

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М. Ф. Решетнева»

На правах рукописи

Пятаева Анна Владимировна



ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ
ОБНАРУЖЕНИЯ ДЫМА НА ОТКРЫТЫХ ПРОСТРАНСТВАХ
ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ

Специальность 05.13.17 – Теоретические основы информатики

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель –
доктор технических наук
Фаворская М. Н.

Красноярск – 2016

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДЫМА ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ.....	9
1.1. Особенности визуального обнаружения дыма	9
1.2. Дым как объект исследования	11
1.3. Признаки визуального обнаружения дыма	13
1.3.1. Пространственные признаки дыма	14
1.3.2. Временные признаки дыма	19
1.4. Алгоритмы раннего обнаружения дыма.....	24
1.5. Анализ исследовательских и коммерческих программных комплексов	30
1.5.1. Исследовательские программные комплексы	30
1.5.2. Коммерческие программные комплексы	32
1.6. Выводы по главе	42
ГЛАВА 2. ОБНАРУЖЕНИЕ РЕГИОНОВ, ПОХОЖИХ НА ДЫМ	45
2.1. Постановка задачи детектирования дыма по видеопоследовательности	45
2.2. Модель фона для определения глубины сцены	47
2.2.1. Метод получения темного канала изображения.....	47
2.2.2. Определение глубины сцены с использованием случайного марковского поля	49
2.3. Предварительная сегментация областей задымления.....	54
2.3.1. Метод сопоставления блоков	55
2.3.2. Цветовая модель дыма и турбулентность	56
2.4. Классификация регионов-кандидатов	58
2.5. Выводы по главе	61
ГЛАВА 3. ВЕРИФИКАЦИЯ ГЛОБАЛЬНЫХ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ	63
3.1. Пространственно-временные локальные бинарные шаблоны	63
3.1.1. Способы вычисления шаблонов.....	66
3.1.2. Предварительная обработка шаблонов	68
3.1.3. Способы построения гистограмм.....	70
3.2. Классификационное правило.....	72
3.3. Эволюционный алгоритм для сглаживания эталонной гистограммы дыма	74
3.4. Влияние сложных погодных условий и шума	78
3.4.1. Слабое освещение	78
3.4.2. Атмосферные осадки (дождь/снег)	80
3.4.3. Шум типа «соль-перец»	80
3.4.4. Размытие	81
3.4.5. Фильтр Лапласа.....	82
3.5. Выводы по главе	84
ГЛАВА 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ	85

4.1.	Описание тестовых видеопоследовательностей.....	85
4.2.	Результаты экспериментальных исследований выделения регионов-кандидатов	91
4.2.1.	Определение глубины сцены.....	91
4.2.2.	Выделение локальных регионов-кандидатов	92
4.2.3.	Классификация регионов-кандидатов	101
4.3.	Верификация глобальных регионов-кандидатов.....	102
4.4.	Улучшение эталонной гистограммы дыма	104
4.5.	Результаты экспериментальных исследований при сложных погодных условиях и в условиях шума	105
4.5.1.	Слабое освещение.....	105
4.5.2.	Атмосферные осадки.....	106
4.5.3.	Шум типа «соль-перец»	107
4.5.4.	Размытие.....	108
4.5.5.	Фильтр Лапласа.....	109
4.6.	Данные других авторов	110
4.7.	Выводы по главе	113
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....		116
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ		118
ПРИЛОЖЕНИЕ А - СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ.....		135
ПРИЛОЖЕНИЕ Б – АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ.....		138
ПРИЛОЖЕНИЕ В – СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ СОКРАЩЕНИЙ		140
ПРИЛОЖЕНИЕ Г – РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ ВЫДЕЛЕНИЯ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ		141
ПРИЛОЖЕНИЕ Д – ДАННЫЕ ЭТАПА КЛАССИФИКАЦИИ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ.....		150
ПРИЛОЖЕНИЕ Е – ДАННЫЕ ЭТАПА ВЕРИФИКАЦИИ РЕГИОНОВ- КАНДИДАТОВ.....		151
ПРИЛОЖЕНИЕ Ж – ПРИМЕРЫ РАБОТЫ АЛГОРИТМА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДЫМА.....		153
ПРИЛОЖЕНИЕ З – ТЕСТОВЫЕ ДАННЫЕ ЭТАПА ВЕРИФИКАЦИИ СО СЛОЖНЫМИ ПОГОДНЫМИ УСЛОВИЯМИ И ШУМОМ.....		156

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. Раннее обнаружение дыма как объективного признака начинающегося пожара является важной задачей экологического мониторинга, как лесных массивов, так и городских территорий. Традиционные способы детектирования дыма, основанные на тепловых детекторах или химическом анализе продуктов сгорания, становятся бесполезными на открытых пространствах, так как вследствие ряда метеорологических факторов (ветер, дождь, снег и т.д.) происходит быстрое уменьшение концентрации продуктов сгорания в воздухе. Мониторинг пожара на открытых пространствах возможен с использованием систем видеонаблюдения, которые позволяют детектировать дым на значительном расстоянии и независимо от источника дыма (лесной или техногенный пожар). Существующие методы детектирования дыма по видеопоследовательности, как правило, используют несколько признаков, например, применение цветовых и текстурных характеристик дыма, нахождение движения в сцене, мерцания, определение краев. Однако реальные условия съемки вносят артефакты, затрудняющие обнаружение такой сложной динамической текстуры, как дым. К артефактам, которые могут существенно затруднить работу системы детектирования дыма на открытых пространствах, относятся объекты с динамическим поведением, помехи оборудования, сложные метеорологические условия, а также недостаточное естественное освещение. Таким образом, в настоящее время задача детектирования дыма на видеопоследовательности является актуальной вследствие сложности объекта исследования – произвольных форм, динамических и фрактальных свойств, вариаций внутри класса, а также из-за возникающих шумов на изображениях.

Методам детектирования дыма на открытых пространствах и созданию на их основе систем обнаружения пожара посвящены исследования, проводимые в ряде университетов таких, как Bilkent University (Турция), Sankaya University (Турция), Полоцкий государственный университет (Республика

Беларусь), Московский государственный университет (Москва), Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики (С.-Петербург), Сибирский государственный аэрокосмический университет (Красноярск). Значительный вклад в развитие методов раннего обнаружения дыма внесли ученые: F. Juan, A. E. Cetin, U. Toreyin, Р.П. Богуш, Н.В. Бровко, А.А Лукьяница и другие. В настоящее время программные комплексы реализуют алгоритмы детектирования дыма по видеопоследовательностям с относительно невысокой точностью распознавания до 86–94% и значительным количеством ложных срабатываний. Таким образом, повышение эффективности раннего обнаружения дыма на открытых пространствах является актуальным.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности детектирования дыма на открытых пространствах по видеопоследовательностям с существенным уменьшением ошибок распознавания первого и второго рода.

Для достижения цели были поставлены следующие **задачи**:

1. Провести анализ существующих методов, алгоритмов и систем детектирования дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах.
2. Разработать метод сегментации областей, похожих на дым, на видеопоследовательности.
3. Разработать метод верификации полученных областей-кандидатов, похожих на дым.
4. Выполнить проверку эффективности работы алгоритмов детектирования дыма по видеопоследовательностям, содержащим артефакты, связанные с погодными условиями и шумом на изображении.
5. Создать программный комплекс, реализующий алгоритмы предварительной сегментации и верификации полученных областей, позволяющий оценить качество работы алгоритмов.

6. Провести экспериментальные исследования эффективности предложенных решений.

Методы исследований. Для решения поставленных в работе задач использовались методы теории цифровой обработки изображений, теории информации, методы теории распознавания образов и анализа данных, методы объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна.

1. Предложен метод сегментации областей, похожих на дым, использующий совокупность пространственно-временных признаков дыма с их последующей классификацией на основе технологии бустинговых случайных лесов, отличающийся от существующих методов повышенной точностью сегментации и уменьшением числа ложных срабатываний.

2. Разработан новый метод верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов, позволяющий повысить точность детектирования и уменьшить число ложных срабатываний и пропуска событий. Также исследованы модификации пространственно-временных локальных бинарных шаблонов, позволяющие достичь большей эффективности применения методов текстурного анализа для верификации.

3. Разработан алгоритм классификации областей задымления с артефактами съемки, размытием и сложными метеорологическими условиями, позволяющий алгоритмически скомпенсировать их влияние на качество детектирования дыма по видеопоследовательностям.

4. Построена модель фона, позволяющая избирательно назначать весовые коэффициенты различным признакам в зависимости от глубины сцены, повышая тем самым точность сегментации дыма для сцен с незначительной и существенной глубиной.

Практическая значимость. Предложенные в диссертационной работе методы и алгоритмы предназначены для практического применения в системах экологического мониторинга лесных массивов, как с применением ста-

ционарного наземного оборудования, так и беспилотных летательных аппаратов. Разработанные методы и алгоритмы являются основой для реализации дополнительной функции, а именно, обнаружение задымлений системами городского видеонаблюдения, а также видеонаблюдения за сложными техногенными объектами (территориями заводов, аэродромами, морскими и речными портами и т.д.).

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Метод сегментации областей, похожих на дым, с их последующей классификацией на основе технологии бустинговых случайных лесов.
2. Метод верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов.
3. Алгоритм классификации областей задымления с артефактами съемки, размытием и сложными метеорологическими условиями.
4. Модель фона, учитывающая глубину сцены.

Внедрение результатов диссертационной работы. Результаты диссертационного исследования переданы в ООО «Системы промышленной автоматизации» для дальнейшего использования, о чем получен Акт №1 от 06.04.2016. Получен Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в учебный процесс кафедры информатики и вычислительной техники Института информатики и телекоммуникаций от 08.09.16. Получены свидетельства о регистрации программ для ЭВМ №2015615904 от 27.05.2015 – «Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов», №2015662901 от 20.10.2015 – «Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям», №2016613827 от 07.04.2016 – «Система сегментации областей дыма на видеопоследовательности».

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались и обсуждались на 17-й и 18-й международных конференциях «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (Москва, 2015 и 2016 гг.), XIX-й международной научно-практической конференции, посвященной 55-летию Сибир-

ского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения» (Красноярск, 2015 г.), III Международной научной конференции «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (Красноярск, 2016 г.), 19th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems (Сингапур, 2015 г.), 20th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems (Великобритания, 2016 г.).

Соответствие диссертации паспорту специальности. Диссертационное исследование соответствует области исследований специальности 05.13.17 – Теоретические основы информатики по п. 7. «Разработка методов распознавания образов, фильтрации, распознавания и синтеза изображений, решающих правил» и п. 5. «Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечения разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений».

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано 12 печатных работ, из которых 3 изданы в журналах, рекомендованных ВАК, 2 в журналах, индексируемых в Scopus, 4 в материалах докладов, 3 свидетельства о регистрации программы, зарегистрированных в Российском реестре программ для ЭВМ.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и восьми приложений. Полный объем диссертации 157 страницы текста с 47 рисунками и 31 таблицами. Список использованных источников содержит 152 позиции.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДЫМА ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ

В первой главе рассмотрены существующие методы обнаружения дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах, приведена классификация методов, а также представлены исследовательские и коммерческие программные комплексы.

1.1. Особенности визуального обнаружения дыма

Визуальное детектирование дыма на открытых пространствах имеет большое значение для раннего обнаружения задымлений и возгораний при мониторинге лесных массивов, городском видеонаблюдении, а также видеонаблюдении за сложными техногенными объектами, как с применением стационарного наземного оборудования, так и беспилотных летательных аппаратов. Наличие дыма является одним из существенных признаков для раннего обнаружения пожара и его быстрой локализации. Традиционные способы детектирования дыма, основанные на тепловых детекторах или химическом анализе продуктов сгорания, становятся бесполезными на открытых пространствах, так как вследствие ряда метеорологических факторов (ветер, дождь, снег и т.д.) происходит быстрое уменьшение концентрации продуктов сгорания (CO , CO_2 , HCN , O_2 , HCl и HBr) в воздухе.

В последнее время раннее обнаружение возгорания на открытых пространствах стало возможным с использованием систем видеонаблюдения, которые позволяют детектировать дым на значительном расстоянии и независимо от источника дыма (лесной или техногенный пожар), а также современных технологий компьютерного зрения и распознавания изображений. Дым на видеоизображении представляет собой динамическую текстуру и является продолжением 2D текстуры во временной области [76].

Динамические текстуры могут иметь стохастическую и регулярную составляющую [37]. К характеристикам динамических текстур можно отнести следующие особенности [50]:

- большое разнообразие форм;
- пространственные и временные закономерности;
- большой объем исходных данных;
- малое количество предопределенных структур.

Вероятностными особенностями динамических текстур являются размер, ориентация в пространстве, формы и расположение составных частей объекта на видеоизображении.

Методы анализа динамических текстур зависят от искомого объекта и разделяются на следующие категории:

1. Методы, основанные на нахождении движения. Это наиболее популярная категория методов, так как движение – естественное свойство динамических текстур [24, 29, 73].

2. Пространственно-временная фильтрация и методы, основанные на преобразованиях. Эта группа методов описывает динамические текстуры в различных масштабах в пространстве и времени, к ней относятся, например, вейвлет-преобразования [20, 23, 111].

3. Методы, основанные на построении математических моделей, таких как генеративные (порождающие) модели (например, линейные динамические системы). Генеративные модели могут быть использованы для синтеза [13], сегментации [38] и классификации [22].

4. Методы, основанные на геометрических пространственно-временных свойствах. Эта группа методов базируется на свойствах движущихся поверхностей [33]. На основе характеристик поверхности возможно выявить особенности движения и определить внешний вид исследуемой текстуры.

1.2. Дым как объект исследования

В соответствии с физико-химическими особенностями дым является смесью газообразных продуктов сгорания и возникает вследствие протекания химических реакций горения. Продукты сгорания многих органических и неорганических веществ содержат взвешенные твердые частицы (сажа, окислы, соли и др.). С этой точки зрения дым представляет собой дисперсную систему из продуктов горения и воздуха, состоящую из газов, паров и раскаленных частиц [149]. В зависимости от стадии возгорания, продуктов горения и условий пожара происходят различные химические реакции горения. Плотность летучих продуктов горения в 3–5 раз меньше плотности окружающего воздуха, поэтому над очагом горения существует конвективный (непрерывно поднимающийся вверх) поток горячей парогазовой смеси продуктов горения, сопровождающийся всасыванием свежего воздуха снизу к очагу горения [124].

Для описания процесса горения органических материалов можно рассмотреть следующие химические реакции выражения (1–3) [128]:



В случае недостатка кислорода дополнительно образуется монооксид углерода (угарный газ, окись углерода), одновременно происходит реакция угарного газа с водой выражения (4–5):



Эти реакции протекают, кроме того, преимущественно на ранних стадиях возгорания. При горении неорганических материалов (полимерных) могут происходить реакции выражения (6–9):





При горении органических материалов образуются нагретые до высокой температуры летучие продукты горения: CO_2 , H_2O , CO и другие. При горении некоторых неорганических веществ, например, некоторых металлов, могут образовываться наряду с летучими и нелетучие продукты горения. На пожарах чаще всего горят органические вещества (древесина, ткани, бензин, керосин, резина и др.), в состав которых входят углерод, водород, кислород, сера и азот. Реже на пожарах горят неорганические вещества, такие как фосфор, натрий, калий, кальций, алюминий, титан, магний и др. Продуктами их сгорания являются твердые вещества. Одни из них (P_2O_5 , MgO , Na_2O) в продуктах сгорания мелко диспергированы и поднимаются в воздух в виде плотного дыма, другие (Al_2O_3 , TiO_2) в процессе горения находятся в расплавленном состоянии.

Протекание химических реакций (1)–(5) характерно для лесных пожаров. При этом для низового пожара характерна сравнительно небольшая скорость распространения (до 5 км/час), небольшая высота пламени до 2–2,5 м и светло-серый цвет дыма. При верховом пожаре скорость распространения может достигать 25 км/ч, температура дыма и пламени для верхового пожара выше, а цвет дыма темнее, чем у низового пожара. По статистике большее число пожаров приходится на долю низовых пожаров [147]. Верховой пожар является следующей стадией развития низового пожара. Температура дыма при пожарах в жилых и административных зданиях составляет в среднем 850–900°C, в лесу – 500–900°C. [120]. При горении полимерных материалов температура колеблется в пределах 1000–1300°C, дым при этом имеет черно-серый или черный цвет.

Таким образом, при горении материалов естественного происхождения и полимерных материалов протекают различные химические реакции, вследствие чего температура дыма, цвет и скорость распространения для лесного пожара (когда протекают реакции горения органических соединений) и тех-

ногенного пожара (при участии в горении неорганических соединений) различны.

1.3. Признаки визуального обнаружения дыма

На изображении области дыма, имеющие газообразную природу, вследствие особенностей оптических свойств плотных газообразных веществ, при пространственном совмещении с другими объектами сглаживают резкие грани объектов, следовательно, в местах скопления граней дыма быть не должно [126]. Сглаживание граней объектов, кроме того, сильно влияет на изменении энергии спектра по сравнению с фоном. Распространение дыма происходит в основном вверх со вполне определенной скоростью, что также может быть обнаружено по видеоизображениям. [101]. Граница областей задымления обычно четко определена, а сами области содержат завихрения [91]. Области дыма обычно имеют низкие значения контрастности, насыщенности цвета [102].

Таким образом, к визуальным признакам детектирования дыма на видеоизображении можно отнести: наличие движения, специфический способ распространения, сглаживание объектов, находящихся за дымом, наличие завихрений (фрактальность), четко определенная граница областей задымления, цветовые и текстурные особенности. Признаки визуального обнаружения дыма в соответствии с особенностями динамических текстур можно разделить на пространственные и временные, так как дым проявляет определенные стационарные свойства во времени. Такое деление является условным и выполняется по принципу: если для расчета признака требуется один кадр видеопоследовательности, то признак относится к пространственным, если два и более кадра, то к временным.

1.3.1. Пространственные признаки дыма

Цветовые особенности, наличие контуров, фрактальность и прозрачность могут рассматриваться как пространственные свойства дыма в одном кадре видеопоследовательности.

Для определения областей цвета дыма (рисунок 1) могут быть использованы различные цветовые пространства, такие как RGB, HSV/HSB, YUV, CIELab. В начале пожара, когда температура дыма низкая, дым имеет цвет из диапазона от бело-голубого до белого. В работе [11] впервые предложено использование статистической модели в подпространстве RG, RB и GB для определения хроматической характеристики дыма. Авторы предположили, что пиксели цвета дыма должны иметь одинаковые значения интенсивности в цветовых каналах цветового пространства RGB.

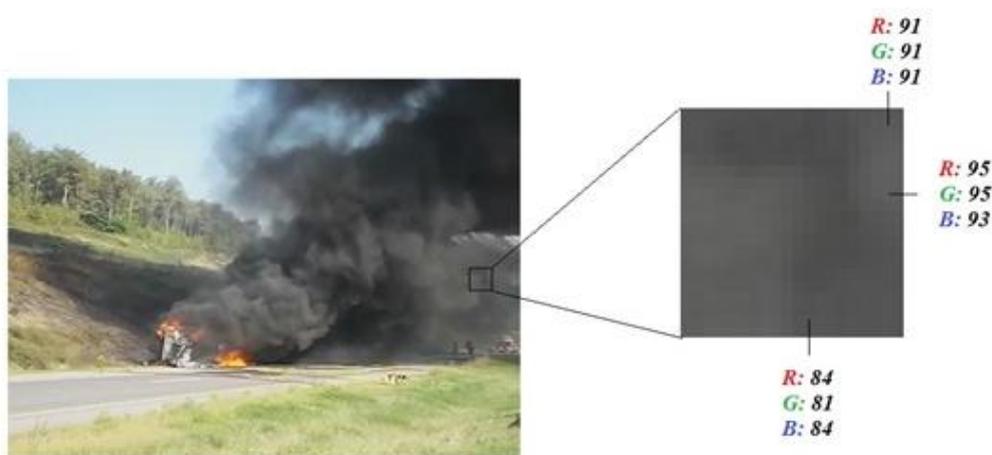


Рисунок 1. Цветовые особенности дыма

Определение областей цвета дыма путем установки порогового значения в цветовом пространстве RGB реализовано в работах [9, 26, 43, 45, 105, 129, 134], при этом авторами выполняется проверка превышения порога цвета, как в отдельных пикселах, так и в блоках пикселей. Подобная идея раннего обнаружения дыма связана с использованием цветового пространства HSV, когда насыщенность (составляющая S) цвета пиксела должна быть настолько низкой, насколько это возможно. Цветовое пространство HSV/HSI для определения областей цвета дыма использовано в работах [43, 52, 55,

100, 102, 126]. Например, в работе [44] показано, что цветовое пространство HSI можно применить для определения областей цвета дыма, которые обладают большой совокупностью оттенков H , низким уровнем насыщенности S и высоким уровнем интенсивности I . Morello и другие применили цветовое пространство CIE LAB для выделения областей цвета дыма [62] и показали, что применение только L – канала не достаточно, для лучшей кластеризации необходимо использование составляющих a и b . Это цветовое пространство применяется и в других работах [91]. Возможно также использование и других цветовых пространств, например, YCrCb [34, 62], YUV [43].

Свойство прозрачности (толщины) областей задымления обусловлено эффектом снижения прозрачности атмосферы, вызванным присутствием дыма. Интенсивность (или плотность задымления) характеризуется ухудшением видимости и степенью токсичности в зоне задымления. Ухудшение видимости, наблюдаемое на видеоизображениях, определяется оптической плотностью дыма. Она оценивается по толщине слоя дыма, через которую не виден свет эталонной лампы (мощностью 21 Вт) или по количеству твердых частиц, содержащихся в единице объема. В зависимости от плотности задымления дым делится на оптически плотный, средней плотности и оптически слабый [124] (таблица 1).

Таблица 1. Оптическая плотность дыма

Наименование дыма	Плотность дыма, г. твердой фазы/м ³	Видимость предметов, освещаемых лампой (21 Вт), м
Оптически плотный	> 1,5	до 3
Средней плотности	0,6 – 1,5	до 6
Оптически слабый	0,1 – 0,5	до 12

Форма и прозрачность дыма беспорядочно (неравномерно) изменяются из-за конвективного потока горячей парогазовой смеси продуктов горения. Вариативность таких изменений значительно более высокая, чем у цветовых особенностей дыма [2]. Эти изменения особенно существенны по краям задымления или когда дым находится в ранней стадии развития. Они становятся более слабыми в центре дыма. На рисунке 2 а) представлен кадр с дымом

(красный блок) и автомобилем серого цвета (синий блок), а на рисунке 2 б) показано изменение пространственно-временной энергии для блока, содержащего дым (красная линия), и автомобиль серого цвета (синяя линия).

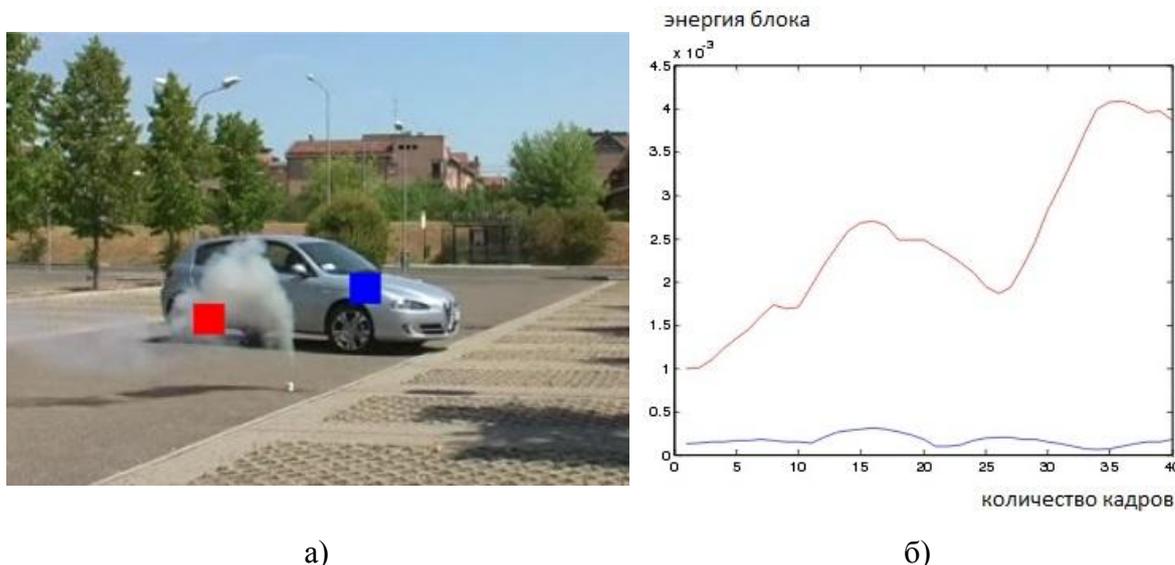


Рисунок 2. Изменение пространственно-временной энергии блока: (а) – исходный кадр, (б) – зависимости пространственно-временной энергии для дыма и автомобиля серого цвета

На рисунке 3 показаны вариации пространственно-временной энергии для блоков, содержащих дым, и без дыма, но с облаками. Зеленый блок и зеленая линия соответствуют области на краю дыма, красная линия и красный блок соответствуют энергии в центре области дыма, синяя линия и синий блок соответствуют области изображения без дыма.

Для обнаружения дыма часто используется анализ беспорядка областей. Способами оценки беспорядка областей дыма являются хаотичность [5], неровность границ [90], определение турбулентности (фрактальности) [14]. Дым представляет собой турбулентное явление, иными словами контуры дыма быстро изменяются во времени, причем, эти изменения могут быть как нарастающими, так и затухающими. Сложность вариаций контура может быть оценена с помощью фрактальной размерности. Наличие фрактальных структур в динамических текстурах отмечается многими учеными [3, 21, 46]. Например, фрактальная размерность, описывающая стохастическое поведение каждого набора пикселей, может быть оценена с помощью четырех мер:

интенсивности пиксела, μ_I выражение (10), временного градиента яркости, μ_B выражение (11), нормального потока, μ_F выражение (12) и лапласиана, μ_L выражение (13) [99]:

$$\mu_I(p_0, t_0) = \iint_{B(p_0, t_0, r_s, r_t)} I(p, t) dp dt, \quad (10)$$

где $I(p, t)$ – значение интенсивности пиксела p в видеопоследовательности изображений градации серого, $t=1, 2, \dots, N$, выражение $B(p_0, t_0, r_s, r_t)$ определяет 3D куб, с центром в точке (p_0, t_0) с пространственным радиусом r_s и временным радиусом r_t .

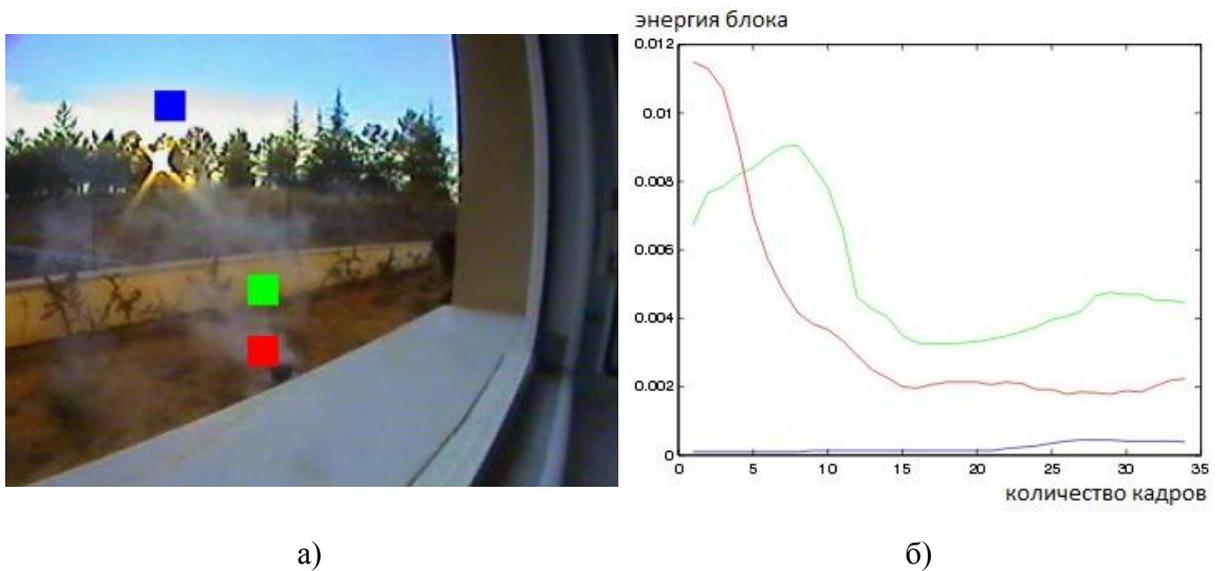


Рисунок 3. Изменение пространственно-временной энергии блока: (а) – исходный кадр, (б) – зависимости пространственно-временной энергии для дыма и облаков

Таким образом, определяемая по выражению (10) мера $\mu_I(p_0, t_0)$ показывает общую интенсивность в пространственно-временной области для соседей точки (p_0, t_0) . Временной градиент яркости рассчитывается следующим образом:

$$\mu_B(p_0, t_0) = \int_{B(p_0, t_0, r_s)} \frac{\partial I(p, t)}{\partial t} dp, \quad (11)$$

где $B(p_0, t_0, r_s)$ – пространственный квадрат, с центром в точке (p_0, t_0) с пространственным радиусом r_s (таким же, как и у меры μ_I). Эта мера показывает изменение суммарной временной интенсивности динамической текстуры вокруг точки (p_0, t_0) . Для вычисления нормального потока используется форму-

ла (12), показывающая измерение перемещения пикселей вдоль направления, перпендикулярного градиенту яркости:

$$\mu_F(p_0, t_0) = \int_{B(p_0, t_0, r_s)} \frac{\partial I(p, t) / \partial t}{\|\nabla I(p)\|} dp. \quad (12)$$

Лапласиан, также используемый в качестве меры для динамического фрактального анализа, рассчитывается по формуле (13):

$$\mu_L(p_0, t_0) = \int_{B(p_0, t_0, r_s)} \Delta I(p, t) dp. \quad (13)$$

Другим способом оценки фрактальной размерности дыма является вычисление безразмерной меры объемных областей. Геометрическая сложность формы поверхности может быть количественно измерена с помощью безразмерной меры объемных областей [10]. Для замкнутых поверхностей, возникающих в n -размерном пространстве ($n \geq 2$), размер такой области может быть описан мерой $V_n^{1/2}$. Для заданного размера сфера имеет наименьшую площадь поверхности и описывается формулами (14–15):

$$S_n = \frac{1}{k_n} V_n^{(n-1)/n}, \quad (14)$$

$$k_n = \frac{\Gamma^{1/n}(1+n/2)}{n\pi^{1/2}}, \quad (15)$$

где $\Gamma(x)$ – Гамма функция. Тогда, для любой замкнутой поверхности область S_n ограничена снизу, то есть, определена выражением (16):

$$S_n \geq \frac{1}{k_n} V_n^{(n-1)/n}. \quad (16)$$

Чтобы изучить поведение объемных областей в широком диапазоне размерностей, полезно нормализовать площадь поверхности по площади сферы одинакового размера. Итоговая мера, обозначенная Ω_n , является безразмерной мерой сложности формы поверхности. Мера Ω_n количественно описывает удаление формы сложности поверхности от минимального значения. Таким образом, неспрямляемые (например, фрактальные) поверхности

будут соответствовать значению $\Omega_n = \infty$. Для 2D ($n=2$) замкнутых контуров мера размера становится квадратным корнем из замкнутой области, то есть $V_2^{1/2} = A^{1/2}$, так что сложность 2D формы $\Omega_2 \equiv \frac{k_2 P}{A^{1/2}} \ll \infty$, $k_2 = \frac{1}{2\pi^{1/2}}$, где $P = S_2$ периметр контура, а A – его площадь. Иными словами, фрактальная размерность может быть вычислена как отношение периметра области дыма к квадратному корню из ее площади.

1.3.2. Временные признаки дыма

Традиционным способом анализа видеопоследовательностей является разработка приемлемой модели фона и выборочное отслеживание движения. Требованиями к модели фона являются:

- достоверное обнаружение дыма в дневных и ночных условиях,
- отсутствие в сцене динамических текстур (в том числе дыма),
- постоянное обновление модели фона для того, чтобы скомпенсировать изменение яркости (тени, смена времени суток),
- постоянное обновление модели фона для реакции на изменения условий окружающей среды, в частности, метеорологических воздействий и атмосферных явлений.

Целесообразно рассматривать две модели фона для сцен с ближним и дальним планом, где могут наблюдаться ближний и дальний дым соответственно. Модель фона для сцен ближнего плана учитывает такие процессы, как движущиеся объекты, изменения яркости и атмосферные явления. В этом случае компенсация движения является наиболее часто используемой процедурой. В сценах с большой глубиной на построение модели фона преобладающее воздействие оказывают метеорологические факторы и атмосферные явления. В работе [28] для сцен с медленно изменяемой яркостью была предложена модель вычитания фона совместно с использованием информации о цвете. Предположим, что шум камеры в трех цветовых каналах цветового

пространства RGB имеет нормальное распределение с шумом дисперсий σ_{Rn}^2 , σ_{Gn}^2 , σ_{Bn}^2 . Для каждого пиксела с координатами (x, y) рассчитываются средние значения и значения дисперсии функции интенсивность $I(x, y)$ с использованием набора кадров исходных кадров. Обновление параметров выполняется в каждом пикселе с координатами (x, y) в соответствии с выражениями (17)–(18), где μ_t и σ_t^2 являются средним значением и дисперсией в момент времени t , μ_{t+1} и σ_{t+1}^2 среднее значение и дисперсия в момент времени $t+1$, α – эмпирическая константа.

$$\mu_{t+1}(x, y) = \alpha\mu_t(x, y) + (1 - \alpha)I_{t+1}(x, y), \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{t+1}^2(x, y) = & \alpha \left[\sigma_t^2(x, y) + (\mu_{t+1}(x, y) - \mu_t(x, y))^2 \right] + \\ & + (1 - \alpha)(I_{t+1}(x, y) - \mu_{t+1}(x, y))^2 \end{aligned} \quad (18)$$

Построение модели фона возможно с использованием модели атмосферного рассеяния [60], так как формирование исходного изображения, получаемого из видеопоследовательности на открытых пространствах, выполняется с учетом закона затухания световых волн и влияния атмосферного света. Под атмосферным светом понимается окружающий свет, отраженный в прямой видимости с помощью атмосферных частиц (рисунок 4). Этот процесс можно представить с помощью модели атмосферного рассеяния [41], определяемой выражением (19):

$$I(x, y) = J(x, y)e^{-\delta d} + A(1 - e^{-\delta d}), \quad (19)$$

где $I(x, y)$ – наблюдаемое изображение, $J(x, y)$ – яркость сцены, A – глобальный атмосферный свет, d – расстояние от камеры до сцены, δ – коэффициент рассеяния в пикселе (x, y) .

В уравнении (19) первый член представляет собой модель затухания света. Из-за эффекта рассеяния и поглощения атмосферных частиц часть света, отраженная от поверхности объектов, рассеивается или поглощается, а оставшаяся часть попадает непосредственно в объектив видеокамеры. Интенсивность света экспоненциально убывает с увеличением расстояния до объекта съемки. Второй член представляет собой модель атмосферного света,

влияющего на формирование изображения. Под влиянием атмосферных частиц рассеяния, свойства атмосферного света изменяются.



Рисунок 4. Модель атмосферного рассеяния

С увеличением расстояния распространения, интенсивность атмосферного света постепенно увеличивается. Часть выражения (19), обозначенная $tap(x, y)$, представляет собой карту светопередачи, которая показывает относительную часть света, необходимую для прохождения пути между наблюдателем и точкой поверхности без рассеяния, и определяется выражением (20):

$$tap(x, y) = e^{-\delta d} . \quad (20)$$

Карта светопередачи описывает распространение той части света, которая не рассеивается и достигает видеокамеры. Она является непрерывной функцией расстояния, следовательно, $tap(x, y)$ отражает информацию о глубине сцены. Модель атмосферного рассеяния содержит три неизвестных параметра, что определяет бесконечное количество решений. В связи с этим в методах удаления атмосферной дымки, предложенных в последние годы, само изображение используется для построения карты светопередачи при удалении дымки на изображении или для определения глубины сцены. В работе [85] для устранения эффекта дымки использован способ максимизации локального контраста изображения, в работе [25] с помощью методов, основанных на математической статистике, авторы оценивали светопередачу и альбедо сцены, в работе [47] был предложен метод удаления дымки, основанный на темном канале.

Многие алгоритмы улучшают видимость на видеоизображениях при воздействии на объект съемки атмосферных явлений, таких как дымка, туман, облака, дождь и снег и других, а также при изменениях освещенности сцены. В работе [64] получены некоторые геометрические ограничения на изменения цвета сцены, вызванных влиянием атмосферных условий. Воздействия указанных выше факторов были детально изучены в работе [141]. Модифицированный алгоритм улучшения темных и светлых областей в кадре предложен в работе [27].

При обнаружении дыма на видеоизображениях на стадии детектирования движения применяются методы вычисления оптического [62, 91, 129, 152] потока, блочные методы [52, 100, 113, 128] и методы вычитания фона [8, 62, 71, 88, 91, 100]. С помощью вычисления оптического потока на изображении можно определить скорость и направление движения как для отдельных пикселей, так и для блоков. При вычислении оптического потока для каждого пикселя (x, y) со значением интенсивности $I_I(x, y)$ выполняется поиск сдвига (dx, dy) , таким образом, что исходной точке изображения в момент времени t соответствует точка на изображении в момент времени $(t + 1)$ с интенсивностью $I_I(x+dx, y+dy)$. Метод оптического потока основан на предположении постоянства интенсивности (яркости или цвета) пикселей в соседних кадрах [151]. В качестве критерия оценки близости двух пикселей следующего и текущего кадра возможно использование величины градиента яркости, гессиана, лапласиана и других. Суть блочного метода заключается в поиске похожего блока текущего кадра в следующем кадре. В качестве меры различия используются три вида функций, а именно, сумму абсолютных разностей, сумму квадратов разностей и среднее суммы квадратов разностей. При этом суммирование производится по всем точками прямоугольного блока.

Для областей дыма и пламени на видеоизображении характерно наличие мерцания [89], которое заключается в изменении границ от кадра к кадру случайным образом. В работе [88] показано, что значение частоты мерцания

для дыма составляет 1–3 Гц, для пламени частота мерцания составляет 10 Гц. Поэтому для оценки составляющих энергии изображения на границе областей-кандидатов используют частотные методы анализа изображений. Так, в работе [114] используется двухступенчатая система фильтрации, которая состоит из высокочастотного фильтра и низкочастотного фильтра. На выходе такой системы формируются два высокочастотных вейвлет-сигнала: $d_i(x, y)$ и $e_i(x, y)$. При высокочастотных колебаниях в пикселе (x, y) сигналы $d_i(x, y)$ и $e_i(x, y)$ будут иметь ненулевые значения. Для фоновых пикселей их значения будут нулевыми или очень близкими к нулю. Если пиксел (x, y) в некоторый момент времени является частью границы пламени, то в течение секунды будут появляться пики вследствие перехода цвета фона к цвету пламени и наоборот. При движении объекта, окрашенного в цвет пламени, через точку (x, y) в одном из профилей сигналов появится только один пик из-за перехода от цвета фона к цвету объекта. Таким образом, количество переходов через нуль сигналов $d_i(x, y)$ и $e_i(x, y)$ может быть использовано для отличия пикселей, принадлежащих границе пламени, от пикселей объектов, имеющих подобный цвет. Для областей дыма количество переходов через нуль будет меньше, поскольку мерцание на границе дыма происходит с меньшей частотой.

Для описания характерного движения границ областей дыма и пламени во времени может быть использована стохастическая модель. В работе [90] для моделирования пространственно-временных характеристик областей применяются скрытые марковские модели, которые обучаются по тестовому набору изображений, содержащих дым и пламя. При этом обучение проводят также по изображениям, не содержащим дым и пламя. В противном случае невозможно будет отличить действительное изображение пламени и дыма от изображений объектов, имеющих подобный цвет. Преимуществом данного подхода является то, что он позволяет учитывать пространственно-временные характеристики пламени. К недостаткам следует отнести зависимость качества классификации от обучающего набора, что накладывает огра-

ничения на качественные характеристики обрабатываемых видеоизображений.

Таким образом, дым имеет сложную газообразную структуру с нестабильными параметрами движения, изменяемой цветовой характеристикой (от полупрозрачной текстуры до черных непрозрачных фрактальных образований), изменяемыми контурами, эффектами мерцания и прочими динамическими свойствами.

1.4. Алгоритмы раннего обнаружения дыма

Существующие методы детектирования дыма по видеопоследовательности для классификации видеоизображений на классы дым – отсутствие дыма, как правило, используют комбинацию признаков, например, применение цветовых и текстурных характеристик дыма, нахождение движения в сцене, мерцание, определение краев [98].

Алгоритмы раннего обнаружения дыма, который обычно предшествует видимому пламени, можно классифицировать следующим образом:

- обнаружение дыма на основе гистограмм, когда используются статистические характеристики для оценки вероятности наличия дыма [86];
- временной анализ областей задымления, в которых задается последовательность кадров, далее применяются алгоритмы слежения, модели глобального движения [103] и другие методы для нахождения временных характеристик;
- детектирование дыма с применением эвристических правил, например, по хроматической компоненте и диффузному распространению дыма [101];
- гибридный подход, основанный на пространственно-временном анализе, объединяющем преимущества различных алгоритмов. Так, например, в работе [89] предложен гибридный метод, сочетающий цветовой и контурный анализ, эффекты мерцания и анализ движения.

