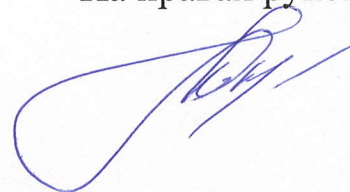


Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Московский авиационный институт (национальный
исследовательский университет)»

На правах рукописи



Мокрова Мария Игоревна

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МОНИТОРИНГА ПОЖАРНОЙ
ОБСТАНОВКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЕСПИЛОТНОГО
ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОГО
АЛГОРИТМА

Специальность

2.3.1. «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика
(технические науки)»

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
Доктор технических наук, доцент
Козорез Дмитрий Александрович

Москва – 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
ГЛАВА 1. Современное состояние исследований и разработок в области мониторинга пожарной обстановки с использованием БЛА	12
1.2. Понятие о пожарной обстановке в рамках современной классификации ...	14
1.3. Методы и средства авиационного мониторинга применительно к пожарной обстановке.....	21
1.4. Особенности реализации мониторинга местности при пожарной обстановке	23
1.5. Современные и перспективные методы обработки изображений, применяемые для повышения контрастности объектов при решении задачи обнаружения и распознавания	26
1.6. Существующие критерии эффективности мониторинга	30
ГЛАВА 2. Математические модели и алгоритмы, обеспечивающие повышение эффективности мониторинга пожарной обстановки.....	39
2.1. Постановка задачи повышения эффективности мониторинга	40
2.2. Анализ влияния обнаружения объектов интереса при мониторинге пожарной обстановки.	42
2.2.1 Предварительная обработка и улучшение изображения	44
2.2.2 Распознавание объектов интереса по результатам предварительной обработки изображения	55
2.3. Модель наблюдаемости объектов интереса с учетом влияния факторов пожарной обстановки	57
2.3.1 Модель наблюдаемости объектов интереса	58
2.3.2 Методика оценки параметров модели наблюдаемости.....	61
2.4. Модель безопасности полета БЛА с учетом влияния факторов пожарной обстановки.....	62
2.4.1 Модель безопасности полета БЛА	63
2.4.2 Методика оценки параметров модели безопасности полета БЛА	64
2.5. Классификация местности по наличию факторов пожарной обстановки ...	65
2.6. Формализация принятого критерия эффективности.....	71
2.6.1 Потери наблюдаемости при мониторинге пожарной обстановки	74
2.6.2 Потери при мониторинге пожарной обстановки, связанные с безопасностью полета БЛА	76

2.6.3	Общий вид критерия эффективности	76
2.7.	Адаптивный алгоритм мониторинга пожарной обстановки	82
ГЛАВА 3. Математическое моделирование, описание экспериментов и анализ результатов.....		88
3.1.	Анализ результатов математического моделирования алгоритма выбора оптимальной высоты полета БЛА при мониторинге пожарной обстановки	88
3.2.	Экспериментальная апробация модели наблюдаемости объектов интереса.....	90
3.3.	Исследование работы классификатора	99
3.4.	Экспериментальное исследование работоспособности адаптивного алгоритма предварительной обработки изображения.....	102
3.5.	Анализ результатов работы адаптивного алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки.....	107
Заключение		112
Список принятых сокращений.....		114
Список литературы		115

Введение

Актуальность работы и степень разработанности темы. Стремительное развитие возможностей бортовых систем летательных аппаратов (ЛА) позволило использовать более сложные и ресурсоемкие алгоритмы, а снижение массогабаритных характеристик и энергопотребления датчиков и вычислителей дает возможность реализации их даже на малоразмерных беспилотных летательных аппаратах (МБЛА).

В течение последних десятилетий отмечается существенный рост интереса к данному классу беспилотных летательных аппаратов (БЛА), обусловленный, в частности, низкой стоимостью их эксплуатации, а также значительно более низкими, в сравнении с пилотируемыми и крупноразмерными беспилотными аппаратами, затратами на подготовку операторов.

В настоящее время МБЛА используются для решения задач в интересах МЧС, министерства обороны, МВД, коммерческих структур, включая разведывательные задачи, а также задачи поиска, обнаружения, целеуказания и слежения. Этот перечень включает и рассматриваемые в данной работе задачи мониторинга чрезвычайных ситуаций, связанных с пожаром. Существующий опыт убедительно показывает, что использование МБЛА как в автоматическом, так и в автоматизированном режиме для решения задач военного и гражданского назначения, приводит к повышению эффективности таких операций за счёт большей площади обследуемой местности, а также оперативности детектирования объектов интереса, поскольку современные МБЛА, оснащенные системами технического зрения (СТЗ), позволяют проводить обследование районов и автоматически обнаруживать людей и другие объекты поиска.

Эффективность мониторинга пожарной обстановки существенно зависит от условий выполнения операции: задымленности наблюдаемой сцены, турбулентности атмосферы, теплового воздействия пожара и высота наблюдения. Сложность задачи выбора высоты наблюдения состоит в том, что уменьшение высоты полёта влечет повышение риска потери БЛА из-за воздействия опасных

факторов пожара (ОФП). В то же время, без снижения аппарата над наблюдаемой сценой объекты интереса остаются недоступными для обнаружения и для распознавания. Таким образом, учёт экстремальных условий функционирования БЛА, а также анализ условий наблюдаемости постилающей поверхности дают возможность обосновать оптимальную, с точки зрения минимизации риска потери аппарата и максимизации вероятности обнаружения объектов интереса (ОИ), высоту полёта. Однако, на данный момент остается нерешенной задача выбора оптимальной с точки зрения эффективности мониторинга высоты полёта БЛА для обследования местности в подобных условиях.

При решении сформулированной выше научно-технической задачи оптимизации высоты полёта БЛА в процессе мониторинга пожарной обстановки необходимо учитывать тот факт, что объекты, попавшие под воздействие пожарной обстановки, могут быть как инфраструктурными или природными, так и человеческими ресурсами. Очевидно, что потери первых двух видов перечисленных ресурсов, а именно инфраструктурных или природных, существует возможность оценить. Очевидно также, что оценка потерь человеческого ресурса наиболее сложна для анализа, и, более того, остаётся наиболее приоритетной.

Целью настоящей работы является минимизация ущерба, наносимого пожаром человеческим ресурсам, путем повышения эффективности обнаружения объектов интереса в очагах пожара с учетом минимизации потерь БЛА.

Сформулированная цель определяет необходимость решения актуальной **научно-технической задачи** разработки алгоритма определения оптимальной, с точки зрения выбранного критерия эффективности, высоты полёта БЛА над наблюдаемой сценой в процессе выполнения мониторинга пожарной обстановки, обеспечивающего достижение поставленной цели, а также учитывающего ОФП.

В соответствии с поставленной задачей проводились исследования по следующим **направлениям**:

- анализ существующих проектов в области создания БЛА, а также состояние исследований в области разработки методов и алгоритмов управления БЛА при мониторинге пожарной обстановки,
- анализ существующих методов предварительной обработки зашумленных изображений для дальнейшего распознавания ОИ,
- разработка алгоритма выбора оптимальной, с точки зрения выбранного критерия эффективности, высоты полёта БЛА над наблюдаемой сценой в процессе выполнения мониторинга пожарной обстановки,
- разработка математических моделей пожарной обстановки,
- формирование критерия, характеризующего эффективность мониторинга пожарной обстановки с помощью БЛА,
- создание программного комплекса имитационного моделирования процесса оптимизации высоты полёта БЛА с использованием разработанного алгоритма,
- проведение имитационного моделирования с использованием созданного программного комплекса с учетом различных значений параметров, отражающих воздействие факторов пожара, для подтверждения адекватности созданных моделей и алгоритмов,
- анализ полученных результатов и формирование рекомендаций для бортовой реализации разработанного алгоритма,
- проведение экспериментальных полетов над задымленной местностью для подтверждения работоспособности алгоритма и анализ результатов.

Объектом исследования является МБЛА, ориентированный на задачи мониторинга местности с целью поиска объектов интереса.

Предмет исследования – алгоритм определения оптимальной, с точки зрения разработанного критерия, высоты полёта БЛА при выполнении мониторинга пожарной обстановки.

Основным методом исследования является математическое моделирование.

Основные положения, выносимые на защиту:

- модель безопасности полёта БЛА при выполнении мониторинга пожарной обстановки, учитывающая тепловое воздействие ОФП, а также свойства подстилающей поверхности,
- модель наблюдаемости объектов интереса на наблюдаемой сцене при выполнении БЛА мониторинга пожарной обстановки, учитывающая воздействие факторов окружающей среды, таких как влажность воздуха, задымленность, освещенность, тип подстилающей поверхности, высота объектов и плотность дыма,
- критерий оптимальности выбора высоты полёта БЛА над очагом пожара при выполнении мониторинга, использующий разработанные модели,
- подход к оптимизации высоты полёта БЛА над областью пожара при выполнении мониторинга с учетом комплекса противоречивых требований,
- адаптивный алгоритм повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки, допускающий возможность использования различных методов обработки изображений в зависимости от условий наблюдения и высоты полета,
- результаты полунатурных летных экспериментов, подтвердившие адекватность использованных моделей оценки достоверности обнаружения ОИ в условиях пожара, а также эффективность разработанного алгоритма оптимизации высоты полета БЛА и адаптивной обработки изображений.

Научная новизна полученных в диссертационной работе результатов заключается в следующем:

- впервые предложен подход к выбору оптимальной высоты полёта БЛА при мониторинге пожарной обстановки, учитывающий экстремальные условия проведения операции,
- разработан оригинальный специализированный программный комплекс имитационного моделирования, обеспечивающий реализацию адаптивного алгоритма определения оптимальной высоты полета БЛА и подтверждающий его эффективность.

Обоснованность результатов проведенного диссертационного исследования подтверждается:

- результатами обширного и содержательного анализа работ в исследуемой и смежных с ней предметных областях,
- результатами математического моделирования, подтверждающими адекватность разработанного критерия выбора оптимальной высоты полёта БЛА,
- результатами полунатурных экспериментов по обнаружению объектов интереса в условиях задымленности среды с использованием МБЛА,
- апробацией материалов диссертации на научно-технических конференциях и в опубликованных работах.

Степень достоверности результатов проведенных диссертационных исследований подтверждается:

- корректным применением современных методов исследования и результатами имитационного моделирования,
- экспериментальными данными.

Научная значимость работы состоит в разработке критерия, позволяющего выбрать оптимальную высоту полёта БЛА при мониторинге пожарной обстановки с учетом факторов, влияющих как на безопасность полёта БЛА над очагом пожара, так и на наблюдаемость ОИ.

Практическая значимость результатов работы состоит в повышении эффективности применения авиационного мониторинга пожара с целью обнаружения и распознавания объектов интереса.

Апробация результатов работы происходила на следующих научно-технических конференциях, конкурсах и семинарах различного уровня: XLII Международная молодежная научная конференция «Гагаринские чтения» (г. Москва, 2016), XXI международная конференция «Системный анализ, управление и навигация» (г. Евпатория, 2016) 15-я Международная конференция «Авиация и космонавтика» (г. Москва, 2016), XLIII Международная молодежная научная конференция «Гагаринские чтения» (г. Москва, 2017), XXII международная конференция «Системный анализ, управление и навигация» (г. Евпатория, 2017), XI Всероссийской студенческой научно-технической школы-семинара «Аэрокосмическая декада» (г. Алушта, 2017), IV Общероссийской молодежной научно-технической конференции «Старт» (г. Санкт-Петербург, 2018), 17-я Международная конференция «Авиация и космонавтика» (г. Москва, 2018), Всероссийская научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления» (г. Москва, 2019), Пятый Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (г. Санкт-Петербург, 2019), 12-я Международная конференция «Developments in eSystems Engineering» (г. Казань, 2019), 18-я Международная конференция «Авиация и космонавтика» (г. Москва, 2019), Всероссийская научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления» (г. Москва, 2020), Молодежная научная конференция «АНТОК» (г. Москва, 2020), Международная мультидисциплинарная конференция по промышленному инжинирингу и современным технологиям «FarEastCon» (г. Владивосток, 2020), 19-я Международная конференция «Авиация и космонавтика» (г. Москва, 2020), Международная конференция «Беспилотные летательные аппараты» (г. Москва, 2020), 13-я Международная конференция «Developments in eSystems Engineering» (он-лайн, 2020), XI Международная научно-техническая конференция «Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных

аппаратов» (г. Москва, 2020), 16-я Всероссийская научно-практическая конференция «Перспективные системы и задачи управления» (п. Домбай, Карачаево-Черкесская республика, 2021), 15th Siberian Conference on Control and Communications (г. Казань, 2021), V Всероссийская конференция «Системы управления беспилотными космическими и атмосферными летательными аппаратами» (г.Москва, 2022).

Публикации. Основные положения настоящей диссертационной работы, включая результаты её практического применения, опубликованы в 11 статьях [2-12], в том числе в 3 статьях [2-4], опубликованных в изданиях, рекомендованных ВАК Минобрнауки России, в 8 статьях [5-12], опубликованных в научных изданиях, индексируемых в Scopus, а также в сборниках тезисов докладов конференций, семинаров [13-25], в том числе индексируемых в РИНЦ.

Объём и структура работы. Работа состоит из введения, трех глав и заключения, изложенных на 122 страницах основного текста, включая 68 рисунков, 20 таблиц, 25 формул и 64 наименование литературных источников.

В первой главе диссертационной работы приведен обзор результатов применения БЛА, анализ существующих подходов к поиску объектов при мониторинге местности, описание проблем обнаружения объектов, варианты повышения эффективности мониторинга, а также обозначена проблема повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки, решение которой возможно за счет выбора оптимальной высоты полета БЛА в процессе мониторинга, а также применения адаптивного метода предварительной обработки изображения с учетом условий наблюдения.

Во второй главе диссертационной работы сформулирована техническая постановка задачи оптимизации высоты полёта БЛА в процессе мониторинга пожарной обстановки. Также вторая глава посвящена описанию разработанных моделей пожарной обстановки с точки зрения безопасности БЛА и наблюдаемости объектов интереса на задымленной сцене. Кроме этого, во второй главе обосновывается выбор критерия оптимальности высоты полёта и описан

процесс его формирования путем использования понятия потерь по безопасности и наблюдаемости в процессе мониторинга пожара.

В третьей главе диссертационной работы описаны разработанный программный комплекс имитационного моделирования, а также результаты математического моделирования предложенного алгоритма определения оптимальной высоты полёта. Приведен анализ результатов моделирования, подтверждающих адекватность принятого критерия. Обсуждаются результаты полунатурных экспериментов по определению уровня задымленности и обнаружению объектов интереса.

В заключении сформулированы основные научные и прикладные результаты работы.

ГЛАВА 1. Современное состояние исследований и разработок в области мониторинга пожарной обстановки с использованием БЛА

Пожары считаются одним из крупнейших по охвату территорий, и, следовательно, по уровню наносимого ущерба, видов стихийных бедствий.

В настоящее время используется большое количество средств для мониторинга, предсказания и предотвращения пожаров. В соответствии со статьей 53.2 ЛК РФ [26] организована система наблюдения за лесными пожарами, использующая наземные, авиационные или космические средства. Каждый вид средств имеет свои особенности. Среди глобальных по охвату площади контролируемых территорий следует выделить спутниковый мониторинг пожарной обстановки [27], благодаря которому можно детектировать пожар, его координаты, площадь и скорость распространения. Однако, данный подход эффективен применительно лишь к обширным по площади распространения пожарам, и соответственно, не позволяет обнаружить объекты, подвергшиеся воздействию дыма и пламени, то есть находящиеся в непосредственной опасности. Наземный мониторинг является достаточно локальным, имея обратный спутниковому мониторингу недостаток – малая охватываемая площадь. Наиболее эффективным и широко используемым на данный момент является авиационный мониторинг, обсуждаемый в настоящей работе. Заметим, что в процессе поиска объектов на территории возгорания никак не обойтись без вмешательства человека, поэтому авиационный поиск, как правило, реализуется с участием оператора. Спасательная бригада также представляет собой коллектив сотрудников МЧС. Используя все описанные выше подходы, спасательные службы имеют возможность быстрого реагирования на возникновение пожара, а также повышения эффективности спасательных работ.

При пожаре ущерб наносится природе, инфраструктуре, ну и самое главное, человеку, объемы двух из перечисленных ресурсов можно предсказать заранее. Ущерб, наносимый человеческому ресурсу, кроме того, что самый приоритетный для минимизации, но и сложно предсказуемый. Количество жертв, пострадавших

в пожаре, удручает. В частности, на рисунке 1.1 приведена статистика количества жертв пожаров, произошедших в России за 2018 год. Большинство из жертв находилось в автомобильном транспорте. Статистика показывает, что потеря в лесных пожарах количества единиц транспорта составляет 6574 единицы, что превышает 50 процентов от количества человеческих потерь, составивших 8749.

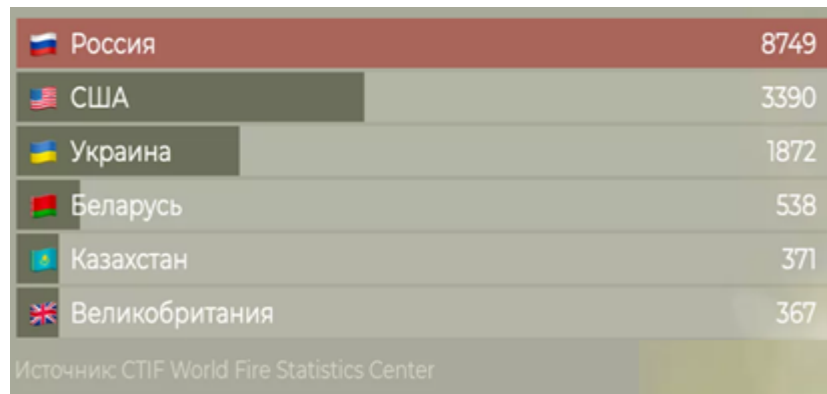


Рисунок. 1.1 - Количество людей, пострадавших в лесных пожарах в абсолютных значениях, 2018 год

Большинство пожаров происходят в сельской местности. Соответствующая статистика прошлых лет приведена в виде диаграммы на рисунке 1.2.

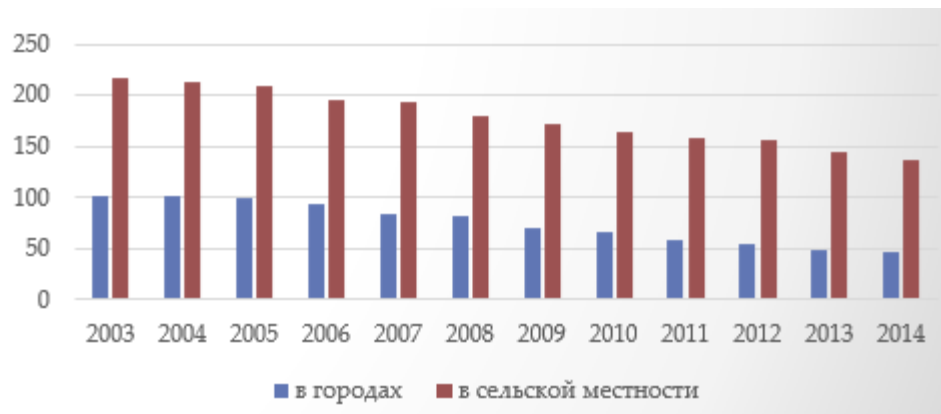


Рисунок. 1.2 - Количество людей, погибших в пожарах, на 1 млн населения

Для поиска человека, находящегося вне транспортного средства, на данный момент разработано множество подходов, включая так называемые разностные методы [28], демонстрирующие хорошую эффективность в данной предметной области. Однако, для поиска автомобиля, находящегося без движения, требуется

повышение эффективности существующих методов поиска, в первую очередь, в связи с задымленностью наблюдаемой сцены.

1.2. Понятие о пожарной обстановке в рамках современной классификации

Термин «пожарная обстановка» определяет масштаб, а также плотность пожаров, которые возникают и распространяются на объектах промышленного назначения или в лесных массивах. Как уже отмечалось ранее, определение наличия на объекте или в лесополосе пожарной обстановки осуществляется за счёт данных пожарной разведки, а также методами прогнозирования. В настоящее время принята следующая классификация видов пожара [29]: отдельный, сплошной и огневой шторм. Отдельный пожар может перейти в сплошной, а сплошной пожар в свою очередь может перейти в огненный шторм при возможности непрерывного перехода: на заселенной местности – сплошной застройки, лесных пожаров – достаточной плотности лесного массива, а также отсутствии приземного ветра и небольшой влажности при единовременном возникновении исходного вида пожара, склонного к переходу, в нескольких местах. При таком исходе событий возникает столб огня, сформированный воздушными потоками со скоростью до 14 м/с, направленными к центру пылающего района. Погасить огненный шторм не представляется возможным и войти в район пожара можно только через 2 суток. Таким образом, проводить спасательные операции в случае огневого шторма является невозможным и бессмысленным.

Лесные пожары, в свою очередь, подразделяются на три вида [30]: верховой, низовой и подземный, последний возникает, когда горит торф, грунт или почва.

Распространение верхового лесного пожара происходит по ветвям деревьев, листьям и хвое, распространяется такой пожар со скоростью от 5 — 70 км/ч, а его температура составляет 900 °С – 1200 °С. Такого вида пожары развиваются, как правило, из низового пожара при засушливой ветреной погоде. Различают два

вида верхового пожара: беглый (ураганный) и устойчивый (повальный). Распространение ураганного пожара происходит со скоростью от 7 до 70 км/ч, возникает такой вид пожара обычно при сильном ветре и опасен своей высокой скоростью распространения. Так, во время повального верхового пожара огонь движется сплошной стеной от почвы по всей высоте деревьев, развивая скорость до 8 км/ч. При таком виде пожара лес выгорает полностью. При последующем развитии низовой пожар является верховой устойчивый пожар, в таком случае пламя низового пожара распространяется на кроны деревьев, в следствие чего сгорают ветви и листья. После верхового пожара обычно полностью погибает весь древостой, за исключением оставшихся обугленных остатков крупных стволов. Распространение огня в случае верхового пожара происходит по кромкам деревьев параллельно с продвижением кромки низового пожара. Во время верхового пожара из горящих хвои и ветвей создается большое количество искр, которые вылетают перед фронтом пожара и создают пожары низового вида на несколько десятков или, если пожар является ураганным, даже сотен метров от основного очага. При сильном ветре возникает беглый верховой пожар, огонь в данном случае опережает фронт низового пожара, распространяясь "скачками" по кронам деревьев. При таком пожаре также происходит разнесение ветром горящих ветвей и других мелких горящих объектов, а также искр, приводящих к созданию новых очагов низовых пожаров впереди очага основного пожара на десятки-сотни метров. Пожар такого вида имеет скорость распространения 15-25 км/ч.

В случае возникновения и распространения пожара низового вида пламенем охвачен надпочвенный слой, который включает в себя траву, упавшие ветки деревьев, мох, лишайник, и т.п. Пожар низового вида распространяется со скоростью от 0,25 до 5 км/ч по ветру, с присущей ему высотой пламени до 2,5 м, температура горения составляет около 700 °С. Как и верховые, низовые пожары подразделяются на беглые и устойчивые. В случае беглого низового пожара сгорает верхняя часть надпочвенного покрова, подрост и подлесок. Надпочечный покров – это совокупность мхов, лишайников, травянистых растений,

кустарничков и кустарников, произрастающих лесопокрытых и лесонепокрытых землях. Подрост – молодые деревья, а также молодняк древесных пород на вырубках и т.п. Подлесок – группа растений, состоящая из кустарниковых, реже древесных пород. Такой пожар распространяется с большой скоростью (более 0,5 м/мин), обходя места с повышенной влажностью, поэтому часть площади остается незатронутой огнем. Беглые пожары в основном происходят весной, когда просыхает лишь самый верхний слой мелких горючих материалов. Устойчивые низовые пожары распространяются медленно (0,5 м/мин), при этом полностью выгорает живой и мертвый напочвенный покров, сильно обгорают корни и кора деревьев, полностью сгорают подрост и подлесок. Устойчивые пожары возникают преимущественно с середины лета. Подавляющее большинство пожаров являются низовыми [30].

Подземные (почвенные) пожары в лесу чаще всего связаны с возгоранием торфа, которое становится возможным в результате осушения болот. Распространяются со скоростью до 1 км в сутки. Могут быть малозаметны и распространяться на глубину до нескольких метров, вследствие чего представляют дополнительную опасность и крайне плохо поддаются тушению (торф может гореть без доступа воздуха и даже под водой).

Масштаб (размеры) пожара определяется его видом и зависит от конкретной обстановки (климатических условий, характеристик местности, вида поверхности и т. д.) Количественно масштаб оценивается плотностью пожара

$$P_n = \frac{N_n}{N} \quad (1)$$

где N_n – количество горящих зданий/квadratных метров лесомассива, N – общее количество зданий в районе пожара/общая площадь, подверженной возгоранию лесополосы.

Пожары могут быть двух видов: распространяющиеся и не распространяющиеся. Распространяющиеся пожары возникают при наличии приземного ветра со скоростью свыше 5-7 м/с. Не распространяющиеся пожары возникают в безветренную погоду или при слабом ветре (до 5-7 м/с). В этом

случае пожар не распространяется, так как нагретый воздух уходит от середины пожара к его периметру.

Температура воздуха при пожарах может быть очень высокой. Воздушные массы, нагретые до 60-70°C, особенно в условиях повышенной влажности, может привести к тепловому удару, а при задержке с эвакуацией – к смерти. При любом из перечисленных видов пожара момент критической продолжительности пожара относительно потерь видимости/наблюдаемости, которые естественно зависят от оптической плотности дыма, наступает быстрее, чем ОФП достигают своих критических значений [31]. Установлено, что человек при температуре 80-100°C в сухом воздухе и при 50-60°C во влажном может пребывать без средств защиты недолгое время [32]. Зона задымления при пожаре резко усложняет обстановку. Площадь задымления зависит в основном от размеров пожара и метеоусловий. Как показывает опыт, наибольший объём и плотность задымления при больших пожарах бывает, когда скорость ветра доходит до 3 м/с. Ветер со скоростью меньше 2,5 м/с может не придавливать дым к земле, и он будет подниматься вверх.

Опасными для людей границы зон задымления определяются по одному из таких параметров, как плотность и температура дыма. Вдыхание продуктов сгорания, нагретых до 60°C, даже при малом содержании окиси углерода, как правило, приводит к смертельному исходу. Характеристика плотности дыма по видимости в нём объектов [31] приводится ниже в таблице 1.1.

Таблица 1.1 - Характеристика плотности дыма при пожаре

Степень плотности дыма	Содержание частиц, г/м ³	Видимость предметов, освещённых лампой в 21 свечей, м
Плотный	Свыше 1,5	До 3
Средней плотности	0,6-1,5	3-6
Слабой плотности	0,1-0,6	6-12

Пожарная обстановка в лесах зависит от времени года, погодных условий и топографических условий.

Исходные данные для оценки обстановки:

- географическая карта района пожара;
- значение лесопожарного коэффициента (η), величина которого постоянна на месяц для каждого региона; для большинства государств СНГ в летние месяцы $\eta = 0,65$. В юго-западном районе – $\eta = 0,7$;
- $t_{\text{РАЗВ}}$ – время развития пожара, т. е. время прибытия средств тушения пожара на место пожара, час;
- $V_{\text{В}}$ – скорость ветра, м/с;
- φ – относительная влажность воздуха, %;
- Z – запас горючих материалов, т/га;
- ω – влажность материала, %;
- α – крутизна склонов, градусы.

Таким образом, для оценки пожарной обстановки в лесах необходимо:

1. Используя исходные данные, которыми являются время развития пожара ($t_{\text{РАЗВ}}$) и коэффициента для лесного пожара (η), по номограмме прогнозирования лесного пожара, представленной на рисунке 1.3, определить площадь (S) и периметр (P) пожара.
2. Определить скорость распространения пожара в зависимости от влажности воздуха (φ) и скорости ветра ($V_{\text{В}}$) при средних погодных и топографических условиях (См. диаграмму на Рисунок. 1.4 -).

