

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Московский авиационный институт
(национальный исследовательский университет)»
(МАИ)

На правах рукописи

Бодунков Николай Евгеньевич

**РАСШИРЕНИЕ УСЛОВИЙ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ СИСТЕМ
ВИЗУАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНЫХ
БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ**

Специальность 05.13.01

Системный анализ, управление и обработка информации
(Авиационная и ракетно-космическая техника)

Диссертация

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель: кандидат технических наук, профессор
Ким Николай Владимирович

Москва 2015 г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. ПРОБЛЕМЫ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНЫХ БЛА	15
1.1. Визуальная навигация автономных БЛА	15
1.2. Поиск и обнаружение ориентиров в изменяемых условиях наблюдения	20
1.3. Навигация на малоинформативных полях	29
2. ВИЗУАЛЬНАЯ НАВИГАЦИЯ В ИЗМЕНЯЕМЫХ УСЛОВИЯХ НАБЛЮДЕНИЯ	38
2.1. Адаптивные эталонные описания объектов на основе нечетких систем	41
2.2. Способы формирования эталонных описаний	49
2.3. Выбор функций принадлежности и нечетких правил	55
2.4. Методика обучения нечеткой системы формирования адаптивных описаний	65
2.5. Варианты представления нечеткой системы	69
3. НАВИГАЦИЯ НА МАЛОИНФОРМАТИВНЫХ ПОЛЯХ.....	74
3.1. Оценка информативности ориентиров	74
3.2. Методика описания наблюдаемых сцен.....	81
3.3. Алгоритм формирования гипотез положения БЛА.....	87
3.4. Методика и алгоритм выбора информативного направления полета БЛА	97
4. ИССЛЕДОВАНИЕ РАБОТОСПОСОБНОСТИ АЛГОРИТМОВ ВИЗУАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ БЛА.....	103
4.1. Сравнение модельных и адаптивных описаний объектов интереса	103
4.2. Сравнение корреляционных алгоритмов сопоставления изображений и алгоритмов на основе адаптивных описаний	114
4.3. Оценка вероятности ошибок обнаружения ориентиров в изменяемых условиях наблюдения	120
4.4. Исследование влияния ошибок обнаружения ориентиров на описание наблюдаемой сцены.....	129
4.5. Оценка работоспособности алгоритма навигации по малоинформативным ориентирам.....	140
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	147
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	149

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы широкое распространение получают малоразмерные БЛА, оснащенные системами наблюдения, например телевизионной (ТВ), тепловизионной (ТПВ) и/или радиолокационной (РЛ) аппаратурой наблюдения [1-8]. В ряде ситуаций проведение мониторинговых или разведывательных операций более эффективно выполнять с помощью подобных аппаратов.

Так как решение многих целевых задач (ЦЗ) при помощи БЛА, управляемых операторами, в реальных условиях функционирования становится сложным или невозможным, актуальной является задача разработки *автономных БЛА*.

Под автономными БЛА принято понимать летательные аппараты [4, 5]:

- автономно выполняющие ЦЗ, способные анализировать текущую ситуацию и самостоятельно реагировать на возникающие угрозы;
- использующие для выполнения поставленной задачи (например, обнаружения, распознавания и слежения за объектом интереса) только бортовое оборудование;
- в которых связь с наземной станцией служит только для приема ЦЗ и передачи телеметрии (т.е. при потере связи с наземной станцией выполнение ЦЗ будет продолжено).

Основными задачами наблюдения автономных БЛА можно считать:

- автоматический поиск и обнаружение объектов интереса;
- распознавание (идентификацию) объектов;
- слежение за объектами;
- оценку и прогнозирование траекторий движения объектов интереса.

В рамках выполнения подобных задач БЛА должны быть оснащены бортовым оборудованием, обеспечивающим:

- организацию автономных полетов БЛА (без участия в управлении человека-оператора);
- полет БЛА в условиях отсутствия или ненадежной работы спутниковой навигации;
- полет БЛА в изменяемых условиях функционирования, в частности в изменяемых условиях освещенности наблюдаемых сцен.

Существует множество БЛА, которые (по своим характеристикам и оснащению целевой аппаратурой) могут выполнять задачи мониторинга и разведки. Например, БЛА российского производства - аппараты вертолетного типа «ZALA-421-08» (Zala Aero Group, 2011) [10] и самолетного типа «DELTA-M» (ГеоСервис, 2014) [11], решающие задачи мониторинга земной поверхности, картографирования и разведки как в автономном, так и в пилотируемом режимах. Длительность автономной работы аппаратов достигает 3 - 4 часов при дальности 30 - 40 км.

Самым распространенным разведывательно-ударным БЛА США можно считать «MQ-9 Reaper» (General Atomics, 2014) [12], длительность автономного полета которого превышает 27 часов.

В общем случае бортовые системы автономных БЛА являются сложными информационными комплексами. Поэтому для эффективного решения поставленных задач первоочередное значение имеет состав и качество целевого оборудования, в частности аппаратуры наблюдения, а также характеристики цифровой системы автоматического управления полётом. При этом точность полета БЛА в определяющей степени зависит от работы *навигационной* системы (НС) БЛА.

В работах [1 – 3, 15] показаны методы построения навигационных систем, основанных на интеграции данных, получаемых от инерциальной навигационной системы (ИНС) и спутниковой навигационной системы (СНС). Обсуждаются преимущества подобного подхода. Рассмотренные системы надежно решают многие целевые задачи в режиме дистанционного управления и при устойчивой работе СНС.

Примером современной НС российского производства является «КомпаНав-3» (ООО ТеКнол, 2015) - ультракомпактная интегрированная инерциально-спутниковая навигационная система на микроэлектромеханических чувствительных элементах [13].

В этой НС для оценки навигационных параметров используется алгоритм интегрирования данных GPS/ГЛОНАСС с измерениями ИНС. Ошибки системы при этом составляют $0,3^\circ$ при определении курса и 6 м - при определении положения. Однако при отсутствии сигналов СНС через 5 мин работы ошибка определения курса составит $2,5^\circ$, а положения - 500 м, что недопустимо для большинства решаемых ЦЗ.

Дальнейшее выполнение ЦЗ БЛА в подобных случаях возможно только за счет использования альтернативных навигационных систем.

Таким образом, одним из важных направлений модернизации бортового оборудования автономных БЛА является разработка средств навигации, обеспечивающих полет в условиях отсутствия сигналов СНС.

Альтернативным вариантом полетов без СНС является использование обзорно-сравнительного метода навигации. В этом направлении ведется большое количество исследований и проектов, многие из которых успешно реализованы.

Так, в работе [1] рассмотрены теоретические и практические вопросы построения обзорно-сравнительных систем навигации по геофизическим полям. Рассматривается классификация корреляционно-экстремальных навигационных систем, представлены примеры реализации НС по поверхностным геофизическим полям и по аномальным пространственным земным полям.

Разновидностями обзорно-сравнительных методов являются методы визуальной навигации, основанные на использовании бортовой системы технического зрения (СТЗ), способной, помимо целевых задач обнаружения и распознавания объектов интереса (ОИ), автономно решать задачи наведения и навигации по наземным ориентирам [14 - 19]. При этом под визуальной

навигацией понимается процесс сопоставления текущего изображения (ТИ), принимаемого бортовой системой наблюдения, и эталонных изображений (ЭИ) ориентиров или сцен (заложенных в память БЛА) с известными координатами с целью идентификации искомого ориентира и определения текущего положения БЛА.

В общем случае поиск объектов интереса, в частности ориентиров, на текущем изображении может быть реализован не только сопоставлением ТИ и ЭИ, но и сравнением различных атрибутов или визуальных признаков, например цвета, формы, текстуры и пр., выделяемых на ТИ и ЭИ. В дальнейшем будем называть атрибуты (признаки) объектов или их наборы (совокупности) – *описаниями объектов или сцен*.

Вопросы построения интегрированных навигационных систем БЛА, в частности с использованием визуальной навигации, рассматривались в [14, 15]. В работах [20-27] были рассмотрены различные варианты построения систем визуальной навигации. Исследовалась точность оценки параметров полета ЛА в зависимости от параметров системы наблюдения и условий наблюдения. В указанных работах рассмотрены случаи успешного использования систем визуальной навигации, которые существенно повышают автономность БЛА за счет использования СТЗ вместо СНС.

Актуальность темы

Можно выделить следующие основные задачи, решаемые в рамках визуальной навигации:

- обнаружение ориентиров (объектов с известными координатами) на наблюдаемой сцене;
- оценка собственных координат по положению ориентира на сцене.

Эффективность реализации методов визуальной навигации, определяемая точностью оценки собственных координат БЛА, в значительной степени зависит от надежности или вероятности правильного обнаружения искомым ориентиров. При этом, если обнаруженный ориентир не является на

наблюдаемой сцене уникальным, то возникнет неопределенность в оценке истинного положения БЛА.

Ошибки обнаружения ориентиров и/или отсутствие на наблюдаемых сценах уникальных ориентиров может привести к невозможности решать требуемые навигационные и целевые задачи БЛА.

При длительном полете БЛА возможно возникновение двух факторов, негативно влияющих на решение указанных задач.

Первым фактором является возможное изменение условий наблюдения (например, освещенности ориентира при изменении времени суток), которое приведет к изменению описаний (признаков) ориентиров на ТИ.

Если для обнаружения (идентификации) ориентира будет использовано эталонное описание, полученное для других условий (освещенности), то сравнение этих описаний (по какому-либо критерию) может привести к увеличению ошибок обнаружения и, соответственно, к ошибкам оценки собственных координат.

Следовательно, для снижения влияния данного фактора на надежность обнаружения ориентиров необходимо сравнивать текущие описания ориентиров с эталонными описаниями, полученными для соответствующих (подобных) условий наблюдения.

Одним из решений данной проблемы может быть использование набора описаний ориентиров для всех возможных условий. Очевидным недостатком этого решения является сложность или даже невозможность формирования и хранения в памяти БЛА такого набора описаний.

Другое решение основано на математическом моделировании наблюдаемой сцены для различных условий с использованием общих физических законов. Главным недостатком такого подхода является использование множества трудно формализуемых факторов (например, отражающих свойств текстур) при формировании модели.

Рассмотренные варианты решений задачи визуальной навигации в изменяемых условиях являются трудно реализуемыми.

В данной работе предлагается решить эту задачу путем формирования эталонных описаний, адаптивных к текущим условиям наблюдения, - адаптивных эталонных описаний. При этом формирование адаптивных описаний в реальном времени должно основываться на существующем ограниченном наборе ЭИ.

Использование подобных описаний позволит существенно расширить диапазон условий применения визуальной навигации и соответствующих ЦЗ БЛА.

Таким образом, разработка алгоритмов формирования адаптивных описаний ориентиров для изменяемых условий наблюдения является актуальной задачей.

Второй фактор, затрудняющий визуальную навигацию БЛА, - отсутствие ориентиров (уникальных для данной сцены объектов с известными координатами) на сцене, наблюдаемой СТЗ БЛА.

Ситуации, при которых влияние данного фактора является определяющим, возникают, например, при полете БЛА над однородными подстилающими поверхностями – лесом, полем. При этом наблюдаемые с БЛА сцены (при отсутствии уникальных особенностей изображения) являются малоинформативными, так как не позволяют однозначно с требуемой точностью определить текущие координаты БЛА.

Так как при выполнении различных ЦЗ автономными БЛА могут быть возможны полеты над малоинформативными участками местности, то разработка алгоритмов визуальной навигации, функционирующих в подобных ситуациях, является актуальной.

Целью работы является расширение условий функционирования автономных БЛА за счет использования алгоритмов визуальной навигации, обеспечивающих поиск ориентиров и оценку координат БЛА с помощью

описаний, адаптивных к изменяемым условиям наблюдения, и способных функционировать на малоинформативных участках местности.

Объектом исследования является автономный БЛА.

Предметом исследования является алгоритм визуальной навигации, обеспечивающий автономное выполнение целевой задачи в изменяемых или неопределенных условиях наблюдения.

Методы исследования. Исследования выполнены с использованием аппарата математического моделирования, технологий компьютерного зрения, статистических методов распознавания, методов нечеткой логики и методов теории информации.

Научная новизна работы:

1. Предложен подход к обнаружению ориентиров на основе использования эталонных описаний, адаптивных к изменению условий наблюдения.
2. Разработан алгоритм формирования и использования адаптивных описаний ориентиров на основе нейронечетких систем.
3. Предложен подход к решению задачи визуальной навигации БЛА над малоинформативными участками местности, основанный на предварительном определении гипотез положения БЛА, планировании и реализации полета с учетом информативности выбранного направления.
4. Разработан формат иерархического описания сцены для формирования гипотез положения БЛА при навигации над малоинформативными участками.
5. Разработан алгоритм определения информативного направления полета для уточнения положения БЛА при навигации над малоинформативными участками местности.
6. Показано, что использование предлагаемого алгоритма формирования адаптивных описаний ориентиров реализуемо и позволяет уменьшить вероятности ошибок обнаружения в изменяемых условиях наблюдения.

7. Показано, что предлагаемые методики предварительного определения гипотез положения на основе анализа сцены и планирования полета позволяют проводить визуальную навигацию на малоинформативных участках местности.

Достоверность результатов, полученных в работе, подтверждается результатами математического и полунатурного моделирования процесса обнаружения ориентиров при изменении условий наблюдения и моделированием процесса навигации по малоинформативным ориентирам.

Практическая значимость работы заключается в том, что разработанные методики и алгоритмы формирования адаптивных описаний позволяют обнаруживать ориентиры при изменении условий наблюдения, а предложенные методика и алгоритм навигации по малоинформативным ориентирам позволяют уточнять текущее положение БЛА при полете над малоинформативными участками местности. Предложенные методики существенно повышают эффективность применения автономных БЛА за счет увеличения надежности и расширения условий применения алгоритмов визуальной навигации.

Апробация работы

Результаты работы докладывались на: Всероссийской науч.-тех. конференции «Экстремальная робототехника», г. Санкт-Петербург, 2012; на науч.-тех. конференции «Техническое зрение в системах управления - 2013», г. Москва, 2013; на международной конференции «Scientific aspects of unmanned mobile objects (SAUMO-2013)», г. Демблин, Польша, 2013; на 7-м международном симпозиуме «Экстремальная робототехника - робототехника для работы в условиях опасной окружающей среды (7th IARP RISE-ER'2013)», г. Санкт-Петербург, 2013; на IX Всероссийской науч.-тех. конференции «Перспективные системы и задачи управления», г. Таганрог, 2014 г.; на четырнадцатой национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием, г. Казань, 2014; на 13-й международной конференции "Авиация и космонавтика-2014" Москва, МАИ, 2014.

Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе кафедры «Информационно-управляющие комплексы летательных аппаратов» МАИ.

Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе кафедры «Информационно-управляющие комплексы летательных аппаратов» МАИ.

Публикации. По результатам диссертационной работы опубликовано 12 работ, в том числе 3 научно-технические статьи в изданиях, включённых в перечень ВАК, и 3 - в зарубежных изданиях.

К защите представляются следующие основные положения работы:

1. Методика и алгоритм формирования адаптивных описаний ориентиров, позволяющие существенно расширить диапазон условий применения визуальной навигации.

2. Результаты исследования влияния изменения условий наблюдения на вероятности ошибок обнаружения ориентиров.

3. Методика и алгоритм навигации на малоинформативных участках местности на основе сравнения описаний сцены с описаниями фрагментов ЦКМ, позволяющие формировать гипотезы положения и уточнять их за счет выбора информативного направления полета.

4. Структура и формат иерархического описания сцены на языке ситуационного управления.

5. Программно-математическое обеспечение, позволяющее проводить модельные (полунатурные) эксперименты предложенных алгоритмов.

6. Результаты экспериментов, подтверждающие работоспособность и эффективность применения алгоритмов формирования адаптивных описаний ориентиров и навигации над малоинформативными участками местности (полями).

В первой главе рассматриваются основные проблемы функционирования БЛА. Проведен анализ подходов, позволяющих расширить условия применения автономных БЛА, на основе использования методов визуальной навигации.

Показана необходимость разработки методик и алгоритмов визуальной навигации:

- обеспечивающих поиск ориентиров с помощью эталонных описаний, адаптивных к изменению условий наблюдения;
- ориентированных на решение задач определения положения БЛА при навигации на малоинформативных полях.

Вторая глава посвящена проблеме обнаружения ориентиров в изменяемых условиях наблюдения.

Обнаружение производится на основе сопоставления эталонных описаний ориентиров, заложенных в память БЛА, с текущим изображением сцены, принимаемым бортовой СТЗ. Показано, что изменение условий наблюдения (например, времени суток) может привести к изменению описания ориентира (например, распределения яркости), что, в свою очередь, может негативно повлиять на вероятность правильного обнаружения. Таким образом, одной из важнейших задач визуальной навигации является формирование описаний, адаптивных к изменению условий наблюдения. Основными факторами, затрудняющими решение данной задачи, являются: большое требуемое количество эталонных описаний ориентиров и трудно формализуемые аналитические зависимости влияния условий наблюдения на описания.

В главе предлагаются методика и алгоритм формирования описаний на основе нечетких систем, позволяющие с использованием ограниченного набора имеющихся эталонных описаний ориентиров для определенных условий наблюдения формировать адаптивные описания для новых (текущих) условий. Предлагаемый подход существенно ограничит требуемое количество эталонных описаний за счет использования нечетких экспертных знаний.

В работе показана реализуемость и эффективность данного подхода. Показано, что использование адаптивных описаний позволяет уменьшить вероятность ошибки обнаружения ориентиров.

Также в главе рассмотрен вопрос выбора способа описания и реализации нечеткой системы на борту БЛА. Был проведен анализ различных способов представления знаний. Предложен вариант представления нечеткой системы на основе фреймов.

В третьей главе рассматривается проблема навигации автономных БЛА на малоинформативных участках местности, которые далее будут называться малоинформативными полями. Малоинформативные поля дают неоднозначную оценку положения, так как не содержат информативных (например, уникальных) ориентиров.

Однако на основе анализа текущей наблюдаемой сцены в таких условиях можно получить набор оценок возможного положения – гипотез. Под анализом сцены понимается составление описаний объектов сцены и отношений между ними с целью дальнейшего сравнения с подобными описаниями фрагментов цифровой карты местности (ЦКМ). В результате сравнения определяются фрагменты со схожими описаниями, координаты которых принимаются за гипотезы положения.

В главе предлагаются методика и алгоритм визуальной навигации на основе формирования и сравнения описаний сцены. Предложен формат иерархического описания сцены.

Гипотезы, полученные в результате анализа сцены, позволяют уменьшить неопределенность текущего положения, но не всегда обеспечивают требуемую (заданную ЦЗ) точность. Таким образом, возникает задача планирования дальнейшего полета с целью уточнения положения. Предлагается алгоритм выбора направления полета, содержащего информативные участки местности, анализ которых позволит уточнить оценки положения.

В четвертой главе приведены результаты экспериментальных исследований предлагаемых алгоритмов. Показаны работоспособность и эффективность использования алгоритмов формирования адаптивных описаний ориентиров и навигации по малоинформативным ориентирам. Проведены исследования влияния изменения условий наблюдения на вероятности ошибок обнаружения ориентиров. Также показано, что использование алгоритма формирования адаптивных описаний на основе нечетких систем позволяет уменьшить ошибки обнаружения ориентиров и получить более точные описания наблюдаемой сцены. Проведены модельные эксперименты алгоритма навигации на малоинформативных полях и показана его работоспособность для различных ЦКМ.

1. ПРОБЛЕМЫ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНЫХ БЛА

Основной целью работы является повышение эффективности и расширение условий функционирования автономных БЛА в неопределенных и изменяемых условиях наблюдения за счет использования методов визуальной навигации.

В данной главе проводится анализ известных вариантов построения систем визуальной навигации БЛА; рассматриваются проблемы, связанные с использованием визуальной навигации на борту автономного БЛА; оценивается возможность решения этих проблем.

1.1. Визуальная навигация автономных БЛА

В общем случае навигационными параметрами называются [1 - 3] параметры положения, скорости и ускорения подвижного объекта.

В рамках данного исследования будем считать, что задача навигации заключается в определении текущего положения БЛА с заданной точностью. При этом, условие решения навигационной задачи примет следующий вид:

$$\begin{aligned} 3\sigma_x &\leq \Delta_x, \\ 3\sigma_y &\leq \Delta_y, \end{aligned} \tag{1.1}$$

где σ_x, σ_y – СКО ошибок оценки положения по координатам X, Y ; Δ_x, Δ_y – максимально допустимые значения ошибок.

Будем считать, что задача навигации решена успешно при выполнении условия (1.1). Обозначим условие (1.1) как $X_{\text{нав}}$.

Помимо точности, в работе рассматривается показатель вероятности решения задачи навигации, т.е. вероятности определения навигационных параметров с заданной точностью:

$$P(X_{\text{нав}}) \geq P_{\text{тр}}, \tag{1.2}$$

где $P(X_{\text{нав}})$ – вероятность определения координат с требуемой точностью.

Примем, что требуемые параметры Δ_x , Δ_y и $P_{тр}$ определяются решаемой целевой задачей.

Например, в [21] принимается, что для обеспечения надежной автоматической посадки БЛА (по 3-й категории) необходимо выполнить следующие требования: точности позиционирования в горизонтальном канале - $\pm 4,1$ м, в вертикальном канале - $\pm 0,4$ м.

В то же время в работе [27] рассматривается точность полета БЛА с учетом требований к наблюдениям подстилающей поверхности.

В качестве примера показано, что для надежной «сшивки» принимаемой видеопоследовательности с относительной площадью перекрытия кадров 0,8 необходимо выполнение условий по точности полета: на высоте 200м - $\pm 21,1$ м, а на высоте 400м - $\pm 44,17$ м.

Требуемое перекрытие кадров определяется для различных типов подстилающей поверхности заранее.

На основе заданных параметров $\delta_{тр}$ и $P_{тр}$ формируются требования к структуре и составу НС.

Одним из вариантов решения задачи навигации при ненадежной работе СНС является использование визуальной навигации [14 - 27].

Под визуальной навигацией понимается [15] сопоставление текущего (ТИ) и эталонного (ЭИ) изображения местности (подстилающей поверхности) с последующей локализацией на текущем изображении заданных объектов сцены (ориентиров) и определением текущих координат этих объектов с целью формирования управления ЛА. ЭИ (с известными координатами) формируются заранее и хранятся в памяти бортовой вычислительной системы. ТИ подстилающей поверхности принимается бортовой системой наблюдения (СН), например ТВ-камерой, в процессе полета БЛА.

В общем случае для поиска искомого участка местности или ориентира может использоваться не изображение, а некоторое *описание*, позволяющее идентифицировать этот участок.

Примем, что под *эталонным описанием* понимается совокупность различных признаков [28-32]: распределения яркостей, 2D и 3D геометрические модели, векторы признаков, иные формальные описания.

Частным случаем эталонного описания является ЭИ.

Очевидно, что для сопоставления эталонного и текущего описаний местности они должны быть представлены в едином формате.

Использование систем визуальной навигации в качестве альтернативы СНС рассматривается во многих отечественных и зарубежных работах [23-35, 40].

В [21, 27] рассматривается система «СТЗ – БИНС». В ее состав входят: БИНС, магнитный компас, видеокамера на стабилизированном подвесе, направленная вертикально вниз. Используется комплексирование методов визуальной навигации и БИНС. Полет к предполагаемому месту нахождения ориентира происходит на основе показаний БИНС. Для идентификации и оценки координат ориентиров используются корреляционные алгоритмы сопоставления ЭИ и ТИ ориентиров. Коррекция показаний БИНС производится на основе результатов обнаружения ориентиров. В [22] подробно исследуются вопросы комплексирования визуальной информации и информации, получаемой ИНС.

В статье [23] представлена концепция построения бортовой автономной видео навигационной системы, использующей видеоинформацию с бортовой камеры и хранящиеся в цифровом формате эталонные изображения с привязкой к местности. Система позволяет осуществлять автономную навигацию в отсутствие GPS. Относительное положение и движение отслеживаются путем сравнения последовательно идущих видеокадров, поступающих с бортовой камеры.

В [24] исследуется точная система определения положения ЛА, которая является основой для определения параметров полета. Системы измерения параметров на основе видеоизображения являются альтернативой для определения положения БЛА. Тем не менее, ограничения поля зрения и

расстояния во многих случаях делают такие системы более подходящими для небольшой области полета или для использования системы на малых БЛА.

Проблемы комплексирования бортовой НС и СТЗ, структура подобной НС и ее точности уже были исследованы ранее и далее в работе рассматриваться не будут.

Однако в известных работах не рассматривались решения задач визуальной навигации автономного БЛА, связанные со следующими проблемами:

1. Изменением наблюдаемых характеристик ориентиров при изменении условий наблюдения (день-вечер, зима-лето и пр.), что приводит к увеличению ошибок обнаружения ориентиров;
2. Функционированием в условиях малоинформативных навигационных полей. В частности, в случаях когда БЛА может оказаться вне области наблюдения, достаточно информативного ориентира.

Наличие указанных проблем в существенной степени ограничивает возможности использования визуальной навигации и, следовательно, уменьшает эффективность применения автономных БЛА.

Рассмотрим данные проблемы более подробно.

Проблема 1. Изменение наблюдаемых характеристик ориентиров при изменении условий наблюдения.

Предположим, что во время полета БЛА меняются условия наблюдения (например, меняется освещенность сцены из-за изменения положения Солнца). При изменении условий наблюдения будут меняться различные наблюдаемые признаки ориентиров: распределение яркостей и цвета, текстура и пр. Тогда подготовленные ранее эталонные изображения, используемые для распознавания искомых объектов, будут существенно отличаться от принимаемых текущих изображений, что может привести к ошибкам обнаружения ориентиров и соответствующим ошибкам навигации.

Подходы к обнаружению ориентиров, описанные, например, в работах [28-30, 32], не учитывают рассмотренные изменения условий наблюдений. В

этих работах используются постоянные эталонные описания или ЭИ, полученные для конкретных условий наблюдения.

Следовательно, для решения указанной проблемы необходимо разработать методику формирования эталонных описаний ориентиров, адаптивных к изменению условий наблюдения.

Проблема 2. Функционирование в условиях малоинформативных навигационных полей.

Здесь рассматриваются ситуации, когда БЛА не может обнаружить ориентиры, которые обеспечивают решение требуемой навигационной задачи.

Подобные ситуации могут возникнуть, в частности, при получении изображения водной поверхности, леса, поля и т.п. Если эти типы поверхностей или их границы не имеют уникальных особенностей, позволяющих локализовать положение наблюдаемых участков, то их можно отнести к группе малоинформативных ориентиров. То есть распознавание конкретного класса поверхности позволяет определить, что БЛА находится «над водной поверхностью», «над лесом» или «над полем», но точность оценки координат (в большинстве практических случаев) не соответствует требованиям целевой задачи.

В рамках рассматриваемой проблемы необходимо разработать сценарий действий, который помог бы решить задачу навигации БЛА при условии, что в некоторый момент система визуальной навигации не может обнаружить достаточно информативный ориентир, т.е. ориентир, позволяющий решить навигационную задачу с требуемой точностью.

Очевидно, что если задача решается только методами визуальной навигации, а в пределах достижимости БЛА нет достаточно информативных ориентиров, то задача физически не реализуема.

Если в пределах достижимости БЛА имеются достаточно информативные ориентиры, то их обнаружение может обеспечить решение поставленных задач.

В работе предлагается подход, основанный на выборе направления полета БЛА, которое может с наибольшей вероятностью привести к нахождению какого-либо ориентира.

Следует отметить, что в общем случае выбор ориентира должен производиться с учетом:

- его информативности, т.е. при обнаружении ориентира должно однозначно определяться положение БЛА (в соответствии с (1.1)),
- заданной вероятности обнаружения ориентира (1.2),
- максимально допустимого расстояния между ориентирами.

Выдерживание в полете максимально допустимого расстояния между ориентирами обеспечивает возможность привязки к последующим ориентирам, т.е. искомый ориентир должен попасть в поле зрения системы наблюдения БЛА. В противном случае ориентир может быть не найден.

Оценка максимального допустимого расстояния между ориентирами (R_{max}) производится с учетом уходов ИНС ($\delta_{\text{ИНС}}$):

$$R_{max} \leq V^{\text{БЛА}} \frac{\Delta_{max}}{\delta_{\text{ИНС}}}, \quad (1.3)$$

где Δ_{max} – максимальная погрешность выдерживания траектории БПЛА, при которой возможно наблюдение ориентира (связана с областью видимости бортовой камеры); $V^{\text{БЛА}}$ – скорость БЛА.

В соответствии с рассмотренными задачами раздел 1.2 посвящен обсуждению возможности разработки адаптивных эталонных описаний ориентиров, а в разделе 1.3 рассматриваются вопросы навигации БЛА по малоинформативным ориентирам.

1.2. Поиск и обнаружение ориентиров в изменяемых условиях наблюдения

Как было показано в работах [20, 21, 27, 30], точность системы визуальной навигации в существенной степени зависит от точности обнаружения и оценки координат ориентиров.

Поиск и обнаружение объектов (ориентиров) на подстилающих поверхностях может выполняться на основе различных подходов.

Наиболее распространенным подходом к поиску ориентиров является использование корреляционно-экстремальных алгоритмов [30-34]. Данный подход основан на попиксельном сравнении двух изображений: эталонного, заранее подготовленного изображения искомого объекта (или карты местности), и текущего, полученного бортовой СТЗ. Для оценки относительных координат ЭИ и ТИ производится сканирование большего изображения меньшим и расчет критериальной функции $K_n(di, dj)$, где di, dj – смещения ЭИ относительно ТИ.

Критериальная функция является мерой сходства эталонного и текущего (или его фрагмента) изображений. Результатом такого сканирования будет поверхность, глобальный экстремум которой (максимум или минимум в зависимости от типа функции) соответствует области, имеющей наибольшее сходство с эталоном.

В рамках данного подхода широко используются [29, 33, 34] следующие критериальные функции:

1. Взаимная корреляционная функция (ВКФ)

$$K_{c_1}(di, dj) = \frac{1}{i_{\max} j_{\max}} \sum_{i=1}^{i_{\max}} \sum_{j=1}^{j_{\max}} \{S(i, j) - M[S]\} \cdot \{R(i + di, j + dj) - M[R]\}, \quad (1.4)$$

где $R(i, j)$ – эталонное изображение (ЭИ); $S(i, j)$ – текущее изображение (ТИ); $M[.]$ – символ математического ожидания; i, j – координаты ячеек изображения; i_{\max}, j_{\max} размеры сравниваемого фрагмента изображения.

2. Нормированная корреляционная функция (НКФ)

$$K_{c_2}(di, dj) = \frac{K_{c_1}(di, dj)}{\sigma[S] \cdot \sigma[R]}, \quad (1.5)$$

где $\sigma[.]$ оператор среднеквадратического отклонения.

При полном совмещении ТИ и ЭИ данные функции имеют максимальные значения.

3. Разностные критериальные функции.

При полном совмещении ТИ и ЭИ разностные критериальные функции, в отличие от максимизируемых корреляционных, имеют минимальное значение. Наибольшее распространение получили следующие разностные функции [37]:

функция среднего квадрата разности

$$K_{d_1}(di, dj) = M \{ [S(i, j) - R(i + di, j + dj)]^2 \}, \quad (1.6)$$

где d – индекс, обозначающий разностные функции;

функция среднего модуля разности (MAD – mean absolute difference)

$$K_{d_{2ю}}(di, dj) = M [|S(i, j) - R(i + di, j + dj)|]. \quad (1.7)$$

Ошибки, возникающие при оценке смещений ЭИ и ТИ, зависят от точности определения значений корреляционных функций и от их радиуса корреляции.

Преимуществами данного подхода, основанного на пространственной фильтрации изображений, являются простота реализации и высокая помехоустойчивость корреляционных алгоритмов к высокочастотным шумам.

Рассматриваемые дестабилизирующие факторы – изменения условий наблюдения, в частности изменения освещенности наблюдаемой сцены, следует отнести к трудно прогнозируемым низкочастотным помехам. Например, изменения освещенности могут существенно сместить математическое ожидание яркости текущего изображения объекта интереса по сравнению с ЭИ, изменить СКО и пр.

Наименее устойчивыми к низкочастотным помехам являются разностные алгоритмы (1.6), (1.7). Более устойчивой к подобным помехам является нормированная корреляционная функция (1.5).

В общем случае в корреляционно-экстремальных алгоритмах используются ЭИ, которые следует отнести к наиболее сложным признакам [39] объектов интереса.

Сложность изображений затрудняет формирование ЭИ, адаптивных к изменению условий наблюдения. Необходимо отметить, что к изменяемым условиям наблюдений относится не только изменение освещенности, в частности, положение источника света, относительно наблюдаемой сцены, но и положение наблюдателя.

Таким образом, для решения проблемы формирования адаптивных описаний предлагается перейти к использованию более простых, но достаточно информативных и устойчивых к помехам признаков объектов интереса.

В этом случае вместо корреляционных алгоритмов следует применять более универсальные методы сопоставления эталонных и текущих описаний.

Наиболее общим подходом при обнаружении или распознавании объектов является использование статистических методов обнаружения и распознавания.

Рассмотрим задачу распознавания объектов интереса [28, 28, 31, 35].

Алфавит классов распознаваемых объектов (ориентиров) обозначается как

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_m, \dots, x_M), \quad (1.8)$$

а вектор признаков –

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_n, \dots, y_N), \quad (1.9)$$

где M – количество распознаваемых классов; N – количество анализируемых признаков.

При двух распознаваемых классах решается задача обнаружения.

Принятие решения о принадлежности объекта (или фрагмента изображения) к тому или иному классу производится на основании определения области, к которой относятся значения признаков объектов, полученных ТИ.

Будем считать, что статистическая связь между полученными значениями признаков и классами определяется условными плотностями

распределения $p(Y|x_m)$, которые будем считать эталонными описаниями объектов.

Пусть распознаваемыми классами являются два класса: объект - x_2 и фон - x_1 .

Заданы R_{21} , R_{12} – потери от неправильного обнаружения (ложной тревоги - α и пропуска цели - β соответственно); $P(x_1)$, $P(x_2)$ – априорные вероятности присутствия объектов x_1 , x_2 . При этом необходимо, чтобы выполнялись условия: $R_{21} + R_{12} = 1$ и $P(x_1) + P(x_2) = 1$.

На основании этих данных рассчитывается пороговое значение коэффициента правдоподобия:

$$\lambda_0 = \frac{R_{21} P(x_1)}{R_{12} P(x_2)}. \quad (1.10)$$

Пусть в процессе наблюдения некоторого участка области поиска принимается видеoinформация, содержащая значения вектора признаков Y . Тогда, имея описания объектов x_1 и x_2 , можно определить текущие значения плотностей $p(Y|x_1)$, $p(Y|x_2)$.

Известно, что решение об обнаружении объекта x_2 принимается, если будет выполнено условие

$$\lambda_0 \leq \frac{p(Y|x_2)}{p(Y|x_1)}. \quad (1.11)$$

Если параметры плотностей $p(Y|x_m)$ неизвестны, то обоснованное принятие решения (о принадлежности объекта к конкретному классу объектов) невозможно.

Если значения допустимых потерь R_{21} , R_{12} , а также априорные вероятности $P(x_1)$, $P(x_2)$ известны, то принятие решения об обнаружении или необнаружении объекта производится на основе критерия минимального риска Байеса.

Если потери неизвестны, то можно принять гипотезу, что $R_{21} = R_{12} = 0,5$.

Аналогично, если априорные вероятности неизвестны, то принимается $P(x_1) = P(x_2) = 0,5$.

При неизвестных потерях и априорных вероятностях пороговый коэффициент правдоподобия принимает значение $\lambda_0 = 1$ и соответствует критерию Фишера.

Выбор значений допустимых потерь и оценка априорных вероятностей существенно влияет на результаты обнаружения. В реальных условиях критерий Фишера может оказаться избыточно пессимистичным или оптимистичным. Поэтому желательно определить некоторые правила, которые помогут (хотя бы приближенно) определить значения допустимых потерь и априорных вероятностей.

По сценарию, описанному в [1], для уточнения решений об обнаружении реализуются дополнительные полеты для более подробного обследования места возможного нахождения объектов поиска.

При частом возникновении ошибок типа «ложная тревога» подобные полеты могут существенно увеличить время поиска. Таким образом, если требуется сократить время поиска, то необходимо увеличивать значение R_{21} . При этом будет соответственно уменьшаться вероятность ложной тревоги, но также будет увеличиваться ошибка типа «пропуск цели».

Если необходимо ограничивать обе ошибки обнаружения (α и β), то можно использовать критерий минимальной длительности эксперимента Вальда [39].

Предварительное задание вероятностей $P(x_1), P(x_2)$ может сократить время поиска объектов.

Обозначим $P_{ij}(x_2)$ – априорную вероятность присутствия объекта x_2 в точке области поиска с координатами i, j . Пусть предполагаемое положение ориентира на изображении имеет координаты i_0, j_0 , в центре области S вероятного присутствия объекта. Тогда можно назначить значения априорных вероятностей $P_0(x_2), P_n(x_2)$, например, по правилу

$$\mathbf{if} \quad i_0 - 0,5\Delta i_0 \leq i \leq i_0 + 0,5\Delta i_0, j_0 - 0,5\Delta j_0 \leq j \leq j_0 + 0,5\Delta j_0, ij,$$

$$\mathbf{then} P_{ij}(x_2) = P_0(x_2) \mathbf{else} P_{ij}(x_2) = P_n(x_2), \quad (1.12)$$

где $\Delta i_0, \Delta j_0$ - размеры области S вероятного присутствия ориентира; $P_0(x_2) > P_n(x_2)$.

При изменении освещенности наблюдаемые характеристики ориентиров, служащих для решения задач визуальной навигации, могут изменяться, что, при их сопоставлении с имеющимися эталонными описаниями, приводит к возрастанию ошибок типа «ложная тревога» или «пропуск цели».

Рассмотрим в качестве примера влияние изменения освещенности сцены (времени суток) на наблюдаемые характеристики объектов «Лес», «Поле», «Дорога».

Рисунок 1.1 а соответствует условию наблюдения «День» (модель наблюдаемой сцены условно соответствует 12-00 часам). Рисунок 1.1 б – «Вечер» (соответствует 18-00 часам).



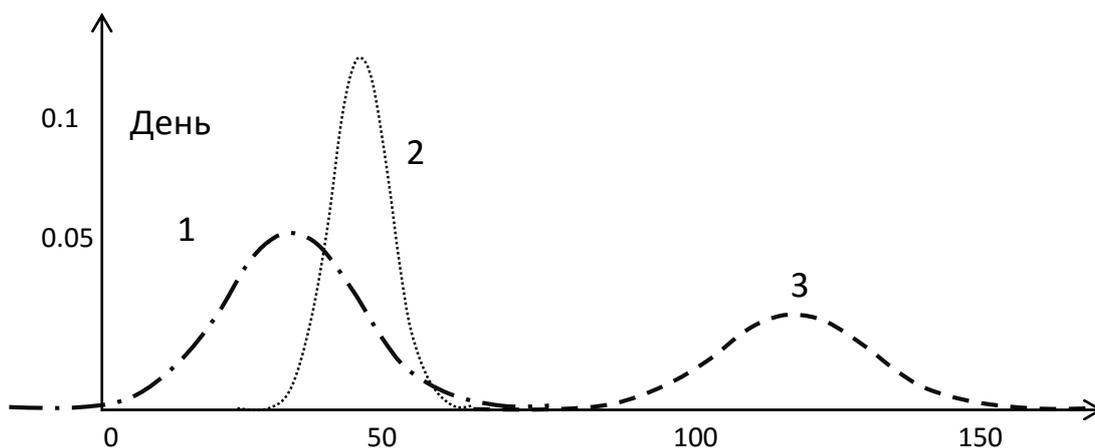
а) Сцена «День»



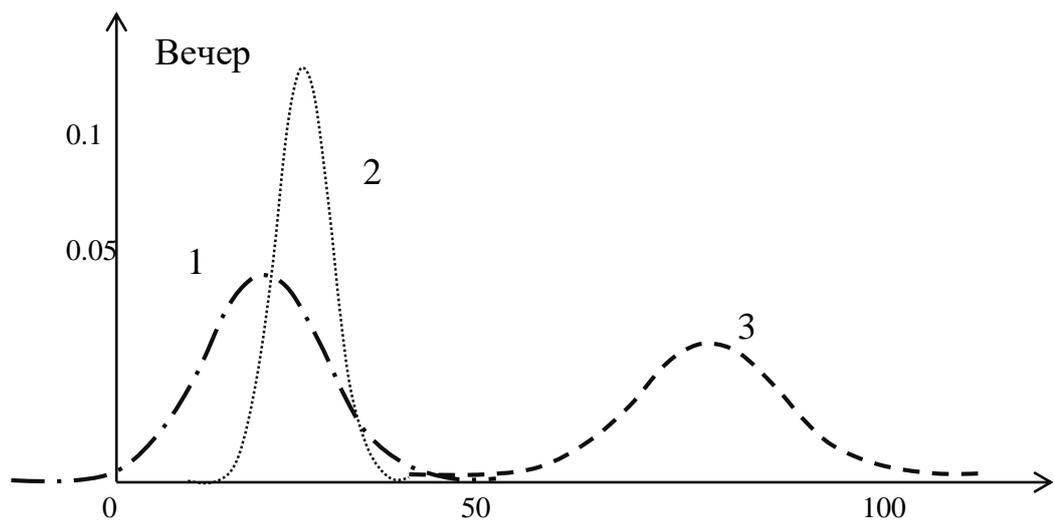
б) Сцена «Вечер»

Рисунок 1.1. Изображения наблюдаемой сцены, смоделированные для различных условий наблюдения

На рисунке 1.2 приведены примеры описаний (по вертикальной оси - плотности распределения яркостей - $p(Y|x_m)$, по горизонтальной оси отложены значения яркости) объектов «Лес» (1), «Поле» (2), «Дорога» (3) для сцены «День» (рисунок 1.2 а) и сцены «Вечер» (рисунок 1.2 б).