Как правило, для детектирования дыма по видеопоследовательностям используют несколько признаков и несколько различных алгоритмов, что позволяет увеличить точность обнаружения дыма и уменьшить число ошибок первого и второго рода. Уменьшение числа ложных срабатываний и количества пропущенных возгораний не менее существенно, чем повышение точности детектирования дыма, так как ложные тревоги могут обернуться большими экономическими потерями. Так, Чен и др. [15] для отделения дымных пикселей использовали модель цвета и динамическую меру роста областей дыма. В таких случаях ложные тревоги неизбежны, так как в сцене практически всегда присутствуют движущиеся объекты сходного с дымом цвета. В работе [12] использована адаптивная модель фона и статистический метод анализа цвета для детектирования дыма в режиме реального времени. Оценка фона в режиме реального времени требует значительных вычислительных затрат в связи с быстрыми изменениями освещения сцены, и возможным мерцанием дыма и пламени. В работе [88] для детектирования дыма на видео реализовано выделение движения, мерцания, краев размытия, а также использована цветовая характеристика. В работе [39] представлен алгоритм обнаружения дыма на видео с использованием вейвлетов и машины опорных векторов. Ю и др. [101] предложили метод обнаружения дыма по видеопоследовательности с использованием цветовых характеристик и выделения особенностей движения. Выделение движения реализовано методом оптического потока. Ко и др. [53] реализовали методы обнаружения движения и анализа цвета регионов-кандидатов, похожих на дым, создали карту яркости для удаления «не пожарных» пикселей, и использовали машину опорных векторов для классификации. В работе [105] авторы строили вектор признаков с помощью объединения последовательности гистограмм локальных бинарных шаблонов и локальных вариативных бинарных шаблонов, а также использовали нейронную сеть для классификации областей дыма.

Для повышения качества детектирования дыма в работе [123] разработан программно-аппаратный комплекс, позволяющий использовать совмест-

но цветовые, температурные и временные характеристики в последовательности кадров видео-серий невысокой частоты и данные ИК-датчиков для обнаружения пожара в реальном времени.

При детектировании дыма возможна предварительная обработка кадров видеопоследовательности для нормализации изображения по яркости и контрастности, а также фильтрация шума, которая часто выполняется с помощью медианного фильтра [8, 152] как наиболее простого в использовании и приемлемого по эффективности.

В качестве способа классификации выделенных областей дыма на классы дым – отсутствие дыма используются такие подходы как нечеткая логика, продукционные системы, машина опорных векторов (SVM), искусственные нейронные сети (нейросети) и другие. В последнее время были предложены способы ансамблевой классификации, в том числе применение в качестве классификатора деревьев решений в качестве базового классификатора. Эволюция этого подхода с 1990-х годов включает в себя следующие этапы:

- Баггинг является одним из старейших методов. Каждый классификатор построен с использованием набора примеров, которые могут быть извлечены из обучающего набора данных путем повторного отбора образцов с заменой. При принятии решения выполняется равномерно-взвешенное голосование.
- Бустинг выполняется добавлением одного классификатора в ансамбль в один момент времени. На каждом этапе классификатор обучается на выбранных из набора данных образцах. Первоначально для выбора образцов применяется равномерное распределение, во время обучения вероятность быть выбранными для неправильно классифицированных образцов увеличивается.
- Случайные подпространства использованы в работе [49]. В методе производится выбор случайных подмножеств признаков для обучения отдельных классификаторов в ансамбле.

- Случайные ансамбли лесов, в которых каждый признак выбирается случайным образом в каждом узле дерева из ансамбля решающих деревьев [7].
- Случайные папоротники, позволяющие уменьшить вычислительную память, используя ту же самую функцию решения для узлов и ветвей на одном уровне (Random Ferns) [70]. Однако классификационные результаты с использованием этого подхода могут быть хуже из-за уменьшения количества узлов по сравнению со случайными деревьями. Бустинговые случайные папоротники сочетают множества случайных деревьев с использованием алгоритма AdaBoost для автоматического выбора наиболее подходящих деревьев.
- Бустинговые случайные леса используют улучшенный алгоритм обучения случайных лесов с целью получения высокой производительности и меньшего размера ансамбля деревьев в процессе классификации [61].
- Нечеткие случайные леса, как ансамбль решающих деревьев предложены в работе [4]. Эти деревья строятся без рассмотрения всех признаков для разделения узлов, но с отбором лучших признаков. Такой подход сочетает в себе надежность системы классификации, разнообразие деревьев, достигаемое случайностью выбора признаков и гибкость теории нечеткой логики.
- Ансамбли глубоких нейронных сетей, использованные в работе [54] представляют собой стохастическую дифференцируемую версию обратного распространения деревьев решений.

Характеристика работ, посвященных детектированию дыма по видеопоследовательности с использованием различных алгоритмов, приведена в таблице 2. В таблице к пространственным признакам дыма (требуется один кадр видеопоследовательности для получения значения признака) отнесены цветовая маска дыма, прозрачность и вариативность формы и размера (фрактальность, турбулентность, неровность границ, хаотичность).

Таблица 2. Характеристика работ по обнаружению дыма

Название статьи	Используемые признаки и методы								
	Пространственные признаки			Временные признаки				Классификатор	Предобработка
	Цветовая сегментация (схема)	Прозрачность	Вариативность формы и размера	Выделение движения		Анализ временных изменений границ			
				Вычитание фона	Оптический поток				
			Пиксельная обработка	Блочная обработка					
Smoke detection in video using wavelets and support vector machines [39]	RGB	-	+	-	-	+	+	svm	-
Алгоритм комплексного обнаружения дыма и пламени на основе анализа данных систем видеонаблюдения [113]	YCbCr	+	+	-	-	+	+	-	-
Early forest fire detection by vision - enabled wireless sensor networks [30]	RGB	-	+	-	-	+	+	-	-
An effective four-stage smoke-detection algorithm using video images for early fire-alarm systems [91]	CIE LAB	-	+	+	+	-	+	svm	-
Video-based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids [105]	RGB	-	+	-	-	+	+	нейросеть	-
A double mapping framework for extraction of shape-invariant features based on multi-scale partitions with AdaBoost for video smoke detection [102]	HSI	+	+	-	-	-	+	Adaboost	-
Dynamic analysis for video based smoke detection [51]	RGB	-	+	-	-	+	+	svm	-
Обнаружение дыма на видеоизображении с использованием вейвлет-преобразования [152]	RGB	-	+	+	+	+	+	-	+
Wavelet based real-time smoke detection in video [88]	YUV, RGB	+	+	+	+	-	+	-	-
Smoke Detection in Video Based on Motion and Contrast [8]	-	-	-	+	-	+	+	-	+
Reliable smoke detection system in the domains of image energy and color [71]	RGB	+	+	+	-	+	+	Байесовский подход	-
Цифровая обработка видеоизображений [128]	RGB	+	+	-	-	+	+	svm, нейросеть	-
Early fire and smoke detection based on color features and motion analysis [62]	CIE LAB	-	+	+	+	-	+	-	-
A Real-time Video Fire Flame and Smoke Detection Algorithm [100]	RGB	-	-	+	+	+	-	нейросеть	-
Wildfire Smoke Detection Using SpatioTemporal Bag-of-Features of Smoke [52]	HSI	-	+	-	-	+	+	Random forest	-
Разработка системы быстрого распознавания дыма в видеопотоке [129]	RGB	+	+	+	+	-	+	-	-

Временными признаками дыма (необходимо два кадра и более) являются наличие движения и его анализ, временные изменения границ, к которым относятся мерцание и движение границ области задымления.

Основным недостатком работ по детектированию дыма можно считать, отсутствие достаточных исследований влияния погодных условий на качество детектирования дыма по видеопоследовательности, и узконаправленность методов и алгоритмов, приведенных в работах. Приведенные способы направлены на выделение только ближнего дыма или на определение только дальнего дыма лесного пожара.

Таким образом, большинство известных способов детектирования дыма по видеоизображениям используют сочетание различных признаков, характеризующих возникновение и распространение дыма. В основном, применяют цветовую маску, нахождение движения с использованием блочных методов или метода вычитания фона, используется текстурный анализ. В качестве классификатора наиболее востребованным способом является машина опорных векторов. Для выравнивания яркости исходного изображения и уменьшения влияния шума применяют предварительную обработку, которая обычно заключается в применении медианного фильтра.

Существующие способы детектирования дыма, как правило, направлены на повышение точности детектирования дыма, и не учитывают число ошибок первого и второго рода, которое при использовании приведенных выше алгоритмов может быть существенным. Приведенные способы детектирования дыма не рассчитаны на сложные погодные условия и воздействие шума, что является существенным недостатком. Кроме того, исследованные методы не учитывают глубину сцены и тип пожара, и связанные с ними пространственно-временные особенности дыма, что влечет за собой увеличение числа ошибок первого и второго рода, а также снижение точности детектирования.

1.5. Анализ исследовательских и коммерческих программных комплексов

В настоящее время реализовано значительное количество аппаратно-программных комплексов, позволяющих детектировать дым в помещениях. Они разделяются на две группы:

- устройства, принцип которых основан на ионизации воздуха;
- устройства, использующие луч света для проверки воздуха.

Для детектирования дыма на открытых пространствах применение таких устройств не целесообразно, так как они имеют ограниченную дальность действия и не в состоянии измерить концентрацию продуктов сгорания вследствие быстрого уменьшения концентрации таких веществ в воздухе из-за влияния метеорологических факторов.

1.5.1. Исследовательские программные комплексы

Среди исследовательских программных комплексов, позволяющих детектировать дым на видеоизображении на открытых пространствах, стоит выделить программы «VSD 2.0» [92] и «Fire and Smoke Detector» [31]. Интерфейс программного комплекса «VSD 2.0» показан на рисунке 5. Программный комплекс «VSD 2.0» реализует приведенные в работе [102] методы и алгоритмы детектирования дыма, основанные на выявлении движения, цветовых и текстурных особенностей дыма.

На рисунке 6 показаны примеры работы программного комплекса «Fire and Smoke Detector». Этот программный комплекс детектирует дым на основе оценки изменения энергии кадра, вейвлет-преобразования для определения границ областей, проверки выпуклости областей-кандидатов и применения цветовой маски. Доступ к исследованным программным комплексам предоставляется в демонстрационном режиме, для получения полного досту-

па ко всем функциональным возможностям комплексов требуется покупка лицензии.

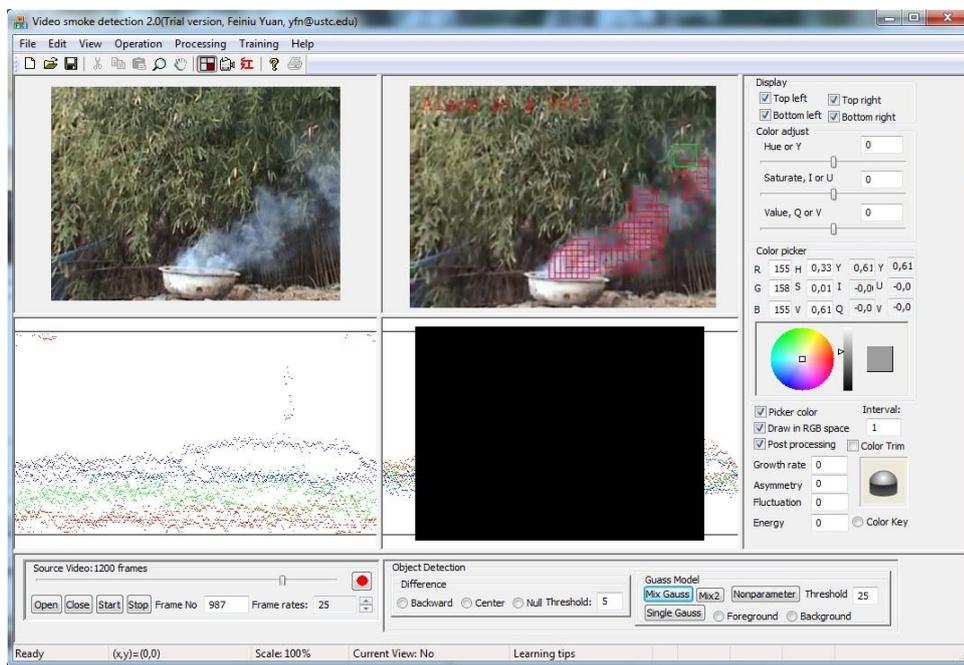


Рисунок 5. Программный комплекс «VSD 2.0»



Рисунок 6. Примеры работы программного комплекса «Fire and Smoke Detector»

Для ускорения работы и обеспечения детектирования дыма в режиме реального времени авторами производится уменьшение размера изображения до 200×300 пикселей. Такая корректировка позволяет увеличить скорость

работы, но дает снижение точности детектирования и увеличение количества ошибок первого и второго рода за счет возникновения дополнительных шумов на видеопоследовательности.

1.5.2. Коммерческие программные комплексы

В настоящее время существует множество коммерческих систем детектирования дыма на открытых пространствах, основанных на анализе видеозаписей, поступающих с камер видеонаблюдения, как за лесными массивами, так и в условиях городского видеонаблюдения и на сложных промышленных объектах. К таким системам можно отнести модуль «KP-FIRE» системы «KP – SERVER-200», программный комплекс «Forest Fire Detection», систему «АСК-ЧС», «FireWatch» и другие.

Разработанный компанией «Синезис» (Россия) модуль «KP-FIRE» системы «KP – SERVER-200» представляет собой часть системы видеоаналитики широкого диапазона функций видеонаблюдения. Модуль обнаружения дыма и огня «KP-FIRE» предназначен для детектирования огня и пламени как в жилых, производственных и административных помещениях, так и на больших площадях производственных сооружений [131]. Модуль не предназначен для работы с огнем и дымом на открытых пространствах. Особенностью работы модуля является обязательная ручная верификация возгорания. В основе работы системы детектирования возгорания «KP-FIRE» лежит анализ видеопоследовательности на предмет цветовой характеристики дыма и пламени, турбулентного движения части, изменения контраста границ на изображении, а также мерцания дыма на краях области и отблесков пламени. Для выделения регионов-кандидатов применяется блочный метод сравнения кадров с размерами блока 16×16 пикселей. Применение статистического классификатора позволяет обучить видеодетектор на большом наборе видеозаписей с различными проявлениями пожара, с одной стороны, и с разнообразными «помехами», с другой стороны. Например, «помехами» пожарного

детектора являются люди, изменение освещенности (в том числе мерцание лампы), отражения, производственные процессы.

Система раннего обнаружения лесных пожаров «Forest Fire Detection» [146] предназначена для использования в системах лесопожарного мониторинга с высотных сооружений (рисунок 7).



Рисунок 7. Лесопожарный мониторинг

В основе работы системы «Forest Fire Detection» лежит визуальный способ обнаружения пожара с выделением движущегося дыма по видеопоследовательности, полученной со специальных противопожарных вышек. Программный комплекс объединяет в себя следующие подсистемы:

- подсистема хранения и преобразования картографической информации;
- подсистема обработки и хранения информации о пожарах;
- подсистема сбора и хранения визуальной информации;
- компоненты интеграции со смежными информационными системами и внешними источниками данных;
- клиентское приложение мониторинга и управления системой;
- различные подсистемы обеспечения (система паролей, разграничение прав доступа, администрирование системы и пр.).

Системе «Forest Fire Detection» в качестве исходных данных для первоначальной настройки требуется сообщить следующие параметры окружения: погодные условия местности, ее рельеф, площадь и форма лесных массивов, наличие/отсутствие прилегающей инфраструктуры, количество сооружений и рабочих мест. Настройка системы под конкретные параметры окружения с использованием справочных информационных данных позволяет адаптировать систему под заданную местность и погодные условия, что позволяет снизить количество ошибок первого и второго рода и увеличить точность обнаружения дыма, однако требует привлечения дополнительных материальных ресурсов. Особенностью системы является возможное использование тепловизоров для дополнительного контроля изменения температуры в области мониторинга и алгоритмическая компенсация изменяющихся погодных условий. В случае обнаружения дымового шлейфа или повышения температуры система оповещает оператора и ответственных лиц. Достоинством системы является возможность не только раннего обнаружения пожара, но и использование средств поддержки принятия решений должностных лиц, позволяющих получить рекомендации для ликвидации конкретного возгорания.

В системе «АСК-ЧС» (Беларусь) [112], разработанной научно-исследовательским учреждением «Институт прикладных физических проблем имени А.Н. Севченко» совместно с «Научно-исследовательским институтом пожарной безопасности и проблем чрезвычайных ситуаций» Министерства по чрезвычайным ситуациям Республики Беларусь, для оценки пожарной опасности лесов, обнаружения пожаров и оценки их последствий используются авиационные системы контроля чрезвычайных ситуаций. Система «АСК-ЧС» регистрирует видеoinформацию в каналах видимого и теплового ИК-диапазонов, достаточную для получения оценок степени пожарной опасности лесов, используя измеренные значения температуры и влажности подстилающей поверхности. Более точный прогноз может быть получен путем улучшения классификации лесных территорий с использованием таксационных характеристик типов леса, имеющихся в базе данных ГИС «Лесные

ресурсы» по лесным территориям Республики Беларусь. Оценка пожарной опасности лесных массивов выполняется с помощью методов пиксельного анализа и обработки серии спутниковых изображений с учетом этапа предварительной обработки данных дистанционного зондирования Земли. По результатам работы создаются карты (картосхемы), отображающие распределение классов пожарной опасности с использованием ГИС или специализированного ПО обработки изображений.

Возможности обнаружения пожара с использованием системы «АСК-ЧС» были протестированы на специализированных учениях МЧС летом 2009 г., где имитировался пожар. На рисунке 8 показаны отрезки трассы при съемке обзорной камерой «АСК-ЧС» и тепловизором. Кажущиеся нестыковки кадров на мозаике теплового ИК-изображения объясняются быстрой изменчивостью дымового шлейфа.

Дым на изображениях может распознаваться по своим «серым» спектральным свойствам (рисунок 9), тогда как диагностика по температуре дымового шлейфа в дневных условиях возможна только по участкам в непосредственной близости к очагу пожара (эта область отсутствует на ИК-снимке).

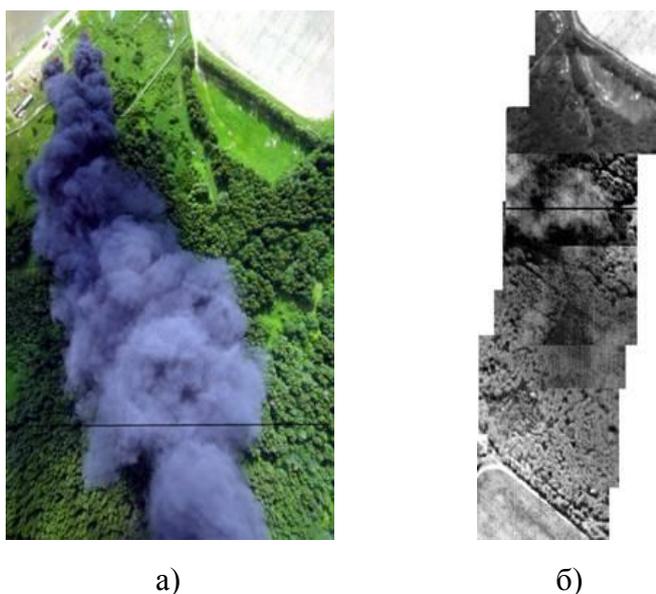


Рисунок 8. Съемка пожара АСК-ЧС: (а) – обзорная камера, (б) – тепловизор

Как показывает температурный профиль вдоль горизонтальной прямой поперек дымового шлейфа, приведенный на рисунке 9, температура дыма на некотором удалении от открытого пламени практически не отличается от температуры окружающих природных фонов ввиду быстрого остывания дыма. Как видно из правой части рисунка 9б она даже может быть меньше, чем радиационная температура прилегающей подстилающей поверхности, вклад в которую дает также отраженное солнечное излучение.

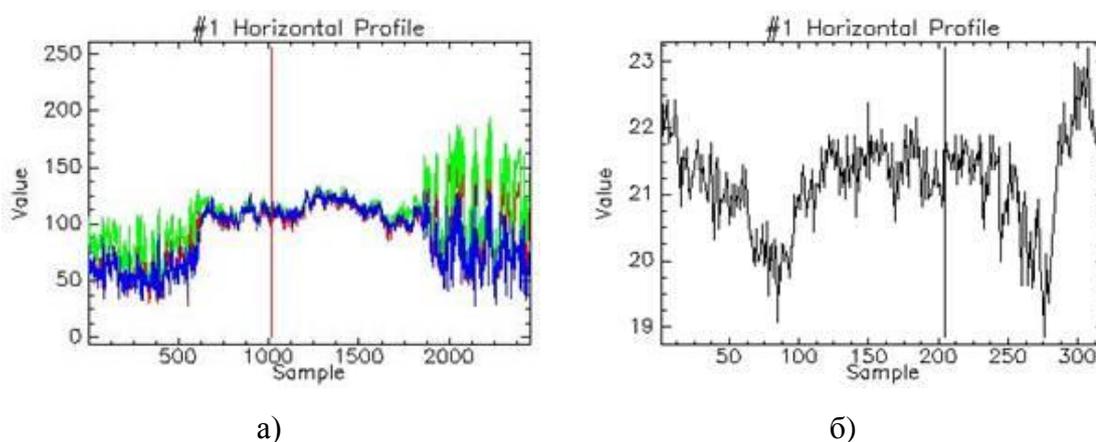


Рисунок 9. Пространственные профили: (а) – пространственный профиль яркости в каналах R,G,B (красная, зеленая и синяя кривые, соответственно) вдоль линии, показанной на рисунке 8а, (б) – пространственный профиль температуры вдоль линии, показанной на рисунке 8б, поперек дымового шлейфа

Одновременно происходит обработка и анализ видеопотока кадров с цветной цифровой видеокамеры, синхронизированной с частотой опроса ИК-приемников. Цветовые данные пожара и движение (временные изменения) используются для идентификации областей пожара в последовательность кадров видеопоследовательностей в режиме реального времени. Управление и обмен информацией между ИК-модулями и центральным постом обработки информации осуществляется по радиоканалу. Модуль ИК-обнаружителя, устанавливаемый на вышке высотой 20–40 м, представляет собой полностью автоматическое устройство, включая механическую систему сканирования в азимутальной (0–360°) и вертикальной (0–10°) плоскостях. ИК-канал модуля обеспечивает обнаружение очага 6 м на расстоянии до 10 км. Недостатками системы являются использование видеокамер в режиме визуального наблю-

дения оператором, низкая информативность телевизионного канала и невозможность достоверной идентификации пожара на больших расстояниях от камеры, существенное время обнаружения, большие габариты системы и высокое энергопотребление.

Система «Forest Fire Detection System» (Индия) [95] основана на данных системы температурных датчиков, данные с которых постоянно передаются с помощью GPS по спутниковым линиям связи на пульт оператору. Работа этой системы основана на наблюдениях о том, что температура дыма и огня существенно отличается от температуры воздуха лесного массива, как в дневное, так и в ночное время. Для большей достоверности детектирования пожара авторы предлагают провести калибровку системы температурных датчиков при установке для учета температурных режимов конкретной местности. Архитектура и схема работы системы «Forest Fire Detection System» (FFDS) показана на рисунке 10.

К недостаткам такой системы можно отнести необходимость установки большого количества температурных датчиков, так как радиус действия таких датчиков ограничен.

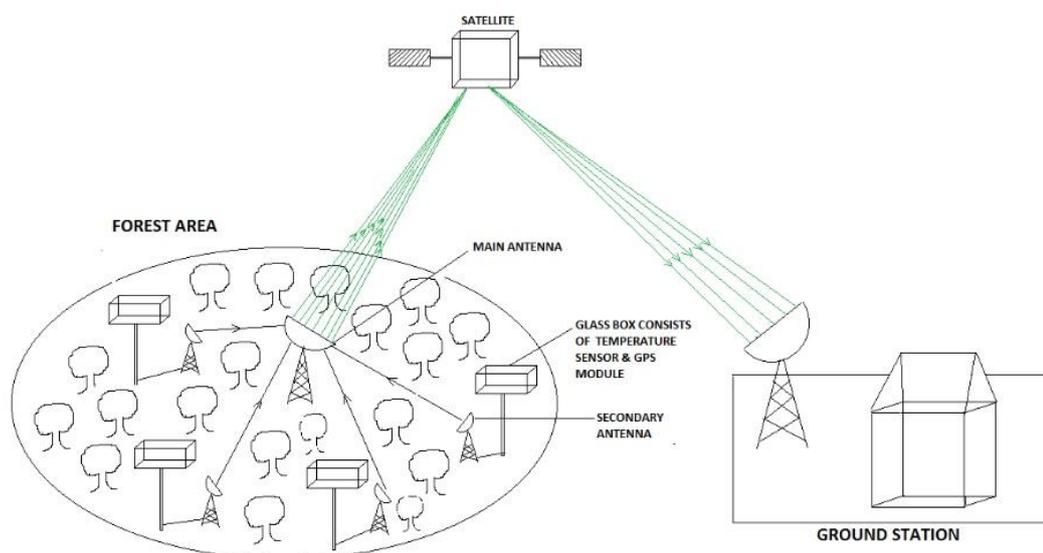


Рисунок 10. Система «Forest Fire Detection System»

Несмотря на точные координаты возгорания работа системы «Forest Fire Detection System» не застрахована от ложных срабатываний, например,

при выходе из стоя температурного датчика. Отсутствие визуального наблюдения за лесными массивами не позволяет оператору определить произошло ли возгорание на самом деле.

Система визуального обнаружения огня и дыма «FireVu» [94] (Великобритания), разработанная компанией «AD Group», ориентирована на раннее обнаружение дыма по видеопоследовательностям, работает на базе CCTV-камер. Система «FireVu» может успешно применяется для автоматического обнаружения пожара в целом ряде отраслей, таких как переработка отходов, производство электроэнергии, обрабатывающая промышленность, транспорт, авиационные ангары, тоннели, здания. Работа системы «FireVu» основана на анализе следующих признаков присутствия дыма на видеоизображении: обнаружение движения, оценка изменения яркости, контрастности, формы, содержания края, потеря детализации цветовой особенности, учет направления движения дыма. При этом используется блочная обработка видеоизображений, движение выделяется с помощью методов вычисления оптического потока, а цветовые особенности определяются путем вычисления порогового значения в цветовом пространстве RGB.

На рисунке 11 показаны примеры детектирования дыма системой «FireVu».



а)

б)

в)

Рисунок 11. Примеры работы системы FireVu: (а) – промышленный цех, (б) - автомобильный тоннель, (в) – мусороперерабатывающая фабрика

Минимальным значением освещенности, при которой работа системы будет корректной, является значение 20 Лк, что соответствует типовому зна-

чению освещенности на улице ночью при искусственном освещении. В контрольных испытаниях в тоннеле Сиднея сигнал тревоги был получен через 14 секунд после начала возгорания при достижении дымом температуры в 500° (ранняя стадия возгорания для промышленных объектов). К достоинствам системы можно отнести скорость срабатывания, которая составляет не более 30 с, возможность сразу знать размер, местоположение и масштабы пожара, наличие программного обеспечения, позволяющего не только наблюдать и фиксировать возгорание, но и проводить последующий анализ момента возникновения пожара. К недостаткам системы можно отнести относительно небольшую дальность обнаружения (до 100 м).

«Лесной Дозор» – это российская система мониторинга состояния леса для раннего обнаружения лесных пожаров и определения их координат [145], разработанная компанией «ДиСиКон», г. Нижний Новгород. Основная идея системы «Лесной дозор» заключается в разработке алгоритма автоматического обнаружения дыма, анализирующего видеопотоки, объединенные в единую сеть оптических и инфракрасных камер, размещенных с минимальными затратами на существующих высотных объектах – широко распространенных сегодня башнях операторов мобильной связи. Особенностью системы является интерфейсное решение не постоянного слежения оператором за состоянием территории с помощью камеры видеонаблюдения, а обработка только тех событий (сигналов тревоги), о которых оператору сообщает система, что позволяет одному оператору обеспечивать работу 30 и более камер видеонаблюдения. Окно проверки потенциально опасные объектов в системе «Лесной Дозор» показано на рисунке 12.

Для детектирования дыма авторы используют априорную информацию об особенностях дыма и огня, например специфичное движение, цвет, яркость, прозрачность и т.п., особенности разработки являются коммерческой тайной.

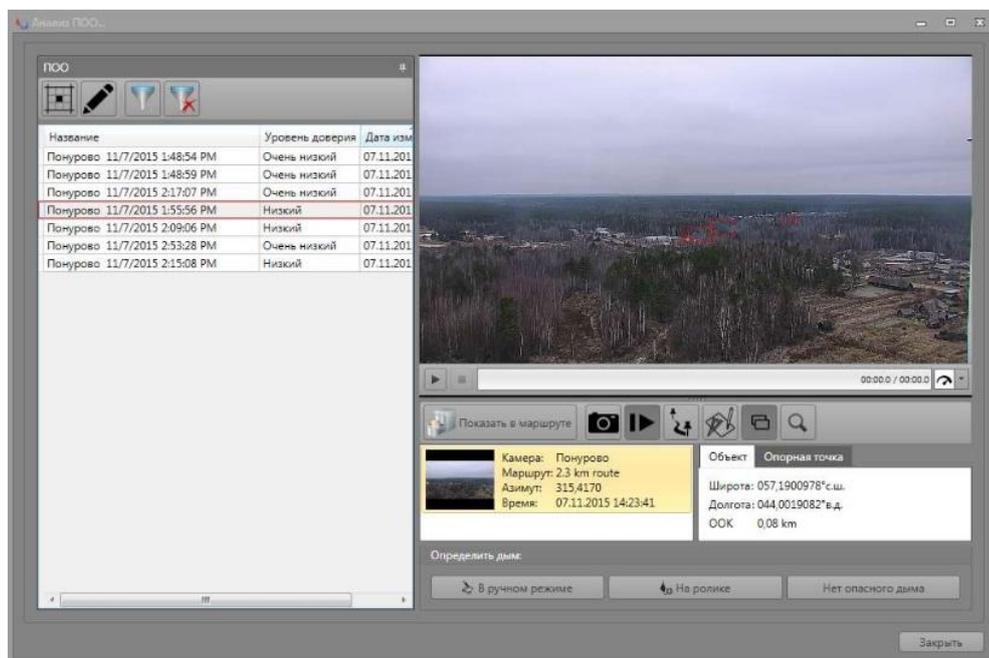


Рисунок 12. Окно проверки потенциально опасных объектов системы «Лесной дозор»

Система автоматического обнаружения дыма и огня лесных пожаров «FireWatch» (Германия) [144] разработана как продолжение развития космических технологий контроля холодного ядра кометы «Чурюмов-Герасименко» применительно к лесопожарному мониторингу. Система представляет собой базирующееся на вышке сенсорное устройство, состоящее из оптической сенсорной системы и двух специальных оптических сенсоров, обеспечивающих наблюдение как днем, так и ночью. Сенсорные устройства вращаются на 360° и устанавливаются с учетом максимальной зоны покрытия (рисунок 13). Заявленное расстояние обнаружения дыма составляет до 15 км, а скорость срабатывания системы составляет до трех минут днем и до шести минут ночью. В ночных условиях датчик работает вне видимой области спектра, поэтому система в состоянии обнаружить облака дыма. В системе предусмотрена компенсация влияния погодных и метеорологических условий, таких как изменения освещенности и наличие атмосферных осадков.

Система выполняет пиксельную обработку изображения и позволяет выделить те части изображений, которые соответствуют критериям дыма, включая:

- цвет,

- контрастность,
- динамику,
- расширение,
- яркость.

При этом источниками ложных срабатываний могут быть облака, тени от облаков, перемена погоды. Для уменьшения ложных срабатываний в системе предусмотрена ручная верификация сигнала тревоги оператором. Оператору предоставляется дополнительная информация, такая как координаты пожара, расстояние до пожара, а также тип и размер пожара, что позволяет определить меры, необходимые для локализации и ликвидации возгорания.

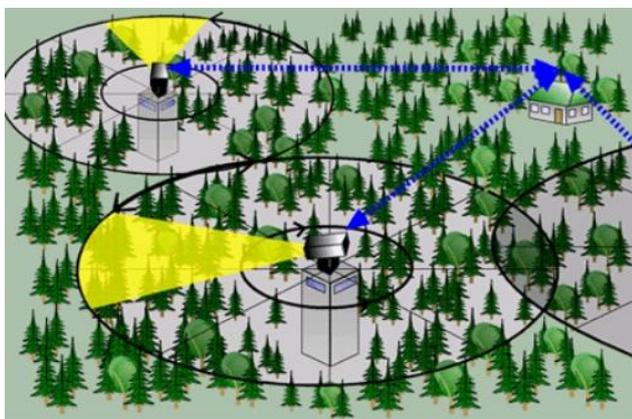


Рисунок 13. Принцип установки камер на вышках системы «FireWatch»

Существуют и другие коммерческие программные комплексы, использующие видеокamеры для детектирования дыма на открытых пространствах, например, системы «ForestWatch» (Канада), «IPNAS» (Хорватия). Подобные системы разработаны и в Российской Федерации (например, «Вокорд Тахион» «Клен», «Балтика», «Trassir fire&Smoke detector»). Как правило, методы и алгоритмы, использованные при разработке таких программных комплексов, представляют собой коммерческую тайну.

Таким образом, для детектирования пожара коммерческие программные комплексы используют сочетание признаков, таких как наличие движения, его особенности, цветовые характеристики областей задымления и другие. Особенности работы таких систем, как правило, являются коммерческой

тайной. Все представленные программные комплексы требуют верификации возгорания оператором для избегания ложных срабатываний. Такой способ верификации является дорогостоящим и требует существенных материальных затрат. Дальность действия систем детектирования дыма существенно варьируется и составляет от 100 м до 15 км. Разработчики систем делят признаки на первичные, к которым относят повышение температуры, и вторичные, такие как наличие задымления. Поэтому для обнаружения дыма дополнительно к визуальному детектированию применяют температурный анализ наблюдаемой области, например, с помощью тепловизора. В процессе дальнейшего мониторинга обнаруженного пожара средствами программных комплексов возможно формирование рекомендаций по определению наиболее эффективной тактики локализации и ликвидации возгорания. Основным недостатком коммерческих программных комплексов можно считать отсутствие компенсации влияния шума на качество детектирования и отсутствие учета глубины сцены, а также ориентированность только под один вид пожара (лесной или техногенный).

1.6. Выводы по главе

Дым как объект исследования имеет сложную газообразную структуру с нестабильными параметрами движения, изменяемой цветовой характеристикой (от полупрозрачной текстуры до черных непрозрачных фрактальных образований), изменяемыми контурами, эффектами мерцания и прочими динамическими свойствами. Различные продукты горения (полимерные материалы или органика) влекут за собой протекание различных химических реакций, следовательно, температура дыма, его цветовые особенности и скорость распространения существенно отличаются для лесного пожара и техногенного пожара.

Для выделения областей задымления на видеопоследовательностях используются выделение движения, учет цветовых и текстурных особенностей,

позволяющих разделить классы дым – отсутствие дыма. Цветовая маска дыма может быть вычислена установкой порогового значения в цветовых пространствах RGB, HSI, HSV и других. Наиболее часто используемым является цветовое пространство RGB. Для классификации используют метод опорных векторов, нейронные сети, байесовский подход, алгоритм AdaBoost. Для выравнивания яркости изображения и уменьшения влияния шумов в качестве метода предобработки применяют медианную фильтрацию. Как правило, современные методы детектирования дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах используют не единственный признак, а применяют сочетание нескольких классификаторов. К недостаткам существующих методов раннего обнаружения пожара можно отнести низкую точность детектирования дыма при воздействии метеорологических фактов, либо же полное отсутствие таких исследований. Кроме того, в работах не уделяется достаточное внимание уменьшению ошибок первого и второго рода, в большинстве работ целью является только увеличение точности детектирования.

Исследовательские программные комплексы доступны в демонстрационном режиме, для получения доступа ко всем их возможностям требуется коммерческая лицензия. Особенностью работы исследовательских программных комплексов «VSD 2.0» и «Fire and Smoke Detector» является предварительная обработка видеоизображений, заключающаяся в принудительном уменьшении размеров исходного видеоролика до 200×300 пикселей, что позволяет повысить скорость работы системы детектирования, снижая при этом точность обнаружения дыма и увеличивая количество ошибок первого и второго рода.

Существует значительное количество коммерческих программных комплексов, предназначенных для раннего обнаружения возгорания путем детектирования дыма на видеопоследовательностях, предназначенных для работы как в городских условиях, так и в системах экологического мониторинга. К таким системам можно отнести модуль «KP-FIRE» системы «KP –

SERVER-200» (Россия), программный комплекс «Forest Fire Detection» (Индия), систему «АСК-ЧС» (Беларусь), «FireWatch» (ФРГ) «ForestWatch» (Канада), «IPNAS» (Хорватия) и другие. Детекторы дыма могут представлять собой один или несколько модулей видеонаблюдения с поворотной составляющей или без нее. Как правило, такие системы устанавливаются на возвышенности, при этом могут использоваться существующие вышки (например, операторов сотовой связи) или вновь построенные. При использовании существующих сооружений снижаются затраты этапа строительно-установочных работ, при постройке новых сооружений специалистами выполняется расчет максимального покрытия территории наблюдения, что позволяет увеличить площадь обзора системы. В качестве методов детектирования дыма разработчики используют алгоритмы выделения движения, учет цветовых и пространственно-временных особенностей областей задымления. Детали методов и алгоритмов детектирования дыма, в основном, являются коммерческой тайной компании-разработчика. Заявленная скорость детектирования дыма коммерческих систем составляет от 6 до 30 с, а дальность обнаружения зависит от области использования системы (город, лес, предприятие) и составляет от 100 м до 15 км. Все системы предоставляют возможность ручной верификации возгорания для уменьшения значения ошибок второго рода.

Большинство коммерческих комплексов не уделяют внимания измерению метеорологических условий, либо учитывают какой-то один фактор, например, изменение освещенности, атмосферные осадки. Исследований влияния различного вида шума на качество детектирования дыма в исследованных программных системах не проводилось.

Таким образом, необходимо провести дальнейшие исследования, заключающиеся в разработке методов и алгоритмов детектирования дыма, позволяющих не только увеличить точность детектирования дыма, но и существенно уменьшить ошибки первого и второго рода, так как ложные тревоги могут обернуться большими экономическими потерями.

ГЛАВА 2. ОБНАРУЖЕНИЕ РЕГИОНОВ, ПОХОЖИХ НА ДЫМ

Вторая глава посвящена описанию разработанных методов и алгоритмов сегментации регионов-кандидатов, похожих на дым с последующей кластеризацией таких регионов.

2.1. Постановка задачи детектирования дыма по видеопоследовательности

Рассмотрим математическую постановку задачи разделения объектов на видеоизображении на классы [127, 130, 148].

Пусть U – множество образов в данной задаче распознавания. Отдельный образ из этого множества будем обозначать символом u . Каждый образ $u \in U$ может характеризоваться бесконечным (и даже несчетным) числом признаков.

Пусть X – множество признаков, соответствующих множеству образов U . Пусть $x \in X$, соответствующий образу $u \in U$, а $P : U \rightarrow X$ – оператор, отображающий u в x . Заметим, что оператор P является оператором проектирования, то есть $P^2 = P$. Кроме того, $X = P(U)$.

На всем множестве U существует разбиение на подмножества (классы образов), определяемое выражением (21):

$$U = \bigcup_{i=0}^m \overline{\omega_i}. \quad (21)$$

Классифицировать образ $u \in U$ по классам $\omega_1, \dots, \omega_m$ – это значит найти функцию $g : U \rightarrow Y$, $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$, которая ставит в соответствие образу $u \in U$ метку $y_i \in Y$ того класса $\overline{\omega_i}$, которому он принадлежит, то есть $g(u) = y_i$, если $u \in \overline{\omega_i}$.

Так как рассматривается не все множество образов U , а только их проекции $X = P(U)$ – пространство признаков, то требуется найти такую функцию $g : U \rightarrow Y$, которая ставила бы в соответствие каждому вектору $x = Pu \in X$ метку $y_i \in Y$ того класса $\overline{\omega_i}$, к которому принадлежит соответст-

вующий образ, то есть $g(u) = y_i$, если $x = Pu$, $u \in \overline{\omega_i}$. Такая функция называется решающей.

Задача состоит в нахождении такой решающей функции $\tilde{g}(u)$, которая осуществляла бы классификацию образов с наименьшим числом ошибок.

Количество классов при детектировании дыма равно двум: дым-отсутствие дыма. Признаки, в общем случае, могут выражаться в терминах «да-нет», «да-нет-неизвестно», числовыми значениями, значениями из набора возможных вариантов и т.д. Для определения областей задымления признаками могут являться значения цветового порога, радиус поиска движения, размер блока и другие пространственно-временные особенности дыма. Таким образом, задача выделения дыма на видеоизображении сводится к двум основным этапам: выделение объектов на изображении, похожих на дым с последующей классификацией таких объектов (регионов-кандидатов). В качестве дополнительного этапа применяют верификацию выделенных областей для повышения точности обнаружения дыма.

В диссертационной работе задача детектирования дыма решается следующим образом, а именно, с помощью методов получения регионов-кандидатов с последующей классификацией и верификацией. Основными этапами решения задачи являются:

Этап 1. Обнаружение локальных регионов-кандидатов, похожих на дым:

1.1 Определение глубины сцены: для разделения сцен изображений на сцены ближнего и дальнего плана, где могут наблюдаться «ближний» и «дальний» дым соответственно.