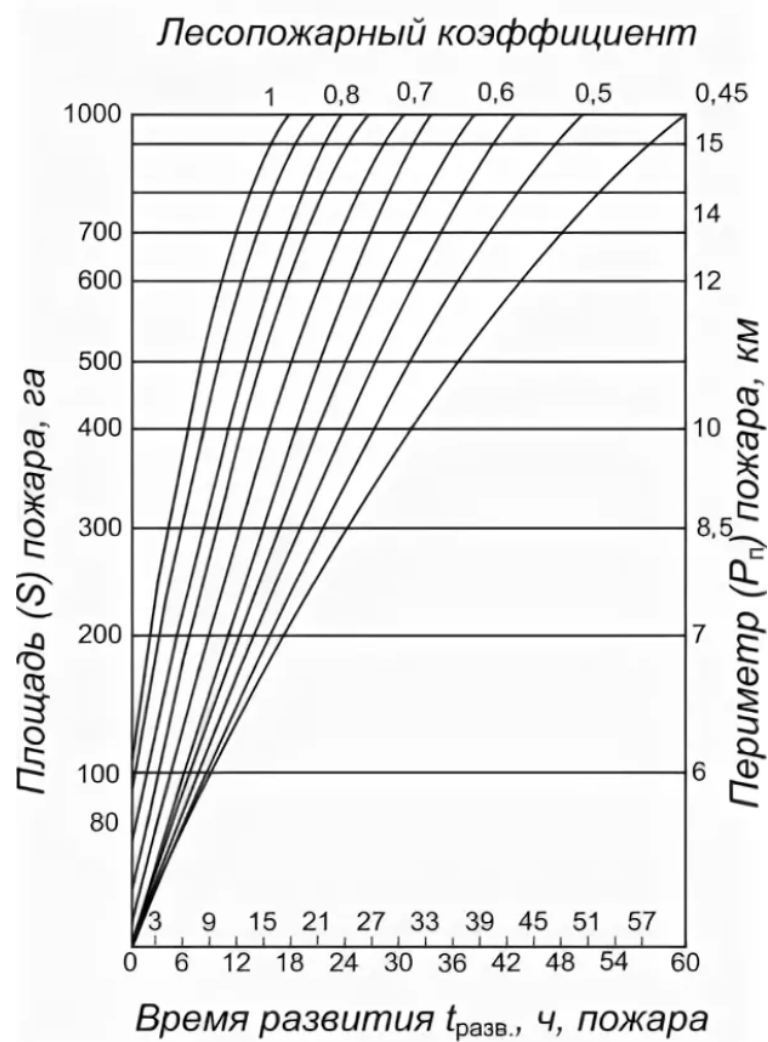


Рисунок. 1.3 - Номограмма прогнозирования лесного пожара (S_n до 1000 га)

При высокой скорости распространения пожара (6-7 км/час) возникают низовые и верховые пожары – область I на диаграмме, приведенной ниже на рисунке 1.4. Высота пламени до 20-50 метров. При средней скорости возникают пожары средней силы – область II на диаграмме. Высота пламени 1-2 м, скорость распространения 200м/час. При небольшой скорости распространения пожара, меньше 200м/час – область III на диаграмме, пожар может остановиться при встрече с препятствиями.

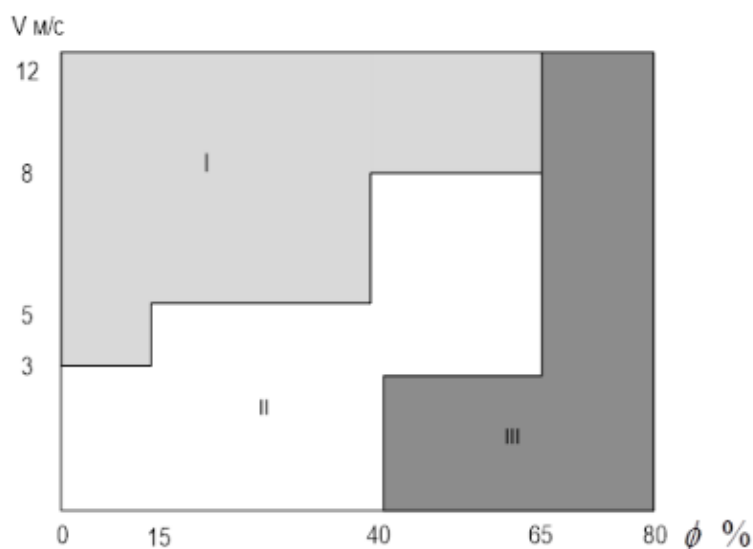


Рисунок. 1.4 - Зависимость скорости распространения пожара от влажности воздуха и скорости ветра

Оперативность прибытия к месту пожара и действия пожарных отделений при его тушении, в значительной степени зависят от наличия и состояния проходимости лесных дорог. Сравнительная характеристика о проходимости лесных дорог (взятая из опыта тушения лесных пожаров) приведена ниже в таблице 1.2.

Таблица 1.2 - Проходимость лесных дорог в зонах лесных пожаров

Вид пожара	Глубина опасной зоны перед фронтом пожара, м	Возможность прохождения людей, условия
Грунтовой	-	Возможно
Низовой слабый	До 7,5-10	Возможно, сильная задымленность
Низовой сильный	До 10-20	Сложно, сильная задымленность
Верховой, распространяющийся	До 100-200	Невозможно в течение 0,5 часа, сложно в течение 1,5 часов
Верховой, не распространяющийся (на	Вся зона пожара	Невозможно в течение 1,5-2,5 часа

площади > 30 га)		
Сплошной в завалах, не распространяющийся	Вся зона пожара	Невозможно в течение 3-4 часов

Из представленной таблицы видно, что разведывательные операции, являющиеся объектом исследования данной работы, возможны и необходимы для грунтового и низовых пожаров. В случае последнего совершенно точно необходимо снижение аппарата над наблюдаемой поверхностью для улучшения наблюдаемости с целью поиска объектов интереса.

1.3. Методы и средства авиационного мониторинга применительно к пожарной обстановке

Авиационный мониторинг наземной обстановки является важным этапом процессов экологического контроля, обследования мест чрезвычайных ситуаций, в частности, анализа пожарной обстановки. Авиационный мониторинг применяют для решения различного рода задач, таких как измерение температуры, замеры высоты ландшафта, а также поиска людей, техники, других объектов.

Существует большое количество средств мониторинга местности, в частности, мониторинг с аэростата Иркут, используемый МЧС России [33]. Однако, анализ показывает, что наиболее перспективным направлением мониторинга пожаров является использование беспилотных летательных аппаратов [34 – 36], в частности МБЛА. В работах [34, 35] показано, что мониторинг пожара осуществляется с помощью группы МБЛА путем вычисления в реальном времени, прежде всего, эволюции формы фронта пожара и, возможно, других параметров. Из приведенных работ следует, что БЛА получает результаты геометрических измерений (площадь, форма и т.д.) пожара с помощью инфракрасных и оптических камер. Благодаря использованию группы БЛА охватываются сразу большие площади и разные ракурсы территории, охваченной огнем. При этом в [36] мониторинг ограничивается совместным отслеживанием фронта огня для точного ситуационного понимания, и актуальная задача поиска объектов не рассматривается. Современные БЛА, оснащенные СТЗ, позволяют

проводить обследование и автоматически обнаруживать людей и различные объекты поиска. Так, например, в [37], показано, как с помощью группы БЛА производится обнаружение и классификация объектов на поверхности моря. Поступающие данные авторы рассматривают как тепловые изображения, а поиск и распознавание объектов осуществляется с использованием сверточной нейронной сети (СНС или CNN).

Процесс мониторинга обследуемой области реализуется путем управления поисковыми средствами, например, траекторией и высотой полета БЛА. В [37 -39] описаны различные подходы к выбору управления БЛА. Так в [38] осуществляется построение виртуального пространства, на основе которого выделяются подпространства со своими значениями безопасности. Представляется очевидным, что мониторинг обстановки следует проводить, учитывая особые условия функционирования летательных аппаратов, а также возможное расположение объектов поиска и условия их наблюдения. В частности, в [39] описывается мониторинг с использованием машинного обучения в качестве элемента искусственного интеллекта. В [40], как и в данной диссертационной работе, рассматривается мониторинг площади бедствия с целью поиска объектов интереса, в первую очередь, людей. Разработанный для этой цели алгоритм основан на интеграции данных с цифровых и инфракрасных камер, а также с учетом данных глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС). Однако, в [40] не учитывается фактор опасности полета БЛА на малых высотах. Здесь необходимо подчеркнуть, что при мониторинге районов чрезвычайных ситуаций, в частности, пожаров, условия наблюдения не всегда могут быть точно определены заранее, на этапе планирования траекторий полета. Незнание этих условий может привести к невозможности обнаружения объектов интереса при подлете БЛА к конкретной наблюдаемой сцене, что, в свою очередь, приводит к неоправданному расходованию поисковых ресурсов.

В дальнейшем в рамках данной работы под термином МБЛА будем понимать беспилотные летательные аппараты мультироторного типа весом до 10

кг, диапазоном высот полета от 100 до 2000 м и скоростью полета от 25 до 140 км/ч [41].

Использование МБЛА мультиротерного типа для решения рассматриваемой в данной работе задачи эффективно, так как для мониторинга не требуется полёт на больших скоростях, динамика данного класса БЛА существенно выше, что позволит увеличить маневренность аппарата, необходимую при мониторинге пожарной обстановки, а также низкая стоимость МБЛА позволяет сократить материальные потери в случае аварии аппарата.

1.4. Особенности реализации мониторинга местности при пожарной обстановке

При проведении авиационного мониторинга одним из ключевых факторов, влияющих на качество выполнения целевой операции, является разрешающая способность камеры БЛА. Как известно [42], разрешающая способность камеры характеризует степень детализации наблюдаемого объекта, что, в свою очередь, влияет на вероятность правильного его распознавания, а также на возможность распознавания в целом. Например, если с 20 метров объект на изображении занимает 12 пикселей, то с увеличением высоты вдвое он будет занимать 3 пикселя, что исключает возможность его распознавания. Таким образом, от размера объекта и характеристик камеры зависит ограничение высоты, на которой проводится мониторинг. Как уже указывалось, авиационный мониторинг пожарной обстановки специфичен наличием высоких температур атмосферы над наблюдаемой местностью. Варьирование температур в зависимости от вида пожара подробно описано в разделе 1.2 данной работы. При этом на эффективность выполнения операции мониторинга оказывает влияние наличие дыма на наблюдаемой сцене. С учетом того, что последние два фактора принято интерпретировать как случайные, эффективность мониторинга следует характеризовать вероятностью обнаружения объекта интереса в области поиска. Детально этот вопрос обсуждается ниже в разделе 1.6 данной работы. Очевидно также, что продолжать выполнение операции мониторинга можно лишь в случае

работоспособности аппарата. Остановимся на этом более подробно. Факторы, влияющие на безопасность полета, а также на вероятность, повреждения или аварии БЛА, принято разделять [43] на системные, определяемые внутренними свойствами аппарата, и внесистемные, т.е. факторы внешней среды. Как уже говорилось выше, в процессе мониторинга пожарной обстановки снижение высоты полёта БЛА на наблюдаемой сцене влечет за собой снижение безопасности полёта БЛА вследствие повышения температуры атмосферы с уменьшением высоты и приближением к кромке пожара. В данной работе рассматривается влияние на безопасность полёта БЛА теплового воздействия пожара и высоты насаждений на обследуемой местности. Вводится допущение о том, что аппарат используется в рамках штатного функционирования и правил эксплуатации, так что основным влияющим на безопасность полёта БЛА в процессе выполнения мониторинга пожарной обстановки фактором является высокая температура окружающей среды, а также высота подстилающей поверхности.

Следующей особенностью мониторинга пожарной обстановки в отличие от штатного мониторинга местности является наличие дыма на обследуемой сцене, что влияет на наблюдаемость объектов. Под «наблюдаемостью» в данной работе понимается возможность обнаружения и распознавания объекта на принимаемом на борту изображении с вероятностью не ниже заданной. Как известно, задымление способствует снижению контрастности изображения, а также частичному или полному перекрытию объектов интереса из-за наличия в дыме мелких твердых частиц [44], находящихся во взвешенном состоянии. Таким образом, с увеличением высоты полёта БЛА количество описанных частиц на изображении увеличивается, что влечёт за собой снижение наблюдаемости в обсуждаемом смысле. Кроме того, на наблюдаемость влияет турбулентность атмосферы, обусловленная наличием высоких температур. В результате, принимаемое на борту изображение является искаженным, как видно из рисунка 1.5, что, в свою очередь, снижает вероятность обнаружения и распознавания.



Рисунок. 1.5 - Пример воздействия турбулентности воздуха при высоких температурах

Модель подобных искажений достаточно сложна поскольку турбулентной средой, которая возникает благодаря высокой температуре над пламенем пожара, создается сложная, случайная рефракция. Случайные возмущения показателя преломления [46] создают фрактальную многомасштабную структуру вихрей в трехмерной области. Эта структура, в свою очередь, создает рефракцию распространяющегося света в 5D пленоптической области (пространство и направление). Все это приводит к случайным возмущениям всех световых лучей, проходящих через эту среду. Иными словами, свет случайным образом преломляется в трех измерениях, в конечном итоге попадая в камеру под измененным углом. Таким образом, каждая точка рассматриваемого объекта имеет искаженную проекцию на двумерном принимаемом изображении [45] и наконец, преломленный свет проецируется камерой, формируя искаженное изображение сцены (см. рисунок 1.6).

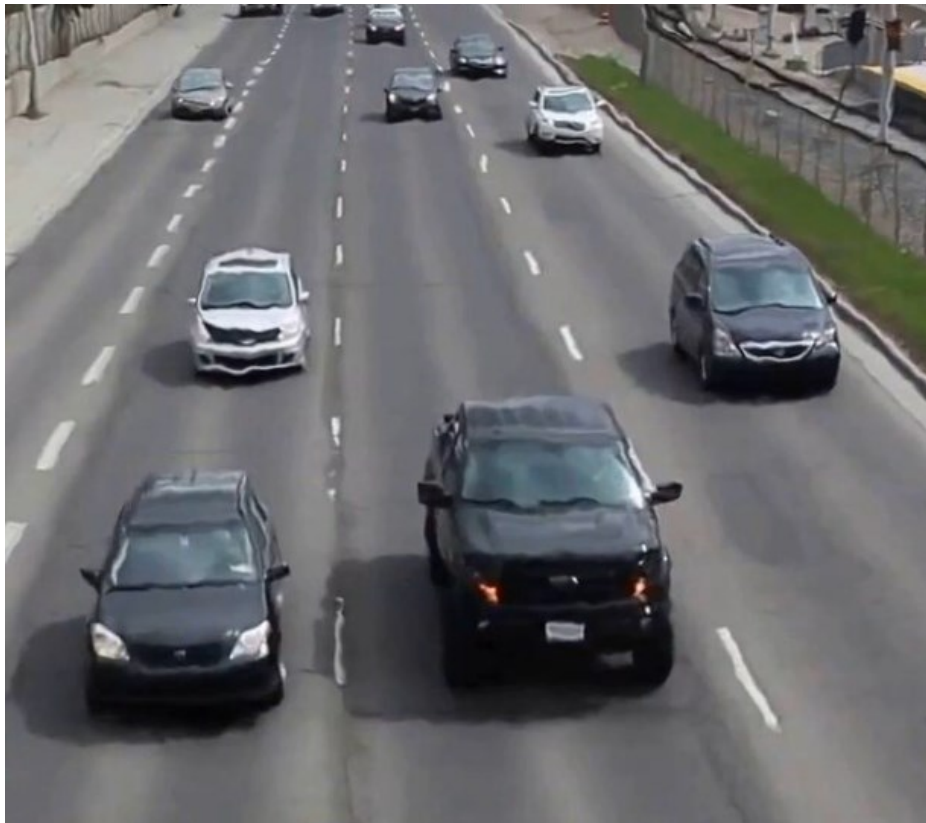


Рисунок. 1.6 - Изображение, искаженное турбулентностью атмосферы

Решение данной проблемы будет подробно рассмотрено в разделе 2.2.1 настоящей работы, посвященному анализу применимости к данной задаче методов предварительной обработки изображений, описанных ниже.

1.5. Современные и перспективные методы обработки изображений, применяемые для повышения контрастности объектов при решении задачи обнаружения и распознавания

В настоящее время известно множество различных подходов к поиску объектов при мониторинге местности [51]. Современные технологии [48-50], а также классические методы обработки изображений, обеспечивающие их улучшение и информативность, позволяют распознать объект интереса на достаточно большом расстоянии. К таким методам можно отнести восстановление, производимое путем фильтрации изображения в частотной области [52], а также после создания сверточных нейронных сетей и роста вычислительных мощностей. Нейросетевой подход стал повсеместно применяться в широком спектре задач обработки изображений. Одним из современных

алгоритмов машинного обучения являются генеративно-состязательные сети (GAN). Последние представляют собой комбинацию из двух нейронных сетей, одна из которых генерирует образцы, а другая старается отличить правильные («подлинные») образцы от неправильных. Использование этой техники позволяет, в частности, генерировать фотографии, которые человеческим глазом воспринимаются как натуральные изображения. Кроме того, GAN может использоваться для улучшения качества нечётких фотографий.

Рассмотрим более подробно метод фильтрации с предварительным переходом в область Фурье. Известно, что данный метод показывает хорошие результаты (подтвержденные в разделе 2.2.1), в ситуациях, аналогичных обсуждаемым в данной работе. Действительно, частотная область цифрового изображения представляет собой пространство, в котором принимают значения переменные (u, v) Фурье-преобразования. Частота сигнала прямо связана со скоростью изменения сигнала, поэтому можно сказать, что частоты в Фурье-преобразовании связаны с вариацией яркости на изображении. Используя эти сведения, а также действительную симметричную фильтр-функцию, удается получить улучшенное изображение. Для тестирования улучшения целесообразно воспользоваться фильтрами высоких частот (ФВЧ) Баттерворта и Гаусса [52]. Фильтр Баттерворта в стандартной форме является фильтром низких частот. Величину частоты среза фильтра для достижения наилучшего результата рекомендуется устанавливать [52] не более 2-5% от величины меньшей стороны изображения, чтобы низкие частоты подавлялись, но не убирались полностью. Однако, в данной задаче изменения яркости, вызванные наличием дыма и тумана, имеют еще меньшую частоту изменения и значение частоты необходимо выставлять в пределах 1%.

Для распознавания объектов также используют инвариантные моменты Ху [53], выбор порога методом Оцу. Однако, реализация алгоритмов, основанных на данных методах, имеют большую вычислительную емкость, что выдвигает достаточно жесткие требования к аппаратуре в случае расчетов в реальном

времени. Таким образом их использование возможно только для так называемых стационарных случаев, в которых условия наблюдения не меняются.

Помимо аналитических подходов к улучшению получаемых изображений наблюдаемой сцены можно использовать нейросетевой подход.

Большое количество задач в области компьютерного зрения эффективно решаются с помощью свёрточных нейронных сетей (СНС или CNN). Благодаря своему строению они хорошо извлекают признаки из изображения. СНС используются в задачах классификации, распознавания и сегментации. Наиболее распространенными архитектурами CNN для распознавания объектов являются:

- R-CNN. Одна из первых моделей для решения данной задачи. Работает как обычный классификатор изображений. На вход сети подаются разные регионы изображения и для них делается предсказание. Очень медленная так как прогоняет одно изображение несколько тысяч раз.
- Fast R-CNN. Улучшенная и более быстрая версия R-CNN, работает по похожему принципу, но сначала все изображение подается на вход CNN, потом из полученного внутреннего представления генерируются регионы. Но по-прежнему довольно медленная для задач реального времени.
- Faster R-CNN. Главное отличие от предыдущих в том, что вместо алгоритма обычного классификатора для выбора регионов использует нейронную сеть для их «заучивания».
- YOLO. Совсем другой принцип работы по сравнению с предыдущими, не использует регионы вообще. Наиболее быстрая и широко используемая в настоящее время, доступная НС. Данная сеть и будет выбрана в работе для распознавания объектов и сравнения вероятностей.

- Single Shot Detector (SSD). По принципу похожа на YOLO, но в качестве сети для извлечения признаков использует VGG16. Тоже довольно быстрая и пригодная для работы в реальном времени.
- Feature Pyramid Networks (FPN). Еще одна разновидность сети типа SSD, из-за особенности извлечения признаков лучше, чем SSD распознает мелкие объекты.
- RetinaNet. Использует комбинацию FPN+ResNet и благодаря специальной функции ошибки (focal loss) дает более высокую точность (accuracy).

Каждая из описанных нейросетей показывает достойный результат для решения того или иного рода задач, имея при этом свои недостатки. Таким образом, в общем случае результаты работы всех нейросетей сравнимы. В связи с этим в данной работе для распознавания автомобилей на изображении выбрана нейросеть YOLO или You Only Look Once. Это наиболее универсальная, применяемая на текущий момент для решения широкого спектра задач архитектура CNN, которая используется для распознавания множественных объектов на изображении. Главная особенность этой архитектуры по сравнению с другими состоит в том, что большинство систем применяют CNN несколько раз к разным регионам изображения, в YOLO CNN применяется один раз ко всему изображению сразу. Сеть делит изображение на своеобразную сетку. Далее она предсказывает bounding boxes (участки изображения, выделяемые нейросетью, необходимые для работы CNN) и вероятности того, что на нем присутствует искомый объект, для каждого участка. Плюсы данного подхода состоит в том, что сеть анализирует все изображение сразу и учитывает контекст – окружение объекта (другие распознанные объекты на этом изображении) при детектировании и распознавании объекта. Кроме того, YOLO-v3 рекомендуется выбирать для анализа видеопотока в реальном времени. Экспериментально доказано, что сеть YOLO демонстрирует наилучшую общую производительность [54], что является

одним из ключевых преимуществ при учете условий работы сети в операции мониторинга местности в реальном времени.

В конечном счете, сравнительный анализ эффективности и работоспособности всех перечисленных выше походов и методов обработки изображений с целью обнаружения и распознавания объектов приводит к выводу о необходимости использовать в данном конкретном случае фильтрации на основе преобразований Фурье и GAN для предварительной обработки изображений, результаты которой описаны в разделе 2.2.1 диссертационной работы, для проведения распознавания объектов и определения эффективности предложенного подхода выбрана НС YOLO-v3.

1.6. Существующие критерии эффективности мониторинга

Как уже было показано выше, основной задачей рассматриваемого варианта мониторинга является поиск объектов интереса, например, автомобилей, оказавшихся в зоне пожара или сильно задымленной местности. Результатом мониторинга является принятое (или не принятое) решение о присутствии или отсутствии объекта интереса в обследуемой области мониторинга. Данное решение принимается на основе обнаружения приема, обработки и анализа информации о наблюдаемых признаках объектов. Мониторинг местности принято условно разделять на 4 этапа, каждый из которых имеет собственные (локальные) параметры и критерии эффективности, а также ограничения, влияющие на общую эффективность мониторинга.

Этап 1 / этап 4 – полет к n-й области поиска / полет к конечной точке маршрута. Эти этапы реализуются на основе траекторного управления БЛА, задачи которого в настоящее время уже решены на должном уровне. Критерии траекторного управления варьируются в зависимости от задачи, учитывая запас топлива, производительность операции, заданные требования и ограничения и другое.

Этап 2 – обследование области мониторинга. В зависимости от условий мониторинга в процессе предполетной подготовки выбирается стратегия (тип

сканирования - сплошной, случайный, адаптивный поиск) и определяется траектория полета обследуемой области поиска. Данный этап в существенной степени определяет эффективность выполнения этапа обнаружения, т.к. получаемые в процессе полета изображения наблюдаемых сцен могут содержать перекрытые (частично или полностью), затененные, зашумленные, малоконтрастные изображения объекта интереса или хорошо различимые изображения объектов.

Этап 3 – обнаружение. Принятия решений о присутствии объекта интереса на наблюдаемой сцене. В процессе реализации этапа производится анализ принятых изображений наблюдаемых сцен и по результатам анализа принимаются соответствующие решения.

Результатом выполнения этапа являются принятые решения:

- искомый объект обнаружен;
- искомый объект не обнаружен;
- решение не принято.

При этом, в частности, при использовании статистических методов принятия решений, возможна вероятностная оценка ошибочных решений. Подобная оценка может быть полезна при планировании дальнейших действий, например, продолжении или прекращении мониторинга.

Исходными данными являются:

- характеристики бортовых систем наблюдения (СН) (угол зрения, разрешение и др.);
- алфавиты классов объектов поиска;
- словари признаков объектов.

Исходные данные варьируются в зависимости от способа обнаружения объекта интереса.

Планирование выполнения каждого этапа включает:

1. выбор рабочих (для данных условий) аппаратных средств наблюдения и алгоритмов управления этими средствами;

2. выбор рабочих программных средств: алгоритмов управления программно-аппаратными средствами, алгоритмов обработки изображений, выделения признаков, принятия решений;

3. определение состава рабочих баз данных, содержащих алфавиты классов искомых объектов интереса и соответствующие словари признаков.

В зависимости от условий поиска, в частности, от наличия априорных знаний о расположении объектов могут использоваться различные стратегии. Для формирования управления поисковыми силами, обеспечивающих требуемую эффективность, используются математические модели поиска. Сравнение альтернативных вариантов производится путем моделирования отдельных частных процессов и расчета потенциальной эффективности их выполнения. Математические модели поиска позволяют сравнивать различные варианты управлений поисковыми силами и выбирать вариант с наилучшими значениями выбранных критериев эффективности.

Описанный сценарий мониторинга используется для мониторинга местности, однако, не применим для пожарной обстановки, условия наблюдения в которой значительно изменяются во времени. Соответственно, критерий эффективности для мониторинга пожарной обстановки должен быть чувствителен к изменяющимся условиям.

Для оценки и предсказания эффективности (качества) поиска объекта интереса принято использовать критерии поиска [55], которые должны удовлетворять следующим требованиям:

- 1 Соответствовать производимым расчётам. Например, для оценки эффективности до начала поиска, целесообразно брать вероятностную характеристику $P_{об}$, а во время поиска или по его завершению, так называемую производительную характеристику: общее время поиска $t_{П}$, среднее количество обнаруженных объектов поиска $M[O]$ и др.;
- 2 Должна соблюдаться связь с постановкой задачи. Например, если постановка задачи предполагает поиск на заданной площади с запасом по

времени, то следует оценивать $P_{об}$ или $M[O]$. Если же поиск требуется завершить как можно скорее, то эффективность следует оценивать через $t_{п}$;

- 3 Критерий должен обладать полнотой, т.е. отвечать наиболее важным ограничениям и условиям поиска. Например, при оценке одной требуемой вероятности обнаружения $P_{об.тр.}$ на предварительном этапе решения задачи поиска, для удовлетворения требования конечного значения вероятности обнаружения $P_{об.} \geq P_{об.тр.}$, может потребоваться чрезмерно большое количество поисковых сил. В этом случае в критерий следует включить ограничение на минимальное заданное количество поисковых сил и ограниченное время;
- 4 Критерий должен выражаться в количественной форме и отражать физический смысл.
- 5 Критерий должен быть вычисляемым на практике. Так, статистический критерий, не всегда может иметь достаточную мощность выборки для минимизации ошибки второго рода.

Одним из базовых показателей качества поиска, используемых в критериях, является вероятность обнаружения объекта интереса, зависящая от дальности от СН до объекта $P(D)$, изображенной на рисунке 1.7. На рисунке представлен общий вид зависимости, конкретная форма данной кривой (угол наклона, протяженность и т.п.), изображенной на графике, и её положение относительно оси абсцисс определяются условиями наблюдения во время проведения мониторинга.

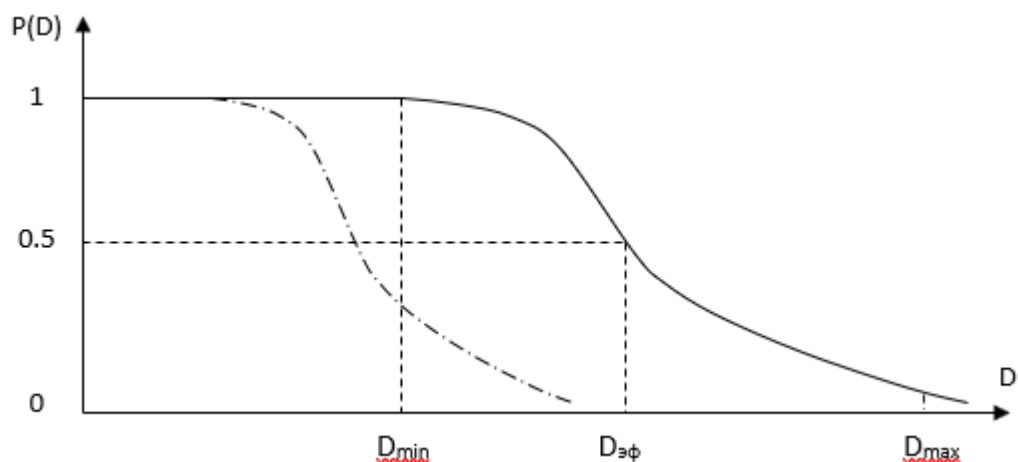


Рисунок. 1.7 - Зависимость вероятности обнаружения от дальности до объекта

При применении данной модели показателя качества поиска дальность мониторинга принято считать эффективной, пока вероятность обнаружения объекта, рассчитанная с помощью модели так называемой эффективной дальности, что это такое остается выше порогового значения. Для данного примера пороговая вероятность равна 0,5, как показано на рисунке 1.7, используемый метод выбора пороговой вероятности обнаружения также использован в данной диссертационной работе.

