

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
институт
Кафедра вычислительной техники
кафедра

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
_____ О.В. Непомнящий
подпись инициалы, фамилия
« _____ » _____ 2018 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Детектирование пламени по видеоданным
тема

09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»
код и наименование направления

09.04.01.01 «Высокопроизводительные вычислительные системы»
код и наименование магистерской программы

| | | | |
|-----------------------|---------------|-------------------------------|----------------------|
| Научный руководитель: | _____ | <u>доцент, канд.техн.наук</u> | <u>А.В. Пятаева</u> |
| | подпись, дата | должность, ученая степень | инициалы, фамилия |
| Выпускник: | _____ | | <u>О.Е. Бандеев</u> |
| | подпись, дата | | инициалы, фамилия |
| Рецензент: | _____ | <u>доцент, канд.техн.наук</u> | <u>В.В. Вдовенко</u> |
| | подпись, дата | должность, ученая степень | инициалы, фамилия |
| Нормоконтролер: | _____ | | <u>В.И. Иванов</u> |
| | подпись, дата | | инициалы, фамилия |

Красноярск 2018

СОДЕРЖАНИЕ

| | |
|--|----|
| ВВЕДЕНИЕ | 4 |
| 1 Анализ методов обнаружения пламени по видеопоследовательностям | 7 |
| 1.1 Пламя как объект исследования | 7 |
| 1.1.1 Цвет пламени | 8 |
| 1.1.2 Движение пламени | 11 |
| 1.2 Признаки горения..... | 13 |
| 1.3 Распознавание образов | 16 |
| 1.4 Классификация методов обнаружения пламени по видео..... | 17 |
| 1.5 Алгоритмы раннего обнаружения пламени по видео | 18 |
| 1.6 Выводы по главе..... | 24 |
| 2 Разработка алгоритма детектирования пламени..... | 25 |
| 2.1 Постановка задачи обнаружения пламени по видео | 25 |
| 2.2 Структурная схема алгоритма обнаружения пламени по видео | 26 |
| 2.3 Виды фильтраций..... | 27 |
| 2.4 Логическая обработка..... | 28 |
| 2.5 Классификаторы. Принятие решений | 32 |
| 2.6 Алгоритм обнаружения пламени по видеоданным | 35 |
| 2.6.1 Обработка видеопоследовательности | 36 |
| 2.6.2 Поиск и анализ характерных особенностей | 36 |
| 2.6.3 Верификация областей пламени..... | 38 |
| 2.6.4 Блок-схема алгоритма детектирования пламени..... | 39 |
| 2.7 Выводы по главе..... | 40 |
| 3 Экспериментальные исследования..... | 41 |
| 3.1 Описание тестовых видеопоследовательностей | 41 |
| 3.2 Результаты исследований на видеоданных | 45 |
| 3.3 Примеры работы алгоритма..... | 47 |
| 3.4 Выводы по главе..... | 50 |

| | |
|---|----|
| ЗАКЛЮЧЕНИЕ | 51 |
| СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ..... | 52 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ А - Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ..... | 56 |

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность. В современном мире возникновение пожаров или новых очагов пламени часто остается незамеченным вплоть до момента, пока не становится поздно, либо весьма затруднительно устранить источник возгорания. Традиционные способы обнаружения пламени не всегда позволяют обеспечить своевременную реакцию на опасность, что зачастую приводит к печальным последствиям. Именно поэтому, одним из наиболее эффективных способов избежать этого, на данный момент, является детектирование пламени по видеопоследовательностям.

В настоящее время камеры видеонаблюдения получили широкое применение как на городских территориях при наблюдении за сложными техногенными объектами, так и в системах экологического мониторинга за территориями лесных массивов, природных парков и др. Вследствие чего, использование видеопоследовательностей для обнаружения пламени – одна из самых действенных и актуальных задач. Это позволяет предотвратить возможные потери и существенно уменьшить ущерб от возгорания. До недавнего времени на практике в основном применяли технологии обнаружения пламени, основанные на ультрафиолетовых или инфракрасных мультиспектральных принципах обнаружения. Однако такие технологии, как правило, ненадежны и в половине случаев дают ложные срабатывания.