1.2 Предварительная сегментация, которая осуществляется методом сопоставления блоков (block-matching algorithm) для выделения движущихся блоков (заданного размера).

1.3 Применение для предварительно сегментированных областей цветовой маски и турбулентности, выделяя тем самым области, похожие цветом на дым и содержащие завихрения.

1.4 Классификация регионов-кандидатов на классы дым – отсутствие дыма с помощью бустинговых случайных лесов.

Этап 2. Верификация глобальных регионов-кандидатов с помощью методов анализа динамических текстур – пространственно временных локальных бинарных шаблонов:

2.1 Исследование эффективности различных видов пространственно-временных шаблонов применительно к задаче верификации областей-кандидатов.

2.2 Применение эволюционного алгоритма для улучшения эталонной гистограммы густого и прозрачного дыма с целью повышения эффективности верификации.

Этап 3. Исследование качества работы предложенного алгоритма детектирования дыма под воздействием сложных погодных условий и в условиях шума.

Этап 4. Проведение экспериментальных исследований.

2.2. Модель фона для определения глубины сцены

На качество детектирования дыма оказывают значительное влияние особенности анализируемого видеоизображения такие, как удаленность объекта съемки и разрешение [142]. В диссертационной работе для определения расстояния до объекта съемки исследовано два подхода: использование темного канала для определения глубины сцены и вычисление карты передачи с применением случайного марковского поля.

2.2.1. Метод получения темного канала изображения

Метод получения темного канала основан на наблюдении о затемнении исходного изображения [47]. Такие наблюдения показывают, что в большинстве локальных областей, которые не охватывают небо, некоторые пиксели

(так называемые «темные» пиксели) имеют очень низкую интенсивность, по меньшей мере, в одном из цветовых каналов цветовой схемы RGB. Пиксели изображения, соответствующие объектам сцены, которые находятся далеко от наблюдателя, обладают более низкой интенсивностью, чем пиксели, соответствующие близко расположенным объектам сцены. Изменение интенсивности темных пикселей происходит под влиянием атмосферного света. В основном, малые значения интенсивности в темном канале возникают из-за трех факторов, а именно, наличие теней окружающих объектов (техногенных и природных), поверхностей с неравномерным распределением цветовых компонент (зеленая растительность) и темных поверхностей объектов.

Для получения темного канала исходное изображение разбивается на блоки, размером 15×15 пикселей, затем для каждого пиксела вычисляется функция $I^{dark}(x, y)$ по выражению (22):

$$I^{dark}(x, y) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (I_c(x, y))), \quad (22)$$

где $I_c(x, y)$ – значение цветового канала изображения $I(x, y)$, $\Omega(x, y)$ – локальный блок, с центром в точке (x, y) c – цветовой канал изображения. Визуально интенсивность темного канала представляет приближенное значение толщины дымки. Для получения значений атмосферного света по каждому из трех цветовых компонент выбираются первые 0,1% самых ярких пикселей в темном канале. В качестве значения интенсивности атмосферного света A выбирается максимальное значение интенсивности из отобранных пикселей. Интенсивность атмосферного света $A^C = \{A^R, A^G, A^B\}$ рассчитывается для каждого цветового канала изображения в цветовой модели RGB. Благодаря влиянию атмосферного света изображение, содержащее дальние планы (изображение с дымкой) светлее, чем изображение ближнего плана, так как значение светопередачи в этом случае ниже.

Особенностью изображений, полученных на открытых пространствах, является то, что дымка на таких изображениях присутствует всегда, так как даже в ясные дни атмосфера содержит различные частицы, кроме того, нали-

чие дымки является ключевой особенностью, с помощью которой человеческое зрение способно воспринимать глубину снимка. [36, 74]. Это явление называется воздушная перспектива. При полном отсутствии дымки на изображении оно будет казаться неестественным, и ощущение глубины изображения может быть потеряно. Природное явление воздушной перспективы учитывается за счет использования постоянного параметра $0 < \varphi < 1$ при вычислении светопередачи $map(x, y)$. В работе использовано значение параметра $\varphi = 0,75$. Значение светопередачи $map(x, y)$ рассчитывается следующим образом [47]:

$$map(x, y) = 1 - \varphi \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x, y)} \frac{I_c(x, y)}{A^c} \right), \quad (23)$$

где $I_c(x, y)$ – значение цветового канала изображения $I(x, y)$, $\Omega(x, y)$ – локальный блок, с центром в точке (x, y) , c – цветовой канал изображения, A^c – интенсивность атмосферного света в цветовом канале c .

Подставляя полученное значение светопередачи (23) в выражение (20) вычисляем расстояние до объекта съемки по следующей формуле:

$$d = \frac{1}{\delta} \ln(map) = \frac{1}{\delta} \ln \left(1 - \varphi \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x, y)} \frac{I_c(x, y)}{A^c} \right) \right), \quad (24)$$

где δ – коэффициент рассеяния в пикселе (x, y) . Далее значения глубины сцены рассчитывается с использованием выражения (24) с точностью до неизвестного параметра рассеяния δ .

2.2.2. Определение глубины сцены с использованием случайного марковского поля

Определение глубины сцены с использованием случайного марковского поля выполняется в два этапа. Сначала выполняется сегментация с помощью алгоритма сдвига среднего значения, затем строится карта светопередачи с использованием модели случайного марковского поля.

На первом этапе для оценки карты передачи и расширения знаний о структуре изображения выполняется сегментация областей изображения с помощью алгоритма сдвига среднего значения [48, 107, 109].

Алгоритм сдвига среднего значения позволяет автоматически разделить изображение на области, сокращая при этом число базовых сущностей. Это особенно важно для изображений, полученных в результате съемки на открытых пространствах, так как такие изображения содержат различные объекты: небо, горы, здания, водные объекты, людей и животных и др. К особенностям алгоритма относится возможность разделения исходного изображения на области, примерно однородные по яркости. Алгоритм сдвига среднего значения применяется здесь для автоматической классификации регионов изображения.

Метод сдвига среднего значения группирует регионы, объединяя пиксели с близкими значениями признаков в однородные области. В качестве координат в пространстве признаков выбраны координаты пиксела (x, y) и значения интенсивности цветовых каналов в цветовой схеме RGB. Распределение пикселей в соответствии с выбранными признаками может быть описано функцией плотности распределения [17] выражение (25):

$$f(\bar{a}) = \frac{1}{Nh^q} \sum_{i=1}^N \left(E \left(\frac{\bar{a} - \bar{a}_i}{h} \right) \right), \quad (25)$$

где \bar{a}_i – вектор признаков пиксела с индексом i , q – количество признаков, N – число пикселей изображения, h – радиус сферы, содержащей пиксели с признаками \bar{a}_i , $E(\bar{a}_i)$ – ядро Епанечникова. Ядро Епанечникова определяется по следующей формуле (26):

$$E(\bar{a}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2c_q} (q+2)(1 - \bar{a}^T \bar{a}), & \text{если } \bar{a}^T \bar{a} < 1 \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}, \quad (26)$$

где c_d – объем q – мерной сферы с единичным радиусом.

Пикселы, принадлежащие к одному локальному максимуму, объединяются в один регион. Чтобы определить к какому из центров сгущения относится пиксел, необходимо двигаться по градиенту функции плотности $f(\bar{a})$ до нахождения ближайшего локального максимума выражение (27):

$$\begin{aligned} grad(f(\bar{a})) &= \frac{1}{Nh^q} \sum_{i=1}^N grad\left(K\left(\frac{\bar{a} - \bar{a}_i}{h}\right)\right) = \\ &= \frac{1}{N(h^q c_q)} \frac{q+2}{h^2} \sum_{\bar{a}_i \in S_h(\bar{a})} (\bar{a} - \bar{a}_i) = \quad , \quad (27) \\ &= \frac{n_{h,\bar{a}}}{N(h^q c_q)} \frac{q+2}{h^2} \left(\frac{1}{n_{h,\bar{a}}} \sum_{\bar{a}_i \in S_h(\bar{a})} (\bar{a} - \bar{a}_i) \right) \end{aligned}$$

где $h^q c_q$ – объем q -мерной сферы с радиусом h , $S_h(\bar{a})$ – гиперсфера, содержащая пикселы $n_{h,\bar{a}}$, удовлетворяющие вектору признаков \bar{a} .

Для оценки градиента функции плотности можно использовать вектор среднего сдвига $M_h(\bar{a})$, определяемый выражением (28):

$$M_h(\bar{a}) = \frac{1}{n_{h,\bar{a}}} \sum_{\bar{a}_i \in S_h(\bar{a})} (\bar{a} - \bar{a}_i), \quad (28)$$

тогда градиент функции плотности распределения пикселов по признакам примет вид:

$$grad(f(\bar{a})) = f(\bar{a}) \frac{q+2}{h^2} M_h(\bar{a}). \quad (29)$$

Таким образом, для определения принадлежности пиксела к одному из классов достаточно вычислить значение вектора среднего сдвига $M_h(\bar{a})$. При выборе в качестве признаков координат пикселов и интенсивностей по цветам в один регион будут объединяться пикселы с близкими цветами и расположенные недалеко друг от друга [80].

После получения результатов сегментации для оценки глубины сцены используется метод разделения изображения на области, соответствующие разным уровням глубины сцены.

Для разделения исходного изображения на области, находящиеся на различном расстоянии от наблюдателя, используется набор из тридцати двух меток m_i . При этом значение карты светопередачи $map(x, y)$ связано с меткой m_i , $L = \{0, 1, 2, \dots, l\}$ – набор меток карты светопередачи, $map(x, y) = \{0, 1/l, 2/l, \dots, 1\}$. Перед назначением меток исходное изображение конвертируется из цветового пространства RGB в полутоновое изображение. Наиболее вероятная метка области m^* минимизирует значение ассоциированной функции энергии [41] выражение (30):

$$E(m) = \sum_{i \in L1} E_i(m_i) + \sum_{(i,j) \in L2} E_{ij}(m_i, m_j), \quad (30)$$

где $L1$ – набор пикселей в неизвестной передаче $map(x, y)$, $L2$ – набор пар пикселей, определяющих четырех соседей окрестности. Унарная функция E_i показывает возможность пикселя с номером i иметь передачу $map_i(x, y)$, связанную с меткой m_i , и рассчитывается по формуле (31):

$$E_i(m_i) = |I'_i \times \omega - L(m_i)|, \quad (31)$$

где I'_i – интенсивность i – го пикселя изображения в оттенках серого, $L(m_i)$ – элемент из набора меток L , ω – параметр, введенный для нормализации значений I'_i и $L(m_i)$.

Слагаемое $E_i(m_i)$ выражения (30) определяет соответствие пикселя тому или иному классу и может отражать следующую информацию [115]:

- цветовая модель показывает, насколько появление тех или иных цветов более вероятно в данном классе;
- позиционная модель отражает априорные предположения о расположении данного класса на изображении;
- текстурная модель определяет, насколько текстура окрестности пикселя соответствует данному пикселу.

Слагаемое $E_{ij}(m_i, m_j)$ показывает возможность соседних пикселей иметь ту же глубину, что и данный пиксел, и задается функцией минимальной стоимости [85] выражение (32):

$$E_{ij}(m_i, m_j) = g|m_i - m_j|. \quad (32)$$

Наблюдения показывают, что объекты, которые расположены ближе к верхней части изображения, как правило, дальше объектов, которые расположены в нижней части изображения, так что если точка j выше точки i на изображении, то и расстояние от точки j до наблюдателя больше соответствующего расстояния для точки i , то есть $d_j > d_i$. Следовательно, выполняются неравенства $map_i < map_j$ и $m_j \leq m_i$. Любой паре меток, которая нарушает эту тенденцию, назначается стоимость $cost > 0$. Таким образом, выражение (32) преобразуется в формулу (33):

$$E_{ij}(m_i, m_j) = \begin{cases} cost, & \text{если } m_i < m_j \\ g|m_i - m_j|, & \text{в противном случае} \end{cases}. \quad (33)$$

В выражении (33) разность $g|m_i - m_j|$ контролирует степень детализации изображений и в работе принимает значение 0,01. Штрафная стоимость $cost=100$.

С помощью подстановки выражений (31) и (33) в формулу (30) вычисляется значение карты передачи в точке i . Собственные значения карты светопередачи и расстояние от наблюдателя до объекта для каждого пиксела изображения могут быть рассчитаны следующим образом выражения (34)-(35):

$$map_i(x, y) = 255 - (m_i - 1) \times 8, \quad (34)$$

$$d = \frac{1}{\delta} \ln(map_i(x, y)) = \frac{1}{\delta} \ln(255 - (m_i - 1) \times 8). \quad (35)$$

Таким образом, исходное изображение делится на области, представляющие собой 5 уровней серого и соответствующие уровням расстояния от наблюдателя до объекта наблюдения.

В соответствии с метеорологической дальностью видимости в таблице 3 приведены десять уровней градации видимости расстояние видимости и их коэффициенты рассеяния [1].

Таблица 3. Метеорологическая градация видимости

Кодовый номер	Погодные условия	Дистанция видимости	Коэффициент рассеяния, $км^{-1}$
1.	Плотный туман	менее 50 м	более 78,2
2.	Густой туман	50 – 200 м	78,2 – 19,6
3.	Умеренный туман	200 – 500 м	19,6 – 7,82
4.	Легкий туман	500 м – 1 км	7,82 – 3,91
5.	Слабый туман	1 км – 2 км	3,91 – 1,96
6.	Дымка	2 км – 4 км	1,96 – 0,954
7.	Легкая дымка	4 км – 10 км	0,954 – 0,391
8.	Ясно	10 км – 20 км	0,391 – 0,196
9.	Очень ясно	20 км – 50 км	0,196 – 0,078
10.	Совершенно ясно	более 50 км	0,0141

Будем считать изображениями с малой глубиной сцены такие изображения, для которых рассчитанная дистанция не превышает расстояния в 500 м.

2.3. Предварительная сегментация областей задымления

К основным признакам визуального обнаружения дыма можно отнести: цвет, форма, движение, текстура, прозрачность [98]. Как правило, для детектирования дыма не используют только один признак, а применяют сочетание нескольких классификаторов. Дым как динамическая текстура обладает следующими текстурными особенностями: турбулентность, изменчивость, цветовые особенности, специфический способ распространения [129]. Для детектирования дыма на видеоизображении предложен комбинированный способ распознавания дыма, позволяющий не только выделить движение на видеопоследовательности, но и учесть пространственно-временные свойства дыма, что увеличивает точность детектирования и уменьшает число ложных срабатываний [135].

Работа алгоритма детектирования дыма состоит из двух частей: выделение регионов-кандидатов, похожих на дым, и верификация таких областей с помощью методов текстурного анализа. Выделение фрагментов, похожих на дым, происходит в свою очередь в два этапа: предварительная сегмента-

ция и верификация динамических свойств дыма. Предварительная сегментация осуществляется методом сопоставления блоков.

2.3.1. Метод сопоставления блоков

В основе метода выделения движения лежит предположение о том, что значения яркостей пикселей в каждом цветовом канале переходят из текущего кадра в следующий без изменений, то есть справедливо выражение (36):

$$I(x, y, t) = I(x + u_x, y + u_y, t + 1), \quad (36)$$

где $I(x, y, t)$ – функция яркости пикселей от положения и времени. (x, y) – координаты пикселя в кадре в момент времени t , u_x и u_y – смещение пикселя по осям ОХ и ОУ соответственно.

Для определения межкадровой разницы методом сопоставления блоков текущий кадр делится на непересекающиеся квадратные блоки. Для каждого блока текущего кадра выполняется поиск похожего блока в следующем кадре. В качестве критерия, оценивающего степень соответствия между блоком текущего кадра и блоком предыдущего кадра, используется сумма абсолютных разностей яркостей пикселей (Sum of Absolute Differences, SAD), вычисляемая по формуле (37), суммирование производится по всем точкам прямоугольного блока (заданного размера):

$$SAD = \sum_{z \in Pix} |I_i(z) - I_{i-1}(z)|, \quad (37)$$

где Pix – количество пикселей блока, $I_i(z)$ и $I_{i-1}(z)$ – яркости пикселя в текущем и предыдущем кадрах в точке $z=(x, y)$. Возможно использование и других критериев, оценивающих разницу текущего и следующего кадра, например, суммы квадратов разностей яркостей пикселей (Sum of Squared Differences, SSD), определяемой по выражению (38):

$$SSD = \sum_{z \in Pix} |I_i(z) - I_{i-1}(z)|^2. \quad (38)$$

В диссертационном исследовании среди сумм абсолютных разностей SAD вычисленных в заданном радиусе окрестности поиска движения, выби-

рается тот блок, разница SAD для которого минимальна. При этом если разница минимальна у блока с самим собой, то движения считается не найденным. Размер блока зависит от исходного размера изображения и удаленности от объекта съемки. Кроме того, при медленном дыме и значительном удалении допустим расчет суммы абсолютных разностей с пропуском одного или двух кадров относительно текущего.

Алгоритм сопоставления блоков запускается сначала для двух соседних кадров. Если областей-кандидатов на дым в них не найдено, то происходит перестройка алгоритма, и поиск движения выполняется с пропуском одного (двух) кадров. Это связано с тем, что дым может двигаться очень медленно и обнаружить движение в двух соседних кадрах бывает не всегда возможно. Далее для областей изображения, в которых выделено движение, применяются маски: цветовая и турбулентности.

2.3.2. Цветовая модель дыма и турбулентность

Области цвета дыма могут быть определены путем установки пороговых значений в цветовом пространстве RGB [9]. Для всех движущихся блоков вычисляется соотношение (39):

$$\begin{cases} |R - G| < T \\ |G - B| < T, \\ |R - B| < T \end{cases} \quad (39)$$

где T – порог, настраиваемый эмпирически. Например, для дыма лесного пожара характерно значение порога $T = 10$, техногенный дым, как правило, имеет значение порога $T = 25$.

Характерной чертой областей дыма является наличие завихрений, для мгновенной оценки завихрений может служить функция турбулентности [14, 101], вычисляемая согласно выражению (40):

$$\Theta(t) = \frac{Pr(t)}{2\sqrt{\pi A(t)}}, \quad (40)$$

где $Pr(t)$ – периметр области дыма, $A(t)$ – ее площадь. Чем больше значение отношения периметра к квадратному корню из площади, тем выше турбулентность исследуемой области, тем более такая область похожа на дым.

Блок-схема алгоритма выделения регионов-кандидатов, похожих на дым с учетом предварительной сегментации методом сопоставления блоков, применения к областям, в которых найдено движение цветовой маски и учета турбулентности показана на рисунке 14.

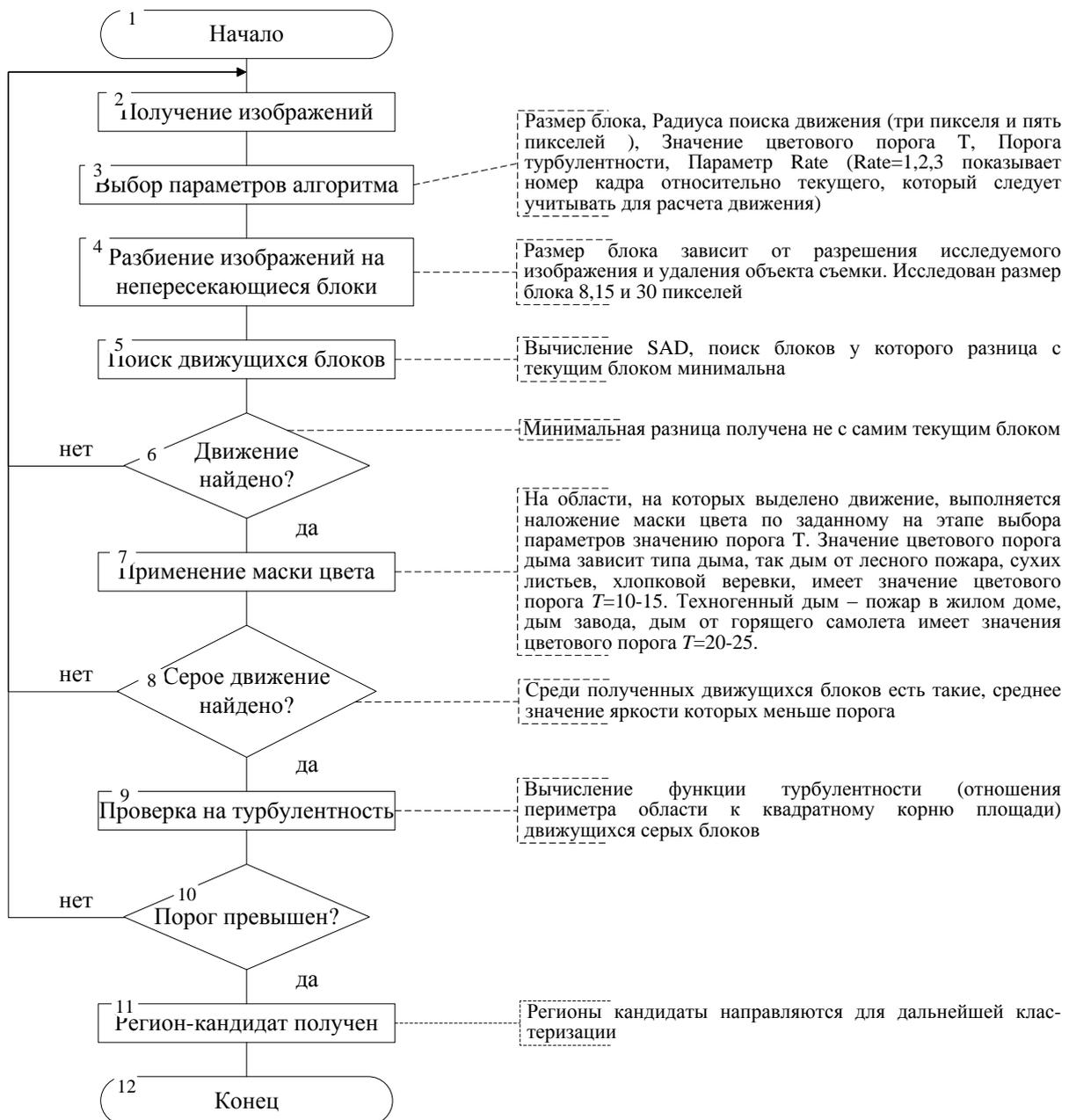


Рисунок 14. Блок-схема выделения локальных регионов-кандидатов

После получения локальных регионов кандидатов выполняется классификация, объединение областей в глобальные регионы-кандидаты и верификация.

2.4. Классификация регионов-кандидатов

Основная проблема раннего обнаружения дыма состоит в необходимости минимизировать значения ошибок классификации, обеспечивая при этом высокую точность детектирования. Для классификации регионов-кандидатов на классы дым– отсутствие дыма использованы бустинговые случайные леса (Boosted Random Forests – BRFs) [4, 35, 61]. Они построены для сцен с малой и большой глубиной.

Бустинговый метод, предложенный в [32] основан на изменении весов признаков для примеров обучающей выборки. Идея бустинга состоит в том, что классификаторы ансамбля строятся последовательно и на каждой итерации происходит коррекция весов примеров обучающей выборки [150]. При этом на этапе инициализации веса задаются равными. Коррекция осуществляется таким образом, чтобы соответствующий классификатор делал меньше ошибок на тех наблюдениях, на которых часто делали ошибки классификаторы, построенные на предыдущих итерациях алгоритма. Кроме того, каждому классификатору приписывается некоторый вес исходя из количества допущенных им ошибок. Идея последовательной коррекции классификационных алгоритмов для компенсации предыдущих ошибок классификации развивалась и в рамках оптимизационных методов алгебраического подхода к распознаванию образов [117, 118, 121, 122, 143].

Предположим, что набор обучающих примеров S включает в себя N примеров, в которых есть положительные (регионы с дымом) и отрицательные (регионы без дыма) образцы a_i с их метками b_i и весами w_i , $\{a_1, b_1, w_1\}, \dots, \{a_N, b_N, w_N\}$, где $\{a_i\}$ набор признаков, описывающих образец, $a_i \in \mathbf{A}$, и $b_i \in [0 \dots M]$, где M количество классов c . Необрезанное дерево вы-

рачивается с использованием поднабора образцов s из обучающей выборки S с соответствующими весам. Начальные веса задаются с помощью равномерного распределения $w_i^{(1)} = 1/N$. Тогда гипотеза вычисляется в цикле с помощью элементарного распознавателя (Weak Learning Algorithm – WLA) в соответствии с максимальной глубиной деревьев D . Эти решающие деревья строятся так же, как и случайный лес, деревья строятся без отсечения. Построение бустинговых случайных лесов происходит следующим образом: из S_N обучающих примеров выбирается s примеров случайным образом с повторением, алгоритм построения дерева решений содержит следующие шаги:

1. Выбирается очередной признак $a^l_i \in \mathbf{A}$ помещается в текущую вершину.
2. Для каждого значения случайно выбранного признака p :
 - 2.1. Из тестовых данных оставить только те, у которых $a^l_i = v_p$.
 - 2.2. Затем определяется лучшая функция разделения. Функция разделения $f(v_p)$ интерактивно разделяет обучающий поднабор s на левый s_l и правый s_r поднаборы в соответствии с выражением (41), где th – случайно выбранный порог в диапазоне, определяемым уравнением (42).

$$s_l = \{p \in s_n \mid f(v_p) < th\} \quad (41)$$

$$s_r = s_n \setminus s_l$$

$$th \in \left(\min_p f(v_p), \max_p f(v_p) \right) \quad (42)$$

Градиент ΔG функции $f(v_p)$ может быть вычислен с использованием разности между оценкой энтропии $E(s_n)$ поднабора s_n и суммы энтропии взвешенных оценок $E(s_l)$ и $E(s_r)$ левых и правых подмножеств, соответственно (43), где $P(c_j)$ – вероятность класса c_j :

$$E(\cdot) = - \sum_{j=1}^M P(c_j) \log_{10} P(c_j) \quad (43)$$

Будем считать, что если $P(c_j) = 0$, то $\log_{10} P(c_j) = 0$, чтобы избежать ошибки вычислений. Если значение ΔG максимально, то лучшая функция разделения $f(v_p)$ для узла d считается найденной, в противном случае, цикл повторяется с использованием другой функции разделения $f(v_p)$. Для текущего листа l вычисляется и запоминается функция распределения вероятности $P(c/l)$ с порогом th . При этом вероятность класса вычисляется с помощью WLA – алгоритма, который принимает решение с помощью элементарных распознавателей, анализирующих текстурные особенности фрагментов изображений, используя 200 образцов размера 4×4 пиксела, имеющих метку дым – отсутствие дыма.

3. Рекурсивно построить дерево из выбранных данных, рассматривая оставшиеся признаки.
4. Остановиться, если все тестовые объекты принадлежат к одному классу или если использованы все признаки.
5. Повторять шаги 1-4 s – раз.

Обучение решающих деревьев происходит аналогично этапу обучения алгоритма AdaBoost. Этап начальной загрузки включает в себя вычисление класса метки \hat{y}_i для набора обучающих данных с обучающими деревьями решений (47), вычисление ошибки решающих деревьев ε_t (45) и расчет весов решающего дерева α_t (46).

$$\hat{y}_i = \arg \max_c P(c|l_t) \quad (44)$$

$$\varepsilon_t = \frac{\sum_{i: y_i \neq \hat{y}_i} w_i^{(t)}}{\sum_{i=1}^N w_i^{(t)}} \quad (45)$$

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \frac{(M-1)(1-\varepsilon_t)}{\varepsilon_t} \quad (46)$$

Если $\alpha_t > 0$, то вес обучающего образца $w_i^{(t+1)}$ обновляется в соответствии с выражением (47), в противном случае дерево решений отвергается.

$$w_i^{(t+1)} = \begin{cases} w_i^{(t)} \exp(\alpha_t) & \text{if } y_i \neq \hat{y}_i \\ w_i^{(t)} \exp(-\alpha_t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (47)$$

Таким же способом строится набор решающих деревьев K . На этапе классификации неизвестный образец вводится для всех деревьев решений, а вероятности класса сохраняются в листовых узлах каждого дерева. Тогда все выходы деревьев решений $P_t(c|a_t)$ являются взвешенными и усредненными, в соответствии с выражением (48):

$$P(c|a) = \frac{1}{K} \sum_{t=1}^K \alpha_t P_t(c|a_t). \quad (48)$$

Класс, который имеет самую высокую вероятность, является результатом кластеризации.

2.5. Выводы по главе

Эффективность детектирования дыма на видеопоследовательностях определяется условиями съемки на открытых пространствах, в частности глубиной сцены. В работе рассматривается модель атмосферного рассеивания с учетом закона затухания световых волн и влияния атмосферного света. Для устранения дымки на изображениях дальнего плана были рассмотрены два подхода, связанные с использованием темного канала для определения глубины сцены и вычислением карты передачи с применением случайного марковского поля. Подробно рассмотрен метод получения темного канала изображения, позволяющий рассчитывать значения глубины сцены с точностью до неизвестного параметра рассеяния. Разработан метод определения глубины сцены с использованием случайного марковского поля, который выполняется в два этапа – этапа сегментации с помощью алгоритма сдвига среднего значения и этапа построения карты светопередачи с использованием модели случайного марковского поля. Выведены соответствующие выражения, позволяющие оценивать глубину сцены.

Получение локальных регионов-кандидатов выполняется в два этапа: предварительная сегментация методом сопоставления блоков с критерием оценки разницы двух блоков текущего и следующего кадра в виде суммы абсолютных разностей и поиск среди движущихся областей регионов цвета дыма и имеющих завихрения. Регионы цвета дыма определяются установкой порогового значения в цветовом пространстве RGB. В качестве меры оценки завихрений использована функция турбулентности. Для классификации локальных регионов – кандидатов использованы бустинговые случайные леса, позволяющие минимизировать значения ошибок классификации и увеличить точность детектирования. После классификации выделенные локальные регионы-кандидаты объединяются в глобальные и подлежат верификации.

ГЛАВА 3. ВЕРИФИКАЦИЯ ГЛОБАЛЬНЫХ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ

Третья глава содержит описание разработанного метода и алгоритма верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов. Кроме того, в третьей главе рассмотрены особенности детектирования дыма на открытых пространствах в сложных метеорологических условиях и в условиях шума.

3.1. Пространственно-временные локальные бинарные шаблоны

Верификация глобальных регионов-кандидатов основана на анализе текстуры с помощью пространственно-временных локальных бинарных шаблонов (Local Binary Patterns – LBP), локальных тернарных шаблонов (Local Ternary Patterns – LTP) и расширенных локальных бинарных шаблонов (Extended Local Binary Patterns – ELBP).

Преимуществами локальных бинарных шаблонов является инвариантность к повороту и освещению, а также небольшие вычислительные затраты [11, 63]. Широко известно применение локальных бинарных шаблонов для распознавания лиц [57, 87], однако в последнее время они активно используются в других задачах цифровой обработки изображений [2, 6, 58, 65, 66, 68, 72, 108].

Базовый оператор LBP, впервые предложенный Ойала и др. [68], представляет собой описание окрестности пиксела радиуса R . Количество пикселей окрестности P зависит от радиуса R и определяется формулой (49):

$$P = (2R+1)^2 - 1 \quad (49)$$

Оператор LBP, который применяется к пикселу изображения, использует P пикселей окрестности, принимая центральный пиксел в качестве порога выражение (50):

$$LBP_R(P) = \sum_{n=0}^{P-1} s(I_n - I_c) \cdot 2^n \quad (50)$$

где P – количество пикселей в окрестности, R – радиус окрестности, $s(x) = 1$, если $x \geq 0$, и $s(x) = 0$ в противном случае, I_n и I_c – значения яркости текущего и центрального пикселей, представляющие собой значение яркости Y из цветовой схемы YUV [43, 52, 55, 67]. Пиксели, которые имеют значения большие, чем центральный пиксел (или равные ему), принимают значения "1", в противном случае пикселям принимают значения "0". Таким образом, получается P -разрядный бинарный код, который описывает окрестность пикселя. При $R = 1$ для построения LBP учитывается 8 значений пикселей соседей, обход происходит по часовой стрелке.

В локальных тернарных шаблонах для уменьшения влияния шума и решения задачи неотличимости двух пикселей с близкими значениями яркости от пикселей со значительной разницей яркости вводится тернарный код (1; -1; 0). В тернарном коде вместо порогового значения, основанного только на значении яркости пикселя, вводится константа ξ (определяемая экспериментально), позволяющая учитывать влияние шума на построение кода шаблона выражение (51):

$$LTP_R(P) = \sum_{n=0}^{P-1} s(I_n - I_c) \cdot 3^n, \quad (51)$$

где P – количество пикселей в окрестности, R – радиус окрестности, $s^*(x, \xi)$ – пороговая функция выражение (52), I_n и I_c – значения яркости текущего и центрального пикселей, а ξ – предопределенный порог, в данной работе $\xi = 5$ [108]:

$$s^*(x, \xi) = \begin{cases} 1, & \text{при } x \geq \xi \\ 0, & \text{при } |x| < \xi \\ -1, & \text{при } x \leq -\xi \end{cases} \quad (52)$$

Расширенные локальные бинарные шаблоны представляют собой круговую окрестность пикселя с произвольным числом точек P и радиусом R .

При этом значение интенсивности пикселей вычисляются посредством билинейной интерполяции значений яркости [59]. Точки, учитываемые при расчете ELBP для разных значений радиуса, показаны на рисунке 15.

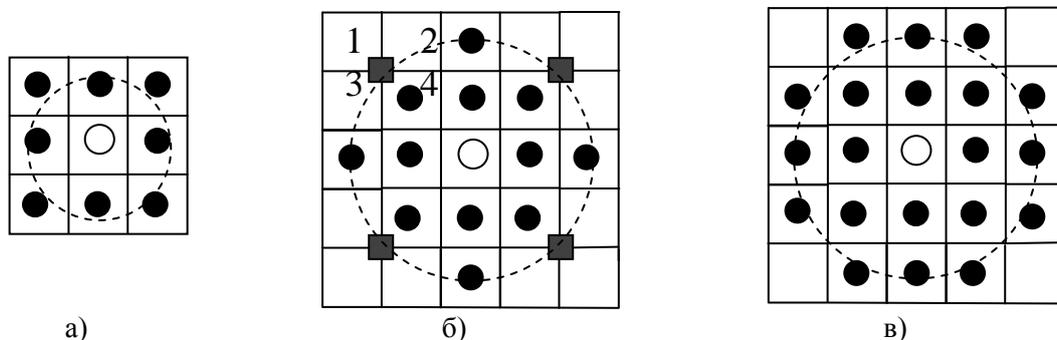


Рисунок 15. Точки, участвующие в расчете шаблона ELBP: (а) – $R = 1$, 8 точек окрестности, (б) – $R = 2$, 8 точек окрестности, в) – $R = 2$, 12 точек окрестности

Для радиуса $R = 1$ шаблон рассчитывается как для обычного LBP (рисунок 15а). При радиусе $R = 2$ и учете восьми точек окрестности вычисление бинарного кода шаблона происходит следующим образом: учитываются сами значения точек, отмеченные значком ●, значения точек, отмеченных значком ■, рассчитываются как среднее арифметическое из четырех соседних точек с метками «1», «2», «3», «4» (рисунок 15б). При $R = 2$ и 12 точках окрестности (рисунок 15в) соседями считаются пиксели, отмеченные значком ●.

В настоящее время используются две основные версии 3D локальных бинарных шаблонов: пространственно-временные локальные бинарные шаблоны (Spatio-Temporal Local Binary Patterns – STLBP) и объемные локальные бинарные шаблоны (Volume Local Binary Patterns – VLBP). Объемные шаблоны – это шаблоны с тремя ортогональными планами. Они анализируют информацию из трех ортогональных проекций XY , XT и YT , где T – это время [42, 108]. Оператор LBP в этом случае объединяет информацию в этих трех направлениях. Однако информация в некоторых пикселях может повторяться и тем самым учитываться дважды. Пространственно-временные шаблоны анализируют информацию соседних кадров относительно центрального пикселя (рисунок 16). Шаблоны STLBP являются одним из способов исследования динамических свойств текстур в видеопоследовательности.

Пространственно-временные локальные бинарные шаблоны учитывают информацию не только из текущего кадра, но и из двух соседних [140]. Это позволяет получить больше информации о текстурных особенностях исследуемого региона-кандидата, увеличивая тем самым, точность верификации.

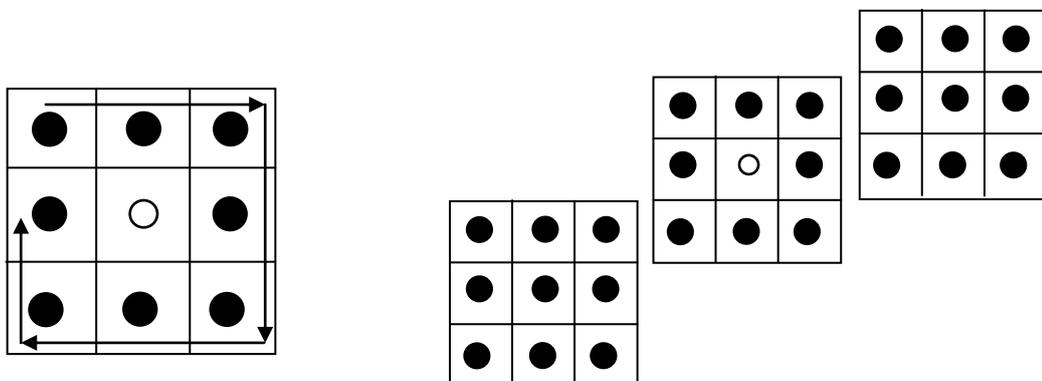


Рисунок 16. Пространственно-временные LBP

Вычисление пространственно-временных локальных бинарных шаблонов происходит по формуле (53):

$$STLBP_{R,i}(P) = LBP_{R,i-1}(P) + LBP_{R,i}(P) + LBP_{R,i+1}(P). \quad (53)$$

Пространственно-временные тернарные и расширенные шаблоны рассчитываются аналогичным образом, анализируя информацию соседних кадров, относительно центрального пиксела. Пространственно-временные локальные бинарные шаблоны формируются в порядке обхода точек: 9 точек LBP предыдущего кадра, 8 точек LBP текущего кадра и 9 точек LBP следующего кадра.

3.1.1. . Способы вычисления шаблонов

В диссертационной работе реализовано два способа вычисления шаблонов: в каждой точке и с прореживанием. В шаблонах с прореживанием исходное изображение разбивается на части для расчета локального шаблона исходя из значения радиуса R . На рисунке 17 показан пример разбиения

изображения на блоки с прореживанием при радиусе в 1 пиксел, стрелочками показано направление обхода пикселов.

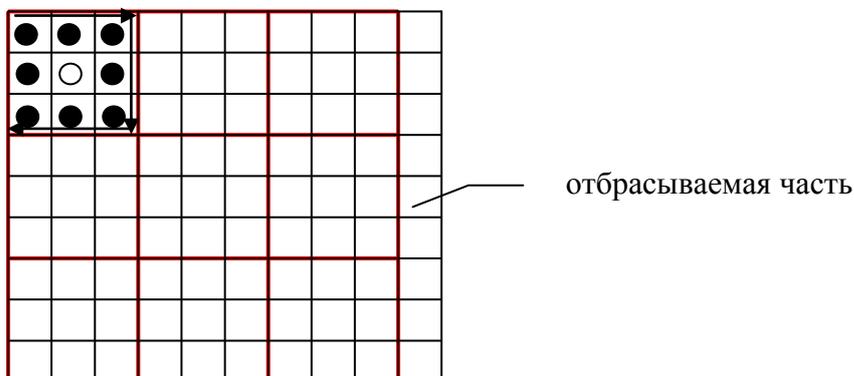


Рисунок 17. Шаблон с прореживанием для $LBP_1(8)$

Изображение разбивается на квадраты размера $dim = (2R + 1)^2 + 1$ пикселов, начиная от верхнего левого угла. При $R = 1$ размер квадрата 3×3 пикселов, при $R = 2$ – 5×5 и т. д. Для каждого квадрата вычисляется свой локальный шаблон, тем самым шаблоны не пересекаются. При этом если изображения «не хватает» для заполнения яркостями квадратов LBP слева и внизу, то такие пикселы отбрасываются. Максимально возможный отброшенный кусочек справа имеет ширину $width \leq 2R$, а снизу $height \leq 2R$. Такие пикселы находятся по краям изображения и, как правило, занимаемая ими область незначительна относительно исходного изображения (не более 3% площади изображения). Кроме того, если эти пикселы дополнить нулями для получения «полноценного» квадрата для LBP, то в этом месте LBP будут равны 0, что не отразится на гистограмме.

При расчете LBP для радиуса в два пиксела количество пикселов окрестности, вычисленное по выражению (49) равно 24. Обход этих пикселов выполняется согласно стрелочкам на рисунке 18. Значком ○ на рисунке 18 обозначен центральный пиксел, для которого выполняется расчет выбранного типа шаблона, значком ● пикселы, с которыми производится сравнение значения яркости относительно центрального пиксела.

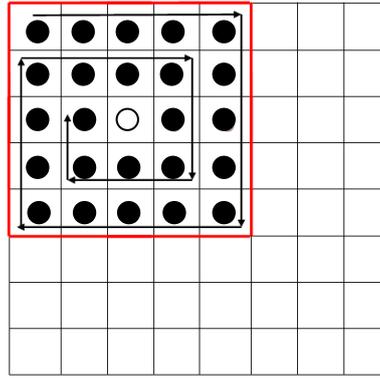


Рисунок 18. Шаблон с прореживанием для $LBP_2(8)$

При расчете шаблона в каждом пикселе изображение разбивается на пересекающиеся блоки, бинарная строка локального шаблона рассчитывается для каждого пиксела, происходит пересечение шаблонов. Вычисление кода $LBP_R(P)$ происходит одинаково как в случае работы с прореживанием, так и при работе без него.