а) Плотности «День»



б) Плотности «Вечер»

Рисунок 1.2. Плотности распределения при разном освещении

Из графиков видно, что при изменении освещенности происходит изменение значений математического ожидания (МО) и среднеквадратического отклонения (СКО) соответствующих плотностей распределения. Очевидно, что в такой ситуации без изменения порогов вероятности ошибок обнаружения будут увеличиваться. Более подробно оценки изменения вероятности ошибок рассмотрены в главе 4.

При решении задач обнаружения или распознавания объектов возникает необходимость определения плотностей распределения, учитывающих текущие условия наблюдения - $p(Y|x_m, Q_k)$, где $Q_k = (q_{k1}, q_{k2}, \dots, q_{kr}, \dots, q_{kR})$ – вектор условий наблюдения. Под условиями наблюдения, обозначенными индексом $r \in R$, могут пониматься различные факторы, например, характеристики освещенности наблюдаемой сцены, время суток, время года, регион и т.п. Примем, что условия наблюдения могут быть дискретизированы с некоторым интервалом дискретизации. Индексом k обозначены конкретные текущие условия наблюдения.

Принятие решения об обнаружении означает, что, получив системой наблюдения БЛА вектор признаков Y для условий Q_k , необходимо определить значения плотностей $p(Y|x_m, Q_k)$ и проверить выполнение условия

$$\lambda_0 \leq \frac{p(Y | x_2, Q_k)}{p(Y | x_1, Q_k)}. \quad (1.13)$$

Однако реализация подобного подхода требует, чтобы в памяти системы технического зрения БЛА хранились плотности описания объектов для всех $k = 1, \dots, K$ возможных условий.

Другим вариантом является подход, основанный на моделировании возможных эталонных описаний искомым объектов на основе известных физических законов. Сложность реализации подхода состоит в том, что необходимо формировать модели визуализации объектов наблюдаемой сцены (на основе известных физических законов) с учетом множества трудно формализуемых факторов, связанных с отражающими свойствами различных текстур, условиями освещенности и пр.

Таким образом, необходимо разработать методику формирования адаптивных описаний, позволяющую:

- рассчитывать условные плотности распределения признаков для различных условий наблюдения;
- использовать ограниченную обучающую выборку эталонов;
- корректировать (дообучать) систему во время работы.

1.3. Навигация на малоинформативных полях

При решении задачи визуальной навигации на этапе предполетной подготовки производится планирование маршрута и выбор ориентиров, обнаружение которых позволит с некоторой точностью и вероятностью (заданных в ЦЗ) определять текущее положение БЛА.

Для автономных БЛА выбор ориентиров и планирование дальнейших действий должны осуществляться бортовой СТЗ в процессе полета, например, при оперативном изменении ЦЗ или маршрута.

При полете БЛА в местности с малоинформативными навигационными поверхностными полями многие наблюдаемые области могут не иметь

необходимых ориентиров. В этом случае решение навигационной задачи методами визуальной навигации становится затруднительным.

Рассмотрим некоторые ситуации, связанные с необнаружением ориентира, и стратегии управления СТЗ БЛА, которые могут использоваться для решения поставленных задач.

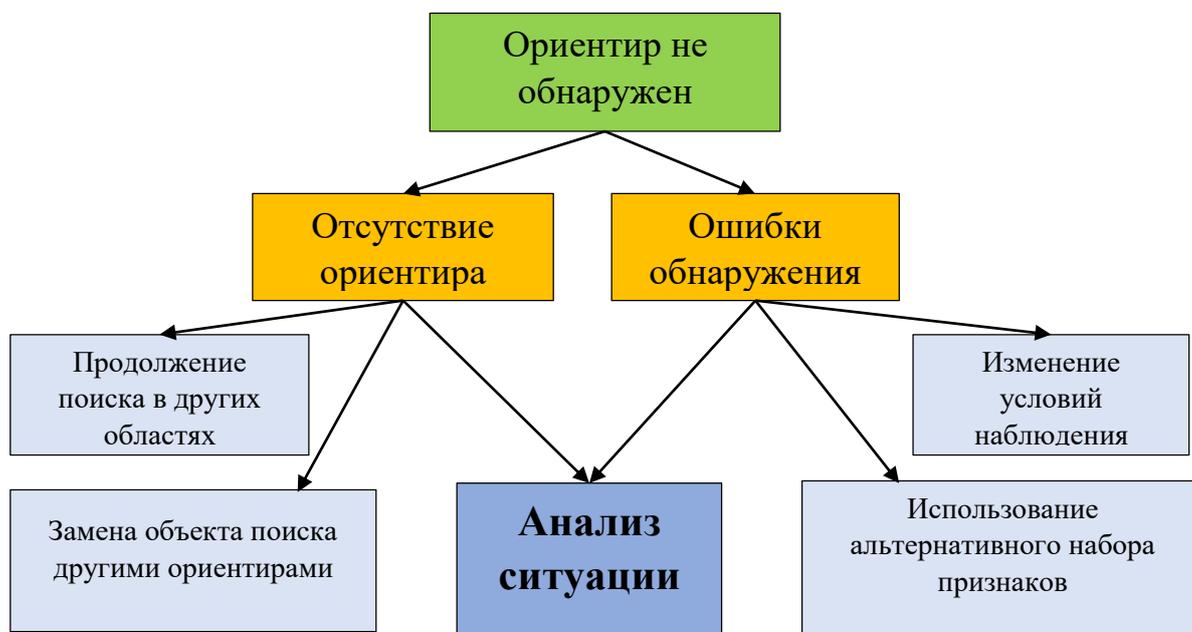


Рисунок 1.3. Стратегия управления БЛА при необнаружении ориентира

Причинами необнаружения ориентира могут быть:

- отсутствие ориентира на наблюдаемой сцене;
- ошибки его обнаружения (пропуск цели).

Для решения навигационных задач в каждой из указанных ситуаций могут применяться различные подходы.

Так как в реальных условиях причина необнаружения ориентира не известна, то предлагается использовать следующий набор управлений:

1. Продолжение поиска с расширением (изменением) области поиска.
2. Замена объекта поиска – переход к поиску других ориентиров.
3. Поиск искомого ориентира с изменением условий наблюдения, например с изменением высоты полета или ракурса наблюдения.

4. Поиск искомого ориентира с помощью нового (например, дополненного) рабочего словаря признаков (альтернативный набор признаков).

Если указанные стратегии управлений не приводят к успешному решению поставленной навигационной задачи, то предлагается перейти к стратегии навигации по малоинформативным ориентирам.

Здесь предполагается, что обсуждаемые ранее ориентиры - *информативные* (или достаточно информативные), т.е. содержащаяся в них полезная информация достаточна для решения поставленных навигационных задач.

Выбор ориентиров для решения поставленных задач основывается на оценке его информативности, т.е. количестве полезной (с точки зрения решаемой задачи) информации, содержащейся в данном ориентире.

Для оценки информативности ориентиров и их признаков в работе за основу принята мера информации по Шеннону [44]:

$$I = I(X|Y) = H(X) - H(X|Y), \quad (1.14)$$

где $I(X|Y)$ – количество информации, содержащейся в сообщении Y о событии X ; $H(X)$ – энтропия события X ; $H(X|Y)$ – условная энтропия X при получении сообщения Y .

ЦКМ области полета разбивается на фрагменты (квадраты $R = (r_1, r_2, \dots, r_m, r_M)$). Размер квадратов зависит от требуемой точности определения положения и от размера информативных ориентиров.

Положение БЛА определяется путем обнаружения на текущих изображениях ориентиров $U = (U_1, U_2, \dots, U_n, \dots, U_N)$ с известными координатами.

Оценка информативности ориентиров позволяет учитывать их уникальность, а также вероятность обнаружения ориентира и вероятность попадания БЛА в область, содержащую ориентир.

Необходимо отметить, что информативность ориентиров может меняться со временем, изменением условий наблюдения и условий решения поставленных задач.

Можно выделить следующие типы ориентиров:

- информативные $I \geq I_{\text{тр}}$,
- малоинформативные $0 < I < I_{\text{тр}}$,
- неинформативные $I = 0$,

где $I_{\text{тр}}$ - требуемое значение информативности, обеспечивающее требуемую точность определения положения.

Автономный БЛА при полете без использования данных СНС может оказаться в ситуациях, когда достаточно информативные ориентиры отсутствуют.

Так, при полете к очередному ориентиру, в случае существенного накопления ошибок ИНС, ожидаемый ориентир может оказаться вне области видимости. Также, когда по условиям решаемой задачи необходимо получить навигационные параметры, БЛА может оказаться в области, не содержащей информативные ориентиры.

Для решения проблем, возникающих в подобных ситуациях, необходимо разработать методы навигации по малоинформативным ориентирам.

В данной работе для повышения эффективности решения задачи навигации по малоинформативным ориентирам предлагается использовать разноуровневые (иерархические) описания наблюдаемой сцены, формируемые с использованием процедуры *анализа ситуаций* [45].

В контексте решаемой задачи под *анализом ситуаций* будем понимать формирование описания текущей сцены, включающее описание присутствующих объектов интереса (ОИ), в частности малоинформативных ориентиров, и отношений между ними. Подобные описания позволят

расширить круг решаемых задач автономных БЛА, повысить эффективность наблюдений в сложных, неопределенных и изменяемых условиях [39, 58].

В общем случае использование различных описаний наблюдаемых сцен обеспечивает их идентификацию на основе некоторых уникальных атрибутов. Например, при решении навигационных задач для описания наблюдаемых сцен могут использоваться совокупности признаков малоинформативных ориентиров [56], каждый из которых не позволяет удовлетворительно решить требуемую навигационную задачу.

Кроме того, формирование описаний межобъектных связей, существенных для решения поставленных целевых задач, является важным шагом к пониманию наблюдаемых ситуаций. Учет межобъектных связей позволит использовать при решении целевых задач косвенные, контекстные признаки, поведенческие признаки объектов.

Вероятность решения ЦЗ в таком случае примет следующий вид (с учетом условия $P(X_{об}) = 1$):

$$P(X_{нав}) = 1 - \prod_{n=1}^N (1 - P(X_{нав}|X_{он})) * (1 - P(X_{нав}|X_{отн})), \quad (1.15)$$

где $P(X_{нав}|X_{он})$ – вероятность определения положения с заданной точностью при обнаружении ориентира $X_{он}$, $n \in N$, N – количество малоинформативных ориентиров на сцене; $P(X_{нав}|X_{отн})$ - вероятность определения положения с заданной точностью при условии описания отношений между ориентирами.

Очевидно, что с увеличением количества наблюдаемых малоинформативных ориентиров вероятность $P(X_{нав})$ будет расти.

На рисунке 1.4 представлен предлагаемый алгоритм решения задачи визуальной навигации, способный функционировать как при наличии информативных ориентиров, так и при их отсутствии.

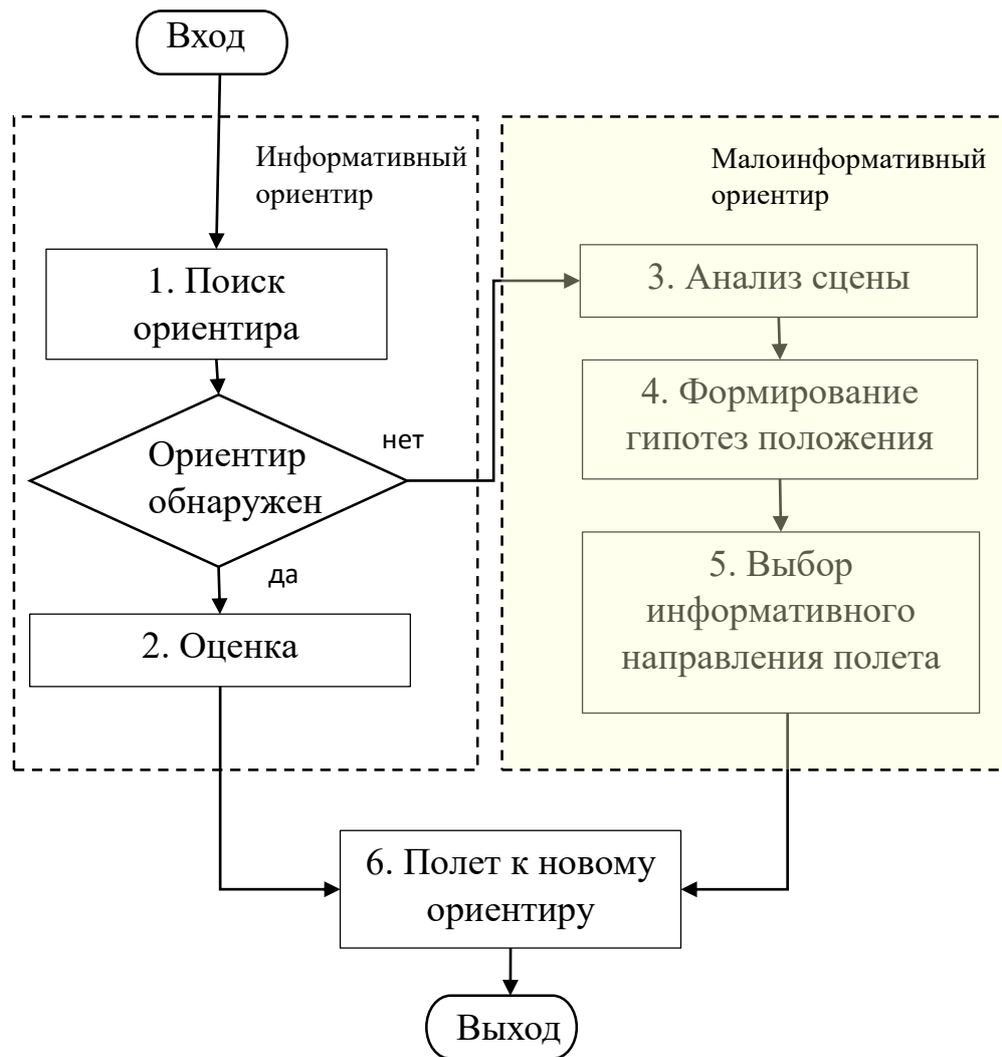


Рисунок 1.4. Алгоритм визуальной навигации

Из рисунка 1.4 видно, что работа алгоритма включает 2 этапа – для случая информативных и малоинформативных ориентиров.

Первый этап включает блоки 1 и 2, второй - блоки 3, 4 и 5.

Блок 6 (полет к новому ориентиру) является общим для двух этапов.

Если на этапе 1 ориентир обнаружен (блок 1), алгоритм продолжает работу в режиме навигации (по информативным ориентирам) и оценивает координаты БЛА по положению ориентира на текущем изображении (блок 2).

Если ориентир не был обнаружен, алгоритм переходит к выполнению блока 3 (этап 2) навигации по малоинформативным ориентирам. Результатом выполнения блока является описание наблюдаемой сцены (текущее описание), выполненное в некотором заранее определенном формате.

Далее полученные описания сравниваются с описаниями ЦКМ (блок 4) (подготовленными в том же формате). Реализация данной процедуры соответствует сопоставлению текущих и эталонных изображений в корреляционных системах навигации.

Во время сравнения определяются фрагменты ЦКМ с похожими (по некоторому критерию) описаниями. Выделенные (похожие) фрагменты соответствуют возможным положениям СТЗ БЛА или *гипотезам положения* БЛА.

Так как подобных фрагментов может быть больше одного, формируется набор гипотез и оцениваются возможные состояния (координаты) БЛА.

После оценки возможного положения БЛА выполняется планирование дальнейшего полета с целью поиска очередного ориентира или более информативных участков и объектов (блок 5).

Блок 6 обеспечивает реализацию полета к новому ориентиру (для режима навигации по информативным ориентирам) или в информативном направлении (для режима навигации по малоинформативным ориентирам).

Рассмотрим случай нахождения БЛА над малоинформативным участком (рисунок 1.5). Пусть наблюдается некоторый фрагмент озера, на котором отсутствуют информативные ориентиры.

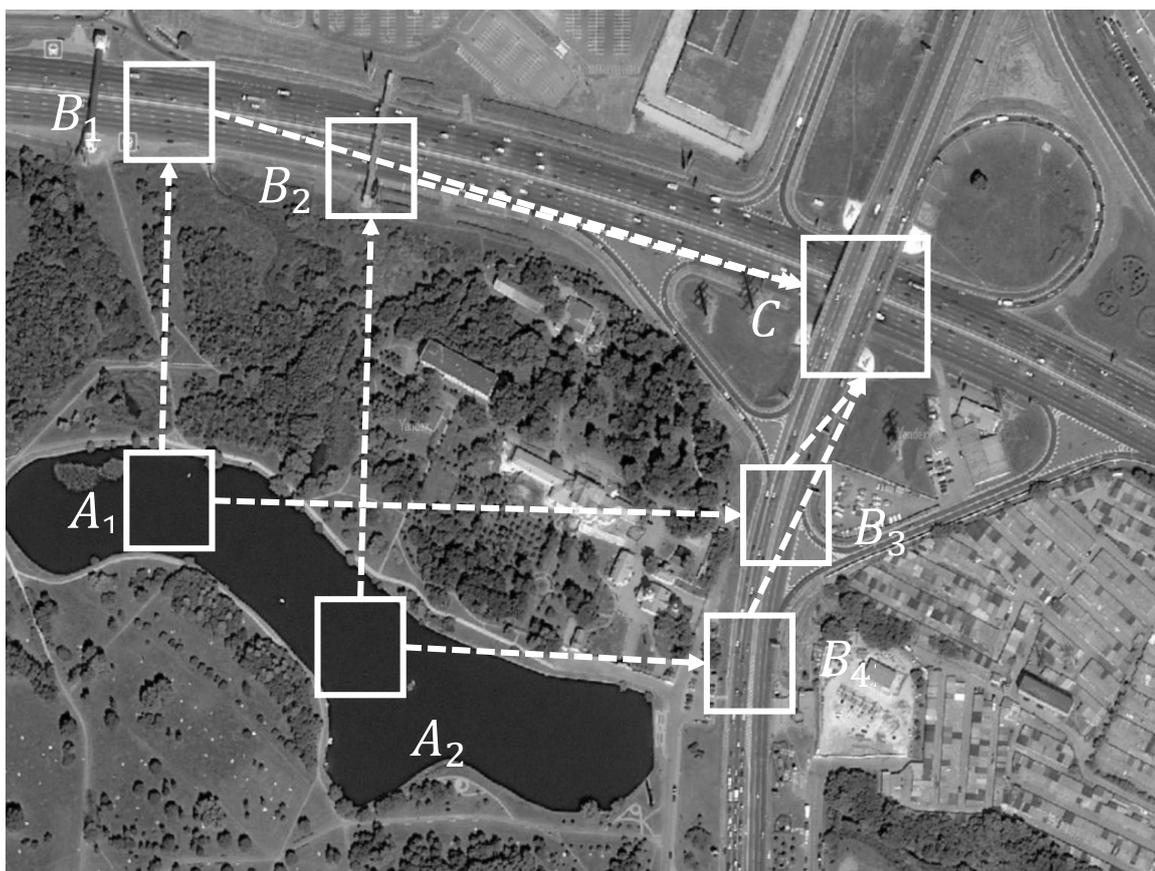


Рисунок 1.5. Пример навигации по малоинформативным объектам

Будем считать, что анализ принятого изображения и сопоставление с ЦКМ позволили определить гипотезы положения БЛА: например, A_1, A_2 (рисунок 1.3). Изображение, подобное изображениям в прямоугольниках A_1, A_2 , является малоинформативным и не позволяет однозначно определить положение БЛА. Однако на ЦКМ имеются более информативные объекты, например, дороги.

Присутствие подобных ориентиров позволяет проложить несколько вариантов маршрутов: $(A_1 \rightarrow B_1 \rightarrow C)$, $(A_2 \rightarrow B_2 \rightarrow C)$, $(A_1 \rightarrow B_3 \rightarrow C)$, $(A_2 \rightarrow B_4 \rightarrow C)$, которые приведут к достаточно информативному ориентиру – пересечению дорог (C).

Таким образом, в ряде ситуаций поставленная задача получения требуемых навигационных параметров может решена даже при условии получения СН БЛА изображений малоинформативных ориентиров.

Для решения задачи визуальной навигации на малоинформативных участках необходимо разработать:

- методику и алгоритм формирования описаний наблюдаемой сцены, обеспечивающих требуемую идентификацию объектов интереса, и их сравнения с ЦКМ;
- методику и алгоритм выбора информативного направления полета.

2. ВИЗУАЛЬНАЯ НАВИГАЦИЯ В ИЗМЕНЯЕМЫХ УСЛОВИЯХ НАБЛЮДЕНИЯ

Основой обзорно-сравнительного метода навигации или визуальной навигации является сопоставление *текущего описания* (ТО) принимаемого изображения наблюдаемой сцены и запомненного заранее *эталонного описания* (ЭО) ориентира. Если на текущем изображении обнаруживается описание объекта, соответствующее эталонному, то данный объект принимается за искомый ориентир.

Зная направление на ориентир и дальность до него, определяется относительное положение системы наблюдения (СН) БЛА и ориентира. Или, с учетом известных координат ориентира, определяется положение СН в соответствующей системе координат.

Как было показано в главе 1, одной из проблем, затрудняющих процесс визуальной навигации, является изменение параметров описаний или наблюдаемых признаков ориентиров (искомых объектов) при изменении условий наблюдения.

Измененные значения признаков ориентиров, наблюдаемых в текущих условиях, могут существенно отличаться от эталонных признаков, что делает невозможным их надежное сопоставление и, следовательно, затрудняет обнаружение ориентиров.

В данной работе для уменьшения ошибок обнаружения предлагается формировать адаптивные ЭО искомых объектов в соответствии с текущими условиями наблюдения.

На рисунке 2.1 представлена блок-схема алгоритма оценки координат БЛА с помощью визуальной навигации при изменяемых текущих условиях наблюдения.

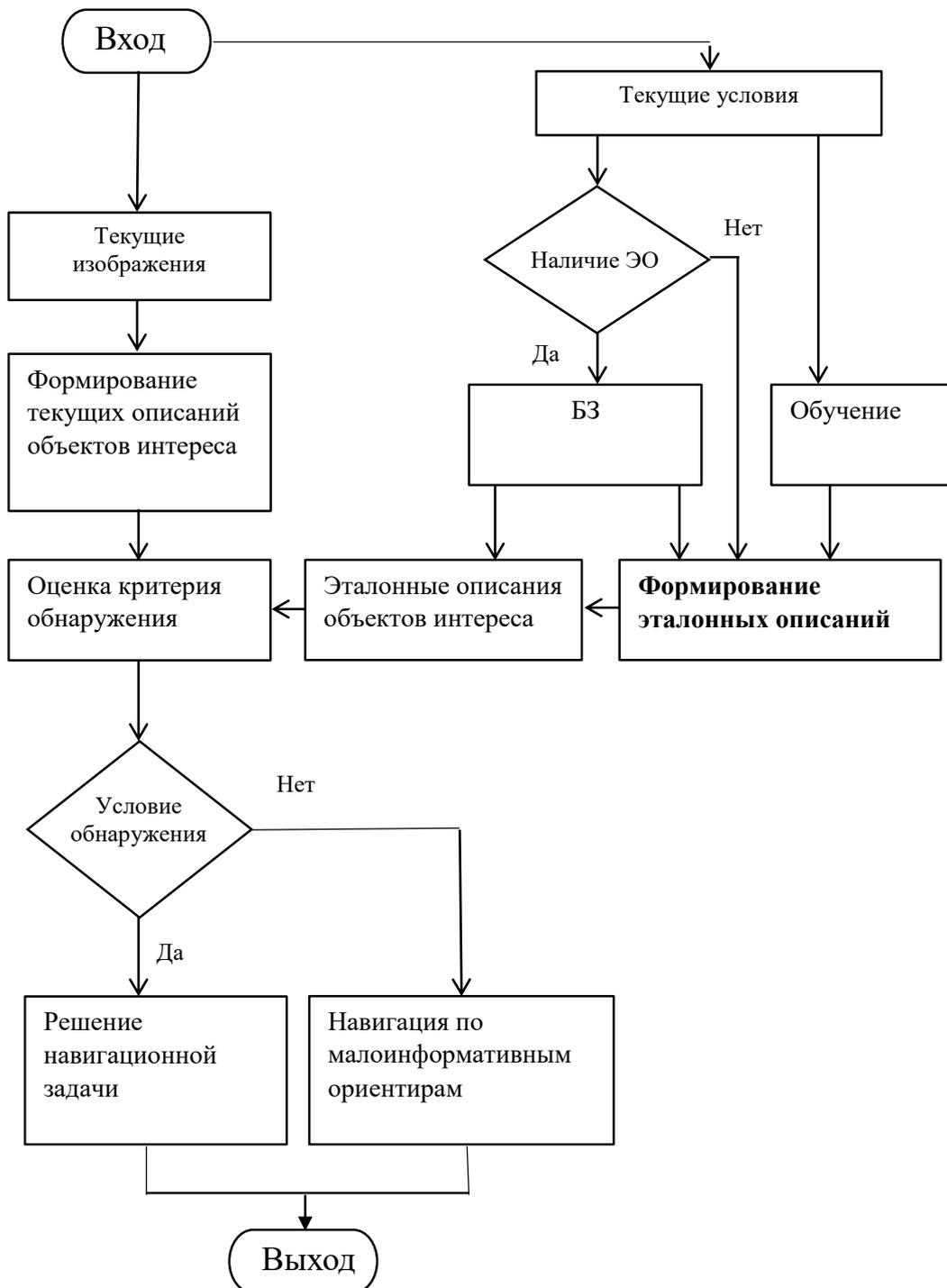


Рисунок 2.1. Алгоритм визуальной навигации БЛА

Принимаемые системой наблюдения текущие изображения поступают в вычислитель СТЗ, где формируются текущие описания объектов интереса. В частности, элементами описаний могут быть вычисленные оценки распределения яркости, среднеквадратического отклонения или другие признаки объектов.

ЭО (в частных случаях – ЭИ) объектов выбираются из заранее подготовленного набора, хранящегося в базе знаний (БЗ). Если текущие условия отличаются от тех, при которых были получены имеющиеся ЭО, то алгоритм переходит к процедуре «Формирование эталонных описаний».

Выбранные из имеющегося набора или сформированные ЭО сравниваются с текущими описаниями, и далее проверяется «условие обнаружения».

При выполнении данного условия происходит переход к решению поставленной навигационной задачи.

Если ориентир не был обнаружен, производится навигация по малоинформативным ориентирам. Этот случай будет подробнее рассмотрен в главе 3.

В рассмотренном алгоритме наиболее сложной является процедура «Формирование эталонных описаний». Ее реализация может быть основана на различных подходах.

Как было показано ранее, подходы, основанные на использовании набора эталонов (для различных условий наблюдения) или физических законов (для моделирования текущих наблюдаемых сцен), трудно реализуемы на борту автономного БЛА.

В работе предлагается подход, основанный на интерполяции (или аппроксимации) параметров имеющихся эталонных описаний, полученных для известных условий наблюдения. При этом минимальный исходный набор эталонных описаний (необходимых для интерполяции) может быть ограничен двумя эталонами. Увеличение количества используемых эталонов позволит повышать точность интерполяции, в том числе в условиях рабочего

функционирования системы визуальной навигации с ее дополнительным обучением.

Реализация предлагаемого подхода позволит формировать адаптивные эталонные описания ориентиров для различных условий наблюдения.

2.1. Адаптивные эталонные описания объектов на основе нечетких систем

Суть предлагаемого подхода состоит в следующем.

Примем, что рабочими описаниями объектов интереса являются плотности распределения вероятностей (раздел 1.2).

Пусть, например, по двум ЭО (или ЭИ) подстилающей поверхности «лес», полученным для различных условий наблюдений q_1 («Утро») и q_2 («Вечер»), определены плотности распределения вероятности $p(Y|q_1)$ и $p(Y|q_2)$, где $Y(q_1)$, $Y(q_2)$ - признаки искомого объекта (ориентира) (в рассматриваемом случае - яркости подстилающей поверхности) для соответствующих условий.

Для текущих условий наблюдения q_k требуется определить $p(Y|q_k)$.

Искомая плотность может быть найдена путем интерполяции плотностей $p(Y|q_1)$ и $p(Y|q_2)$ при различных значениях Y .

На рисунке 2.2 в качестве демонстрационного примера представлены плотности распределения вероятностей яркости $p(Y|q)$, где q принимает значения q_1 , q_2 , q_k . По горизонтальной оси отложены значения признака Y (математическое ожидание яркости фрагмента поверхности), а по вертикальной - значения условной плотности распределения $p(Y|q)$.

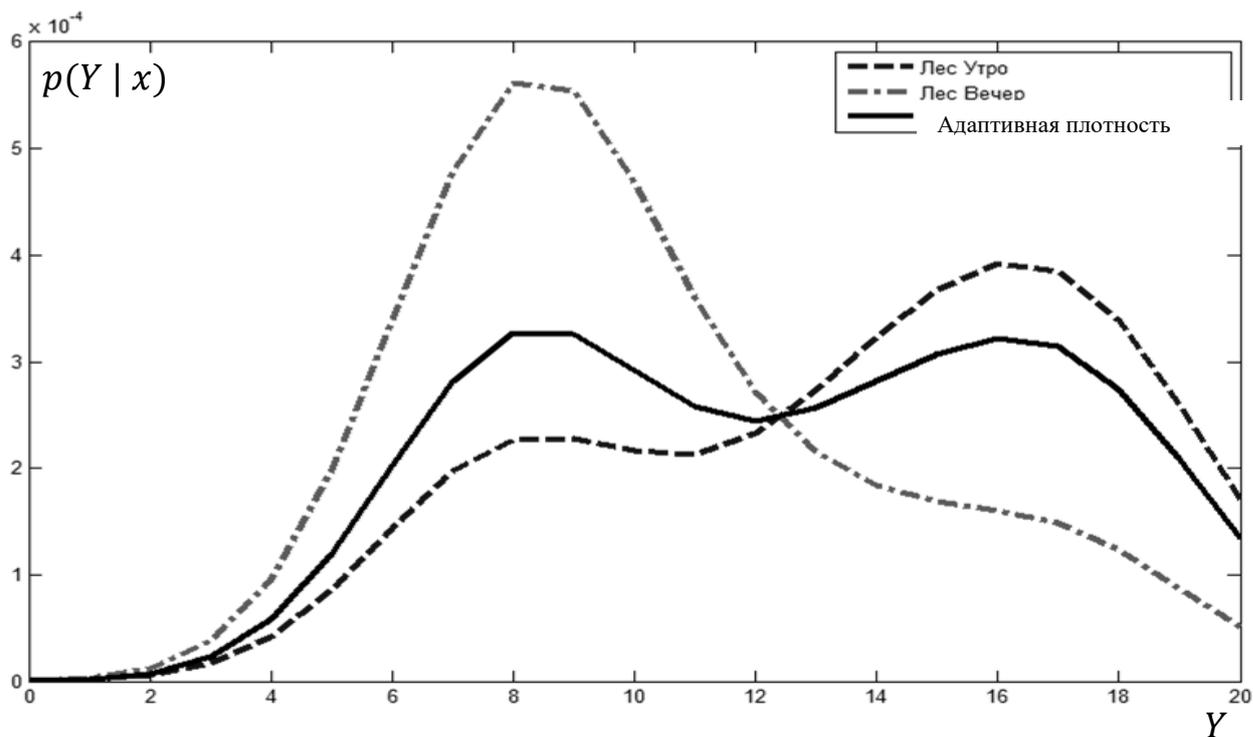


Рисунок 2.2. Пример получения описаний с помощью интерполяции

Сплошной линией показана плотность $p(Y|q_k)$ («Адаптивная плотность»), рассчитанная для условий q_k по известным плотностям $p(Y|q_1)$ «Утро» и $p(Y|q_2)$ «Вечер».

Методика построения $p(Y|q_k)$ будет рассмотрена в следующих разделах настоящей главы.

Значение построенной на основе интерполяции функции в точке, соответствующей текущим условиям наблюдений q_k , определяет требуемое значение параметра признака (эталонного описания). Именно это значение и должно сопоставляться с параметрами признаков текущих описаний различных объектов. Наилучшее совпадение признака эталонного описания и некоторого признака одного из объектов соответствует решению о том, что данный объект является искомым.

Существует большое количество различных методов интерполяции.

Например, широко используются метод ближайшего соседа, интерполяция многочленами и др. [29, 31, 37].

Однако неопределенность, «размытость» связей между условиями наблюдений и конкретными значениями искомых параметров и описаний «в целом» затрудняет реализацию указанных методов.

В представленной работе предлагается реализовать интерполяцию на основе использования *нечетких систем*.

Преимуществами подхода являются:

- возможность использования неточных или нечетких связей между условиями наблюдений и описаниями признаков;
- возможность получения описаний в широком диапазоне изменения текущих условий;
- существенное сокращение количества требуемых эталонных описаний по сравнению с подходом на основе набора эталонов;
- упрощение методики формирования текущих описаний по сравнению с подходом на основе физических законов.

Рассмотрим основные понятия предлагаемого подхода.

Понятие нечеткого множества вводится для формализации нечеткой информации при построении математической модели [41, 42]. Так, например, для описания влияния внешних факторов на наблюдаемость признаков объекта можно ввести нечеткое множество условий наблюдения.

Нечетким множеством A на универсальном множестве U называется совокупность пар $(\mu_A(u), u)$, где $\mu_A(u)$, - степень принадлежности элемента $u \in U$ к нечеткому множеству A . Степень принадлежности - это число из диапазона $[0, 1]$. Чем выше степень принадлежности, тем в большей мерой элемент универсального множества соответствует свойствам нечеткого множества.

Для расчета степени принадлежности используются функции, называемые *функциями принадлежности* (ФП).

Лингвистическая переменная – это переменная, способная принимать значения естественного языка. Значения этой переменной – *термы*. Так,

например, условия наблюдения, представленные в виде нечетких множеств, будут выглядеть следующим образом:

- время года – «Лето», «Зима» и т.п.,
- время суток – «Утро», «День», «Вечер» и пр.,
- погодные условия – «дождь», «ясно» и т.д.

Связь термов с конкретными числовыми (физическими) значениями (например, с текущим временем) осуществляется через функции принадлежности, а лингвистическая переменная описывается нечетким множеством.

Нечеткое правило ставит в соответствие некоторому набору *посылок* – термов, определенное *заключение*. Пример нечеткого правила для формирования адаптивных описаний представлен на рисунке 2.3.

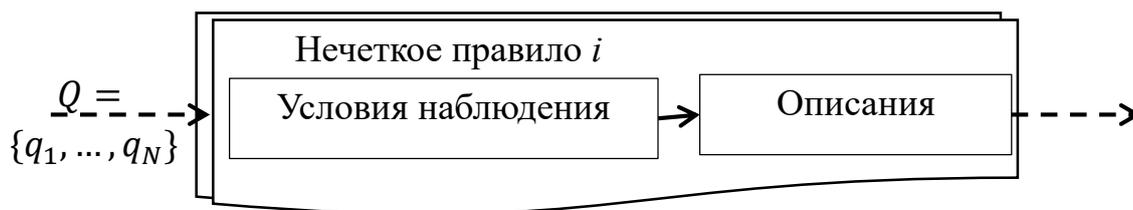


Рисунок 2.3. Структура нечеткого правила для формирования адаптивных описаний

Из рисунка видно, что на вход правила поступает посылка, содержащая некоторые конкретные значения условий наблюдения $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$.

Структура посылки выглядит следующим образом:

N	q_1	q_2	\dots	q_N
-----	-------	-------	---------	-------

где N – количество анализируемых условий наблюдения.

Примем (для исследуемого примера): q_1 – текущий месяц; q_2 – текущее время; q_3 – текущая широта.

В рассматриваемом случае нечеткое правило ставит в соответствие набору нечетких условий наблюдения конкретные эталонные описания, например эталонные плотности распределения.

Нечеткие условия представляются в виде набора термов, соединенных логическим «И» (\cap). Например, нечеткие правила для различного времени суток («День», «Вечер») и одного времени года («Лето») примут следующий вид:

1. (время года = «Лето») \cap (время суток = «День») \rightarrow {Плотность = «День»}
2. (время года = «Лето») \cap (время суток = «Вечер») \rightarrow {Плотность = «Вечер»}

В приведенных выше правилах нечеткие условия состоят из термов «время суток» и «время года», соединенных оператором \cap .

Достоверность правила рассчитывается при подстановке конкретных значений в соответствующие функции принадлежности, при этом, \cap можно заменить оператором *min* [42]. Так, достоверности приведенных выше правил (α_1 и α_2) будут вычисляться как

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= \mu_{\text{лето}}(q_1) \cap \mu_{\text{день}}(q_2) = \min(\mu_{\text{лето}}(q_1), \mu_{\text{день}}(q_2)) \\ \alpha_2 &= \mu_{\text{лето}}(q_1) \cap \mu_{\text{вечер}}(q_2) = \min(\mu_{\text{лето}}(q_1), \mu_{\text{вечер}}(q_2)),\end{aligned}\quad (2.1)$$

где q_1, q_2 – конкретное значение условий наблюдения (текущий месяц и время – первые два элемента посылки Q); $\mu_{\text{день}}, \mu_{\text{вечер}}, \mu_{\text{лето}}$ – функции принадлежности соответствующих термов (время суток = «День», время суток = «Вечер», время года = «Лето»).

Очевидно, что при расчете достоверности правил важную роль играет ФП. Подробнее виды ФП и методика их выбора будут показаны в разделе 2.3.

Набор нечетких правил формирует базу знаний (БЗ).

При формировании адаптивных описаний перебираются все правила БЗ и рассчитывается их достоверность. Во время работы системы в реальных условиях наблюдения может сработать одновременно несколько правил, в итоге будет сформирована адаптивная плотность распределения.

Расчет адаптивной плотности в общем случае производится по формуле

$$p_{\text{адапт}}(Y | x_n, q_1, q_2, \dots, q_m) = \sum_{r=1}^R p_r(Y | x_n) * \min(\mu_{1l}(q_1), \mu_{2l}(q_2), \dots, \mu_{ml}(q_m)), \quad (2.2)$$

где $p_{\text{адапт}}(Y | x_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$ – значение адаптивной плотности распределения для объекта x_n ; $n = 1, \dots, N$, N – количество искомым объектов, $m = 1, \dots, M$, M – количество рассматриваемых условий; $p_r(Y | x_n)$ – эталонная плотность распределения, соответствующая правилу r ; $\mu_{ml}(q_m)$ – функция принадлежности терма l лингвистической переменной m .

Таким образом, происходит интерполяция плотностей распределения для конкретных условий на основе эталонных плотностей, заданных правилами. Предлагаемый подход позволяет сократить требуемый объем эталонных описаний, свести различные типы описаний в единую систему, использовать ситуационную информацию при формировании описаний и решении целевых задач.

Для разработки технологии формирования и использования подобных описаний необходимо решить следующие задачи:

1. Разработать методику формирования адаптивных эталонных описаний объектов интереса (на основе нечетких систем).
2. Разработать методику обучения (дообучения) нечеткой системы.
3. Разработать рекомендации по реализации способов представления нечеткой системы.

Методика формирования адаптивных описаний

Методика включает в себя процедуры формирования нечеткой системы и адаптивных описаний:

1. Формирование нечеткой системы:
 - 1.1. Формирование эталонных описаний каждого класса объектов для различных условий ($p(Y | x, q_1, q_2, \dots, q_m)$).
 - 1.2. Определение диапазона возможных условий наблюдения, формирование соответствующих термов и функций принадлежности $\mu(q)$.

