

Министерство образования и науки Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ГЕОСИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ»  
(СГУГиТ)

---

Кафедра прикладной информатики  
и информационных систем

Бакалаврская работа соответствует установленным  
требованиям и направляется в ГЭК для защиты

Заведующий кафедрой \_\_\_\_\_ Т. Ю. Бугакова  
(подпись)

## БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

09.03.02 – Информационные системы и технологии

# ИССЛЕДОВАНИЕ УСТОЙЧИВОСТИ ФУНКЦИИ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ДЛЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОДНОТОННЫХ ОБЪЕКТОВ МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ

Выпускник \_\_\_\_\_ В.В.Процалыгина

Руководитель \_\_\_\_\_ М. М. Шляхова

Нормоконтролер \_\_\_\_\_ С. Ю. Кацко

Новосибирск 2016

## РЕФЕРАТ

Прошальгина Валерия Владиславовна. Исследование устойчивости функции плотности вероятности распределения для изображения однотонных объектов многоспектральных космических снимков.

Место дипломирования: Сибирский государственный университет геосистем и технологий, кафедра прикладной информатики и информационных систем.

Руководитель – канд. техн. наук, доцент СГУГиТШляхова М. М.

2016 г., специальность 09.03.02 - «Информационные системы и технологии», квалификация 62 - Бакалавр.

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ENVI, ПРОГРАММНЫЙ ПРОДУКТ MATLAB, МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫЕ КОСМИЧЕСКИЕ СНИМКИ.

55с., 29рис., 16 источник, 1приложение.

Целью выпускной работы является исследование устойчивости функции плотности вероятности распределения однотонных объектов многоспектральных снимков.

Для достижения поставленной цели нам необходимо решить следующие задачи:

- анализ программных продуктов и существующих источников данных для дешифрирования однотонных объектов многоспектральных космических снимков
- выполнить исследование статистических свойств яркостей изображений различных природных объектов на многоспектральных снимках;
- показать, что функция плотности распределения может служить устойчивым численным дешифровочным признаком изображения объекта;

## ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	6
1.РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ ЯРКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ.....	11
1.1Теоретическое обоснование применения статистических эталонов для дешифрирования объектов на многоспектральных снимках.....	11
1.2Статистический подход дешифрирования многоспектральных космических снимков.....	20
1.3Сегментация получения статистических эталонов.....	26
1.4Технологическая схема распознавания образов на основе статистических эталонов.....	29
1.5 Анализ программных продуктов для дешифрирования космических снимков с помощью программ Envi, MatLAB.....	30
1.6Типы данных дистанционного зондирования.....	34
2.ИССЛЕДОВАНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ ЯРКОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ РАЗЛИЧНЫХ ПРИРОДНЫХ ОБЪЕКТОВ НА МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКАХ IKONOS.....	38
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	49
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	50
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	52

## ВВЕДЕНИЕ

Развитие методов дешифрирования космических снимков, а так же средства космического мониторинга получаем широкие возможности, чтобы определить различные параметры природных комплексов и лесных массивов в частности, а также повышает оперативность получения информации, снижая при этом затраты, что существенно при больших объемах исследований, характерных для Российской Федерации.

Подавляющее большинство растительности разного типа обладает значительной вариативностью отражательной способности, что существенно осложняет использование методов дешифрирования многозональных космических снимков, в которых основным дешифровочным признаком является спектральная яркость объектов. Цифровая съемочная система оснащена измерениями спектральных яркостей в нескольких диапазонах в пространстве объектов и фиксирует измерения в плоскости изображения и при определенных условиях может рассматриваться как измерительная система. В этом случае нужно соотнести значения яркости изображения объекта в заданных каналах с соответствующими коэффициентами спектральной яркости объекта.

Системы получения информации на основе данных дистанционного зондирования и количественном подходе активно развиваются с начала 80-х годов XX века. В настоящее время разработаны различные методы цифровой обработки многозональных космических снимков и соответствующие специализированные программные продукты, такие как ENVI, ER-MAPPER, ERDAS Imaging, Geomatica и другие.

Автоматизированные методы успешно применяются в различных сферах исследования поверхности Земли для решения широкого круга задач: при мониторинге водных объектов, городских территорий, для сельского хозяйства, при проведении лесотаксационных работ и инвентаризации леса. В условиях России, где работы выполняются на обширных территориях, эффективное применение космических снимков возможно только при использовании

автоматических методов дешифрирования снимков. Несмотря на большое количество разработанных и используемых алгоритмов и методик, в области автоматизации дешифрирования существует ряд нерешенных проблем, связанных с отсутствием необходимого и достаточного набора дешифровочных признаков для оценки объектов и их состояния по снимкам при распознавании большинства естественных объектов.

Основным дешифровочным признаком чаще всего является спектральная яркость объекта, зафиксированная в виде значений яркости элементов цифрового изображения. Поскольку природные образования даже одного типа обладают различными отражательными характеристиками в силу многих причин, то очевидно, что само значение яркости объекта не может служить достаточным дешифровочным признаком. С другой стороны, в силу характеристик съёмочных систем, измерительный сигнал даже от одного пикселя уже является интегральной характеристикой свойств исследуемой территории.

Вероятностный характер такого распределения отражается в наборе значений яркостей, которые соответствуют одному объекту, то есть являются не конкретным числом, а некоторым распределением совокупности измерений – функцией, вид которой может быть однозначным признаком, поскольку представление информации в цифровом изображении уже переводит регистрируемый сигнал в разряд измерений. Кроме того, на спектральную яркость природных образований влияет большое количество факторов (условия съёмки, состояние атмосферы, вариативность отражательной способности) и, соответственно, численные значения может существенно изменяться для одного и того же объекта. Таким образом, для того чтобы на основе измерения яркости изображения получить спектральные яркости объекта с целью определить его тип, требуется установить функциональную зависимость с учетом всех факторов, влияющих на результаты измерений. Реально получить такую зависимость практически невозможно, так как яркости элементов многоспектрального изображения не могут однозначно определить тип объекта. Даже если задать определенный интервал изменения яркости, то однозначного решения не

получится, поскольку значения спектральных яркостей элементов изображения для различных природных и антропогенных образований перекрываются. Этим объясняется наличие ошибок, как кластерного анализа, так и методов с обучением.

Чем больше случайных событий (результатов измерений), тем очевиднее проявляются свойственные их совокупности специфические законы, поскольку массовость случайных явлений приводит к обеспечению статистической закономерности. Поэтому одним из вариантов решения проблемы является получение и использование статистических характеристик, описывающих распределение яркостей совокупности элементов, то есть получение функции распределения плотности вероятностей яркостей элементов, образующих изображение объекта.

Степень разработанности темы. Все методы дешифрирования в той или иной степени основаны на измерении абсолютной или относительной яркости отраженного от объекта потока лучистой энергии, однако само значение яркости в силу существенной изменчивости отражательной способности природных образований, как следует из вышеизложенного, не является достаточным дешифровочным признаком.

В связи с этим является актуальной задача разработки алгоритма дешифрирования, позволяющего оценить вид природного образования, а также его однородность на основе статистических характеристик яркости, отображающих вариативность его отражательной способности, что позволит увеличить достоверность результатов дешифрирования и эффективность природопользования.

Цель научного исследования – совершенствование методов автоматизированного дешифрирования на основе изучения статистических характеристик спектральных яркостей изображений объектов на многоспектральных снимках, создание статистических эталонов распределения яркостей объектов на изображениях и разработка новой методики распознавания объектов, основанной на использовании полученных статистических эталонов.

Научная новизна дипломной работы состоит в том, что разработан новый метод дешифрирования природных территориальных комплексов с использованием статистических эталонов, отличающийся от стандартных тем, что для описания характеристики объекта используются не отдельные численные значения яркостей элементов снимка, а функция распределения плотности вероятностей совокупности яркостей, составляющих изображение объекта, что позволяет повысить достоверность распознавания природных образований на снимках, в частности, при дешифрировании лесных массивов.

Теоретическая и практическая значимость дипломной работы:

– показано, что функция распределения плотности вероятностей позволяет характеризовать внутренние свойства объектов и соответственно эту характеристику можно использовать при распознавании объектов;

– разработана новая методика дешифрирования объектов на снимках на основе статистического подхода к распознаванию образов.

На основании выполненных исследований:

– получены статистические характеристики изображений для ряда природных объектов, для различных типов лесной растительности;

– разработана методика получения статистических эталонов, позволяющая создавать такие эталоны для объектов различных классов;

– разработана новая методика, позволяющая автоматизировать процесс дешифрирования природных объектов и повысить достоверность распознавания.

Положения, выносимые на защиту:

– функция плотности распределения яркостей изображений является устойчивым дешифровочным признаком для ряда природных объектов;

– методика оценки функции плотности распределения вероятностей яркостей изображений для получения статистических эталонов;

– метод дешифрирования на основе использования статистических эталонов;

– технологическая схема выполнения дешифрирования природных территориальных комплексов (на примере растительности) по предложенной методике.

Степень достоверности и апробация результатов исследования.

Достоверность разработанной методики подтверждается результатами экспериментальных работ, выполненных по многоспектральным космическим снимкам тестовых участков.

## 1. ТЕОРИТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ

### 1. РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ДЕШИФРИРОВАНИЯ СНИМКОВ

#### С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ ЯРКОСТИ

#### ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ

##### 1.1 Теоретическое обоснование применения статистических эталонов для дешифрирования объектов на многоспектральных снимках

Принципом получения информации различных съемочных систем являются измерения спектральных яркостей и выявление их результативности в формате изображений. Для отдельных измерений в видимости съемочных систем крепится навигация на местность (точку). Пространственная точность определения положения элемента изображения (пикселя) зависит от геометрии построения изображения в съемочной системе. Участок (пиксель), для которого фиксируется яркость, определяется мгновенным полем зрения съемочной системы. Пространственные измерения (измерения в направлении на точку) обладают достаточно высокой стабильностью, и связь между этими измерениями и положением объекта на местности может быть установлена с заданной точностью посредством функциональной математической модели.

В тоже время, измерения яркостей не стабильны, на эти измерения влияет большое количество различных факторов и, соответственно, функциональная математическая модель, устанавливающая связь между измерениями и спектральными яркостями, а также свойствами, очень сложная. Практически использовать такую модель не возможно, так как нужно фиксировать большое число различных параметров.

Что бы получить достоверные численные значения параметров, данного признаком объекта, нужна система измерений, единовременно зарегистрировавшая эту величину, и методику измерений, гарантирующей, что измеряющийся данный параметр с уже известными значениями погрешностей.

Под влиянием некоего фактора в работе происходит результат разброса измерений в некотором соответствии с законом распределения некоей величины, также существуют систематические ошибки, которые сдвигают центр распределения и формируют тренд. Поэтому, если методика обработки результатов измерений выбрана не корректно, то не может быть речи не о количественной характеристике оцениваемого параметра, но и о характере его изменения, и выводы будут значениями качественного характера. В данном случае, существует необходимость использовать численную характеристику данного признака, что так же требует оценки статистических характеристик в делах вероятностного характера именно процессов измерения.

Статистические характеристики располагают информацией обо всей совокупности данных, а также об изменениях отдельных элементов совокупностей, еще может быть использована как критерий устойчивости данного признака объекта, если признак данного объекта это и есть результат измерения заданного параметра.

Существует три критерия работы: выявление, устранение, учет систематических ошибок, также есть оценка случайных ошибок во время проведения измерительных экспериментов, что является обязательным фактором для точности, достоверности и однозначно количественного результата.

Случайные ошибки могут быть уменьшены следствием статистической обработки измерений, это будут инструменты, которые выявят истинные значения. Систематические ошибки необходимо находить и ликвидировать, соответственно используя соответствующими методиками.