3.1.2. Предварительная обработка шаблонов

Классические локальные бинарные шаблоны не требуют предварительной обработки полученного кода, в то время как для равномерных и тернарных шаблонов требуется предварительная обработка шаблонов перед построением гистограммы.

Предварительная обработка тернарного n -разрядного кода происходит следующим образом. Полученный код разбивается на два бинарных n -разрядных кода: LTP UP – отрицательные значения заменяются на единицу, LTP LOW – отрицательные значения заменяются нулями согласно выражениям (54)-(55). Далее по каждому из полученных наборов бинарных n -разрядных кодов строится своя гистограмма.

$$LTP_UP = \begin{cases} 1: & |x| \geq \xi \\ 0: & |x| < \xi \end{cases} \quad (54)$$

$$LTP_LOW = \begin{cases} 1: & x \geq \xi \\ 0: & x < \xi \end{cases} \quad (55)$$

Для расширенных бинарных шаблонов предварительная обработка заключается в нахождении всех равномерных шаблонов (не более трех переходов в шаблоне) и всех их циклических сдвигов (рисунок 19). Например, шаблон 00110011 является равномерным, а шаблон 10101010 – нет. Равномерные шаблоны определяют такие важные особенности изображения, как пятна, концы линий, углы, грани [104]. Для обеспечения инвариантности к вращению используются только равномерные шаблоны и все их циклические сдвиги [110]. Каждый равномерный шаблон является сдвигом одной из комбинаций, этой комбинации присваивается номер, этот номер и является инвариантным к вращению. Поскольку исходные бинарные векторы инвариантны относительно циклического сдвига, то для каждого бинарного вектора из списка строится список десятичных значений. Каждое десятичное значение рассчитывается для циклического сдвига вектора на n элементов, где n изменяется от единицы до размерности вектора.

$$00110011 \xrightarrow{\quad} 35$$

Рисунок 19. Равномерный шаблон в ELBP

В процессе построения списка десятичных значений соответствующих текущему бинарному вектору, происходит подсчет количества переходов от 0 к 1 для каждого сдвига. Если минимальное число переходов не больше 3, то из списка десятичных значений соответствующих текущему бинарному вектору берется наименьшее. Если минимальное число переходов больше 3, то исходный бинарный вектор рассматривается особо: ему сопоставляется число равное максимальному возможному целому для данной размерности, увеличенному на 1. В итоге получается список десятичных чисел, каждое из которых соответствует своему бинарному вектору. Конечная гистограмма ELBP строится классическим способом по итоговому набору десятичных чисел.

3.1.3. Способы построения гистограмм

Построение гистограмм по сформированному набору n -разрядных бинарных кодов происходит двумя способами:

1. Классический способ – каждая бинарная строка преобразуется в десятичное число, подсчитывается количество одинаковых чисел, определяющих положение и высоту столбцов гистограммы (рисунок 20).

Каждая бинарная строка преобразуется в десятичное число, затем подсчитывается количество повторений таких чисел для всего изображения.

10110011	→	179
00101000	→	40
.....	→
10101010	→	170

Рисунок 20. Обработка кода шаблона: классический способ

Варианты чисел откладываем по оси абсцисс, а число повторений каждого из чисел по оси ординат. Таким образом, классическую гистограмму описывает выражение (56):

$$H(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M f(LBP_R(P), k), \quad (56)$$

$$k \in [0, K], \quad K = \max(LBP_R(P))$$

где $M \times N$ – размер изображения.

2. Альтернативный способ (сумма единиц для каждого разряда LBP) – вычисляется количество единиц в каждом разряде бинарного кода, тем самым определяется высота столбца гистограммы.

В списке бинарных строк производится подсчет количества единиц на каждой позиции (рисунок 21) и строится гистограмма, в которой значения по оси x изменяются от 1 до длины бинарной строки (для LBP при $R = 1$ их 8), по оси OY – количество единиц в каждой позиции бинарной строки.

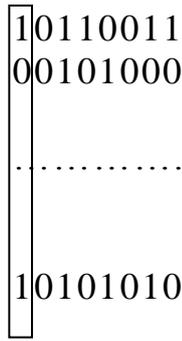


Рисунок 21. Обработка кода шаблона: альтернативный способ

На рисунке 22 показаны гистограммы, полученные для сигаретного дыма на изображениях размером 70×70 пикселей для $LBP_1(8)$, $LBP_2(8)$, $LBP_3(8)$ соответственно. Гистограммы построены альтернативным способом.

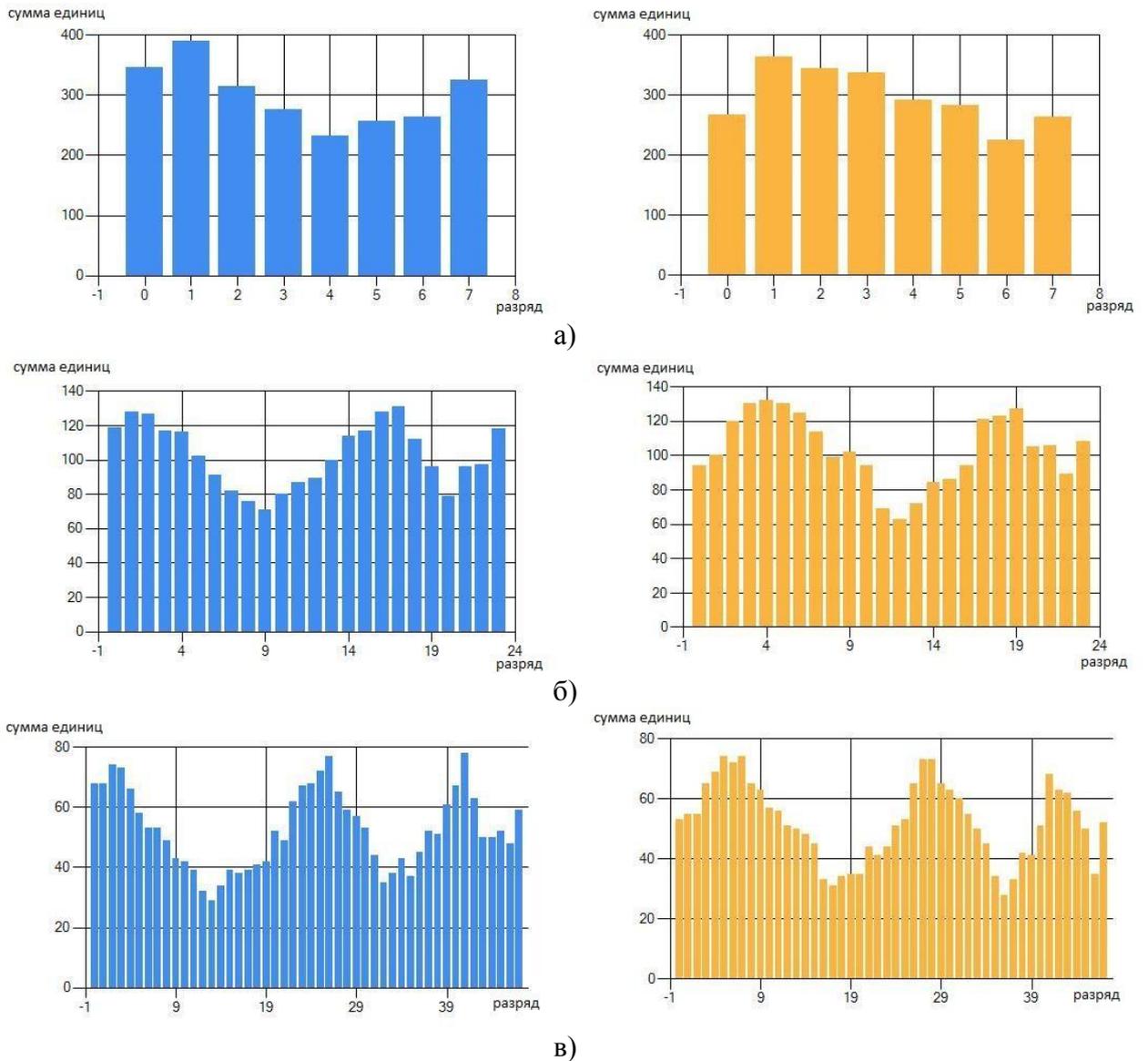


Рисунок 22. Гистограммы для шаблонов: (а) – $LBP_1(8)$, (б) – $LBP_2(8)$, (в) – $LBP_3(8)$

При увеличении радиуса (рисунок 22 б-в) на гистограммах возникают повторяющиеся всплески, причем количество всплесков соответствует радиусу расчета шаблона. Так, для радиуса в два пиксела расчет бинарного кода шаблона происходит в два витка: виток для радиуса один пиксел плюс виток для радиуса два пиксела, итоговая длина бинарной строки такого шаблона складывается из восьми значений для $R = 1$ и шестнадцати значений для $R = 2$. Всплески на гистограммах объясняются тем, что разница значений яркости в витке для $R = 1$ и $R = 2$ у соседних пикселей небольшая, а, следовательно, бинарный вектор первого витка подобен бинарному вектору второго витка. Таким образом, чем больше радиус расчета шаблона LBP, тем больше подобных между собой всплесков будет появляться на гистограмме, а количество таких всплесков напрямую зависит от радиуса расчета шаблона: для $R = 2$ на гистограмме будет два всплеска, $R = 3$ – три и т.д.

3.2. Классификационное правило

Для классификации регионов-кандидатов на этапе верификации используются такие меры сравнения расстояний как χ^2 -расстояние (выражение 57), расстояние пересечения гистограмм (выражение 58), расстояние на основе статистик, расстояние Махаланобиса, линейный дискриминатор Фишера.

$$Hist(f, g) = 1 - \sum_{m=1}^K \min(f_m, g_m), \quad (57)$$

$$\chi^2(f, g) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^K \frac{(f_m - g_m)^2}{f_m + g_m}, \quad (58)$$

где f и g — гистограммы первого и второго изображения, m – номер столбца гистограммы, K – количество столбцов гистограммы.

В качестве меры различия двух гистограмм выбрано расстояние Кульбака–Лейблера как наиболее часто рекомендуемая мера для сравнения гистограмм [68].

Блок-схема алгоритма верификации показана на рисунке 23.

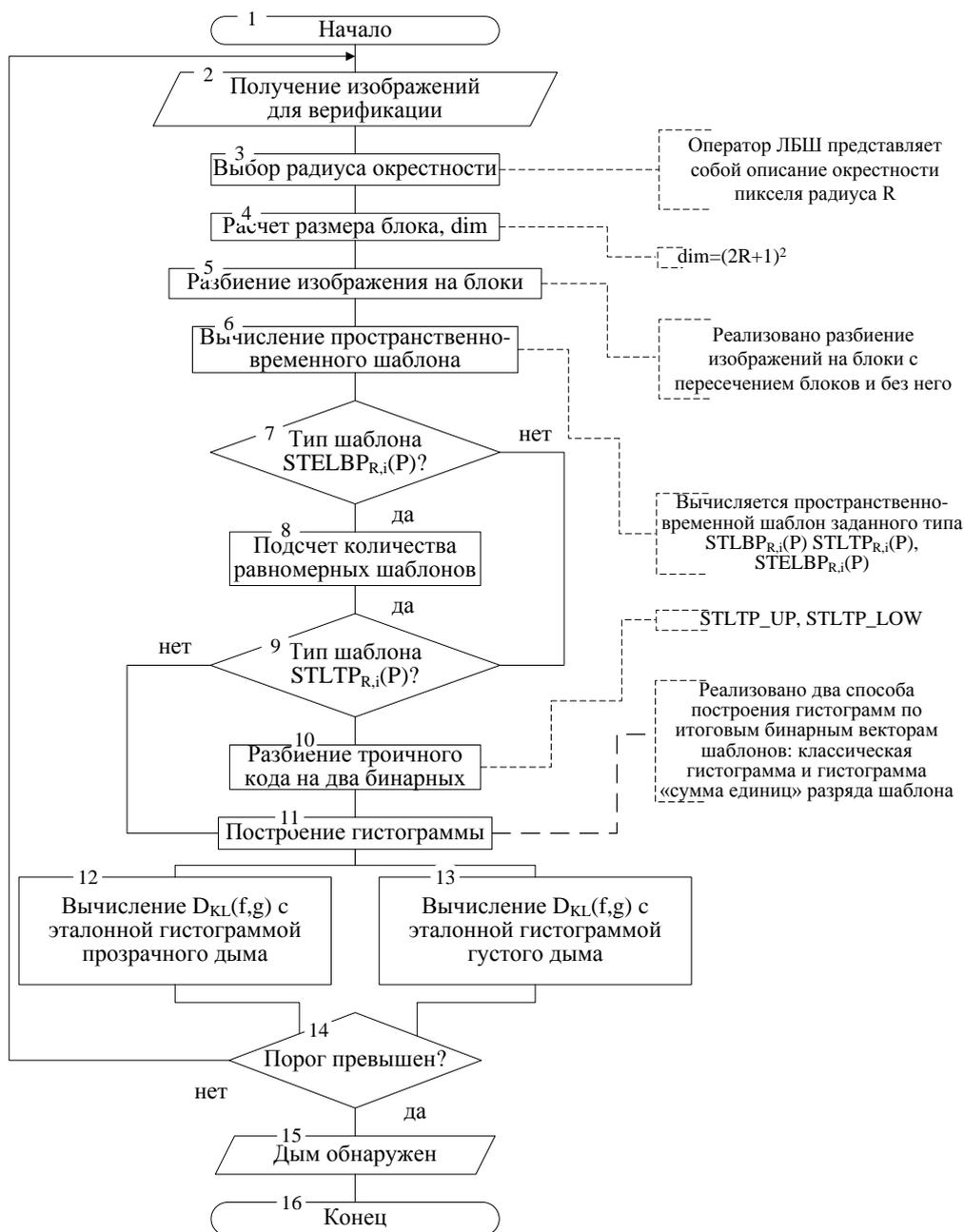


Рисунок 23. Блок-схема алгоритма верификации

Расстояние Кульбака–Лейблера, которое служит обобщением меры энтропии, введенной Шенноном, является относительной мерой энтропии, адаптированной для измерения расстояний между гистограммами. Оно вычисляется по формуле (59):

$$D_{K,L}(f, g) = \sum_{m=1}^{P(P-1)+3} f_m \ln \frac{f_m}{g_m}, \quad (59)$$

где f и g – гистограммы первого и второго изображения; P – число точек в окрестности ЛВР; m – номер столбца. Данное расстояние используется в ка-

честве меры различия гистограмм двух сопоставляемых изображений при построении соответствующего решающего правила.

3.3. Эволюционный алгоритм для сглаживания эталонной гистограммы дыма

Вид эталонной гистограммы дым имеет существенное значение, так как для отнесения изображения к одному из классов при верификации выполняется с помощью методов текстурного анализа с использованием гистограммного подхода. Для улучшения эталонной гистограммы дыма в диссертационной работе предложено использование эволюционного алгоритма для улучшения эталонной гистограммы дыма. В основе эволюционного алгоритма лежит упрощенная модель популяции живых существ. Эволюционные алгоритмы не требуют дополнительной информации о поверхности ответа, устойчивы к попаданию в локальные оптимумы, а также хорошо работают при решении задач многоцелевой оптимизации [79, 81, 82, 83, 84]. К этому типу задач относится детектирование дыма, так как необходимо одновременно обеспечить высокую точность распознавания дыма и уменьшить при этом значения ошибок первого и второго рода.

В общих чертах работу эволюционного алгоритма (ЭА) можно представить следующим образом. ЭА создает популяцию особей, каждая из которых является решением некоторой задачи, а затем эти особи эволюционируют по принципу "выживает сильнейший", то есть остаются лишь самые «хорошие» решения. Работа ЭА представляет собой итерационный процесс, который продолжается до тех пор, пока не выполнятся заданное число поколений или иной критерий остановки [69, 75].

В процессе работы алгоритма имитируется развитие популяции в искусственных условиях. Каждому индивиду из популяции соответствует точка в поисковом пространстве. Из биологии известно, что индивидуальные наследственные отклонения (скрещивание и мутация) и борьба за

существование (селекция) в длинном ряду поколений приводят к изменению видов в направлении все большей приспособленности к конкретным условиям существования. Поэтому к популяции применяются операции, аналогичные природным процессам: селекция, скрещивание, мутация, что способствует повышению средней приспособленности индивидов на каждом этапе эволюции. Шансы каждого индивида создать потомство и передать ему свои признаки тем выше, чем больше его пригодность. Вследствие чего постепенно создаются все более и более приспособленные индивиды – удачные решения.

При проектировании ЭА для улучшения эталонной гистограммы дыма необходимо преобразовать эталонную гистограмму в вид, «понятный» эволюционному алгоритму, то есть выбрать способ представления решения. Областью определения гистограммы в случае классических гистограмм и бинарных или тернарных шаблонов (STLBP и STLTP), является максимально возможное количество уровней яркостей пикселей на изображении, равное 256. В случае построения гистограмм для расширенных бинарных шаблонов (STELBP) областью определения (*def*) будет количество всех равномерных шаблонов плюс один столбец под все неравномерные шаблоны: $def = R(R-1)+2$, где R – радиус расчета шаблона.

В диссертационной работе использован бинарный алфавит [136], то есть хромосома представляет собой бинарную строку, каждые n разрядов хромосомы представляют собой один столбец гистограммы. При этом число генов (бит) n , отведенных на один столбец, зависит от типа гистограммы и радиуса обхода пиксела. Например, при гистограммах типа «сумма единиц» в случае построения STLBP $n = 26$ (8 пикселей текущего кадра, 9 пикселей предыдущего кадра и 9 пикселей следующего кадра), а при выборе классических гистограмм для STLBP $n = 256$. Инициализация популяции должна выполняться равномерно в поисковом пространстве, поэтому хромосомы заполняются случайным образом, при этом каждый ген инициализируется нулем или единицей с вероятностью 1/2. Преобразование

из генотипа в фенотип происходит следующим образом: хромосома разбивается на части по количеству битов, n , отвечающих за один столбец гистограммы. Полученное бинарное число преобразуется в десятичный код и строится столбец соответствующей высоты. При этом если при декодировании образуются недопустимые индивиды, то они отбрасываются.

В качестве функции пригодности использована функция, определяемая выражением (60):

$$fitness = 1/(FAR + FRR), \quad (60)$$

где FAR – количество ложных срабатываний, а FRR – пропуск события. Функция пригодности показывает, насколько данный индивид «пригоден для жизни». Оценивание индивида является наиболее затратным шагом алгоритма, требующее больших вычислительных затрат. Поэтому предложено не оценивать повторно не изменившихся индивидов, а сохранять значения их пригодности в отдельном массиве.

Кратко рассмотрим работу основных операторов ЭА. Мутация для бинарного представления представляет собой инверсию выбранного бита хромосомы. Инвертирование случайного гена хромосомы происходит с выбранным значением вероятности мутации. В качестве оператора скрещивания использовано одноточечное скрещивание: случайным образом выбираются особи, которые затем обмениваются генами в точке разрыва хромосомы, определенной с вероятностью $1/G$, где G – длина хромосомы. Скрещиваются не все особи в популяции – заранее задана вероятность скрещивания для пары особей. В работе использованы значения вероятности скрещивания 0,6 и 0,8.

Оператор селекции обеспечивает лучшим индивидам большие шансы стать родителями, чем не совсем хорошим индивидам. Это порождает селективное давление, которое двигает популяцию вперед. Однако при этом необходимо оставлять шанс стать родителями и менее пригодным индивидам, так как они могут содержать полезный генетический материал.

Блок-схема работы эволюционного алгоритма показана на рисунке 24.

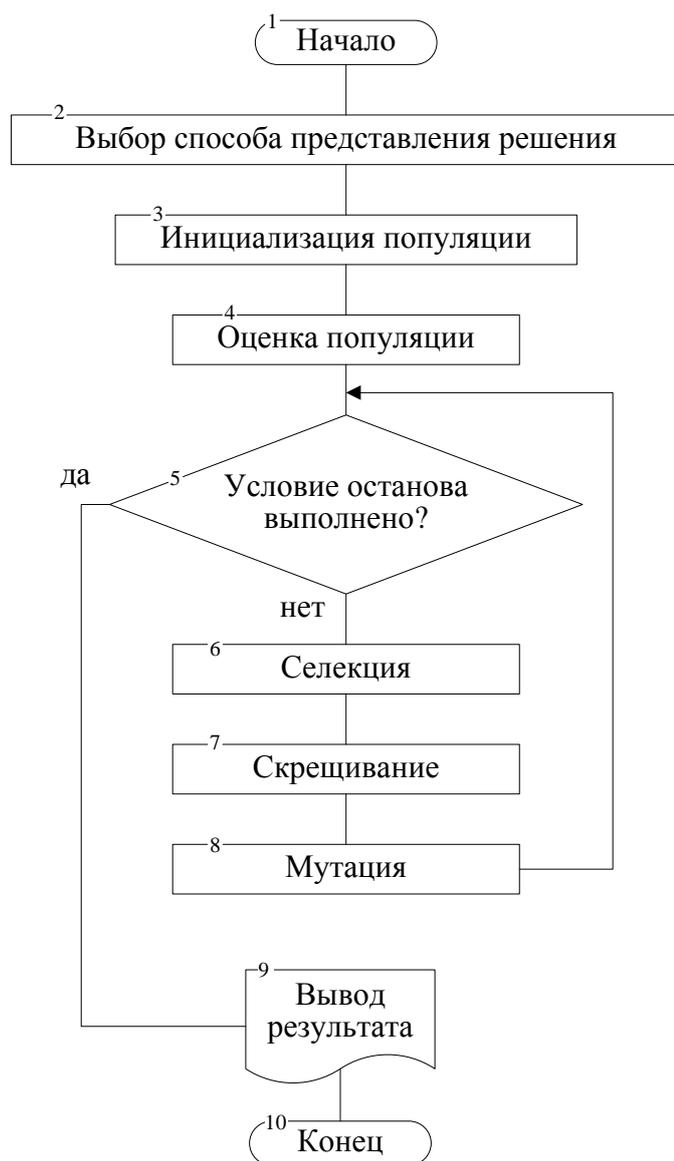


Рисунок 24. Блок-схема работы эволюционного алгоритма

Для организации селекции индивиды с большей пригодностью выбираются с большей вероятностью, а индивиды с меньшей пригодностью – с меньшей, но не нулевой вероятностью. Использована турнирная селекция, при которой формируется случайное подмножество из элементов популяции и среди них выбирается один элемент с наибольшим значением функции пригодности. Эксперименты показали, что размер турнира, равный двум, обеспечивает приемлемое качество селекции.

3.4. Влияние сложных погодных условий и шума

Видеоизображения, полученные в реальных условиях видеосъемки, могут включать артефакты, возникающие из-за помех оборудования или линии передачи информации, а также связанные с погодными условиями.

При детектировании объектов на видеоизображении сложные погодные условия играют существенную роль. В зависимости от предмета распознавания исследователи используют различные приемы, помогающие избежать негативного влияния таких факторов, как дождь, снег, сумерки, ночь, яркое солнце, морось. Так, для анализа изображений с низкой освещенностью предлагаются различные методики, такие как составление матрицы изменения яркости изображения [119], ручная настройка параметров системы детектирования стоп-линий на перекрестках [16], применение различных фильтров, например, фильтра энергетических текстурных характеристик Лавса [56, 125]. Для детектирования движущихся объектов в сложных погодных условиях предлагается нечеткий классификатор погоды, учитывающий три типа объекта на видеоизображении: небо, облака, и цель [97]. Помимо этого для детектирования дыма в условиях низкой освещенности обычно требуется специальное дополнительное оборудование, например, инфракрасные датчики [40], что сужает область применения этой методики. В данной работе предложен независимый от типа оборудования алгоритм детектирования дыма в сложных погодных условиях, а также при наличии шума [133, 140].

3.4.1. Слабое освещение

Время суток существенно влияет на особенности отображения искомого объекта на видеопоследовательности. Для эффективной работы алгоритма классификации динамических текстур необходимо рассмотреть все аспекты, от которых зависит корректность их определения. Уровень освещенности объектов на изображении является одним из основных таких аспектов, так

как правильно различать предметы, например, в сумерках при смене времени суток, бывает сложно даже человеку. В статье [16] показано влияние времени суток на качество работы системы видеонаблюдения по обнаружению стоп-линий на регулируемых перекрестках. При этом количество ложных срабатываний зависит от полосы движения, времени суток, солнечной или пасмурной погоды. Среднее количество ложных срабатываний варьировалось от 2% до 36%. Для распознавания лиц при изменяющемся освещении предлагается алгоритм, основанный на представлении исходного изображения в виде матрицы изменения яркостей, что позволяет добиться устойчивости относительно изменений условий освещенности [119].

Для получения изображений, имитирующих низкую освещенность, использован алгоритм Ретинекс (Retinex) на базе локального сглаживания [132]. Алгоритм на базе локального сглаживания представленный уравнением выражение (61):

$$R_k(x, y) = \alpha \cdot S + (1 - \alpha)(\log S_k(x, y) - \log [S_k(x, y) * F(x, y)]), \quad k = 1 \dots N, \quad (61)$$

где $R_k(x, y)$ – выходное изображение в k -м цветовом канале, N – количество цветовых каналов, α – масштабирующий коэффициент, $S_k(x, y)$ – исходное изображение в k -м цветовом канале, $F(x, y)$ – фильтр Гаусса.

Кадры из видеопоследовательностей для густого и прозрачного дыма и без дыма для различных значений параметра α показаны на рисунке 25.

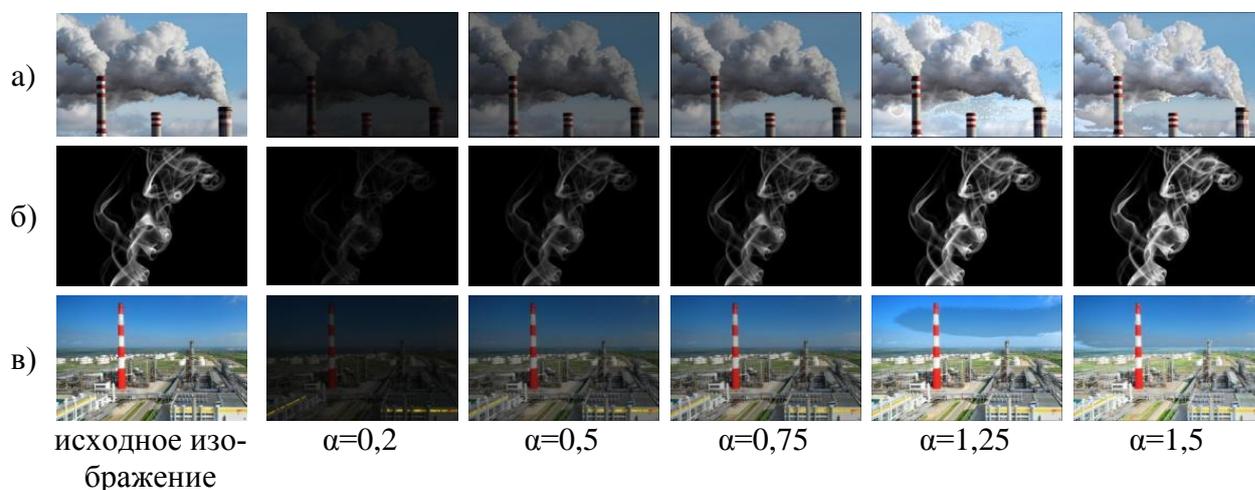


Рисунок 25. Применение алгоритма Ретинекс к изображениям: (а) – с густым дымом; (б) – с прозрачным дымом; (в) – без дыма

3.4.2. Атмосферные осадки (дождь/снег)

Для имитации атмосферных осадков на изображение накладывался аддитивный белый Гауссов шум. Для этого к цветовому значению в каждом из каналов пиксела прибавлялась нормально распределенная случайная величина. При программной реализации нормально распределенные случайные величины были получены с помощью стандартного генератора случайных чисел по центральной предельной теореме. В случае если при прибавлении случайной величины цветовое значение канала выходило за предельный диапазон $[0...255]$, то цветовое значение такого пиксела оставалось неизменным. На рисунке 26 показаны примеры воздействия аддитивного белого гауссова шума на изображения, в котором среднеквадратическое отклонение $\sigma=2000$, среднее значение $\mu=0$.

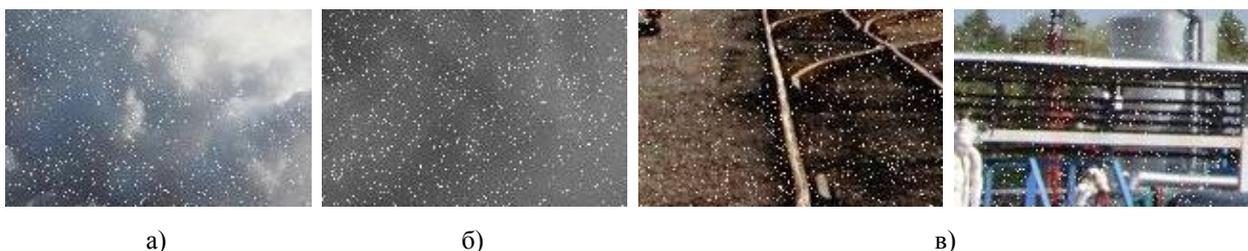


Рисунок 26. Изображения с аддитивным белым гауссовым шумом: (а) – густой дым, б) – прозрачный дым, (в) – без дыма

3.4.3. Шум типа «соль-перец»

Импульсный шум типа «соль-перец» (рисунок 27) возникает из-за проблем с оборудованием, на котором проводится видеосъемка. Эта модель шума также может быть связана с ошибками при передаче изображений.



Рисунок 27. Шум типа «соль-перец»: (а) изображения без дыма, (б) изображения с дымом

Отношение сигнал/шум N_{bb} [дБ] рассчитывается по формуле (62):

$$N_{bb} = 10 \log_{10} A_n / A_s, \quad (62)$$

где A_n – мощность шума, A_s – мощность полезного сигнала. В работе учитывался шум, достигающий 5,2 дБ, 7,01 дБ и 10 дБ.

3.4.4. Размытие

В качестве фильтра размытия использован фильтр Гаусса. Фильтр размытия Гаусса основывается на матрице свертки, которая заполняется нормализованными коэффициентами, полученными с помощью функции Гаусса двух переменных [106] выражение (63):

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (63)$$

где σ – коэффициент пропорциональности размытия, x, y – координаты центрального элемента матрицы. Размерность матрицы вычисляется по формуле (64):

$$\dim = n \times n, n = 2 \cdot R + 1, \quad (64)$$

где R – «радиус» матрицы свертки, то есть выбранный радиус окрестности обрабатываемого пиксела. Степень размытия изображения зависит от двух параметров: R и σ .

С помощью нормализованной матрицы свертки для каждого пиксела изображения вычисляется среднее взвешенное значение соседних пикселей выражение (65):

$$g(x, y) = \sum_{i=-R}^R \sum_{j=-R}^R f(x+i, y+j) G^*(i+R, j+r), \quad (65)$$

где $g(x, y)$ – выходное изображение, $f(x, y)$ – исходное изображение, $G^*(i, j)$ – нормализованные коэффициенты матрицы свертки, вычисляемые по формуле (66):

$$G * (i, j) = G(i, j) \times \frac{1}{\sum_{i=0}^{2R} \sum_{j=0}^{2R} G(i, j)}. \quad (66)$$

В данной работе нормализованная матрица свертки, рассчитанная по формулам (63)–(66) с параметрами $\sigma = 0,84089642$ и $R = 2$, выглядит следующим образом (выражение 67):

$$\begin{bmatrix} 0.000789 & 0.006581 & 0.013347 & 0.006581 & 0.000789 \\ 0.006581 & 0.054901 & 0.111345 & 0.054901 & 0.006581 \\ 0.013347 & 0.111345 & 0.225821 & 0.111345 & 0.013347 \\ 0.006581 & 0.054901 & 0.111345 & 0.054901 & 0.006581 \\ 0.000789 & 0.006581 & 0.013347 & 0.006581 & 0.000789 \end{bmatrix}. \quad (67)$$

Размытие в сравнении с исходным изображением показано на рисунке 28.



Рисунок 28. Применение фильтра Гаусса: (а) – исходное изображение, (б) – размытие

3.4.5. Фильтр Лапласа

Для повышения резкости изображения использован фильтр Лапласа. Дискретный лапласиан определяется как сумма вторых производных, а вычисляется как линейная аппроксимация суммы перепадов на соседних пикселях относительно центрального пикселя выражение (68):

$$\begin{aligned} & [f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)] + [f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)] = \\ & = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y). \end{aligned} \quad (68)$$

Таким образом, маска фильтра, используемого для реализации дискретного Лапласиана, задается матрицей (69):

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (69)$$

Для повышения резкости изображения с помощью лапласиана необходимо вычесть из исходного изображения лапласиан. Итоговая маска задается матрицей (70):

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (70)$$

Изображения до преобразования резкости и после него представлены на рисунке 29.

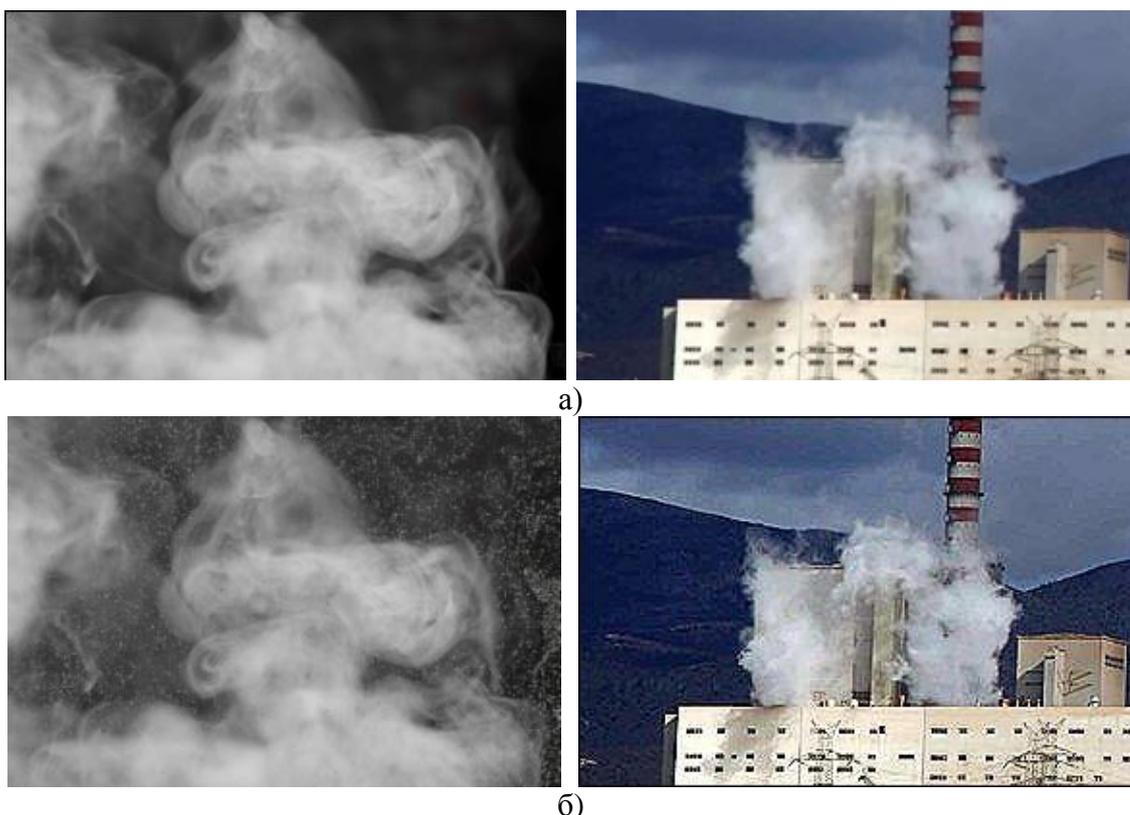


Рисунок 29. Иллюстрация использования фильтра Лапласа: (а) – исходные, (б) – фильтрованные изображения

Рассмотренные алгоритмы показывают целесообразность предварительной обработки изображений, что положительно сказывается на результатах работы алгоритма детектирования дыма.

3.5. Выводы по главе

Для верификации регионов-кандидатов, похожих на дым, предложен алгоритм с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов. Такие шаблоны учитывают информацию о текстуре из текущего кадра и двух соседних кадров относительно центрального пиксела. Это позволяет учесть больше текстурных особенностей и тем самым повысить точность верификации. В работе рассмотрены пространственно-временные локальные бинарные шаблоны, локальные тернарные шаблоны и расширенные бинарные шаблоны. При этом исследовано построение шаблонов с пересечением или без пересечения, применение различных радиусов шаблона и различных типов гистограмм. Для построения решающего правила использовано расстояние Кульбака-Лейблера. Для улучшения эталонной гистограммы дыма использован эволюционный алгоритм, с бинарным алфавитом. В работе эволюционного алгоритма предложено отбрасывать недопустимые индивиды и не переоценивать повторяющиеся решения.

Предложен алгоритм обработки изображений, содержащих артефакты, связанные с атмосферными явлениями такими, как морось и дымка, а также недостаточным освещением. Недостаточное освещение симитировано алгоритмом Ретинекс на базе локального сглаживания, атмосферные осадки имитировал аддитивный белый шум Гаусса, шум из-за помех оборудования, наложенный на изображения в размере до 10 дБ получен наложением шума типа «соль-перец», исследованы фильтры повышения резкости и размытия.

ГЛАВА 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В четвертой главе приведены результаты экспериментальных исследований эффективности предложенных методов и алгоритмов для задачи детектирования дыма на открытых пространствах.

4.1. Описание тестовых видеопоследовательностей

Экспериментальные исследования разделены на четыре группы: выделение глобальных регионов-кандидатов, применение эволюционного алгоритма для сглаживания эталонной гистограммы дыма, верификация таких областей, детектирование дыма в сложных погодных условиях и под воздействием шума. Для проведения экспериментальных исследований использовались 40 тестовых видеопоследовательностей, 20 из которых содержали разного рода дым, а 20 не содержали дыма. На тестовых видеопоследовательностях присутствуют прозрачный и/или густой дым, движущиеся люди, движущийся транспорт, сложный динамический фон. Тестовые видеопоследовательности, содержащие дым разделены на две группы: видеопоследовательности с ближним и дальним дымом в зависимости от глубины сцены. На этапе верификации фрагменты, содержащие дым разделены на фрагменты с густым и прозрачным дымом, так как текстурные особенности для этих классов различны.

Тестовые видеопоследовательности взяты из базы данных Билькентского университета [18], базы данных DynTex [78], «Video smoke detection» [93], данные из базы данных компании "Wildfilmsindia"[19], из базы данных V-MOTE [96], видеопоследовательности, загруженные с YouTube [116]. В некоторых «дымных» видеопоследовательностях из базы данных Билькентского университета и видеопоследовательностях из базы данных «Video smoke detection» дым присутствовал не на всем протяжении ролика, что позволило оценить не только качество работы по количеству найденных кадров

с дымом, но и скорость срабатывания системы. В таблице 4 показаны образцы кадров использованных видеопоследовательностей, их адреса и свойства.