- 1.3. Формирование нечетких правил.
2. Формирование адаптивных описаний:
 - 2.1. Получение текущих значений условий наблюдений Q .
 - 2.2. Перебор всех правил БЗ и расчет их достоверностей.
 - 2.3. Формирование адаптивной плотности.

Исходные эталонные описания могут получаться (п.1.1 Методики) путем моделирования или в результате реальной съемки различных сцен, содержащих необходимые объекты интереса.

Для формирования БЗ нечетких правил необходимо на основе экспертных или априорных знаний согласно особенностям ЦЗ (условиям функционирования) определить диапазон условий наблюдений (п.1.2). Для всех условий необходимо сформировать функции принадлежности, которые позволяют перевести значения некоторых точных показателей (например, текущее время) в нечеткое значение («День», «Вечер» и т.п.). Процесс перехода от точных значений параметров к неточным называется *фаззификацией*.

Далее для определенных ранее условий необходимо получить эталонные изображения искомых объектов. Эти изображения будут использованы в качестве выборки для построения эталонных условных плотностей (например, гистограммными методами).

На основе выбранных условий (и функций принадлежности) и полученных эталонов строятся нечеткие правила (п.1.3). Нечеткие правила формируют БЗ, которая закладывается в память БЛА до полета.

Рассмотрим подробнее реализацию п.2 Методики (рисунок 2.4) с помощью алгоритма формирования адаптивных описаний.



Рисунок 2.4. Алгоритм формирования адаптивных описаний

Алгоритм формирования адаптивных описаний состоит из 7 блоков. При этом считается, что ФП и БЗ были сформированы и заложены в память БЛА заранее (по описанным выше методикам).

В блоке 1 алгоритма производится получение значений анализируемых условий наблюдения – Q (см. раздел 2.1).

В блоках 2-6 происходит перебор всех правил БЗ.

В блоке 3 значения условий наблюдения фазсифицируются, т.е. считаются соответствующие ФП ($\mu(q)$). В результате для каждого правила получается набор пар вида

$$\{\text{время года} = \text{"Лето"}; \mu_{\text{лето}} = 0.6\}$$
$$\{\text{время суток} = \text{"Вечер"}; \mu_{\text{вечер}} = 0.4\}$$

Логические операции над посылками (логические \cap , \cup) правил производятся в блоке 4 (по формуле (2.1)).

В заключении цикла обработки правил в блоке 5 рассчитывается достоверность правила, которая вместе с заключением правила (эталонной плотностью соответствующего правила) аккумулируется в памяти.

В блоке 7 происходит формирование адаптивной плотности на основе аккумулированных значений (вычисляется поэлементная взвешенная сумма эталонных плотностей по формуле (2.2)).

Далее будут подробнее рассмотрены пункты методики формирования нечеткой системы, включающие:

- способы формирования эталонных описаний (раздел 2.2),
- способы формирования функций принадлежности и нечетких правил (раздел 2.3).

2.2. Способы формирования эталонных описаний

Ключевым вопросом при разработке системы интерполяции описаний является формирование эталонов (в частности, эталонных описаний ориентиров).

Рассмотрим задачу распознавания типов подстилающей поверхности: леса, поля, озера одной сцены в разное время суток.

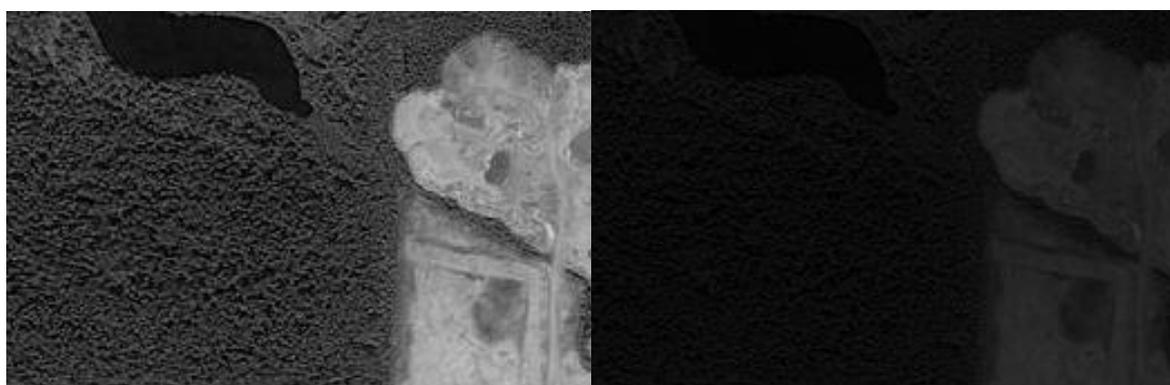
Диапазон изменения времени примем с 12:00 до 19:00 часов. Необходимо сформировать эталонные описания искомым объектов для этих условий.

В качестве описаний подобных объектов используются условные плотности распределения признаков: математического ожидания (МО) и

среднеквадратического отклонения (СКО) яркости (раздел 1.2). Эталонные описания (плотности распределения) формируются на основе предварительно подготовленного набора эталонных изображений искомым объектов.

В начале формирования ЭО готовятся изображения ориентиров для выбранных условий.

В качестве примера на рисунке 2.5 представлены два тестовых изображения: первое изображение получено (условно) для 12:00 часов (рисунок 2.5 а), второе - для 19:00 часов (рисунок 2.5 б). Изменение времени моделировалось изменением общей яркости и контрастности.



а) день

б) вечер

Рисунок 2.5. Тестовые изображения

Возможны следующие подходы к оценке плотностей распределения $p(Y | x_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$ искомым объектов [35, 39, 40]:

- параметрические,
- непараметрические.

Параметрические методы используются в том случае, когда имеется представление о форме плотности. Параметрическое оценивание опирается на семейства функций плотности, задающиеся при помощи одного или нескольких числовых параметров: $\{p(x; \theta), \theta \in \Theta\}$.

Так, например, для функции Гаусса:

$$\theta = [m, \sigma], \quad (2.3)$$

где m, σ – МО яркости и СКО соответственно, полученные по фрагменту изображения эталона.

Параметры m и σ получаются из анализа эталонных изображений. В итоге для эталонов из рисунка 2.5 получатся следующие плотности (рисунок 2.6):

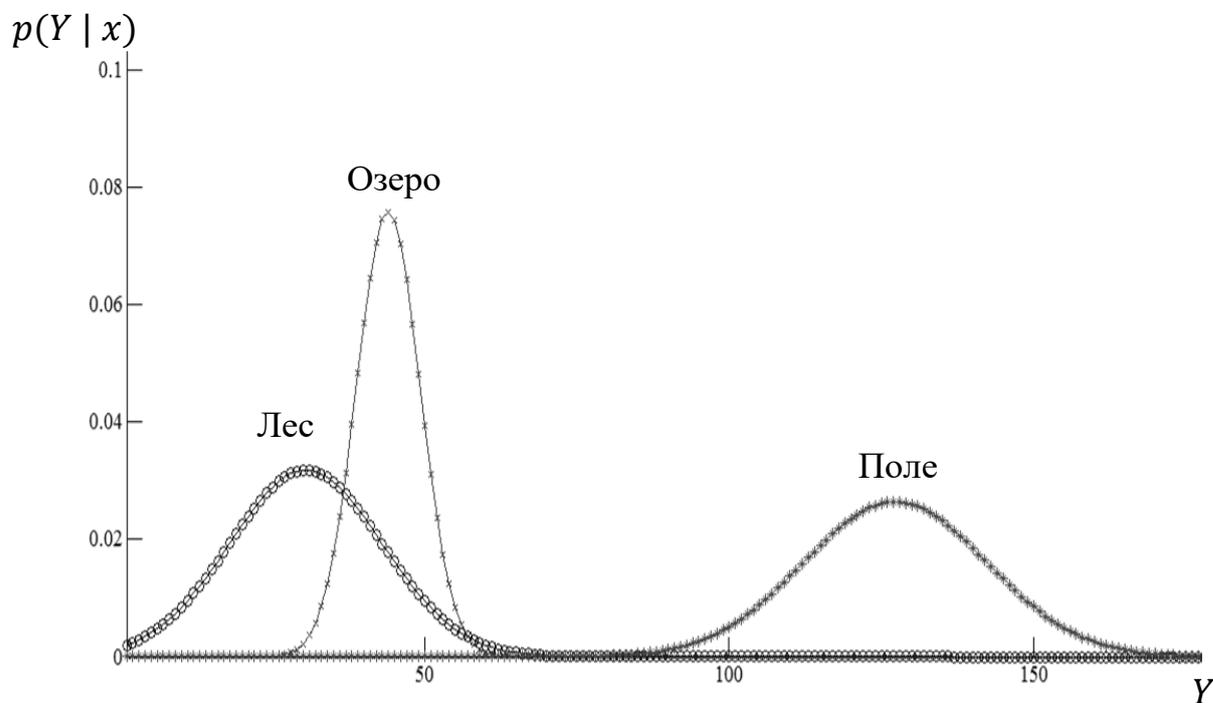


Рисунок 2.6. Параметрическая оценка плотности распределения яркости

На практике форма плотности распределения (закон распределения) не известна заранее, что делает невозможным использование параметрических методов. В таком случае применяют непараметрические методы.

Примерами непараметрических методов могут быть:

- гистограммный,
- k – ближайших соседей,
- парзеновского окна и др.

В основе методов лежит идея о том, что плотность выше в тех точках, рядом с которыми находится большое количество объектов выборки. Если мощность множества элементарных исходов много меньше размера выборки, то в качестве восстановленной по выборке плотности можно использовать и гистограмму значений выборки.

Пример гистограммы яркости изображений искомым объектов представлен на рисунке 2.7.

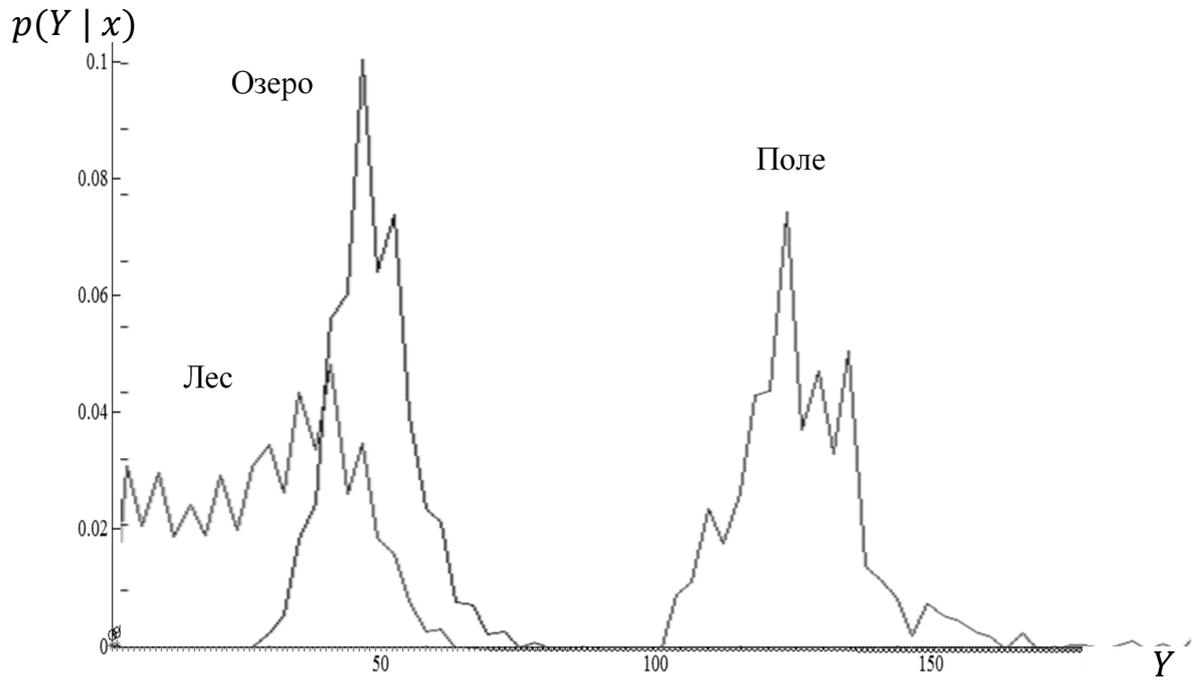


Рисунок 2.7. Непараметрическая оценка плотностей распределения

Как видно из графиков оценки плотности распределения полученные, гистограммным способом, – негладкие и дают неудовлетворительные оценки вблизи границ области.

Другими подходами, дающими сглаженную оценку плотности, являются метод парзеновского окна и k -ближайших соседей [37].

Парзеновская оценка плотности имеет вид

$$p(Y^* | x) = \frac{1}{N h} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{Y_i - Y^*}{h}\right) , \quad (2.4)$$

где N – объем выборки; h - коэффициент размытия; $K(z)$ – функция ядра.

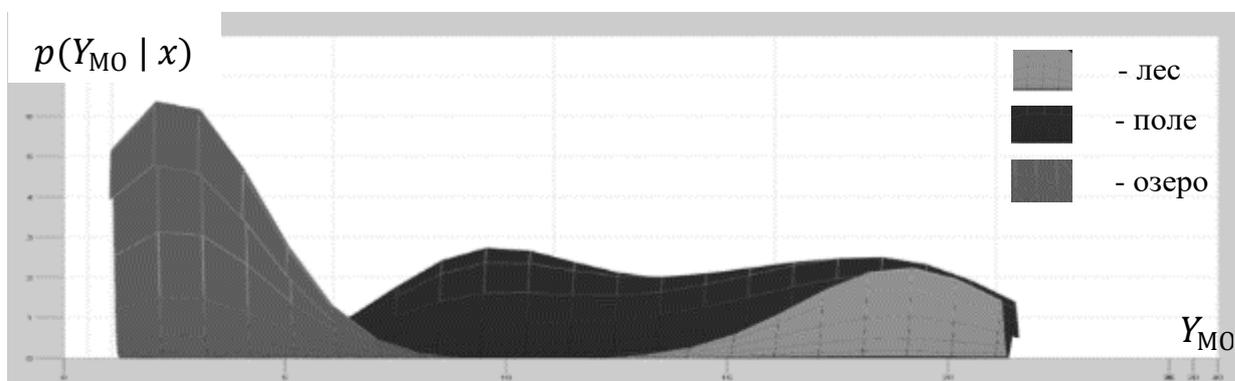
Функция ядра $K(z)$ — произвольная четная функция. Классический ее вид:

$$K(z) = \begin{cases} 1, & \text{если } |z| \leq 1/2 \\ 0, & \text{если } |z| > 1/2 \end{cases} . \quad (2.5)$$

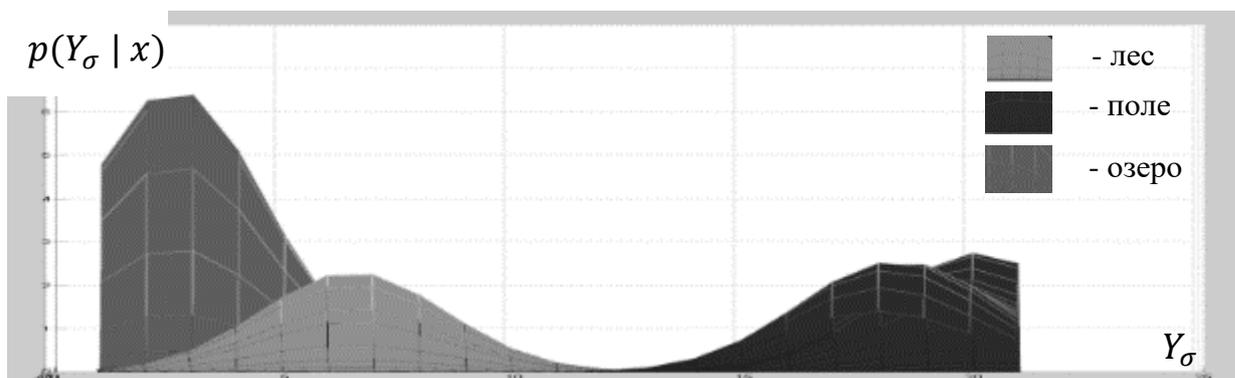
Восстановленная плотность имеет такую же степень гладкости, как и функция ядра. Поэтому на практике обычно используются более гладкие функции.

Вид функции окна не влияет на качество классификации определяющим образом, однако от ширины окна сильно зависит качество восстановления плотности и, как следствие, результат распознавания. При слишком малом окне получается тот же эффект, что и при использовании гистограммы значений, при слишком большом - плотность вырождается в константу.

Так, для эталонов на рисунке 2.5 плотности строятся непараметрически. Для конкретных условий наблюдения и для каждого объекта (леса, озера, поля) были построены условные плотности распределения признаков МО и СКО яркости. На рисунках 2.8, а, б и 2.9, а, б представлены полученные поверхности.

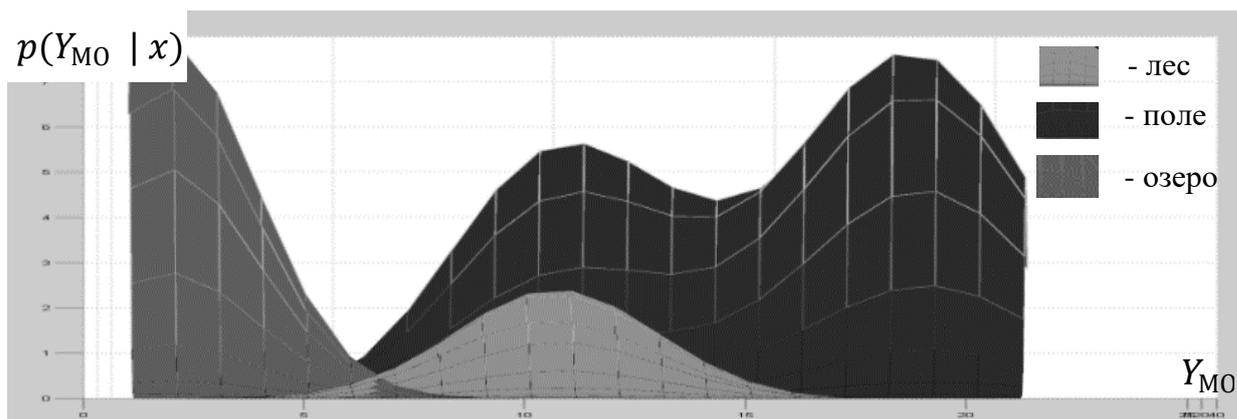


а) Математическое ожидание яркости

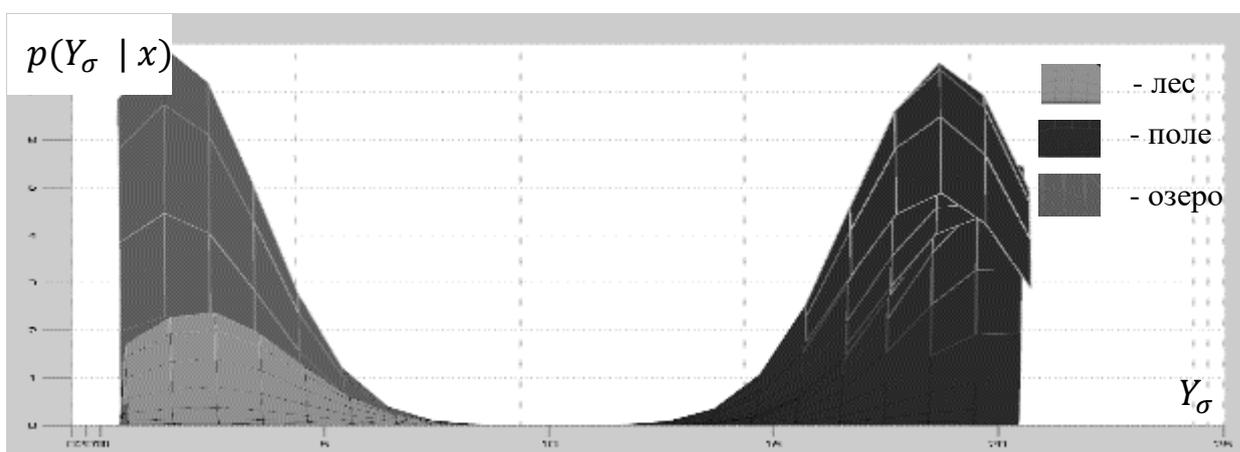


б) Дисперсия яркости

Рисунок 2.8. Плотности распределения для изображения «День»



а) Математическое ожидание яркости



б) Дисперсия яркости

Рисунок 2.9. Плотности распределения для изображения «Вечер»

Для оценки качества полученных плотностей (рисунки 2.8 и 2.9) проведем на их основе распознавание статистическими методами (раздел 1.2) объектов лес, поле, озеро на тестовых изображениях (рисунок 2.5). В качестве критерия использовался критерий Фишера.

Результаты распознавания искомых объектов (поверхностей), представленных на рисунке 2.5, а, б в виде сегментированных изображений, приведены на рисунке 2.10, а, б.

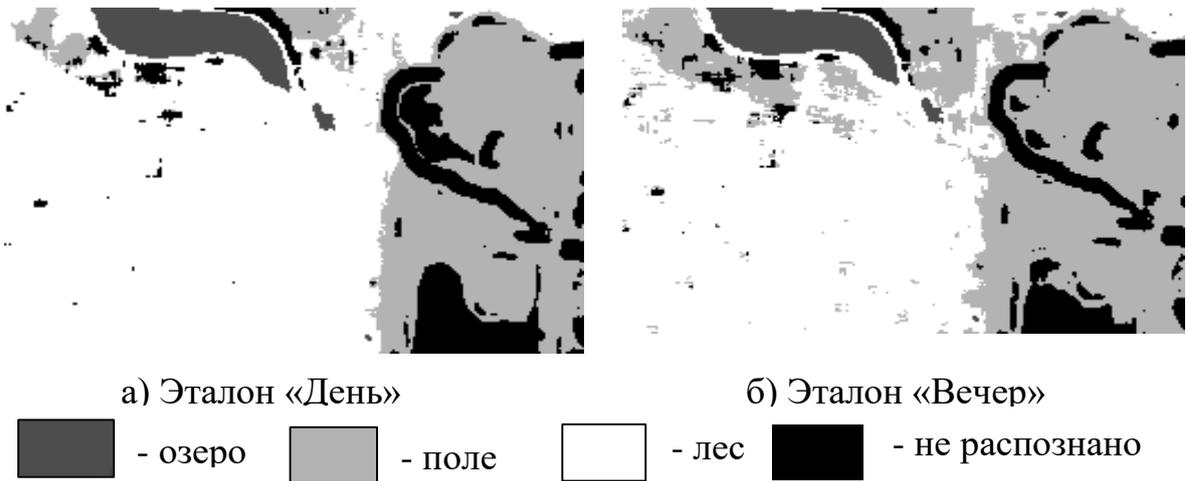


Рисунок 2.10. Распознавание тестовых изображений

На рисунках 2.10, а и б типы поверхностей обозначены различными цветами.

Таблица 2.1. Результаты распознавания

	Лес	Поле	Озеро
День (12:00)	90%	80%	95%
Вечер (19:00)	85%	80%	95%

В таблице 2.1 показан процент правильного распознавания каждого из объектов.

Из таблицы видно, что использование метода парзеновского окна обеспечивает распознавание объектов на тестовых изображениях с достаточно высокой достоверностью (80-95%).

2.3. Выбор функций принадлежности и нечетких правил

После получения эталонов и построения условных плотностей распределения признаков необходимо сформировать функции принадлежности (ФП) и нечеткие правила. ФП используются для фаззификации значений текущих условий наблюдения. Фаззифицированные значения условий используются в нечетких правилах для формирования адаптивных описаний (согласно алгоритму, представленному на рисунке 2.4).

Формирование функций принадлежности

ФП определяет степень достоверности соответствия текущих условий Q некоторым термам. Как было показано, достоверность правила связана с достоверностью заложенных в его условие термов. Таким образом, выбор ФП в существенной степени влияет на качество интерполяции описаний.

Методика построения ФП состоит из следующих этапов:

1. Выбор лингвистической переменной и определение соответствующего набора термов.
2. Выбор формы ФП для каждого терма.
3. Определение опорных значений для ФП.
4. Настройка параметров ФП.

Формирование набора термов по сути является разбиением диапазона условий наблюдения на интервалы. Интервалы должны соответствовать эталонам, которые можно получить для рассматриваемых условий, т.е. количество термов равно количеству эталонов, а соответствующие интервалы должны содержать условия, при которых эталоны были получены.

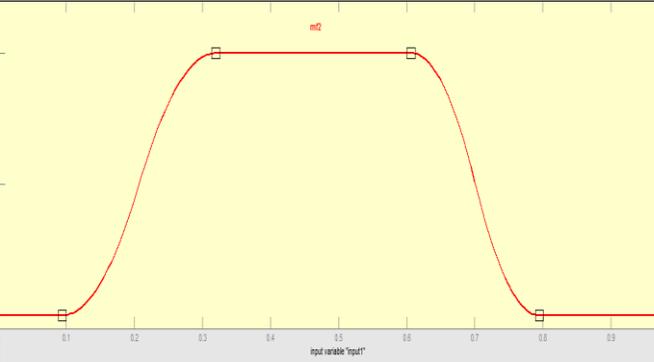
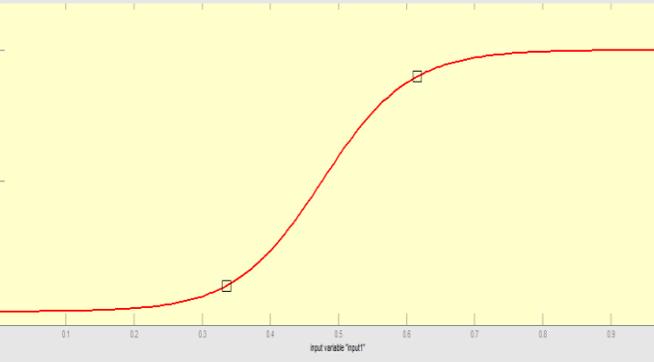
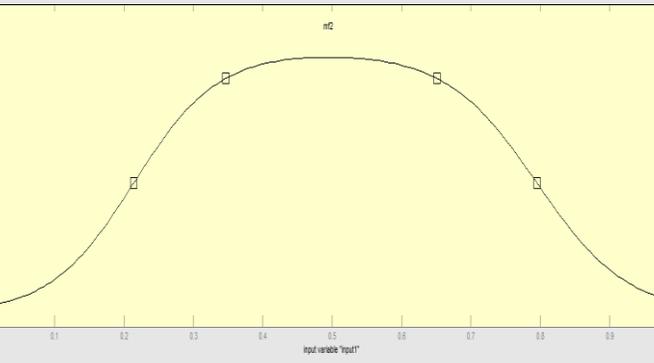
ФП формируется для каждого терма. Важным условием для функционирования нечеткой системы является пересечение соседних ФП, в противном случае появится интервал условий, на котором будет невозможно интерполировать описания.

Следующей важной задачей является выбор вида ФП.

В таблице 2.2 представлены некоторые виды наиболее используемых ФП:

Таблица 2.2. Виды функций принадлежности

Название	Формула	Вид	
Z-подобная	$\mu_3(x, a, b) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{если } a < x < b \\ 0, & \text{если } x \geq b \end{cases}$		Кусочно-линейная ФП, используется для описания термов, ограничивающих диапазон условий
Трапецевидная	$\mu_3(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{если } a < x < b \\ 1, & \text{если } b \leq x \leq c \\ \frac{c-x}{c-d}, & \text{если } c < x < d \\ 0, & \text{если } x \geq d \end{cases}$		Кусочно-линейная ФП, описывает промежуточные термы. Параметры a, d, соответствуют условиям получения эталонов для соседних термов
Квадратичный Z-сплайн	$\mu_1(x, a, b) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq a \\ \frac{2(x-a)^2}{(b-a)^2}, & \text{если } a < x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - \frac{2(x-a)^2}{(b-a)^2}, & \text{если } \frac{a+b}{2} < x < b \\ 1, & \text{если } x \geq b \end{cases}$		Нелинейная ФП, описывающая крайние термы. задается параметрами a, b, соответствующими условиям получения эталонов

<p>Колоколообразная функция</p>	$\mu_2(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left \frac{x-c}{a} \right ^{2b}}$		<p>Нелинейная функция. Описывает промежуточные термы. Является симметричной относительно C</p>
<p>Сигмоидная</p>	$\mu_1(x, a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}}$		<p>Нелинейная функция. Описывает крайние термы. Гибкая настройка</p>
<p>Произведение сигмоид</p>	$\mu_1(x, a_1, c_1, a_2, c_2) = \frac{1}{1 + e^{-a_1(x-c_1)}} \cdot \frac{1}{1 + e^{-a_2(x-c_2)}}$		<p>Нелинейная функция. Описывает промежуточные термы. Гибкая настройка, можно задать несимметричность</p>

ФП, представленные в таблице 2.2, можно условно классифицировать на кусочно-линейные и нелинейные.

Если на отдельных интервалах значений условий наблюдения изменения признака происходит линейно, то могут использоваться кусочно-линейные (Z-линейные, трапециевидные и подобные) ФП.

Одним из существенных недостатков кусочно-линейных ФП является сложность их использования при обучении, связанная с получением частных производных по параметрам.

На практике чаще используют нелинейные ФП: сигмоидные, Z-сплайны и подобные.

Z-подобные ФП используют, когда описываемые термы ограничивают диапазон наблюдений (например, «Утро» и «Вечер»).

Если ФП описывает промежуточное состояние (например, «День») используются трапециевидная, колоколообразная функции или произведение сигмоид.

В общем случае форма и параметры ФП выбираются на основе экспертных знаний или качественной (оценочной) информации об изменении рассматриваемого признака.

Так, например, для построения ФП, рассмотренных в разделе 2.1 правил, можно использовать оценки освещенности земной поверхности в разное время года (месяц), разное время суток [58], приведенные в таблице 2.3.

Таблица 2.3. Оценки освещенности земной поверхности для средней полосы

Месяцы	Время суток, час								
	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Июнь	1	3	6	89	100	89	58	24	1
Май-июль	1	19	54	79	91	79	51	17	0
Апрель-август	0	10	40	64	75	67	39	8	0
Март-сентябрь	0	1	24	47	58	49	23	1	0
Февраль-октябрь	0	0	7	26	35	26	7	0	0

Январь-ноябрь	0	0	2	2	19	13	2	0	0
Декабрь	0	0	1	8	13	8	0	0	0

В таблице 2.3 принято, что наибольшее значение (100%) освещенность имеет в июне в 13:00. Наименьшие значения в июне - в 5:00 и 21:00. Очевидно, что освещенность изменяется нелинейно (в зависимости от времени суток и времени года). Следовательно, ФП также должны быть нелинейными.

Нечеткое множество время суток можно представить совокупностью трех терм (состояний): «Утро», «День», «Вечер». Термы «Утро» и «Вечер» ограничивают диапазон нечетких условий, являются нелинейными и должны быть описаны такими ФП, как квадратичный Z-сплайн или сигмоидная функция.

Для дальнейшей реализации выбирается сигмоидная функция, позволяющая более просто организовать дальнейшую настройку и обучение (раздел 2.4) нечеткой системы.

ФП «День» описывает промежуточное состояние, которое также является нелинейным. Анализируя изменение освещенности на интервале от 9:00 до 19:00, можно сделать вывод, что на интервале от 9:00 до 11:00 происходит резкое возрастание освещенности, от 11:00 до 15:00 освещенность почти не меняется, а от 15:00 до 19:00 происходит плавное уменьшение яркости.

С учетом несимметричности изменений яркости (в зависимости от времени) и с перспективой возможности дальнейшей гибкой настройки для рассматриваемых условий была выбрана функция произведения сигмоид.

На рисунке 2.11 представлен результат построения ФП «Утро», «День», «Вечер» по приведенным рекомендациям.

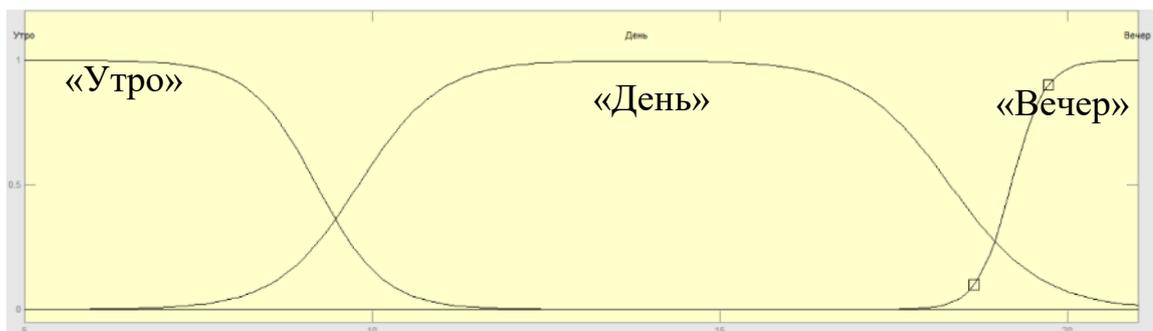


Рисунок 2.11 Функции принадлежности «Утро», «День», «Вечер»

Из таблицы 2.3 видно, что приведенные на рисунке 2.11 ФП справедливы только для месяца «Июнь».

Для расширения диапазона условий работы нечеткой системы интервал времен года (месяцев) можно представить в виде нечеткого множества (разбить на термы «Лето», «Осень», «Зима», «Весна»), построить соответствующие ФП (на основе экспертных оценок можно использовать нелинейные симметричные функции) и для каждого терма времени года дополнительно построить ФП времени суток. Определенному нечеткому значению времени года будет соответствовать свой набор ФП времени суток.

Формирование нечетких правил

Вид нечетких правил различается в зависимости от способа представления плотностей распределения. Так, если плотность распределения задана в параметрическом виде (например, закон распределения – нормальный, и известны МО и СКО), то в правила, соответствующие этим плотностям, будут заложены параметры или способы их изменения при изменении условий.

Если плотность построена непараметрическими методами, то в правилах хранятся плотности распределения в виде матриц. А при изменении условий наблюдения будет производиться взвешенная сумма значений матриц, сработавших правил.

Первый способ позволяет оценить форму плотностей, однако не всегда возможно представить плотность распределения в параметрическом виде. Так как для принятия решения при обнаружении форма плотности менее важна,

чем значение плотности для конкретного значения признака, можно использовать второй способ.

Следует отметить, что в базе знаний могут храниться правила обоих типов. Поэтому формирование адаптивной плотности должно производиться в 3 этапа:

1. Для плотностей, заданных непараметрически, - получение значений при текущем значении признака.
2. Для плотностей, заданных параметрически, – расчет значений для текущего значения признака.
3. Расчет взвешенной суммы всех значений.

На рисунке 2.12 приведены примеры нечетких правил для двух условий: Время суток = «День» и Время суток = «Вечер» (полученных на основе эталонных плотностей – рисунки 2.8, 2.9).



Рисунок 2.12. Пример нечетких правил

В качестве примера использования различных эталонных описаний объектов рассмотрим распознавание подстилающих поверхностей на изображении, представленном на рисунке 2.13. Текущее изображение («Исходное изображение») было смоделировано для времени 16:00 часов.



Рисунок 2.13. Исходное изображение

В виде ЭО для распознавания были использованы:

1. Плотности распределения, полученные из обучающего изображения «День».
2. Плотности распределения, полученные из обучающего изображения «Вечер».
3. Адаптивная (результатирующая) плотность распределения, полученная для текущих условий наблюдения (16:00 часов).

На рисунке 2.14, а, б показаны результаты распознавания леса, поля и озера при плотностях распределения вероятности обучающих изображений, а на рисунке 2.14, в - при адаптивной плотности распределения, полученной в результате работы алгоритма (рисунок 2.4) на основе ФП (рисунок 2.11) и правил (рисунок 2.12), представленных выше.



а) на основе плотности «День»



б) на основе плотности «Вечер»



в) на основе адаптивной плотности

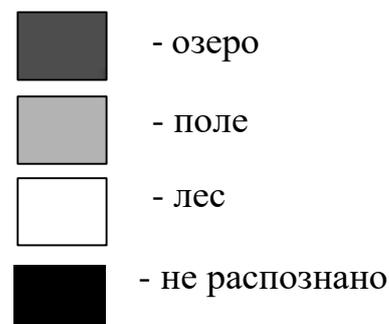


Рисунок 2.14. Эксперименты по распознаванию с различными плотностями распределения

На рисунке 2.14, а, б и в типы поверхностей обозначены различными цветами. Формирование адаптивной плотности производилось по алгоритму, предложенному в разделе 2.1 (рисунок 2.4).

В таблице 2.4 представлены численные значения результатов распознавания (процент правильно распознанной площади объектов).

Таблица 2.4. Результаты правильного распознавания

	Лес	Поле	Озеро
Плотность «День»	10%	95%	90%
Плотность «Вечер»	5%	0%	90%
Адаптивная плотность	90%	90%	90%

При распознавании исходного изображения на основе плотности «День» ошибки распознавания объекта «лес» составляют 90%. При этом распознавание объектов «поле» и «озеро» происходит с ошибками 5 – 10%.

При распознавании исходного изображения на основе плотности «Вечер» ошибки распознавания объектов «лес» и «поле» составляют 95 - 100%. Объект «озеро», как и в случае с плотностью «День» распознается с ошибками 10%.

При распознавании на основе адаптивной плотности ошибки распознавания для всех объектов составляют 10%.

Результаты распознавания при использовании ЭО «Адаптивная плотность» существенно улучшены:

- для объекта «лес» по сравнению ЭО с плотностями «День» и «Вечер»;
- для объекта «поле» по сравнению ЭО с плотностями «Вечер».

2.4. Методика обучения нечеткой системы формирования адаптивных описаний

Одной из важнейших особенностей предлагаемой системы является возможность ее обучения алгоритмами, схожими с алгоритмами обучения нейронных сетей. Обучение необходимо для коррекции неточности данных, заложенных в систему оператором, а также для расширения условий ее функционирования.

Возможны следующие варианты обучения:

- добавление нового правила (расширение условий функционирования),
- коррекция (уточнение) существующих правил.

Для интерполяции описаний в системе необходимо использовать как минимум два эталона. При этом, в условиях отсутствия априорной информации, ФП выбираются таким образом, чтобы производилась линейная интерполяция.

На рисунке 2.15 представлена иллюстрация линейной интерполяции изменения признака МО яркости объекта в разное время суток. Так, для условия $q_{п1}$ анализируемый признак примет значение $МО_1$, для $q_{п2}$ – $МО_2$.

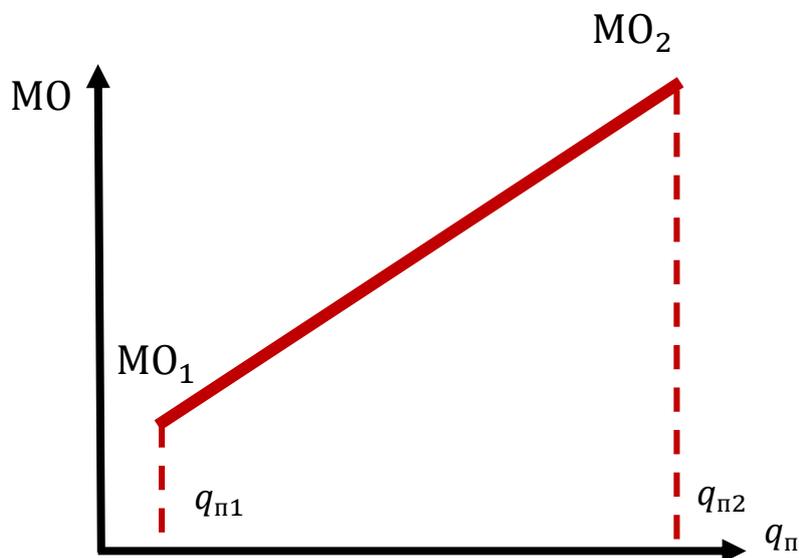


Рисунок 2.15. Линейная интерполяция по двум эталонам

Линейная интерполяция в данном случае происходит за счет настройки соответствующих параметров ФП.

Во время работы системы могут появиться новые эталоны. Например, во время полета над заранее определенным ориентиром при новых (но известных) условиях наблюдения может быть получено новое эталонное изображение ориентира. При этом необходимо сформировать новое правило. Если новый эталон расширяет рабочую область условий, то добавляется новое правило и корректируются ФП соседних правил.