Нынешняя ступень достижения развитий технических и естественных наук, есть характеристика широких и плодотворных применений статистических методов, касающаяся всех областей знаний. Во время изучения разных кругов явления неизбежно наступит та ступень, где потребуется анализ имеющихся отклонений, помимо выявления главных закономерностей. Сейчас почти не имеется ни одной естественной науки, где бы не применяли вероятностные методы. Целые разделы современной физики (также, ядерная физика)

формируются на методике теории вероятностей. «Математические законы теории вероятностей – отражение реальных статистических законов, объективно существующих в массовых случайных явлениях природы».

В последнее время интенсивно создается актуальное направление в статистической обработке измерений, определяющее объект изучения как «детерминированный хаос». На практика замечено, что во время наблюдения в совокупности массы однородных случайных явлений, не редко стали обнаруживать определенные закономерности именно в них, это своего рода устойчивость, которые могут быть свойственны массовым произвольным явлениям. Примером является газ, заключенный в сосуд. Газ – это большое число молекул. Давление газа на стенки сосуда может быть обусловлено совокупностями ударов молекул о стенки. Если траекторией отдельных молекул будет считаться некая величина, соответственно и давление на стенки сосуда меняется случайным и вероятнее всего неконтролируемым образом; но это не совсем так. Если численность молекул превышена, то давление газа практически не будет зависеть от траекторий некоторых молекул, и вполне может, подчиняется определенной и элементарной закономерности. Хаотичные особенности, свойственные движению каждой отдельной молекулы, в общей массе взаимно заменяют; в итоге, имеются трудности и непонятности отдельных случайных явления, получаем, что достаточно простая последовательность, будет справедлива для всей массы имеющихся случайных явлений. Но в данном случае именно массовость ненамеренных явлений обеспечит нам выполнение данной закономерности; при нехватке в численности молекулы начнут проявлять ненамеренные отхождения от постоянства (флуктуации).

В любом случае, в котором применяются методы вероятности исследований, цель будет состоять в миновании сложных (практически несуществующие) изучений некоторых явлений, обусловлены будут чрезмерным большим количеством фактов, если к ним обратиться как к законам, которые управляют массами непостоянных явлений. Вероятностные, или статистические, методы науки не сопоставляют свое изучение с

классическими(обычными методами)точных наук, являющимися его дополнениями, которые позволят гораздо глубже проанализировать явление с расчетом имеющихся элементов ненамеренности.

Такой подход позволит некий хаос результативности в практических измерениях называть детерминированными, при динамическом движении в массе случайностей, но имеющий некую последовательность в системах, как целостности. Сущность при применении хаоса для измерений состоит в получении нерушимых характеристиках систем, одним из параметров зависят от величины измерения.

Такой подход для процесса дешифрирования перейдет к разряду косвенного измерения лишь с условием, что функционирования преобразований будет точно определено и известно.

Для входа в систему будет сигнал количественных характеристик цифровых изображений (спектральных яркостей), результат измерений - это значение признаков. Функции преобразований устанавливают связи (линейную или нелинейную) со значениями параметров, а также объектами дешифрирования.

Отметим, что в данном фактическом случае нам необходимо воссоздать несколько функций преобразований. Первой функций – функцией, которая описывает зависимость от значений параметров исходных данных, второй – зависимостью от результатов дешифрирования значений параметров.

Особенностью использований данного подхода определим свойства систем: существенная зависимость параметров до изменения измеряемых величин и структурная устойчивость параметров к малым изменениям системы. Задачей при получении результатов в данной методике приводит к тому, что решение некоторых проблем, например: определим параметры, характеризующих именно этот хаос, разработать методику получения их количественных характеристик и при этом получить функцию преобразования характеристик для результата дешифрирования.

Отметим: во время обработки цифровых снимков цифровые значения любого пикселя считаем лишь условно независимым, так как каждый результат можно

отнести к единственным объектам и коррелировать (заменять) друг с другом в связи с внутренними регистрирующими системами.

Примем: случайностью определенного процесса есть определение случайностей находжений систем в именно таком состоянии, но не случайность реакций систем на условиях измерения.

Использовать такой подход, что бы создать основную методику дешифрирования цифровых изображений с указанными особенностями, это способствует предварительному повышению эффективности дешифрирования снимка.

Нужны разработки новых методов, а так же технологий обработки снимков, поэтому и появились такие цели, которые явились предметом данной дипломной работы.

Что бы получить количественную оценку на основании измерения нужно проработать метод калибровки, который соответствует измерительной системе. При получении калиброванных систем необходимо устанавливать определенного количества соответствий (похожести) в каждом интервале значения, при результативности измерений в помощь принятых за эталон условий или объектов.

Для перевода из численных оценок признаков в количественные, потребуется:

- подобрать признак дешифрирования, который оценивается по измерениям;
- распознать связи количественного (численного) характера с признаками объекта;
- для разработки методики измерений признаков;
- выявить, закономерные ошибки в измерениях, также проработать методы, что бы их устранить или же, уменьшить;
- распознать критерии подобных эталонов и исследуемых объектов.

Цифровые системы съемок измеряют спектральные яркости объектов в некоторых диапазонах, также в пространстве объектов, могут зафиксировать измерение в плоскости изображения. Определенные условия необходимы, так как

данная система вполне рассматривается в роли метрической измерительной системы.

И верно, что пространственное измерение, выполнено съёмочной системой, могут быть обработаны по установленными устойчивым математическим зависимостям как с геометрическим параметром изображений так и с объектами (фотограмметрические обработки). Это обеспечит условия метрических систем. Второй группой измерения – является измерение спектральных яркостей, и сейчас дешифрирование используют для качественных анализов. Что бы перейти к метрическим измерениям в системе необходимо связать между значением яркостей изображения в определенных каналах с соответствующим коэффициентом спектральных яркостей объекта и устанавливать количественные функциональные зависимости с объектами и напротив с признаками на этих изображениях при учете любых факторов, которые влияют на измерение спектральных яркостей.

При дешифрировании растительности учтем, что дополнительно особенности свойственны лишь растительности. При анализировании количественных характеристик каждого пикселя выводы будут не однозначные, так как яркости элементов многоспектрального изображения имеют похожую яркость, можно отнести к неодинаковым объектам. Если зададим определенные интервалы при изменении яркости, возможно мы и не получим определённого решения, ведь значение спектральных яркостей элементов изображения для любых неодинаковых объектах перекрываются. Поэтому мы создаем метрические измерения систем, использующих в качестве измерительных средств многоспектральное изображение, необходимо брать индивидуальный подход, который будет основан на статистических свойствах многоспектральных измерений, то есть методы «детерминированного хаоса».

Для получения спектральных яркостей объекта и для определения типов объектов или оценивания свойств, а также что бы пользоваться статистическим подходом, нужны измерения яркостей изображения. Один из вариантов, что бы получить решение – выявление статистических характеристик, которые

описывают распределение яркостей совокупности элементов. Что бы получить функцию плотности распределения вероятностей яркостей элементов, которые образуют изображение объекта.

Классический статистический метод, это предположение нормальных результатов распределений измерения, но иногда предположения не могут быть выполнены. Стандартное распределение характеризуется обширное использование распознавания образов. Здесь гистограмма, которая получена во время обучения, аппроксимируется функцией Гаусса (нормальным распределением) выбор пути главных параметров « $\mu$ », « $\sigma$ » или « $\bar{\mu}$ », « $R$ » для многомерных случаев.

Метрический подход, который предполагает основания для использования статистических эталонов, сравнивающих со статистиками оценённых измерений. В данном случае типом объекта или же состоянием объекта определим функцию распределения плотности вероятностей значения яркостей на изображении. С разными объектами графиков распределения яркостей пересекаются, а функция распределения плотности вероятности относятся к различным видам. При накоплении достаточных статистических материалов, можем получить экспериментальную функцию распределения для любых интересующих нас объектов и используем данную зависимость как эталонную, которая будет характеризовать определённый объект.

Отметим, что вид функций распределения различных объектов будет зависеть от используемых спектральных каналов. Значит, что бы использовать методы нужно приобрести характерную (эталонную) функцию распределения плотности вероятности для любых каналов съёмочных систем. Приведем пример распределений на рисунке 1. Лиственный лес и области болот.

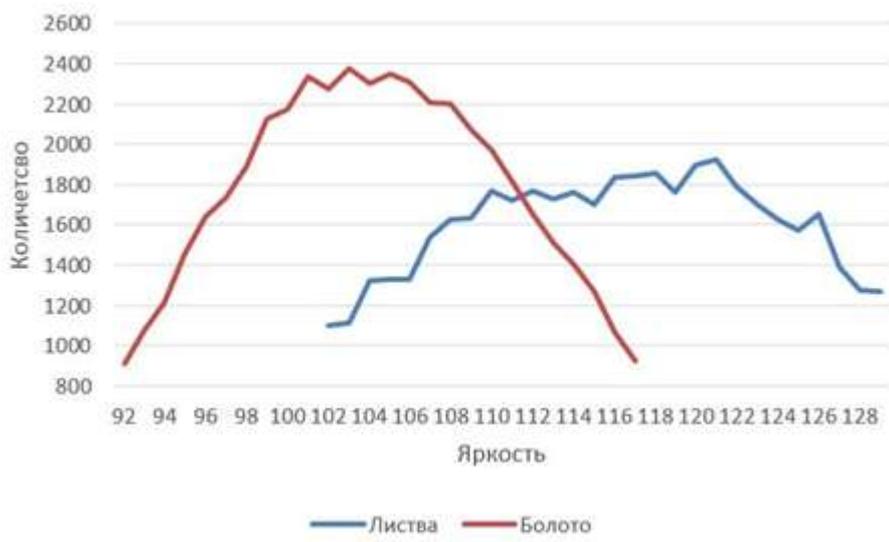


Рисунок 1 – Частота появления яркости данного уровня яркости

Правомерностью такого подхода будем считать обоснование использования описания функции распределения при помощи функций нормальных распределений. Естественно, в стандартном методе распознаваний есть функция плотности распределения вероятности, определяется и это нормальный закон.

Одномерный случай примем:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right], \quad (1)$$

где  $\mu$  – среднее значение величины  $x$

$$\mu = \sum_{i=1}^N \frac{x}{N}; \quad (2)$$

$\sigma$  – среднее квадратическое отклонение

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x-\mu)^2}{N-1}}. \quad (3)$$

Данные  $\mu$  и  $\sigma$  рассчитываются на фоне «обучения», это значит, что из статистических параметров результатов измерений признаков данного объекта. Классическое решение принадлежностей объекту рассчитывается формулой Байеса

$$p(s_i/x) = \frac{p(s_i) \cdot p(x/s_i)}{\sum_{i=1}^l p(s_i) \cdot p(x/s_i)}, \quad (4)$$

где  $p(s_i)$  – априорная вероятность появления события  $s_i$ ;

$p(s_i/x)$  – апостериорная вероятность  $s_i$  при измерениях  $x$ ;

$l$  – Количество событий.

Переход к описанию функции распределения с помощью функции Гаусса объясняется простотой вычисления решающего правила. Этот факт имеет особое значение при обработке большого количества измерений в нескольких спектральных каналах.

Уже известны нормальные многомерные распределения описываемые следующими соотношениями:

$$P(\bar{X}) = \frac{1}{2\pi^{k/2} |R|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\bar{X} - \bar{\mu})^T R^{-1}(\bar{X} - \bar{\mu})\right], \quad (5)$$

где  $\bar{X}$  –  $k$ -компонентный вектор столбец, в котором  $k$ -количество исходных признаков);

$R$  – Ковариационная матрица размером  $k \times k$

$$R = \frac{1}{NN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \overline{X_{ij}} \overline{X_{ij}^T}, \quad (6)$$

где  $N$  – число измерений.

Классический вариант предполагает, что функция распределения является функция Гаусса, только практически данное предположение выполняется крайне редко. Этим можем объяснить недочеты распознаваний классическим методом. Использовать реальные функции плотности вероятностей в теории, это повышение достоверности распознавания.