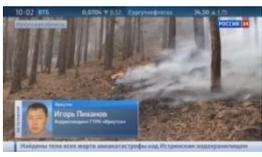
Таблица 4. Кадры исследованных видеопоследовательностей

Описание тестовой видеопоследовательности с дымом	Образец кадра	Описание тестовой видеопоследовательности без дыма	Образец кадра
Dyntex/649ge10, кадр 13 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 1,134 Псевдоним: Дальний дым 1		Dyntex/6amg900, frame 37 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 1,040 Псевдоним: Видео без дыма 1	
Bilkent//ISYAM, кадр 116 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 700×480 Количество кадров: 310 Псевдоним: Дальний дым 2		Dyntex/55fc310, кадр 7 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 250 Псевдоним: Видео без дыма 2	
Bilkent/sParkingLot, кадр 486 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 1,726 Псевдоним: Дальний дым 3		Dyntex/571b210, кадр 56 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 254 Псевдоним: Видео без дыма 3	
Wildfilmsindia/ Smoke billows from the chimney of a brick factory, кадр 122 URL: https://www.youtube.com/watch?v=-TUbp5ENr8w Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 1711 Псевдоним: Дальний дым 4		Dyntex/646a81, кадр 62 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 642 Псевдоним: Видео без дыма 4	
Youtube/Factory_13, кадр 1 URL: http://www.youtube.com/watch?v=ePBFeRAhP7U Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 118 Псевдоним: Дальний дым 5		Dyntex/648ab10, кадр 1 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 716 Псевдоним: Видео без дыма 5	
Youtube/Factory_16, кадр 1 URL: http://www.youtube.com/watch?v=ePBFeRAhP7U Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 133 Псевдоним: Дальний дым 6		Dyntex/645c610, кадр 2 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 1203 Псевдоним: Видео без дыма 6	

Таблица 4. Продолжение

Описание тестовой видеопоследовательности с дымом	Образец кадра	Описание тестовой видеопоследовательности без дыма	Образец кадра
<p>Youtube/Самолет, кадр 15 URL: https://www.youtube.com/watch?v=3f3u9_49YQ Разрешение, пиксели: 380×286 Количество кадров: 3698 Псевдоним: Дальний дым 7</p>		<p>Dyntex/648b610, кадр 47 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 898 Псевдоним: Видео без дыма 7</p>	
<p>Youtube/Автобус, кадр 273 URL: https://www.youtube.com/watch?v=5HdROVPhu5c Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 1790 Псевдоним: Дальний дым 8</p>		<p>Youtube/камера гаражи, кадр 41 URL: https://youtu.be/Jm-pTD2-pC4 Разрешение, пиксели: 1270×720 Количество кадров: 704 Псевдоним: Видео без дыма 8</p>	
<p>Youtube/Куршская коса, кадр, 11 URL: https://www.youtube.com/watch?v=QigKKttakRY Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 1124 Псевдоним: Дальний дым 9</p>		<p>Dyntex/64ad210, кадр 19 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 806 Псевдоним: Видео без дыма 9</p>	
<p>V-MOTE/DV_004, кадр 4792 URL: http://www2.imse-cnm.csic.es/vmote/area_descargas/Las_Navas_session_1/XVID_format Разрешение, пиксели: 1049×576 Количество кадров: 8000 Псевдоним: Дальний дым 10</p>		<p>Youtube/промышленная установка_1, кадр 2 http://www.youtube.com/watch?v=ePBFeRAhP7U Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 276 Псевдоним: Видео без дыма10</p>	
<p>Bilkent/sWasterBasket, кадр 27 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 2,247 Псевдоним: Ближний дым 1</p>		<p>Youtube/промышленная установка_2, кадр 24 http://www.youtube.com/watch?v=ePBFeRAhP7U Разрешение, пиксели: 1280×720 Количество кадров: 256 Псевдоним: Видео без дыма 11</p>	
<p>Bilkent/sMoky, кадр 21 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 1,498 Псевдоним: Ближний дым 2</p>		<p>Dyntex/54pa410, кадр 25 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 250 Псевдоним: Видео без дыма 12</p>	
<p>Bilkent/sWindow, кадр 313 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 405 Псевдоним: Ближний дым 3</p>		<p>Bilkent/Car_lights, кадр 38 URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 385 Псевдоним: Видео без дыма 13</p>	

Таблица 4. Продолжение

Описание тестовой видеопоследовательности с дымом	Образец кадра	Описание тестовой видеопоследовательности без дыма	Образец кадра
Video smoke detection /cotton-rope, кадр 172 URL: http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 2,286 Псевдоним: Ближний дым 4		Video smoke detection /Traffic_1000, кадр 126 URL: http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 1,000 Псевдоним: Видео без дыма 14	
Dyntex/57db110p, кадр 1 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 300×400 Количество кадров: 170 Псевдоним: Ближний дым 5		Dyntex/55fa210, кадр 2 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 250 Псевдоним: Видео без дыма 15	
Video smoke detection / dry_leaf, кадр 1155 URL: http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 1,2000 Псевдоним: Ближний дым 6		Video smoke detection /Basketball_yard, кадр 27 URL: http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html Разрешение, пиксели: 320×240 Количество кадров: 354 Псевдоним: Видео без дыма 16	
Youtube/Чита, кадр 105 URL: https://www.youtube.com/watch?v=zUn4FWdw2fk Разрешение, пиксели: 640×360 Количество кадров: 370 Псевдоним: Ближний дым 7		Youtube/улица-дом, кадр, 117 URL: https://www.youtube.com/watch?v=JpYKSb42yTE Разрешение, пиксели: 1270×720 Количество кадров: 1498 Псевдоним: Видео без дыма 17	
Youtube/Макеевка, кадр 112 URL: https://www.youtube.com/watch?v=iUR0OGro6ho Разрешение, пиксели: 640×360 Количество кадров: 370 Псевдоним: Ближний дым 8		Dyntex/644a710, кадр 5 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 787×556 Количество кадров: 1,038 Псевдоним: Видео без дыма 18	
Youtube/Truck Fire, кадр 1 URL: http://www.youtube.com/watch?v=WCds8rk68rk Разрешение, пиксели: 480×360 Количество кадров: 8235 Псевдоним: Ближний дым 9		Dyntex/644b910, кадр 87 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 250 Псевдоним: Видео без дыма 19	
Youtube/Академ, кадр 7 URL: https://www.youtube.com/watch?v=z_NGyd4uMg4 Разрешение, пиксели: 640×480 Количество кадров: 236 Псевдоним: Ближний дым 10		Dyntex/54ac110, кадр 44 URL: http://dyntex.univ-lr.fr/ Разрешение, пиксели: 384×288 Количество кадров: 250 Псевдоним: Видео без дыма 20	

Для проведения экспериментальных исследований по определению глубины сцены использовано 200 изображений, полученных на открытых пространствах, среди этих изображений 100 содержали сцены ближнего плана, 100 – дальнего. Примеры изображений с ближним и дальним планом приведены на рисунке 30.

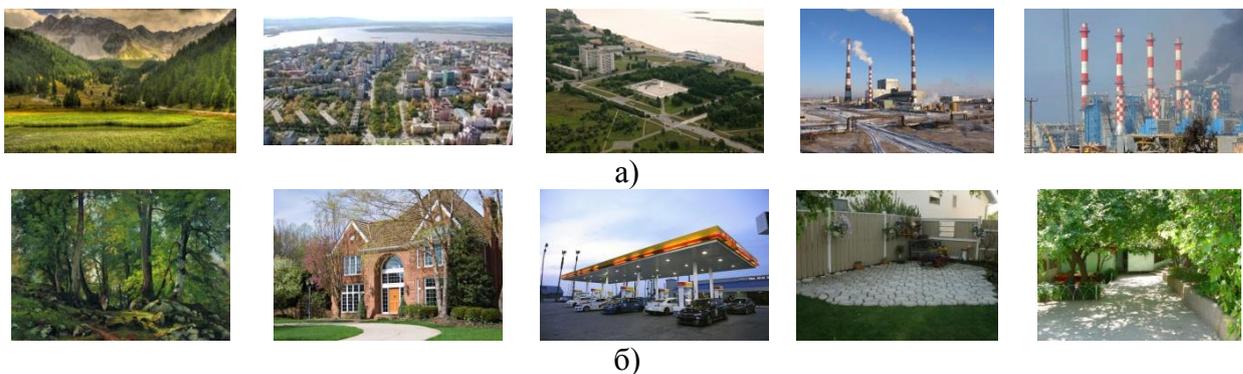


Рисунок 30. Глубина сцены: (а) – большая, (б) – малая

Для проведения экспериментальных исследований на этапе верификации использованы фрагменты изображений с дымом, выделенные на видеоизображениях вручную, а также без дыма. Для получения фрагментов изображений использованы восемь видеопоследовательностей, содержащих густой дым, пять видеопоследовательностей с прозрачным дымом и пятнадцать видеопоследовательностей без дыма. Каждая видеопоследовательность разбита на кадры, исходя из соотношения 25 кадров в секунду.

Из полученных кадров выделено 1000 фрагментов густого дыма и 500 фрагментов прозрачного дыма. При этом размер фрагментов для густого дыма составляет 70×70 пикселей, для прозрачного дыма 55×65 пикселей. Использовано три тысячи видеофрагментов без дыма, размером 70×70 пикселей и столько же для размера 55×65 пикселей. Видеофрагменты без дыма получены автоматически. Примеры фрагментов изображений густого, прозрачного дыма и не содержащих дыма показаны на рисунках 31 и 32.



Рисунок 31. Примеры фрагментов изображений (размером 70×70 пикселей), содержащих: (а) – густой дым, (б) – прозрачный дым, (в) – без дыма



Рисунок 32. Примеры фрагментов изображений (размером 55×55 пикселей), содержащих: (а) – густой дым, (б) – прозрачный дым, (в) – без дыма

Качество работы алгоритмов далее будем оценивать с помощью показателей:

- TR (True Recognition) – верное распознавание (детектирование), измеряемое отношением количества кадров с верно детектированным дымом к общему количеству кадров.
- FRR (False Rejection Rate) – ошибка первого рода, определяющая количество пропущенных кадров с дымом (ложный отказ).
- FAR (False Acceptance Rate) – ошибка второго рода, показывающая количество кадров с ложно найденным дымом.

Для проведения экспериментальных исследований использованы разработанные программные системы обнаружения задымлений на видеопоследовательности [137,138, 139].

4.2. Результаты экспериментальных исследований выделения регионов-кандидатов

4.2.1. Определение глубины сцены

В таблице 5 приведены результаты определения глубины сцены для изображений ближнего и дальнего плана для методов темного канала и случайного марковского поля. В таблице 5 TR, % – точность определения, FRR, % – ошибка первого рода FAR, % – ошибка второго рода.

Таблица 5. Результаты определения глубины сцены

Изображения	Метод получения темного канала			Методы с использованием случайного марковского поля		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Малая глубина сцены	86,0	14,0	12,8	100	0,00	0,30
Большая глубина сцены	89,0	11,0	10,9	100	0,00	5,60

Результаты экспериментальных исследований показывают, что метод определения глубины сцены с помощью модели случайного марковского поля преобладает над методом получения темного канала, так как когда интенсивность на сцене аналогична значению интенсивности атмосферного света, темный канал теряет эффективность. Кроме того, метод темного канала дает ошибку определения глубины на изображениях, содержащих небо. Скорость обработки одного изображения с использованием метода случайных марковских сетей преобладает над методом получения темного канала и составляет в среднем 1 мс и 15 мс соответственно.

4.2.2. Выделение локальных регионов-кандидатов

Экспериментальные исследования по выделению локальных регионов-кандидатов заключались в выделении движущихся областей методом сопоставления блоков и применении к областям, в которых найдено движение, цветовой маски и турбулентности.

Исследованы различные параметры алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов, такие как:

1. Размер блока для расчета межкадровой разницы методом сопоставления блоков, Blk . Исследован размер блока в 8, 15 и 30 пикселей. Этот параметр зависит от разрешения проверяемого видеоизображения и глубины сцены. Так, для сцен с большой глубиной, рекомендуется использовать значение размера блока 8 пикселей. Чем больше размер изображения, тем большим может быть размер блока.

2. Радиус поиска движущегося блока, R_{Blk} , в пикселях показывает, какую окрестность блока следует анализировать при расчете межкадровой разности. Результаты поиска блока в радиусе три пикселя и в радиусе пять пикселей от исходного блока показали, что при увеличении радиуса поиска точность детектирования возрастает незначительно – на 0,5 – 0,7%, при этом временные затраты на обработку одного кадра увеличиваются в полтора раза.

3. Значение цветowego порога T задается для выделения среди движущихся блоков кандидатов цвета дыма. В работе цветовой порог принимал значения: $T = 10, 15, 20, 25$. Значение цветowego порога дыма зависит от горящего объекта. Так дым от лесного пожара, сухих листьев, хлопковой веревки, как правило, имеет значение цветowego порога $T = 10 - 15$. Техногенный дым – пожар в жилом доме, дым завода, дым от горящего самолета имеет значения цветowego порога $T = 20 - 25$.

4. Параметр $Rate$ показывает номер кадра, относительно текущего, который следует учитывать для расчета движения. Исследованы значения параметра $Rate = 1, 2, 3$ то есть поиск похожего блока в следующем кадре

происходит через один или два кадра. Экспериментальные исследования показали, что требуется адаптивная подстройка этого параметра под каждую видеопоследовательность, так как этот параметр зависит от удаленности объекта съемки и скорости распространения дыма. Так, для медленного дыма из видеопоследовательности «Дальний дым 2» $Rate = 2$, для сигаретного дыма «Ближний дым 5» $Rate = 1$. Таким образом, для сцен с большой глубиной следует пропускать один или два кадра. Для сцен с малой глубиной, как правило, следует искать движение без пропуска кадров видеопоследовательности.

Кадры некоторых из исследуемых видеопоследовательностей, результаты детектирования дыма на них, а также параметры работы алгоритма, при которых эти результаты были получены, приведены в таблице 6.

Таблица 6. Иллюстрация работы алгоритма выделения регионов-кандидатов

Видеопоследовательность				
Дальний дым 1, кадр 13	Ближний дым 5, кадр 1	Ближний дым 1, кадр 27	Ближний дым 2, кадр 21	Дальний дым 3, кадр 486
				
Результаты детектирования, параметры алгоритма				
$Blk=30, T=20,$ $Rate=2, R_{Blk}=3$	$Blk=8, T=15,$ $Rate=1, R_{Blk}=3$	$Blk=8, T=10,$ $Rate=1, R_{Blk}=5$	$Blk=8, T=25,$ $Rate=2, R_{Blk}=3$	$Blk=8, T=25,$ $Rate=1, R_{Blk}=3$
				

В таблице 7 показаны лучшие значения точности выделения локальных регионов-кандидатов для видеопоследовательностей с дымом и средние значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей без дыма (TS – точность сегментации). В приложении Г приведены результаты выделения регионов-кандидатов с различными значениями параметров работы алгоритма для видеопоследовательностей «Дальний дым 3», «Дальний дым 2» и

«Дальний дым 10». Такие расчеты были проведены для всех видеопоследовательностей с дымом.

Таблица 7. Результаты выделения регионов-кандидатов (TS, % – точность сегментации, FRR, % – ошибка первого рода FAR, % – ошибка второго рода)

Видеопоследовательность	TS	FRR	FAR	Видеопоследовательность	FAR
Дальний дым 1	100	0,00	3,10	Видео без дыма 1	1,92
Дальний дым 2	96,88	3,13	10,62	Видео без дыма 2	4,12
Дальний дым 3	98,46	1,53	33,28	Видео без дыма 3	9,65
Дальний дым 4	100	0,00	1,63	Видео без дыма 4	3,15
Дальний дым 5	100	0,00	8,48	Видео без дыма 5	0,12
Дальний дым 6	100	0,00	6,15	Видео без дыма 6	7,98
Дальний дым 7	98,26	1,74	9,9	Видео без дыма 7	0
Дальний дым 8	100	0,00	3,70	Видео без дыма 8	0
Дальний дым 9	97,2	2,80	6,4	Видео без дыма 9	4,36
Дальний дым 10	97,69	2,31	24,87	Видео без дыма 10	0,86
Ближний дым 1	100	0,00	0,00	Видео без дыма 11	1,65
Ближний дым 2	100	0,00	0,00	Видео без дыма 12	1,20
Ближний дым 3	90,65	9,35	9,8	Видео без дыма 13	8,45
Ближний дым 4	100	0,00	3,90	Видео без дыма 14	6,67
Ближний дым 5	100	0,00	5,7	Видео без дыма 15	1,20
Ближний дым 6	100	0,00	2,07	Видео без дыма 16	0
Ближний дым 7	100	0,00	0,00	Видео без дыма 17	2,12
Ближний дым 8	100	0,00	3,70	Видео без дыма 18	5,97
Ближний дым 9	100	0,00	0,70	Видео без дыма 19	4,25
Ближний дым 10	100	0,00	8,3	Видео без дыма 20	1,24
Средние значения	98,96	1,04	7,12	Средние значения	3,25

В таблице 8 приведены лучшие, средние и минимальные значения точности сегментации для видеопоследовательностей с дымом. Эти же результаты показаны в графическом виде на рисунке 33 для видеопоследовательностей с дальним дымом, на рисунке 34 для видеопоследовательностей с ближним дымом.

Качество работы алгоритма сегментации регионов-кандидатов, похожих на дым, зависит от использованных параметров алгоритма. Например, для видеопоследовательности «Ближний дым 8» лучшими параметрами алгоритма оказались размер блока 15 пикселей, порог цвета 25, расчет движения через два кадра при радиусе поиска блока 5 пикселей. Для видеопоследовательности «Ближний дым 3» лучшими параметрами стали размер блока 15

пикселей, цветовой порог 15, поиск движения через один кадр при радиусе в три пиксела.

Таблица 8. Сравнительные результаты точности сегментации

Видеопоследовательность	Максимальное значение TS	Средние значения	Среднее значение TS	Средние значения	Минимальное значение TS	Средние значения
Дальний дым 1	100,0	99,13	95,54	93,15	86,12	84,76
Дальний дым 2	96,88		72,78		45,00	
Дальний дым 3	98,46		93,11		84,09	
Дальний дым 4	100,0		98,23		95,12	
Дальний дым 5	100,0		96,12		89,35	
Дальний дым 6	100,0		98,23		90,89	
Дальний дым 7	98,26		95,36		87,12	
Дальний дым 8	100,0		92,32		88,77	
Дальний дым 9	100,0		95,74		92,75	
Дальний дым 10	97,69		94,03		88,75	
Ближний дым 1	100,0	99,06	99,56	96,57	98,58	93,87
Ближний дым 2	100,0		95,21		89,85	
Ближний дым 3	90,65		86,76		82,86	
Ближний дым 4	100,0		98,26		95,76	
Ближний дым 5	100,0		96,28		90,47	
Ближний дым 6	100,0		94,26		89,56	
Ближний дым 7	100,0		97,12		96,23	
Ближний дым 8	100,0		98,2		95,4	
Ближний дым 9	100,0		100,0		100,0	
Ближний дым 10	100,0		100,0		100,0	

Дым на видеопоследовательности «Ближний дым 5» с максимальной точностью был обнаружен с параметрами размер блока 15 пикселей, цветовой порог 10, поиск движения в каждом кадре при радиусе поиска движущегося блока в три пиксела. Наиболее эффективным показал себя размер блока в 8 пикселей, наименее эффективным – в 30 пикселей. Для видеопоследовательностей, содержащих дальний дым, расчет движения с пропуском одного-двух кадров эффективнее поиска движения в каждом кадре, тогда как для видеопоследовательностей с ближним дымом можно ограничиться поиском движения в каждом кадре. Значение цветового порога зависит от объекта горения. Например, дым на видеопоследовательностях «Ближний дым 4», «Ближний дым 6», «Ближний дым 7» обнаруживается при установке значения цветового порога 10. При увеличении значения цветового порога возрас-

тает значение ошибки второго рода, так как происходит расширение границ поиска движущихся областей, похожих цветом на дым.

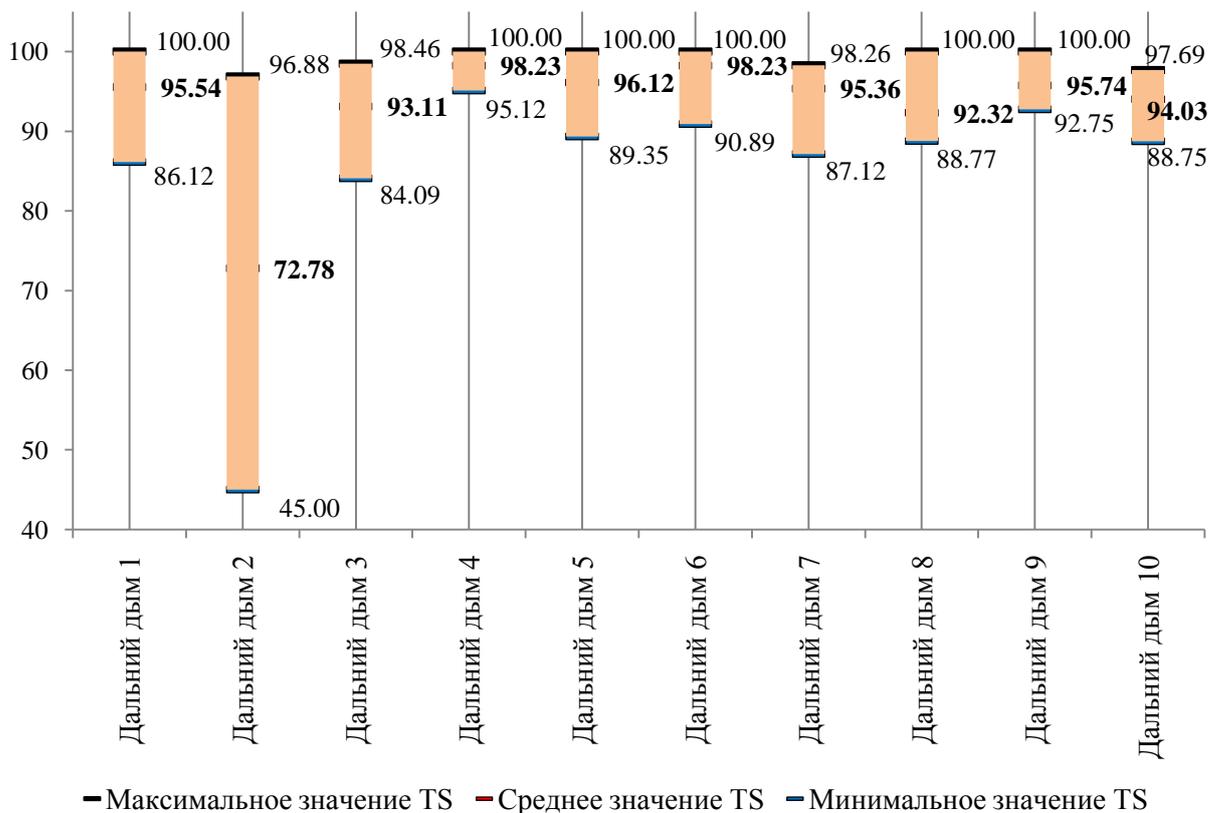


Рисунок 33. Диаграмма значений TS для дальнего дыма

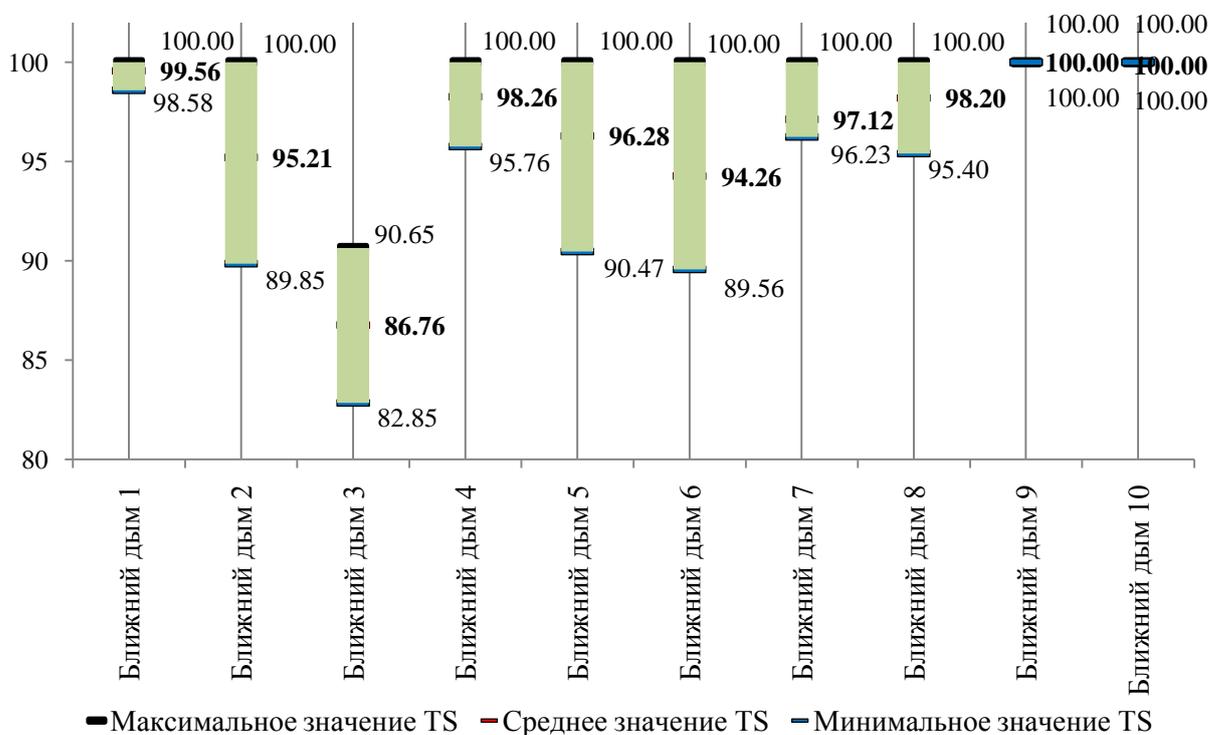


Рисунок 34. Диаграмма значений TS для ближнего дыма

Увеличение радиуса поиска движущегося блока с трех до пяти пикселей незначительно увеличивают точность сегментации, временные затраты на обработку одного кадра при этом увеличиваются в полтора раза. Таким образом, выбор параметров алгоритма зависит от размера изображения, типа дыма, удаленности объекта съемки от наблюдателя. Как показано в таблице 8 разница между лучшим и худшим значением точности сегментации составляет до пятидесяти процентов в видеопоследовательности «Дальний дым 2». Так, для этой видеопоследовательности лучшее значение точности выделения дыма составило 96,88 процентов, с параметрами $Blk = 8$, $T = 25$, $R = 5$, $Rate = 3$. В худшем случае с параметрами размер блока 30 пикселей, поиск движения в каждом кадре с радиусом в три пиксела и значением цветового порога 10 произошел пропуск дыма в 192 кадрах из 310 кадров.

В таблице 9 показаны средние, минимальные и максимальные значения ошибки второго рода по всем использованным видеопоследовательностям. На рисунках 35 и 36 показаны средние, минимальные и максимальные значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей, содержащих дальний и ближний дым и для видеопоследовательностей без дыма.

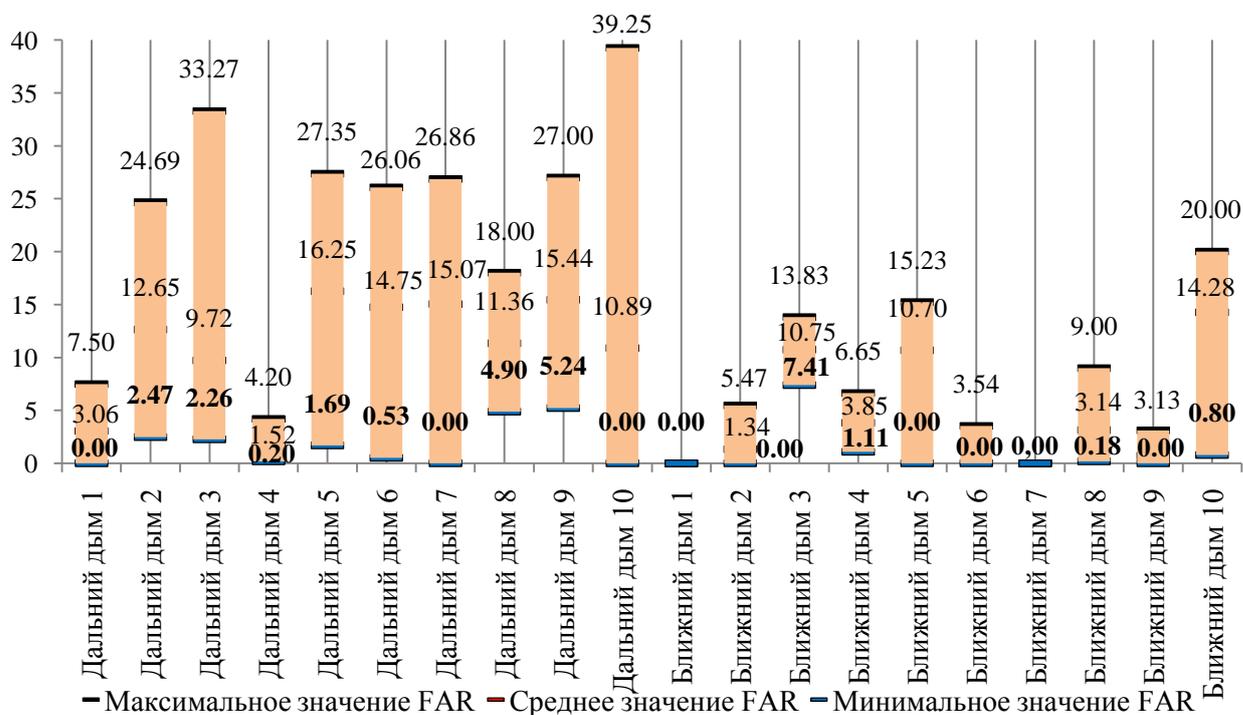


Рисунок 35. Значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей с дымом

Таблица 9. Сравнительные результаты ошибки второго рода

Видеопоследовательность	Максимальное значение FAR	Средние значения	Среднее значение FAR	Средние значения	Минимальное значение FAR	Средние значения
Дальний дым 1	7,50	23,71	3,06	11,22	0,00	1,71
Дальний дым 2	24,69		12,65		2,47	
Дальний дым 3	33,27		9,71		2,26	
Дальний дым 4	7,11		3,05		0,00	
Дальний дым 5	27,35		16,25		1,69	
Дальний дым 6	26,06		14,75		0,53	
Дальний дым 7	26,86		15,07		0,00	
Дальний дым 8	18,00		11,36		4,90	
Дальний дым 9	27,00		15,44		5,24	
Дальний дым 10	39,25		10,89		0	
Ближний дым 1	0,00	7,69	0,00	4,65	0,00	0,95
Ближний дым 2	5,47		1,34		0,00	
Ближний дым 3	13,83		10,75		7,41	
Ближний дым 4	6,65		3,85		1,11	
Ближний дым 5	15,23		10,70		0,00	
Ближний дым 6	3,54		1,76		0,00	
Ближний дым 7	0,00		0,00		0,00	
Ближний дым 8	9,00		3,14		0,18	
Ближний дым 9	3,13		0,72		0,00	
Ближний дым 10	20,00		14,28		0,80	
Видео без дыма 1	3,14	6,33	1,92	3,30	0,12	1,19
Видео без дыма 2	8,6		4,12		2,69	
Видео без дыма 3	19,12		9,65		3,67	
Видео без дыма 4	5,29		3,15		1,38	
Видео без дыма 5	0,98		0,12		0	
Видео без дыма 6	16,60		7,98		2,34	
Видео без дыма 7	0		0		0	
Видео без дыма 8	0		0		0	
Видео без дыма 9	9,54		4,36		0	
Видео без дыма 10	1,18		0,86		0	
Видео без дыма 11	2,84		1,65		0	
Видео без дыма 12	3,17		1,12		0,68	
Видео без дыма 13	15,97		8,45		4,12	
Видео без дыма 14	10,2		6,67		4,87	
Видео без дыма 15	4,35		2,45		0	
Видео без дыма 16	0		0		0	
Видео без дыма 17	4,67		2,12		0	
Видео без дыма 18	9,52		5,97		3,62	
Видео без дыма 19	8,64		4,25		0,4	
Видео без дыма 20	2,76		1,24		0	
Средние значения		12,58		6,39		1,28

На рисунках 35 и 36 показаны средние, минимальные и максимальные значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей, содержащих дальний и ближний дым и для видеопоследовательностей без дыма.

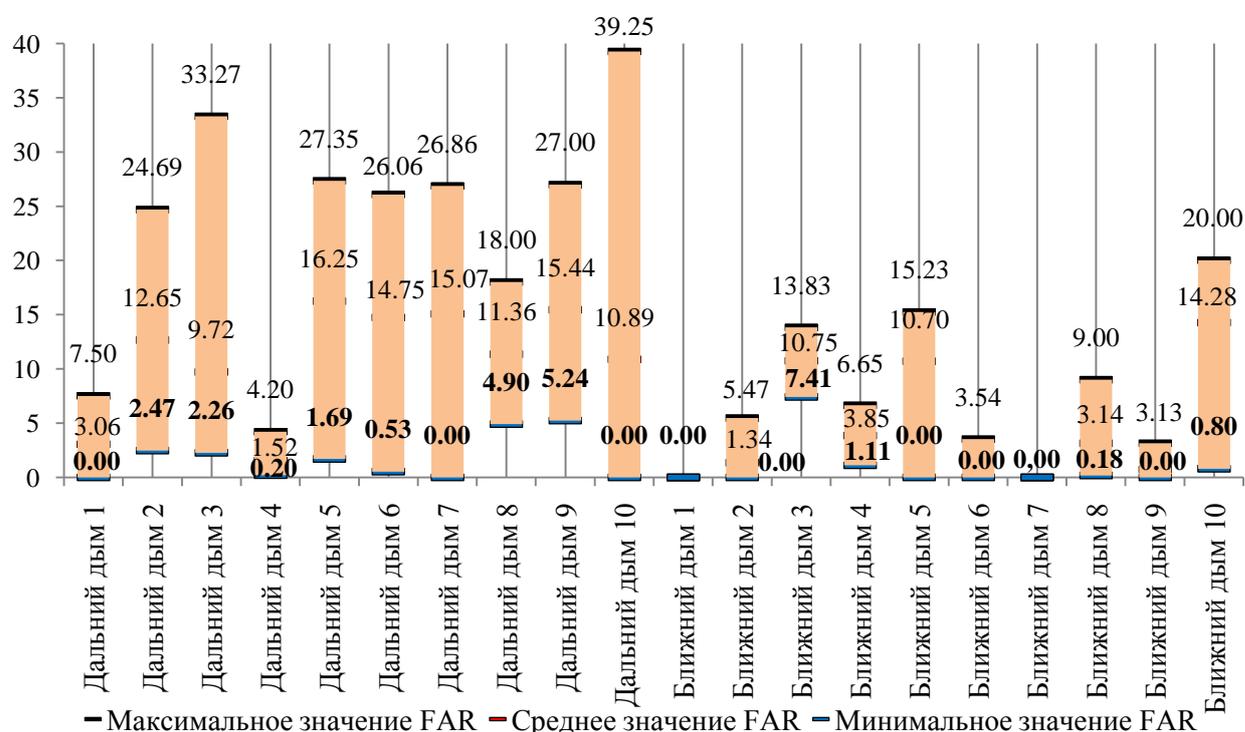


Рисунок 35. Значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей с дымом

Значение числа ложных срабатываний при детектировании дыма на видеоизображении зависит от выбора значения цветового порога (чем больше порог, тем выше ошибка второго рода), поиска движения в каждом кадре или с пропуском нескольких кадров (чем больше кадров пропущено, тем больше значение ошибки), размера блок (большой блок дает меньше ошибок). Полученные значения ошибки второго рода показывают, что требуется этап дополнительной проверки регионов-кандидатов, похожих на дым, для снижения числа ложных срабатываний.

Таким образом, среди лучших результатов тестирования алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов пятнадцать из двадцати видеопоследовательностей, содержащих разного рода дым дали 100% правильный результат. При этом в трех из этих видеопоследовательностях ложных тревог не было совсем, в одной видеопоследовательности, содержащей прозрачный

сигаретный дым, ложное срабатывание произошло в семнадцати кадрах из 170.

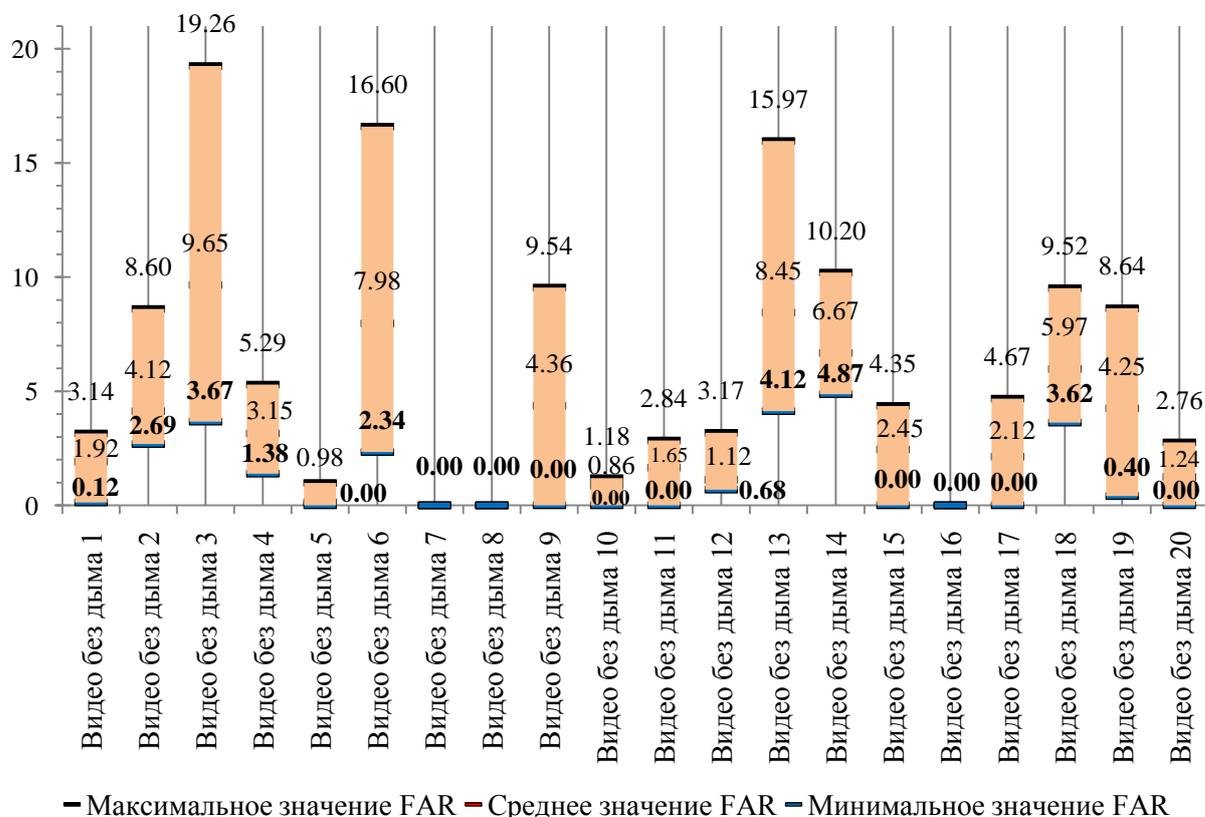


Рисунок 36. Значения ошибки второго рода для видеопоследовательностей без дыма

Среднее значение ошибки второго рода по этим видеопоследовательностям не превысило значения 7,12 %. Остальные пять видеопоследовательностей с дымом показали результат точности сегментации выше 90%. Среднее значение точности работы алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов, похожих на дым по видеоизображениям на дымных видеопоследовательностях составляет 98,96%.

Среднее значение ошибки второго рода видеопоследовательностям с дымом составило 7,93%, по видеопоследовательностям без дыма 3,30%. Такие значения ложной тревоги говорят о том, что потенциальные источники ложных срабатываний такие как, движение листьев деревьев из-за ветра, перемещение людей, пересекающих сцену, движение автомобилей и движение облаков, в основном, фильтруются.

Точность сегментации областей, похожих на дым, и значения ошибок первого и второго рода зависят от выбранных параметров алгоритма и могут значительно варьироваться. Выбор параметров работы алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов определяется глубиной сцены, типом дыма, скоростью его распространения и размером исходного видеоизображения.

Системе потребовалось 5-12 кадров для обнаружения дыма, что является хорошим результатом из-за медленного распространения и прозрачности дыма в ранней фазе.

4.2.3. Классификация регионов-кандидатов

Для классификации областей задымления исследовались три подхода: машина опорных векторов, случайные леса и бустинговые случайные леса. Результаты классификации для восьми видеопоследовательностей приведены в таблице 10. Все данные этапа классификации регионов-кандидатов приведены в таблице 25 приложения Д.

Таблица 10. Результаты классификации (TR, % – точность классификации, FRR, % – ошибка первого рода FAR, % – ошибка второго рода)

Видеопоследовательность	Машина опорных векторов			Случайные леса			Бустинговые случайные леса		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Дальний дым 1	100	0,00	3,12	100	0,00	1,92	100	0,00	0,89
Дальний дым 2	78,3	21,7	12,74	81,45	20,03	8,54	85,69	16,78	6,21
Дальний дым 3	90,1	9,91	9,71	97,5	5,09	7,32	99,37	4,71	6,07
Дальний дым 4	100	0,00	2,91	100	0,00	1,36	100	0,00	0,76
Ближний дым 1	100	0,00	3,97	100	0,00	2,44	100	0,00	2,06
Ближний дым 2	95,3	4,7	5,33	99,41	0,59	3,79	100	0,00	2,14
Ближний дым 3	87,12	12,88	10,82	93,51	6,49	7,76	97,04	2,96	6,13
Ближний дым 4	100	0,00	3,92	100	0,00	1,88	100	0,00	1,62

Несмотря на то, что классификация на основе BRFs требует справочных данных и процесса обучения, этот классификатор является наиболее эффективным по сравнению с другими классификаторами, что подтверждается минимальными значениями ошибок в ходе экспериментальных исследований. Средние значения точности распознавания составили 94,9%, 97,2% и

98,8% для методов машины опорных векторов, случайного леса и бустингового случайного леса соответственно. Значения ошибок первого рода уменьшаются с 5,13% для машины опорных векторов до 3,1% для случайного леса и 1,44% для случайного бустингового леса. Значения ошибок второго рода уменьшаются с 5,99% для машины опорных векторов до 3,9% для случайного леса и 1,82% для случайного бустингового леса. Таким образом, применение бустинговых случайных лесов обеспечивает увеличение точности классификации на 3–4% при существенном уменьшении ошибок первого и второго рода.

4.3. Верификация глобальных регионов-кандидатов

На этапе верификации экспериментальные исследования заключались в тестировании различных типов пространственно-временных локальных бинарных шаблонов применительно к фрагментам видеоизображений, содержащим густой, прозрачный дым и видеофрагментам без дыма. В таблице 11 показаны результаты лучшие результаты детектирования густого дыма с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов. Все данные этапа верификации показаны в приложении Е в таблицах 26 и 27.

Таблица 11. Результаты детектирования густого дыма

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	99,7	0,30	0,30	99,7	0,30	0,80	99,7	0,30	0,50	99,8	0,20	0,20
Отсутствие дыма	91,8	8,20	7,40	99,5	0,50	0,30	98,1	1,90	0,30	99,7	0,30	0,50
	STELBP											
	R=1						R=2					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности					
Густой дым	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Отсутствие дыма	100	0,00	0,00	99,0	1,00	0,98	99,0	1,00	0,98	99,0	1,00	0,98

Таблица 12 содержит результаты детектирования прозрачного дыма. Как и в случае с густым дымом, показаны лучшие результаты детектирования.

