Диссертация соответствует пунктам 2, 3, 4, 5, 11, 12 Паспорта специальности «Системный анализ, управление и обработка информации»: п.2. Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации; п.3. Разработка критериев и моделей описания и оценки эффективности решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации; п.4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации; п.5. Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации; п.11. Методы и алгоритмы прогнозирования и оценки эффективности, качества и надежности сложных систем; п.12. Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации.

**Цель работы** – разработать и исследовать метод интерпретации многозональных космических изображений площадных объектов местности, который учитывает структурные и спектральные особенности изображений и с высокой точностью принимает решение о принадлежности объекта к классу.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1) выполнить анализ существующих систем признаков и методов принятия решений, используемых для классификации многозональных изображений, с учетом требований задачи интерпретации изображений площадных объектов местности и современных возможностей средств дистанционного зондирования Земли;

2) разработать систему признаков, которая способна наиболее полно описывать изображения площадных объектов местности с использованием спектральных и структурных особенностей материалов съемки;

3) разработать метод классификации, который способен работать как с дискретными, так и с непрерывными признаками, оценивать информативность признаков и принимать решение на основе вычисления оценок принадлежности объекта к классам;

4) провести экспериментальные исследования предложенных признаков и метода при классификации модельных текстур и изображений площадных объектов местности на реальных данных многозональной космической съемки;

5) исследовать возможности применения разработанной системы признаков для решения задач анализа материалов многозональной съемки с низколетящих летательных аппаратов.

**Объектом исследования** выступают многозональные космические снимки площадных объектов местности и системы их интерпретации.

**Предметом исследования** являются дешифровочные признаки изображений, основанные на использовании вейвлет-преобразования, и методы классификации изображений объектов.

### **Научная новизна**

1. Выполнен системный анализ задачи интерпретации космических снимков площадных объектов местности, в результате которого подтверждена необходимость разработки нового метода интерпретации, учитывающего пространственные и спектральные особенности изображений площадных объектов и способного решать поставленную задачу с высокой точностью.

2. Предложена и исследована система признаков, вычисляемая на основе вейвлет-преобразования изображений площадных объектов местности. В качестве отдельных признаков используются статистические и структурные характеристики результатов двумерного дискретного вейвлет-преобразования.

3. Разработан метод классификации, содержащий процедуры дискретизации значений признаков, оценки значимости признаков и принятия решений на основе оценок принадлежности объекта к классам.

4. В результате экспериментальных исследований на модельных примерах и реальных данных космической съемки были определены наилучшие параметры разработанного метода, обеспечивающие наиболее высокие показатели точности. В число таких параметров метода интерпретации входят: вид вейвлет-функции; уровень вейвлет-преобразования; количество сегментов области значений признаков; пороговое значение функции значимости.

5. Разработан метод выявления областей местности с характерными свойствами по мультиспектральным данным, полученным с беспилотных летательных аппаратов, с использованием системы из вейвлет-признаков. Метод основан на отборе наиболее информативных признаков вдоль базовой линии настройки метода.

### **Практическая значимость работы**

Разработанный метод интерпретации многозональных изображений площадных объектов местности способен с высокой точностью решать практические задачи классификации трудноразличимых объектов растительности.

Разработанный метод выявления областей местности с характерными свойствами по мультиспектральным данным, полученным с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), позволяет определять участки перспективные с точки зрения наличия археологических памятников.

**Методология и методы исследования.** В ходе диссертационного исследования применялись методы распознавания образов, статистические методы обработки данных, методы цифровой обработки сигналов, методы дешифрирования аэрокосмических снимков. Построение системы признаков было основано на теории вейвлет-анализа сигналов и изображений. Разработка метода принятия решения была основана на общих алгоритмах голосования и алгоритме распознавания объектов в условиях неполноты информации. Разработка программ и проведение экспериментов проводилось в среде программного продукта Opticks 4.11.0 на языке программирования Python.

#### **Положения, выносимые на защиту**

1. Результаты системного анализа задачи интерпретации космических снимков площадных объектов местности (п.2).
2. Система признаков интерпретации многозональных изображений лесной растительности, построенная на основе вейвлет-преобразования (п.4, 5).
3. Метод классификации, относящийся к семейству алгоритмов распознавания, основанных на вычислении оценок (п.4, 5), включающий в себя процедуру оценивания информативности признаков (п.3, 11).
4. Результаты экспериментальных исследований на модельных текстурах из альбома Бродаца и на космических снимках разных съемочных систем (п.3, 12).
5. Метод выявления областей местности с характерными свойствами по мультиспектральным данным, полученным с беспилотных летательных аппаратов (п.5, 12).

**Достоверность** выводов и результатов обеспечивается корректным использованием методов обработки изображений и математико-статистических методов обработки результатов экспериментальных исследований, подтверждается отсутствием противоречий с известными положениями и воспроизводимостью экспериментальных результатов, подтверждением результатов на нескольких наборах данных, включая снимки с разных съемочных систем.

**Апробация результатов работы.** Полученные результаты докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Всероссийской Школе-Конференции

Молодых Ученых «КоМУ-2013» - Ижевск, 2013; Всероссийской научно-практической конференции «Инновации в науке технике и технологиях» - Ижевск, 2014; X и XI Международных научно-технических конференциях «Приборостроение в XXI веке. Интеграция науки, образования и производства», 2014, 2015 и 2016 (дипломы второй и первой степени); IV Всероссийской конференции «Химическое разоружение-2015: итоги и аспекты технологических решений, экоаналитического контроля и медицинского мониторинга «СНЕМДЕТ-2015» - Ижевск, 2015; представлялись на Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов, молодых ученых и специалистов «Энергосбережение и инновационные технологии в топливно-энергетическом комплексе» - Тюмень, 2014; на Международной научной конференции МКО-2015-05; на ежегодных Региональных научно-технических конференциях «Информационные технологии в науке, промышленности и образовании», г. Ижевск (2015 и 2016 гг.).