Однако, подобная модель имеет ограниченное применения, т.к. не учитывает многие условия наблюдения и является достаточно приближенной. Если в конкретной поисковой ситуации функция $P(D)$ известна, то данная информация позволяет определить параметры полета БЛА, обеспечивающие максимизацию поисковых критериев эффективности. Данная модель обнаружения не учитывает возможные потери, связанные с пропуском цели и ложной тревоги, и сводится к определению вероятности хотя бы одного обнаружения [55] $P_{m \geq 1}$:

$$P_{m \geq 1} = 1 - P_{m=0} = 1 - e^{-\gamma t_{\Pi}}, \quad (2)$$

где γt_{Π} – среднее количество обнаружений за время поиска t_{Π} .

Сложность применения данного подхода состоит в том, что для каждой ситуации условия различны, и характеристики этих зависимостей должны определяться индивидуально для каждого условия мониторинга. Однако в

применяемых в настоящее время методах управления поисковыми ресурсами используются модели наблюдаемости с постоянными коэффициентами, что в существенной степени снижает эффективность планируемых операций.

Таким образом, главный недостаток описанных классических показателей, заключается в том, что они рассчитаны на постоянные условия наблюдения в течение выполнения всей операции, поэтому использования их в явном виде для оценки мониторинга пожарной обстановки является невозможным при динамически изменяемых условиях пожара.

Варьируя в реальном времени дальностью до объекта, можно обеспечить заданную вероятность обнаружения, а следовательно, и эффективность мониторинга. Однако, как было изложено в разделе 1.4, на вероятность обнаружения в случае мониторинга пожарной обстановки, влияет не только дистанция наблюдения (дальность), но и наблюдаемость объектов, которая в свою очередь зависит от относительной яркости и контрастности.

Для вычисления яркости изображения в соответствии с рекомендациями стандарта Федеральной комиссии связи (FCC) принято пользоваться формулой:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B. \quad (3)$$

Однако, в настоящее время используемое sRGB-стандартом представления цветового сектора с использованием модели RGB пространство цветов существенно отличается от National Television System Committee (NTSC), что видно из представленных на рисунке 1.8 цветовых спектров обсуждаемых моделей. Треугольник используемых цветов стал шире и несколько смещен в сторону, то есть точка белого тоже смещена, таким образом коэффициенты для канонической формы яркости изменились.

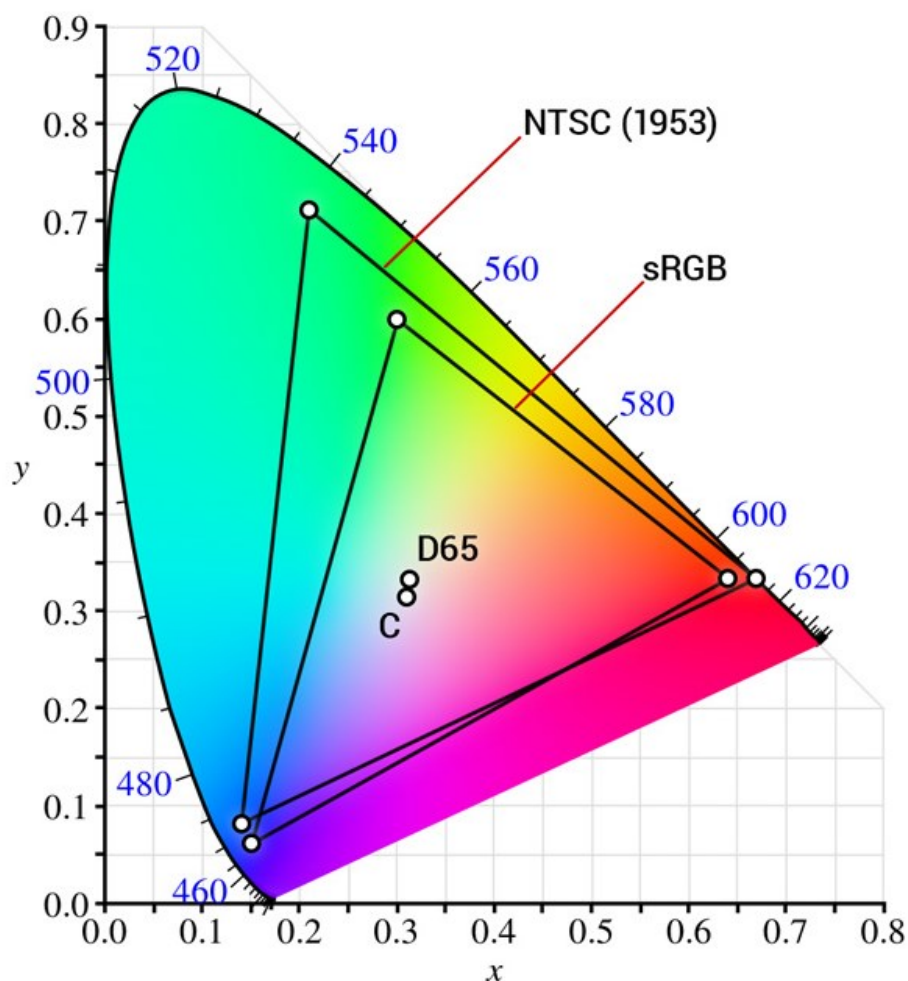


Рисунок. 1.8 - Диапазон цветов в системе

В связи с вышеизложенным [56] в работе для расчета относительной яркости изображения использовалась следующая зависимость:

$$Y_p = 0.2126R + 0.7152G + 0.0722B. \quad (4)$$

Для более точного сравнения изменения яркости возьмем округления коэффициентов до четвертого знака, что в соответствии с международным стандартом покрывает 99 % потребительских задач.

Яркость всего изображения рассчитывается по формуле:

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (R_p + G_p + B_p), \quad (5)$$

где N – количество пикселей на изображении, p – номер пикселя, ($p \in N$), Y – яркость всего изображения

С учётом формулы (1) и (2) в дальнейших расчетах будет рассчитана как:

$$Y = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N Y_p, \quad (6)$$

где Y_p – яркость p -го пикселя.

Общепринятым понятием контраста является величина, равная отношению разности максимальной и минимальной яркости пикселей к их сумме. Однако, более точным критерием яркостной контрастности является дисперсия яркости пикселей изображения:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (Y_p - Y)^2. \quad (7)$$

Более универсальный безразмерный критерий оценки яркостной контрастности — отношение среднеквадратического отклонения к максимально возможному значению яркости:

$$C = \frac{2\sigma}{Y_{max}}. \quad (8)$$

C изменяется в диапазоне $[0,1]$. Значение 0 соответствует однотонному изображению, значение 1 — максимально контрастному. Оптимальное значение контрастности зависит от типа объекта, представленного на изображении.

Наблюдаемость объектов также зависит от частичного или полного их перекрытия, факт наступления которого определяется, когда относительная яркость снижается ниже пороговой. На данное обстоятельство безусловно влияет и аппаратная составляющая, что может быть критерием выбора СН. Её чувствительность – способность преобразовывать кванты света в электрический сигнал, т. е. нижняя граница рабочего диапазона освещённостей.

В случае полного или частичного (критического – перекрывающего ключевые точки, делающего невозможным распознавание объекта) аппарату необходимо снижаться. В данной работе под «перекрытием» понимается абсолютно густой дым, возможность побороть который возникает только при снижении высоты полёта БЛА, т.е. уменьшении количества твердых частиц дыма на принимаемом изображении, и, как следствие, повышении контрастности. Которая в свою очередь влияет на вероятность правильного обнаружения.

Таким образом, на данный момент существуют методы оценки эффективности мониторинга, такие, как общая производительность, вероятность пропуска цели, время поиска и другие, в модели определения которых входит

вероятность правильного обнаружения. Следовательно, справедливо считать данную вероятность наиболее существенным показателем качества мониторинга, так как она должна быть определена при любом выборе показателя эффективности поиска. Но, как уже показано в данной главе диссертационной работы, при пожарной обстановке оценка эффективности отличается. Если при неизменяющихся условиях наблюдаемости принято пользоваться зависимостью $P(d)$, описанной выше, то для мониторинга пожарной обстановки на данный момент отсутствуют модели или методы оценки эффективности, что в свою очередь делает управление поисковыми средствами неэффективным. В данной работе предлагается подход к оценке и повышению эффективности мониторинга, основанный на использовании эвристических моделей пожарной обстановки. Рассмотрим далее эти математические модели и алгоритмы, используемые для повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки.

ГЛАВА 2. Математические модели и алгоритмы, обеспечивающие повышение эффективности мониторинга пожарной обстановки

Настоящая глава содержит детальное описание предлагаемых эвристических моделей наблюдаемости объектов интереса и условий безопасности полета БЛА для различных параметров пожарной обстановки, которые, как уже указывалось выше, используются в рамках данной работы непосредственно для анализа эффективности операции, т.е. оказывают влияние на работоспособность аппарата, а также на вероятность распознавания объектов.

Для повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки разделим площадь, охваченную пожаром, на F областей. В качестве примера рассмотрим задачу тушения площадного пожара лесной местности, включающей области, обладающие разными характеристиками как подстилающей поверхности, так и пламени, пример местности с разделением на области представлен на рисунке 2.1.



Рисунок. 2.1 - Пример различных областей пожара

Присвоим каждой области свой номер f , $f \in F$ (в представленном примере $f = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$) и будем анализировать их свойства индивидуально, поскольку именно индивидуальные характеристики пожара каждой области,

например, большое количество дыма, определяют необходимость уменьшения высоты полета БЛА для улучшения наблюдаемости при прочих допустимых характеристиках на данной области. Однако, областям со схожими характеристиками пожара могут быть присущи недопустимые для уменьшения высоты полета БЛА свойства местности. Таким образом, для подгруппы БЛА, обследующей каждую область, на основе разработанных моделей безопасности и наблюдаемости, будет определяться оптимальная высота полета, учитывающая как характеристики пожара на обследуемой области, так и характеристики данной местности. Обследуемые области могут классифицироваться как по координатному признаку, так и по характеристикам местности (более подробно этот вопрос обсуждается в разделе 2.5 настоящей работы).

2.1. Постановка задачи повышения эффективности мониторинга

Приведенный в первой главе анализ существующих проблем обнаружения объектов при мониторинге пожарной обстановки приводит к выводу относительно необходимости повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки. В свою очередь, анализ современного состояния разработок в рассматриваемой сфере позволяет определить цель настоящей работы как минимизацию ущерба, наносимого пожаром человеческим ресурсам, путем повышения эффективности обнаружения объектов интереса в очагах пожара с учетом минимума потерь БЛА. Иными словами, необходимо повысить вероятность обнаружения объектов интереса с учетом экстремальных условий функционирования БЛА, а также уменьшения риска потери БЛА в процессе выполнения операции.

Представляется очевидным, что для достижения поставленной цели необходимо, прежде всего, сформировать критерий оценки эффективности мониторинга, а также модели, учитывающие изменяющиеся условия окружающей среды, коррелирующие с общепринятыми в данной предметной области показателями.

В рамках настоящего исследования рассматривается 3D задача управления полетом БЛА. Однако, как известно [57], задача управления плановыми координатами в настоящее время изучена на достаточном уровне, т.е. уже имеется множество успешных решений. В то же время, анализ показывает, что автоматизированное управление высотой полета БЛА в обсуждаемых условиях является наиболее сложной задачей, в частности, в связи с фактом использования стерео-зрения, либо высокоточной карты высот местности, в том числе и при управлении БЛА оператором. Таким образом, с учетом сказанного, в данном исследовании предлагается повысить эффективность мониторинга пожарной обстановки путем оптимизации высоты полета БЛА в процессе мониторинга с учётом безопасности аппарата, а также условий наблюдаемости объектов интереса. В результате, конкретизированная указанным образом цель исследования может быть достигнута путем решения следующих частных задач:

1. Анализ существующих методов обнаружения объектов интереса с целью оценки влияния неконтролируемых факторов, обусловленных пожарной обстановкой, на вероятность обнаружения.
2. Разработка модели наблюдаемости и фактов достоверного обнаружения ОИ на наблюдаемой сцене при выполнении БЛА мониторинга пожарной обстановки, учитывающей воздействие дестабилизирующих факторов окружающей среды. Здесь и в дальнейшем под достоверностью обнаружения ОИ или аварии БЛА понимается некое среднее значение количества обнаружений ОИ или безопасности полета БЛА, полученное при конкретных условиях в диапазоне значений зависящих от них параметров.
3. Разработка модели безопасности полёта БЛА при выполнении мониторинга пожарной обстановки, учитывающей тепловое воздействие факторов пожара, а также свойства подстилающей поверхности.
4. Подтверждение адекватности разработанных моделей.
5. Формирование критерия оптимальности высоты полёта БЛА над очагом пожара при выполнении мониторинга.

6. Разработка алгоритма выбора оптимальной с точки зрения принятого критерия высоты полёта БЛА при мониторинге пожарной обстановки.
7. Анализ существующих методов предварительной обработки зашумленных изображений.
8. Разработка адаптивного подхода к выбору режима предварительной обработки изображений наблюдаемых сцен пожарной обстановки.
9. Формирование способа классификации пожарной обстановки с учетом условий наблюдения и безопасности, для разделения местности, охваченной пожаром, на области.
10. Подтверждение работоспособности предложенного комплексного адаптивного алгоритма.

2.2. Анализ влияния обнаружения объектов интереса при мониторинге пожарной обстановки.

Для получения изображения наблюдаемой местности в процессе мониторинга используется камера БЛА, затем вычислительная среда, используя методы, описанные в разделе 1.5, улучшает полученное изображение, повышая его информативность. Далее происходит обнаружение объекта интереса. Функциональная схема данного процесса приведена на рисунке 2.2:



Рисунок. 2.2 - Функциональная схема процесса обнаружения ОИ

Из приведенной схемы видно, что изображение объекта проходит через среду, которая в свою очередь является непрогнозируемым и неконтролируемым фактором. При этом процесс обнаружения ОИ содержит лишь два этапа, позволяющие за счет улучшения алгоритмического обеспечения повысить эффективность мониторинга: предварительная обработка полученного с камеры изображения и непосредственно этап обнаружения. Заметим, что процесс

обнаружения объектов интереса достаточно хорошо изучен на настоящий момент времени [58].

Среда в рассматриваемом случае из-за наличия дыма и высоких температур, как показано в главе 1, понижает контрастность и относительную яркость [44], а также искажает границы ОИ, что влечет за собой понижение достоверности обнаружения. Предложенные в разделе 1.5 методы могут повысить контрастность, а следовательно, и достоверность обнаружения объектов. Анализ эффективности описанных методов путем их тестирования приведен ниже в разделе 2.2.1. Характеристики камеры, безусловно, тоже оказывают влияние на качество принимаемого изображения, и, соответственно, на распознаваемость объектов на нем. Однако, современные разработки СТЗ позволяют получать кадры высокого качества, достаточного для распознавания объектов на Земле с больших высот. Таким образом, здесь ключевое негативное влияние будет оказывать среда с наличием задымленности и других факторов пожара, таких как турбулентность атмосферы.

Представленная выше функциональная схема, а также анализ, приведенный в разделе 1.5, позволяют выделить наиболее эффективные применительно к данной задаче виды методов и алгоритмов предварительной обработки изображений, перечисленные ниже в таблице 2.1. Кроме того, ниже будут рассмотрены также методы устранения влияния турбулентности на качество принимаемого на борту БЛА изображения.

Таблица 2.1 - Перспективные методы предварительной обработки изображений

№ п.п.	Класс метода	Используемый подход	Примечание
1.	Глобальные методы	Преобразование Фурье	Применение ФВЧ Баттерворта
2.			Применение ФВЧ Гаусса
3.	Локальные методы	Повышение контрастности	За счет нахождения математического ожидания (МО) яркостей и введения весового коэффициента

4.	Нейросетевые методы	Генеративно-состязательная сеть pix2pix	Применение для обучения НС шума Перлина
5.			Применения для обучения НС моделируемого тумана низкой и высокой плотности

2.2.1 Предварительная обработка и улучшение изображения

Исходя из выше сказанного, влияние среды на искажение изображение возникает вследствие влияния широкого спектра неконтролируемых факторов, таких, как высокие температуры, вызывающие турбулентность среды, а также задымленность, понижающая контрастность всего изображения в целом. Влияние турбулентности, вызванной высокими температурами (см. раздел 1.4), может значительно ухудшить распознаваемость объектов. Ниже на рисунках 2.3-2.4 приведены результаты проведенных в рамках данной диссертационной работы исследований, доказывающие влияние турбулентности.

Для решения вышеописанной проблемы в настоящее время существует модель устранения искажений изображения (размытия границ объектов), вызванного турбулентностью [47].

При определении контура объекта, содержащего всю необходимую информацию для распознавания объекта по его форме, становится возможным достоверное обнаружение ОИ. Однако, очевидным образом понятно, что при размытии границ объекта на изображении значительно снижается эффективность работы контурных методов обнаружения объектов, основанных на аппроксимации кривых или прослеживании контуров. Анализ показывает, что нейросетевые методы в этих условиях также не дают требуемого эффекта. В частности, на видео, из которого взят фрагмент, приведенный на рисунке 1.6, производился захват автомобиля нейросетью. Однако, вследствие сильных искажений алгоритм захвата объекта на изображении не может работать стабильно, как видно на рисунке 2.3.

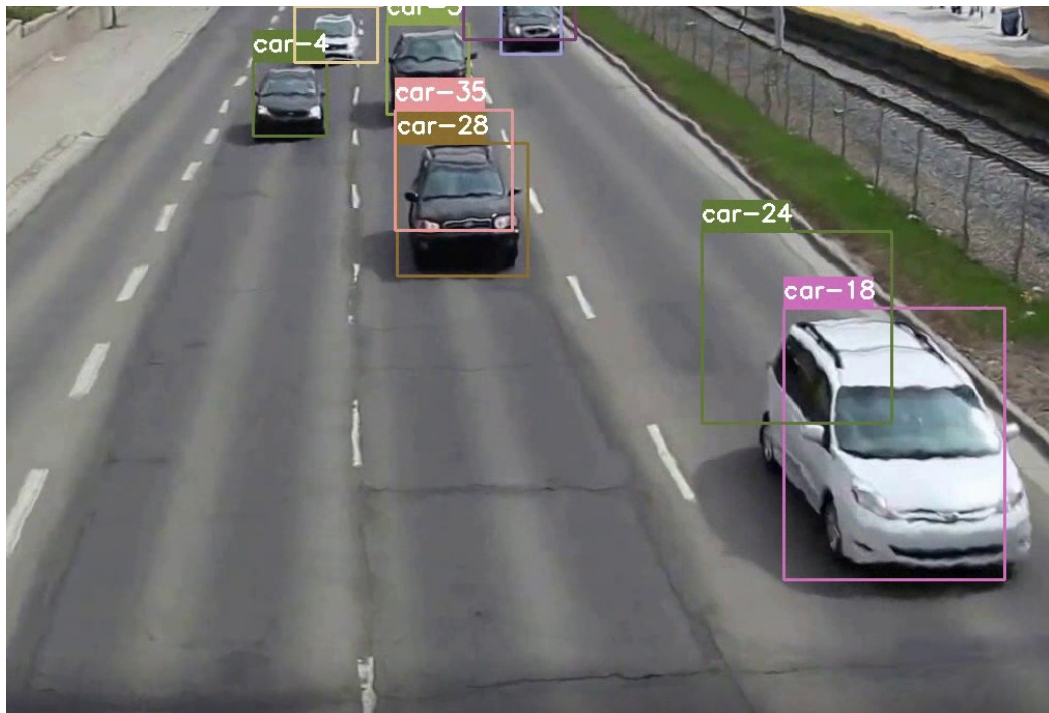


Рисунок. 2.3 - Захват автомобиля на искаженном изображении

После обработки всех фрагментов видео количество выявленных нейросетью на нем автомобилей составило 138 при реальном наличии на видео 26 объектов этого типа.

Проблема как ложного обнаружения, так и пропуска ОИ может быть решена на основе использования описанной в [41] модели путем восстановления границ объектов на изображении в результате устранения сдвига пикселей, вызванного преломлением лучей, что можно заметить на рисунке 2.4. Данная модель также используется в обработке изображений с дорожных камер в странах с жарким климатом, что подтверждает её применимость при турбулентности атмосферы и искажении изображений из-за высоких температур при мониторинге пожарной обстановки.

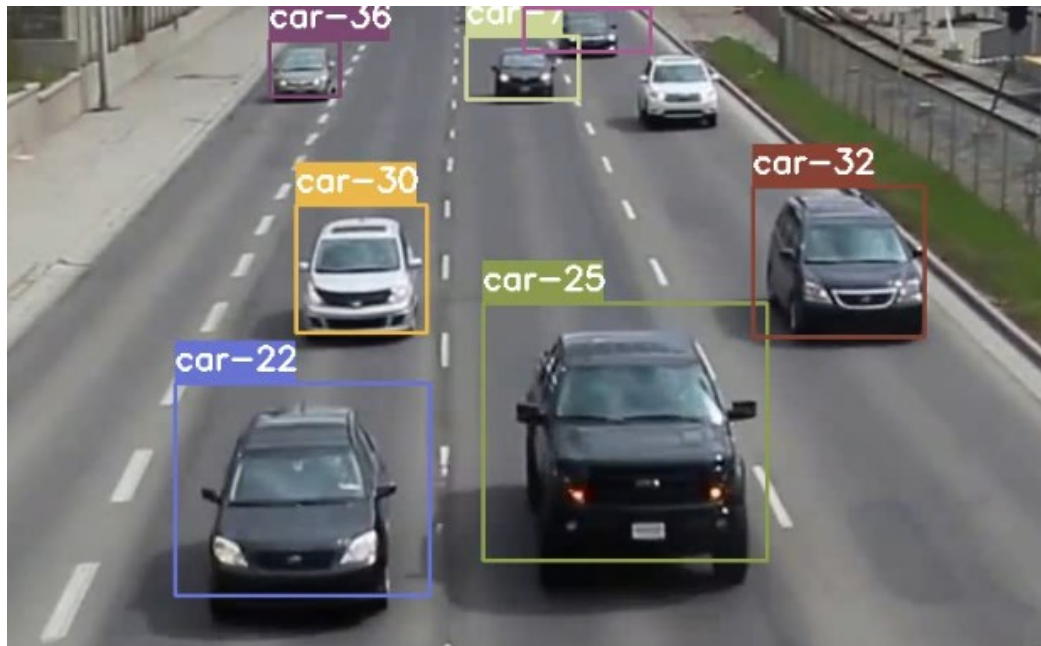


Рисунок. 2.4 - Распознавание на восстановленном изображении

После устранения искажений, вызванных турбулентностью атмосферы, алгоритм захвата авто показал удовлетворительный результат. На обработанном видео, из которого взят фрагмент, представленный на рисунке 2.4, из 26 автомобилей 25 автомобилей распознано, что является удовлетворительным результатом.

При высокой контрастности изображений вероятность распознавания объектов интереса после устранения искажений, вызванных турбулентностью [47], увеличивается незначительно. Однако, даже в таких контрастных условиях, как представлено на рисунке 2.5, вследствие турбулентности вероятность принадлежности объекта к правильному классу уменьшается в среднем на 0.05, а объекты, находящиеся на удалении, перестают распознаваться вовсе, как это видно на рисунке 2.6.

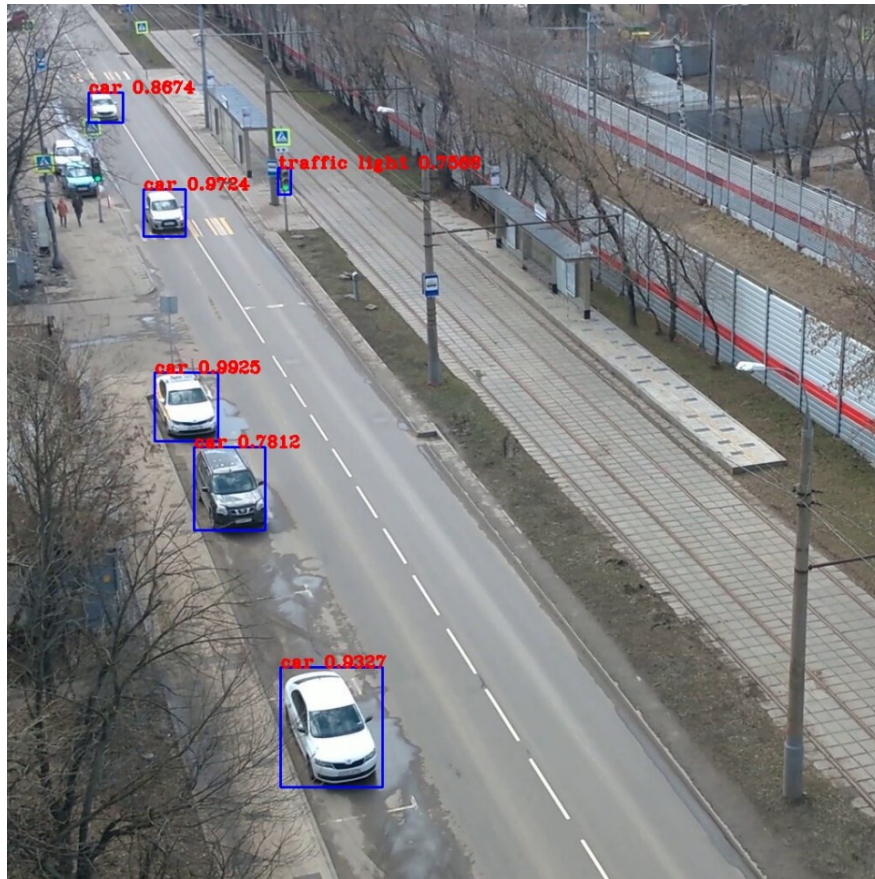


Рисунок. 2.5 - Распознавание на неискаженном изображении

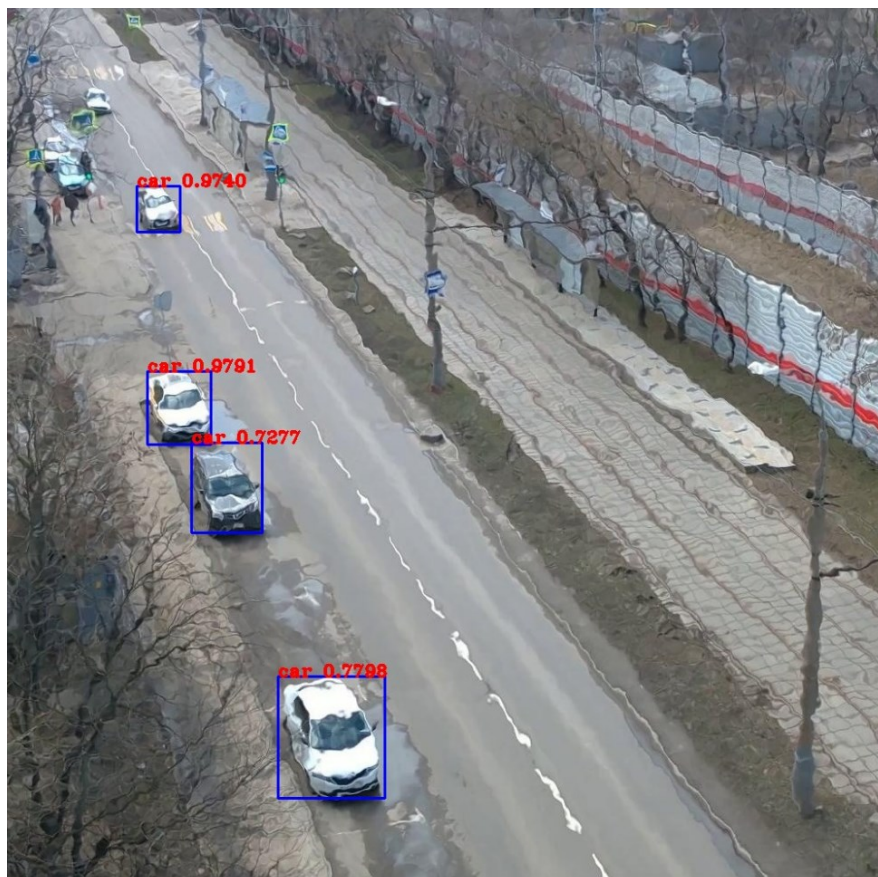


Рисунок. 2.6 - Распознавание на изображении с турбулентностью

При эффекте турбулентности на изображениях, уже содержащих факторы, ухудшающие видимость, такие как дым, как показано на рисунке 2.7, вероятность правильного распознавания объектов на них резко ухудшается. Вероятность принадлежности к определенному классу в этих случаях уменьшается в среднем на 0.09.