## 1.2 Статистический подход дешифрирования многоспектральных космических снимков

Изучим основы статистического подхода к распознаванию образов применяемых к задачам дешифрирования снимков.

Статистический подход для дешифрирования снимков стал обширным пользованием с середины 70-х годов того века, появление цифровых изображений, многоспектральных снимков и стремительным развитием компьютеров и программных обеспечений на него. Сейчас такой подход стремительно развивается и формирует себя в роли отдельной научной дисциплины.

Для дальнейшего облегчения работы нам необходимо ввести некоторые обозначения:

–  $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$  – некий вектор измерения, где  $k$  – количество признаков;

–  $F(X)$  – функция распределения случайного вектора  $X$  ;

–  $\omega(X)$  – функция плотности распределения случайного вектора  $X$  при этом

$$\omega(X) = \frac{\partial F(X)}{\partial X}.$$

Нам известно, что существует некий случайный вектор, который может полностью характеризовать функцию распределений вероятности  $F(X)$  или функцию плотностей распределения вероятностей  $\omega(X)$ .

Для первого случая вид распределения считаем известным, затем определяем параметры данного распределения или же функцию плотности распределений. В общем виде во время распознаваний образов на изображении законы распределений  $F(X)$  и функции плотности распределений  $\omega(X)$  отсутствуют, значит в таком случае используем непараметрический метод. Для этого нужно определять функции распределений или функции плотности распределения вероятности, для них нужно определить вид, так как он неизвестен. На практике можем опознать только оценки плотностей вероятности по обучающим выборкам заданных объемов  $m$  из класса  $S_k, k = 1, 2, \dots, k$ .

Что бы получить оценку плотности распределения вероятности  $\omega'(x)$  решим такие задачи:

– выбор нужного объема  $m_k$  обучающий выборки  $(x_i)_1^{m_k} = (x_1, x_2, \dots, x_k)$  и объема  $m_g$  контрольной выборки  $(x_i)_1^{m_g} = (x_1, x_2, \dots, x_g)$ ;

– установим заданный порог «с» в соотношении с заданной ошибкой первого  $\alpha'$  и второго  $\beta'$  рода.

Оценки  $\omega(X)$  можем получать абсолютно разными способами. Применяем: гистограммные методы, методы Парзена, методы  $K$ -ближних соседей, разложения на ортогональные функции  $\varphi(x)$  и т.д. Каждый метод основан на аппроксимации  $\omega(X)$  так или иначе.

Необходимо рассмотреть некие из данных методы. Что бы было проще мы будем рассматривать одномерные случаи.

Гистограммный метод используем, при большом объеме выборок. Область все возможных значений измерений разбиваем на похожие по размерам интервалов  $\Delta x$ ; затем считаем число измерений  $v_i$  обучающих выборок  $(x_i)_1^m$  объемом  $m$ , появившийся в  $i$ -ой области, потом строим оценку плотности вероятности

$$\omega'(x) = \frac{1}{m} \sum v_i(x) / v_i, \quad (7)$$

где  $v_i(x) \equiv v_i$ , если  $x \in \Delta x_i$  и  $v_i(x) = 0$ , если  $x \notin \Delta x_i$ .

Для одномерного случая гистограмма будет представлять из себя ступенчатую функцию. Поэтому гистограммный метод- это метод кусочно-постоянной аппроксимации.

Вся сложность существует в том, что функции гистограммы сходятся к функции плотностей вероятностей, когда  $m \rightarrow \infty$  и, соответственно,  $v \rightarrow 0$ . Тогда то метод будет относиться к асимптотическому, а с конечными обучающими выборками не позволят получить оценки точностей  $F(X)$  и  $\omega(X)$ , значит, не сможем оценивать качество распознаваний.

Методы Парзена нуждаются в оценке по обучающим выборкам  $\omega(X)$ , используя окрестности измерений  $x_i$ . Поэтому вводят весовые функции  $K(x_j, x_j)$ .

Результат оценки плотности вероятности  $\omega'(x)$  в точке  $x_i$  определим так:

$$\omega'(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m K(x_i, x_j). \quad (8)$$

Введение весовой функции  $K(x_j, x_j)$  позволит нам сгладить функцию, аппроксимирующую  $\omega(X)$  в интервальном пределе каждой точки  $x_i$  и, получим сглаживание измерения, позволяющее получить функцию, которая сходится к функциям плотностей вероятности  $\omega(X)$ . Гистограммный метод – это частный случай по методу Парзена, это  $K(x_j, x_j) = 1$ .

При оценках качества классификаций используют абсолютно разные критерии: Байесовский, Неймана-Пирсона, максимума апостериорной вероятности, критерий Вальда.

Существуют потери от принятых решений, определяющиеся подобным образом: потери  $\theta_{r,l}$  – это потери, при принято решении  $s_r$ , когда событие  $s_l$  будет не исключено.

Критерий  $\kappa = 2$  с минимизацией среднего риска.

$$R_{\Delta} = \sum_{k=1}^K P(s_k) \sum_{i=1}^k \theta_{r,l} P_{r,l}, \quad (9)$$

где  $P_{k,l}$  – вероятности принятий решений контрольной выборки класса  $s_k$ , когда в реале выборка будет принадлежать  $s_l$ .

С использованием априорной информации с уведомлением о потерях, используем критерии Неймана-Пирсона

$$S = \begin{cases} s_2 & \text{если } L(x) \geq c \\ s_1 & \text{если } L(x) \leq c \end{cases}. \quad (10)$$

Здесь порог будем определять следующим образом, для вероятности ошибочных решений, что бы  $P_{12}$  не превышала заданных значений  $\alpha$

$$P_{12} = \int \omega(L/s_i) d\alpha \leq \alpha, \quad (11)$$

где  $\omega(L/s_1)$  и  $\omega(L/s_2)$  определим соответственные эталонные и контрольные выборки.

При использовании значений заданных ошибочных решений  $\alpha$  можем определить нужные объемы выборок.

Если знания оценок имеются, то функции распределений и функции плотностей распределений вероятностей сможем определить из отношений правдоподобий  $L$ , вычисляемых вероятности ошибочного решения при разных объемах обучающих выборок.

Из вышесказанного делаем вывод, что выборы методов оценки функций вероятности с неизвестными структурами вероятности процессов практически никакой роли не сыграет. Оценка является асимптотической, так как она считается единственной практической вывода отметим, что необходимо по возможности увеличить размеры выборок, что для эталонов, что для функции, которые оцениваем.

Важный факт - это оценка, оценка полученных статистических кривых, показатель нормальности распределений. Практически возможно использовать нормальное распределение, которое облегчит задачу и позволит нам избегать трудности в вычислениях, а также получить некие оценки вероятности ошибок.

Выбор методов оценок функций плотности вероятности (параметрические, не параметрические), по обучающим выборкам  $(x_i)_i^m$  объем  $m$  требует выяснять, сможет ли эта выборка получиться от совокупностей с нормальными распределениями. Что бы это выявить введем уровень значимости  $0 \leq \alpha \leq 1$ . Уровень значимости – это вероятность в результате которой мы сочтем проверки обучающих выборки отличными от нормальных, хоть они и извлечены из нормальных совокупностей.

Существуют два способа оценок – одномодальные нормальные распределения и многомодальные распределения, являются на любых интервалах нормальными распределениями, которые состоят из совокупностей нормальных распределений с заданными дисперсиями  $\sigma$  и средними значениями  $\mu_i$  соответствующими мод. В первом случае требуем оценивать среднии  $\mu_i$  и дисперсии  $\sigma$  в обучающих выборках  $(x_i)_i^m$ .

Второй случай, при нем требуется заданная  $\sigma$  определим  $\mu_i$  для  $i=1,2,\dots,l$ , где  $l$  – количество мод распределений.

Для оценок нормальностей распределений используем критерии  $\omega^2$ , значений которых определяем по выборкам  $(x_i)_1^m$  объемом  $m$  с порогами  $\omega_\alpha^2$ , на уровне значимостей  $\alpha$ , которых определяют следующие выражения:

$$\omega_m^2 = m \int \psi^2 [F(x_m, \mu) - F_m(x_m)]^2 dF(x_m, \mu) \geq \omega_\alpha^2, \quad (12)$$

где  $F_m(x_m, \cdot)$  – эмпирические функции распределения выборок  $(x_i)_1^m$ ;

$F(x_m, \mu)$  – обычная (нормальная) функция распределения в которых подставлены соответствующие оценки  $\mu$ ;

$\psi^2(F)$  – положительная весовая функция.

Если  $\omega_m^2 \geq \omega_\alpha^2$ , то гипотезы нормальности не существует с точностью  $1-\alpha$ .

При  $\psi(F) = 1$  критерий  $\omega^2$  улучшается в критерии Смирнова.

При  $\psi(F) = 1/F(1-F)$  получим критерий Андерсона.

Что бы одномерный случай имел следующую задачу. При выборках  $(x_i)_1^m$ , объемом  $m$  проверим по критерию  $\omega^2$  гипотезу, что  $F(x)$  будет принадлежать нормальному (обычному) распределению

$$F = F(x - \mu) / 2\sigma = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-(x - \mu)^2) / 2\sigma, \quad (13)$$

$$\text{Где, } \mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad \text{и} \quad \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2}{m-1}}.$$

Если  $\psi(x) = 1$ , значит, при одномерных случаях критерии будут иметь такой вид:

$$\omega_m^2 = \frac{1}{12m} + \sum_{i=1}^m (F(x_i, \mu, \sigma) - (2i-1)/2m), \quad (14)$$

где  $x_i$  – упорядоченный ряд измерений.

Что бы проверить одномерный уровень нормальности распределения выполним следующие действия:

- выборки  $(x_i)_1^m$  вычисляем значение  $\mu$  и  $\sigma$ ;
- вычислим  $F(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x (\exp(-(x-\mu)^2)/2\sigma) dx$ ;
- для выборки  $(x_i)_1^m$  упорядочиваем по возрастанию;
- вычислим значение:

$$\omega_m^2 = \frac{1}{12m} + \sum_{i=1}^m (F(x_i, \mu, \sigma) - (2i-1)/2m), \quad (15)$$

где  $F(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x (\exp(-(x-\mu)^2)/2\sigma) dx$  – выборочные дисперсии  $\sigma^2$ , распределены по законам  $\chi^2$  с  $(m-1)$  степени свобод.

Оценка статистических параметров следует учесть, что объекты исследований содержат совокупности элементов изображений, составлявших объекты, определяющих объемы выборок в конечном виде. Из этого следует следующее: объекты можем охарактеризовать функцией распределений плотностей вероятности яркости совокупностей пикселя, которые составляют объект. Что бы нам получить измерительную систему нужно получить эталонные функции распределение яркостей изображений, соответствующих объектам, сравниваемых для полученного распределения плотности вероятности, что бы измерять объект.

### 1.3 Сегментация получения статистических эталонов

Прежде чем мы приступим к алгоритмам классификаций и к их использованию, которые будут основаны на применении статистических эталонов, нам нужно выполнять прежде всего сегментации изображения, чтобы получить определенные однородные по некоторым признакам участки

изображений, являющихся объектами распознавания. Что же такое сегментация? Сегментация есть вычленение однородного объекта по неким признакам, которые будут иметь какую-то возможную близость между элементами изображений, это есть объединение соседних элементов в определенном смысле или же в смысле неких расстояний, которые заданы определенным образом. Обычно это Евклидово расстояние, оно задано в метрических пространствах (пикселями, метрических мерах: миллиметрах, микронах и т.д.). Здесь установим степени однородности соответственно заданным функциям (признакам). Сегментация позволяет объединить элементы соседние между собой и удовлетворяющие критерию близости в смысле заданного признака. То есть, сегментация будет обладать возможностями объединить участок изображения по яркостям и по структурированным свойствам. Для использования сегментацией главная проблематичность заключается в выборах методик отбора признака, размеры элементарных участков и систем нужного признака с хватающими деталями, которые описали бы объекты.