**Личный вклад автора.** Автором лично предложена схема классификации, включающая процедуры дискретизации значений признаков, оценки значимости признаков и процедуру принятия решений на основе оценок принадлежности объекта к классам. Кроме того личный вклад автора заключается в выполнении анализа процедур вейвлет-преобразования изображений с целью поиска наиболее эффективных вариантов, реализации конкретных алгоритмов вейвлет-преобразования, разработке и реализации алгоритма отбора эффективных признаков изображений и метода принятия решений. Автором выполнены работы по разработке программ и проведению экспериментальных исследований с изображениями из альбома текстур Бродаца и изображениями съемочных систем RapidEye и QuickBird. Выполнено обобщение результатов и сделаны выводы об эффективности предлагаемого метода.

#### **Реализация результатов работы.**

Результаты диссертационной работы использованы в рамках госбюджетной НИР «Разработка и исследование электромагнитных и акустических методов диагностики пространственной структуры неоднородных сред, предельных состояний материалов, технических систем и методов пространственной локализации областей с характерными свойствами», № государственной регистрации 01201352089.

Результаты диссертационной работы использованы при выполнении работ по Соглашению о сотрудничестве с Министерством лесного хозяйства Удмуртской Республики от 01 июня 2013 года для исследования возможностей

обеспечения организации рационального, многоцелевого, непрерывного и неистощительного лесопользования, воспроизводства, охраны и защиты лесов по материалам многозональной космической съемки.

Тематика диссертационной работы поддержана грантом Российского Фонда Фундаментальных Исследований (проект № 15-06-04239 а).

Результаты разработки специализированного программного обеспечения зафиксированы в виде свидетельства государственной регистрации программы для ЭВМ «Программное обеспечение определения разновидностей объектов растительности по их многозональным изображениям» № 2016613178 от 18.03.2016.

**Публикации.** Результаты работы отражены в 13 публикациях, в том числе в 4 изданиях, рекомендованных ВАК.

**Структура и объем диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы. Объем диссертации составляет 158 страниц, работа содержит 36 рисунков. Список литературы насчитывает 143 наименования.

### КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность диссертационной работы, приведены цель и задачи исследования. Представлено краткое содержание работы, научная новизна и практическая значимость.

**В первой главе** представлен обзор литературы, который включает ссылки на работы как российских, так и зарубежных авторов. Рассмотрены основные понятия и термины, отражены особенности данных ДЗЗ, а также описаны этапы интерпретации мультиспектральных данных. Выделяется понятие трудноразличимых объектов местности на изображении на основании формулы вероятности визуального распознавания объектов, предложенной А.Н.Живичиным:

$$P = \exp \left[ - \left( B \frac{A}{L} \right)^2 \right],$$

где L – максимальный размер объекта на местности (м); A – минимальный размер различимой детали на местности (м); B – коэффициент распознавания формы объекта. При  $A \approx L$  объекты являются трудноразличимыми на изображении.

Наиболее характерными представителями трудноразличимых площадных объектов местности на снимках высокого разрешения (1-6 м) являются леса.

Рассмотрены существующие подходы к формированию систем признаков (вегетационные индексы, текстурные признаки, признаки Харалика и др.), методы принятия решения, используемые в работах рассматриваемого направления, и принятые оценки точности результатов классификации. Приведена сравнительная таблица наиболее значимых работ последних лет по классификации мультиспектральных данных с целью их интерпретации. В таблице представлены следующие данные: основа формирования признаков, метод классификации, состав распознаваемых классов объектов, результаты классификации, разрешение снимка, однородность природного состава площадных объектов и степень разрешимости структуры изображения объекта. Анализ таблицы показывает, что задачу классификации трудноразличимых изображений объектов местности нельзя назвать решенной, поскольку большинство работ рассматривает объекты, визуально различимые на снимке. Вместе с тем, в некоторых работах, рассматривающих объекты, которые можно отнести к трудноразличимым, приемлемая точность распознавания их изображений достигается при комбинировании признаков, характеризующих и спектральные, и структурные особенности. Перспективным способом формирования таких систем признаков по результатам анализа первой главы представляется использование вейвлет-анализа.

**Во второй главе** представлен системный анализ задачи интерпретации космических снимков площадных объектов местности, теоретические понятия, лежащие в основе используемой системы признаков, а также разработанный метод принятия решений.

В результате системного анализа выявлены основные свойства объектов местности и характеристики снимков, влияющие на постановку задачи и метод её решения, рассмотрено понятие трудноразличимых объектов на снимке. Сделаны выводы о наиболее важных факторах, которые необходимо учитывать при решении задач. Проведенный анализ также подтвердил необходимость разработки новых методов для распознавания трудноразличимых площадных объектов местности на снимках высокого разрешения. На рис.1 представлена обобщённая схема формирования изображения объекта местности средствами ДЗЗ.

Представлены основные понятия вейвлет-анализа, особенности некоторых вейвлет-функций, способы быстрого двумерного дискретного вейвлет-преобразования (ДВП). Определено понятие изображений ДВП - изображений, получаемых в результате проведения двумерного ДВП.