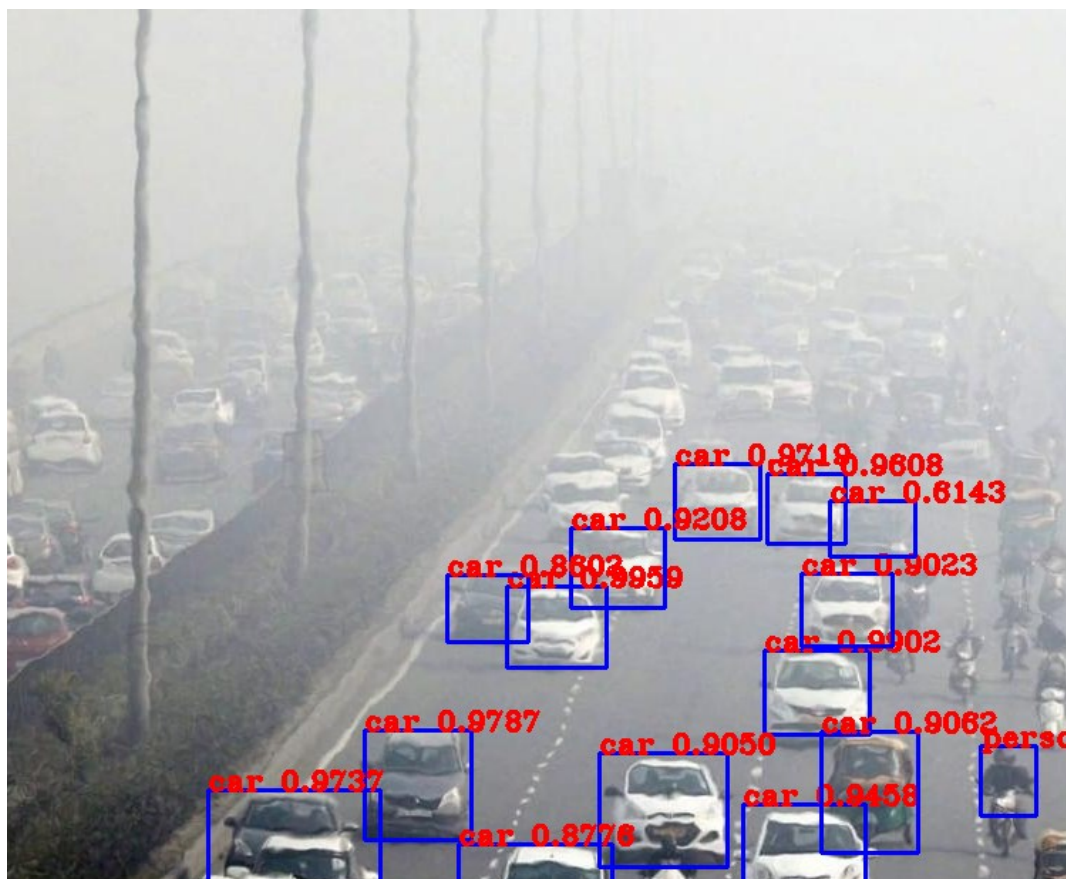


Рисунок. 2.7 - Изображение, полученное при турбулентности атмосферы

В случаях, когда контрастность изображения понижена наличием дыма или тумана на наблюдаемой сцене, после устранения искажений на изображении становятся распознанными те объекты, которые до этого были полностью нераспознаваемы, результаты представлены на рисунках 2.8 -2.10, что доказывает действенность модели устранения эффекта турбулентности [44] и применимости ее при мониторинге пожарной обстановки.

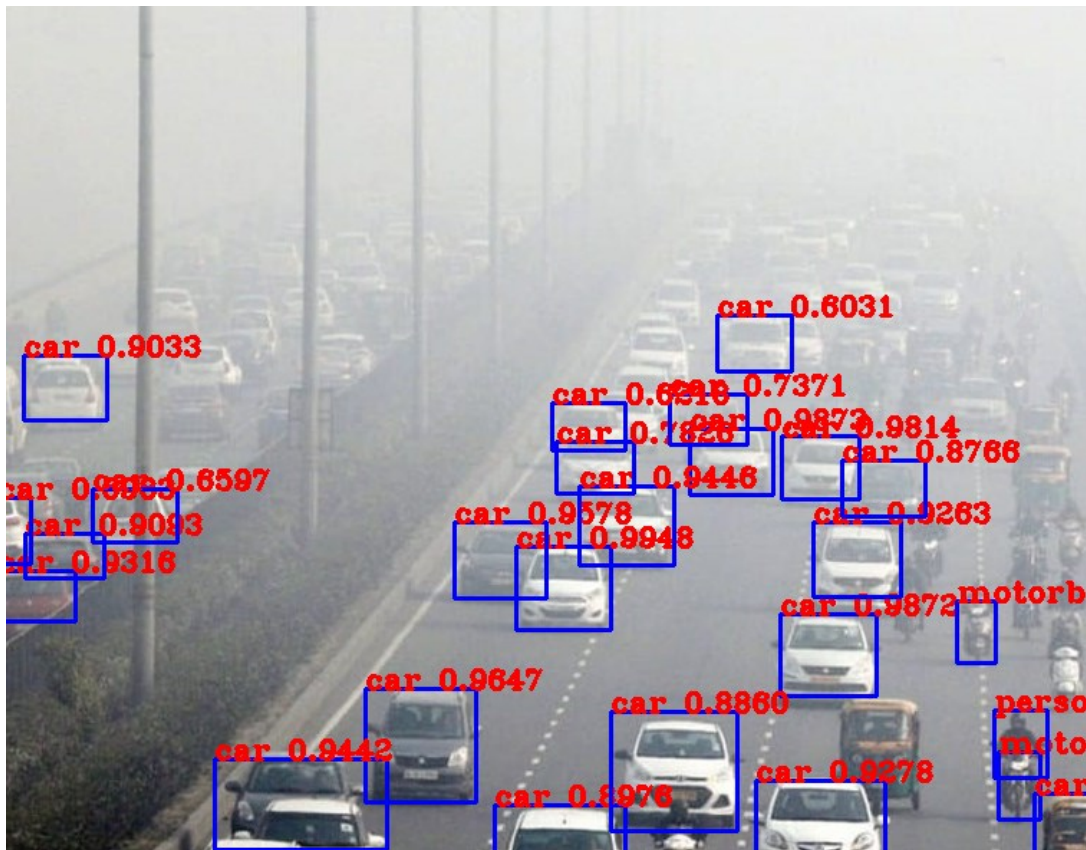


Рисунок. 2.8 - Восстановленное изображение

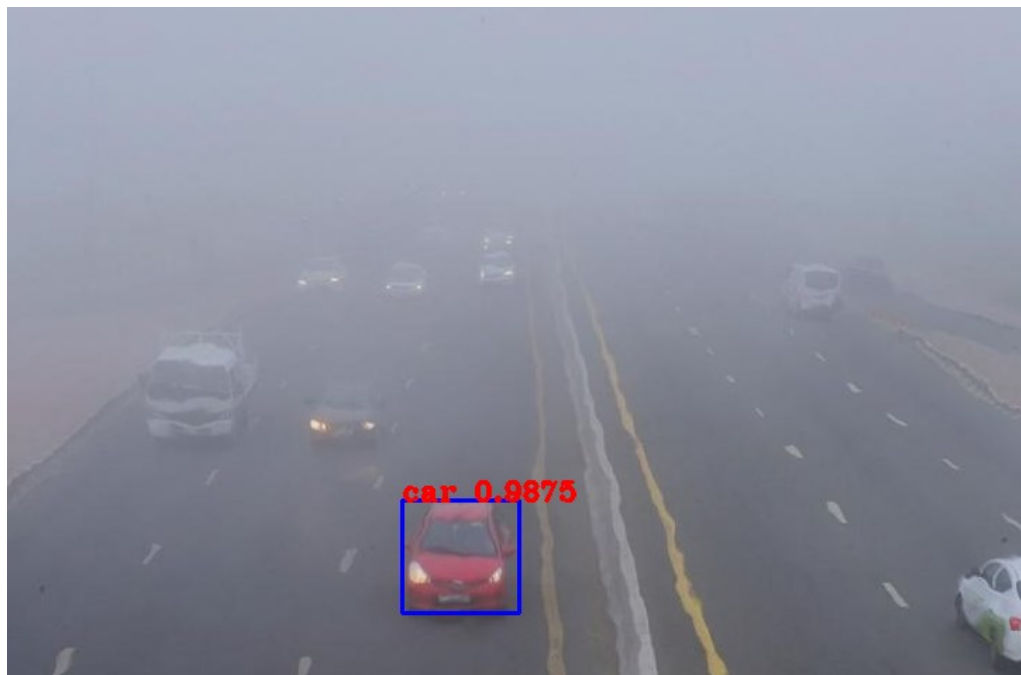


Рисунок. 2.9 - Изображение, полученное при турбулентности атмосферы

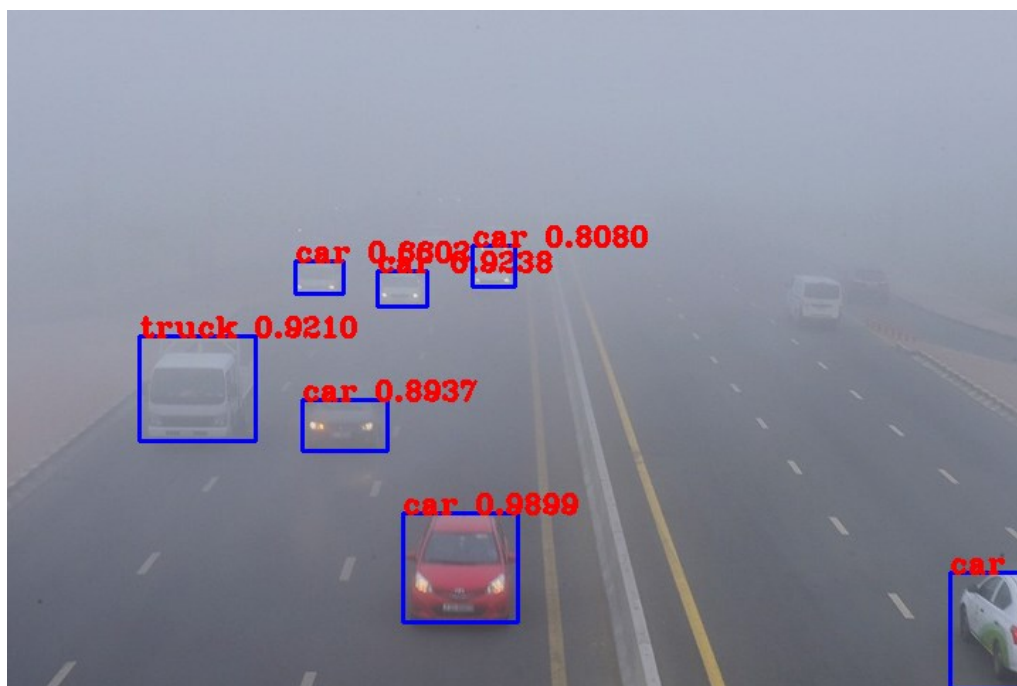


Рисунок. 2.10 - Восстановленное изображение

Как уже описывалось выше (раздел 1.4), вследствие воздействия пожарной обстановки, в частности снижения контрастности и яркости получаемого на борту изображения, что обусловлено наличием дыма, и следовательно, мелких твердых частиц, находящихся во взвешенном состоянии на наблюдаемой сцене, в процессе мониторинга пожара снижается контрастность. Для демонстрации подхода, который позволяет повысить контрастность изображения благодаря использованию фильтрации, описанного в разделе 1.5 выберем некоторое задымленное изображение, представленное на рисунке 2.11. Значение относительной средней яркости метки, взятой за эталон, на исходном изображении равно 150,5, вычислено с использованием формулы (6), яркостная контрастность, рассчитанная по формуле (8), составляет 0,2382.



Рисунок. 2.11 - Исходное изображение

На рисунках 2.12, 2.13 представлен результат применения фильтров с данными параметрами на исходном изображении. Контраст резких деталей повысился и составил 0,6063. Однако, из-за конструкции высокочастотного фильтра, он обнуляет нулевой член, несущий информацию о средней яркости изображения, и общая его яркость падает. Значение относительной яркости обработанного изображения на рисунке 2.12 составило 64,33.



Рисунок. 2.12 - Результат применения ФВЧ Баттерворта

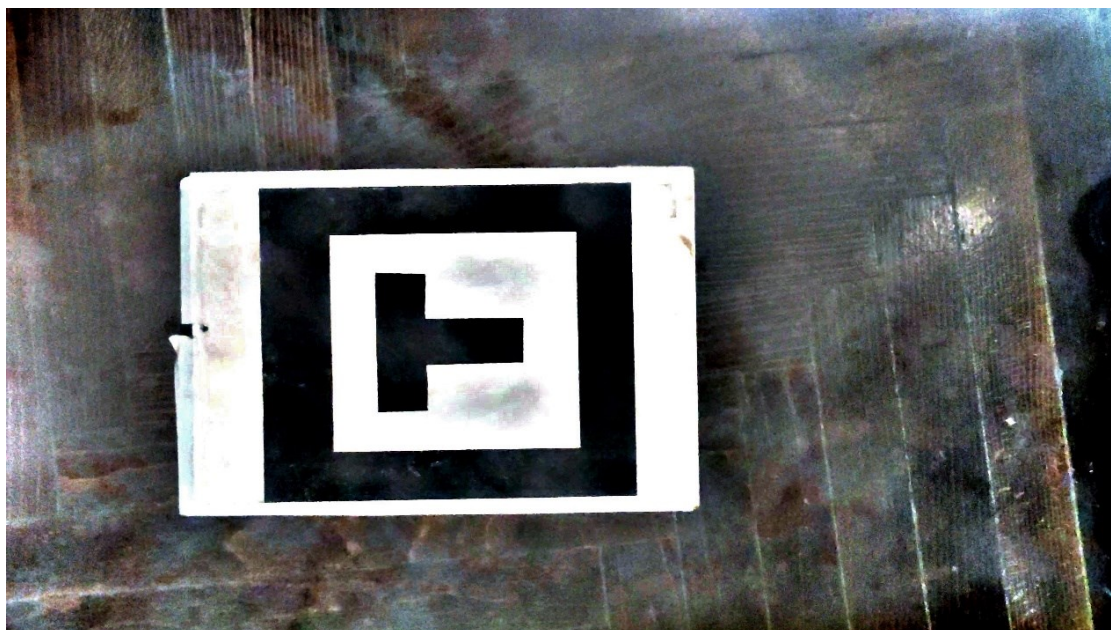


Рисунок. 2.13 - Результат применения ФВЧ Гаусса

Таким образом, применение данного подхода позволило повысить яркостную контрастность на 39,3%.

Для демонстрации эффективности нейросетевого подхода может быть использована генеративно-состязательная сеть $pix2pix$, предназначенная для преобразования исходного изображения. Сбор или получение тренировочных данных для обучения сети являлось ключевой проблемой, так как ручное создание выборки достаточно трудоёмкий процесс. Выходом из этого положения является программный синтез дыма на изображении. Однако большинство известных решений генерации дыма (шум Перлина, симплекс шум) не позволяют добиться требуемой для обучений нейросети реалистичности изображения. В свою очередь, дым и туман имеют близкую физическую природу и в рамках данной задачи могут быть взаимозаменяемы. В работе [59] показан способ моделирования тумана на изображении с использованием карты глубины на примере набора изображений [60]. Туман схож по степени воздействия на изображения с точки зрения понижения яркости и контрастности на дым, однако, вместо содержащихся в дыму твердых частиц в тумане содержатся мелкодисперсные частицы воды [61]. На рисунке 2.14 продемонстрированы результаты программного синтеза шумов описанными способами.



Рисунок. 2.14 - Слева-направо: оригинальное изображение, то же изображение с наложением шума Перлина, оригинальное изображение с добавлением смоделированного тумана с помощью карты глубины

При обучении нейросети на выборке с высокой плотностью тумана, как показано на рисунке 2.15, были получены неудовлетворительные результаты: изображение являлось недостаточно четким, и вследствие этого не удалось обучить сеть. Для решения данной проблемы нейросеть была предобучена на выборке с низкой плотностью тумана, показанной на рисунке 2.16, после чего обучалась на основной выборке.



Рисунок. 2.15 - Изображение из обучающей выборки с высокой плотностью сгенерированного тумана



Рисунок. 2.16 - Изображение из обучающей выборки с низкой плотностью сгенерированного тумана

Подобный приём позволил подстроить веса модели под конечную задачу и получить удовлетворительные результаты.

Оценивание эффективности работы модели проводилась на основе использования двух алгоритмов: выделения прямоугольников и распознавания классов объектов на изображении. В первом случае модель позволила заметно повысить количество кадров, на котором выделен прямоугольник на рисунке 2.17, в то время как алгоритм распознавания объектов, результаты работы которого показаны на рисунке 2.18, также показал прирост точности.

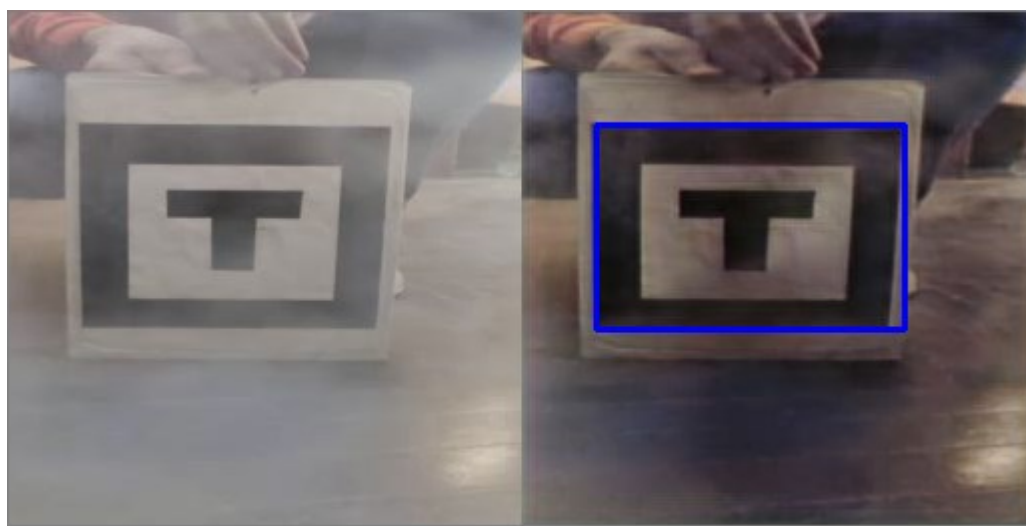


Рисунок. 2.17 - Результат работы алгоритма детектирования прямоугольников



Рисунок. 2.18 - Результат работы алгоритма распознавания образов

2.2.2 Распознавание объектов интереса по результатам предварительной обработки изображения

Ниже на рисунках 2.19 и 2.20 представлены результаты, демонстрирующие подход, основанный на переходе в частотную область и использовании фильтра, в процессе распознавания образов.



Рисунок. 2.19 - Исходное изображение



Рисунок. 2.20 - Распознавание на обработанном изображении

Анализ результатов распознавания ОИ показал, что применение описанного подхода, использующего фильтрацию в частотной области с предварительным переходом в область Фурье, позволяет повысить вероятность обнаружения и распознавания объектов. Результаты сравнения качества работы модели на тестовом видео приведены в таблице 2.2.

Таблица 2.2 - Количественные результаты работы алгоритма

Количество кадров	Оригинальные изображения	Обработанные
Успешно детектирован прямоугольник	346 (~ 46,9 %)	382(~51,8 %)
Прямоугольник не детектирован	392	356
Всего	738	738

Таким образом, применение описанных выше подходов к повышению информативности изображения позволяет сделать вывод, что на уровень

распознавания ОИ влияет контрастность изображения. Используя описанные подходы, можно повысить вероятность распознавания объекта более, чем на 90%. В среднем эффективность процесса распознавания удастся повысить на 15%.

2.3. Модель наблюдаемости объектов интереса с учетом влияния факторов пожарной обстановки

Несмотря на эффективность описанных выше методов, остаются ситуации, когда плотность дыма не позволяет улучшить изображения анализируемых сцен до уровня, позволяющего распознать объект интереса с необходимой достоверностью. К таким случаям относится перекрытие большей части объекта или его ключевых точек, необходимых для распознавания, а также полное перекрытие, пример которого представлен на рисунке 2.21 (полет на высоте 14м). В таком случае необходимо прибегнуть к снижению высоты полета МБЛА: снизившись при тех же условиях до высоты 8,6 м, получим изображение, показанное на рисунке 2.22.

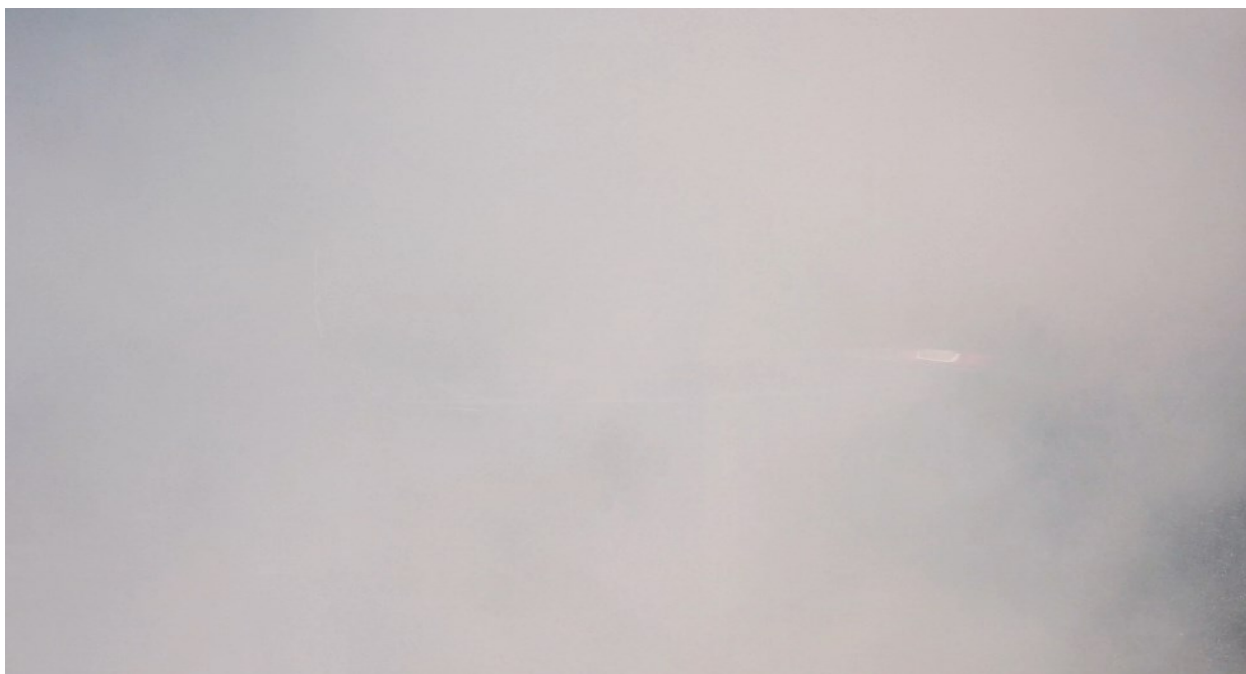


Рисунок. 2.21 - Частичное перекрытие объекта

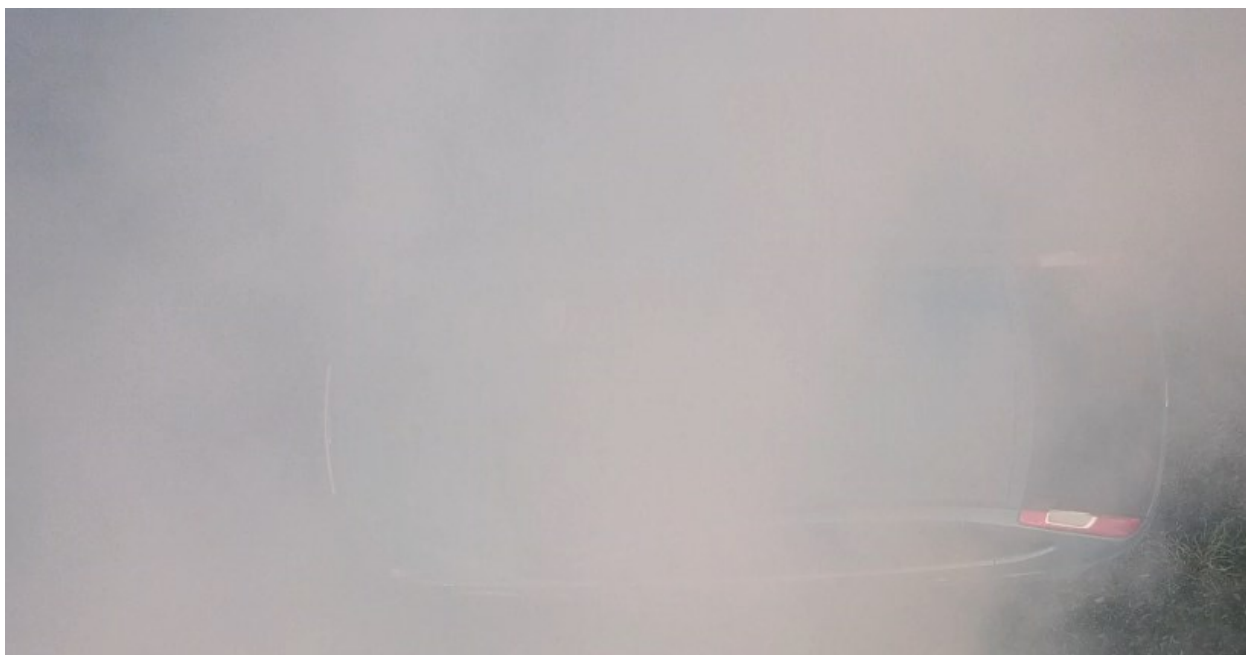


Рисунок. 2.22 - Увеличение видимость ОИ за счет снижения высоты полета

Прибегая к снижению высоты для улучшения распознаваемости ОИ необходимо понимать какой результат даст снижение до конкретной высоты. Для этого необходимо разработать модель зависимости наблюдаемости ОИ от высоты полета БЛА.

2.3.1 Модель наблюдаемости объектов интереса

Как изложено выше (раздел 1.5), существует множество методов увеличения наблюдаемости объектов за счет повышения контрастности наблюдаемых сцен. Контрастность принимаемых на борту БЛА изображений в условиях пожара уменьшается при наличии большего количества дыма на наблюдаемой сцене и увеличении высоты, как уже было описано в разделе 1.4.

Уменьшение контрастности и воздействие высокочастотных шумов увеличивают ошибки обнаружения объектов (вероятность пропуска целей, вероятность ложной тревоги).

Пусть в обследуемой области имеется F ($f \in F$) участков, на которых условия наблюдения различны (Рисунок. 2.1 -).

Для описания изменения контрастности предлагается использовать разработанную автором эмпирическую модель зависимости контрастности принимаемого на борту изображения от высоты полёта БЛА:

$$K_f(h) = K_{fmax} \left[1 - \frac{1}{1 + e^{-k_a f (h - h_a)}} \right], \quad (9)$$

где k_a - эмпирический коэффициент, зависящий от условий пожара, атмосферных условий и пр.; h_a - высота, при которой контрастность равна 0,5, является эмпирическим параметром, характеризующим факторы пожарной остановки, K_{fmax} , $f \in F$ - индекс области пожара; F - количество участков с постоянными параметрами задымленности; K_{fmax} - максимальная возможная контрастность на данной местности.

При мониторинге участка пожара f при полете БЛА на высоте h на принимаемое изображение сцены будет оказывать влияние понижение контрастности, а также шумы:

$$B(i, j, h) = B_r[i, j, K_f(h)] + n(i, j), \quad (10)$$

где $B(i, j, h)$ - яркость в точке изображения с координатами i, j ; $B_r[i, j, K_f(h)]$ - математическое ожидание яркости; $n(i, j)$ - белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением $\sigma_n(i, j)$.

Как обсуждалось ранее, шумы, определяемые конкретной моделью камеры и свойствами ПЗС-матрицы, а также искажения, обусловленные прохождением света через среду, не включая понижение контрастности, являются значением, которое можно с небольшим допущением принять постоянным во времени, а также не учитывать в процессе расчета изменения наблюдаемости, так как изменение высоты и плотности задымленности имеют значительно большее влияние.

Учитывая всё выше сказанное, предлагаемая эвристическая модель наблюдаемости ОИ в процессе мониторинга пожарной обстановки будет выглядеть следующим образом:

$$W_a(h) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-k_a(h - h_a)}} \quad (11)$$

В таком случае для каждого очага пожара f задаемся эмпирическим коэффициентом k_a и еще одним характеризующим параметром каждой конкретной области параметром h_a . Правила выбора данных параметров будут описаны в разделе 2.3.2 данной работы.