Существуют не мало методов сегментации, мы рассмотрим некоторые из них:

- метод, который устанавливает соответствия дешифровочных признаков значениям критерий принадлежности заданных областей, с учетом заданных связанностей объектов;

- метод, анализирующий «близость» элемента по группам признаков (кластерные анализы).

Чтобы выбрать метод сегментаций, нам необходимо оценивать эффективности дешифровочных признаков для определенных объектов. Исследование, которые выполнены по истечению крайнего десятилетия на кафедре физической геодезии и дистанционного зондирования Сибирского государственного университета геосистем и технологий под руководством Гука А. П. имеют следующие:

- спектральную яркость, которая может быть использована для распознавания неких образов, но они могут быть не устойчивые и весомость

зависимость от условностей съемок. Поэтому то используем лишь спектральные яркости, не позволяя получить надежные результаты с использованием как параметрического, но и не параметрического метода распознаваний;

– структурное свойство изображения. Они более устойчивы, чем спектральные яркости. Можем создавать спектральные образы, являющиеся признаком дешифрирования. Эти методы отнесем к преобразованию Фурье, они основаны на разложениях по ортогональному базисному функционированию;

– преобразование яркостей изображения позволит нам получить дополнительный признак дешифрирования;

– самым надежным результатом считается использование различных типов дешифрирования.

Применим три главных способа сегментаций изображения:

- пороговый;
- при наращивании областей;
- при выделениях границ.

При пороговой сегментации при кластерных анализах основанных при понятии «расстояние», определяющих значение яркостей  $(i, j)$ -го пиксели изображений в разных каналах. Многообразие значений можем представлять в качестве векторов  $\overset{\cdot}{p}_{ij}$ . В таких случаях мерамисходства есть евклидовое расстояние  $r_s$  между векторов  $\overset{\cdot}{p}_{ij}$  и  $\overset{\cdot}{p}_{mn}$

$$r_s = \sqrt{\sum_k (p_{kij}^r - p_{kmn}^r)^2}, \quad (16)$$

где  $k$  – номер спектральных каналов;

$\{ \overset{\cdot}{p}_{kij} \}, \{ \overset{\cdot}{p}_{kmn} \}$  – компонент вектора  $\overset{\cdot}{p}_{ij}$  и  $\overset{\cdot}{p}_{mn}$ .

В этом методе классификация программ разобьётся автоматически на всех шкалах яркости, они будут присущи исходном изображениям при заданном количестве одинакового интервала (класса).

Преимущество этого метода есть возможности получения границы заданных степеней точностей, превосходившие минимальные расстояния во

взаимодействии соседних пикселей, но выделения границ участков (сегментов) на изображениях градиентов являются самостоятельными задачами операторов.

Долгой период развития метода сегментаций спектральных яркостей был основным признаком, используемых сегментаций изображения. Но только использование спектральных яркостей не дало шанса эффективно выполнить сегментации космического снимка высоких разрешений. Еще надежнее есть сегментация на основании текстурного признака, потому что они отражаются на внутренней структуре изображений. Однако для совершенной сегментации этого недостаточно. Наилучший метод сегментаций должен быть основан на использовании выше сказанных признаков, которые позволяют рассчитывать пространственные однородности. На рисунке 2.2 приведен пример как использовать градиентные операторы.

Провели оценку возможности рядов операторов сегментаций с использованием при дешифрировании методов статистических эталонов.

Отметим: собственные сегментации с использованием предложенных методов дешифрирования играют большое значение в получении достоверного результата. Но этот вопрос запрашивает выполнение дальнейшего специального исследования.

Касаясь сегментаций получим статистические эталоны, основным подходом, являющийся визуальным выделением объекта на изображении опытного оператора, выделений границ эталонных участков. Чтобы исследовать предложенный метод, который приемлем и доступен.

#### 1.4 Технологическая схема распознавания образов на основе статистических эталонов

Во время дешифрирования снимков нужно выполнять некоторые дополнительные процессы: предварительную обработку, трансформировку, сегментацию и оценку точности.

Важные этапы дешифрирования снимков на основании статистического эталона:

- предварительного анализа исходного снимка и дополнительного материала (выборы оптимального канала, оценки картографического материала и прочего возможны имеющиеся данные);

- предварительную обработку дешифрирования снимка (атмосферная коррекция, трансформирования, нормирования, масштабирования яркости, сегментаций и др. преобразования);

- определения участка для проектирования эталона;

- определённый объем эталонных выборок;

- функции плотности распределения вероятностей для эталона;

- создание наборов статистического эталона;

- при получении контрольных выборок;

- оценивать функции плотностей распределения вероятностей для контрольных выборок;

- оценивание принадлежностей контрольных выборок с теми же генеральными совокупностями, эталонных выборок;

- редактировать набор статистического эталона на основе контрольных выборок;

- выбрать объект для идентификаций;

- получим функцию плотности распределения вероятностей при распознавании объекта;

- сопоставим все идентифицируемые и эталонные выборки;

- примем решение принадлежности объектов к какой-либо классу;

## 1.6 Описание программы ENVI.

Возможность обработки изображения ENVI есть передовой метод обработок данного дистанционного зондирования. Технология геопространственных анализов в соответствии с современным интерфейсом, который нам удобен для использования. Возможность использования в работе панхроматические, LiDAR,

SAR, мультиспектральное или гиперспектральное изображение, в ENVI есть новые инструменты, чтобы обработать и анализировать эти данные. Инновация технологий ENVI поможет нам извлекать важную информацию и принимать обоснованные решения задач (рис 2).

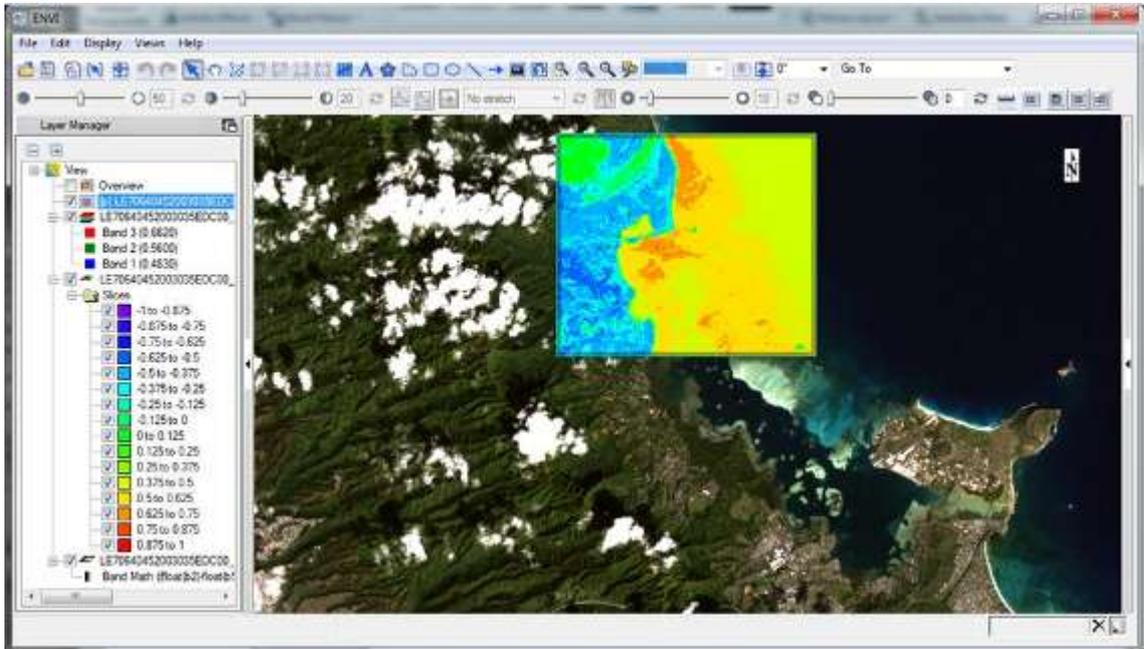


Рисунок 2 – Космический снимок

Области применения. Оборона и разведка.

Непростая задача сделать наш мир безопаснее. Программные средства ENVI сотрудничают с обороной и спецслужбами, поэтому существует возможность использовать геопространственных данных в этой непростой работе.

Мониторинг окружающей среды.

Программа ENVI дает возможность использования геопространственных данных, чтобы исследовать и сохранять окружающую среду. Прогнозировать стихийные бедствия, подготовить и управлять ликвидирующей проблемой, а также последствий катастроф.

Наука и образование.

Многие обучающие заведения воспользовавшись программным продуктом ENVI с целью повышения эффективностей своих исследований, остались довольными результатами.

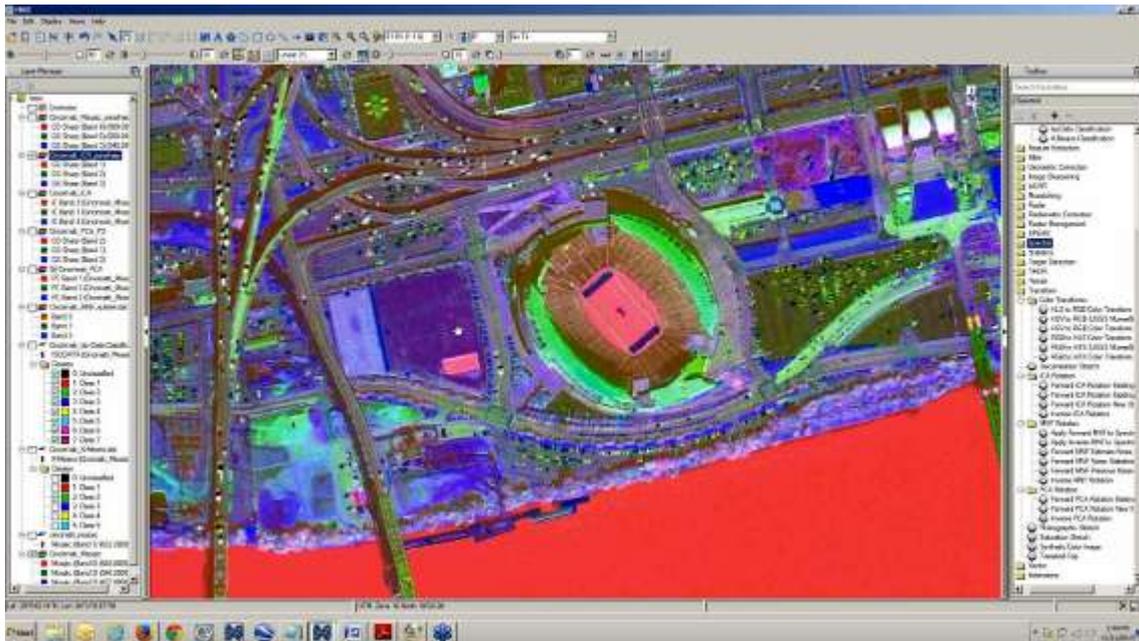


Рисунок 3 – Космический снимок

### Рабочие процессы

Рабочий процесс с ENVI существенно экономит нам время, потому что получаем точный результат. При помощи их получим профессиональный результат на уровнях эксперимента, наш опыт или знания метода дистанционного зондирования и анализов изображения от этого не зависит.