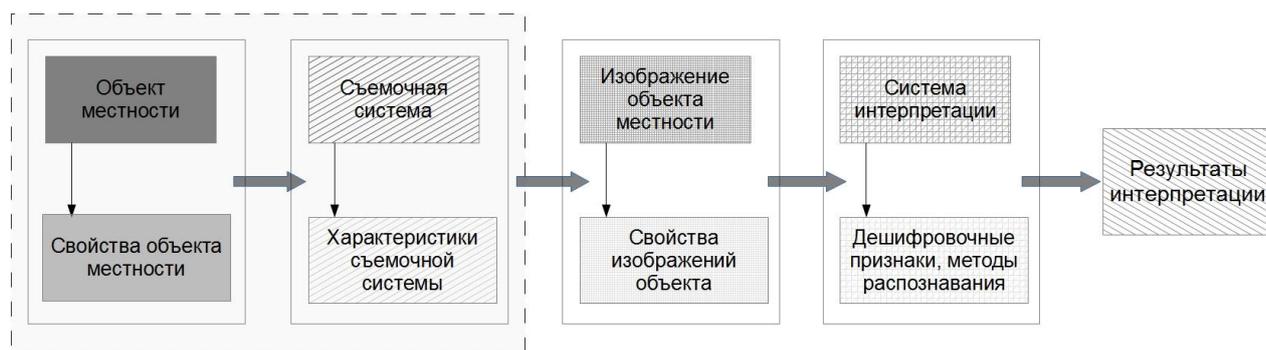


Рис.1. Обобщенная схема формирования изображения объекта местности средствами ДЗЗ

Одним из главных вопросов при проведении ДВП является выбор вейвлет-функции. В настоящей работе исследуются несколько вейвлет-функций (Хаара, Добеши, Шеннона-Котельникова, симлет, койфлет), выбор которых был основан на опубликованных исследованиях. Перспективным вейвлетом, встречающимся в работах по интерпретации многозональных изображений, является вейвлет Шеннона-Котельникова, связанный с одноименной теоремой.

Теорема Котельникова-Шеннона. Предположим, что непрерывная интегрируемая с квадратом функция  $f(t)$  на  $\mathbb{R}$  имеет преобразование Фурье  $\hat{f}(w)$  с компактным носителем, лежащим на промежутке  $[-\Omega; \Omega]$ . Если шаг выборки  $\Delta t$  такой, что  $\Delta t \leq \pi/\Omega$ , то функция  $f(t)$  может быть восстановлена единственным образом по выборочным данным  $x_n = f(n\Delta t)$ ,  $n \in \mathbb{Z}$  по формуле:

$$f(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} f(n\Delta t) \frac{\sin\left(\frac{\pi}{\Delta t} t - \pi n\right)}{\frac{\pi}{\Delta t} t - \pi n}. \quad (1)$$

Таким образом, согласно теореме, если функция  $f(t)$  обладает ограниченным по ширине Фурье-спектром, то она может быть полностью восстановлена по своим дискретным значениям по формуле (1).

Описан предлагаемый метод принятия решений. Каждый объект, участвующий в процессе классификации (обучающие и тестовые образцы), представляется вектором признаков  $\bar{y} = (y^1, y^2, \dots, y^n)$ , где  $n$  – количество используемых признаков для описания объектов. Проводится квантование значений признаков и их перевод к множеству дискретных значений  $\{0, 1\}$ . Для этого на множестве обучающих векторов определяют минимальное и максимальное значения каждого признака, которые принимаются за левую и

правую границы области значений. Полученные диапазоны разбиваются на  $t$  равных сегментов. Количество сегментов  $t$  является входным параметром метода. Каждому объекту по  $i$ -му признаку ставится в соответствие набор  $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{it})$ , в котором  $x_{ij}=1$ , если значение  $i$ -го признака попадает в сегмент  $j$ ,  $\sum_{j=1}^t x_{ij} = 1$ . То есть, от признаков  $y^i$ , в числе которых имеются как дискретные, так и непрерывные, осуществляется переход к бинарным векторам. Тогда один объект обучения задается вектором:

$$\bar{x} = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_t^1; x_1^2, x_2^2, \dots, x_t^2; \dots; x_1^n, x_2^n, \dots, x_t^n), \sum_{j=1}^t x_j^i = 1, i = \overline{1, n}. \quad (2)$$

В результате этапа обучения каждый класс распознавания  $C_k$  ( $k = \overline{1, M}$ ,  $M$  – количество классов объектов) задается набором векторов соответствующих обучающих образцов. То есть, классу  $C_k$  соответствует объединение  $\bigcup_{s=1}^{l_k} \bar{x}_s$ , где  $l_k$  – количество объектов обучения, принадлежащих  $C_k$ .

Процедура классификации каждого нового объекта распознавания  $\bar{x}$ , представленного в виде (2), сводится к сравнению  $\bar{x}$  с векторами  $\bar{x}_s$  обучающей выборки. При совпадении  $x^i$  с  $x_s^i$  ( $\bar{x}_s \in C_k$ ) объект  $\bar{x}$  получает голос за класс  $C_k$ . Суммарное количество голосов по всем признакам определяет оценку принадлежности  $\Phi_k$  объекта  $\bar{x}$  каждому классу  $C_k$ ,  $k = \overline{1, M}$ . В результате объект относится к классу с наибольшей оценкой  $\Phi_k$ .