В соответствии с пояснениями данным в разделе 1.6 объектом интереса при выполнении операции поиска в данной работе является автомобиль. Выбор коэффициентов модели изменения контрастности, а также результаты её работы на изображении, содержащем объект данного класса, показаны на рисунке 2.23.

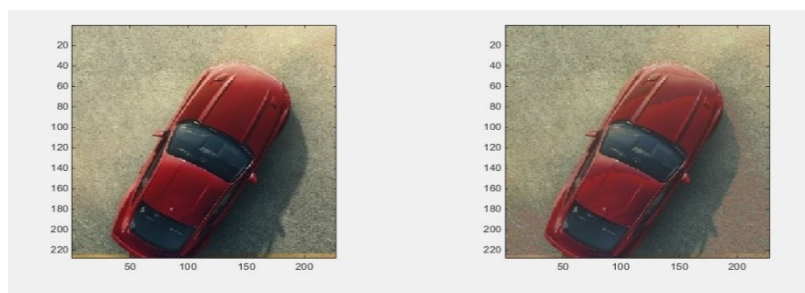


Рисунок. 2.23 - Понижение контрастности на 0.15.

В качестве примера для автомобиля зададимся следующими исходными данными: $k_a = 0.43$, $K_{a \max} = 3$, высота полета $h = 4\text{м}$, $h_a = 8\text{м}$, в таком случае $K_a(4)=2.54$. Результат работы модели контрастности изображения показан на Рисунок. 2.23 -. На данном рисунке изображен объект, контрастность которого понизилась на 15% от максимальной, т.е. контрастности эталона с текущей местностью на высоте h_{min} , а также уровнем шума с соотношением сигнал/шум равным 1,1.

Описанная модель изменения контрастности (5), а таким образом и предлагаемая эвристическая модель наблюдаемости (11) была апробирована на лабораторном эксперименте. На изображениях, полученных на разных высотах, искусственным образом было симитировано понижение контрастности до разных уровней, и далее данные изображения были поданы на вход алгоритма распознавания. Результаты проводимых экспериментов, обосновывающих выбор предлагаемой зависимости, представлены в главе 3 данной работы.

2.3.2 Методика оценки параметров модели наблюдаемости

Значительное влияние на достоверность обнаружения объектов оказывают условия, в которых проводится наблюдение. При различных условиях на одной и той же высоте полета над наблюдаемой сценой вероятность обнаружения различна, что и отражено в модели наблюдаемости в виде коэффициентов условий наблюдения, являющихся параметрами модели наблюдаемости (11):

K_a – эмпирический коэффициент, зависящий от условий наблюдения и расположения объектов интереса. Следует отметить, что уровень задымленности, влияющий на данный коэффициент, выбирается средним для всей площади, охватываемой углом обзора камеры.

h_a – эмпирический коэффициент, учитывающий условия пожарной обстановки, а также вид и характеристики подстилающей поверхности, высоту и плотность насаждений.

Ниже приведены примеры правил, обеспечивающих оценку параметров моделей наблюдаемости:

Если поверхность – лес и дым сильный, и влажность высокая, то $0.7 < k_a < 0.9$.

Если поверхность – лес и дым слабый, и лес редкий, и влажность низкая, то $h_a > 1.2 h_t$, $0.4 < k_a < 0.6$, где h_t – высота деревьев.

Если поверхность – лес и высота деревьев h_t , то $h_a > h_t$.

Если поверхность – поле, пожар и дым сильный, и влажность низкая, то $h_a > 3m$.

Если поверхность – поле, пожар и дым сильный, и влажность высокая, то $h_a > 5m$.

Коэффициент k_a (размерность 1/метр или 1/ m) и значения высот h_t , h_a (размерность - m) могут быть определены на основе сформированных заранее баз знаний исходя из предыдущего опыта обследования аналогичных особых ситуаций.

При отсутствии баз знаний, описываемые выше коэффициенты могут быть выбраны на основе визуального анализа пожарной обстановки.

Уровень наблюдаемости, как уже говорилось выше, зависит от наличия и интенсивности дыма при пожаре. Рассмотрим пример. На представленном на рисунке 2.24 изображении дым плотный и его верхняя кромка существенно выше верхней кромки пламени. Параметр h_a в соответствии приведенными выше правилами выбирается равным 1.2 от высоты пламени. По изображению местности, представленному на рисунке видно, что в данном случае лес редкий, плотность дыма низкая, поэтому коэффициент k_a , принимает значение из диапазона $0.3 < k_a < 0.6$, уточнять данное значение можно расширяя базу знаний, а также количество факторов, учитываемых в параметрах модели.



Рисунок. 2.24 - Пример пожарной обстановки

Представленную базу правил для выбора коэффициентов модели наблюдаемости можно расширять, исходя из опыта экспертов и экспериментов, проводимых на натуральных моделях.

Способы описания пожара [27, 28] могут быть использованы при определении коэффициентов модели наблюдаемости объектов поиска в зависимости от высоты полета БЛА. Разработанная модель выбора высоты зависит от геометрических характеристик пожара, которые в свою очередь могут быть определены представленными способами.

2.4. Модель безопасности полета БЛА с учетом влияния факторов пожарной обстановки

Пожарная обстановка характерна наличием высоких температур, что влияет на безопасность полета БЛА. Под безопасностью полета понимается

достоверность события успешного мониторинга без аварии или повреждения аппарата. Вследствие того, что температура воздуха при пожаре является непостоянной величиной, то есть относится к динамически изменяемым факторам пожарной обстановки, то и безопасность полета БЛА, зависящая от температуры, будет варьироваться во времени.

Как уже говорилось в главе 1 данной работы (раздел 1.4), под факторами, влияющими на безопасность полета БЛА в данной работе, понимаются только воздействие высоких температур и высота препятствий (деревьев, кустарников, пламени).

2.4.1 Модель безопасности полета БЛА

Предлагаемый вид модели безопасности полёта БЛА над местностью, охваченной пожаром, выглядит следующим образом:

$$W_s = \frac{1}{1 + e^{-k_s(h-h_s)}}, \quad (12)$$

где k_s - эмпирический коэффициент, определяемый с учетом интенсивности огня, расположения и густоты наземных объектов, условий полета; h_s - эмпирический коэффициент, зависящий от высоты и объема пламени, равный высоте полета, при которой относительная безопасность полета равна 0.5; s - индекс критерия безопасности полета.

Модель имеет вид сигмоиды, представленной на рисунке 2.25, сохраняющей общую тенденцию зависимости снижения высоты полёта БЛА и безопасности полета БЛА.

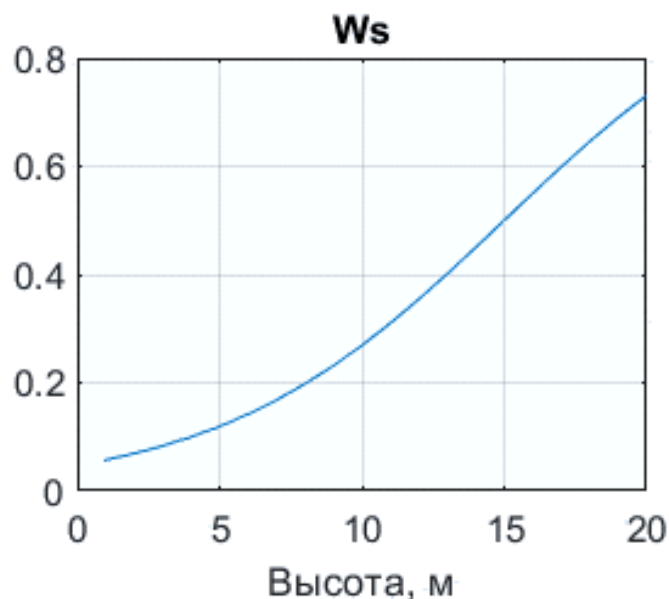


Рисунок. 2.25 - Модель безопасности полета БЛА

Конкретный вид данной сигмоиды, а в частности ее наклон и сдвиг, определяются конкретными значениями параметров модели, метод выбора которых описан в разделе ниже.

2.4.2 Методика оценки параметров модели безопасности полета БЛА

Безопасность полета БЛА в процессе выполнения мониторинга пожарной обстановки лесной местности зависит в первую очередь от высоты и силы пламени, а также от типа местности, высоты крон деревьев и густоты насаждений. При различных условиях полета на одной и той же высоте полета над местность, охваченной пожаром, вероятность аварии БЛА изменяется в зависимости от перечисленных факторов, что и отражено в модели безопасности в виде коэффициентов k_S и h_S , являющихся параметрами предлагаемой в работе эмпирической модели безопасности полета БЛА в условиях пожарной обстановки (12):

k_S – эмпирический коэффициент, зависящий от густоты (плотности) насаждения, влажности воздуха.

h_S – эмпирический коэффициент, учитывающий условия пожарной обстановки – объем и высоту пламени, а также вид и характеристики подстилающей поверхности, высоту и плотность насаждений.

Коэффициент k_S (размерность 1/метр или $1/m$) и значения высот h_S (размерность –метр или m) могут быть определены на основе сформированных заранее баз знаний исходя из предыдущего опыта обследования аналогичных особых ситуаций. Ниже представлены примеры правил из базы экспертных оценок для оценки параметров модели безопасности полета БЛА:

- Если поверхность – лес и высота деревьев/объектов h_i , то $h_S > 1.2 h_i$;
- Если лес – редкий, то $k_S < 0.4$;
- Если лес – густой, то $k_S > 0.6$;
- Если пожар – сильный и высота пламени h_f , то $h_S > h_f$;
- Если лес – редкий и пожар – средний, то $0.2 < k_S < 0.4$;
-

Представленная база знаний (БЗ) экспертных оценок можно увеличивать на основе анализа ситуаций, в следствие которого происходит уточнение параметров модели k_S и h_S .

Так на рисунке 2.24, рассмотренном выше в качестве примера при выборе значений параметров модели наблюдаемости ОИ, представлена ситуация, когда видимый уровень пламени выше h_f (размерность – метр или m), исходя из этого коэффициент k_S задается в диапазоне $0.7 < k_S < 0.9$, конкретное значение в данном диапазоне выбирается в зависимости от влажности воздуха в данной местности – чем влажность выше, тем коэффициент ближе к значению 0.9. Параметр h_S определяется исходя из условий $h_S > 0.7 h_i$.

Если обследуемая область состоит из F участков, на которых условия пожара различны, то уровень безопасности полёта БЛА на каждом участке может быть различен и может быть рассчитан для каждого участка отдельно.

2.5. Классификация местности по наличию факторов пожарной обстановки

На данный момент существует множество различных подходов к классификации пожарной обстановки, самые распространенные и применимые из них описаны в разделе 1.2 данной работы, некоторые представлены в источниках

[27] и [62]. Однако, данные классификации предназначены для применения при выполнении операций тушения или выявления динамики распространения пожаров. Классификация, предлагаемая в данной диссертационной работе, ориентирована конкретно на поиск объектов интереса, а также адаптирована под методику разработки алгоритма выбора оптимальной высоты полёта аппарата с точки зрения его безопасности и улучшения наблюдаемости. Предлагаемая классификация разработана с учётом уже имеющейся классификации задымленности, изложенной в таблице 2.3, а также плотности пожара P_n (1).

Для примера возьмём реальное изображение пожарной обстановки и его разделение на области согласно предложенной классификации, показанное на рисунке 2.26.

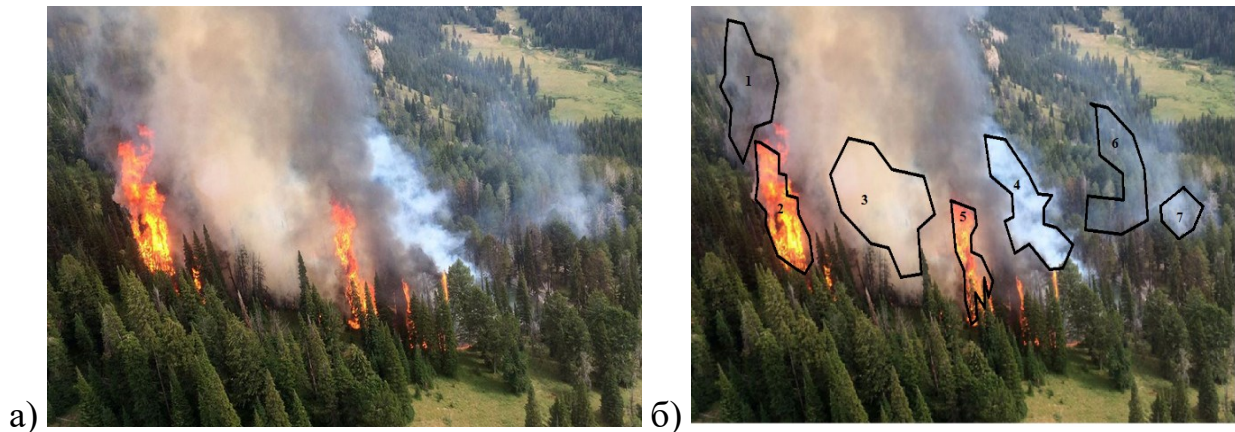


Рисунок. 2.26 - Примеры пожарной обстановки

Разделение наблюдаемой сцены на отдельные области (фрагменты) производится на основе оценки инвариантных моментов X_u [53]. Решение принимается при выполнении условий

$$|m_{0pq} - m_{pq}| \leq \Delta m_{pq}, \quad (13)$$

где m_{0pq} – pq -й момент, полученный при обработке эталонного изображения, m_{pq} – момент текущего изображения, Δm_{pq} – заданный порог.

Эталонные данные должны быть подготовлены заранее и включать условия основных поисковых ситуаций.

В рамках решаемой в настоящей работе задачи предлагается ввести классификацию пожарной обстановки, изложенную в таблице 2.3. В столбце 6

данной таблицы представлены экспертные оценки достоверности (возможности) обнаружения малоразмерных контрастных объектов выбранную нейросетью. В таблице представлены примеры (графа 4) пожарных обстановок каждого класса на примере изображения пожарной обстановки, представленном на рисунке 2.26.

Определение класса пожарной обстановки в соответствии с предлагаемым методом классификации зависит от ряда признаков, таких как наличие на наблюдаемой сцене открытого пламени, а также количество дыма. Определяемое на основе значений инвариантных моментов, а также на основе радиуса корреляции, так как чем больше радиус корреляции на наблюдаемой сцене, тем выше однородность поля, таким образом, можно сделать вывод о плотности дыма. При этом следует учитывать радиус корреляции на данной местности, полученный при отсутствии дыма на наблюдаемой сцене при пролете над обследуемой местностью. Использование радиуса корреляции в качестве признака для классификации пожарной обстановки накладывает определенные условия на наличие априорной информации в виде изображений исследуемой местности без наличия на ней пожарной обстановки. Однако, при отсутствии таковых, радиус априорный радиус корреляции может быть рассчитан на основе соседних участков местности, имеющих те же характеристики насаждений и типа подстилающей поверхности.

Таблица 2.3 - Классификация пожарной обстановки

Класс	Описание пожарной составляющей	Описание типа поверхности	Признаки	Пример	Достоверность обнаружения контрастных объектов
1	2	3	4	5	7
1	Сплошное пламя	Густой лес	Наличие цветowych составляющих огня	Фрагменты № 2, 5	~0
2	Сплошной и плотный дым	Лес	1-й момент показывает наличие плотного дыма; 2-й момент показывает наличие однородного поля	Фрагмент № 3	0,1
3	Дым средней плотности	Лес, кустарник	1-й момент показывает наличие дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус корреляции существенно отличается от характеристик поверхности	Фрагмент № 4	0,3
4	Слабый дым	Кустарник, поле	1-й момент показывает наличие слабого дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус	Фрагменты № 1, 7	0,5

			корреляции не существенно отличается от характеристик поверхности		
5	Дымка	Кустарник, поле	1-й момент показывает наличие слабого дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус корреляции существенно не отличается от характеристик поверхности	Фрагмент № 6	0,7
6	Практически задымление отсутствует	Поле	Моменты, рассчитанные на фрагменте, соответствуют не задымленным эталонам	Нижняя область наблюдаемой на изображении сцены	0,9

Классификация производится на основе заранее подготовленной базы знаний.

Классификацию области по безопасности предлагается реализовать следующим образом:

Выделение категорий безопасности по:

а. тепловому воздействию.

Конкретная категория выбирается, если идентифицируются визуальные признаки пламени.

б. воздействию внешних объектов, в частности, плотности леса и высоте деревьев.

Конкретная категория выбирается, если задымление присутствует, но визуальных признаков открытого пламени не обнаруживается.

Определяемая категория безопасности текущей ситуации пожарной обстановки позволяет наложить ограничения на высоту полёта.

Предлагаемая классификация позволит разделять области пожара, имеющие разные характеристики, для обработки отдельно. Таким образом, даже в случае единой площади распространения пожара (без площадного разрыва – наличия области земной поверхности, без видимых факторов пожарной обстановки) между участками, имеющими признаки пожарной обстановки. На данном примере, представленном на рисунке 2.26 (а), видно, что площадного разрыва на местности, охваченной пожаром, между областями с разной классификацией нет, однако для каждой из них будет выбраться свой метод предварительной обработки изображения, а также своя оптимальная высота полета БЛА. Границы назначения нового класса между участками, отмеченными на рисунке 2.26 (б), с явно выраженными и детектированными признаками назначаются в равном отдалении от обнаруженных границ областей, а также уточняются в реальном времени при подлете к области с новым классом.

2.6. Формализация принятого критерия эффективности

В условиях пожара из-за наличия пламени и дыма видимость объектов интереса может ухудшаться по сравнению с условиями наблюдения местности без пожарной обстановки. В зависимости от интенсивности дыма, эффективная дальность наблюдения меняется, что приводит к изменениям вероятности правильного обнаружения или распознавания объектов. Требуемой вероятности обнаружения можно добиться, выбирая определенную высоту полета БЛА. Однако, при снижении высоты полета БЛА будет более интенсивно подвергаться воздействию тепловых факторов и дыма, что повлияет на безопасность его полета. Возникающее противоречие между требуемой наблюдаемостью объектов и безопасностью БЛА необходимо решать путем нахождения высоты, на которой будет обеспечен экстремум используемого критерия эффективности мониторинга.

Выбранные критерии эффективности определяют алгоритмы управления поисковыми ресурсами. В теории поиска [63] широко используются производительные критерии, характеризующие скорость просмотра площади (области) поиска в единицу времени. Вероятностные критерии поиска, в частности, вероятность правильного обнаружения или вероятности ошибок обнаружения позволяют оценить возможности выполнения достаточно эффективного поиска на основе имеющейся априорной информации.

Подобные критерии могут быть использованы при оценке эффективности мониторинга пожарной обстановки. Однако, в рассматриваемой задаче требуется также оценивать безопасность полета БЛА и их возможные потери. При этом необходимо учитывать различие условий пожара на отдельных участках обследуемой области.

В данной диссертационной работе предлагается методика расчета оптимальной высоты полета БЛА, включающая следующие этапы:

1. Выбор критерия эффективности мониторинга пожарной обстановки;
2. Оценка критерия эффективности мониторинга от высоты полета и пожарной обстановки;
3. Оценка пожарной обстановки. Селекция участков пожара. (раздел 2.2 данной работы).
4. Определение оптимальной высоты полета для облета каждой f области пожарной обстановки.

Этапы 1 и 2 включает в себя предполетная подготовка, дальнейшие этапы выполняются в реальном времени в процессе подлета в местности, охваченной пожаром. Также следует отметить, что этап 4 предполагает перманентное выполнение на протяжении всей операции мониторинга.

В качестве критерия оптимальности высоты полета БЛА выбраны критерии, основанные на относительных потерях, которые более подробно описаны в следующих разделах данной главы.

$$R_{\Sigma} = R_s + R_a; \quad (14)$$

$$R_s = a_s(1 - W_s); \quad (15)$$

$$R_a = a_a(1 - W_a). \quad (16)$$

где R_{Σ} – общие (суммарные) относительные потери, R_s – относительные потери, связанные с безопасностью полета, R_a – относительные потери, связанные с ошибкой обнаружения, W_a – достоверность обнаружения (наблюдаемости), W_s – достоверность безопасного полета БЛА.

Значения W_a и W_s вычисляются с помощью предложенных в главе 2 моделей наблюдаемости объектов интереса и безопасности полета БЛА. Данные модели позволяют учитывать различные условия пожарной обстановки для конкретного участка местности. Графики этих моделей в зависимости от высоты полета БЛА имеют вид сигмоид. На основании предложенных выше моделей и критериев произведено моделирование

расчета оптимальной с точки зрения минимума суммарных потерь высоты полета над каждым очагом пожара, описанной в разделе 4.1.

$$\min R_{\Sigma} \quad (17)$$

Наличие минимума функции общих потерь (14) зависит от выбора коэффициентов ранжирования приоритета потерь, используемых в формулах (15) и (16).

В случае выбора коэффициентов ранжирования приоритета потерь a_s и a_a равными минимум функции общих потерь гарантирован. При неравных – в случае монотонности функции R_{Σ} , для конкретного очага пожара зададимся критериями, обеспечивающими максимум наблюдаемости или безопасности полета БЛА, в зависимости от соотношения коэффициентов, определяющих приоритет потерь. Таким образом, для каждого очага пожара оптимальная высота полета рассчитывается индивидуально.

Для очагов пожара с монотонной функцией общих потерь в случае выбора соотношения коэффициентов ранжирования потерь $R_s < R_a$ будем использовать критерий следующего вида:

$$\max W_a, \quad \text{при } W_s \geq W_s^0 \quad (18)$$

В случае соотношения рангов потерь $R_a < R_s$ и монотонности функции R_{Σ} расчет оптимальной высоты полета происходит с точки зрения критерия:

$$\min R_s, \quad \text{при } W_a \geq W_a^0 \quad (19)$$

Итогом работы представляемого алгоритма являются оптимальные с точки зрения выбранного критерия высоты полета для БЛА над каждым из очагов пожара. Имея значение высоты, с помощью моделей получаем уровень наблюдаемости и безопасности БЛА, далее вычислим прогнозируемый уровень потерь.

Под потерями в процессе мониторинга пожарной обстановки могут пониматься различные показатели, такие как количество аппаратов, вышедший из строя, количество необнаруженных объектов интереса (при достоверной априорной информации о их наличии на исследуемой площади),

степень урона аппаратов и прочее. В данной диссертационной работе за показатель уровня потерь взята вероятность пропуска цели при полёте на той или иной высоте, для вычисления данной вероятности будет использоваться модель наблюдаемости объектов интереса, описанная в разделе 2.3, а также вероятность потери БЛА, для расчета которой будет применена модель безопасности полёта БЛА, представленная в разделе 2.4. данной работы.

2.6.1 Потери наблюдаемости при мониторинге пожарной обстановки

Как уже говорилось ранее потери, связанные с наблюдениями, ограничим вероятностью ошибки обнаружения некоторого объекта интереса, в таком случае она примет вид:

$$P_{lo}(h, \beta) = 1 - P_d(h, \beta, Y_o | X_o), \quad (20)$$

где $P_{lo}(h)$ - вероятность пропуска объекта интереса (техники, людей и пр.) на высоте h ; $P_d(h, Y_o | X_o)$ – вероятность правильного обнаружения, $\beta = (\frac{\sigma_s}{\sigma_n})^2$ - отношение сигнал/шум.

Для нахождения зависимости $P_d(h, Y_o | X_o)$ от высоты полета БЛА необходимо:

- определить модель наблюдаемости;
- оценить вероятности пропуска объектов интереса с помощью статистического моделирования процесса обнаружения.

На основании исследований, проведенных методами статистического моделирования, и с учетом (2), (3), (*), была получена следующая эмпирическая зависимость вероятности ошибок обнаружения:

$$P_{lo}(h, \beta) = \left[1 - \frac{1}{1 + e^{-k_f(h-h_f)}} \right] \left[\frac{1}{1 + e^{-(\beta-\beta_0)}} \right] \quad (21)$$

На рисунке 2.27 представлено изменение контрастности получаемого изображения с увеличением высоты полета БЛА для разных уровней β .

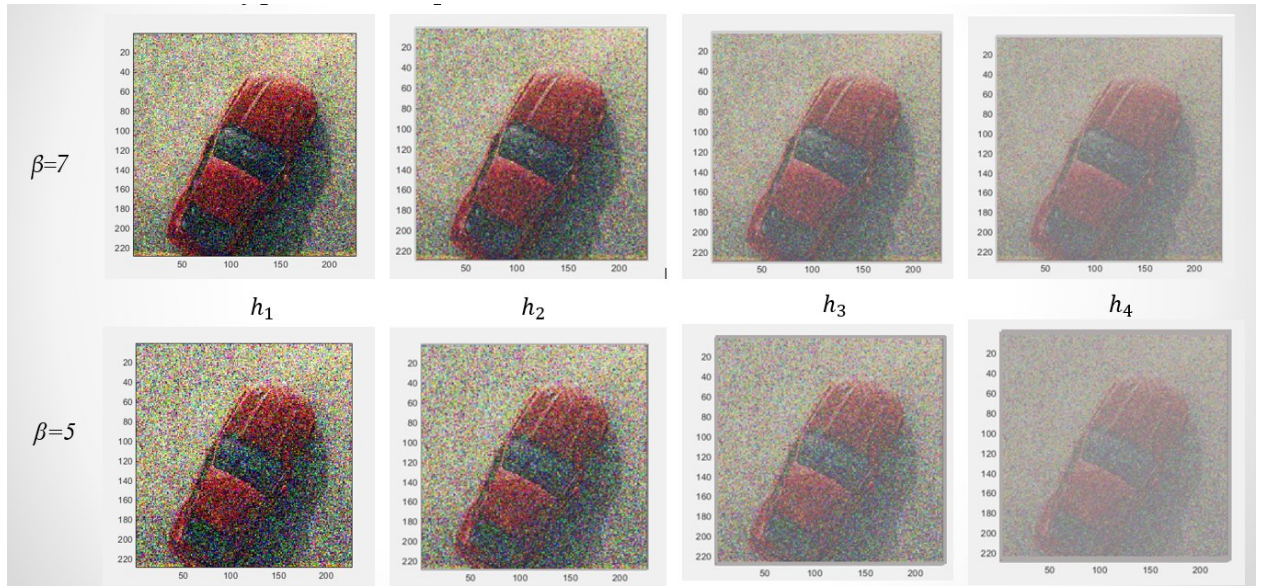


Рисунок. 2.27 - Изменение контрастности в зависимости от высоты полета БЛА и уровня шума

На рисунке 2.28 представлены примеры изменения вероятностей ошибок пропуска объектов в зависимости от высоты полета БЛА при различных β .

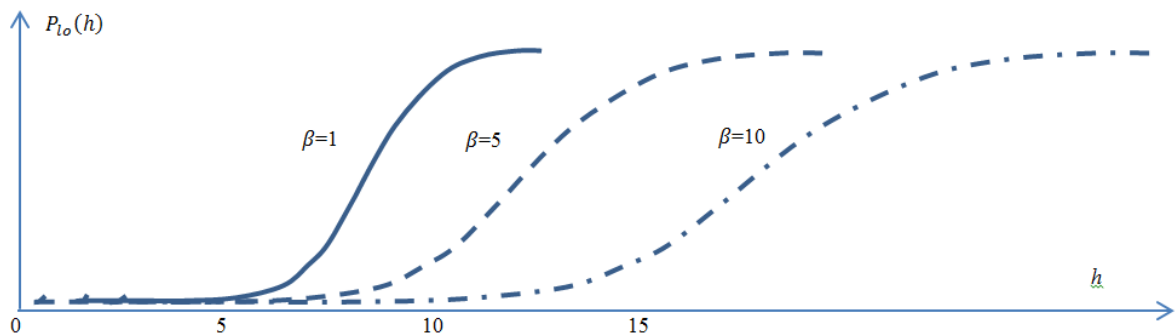


Рисунок. 2.28 - Вероятности пропуска объектов

Задавая β_0 и ограничения на возможные значения β_t в наблюдаемой области, обозначим $\Delta\beta = \beta_t - \beta_0$. Откуда потери, связанные с наблюдениями, определяются следующим образом:

$$R_a(h) = \left[1 - \frac{1}{1 + e^{-k_f(h-h_f)}} \right] \left[\frac{1}{1 + e^{-\Delta\beta}} \right] \quad (22)$$

Полученная зависимость показателя качества $R_a(h)$, называемого потери наблюдаемости, будет использована при расчете общего критерия эффективности мониторинга в разделе 3.4. данной работы.

2.6.2 Потери при мониторинге пожарной обстановки, связанные с безопасностью полета БЛА

Будем считать, что на низких высотах полета (например, единицы метров) на безопасность полета существенное влияние оказывают тепловое воздействие огня и объекты, расположенные на траектории полета БЛА (здания и сооружения, деревья и кустарники и пр.).