Полученные результаты верификации регионов-кандидатов для густого и прозрачного дыма показывают, что классический способ построения гистограмм эффективнее способа «сумма единиц разрядов шаблона», а шаблоны, вычисленные в каждой точке изображения, имеют преимущество перед шаблонами с прореживанием (до 5%). Для густого дыма пространственно-временные локальные тернарные шаблоны обладают преимуществом перед бинарными шаблонами за счет снижения влияния шума на текстуру изображения.

Таблица 12. Результаты детектирования для прозрачного дыма

Видеофрагменты	STELBP								
	R=1			R=2					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Прозрачный дым	95,2	4,80	3,27	89,2	10,8	11,4	86,2	13,8	9,75
Отсутствие дыма	96,7	3,30	4,12	87,9	12,1	12,3	86,0	14,0	9,12

Лучшим методом текстурного анализа для видеопоследовательностей, содержащих густой и прозрачный дым, является метод STELBP, дающий 100% точности на густом и 95% на прозрачном дыме. При этом радиус расчета шаблона равен 1. Такие результаты объясняются тем, что расширенные LBP учитывают специфические особенности изображения, такие как грани, углы, линии, поскольку и густой и прозрачный дым сглаживают резкие грани изображения. На рисунках 37 и 38 показаны результаты детектирования дыма по видеопоследовательностям с дымом и без него.

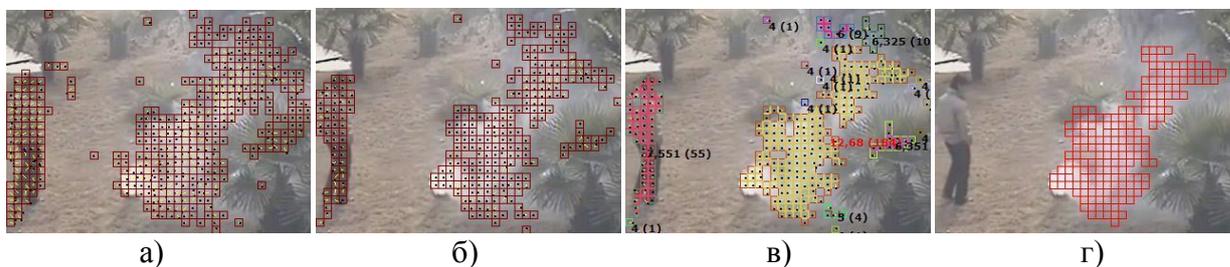


Рисунок 37. Этапы выделения дыма – видеопоследовательность «Ближний дым 4». Кадр 294. Параметры алгоритма: $Blk=8$, $T=15$, $Rate=1$: (а) – все движение в кадре, (б) – серое движение в кадре, (в) – расчет турбулентности, (г) – результат работы алгоритма



Рисунок 38. Этапы выделения дыма – видеопоследовательность «Видео без дыма 5». Кадр 1. Параметры алгоритма: $Blk=8$, $T=20$, $Rate=1$: (а) – все движение в кадре, (б) – серое движение в кадре, (в) – расчет турбулентности, (г) – результат работы алгоритма

Результаты приведены с учетом этапов выделения регионов-кандидатов и верификации. На этапе верификации использован метод пространственно-временных расширенных бинарных шаблонов. Другие примеры работы алгоритма приведены в приложении Ж. Средняя скорость обработки одного кадра видеопоследовательности с учетом этапа сегментации и верификации зависит от выбранных параметров алгоритмов и разрешения исходного изображения. При характеристиках ноутбука Lenovo Intel Core i5-3230m CPU 2,60 Ghz, ОЗУ 4,00 ГБ и установленной на нем 32-х разрядной операционной системе Windows 7 средняя скорость обработки одного кадра составила 1,5 с.

4.4. Улучшение эталонной гистограммы дыма

Для улучшения эталонной гистограммы дыма использован эволюционный алгоритм. Исследованы различные параметры эволюционного алгоритма: различное число родителей, вероятности рекомбинации и мутации. Лучшими параметрами оказались: двое родителей, вероятность скрещивания 0,8 и мутация, равная 1%. Так, увеличение процента мутации приводит большому разбросу популяции, и, вместо маловероятного случайного изменения гена на хромосомы мутация превращается в оператор, «зашумляющий» решение. Вероятность скрещивания описывает переборную часть алгоритма, и ее значение в 0,8 позволяет осуществить перебор большего количества решений в поисковом пространстве. Применение эволюционного алгоритма с указанными параметрами уменьшило ошибки первого и второго рода на порядок и

увеличило точность распознавания густого дыма на 1–2%. Далее данные результаты использовались для улучшения эталонной гистограммы дыма.

4.5. Результаты экспериментальных исследований при сложных погодных условиях и в условиях шума

Экспериментальные исследования по искаженным видеофрагментам проводились для каждого артефакта отдельно.

4.5.1. Слабое освещение

В таблице 13 показаны лучшие результаты детектирования при слабом освещении для густого и прозрачного дыма при значении в выражении (61) параметра $\alpha = 0,2$. Влияние освещенности на качество детектирования при значениях параметра $\alpha = 0,5$; $\alpha = 0,75$; $\alpha = 1,25$; $\alpha = 1,5$ приведено в таблицах 28-31 приложения 3.

Таблица 13. Результаты детектирования дыма при слабом освещении

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	90,7	9,30	12,7	94,0	6,00	7,70	92,5	7,50	5,30	97,0	3,00	10,2
Отсутствие дыма	86,6	13,4	9,90	90,9	9,10	8,90	94,1	5,90	5,60	88,1	11,9	10,4
	STELBP											
	<i>R=1</i>						<i>R=2</i>					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности					
Густой дым	99,0	1,00	8,00	98,0	2,00	8,60	98,5	1,50	8,20			
Отсутствие дыма	90,9	9,10	2,90	90,0	10,00	3,20	90,6	9,40	3,20			
Прозрачный дым	90,1	9,91	12,5	84,4	15,6	12,2	82,1	17,9	15,6			
Отсутствие дыма	89,2	10,8	11,4	83,1	16,9	13,1	82,3	17,7	17,4			

Для густого дыма при низкой освещенности расширенные локальные бинарные шаблоны и локальные тернарные шаблоны показали лучший результат. При этом не имеет значения радиус, при котором происходит вычисление шаблона. Однако расчет при единичном радиусе с 8 точками окрестности происходит приблизительно в два раза быстрее. Также эти шаблоны устойчивы к шуму и увеличенной яркости. Изменение параметра α до значе-

ния 0,5 увеличило точность детектирования дыма на 1% при уменьшении количества ошибок второго рода на 1–2%. При 75% освещенности от начальной по сравнению со значением $\alpha = 0,5$ тернарные и расширенные шаблоны показали лучшие результаты по сравнению с бинарными шаблонами. Также эти типы шаблонов устойчивы и при увеличенной яркости относительно базовой.

Для прозрачного дыма единственным способом расчетов шаблонов, дающим приемлемую эффективность, являются расширенные бинарные шаблоны. Точность распознавания возрастает по мере возрастания освещенности и является максимальной при $\alpha = 1$ в неизменном изображении. При увеличении яркости значения параметра $\alpha = 1,25$ и $\alpha = 1,5$ точность детектирования дыма существенно падает, что связано с особенностями преобразования изображения с помощью алгоритма Ретинекс.

4.5.2. Атмосферные осадки

Лучшие результаты расчетов для детектирования дыма при гауссовском шуме с параметрами $\sigma = 2000$, $\mu = 0$ (см. рисунок 26) приведены в таблице 14.

Таблица 14. Результаты детектирования дыма с шумом Гаусса

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	80,7	19,3	18,6	99,5	0,5	4,32	83,3	16,7	12,6	98,2	1,8	8,23
Отсутствие дыма	71,2	28,8	21,4	94,9	5,1	2,34	73,1	26,9	18,2	97,6	2,4	9,54
	STELBP											
	R=1						R=2					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности					
Густой дым	92,7	7,3	2,8	91,5	8,5	5,7	90,5	9,5	11,8			
Отсутствие дыма	89,2	10,8	5,6	87,5	12,5	6,4	86,5	13,5	14,2			
Прозрачный дым	84,3	15,7	10,2	83,2	16,8	11,3	82,1	17,9	12,3			
Отсутствие дыма	83,2	16,8	9,8	82,1	17,9	10,3	80,6	19,4	10,9			

Для густого дыма устойчивость к аддитивному белому гауссовскому шуму показали тернарные шаблоны, что объясняется их особенностью – устойчивостью к шуму тернарного кода. Расширенные бинарные шаблоны также дали значения TR на уровне 0,985. При этом не имеет значения радиус расчета такого шаблона для распознавания густого дыма. Однако отсутствие дыма детектируется в этом случае лучшим образом при радиусе два пиксела и восьми точках окрестности. Прозрачный дым детектируется со значениями точности распознавания 0,843 для дыма и 0,832 без дыма.

4.5.3. Шум типа «соль-перец»

Результаты работы алгоритма детектирования для зашумленных изображений с различными значениями шума приведены в таблице 15.

Таблица 15. Результаты детектирования дыма с шумом типа «соль-перец»

Видеофрагменты	Значение шума, дБ	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
		STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
		TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	5,2	82,9	17,1	17,9	91,2	8,80	11,2	87,7	12,3	11,4	92,0	8,00	10,7
Отсутствие дыма		79,2	20,8	20,9	90,4	9,60	9,72	87,8	12,2	18,7	90,3	9,70	8,87
Густой дым	7,01	81,6	18,4	15,6	90,7	9,3	12,5	85,2	14,8	14,5	91,3	8,7	10,9
Отсутствие дыма		78,2	21,8	21,2	89,3	10,7	10,7	84,2	15,8	19,8	89,9	10,1	9,23
Густой дым	10	80,9	19,1	18,2	88,5	11,5	12,9	82,1	17,9	16,4	90,1	9,9	11,2
Отсутствие дыма		75,6	24,4	23,2	86,6	13,4	11,3	81,6	18,4	21,2	87,6	12,4	10,9
		STELBP											
		R=1				R=2							
		8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности			
Густой дым	5,2	99,0	1,00	2,00	98,5	1,5	4,3	97,2	2,80	6,24			
Отсутствие дыма		98,6	1,40	4,20	94,9	5,1	4,3	92,6	7,40	7,18			
Густой дым	7,01	97,1	2,90	3,80	95,1	4,9	6,12	95,0	5,00	7,54			
Отсутствие дыма		96,1	3,90	6,00	89	11	7,65	88,2	11,8	8,35			
Густой дым	10	91,7	8,30	10,0	90,2	9,8	9,2	89,9	10,1	10,12			
Отсутствие дыма		82,4	17,6	8,50	80,6	19,4	8,6	79,1	20,9	11,6			
		STELBP											
		R=1				R=2							
		8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности			
Прозрачный дым	5,2	90,4	9,6	8,2	88,5	11,5	8,5	85,3	14,7	9,2			
Отсутствие дыма		91,5	8,5	7,9	86,5	13,5	8,2	84,2	15,8	9,5			
Прозрачный дым	7,01	85,2	14,8	10,2	83,0	17	10,8	82,4	17,6	11,6			
Отсутствие дыма		80,3	19,7	11,4	78,2	21,8	12,3	80,2	19,8	13,0			
Прозрачный дым	10	76,2	23,8	12,9	75,2	24,8	13,0	74,3	25,7	13,2			
Отсутствие дыма		78,1	21,9	12,8	74,1	25,9	14,2	73,9	26,1	14,6			

При густом дыме устойчивыми к шуму типа «соль-перец» являются тернарные шаблоны, что обусловлено особенностями построения тернарного кода для таких шаблонов. Точность детектирования при классическом способе построения гистограмм STLTP выше аналогичной точности при построении гистограмм вида «сумма единиц разряда LBP» на 0,5–1%. Расширенные бинарные шаблоны также показывают высокую устойчивость к этому типу шума, однако отсутствие дыма детектируется лучшим образом в случае расчета STLTP. При этом разница точности обнаружения составляет 3–4%. Локальные бинарные шаблоны показывают слабую устойчивость к шуму типа «соль-перец».

Прозрачный дым при шуме типа «соль-перец» наилучшим образом детектируется с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов.

4.5.4. Размытие

Результаты детектирования густого и прозрачного дыма на изображениях, подвергнутых фильтру Гаусса выражения (43)–(46) в таблице 16.

Таблица 16. Результаты детектирования с фильтром размытия

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	92,5	7,50	2,85	95,3	4,70	4,52	93,6	6,40	2,52	96,0	4,00	3,65
Отсутствие дыма	82,3	11,7	10,21	94,3	5,70	4,65	86,2	3,80	8,89	95,2	4,80	3,41
	STELBP											
	R=1						R=2					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности					
Густой дым	100	0,00	0,20	99,5	0,50	0,52	98,5	1,50	1,50			
Отсутствие дыма	98,8	1,20	0,31	98,9	1,10	0,61	96,4	3,60	1,80			
Прозрачный дым	90,2	9,80	4,15	79,2	20,8	10,23	68,2	31,8	11,36			
Отсутствие дыма	92,5	7,50	5,26	78,6	21,4	11,7	67,7	32,3	12,09			

Точность детектирования дыма на изображениях подвергнутых фильтру Гаусса снизилась в случае STLTP, STLBP и STELBP на 1–2% для густого

дыма и на 5–10% для прозрачного дыма в случае STELBP. Это означает, что требуются дополнительные методы борьбы с размытием изображений.

4.5.5. Фильтр Лапласа

В таблице 17 показаны лучшие результаты детектирования дыма на видеопоследовательности, к которой для повышения резкости применен фильтр Лапласа выражения (47)–(49).

Таблица 17. Результаты детектирования с фильтром повышения резкости

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	99,7	0,30	0,30	99,7	0,30	0,85	99,8	0,20	0,7	99,8	0,20	0,41
Отсутствие дыма	92,0	8,00	7,41	99,6	0,40	0,30	98,3	1,70	0,3	99,8	0,30	0,51
	STELBP											
	<i>R</i> =1						<i>R</i> =2					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности					
Густой дым	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Отсутствие дыма	100	0,00	0,00	99,0	1,00	0,98	100	0,00	0,2			
Прозрачный дым	78,9	21,1	10,2	69,6	30,4	11,6	65,2	34,8	11,8			
Отсутствие дыма	82,6	17,4	9,82	68,2	31,8	10,4	64,1	35,9	11,2			

В большинстве случаев фильтр Лапласа обеспечивает незначительное улучшение точности детектирования на 1–2%. В случае с прозрачным дымом точность детектирования была снижена до 78%. Это объясняется тем, что для детектирования прозрачного дыма используются пространственно-временные расширенные бинарные шаблоны. Гистограмма STELBP строится особым способом, учитывая грани, углы и линии на изображении, а фильтр Лапласа, повышая резкость, способствует появлению новых граней на изображении, выделенных из дымных областей, снижая тем самым точность детектирования.

4.6. Данные других авторов

Качество работы разработанных алгоритмов сравнивались с известными алгоритмами детектирования дыма. Сравнение проводилось двумя способами: с использованием программных комплексов, находящихся в открытом доступе и посредством анализа результатов детектирования дыма, представленных в научных статьях ученых, занимающихся проблемой раннего обнаружения дыма на открытых пространствах.

В работе [102] на базе локальных бинарных шаблонов и объемных локальных бинарных шаблонов строится последовательность гистограмм, на основе которой извлекаются признаки дыма. Авторы [51] помимо анализа цветовых и текстурных особенностей, предложили учитывать межкадровую разницу для выявления динамических характеристик дыма. В работе [88] предложено использование вейвлет – преобразований для детектирования дыма. Рассчитывается фон сцены и производится слежение за уменьшением энергии высокой частоты сцены с использованием пространственных вейвлет-преобразования текущего изображения и фоновых изображений.

Сравнительные результаты эффективности работы приведенных алгоритмов, описанных в научных статьях [51, 88, 102] и разработанных алгоритмов приведены ниже. Результаты анализа для видеопоследовательностей с дымом показаны в таблице 18. Таблица 19 содержит результаты сравнения для видеопоследовательностей без дыма.

Предложенные в работе методы и алгоритмы детектирования дыма показывают эффективность выше в среднем на 3–11%, чем существующие [51, 88, 102]. Ошибка второго рода у предложенной реализации меньше в среднем на 3%. Максимальное значение разности точности детектирования предложенной реализации и работы F. Yuan [102] получено для видеопоследовательности «Ближний дым б» и составляет 22,5%.

Таблица 18. Сравнение качества работы разработанных алгоритмов с данными других авторов (видеопоследовательности с дымом)

Видеопоследовательность	Авторы											
	F. Yuan [102]			C. Junzhou, Y. Yong, P. Qiang [51]			Ugur Toreyin, Yigithan Dedeoglu, Enis Getin [88]			Предлагаемая реализация (средние данные/лучшие данные)		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Ближний дым 4	100	0,00	5,50	96,7	3,30	1,20	–	–	–	98,26/100	1,74/0,00	3,85/1,11
Ближний дым 6	77,5	22,5	0,00	77,4	22,6	15,0	–	–	–	94,26/100	5,74/0,00	1,76/0,00
Ближний дым 1	98,2	1,80	0,00	98,3	1,70	0,90	99,9	0,04	0,00	99,56/100	0,44/0,00	0,00/0,00
Ближний дым 3	84,6	15,4	10,0	78,5	21,5	14,2	83,6	16,4	11,1	86,76/90,65	13,24/9,35	10,75/7,41
Ближний дым 2	–	–	–	–	–	–	100	0,00	0,00	95,21/100	4,79/0,00	1,34/0,00
Дальний дым 3	–	–	–	–	–	–	91,2	8,80	12,0	93,11/98,46	6,89/1,54	9,71/2,26
Дальний дым 2	–	–	–	–	–	–	58,7	41,3	24,5	72,78/96,88	27,22/3,12	12,65/2,47
Средние значения	90,08	9,93	3,88	87,73	12,28	7,83	86,68	13,31	9,52	91,42/98,0	8,58/2,00	5,72/1,89

Таблица 19. Сравнение качества работы разработанных алгоритмов с данными других авторов (видеопоследовательности без дыма)

Видеопоследовательность	Авторы			
	F. Yuan [102]	C. Junzhou, Y. Yong, P. Qiang [51]	Ugur Toreyin, Yigithan Dedeoglu, Enis Getin [88]	Предлагаемая реализация (средние данные/лучшие данные)
	FAR	FAR	FAR	FAR
Видео без дыма 16	4,30	0,00	–	0,00/0,00
Видео без дыма 14	5,10	6,00	–	6,67/4,87
Видео без дыма 13	7,00	23,0	23,1	8,45/4,12
Средние значения	5,47	9,67	23,1	5,04/3,00

Программные комплексы, как правило, реализуют простейшие алгоритмы детектирования дыма с относительно невысокой точностью распознавания до 86–94%. Для сравнения результатов детектирования дыма использованы программные комплексы, находящиеся в открытом доступе: VSD 2.0 [92] и Fire and Smoke Detector [31]. Результаты сравнения качества работы программных продуктов по сравнению с предложенной реализацией приведены в таблицах 20–21.

Таблица 20. Результаты детектирования видеопоследовательностей с дымом

Видеопоследовательность	Программный комплекс								
	VSD 2.0			Fire and Smoke Detector			Предлагаемая реализация (средние данные/ лучшие данные)		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Дальний дым 1	86,1	13,9	12,0	91,2	8,80	1,80	95,54/ 100	4,46/ 0,00	3,06/ 0,00
Ближний дым 5	86,8	13,2	10,4	88,2	11,8	5,80	98,26/ 100	1,74/ 0,00	10,7/ 0,00
Дальний дым 10	94,8	5,20	27,8	91,6	8,40	26,9	94,03/ 97,7	5,97/ 2,30	10,9/ 0,00
Ближний дым 9	92,5	7,50	0,80	86,3	13,7	15,0	100/ 100	0,00/ 0,00	0,72/ 0,00
Дальний дым 4	92,7	7,30	9,30	90,7	9,30	8,80	98,23/ 100	1,77/ 0,00	1,52/ 0,20
Средние значения	90,58	9,42	12,06	89,6	10,4	11,66	97,21/ 99,5	2,79/ 0,46	5,38/ 0,50

Таблица 21. Результаты детектирования видеопоследовательностей без дыма

Видеопоследовательность	Количество кадров	Программный комплекс					
		VSD 2.0		Fire and Smoke Detector		Предлагаемая реализация (средние данные/ лучшие данные)	
		Количество кадров с ложной тревогой	FAR	Количество кадров с ложной тревогой	FAR	Количество кадров с ложной тревогой	FAR
Видео без дыма 6	1203	200	16,7	178	15,0	96/ 28	7,98/ 2,34
Видео без дыма 10	276	12	4,30	17	6,00	2/ 0	0,86/ 0,00
Видео без дыма 15	250	19	7,60	21	8,40	6/ 3	2,45/ 1,20
Видео без дыма 17	1498	20	1,30	18	1,20	32/ 0	2,12/ 0,00
Видео без дыма 8	704	0	0,00	0	0,00	0/ 0	0,00/ 0,00
Средние значения	561,57	50,2	5,98	46,8	6,12	27,25/ 6,23	2,68/ 0,71

Точность детектирования дыма предлагаемой реализации выше по сравнению с исследованными программными комплексами в среднем на 9–10%. При этом значение ошибки второго рода предложенной реализации меньше на 5–8%.

4.7. Выводы по главе

Эффективность предложенных методов и алгоритмов подтверждена экспериментальными исследованиями, проведенными на 40 видеопоследовательностях. Тестовые видеопоследовательности содержат изображения прозрачного и/или густого дыма со сценами ближнего и дальнего плана, движущихся людей, движущийся транспорт, сложный динамический фон. При этом в некоторых «дымных» видеопоследовательностях дым присутствовал не на всем протяжении съемки, что позволило оценить не только качество работы по количеству найденных кадров с дымом, но и скорость срабатывания системы. Системе потребовалось 5–12 кадров для обнаружения дыма, что является хорошим результатом из-за медленного распространения дыма и прозрачности дыма в ранней фазе.

Качество работы алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов зависит от использованных параметров и таких особенностей тестируемой видеопоследовательности, как удаленность объекта съемки, размер изображения и типа дыма (техногенный или лесной пожар). Тестирование алгоритма на видеопоследовательностях, содержащих сцены дальнего плана, показало лучшие результаты при расчете движения с пропуском в 2 кадра, размером блока в 8 пикселей. При проверке качества работы алгоритма на видеопоследовательностях, содержащих ближний дым, выявлено, что искать движение в таких видеопоследовательностях следует в каждом кадре с размером блока 8-15 пикселей. Значение цветового порога зависит от типа дыма. Для дыма техногенного пожара лучшая точность детектирования достигается при выборе значения цветового порога, равного 25, для дыма от лесного пожара, хлопковой веревки и сухих листьев значение цветового порога равно 15. Среднее значение точности детектирования дыма на этом этапе составило 94%. При этом значение ошибки второго рода составило около 7%. Полученные значения ложной тревоги говорят о том, что потенциальные источники ложных срабатываний, в основном, фильтруются.

Для классификации регионов-кандидатов, полученных на этапе сегментации, использованы бустинговые случайные леса. Такие леса содержат ансамбль деревьев, построенных с помощью разделения обучающего набора на правый и левый с использованием градиентного бустинга для сцен с малой и существенной глубиной. В главе показана эффективность применения такого подхода по сравнению с обычными случайными лесами и машиной опорных векторов.

Для верификации полученных регионов-кандидатов использованы такие методы текстурного анализа как локальные бинарные шаблоны, локальные тернарные шаблоны и расширенные бинарные шаблоны. При построении гистограмм на основе кода шаблонов показано, что классический способ построения гистограмм преобладает над способом учета разряд шаблона, шаблоны, вычисленные в каждой точке эффективнее шаблонов с прореживанием (вычисленных в блоках). В качестве меры сравнения гистограммы верифицируемого региона-кандидата с эталоном использовано расстояние Кульбака-Лейблера, как наиболее рекомендуемая мера при сравнении гистограмм. При этом эталонные гистограммы дыма построены для прозрачного и густого дыма отдельно, так как их текстурные особенности имеют существенные различия. Эталонные гистограммы были получены усреднением всех фрагментов дыма из обучающей выборки для каждого вида дыма с последующим применением эволюционного алгоритма как средства улучшения гистограмм. На этапе верификации текстурные особенности полученных регионов-кандидатов подлежат проверке на предмет схожести с особенностями прозрачного и густого дыма одновременно. При получении совпадения хотя бы с одним типом дыма возгорание считается обнаруженным. Лучшим методом текстурного анализа оказались расширенные бинарные шаблоны, показавшие до 100% точности на густом дыме и до 95% точности детектирования на прозрачном дыме, что обусловлено особенностями построения гистограмм таких шаблонов.

Также разработанные алгоритмы сравнивались с известными алгоритмами детектирования дыма. Программные продукты доступны для использования и тестирования в демонстрационном режиме или с ограничениями по настройке параметров алгоритма и сохранению результатов работы. Они, как правило, реализуют простейшие алгоритмы детектирования дыма с относительно невысокой точностью распознавания до 86–94%. Точность детектирования дыма предлагаемой реализации выше по сравнению с исследованными программными комплексами в среднем на 9–10%. При этом значение ошибки второго рода предложенной реализации меньше на 5–8%.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлены методы и алгоритмы детектирования дыма по видеопоследовательностям. Предложен комбинированный алгоритм выделения регионов-кандидатов, похожих на дым, для верификации таких регионов-кандидатов использованы методы текстурного анализа. Основные результаты работы представлены ниже.

1. Проведен анализ существующих методов детектирования дыма на открытых пространствах с использованием систем видеонаблюдения. Показано, что большинство методов детектирования дыма на видеоизображениях основано на выделении движения, цветовых и текстурных особенностях, позволяющих разделить классы дым и отсутствие дыма. Как правило, для детектирования дыма применяют сочетание нескольких классификаторов.

2. Разработан метод получения областей-кандидатов, позволяющий выделить на видеоизображении области, похожие на дым. Предварительная сегментация областей задымления осуществляется методом сопоставления блоков, при этом на предварительно выделенные блоки накладываются маски цвета и турбулентности для уточнения свойств дыма. Для классификации регионов-кандидатов впервые использованы бустинговые случайные леса.

3. Предложен алгоритм верификации регионов-кандидатов, похожих на дым, с помощью пространственно-временных локальных бинарных шаблонов, которые учитывают информацию о текстуре из текущего кадра и двух соседних кадров относительно центрального пиксела. Это позволяет учесть больше текстурных особенностей и тем самым повысить точность верификации. Рассмотрены пространственно-временные локальные бинарные шаблоны, локальные тернарные шаблоны и расширенные бинарные шаблоны. При этом исследовано построение шаблонов с пересечением или без пересечения, применение различных радиусов шаблона и различных типов гистограмм. Для построения решающего правила использовано расстояние Кульбака-Лейблера. Показана эффективность использования методов текстурного ана-

лиза для верификации областей-кандидатов, похожих на дым. Предложено использование эволюционного алгоритма для улучшения эталонной гистограммы дыма, позволяющее обеспечить повышение точности детектирования и уменьшить при этом значения ошибок первого и второго рода.

4. Предложен алгоритм обработки изображений, содержащих артефакты, связанные с атмосферными явлениями такими, как морось и дымка, а также недостаточным освещением. Исследован метод пространственно-временных локальных бинарных, локальных тернарных и расширенных бинарных шаблонов детектирования густого и прозрачного дыма при наличии следующих артефактов: шума типа «соль-перец» со значениями до 10 дБ; аддитивного белого шума Гаусса, имитирующего атмосферные осадки; размытия изображений и слабой освещенности с применением алгоритма Ретинекс. Разработанный метод верификации дыма обеспечивает точность верификации 96–99% для густого и 86–94 % для прозрачного дыма в зависимости от артефактов и шумов.

5. Эффективность предложенных методов и алгоритмов подтверждена экспериментальными исследованиями, проведенными на 40 тестовых видеопоследовательностях, содержащих изображения прозрачного и/или густого дыма, движущихся людей, движущийся транспорт, сложный динамический фон. При этом в некоторых «дымных» видеопоследовательностях дым присутствовал не на всем протяжении съемки, что позволило оценить не только качество работы по количеству найденных кадров с дымом, но и скорость срабатывания системы. Системе потребовалось 5–12 кадров для обнаружения дыма, что является хорошим результатом из-за медленного распространения дыма и прозрачности дыма в ранней фазе. Среднее значение точности детектирования дыма составляет 94,86%, среднее значение ошибки второго рода по всем видеопоследовательностям составило 6,39%. Полученные значения ложной тревоги говорят о том, что потенциальные источники ложных срабатываний, в основном, фильтруются.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Babari, R. A model-driven approach to estimate atmospheric visibility with ordinary cameras. / R. Babari, N. Hautiere, E. Dumont, R. Bremond, N. Paparoditis // Atmospheric Environment. 2011. Vol. 45. Issue 30. Pp. 5316–5324.
2. Barmpoutis P., Dimitropoulos K., Grammalidis N. Smoke detection using spatio-temporal analysis, motion modeling and dynamic texture recognition. // 22 European Signal Conference (EUSIPCO - 2014) / Lisbon, Portugal. 2014. Pp. 1078-1082.
3. Billock, G. Fractal time and 1/f spectra in dynamic images and human vision. / G. Billock, C. Guzman, J. S. Kelso. // Physics D. – 2001/ No.148. Pp.136–146.
4. Bonissone, P. A fuzzy random forest. / P. Bonissone, JM Cadenas, C. Garrido, A.R. Díaz-Valladares. // International Journal of Approximate Reasoning. – 2015. No. 51(7). Pp. 729-747.
5. Borges, P.V.K., Mayer, J., Izquierdo, E. Efficient visual fire detection applied for video retrieval. //16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO – 2008) /. – 2008. Lausanne, Swtzerland. Pp. 1-5.
6. Brahnam, S. Local Binary Patterns: New Variants and Applications / S. Brahnam, L.C. Jain, L. Nanni, A. Lumini A. - New York: Springer Heidelberg, London: Dordrechi, 2014. - 272 p.
7. Breiman, L. Random forests. / L. Breiman // Machine Learning. – 2001. No. 45(1). Pp. 5-32.
8. Brovko, N. Smoke Detection in Video Based on Motion and Contrast / N. Brovko, R. Bogush, S. Ablameyko // Journal of Computer Science and Cybernetics. 2012. V.28. No.3. C. 195-205.
9. Buchsbaum, G . A spatial processor model for object color perception / G. Buchsbaum // J. Franklin Inst. - 1980. V. 310. Issue 1. Pp. 1–26.
10. Catrakis, H. J. Shape Complexity in Turbulence. / H. J. Catrakis, P.E. Dimotakis // Physical review letters.1998. Vol. 80. No. 5. Pp.968-971.

11. Celik T., Ozkaramanly H., Demirel H. Fire and Smoke Detection without Sensors: Image Processing Approach. // Proc. 15th European Signal Processing Conf. EUSIPCO/. Poznań, Poland. 2007. Pp. 1794–1798.
12. Celik, T. Fire detection using statistical color model in video sequences / T. Celik., H. Demirel, H. Ozkaramanli, M. Uyguroglu // Journal of Visual Communication and Image Representation. 2007. No.18 (2). Pp. 176–185.
13. Chan, A.B. Layered dynamic textures. / A. B. Chan, N. Vasconcelos // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2009. No.31 (10). Pp. 1862-1879.
14. Chen, F. Smoke flow phenomena and turbulence characteristics of tunnel fires. / F. Chen, J.C. Leong // Applied Mathematical Modeling. 2011. No. 35(9). Pp. 4554-4566.
15. Chen, T., Wu, P., Chiou, Y. An early fire-detection method based on image processing // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing / Singapore. 2004. V. 3. Pp. 1707-1710.
16. Chitturi, M. V. Effect of shadows and time of day on performance of video detection systems at signalized intersections. / M. V. Chitturi, J. C. Medina, R. F. Benekohal // Volume 18, Issue 2, April 2010. Pp. 176–186.
17. Comaniciu, D Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. / D. Comaniciu, P. Meer // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002 No.5. Pp. 603–619.
18. Database of Bilkent University [Электронный ресурс]. <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/> (дата обращения: 09.08.2016).
19. Database of Wildfilmsindia [Электронный ресурс]. URL: www.wildfilmsindia.com (дата обращения: 09.08.2016).
20. Dollar P., Rabaud V., Cottrell G., Belongie S. Behavior recognition via sparse spatio-temporal features. // 14th International Conference on Computer Communications and Networks, IEEE Computer Society /. Washington, DC, USA. – 2005. Pp. 65-72.

21. Dong, D.W. Statistics of natural time-varying images. / D. W. Dong and J. J. Attrick. // *Network: Computation in Neural Systems*. – 1995. No.6. Pp. 345–358.
22. Doretto, G. Dynamic textures / G. Doretto, A. Chiuso, Y. N. Wu, S. Soatto // *International Journal of Computer Vision*. - 2003. No. 51 (2). Pp. 91-109.
23. Dubois S., Peteri, R., Menard, M. A comparison of wavelet based spatio-temporal decomposition methods for dynamic texture recognition. // *4th Iberian Conference on Pattern Recognition 329 and Image Analysis*, Springer-Verlag / Berlin, Heidelberg – 2009. Pp. 314-321.
24. Fablet, R. Motion recognition using nonparametric image motion models estimated from temporal and multiscale cooccurrence statistics / R. Fablet, P. Bouthemy // *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2003. No.25 (12). Pp. 1619-1624
25. Fattal, R. Single image dehazing. / R. Fattal // *ACM Trans Graphics*. 2008. V.27. No.3. Pp. 1-9.
26. Favorskaya M, Levitin K. Early Smoke Detection in Outdoor Space by Spatio-Temporal Clustering Using a Single Video Camera. // In: Tweedale JW, Jain LC, editors. *Recent Advances in Knowledge - based Paradigms and Applications, Advances in Intelligent Systems and Computing* /. Switzerland: Springer International Publishing. 2014, V. 234. - Pp. 43-56.
27. Favorskaya M, Pakhirka A. A way for color image enhancement under complex luminance conditions. In: Watanabe T, Watada J, Takahashi N, Howlett RJ, Jain LC. editors. *Intelligent Interactive Multimedia: Systems and Services, SIST*, 14. Berlin, Heidelberg: Springer; 2012. Pp. 63-72 .
28. Favorskaya, M. Motion estimations based on invariant moments for frames interpolation in stereovision. / M. Favorskaya, D. Pyankov, A. Popov // *Procedia Computer Science*. – 2013. No. 22. Pp.1102-1111.
29. Fazekas, S. Analysis and performance evaluation of optical flow features for dynamic texture recognition / S. Fazekas, D. Chetverikov // *SP: IC* – 2007. No. 22. Pp. 680-691.

30. Fernandez-Berni, J. Early forest fire detection by vision-enabled wireless sensor networks. / J. Fernández-Berni, R. Carmona-Galán, J. F. Martínez-Carmona, Á. Rodríguez-Vázquez // International Journal of Wildland Fire. 2012. No. 21(8). Pp.938-949.
31. Fire and Smoke Detector [Электронный ресурс]. URL:<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/> (дата обращения: 09.08.2016).
32. Freund Y., Shapire R. E. Experiments with a new boosting algorithm // Proceedings of the 13rd International Conference on Machine Learning. Bari. 1996. Pp. 146–148.
33. Fujii M., Horikoshi T., Otsuka K., Suzuki S. Feature extraction of temporal texture based on spatiotemporal motion trajectory. // ICPR /. Brisbane, Australia. - 1998. No.362. Vol II. Pp. 1047-1051.
34. Gcharge, S. Smoke and Fire Detection. / S. Gcharge, S. Birla, S. Pandey, R.Dargad, R. Pandita // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. - 2013. V.2. Pp. 2420–2424.
35. Gim J.W, Hwang M. C, Ko B.C. Real-Time Speed-Limit Sign Detection and Recognition Using Spatial Pyramid Feature and Boosted Random Forest. // 12th International Conference, ICIAR 2015, Niagara Falls, Canada. 2015. Pp 437-445.
36. Goldstein, E. B. Sensation and perception. // E.B. Goldstein. London: Cengage Learning, 2013. – 496 p.
37. Goncalves, W. N. A complex network approach for dynamic texture recognition / W. N. Gonçalves, B. B. Machado, O.M. Bruno // Neurocomputing – 2015. V. 153. Pp. 211 – 220.
38. Goncalves, W.N. Dynamic texture analysis and segmentation using deterministic partially self-avoiding walks. / W. N. Goncalves, O. M. Bruno // Expert Systems with Applications. – 2013. No.40 (11). Pp. 4283 – 4300.
39. Gubbi, J. Smoke detection in video using wavelets and support vector machines / J. Gubbi, S. Marusic, M. Palanswami // Fire Safety Journal. 2009. V. 44, No.8. Pp. 1110–1115.

40. Günay, O. Video based wildfire detection at night / O. Günay, K. Taşdemir, B. U. Töreyn, A. E. Çetin. // Fire Safety Journal. 2009. V. 44. Issue 6. Pp. 860–868.
41. Guo, F. Foggy Scene Rendering Based on Transmission Map Estimation. / F. Guo, J. Tang, X. Xiao // International Journal of Computer Games Technology. 2014. V. 2014. Pp. 201-214.
42. Guo, Z.H. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching / Z.H. Guo, L. Zhang, D. Zhang // Pattern Recognition. 2010. V. 43. No. 3. Pp. 706–719.
43. Habiboglu H. Y., Gunay O., Cetin E. Real-time wildfire detection using correlation descriptors. // 19th European Signal Conference (EUSIPCO 2011) /. Barcelona. 2011. Pp. 894-898.
44. Ham, S. J. Vision based forest smoke detection using analyzing of temporal patterns of smoke and their probability models. / S.J. Ham, B.C. Ko, J.Y. Nam // Image Processing: Machine Vision Applications IV. – 2011. V. 7877. Pp. 1-6.
45. Han, D. Flame and Smoke Detection Method for Early Real-Time Detection of a Tunnel Fire. / D. Han, B. Lee // Fire Safety Journal. – 2009. V. 44 (7). Pp. 951-961.
46. Hateren, J.V. Processing of natural time series of intensity by the blowfly visual system. / J. V. Hateren. // Vision Research. – 1997. No. 37. Pp. 3407–3416.
47. He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. // Proceedings of the 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '08) /. Anchorage, Alaska. 2008. Pp. 1956-1963.
48. He, Z. A mean-shift algorithm for large-scale planar maximal covering location problems. / Z. He, B. Fan, T.C.E. Cheng, W. Shou-Yang, C.H. Tan // European Journal of Operational Research. 2016. V. 250. Issue 1. Pp. 65-76.

49. Ho, T.K. The random subspace method for constructing decision forests. / T.K. Ho // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1998. No.20(8). Pp. 832-844.
50. Hu, W. A survey on visual 316 content-based video indexing and retrieval. / W. Hu, N. Xie, L. Li, X. Zeng, S. J. Maybank // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 2011. Part C 41 (6). Pp. 797 - 819.
51. Junzhou, C. Dynamic Analysis for Video Based Smoke Detection. / C. Junzhou, Y. Yong, P. Qiang // International Journal of Computer Science Issues. 2013. V. 10. Issue 2. No 2. Pp. 298-304
52. Ko, B. C. Spatiotemporal bag-of-features for early wildfire smoke detection. / B. C. Ko, J. O. Park , J.-Y. Nam. // Image and Vision Computing. – 2013. V.31. Issue 10. Pp. 786–795.
53. Ko, B. Fire detection based on vision sensor and support vector machines. / B. Ko, K. Cheong, J. Nam // Fire Safety Journal. 2009. No.44 (3). Pp. 322–329.
54. Kotschieder, P., Fiterau, M., Criminisi, A., Buló, S.R. Deep Neural Decision Forests. // IEEE International Conference on Computer Vision./ Santiago, Chile. 2015. Pp. 1467-1475.
55. Krstinić, D. Histogram – based segmentation fire detection system. / D. Krstinić, D. Stipaničev, T. Jakovčević // Information technology and control. – 2009. V.38 No.3. Pp. 237-244.
56. Laws K. Rapid Texture Identification // Proceedings of SPIE – Society of Photo – Optical Instrumentation Engineers – Image Processing for Missile Guardance. 1980. V. 238. Pp. 367-380.
57. Liao S., Chung A.C.S. Face recognition by using elongated local binary patterns with average maximum distance gradient magnitude // In: Computer Vision – ACCV 2007 /. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2007. V. 4844. Pp. 672–679.
58. Liao, S. Dominant Local binary patterns for texture classification / S. Liao, M.W.K. Law, A.C.S. Chung // IEEE Transactions on Image Processing.

2009. V. 18. No 5. Pp. 1107–1118.

59. Liao, W.H. Texture classification using uniform extended local ternary patterns / W.H. Liao, T.J. Young // International Symposium on Multimedia. 2010. Pp. 191–195.

60. Long, C. Artificial Intelligence and Computational Intelligence. Part I. / G.Long, J. Zhao, S. Han, L. Xiong, Z. Yuan, J. Huang, W. Gao. – Berlin: Heidelberg, Springer, 2010. – 498 p.

61. Mishina, Y. Boosted random forest. / Y. Mishina, R. Murata, Y. Yamachi, T. Yamashita, H. Fujiyoshi // IEICE Transactions on Information and systems. 2015. V. E38 -D(9). Pp. 1630 - 1636.

62. Morerio P., Marcenaro L., Regazzoni C. et. al. Early fire and smoke detection based on color features and motion analysis // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing /. Orlando. 2012. Pp. 1041–1044.

63. Nanni, L. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis / L. Nanni, A. Lumini, S. Brahmam // Artificial intelligence in medicine. 2010. V.49. No. 2. Pp. 117–125.