Свойства процедуры принятия решений позволяют отнести разработанный метод к семейству алгоритмов распознавания, основанных на вычислении оценок. При этом опорными множествами, по которым проводится сравнение объектов распознавания и обучения, выступают сегменты признаков.

Дискретный вид таблицы обучения позволил получить оценки качества распознающего алгоритма в рамках теории минимизации эмпирического риска. Для предложенного описания векторов обучения число различных решающих правил не превосходит величины  $t \cdot n \cdot l$ , где  $t$  – количество сегментов разбиения диапазонов значений;  $n$  – количество признаков;  $l$  – объем обучающей выборки. Тогда уклонение вероятности ошибки от частоты ошибки оценивается величиной  $\varepsilon$  пропорциональной  $\frac{nl \cdot \ln t}{L}$ . Другими словами,

$$L \sim \frac{nl \cdot \ln t}{\varepsilon}.$$

Таким образом, объем контрольной выборки пропорционален размерности пространства признаков, что, с точки зрения, емкостных характеристик сопоставимо с семейством кусочно-линейных решающих правил. Отметим, что оценки объема выборки, зависящие от емкости семейства распознающих алгоритмов, являются принципиально значительно завышенными.

Для выбора наиболее информативных признаков изображений использована процедура оценки значимости признаков, предложенная в работах по поиску информации в базах данных, и осуществляемая по формуле:

$$F = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^t \left( u_{ij} \cdot \sum_{k=1, k \neq i}^M u_{kj} \right)}{\sum_{j=1}^t u_{ij}} \right) / (M \cdot (M - 1)), \quad (3)$$

где  $M$  – количество классов,  $t$  – количество сегментов, на которое разбиты диапазоны значений признаков,  $u$  – бинарный массив распределения значений признаков, построенный по правилу: если значение хотя бы одного образца  $i$ -го класса попадает в  $j$ -й сегмент, то  $u_{ij}=1$ ; иначе  $u_{ij}=0$ . Показатель значимости признаков (3) оценивает, насколько хорошо признак разделяет классы.  $F$  может принимать значения от 0 до 1, где 0 означает, что признак не обладает разделяющей способностью, а 1 – признак обладает максимальной разделяющей способностью с точки зрения предложенной оценки значимости.

Показатель  $F$  может быть использован не только для предварительного отбора наиболее информативных признаков, но и в качестве весового коэффициента при подсчёте голосов за классы. При вычислении оценок принадлежности объекта к классам наиболее значимые признаки будут больше влиять на результат, чем признаки, которые обладают меньшей разделяющей силой.

**В третьей главе** исследуется система признаков, основанная на вейвлет-преобразовании. Предложенная система строится из средних значений и стандартных отклонений, рассчитанных для всех изображений ДВП по всем каналам многозонального изображения, и обладает такими параметрами, как вид вейвлет-функции и уровень преобразования, наилучшие значения которых необходимо определить. Для этого были проведены исследования на модельных изображениях из альбома Бродаца, которые являются общепринятым источником

тестирования алгоритмов и программ распознавания изображений, и на космическом снимке съемочной системы RapidEye.

Для предварительного исследования системы признаков было выбрано 5 изображений из альбома текстур Бродаца, каждое из которых в ходе исследования рассматривалось в качестве одного класса распознавания. Проведены эксперименты по распознаванию 5 классов объектов с использованием метода минимального расстояния с мерой Евклида. Для формирования признаков использовались разные вейвлет-функции (Хаара, Добеши, койфлет, симлет, Шеннона-Котельникова) и разное количество уровней ДВП. Полученные результаты позволили сделать вывод, что система признаков, построенная на основе одноуровневого вейвлет-преобразования, и включающая в себя средние значения и стандартные отклонения изображений ДВП, способна эффективно распознавать текстуры друг от друга (общая точность составила 96 %). Кроме того, выявлено, что высокие уровни ДВП не всегда обеспечивают рост показателей точности классификации.

Дальнейшее исследование системы признаков производилось на мультиспектральных данных снимка RapidEye. Рассмотрено 6 классов объектов лесной растительности, при распознавании которых применялся разработанный метод классификации, основанный на вычислении оценок. При исследовании зависимости результатов классификации от материнской вейвлет-функции выявлено, что в рамках решения задачи классификации объектов лесной растительности, наиболее предпочтительными функциями выступают вейвлеты Хаара (90 %), Шеннона-Котельникова (93 %) и симлет (93 %).

В табл. 1 представлены результаты, полученные при классификации шести классов объектов лесной растительности на снимке RapidEye с использованием признаков, построенных на разных уровнях ДВП с выбранными вейвлет-функциями.

Таблица 1 – Результаты классификации с использованием признаков, построенных на разных уровнях ДВП и с разными вейвлет-функциями, где ОТ - общая точность классификации, К - коэффициент каппа

-	1 уровень ДВП		2 уровень ДВП		3 уровень ДВП	
	ОТ	К	ОТ	К	ОТ	К
Хаара	90 %	0.87	90 %	0.87	90 %	0.88
Симлет	93 %	0.91	89 %	0.86	92 %	0.90
Шеннона-Котельникова	93 %	0.91	89 %	0.86	90 %	0.87

Таким образом, наиболее эффективными признаками при рассмотрении изображений объектов лесной растительности являются вейвлет-признаки, рассчитанные на первом уровне ДВП с вейвлет-функциями Шеннона-Котельникова и симлета. Для увеличения показателей точности классификации целесообразно исследовать систему признаков, построенную на основе 1 уровня ДВП и дополненную другими структурными признаками.