Примем, что относительная безопасность БЛА оценивается достоверностью потери (аварии) БЛА и изменяется в зависимости от высоты полета в диапазоне: $0 \div 1$.

$$R_s(h) = \frac{1}{1+e^{-k_s(h-h_s)}} \quad (23)$$

где k_s - эмпирический коэффициент, определяемый с учетом интенсивности огня, расположения наземных объектов, условий полета; h_s – высота полета БЛА, при которой относительная безопасность полета равна 0,5, соответственно; s – индекс критерия безопасности полета.

При $R_s(h) = 1$ БЛА терпит аварию, приводящую к его разрушению, а при $R_s(h) = 0$ условия полета абсолютно безопасны.

2.6.3 Общий вид критерия эффективности

Общие потери при мониторинге, в соответствии с рассуждениями, изложенными в данном разделе, определяются как:

$$R_{\Sigma}(h) = a_a R_a(h) + a_s R_s(h) = a_f \left[1 - \frac{1}{1+e^{-k_a(h-h_a)}} \right] \left[\frac{1}{1+e^{-\Delta\beta}} \right] + a_s \frac{1}{1+e^{-k_s(h-h_s)}} \quad (24)$$

Минимум данной функции определяет оптимальную высоту полета БЛА над конкретной областью f пожарной обстановки.

$$h_{opt} = \arg[\min R_{\Sigma}(h)] \quad (25)$$

В зависимости от целевой задачи поиска возможна вариативность критерия оптимальности выбора высоты полёта БЛА над наблюдаемой сценой. Вариантом поставленной задачи может являться один из следующих вариантов: минимизация потерь аппаратов при ограничении уровня

достоверности обнаружения, либо максимизация вероятности обнаружения при ограничении безопасности полета БЛА, либо минимизация общего уровня потерь. Нормированные весовые коэффициенты a_a и a_s выбираются экспертным путем на основании анализа имеющихся поисковых ресурсов, а также значимости ОИ.

Для подтверждения работоспособности представленного алгоритма было проведено экспериментальная отработка данного критерия. Было выбрано шесть очагов пожара с индивидуальными характеристиками. Последовательно варьировались эмпирические коэффициенты моделей. Изменялись характеристики подстилающей поверхности, а также варьировалась влажность воздуха, сила пожара, густота и высота насаждений, высота пламени и задымленности, интенсивность дыма, отражаемые в критериях. Ранги потерь зададим равными. Полученные результаты представлены в таблицах и рисунках ниже.

Таблица 2.4 - Исходные данные. Варьирование коэффициента h_a^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_a^f	15	17	19	21	23	25
k_a^f	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
h_s^f	12	12	12	12	12	12
k_s^f	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

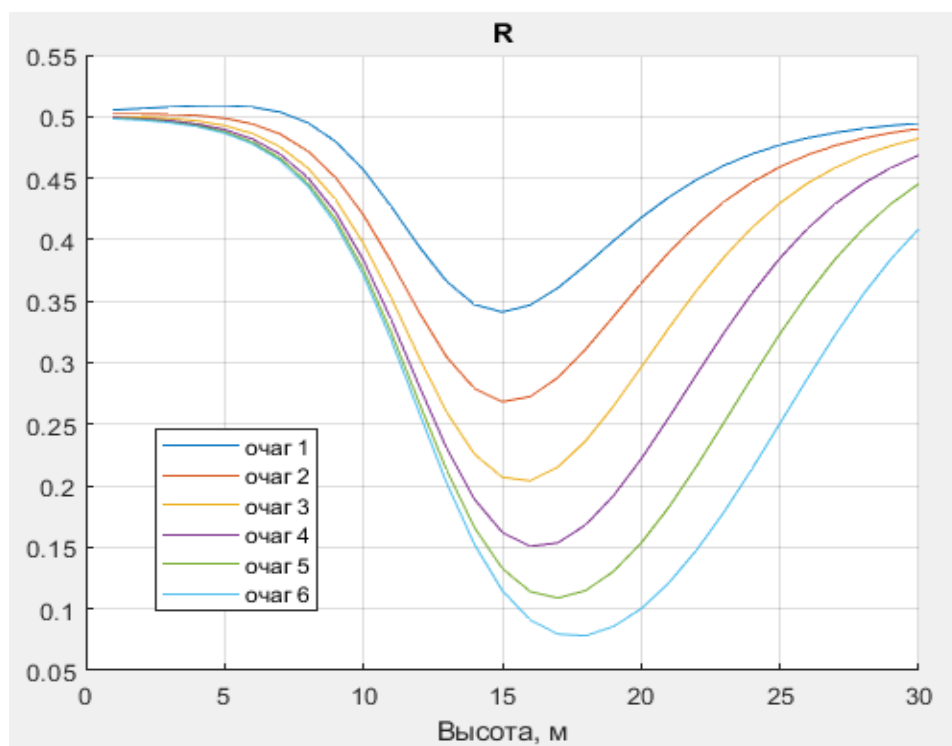


Рисунок. 2.29 - График общих потерь. Варьирование коэффициента h_a^f .

Таблица 2.5 - Оптимальные высоты. Варьирование коэффициента h_a^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_{opt}	14.93	15.20	15.68	16.28	16.94	17.68

Таблица 2.6 - Исходные данные. Варьирование коэффициента k_a^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_a^f	23	23	23	23	23	23
k_a^f	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
h_s^f	12	12	12	12	12	12
k_s^f	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

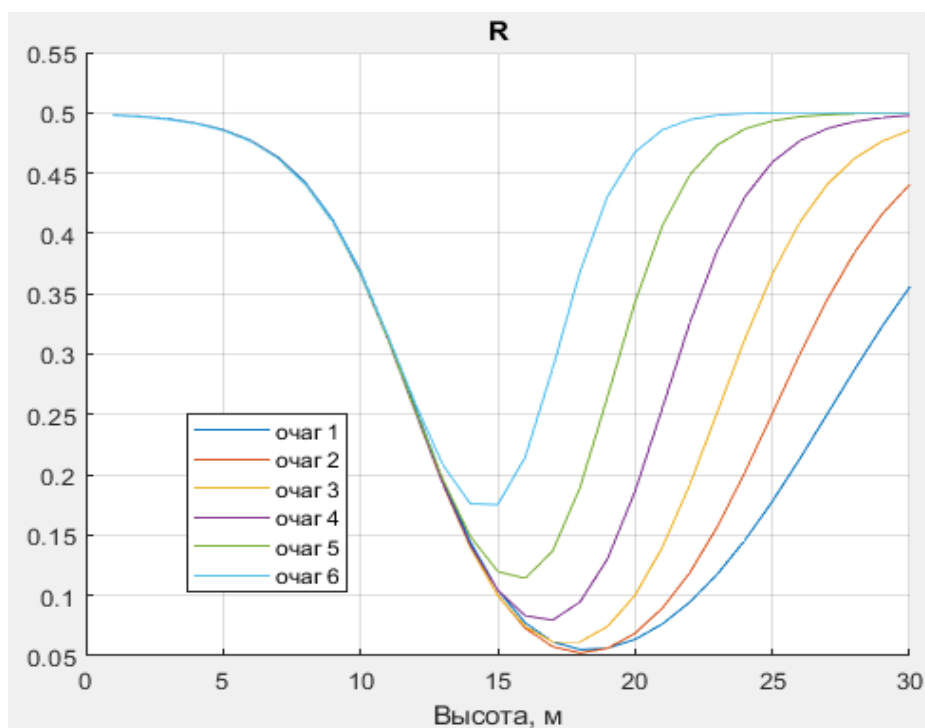


Рисунок. 2.30 - График общих потерь. Варьирование коэффициента k_a^f .

Таблица 2.7 - Оптимальные высоты. Варьирование коэффициента k_a^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_{opt}	18.05	18.34	17.50	16.71	15.72	14.53

Таблица 2.8 - Исходные данные. Варьирование коэффициента h_s^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_a^f	23	23	23	23	23	23
k_a^f	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
h_s^f	13	15	17	19	21	23
k_s^f	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

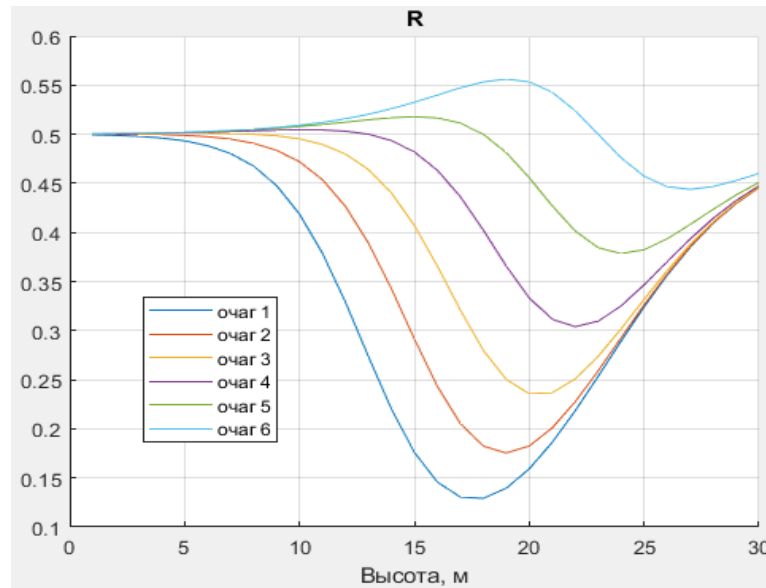


Рисунок. 2.31 - График общих потерь. Варьирование коэффициента h_s^f .

Таблица 2.9 - Оптимальные высоты. Варьирование коэффициента h_s^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_{opt}	17.60	18.97	20.42	22.05	24.06	26.92

На данном семействе кривых, отражающих вид зависимости общих потерь от высоты полета аппарата, заметны явно выраженные минимумы, которые обуславливают выбор оптимальных высот полета для обследования каждой из шести областей, для которой были рассчитаны коэффициенты, приведенные в таблице 2.9. Однако, стоит отметить, что при визуальном анализе зависимостей общих потерь для областей с номерами 5 и 6 наблюдается также явный максимум, чего не выявлено в ходе анализа зависимостей для остальных областей пожара. Данный «всплеск» зависимости объясняется условиями пожарной обстановки, отраженными в параметрах критерия. Коэффициенты, учитывающие влияние условий пожара на высоту полета БЛА, то есть коэффициенты h_s^f и h_a^f , имеют достаточно близкие, а в случае области 6 равные значения. Следовательно, имеется высота полета БЛА, на которой потери, связанные с влиянием ОФП на безопасность полета аппарата, уже имеют большие значения, однако,

условия наблюдения на данной высоте не обеспечивают снижения уровня потерь по наблюдаемости. Таким образом, на обсуждаемой высоте наблюдается всплеск общих потерь мониторинга пожарной обстановки, учитываемых в разработанном критерии.

Таблица 2.10 - Исходные данные. Варьирование коэффициента k_s^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_a^f	23	23	23	23	23	23
k_a^f	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
h_s^f	12	12	12	12	12	12
k_s^f	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8

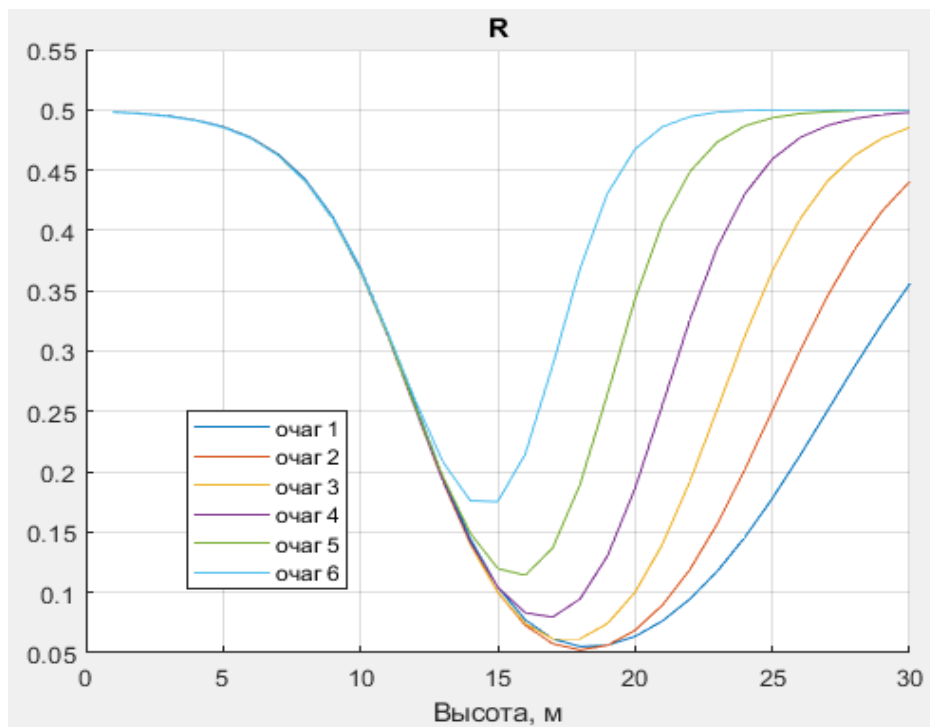


Рисунок. 2.32 - График общих потерь. Варьирование коэффициента k_s^f .

Таблица 2.11 - Оптимальные высоты. Варьирование коэффициента k_s^f .

f	1	2	3	4	5	6
h_{opt}	19.00	19.75	20.42	21.12	21.87	22.69

На данных графиках изображены зависимости уровня общих потерь от высоты полета БЛА при вариациях всех составляющих критерия. Данные графики показывают адекватное реагирование критерия на изменения условий пожарной обстановки, а, соответственно, условий, влияющих на безопасность полёта и наблюдаемость. Высота, соответствующая минимуму этих потерь, выбирается в качестве оптимальной.

Как следует из представленных зависимостей, что изменение густоты насаждений (h_a^f) влияет лишь на уровень потерь, так как сильное изменение высоты невозможно с учетом безопасности полёта. Однако, варьирование коэффициента h_s^f , учитывающего ограничение высоты по безопасности, при прочих равных, даёт сдвиг по высоте. Интенсивность пожара (k_s^f) тоже влияет на увеличение оптимальной высоты полёта. Данные графики показывают адекватное реагирование критерия на изменения условий пожарной обстановки, а соответственно условий, влияющих на безопасность полёта и наблюдаемость.

2.7. Адаптивный алгоритм мониторинга пожарной обстановки

Общая схема работы описанного в текущей главе алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки выглядит следующим образом:



Рисунок. 2.33 - Общая схема работы алгоритма

Адаптивность алгоритма заключается в том, что в соответствии с различными классами пожарной обстановки, определяемыми на этапе 2

согласно классификации, описанной в разделе 2.5, обследуемая местность разделяется на области, далее каждой области назначается своя предварительная высота полета, согласно предложенному критерию, а также в процессе мониторинга адаптивно выбирается метод обработки изображения, в рамках данной работы будем называть его «режим», который, как уже описывалось выше, повышает эффективность мониторинга, за счет повышения достоверности обнаружения ОИ, на основе анализа гистограммы полученного изображения.

Исходя из номера f области пожара в алгоритме уже имеется рассчитанная априорная высота полёта БЛА. Однако, как уже говорилось в разделе 1.4, при динамически изменяемых условиях наблюдаемости и безопасности во время пожара класс пожарной обстановки может измениться, что приводит к необходимости повторного использования алгоритма расчета оптимальной высоты при подлете к области f . С учетом описанных особенностей функциональная схема работы адаптивного алгоритма над текущей сценой выглядит следующим образом, представленным на рисунке 2.34.



Рисунок. 2.34 - Схема работы адаптивного алгоритма

Необходимость повторного запуска алгоритма определяется в зависимости от ситуации по двум сценариям:

1. В случае детектирования объекта, если достоверность его обнаружения выше пороговой, то повторное распознавание не требуется, в противном случае происходит снижение высоты полета БЛА и повторный запуск алгоритма.
2. В случае, когда детектирования объекта на изображении не произошло, контрастность принимаемого изображения сравнивается с пороговой для данного класса. Если определенная контрастность ниже требуемой для данного класса пожарной обстановки, при учете заданного порогового значения уровня наблюдаемости необходимо провести повторный запуск алгоритма.

При каждом этапе изменения высоты полета БЛА учитывается оптимальная высота, рассчитанная на основе предлагаемого в разделе 2.6 критерия эффективности мониторинга пожарной обстановки (24), а также высота насаждений на исследуемой местности.

На этапе принятия решения осуществляется следующий порядок команд:

- определение наличия на наблюдаемой сцене детектированного объекта для подтверждения необходимости следующего пункта;
- сравнение достоверности (в случае детектирования объекта) с требуемой для подтверждения наличия ОИ на наблюдаемой сцене и дальнейшей передачи НК координат места нахождения ОИ;
- сравнение текущей контрастности с пороговой для определения возможности подъема, то есть увеличения высоты полёта, и тем самым расширение угла обзора.

Используемые в представленном алгоритме пороги контрастности изображений, а также достоверности распознавания ОИ определяются экспертно на основе весов потерь, цели операции, виде и значимости ОИ.

Таким образом, мы получаем систему с адаптивной структурой. За счет вышеописанной структуры комплексный адаптивный алгоритм позволяет повысить эффективность в режиме сильной задымленности, то есть при классе пожарной обстановки, при котором единственным возможным выбором остается снижением, а также позволяет адаптироваться под динамически изменяемые условия пожарной обстановки и использовать снижение в случае, если условия наблюдения ухудшились. Таким образом, в процессе работы предлагаемого алгоритма не происходит уменьшение эффективности в других режимах, в которых используются уже ранее известные методы предварительной обработки изображения, эффективность применения которых к решению данной задачи оценена в разделе 2.2.1.

В частности, были рассмотрены методы:

1. Глобальный метод обработки изображений на базе преобразований Фурье.
2. Локальный метод предварительной обработки путем повышения контрастности изображения.
3. Нейросетевой подход к устранению задымленности на изображении с использованием генеративно-сопоставительной нейросети pix2pix.

Однако, в разделе 2.2.1. и в известных источниках [41, 42] не определяется в каких ситуациях целесообразно использовать конкретные алгоритмы улучшения наблюдаемости, перечисленные выше.

В настоящем разделе предлагается использование адаптивного алгоритма, позволяющего выбрать методы предварительной обработки, соответствующие конкретным условиям наблюдаемости.

Основная сложность использования адаптивного алгоритма состоит в реализации этапа выбора режима обработки относительно условий наблюдаемости. Реализовать адаптацию методов обработки изображений к визуальным характеристикам наблюдаемости сцены предлагается на основе вида гистограммы получаемого на борту изображения местности. Для

изображений с гистограммами вида, показано на рисунке 2.35, с равномерным распределением яркостей выбирается обработка глобальными методами, как на рисунке 2.36 с трудноразличимой границей объект-фон – локальными, с явным наличием двух или более экстремумов (рисунок 2.37) – нейросетевой подход.

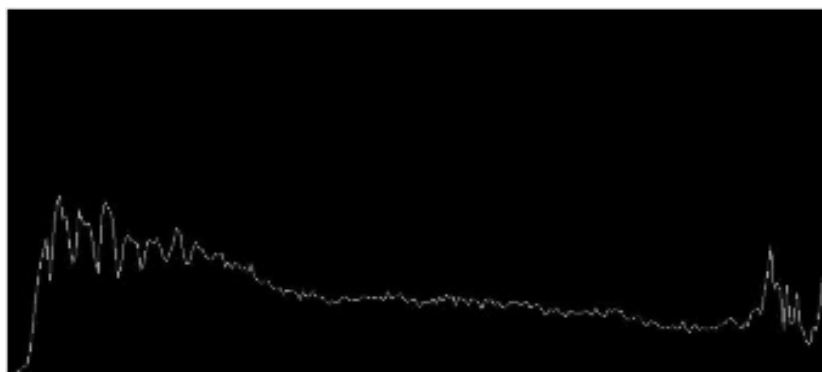


Рисунок. 2.35 - Гистограмма задымленного изображения

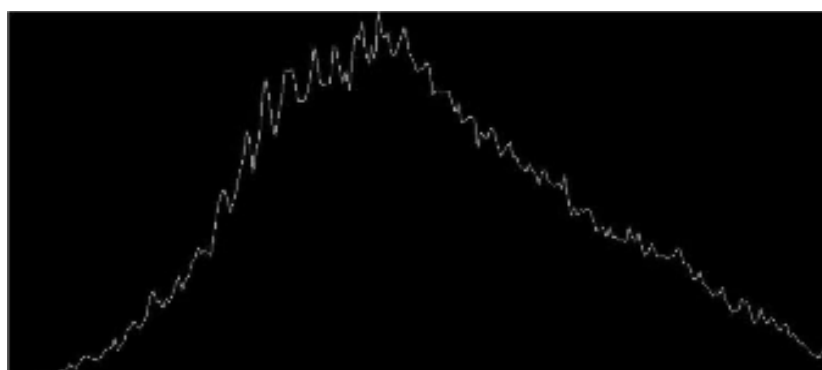


Рисунок. 2.36 - Гистограмма задымленного изображения

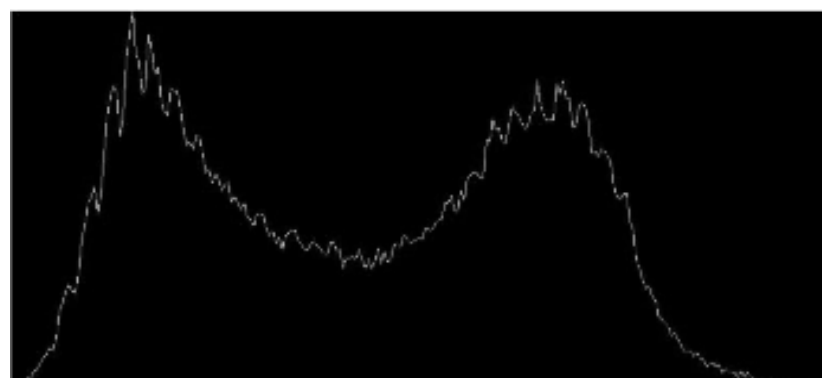


Рисунок. 2.37 - Гистограмма задымленного изображения

Далее будет оценена адекватность и эффективность предложенного адаптивного алгоритма.

ГЛАВА 3. Математическое моделирование, описание экспериментов и анализ результатов

В данной главе описаны эксперименты, проводимые с помощью математического моделирования, а также в условиях полунатурных экспериментов, позволяющие подтвердить адекватность разрабатываемой модели наблюдаемости, а также работоспособность и эффективность предлагаемого алгоритма в целом. Представлены описания реализации предлагаемых подходов, объединение их в единый комплекс. Приведен анализ результатов математического моделирования, а также полунатурных экспериментов. В разделе 3.1 представлены результаты математического моделирования разработанного алгоритма, показана адекватность получаемых при его работе результатов. В разделе 3.2 описано подтверждение адекватности модели наблюдаемости ОИ при пожарной обстановке. В разделе 3.3 изложены выводы по предлагаемому методу классификации областей, охваченных пожаром. Раздел 3.4 данной главы посвящен демонстрации результатов и подтверждению эффективности адаптивного выбора методов предварительной обработки изображений наблюдаемых сцен, получаемых в процессе мониторинга. В разделе 3.5 описана апробация разработанного в процессе настоящего исследования алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки.

3.1. Анализ результатов математического моделирования алгоритма выбора оптимальной высоты полета БЛА при мониторинге пожарной обстановки

Для оценки работоспособности предложенного алгоритма определения оптимальной согласно разработанного критерия высоты полета БЛА было проведено имитационное математическое моделирование, целью которого являлась оценка повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки с помощью БЛА при различных условиях наблюдаемости объектов интереса и безопасности полёта БЛА. Программный комплекс,

моделирующий работу предлагаемого алгоритма, разработан на языке программирования высокого уровня MatLab.

Как показало моделирование, критерий (24) для различных высот полета БЛА и заданных параметров моделей (11) и (12), показанных в таблице 3.1, в двух областях пожара обуславливает наличие минимума потерь, как показано на рисунке 3.1.

Таблица 3.1 - Исходные данные для двух очагов пожара

№ области пожара, f	1	2
Коэффициент h_a	12	10
Коэффициент k_a	0.8	0.5
Коэффициент h_s	10	5
Коэффициент k_s	0.7	0.3

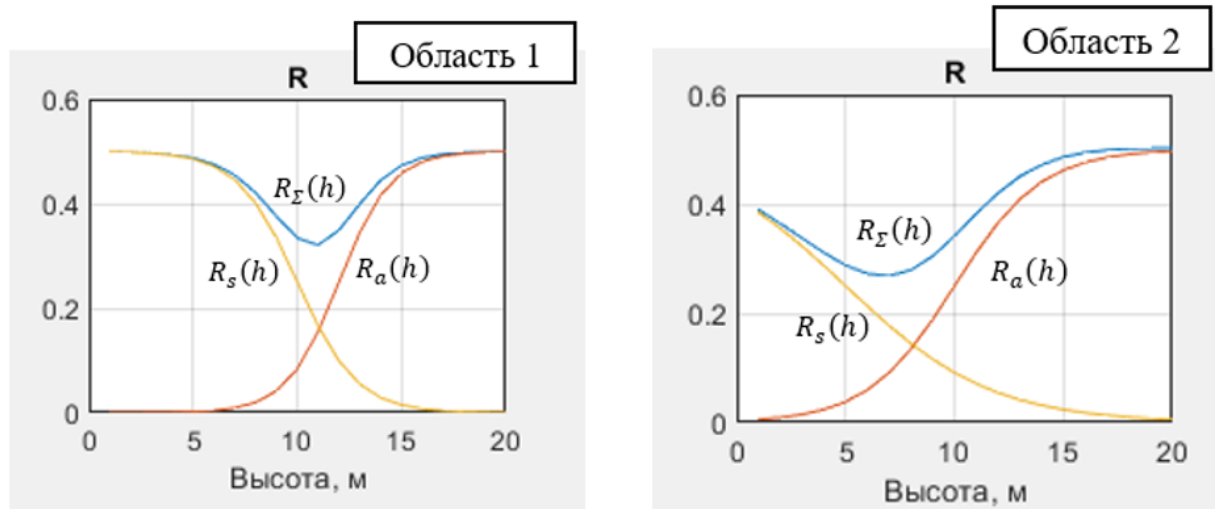


Рисунок. 3.1 - Графики потерь для двух областей пожара

Для области 1 минимум общих потерь будет достигаться при полете на высоте $h_{opt} = 10,82$ м, а для области 2 $h_{opt} = 6,8$ м. Коэффициенты ранжирования видов потерь в данном случае взяты равными $a_a = a_s = 0.5$.

Для рассматриваемых областей пожара средний общий уровень потерь, в случае равенства площадей обследуемых областей, составит $R_{\Sigma cp}(h) \cong 0,29$. При полете БЛА на одной высоте на всей площади пожара (без

разделения на области), даже в случае выбора одного из оптимальных значений высот потери составят: $R_{\Sigma\text{cp}}(h) \cong 0,35$ (для $h = 10,82$ м); $R_{\Sigma\text{cp}}(h) \cong 0,37$ (для $h = 6,8$ м).

Анализ результатов проведенной серии экспериментов показал, что при использовании алгоритма классификации и разделения общей площади пожара на области с разными характеристиками пожарной обстановки с последующим выбором оптимальной высоты полета БЛА для каждой из областей увеличивает эффективность мониторинга пожарной обстановки до 30%. Прирост эффективности достигается за счет повышения уровня наблюдаемости, рассчитываемого с помощью разработанной эмпирической модели наблюдаемости ОИ, а также за счет повышения уровня безопасности полета БЛА над областью пожара с использованием эвристической модели безопасности полета БЛА.

3.2. Экспериментальная апробация модели наблюдаемости объектов интереса

Для подтверждения адекватность разработанной эвристической модели наблюдаемости ОИ, необходимой для расчета общего критерия эффективности мониторинга пожарной обстановки был проведен лабораторный эксперимент, в ходе которого достоверность распознавания ОИ измерялась при варьировании условий наблюдения, в частности высоты съемки ОИ и контрастности наблюдаемой сцены. Используемый ОИ представлен на рисунке 3.2.



Рисунок. 3.2 - Исходный вид изображения, содержащего ОИ

В ходе эксперимента варьировалась контрастность получаемого изображения и высота полета МБЛА. Было проведено 50 серий экспериментов. В каждом эксперименте высота варьировалась от 8 до 40 метров, контрастность понижалась с 0,9 до 0,05 от максимального. На рисунке 3.3 представлено несколько примеров, верхний ряд изображений соответствует изменению контрастности до уровня $K = 0,6K_{fmax}$, в нижнем ряду представлены изображения с уровнем контрастности $K = 0,35K_{fmax}$. Полученные результаты подтверждают, что распознаваемость объекта снижется с увеличением высоты и с уменьшением контрастности объекта, что доказывает адекватность разработанной модели снижения контрастности.