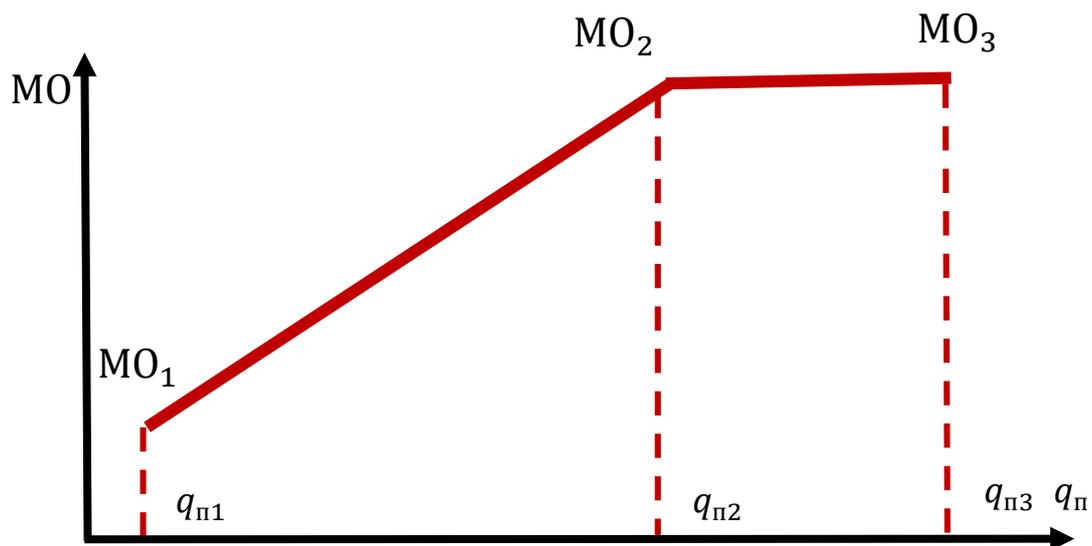


Рисунок 2.16. Расширение диапазона условий наблюдения

На рисунке 2.16 показано, как происходит добавление правила, соответствующего значению нового эталона $МО_3$, и коррекция ФП правила соответствующего $МО_2$.

Новое правило может оказаться внутри области определения условий. Коррекция ФП для этого случая показана на рисунке 2.17.

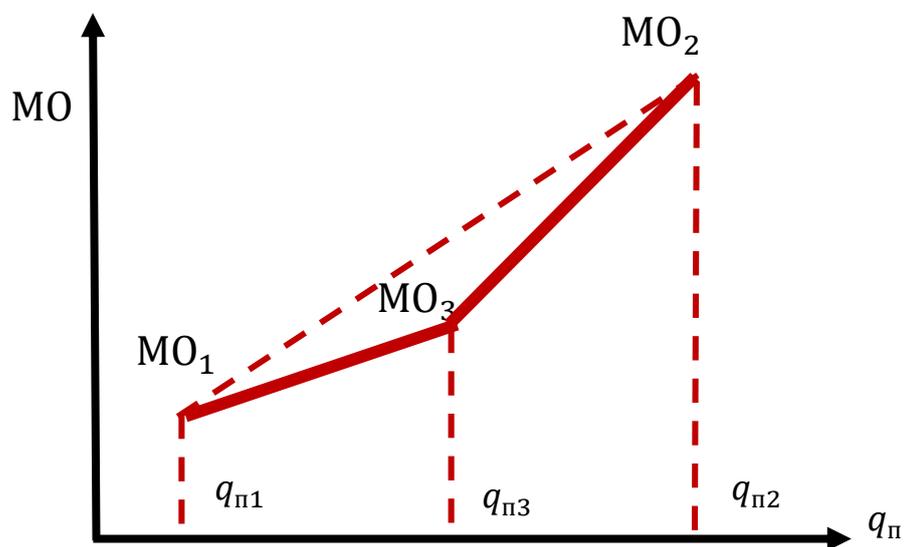


Рисунок 2.17. Добавление правила внутри области определения

Другим способом обучения нечеткой системы является коррекция параметров ФП существующих правил [45, 46].

В этом случае ФП можно представить в следующем виде: $\mu(q, P)$, где $P = \{p_1, \dots, p_i\}$ – параметры ФП.

Будем считать, что в процессе обучения необходимо так скорректировать P , чтобы минимизировать ошибку вывода нечеткой системы E :

$$E = \frac{1}{2}(z_0 - z^*)^2 = \frac{1}{2}(\Delta z_0^2), \quad (2.6)$$

где z_0 – фактическое значение выходной переменной (значения плотности распределения), полученное при подаче на вход нечеткой системы значения x^* одного из примеров обучающей выборки; z^* – требуемое значение выходной переменной (ожидаемое значение плотности), взятое из того же примера обучающей выборки.

В соответствии с этим подходом для уменьшения ошибки E необходимо после предъявления очередного примера из обучающего множества и определения ошибки Δz_0 изменить значение настраиваемых параметров p_i ($i=1,2,3$) на величину

$$\Delta p_i = -\eta \frac{\delta E}{\delta p_i}. \quad (2.7)$$

Обобщая полученную формулу на случай произвольного количества правил, получим

$$\frac{\delta E}{\delta p_i} = \frac{1}{s_\alpha^2} \frac{\delta \alpha_i}{\delta p_i} \Delta z_0 \sum_{j=1}^N (\alpha_i \Delta c_{ij}), \quad (2.8)$$

где N – количество правил в базе знаний нечеткой системы вывода;

p_i – параметр функции принадлежности i -го правила;

α_i – уровень активности i -го правила;

$\Delta c_{ij} = c_i - c_j$ – разница выводов i -го и j -го правил (в данном случае значений условных плотностей распределения);

Δz_0 – ошибка нечеткой системы вывода по некоторому (произвольному) примеру обучающей выборки;

$$s_\alpha = \sum_{i=1}^N \alpha_i; \quad (2.9)$$

$\frac{\delta \alpha_i}{\delta p_i}$ - значение производной функции принадлежности $\mu(q, P)$ i -го правила по настраиваемому параметру p_i .

При выводе формулы (2.9) для упрощения записи было принято, что каждая функция принадлежности $\mu(q, P)$ имеет единственный настраиваемый параметр p_i .

Методика обучения нечеткой системы:

1. Распознавание объектов на тестовом изображении на основе адаптивной плотности для новых (не эталонных) условий наблюдения.
2. Расчет ошибок распознавания для каждого объекта (пропуск цели или ложная тревога).
3. Если ошибка *большая* (например, больше 30% всей площади объекта) – необходимо добавить новое правило.
4. Если ошибка *мала* (например, меньше 30% всей площади объекта) – построить плотность для тестового изображения.
5. Коррекция параметров производится итерационно до тех пор, пока ошибка не станет меньше заданной.
6. Если время обучения превысит пороговое, обучение останавливается, а тестовое изображение принимается за новый эталон и производится перестройка всей системы.

2.5. Варианты представления нечеткой системы

Важным вопросом является проблема построения системы хранения знаний. Классическим решением этой проблемы является использование баз знаний (БЗ), в которых пользователь размещает всю необходимую (с экспертной точки зрения) информацию в наиболее удобном для дальнейшего приложения виде.

В решаемой задаче в качестве знаний выступают нечеткие правила, по которым строятся функции распределения признаков в зависимости от

условий наблюдения. Эти правила могут быть представлены следующими способами [38, 43, 46]:

- продукционные правила,
- семантические сети,
- логические предикаты,
- фреймы, объектно-ориентированный подход
- и прочие.

Сравнение различные подходов к представлению базы знаний было рассмотрено в [43] и представлено в таблице 2.5.

Таблица 2.5. Сравнение подходов к представлению знаний

	Преимущества	Недостатки
Продукционные базы знаний	<ul style="list-style-type: none"> • Простота анализа, дополнения, модификации и аннулирования определенных правил • Представление знаний в синтаксически однотипном виде • Имеют наибольшее распространение в интеллектуальных системах 	<ul style="list-style-type: none"> • Отсутствие явных связей между правилами и целями • Для активации одного правила необходима проверка всей продукционной базы знаний
Семантические сети	<ul style="list-style-type: none"> • Имитируют понимание и использование человеком естественного языка • Применяются при техническом моделировании 	<ul style="list-style-type: none"> • Дублирование информации при построении сетей и смешение групп знаний, относящихся к различным ситуациям

	<p>рассуждений, доказательстве теорем, построении не заданных явно причинно- следственных связей и лингвистических конструкций</p> <ul style="list-style-type: none"> • Имитируют мыслительные акты более высокого уровня по сравнению с продукционными правилами 	
<p>Логика предикатов</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Обладает хорошо развитым и понятным математическим аппаратом. Всесторонне исследована как формальная система 	<ul style="list-style-type: none"> • Ограниченная выразимость, поскольку существует множество фактов и взаимосвязей, которые трудно или даже невозможно выразить средствами математической логики
<p>Фреймы</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Предоставляют пользователю большую свободу при описании знаний, так как допускают различные способы описания данных в пределах одного фрейма 	

На основе анализа вариантов представления БЗ в качестве основного носителя знаний предлагается использовать *фреймы*. Этот выбор обусловлен следующими особенностями:

- фреймы позволяют объединить как знания, так и правила обработки этих знаний в единой структуре,
- объекты, описанные фреймами, могут содержать различные типы описаний (например, эталонные изображения, массивы плотностей распределения или некоторые математические модели),
- не накладываются строгие ограничения на тип выхода БЗ,
- на основе фреймов может быть реализован любой другой способ представления.

Отметим, что, поскольку фреймы могут включать в себя процедуру вывода, не требуется отдельной машины логического вывода. То есть логический вывод может быть реализован отдельными фреймами, что обеспечивает гибкость при построении базы знаний.

Само представление заключается в том, что фреймом является каждое отдельное условие наблюдения и ОИ. Каждый фрейм содержит список слотов (атрибутов) фрейма. Слоты фрейма-условия содержат степени достоверности соответствующих условий, полученные методами нечёткого вывода. Фреймы - объекты содержат наборы правил выбора соответствующего эталона. Также каждый фрейм-объект имеет процедуру, реализующую нечеткий выбор. В процессе наблюдения определяется принадлежность текущего условия наблюдения к имеющимся фреймам-условиям, и для каждого фрейма-объекта формируется результирующий эталон, адаптированный под конкретные условия.

На рисунке 2.18 представлен пример набора правил, реализованных в виде фреймов.

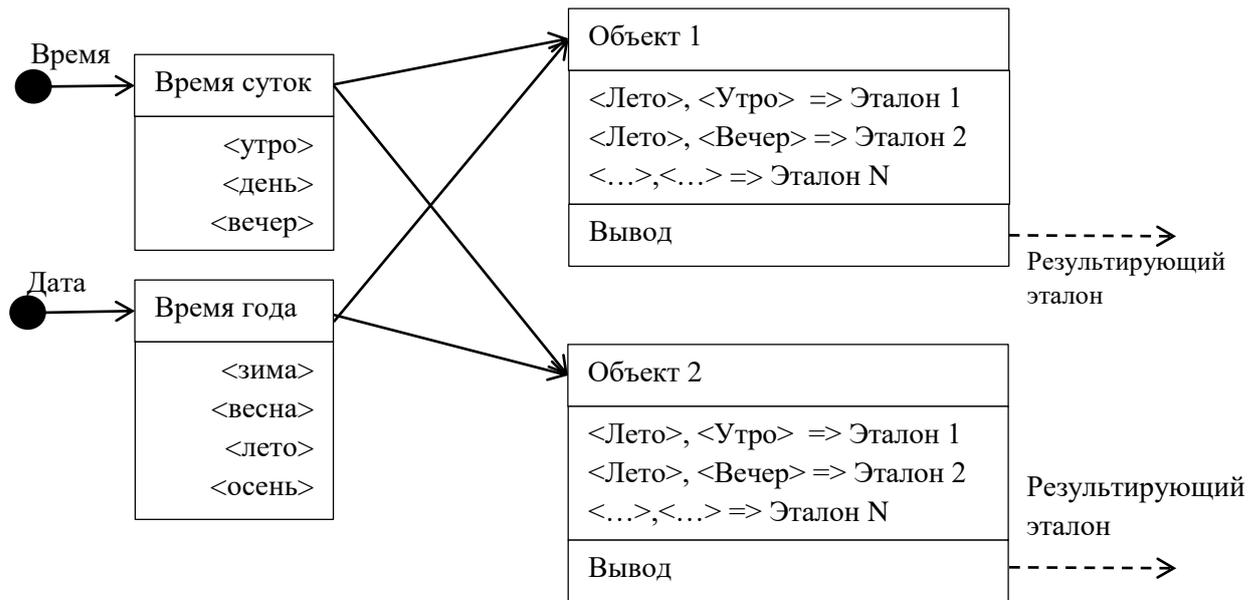


Рисунок 2.18. Пример применения фреймов для представления адаптивных описаний

На рисунке приведены правила, соответствующие следующим комбинациям условий:

- 1) «День» и «Лето»
- 2) «Вечер » и «Лето»

Данные в фреймах-условиях формируются с помощью методов нечёткого вывода с заранее заданными функциями принадлежности на основе текущей информации об условиях наблюдения. Например, если показания часов 19.08.2015 15:43, то степень достоверности слота «Утро» — 0,4, а слота «Вечер» — 0,6.

3. НАВИГАЦИЯ НА МАЛОИНФОРМАТИВНЫХ ПОЛЯХ

При визуальной навигации автономных БЛА малоинформативными могут быть подстилающие поверхности с однородными текстурами, такие, как лес, поле, водная поверхность и пр.

Если в поле зрения бортовой системы наблюдения оказывается подобный участок местности (рассматриваемый как малоинформативный ориентир), то определить положение БЛА можно только с некоторой вероятностью и в пределах области с данной текстурой. Получаемая точность часто не соответствует поставленным требованиям.

Обнаружение границ малоинформативных поверхностей позволяет получить больший объем полезной информации. Однако, если подобных участков на исследуемой сцене несколько, то идентификация наблюдаемого участка будет затруднена.

В то же время в пределах достижимости БЛА могут быть расположены достаточно информативные ориентиры. Тогда можно проложить маршрут, позволяющий обнаружить эти ориентиры и решить требуемую навигационную задачу.

Методы и алгоритмы обнаружения и оценки координат информативных ориентиров, в том числе на основе корреляционно-экстремальных навигационных систем (КЭНС), исследованы, например, в [1, 33, 34] и в данной работе не рассматриваются.

Здесь предлагается подход, основанный на выборе направления полета БЛА, которое может с наибольшей вероятностью привести к нахождению какого-либо достаточно информативного ориентира.

3.1. Оценка информативности ориентиров

Как отмечалось в разделе 1.3, задача визуальной навигации БЛА решается путем обнаружения на текущих изображениях ориентиров

$$U = (U_1, U_2, \dots, U_n, \dots, U_N)$$

(с известными координатами) и оценки положения системы наблюдения БЛА относительно этих ориентиров.

Пусть БЛА находится в ограниченной области пространства с вероятностью, близкой к единице. Проекция S этой области на некоторую земную систему координат отображена на имеющейся цифровой карте местности. ЦКМ разбита на элементарные области (квадраты), и область S полностью перекрывается M квадратами.

Информативность ориентира U_n в соответствии с (1.14) будет выглядеть следующим образом:

$$I_n = H(r_S) - H(r_S|U_n), \quad (3.1)$$

где $n = 1, \dots, n, \dots, N$ – индекс рассматриваемого ориентира; $H(r_S)$ – энтропия оценки присутствия БЛА в области r_S ; $H(r_S|U_n)$ – энтропия оценки присутствия БЛА в области r_S после привязки к ориентиру U_n .

Для расчета априорной (начальной) энтропии $H(r_S)$ и апостериорной (конечной) энтропии $H(r_S|U_n)$ могут быть использованы известные формулы [36, 44].

В частности, для информационного описания непрерывных процессов используется формула

$$H(x) = - \int_{-\infty}^{\infty} p(x) \log_2 [p(x) e_x] dx, \quad (3.2)$$

где $p(x)$ – функция плотности распределения случайной величины x ; e_x – интервал дискретизации.

Величина интервала дискретизации e_x может быть определена, например, исходя из требований к точности системы.

Для процессов с конечным количеством исходов энтропия равна

$$H = - \sum_{i=1}^M P_i \log_2 P_i, \quad (3.3)$$

где P_i – вероятность i -го события (исхода) из M возможных.

Так, если известны вероятности присутствия БЛА в каждом из M квадратов ЦКМ, то в (3.1) начальная энтропия $H(r_S)$ вычисляется по формуле (3.3).

При равновероятном распределении исходов энтропия максимальна и равна

$$H = \log_2(M), \quad (3.4)$$

что соответствует мере информации Хартли.

Например, если площадь поверхности с однородной текстурой (лес, поле) $S_0 = 4 \cdot 10^6 \text{ м}^2$, а принятое на борту текущее изображение местности – 10^3 м^2 , то при неизвестном распределении можно принять

$$M = 4 \cdot 10^6 / 10^3 = 4000,$$

откуда $H \approx 12$ бит.

Энтропия при нормальном законе распределения равна

$$H = \log_2(\sigma_x / e_x \sqrt{2\pi e}), \quad (3.5)$$

где σ_x - среднеквадратическое отклонение случайной величины.

В качестве примера рассмотрим случай, когда навигационная задача решается при следующих условиях:

1. Рассматривается некоторая наблюдаемая область площадью S_0 с расположенным ориентиром U_n . На начальном этапе (до привязки к ориентиру) известно, что БЛА может находиться в одной из M элементарных областей (в частном случае – квадратов размером $L \times L$), на которые разбита ЦКМ. Закон распределения положения БЛА не известен, поэтому принимается равновероятное распределение (с максимальной энтропией).

2. Примем, что интервал дискретизации в (3.2), (3.5) равен стороне квадрата $e_x = L$.

3. Пусть $S/L^2 = M = 1024$ (например, S - участок 32×32 квадрата). Тогда, начальная энтропия положения БЛА, вычисляемая по формуле (3.4), будет равна

$$H(r_S) = \log_2(M) = 10 \text{ бит};$$

4. Если после привязки к ориентиру U_n вероятность положения БЛА соответствует нормальному распределению, например, с СКО $\sigma_x = 2$, то конечная энтропия, в соответствии с (3.5), будет равна

$$H(r_S|U_n) = \log_2 \left(\frac{\sigma_x}{e_x} \sqrt{2\pi e} \right) = \log_2 (2 * 4,13) \approx 3 \text{ бита.}$$

Следовательно, информативность U_n – го ориентира

$$I_n = H(r_S) - H(r_S|U_n) = 10 - 3 = 7 \text{ бит.}$$

При увеличении ошибок измерения до $\sigma_x = 4$, информативность ориентира $I_n = 6$ бит, а при $\sigma_x = 16$ $I_n = 4$ бита.

Таким образом, данная мера информативности позволяет учитывать точность оценки положения ориентира.

Рассмотрим оценку положения БЛА в некоторой земной системе координат $OX_0Y_0Z_0$ с началом координат в т.О, где X, Y – координаты в горизонтальной плоскости, Z – по вертикали.

Будем считать, что оценки положения БЛА по осям $OX_0Y_0Z_0$ – независимы, а бортовая САУ обеспечивает достаточно точное положение БЛА по углам крена и тангажа.

В этом случае энтропия положения БЛА вычисляется как

$$H(r_S) = H_X(r_S) + H_Y(r_S) + H_Z(r_S) + H_\psi(r_S), \quad (3.6)$$

где $H_X(r_S), H_Y(r_S), H_Z(r_S), H_\psi(r_S)$ – частные энтропии положения; ψ – угол курса.

Если высота полета БЛА оценивается бортовым высотомером и курсовой угол ψ измеряется с помощью магнитометра с достаточной точностью, то энтропия принимает вид

$$H(r_S) = H_X(r_S) + H_Y(r_S). \quad (3.7)$$

То есть для решения поставленной навигационной задачи необходимо найти составляющие X и Y .

В соответствии с некоторой поставленной ЦЗ должны быть заданы допустимые ошибки определения координат БЛА.

Например, для случая их нормального распределения ошибок измерений могут быть заданы допустимые СКО $\sigma_x^{\text{доп}}$, $\sigma_y^{\text{доп}}$.

Откуда с учетом (3.1), (3.5) и (3.7) получим требуемую конечную энтропию оценки координат при использовании визуальной навигации (вне зависимости от конкретных ориентиров)

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) = \log_2 \left(\frac{\sigma_x^{\text{доп}}}{e_x} \sqrt{2\pi e} \right) + \log_2 \left(\frac{\sigma_y^{\text{доп}}}{y} \sqrt{2\pi e} \right) \quad (3.8)$$

и отдельно по направлениям

$$H_x^{\text{доп}}(r_S|U_0) = \log_2 \left(\frac{\sigma_x^{\text{доп}}}{e_x} \sqrt{2\pi e} \right), \quad (3.9)$$

$$H_y^{\text{доп}}(r_S|U_0) = \log_2 \left(\frac{\sigma_y^{\text{доп}}}{y} \sqrt{2\pi e} \right).$$

Рассмотрим следующие классы ориентиров:

- точечные,
- линейные,
- площадные.

Информативность ориентиров согласно (3.1) определяется условиями решения конкретных задач. В то же время конечная энтропия $H(r_S|U_n)$ зависит от точности определения положения БЛА относительно ориентира U_n .

Искомыми параметрами при использовании **точечных ориентиров** (для решения задачи визуальной навигации) являются их линейные координаты относительно БЛА. Соответственно, если ошибки измерений подчиняются нормальному закону распределения, то конечная энтропия некоторого точечного ориентира согласно (3.7) определяется как

$$H(r_S|U_n) = \log_2 \left(\frac{\sigma_x}{e_x} \sqrt{2\pi e} \right) + \log_2 \left(\frac{\sigma_y}{e_y} \sqrt{2\pi e} \right). \quad (3.10)$$

Конечная энтропия положения при использовании **линейного ориентира** связана с его длиной L и выбранным интервалом дискретизации e_l .

Принимая закон распределения ошибок равновероятным, получим

$$H(r_S|U_n) = \log_2 \left(\frac{L}{e_l} \right). \quad (3.11)$$

Если учитывать ошибки измерения относительно ориентира, например, СКО оценки положения БЛА относительно линейного ориентира σ_{Π} (перпендикулярно оси линейного участка), то для равновероятного распределения ошибок по всей длине ориентира и нормального распределения ошибок измерения в поперечном направлении

$$H(r_S|U_n) = \log_2 \left(\frac{L}{e_l} \right) + \log_2 \left(\frac{\sigma_{\Pi} \sin \alpha}{e_{\Pi}} \sqrt{2\pi e} \right) + \log_2 \left(\frac{\sigma_{\Pi} \cos \alpha}{e_{\Pi}} \sqrt{2\pi e} \right), \quad (3.12)$$

где L – длина линейного ориентира (например, длина прямолинейного участка дороги); α – угол наклона линейного участка.

Как было показано, при неизвестном распределении ошибок измерения на **площадных ориентирах** целесообразно использовать равновероятностное распределение. Конечная энтропия в этом случае определяется как

$$H(r_S|U_n) = \log_2 \left(\frac{S_{\text{оп}}}{e_s} \right), \quad (3.13)$$

где $S_{\text{оп}}$ – площадь, занимаемая ориентиром на карте; e_s – интервал дискретизации площади.

Если распределение ошибок известно, то используются формулы (3.2) или (3.3).

В разделе 1.3 было показано, что по уровню информативности можно выделить информативные и малоинформативные ориентиры. Малоинформативные ориентиры позволяют только частично (с недостаточной точностью) решить задачу навигации.

Так как при сравнительной оценке информативности различных ориентиров предполагается, что начальная энтропия в (3.1) постоянна, то информативность ориентиров определяется конечной энтропией $H(r_S|U_n)$.

С учетом (1.15) получим следующие условия:

1. Если

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) \geq H(r_S|U_n), \quad (3.14)$$

то U_n является информативным (достаточно) ориентиром.

2. Если

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) < H(r_S|U_n) < H(r_S), \quad (3.15)$$

то U_n является малоинформативным ориентиром;

3. Если

$$H(r_S|U_n) = H(r_S),$$

то U_n не содержит полезной (с точки зрения решаемой задачи) полезной информации и не может использоваться в качестве ориентира.

Необходимо отметить, что условие

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) < H(r_S) \quad (3.16)$$

показывает, что допустимая конечная энтропия меньше начальной, т.е. текущая точность оценки координат БЛА не соответствует (хуже) требуемой.

При выполнении условия

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) \geq H(r_S)$$

оценка координат БЛА не требуется.

Рассмотрим ситуацию, когда выполняется условие (3.16) и для всех n – условие (3.15). Данная ситуация соответствует полету БЛА над малоинформативной местностью.

Как было показано в разделе 1.4, для оценки положения (при наличии малоинформативных ориентиров) предлагается локализовать местоположения БЛА и определить направление полета на более информативные ориентиры.

Локализация положения БЛА обычно производится путем сопоставления некоторых признаков (атрибутов) участка местности, изображение которого принимается СТЗ БЛА, с соответствующими признаками фрагментов местности, выбираемых из исходной цифровой карты местности.

В общем случае признаки и/или атрибуты входят в состав описаний местности и используются в зависимости от условий решения ЦЗ.

Чем более точно (по сформированному описанию) определяется положение наблюдаемого участка местности, тем более информативным он является.

Сравнение описаний местности позволит определить возможные положения БЛА (гипотезы положений) и выбрать эффективные стратегии дальнейших действий.

Таким образом, для организации визуальной навигации на малоинформативных участках местности необходимо разработать:

- методику описаний сцен;
- алгоритм формирования гипотез положения БЛА, включающий:
 - формирование описаний текущей наблюдаемой сцены и фрагментов имеющейся ЦКМ;
 - сопоставление описаний текущей наблюдаемой сцены и ЦКМ;
 - формирование набора гипотез положения БЛА;
- методику и алгоритм выбора информативного направления полета.

3.2. Методика описания наблюдаемых сцен

В общем случае процесс описания наблюдаемой сцены в рамках технологии анализа ситуаций [49-60] включает процедуры выделения объектов интереса и определения связей между ними.

Одной из ключевых проблем предлагаемого подхода является разработка методики описания наблюдаемой сцены для ее сравнения с соответствующим описанием ЦКМ.

Необходимо отметить, что в случае обнаружения информативных ориентиров, например с помощью КЭНС, описанием является эталонное изображение ориентира. Для формирования описаний малоинформативных объектов (лес, водная поверхность, поле и пр.) требуется дополнительное выделение их признаков (атрибутов).

В рамках решаемых навигационных задач отдельные участки местности можно рассматривать как объекты различных классов, а описания этих участков – как аналоги словаря признаков.

Тогда задача определения собственного положения БЛА по принятому изображению подстилающей поверхности, подобно известным задачам распознавания (раздел 1.3), будет рассматриваться как задача определения класса объекта (изображения участка местности) по выделенной совокупности значений признаков (описаниям).

Таким образом, в общем случае ЭИ и ТИ в корреляционных алгоритмах, признаки ориентиров и других объектов интереса (например, МО или СКО некоторой однородной поверхности) и пр. являются различными вариантами описаний, обеспечивающих возможность идентификации наблюдаемых участков подстилающей поверхности (местности).

Методика формирования описаний сцен состоит из следующих этапов:

1. Поиск, обнаружение, распознавание объектов интереса (ОИ).
2. Выделение атрибутов объектов. Атрибутами ОИ могут быть размеры, форма, текстура поверхности и пр.
3. Определение отношений между ОИ. Например, пространственные отношения, характеризующие взаимное расположение объектов; каузальные отношения, определяющие причинно-следственные связи, и др. [49].
4. Формирование описания исследуемой сцены или фрагментов ЦКМ.

Примем, что формируемые описания должны подчиняться принципам:

- *универсальности*, с точки зрения описания различных классов объектов наблюдения (многоохватности), а также разносторонности описаний различных признаков, атрибутов, межобъектных отношений;
- *иерархичности* строения, позволяющей сопоставлять описания объектов различного уровня в зависимости от их уникальности и условий решения поставленных задач;
- *открытости* (расширяемости), позволяющей расширять исходные описания путем добавления новых объектов, признаков, атрибутов и отношений.

Кроме того, описания должны обеспечивать выделение индивидуальных особенностей (уникальности) наблюдаемой сцены или объектов интереса.

Будем считать, что *описание некоторого локального участка местности (сцены) является уникальным, если на исследуемой сцене оно больше не встречается*. То есть данный участок идентифицируется однозначно.

Для определения общей **структуры описаний** предлагается использовать один из видов семантических моделей - онтологию.

Онтология позволяет объединить в единую схему множество анализируемых понятий и отношений между ними и обеспечивает реализацию рассмотренных принципов.

Во многих работах рассматривается применение существующих или разработка собственных онтологий для описания ситуаций и принятия решений на их основе. В качестве примера может быть рассмотрена описанная в работе [46] онтология принятия решений при возникновении некоторого события («Event»).

В данной работе для описания сцены предлагается следующая структура (рисунок 3.1).

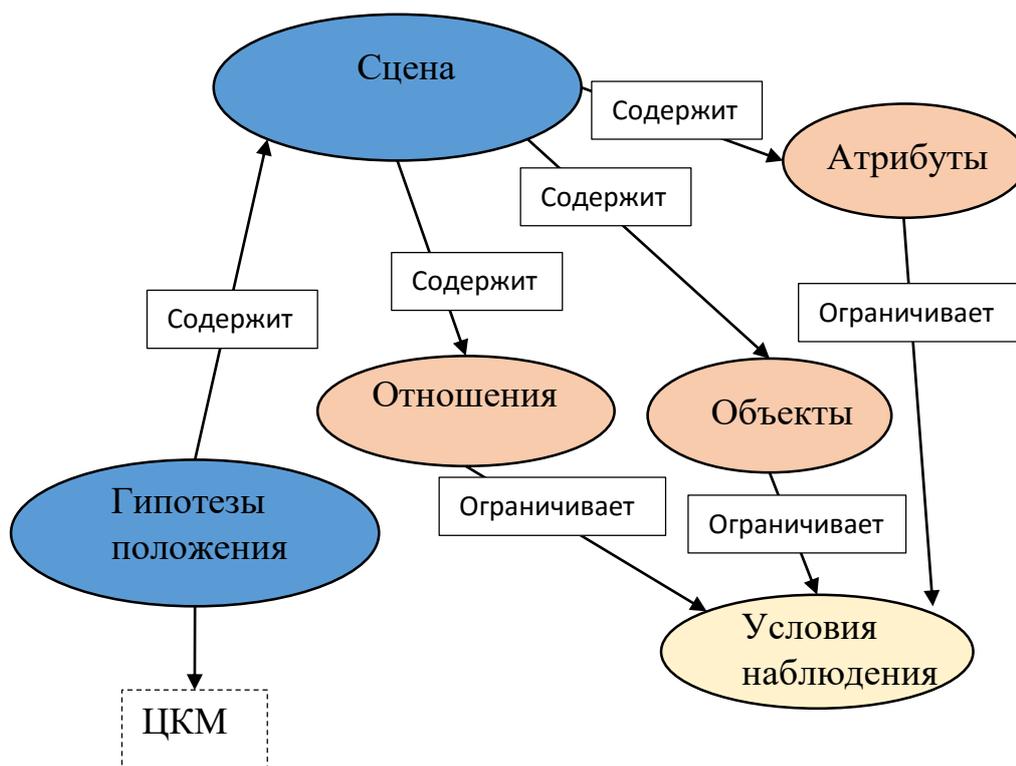


Рисунок 3.1. Структура онтологии описания сцены

В основе представленной структуры лежит понятие «Сцена», описывающее текущую наблюдаемую сцену.

Непременными классами, входящими в состав «Сцены», являются «Объекты», находящиеся на ней, их «Атрибуты» и «Отношения».

«Объекты» и «Атрибуты» представляют собой классы всех ОИ и их атрибутов (свойств), что соответствует принципу *универсальности*. В свою очередь, эти классы также могут быть представлены в виде онтологий, которые могут дополняться (принцип *открытости*).

«Отношения» объединяют все возможные отношения между объектами: пространственные, казуальные и пр., используемые исходя из особенностей поставленной задачи. Так, описания для задачи поиска объектов и навигации могут существенно различаться. При этом различия описаний закладываются на уровне формирования алфавита классов и набора атрибутов этих классов.

«Отношения», «Объекты» и «Атрибуты» связаны с текущими условиями наблюдения («Условия наблюдения») отношением «ограничивается». За счет этого в описаниях используется ограниченный

набор объектов, атрибутов и отношений, актуальных для текущих условий. Например, для определенных регионов или времени суток использование некоторых объектов нецелесообразно.

Таким образом, в классе «Сцена» происходит определение наблюдаемых объектов (по текущему изображению), их свойств и отношений между ними на основе соответствующих классов. Однако процесс описания может быть последовательным, т.е. при описании атрибуты и описания объектов проверяются согласно некоторой заложенной заранее иерархии (принцип *иерархичности*).

На рисунке 3.2 представлен пример структуры трехуровневого иерархического описания сцены для решения задачи навигации.



Рисунок 3.2. Структура иерархии описаний

Первый уровень соответствует описанию, включающему список присутствующих на сцене ОИ. Например, «лес», «поле». Если данное описание является уникальным, то оно может оказаться достаточно информативным для решения поставленных задач.

В противном случае может быть использовано описание 2-го уровня, дополняющее предыдущее описание атрибутами объектов. Например, «лес – лиственный», «поле-зеленое».

Следующий 3-й уровень описаний отличается включением пространственных отношений между ОИ. На этом уровне происходит оценка

положения ОИ на сцене, которое может быть представлено в виде координат центра масс соответствующей области на изображении или в понятийном виде (например, понятиями «южнее», «севернее» и подобными).

Далее могут рассматриваться отношения между объектами более высокого уровня, например пересечение линейных ориентиров, включение объектов друг в друга (окружение некоторого объекта), и пр.

Формирование каждого последующего уровня описаний связано с более глубоким анализом сцены и с использованием большего количества информации.

Язык описаний сцен

В качестве языка описания сцены предлагается использовать предикатные описания на основе языков ситуационного управления [53 - 56]. Описание представляет собой перечисление наблюдаемых объектов, их признаков и отношений в форме предикатов. При этом предикаты связываются символами \wedge , \vee - логического «и», логического «или» соответственно.

Подобное описание отвечает требованиям *открытости* и *универсальности*.

Формат описания

В работе предлагается определенный формат описания.

В качестве примера рассмотрим описание 1-го уровня некоторой сцены, на которой присутствуют следующие классы объектов: дорога - $O(1)$, обочина - $O(2)$, лес - $O(4)$; «1» - индекс объекта в описании:

$$Ds(\langle 1 \rangle (O(1)) \wedge \langle 2 \rangle (O(2)) \wedge \langle 3 \rangle (O(4))).$$

Предикат Ds обозначает начало описания. На данном уровне показано, какие объекты («1», «2», «3») и каких классов (дорога, обочина, лес) присутствуют на сцене. Предикат $O(.)$ указывает на класс объекта. В данном описании рассматриваются только малоинформативные объекты. Класс объекта задается в скобках: 1 – дорога, 2 – обочина, 3 – поле, 4 – лес.

Расширение описания производится за счет добавления предикатов (соответствующих атрибутов) в описание объектов.

Пример описания 2-го уровня:

$$Ds(\langle 1 \rangle (O(3) \wedge G([\langle \text{северо-запад} \rangle]))),$$

где предикат G задает атрибут положения объекта «1» класса 3 (поле).

Для различных классов объектов описания положения могут быть различными. Например, в некоторых случаях можно задать координаты центра масс ($K[XY]$) и моменты инерции ($M[JxJy]$) их изображений. Подробнее подобные описания показаны в [36, 53]. В данной работе рассмотрены понятийные описания положения объектов, оперирующие понятиями «центр», «юг», «запад», «север», «восток». Подобные описания являются более устойчивыми к изменению формы объектов или к ошибкам их распознавания.

Описания положения могут быть ориентированы относительно центра текущего изображения или относительно других объектов. Так, в примере используется описание относительно текущего изображения. Запись $G([\langle \text{северо-запад} \rangle])$ означает, что объект расположен на северо-западе наблюдаемой сцены (считается, что в состав бортового оборудования включен компас (магнитометр)).

Примером относительного положения объекта можно считать описание положения обочины относительно поля:

$$Ds(\langle 4 \rangle (O(4) \wedge G([\langle 3 \rangle : \langle \text{юг} \rangle]))),$$

означающее, что объект «4» расположен южнее объекта «3» (поле).

Запись $G([\langle 1 \rangle : \langle \text{север} \rangle])$ вместо $G([\langle 3 \rangle : \langle \text{юг} \rangle])$ означает, что объект «4» находится севернее объекта «1», т.е. дороги.

3.3. Алгоритм формирования гипотез положения БЛА

Ключевым для решения задачи навигации является класс «Гипотез положения» (рисунок 3.1), который содержит оценки возможного положения

БЛА (гипотезы), полученные на основе сравнения элементов описания текущей сцены и описаний фрагментов карты.

На рисунке 3.3 представлен предлагаемый алгоритм визуальной навигации по малоинформативным ориентирам.

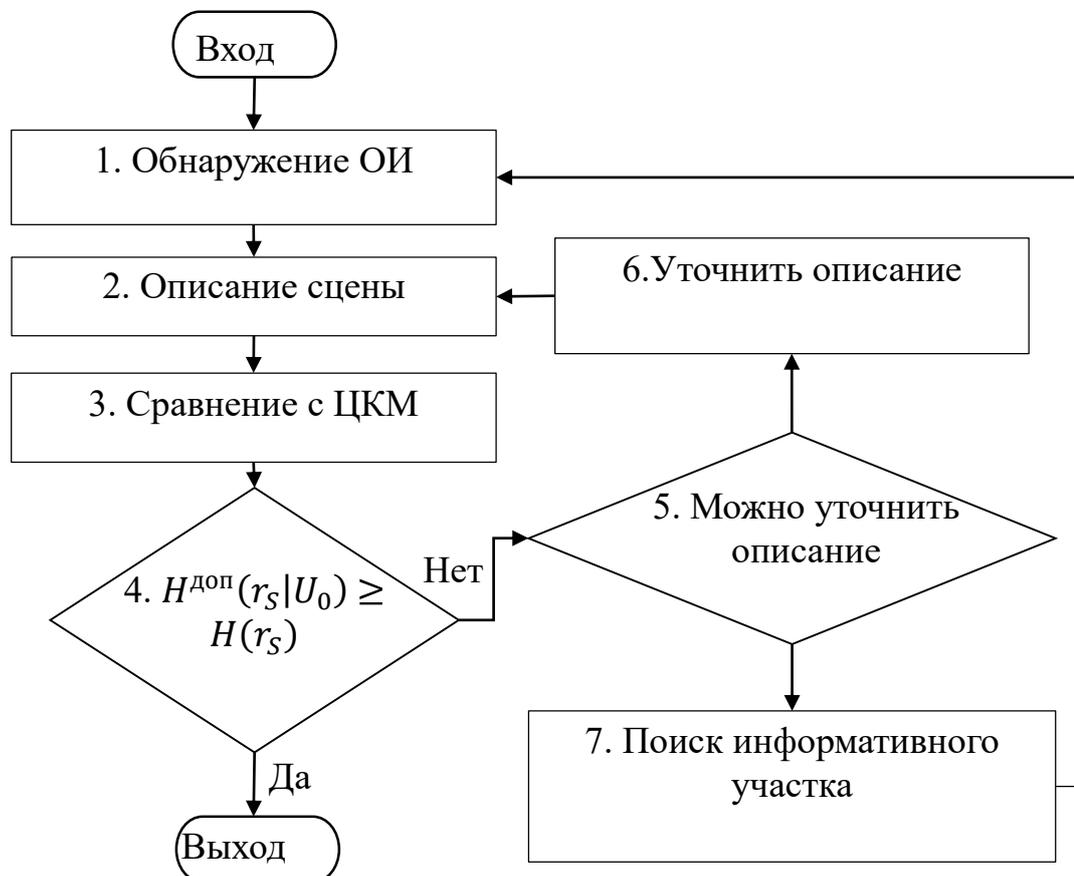


Рисунок 3.3. Алгоритм визуальной навигации по малоинформативным ориентирам

До запуска алгоритма необходимо произвести предварительный анализ ЦКМ и априорной информации о положении БЛА. На этом этапе строится распределение вероятности его нахождения в различных местах карты. При отсутствии априорной информации о параметрах полета БЛА (и предыдущих координатах) его текущее положение принимается равновероятным для всех участков карты.

На основании оценок вероятностей рассчитывается априорная энтропия положения БЛА $H^0(r_S)$.

В блоке 1 алгоритма производится прием текущего изображения и обнаружение малоинформативных ориентиров (ОИ), обнаружение или

необнаружение которых позволит уменьшить энтропию $H^0(r_S)$. Выбор ориентиров производится на основе соответствующего класса онтологии (класс «Объекты», ограниченный условиями наблюдения). Обнаружение ориентиров производится алгоритмами, описанными в разделе 2, и заключается в определении принадлежности каждого фрагмента изображения определенному классу объектов (например лесу или дороге).

В блоке 2 производится анализ (формирование описаний) наблюдаемой сцены. Описание будет заключаться в выявлении атрибутов и отношений между объектами. Различные наборы атрибутов и отношений соответствуют разному уровню (детализации) описания.