Однако при анализе значимостей признаков выявлено, что в число наиболее информативных входит несколько признаков, сформированных по результатам 2 и 3 уровня вейвлет-преобразования. Следовательно, признаки, рассчитанные на каждом новом уровне, могут обладать полезной информацией в рамках решения поставленной задачи. Вместе с тем, увеличение количества уровней вейвлет-преобразования влечет существенное увеличение количества признаков, которые не обязательно являются полезными. Поэтому необходимо исследовать возможность использования порога для функции значимости признаков, что позволит уменьшить признаковое пространство и рассматривать только те характеристики, которые эффективны в рамках исследуемой проблемы.

При построении системы признаков, построенной на основе первого уровня ДВП и дополненной другими структурными признаками, для каждого канала многозонального изображения имеется 4 изображения ДВП. Предложена система признаков, включающая в себя характеристики, которые условно можно разбить на три группы.

Первая группа характеристик: средние значения и стандартные отклонения по матрицам всех изображений ДВП.

Во вторую группу признаков входят признаки, характеризующие особенности бинарных массивов с заданными порогами: количество пикселей, превышающих среднее значение; превышающих 0.75 от среднего значения; превышающих 1.25 от среднего значения; меньше 0; меньше 0.25 от среднего значения.

К третьей группе признаков относятся характеристики пиков на уровне среднего значения по матрицам изображений ДВП. При этом пиком мы называем сплошной участок пикселей, которые превышают заданный уровень (в данном случае, это уровень среднего значения). В систему признаков входят следующие характеристики: количество пиков; средняя площадь пиков; площадь максимального пика.

Эффективность предложенной системы признаков была исследована на модельных изображениях текстур из альбома Бродаца. Методом принятия

решения выступал разработанный метод, а при формировании признаков использовался вейвлет Хаара. Общая точность классификации составила 96 %. Анализ используемых признаков выявил, что в число наиболее информативных входят представители всех трех условных групп, введенных ранее.

Кроме того, предложенная система признаков была апробирована при распознавании 6 классов объектов лесной растительности на реальных данных снимка съемочной системы RapidEye. Результаты, полученные с использованием выбранных функций (вейвлеты Хаара, Шеннона-Котельникова и симлет) для формирования системы признаков, приведены в табл. 2. В силу того, что признаковое пространство имеет большую размерность (190), была введена процедура отбора наиболее информативных признаков с использованием функции значимости  $F(3)$  и установления на неё порога  $h$ , значения которого принимались равными 0, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7.

Таблица 2 – Общая точность классификации объектов лесной растительности на снимке RapidEye при разных значениях порога  $h$

Вейвлет-функция	$h=0$	$h=0.4$	$h=0.5$	$h=0.6$	$h=0.7$
Хаара	80.8 %	88.3 %	90.4 %	90.4 %	89.4 %
Шеннона-Котельникова	95.7 %	96.8 %	94.7 %	94.7 %	92.5 %
Симлет	77.7 %	89.4 %	93.6 %	94.7 %	88.3 %

Получено, что установление порога на функцию значимости признаков позволяет уменьшать признаковое пространство и увеличивать точность классификации. Отметим, что для вейвлета Шеннона-Котельникова при использовании признаков, значимость которых превышает 0.4 (48 признаков), получен результат на уровне 97 %. При этом, в число этих признаков вошли представители всех трех групп признаков рассмотренной системы.

Поскольку на космическом снимке объекты, представляющие один и тот же класс, могут располагаться со смещениями и поворотами относительно фрагментов, использованных для обучения, то необходимо исследовать устойчивость предложенных признаков к операциям поворота и сдвига.

В результате исследования, которое проводилось на текстурных изображениях из альбома Бродаца и изображениях со снимка съемочной системы QuickBird, выявлено, что группа признаков, характеризующая пики, показывает недостаточную инвариантность к преобразованиям сдвига и поворота. В дальнейшем рассмотрении эта группа признаков рекомендована к исключению.

Сопоставление результатов проведенных исследований позволяет говорить о том, что наиболее эффективная система признаков может состоять из статистических показателей изображений ДВП первого уровня, дополненных признаками, строящимися по бинарным массивам без характеристик пиков.

**В четвёртой главе** приведены результаты применения предложенной системы признаков и метода классификации при распознавании объектов лесной растительности на космических снимках съёмочных систем QuickBird, RapidEye и снимке с беспилотного летательного аппарата (БПЛА).

На снимке QuickBird (разрешение 2.44 м, 4 спектральных канала) выбрано 6 трудноразличимых классов объектов, для которых имеются участки, обеспеченные надежной справочной информацией: хвойный лес (класс I), лиственный лес (класс II), смешанный лес (класс III), вырубки с порослью (класс IV), вырубки без поросли (класс V), лес с остатками снега (класс VI).

На этапе формирования векторов признаков производилось простейшее одноуровневое вейвлет-преобразование Хаара. В качестве минимального набора признаков использовались средние значения и стандартные отклонения, рассчитанные по всем каналам всех изображений ДВП. На этапе принятия решения использовался классификатор минимального расстояния с мерой Евклида. Объем обучающей выборки составил 30 образцов, а контрольной - 60. Образцы для обучения и контроля не пересекаются.