64. Narasimhan, S.G. Vision and the Atmosphere. / S.G. Narasimhan, S.K. Nayar. // International Journal of Computer Vision. – 2002. No. 48(3). Pp. 233-254.

65. Ojala, T. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions / T. Ojala, M. Pietikäinen, D. Harwood // Pattern Recognition. 1996 No. 29. Pp. 51–59.

66. Ojala, T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary pattern / T. Ojala, M. Pietikainen, T.T. Maenpaa // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. V. 24. No.7. Pp. 971–987.

67. Ojala, T. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray - level differences. / T. Ojala, K. Valkealahti, E. Oja, M. Pietikäinen // Pattern Recognition. 2001. No. 34(3). Pp.727 - 739.

68. Ojala, T., Pietikainen, M., Harwood, D. Performance Evaluation of

Texture Measures with Classification Based on Kullback Discrimination of Distributions. // 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, vol. 1-Conference A: Computer Vision & Image Processing. Jerusalem, Israel. 1994. Pp. 582–585.

69. Oliva, D. Improving segmentation velocity using an evolutionary method /D. Oliva, V. Osuna-Enciso, E. Cuevas, G. Pajares, M. Perez-Cisneros, D. Zaldivar // Expert Systems with Applications. 2015. V. 42. Issue 14. Pp. 5874-5886.

70. Ozuysal, M. Fast keypoint recognition using random ferns. / M. Ozuysal, M. Calonder, V. Lepetit, P. Fua // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 2010. No.32(3). Pp. 448-461.

71. Piccinini, P., Calderara, S., Cucchiara, R. Reliable smoke detection system in the domains of image energy and color. // In: 6th International Conference on Image Processing (ICIP). San Diego. 2008. Pp. 1376 – 1379.

72. Pietikäinen, M. Computer Vision Using Local Binary Patterns. / M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao, T. Ahonen. London: Springer-Verlag London Limited; 2011. – 212 p.

73. Polana, R. Temporal texture and activity recognition / R. Polana, R. C. Nelson // Motion-Based Recognition. - 1997. Chapter 5. Pp. 87-115.

74. Preetham A. J., Shirley P., Smits B. A practical analytic model for daylight. // Proceedings of Special Interest Group on Graphics and Interactive Techniques conference (SIGGRAPH). Los-Angeles. 1999. Pp. 91–100.

75. Psychas, I.D. Hybrid evolutionary algorithms for the Multiobjective Traveling Salesman Problem / I.D. Psychas, E. Delimpasi, Y. Maranakis // Expert Systems with Applications. 2015. V. 42. Issue 22. Pp. 8956-8970.

76. Pyataeva, A. Spatio-temporal smoke clustering in outdoor scenes based on boosted random forests / M. Favorskaya, A. Pyataeva, A. Popov // Procedia Computer Science.– 2016. – Vol. 96. – P. 762-771.

77. Pyataeva, A. Verification of smoke detection in video sequences based on spatio-temporal local binary patterns / M. Favorskaya, A. Pyataeva, A. Popov // *Procedia Computer Science*. 2015. Vol. 60. P. 671-680.
78. Renaud P., Fazekas S., Huiskes M.J. DynTex: A comprehensive database of dynamic textures. *Pattern Recognition Letters*, 2010, Vol. 31, No. 12, P. 1627–1632.
79. Rocha, H. Exterior lighting computer-automated design based on multi-criteria parallel evolutionary algorithm: optimized designs for illumination quality and energy efficiency / H. Rocha, I.S. Peretta, G.F.M. Lima, L.G. Marques, K. Yamanaka // *Expert Systems with Applications*. 2016. V. 45. Pp. 208-222.
80. Rother, C., Kolmogorov, V., Blake, A. Grabcut — interactive foreground extraction using iterated graph cuts. // *Proceedings of Special Interest Group on Graphics and Interactive Techniques conference (SIGGRAPH)*. Los-Angeles. 2004 Vol. 23. Issue 3. Pp. 309-314.
81. Sabzi, H.Z. Optimization of adaptive fuzzy logic controller using novel combined evolutionary algorithms, and its application in Diez Lagos flood controlling system, Southern New Mexico / H.Z. Sabzi, D. Humberson, S. Abudu, J.P. King // *Expert Systems with Applications*. 2016. V. 43. Pp. 154-164.
82. Sendra, R. A heuristic and evolutionary algorithm to optimize the coefficients of curve parametrizations / R. Sendra, S. M. Winkler // *Journal of Computational and Applied Mathematics*. 2016. V. 305. Pp. 18-35.
83. Shokouhifar, M. An evolutionary-based methodology for symbolic simplification of analog circuits using genetic algorithm and simulated annealing / M. Shokouhifar, A. Jalali // *Expert Systems with Applications*. 2015. V. 42. Issue 3. Pp. 1189-1201.
84. Stanovov, V. Self-Configuring Hybrid Evolutionary Algorithm for Fuzzy Imbalanced Classification with Adaptive Instance Selection / V. Stanovov, E. Semenkin, O. Semenkina // *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research/* 2016. V.6. Issue 3. Pp. 173-188.

85. Tan R.T. Visibility in bad weather from a single image. // Proceedings of the 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '08). Anchorage, Alaska. 2008. Pp. 1-8.
86. Tan, K.S. Color image segmentation using histogram thresholding-fuzzy c-means hybrid approach // K.S. Tan, N.A.M. Isa // Pattern Recognition. 2011. V. 44, No. 1. Pp. 1–15.
87. Tan, X. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions / X. Tan, B. Triggs // IEEE Transactions on Image Processing. 2007. V. 19. No. 6. Pp. 1635– 1650.
88. Toreyin B.U., Dedeoglu Y., Cetin A.E. Wavelet based real-time smoke detection in video // Signal Processing: Image Communication, EURASIP / Antalya. 2005. Vol. 20. Pp. 255-260.
89. Toreyin, B.U. Computer vision based method for real-time fire and flame detection / B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. Gueduekbay // Pattern Recognition Letters. 2006. V. 27. No.1. Pp. 49–58.
90. Toreyin, B.U., Dedeoglu, Y., Cetin, A.E. Contour based smoke detection in video using wavelets. // 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO – 2006) / Florence, Italy. 2006. Pp. 1-5.
91. Tung, Truong Xuan. An effective four-stage smoke-detection algorithm using video images for early fire-alarm systems / Truong Xuan Tung, Jong-Myon Kim // Fire Safety Journal. – 2011. V.46. Issue 5. Pp. 276-282.
92. Video Based Smoke Detection (VSD) 2.0 [Электронный ресурс]. URL: <http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/> (дата обращения: 09.08.2016).
93. Video smoke detection [Электронный ресурс]. URL: <http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html> (дата обращения: 09.08.2016).
94. Video Smoke Detection «FireVu» [Электронный ресурс]. URL: <http://www.firevu.com/technology>. (дата обращения: 09.08.2016).
95. Vivek, P.J. Forest Fire Detection System (FFDS). / P.J. Vivek, G. Raju, S. Akarsh // International Journal of Innovate Research in Science, Engineering and Technology. – 2014. Vol. 3, Iss. 6. Pp. 13714 -13718.

96. V-MOTE Database [Электронный ресурс]. URL: http://www2.imse-cnm.csic.es/vmote/english_version/index.php (дата обращения: 09.08.2016).
97. Weng, T.L. Weather-adaptive flying target detection and tracking from infrared video sequences / T.L. Weng, Y.Y. Wang, Z.Y. Ho, Y.N. Sun // Expert Systems with Applications. V 37. Issue 2. 2010. Pp. 1666–1675.
98. Ye, W. Dynamic texture based smoke detection using Surfacelet transform and HMT model //W. Ye, J. Zhao, S. Wang, D. Zhang, Z. Yuan // Fire Safety Journal. – 2015. V.73. Pp. 91-101.
99. Yong Xu, Yuhui Quan, Haibin Ling, Hui Ji Dynamic Texture Classification Using Dynamic Fractal Analysis. // 2011 International Conference on Computer Vision / . Barcelona, Spain. 2011. Pp. 1219-1226.
100. Yu C., Mei Z., Zhang X. A Real-time Video Fire Flame and Smoke Detection Algorithm. // The 9th Asia-Oceania Symposium on Fire Science and Technology / . Hefei. 2013. V. 62. Pp. 891–898.
101. Yu, C. Video Fire Smoke Detection Using Motion and Color Features / C. Yu, Jun Fang, J. Wang, Y.Wang // J. Fire Technology. - 2010. V.46. N. 3. Pp. 651-663.
102. Yuan, F. A double mapping framework for extraction of shape-invariant features based on multi-scale partitions with AdaBoost for video smoke detection / F. Yuan // Pattern Recognition. – 2012. V.45. Issue 12. Pp. 4326-4336.
103. Yuan, F. A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection / F. Yuan // Pattern Recognition Letters. 2008. V. 29. No.1. Pp. 925–932.
104. Yuan, F. Rotation and Scale Invariant Local Binary Pattern Based on High Order Directional Derivatives for Texture Classification. / F. Yuan // Digital Signal Processing. 2014. No.26. Pp. 142–152.
105. Yuan, F. Video-based smoke detection with histogram sequence of LBP and LBPV pyramids. / F. Yuan // Fire Safety Journal. - 2011. V.46. Issue 3. Pp. 132–139.

106. Zhang Z., Klassen E., Srivastava A., Turaga P., Chellappa R. Blurring-Invariant Riemannian Metrics for Comparing Signals and Images // 6th International Conference on Computer Vision. 2011. Vilamoura, Algarve, Portugal, Pp. 1770–1775.

107. Zhang, X. An adaptive mean shift clustering algorithm based on locality-sensitive hashing. / X. Zhang, Y. Cui, D. Li, X. Liu, F. Zhang // Optik - International Journal for Light and Electron Optics. 2015. Vol. 123. Issue 20. Pp. 1891–1894.

108. Zhao G, Pietikäinen M. Dynamic Texture Recognition Using Volume Local Binary Patterns. // In: Vidal R, Heyden A, Ma Y (eds) Dynamical Vision. LNCS V. 4358. 2007. 165–177.

109. Zheng, H. Adaptive edge-based mean shift for drastic change gray target tracking. / H. Zheng, X. Mao, L. Chen, X. Liang // Optik - International Journal for Light and Electron Optics. 2015. V. 126. Issue 23. Pp. 3859–3867.

110. Zho H. A Novel Extended Local-Binary-Pattern Operator for Texture Analysis. / H. Zho, R. Wang, C. Wang // Information Sciences. 2008. V.178. Issue 2. Pp. 4314–4325.

111. Zhong H., Shi J., Visontai M., Detecting unusual activity in video. // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition /. Washington, USA. – 2004. Pp. 819-826.

112. Авиационная система контроля за чрезвычайными ситуациями «АСК-ЧС» [Электронный ресурс]. URL: <http://niifp.bsu.by/index.php/apparati/app1>. (дата обращения: 09.08.2016).

113. Богуш, Р.П., Тычко, Д.А. Алгоритм комплексного обнаружения дыма и пламени на основе анализа данных систем видеонаблюдения // Техническое зрение в системах управления / Москва. 2015. С.65-71.

114. Бровко, Н.В. Анализ методов обработки последовательностей видеоизображений в приложении к задаче раннего обнаружения пожаров. / Н.В. Бровко, Р.П. Богуш // Вестник Полоцкого государственного университета. – 2011. №12. С. 42-50.

115. Ветров, Д.А. Алгоритмы выбора моделей и построения коллективных решений в задачах классификации, основанные на принципе устойчивости. / Д.А. Ветров, Д.П. Кропотов. - М.: КомКнига, 2007. - 112 с.

116. Видеопоследовательности, загруженные с Youtube [Электронный ресурс]. URL: <http://www.youtube.com/watch?v=WCds8rk68rk>, <http://www.youtube.com/watch?v=ePBFerAhp7U>, <https://www.youtube.com/watch?v=UR0OGro6ho>, https://www.youtube.com/watch?v=3fI3u9_49YQ, <https://www.youtube.com/watch?v=WXbbcILOI7U>, <https://www.youtube.com/watch?v=-EiqAqhSbwg>, <https://www.youtube.com/watch?v=Jm-pTD2-pC4>, <https://www.youtube.com/watch?v=JpYKSb42yTE> (дата обращения: 09.08.2016).

117. Воронцов, К. В. О проблемно- ориентированной оптимизации базисов задач распознавания / К. В. Воронцов // Журнал вычислительной математики и математической физики. 1998. Т. 38, № 5. С. 870–880.

118. Воронцов, К. В. Оптимизационные методы линейной и монотонной коррекции в алгебраическом подходе к проблеме распознавания / К. В. Воронцов // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2000. Т. 40, № 1. С. 166–176.

119. Гончаров, А.В. Влияние освещенности на качество распознавания фронтальных лиц. / А.В. Гончаров, А.Н. Каракищенко //Известия ЮФУ. Технические науки. 2008. №4. С. 88-92.

120. Гончарюк, В. А. Основы противопожарной техники в нефтяной и нефтехимической промышленности: учебное пособие / В.А. Гончарюк. - М.: Химия, 1965. – 223 с.

121. Журавлев, Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации / Ю. И. Журавлев // Проблемы кибернетики. – М.: Наука. 1978. №33. С. 5-68.

122. Журавлёв, Ю.И. Распознавание. Классификация. Прогноз. Математические методы и их применение. Вып.2. / Ю.И. Журавлев. М.: Наука, 1989. – 284 с.

123. Катковский, Л.В. Разработка аппаратно-программного комплекса дистанционного обнаружения пожаров. / Л.В. Катковский, А.Н. Севченко, С.ю. Ворьбьев, Р.П. Богуш, Н.В. Бовко // Технологии безопасности. 2012. №1. С. 43-45.

124. Коробейникова, Е.Г. Химия процессов горения. / Е.Г. Коробейникова [и др.] - СПб.: СПб ГПС МЧС России, 2011 г. – 195 с.

125. Костин К.А., Аксёнов С.В. Анализ влияния изменения освещенности на фильтрацию изображений с помощью фильтров Лавса. // В материалах XII Международной научно – практической конференций студентов, аспирантов и молодых учёных «Молодёжь и современные информационные технологии» Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2014. Томск. С.90-91.

126. Левтин, К.Э. Визуальное детектирование дыма на основе пространственно-временного анализа видеопоследовательностей / К.Э. Левтин // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева. – 2012. - №3 (43). С. 46-51.

127. Лепский, А.Е. Математические методы распознавания образов: Курс лекций. / А.Е. Лепский, А. Г. Броневиц. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. -155 с.

128. Лукьяница, А.А. Цифровая обработка видеоизображений. / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин. - М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. - 518 с.

129. Маленичев, А.А., Красоткина О.В. Разработка системы быстрого распознавания дыма в видеопотоке. // Техническое зрение в системах управления. Сборник трудов научно-технической конференции /. М. 2012. №9. С. 158-163.

130. Местецкий, Л.М. Математические методы распознавания образов. Курс лекций / Л.М. Местецкий. М.: МГУ, ВМиК, 2004. – 85 с.

131. Модуль «KP-FIRE» системы «KP – SERVER-200» [Электронный ресурс]. URL: <http://synesis.ru/products/moduli-videoanalitiki>. (дата обращения: 09.08.2016).

132. Мониц, Ю. И. Преобразование цветных изображений на базе технологии Ретинекс / Ю.И. Мониц, В.В. Старовойтов // Искусственный Интеллект. 2007. №3. С .256-261.

133. Пятаева А.В. Обнаружение дыма на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов в условиях шума. // В материалах XIX-й международной научно-практической конференции, посвященной 55-летию Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения» СибГАУ. Красноярск, 2015. Часть. 2. С. 245-246.

134. Пятаева А.В. Обнаружение областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов / А.В. Пятаева // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2014. - №5(57). – С. 108-114.

135. Пятаева А.В. Сегментация областей задымления при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах // В материалах III Международной научной конференции «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (РПДЗЗ-2016). ИКИТ СФУ Красноярск, 2016. С. 178-181.

136. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Применение эволюционного алгоритма для сглаживания гистограмм при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах// В материалах 18-й международной конференции DSPA-2016 «Цифровая обработка сигналов и ее применение». РНТОРЭС им. А.С. Попова - Москва, 2016. Т. 2. С. 866–871.

137. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям (NTS 5.05) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015662901. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20.10.2015.

138. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов (DKL 3.15) Свидетельство о государственной регистрации

программы для ЭВМ №2015615904. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 27.05.2015.

139. Пятаева А.В., Фаворская М.Н., Попов А.М. Система сегментации областей дыма на видеопоследовательности (SmokeAnalyzer 2.18) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016613827 Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 07.04.2016.

140. Пятаева А.В., Фаворская М.Н., Применение локальных бинарных шаблонов при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах // В материалах 17-й международной конференции DSPA-2015 (Цифровая обработка сигналов и ее применение). РНТОРЭС им. А.С. Попова - Москва, 2015. Т. 2. С. 531–535.

141. Пятаева, А.В. Детектирование дыма на открытых пространствах в сложных погодных условиях с применением пространственно-временных локальных бинарных шаблонов / М.Н. Фаворская, А.В. Пятаева // Информационно-управляющие системы. 2016. №1 (80). С. 16-25.

142. Пятаева, А.В. Модель фона при детектировании дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах /А.В. Пятаева, М.Н. Фаворская/ Информационно-управляющие системы. 2016. №4 (83). С. 44-50.

143. Рудаков, К. В. О методах оптимизации и монотонной коррекции в алгебраическом подходе к проблеме распознавания / К. В. Рудаков, К.В. Воронцов // Доклады РАН. 1999. Т. 367, № 3. С. 314–317.

144. Система автоматического обнаружения дыма и огня лесных пожаров «FireWatch» [Электронный ресурс]. URL: <http://www.fire-watch.de/>. (дата обращения: 09.08.2016).

145. Система мониторинга леса «Лесной Дозор» [Электронный ресурс]. URL: <http://lesdozor.ru/ru/>. (дата обращения: 09.08.2016).

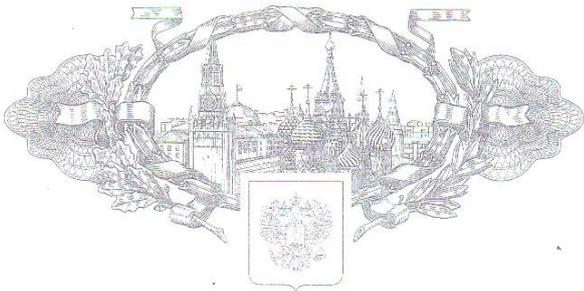
146. Система раннего обнаружения лесных пожаров «Forest Fire Detection» [Электронный ресурс]. URL: <http://forestfiredetection.com>. (дата обращения: 09.08.2016).

147. Тимофеева, С.С. Физико-химические основы развития и тушения пожара: учебное пособие / С.С. Тимофеева [и др.] – Иркутск: Изд-во ИрГТУ, 2012. – 178 с.
148. Ту, Дж. Принципы распознавания образов / Дж Ту, Р. Гонсалес. М.: Мир, 1978. - 412 с.
149. Чешко, И.Д. Технические основы расследования пожаров. / И. Д. Чешко. - М.: ВНИИПО, 2002. - 330с.
150. Чистяков, С.П. Случайные леса: обзор. / С.П. Чистяков // Труды Карельского научного центра РАН. 2013. №1. С. 117-136.
151. Шапиро, Л. Компьютерное зрение. / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: Бином, 2006. – 752 с.
152. Шоберг, А.Г. Обнаружение дыма на видеоизображении с использованием вейвлет-преобразования. / А.Г. Шоберг, С.В. Сай // Вестник ТОГУ. 2013. №1(28). С. 45-50.

**ПРИЛОЖЕНИЕ А - СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ
ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ**

Свидетельство №2015615904. «Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов (DKL 3.15)»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2015615904

Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов (DKL 3.15)

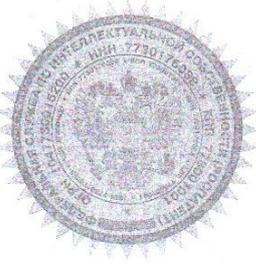
Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАУ) (RU)*

Авторы: *Пятаева Анна Владимировна (RU),
Фаворская Маргарита Николаевна (RU)*

Заявка № **2015612944**
Дата поступления **13 апреля 2015 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ **27 мая 2015 г.**

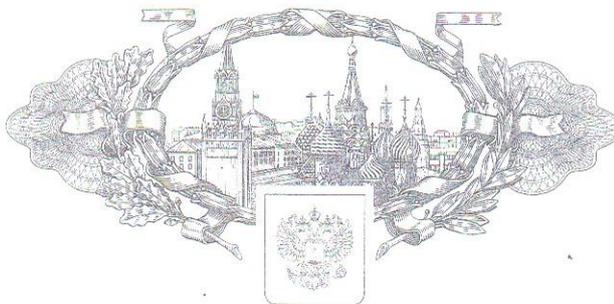
Врио руководителя Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Л.Л. Курты



Свидетельство №2015662901 «Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям (NTS 5.05)»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2015662901

Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям (NTS 5.05). Версия 5.05

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАУ) (RU)*

Авторы: *Пятаева Анна Владимировна (RU),
Фаворская Маргарита Николаевна (RU)*

Заявка № 2015619901

Дата поступления 20 октября 2015 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 07 декабря 2015 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлев Г.П. Ивлев

Свидетельство №2015662901 «Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям (NTS 5.05)»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016613827

Система сегментации областей дыма на
видеопоследовательности (SmokeAnalyzer 2.18)

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАУ) (RU)*

Авторы: *Пятаева Анна Владимировна (RU), Фаворская Маргарита Николаевна (RU), Попов Алексей Михайлович (RU)*



Заявка № 2016611184

Дата поступления 16 февраля 2016 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 07 апреля 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Излиев Г.П. Излиев

ПРИЛОЖЕНИЕ Б – АКТЫ О ВНЕДРЕНИИ



ООО «Системы промышленной автоматизации»
Юридический адрес: 660036, г. Красноярск, Академгородок, д.50,
строение 45
Почтовый адрес: 660049, г. Красноярск, ул. Мира, д.53, оф. 425
тел. +7 (391)29 63 778, +7 (391)20 50 778
ОГРН 1102468034888, инн/кпп 2463222075/246301001
e-mail: dmd@dmddevelopment.ru
<http://www.dmddevelopment.ru>



Исх. № 160406-2
Дата: 06.04.2016 г

«Утверждаю»
Генеральный директор
ООО «Системы промышленной автоматизации»

Епихин А.М.



АКТ №1

о внедрении результатов диссертационной работы
аспирантки Сибирского государственного аэрокосмического университета
имени академика М.Ф. Решетнева
Пятаевой Анны Владимировны
«Методы и алгоритмы детектирования дыма на видеопоследовательностях с применением
пространственно-временных локальных бинарных шаблонов»,
представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук

Мы, нижеподписавшиеся Шашков Владимир Леонидович, Технический директор и
Тимченко Сергей Александрович, Зам.Директора по НИОКР, составили настоящий акт в том,
что материалы, содержащие структурные схемы и блок-схемы алгоритмов детектирования
дыма на видеопоследовательности с применением пространственно-временных локальных
бинарных шаблонов, а также разработанное программное обеспечение с соответствующей
программной документацией передано для дальнейшего использования.

Технический директор

Шашков В.Л.

Зам.директора по НИОКР

Тимченко С.А.

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования

**«Сибирский государственный
аэрокосмический университет
имени академика М.Ф. Решетнева»
(СибГАУ)**

проспект им. газеты «Красноярский рабочий», 31
г. Красноярск, 660037
тел.: +7 (391) 264-00-14 факс: +7 (391) 264-47-09
<http://www.sibgau.ru> e-mail: info@sibgau.ru
ОКПО 02069734, ОГРН 1022402056038
ИНН/КПП 2462003320/246201001

08 СЕН 2016 № 40/2242

На № _____ от _____

УТВЕРЖДАЮ



Ректор

И.В. Ковалев

_____ сентября 2016 г.

АКТ

о внедрении в учебный процесс кафедры информатики и вычислительной техники Института информатики и телекоммуникаций результатов диссертационного исследования *Пятаевой Анны Владимировны* на тему *«Исследование методов и разработка алгоритмов обнаружения дыма на открытых пространствах по видеопоследовательностям»*

Мы, нижеподписавшиеся, Сарычев Виктор Александрович, к.т.н., доцент, и Зотин Александр Геннадьевич, к.т.н., доцент, удостоверяем, что результаты диссертационного исследования *Пятаевой Анны Владимировны* используются в учебном процессе при чтении лекций по дисциплинам «Алгоритмы обработки видеопоследовательностей» и «Распознавание образов».

Доцент кафедры ИВТ ИИТК
к.т.н., доцент

В.А. Сарычев

Доцент кафедры ИВТ ИИТК
к.т.н., доцент

А.Г. Зотин

ПРИЛОЖЕНИЕ В – СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ СОКРАЩЕНИЙ

Blk, пиксели – размер блока для поиска движения методом сопоставления блоков

ELBP – расширенные бинарные шаблоны

LBP – локальные бинарные шаблоны

LTP – локальные тернарные шаблоны

Rate, кадры – количество пропускаемых кадров при поиске движения по методу сопоставления блоков

R_{BLK} , пиксели – радиус поиска движущегося блока по методу сопоставления блоков

STELBP – расширенные бинарные шаблоны

STLBP – пространственно-временные локальные бинарные шаблоны

STLTP – локальные тернарные шаблоны

T – значение цветового порога в цветовом пространстве RGB

ЭА – эволюционный алгоритм

ПРИЛОЖЕНИЕ Г – РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ ВЫДЕЛЕНИЯ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ

Видеопоследовательность: Дальний дым 10

URL: http://www2.imse-cnm.csic.es/vmote/area_descargas/Las_Navas_session_1/XVID_format.

Описание: дым, созданный искусственно с помощью профессиональных пиротехников, в государственном природном парке "Лас-Навас Эль Берроколь" в провинции Севилья (Испания). Количество кадров: 8000. Размер изображения: 1049×576. Дым присутствовал с 4000 по 5600 кадры.

Таблица 22 содержит результаты детектирования дыма по видеопоследовательности «Дальний дым 10», а на рисунке 39 показаны результаты детектирования с различными параметрами.

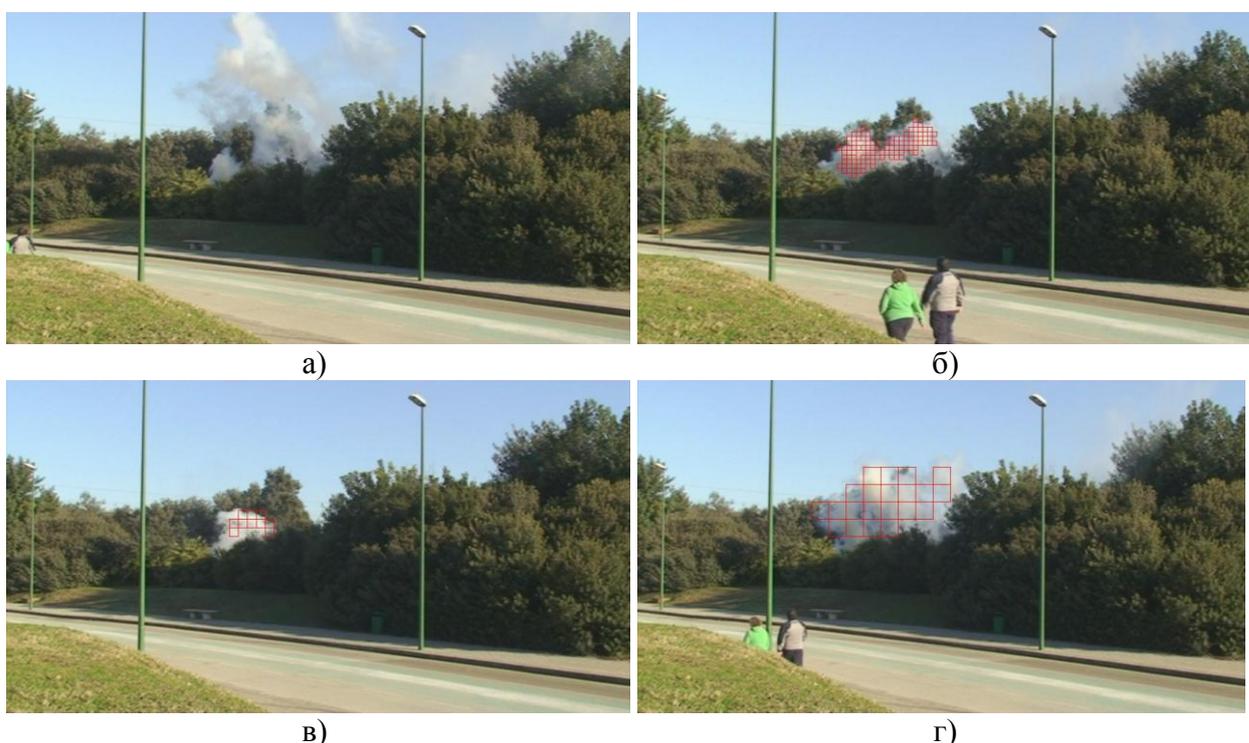


Рисунок 39. Кадры видеопоследовательности Дальний дым 10: (а) – исходный кадр видеопоследовательности «Дальний дым 10» под номером 4792, (б) – результаты детектирования с размером блока 8 пикселей (кадр 4592), (в) – результаты детектирования с размером блока 15 пикселей (кадр 3137), (г) – результаты детектирования с размером блока 30 пикселей (кадр 4560)

Таблица 22. Результаты детектирования дыма при различных параметрах алгоритма выделения регионов-кандидатов

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	3	каждый первый	94,25	5,75	5,00	4092	92	80
8	15 (6%)	3		94,25	5,75	16,00	4092	92	256
8	20 (8%)	3		91,56	8,44	21,75	4135	135	348
8	25 (10%)	3		94,25	5,75	39,25	4092	92	628
15	10 (4%)	3		91,56	8,44	0,75	4135	135	12
15	15 (6%)	3		90,88	9,13	11,38	4146	146	182
15	20 (8%)	3		93,75	6,25	21,63	4100	100	346
15	25 (10%)	3		91,44	8,56	33,25	4137	137	532
30	10 (4%)	3		92,75	7,25	0,63	4116	116	10
30	15 (6%)	3		92,75	7,25	0,75	4116	116	12
30	20 (8%)	3		94,25	5,75	1,25	4092	92	20
30	25 (10%)	3		94,25	5,75	1,31	4092	92	21
8	10 (4%)	5	каждый первый	94,63	5,38	5,00	4086	86	80
8	15 (6%)	5		94,63	5,38	16,00	4086	86	256
8	20 (8%)	5		92,50	7,50	21,75	4120	120	348
8	25 (10%)	5		94,63	5,38	39,25	4086	86	628
15	10 (4%)	5		91,88	8,13	0,75	4130	130	12
15	15 (6%)	5		90,88	9,13	11,38	4146	146	182
15	20 (8%)	5		94,63	5,38	21,63	4086	86	346
15	25 (10%)	5		91,44	8,56	33,25	4137	137	532
30	10 (4%)	5		93,75	6,25	0,63	4100	100	10
30	15 (6%)	5		93,75	6,25	0,75	4100	100	12
30	20 (8%)	5		96,00	4,00	1,25	4064	64	20
30	25 (10%)	5		96,00	4,00	1,31	4064	64	21
8	10 (4%)	3	каждый второй	94,63	5,38	4,25	4086	86	68
8	15 (6%)	3		94,63	5,38	7,94	4086	86	127
8	20 (8%)	3		92,50	7,50	12,69	4120	120	203
8	25 (10%)	3		94,63	5,38	21,88	4086	86	350
15	10 (4%)	3		91,88	8,13	4,75	4130	130	76
15	15 (6%)	3		91,75	8,25	9,38	4132	132	150
15	20 (8%)	3		94,63	5,38	14,38	4086	86	230
15	25 (10%)	3		94,38	5,63	18,88	4090	90	302
30	10 (4%)	3		93,75	6,25	0,00	4100	100	0
30	15 (6%)	3		93,75	6,25	1,25	4100	100	20
30	20 (8%)	3		96,00	4,00	3,75	4064	64	60
30	25 (10%)	3		96,00	4,00	3,75	4064	64	60

Таблица 22. Продолжение

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	5	каждый второй	94,63	5,38	4,25	4086	86	68
8	15 (6%)	5		94,63	5,38	7,94	4086	86	127
8	20 (8%)	5		92,50	7,50	12,69	4120	120	203
8	25 (10%)	5		94,63	5,38	21,88	4086	86	350
15	10 (4%)	5		91,88	8,13	4,75	4130	130	76
15	15 (6%)	5		91,75	8,25	9,38	4132	132	150
15	20 (8%)	5		94,63	5,38	14,38	4086	86	230
15	25 (10%)	5		94,38	5,63	18,88	4090	90	302
30	10 (4%)	5		93,75	6,25	0,00	4100	100	0
30	15 (6%)	5		93,75	6,25	1,25	4100	100	20
30	20 (8%)	5		96,00	4,00	3,75	4064	64	60
30	25 (10%)	5		96,00	4,00	3,75	4064	64	60
8	10 (4%)	3	каждый третий	96,38	3,63	9,50	4058	58	152
8	15 (6%)	3		92,50	7,50	13,50	4120	120	216
8	20 (8%)	3		97,69	2,31	24,88	4037	37	398
8	25 (10%)	3		97,69	2,31	24,88	4037	37	398
15	10 (4%)	3		92,50	7,50	5,13	4120	120	82
15	15 (6%)	3		92,50	7,50	10,25	4120	120	164
15	20 (8%)	3		97,19	2,81	18,06	4045	45	289
15	25 (10%)	3		97,19	2,81	18,06	4045	45	289
30	10 (4%)	3		88,75	11,25	0,00	4180	180	0
30	15 (6%)	3		91,75	8,25	2,00	4132	132	32
30	20 (8%)	3		97,00	3,00	5,00	4048	48	80
30	25 (10%)	3		95,00	5,00	5,00	4080	80	80
8	10 (4%)	5	каждый третий	96,38	3,63	9,50	4058	58	152
8	15 (6%)	5		92,50	7,50	13,50	4120	120	216
8	20 (8%)	5		97,69	2,31	24,88	4037	37	398
8	25 (10%)	5		97,69	2,31	24,88	4037	37	398
15	10 (4%)	5		92,50	7,50	5,13	4120	120	82
15	15 (6%)	5		92,50	7,50	10,25	4120	120	164
15	20 (8%)	5		97,19	2,81	18,06	4045	45	289
15	25 (10%)	5		97,19	2,81	18,06	4045	45	289
30	10 (4%)	5		88,75	11,25	0,00	4180	180	0
30	15 (6%)	5		91,75	8,25	2,00	4132	132	32
30	20 (8%)	5		97,00	3,00	5,00	4048	48	80
30	25 (10%)	5		95,00	5,00	5,00	4080	80	80
Всего по видеопоследовательности				94,03	5,97	10,89	4039	94,27	171,9

Видеопоследовательность: Дальний дым 2

URL: Bilkent/Smoke_Far/ISYAM_Smoke_Output.avi.

Описание: Дальний, искусственно созданный дым, занимающий максимум до восьми процентов кадра. Количество кадров: 310. Размер изображения: 700×480. Дым присутствовал с 30 по 190 кадры.

Таблица 23 содержит результаты детектирования дыма по видеопоследовательности «Дальний дым 2», а на рисунке 40 показаны результаты детектирования с различными параметрами.

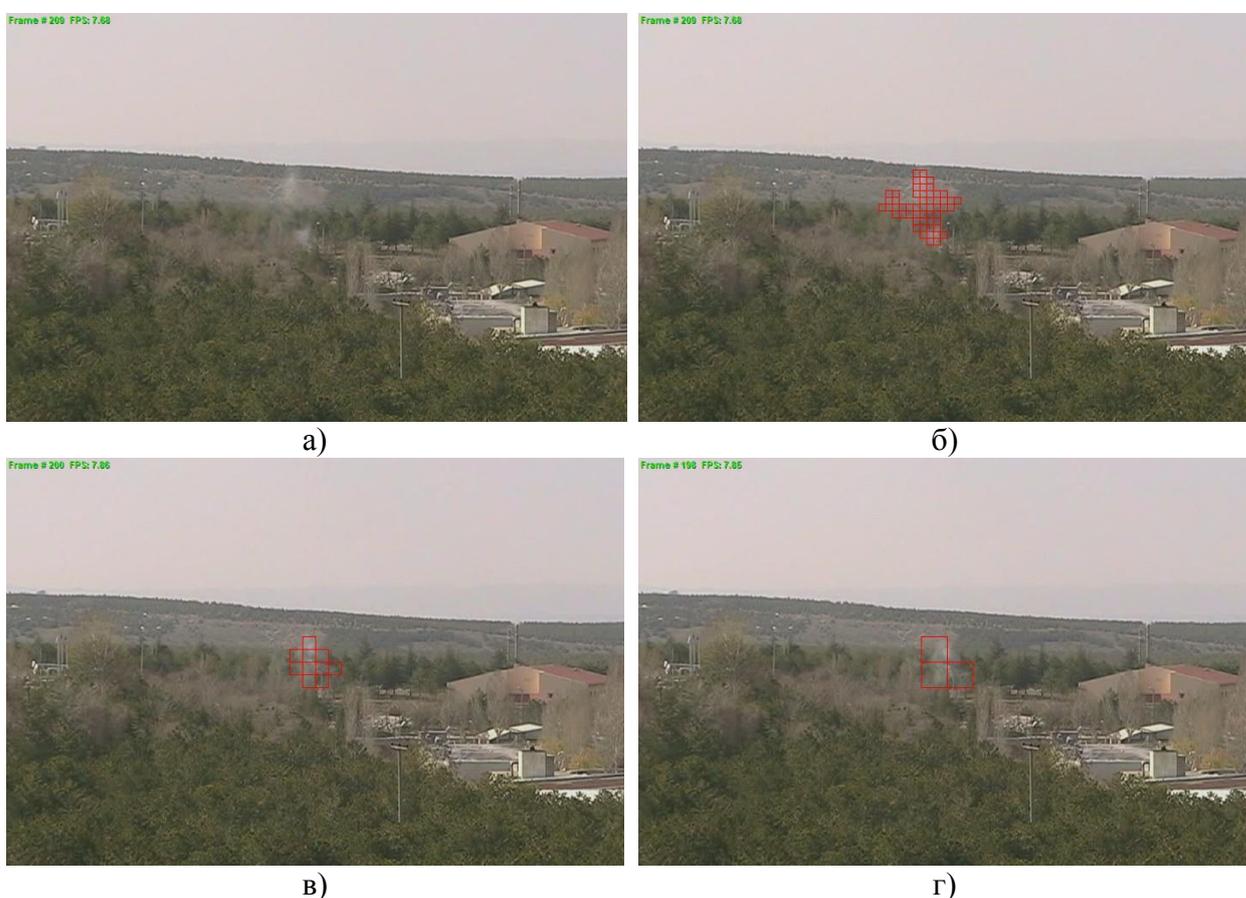


Рисунок 40. Кадры видеопоследовательности Дальний дым 2: (а) – исходный кадр видеопоследовательности «Дальний дым 2» под номером 116, (б) – результаты детектирования с размером блока 8 пикселей (кадр 116), (в) – результаты детектирования с размером блока 15 пикселей (кадр 82), (г) – результаты детектирования с размером блока 30 пикселей (кадр 88)

Таблица 23. Результаты детектирования дыма при различных параметрах алгоритма выделения регионов-кандидатов

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	3	каждый первый	58,75	41,25	24,69	96	66	100
8	15 (6%)	3		71,88	28,13	22,72	75	45	92
8	20 (8%)	3		90,63	9,38	20,00	45	15	81
8	25 (10%)	3		96,88	3,13	13,33	35	5	54
15	10 (4%)	3		58,75	41,25	20,49	96	66	83
15	15 (6%)	3		71,88	28,13	17,78	75	45	72
15	20 (8%)	3		90,63	9,38	14,82	45	15	60
15	25 (10%)	3		95,00	5,00	12,35	38	8	50
30	10 (4%)	3		46,25	53,75	8,64	116	86	35
30	15 (6%)	3		61,25	38,75	6,91	92	62	28
30	20 (8%)	3		63,75	36,25	4,44	88	58	18
30	25 (10%)	3		65,00	35,00	3,70	86	56	15
8	10 (4%)	5	каждый первый	58,75	41,25	24,69	96	66	100
8	15 (6%)	5		71,88	28,13	22,72	75	45	92
8	20 (8%)	5		90,63	9,38	20,00	45	15	81
8	25 (10%)	5		96,88	3,13	13,33	35	5	54
15	10 (4%)	5		58,75	41,25	20,49	96	66	83
15	15 (6%)	5		71,88	28,13	17,78	75	45	72
15	20 (8%)	5		90,63	9,38	14,82	45	15	60
15	25 (10%)	5		95,00	5,00	12,35	38	8	50
30	10 (4%)	5		46,25	53,75	8,64	116	86	35
30	15 (6%)	5		61,25	38,75	6,91	92	62	28
30	20 (8%)	5		63,75	36,25	4,44	88	58	18
30	25 (10%)	5		65,00	35,00	3,70	86	56	15
8	10 (4%)	3	каждый второй	57,50	42,50	22,22	98	68	90
8	15 (6%)	3		70,63	29,38	20,99	77	47	85
8	20 (8%)	3		90,63	9,38	17,53	45	15	71
8	25 (10%)	3		95,00	5,00	22,72	38	8	92
15	10 (4%)	3		57,50	42,50	19,26	98	68	78
15	15 (6%)	3		70,00	30,00	15,31	78	48	62
15	20 (8%)	3		90,00	10,00	12,84	46	16	52
15	25 (10%)	3		93,75	6,25	11,11	40	10	45
30	10 (4%)	3		45,00	55,00	6,17	118	88	25
30	15 (6%)	3		58,75	41,25	4,44	96	66	18
30	20 (8%)	3		62,50	37,50	3,95	90	60	16
30	25 (10%)	3		65,00	35,00	4,94	86	56	20

Таблица 23. Продолжение

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	5	каждый второй	57,50	42,50	22,22	98	68	90
8	15 (6%)	5		70,63	29,38	20,99	77	47	85
8	20 (8%)	5		90,63	9,38	17,53	45	15	71
8	25 (10%)	5		95,00	5,00	22,72	38	8	92
15	10 (4%)	5		57,50	42,50	19,26	98	68	78
15	15 (6%)	5		70,00	30,00	15,31	78	48	62
15	20 (8%)	5		90,00	10,00	12,84	46	16	52
15	25 (10%)	5		93,75	6,25	11,11	40	10	45
30	10 (4%)	5		45,00	55,00	6,17	118	88	25
30	15 (6%)	5		58,75	41,25	4,44	96	66	18
30	20 (8%)	5		62,50	37,50	3,95	90	60	16
30	25 (10%)	5		65,00	35,00	4,94	86	56	20
8	10 (4%)	3	каждый третий	60,00	40,00	19,75	94	64	80
8	15 (6%)	3		73,13	26,88	18,52	73	43	75
8	20 (8%)	3		92,50	7,50	15,06	42	12	61
8	25 (10%)	3		96,88	3,13	10,62	35	5	43
15	10 (4%)	3		62,50	37,50	16,79	90	60	68
15	15 (6%)	3		75,00	25,00	13,33	70	40	54
15	20 (8%)	3		92,50	7,50	10,86	42	12	44
15	25 (10%)	3		96,25	3,75	8,15	36	6	33
30	10 (4%)	3		50,00	50,00	3,70	110	80	15
30	15 (6%)	3		62,50	37,50	2,47	90	60	10
30	20 (8%)	3		65,63	34,38	2,47	85	55	10
30	25 (10%)	3		66,25	33,75	2,47	84	54	10
8	10 (4%)	5	каждый третий	60,00	40,00	19,75	94	64	80
8	15 (6%)	5		73,13	26,88	18,52	73	43	75
8	20 (8%)	5		92,50	7,50	15,06	42	12	61
8	25 (10%)	5		96,88	3,13	10,62	35	5	43
15	10 (4%)	5		62,50	37,50	16,79	90	60	68
15	15 (6%)	5		75,00	25,00	13,33	70	40	54
15	20 (8%)	5		92,50	7,50	10,86	42	12	44
15	25 (10%)	5		96,25	3,75	8,15	36	6	33
30	10 (4%)	5		50,00	50,00	3,70	110	80	15
30	15 (6%)	5		62,50	37,50	2,47	90	60	10
30	20 (8%)	5		65,63	34,38	2,47	85	55	10
30	25 (10%)	5		66,25	33,75	2,47	84	54	10
Всего по видеопоследовательности				72,78	27,22	12,65	73,55	43,55	51,25

Видеопоследовательность: Дальний дым 3.