Аппроксимация результатов серии экспериментов показала ее близость с предложенной аналитической зависимостью модели наблюдаемости (11).

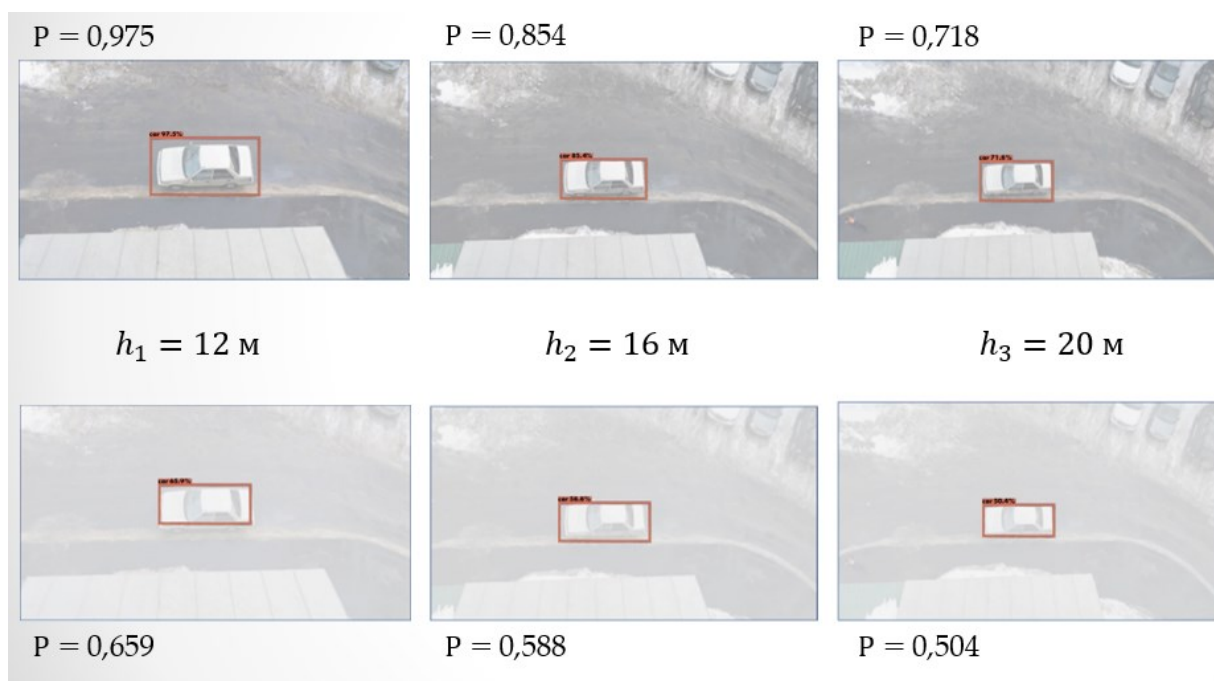


Рисунок. 3.3 - Программное изменение контрастности ОИ на изображениях, полученных с разных высот

На рисунке 3.4 представлен результат расчета достоверности распознавания ОИ в одном из экспериментов. Аппроксимация полученных при данном эксперименте данных проводилась методом наименьших квадратов с предварительным устранением из выборки выбросов, к которым чувствителен данный метод. Адекватность аппроксимации полученных данных оценивалась при помощи критерия Фишера F с достоверностью 0,95. Значение рассчитанного критерия Фишера значительно превысило значение табличного критерия ($F_{\text{расч}} > F_{\text{табл}}$) и составило 1304,887009 при табличном значении для заданных степеней свободы равном 4,098172.

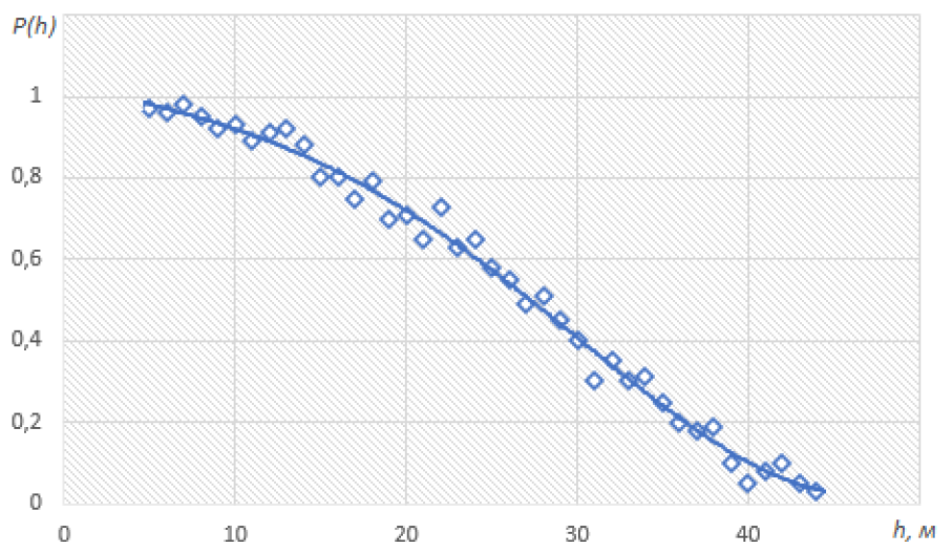


Рисунок. 3.4 - Результат аппроксимации результатов лабораторного эксперимента

Состоятельность предложенной модели была подтверждена серией полунатурных экспериментах.

Первый полунатурный эксперимент был проведен для получения результатов, на которые не влияет степень обученности нейросети, качество и размерность формирования обучающей выборки, а также другие настройки нейросети, выбранной для распознавания ОИ. Для выполнения описанных условий в качестве ОИ был выбран высококонтрастный эталон, будем называть его далее «метка». За момент «срабатывания» нейросети отвечал кадр, снятый с высоты, на которой происходил «захват» метки. Контрастность варьировалась благодаря уровню задымленности. Для захвата метки использовались контурные методы.

Для определения коэффициентов, исследуемых модели наблюдаемости объектов интереса, необходимо было задаться коэффициентом K_{fmax} на разных высотах полета МБЛА. С целью его определения были проведены тестовые полеты в отсутствии дыма на наблюдаемой сцене, полученные изображения показаны на рисунке 3.5. Замеры происходили на разных высотах, в последствии был составлен массив значений данного коэффициента на каждой высоте.

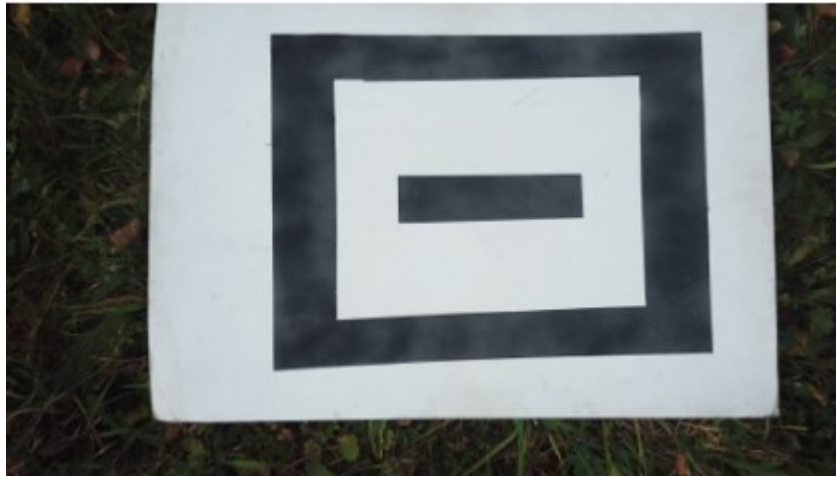


Рисунок. 3.5 - Определение максимальной контрастности

Контрастность, определенная на снимках, продемонстрированных на рисунках 3.5, была взята в качестве максимальной при расчете текущей теоретической контрастности в соответствии с (9). Коэффициенты k_a и h_a выбирались согласно правилам, описанным в разделе 2.3.2. Далее были получены изображения метки в задымленной обстановке, представленные на рисунке 3.6.



Рисунок. 3.6 - Получение задымленных изображений метки

На снимках, представленных на рисунка 3.7-3.9 уровень k_a определен равным 0.6, а уровень коэффициента модели контрастности h_a принят равным десяти из-за высокой влажности во время проведения эксперимента, а также большой густоты дыма и поверхности – поле, влияющих на рассчитываемых значения данным параметров модели. Их выбор также обосновывался принятым в ходе лабораторного эксперимента видом модели понижения контрастности. Также в ходе описываемого полунатурного эксперимента уточнялся ряд правил для выбора параметров модели, перечисленных в разделе 2.3.2.



Рисунок. 3.7 - Детектирование эталона $h= 17$ m и $K = 0,1$



Рисунок. 3.8 - Детектирование эталона $h= 14$ m и $K = 0,15$



Рисунок. 3.9 - Детектирование эталона $h = 10$ m и $K = 0,5$

Данный эксперимент можно считать методикой для уточнения правил по выбору k_a и h_a , а также расширению БЗ и увеличению количества учитываемых в модели параметров окружающей среды, отражаемых в значениях ее коэффициентов.

Вариация плотности дыма, освещенности, условий окружающей среды и большая продолжительность эксперимента позволили отработать большой диапазон значений коэффициентов k_a и h_a .

При эксперименте, изображенном на рисунке 3.10, k_a и h_a заданы значениями 0,4 и 3 соответственно.



Рисунок. 3.10 - Детектирование эталона $h = 3,5$ m и $K = 0,8$



Рисунок. 3.11 - Детектирование эталона $h = 8$ m и $K = 0,2$

После проведения серии экспериментов была получена выборка по разным соотношениям параметров модели при варьирующихся значениях высоты и контрастности.

Полученные результаты убедительно показывают, что предложенные эмпирические модели контрастности и наблюдаемости ОИ корректны и

адекватны, не противоречат законам физики, а также отражают действительный вид зависимости.

Для апробации модели наблюдаемости ОИ был проведен второй полунатурный эксперимент, в котором использовалась уже описанная выше нейросеть Yolo. Результаты эксперимента подтвердили снижение достоверности распознавания реального ОИ, взятого в данной работе из класса «автомобиль» (рисунки 3.12-3.14), с увеличением высоты полета МБЛА и понижением контрастности, описанной выше зависимостью.



Рисунок. 3.12 - Распознавание автомобиля на задымленной сцене



Рисунок. 3.13 - Распознавание автомобиля на задымленной сцене

На рисунке 3.14 тип подстилающей поверхности – лес, что увеличивает значение параметра h_a по сравнению с ситуацией, показанной на рисунке

3.10, однако, плотность дыма ниже, освещенность ярче – что позволяет выбрать коэффициент k_a , равным 0,2.



Рисунок. 3.14 - Распознавание автомобиля на задымленной сцене

Эксперимент с реальным ОИ полностью соответствует эксперименту при захвате высококонтрастного эталона в части априорного определения параметров разработанной модели наблюдаемости. При этом, при разных условиях пожарной обстановки на полученных с разных высот полета МБЛА изображениях вычислялась достоверность распознавания ОИ. Для каждого соотношения значений k_a и h_a , принимаемых в эксперименте, были получены эмпирическая и теоретическая зависимости достоверности распознавания ОИ от высоты, сравнения которых показало отсутствие статистически значимых различий, что подтверждает адекватность эмпирической модели наблюдаемости.

3.3. Исследование работы классификатора

За счет использования алгоритмов [34, 35], описанных в главе 1, предполагается возможным осуществлять детектирование областей, охваченных огнём. По количеству пламени и дыма, а также типу местности

на полученных изображениях пожаров осуществляется разделение на области согласно разработанной классификации.

Исходное изображение исследуемой площади, представленное на рисунке 3.15(а), обрабатывается классификатором. По итогу его работы вся площадь местности, охваченной пожаром, разделена на области (рисунок 3.15(б)). В зависимости от класса пожара каждой области назначаются априорные значения моделей наблюдаемости ОИ и безопасности полета МБЛА, уточняемые в процессе работы алгоритма при постоянном анализе влияния ОФП. В последствие для каждой области выбирается своя оптимальная высота полёта МБЛА, также уточняемая на каждом шаге процесса работы алгоритма.

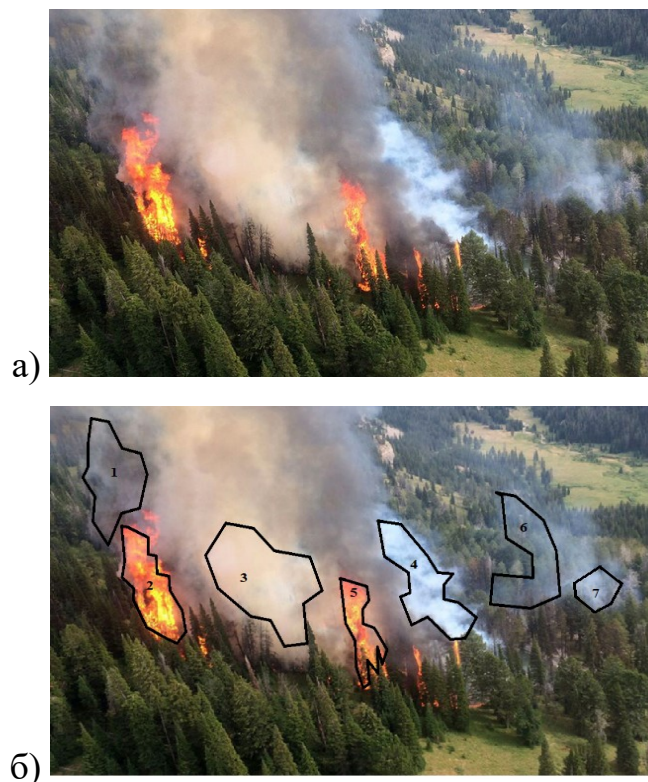


Рисунок. 3.15 - Примеры исходных изображений исследуемой площади

Разбиение пожара на области происходит согласно виду подстилающей поверхности, характеристикам пожарной обстановки и окружающей среды. Далее согласно правилам выбора параметры критерия задаются значениями, представленные в таблице 3.2.

Таблица 3.2 - Значения параметров моделей

f	1	2	3	4	5	6	7
h_a^f	23	20	13	15	20	25	21
k_a^f	0.5	0.6	0.9	0.85	0.65	0.4	0.45
h_s^f	17	20	12	16	19	15	14
k_s^f	0.8	0.95	0.65	0.9	0.6	0.45	0.5

С использованием указанных в таблице 3.2 значений параметров функционирует алгоритм расчета оптимальной с точки зрения минимума потерь высоты полёта МБЛА. Результат работы данного алгоритма представлен в виде зависимостей потерь от высоты полета МБЛА на рисунке 3.16.

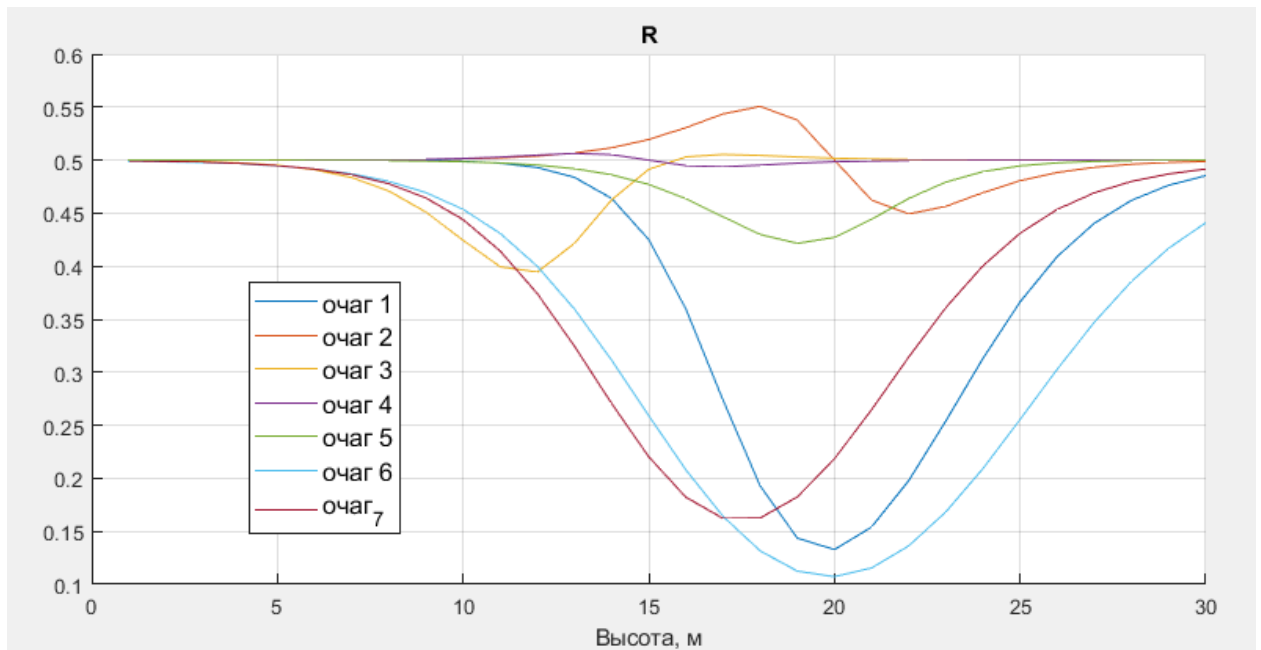


Рисунок. 3.16 - Графики общих потерь для всех областей

Оптимальная высота, рассчитанная при выбранных значениях, коэффициентов моделей наблюдаемости ОИ и безопасности полета БЛА, будет равна значениям, представленным в таблице 3.3, для каждой области f соответственно.

Таблица 3.3 - Значения оптимальных высот полета МБЛА

f	1	2	3	4	5	6	7
h_{opt}	19.9	22.0	11.7	16.7	19.1	20.0	17.5

Диапазон оптимальных высот мониторинга областей пожара составил более 10 метров. Данный факт будет оказывать значительное влияние на уровень контрастности, обеспечивая улучшение наблюдаемости, что естественным образом повышает вероятность обнаружения ОИ по сравнению с полетом на одной высоте над всеми областями. Полученные результаты показывают эффективность метода классификации.

3.4. Экспериментальное исследование работоспособности адаптивного алгоритма предварительной обработки изображения

После разделения на области обследуемой местности МБЛА начинает облет областей на оптимальной высоте полета согласно разработанного критерия эффективности мониторинга. Как уже говорилось, вопрос построения траекторий облета остается за рамками данного исследования. В каждый момент времени камера СТЗ принимает изображения пожарной обстановки, по которому строится гистограмма, в зависимости от вида которой выбирается режим предварительной обработки: локальный, глобальный или нейросетевой метод улучшения изображения с точки зрения наблюдаемости. Для апробации предложенного подхода был проведен ряд полунатурных экспериментов. В ходе экспериментов к изображениям с разными видами гистограмм были применены все виды предлагаемых режимов предварительной обработки изображений. Для проведения экспериментов была подготовлены выборка кадров по всем трем видам гистограмм в количестве 1500 изображений каждого вида. Сводная таблица полученных результатов распознавания после обработки всей полной выборки из 4500 изображений всеми видами предложенных режимов представлена ниже.

Рассмотрим в качестве примера изображение, представленное на рисунке 3.17, полученное на высоте 18 метров, выбранной достаточной и оптимальной с точки зрения критерия для мониторинга текущей области.



Рисунок. 3.17 - Задымленное изображение

Представленное изображение имеет гистограмму, изображенную на рисунке 3.18.

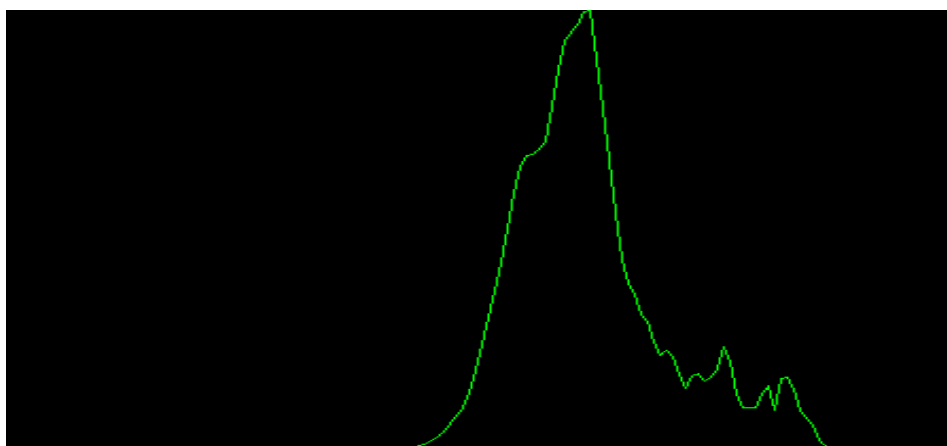


Рисунок. 3.18 - Гистограмма задымленного изображения

Представленный вид гистограммы с явным наличием одного экстремума в соответствии с правилами, изложенными в разделе 2.7 данной работы, позволяет сделать вывод, что для обработки текущего изображения

следует применить режим предварительной обработки, использующий локальные методы, а точнее повышение контрастности изображения (рисунок 3.19).

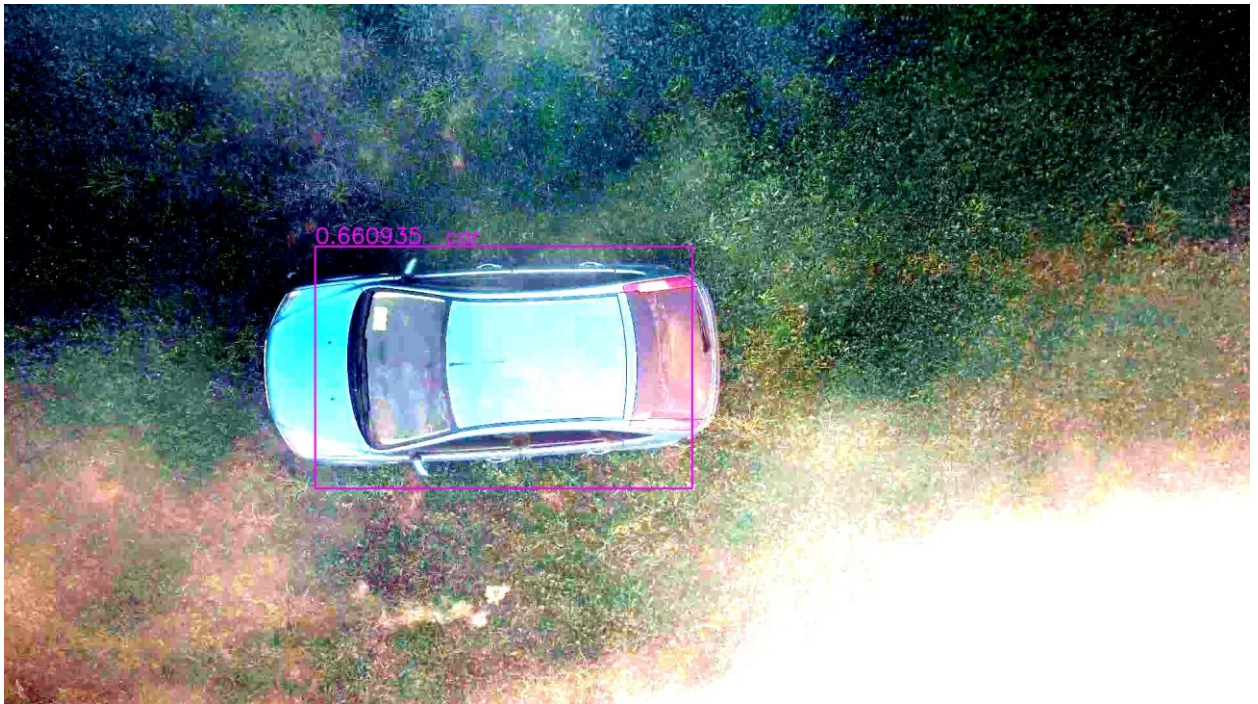


Рисунок. 3.19 - Распознавание после обработки локальным методом

В таблице 3.4 представлены результаты экспериментального исследования работоспособности и эффективности адаптивного режима предварительной обработки изображений.

Таблица 3.4 - Результаты исследования адаптивного режима предварительной обработки изображений

Режим обработки	Вид гистограммы		
	Равномерно распределенная	С одним явным экстремумом	С несколькими экстремумами
Глобальный метод	0,76	0,67	0,61
Локальный метод	0,5	0,73	0,6
Нейросетевой подход	0,54	0,47	0,75

Данные результаты подтверждают предложенный выбор наилучшего, с точки зрения повышения достоверности при дальнейшем распознавании ОИ, метода обработки изображения для разного вида гистограмм.

Проведен эксперимент адаптивной обработки трехминутного видео, полученного при полете на высоте 30 метров, содержащего кадры с различной интенсивностью, плотностью и образованием клубов дыма, что соответственно дает гистограммы всех видов, из рассматриваемых в данном подходе. Каждый 10 кадр после обработки выбранным, согласно виду гистограммы, методом подавался на вход алгоритма распознавания. Средняя достоверность распознавания объекта на обработанном видео составила 0,68, что существенно выше достоверностей, полученных при обработке того же одним методом, перечисленных в таблице 3.5.

Таблица 3.5 - Средние достоверности распознавания ОИ

Класс метода	Глобальный	Локальный	Нейросетевой
Средняя достоверность обнаружения на всем ряду кадров	0,575	0,574	0,556

Таким образом, при выборе оптимального, с точки зрения повышения достоверности распознавания ОИ, метода предварительной обработки изображения повышение средней достоверности распознавания ОИ на всем видеоряду составило более 29%, достигая на локальных кадрах значения в 48%. Достоверности полученные при обработке видео графически изображены на рисунке 3.20, где P_1 – достоверность распознавания ОИ при использовании глобального метода предварительной обработки изображений, P_2 – локального метода, P_3 – нейросетевого подхода. Переключение режима происходит с незначительным запаздыванием, составляющим не более 2 кадров. Данное запаздывание возникает из-за промежутка между обрабатываемыми кадрами, а также из-за критерия

анализа гистограммы. В случае неявного различия между видами гистограмм в алгоритме используется выбранный ранее метод предварительной обработки изображения. Вид графика изменения итоговой достоверности распознавания ОИ адаптивности выбора метода предварительной обработке изображения на всем видеоряду изображен на рисунке 3.21.

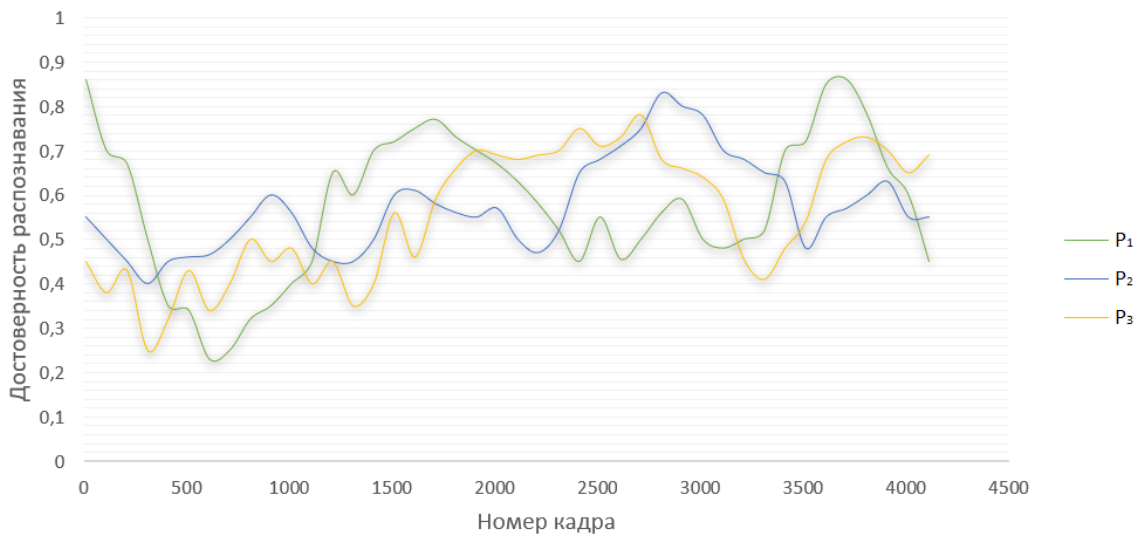


Рисунок. 3.20 - Графики достоверностей распознавания ОИ после обработки

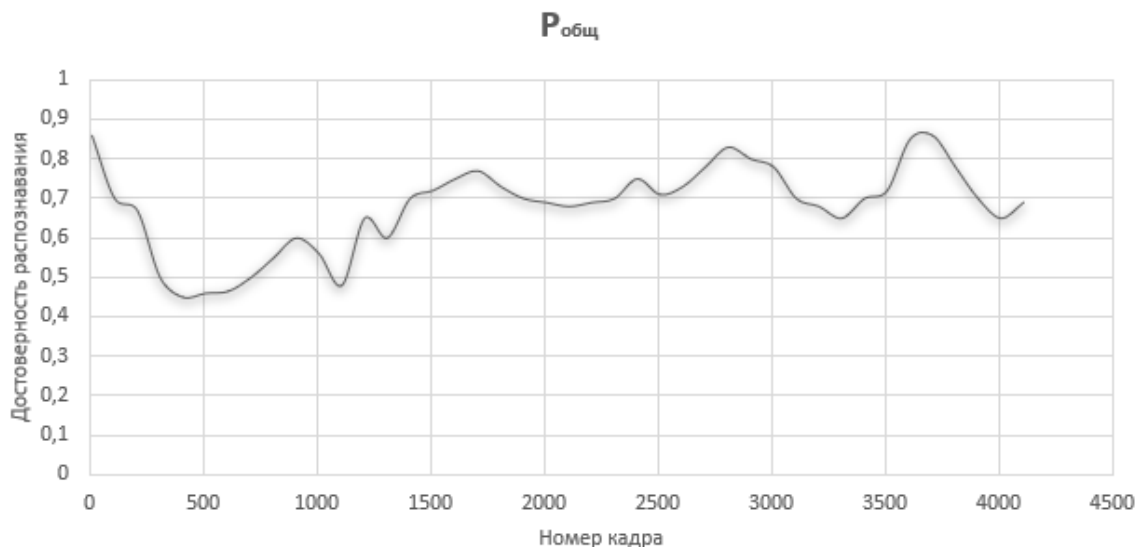


Рисунок. 3.21 - График итоговой достоверности распознавания ОИ после адаптивной обработки кадров

При использовании предлагаемого в данной работе адаптивного метода предварительной обработки задымленных изображений, представляется увеличить площадь под кривой графика достоверности до 20%, что в свою

очередь повышает эффективность операции мониторинга пожарной обстановки в целом.