Полученные вероятности успешной классификации разных классов изменяются от 80 до 100 %. Таким образом, использование признаков, построенных на основе даже простейшего вейвлет-преобразования Хаара, в совокупности с методом минимального расстояния позволяет классифицировать трудноразличимые объекты растительности с вероятностью распознавания каждого класса, превышающей 80 %.

Для апробации метода на снимке съёмочной системы Rapid Eye было рассмотрено шесть трудноразличимых классов объектов лесной растительности, описание которых представлено в табл. 3.

Классификация описанных в табл.3 объектов проводилась с использованием предложенного метода принятия решений. Для исследования зависимости результатов от параметра «количество сегментов» были проведены серии экспериментов со значениями этого параметра 4, 8, 10 и 12. Кроме того, в этих экспериментах варьировался уровень ДВП от 1 до 3. Оценки результатов классификации в виде общей точности (OT) и коэффициента каппа (K) для разных

вейвлет-функций представлены на рисунке 2, где тёмно-серый, серый и светло-серый цвета соответствуют первому, второму и третьему уровню ДВП.

Таблица 3– Исследуемые классы объектов

№ п/п	Объем тестов	Название класса	Описание класса
1	20	Смешанный лес	Лес, содержащий деревья березы и сосны
2	20	Лиственный лес	Лес, содержащий деревья березы и осины
3	21	Хвойный лес	Сомкнувшиеся культуры, состоящие из деревьев ели
4	21	Лиственный лес	Лес, содержащий деревья липы, березы и осины
5	20	Молодой хвойный лес	Посадки хвойного елового леса
6	22	Вырубки с подростом	Вырубки, покрытые кустарником и подростом деревьев

Наиболее высокие показатели точности ( $OT=98\%$ ,  $K=0.97$ ) получены при разбиении на 12 сегментов и проведении двухуровневого ДВП Шеннона-Котельникова.

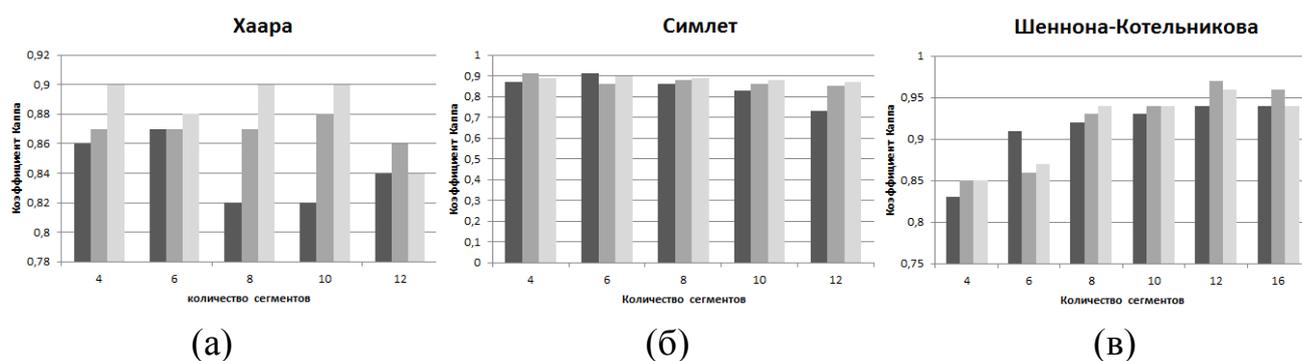


Рисунок 2 – Зависимость коэффициента каппа от уровня ДВП и количества рассматриваемых сегментов

В табл. 4 представлены наилучшие комбинации параметров вейвлет-преобразования и метода классификации, а также соответствующие им результаты для трех вейвлет-функций. Таким образом, наиболее перспективной является система признаков, построенная на основе двухуровневого вейвлет-преобразования Шеннона-Котельникова.

Таблица 4 – Наилучшие комбинации параметров метода интерпретации

Вейвлет-функция	Хаара			Симлет			Шеннона-Котельникова		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Уровень ДВП	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Число сегментов	6	4-10	4-10	6	4	6	12-16	12	12
OT, %	90	90	92	93	93	92	95	98	97
K	0.87	0.87	0.90	0.91	0.91	0.90	0.94	0.97	0.96

В последнее время становятся все более востребованными снимки с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Такие изображения охватывают гораздо меньшие площади территорий, чем при космосъемке, но имеют более высокое пространственное разрешение. В целях исследования возможностей разработанного метода при исследовании таких изображений, рассмотрен снимок с БПЛА с тремя спектральными каналами – зелёный, красный, ближний инфракрасный. Рассмотрено 4 класса объектов: 1. Высокая трава, редкие кустарники; 2. Скошенная трава; 3. Сухая трава; 4. Комплекс объектов растительности (трава, сухая трава, скошенная трава). Объем обучающей выборки составил 20 образцов, контрольной – 60. Обучающая и контрольная выборка не пересекаются. Параметр «количество сегментов» принимался равным 6, а при формировании признаков использовалось одноуровневое вейвлет-преобразование Шеннона-Котельникова. Общая точность классификации составила 97 % ( $K=0.96$ ), что свидетельствует об эффективности предложенного метода при классификации объектов растительности на многозональных снимках БПЛА высокого пространственного разрешения.