URL: Bilkent/Smoke_Far/ sParkingLot.avi.

Описание: Дальний, искусственно созданный дым. Количество кадров: 1498. Размер изображения: 320×240. Дым присутствовал с 260 по 1498 кадры.

Таблица 24 содержит результаты детектирования дыма по видеопоследовательности «Дальний дым 3», а на рисунке 41 показаны результаты детектирования с различными параметрами.

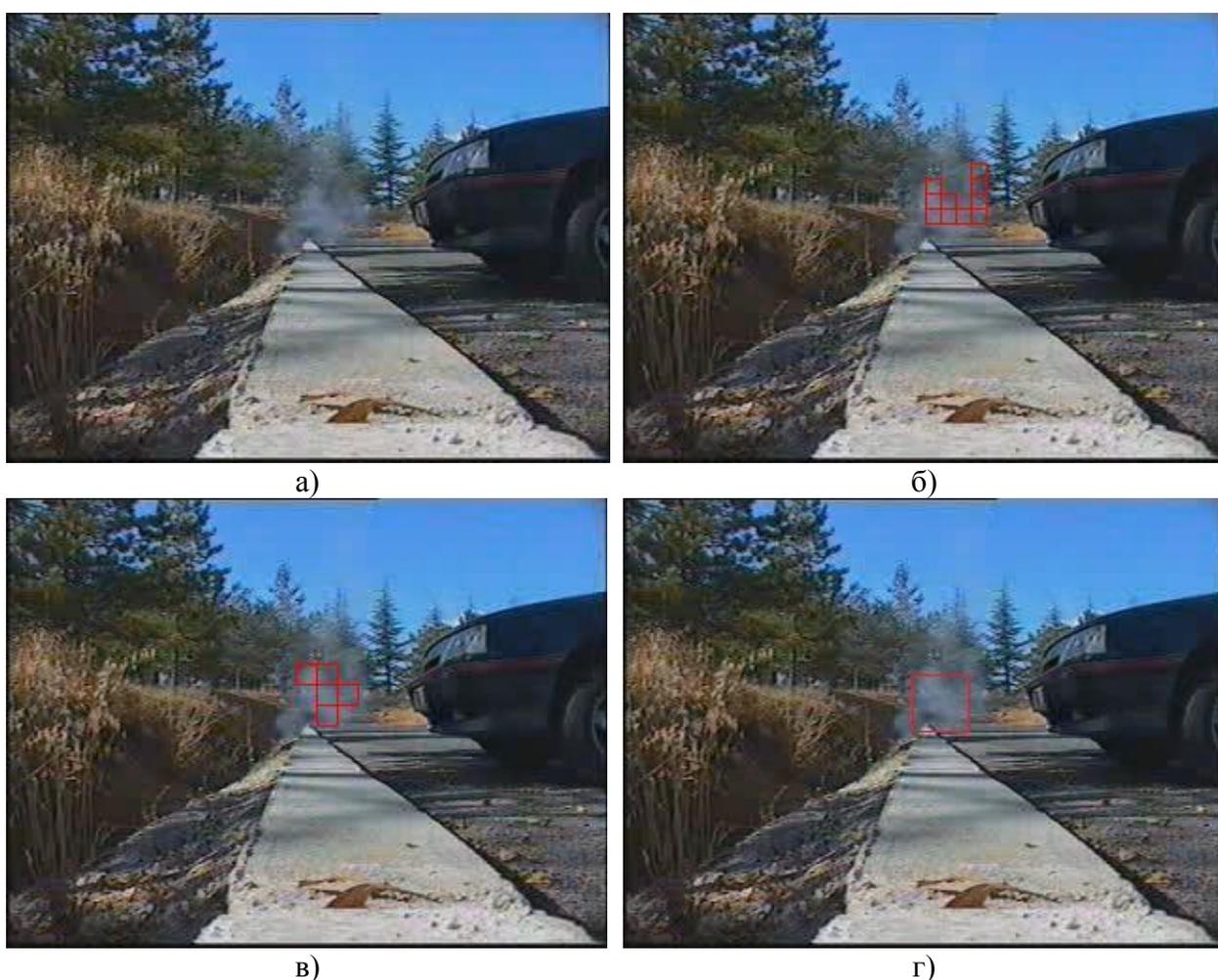


Рисунок 41. Кадры видеопоследовательности Дальний дым 3: (а) – исходный кадр видеопоследовательности «Дальний дым 3» под номером 471, (б) – результаты детектирования с размером блока 8 пикселей (кадр 486), (в) – результаты детектирования с размером блока 15 пикселей (кадр 486), (г) – результаты детектирования с размером блока 30 пикселей (кадр 486)

Таблица 24. Результаты детектирования дыма при различных параметрах алгоритма выделения регионов-кандидатов

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	3	каждый первый	94,35	5,65	6,46	300	30	80
8	15 (6%)	3		95,15	4,85	9,53	290	30	118
8	20 (8%)	3		97,01	2,99	17,45	272	25	216
8	25 (10%)	3		98,47	1,53	33,28	264	15	412
15	10 (4%)	3		92,73	7,27	4,20	320	30	52
15	15 (6%)	3		93,38	6,62	6,14	312	30	76
15	20 (8%)	3		94,75	5,25	9,05	300	25	112
15	25 (10%)	3		97,98	2,02	19,63	270	15	243
30	10 (4%)	3		86,43	13,57	3,39	384	44	42
30	15 (6%)	3		91,68	8,32	5,01	325	38	62
30	20 (8%)	3		93,21	6,79	7,92	315	29	98
30	25 (10%)	3		96,37	3,63	11,79	275	30	146
8	10 (4%)	5	каждый первый	94,35	5,65	6,46	300	30	80
8	15 (6%)	5		95,15	4,85	9,53	290	30	118
8	20 (8%)	5		97,01	2,99	17,45	272	25	216
8	25 (10%)	5		98,47	1,53	33,28	264	15	412
15	10 (4%)	5		92,73	7,27	4,20	320	30	52
15	15 (6%)	5		93,38	6,62	6,14	312	30	76
15	20 (8%)	5		94,75	5,25	9,05	300	25	112
15	25 (10%)	5		97,98	2,02	19,63	270	15	243
30	10 (4%)	5		86,43	13,57	3,39	384	44	42
30	15 (6%)	5		91,68	8,32	5,01	325	38	62
30	20 (8%)	5		93,21	6,79	7,92	315	29	98
30	25 (10%)	5		96,37	3,63	11,79	275	30	146
8	10 (4%)	3	каждый второй	93,13	6,87	6,14	300	45	76
8	15 (6%)	3		93,94	6,06	8,56	290	45	106
8	20 (8%)	3		95,96	4,04	16,07	272	38	199
8	25 (10%)	3		97,25	2,75	31,10	264	30	385
15	10 (4%)	3		91,92	8,08	3,88	320	40	48
15	15 (6%)	3		92,57	7,43	5,65	312	40	70
15	20 (8%)	3		94,18	5,82	8,08	300	32	100
15	25 (10%)	3		97,25	2,75	18,01	270	24	223
30	10 (4%)	3		86,03	13,97	2,42	384	49	30
30	15 (6%)	3		91,52	8,48	4,20	325	40	52
30	20 (8%)	3		93,05	6,95	6,87	315	31	85
30	25 (10%)	3		95,88	4,12	9,69	275	36	120

Таблица 24. Продолжение

Параметры				Результаты работы			найден в кадре	кадров пропущено	кадров ложного срабатывания
Размер блока (<i>Blk</i>), пиксели	Разница каналов RGB (Т)	Радиус поиска блока, пиксели (<i>R</i>)	Поиск движения (<i>Rate</i>), кадр	TR	FRR	FAR			
8	10 (4%)	5	каждый второй	93,13	6,87	6,14	300	45	76
8	15 (6%)	5		93,94	6,06	8,56	290	45	106
8	20 (8%)	5		95,96	4,04	16,07	272	38	199
8	25 (10%)	5		97,25	2,75	31,10	264	30	385
15	10 (4%)	5		91,92	8,08	3,88	320	40	48
15	15 (6%)	5		92,57	7,43	5,65	312	40	70
15	20 (8%)	5		94,18	5,82	8,08	300	32	100
15	25 (10%)	5		97,25	2,75	18,01	270	24	223
30	10 (4%)	5		86,03	13,97	2,42	384	49	30
30	15 (6%)	5		91,52	8,48	4,20	325	40	52
30	20 (8%)	5		93,05	6,95	6,87	315	31	85
30	25 (10%)	5		95,88	4,12	9,69	275	36	120
8	10 (4%)	3	каждый третий	90,79	9,21	4,44	322	52	55
8	15 (6%)	3		92,73	7,27	7,67	300	50	95
8	20 (8%)	3		92,08	7,92	15,02	312	46	186
8	25 (10%)	3		95,56	4,44	19,39	275	40	240
15	10 (4%)	3		90,55	9,45	2,59	326	51	32
15	15 (6%)	3		90,15	9,85	5,01	326	56	62
15	20 (8%)	3		92,25	7,75	7,43	308	48	92
15	25 (10%)	3		94,99	5,01	15,27	283	39	189
30	10 (4%)	3		84,09	15,91	2,26	395	62	28
30	15 (6%)	3		88,77	11,23	3,23	346	53	40
30	20 (8%)	3		91,28	8,72	5,01	326	42	62
30	25 (10%)	3		94,75	5,25	8,00	286	39	99
8	10 (4%)	5	каждый третий	90,79	9,21	4,44	322	52	55
8	15 (6%)	5		92,73	7,27	7,67	300	50	95
8	20 (8%)	5		92,08	7,92	15,02	312	46	186
8	25 (10%)	5		95,56	4,44	19,39	275	40	240
15	10 (4%)	5		90,55	9,45	2,59	326	51	32
15	15 (6%)	5		90,15	9,85	5,01	326	56	62
15	20 (8%)	5		92,25	7,75	7,43	308	48	92
15	25 (10%)	5		94,99	5,01	15,27	283	39	189
30	10 (4%)	5		84,09	15,91	2,26	395	62	28
30	15 (6%)	5		88,77	11,23	3,23	346	53	40
30	20 (8%)	5		91,28	8,72	5,01	326	42	62
30	25 (10%)	5		94,75	5,25	8,00	286	39	99
Всего по видеопоследовательности				93,11	6,88	9,72	307,19	38,03	120,31

ПРИЛОЖЕНИЕ Д – ДАННЫЕ ЭТАПА КЛАССИФИКАЦИИ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ

Таблица 25. Результаты этапа классификации регионов-кандидатов

Видеопоследовательность	Машина опорных векторов			Случайные леса			Бустинговые случайные леса		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Дальний дым 1	100	0,00	3,12	100	0,00	1,92	100	0,00	0,89
Дальний дым 2	78,3	21,7	12,74	81,45	20,03	8,54	85,69	16,78	6,21
Дальний дым 3	90,1	9,91	9,71	97,5	5,09	7,32	99,37	4,71	6,07
Дальний дым 4	100	0,00	2,91	100	0,00	1,36	100	0,00	0,76
Дальний дым 5	91,3	8,7	12,6	95,6	4,4	8,76	99,5	0,5	1,23
Дальний дым 6	94,5	5,5	10,71	96,8	3,2	7,52	100	0,00	0,00
Дальний дым 7	92,3	7,7	8,74	97,52	2,48	5,12	98,56	1,44	3,12
Дальний дым 8	97,21	2,79	10,21	98,23	1,77	8,25	99,12	0,88	4,85
Дальний дым 9	89,4	10,6	8,52	93,25	6,75	6,48	97,78	2,22	4,12
Дальний дым 10	95,47	4,53	2,12	97,75	2,25	1,17	100	0,00	0,00
Ближний дым 1	100	0,00	3,97	100	0,00	2,44	100	0,00	2,06
Ближний дым 2	95,3	4,7	5,33	99,41	0,59	3,79	100	0,00	2,14
Ближний дым 3	87,12	12,88	10,82	93,51	6,49	7,76	97,04	2,96	6,13
Ближний дым 4	100	0,00	3,92	100	0,00	1,88	100	0,00	1,62
Ближний дым 5	98,87	1,13	4,13	99,24	0,76	2,18	100	0,00	0,00
Ближний дым 6	95,26	4,74	2,36	97,23	2,67	1,28	98,12	1,88	0,12
Ближний дым 7	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Ближний дым 8	97,12	2,82	5,23	98,56	1,44	3,78	100	0,00	0,00
Ближний дым 9	100	0,00	8,1	100	6,23	0,00	100	0,00	1,12
Ближний дым 10	95,65	4,35	5,12	97,18	2,82	4,32	100	0,00	1,03
Видео без дыма 1	95,12	4,98	7,12	98,23	1,77	5,23	99,12	1,78	3,05
Видео без дыма 2	98,14	1,86	12,25	99,62	0,38	8,17	100	0,00	2,74
Видео без дыма 3	74,12	26,08	22,17	86,12	13,88	15,23	92,12	7,08	8,23
Видео без дыма 4	98,21	1,79	4,21	99,4	0,6	2,85	100	0,00	0,00
Видео без дыма 5	100	0,00	2,12	100	0,00	1,74	100	0,00	0,00
Видео без дыма 6	87,23	12,77	8,56	92,52	7,48	7,12	98,21	1,790	2,12
Видео без дыма 7	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 8	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 9	100	0,00	7,02	100	0,00	4,21	100	0,00	1,98
Видео без дыма 10	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 11	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 12	88,8	11,2	10,8	95,14	4,86	5,12	100	0,00	1,63
Видео без дыма 13	80,25	19,75	8,23	86,12	13,88	6,74	92,12	7,88	4,85
Видео без дыма 14	89,8	10,2	8,21	93,45	6,55	4,52	96,12	3,88	2,13
Видео без дыма 15	98,8	1,2	4,15	100	0,00	1,85	100	0,00	0,00
Видео без дыма 16	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 17	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Видео без дыма 18	86,9	13,1	12,45	92,52	7,48	8,41	96,2	3,8	4,63
Видео без дыма 19	99,6	0,4	2,14	100	0,00	1,09	100	0,00	0,00
Видео без дыма 20	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00
Средние значения	94,87	5,13	5,99	97,16	3,1	3,9	98,73	1,44	1,82

ПРИЛОЖЕНИЕ Е – ДАННЫЕ ЭТАПА ВЕРИФИКАЦИИ РЕГИОНОВ-КАНДИДАТОВ

Таблица 26. Шаблоны, вычисленные в каждой точке

Вычисление шаблонов в одном кадре												
Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	LBP			LTP			LBP			LTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	89,2	10,8	4,27	90,1	9,92	3,54	90,6	9,41	3,25	91,3	8,74	2,34
Отсутствие дыма	86,5	13,5	6,24	90,4	9,61	7,02	91,2	8,81	5,57	92,4	7,61	5,27
Прозрачный дым	78,1	21,9	9,34	78,6	21,4	9,68	80,6	19,4	8,25	80,0	20,0	8,54
Отсутствие дыма	79,2	20,8	10,2	80,1	19,9	9,87	80,9	19,1	8,67	81,2	18,8	8,15
ELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности				
Густой дым	93,5	6,50	4,12	93,6	6,40	5,34	92,8	7,20	5,24			
Отсутствие дыма	94,2	5,80	4,35	94,1	5,90	5,87	93,8	6,20	5,67			
Прозрачный дым	90,1	9,90	5,42	80,2	19,80	6,87	68,2	31,80	6,24			
Отсутствие дыма	90,8	9,20	6,54	80,7	19,30	6,21	67,9	32,10	6,57			
Пространственно-временные шаблоны												
Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	99,7	0,30	0,30	99,7	0,30	0,80	99,7	0,30	0,50	99,8	0,20	0,20
Отсутствие дыма	91,8	8,20	7,40	99,5	0,50	0,30	98,1	1,90	0,30	99,7	0,30	0,50
Прозрачный дым	80,2	19,8	8,24	82,4	17,6	8,65	81,6	18,4	8,06	84,5	15,5	8,98
Отсутствие дыма	81,3	18,7	9,12	82,6	17,4	9,54	81,7	18,3	8,68	82,6	17,4	9,56
STELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности				
Густой дым	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00	100	0,00	0,00			
Отсутствие дыма	100	0,00	0,00	99,0	1,00	0,98	99,0	1,00	0,98			
Прозрачный дым	95,2	4,80	3,27	83,7	16,3	23,5	71,8	28,2	30,2			
Отсутствие дыма	96,7	3,30	4,12	82,8	17,2	31,2	68,9	31,1	34,2			

Таблица 27. Шаблоны, вычисляемые с прореживанием

Вычисление шаблонов в одном кадре												
Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	LBP			LTP			LBP			LTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	87,7	13,7	5,36	89,2	10,8	5,47	90,6	9,40	5,24	91,3	8,70	4,13
Отсутствие дыма	86,2	11,1	7,12	89,4	10,6	9,54	91,2	8,80	6,19	92,4	7,60	5,51
Прозрачный дым	76,2	23,8	12,5	77,1	22,9	10,3	80,1	19,9	11,2	81,0	19,0	9,87
Отсутствие дыма	76,9	23,1	11,9	79,4	20,6	10,0	80,0	20,0	11,7	78,1	21,9	10,1
ELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности				
Густой дым	92,1	7,90	5,12	91,8	8,20	6,01	90,5	9,50	6,35			
Отсутствие дыма	93,4	6,60	5,21	92,3	7,70	6,31	90,4	9,60	6,24			
Прозрачный дым	89,8	10,20	6,18	79,2	20,80	7,12	62,3	37,70	8,24			
Отсутствие дыма	89,2	10,80	6,90	78,2	21,80	7,32	65,2	34,80	8,00			
Пространственно-временные шаблоны												
Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	99,7	2,80	1,15	98,0	2,00	1,01	97,2	2,80	0,95	97,9	2,10	1,15
Отсутствие дыма	91,8	7,90	7,91	97,2	2,80	1,25	97,6	2,40	6,24	98,2	1,80	1,12
Прозрачный дым	80,2	20,8	9,21	80,1	19,9	9,73	78,9	21,1	8,12	82,1	17,9	8,75
Отсутствие дыма	81,3	19,9	10,3	79,3	20,7	10,0	79,2	20,8	9,28	83,1	16,9	9,98
STELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности				8 точек окрестности				12 точек окрестности				
Густой дым	99,0	0,70	1,00	98,5	6,40	1,50	98,5	0,30	1,50			
Отсутствие дыма	99,4	0,20	0,60	92,6	0,52	7,40	99,9	0,21	0,10			
Прозрачный дым	93,2	6,80	4,32	80,2	19,8	24,3	69,2	30,8	31,6			
Отсутствие дыма	92,1	7,90	5,67	81,4	18,6	34,2	67,3	32,7	34,9			

ПРИЛОЖЕНИЕ Ж – ПРИМЕРЫ РАБОТЫ АЛГОРИТМА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ДЫМА

Видеопоследовательность: Дальний дым 10

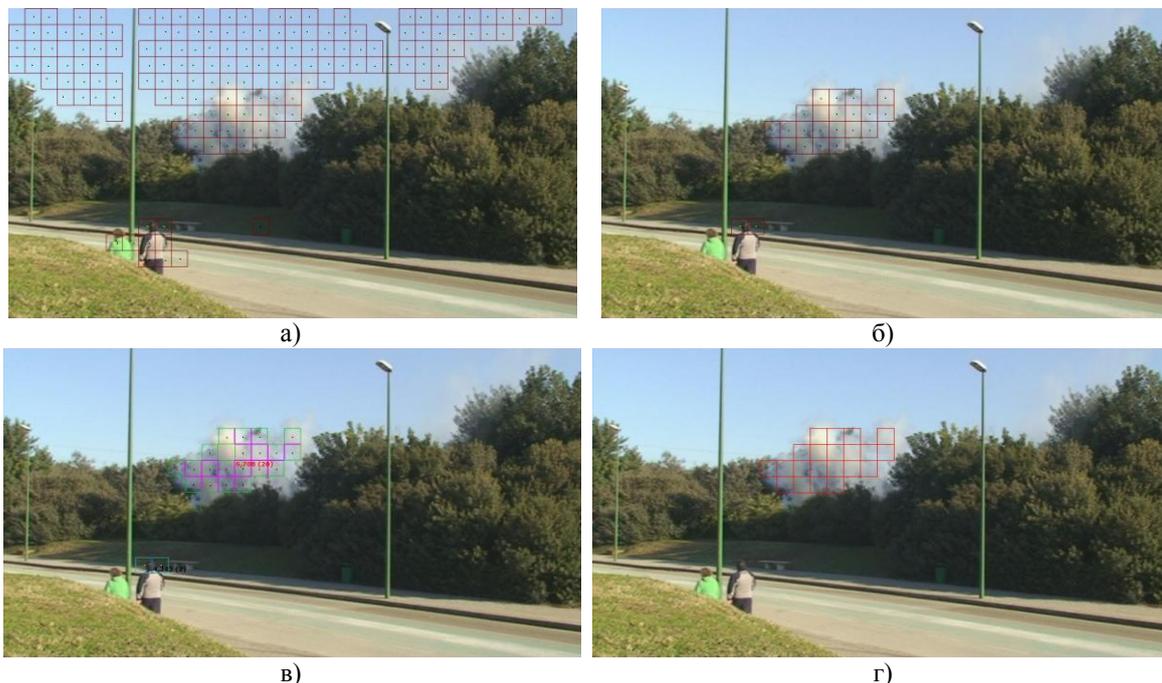


Рисунок 42. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Дальний дым 10 (кадр 4650) с параметрами алгоритма: $Blk = 30$, $T = 20$, $Rate = 3$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

Видеопоследовательность: Дальний дым 5

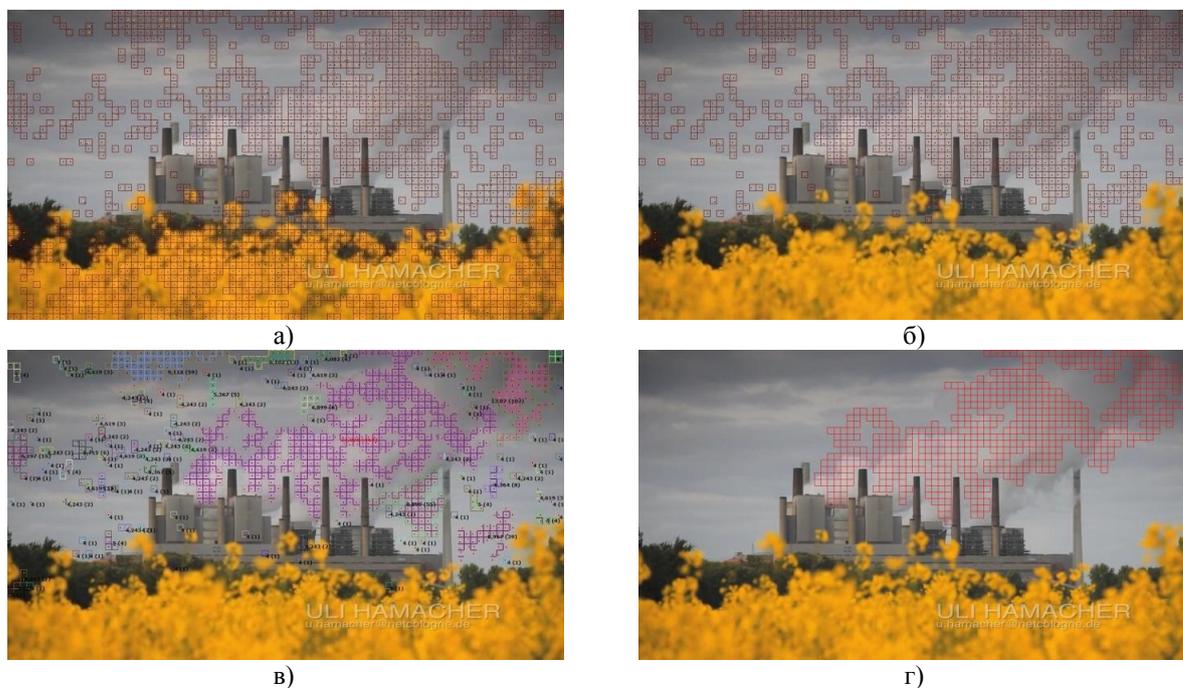


Рисунок 43. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Дальний дым 5 (кадр 2274) с параметрами алгоритма: $Blk = 15$, $T = 25$, $Rate = 3$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

Видеопоследовательность: Дальний дым 8

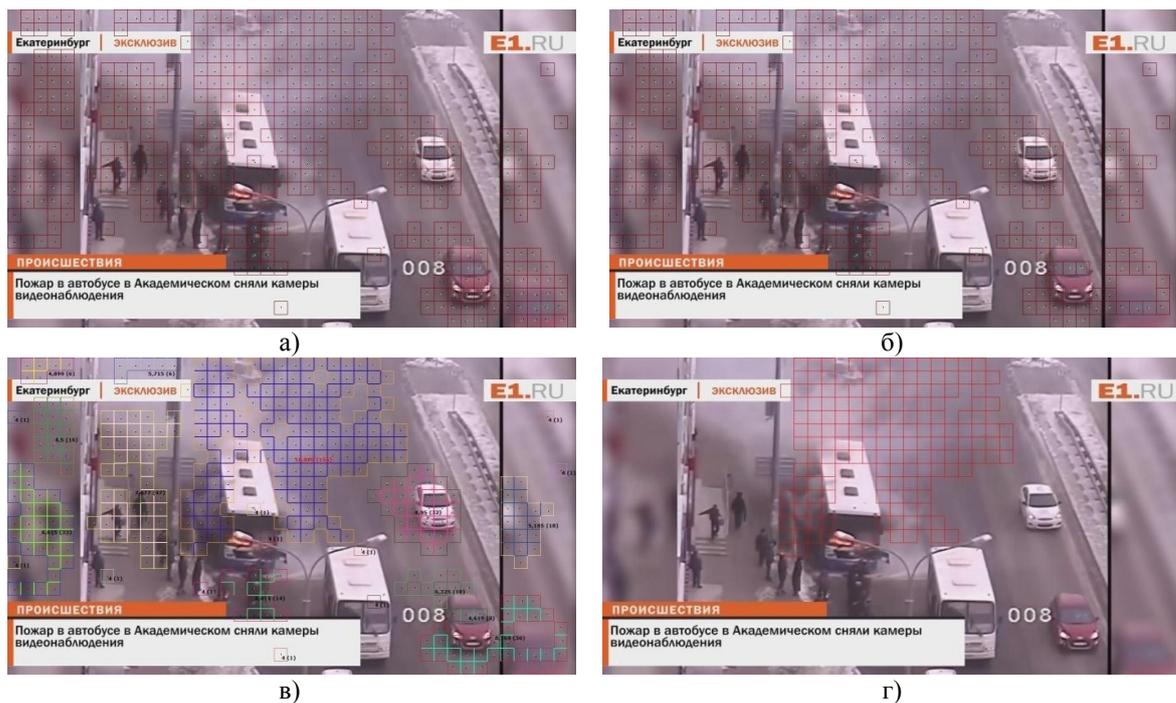


Рисунок 44. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Дальний дым 8 (кадр 1776) с параметрами алгоритма: $Blk = 30$, $T = 15$, $Rate = 2$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

Видеопоследовательность: Видео без дыма 3

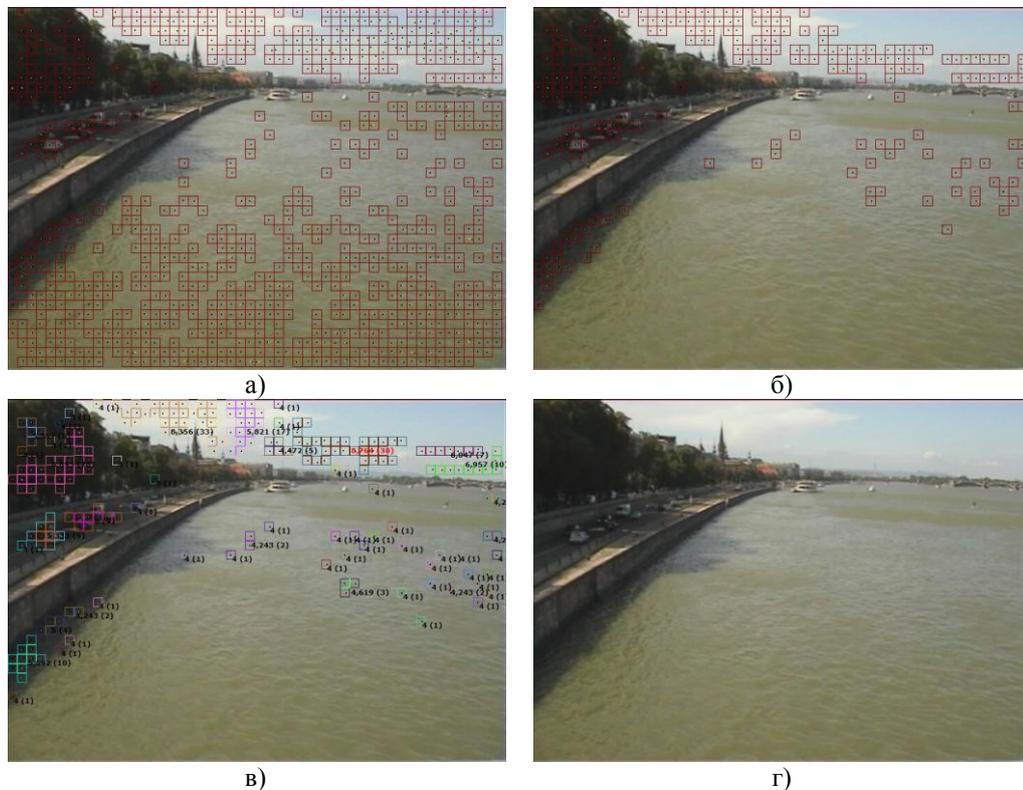


Рисунок 45. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Видео без дыма 3 (кадр 5) с параметрами алгоритма: $Blk = 15$, $T = 20$, $Rate = 1$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

Видеопоследовательность: Видео без дыма 13

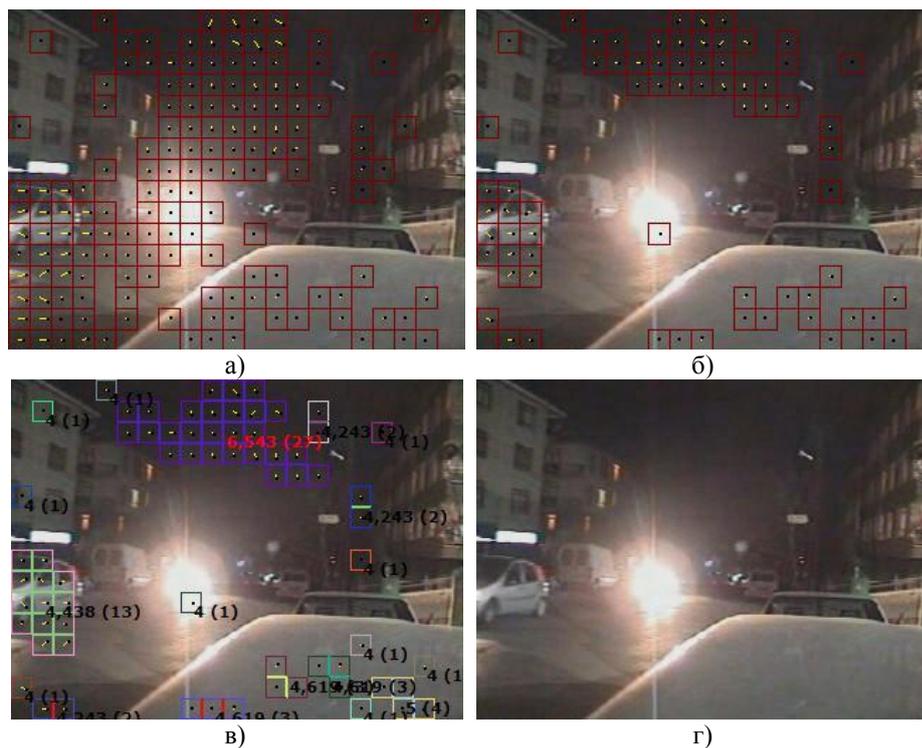


Рисунок 46. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Видео без дыма 13 (кадр 3893) с параметрами алгоритма: $Blk = 15$, $T = 20$, $Rate = 1$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

Видеопоследовательность: Видео без дыма 16

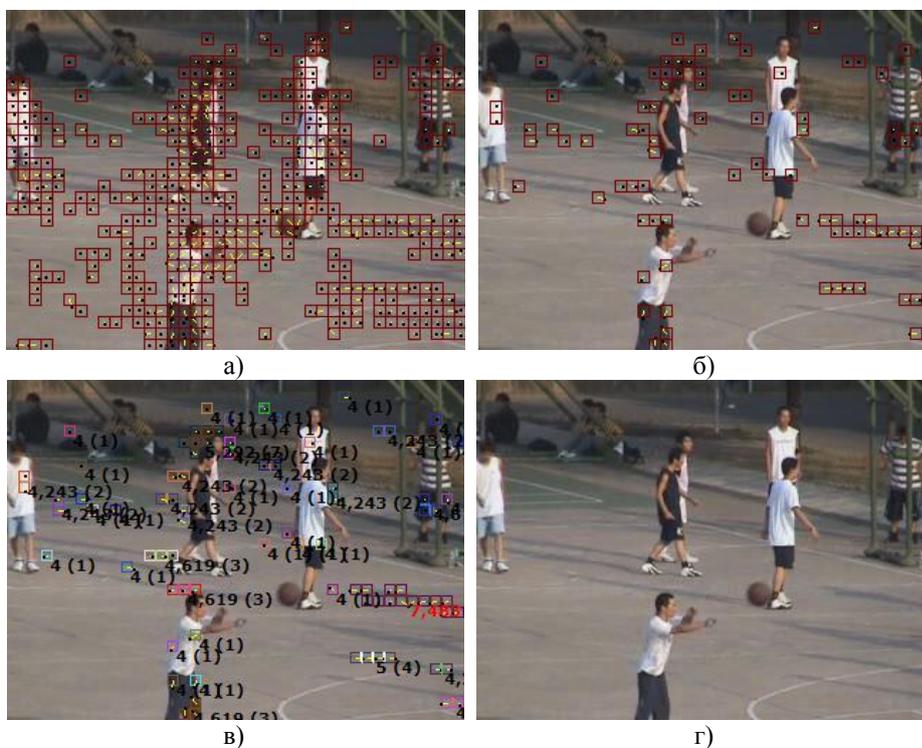


Рисунок 47. Этапы выделения дыма по видеопоследовательности Видео без дыма 16 (кадр 117) с параметрами алгоритма: $Blk = 8$, $T = 20$, $Rate = 1$: (а) – все движение в кадре, б) – серое движение в кадре, в) – расчет турбулентности, г) – выделенный дым

ПРИЛОЖЕНИЕ 3 – ТЕСТОВЫЕ ДАННЫЕ ЭТАПА ВЕРИФИКАЦИИ СО СЛОЖНЫМИ ПОГОДНЫМИ УСЛОВИЯМИ И ШУМОМ

Слабое освещение

Таблица 28. Результаты детектирования дыма при слабом освещении $\alpha=0,5$

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	91,2	8,80	10,2	94,9	5,10	5,11	93,4	6,60	4,17	98,1	1,90	8,54
Отсутствие дыма	88,3	11,7	8,15	91,2	8,80	6,52	94,9	5,10	4,87	90,1	0,90	9,01
STELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности						8 точек окрестности			12 точек окрестности			
Густой дым	99,2	0,80	6,54	98,9	1,10	6,87	99,0	1,00	5,12			
Отсутствие дыма	91,5	8,50	2,03	91,2	8,81	2,41	92,4	7,62	2,98			
Прозрачный дым	92,1	7,91	8,52	85,2	4,82	11,9	84,2	5,81	13,2			
Отсутствие дыма	91,3	8,69	7,54	85,3	4,70	12,9	85,2	4,82	12,8			

Таблица 29. Результаты детектирования дыма при слабом освещении $\alpha=0,75$

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	95,2	4,82	5,41	97,0	3,02	3,01	97,5	2,51	2,81	98,8	1,21	4,85
Отсутствие дыма	89,8	11,2	8,01	94,5	5,51	3,21	95,2	4,83	2,14	95,2	4,81	3,98
STELBP												
<i>R=1</i>						<i>R=2</i>						
8 точек окрестности						8 точек окрестности			12 точек окрестности			
Густой дым	99,5	0,51	2,84	99,2	0,81	2,98	99,2	0,84	1,99			
Отсутствие дыма	98,2	1,81	1,95	98,0	2,12	2,12	98,2	1,84	2,24			
Прозрачный дым	94,8	5,21	5,72	87,1	2,92	11,5	85,0	4,89	10,18			
Отсутствие дыма	95,2	4,79	5,39	86,9	3,09	12,4	85,8	4,19	11,00			

Таблица 30. Результаты детектирования при слабом освещении $\alpha=1,25$

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	92,1	7,91	5,96	98,2	1,82	5,12	93,4	6,64	4,13	98,6	1,42	4,87
Отсутствие дыма	89,2	10,8	10,2	98,3	1,75	4,42	91,2	9,78	8,75	98,7	1,28	4,25
	STELBP											
	<i>R=1</i>						<i>R=2</i>					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности			12 точек окрестности		
Густой дым	98,5	1,52	1,25	98,0	2,13	1,50	97,3	2,72	3,00			
Отсутствие дыма	98,7	1,29	2,12	98,2	1,82	2,34	97,5	2,49	2,89			
Прозрачный дым	93,2	6,82	4,15	85,9	14,1	10,32	84,4	15,6	12,2			
Отсутствие дыма	90,5	9,50	5,32	85,8	14,2	11,4	83,1	16,9	13,1			

Таблица 31. Результаты детектирования при слабом освещении $\alpha=1,5$

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	89,7	10,3	16,8	92,1	7,91	6,12	92,8	7,24	5,82	92,7	7,28	5,99
Отсутствие дыма	87,2	12,8	17,0	93,0	7,05	7,54	89,5	10,5	10,2	93,2	7,80	7,01
	STELBP											
	<i>R=1</i>						<i>R=2</i>					
	8 точек окрестности			8 точек окрестности			12 точек окрестности			12 точек окрестности		
Густой дым	96,2	4,80	2,65	95,1	4,98	3,02	94,2	5,82	6,43			
Отсутствие дыма	96,2	4,78	3,16	95,2	4,82	4,00	94,9	5,12	7,12			
Прозрачный дым	83,7	16,3	23,5	82,1	17,9	15,6	71,8	28,2	30,2			
Отсутствие дыма	82,8	17,2	31,2	82,3	17,7	17,4	68,9	31,1	34,2			