3.5. Анализ результатов работы адаптивного алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки

Повышение эффективности мониторинга обстановки с целью поиска транспортного средства в данной диссертационной работе достигается за счет использования адаптивного алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки, допускающего возможность использования различных методов обработки изображений в зависимости от условий наблюдения, а также оптимального с точки зрения разработанного критерия выбора высоты полета МБЛА.

Для подтверждения эффективности разработанного алгоритма был проведен полунатурный эксперимент, в котором варьировались различные условия пожарной обстановки: типстилающей поверхности, освещенность, влажность воздуха и задымленность, при этом обработка изображений осуществлялась в лабораторных условиях. Для заранее определенных различных условий проведения операции, априорно были рассчитаны параметры моделей (11) и (12), далее с точки зрения критерия (24) выбрана оптимальная высота полета с использованием (25). После чего полученное на оптимальной с точки зрения минимума потерь высоте видео обрабатывалось в лабораторных условиях с применением адаптивного режима предварительной обработки видео, далее проводилось распознавание ОИ.

В эксперименте было смоделировано 6 различных ситуаций пожарной обстановки. Каждая из ситуаций моделировалась область пожара f с общими одинаковыми на площади всей области условиями пожарной обстановки. Варьировались плотность и интенсивность дыма, тип подстилающей поверхности, значения влажности воздуха, уровень освещенности, степень опасности теплового воздействия пожара. В соответствии с изложенными в

работе правилами выбирались значения параметров моделей. Исходные данные экспериментов представлены в таблице 3.6.

Таблица 3.6 - Исходные данные для расчета оптимальной высоты полета

Номер области, f	1	2	3	4	5	6
Коэффициент h_a	18	10	13	20	16	12
Коэффициент k_a	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
Коэффициент h_s	15	8	11	16.5	15	13
Коэффициент k_s	0.4	0.6	0.8	0.2	0.9	0.35

Согласно разработанному критерию, учитывающему минимум общих потерь, графики которых изображены на рисунке 3.22, для каждой области f пожара была априорно была выбрана индивидуальная оптимальная высота полета. Рассчитанные значения оптимальных высот полета МБЛА для обследования каждой области f представлены в таблице 3.7. Коэффициенты ранжирования потерь при моделировании выбирались равными и составили 0,5.

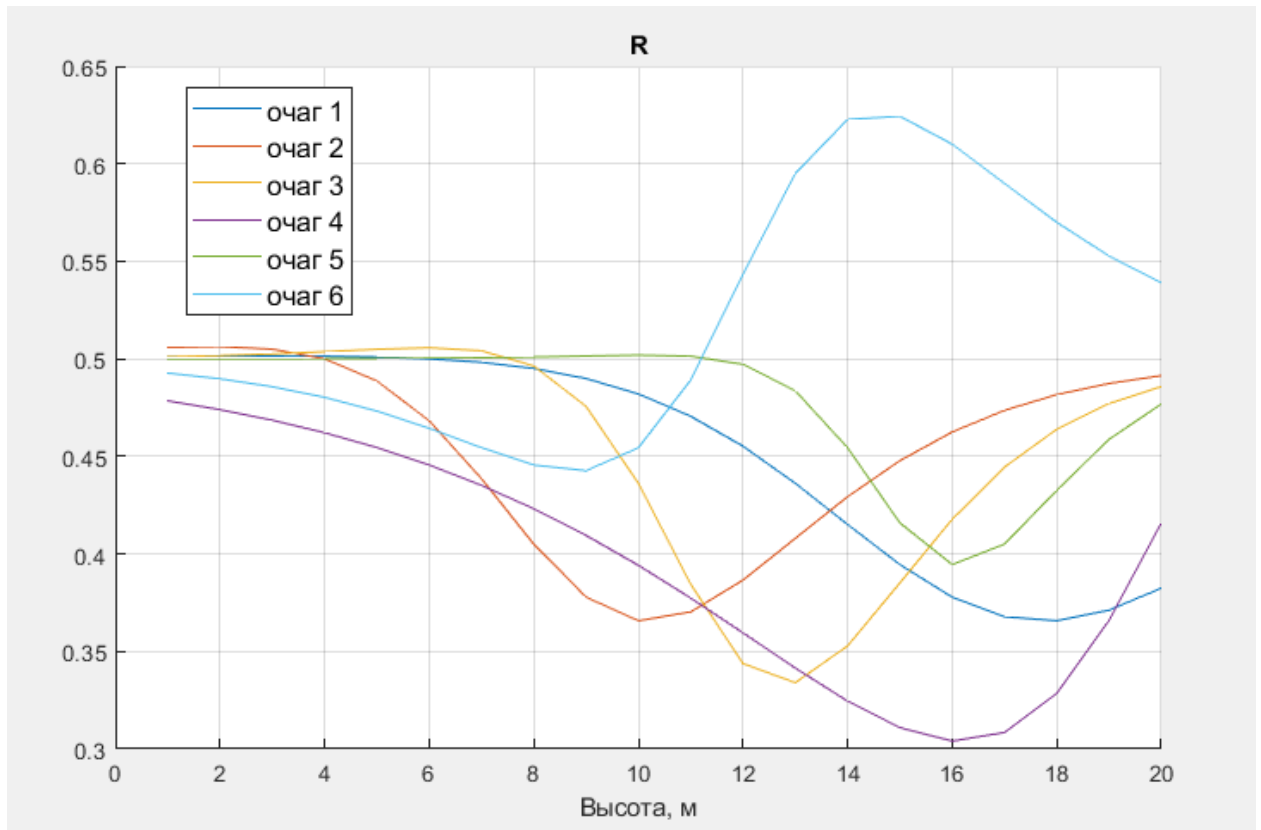


Рисунок. 3.22 - Графики потерь всех областей пожара

Таблица 3.7 - Оптимальные высота всех областей пожара

Номер области, f	1	2	3	4	5	6
Оптимальная высота, h_{opt} , м	17.7	10.2	12.79	16.18	16.14	8.8

При анализе результатов описанного полунатурного эксперимента производилось сравнение с результатами распознавания, полученными при полете МБЛА над той же местностью, при тех же условиях эксперимента на заданной высоте по учету безопасности пролета над имеющимися насаждениями, без проведения адаптивной обработки изображений. Использование разработанного в рамках данного исследования адаптивного алгоритма повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки показало прирост достоверности обнаружения, что показано на рисунке 3.23. При анализе оценивалась достоверность обнаружения ОИ. На рисунке ниже представлены зависимости достоверности распознавания ОИ на всем

протяжении мониторинга при полете на оптимальной высоте с применением адаптивного метода обработки изображения – P_1 , при полете на высоте равной 15 метров одинаковой для всех областей пожара с применением адаптивной предварительной обработки изображения – P_2 , а также полет на одной высоте без применения предварительной обработки изображения – P_3 . В третьем случае обработки полученных изображений присутствуют кадры, при которых объект детектировать не удалось. Более динамичное изменение зависимости P_1 достоверности распознавания ОИ при использовании разработанного алгоритма обуславливается адаптивностью алгоритма выбора высоты полета относительно динамически изменяемых условий пожара. Средние значения полученных достоверностей на всем видеоряде составили: $P_1 = 0,42$, $P_2 = 0,68$, $P_3 = 0,83$.

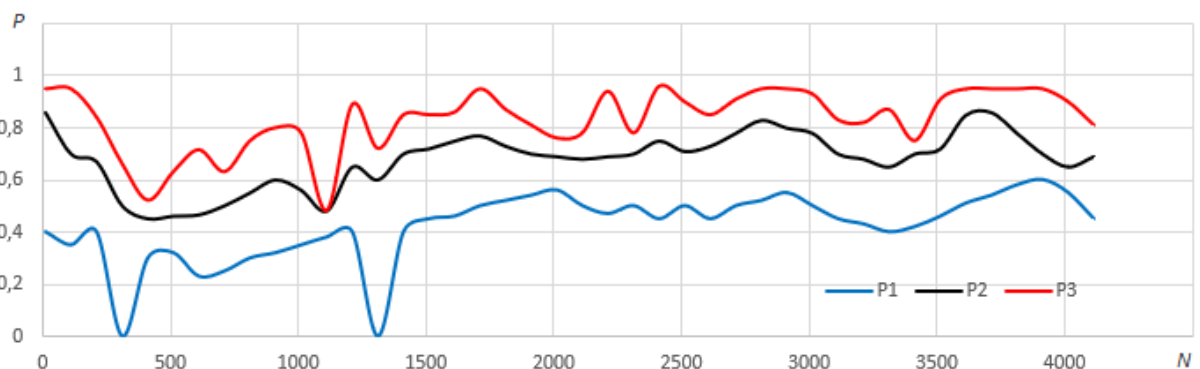


Рисунок. 3.23 - Результаты работы адаптивного алгоритма

Таким образом, анализ результатов серии проведенных полунатурных летных экспериментов показал, что при использовании предлагаемого подхода к повышению эффективности мониторинга пожарной обстановки в части выбора оптимальной высоты полета для каждой области средний прирост эффективности с точки зрения распознавания ОИ составит 15 процентов относительно полета на постоянной высоте с учетом адаптации режима обработки изображения в обоих случаях. Вместе с тем, использование адаптивного алгоритма обеспечивает повышение эффективности до 41%, а на отдельных изображениях прирост составил до

85%. Полученные результаты позволяют сделать вывод об эффективности предлагаемого подхода и применимости его для мониторинга пожарной обстановки с целью повышения достоверности распознавания ОИ, а, как следствие, повышения эффективности всей операции.

Заключение

В диссертационной работе решена актуальная задача повышения эффективности мониторинга пожарной обстановки вследствие выбора оптимальной, с точки зрения критерия, учитывающего относительные потери, связанные как с наблюдаемостью ОИ, так и с безопасностью БЛА, высоты полета над обследуемой местностью, а также адаптации режима обработки изображений на основе анализа гистограмм изображений.

Основные научно-методические и практические результаты работы состоят в следующем:

1. Разработаны модели процесса мониторинга пожарной обстановки:
 - безопасности полёта БЛА с учетом теплового воздействия факторов пожара,
 - наблюдаемости объектов интереса на сцене с учетом воздействия факторов окружающей среды: влажности воздуха, задымленности, освещенности, типа подстилающей поверхности, высоты насаждений.
2. Экспериментально подтверждены результаты исследований, отражающие воздействие задымленности наблюдаемой сцены на уровень наблюдаемости объектов интереса.
3. Предложен критерий оптимальности выбора высоты полёта БЛА над очагом пожара, использующий разработанные модели и учитывающий относительные потери наблюдаемости ОИ и безопасности БЛА.
4. Предложен адаптивный алгоритм определения оптимальной с точки зрения предложенного критерия высоты полёта БЛА при мониторинге пожарной обстановки и подтверждена его работоспособность и эффективность.
5. Проведен ряд экспериментов: лабораторных, использующих математическое моделирование, и полунатурных с использованием

МБЛА, подтвердивших эффективность разработанных адаптивных алгоритмов выбора высоты полета и обработки изображений, позволивших повысить эффективность мониторинга пожарной обстановки.

В результате удалось повысить эффективность мониторинга до 15% относительно полета на постоянной высоте. Показано, что выбранная с учетом критерия оптимальная высота полета БЛА, а также адаптация режима обработки изображения позволяют уменьшить значения потерь по наблюдаемости до 45%.

Созданы предпосылки к созданию системы автоматического мониторинга и обнаружения. Предложенные эвристические модели безопасности полёта БЛА и наблюдаемости ОИ могут быть использованы при выборе рабочей высоты полета БЛА в процессе мониторинга пожарной обстановки.

Список принятых сокращений

- GAN – Generative adversarial network, генеративно-сопоставительная нейронная сеть
- YOLO – нейросеть, использующая алгоритм «You Only Look Once»
- БЛА – беспилотный летательный аппарат
- БЗ – база знаний
- ГНСС – глобальная навигационная спутниковая система
- ЛА – летательный аппарат
- МБЛА – малоразмерный беспилотный летательный аппарат
- МВД – Министерство внутренних дел Российской Федерации
- МО – математическое ожидание
- МЧС – Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий
- НК – наземный комплекс
- НС – нейронная сеть
- ОИ – объект интереса
- ОФП – опасные факторы пожара
- ПК – программный комплекс
- СВ – случайная величина
- СН – система наблюдения
- СНС или CNN
- СТЗ – система технического зрения
- ТС – транспортное средство
- ФВЧ – фильтр высоких частот

Список литературы

1. Отчет о валидации и верификации ПС. // Программа для моделирования развития пожара. ФГБУН Институт вычислительного моделирования Сибирского отделения РАН, ФГБУН Институт теплофизики им. С.С. Кутателадзе Сибирского отделения РАН, ООО «Зк-эксперт». – Красноярск, 2020. 159 с.
2. *Ким Н.В., Михайлов Н.А., Мокрова М.И.* Авиационный поиск наземных объектов в сложных условиях наблюдения. // Научно-технический журнал СТИН 02'2020. М.: Редакция журнала «СТИН», 2020, сс. 14-17.
3. *Мокрова М.И.* Исследование влияния сложных условий пожарной обстановки на качество наблюдения и безопасность полёта БЛА // Известия ЮФУ. Технические науки, №1(218), 2021, сс.112-124.
4. *Ким Н.В., Мокрова М.И., Полянский В.В.* Организация согласованной работы манипулятора и системы технического зрения робота // Научно-технический журнал СТИН 09'2021. М.: Редакция журнала «СТИН», 2021, сс. 2-5.
5. *Veniamin N. Evdokimenkov, Nikolay V. Kim, Dmitriy A. Kozorez, Mariya I. Mokrova* Control of unmanned aerial vehicles during fire situation monitoring // INCAS Bulletin, Volume 11, Special Issue / 2019, pp. 66-73.
6. *Nikolay V. Kim, Maria I. Mokrova, Nikita A. Mikhailov* Control of an UAV for Fire Monitoring // Proceedings - International Conference on Developments in eSystems Engineering, DeSE. – Kazan, Russia:IEEE, 2019, October-2019, pp. 60-63.
7. *N. V. Kim, N. A. Mikhailov, M. I. Mokrova* Drone Searches in Challenging Conditions // ISSN 1068-798X, Russian Engineering Research, 2020, Vol. 40, No. 7, pp. 583–585.
8. *V.V. Polyansky, N.E. Bodunkov, M.I. Mokrova* Creating a Technology for Synthesizing Mechatronic Devices and VR Systems // 2020 International

- Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon), 2020, pp. 1-6.
9. *Bodunkov, N.E., Polyansky, V.V., Kim, N.V., Mokrova, M.I.* Preparing the guide robot to operation // Proceedings - International Conference on Developments in eSystems Engineering, DeSE. – Kazan, Russia:IEEE, 2020, 2020-December, pp. 146–151.
 10. *Mokrova M.I., Kotelnikov I.K.* Monitoring of the Earth's surface in conditions of low visibility // 2021 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON), 2021, pp. 1-6.
 11. *Kozorez, D.A., Mokrova, M.I., Kim, N.V.* Formation and research of UAV safety models and observability of objects when monitoring the fire setting // Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1958(1).
 12. *Kim, N.V., Mokrova, M.I., Polyanskii, V.V.* Coordinating the Operation of a Robot's Manipulator and Vision System // Russian Engineering Research, 2021, 41(12), pp. 1189–1192.
 13. *Ким Н.В., Мокрова М.И., Удалова Н.В.* Визуальная навигация роботизированных систем // Сб. докладов Молодежной научной конференции АНТОК 2020, сс. 46-48.
 14. *Козорез Д.А., Мокрова М.И.* Исследование производительности и безопасности мониторинга пожаров группой БЛА. Вопросы инновационного развития аэрокосмического комплекса России. Материалы первой общероссийской научно-практической конференции – М.: Издательство «Доброе слово», 2018, сс. 121-125.
 15. *Мокрова М.И.* Система корректировки траектории полета членов ударно-разведывательной группировки беспилотных летательных аппаратов. // 17-я Международная конференция «Авиация и космонавтика – 2018». Тезисы. – М.: Типография «Люксор», 2018, сс. 397-398.
 16. *Мокрова М.И.* Алгоритм оптимального выбора высоты полета и разделения функциональной группы БЛА при мониторинге пожарной

- обстановки. Тезисы докладов IV Общероссийской молодежной научно-технической конференции «Старт». СПб., 2018, с. 57.
17. *Евдокименков В.Н., Ким Н.В., Мокрова М.И.* Мониторинг пожарной обстановки беспилотными летательными аппаратами. Материалы XI Всероссийской студенческой научно-технической школы-семинара «Аэрокосмическая декада». – М., 2018, сс. 30-31.
18. *Ким Н.В., Мокрова М.И.* Мониторинг пожарной обстановки группой БЛА. // Техническое зрение в системах управления – 2019: сб. тез. докл. научно-техн. конф. 12-13 марта 2019, Москва, ИКИ РАН. М.: ИКИ РАН, 2019, с. 31.
19. *Ким Н.В., Мокрова М.И.* Модель наблюдаемости объектов для авиационного мониторинга пожаров. // Пятый Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2019): Труды семинара. – Переславль-Залесский: Российская ассоциация искусственного интеллекта, 2019, сс. 159-160.
20. *Мокрова М.И.* Алгоритм выбора высоты полета БЛА при мониторинге пожарной обстановки. // 18-я Международная конференция «Авиация и космонавтика – 2019». 18-22 ноября 2019 года. Тезисы. – М.: Типография «Логотип», 2019, сс. 169-170.
21. *Н.В. Ким, Мокрова М.И.* Формирование описаний наблюдаемых сцен при авиационном мониторинге пожарной обстановки. // Техническое зрение в системах управления – 2020: сб. тез. докл. научно-техн. конф. 17-18 марта 2020, Москва, ИКИ РАН. М.: ИКИ РАН, 2020.
22. *Мокрова М.И.* Алгоритм выбора оптимальной высоты полёта БЛА при мониторинге пожарной обстановки // 19-я Международная конференция «Авиация и космонавтика». 23-27 ноября 2020 года. Москва. Тезисы. – М.: Издательство «Перо», 2020, сс. 80-81.
23. *Мокрова М.И., Козорез Д.А., Ким Н.В.* Формирование и исследование моделей безопасности БЛА и наблюдаемости объектов при

- мониторинге пожарной обстановки. // Сборник тезисов XI Международной научно-технической конференции «Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных аппаратов», – М.: Изд. Эдитус, 2020, сс. 297-300.
24. Мокрова М.И. Разработка критерия эффективности мониторинга пожарной обстановки с использованием БЛА // Шестой Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2021): Труды семинара. – М., 2021.
25. Мокрова М.И. Стратегия управления беспилотным летательным аппаратом при мониторинге пожарной обстановки // Актуальные проблемы и перспективы развития гражданской авиации: сборник трудов X Международной научно-практической конференции. Том 2. 14-15 октября 2021 г. – Иркутск: Иркутский филиал МГТУ ГА, 2021. сс. 296-302.
26. "Лесной кодекс Российской Федерации" от 04.12.2006 N 200-ФЗ (ред. от 02.07.2021) (с изм. и доп., вступ. в силу с 13.07.2021).
27. Кулик Е.Н. Разработка и исследование системы мониторинга лесных пожаров по материалам космических съемок (на примере Новосибирской области). Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Сибирская государственная геодезическая академия, 2000.
28. Копейкин С.А. Алгоритм обнаружения движущегося объекта в видеосигнале // Евразийский Союз Ученых, №6-2 (15), 2015, сс.105-107.
29. Корытченко К.В., Вамболь С.А., Скоб Ю.А., Угрюмов М.Л., Назаренко А.А. Моделирование области обрыва ЛГМ, формируемой при взрыве топливовоздушных зарядов в лесном фитоценозе // Проблемы пожарной безопасности. Сборник научных трудов. Выпуск 27, 2010, сс. 109-117.

30. Залесов А.С. Классификация лесных пожаров. // ГОУ ВПО «Уральский государственный лесотехнический университет». Редакционно-издательский отдел УГЛТУ, Екатеринбург, 2011.
31. ГОСТ 12.1.004-91 ССБТ. Пожарная безопасность. Общие требования. Министерство внутренних дел СССР, Министерство химической промышленности СССР. Дата введения 01.07.1992.
32. Жилин О.И. Действия людей при пожаре // Энергобезопасность в документах и фактах, №2 (14), 2007, сс. 24-33.
33. Тодосейчук С. П., Переяслов А. Н., Моржин А. М., Малов Ю. И., Колдаев А. В. Концепция применения воздушных робототехнических комплексов для мониторинга и ликвидации чрезвычайных ситуаций на примере системы «Иркут-МЧС» // Технологии гражданской безопасности. 2006. №1.
34. Merino L., Caballero F., De Dios J.R.M., Maza I., Ollero A. “An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement”, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 65 (1), 2012, сс. 533-548.
35. Martínez-de Dios J.R., Merino L., Caballero F., Ollero A. “Automatic forest-fire measuring using ground stations and unmanned aerial systems”, *Sensors* 2011, 11, (6), сс. 6328–6353.
36. Kumar M., Cohen K., Chaudhuri B.H. “Cooperative control of multiple uninhabited aerial vehicles for monitoring and fighting wildfires”, *Journal of Aerospace Computing, Information and Communication*, 8 (1), 2011, сс. 1-16.
37. Rodin C.D., De Lima L.N., de Alcantara Andrade F.A., Haddad D.B., Johansen T.A., Storvold R. “Object Classification in Thermal Images using Convolutional Neural Networks for Search and Rescue Missions with Unmanned Aerial Systems”, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2018-July, сс. 1-8.
38. Belkhouche F. “Reactive optimal UAV motion planning in a dynamic world”, *Robotics and Autonomus Systems* 96, 2017, сс. 114-123.

39. Alexandrov D., Pertseva E., Berman I., Pantiukhin I., Kapitonov A. "Analysis of machine learning methods for wildfire security monitoring with an unmanned aerial vehicles", Conference of Open Innovation Association, FRUCT 2019 – April, сс. 3-9.
40. Ahmed A., Nadai M., Chen T., Shibasaki R. "UAV based surveillance for geographic and manmade object detection" 28th Asian Conference on Remote Sensing 2007, ACRS 2007, сс. 1908-1913.
41. Кузнецов А.Г. Повышение точности оценки координат малогабаритного беспилотного летательного аппарата с использованием системы технического зрения. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Московский авиационный институт (государственный технический университет), 2011.
42. Каменский А.В., Маланин М.Ю., & Курячий М.И. (2016). Оценка разрешающей способности видеокамер по характерным фрагментам формируемых изображений. // Динамика систем, механизмов и машин, 2 (1), сс. 78-83.
43. Гулевич С.П., Веселов Ю.Г., Прядкин С.П., Тырнов С.Д. Анализ факторов, влияющих на безопасность полета беспилотных летательных аппаратов. Причины авиационных происшествий беспилотных летательных аппаратов и способы их предотвращения. // Наука и образование. Машиностроение и компьютерные технологии. 2012. №12.
44. Сарманаев С.Х., Башарин В.А., Толкач П.Г., Шербашов К.А. Токсико-химическое поражение на пожаре // Биомедицинский журнал «Medline.ru», том 16, токсикология, 26 марта 2015.
45. Armin Schwartzman, Marina Alterman, Rotem Zamir, Yoav Y. Schecher Turbulence-Induced 2D Correlated Image Distortion // Conference: 2017 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)

- https://www.researchgate.net/publication/317691537_Turbulence-induced_2D_correlated_image_distortion.
- 46.H. Ma, Z. Y, X. Wang, Y. Ma, P. Zhou, X. Xu, and Z. Liu. Adaptive conversion of a wavefront-distortion beam to near diffraction-limited flat-top beam based on stochastic parallel gradient descent algorithm // Proc. SPIE Photonics Asia, 2010, pages 78430P–78430P.
- 47.N. Anantrasirichai, Alin Achim, Nick Kingsbury, David Bull, Atmospheric Turbulence Mitigation using Complex Wavelet-based Fusion // IEEE Transactions on Image Processing, vol. 22(6), 2013, pp. 2398-2408.
- 48.Dilshad N., Hwang J., Song J., Sung N. Applications and Challenges in Video Surveillance via Drone: A Brief Survey // 11th International Conference on Information and Communication Technology Convergence, South Korea, 2020, cc. 728-732.
- 49.Sudhakar S., Vijayakumar V., Sathiya Kumar C., Priya V., Ravi L., Subramaniaswamy V. Unmanned Aerial Vehicle based Forest Fire Detection and monitoring for reducing false alarms in forest-fires // (2020) Computer Communications, 149, cc. 1-16.
- 50.Khan A., Gupta S., Gupta S.K. Multi-hazard disaster studies: Monitoring, detection, recovery, and management, based on emerging technologies and optimal techniques // (2020) International Journal of Disaster Risk Reduction, 47, art. no. 101642.
- 51.Ким Н.В., Кузнецов А.Г. Поиск объектов на основе анализа наблюдаемой ситуации // Сб. тезисов докладов на научном семинаре «Системы технического зрения» ИКИ РАН/М.: 2011.
- 52.Zhou Z., Wang X., Li C., Zeng M., Li Z. Adaptive deep feature aggregation using Fourier transform and low-pass filtering for robust object retrieval // Journal of Visual Communication and Image Representation, 2020.
- 53.Абрамов Н.С., Хачумов В.М. Распознавание на основе инвариантных моментов // Вестник РУДН. Серия: Математика, информатика, физика. 2014. №2.

54. Srivastava, S., Divekar, A.V., Anilkumar, C. et al. Comparative analysis of deep learning image detection algorithms. *J Big Data* 8, 66 (2021).
55. Абчук В.А., Суздаль В.Г. Поиск объектов. М.: «Сов. радио». 1977. 336с.
56. ISO IEC 61966-2-2:2003.
57. Марков А.В., Симаньков В.И. Методика расчета траекторий полета беспилотных летательных аппаратов для наблюдения за местностью // Доклады БГУИР. 2019. №4.
58. Пастушков А.В. Метод и алгоритмы поиска объекта в видеопотоке. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский государственный университет». – Томск, 2017.
59. Martin Hahner, Dengxin Dai, Christos Sakaridis, Jan-Nico Zaech, Luc Van Gool: Semantic Understanding of Foggy Scenes with Purely Synthetic Data // arXiv, 2020.
60. Magnus Wrenninge, Jonas Unger: Synscapes: A Photorealistic Synthetic Dataset for Street Scene Parsing // arXiv, 2018.
61. Мамучиев И.И., Мамучиев И.М. Активное воздействие на теплые туманы и облака каплями воды // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. 2016. №4-4.
62. Алаторцев А.С. Совершенствование организации тушения лесных пожаров в Самарской области. Магистерская диссертация. – ФГБОУ ВО «Тольяттинский государственный университет», 2017.
63. Ким Н.В. Формирование требований к беспилотному летательному аппарату, выполняющему функции носителя системы наблюдения // Доклады конференции ТЗСУ-2012.
64. Инсаров В.В. Техническое зрение в системах наведения автономных беспилотных летательных аппаратов. – М.: ИД Академии Жуковского, 2022. – 376 с.