В блоке 3 описания, полученные на предыдущем этапе, необходимо сравнить с аналогичными описаниями фрагментов карты. Результатом этапа является набор гипотез возможного положения БЛА и текущий уровень энтропии $H(r_S)$.

В блоках 4 и 5 происходит проверка условий. В блоке 5 проверяется условие выполнения ЦЗ. В качестве условия окончания работы алгоритма предлагается:

$$H^{\text{доп}}(r_S|U_0) \geq H(r_S), \quad (3.17)$$

где $H(r_S|U_0)$ - текущее значение энтропии положения (по формуле (3.11)); $H^{\text{доп}}(r_S)$ – допустимая энтропия, заданная целевой задачей.

Если условие выполнено, работа алгоритма завершается. Если условие не выполнено, алгоритм переходит в блок 5. В блоке 6 проверяется возможность уточнения описания. Предполагается, что при переходе на новый уровень описания может сократиться энтропия положения аппарата. Если уточнение описания возможно, алгоритм переходит в блок 6, иначе – в блок 7.

В блоке 6 алгоритма производится выбор атрибутов для дальнейшего анализа сцены. Выбор атрибутов зависит от заданного уровня описаний. Результатом работы данного блока является набор атрибутов, с использованием которых будут повторяться расчеты в блоках 1-5.

Если более детальное описание невозможно, тогда алгоритм переходит к 7-му блоку.

Планирование маршрута заключается в формировании дальнейшей стратегии полета БЛА, обеспечивающей гарантированное уменьшение энтропии. Для этого необходимо произвести анализ ЦКМ с учетом уже полученной информации, пересчитать *информативность отдельных фрагментов ЦКМ* и выбрать наиболее информативное направление. Подробнее этот этап описан в разделе 3.3.

Далее рассмотрим подробнее процедуры формирования и сравнения описаний наблюдаемой сцены.

В качестве примера рассмотрим задачу определения собственного положения малоразмерного БЛА на основе анализа изображения подстилающей поверхности. БЛА оснащен СТЗ, в памяти которой имеется эталонная ЦКМ (рисунок 3.4).



Рисунок 3.4. Цифровая карта местности

Как было показано в разделе 3.1, ЦКМ разбивается на одинаковые фрагменты. При этом задача заключается в определении положения с точностью до фрагмента.

На рисунке 3.4 прямоугольником показано текущее положение БЛА (область, наблюдаемая бортовой СТЗ). На рисунке 3.5 показан фрагмент изображения подстилающей поверхности, полученный на борту БЛА.

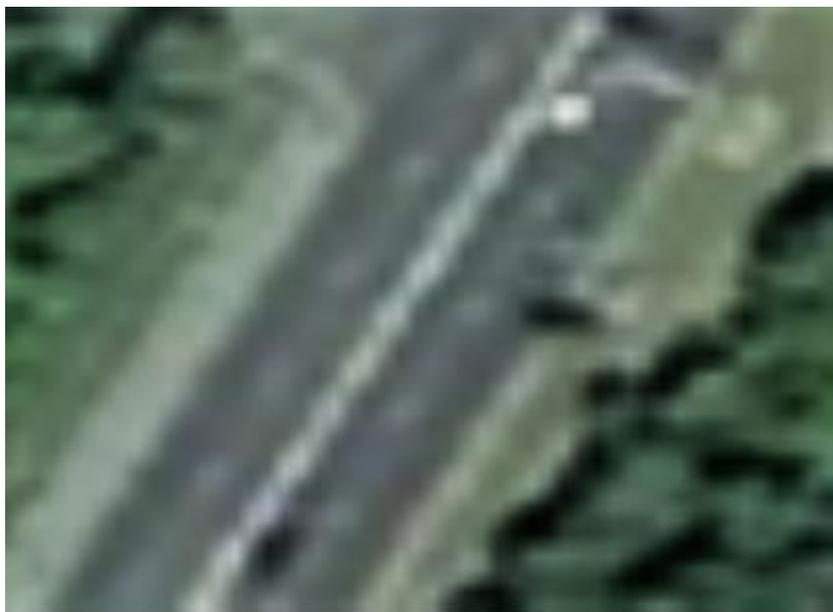


Рисунок 3.5. Текущее изображение

Прежде всего необходимо определить ориентиры, расположенные на наблюдаемом участке.

На подобных сценах подвижные объекты (автомобили), которые не являются ориентирами, могут выделяться соответствующими алгоритмами и удаляться из списка ОИ.

Малоинформативные ориентиры типа: дорога, обочина, поле, лес распознаются по их текстуре с помощью выделения и оценки признаков, по методике, приведенной во 2-й главе.

Результатом обнаружения и распознавания малоинформативных ориентиров на текущем изображении является сегментированное изображение (рисунок 3.6).

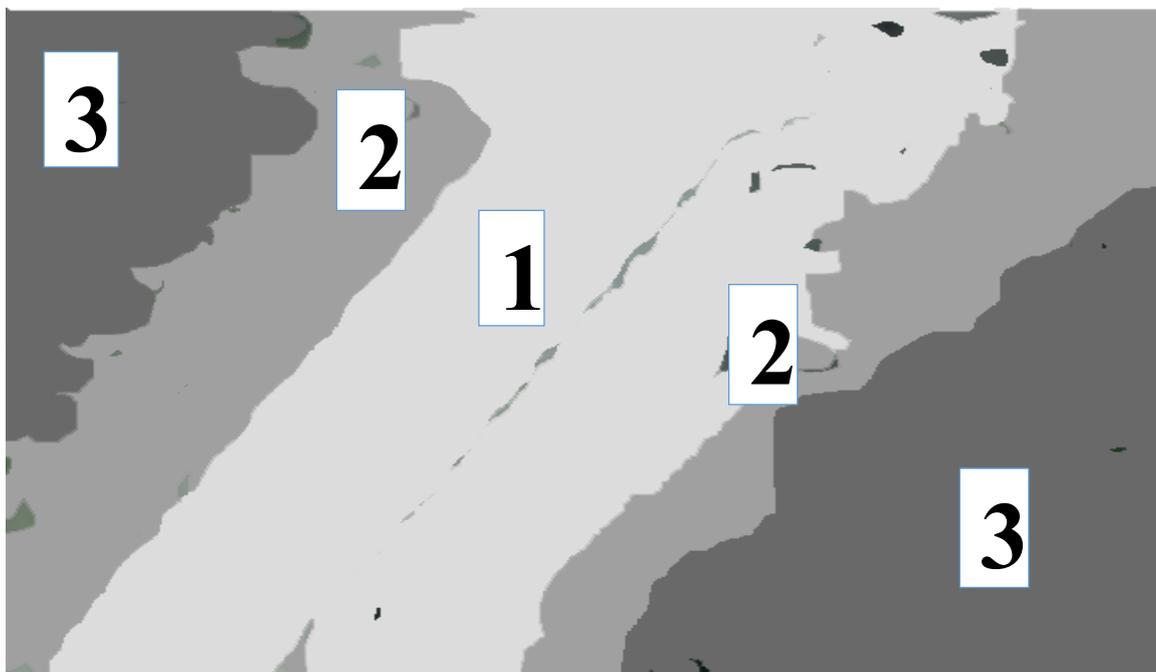


Рисунок 3.6. Текущее изображение с обнаруженными малоинформативными ориентирами

На рисунке 3.6 цветом выделены различные наблюдаемые объекты, а цифрами отмечены классы, к которым они относятся: 1 – дорога, 2 – поле, 3 – лес.

В центре полученного изображения присутствует участок дороги. Ниже дороги расположено поле и участок леса. Выше дороги расположено поле и фрагмент леса.

Описание наблюдаемой сцены в соответствии с предлагаемой иерархией (рисунок 3.2) будет выглядеть следующим образом:

$$Ds($$

$$"1"(O(1)^G([\text{«центр»}]))^$$

$$\text{«2»}(O(3)^G([\text{«юго-восток»}]))^$$

$$"3"(O(3)^G([\text{«северо-запад»}]))^$$

$$"4"(O(2)^G([\text{«3»: «север»}]))^$$

$$"5"(O(42)^G([\text{«1»: «юг»}]))$$

$$)$$

В описании использованы обозначения:

$Ds(.)$ – предикат начала описания

«1» - индекс объекта в описании;

O – класс объекта;

S – тип поверхности;

G – описание положения на сцене.

После описания наблюдаемой сцены необходимо произвести ее сравнение с ЦКМ. При этом в результате сравнения формируются гипотезы о текущих координатах аппарата.

Способ сравнения связан с формой описания ЦКМ. В рассматриваемом случае гипотезами оценок положения будут являться квадраты с описаниями, схожими с описанием текущей наблюдаемой сценой.

В работе предложен следующий алгоритм сравнения описаний:

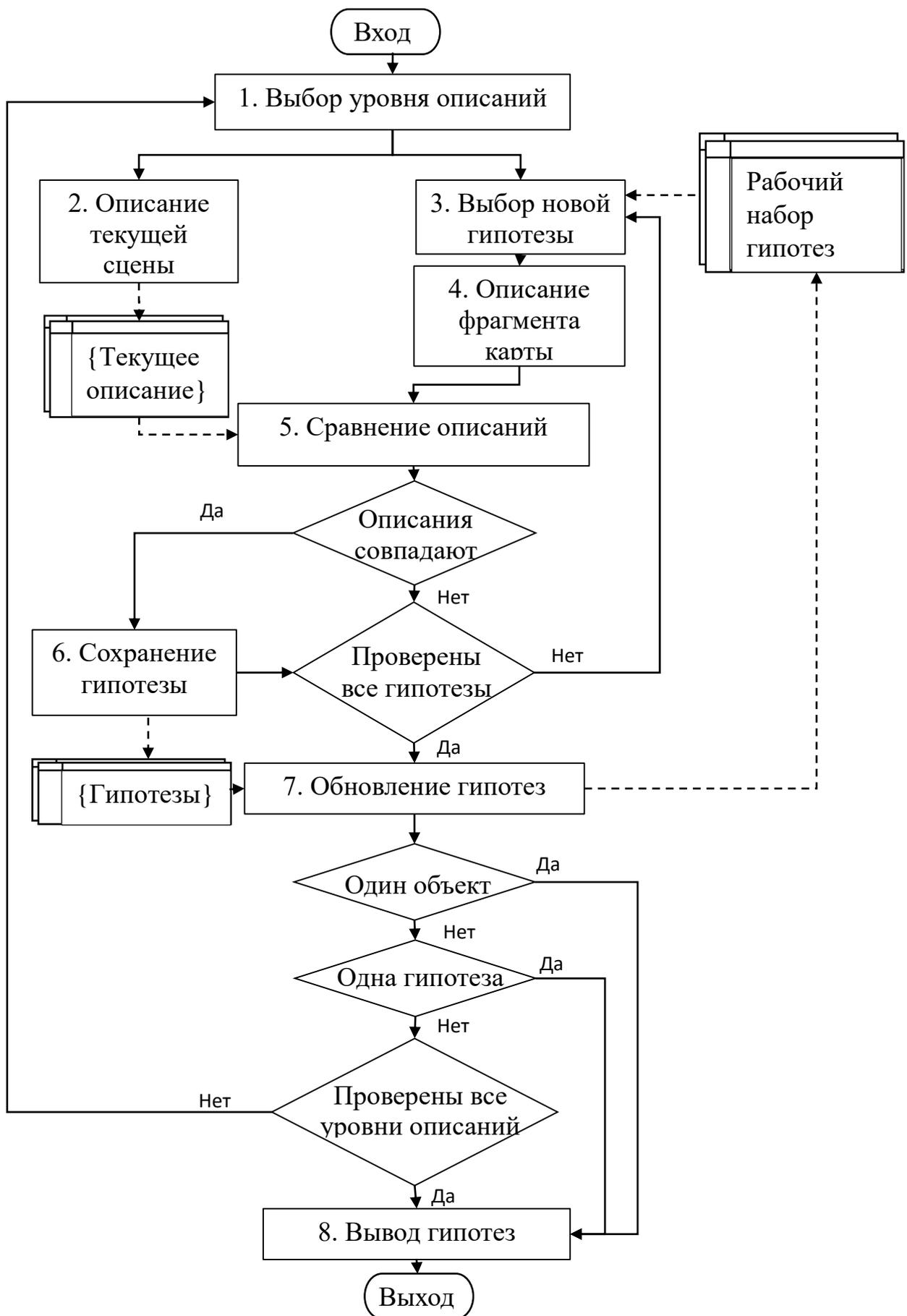


Рисунок 3.7. Сравнение описаний по квадратам

В блоке 1 происходит выбор уровня описания, на основе которого будет производиться дальнейшее сравнение.

Далее параллельно производится описание текущей сцены (которое сохраняется в памяти) (блок 2) и описание некоторого фрагмента карты (соответствующей некоторой гипотезе положения) (блоки 3, 4). Гипотезы положения выбираются из «рабочего набора гипотез». На первом проходе «рабочий набор» содержит все фрагменты ЦКМ.

В следующем блоке происходит сравнение описаний (блок 5) текущей сцены и описания рассматриваемого фрагмента карты.

В результате сравнения принимается решение о совпадении (похожести) описаний. Если описания совпали (блок 6), тогда соответствующая гипотеза сохраняется в памяти как возможная гипотеза положения («Гипотезы»).

Для сравнения описаний в работе предлагается использовать расстояние Хемминга (d), т.е. рассчитывать количество несовпадающих элементов в описаниях сравниваемых сцен по формуле

$$d_i = \sum_{k=1}^N |x_{ik} - x_{jk}|, \quad (3.18)$$

где i, j – индексы сравниваемых описаний; N – количество параметров в описании; x_{ik}, x_{jk} – сравниваемые параметры описания,

$$|x_{ik} - x_{jk}| = \begin{cases} 1, & \text{если } x_{ik} = x_{jk} \\ 0, & \text{если } x_{ik} \neq x_{jk} \end{cases}$$

При этом описание в форме предикатов необходимо преобразовать в табличную форму.

Например, описание 1-го уровня текущей сцены примет следующий вид:

Таблица 3.1. Пример сравнения описаний первого уровня

	Поле	Дорога	Лес	Город	d
Текущая сцена	1	1	1	0	
Фрагмент 1	1	0	1	0	2
Фрагмент 10	0	1	1	1	3
Фрагмент 16	1	1	1	0	0

Фрагмент 21	1	1	1	0	0
Фрагмент 22	1	1	1	0	0

В первой строке таблицы показано количество объектов определенного класса («поле», «дорога», «лес», «город») на наблюдаемой сцене.

Остальные строчки соответствуют описаниям некоторых фрагментов карты. Рассмотренные фрагменты показаны на рисунке 3.8.



Рисунок 3.8. Гипотезы положения

Результат расстояния Хемминга между описаниями текущей сцены и фрагмента карты показан в таблице 3.1. в колонке d .

Будем считать, что описания совпадают при $d = 0$. Этому условию соответствуют описания фрагментов 16, 21 и 22 (фрагменты выделены на рисунке 3.8).

Таким образом, после сопоставления сцен первого уровня описаний остается всего - 3 гипотезы, в число которых входит истинное положение БЛА (квадрат 16).

Блоки 2 - 6 повторяются до тех пор, пока не будут рассмотрены все исходные гипотезы.

Далее рабочий набор гипотез обновляется (блок 7), т.е. рабочим набором гипотез становятся гипотезы, выбранные ранее.

Если в описании текущей сцены содержится только один объект, то дальнейшее уточнение описания прекращается. Алгоритм завершает вычисления и выводит текущий набор гипотез.

При наличии в рабочем наборе гипотез одной гипотезы, считается, что задача навигации решена и работа алгоритма завершается.

При невыполнении описанных выше условий проверяется условие наличия неиспользованных уровней описания. Выбирается новое описание, и заново повторяются блоки 1 - 7. Таким образом, происходит перебор всех гипотез и уровней описания, в результате чего формируется окончательный набор гипотез.

3.4. Методика и алгоритм выбора информативного направления полета БЛА

Следующей задачей при навигации на малоинформативной местности (после формирования гипотезы о текущих координатах аппарата) является выбор наиболее информативного направления полета.

В этом случае необходимо предпринять дополнительные действия по анализу ЦКМ и планированию дальнейшего полета с целью поиска более информативных участков местности и объектов.

Наблюдаемая сцена на рисунке 3.1 не позволяет решить задачу высокоточного определения координат БЛА, так как границы ОИ – линейны и расположены параллельно. Поэтому положение БЛА вдоль дороги является неопределенным. Следовательно, обнаруженные на наблюдаемой сцене ориентиры недостаточно информативны.

План действий в подобных ситуациях состоит в следующем:

1. Определить гипотезы положений БЛА на карте.
2. Выделить достаточно информативные ориентиры, ближайšie к возможным положениям БЛА.

3. Определить направление полета БЛА обеспечивающего обнаружение ориентира с максимальной вероятностью.

После определения гипотезы положения БЛА, необходимо проанализировать карту и определить наиболее информативные направления.

Выбор наиболее информативного направления предлагается проводить на основе расчета информативности по формуле [44]

$$I(J) = H_0 - H(J), \quad (3.19)$$

где H_0 – априорная энтропия положения; J – описание направления; полета, $J = [\Delta X \ \Delta Y]$, ΔX и ΔY – смещения относительно текущего положения.

Апостериорная энтропия направления полета считается по формуле

$$H(J) = - \sum_{l=1}^{M_{\text{гип}}} P(J | l) \sum_{m=1}^{M_{\text{гип}}} P(m | J, Ds^{Jl}) \log_2 P(m | J, Ds^{Jl}), \quad (3.20)$$

где $M_{\text{гип}}$ – количество гипотез положения БЛА; $P(J | l)$ – вероятность успешной реализации полета в направлении J при гипотезе текущего положения l ; Ds^{Jl} – описание сцены (квадрата), расположенного в направлении J относительно гипотезы l . $P(m | J, Ds^{Jl})$ – вероятность гипотезы положения m при смещении J и описании Ds^{Jl} .

В результате расчета данной формулы для каждого возможного направления полета получится поверхность. Максимальное значение на поверхности будет соответствовать наиболее информативному направлению полета.

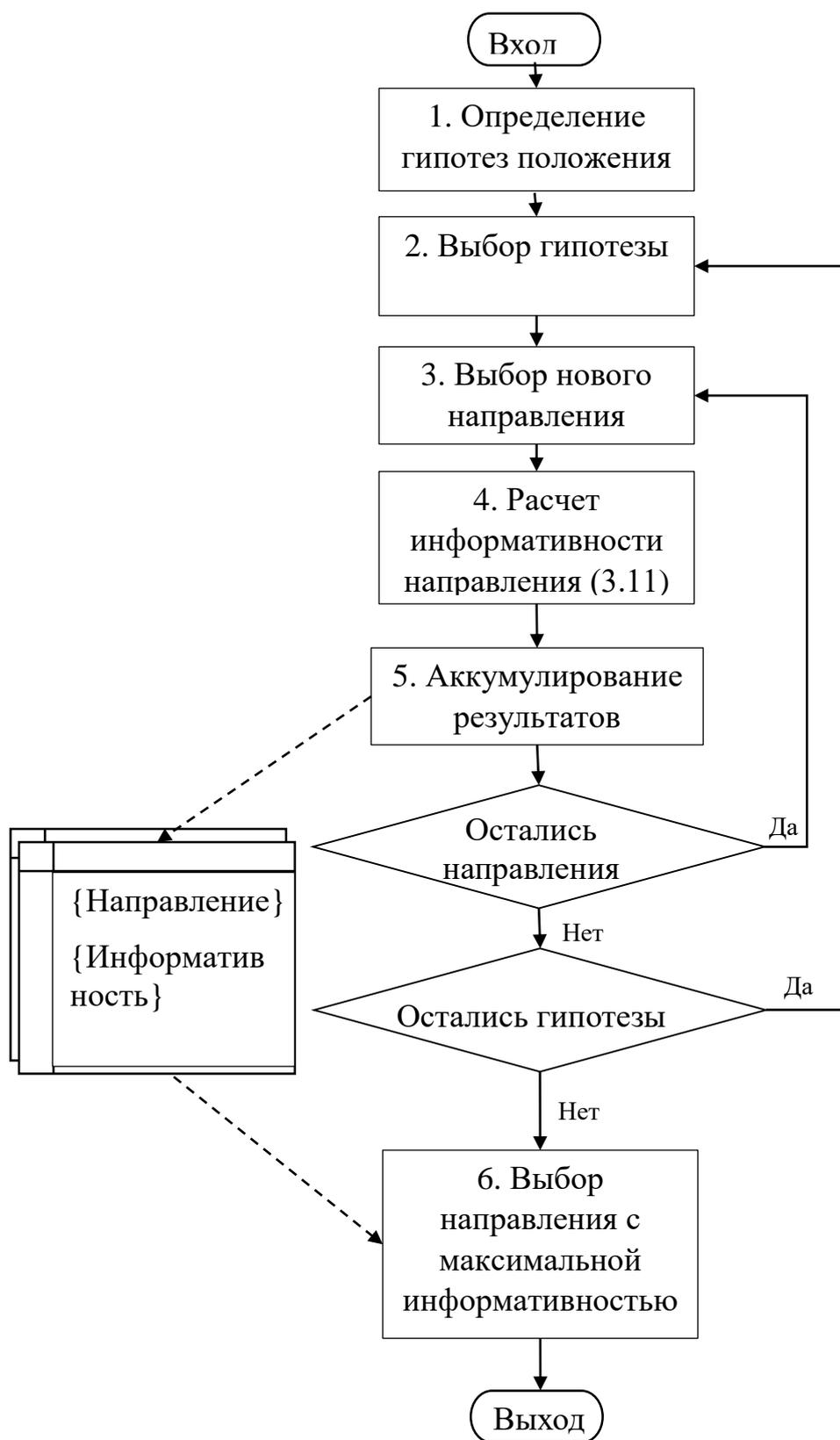


Рисунок 3.9. Алгоритм выбора информативного направления

Алгоритм состоит из 6 блоков.

В блоке 1 принимается набор гипотез, сформированный на предыдущих этапах (в алгоритме анализа сцены). Далее в блоках 2 – 5 происходит расчет

информативности всех возможных направлений и формируется так называемая «карта информативностей».

В блоке 6 на основе сравнения информативностей производится выбор направления полета БЛА с максимальной информативностью.

В качестве примера рассмотрим ситуацию, представленную на рисунке 3.10.

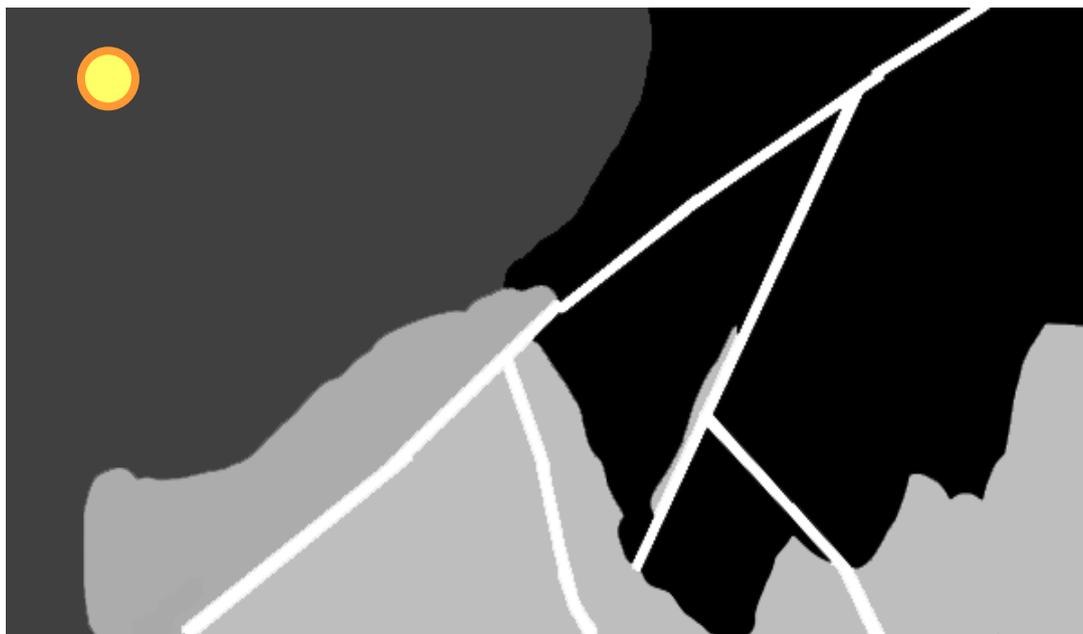


Рисунок 3.10. ЦКМ малоинформативного участка местности

На рисунке показана ЦКМ малоинформативного участка местности. Желтым кругом отмечено текущее положение БЛА. В область наблюдения СТЗ БЛА попадает только объект «Лес». Очевидно, что анализ наблюдаемой сцены не дает достаточного количества полезной информации.

На рисунке 3.11 красным цветом выделены гипотезы положения БЛА, полученные в результате анализа сцены.

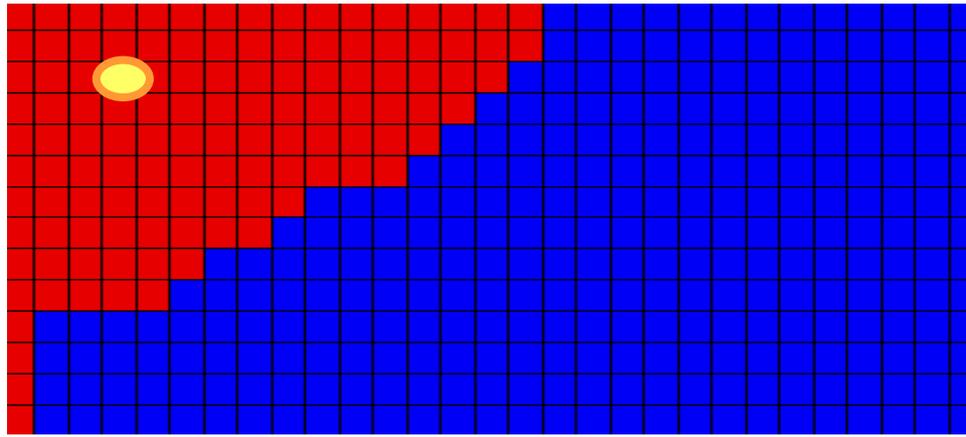


Рисунок 3.11. Гипотезы положения БЛА

Конечная энтропия положения по формуле (3.13)

$$H(r_S) = 6.8.$$

Так как наблюдаемый фрагмент содержит только изображение леса, дальнейшее уточнение описания сцены затруднено.

В соответствии с алгоритмом (рисунок 3.9) в данном случае необходимо переходить к этапу планирования дальнейшего полета и определению наиболее информативного направления.

Расчет информативности определенного направления осуществляется аналогично оценке информативности признака (3.19).

На рисунке 3.12 представлена карта информативностей различных направлений для заданной ЦКМ.

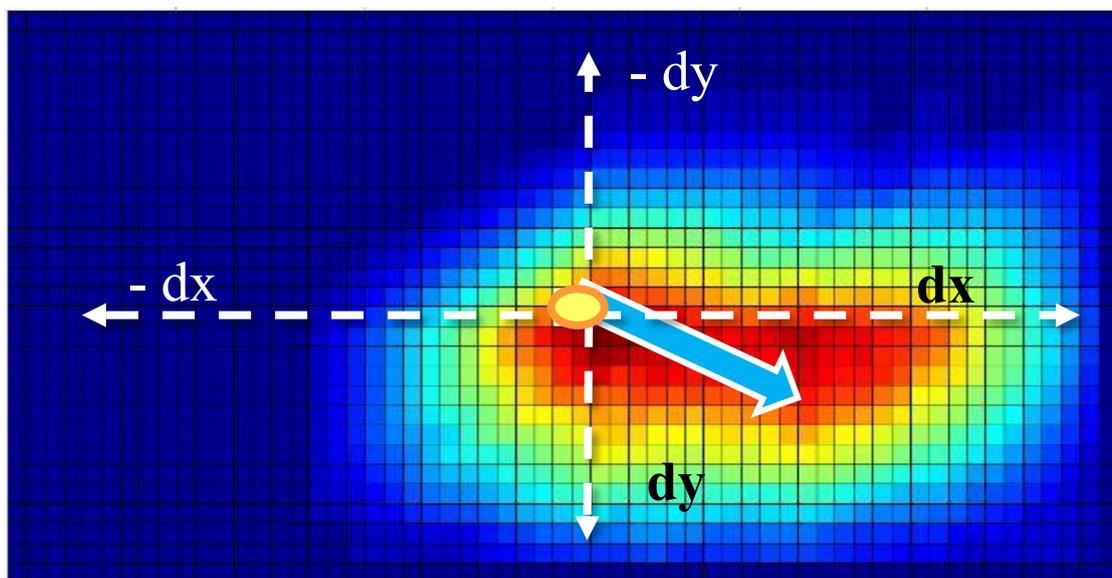


Рисунок 3.12. Карта информативностей

Центр карты информативности направлений соответствует текущему положению БЛА (положение круга на рисунках 3.10, 3.11). Остальные клетки соответствуют возможным направлениям перемещения относительно текущего положения (направления осей показаны на рисунке). Цвет клеток условно обозначает информативность соответствующего направления (синий – минимальная информативность, красный - максимальная).

В данном случае наиболее информативным было выбрано направление, соответствующее смещению $dx = 2$, $dy = 3$ относительно текущего положения.

Выбранное направление соответствует полету БЛА в сторону дороги, которая является более информативным ориентиром. Дальнейший полет вдоль дороги позволит обнаружить достаточно информативные ориентиры – перекрестки, позволяющие определить положение БЛА с достаточной точностью.

Таким образом, при наличии достаточно информативных ориентиров в области достижимости БЛА предлагаемый подход позволяет решать поставленные навигационные задачи даже при полете над малоинформативными навигационными полями.

4. ИССЛЕДОВАНИЕ РАБОТОСПОСОБНОСТИ АЛГОРИТМОВ ВИЗУАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ БЛА

Целью данной главы является исследование работоспособности разработанных подходов и алгоритмов:

- формирования адаптивных описаний объектов;
- анализа наблюдаемой сцены (с целью навигации по малоинформативным ориентирам);
- выбора информативного направления полета.

Для этого предполагается провести:

1. Сравнение модельных и адаптивных описаний объектов интереса (ориентиров) (раздел 4.1).
2. Сравнение корреляционных алгоритмов сопоставления изображений и алгоритмов на основе адаптивных описаний (раздел 4.2).
3. Оценку вероятности ошибок обнаружения ориентиров в изменяемых условиях наблюдения (раздел 4.3).
4. Исследование влияния ошибок обнаружения ориентиров на описание наблюдаемой сцены (раздел 4.4).
5. Оценку работоспособности алгоритма навигации по малоинформативным ориентирам (раздел 4.5).

4.1. Сравнение модельных и адаптивных описаний объектов интереса

Целью исследования является подтверждение возможности формирования адаптивных описаний на основе нейронечетких систем. Для этого необходимо произвести сопоставление описаний, полученных на основе использования нейронечетких систем и модельных описаний, полученных на основе общих физических законов. В рассматриваемом случае под описаниями понимаются зависимости некоторых характеристик

наблюдаемых объектов от условий наблюдения. В качестве объектов интереса выбраны площадные ориентиры лес и поле.

В рамках данного исследования предполагается моделировать изменение времени суток и масштаба получаемого изображения (положения виртуальной камеры по вертикальной оси). Моделирование времени суток при этом производится изменением положения источника света относительно геометрического центра наблюдаемой сцены.

В качестве исследуемых характеристик используется статистика первого порядка [31] для описания текстуры, т.е. математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение яркости фрагмента изображения поверхности.

Методика эксперимента включает следующие этапы:

1. Создание модели наблюдаемой сцены (в среде трехмерного моделирования), содержащей объекты интереса: лес и поле.

2. Настройка параметров условий наблюдения и получение фрагментов изображений (квадрат размером 100x100 пикс), анализируемых объектов.

3. Расчет значений МО и СКО для выделенных фрагментов изображений поверхностей.

4. Изменение параметров условий наблюдения (этапы 2 и 3) в заданных диапазонах и построение описаний (МО и СКО) в зависимости от условий наблюдения.

5. Построение аналогичных описаний на основе нейронечеткой системы.

6. Сравнение полученных зависимостей.

Создание модели наблюдаемой сцены (этап 1 Методики) производилось в программной среде Unity [59]. Unity — это профессиональный инструмент для разработки двух- и трёхмерных графических приложений, предоставляющий возможности простого и гибкого создания и редактирования трехмерных сцен (включая ландшафты,

расположенные на них объекты, источники света и др.), анимации объектов (например, изменения положения или формы) и моделей физического взаимодействия между объектами. Приложения, созданные с помощью Unity, поддерживают графические библиотеки DirectX и OpenGL и позволяют моделировать реалистичные изображения наблюдаемых сцен.

В связи с этим данный инструмент был выбран в качестве основного для проведения текущего эксперимента.

Следует отметить, что, несмотря на использование общих физических законов при трехмерном моделировании, данные модели являются существенно упрощенными и *не могут быть использованы для получения эталонных изображений* или адаптивных описаний, однако они могут быть использованы в качестве экспертных знаний при построении нечеткой системы формирования адаптивных описаний.

Проект в Unity делится на сцены — отдельные файлы, содержащие свои наборы объектов, их параметры и сценарии взаимодействия. Сцены могут содержать в себе как трехмерные модели объектов (ландшафты, деревья дома и др.), так и пустые объекты — объекты, которые не имеют модели (например, источники света или виртуальные камеры).

На рисунке 4.1 представлен интерфейс рабочего окна Unity.

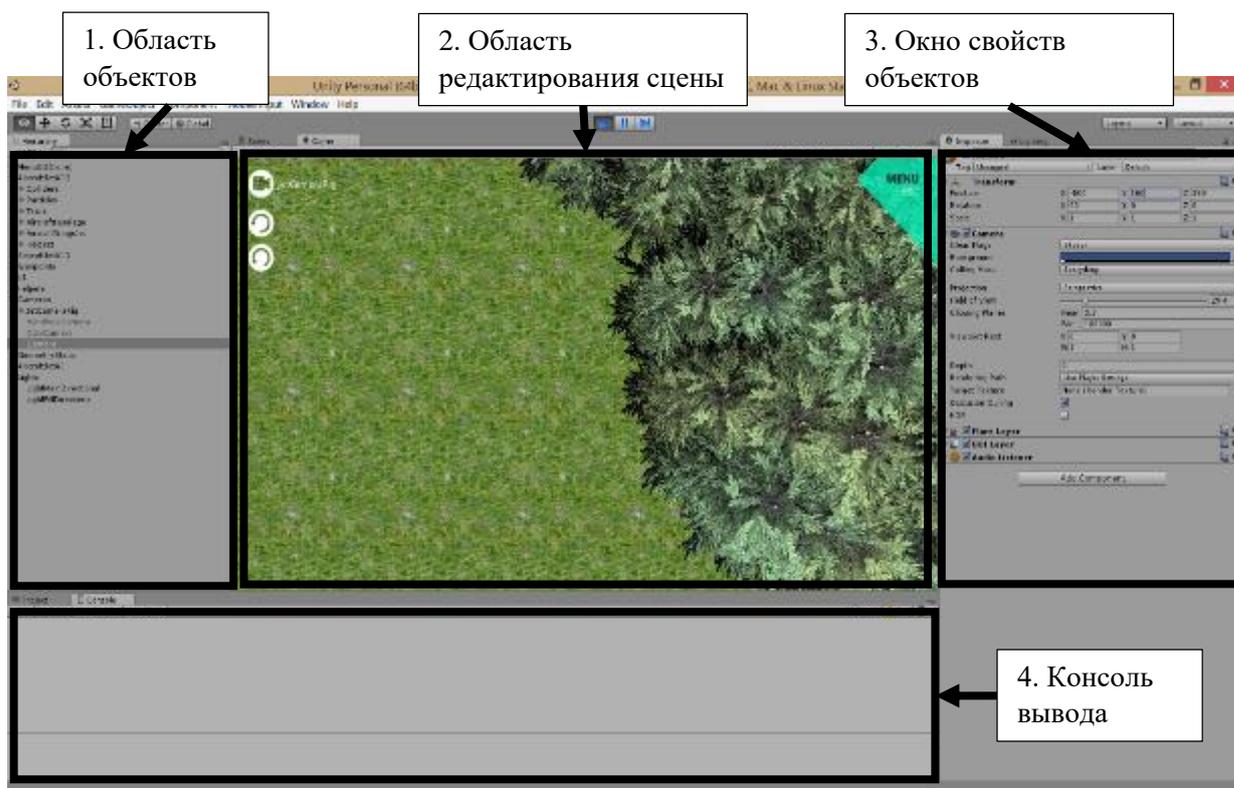


Рисунок 4.1. Интерфейс рабочего окна Unity

Окно разделено на четыре области:

1. Область объектов – содержит иерархическую структуру сцены.
2. Область редактирования сцены – позволяет добавлять, выбирать и изменять некоторые свойства объектов (положение на сцене и размер).
3. Окно свойств объектов – позволяет управлять всеми свойствами объектов, а также сценариями их поведения.
4. Консоль вывода – выводит сообщения о ходе работы программы.

Для моделирования малоинформативных ориентиров «лес» и «поле» использовались стандартные инструменты Unity – редактор ландшафта и леса. Поле моделировалось как текстурированная поверхность ландшафта, лес - как массив деревьев разной высоты, размещенный на ландшафте.

Настройка параметров условий наблюдения (этап 2) заключается в настройке параметров соответствующих объектов модели (рисунок 4.2).

Так, настройка времени суток происходила за счет изменения положения направленного источника света (угол α) относительно центра наблюдаемой сцены.

Настройка высоты происходила за счет изменения положения виртуальной камеры (H) по вертикальной оси.

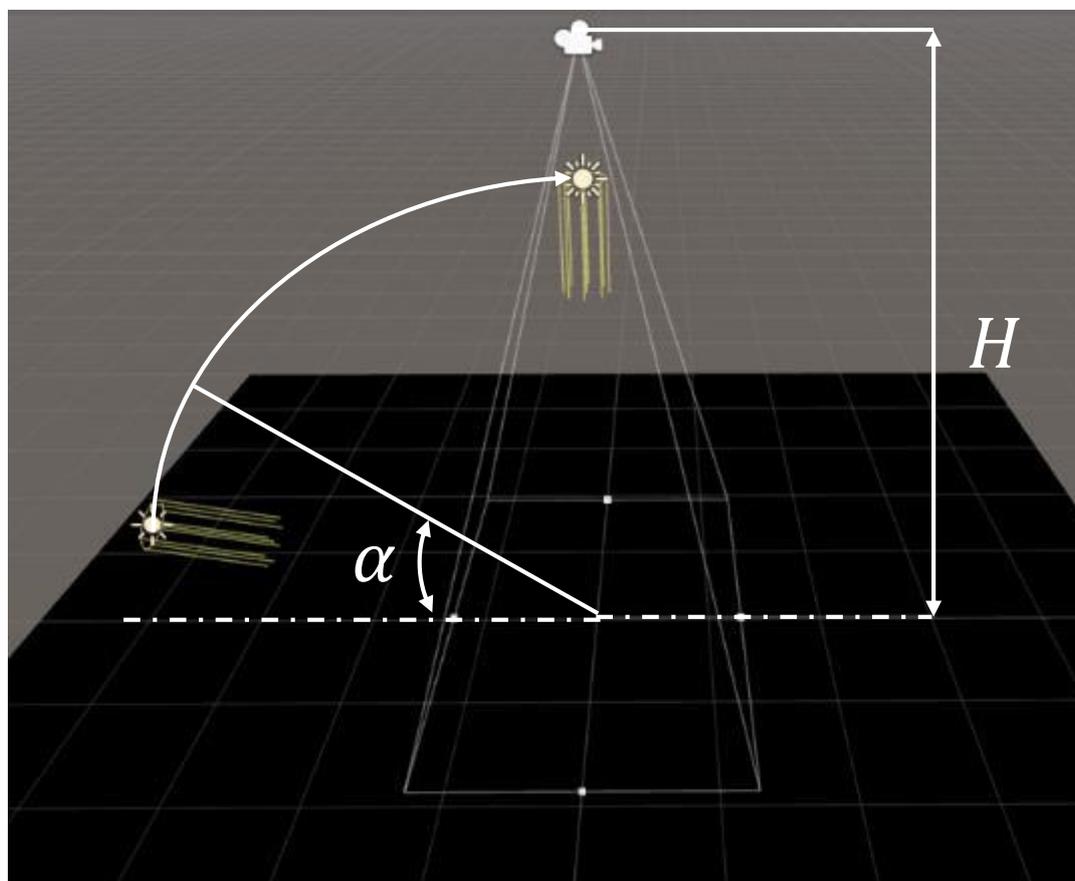


Рисунок 4.2. Параметры условий наблюдения

В таблице 4.1 показаны условия изменения параметров модели при проведении эксперимента.