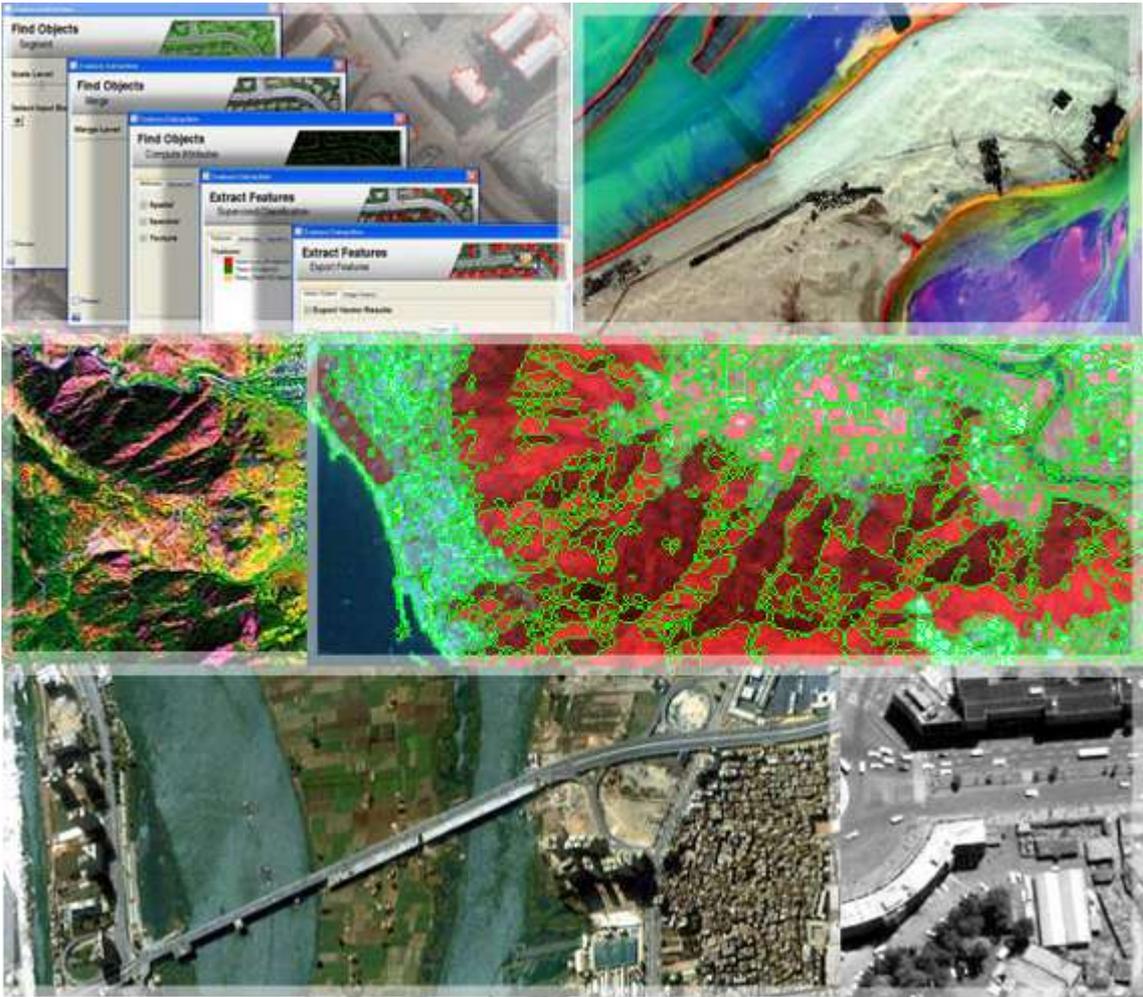


Рисунок 4 – Космический снимок

#### Совместимость.

Анализ пространства есть часть нашего рабочего процесса работ с геопространственными информациями, поэтому нам требуется программное обеспечение, что бы анализировать изображения, которые с легкостью интегрируются с имеющимися ГИС. ПО делает ENVI простым и становится удобен для использования, например для настройки производственных цепей и обновить нашу ГИС важной информацией.

IDL — интерактивный язык управления

IDL (InteractiveDataLanguage) — интерактивный язык управления данных, для них возможна идеальная среда, чтобы анализировать, а так же для визуализаций данных, для создания различного рода приложения.

IDL способен соединить множество инструментов, нуждающихся в выполнении различного типа проектов, включающий оперативный анализ и визуализацию данных диалоговых режимов и крупномасштабного коммерческого программного проекта. IDL применим во взаимодействии с различными отраслями научных деятельностей: обработка данных ДЗЗ, медицина, метрология, моделирования, какого-либо сложного физического эксперимента.

Что же такое программа MATLAB? Это высокоуровневый технический вычислительный язык и интерактивная среда для разработок алгоритмов, визуализаций и анализов данных, числового расчета.

MatLab сокращенно от MatrixLaboratory, информация в программе представлена в виде матриц. Когда MatLab загружен открывается некоторые окна это зависит от раскладок и естественно версий MatLab, главные это :

Workspace : рабочее пространство. Здесь отображены переменные, которые работают в данное время.

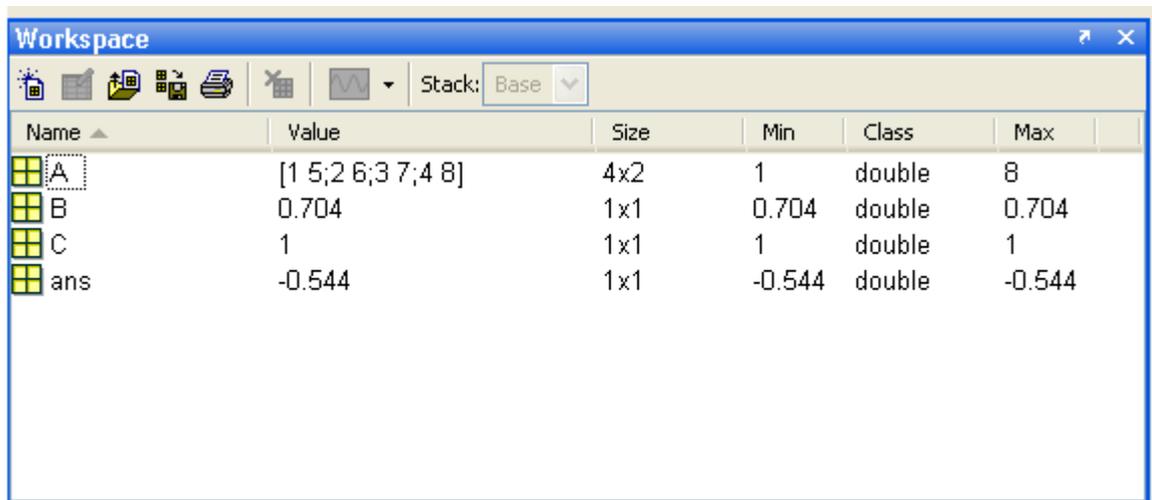


Рисунок 5 – Workspace

### 1.7 Типы данных дистанционного зондирования Земли.

Дистанционное зондирование (ДЗ) это есть процесс, который собирает информацию об объектах, территория или явления неконтактируя с этими объектами. Метод ДЗ основан на регистрациях в аналоговом или цифровом

форматеотраженных или собственных электромагнитных излучениях участками поверхностей в больших спектральных диапазонах. Космическое зондирование, стало быстро развиваться и предоставляет науке о Земле новейших возможностей во время исследований земных поверхностей. Сейчас возросли объемы, разнообразий и качественных материалов ДЗ.

Многие данные ДЗ (ДДЗ) тут же поступают в цифровых видах, это позволит нам воспользоваться для обработок современного компьютерного программирования. Снимок на фото носителях возможно преобразовать в цифровые растровые формы представлены в виде специальногосанирующего устройства (сканера). Цифровые изображения в формате растров представляютчисловую матрицу. Любые элементы матриц, называются пикселями, отвечают на какую-либо характеристикуучастков местностей в определенных зонах электромагнитных спектров. Размеры участков зависят от разрешений снимков. Данных многозональных съемок в цифровых видах можем рассмотреть в виде многомернойматрицы, в таком случае каждый участок поверхностей станет соответственный целым наборам значения, это есть вектор характеристик. Отметим, что основной метод тематических обработок ДДЗ, специфичны для многозональных съемок, представляют операции с многомерными матрицами.

Быстрый переход от предварительных обработок и тематических дешифрировании к выполнением операции моделирования и пространственных анализовпо средствам геоинформационных систем.

Классификация.

Классификация - это тематическая обработка, которая позволяет производить автоматизированное разбиение снимков на однородные по какому-либо критерию области (классы объектов). Получающееся при этом изображение называется тематической картой. Поскольку обычно выделяют содержательно интерпретируемые классы объектов, то классификацию можно рассматривать как процедуру автоматизированного дешифрирования ДДЗ. Процедура классификации основывается чаще всего на статистическом анализе различных

характеристик изображения: пространственных, спектральных или временных. К простейшим полезным пространственным характеристикам относятся: текстура, контекст, форма и структурные соотношения. Под временными характеристиками следует понимать сезонные изменения земных покровов (особенно растительности), которые могут служить их индикаторами. Однако принято считать, что основную информацию о природе объектов на земной поверхности содержат их спектральные характеристики. Поэтому в большинстве известных алгоритмов классификации используются спектральные образы (сигнатуры) типов покрытий.

Различают два основных методологических подхода к проведению рассматриваемой процедуры: классификацию с обучением и автоматическую классификацию. В случае классификации с обучением, задача состоит в обнаружении на изображении объектов уже известных типов, что требует некоторых предварительных знаний об исследуемом участке земной поверхности. На первом шаге процедуры необходимо интерактивно выбрать на изображении эталонные участки являющиеся характерными (типичными) представителями выделяемых классов объектов. Этап обучения заключается фактически в расчете и анализе некоторого набора статистических характеристик распределения значений пикселей составляющих эти полигоны. Однако большей популярностью пользуется другой вид классификации, который не требует дополнительной наземной информации и глубокого знания дистанционных методов обработки. Методологической основой автоматической классификации является кластерный анализ, в ходе которого пытаются определить все встречаемые типы объектов при некотором уровне обобщения (выбранных критериях объединения, разделения или числа классов), а задача их интерпретации решается на втором этапе. Существуют алгоритмы сочетающие элементы классификаций с обучением и автоматической.

Часто возникает необходимость тематической корректировки результатов классификации, особенно автоматической, выполняемой фактически по информационным характеристикам объектов. Для этого используется целый набор

процедур, называемый операциями после классификационной обработки: слияние классов, разделение классов, устранение мелких ложных объектов, сглаживание границ объектов и т.п.

Важным этапом в процессе классификации является оценка точности полученных изображений, которая может выполняться как по данным полевых измерений, так и путем сравнения с соответствующими тематическими картами.

Данная область обработки ДДЗ в настоящее время довольно интенсивно развивается: появляются новые классификаторы, основанные на последних достижениях в области моделирования искусственного интеллекта и других областях прикладной математики (например, нейронные сети).

#### Преобразование изображений.

Эта группа операций позволяет создавать новые (вторичные) изображения в процессе математических преобразований нескольких спектральных зон исходного (первичного) изображения. Данный вид операций часто называют алгеброй изображений. Одним из широко используемых вторичных изображений являются различные вегетационные индексы, которые вычисляются как линейная комбинация инфракрасного и красного спектральных каналов. Другой пример вторичных видеоданных - изображение главных компонент первичного снимка. Анализ главных компонент используется для преобразования нескольких спектральных зон снимка таким образом, чтобы новые зоны вторичного изображения (называемые компонентами) не коррелировали друг с другом и располагались в порядке убывания количества информации, которую они содержат. Каждая такая компонента всегда несет только уникальную информацию, причем первые несколько новых зон содержат большую часть информации о первичном изображении.

## 2. ИССЛЕДОВАНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ ЯРКОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ РАЗЛИЧНЫХ ПРИРОДНЫХ ОБЪЕКТОВ НА МНОГОСПЕКТРАЛЬНЫХ СНИМКАХ IKONOS

Объектами исследования были четыре многоспектральных космических снимка IKONOS, представленные на рисунках 6.