Разработанная система признаков была применена при решении задачи обнаружения областей с характерными свойствами в целях поиска территорий со значительной мощностью гумусированного слоя. Использован снимок, полученный с низколетящего БПЛА (рис. 3(а)) в ближнем инфракрасном (БИК) диапазоне и обладающий пространственным разрешением 0,2 м. В качестве эталонной карты использован фрагмент изображения, полученного в результате геофизических исследований той же территории (рис. 3(б)), где более тёмным цветом выделены участки с большей мощностью гумусированного слоя. Для адаптации разработанной системы признаков под поставленную задачу, используется базовая линия настройки метода, которая нанесена на оба изображения рис.3.

Вдоль базовой линии на изображении БИК рассчитывается профиль значений всех признаков путём сканирования окном размером  $16 \times 16$  пикселей, проведения одноуровневого вейвлет-преобразования Шеннона-Котельникова для этого окна и расчета среднего значения соответствующего изображения ДВП. Дополнительно строится единственный профиль яркостей пикселей вдоль базовой линии на эталонном изображении. Для отбора наиболее информативных признаков рассчитываются коэффициенты корреляции между всеми полученными профилями признаков на изображении БИК и профилем яркостей пикселей на эталонной карте. В результате этой процедуры выбраны два признака

с наибольшими значениями модулей коэффициентов корреляции – средние значения, рассчитанные по изображениям горизонтальных (0,600) и вертикальных деталей (0,498). Для интегрирования возможностей отобранных признаков используется их среднее значение. Полученную характеристику назовем индикатором характерной области. Модуль коэффициента корреляции между данными эталонной карты и индикатором характерной области составил 0,60.

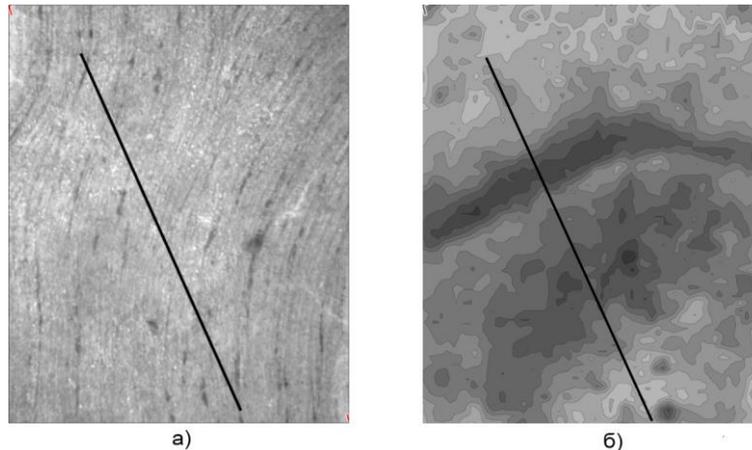


Рисунок 3 – а) снимок, полученный с БПЛА в БИК диапазоне; б) изображение, полученное в результате геофизических исследований

Результат применения предложенной процедуры преобразования ко всему исходному изображению БИК представлен на рис. 4 (справа). Темные участки на полученном изображении соответствуют темным участкам на изображении данных электроразведки (рис.4, слева) и представляют области с большей мощностью гумусированного слоя. Эллипсами оконтурены две выраженные характерные области гумусированного слоя на данных электроразведки и данных ДЗЗ. Сопоставление формы и размеров этих областей показывает высокую степень соответствия значений индикатора характерной области и геофизических данных.

Таким образом, мультиспектральные данные, получаемые с БПЛА, могут служить эффективным инструментом в задачах обнаружения областей с характерными свойствами, что подтверждается решением задачи обнаружения территорий со значительной мощностью гумусированного слоя.

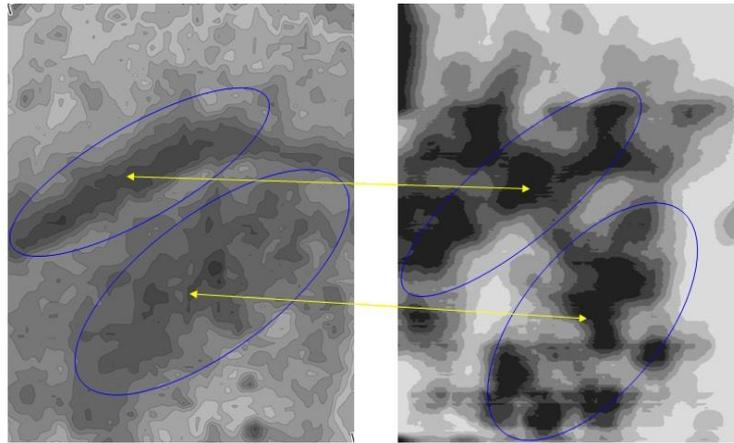


Рисунок 4 – Карты областей с характерными свойствами, полученные по данным электроразведки (слева) и мультиспектральным данным ДЗЗ (справа)

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе получены следующие результаты:

1) исследованы существующие методы интерпретации многозональных космических снимков земной поверхности с анализом их преимуществ и недостатков для различных видов площадных объектов. Установлена необходимость разработки метода, способного с высокой точностью классифицировать трудноразличимые площадные объекты местности на снимках высокого разрешения;

2) исследованы существующие подходы к формированию признаков, что позволило сделать вывод, что для полного описания объектов, обладающих спектральными и структурными особенностями, построение системы признаков должно основываться на вейвлет-преобразовании. Должен быть предусмотрен этап выбора наиболее информативных признаков;

3) разработана система признаков, основанная на вейвлет-преобразовании, способная учитывать частотные и пространственные особенности изображения;

4) разработан метод принятия решения, относящийся к разделу алгоритмов вычисления оценок, главными особенностями которого является дискретизация значений признаков и возможность оценки значимости признаков;