Таблица 4.1. Условия изменения параметров модели

	Диапазон	Шаг
Положение источника света	$0^\circ - 90^\circ$	10°
Высота камеры	100 – 700 м	150 м

Положения источника света α менялось от 0° до 90° с шагом 10° . Высота положения камеры изменялась в диапазоне от 100 м до 700 м с шагом 150 м.

На рисунках 4.3, 4.4 показаны **полученные изображения фрагментов поля и леса** при размещении камеры на высоте 100 м для положения источника света в диапазоне от 40° до 90° с шагом 10°.

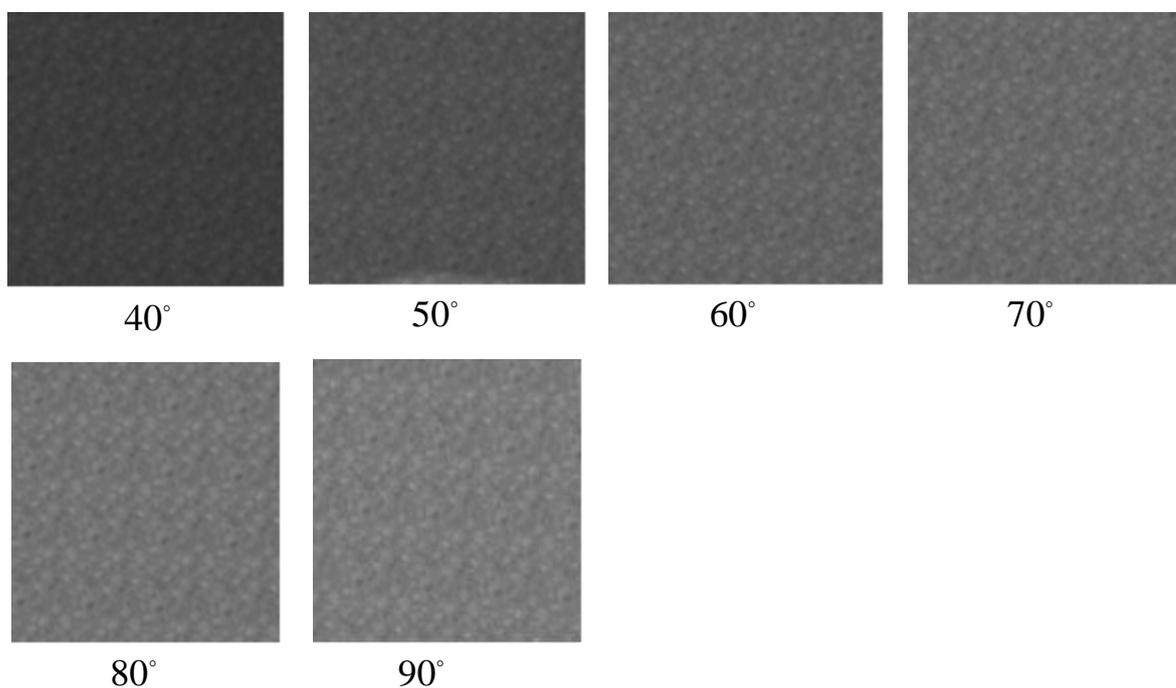


Рисунок 4.3. Моделирование объекта «поле»

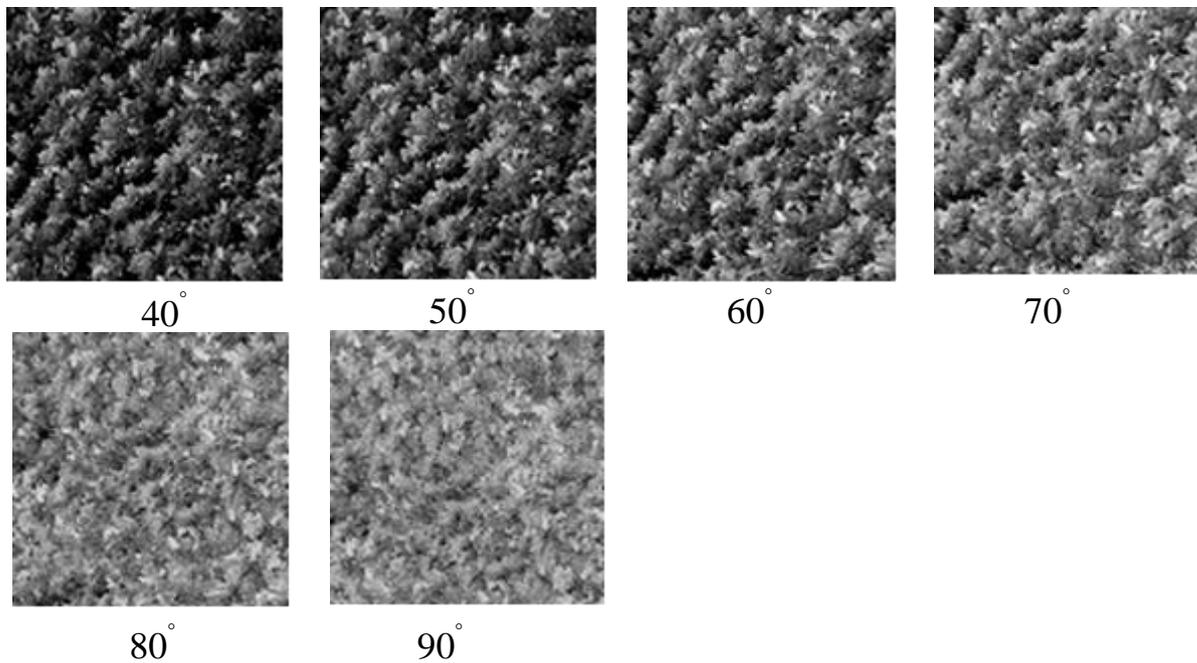


Рисунок 4.4. Моделирование объекта «лес»

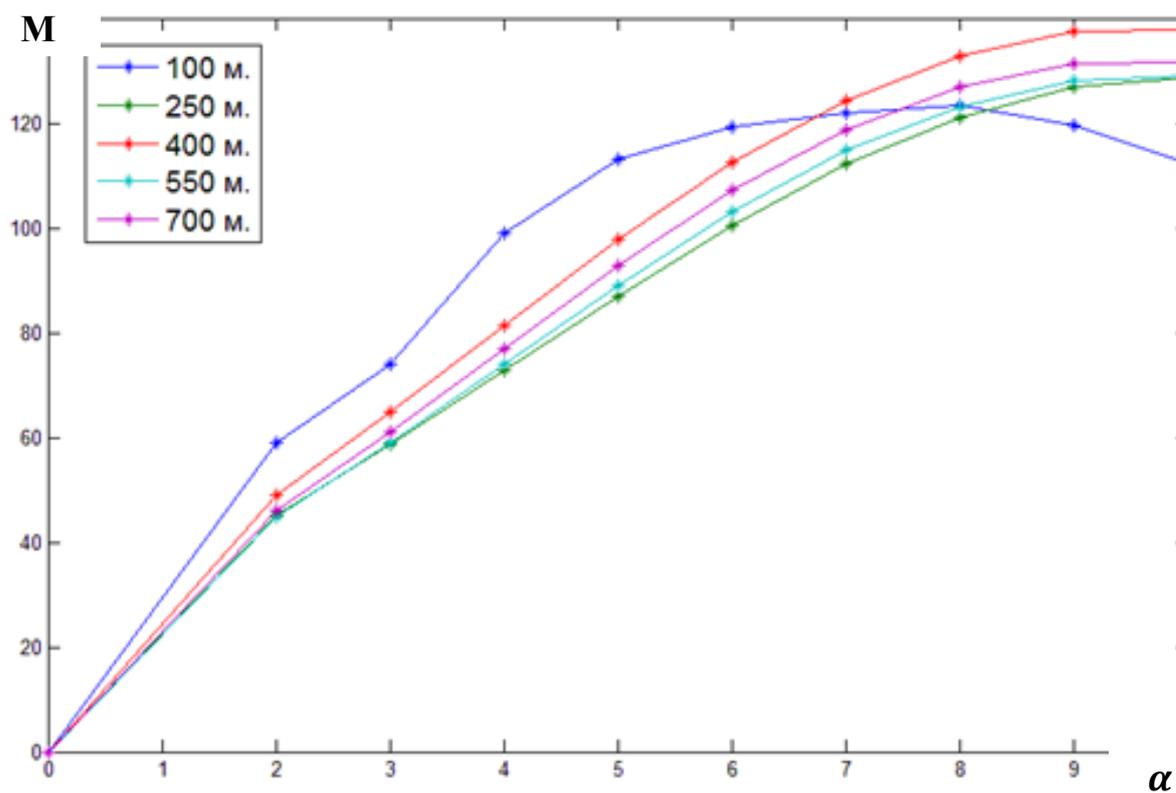
В соответствии с этапами 3, 4 Методики были **получены зависимости изменения МО и СКО изображений от условий наблюдения.**

На рисунке 4.5, а, б представлены графики изменения МО и СКО яркости фрагмента **леса** для всех условий освещения и высоты, представленных в таблице 4.1.

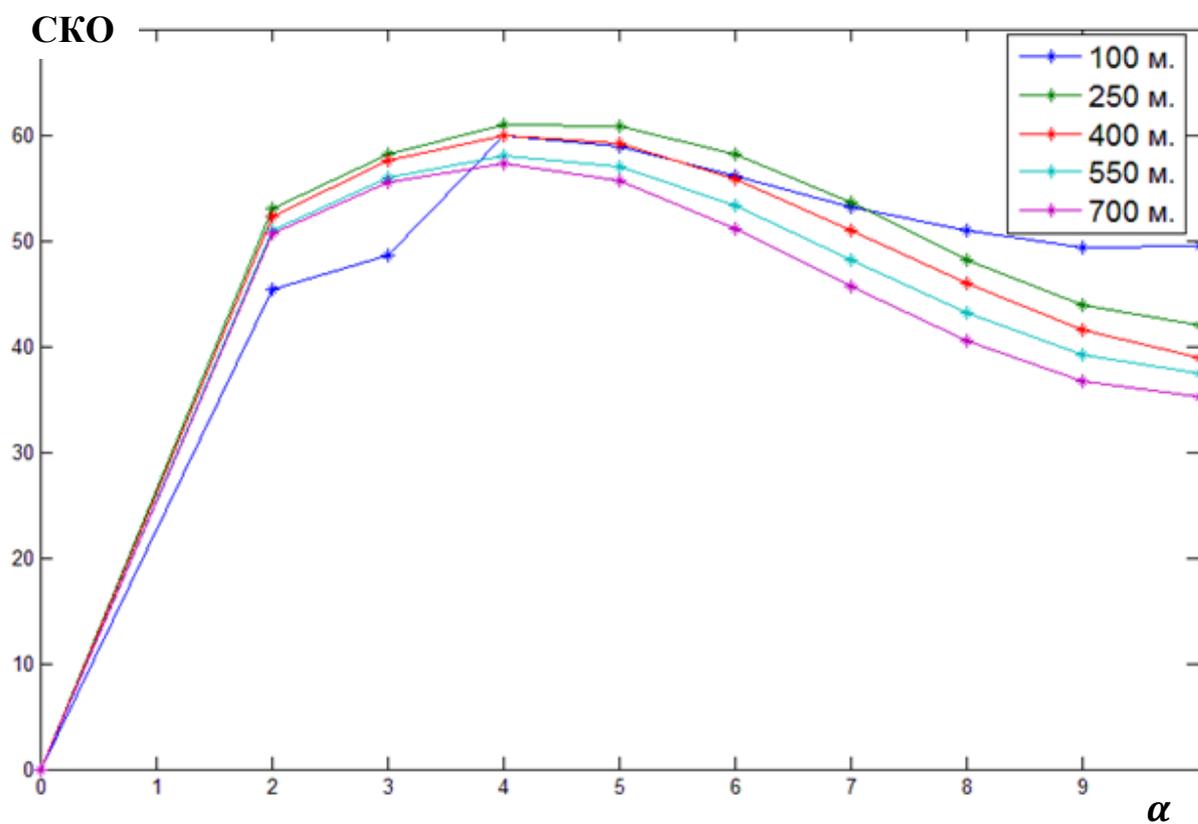
На рисунках 4.6, а, б представлены аналогичные графики изменения МО и СКО яркости фрагмента **поля**.

По горизонтальной оси откладывается угловое положение источника света α от 0° до 100° в масштабе $1:10^\circ$. по вертикальной – значения МО.

Цвет линий соответствует различной высоте положения камеры (от 100м до 700м).

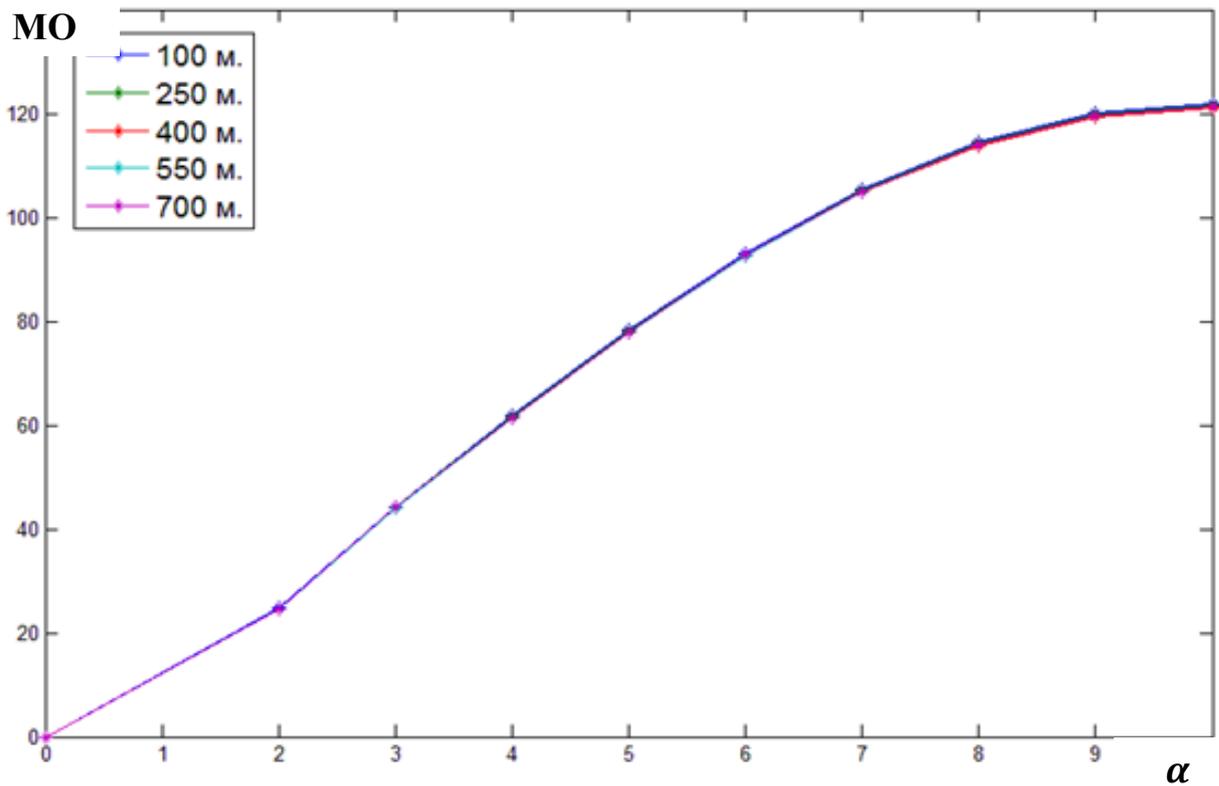


а) Изменение МО объекта «лес»

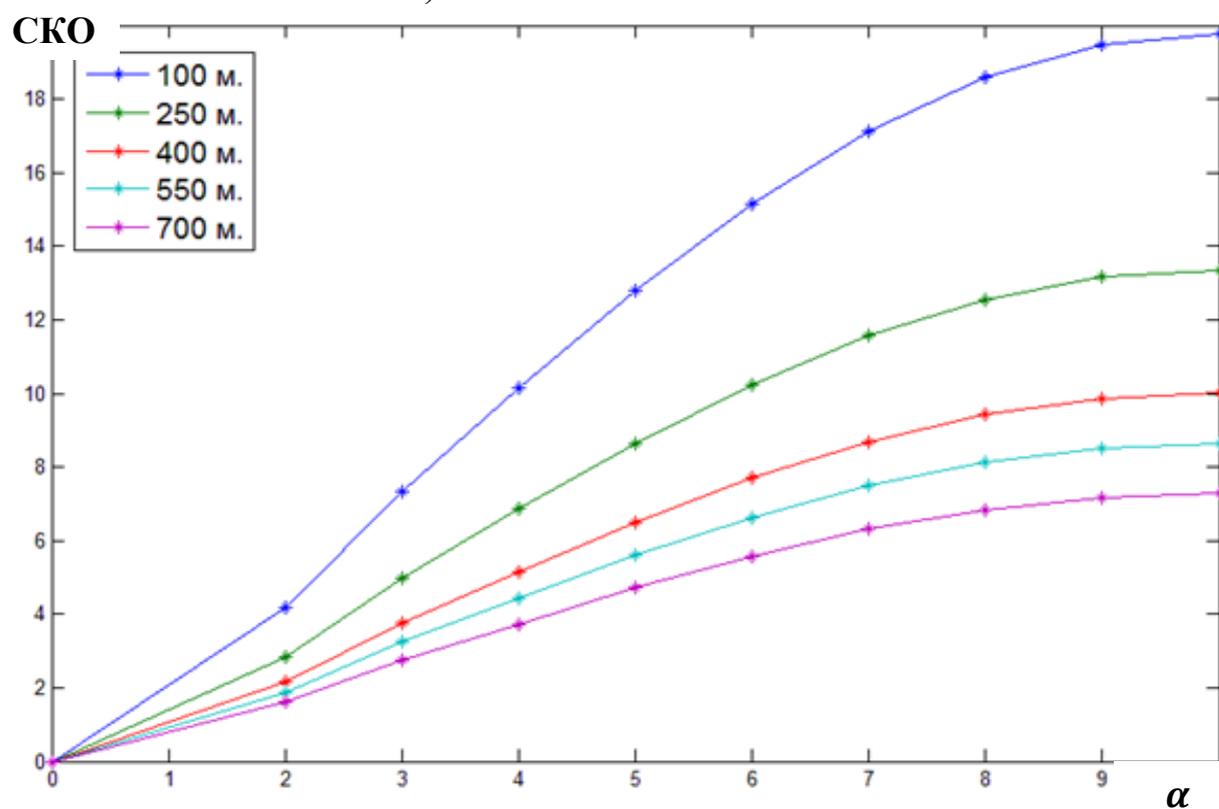


б) Изменение SKO объекта «лес»

Рисунок 4.5. МО и SKO яркости объекта «лес»



а) Изменение МО объекта «поле»



б) Изменение СКО объекта «поле»

Рисунок 4.6. МО и СКО яркости объекта «поле»

Видно, что из-за особенностей структуры (пространственной структуры) изменение СКО при изменении направления источника света (времени суток) для объектов «лес», «поле» различаются.

Результаты данных исследований были использованы при построении функций принадлежности и правил нечеткой системы формирования адаптивных описаний (согласно методике, описанной в главе 2).

На этапе 5 получены описания (зависимости МО и СКО) изображений поверхностей лес и поле для различных условий наблюдения на основе нейронечетких систем.

На рисунке 4.7, а, б показаны зависимости изменения МО яркости объектов от положения источника света, полученные при моделировании в среде Unity и на основе работы нечеткой системы (адаптивное описание).

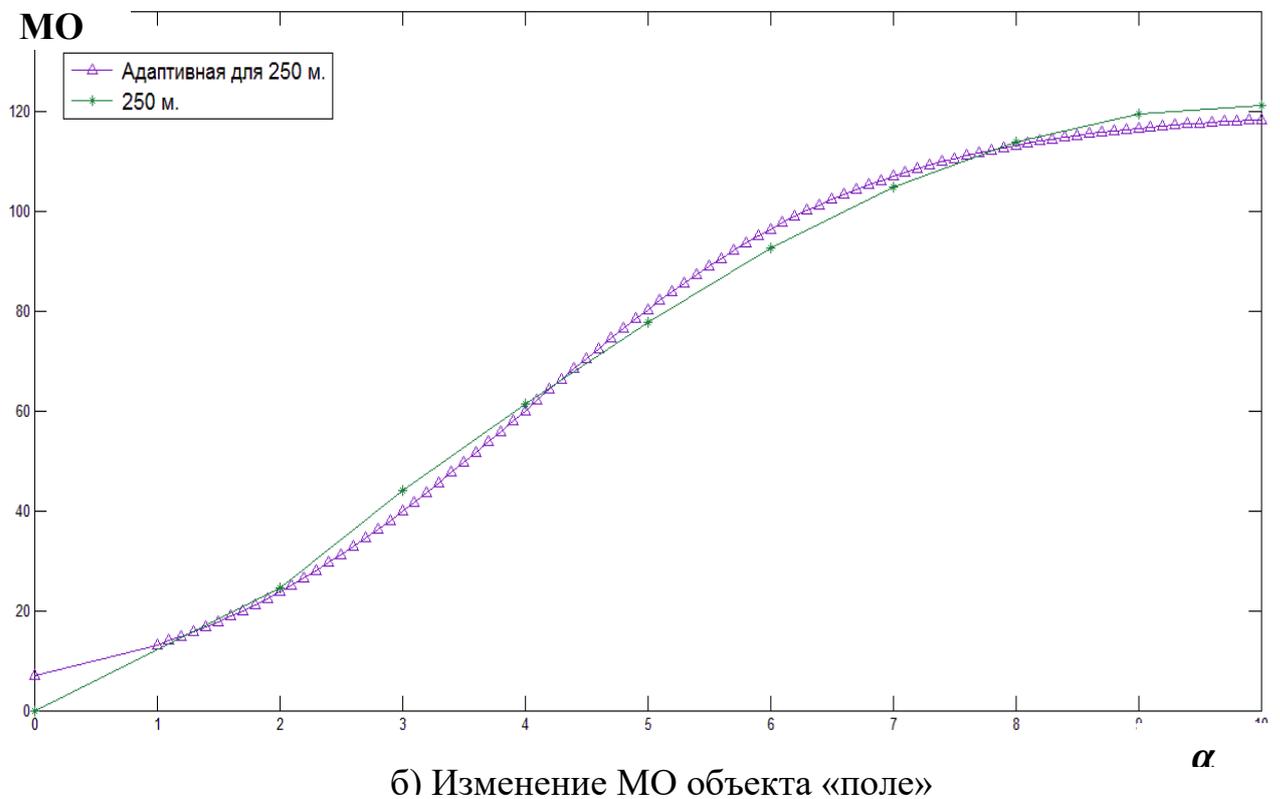
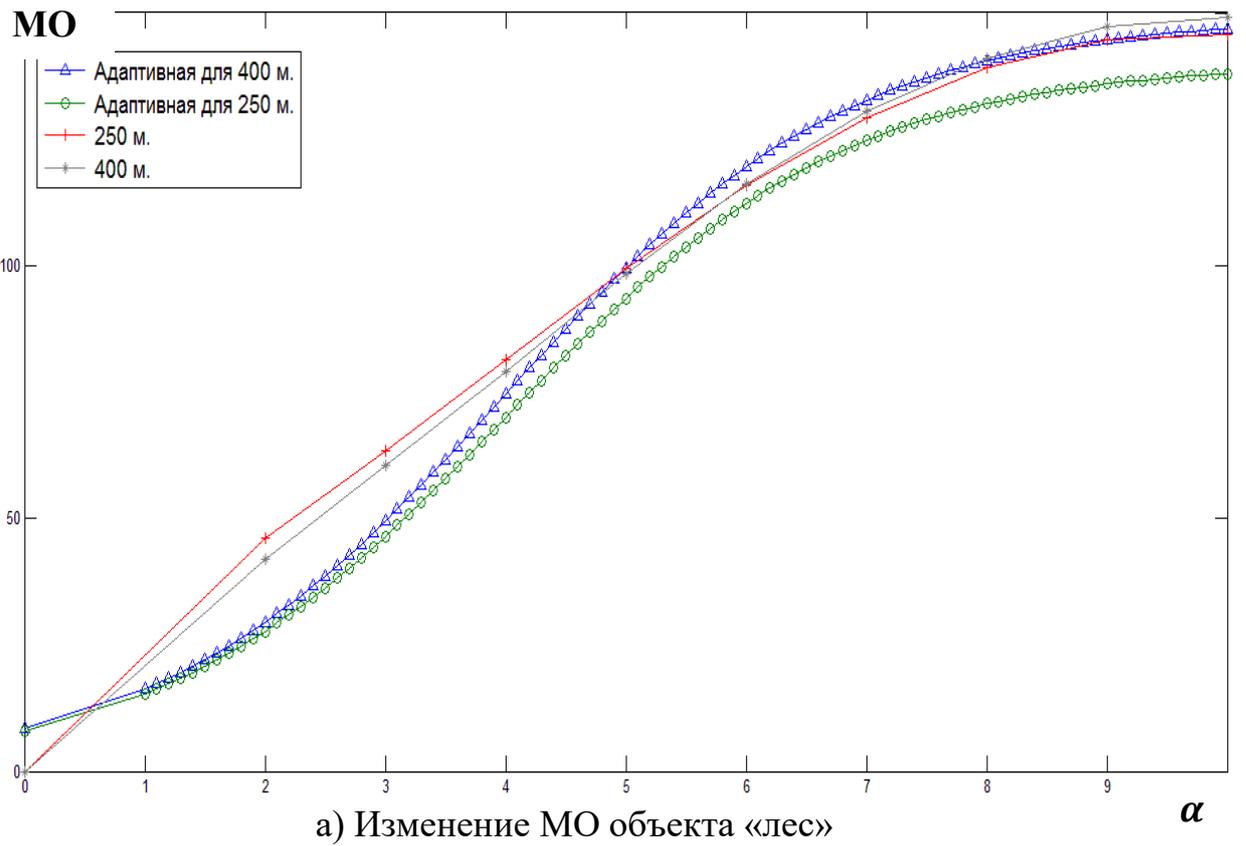


Рисунок 4.7. Сравнение результатов моделирования и работы нейронечеткой системы

Сравнение полученных результатов (этап б) показывает качественное подобие изменений МО исследуемых поверхностей.

Из рисунков видно, что зависимости (для объекта «лес»), полученные на основе использования нейронечетких систем, отличаются от результатов моделирования (рисунок 4.6):

- в диапазоне углов положения источника света

от 35^0 до 80^0 - не более 6%;

- в диапазоне от 80^0 до 90^0 - не более 8%.

Наибольшие отклонения наблюдаются в диапазоне углов

от 15^0 до 35^0 - не более 12%.

Зависимости (для объекта «поле»), полученные на основе использования нейронечетких систем, отличаются от результатов моделирования (рисунок 4.7):

- в диапазоне углов положения источника света

от 10^0 до 90^0 - не более 6%;

Наибольшие отклонения наблюдаются в диапазоне углов

от 0^0 до 10^0 - не более 8%.

Таким образом, зависимости характеристик исследуемых поверхностей (лес, поле) от изменяемых условий наблюдения, полученные на основе нейронечетких систем, и результаты моделирования (в среде Unity) различаются не более чем на 12%. При этом, средняя ошибка для объекта «лес» в диапазоне положения источника света от 15^0 до 50^0 составляет 9%, а в диапазоне от 50^0 до 90^0 – 3%. Для объекта «поле» средняя ошибка в диапазоне от 10^0 до 45^0 – 2%, а в диапазоне от 45^0 до 90^0 – 3%.

4.2. Сравнение корреляционных алгоритмов сопоставления изображений и алгоритмов на основе адаптивных описаний

Целью исследования является сравнение существующих корреляционных алгоритмов обнаружения ориентиров с использованием ЭИ и предлагаемого алгоритма на основе адаптивных описаний.

Методика эксперимента состоит из следующих этапов:

1. Моделирование эталонных изображений для условий «День» и «Вечер».
2. Получение эталонных описаний для искомых объектов сцены и построение нечеткой системы.
3. Обнаружение искомых объектов на эталонных сценах на основе эталонных описаний (получение эталонного сегментированного изображения).
4. Оценка влияния изменения освещенности на значение экстремума корреляционных функций НКФ и ВКФ для различных подходов:
 - 4.1. Получение набора текущих изображений для 5 различных условий освещенности за счет изменение яркости эталонных изображений.
 - 4.2. Расчет экстремумов ВКФ эталонных и 5 текущих изображений.
 - 4.3. Расчет экстремумов ВКФ эталонных и 5 текущих сегментированных изображений, полученных на основе адаптивных описаний.
 - 4.4. Расчет экстремумов НКФ для подходов на основе ЭИ и адаптивных описаний аналогично пунктам методики 4.2 – 4.3.
5. Оценка требуемого объема элементарных операций для реализации каждого подхода.
6. Оценка влияния интенсивности шума на значения экстремумов НКФ:
 - 6.1. Получение набора зашумленных изображений для 50 различных значений отношения «сигнал-шум».
 - 6.2. Расчет экстремумов НКФ для подходов на основе ЭИ и адаптивных описаний аналогично пунктам 4.2 – 4.3 методики для серии 50 зашумленных изображений.

В качестве **эталонных изображений** были взяты рассмотренные ранее в разделе 2.2 сцены «День», «Вечер» (рисунок 2.5,а,б).

Для построения **эталонных описаний** искомых объектов на эталонных изображениях были взяты фрагменты объектов «Лес», «Поле», «Озеро». Эталонные описания для этих объектов были получены в параметрическом виде - парами МО и СКО яркости (параметры представлены в таблице 4.2).

Таблица 4.2. Параметры эталонных описаний ориентиров

	Лес		Поле		Озеро	
	МО	СКО	МО	СКО	МО	СКО
«День»	48,74	23,54	166,59	20,21	14,97	3,21
«Вечер»	18,86	9,35	64,69	8,4	5,88	1,67

На рисунке 2.10, а, б представлены эталонные сегментированные изображения, полученные статистическими методами с использованием эталонных описаний.

Изменение условий наблюдения моделировалось управлением освещенностью наблюдаемой сцены. Набор текущих изображений для различных условий освещенности формировался вариациями яркости эталонной сцены «День» от 100% до 50% с шагом в 10%. Таким образом, формируется набор из 5 текущих изображений.

Сопоставление эталонных и текущих изображений с использованием ВКФ производилось для каждого текущего изображения из набора и одного из эталонных изображений. При этом текущие изображения в диапазоне от 100% до 76% сопоставлялись с эталоном «День», а в диапазоне от 65% до 53% – с эталоном «Вечер».

Аналогичным образом сопоставлялись сегментированные эталонные и текущие изображения. Сегментированные текущие изображения были получены в результате обнаружения объектов «лес», «поле», «озеро» на текущих изображениях с использованием нечеткой системы формирования адаптивных описаний.

Значения экстремумов ВКФ и НКФ при использовании ЭИ и адаптивных описаний для различных условий освещенности приведены в таблицах 4.3, 4.4.

Таблица 4.3. Результат использования ВКФ

МО изображения (относительно эталона «День»)	Использование ЭИ	Использование адаптивных описаний
100	893,626	1772,15
90	804,318	1774,64
80	714,882	1777,5
70	625,706	1781,82
60	536,412	1787,24
50	447,034	1793,85

Из таблицы видно, что при изменении освещенности на 50% значение экстремума ВКФ при использовании эталонных изображений уменьшилось на 49%. При использовании адаптивных описаний экстремум ВКФ почти не изменился (изменения 2-3%).

Таким образом, устойчивость к изменению освещенности алгоритма на основе адаптивных описаний существенно выше, чем у алгоритмов, сопоставляющих изображения.

Таблица 4.4. Результат использования НКФ

МО изображения (относительно эталона «День»)	Использование ЭИ	Использование адаптивных описаний
100	0,999857	0,993303
90	0,999881	0,994104
80	0,999888	0,995083
70	0,999848	0,996439
60	0,999827	0,997994
50	1	1

Из таблицы видно, что результаты работы двух подходов различаются незначительно (менее 1%) и практически постоянны при изменении освещенности.

Далее согласно пункту 5 методики эксперимента была проведена оценка **объема элементарных операций**, необходимых для реализации исследуемых алгоритмов.

Для функции НКФ количество элементарных операций вычисляется по следующей формуле [34]:

$$N_{\text{НКФ}} = (R_d i_{\text{max}} j_{\text{max}} + R_M + R_\sigma)(I - i_{\text{max}})(J - j_{\text{max}}),$$

где I, J – размеры ТИ (или области поиска); $i_{\text{max}}, j_{\text{max}}$ – размеры ЭИ; R_d – количество элементарных операций используемых при расчете критерия; R_M, R_σ – количество элементарных операций необходимых для расчета МО и СКО фрагмента изображения размера $i_{\text{max}}, j_{\text{max}}$.

Так, для ЭИ размером 10x10 пикселей и ТИ 100x100 пикселей среднее количество элементарных НКФ составит:

$$N_{\text{НКФ}} = (4 * 100 + 100 + 400) * 9900 = 8.91 * 10^6.$$

Оценка количества элементарных операций, необходимых для обнаружения ориентиров на основе адаптивных описаний, производится по следующей формуле:

$$N_{\text{АО}} = (R_M + R_\sigma + R_{fs})(I - i_w)(J - j_w),$$

где I, J – размеры ТИ (или области поиска); i_w, j_w – размер окна для расчета МО; R_M, R_σ – количество элементарных операций необходимых для расчета МО и СКО фрагмента изображения размера $i_w * j_w$; R_{fs} – количество операций, необходимых для работы нечеткой системы (зависит от количества правил в БЗ и ФП).

Рассмотрим случай обнаружения ориентиров алгоритмом на основе адаптивных описаний на ТИ размером 100x100 пикселей. Примем размер окна – 10x10 пикселей, а R_{fs} для рассматриваемого случая – 32, тогда

$$N_{\text{АО}} = (100 + 400 + 32) * 9900 = 5.2 * 10^6,$$

что соответствует уменьшению объема вычислений на

$$\frac{N_{\text{НКФ}} - N_{\text{АО}}}{N_{\text{НКФ}}} * 100\% = \frac{8.91 * 10^6 - 5.2 * 10^6}{8.91 * 10^6} * 100\% = 41.6\%.$$

Таким образом, использование подхода на основе адаптивных описаний при обнаружении малоинформативных ориентиров позволяет сократить объем вычислений примерно на 41,6%, так как не требует попиксельного сравнения ЭИ и ТИ.

Для получения зашумленных изображений использовался аддитивный гауссовский шум с нулевым МО и СКО. СКО шума определялось по формуле:

$$\sigma_n = \frac{\sigma_{im}}{k_{sn}},$$

где σ_n, σ_{im} – СКО шума и изображения соответственно; k_{sn} – значение отношения «сигнал-шум».

Изменяя k_{sn} в диапазоне от 0,1 до 5 с шагом 0,1, была получена серия из 50 текущих зашумленных изображений.

Значения экстремумов НКФ при сопоставлении эталонов и 50 текущих зашумленных изображений для разных подходов, были получены аналогично пунктам 4.2 и 4.3 методики эксперимента и показаны на рисунке 4.7.

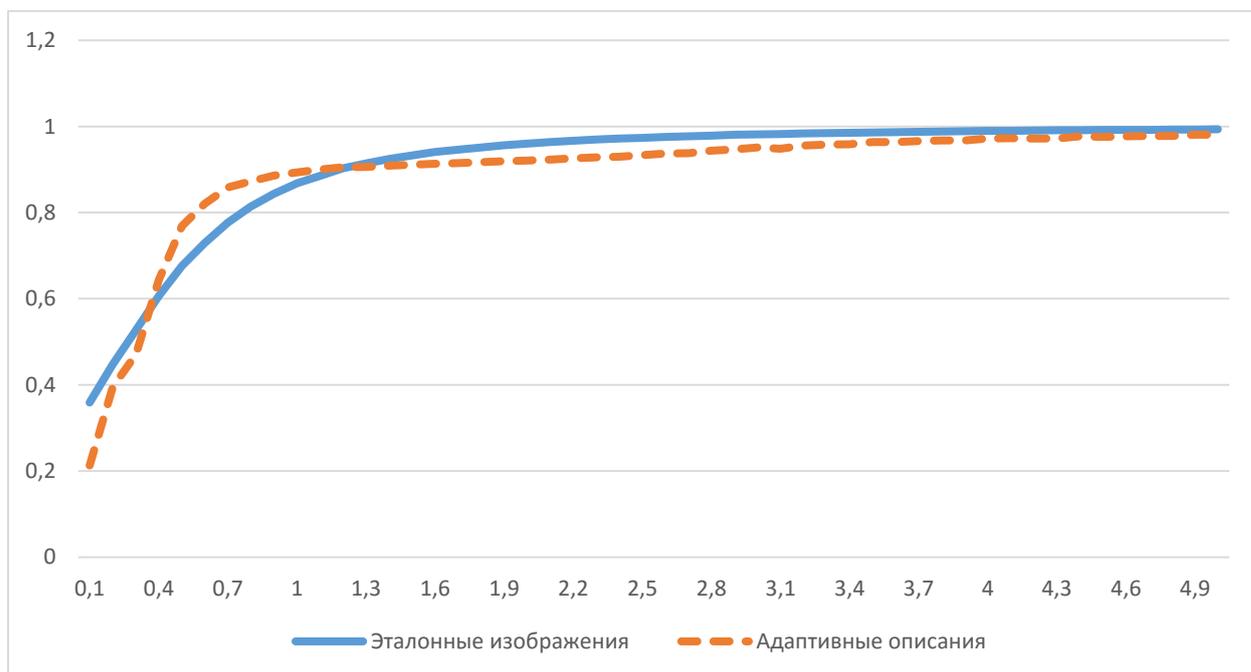


Рисунок 4.7. Зависимости экстремума НКФ от значений интенсивности шума для различных подходов обнаружения ориентиров

На рисунке показана зависимость значения экстремума НКФ (вертикальная ось) от значения интенсивности шума – «сигнал-шум» (горизонтальная ось). Гладкой линией обозначена зависимость,

соответствующая алгоритмам, использующим эталонные изображения, а штриховой – адаптивным описаниям.

На графиках видно, что результаты использования двух подходов различаются несущественно.

Таким образом, предлагаемый подход к обнаружению ориентиров на основе использования адаптивных описаний обеспечивает большую устойчивость к изменению условий освещенности по сравнению с корреляционным подходом на основе ВКФ, а также меньший объем вычислений по сравнению с НКФ.

4.3. Оценка вероятности ошибок обнаружения ориентиров в изменяемых условиях наблюдения

Целью данного исследования является оценка потерь при обнаружении малоинформативных ориентиров с использованием эталонных и адаптивных описаний. Результаты эксперимента должны показать повышение эффективности (уменьшение потерь) при использовании адаптивных описаний (сформированных по методике, описанной в главе 2) для обнаружения малоинформативных ориентиров.

Методика эксперимента состоит из следующих этапов:

1. Моделирование трех сцен (двух эталонных и одной текущей) для различных условий наблюдения.
2. Получение условных плотностей распределения объектов для эталонных сцен.
3. Оценка вероятностей появления ошибок обнаружения объектов на эталонных сценах (на основе эталонных описаний).
4. Оценка вероятностей появления ошибок обнаружения объектов на текущей сцене с использованием эталонных плотностей.
5. Построение нечеткой системы по двум эталонам (по методике раздела 2.1) и формирование (на ее основе) адаптивной плотности.

6. Оценка вероятностей появления ошибок обнаружения объектов на тестовой сцене с использованием адаптивной плотности.

7. Определение влияния изменения яркости на ошибки распознавания объектов поиска.

Моделирование сцен

Рассмотрим три сцены «День» (рисунок 4.8), «Вечер 01» (рисунок 4.9), «Вечер 02» (рисунок 4.10), на которых присутствуют подстилающие поверхности типа: лес, поле (лесная поляна), дорога.

Будем считать, что ранее были получены эталонные изображения сцен «День» (рисунок 4.8) и «Вечер 01» (рисунок 4.9). В дальнейшем изображение «Вечер 02» рассматривается как текущее изображение.

Здесь *объектами интереса* являются все подстилающие поверхности.



Рисунок 4.8. Сцена «День» (эталонная сцена)



Рисунок 4.9. Сцена «Вечер 01» (эталонная сцена)



Рисунок 4.10. Сцена «Вечер 02» (текущая сцена)

Имитация изменяемых условий наблюдения проводилась путем компьютерного моделирования (изменения яркости и контрастности изображений).

Примем, что:

- распознавание (обнаружение) объектов производится статистическими методами;
- основным признаком обнаружения является математическое ожидание (среднее арифметическое) яркости ($Y = B$);
- плотности распределения вероятностей получены гистограммным методом по исходным изображениям и аппроксимированы законом распределения Гаусса;

- диапазон изменения яркости $0 \div 255$.