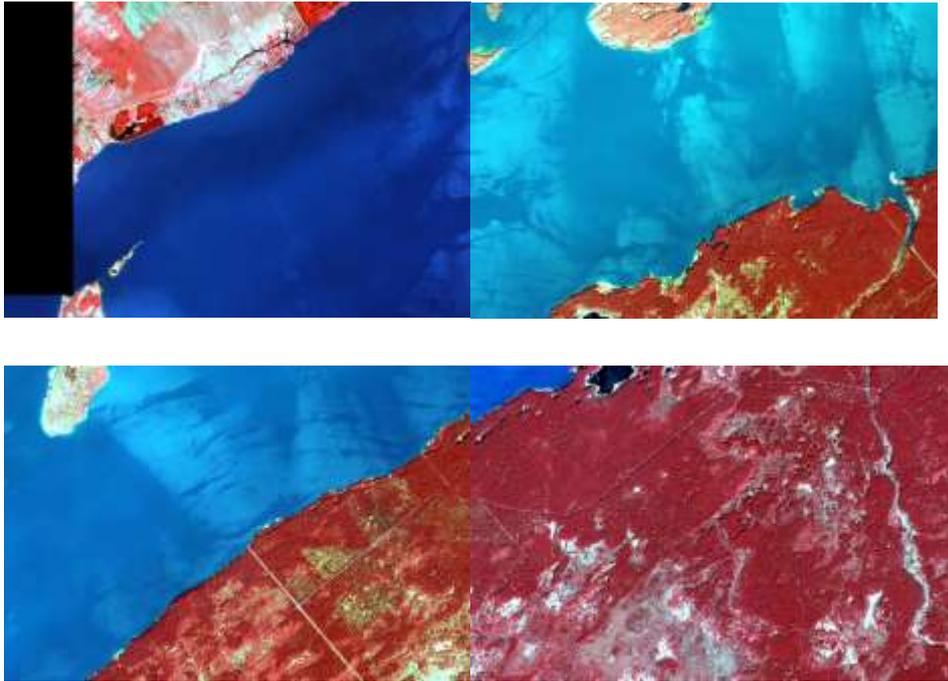


Рисунок 6 – Исходные данные космических снимков типа IKONOS

Для того что бы исследовать функцию плотности вероятности распределения необходимо было выполнить несколько задач, а именно: создать библиотеку эталонных изображений, затем сравнить их с изображениями на снимке.

Для первого этапа исследования необходимо выполнить следующие процессы:

– в программном продукте MatLAB загрузить исходный снимок в формате tiff;

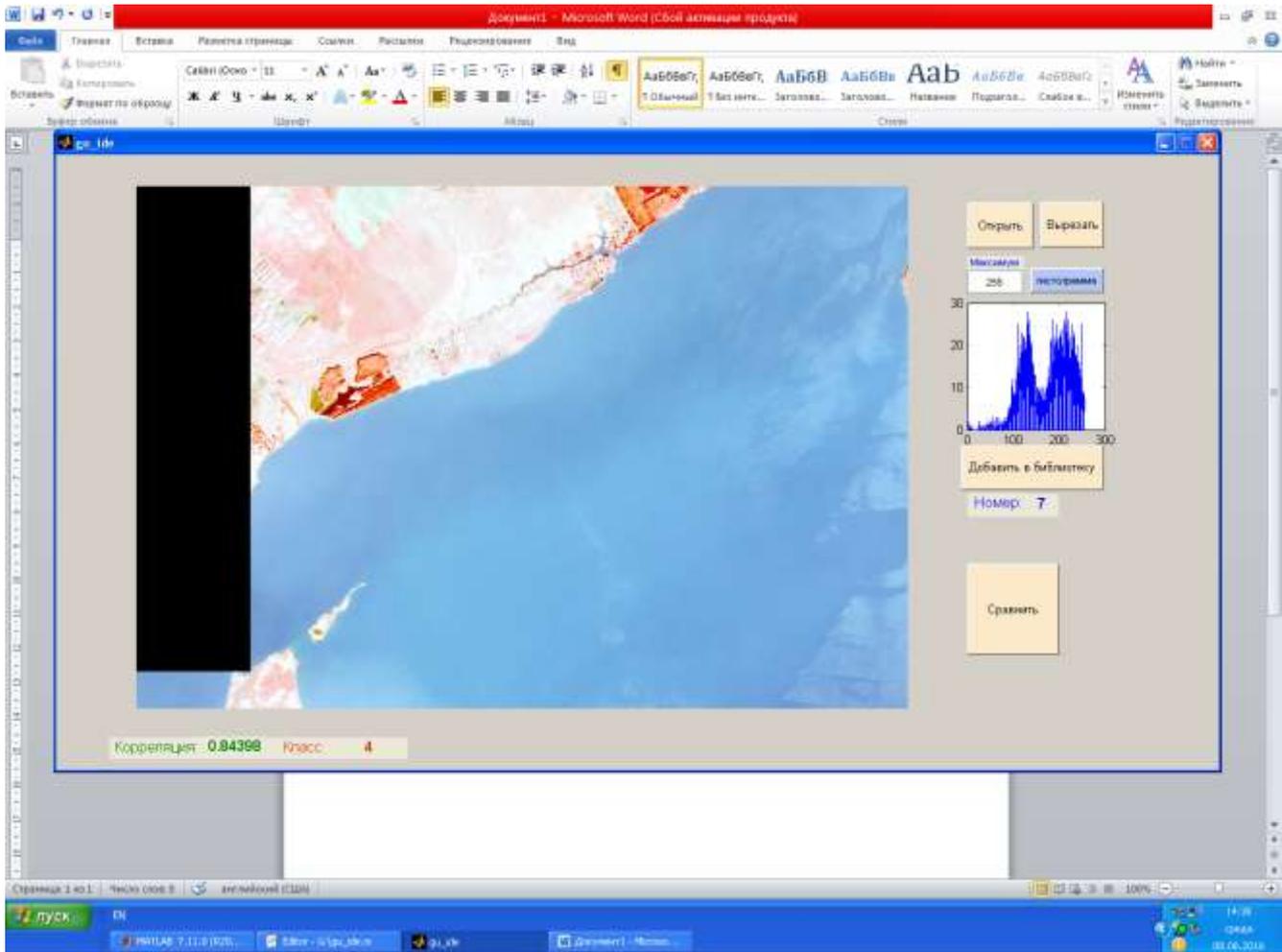


Рисунок 7 – Космический снимок IKONOS

– далее выбрать эталон на снимке



Рисунок 8 – Эталон на космическом снимке

– следующим этапом устанавливаем значение яркости

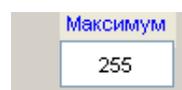


Рисунок 9 – Установление яркости

– затем нажимаем кнопку «вырезать»

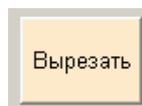


Рисунок 10 – Кнопка на панели инструментов

– CropImage

– далее нажимаем кнопку «гистограммы»

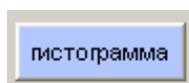


Рисунок 11 – Кнопка на панели инструментов

– нажимаем кнопку «добавить в библиотеку».

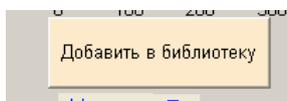


Рисунок 12 – Кнопка на панели инструментов

Было создано 7 библиотек. Вторым этапом исследования необходимо сравнить выбранные эталоны с эталонами добавленными в библиотеку. Для этого нужно выполнить следующие этапы:

– в программном продукте MatLAB загрузить исходный снимок в формате tiff;

– далее выбрать эталон на снимке

– затем нажимаем кнопку «вырезать»

– CropImage

– далее нажимаем кнопку «гистограммы»

– нажимаем кнопку «сравнить»



Рисунок 13 – Кнопка на панели инструментов

Во время того как происходит сравнение эталонов, в программном коде появляются значение яркости и корреляции. Брали значения яркости и для наглядности помещали их в гистограмму. Некоторые из них я отобразила в своей дипломной работе.

Исследование первого рисунка:

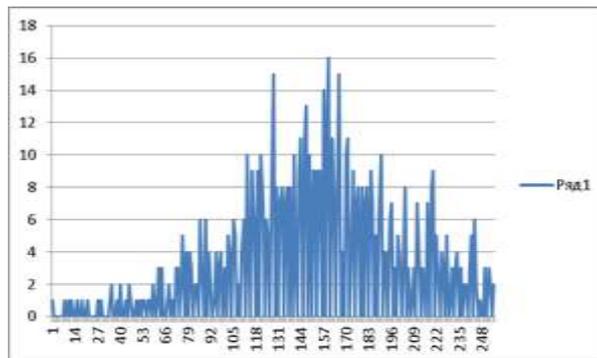


Рисунок 14 – Гистограмма распределения яркости эталона класса 4.