5) исследована зависимость результатов классификации от параметров вейвлет-преобразования: вейвлет-функция, уровень преобразования; и параметра метода принятия решений: количество сегментов;

б) проведены исследования по модельным изображениям текстур из альбома Бродаца, которые позволили сформировать эффективную систему признаков;

7) проведены исследования с использованием снимков нескольких съемочных систем при решении задач распознавания объектов растительности. Полученные результаты показывают, что точность классификации с использованием предложенного метода превышает показатель общей точности в 80 %, что является преимуществом по сравнению с известными результатами классификации в сравнимых условиях. Кроме того, в ходе исследований разработанного метода достигнуты результаты с максимальной точностью в 98 %;

8) выполненные исследования подтвердили эффективность метода для мультиспектральных данных нескольких съемочных систем с различным пространственным, спектральным и радиометрическим разрешением разрешением;

9) предложен и реализован метод использования разработанной системы признаков для выявления областей местности с характерными свойствами на мультиспектральных данных, полученных с БПЛА. Результаты, полученные при обнаружении территорий перспективных с точки зрения наличия археологических памятников, показали высокую степень соответствия со справочными данными;

10) перспективы развития разработанного метода по мнению автора заключаются в исследовании возможностей применения этого метода для решения задач, связанных с анализом разновременных мультиспектральных данных на одну и ту же территорию.

## **ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ АВТОРА ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

### **Список публикаций в журналах ВАК:**

1. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Исследование признаков, построенных на основе вейвлетов, при определении характеристик лесной растительности по результатам космической съемки // Вестник Ижевского государственного технического университета. – Ижевск: изд-во ИжГТУ, 2015. – №1. – С. 94-95.
2. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Исследование зависимости результатов классификации многозональных изображений лесной растительности от параметров вейвлет-преобразования // Автометрия. – Новосибирск: изд-во СО РАН, 2016. – т.52. – №3. С. 20 -27.

3. Журбин И.В., Милич В.Н., Назмутдинова А.И., Петров Р.П., Воробьева Н.Г. Комплексное применение низковысотной аэрофотосъемки и геофизических методов в археологических исследованиях // Инженерная физика. – М.: Научтехлитиздат, 2016. – №12. С. 74–81.

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016613178 от 18.03.2016. / Программное обеспечение определения разновидностей объектов растительности по их многозональным изображениям // А.И. Назмутдинова, В.Н. Милич; Опубл. – 20.04.2016.

**Другие публикации:**

5. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Исследование методов разделения классов в различных пространствах признаков при интерпретации материалов космической съемки // Сборник тезисов докладов: X Всероссийская школа-конференция молодых ученых «КоМу-2013». – 2013. – С. 66-67.

6. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Алгоритмическое и программное обеспечение вейвлет-анализа многозональных космических снимков // X Всероссийская научно-практическая конференция «Инновации в науке технике и технологиях» 28-30 апреля 2014: сборник статей. – Ижевск: Изд-во УдГУ, 2014. – С.189-191.

7. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Использование вейвлет-преобразования при анализе многозональных изображений объектов лесной растительности // Приборостроение в XXI веке – 2014. Интеграция науки, образования и производства: сб. материалов X Всерос. науч.-техн. конф. с междунар. участием (Ижевск, 12-14 нояб. 2014 г.). – Ижевск: Изд-во ИжГТУ имени М.Т. Калашникова, 2015. – С.588-591.

8. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Оценка влияния техногенных процессов на лесные территории с помощью метода, основанного на вейвлет-преобразовании многозональных изображений // Материалы Всероссийской научно-практической конференции «Энергосбережение и инновационные технологии в топливно-энергетическом комплексе». – 2015. – С.171-174.

9. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Исследование возможностей классификации многозональных изображений объектов лесной растительности с использованием вейвлет-признаков // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании: сб. тр.регион. науч.-техн. конф. (г. Ижевск, 23 мая 2015) / науч. ред. В.А. Куликов. – Ижевск: Изд-во ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, 2015. – С.99-104.

10. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Возможности экологического мониторинга территорий в районе опасных промышленных объектов по многозональным космическим изображениям земной поверхности // «Химическое разоружение-2015: итоги и аспекты технологических решений, экоаналитического контроля и медицинского мониторинга «СHEMDET-2015»: IV Всероссийская конференция, Ижевск, 14-18 сентября 2015 г.: сборник трудов. – Ижевск: ИМ УРО РАН, 2015. – С. 90-94.
11. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Метод интерпретации космических снимков площадных объектов местности на основе вейвлет-анализа // Приборостроение в XXI веке – 2015. Интеграция науки, образования и производства: сб. материалов XI Междунар. науч.-техн. конф. (Ижевск, 25–27 нояб. 2015 г.). – Ижевск: Изд-во ИжГТУ имени М.Т. Калашникова, 2016. – С.595-600.
12. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Применение вейвлет-признаков при классификации объектов на многозональных космических снимках // News of science: Proceedings of materials the international scientific conference. Czech Republic, Karlovy Vary - Russia, Moscow, 30-31 August 2015. P. 495 - 500.
13. Назмутдинова А.И., Милич В.Н. Применение многозональной съемки с низколетящих аппаратов для обнаружения областей с характерными свойствами // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании: сб. тр.регион. науч.-техн. конф. (г. Ижевск, 21 мая 2016) / науч. ред. В.А. Куликов. – Ижевск: Изд-во ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, 2016. – С.185-192.