Получение условных плотностей распределения

На рисунке 4.11 представлены аппроксимированные плотности распределения вероятностей яркостей объектов интереса на сцене «День». По вертикальной оси отложены значения плотности $p(Y|x_m, Q_v)$, по горизонтальной – значения яркости.

Плотности обозначены как:

1 – лес;

2 - поле;

3 – дорога;

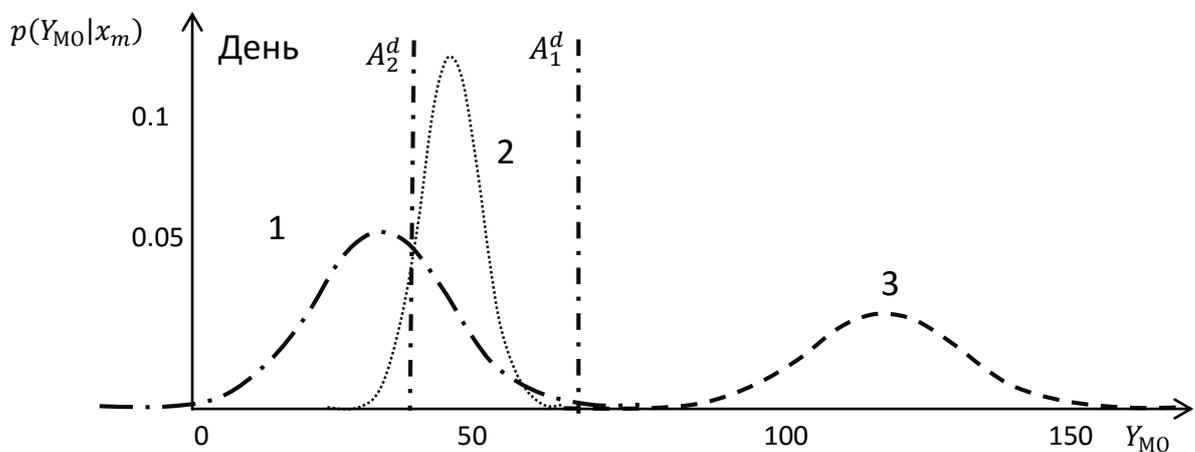


Рисунок 4.11. Плотности распределения вероятностей яркости объектов интереса на сцене «День»

Оценка вероятности появления ошибок обнаружения

Рассмотрим распознавание типов подстилающей поверхности с использованием статистических методов.

Как видно из представленных графиков на рисунке 4.11 («День»), плотность распределения вероятности яркости дороги (3) практически не пересекается с плотностями леса (1) и поля (2).

Пусть потери от ошибок обнаружения объектов

$$R_{21} = R_{12} = 0,5,$$

а априорные вероятности появления объектов

$$P(x_1) = P(x_2) = 0,5.$$

Следовательно, в данных условиях наблюдения *распознавание дороги* (относительно леса и поля) может быть реализовано по критерию Фишера.

Вертикальная линия A_1^d на рис. 4.11 (в точке пересечения с горизонтальной осью) соответствует пороговому значению коэффициента правдоподобия $\lambda_0 = 1$.

При обследовании наблюдаемой сцены значения яркости, лежащие правее порога, следует отнести к поверхности типа «дорога», а лежащие левее – к другим типам поверхностей.

В данной точке яркости для объектов 1, 2, 3 $p(Y|x_m, Q_v) \rightarrow 0$, поэтому ошибки распознавания пренебрежимо малы.

Распознавание леса и поля на данной наблюдаемой сцене («День») затруднено. Плотности распределения яркостей леса и поля пересекаются, поэтому использование критерия Фишера приводит к появлению ошибок распознавания.

На рисунке 4.11 вертикальная линия A_2^d обозначает порог. Точки, в которых значения яркостей правее (выше) порога, принимаются принадлежащими полю. В противном случае принимается, что точка принадлежит лесу.

Ошибки распознавания вычисляются по известным формулам [17].

В рассматриваемом примере вероятность ошибки $P_{21} \cong 0,33$, где 21 – индекс, обозначающий, что было принято решение о присутствии объекта 2 (поле), а истинным является объект 1 (лес).

Вероятность ошибки $P_{12} \cong 0,15$ соответствует случаям, когда вместо решения «поле» принимается решение «лес».

Аналогично, при распознавании поверхностей на сцене «Вечер 01» (рисунок 4.12), если известны соответствующие плотности распределения, можно определить значения порогов и получить вероятности ошибок распознавания (таблица 4.2).

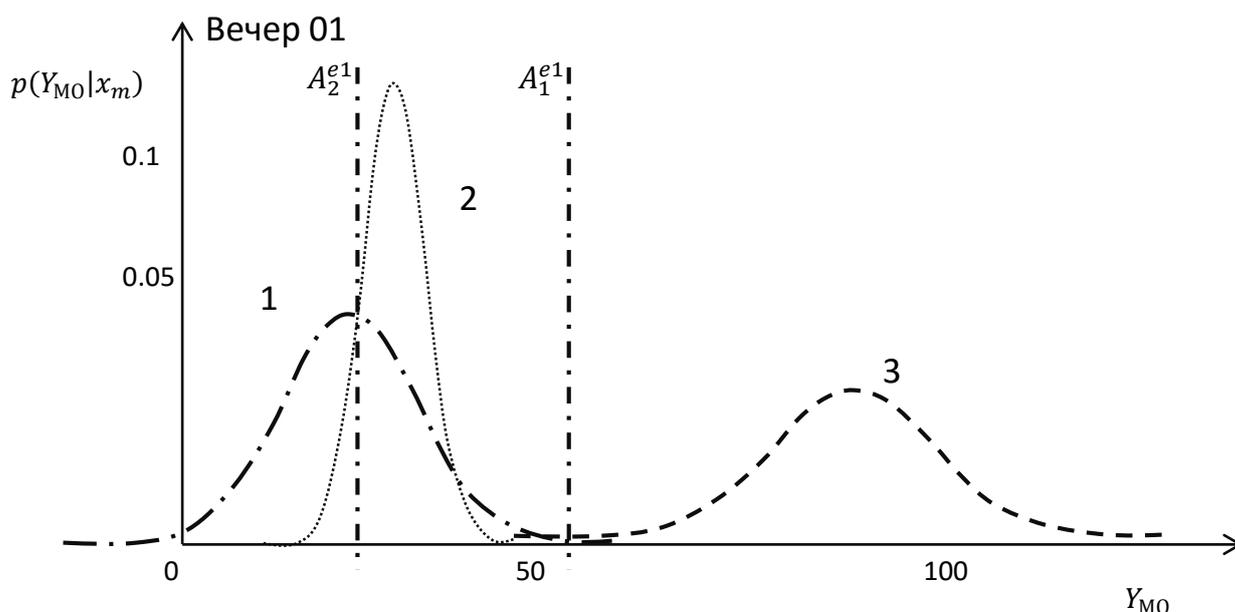


Рисунок 4.12. Плотности распределения вероятностей яркости объектов интереса на сцене «Вечер 01»

Таким образом, на рассматриваемых сценах при распознавании типов поверхностей «лес» и «поле» будут присутствовать существенные значения вероятностей ошибок. Вероятности ошибок могут быть уменьшены при использовании дополнительных признаков, например СКО яркости.

Оценка вероятностей появления ошибок обнаружения объектов на текущей сцене с использованием эталонных плотностей

Рассмотрим ситуацию, когда для анализа предъявлена сцена «Вечер 02» (рисунок 4.13). Плотности распределения яркостей для этой сцены неизвестны.

Если для распознавания использовать пороги, полученные для других сцен («День» и «Вечер 01»), то ошибки распознавания могут стать неприемлемыми (таблица 4.1). Так, при использовании порога из сцены «День» для распознавания пары «лес - поле» вероятность ошибки ложной тревоги практически приближается к единице, а при использовании порога, полученного для сцены «Вечер 01», вероятность ошибки пропуска цели превышает значение 0,6.

Таким образом, использование порогов, полученных для эталонных описаний «День», «Вечер 01», для распознавания объектов на сценах с

измененными условиями наблюдения (сцена «Вечер 02») приводит к существенному увеличению ошибок обнаружения.

Построение нечеткой системы и формирование адаптивного описания

Так как по условиям рассматриваемой задачи сцена «Вечер 02» предъявляется только для получения текущей информации и принятия решения, то эта информация не может использоваться для оценки параметров искомых плотностей распределения.

В то же время известны плотности распределения, соответствующие эталонным описаниям «День», «Вечер 01».

Используем технологию получения искомых описаний по описанной ранее методике раздел 2.1.

Для расчета новых порогов необходимо сформировать плотности для условий сцены «Вечер 02». Рассмотрим задачу формирования адаптивных плотностей «Лес», «Поле», «Дорога» в изменяемых условиях наблюдения. Так как плотности в данном случае представлены в параметрическом виде, адаптация будет производиться за счет подстройки МО и СКО.

Так как заданы две эталонные сцены «День», «Вечер 01», следовательно, в качестве условий наблюдения будет рассматриваться время суток, а база знаний нечеткой системы, будет состоять из двух правил:

If время = «День», **THEN** плотность = «День»

If время = «Вечер», **THEN** плотность = «Вечер 01»

Сцена «Вечер 02» была получена (условно) в 16:00. Следовательно, функция принадлежности условия – «время суток» = «День» примет значение $\mu_{\text{день}} = 0,3$, а функция принадлежности условия «время суток» = «Вечер» примет значение $\mu_{\text{вечер}} = 0,7$.

Параметры адаптированных плотностей будут рассчитываться по следующим формулам:

$$MO = MO_{\text{день}} * \mu_{\text{день}} + MO_{\text{вечер}} * \mu_{\text{вечер}} ,$$

$$\text{СКО} = \text{СКО}_{\text{день}} * \mu_{\text{день}} + \text{СКО}_{\text{вечер}} * \mu_{\text{вечер}} ,$$

На рисунке 4.13 показаны истинные (1, 2, 3) и адаптивные (1_a, 2_a, 3_a) плотности распределения яркостей объектов «лес», «поле», «дорога».

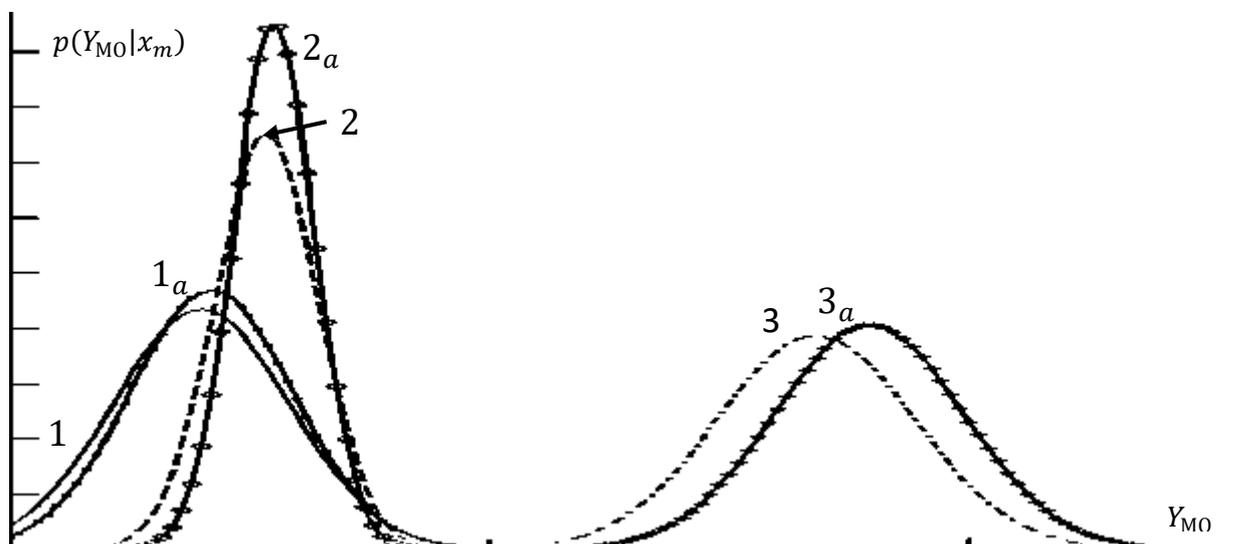


Рисунок 4.13. Плотности распределения вероятностей яркости подстилающих поверхностей для сцены «Вечер 02»

Будем считать, что истинные плотности распределения получены непосредственно из смоделированного изображения (рисунок 4.10). Аппроксимированные плотности получены в результате расчета с использованием параметров эталонных описаний.

Из рисунков видно, что адаптированные и истинные плотности близки, а их пороги различаются незначительно и не приведут к существенным ошибкам обнаружения объектов «лес», «поле», «дорога».

В таблице 4.2 представлены вероятности ошибок распознавания поверхностей на сценах «День», «Вечер 01», «Вечер 02». При этом на сцене «Вечер 02» распознавание проводилось с тремя группами порогов.

Два варианта распознаваний (строки, выделенные курсивом) реализованы с использованием порогов, полученных из эталонных описаний.

Последняя строка таблицы 4.2, выделенная жирным шрифтом, показывает ошибки распознавания, полученные при использовании

предлагаемой методики определения параметров плотностей распределения вероятностей яркости.

Таблица 4.2. Вероятности ошибок распознавания поверхностей

	Пропуск цели			Ложная тревога		
	лес-поле	поле-дорога	дорога-лес	лес-поле	поле-дорога	дорога-лес
«День»	0,33	0	0,002	0,15	0	0
«Вечер 01»	0,426	0	0,004	0,218	0	0
«Вечер 02» (плотности «День»)	0,028	0	0	0,978	0,037	0,042
«Вечер 02» (плотности «Вечер 01»)	0,602	0,093	0,057	0,041	0	0
«Вечер 02» (на основе адаптивной плотности)	0,456	0	0,0002	0,136	0,0007	0,0009

На основе данных таблицы 4.2 можно рассчитать потери от ошибок обнаружения i -го объекта (R_i):

$$R_i = \sum_j P_{ij} * R_{ij},$$

где R_{ij} – потери от ошибок обнаружения объекта j ; P_{ij} – вероятности ошибок обнаружения.

В таблице 4.3 показаны **оценки потерь**, связанных с ошибками обнаружения при $R_{ij} = 0,5$.

Таблица 4.3. Потери ошибок обнаружения

	Потери		
	лес	поле	дорога
«День»	0,24	0	0,001
«Вечер 01»	0,315	0	0,0023
«Вечер 02» (плотности «День»)	0,5	0,015	0,021
«Вечер 02» (плотности «Вечер 01»)	0,31	0,046	0,028
«Вечер 02» (на основе адаптивной плотности)	0,25	0	0,0001

При использовании **адаптивного эталона (плотности)** потери от ошибок обнаружения (распознавания) объекта «лес» уменьшаются:

- по сравнению с эталоном «День» - на 50%;
- по сравнению с эталоном «Вечер 01» - на 24%.

При использовании **адаптивного эталона (плотности)** для обнаружения объектов «поле» и «дорога» потери обнаружения приближаются к нулю.

Таким образом, анализ результатов показывает, что использование предлагаемой методики формирования адаптивных плотностей существенно снижает общие потери от ошибок обнаружения объектов подстилающей поверхности.

4.4. Исследование влияния ошибок обнаружения ориентиров на описание наблюдаемой сцены

Целью эксперимента является оценка влияния ошибок обнаружения малоинформативных ориентиров, связанных с изменением условий наблюдения, на описание сцены (используемое в алгоритме навигации по малоинформативным ориентирам).

Методика эксперимента состоит из следующих этапов:

1. Получение изображения текущей сцены.
2. Распознавание сцены (обнаружение объектов сцены) с использованием эталонных и адаптивных плотностей.
3. Оценка вероятностей ошибочного описания сцены.
4. Выбор фрагментов на текущей сцене.
5. Получение описаний фрагментов и сравнение с исходным описанием.

Под исходным понимается описание, полученное для фрагмента карты, соответствующего тестовой сцене.

На рисунке 4.14 представлена **текущая сцена** с малоинформативными ОИ.

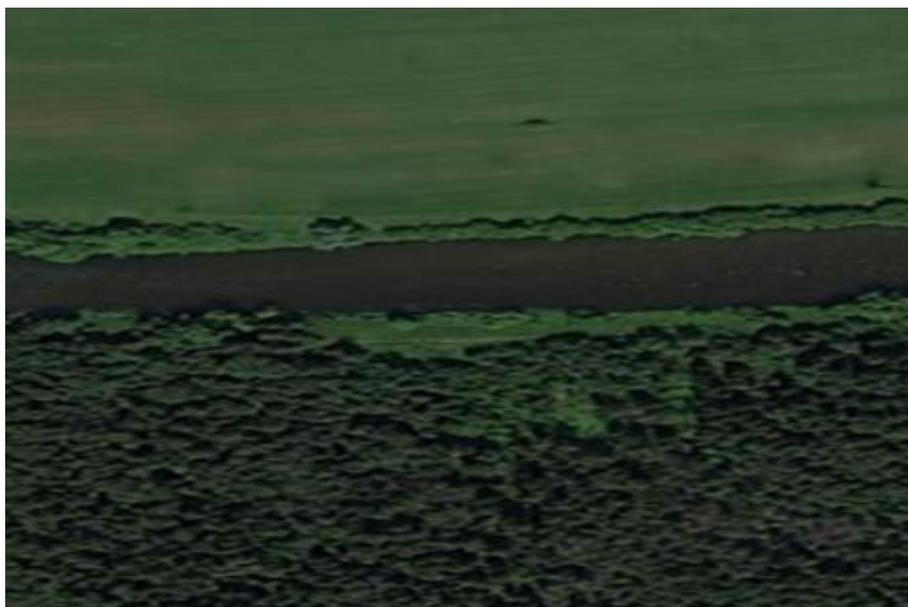
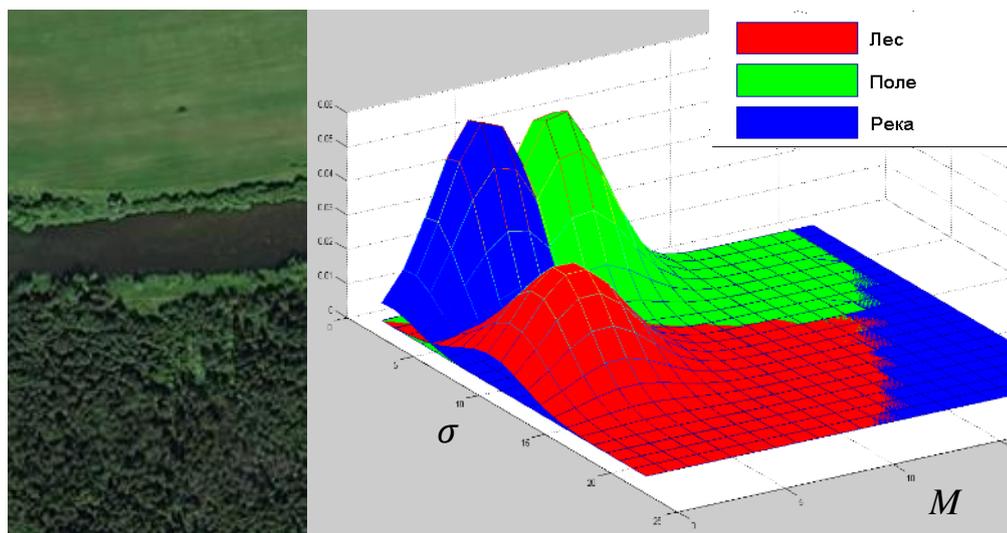


Рисунок 4.14. Тестовое изображение

Для обнаружения объектов сцены будут использоваться плотности распределения, полученные на основе эталонных изображений, и адаптированная плотность для текущих условий.

В качестве эталонов были смоделированы изображения одного и того же участка местности, в одно и то же время года, в разное время суток. Изменение времени суток условно моделировалось изменением яркости и контрастности.

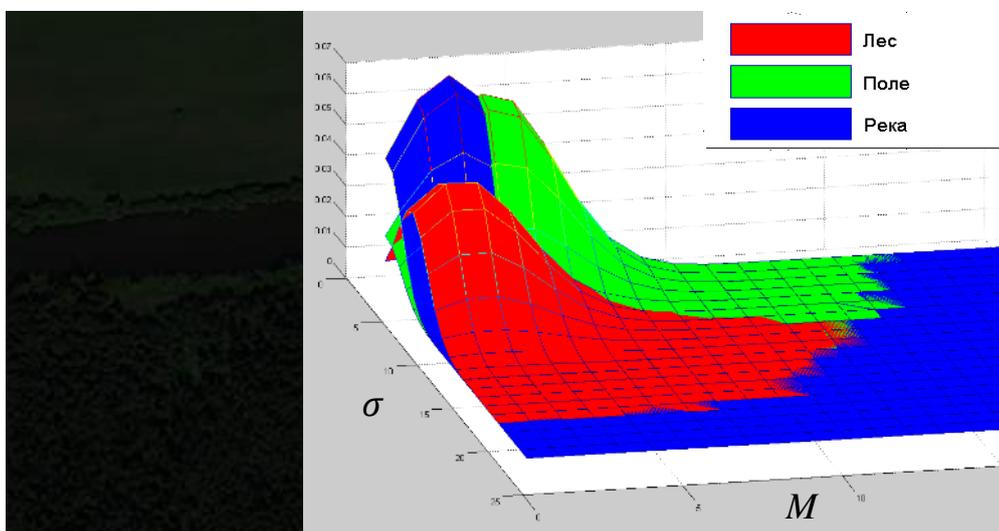
Примем, что первый эталон, условно полученный в 12:00, соответствует условию «время суток» = «Утро»; второй, полученный условно в 18:00 - условию «время суток» = «Вечер». Для каждого эталона были построены условные плотности распределения признаков всех искомым объектов. В качестве признаков использовались МО (M) и СКО (σ) яркости. Эталонные изображения и соответствующие плотности показаны на рисунке 4.15, а и б.



Эталон «Утро»

Плотности «Утро»

а)



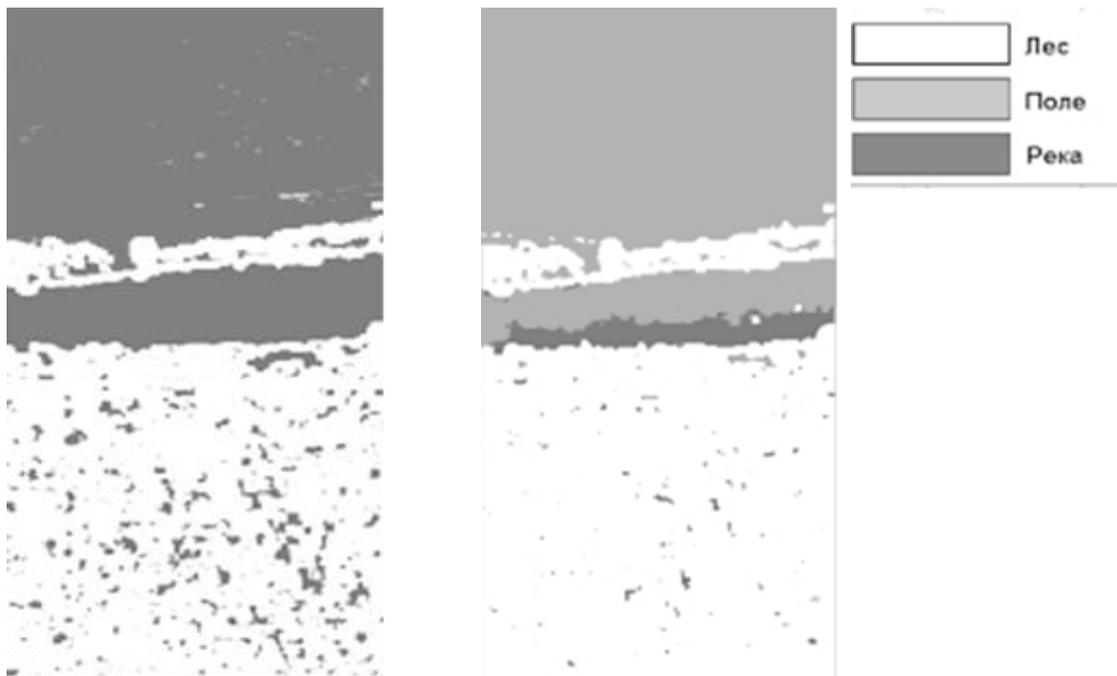
Эталон «Вечер»

Плотности «Вечер»

б)

Рисунок 4.15. Эталонные изображения «Утро» и «Вечер» и соответствующие условные плотности распределения

Результаты распознавания тестового изображения на основе эталонных плотностей показаны в виде сегментированных изображений на рисунке 4.16, а, б.



а) Плотность «Утро»

б) Плотность «Вечер»

Рисунок 4.16. Результаты распознавания тестового изображения

Далее сформируем **адаптивную плотность** распределения для текущих условий. В рассматриваемых примерах меняется только время суток, а остальные условия (время года, широта и пр.) постоянны. Поэтому формулу (2.2) можно упростить:

$$p_{\text{адапт}}(Y | x_n, q_{\text{время}}) = p_{\text{утро}}(Y | x_n) * \mu_{\text{утро}}(q_{\text{время}}) + p_{\text{вечер}}(Y | x_n) * \mu_{\text{вечер}}(q_{\text{время}}),$$

где $p_{\text{адапт}}(Y | x_n, q_{\text{время}})$ – значение адаптивной условной плотности распределения признака Y (в данном случае $Y = [\text{МО}; \text{СКО}]$) для объекта x_n для времени $q_{\text{время}}$; $p_{\text{утро}}(Y | x_n)$, $p_{\text{вечер}}(Y | x_n)$ – значения эталонных плотностей «Утро» и «Вечер»; $\mu_{\text{утро}}(q_{\text{время}})$, $\mu_{\text{вечер}}(q_{\text{время}})$ – достоверности термов «время суток» = «Утро» и «время суток» = «Вечер» для времени $q_{\text{время}}$.

Функции принадлежности $\mu_{\text{утро}}(q_{\text{время}})$, $\mu_{\text{вечер}}(q_{\text{время}})$ в данном примере можно представить в виде сигмоид, изображенных на рисунке 4.17:

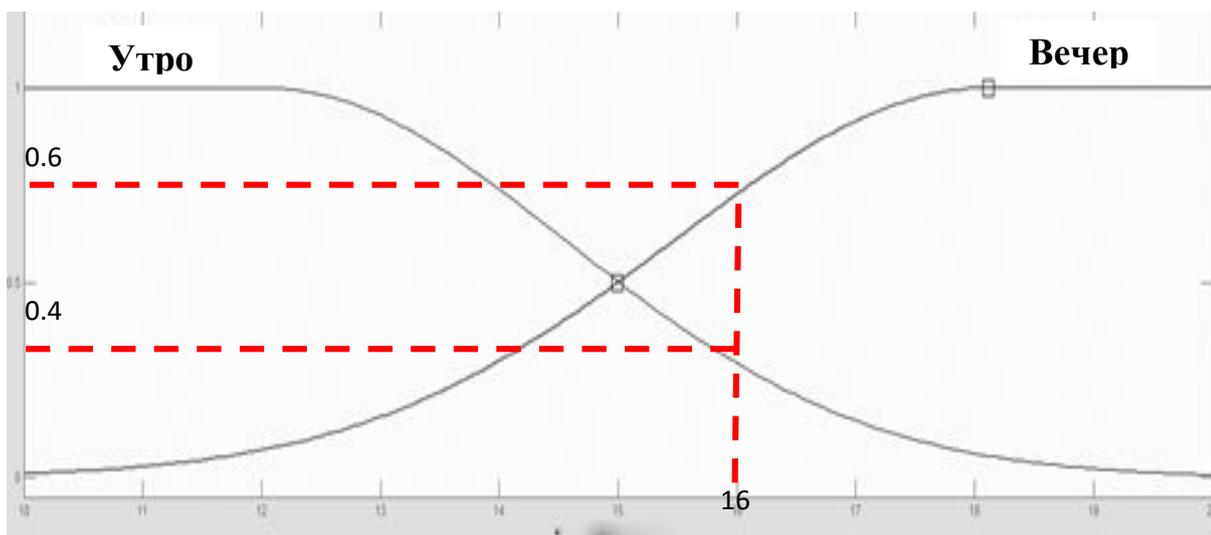


Рисунок 4.17. Функции принадлежности «время суток»
Текущее изображение было получено в 16:00. Таким образом,

$$\mu_{\text{утро}}(16:00) = 0.4, \text{ а } \mu_{\text{вечер}}(16:00) = 0.6.,$$

тогда

$$p_{\text{адапт}} = p_{\text{утро}} * 0.4 + p_{\text{вечер}} * 0.6.$$

Адаптивная плотность показана на рисунке 4.18.

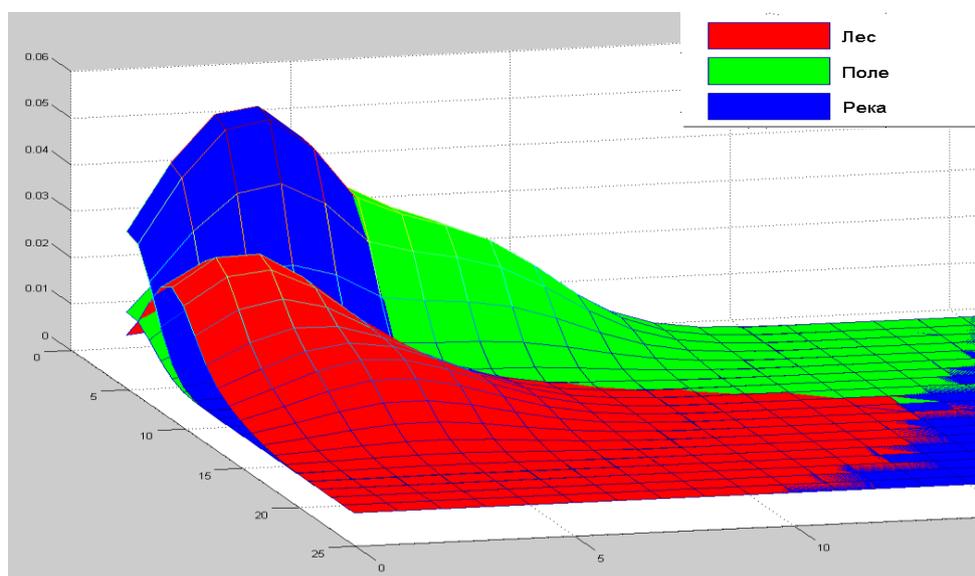


Рисунок 4.18. Адаптивная плотность

Результат распознавания тестовой сцены на основе адаптивной плотности распределения показан в виде сегментированного изображения на рисунке 4.19.

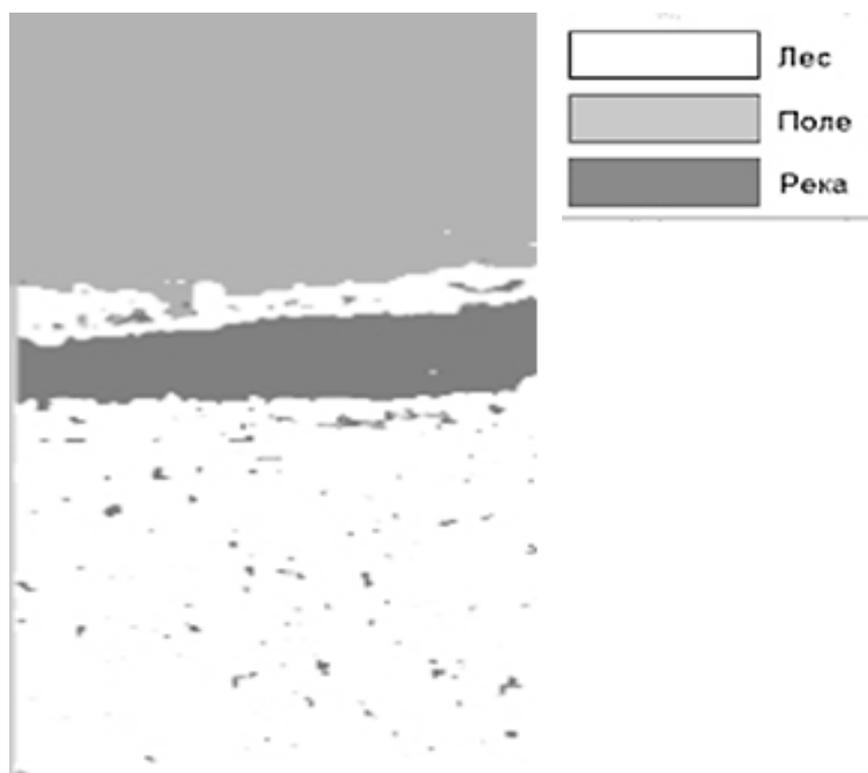


Рисунок 4.19. Результат распознавания тестового изображения на основе адаптивной плотности распределения

Оценка вероятностей ошибок обнаружения

Было проведено сравнение вероятностей появления ошибок обнаружения 1-го и 2-го рода при обнаружении объектов на текущем изображении с использованием плотностей «Утро», «Вечер» и адаптированной плотности. Для этого попарно сравнивались эталонные или адаптированные плотности с плотностями, полученными с текущего изображения. Результаты приведены в таблице 4.3.

Таблица 4.3. Вероятности ошибок распознавания поверхностей

	Пропуск цели			Ложная тревога		
	лес- поле	поле- река	река- лес	лес- поле	поле- река	река- лес
<i>Текущая сцена (плотности «Утро»)</i>	<i>0,04</i>	<i>0,98</i>	<i>0,17</i>	<i>0,025</i>	<i>0,9</i>	<i>0,1</i>
<i>Текущая сцена (плотности «Вечер»)</i>	<i>0,01</i>	<i>0,08</i>	<i>0</i>	<i>0,041</i>	<i>0,6</i>	<i>0</i>
«Вечер 02» (на основе адаптивной плотности)	0,03	0	0,01	0,02	0	0,1

Очевидно, что описания сцены на основе этих данных будут различаться.

Вероятности ошибочного (не совпадающего с исходным) описания сцены в зависимости от ошибок обнаружения малоинформативных ориентиров можно рассчитать по следующей формуле:

$$P_{\text{ош}} = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P_{\text{оо } i}),$$

где N – количество классов объектов в описании сцены 1-го уровня;

На основе результатов данных, представленных в таблице 4.3, были рассчитаны вероятности ошибочного описания для рассмотренных вариантов обнаружения ориентиров.

Таблица 4.4. Вероятности ошибочного описания сцены

	$P_{\text{ош}}$
Текущая сцена (плотности «Утро»)	0.99
Текущая сцена (плотности «Вечер»)	0.64
«Вечер 02» (на основе адаптивной плотности)	0.2

Сравнение описаний

Для сравнений описаний было выбрано три фрагмента на текущем изображении, показанные на рисунке 4.20.

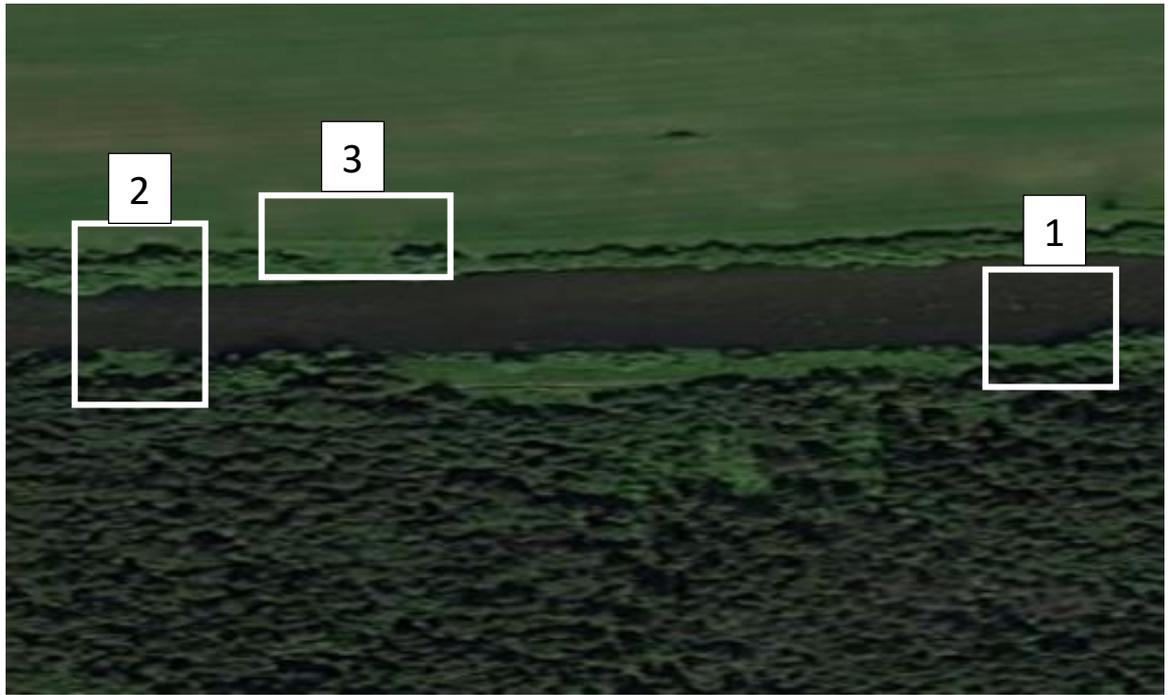


Рисунок 4.20. Анализируемые фрагменты текущего изображения
 Результаты распознавания малоинформативных ориентиров для данных фрагментов представлены на рисунке 4.21.

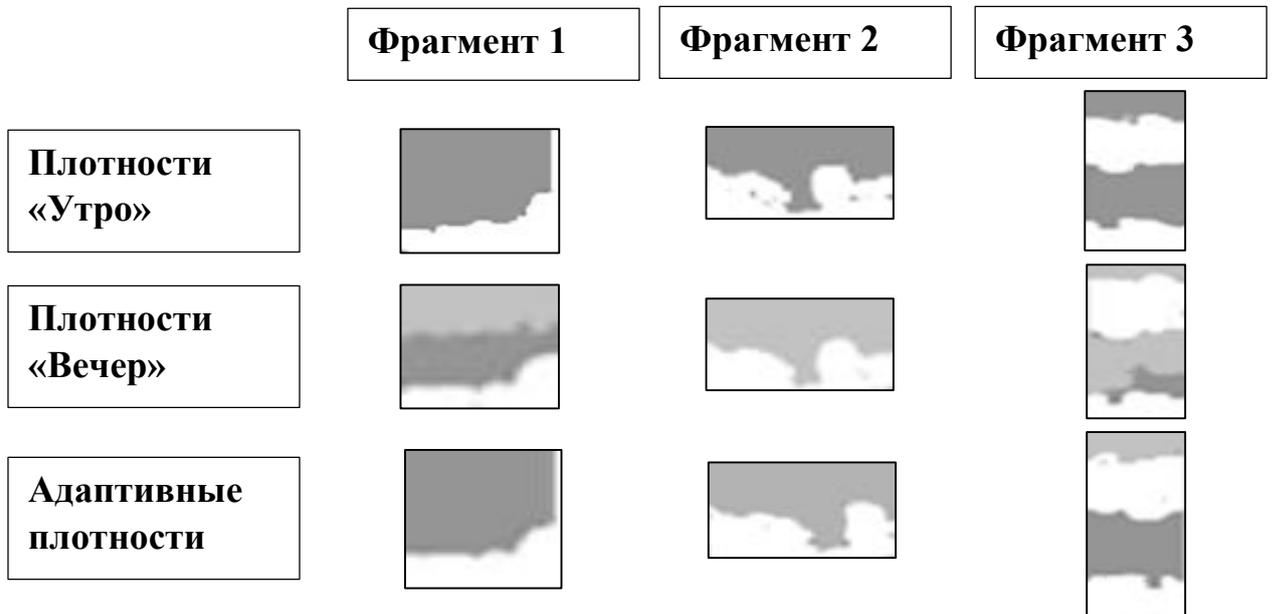


Рисунок 4.21. Результаты распознавания для фрагментов 1, 2 и 3
 Рассмотрим описания **фрагмента 1** (в соответствии с форматом, описанным в главе 3) для результатов распознавания на основе:

- плотности «Утро»:

$$D_{\text{Утро}}("1"(O(4))^{\wedge} «2»(O(5)));$$

- плотности «Вечер»

$$Ds_{вечер}("1"(O(4))^{"2"}(O(5))^{"3"}(O(3)));$$

- адаптивной плотности

$$Ds_{адапт}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(5))).$$

Исходное описание сцены примет следующий вид:

$$Ds_{исх}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(5))).$$

В описаниях $O(3)$ – поле, $O(4)$ – лес, $O(5)$ – река. На исходном описании присутствуют два объекта – один класса «лес» другой класса «река».