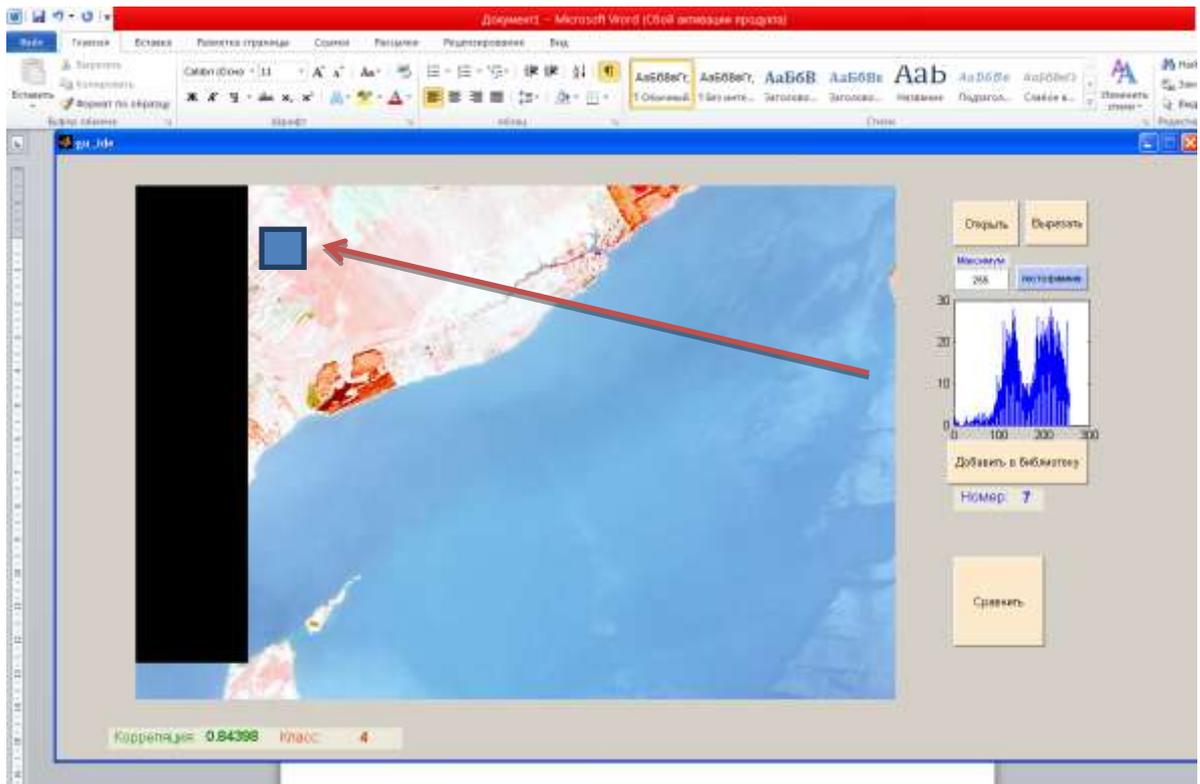


Рисунок 15 – Локализация исследуемого участка растительности на исходном снимке

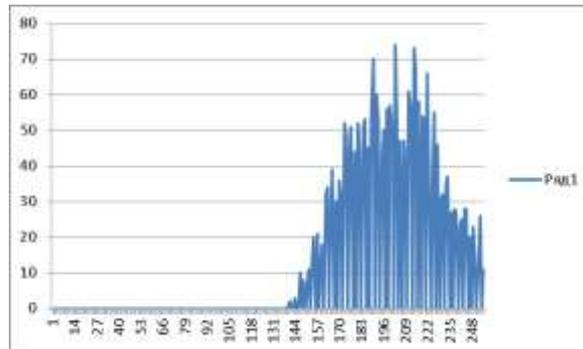


Рисунок 16 – Гистограмма распределения яркости эталона класса 1

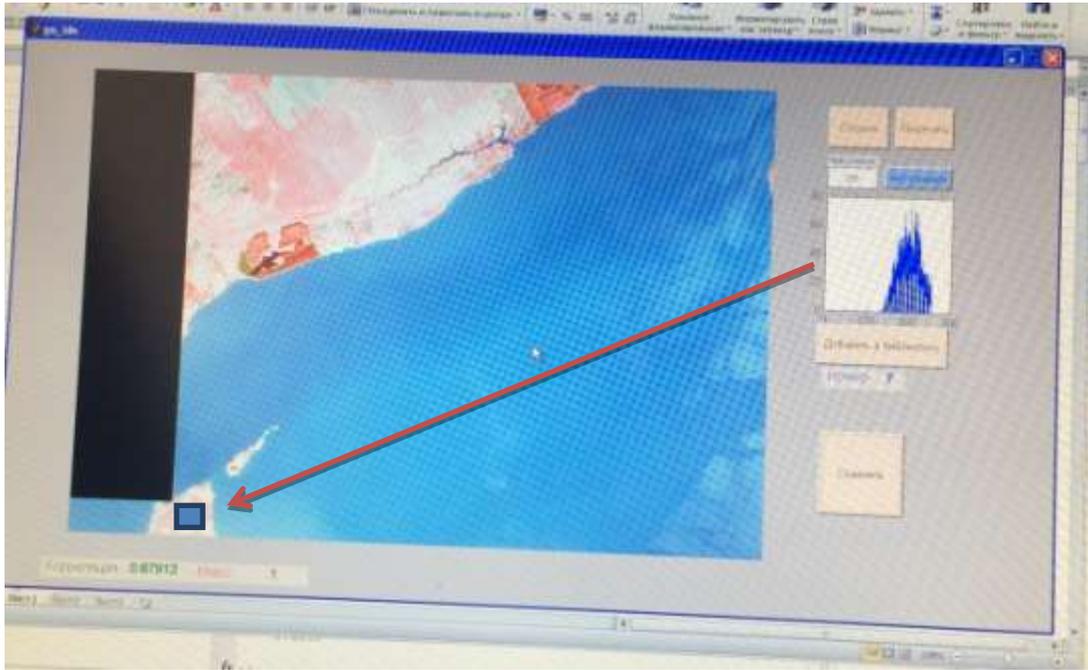


Рисунок 17 – Локализация исследуемого участка растительности на исходном снимке

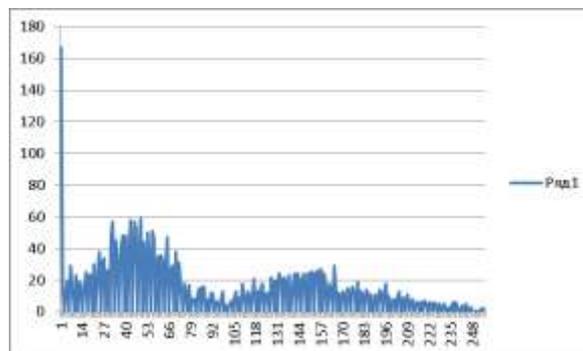


Рисунок 18 – Гистограмма распределения яркости эталона 3 класса

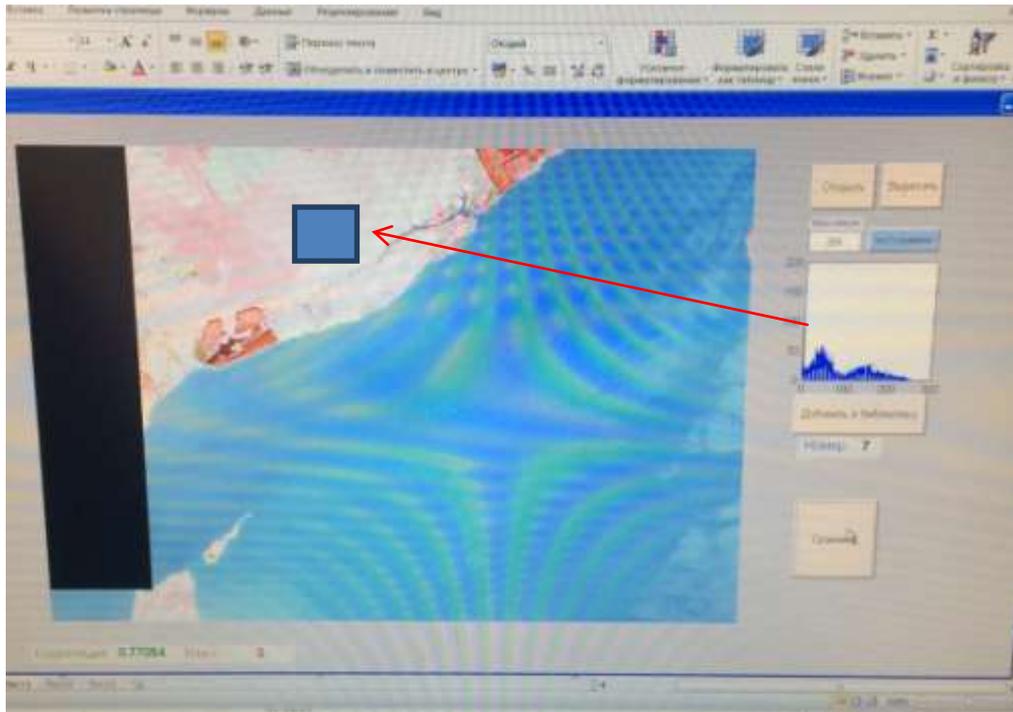


Рисунок 19 – Локализация исследуемого участка растительности  
на исходном снимке

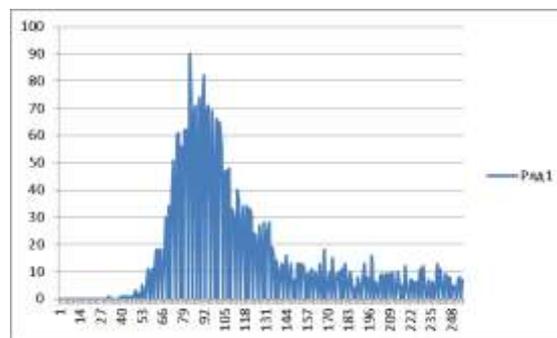


Рисунок 20 – Гистограмма распределения яркости эталона класса 2

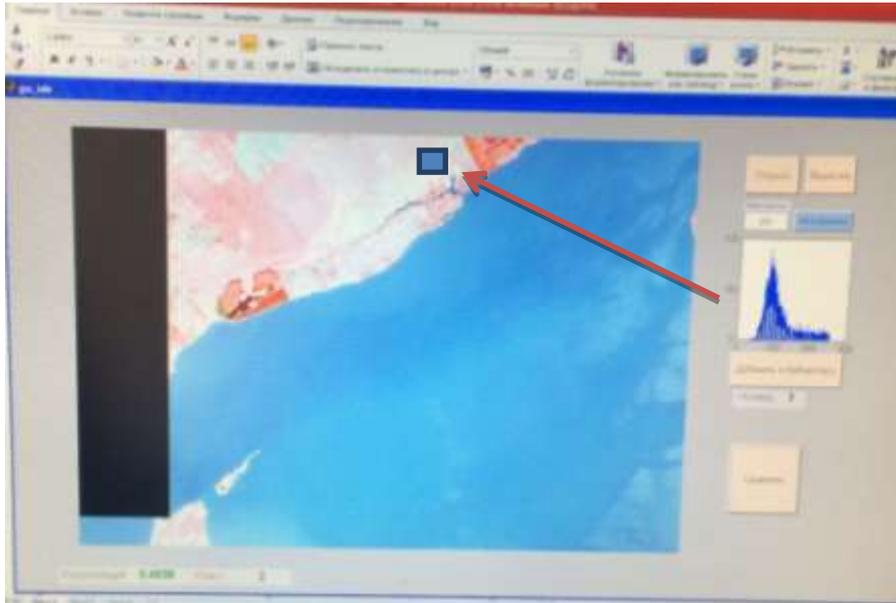


Рисунок 21 – Локализация исследуемого участка растительности  
на исходном снимке

Исследование второго рисунка:



Рисунок 22 Гистограмма распределения яркости эталона класса 1

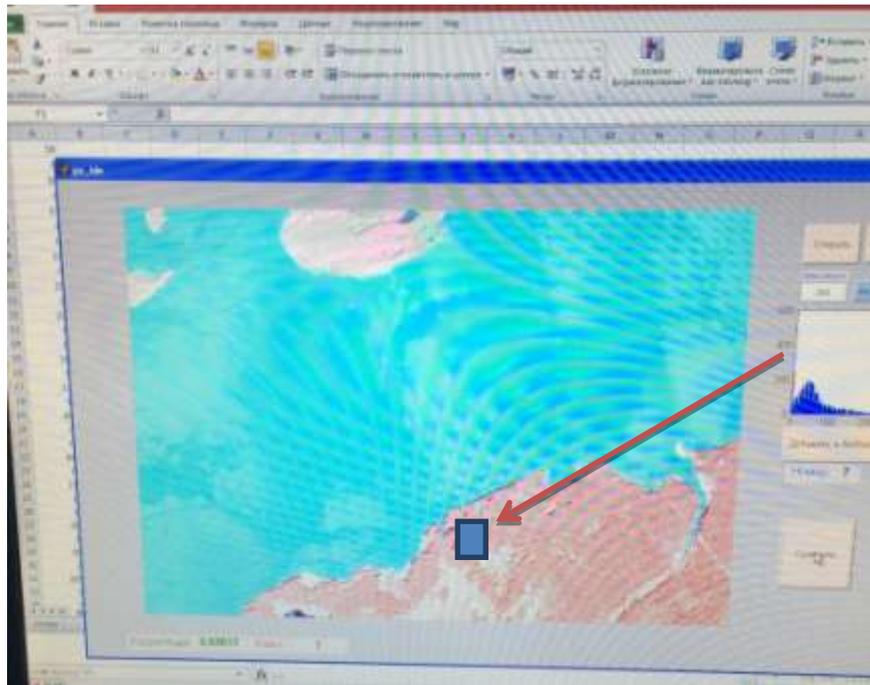


Рисунок 23 – Локализация исследуемого участка растительности  
на исходном снимке

Исследование третьего рисунка:

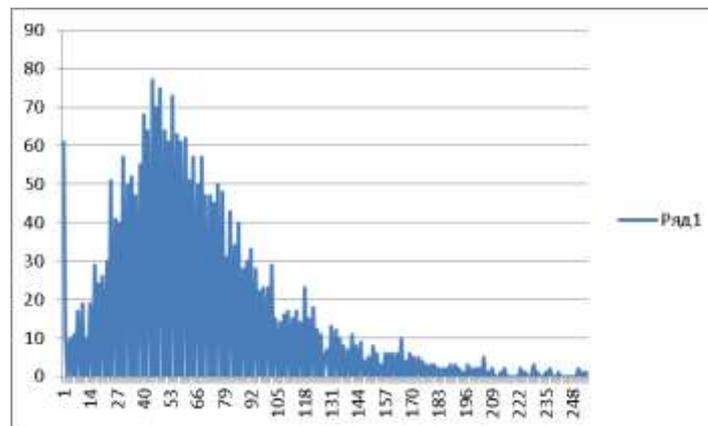


Рисунок 24 – Гистограмма распределения яркости эталона класса 3

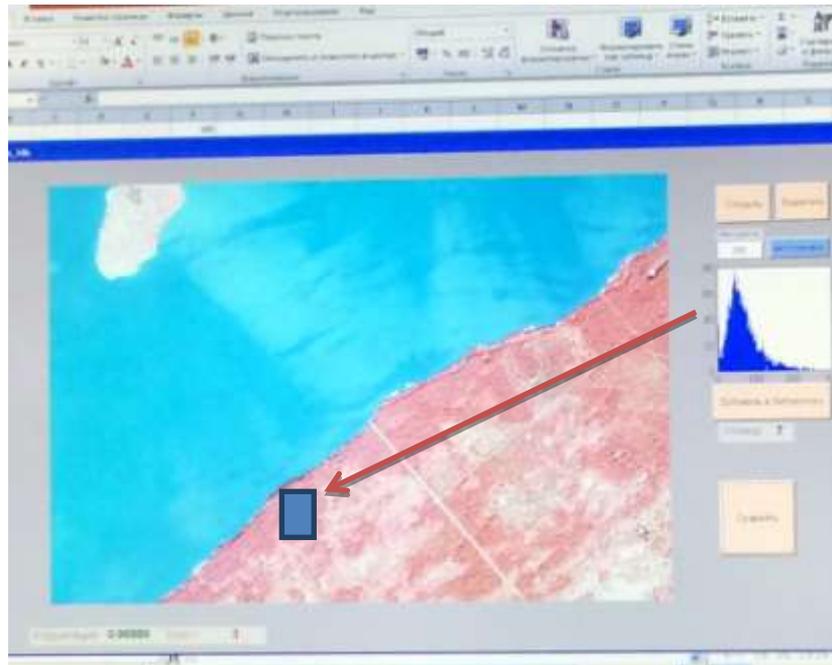


Рисунок 25 – Локализация исследуемого участка растительности  
на исходном снимке

Исследование четвертого рисунка:

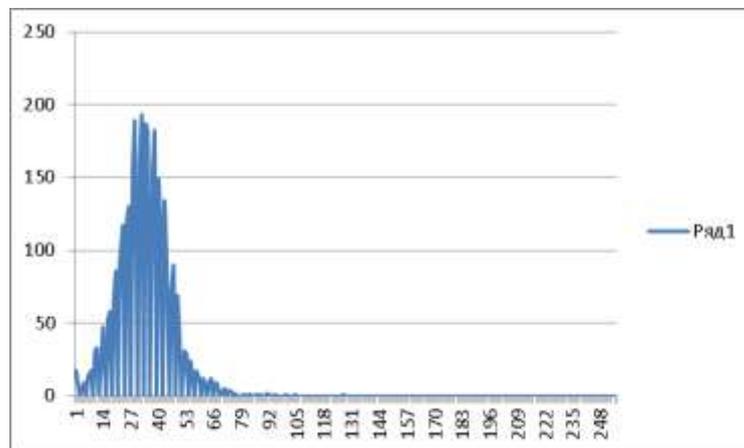


Рисунок 26 – Гистограмма распределения яркости эталона класса б



Рисунок 27– Локализация исследуемого участка растительности  
на исходном снимке

В результате сравнений с библиотекой одного класса растительности было выполнено 28 измерений, которые представлены на гистограммах (рис. 28-29) доказывают, что эталоны одного класса, будут иметь устойчивый образ.

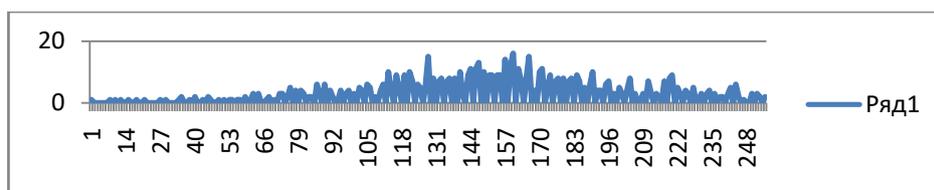


Рисунок 28 – Гистограмма первого класса

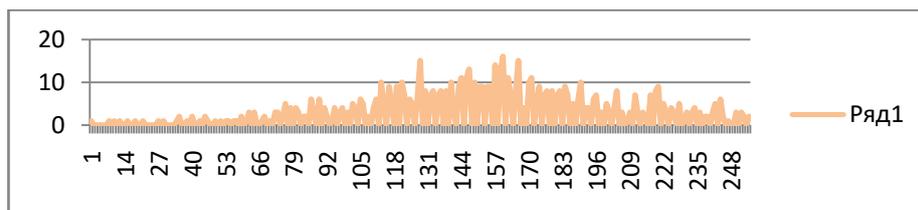


Рисунок 29

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключении сформулированы основные результаты работы:

– выполнен анализ современных методов цифровой обработки аэрокосмических снимков, используемых при мониторинге природных территориальных комплексов; установлено, что дешифрирование на основе спектральных яркостей в ряде случаев дает не удовлетворительный результат. Поэтому необходимо совершенствовать существующие алгоритмы и разрабатывать новые простые и устойчивые методы распознавания, а также использовать комплексные алгоритмы для повышения достоверности автоматизированного дешифрирования снимков;

– показано, что статистические характеристики яркостей элементов изображений сохраняют свои значения для одного класса объектов для различных снимках, полученных съемочной системой одного типа, и существенно меняются для объектов других классов, следовательно, функция распределения яркостей изображения объекта является устойчивым дешифровочным признаком;

–исследования изменений функции распределения плотности вероятностей для различных каналов многоспектральной съемочной системы показали, что делимость объектов по спектральным яркостям и по спектральным эталонам различается и вследствие этого можно использовать эти признаки как дополняющие, что повышает достоверность распознавания;

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Аковецкий, В. И. Дешифрирование снимков [Текст] : учеб.для вузов / В. И. Аковецкий. – М.: Недра, 1983. – 374 с.
- 2 Алексеев, А. С. Лесоустройство и статистическая инвентаризация лесов в России [Текст] / А. С. Алексеев, М. М. Орлов // Современные проблемы лесного хозяйства и лесоустройства: сб. материалов междунар. конф. / Гос. лесотехн. ун.-т 2012. – Т.1. – № 15. – С. 12–17.
- 3 Анучин, Н. П. Лесная таксация [Электронный ресурс] / Н. П. Анучин. – 3 изд. – М., 1971. – Режим доступа: <http://bse.sci-lib.com/article108575.html>.
- 4 Арбузов, С. А. Исследование алгоритма «дерево решений» в программном комплексе ENVI [Текст] / С. А. Арбузов, А. А. Гук // Геодезия и картография. – 2011. – № 2. – С. 11–14.
- 5 Аэрокосмический мониторинг лесов [Текст] / А. С. Исаев [и др.] – М.: Недра, 1991. – 240 с.
- 6 Геворков, В. Р. Характеристики спутников высокого разрешения [Текст] / В. Р. Геворков // Пространственные данные. – 2005. – № 3. – С. 28–41.
- 7 Геопространственные технологии [Электронный ресурс]: офиц. сайт журн. «Геопрофи». – Режим доступа :<http://geoprofi.ru/issues>.
- 8 Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
- 9 Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С.Эддинс. – М.: Техносфера, 2006. – 616 с.
- 10 Гордиенко, А. С. Разработка методики многоступенчатого дешифрирования космических снимков [Текст] / А. С. Гордиенко, М. А. Алтынцев, С. А. Арбузов // Геодезия и аэрофотосъемка. – 2011. – № 2. – С. 29–32.
- 11 Гук, А. П. Цифровая обработка снимков [Текст]: учеб.пособие / А. П. Гук. – Новосибирск, 1986. – 82 с.
- 12 Данилин, И. М. Мониторинг лесов в режиме реального времени на основе лазерной локации и цифровой аэро- и космической съемки. Лидерство

высоких технологий в таксации и контроле лесопользования [Текст] / И. М. Данилин, Е. М. Медведев // Материалы Всерос. совещания-семинара с междунар. участием. – Красноярск: ин-т леса им. В. Н. Сукачева СО РАН, 2005. – С. 119.

13 Дешифровочные признаки изображений объектов на многоспектральных космических снимках. Разработка методик автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков [Текст] / А. П. Гук, Л. Г. Евстратова, Е. П. Хлебникова, С. А. Арбузов, М. А. Алтынцев, А. С. Гордиенко, А. А. Гук, Д. П. Симонов // Геодезия и картография. – 2013. – № 7. – С. 31–40.

14 Дистанционное зондирование: количественный подход [Текст] / Ш. М. Дейвис [и др.]. – М.: Недра, 1983. – 415 с.

15 Исследование точностных характеристик и реализация технологии фотограмметрической обработки снимков, полученных космическими аппаратами «Канопус-В» и БКА. Интернет источник: <https://innoter.com/scientific-articles/989>

16 EnviPlatform. Программное обеспечение Envi. Интернет источник [http://sovzond.ru/products/software/thematic\\_processing/envi\\_platform/](http://sovzond.ru/products/software/thematic_processing/envi_platform/)

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

(обязательное)

## ТАБЛИЦА ЗНАЧЕНИЯ КОРРЕЛЯЦИИ

Таблица 1 – Значения корреляции

Библиотека	Значение корреляции					
Снимок № 1 	0,5662	0,5597	0,3633	0,7413	0,8664	0,6825
	0,6825					
	0,8791	0,3783	0,0559	0,4731	0,3917	0,8039
	0,8039					
	0,9138	0,4728	0,0611	0,5187	0,4223	0,8473
	0,8473					
	0,7673	0,6958	0,0957	0,5359	0,3071	0,7321
	0,7321					
-0,0561	-0,0500	0,7705	0,0208	0,1312	-0,0259	
-0,0259						
-0,1545	-0,1477	0,6652	-0,1546	-0,1201	-0,1648	
-0,1648						
-0,0825	0,4938	0,0281	0,3307	0,2051	0,0315	
0,0315						

Таблица 2 – Значения корреляции

Библиотека	Значение корреляции					
Снимок № 2 	0,9408	0,9804	-0,0979	0,7050	-0,1408	0,8955
	0,9842					
	0,9352	0,8868	0,0234	0,7197	-0,0258	0,9075
	0,8672					
	-0,0601	0,0126	0,9633	0,4864	0,8419	-0,0817
	0,0187					
	0,8292	0,9444	0,1031	0,8737	0,0582	0,7414
0,9454						
0,9165	0,9085	-0,0954	0,5971	-0,1390	0,9026	
0,9376						
0,9768	0,9033	-0,1046	0,5891	-0,1509	0,9912	
0,8932						
0,9813	0,9688	-0,0893	0,6783	-0,1326	0,9622	
0,9646						

Таблица 3 – Значения корреляции

Библиотека	Значения корреляции					
Снимок № 3 	0,9835	0,8677	0,9404	-0,0593	0,8159	0,7909
	0,3955					
	0,9183	0,7019	0,8217	-0,1033	0,6604	0,6626
	0,2335					
	0,9681	0,9536	0,9689	0,0299	0,9276	0,9109
	0,5901					
	-0,0405	0,0288	0,0341	0,9302	0,1358	0,0703
0,3549						
0,9565	0,8826	0,9492	-0,0182	0,8154	0,7557	
0,4031						
0,5131	0,7498	0,6694	0,4012	0,8491	0,8583	
0,9504						
0,4771	0,7168	0,6231	0,4311	0,8334	0,8511	
0,9624						

Таблица 4 – Значения корреляции

Библиотека	Значения корреляции					
Снимок № 4 	0,8560	0,7769	0,8340	0,8121	0,7068	0,8978
	0,8848					
	0,9017	0,8598	0,9059	0,9249	0,8568	0,9588
	0,9530					
	0,6891	0,8799	0,8761	0,7664	0,8511	0,7777
	0,7945					
	0,7961	0,8491	0,8842	0,9962	0,9437	0,9696
	0,9357					
0,9449	0,9033	0,9534	0,8932	0,8831	0,9503	
0,9768						
0,9192	0,8898	0,9388	0,9345	0,8842	0,9785	
0,9803						
0,9356	0,9256	0,9646	0,8583	0,9216	0,8961	
0,9559						