Видно, что при использовании эталонных плотностей, «Вечер» возникают существенные ошибки обнаружения объектов «поле» и «река», что приводит к ошибкам описания сцены. При этом использование адаптивной плотности и плотности «Утро» существенно сокращает количество ошибок. В таблице 4.4 приведены результаты сравнения описаний 1-го уровня.

Таблица 4.4. Результаты сравнения описаний 1-го уровня для Фрагмента 1

	поле	река	лес	d
Фрагмент 1	0	1	1	
Описание по плотностям «Утро»	0	1	1	0
Описание по плотностям «Вечер»	1	1	1	1
Описание по адаптивным плотностям	0	1	1	0

В первой строке таблицы показано присутствие объектов (классов «поле», «река», «лес») на текущей сцене. Числами показано количество объектов определенного класса на сцене.

Остальные строки соответствуют описаниям, полученным в результате распознавания тестовой сцены эталонными плотностями («Утро» и «Вечер») и адаптивной плотностью.

Сравнение производится на основе расчета расстояния Хемминга по формуле (3.18). Если значения (количество объектов) в соответствующих ячейках совпадают, расстояние Хемминга (по данному показателю) равно нулю.

Результат сравнения записан в колонку d таблицы 4.4.

$$d_{\text{утро}} = 0 + 0 + 0 = 0;$$

$$d_{\text{вечер}} = 1 + 0 + 0 = 1;$$

$$d_{\text{адапт}} = 0 + 0 + 0 = 0.$$

Из таблицы 4.4 видно, что описания на основе плотности «Утро» и адаптивной плотности совпадают с описанием фрагмента 1, а описание на основе плотности «Вечер» не совпадает ($d > 0$).

Сравним описания **фрагмента 2**. Описания примут вид:

- плотности «Утро»:

$$Ds_{\text{утро}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(5))^{\langle 3 \rangle}(O(5))^{\langle 4 \rangle}(O(4)))$$

- плотности «Вечер»

$$Ds_{\text{вечер}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(3))^{\langle 3 \rangle}(O(3))^{\langle 4 \rangle}(O(5))^{\langle 5 \rangle}(O(4)))$$

- адаптивной плотности

$$Ds_{\text{адапт}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(3))^{\langle 3 \rangle}(O(5))^{\langle 4 \rangle}(O(4)))$$

Исходное описание сцены примет следующий вид:

$$Ds_{\text{исх}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(3))^{\langle 3 \rangle}(O(5))^{\langle 4 \rangle}(O(4)))$$

В таблице 4.5 приведены результаты сравнения описаний 1-го уровня.

Таблица 4.5. Результаты сравнения описаний 1-го уровня для Фрагмента 2

	поле	река	лес	d
Фрагмент 1	1	1	2	
Описание по плотностям «Утро»	0	2	2	2
Описание по плотностям «Вечер»	2	1	2	1
Описание по адаптивным плотностям	1	1	2	0

Сравним описания **фрагмента 3**. Описания примут вид:

- плотности «Утро»:

$$Ds_{\text{утро}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(5))^{\langle 3 \rangle}(O(5))^{\langle 4 \rangle}(O(4)))$$

- плотности «Вечер»

$$Ds_{\text{вечер}}("1"(O(4))^{\langle 2 \rangle}(O(3))^{\langle 3 \rangle}(O(3))^{\langle 4 \rangle}(O(5))^{\langle 5 \rangle}(O(4)))$$

- адаптивной плотности

$$Ds_{adapt}("1"(O(4))^{\wedge} «2»(O(3))^{\wedge} "3"(O(5))^{\wedge} "4"(O(4)))$$

Исходное описание сцены примет следующий вид:

$$Ds_{исх}("1"(O(4))^{\wedge} «2»(O(3))^{\wedge} "3"(O(5))^{\wedge} "4"(O(4)))$$

В таблице 4.6 приведены результаты сравнения описаний 1-го уровня.

Таблица 4.6. Результаты сравнения описаний 1-го уровня для Фрагмента 3

	поле	река	лес	d
Фрагмент 1	1	0	1	
Описание по плотностям «Утро»	0	1	1	2
Описание по плотностям «Вечер»	1	0	1	0
Описание по адаптивным плотностям	1	0	1	0

На основе результатов сравнения описаний для различных фрагментов была построена таблица 4.7.

Таблица 4.7. Сравнение результатов

	Фрагмент 1	Фрагмент 2	Фрагмент 3	$\sum d$
$d_{утро}$	0	1	2	3
$d_{вечер}$	1	1	0	2
$d_{адапт}$	0	0	0	0

В таблице 4.7 представлены расстояния по Хеммингу для каждого способа описания для трех используемых в эксперименте фрагментов текущей сцены. В последней колонке приведена сумма расстояний по трем фрагментам.

Таким образом, использование адаптивных плотностей при распознавании объектов сцены позволило сформировать описания, однозначно совпадающие с описаниями соответствующих фрагментами карты.

4.5. Оценка работоспособности алгоритма навигации по малоинформативным ориентирам

Целью данного исследования является оценка работоспособности алгоритма навигации по малоинформативным ориентирам.

Суть решаемой задачи состоит в том, что необходимо выбрать направление полета БЛА (находящегося над малоинформативными ориентирами), которое может привести к нахождению достаточно информативного ориентира и решению поставленной навигационной задачи.

Показателем работоспособности является решение навигационной задачи в условиях начальной неопределенности положения, когда существует множество гипотез возможного положения БЛА. Количественным показателем успешного решения навигационной задачи будем считать выполнение условия $H_{ап} = 0$, что соответствует единственной гипотезе положения БЛА.

Методика эксперимента состоит из следующих этапов:

1. Выбор и формирование карты местности (разбиение на фрагменты заданного размера).
2. Выбор начального положения БЛА на карте.
3. Анализ сцены, выбор (планирование) информативного направления, перемещение согласно выбранному направлению.
4. Повторение этапа 3 до выполнения условий остановки эксперимента: $H_{ап} = 0$. Примем, что если энтропия не уменьшается в течение N шагов (например, $N=100$), то аппарат оказался вне области интереса.
5. Выбор других гипотез положений и повторение этапов 2 – 4.
6. Оценка количества успешных реализаций.

Если в результате планирования и перемещения согласно выбранному направлению удастся обнаружить достаточно информативный ориентир, то реализация считается успешной.

Достаточно информативными ориентирами являются ориентиры, позволяющие однозначно определять положение БЛА.

На рисунке 4.22, а, б, в приведены изображения 3-х карт, используемых в экспериментах.

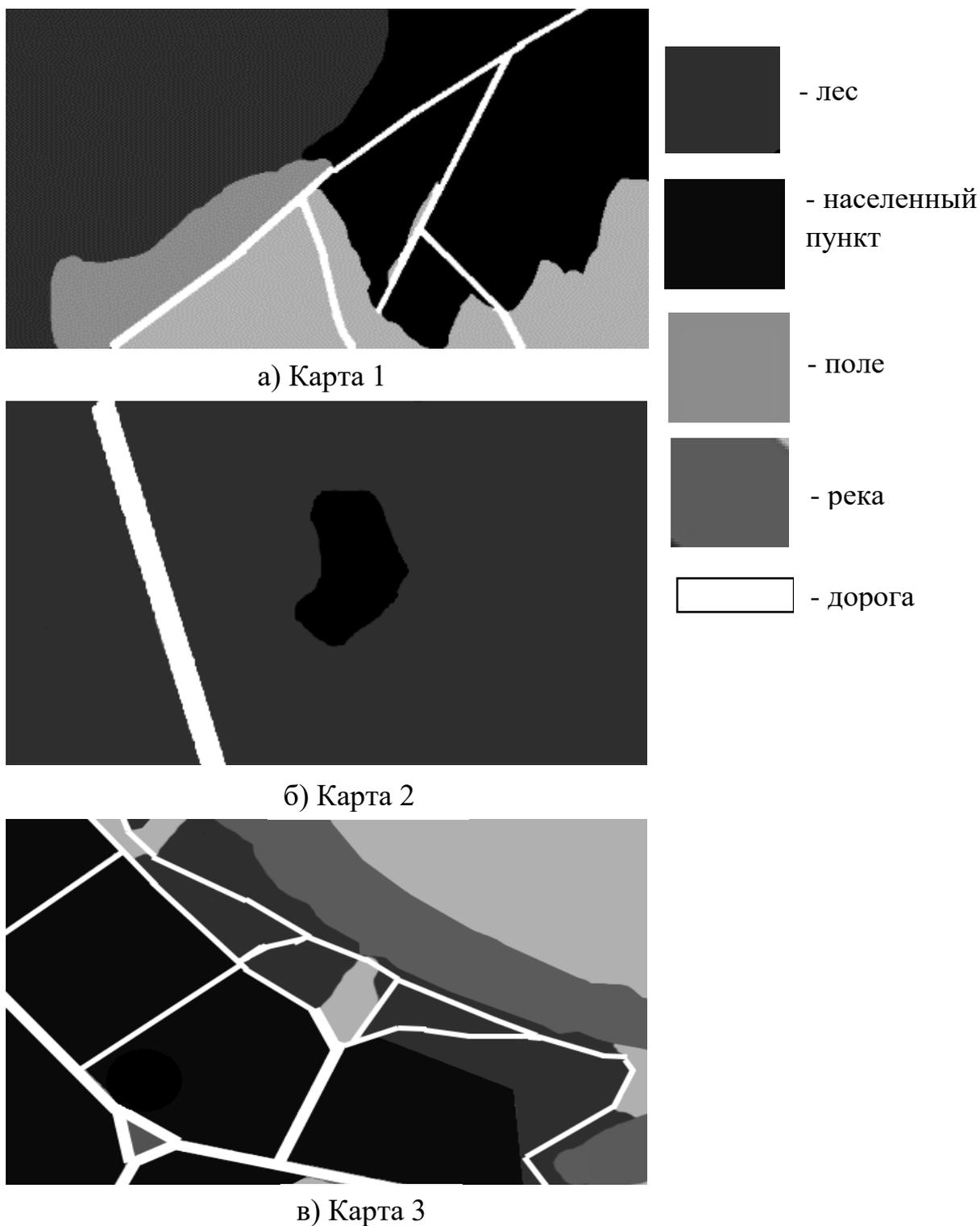


Рисунок 4.22. Сегментированные изображения карт местности

Цифровые карты местности представлены на рисунке в виде сегментированных изображений, содержащих объекты: «лес», «поле», «река», «населенный пункт», «дорога».

Некоторые результаты работы рассматриваемого алгоритма показаны в таблице 4.8.

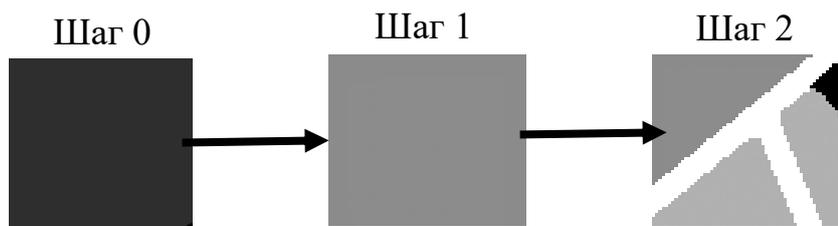
Таблица 4.8 Пример работы алгоритма

		Координаты (пикс.)		Апостериорная энтропия ($H_{ап}$)
		X	Y	
Карта 1	Шаг 0	200	80	6,8948
	Шаг 1	240	100	3,8074
	Шаг 2	260	140	0
Карта 2	Шаг 0	200	140	2,585
	Шаг 1	180	140	0
Карта 3	Шаг 0	20	260	6,9773
	Шаг 1	40	260	6,5999
	Шаг 2	60	300	5,8074
	Шаг 3	100	320	0

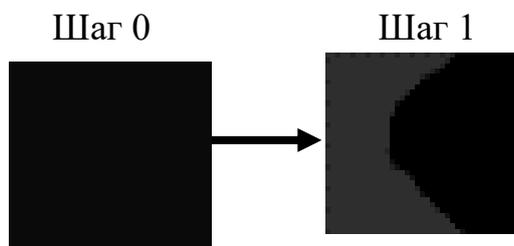
В таблице приведены результаты успешных экспериментов для каждой из 3 карт, при которых апостериорная (конечная) энтропия снижалась до нуля.

Результаты каждого эксперимента представлены в виде набора шагов с указанием текущего положения БЛА (координаты X и Y в пикселях в системе координат ЦКМ) и апостериорной энтропии положения (полученной после анализа наблюдаемой сцены). «Шаг 0» соответствует начальному положению БЛА. Последний шаг каждого эксперимента соответствует конечному положению БЛА.

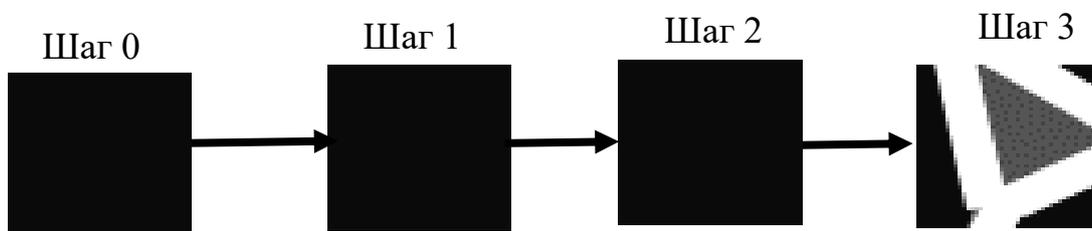
Изображения наблюдаемых сцен (по шагам) из экспериментов, приведенных в таблице 4.8, представлены на рисунке 4.23.



а) Пример для карты 1



б) Пример для карты 2

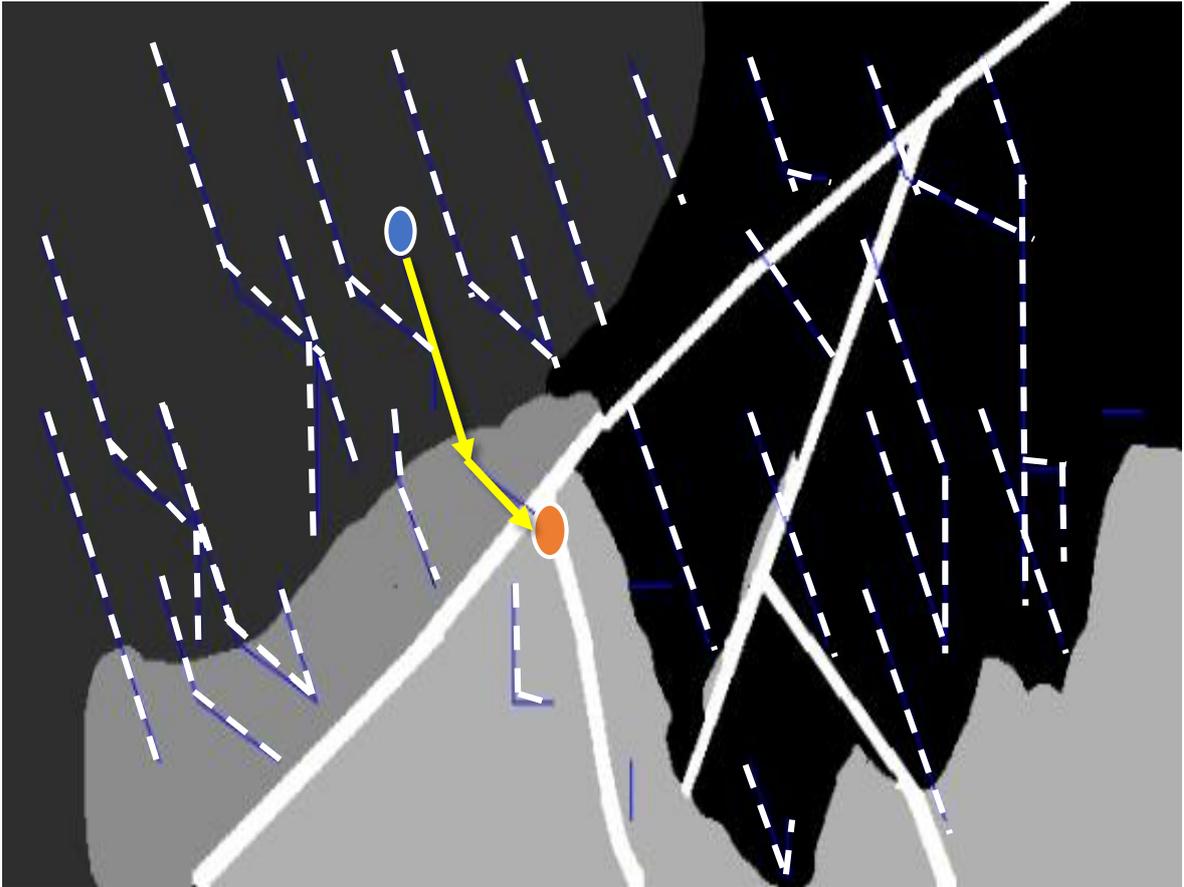


в) Пример для карты 3

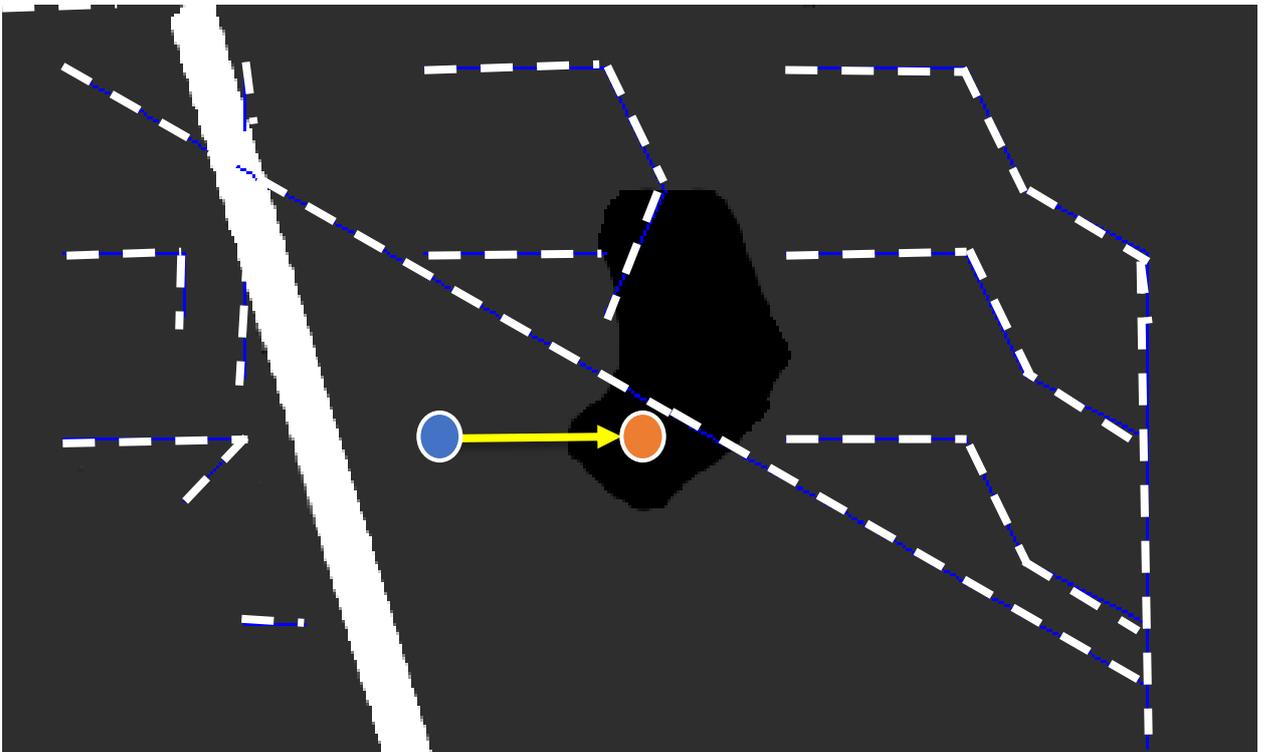
Рисунок 4.23. Изображения наблюдаемых сцен

Как видно из рисунка, каждая последовательность изображений заканчивается изображениями достаточно информативных ориентиров – пересечений дорог, угловых фрагментов объектов.

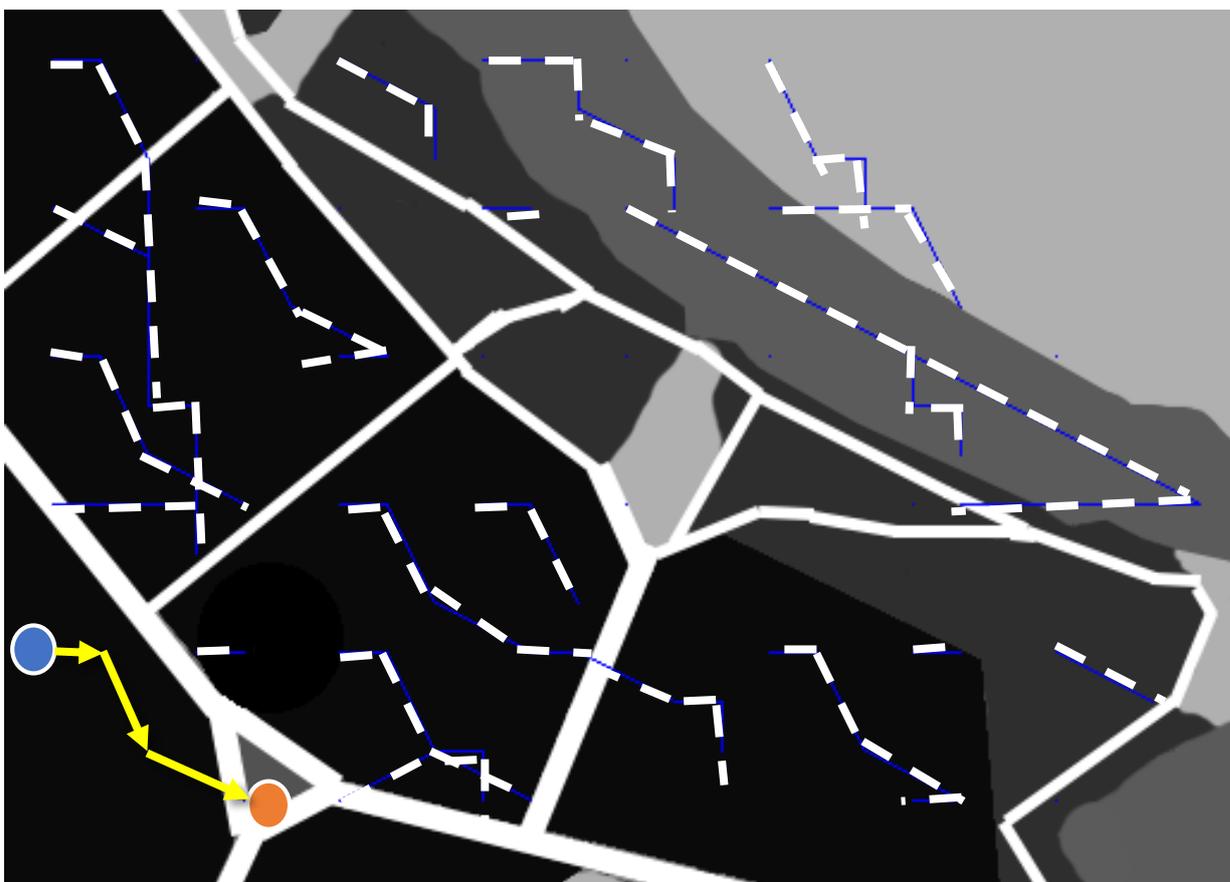
На рисунках 4.24, а, б, в представлены все успешные реализации работы алгоритма. Штриховыми линиями показаны траектории (успешные реализации), полученные в результате работы алгоритма.



а) Успешные реализации для карты 1



б) Успешные реализации для карты 2



в) Успешные реализации для карты 3

Рисунок 4.24. Траектории, полученные в результате экспериментов

В таблице 4.9 приведено количество успешных экспериментов для каждой карты.

Таблица 4.9. Результаты экспериментов

	Всего экспериментов	Успешных реализаций	%
Карта 1	50	30	60
Карта 2	28	14	50
Карта 3	54	39	72

Из таблицы видно, что количество успешных реализаций составляет в среднем более 60% от общего числа экспериментов. При этом количество успешных реализаций больше для карты 3, так как на ней содержится большее количество информативных (уникальных) участков. На карте 2 количество информативных участков мало, соответственно количество успешных экспериментов для этой карты меньше.

Таким образом, проведенные исследования подтверждают работоспособность предлагаемого алгоритма навигации по малоинформативным ориентирам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Показано, что для расширения условий функционирования систем визуальной навигации автономных БЛА необходимо разработать алгоритм формирования адаптивных описаний ориентиров и алгоритм навигации по малоинформативным ориентирам.
2. Разработаны методика и алгоритм формирования адаптивных (к условиям наблюдения) описаний ориентиров, основанные на использовании нейронечетких систем.
3. Предложены методики построения функций принадлежности и обучения нечеткой системы формирования адаптивных описаний ориентиров.
4. Предложены и разработаны методика и алгоритм определения гипотез возможного положения БЛА при навигации по малоинформативным ориентирам на основе сопоставления текущих и эталонных описаний, содержащих отношения между ориентирами.
5. Предложен и разработан алгоритм выбора информативного направления полета для уточнения координат БЛА при неоднозначности гипотез его местоположения.
6. Сопоставление сформированных адаптивных характеристик (математического ожидания яркости) и полученных в среде Unity подтвердило достаточно высокую точность полученных адаптивных описаний: средняя ошибка для объекта «лес» в диапазоне положения источника света от 15° до 50° составляет 9%, а в диапазоне от 50° до 90° – 3%; для объекта «поле» средняя ошибка в диапазоне от 10° до 45° не превышает 2%, а в диапазоне от 45° до 90° – 3%.
7. Сравнение корреляционных алгоритмов обнаружения ориентиров с использованием ЭИ и алгоритма, основанного на адаптивных описаниях, показало:
 - 7.1. Устойчивость алгоритма, основанного на адаптивных к изменению освещенности описаниях, существенно выше чем у алгоритмов,

использующих ЭИ. Так при изменении освещенности на 50% изменение значений экстремума ВКФ при использовании адаптивных описаний на 45% меньше чем у алгоритмов, использующих эталонные изображения.

- 7.2. Различия значений экстремумов НКК, определяющих обнаружительную способность алгоритма, при использовании ЭИ и адаптивных описаний в условиях изменения освещенности и зашумленности - несущественны и находятся в пределах погрешности эксперимента (менее 1%).
- 7.3. Использование адаптивных описаний при обнаружении малоинформативных ориентиров позволяет сократить объем вычислений более чем на 41,6% при размере ЭИ >10x10 пикс.
8. На основе модельных экспериментов показано, что использование алгоритма формирования адаптивных описаний позволит уменьшить вероятность ошибок обнаружения ориентиров при изменении условий наблюдения: средние потери от ошибок обнаружения объекта «лес» для тестового случая (для времени 16:00 час.) уменьшились на 50% по сравнению с использованием эталона «День» (для 12:00 час.) и на 24% по сравнению с использованием эталона «Вечер» (для 19:00 час.).
9. Показано, что ошибки распознавания малоинформативных ориентиров увеличивают вероятность неправильного описания сцены, что приводит к ошибкам формирования гипотез положения.
10. Представленные результаты модельных экспериментов для различных ЦКМ подтвердили работоспособность алгоритмов навигации по малоинформативным ориентирам и выбора информативного направления.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Белоглазов, И.Н. Основы навигации по геофизическим полям / И.Н. Белоглазов, Г.И. Джанджгава, Г.П. Чигин. – М.: Наука, 1985. –328 с.
2. Управление и наведение беспилотных маневренных летательных аппаратов на основе современных информационных технологий / Под ред. М.Н. Красильщикова, Г.Г. Себрякова. – М.: Физматлит, 2003. -280 с.
3. Бортовые информационно-управляющие средства оснащения летательных аппаратов / Р.В. Мубаракшин, Н.В. Ким, Ю.А. Саблин, И.П. Шингирий, под ред. М.Н. Красильщикова. М.: МАИ, 2003. –380 с.
4. Bilbao, J. How design an unmanned aerial vehicle with great efficiency in the use of existing resources / J. Bilbao, A. Olozaga, E. Bravo, O. García // International journal of computers. Issue 4, -V.2. –Malaysia.: 2008. –pp. 442-451.
5. Jerry, L. Holistic Contingency Management for Autonomous Unmanned Systems / J.L. Franke, A. Hughes, S.M. Jameson and etc. // [Электронный ресурс] -<http://www.atl.lmco.com/papers/1344.pdf> (Режим доступа 04.10.2015).
6. Аникин, В.А. Облик выносной системы технического зрения на базе БЛА для робототехнических мобильных наземных комплексов / В.А. Аникин, Н.Е. Бодунков, Н.В. Ким, В.П. Носков, И.В. Рубцов // Известия ЮФУ. Технические науки. –Таганрог: 2014. -№3 (152). –С. 70-77.
7. Ким, Н.В. Оценка поведенческих признаков автотранспортных средств на основе анализа видеоинформации / Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков, А.В. Лебедев // Сб. тезисов докладов науч.-тех. Конференции «Техническое зрение в системах управления - 2013» -М.; 2013.
8. Бобронников, В.Т. Алгоритм комплексирования бесплатформенной инерциальной навигационной системы и магнитометрической системы для решения задачи навигации летательных аппаратов / В.Т. Бобронников, А.Р. Кадочникова // Электронный журнал «Труды МАИ» [Электронный ресурс] <http://www.mai.ru/upload/iblock/ac3/ac34ccdb0479f995669c14741ebecbc1.pdf> (Режим доступа 04.10.2015).

9. [Электронный ресурс] <https://www.glonass-iac.ru/guide/navfaq.php> (Режим доступа 04.10.2015)
10. [Электронный ресурс] <http://zala.aero/zala-421-08/> (Режим доступа 04.10.2015)
11. [Электронный ресурс] <http://uav-siberia.com/delta-m> (Режим доступа 04.10.2015)
12. [Электронный ресурс] http://www.ga-si.com/Websites/gaasi/images/products/aircraft_systems/pdf/MQ9_Reaper_Predator_B_032515.pdf (Режим доступа 04.10.2015).
13. [Электронный ресурс] <http://www.teknol.ru/products/marine/companav3> (Режим доступа 04.10.2015).
14. *Ким, Н.В.* Применение систем технического зрения на беспилотных летательных аппаратах в задачах ориентации на местности / *Н.В. Ким, А.Г. Кузнецов, И.Г. Крылов.* // Вестник МАИ. №3. –М.:2010. –С .
15. *Веремеенко, К.К.* Современные информационные технологии в задачах навигации и наведения беспилотных маневренных летательных аппаратов / *К.К. Веремеенко, С.Ю. Желтов, Н.В. Ким.* и др. // Под ред. *М.Н. Красильщикова, Г.Г. Себрякова.* – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. –556 с.
16. *Leishman, R.C.* Relative Navigation Approach for Vision-Based Aerial GPS-Denied Navigation / *R.C. Leishman, T.W. McLain, R.W. Beard.* // J of Intelligent & Robotic Systems 74(1–2). -2014. -pp. 97-111.
17. *Lin, F.* Development of a vision-based ground target detection and tracking system for a small unmanned helicopter / *F. Lin, K.Y. Lum, B.M. Chen, T.H. Lee.* // Science in China Series F: Information Sciences 52(11).. -2009. –pp. 2201–2215.
18. *Cesetti, A.* A Vision-Based Guidance System for UAV Navigation and Safe Landing using Natural Landmarks / *A. Cesetti, E. Frontoni, A. Mancini, P. Zingaretti, S. Longhi* // J of Intelligent and Robotic Systems 57(1–4). -2010. –pp. 233–257.

19. *Yilmaz, A.* Object tracking: A survey / *A. Yilmaz, O. Javed, M. Shah* // [Электронный ресурс] <http://crcv.ucf.edu/papers/Object%20Tracking.pdf> (Режим доступа 04.10.2015). -2006. – P.45.
20. *Хюн Ен Мок.* Исследование точности работы навигационной системы при автоматической посадке гражданского самолета на необорудованный аэродром / *Хюн Ен Мок* // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Московский авиационный институт (технический университет), 2004. –124 с.
21. *Кузнецов, А.Г.* Повышение точности оценки координат малогабаритного беспилотного летательного аппарата с использованием системы технического зрения / *А.Г. Кузнецов* // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Московский авиационный институт (технический университет), 2011.
22. *Ashraf, Q.* Implementation of an Onboard Visual Tracking System with Small Unmanned Aerial Vehicle (UAV) / *Ashraf Qadir, William Semke, Jeremiah Neubert* // International Journal of Innovative Technology & Creative Engineering (issn:2045-8711), Vol.1, No.10. -2011. –pp. 17-25.
23. *Kyungsuk, Lee.* Autonomous Airborne Video-Aided Navigation / *Kyungsuk Lee, Jason M. Kriesel, Nahum Gat* // Navigation: Journal of The Institute of Navigation, Vol. 57, No 3. -2010. –pp. 163-173.
24. *Nils Gageik.* An autonomous UAV with an Optical Flow Sensor for Positioning and Navigation / *Nils Gageik, Michael Strohmeier, Sergio Montenegro* // International Journal of Advanced Robotic Systems, Vol. 10, 341:2013. –pp. 1-9.
25. *Taufiq, Mulyanto.* Development of Pose Estimation System Based on Dual Camera Techniques for Parameters Identification of Indoor MAV / *Taufiq Mulyanto, Muhammad L.I. Nurhakim, Hari Muhammad.* // 28th International Congress of the Aeronautical Sciences (ICAS):Brisbane, Australia, 2012.
26. *Andrew J Armstrong.* Development of a methodology for deriving safety metrics for UAV operational safety performance measurement. -The University of York: January 2010. –P.83.

27. *Степанова, Н.В.* Решение целевых и навигационных задач на борту малоразмерного беспилотного летательного аппарата на основе обработки изображения подстилающей поверхности / *Н.В. Степанова* // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Московский авиационный институт (технический университет): 2007. –С.
28. *Форсайт, Д.* Компьютерное зрение современный подход / *Форсайт Д., Понс Ж.* // Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2004. -466 с.
29. *Визильтер, Ю.В.* Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения / *Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов, А.В. Бондаренко, М.В. Осоков, А.В. Моржин* // -М.: Физматкнига, 2010. -689 с.
30. *Абчук, В.А.* Поиск объектов / *В.А. Абчук, В.Г. Суздаль* // –М.: Сов. Радио, 1977. -334 с.
31. *Яне, Б.* Цифровая обработка изображений // Техносфера, 2007. – 584с.
32. *Ким, Н.В.* Обработка и анализ изображений высокодинамичных объектов в масштабе реального времени / / *Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков, Прохоров П.Д.* // Вестник Московского Авиационного Института. –М: МАИ, 2015. -Т 22. –С. 38-45.
33. *Баклицкий, В.К.* Методы фильтрации сигналов в корреляционно-экстремальных системах навигации / *В.К. Баклицкий, А.М. Бочкарев, М.П. Мусьяков* // Корреляционно-экстремальные системы управления. М.: Радио и связь, 1986. –С. 94-96
34. *Баклицкий В.К.* Корреляционно-экстремальные системы навигации. – М.: Радио и связь, 1982. -256 с.
35. *Kim, N.V.* Ensuring the accuracy of traffic monitoring using unmanned aerial vehicles vision systems / *N.V. Kim, N.E. Bodunkov, R.I. Cherkezov* // Modern Applied Science. Vol 9. -2015. -No 5 (2015). –P. 323 – 336.
36. *Kim, N.V.* Adaptive surveillance algorithms based on the situation analysis / *N.V. Kim, N.E. Bodunkov* / Ed.: *N.M. Favorskaya, C.L. Jain* // Computer Vision in Advanced Control Systems: Innovations in Practice. Volume 2. –N.Y.: Springer, 2015. –Ch 7. –pp. 169 - 200.

37. *Parzen, E.* On the estimation of a probability density function and the mode / *E. Parzen* // *Annals of Math. Stats.*, 33, 1962. – pp. 1065-1076.
38. *Ким, Н.В.* Разработка системы формирования адаптивных описаний объектов интереса для СТЗ РТК. / *Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков, Д.В. Клестов* // *Известия ЮФУ. Технические науки.* – Таганрог: 2015. – №1 (162). – С. 109-120.
39. *Forman, G.* Tackling concept drift by temporal inductive transfer // 29th annual Int ACM SIGIR Conf on Research and development in information retrieval, 2006. – pp. 252–259.
40. *Forman, G.* A pitfall and solution in multi-class feature selection for text classification / *G. Forman* // 21st Int Conf on Machine learning ICML '04 38: -2004.
41. *Штовба, С.Д.* Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику / *С.Д. Штовба* // [Электронный ресурс] <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/> (Режим доступа 04.10.2015).
42. *Рубанов, В. Г.* Интеллектуальные системы автоматического управления. Нечеткое управление в технических системах / *В. Г. Рубанов, А. Г. Филатов, И. А. Рыбин* // [Электронный ресурс] <http://nrsu.bstu.ru/> (Режим доступа 04.10.2015).
43. *Соловьев, В.Д.* Онтологии и тезаурусы / *В.Д. Соловьев, Б.В. Добров, В.В. Иванов, Н.В. Лукашевич* // [Электронный ресурс] http://dspace.nsu.ru:8080/jspui/bitstream/nsu/204/1/ot_2006_posobie.pdf (Режим доступа 04.10.2015).
44. *Темников, Ф.Е.* Теоретические основы информационной техники: Уч. Пособие для вузов. – 2-е изд. / *Ф.Е. Темников и др.* // перераб. и доп. – М.: Энергия, 1979. -368 с.
45. *Ким, Н.В.* Автономная навигация БЛА на основе обработки и анализа видовой информации / *Н.В. Ким, А.Г. Кузнецов* // *Известия КБНЦ РАН.* 2011. – №1.
46. *Разин, В.В.* Метод принятия решений на основе анализа ситуаций и семантических технологий / *В.В. Разин, А.Ф. Тузовский* // *Известия Томского политехнического университета.* -2012. –С. 188 – 193.

47. *Liedtke C. E., Grau O., Growe S.* Use of explicit knowledge for the reconstruction of 3-D object geometry. Int. Conf. on Computer analysis of images and patterns, 1995. –pp. 580-587.
48. *Lidtkе, C.E.* A system for the knowledge based interpretation of remote sensing data / *C.E. Lidtkе, J. Buckner, O. Grau* // 3-d Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition Vol.2, 1997. –pp. 313-320.
49. *Osipov, G.S.* Formal methods of situational analysis: Experience from their use / *G.S. Osipov, I.V. Smirnov, I.A. Tikhomirov* // Automatic Documentation and Mathematical Linguistics. ACM Press 46(5): 2012. –pp. 183–194.
50. *Ulman, S.* High-Level Vision: Object Recognition and Visual Cognition / *S. Ulman* // -MIT Press, 1996. –P. 412.
51. *Tulum, K.* Situation aware UAV mission route planning / *K. Tulum, U. Durak, S.K. Yder* // Aerospace conference. -IEEE:2009. –pp. 1 -12.
52. *Dietterich, T.G.* Ensemble learning. The Handbook of Brain Theory and Natural Networks / *T.G. Dietterich* // 2nd ed Cambridge. -MA: MIT Press, 2002.
53. *Поспелов, Д.А.* Ситуационное управление: теория и практика. / *Д.А. Поспелов* // -М.:Наука, 1986. -228 с.
54. *Ким, Н.В.* Решение целевых задач беспилотных летательных аппаратов на основе использования методов анализа ситуации / *Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков, И.Г. Крылов* // Сб. мат. всероссийской науч.-тех. конф. «Экстремальная робототехника». -Санкт-Петербург: 2012.
55. *Ким, Н.В.* Визуальная навигация беспилотных летательных аппаратов в неопределенных и изменяемых условиях наблюдения / *Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков* // Сб. трудов 14-й национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием. -Т. 3. -Казань: 2014. –С 275-282.
56. *Ким, Н.В.* Использование методов анализа ситуаций при решении целевых задач беспилотных летательных аппаратов // Техническое зрение в системах управления 2012. Сб. тр. научно-техн. конф. М.: ИКИ РАН, 2012. - С. 10 – 15.

57. [Электронный ресурс] <http://www.Unity.com> (Режим доступа 04.10.2015).
58. [Электронный ресурс] http://n-t.ru/ii/st/ch1_2.pdf (Режим доступа 04.10.2015).
59. Отчет о НИР «Разработка автоматической системы обеспечения безопасной экстренной посадки беспилотных летательных аппаратов самолетного типа с применением интеллектуальной бортовой системы технического зрения» Этап 1. –М: ООО «ПАВЛИН Техно», 2014.