С развитием систем видеонаблюдения и технологий анализа изображений стало возможным использование видеоданных для обнаружения пламени, как объективного признака пожара. И хотя этот способ также зачастую приводит к ложным срабатываниям, их количество все же становится гораздо меньше. А учитывая тот факт, что данный метод появился относительно недавно, есть все основания полагать, что его можно доработать и улучшить в дальнейшем.

Большинство таких алгоритмов обнаружения базируется либо на распознавании цвета пикселей, либо на определении граней, либо на обнаружении движения. В 2004 году с помощью пространства RGB был

установлен ряд правил для классификации пикселей пламени. В 2007 были придуманы 6 формул для ограничения рангов цвета пламени для RGB. После этого почти все дальнейшие исследования так или иначе были связаны с RGB пространством, что обнаружило под собой ряд недостатков. Главная проблема использования только цвета пикселей это то, что некоторые объекты могут быть неверно распознаны системой из-за похожих на пламя цветов.

Некоторые исследователи позже предложили использовать алгоритм обнаружения граней пламени, однако такой алгоритм неприменим для диких пожаров, поскольку движение пламени часто нерегулярно и такие границы довольно трудно определить однозначно.

В итоге пришли к решению объединить в одном алгоритме и цвета пикселей и характеристики движения, что дало весьма неплохие результаты.

Основными источниками, раскрывающими теоретические основы детектирования пламени по видеопоследовательностям, стали работы авторов из различных университетов, как зарубежных, так и находящихся на территории нашей страны. В своих работах они подробно рассматривают существующие способы обнаружения дыма и пламени по видеопоследовательностям, основные задачи и проблемы, возникающие в процессе работы с ними.

Целью данной работы является улучшение уровня эффективности детектирования пламени на открытых пространствах по видеопоследовательностям и уменьшение количества ложных срабатываний из-за неверного распознавания пламяподобных объектов.

В связи с этим возникают следующие **задачи**:

1. Проанализировать существующие алгоритмы и методы детектирования пламени по видеопоследовательностям на открытых пространствах.
2. Разработать метод сегментации пламяподобных объектов по видеопоследовательностям.

3. Разработать метод распознавания пламени среди полученных областей-кандидатов.

4. Разработать программу, реализующую данные алгоритмы, для оценки качества их работы.

5. Сравнить эффективность алгоритмов детектирования пламени по видеопоследовательностям с содержанием посторонних объектов цвета пламени и различных шумов.

Методы исследований. Для решения поставленных в работе задач используются методы теории цифровой обработки изображений, теории информации, а также методы теории распознавания образов и анализа данных.

Научная новизна.

1. Предложен новый метод сегментации областей-кандидатов, использующий совокупность пространственно-временных характеристик и цветовых характеристик пламени, что дает уменьшение количества ложных срабатываний.

2. Детально проанализированы пространственно-временные характеристики пламени и горения объектов, в результате чего был разработан новый метод распознавания сегментированных областей-кандидатов для более точного детектирования огня.

Практическая значимость. Предложенные в работе методы и алгоритмы предназначены для практического применения в системах экологического мониторинга лесных массивов, как с применением стационарного наземного оборудования, так и беспилотных летательных аппаратов. Разработанные методы и алгоритмы являются основой для реализации дополнительной функции, а именно, обнаружение пожаров системами городского видеонаблюдения, а также видеонаблюдения за сложными техногенными объектами.

1 Анализ методов обнаружения пламени по видеопоследовательностям

В первой главе рассматриваются основные характеристики пламени и особенности его обнаружения. Представлена классификация существующих методов обнаружения пламени по видеопоследовательностям, а также некоторые из существующих алгоритмов.

1.1 Пламя как объект исследования

Пламя – это раскаленная газообразная среда, которая состоит из частично ионизированных частиц, где химическое взаимодействие и физико-химические превращения частиц горючего, окислителя и примесных частиц сопровождаются "свечением" и выделением тепла. Различные процессы в пламени очень быстротечны, поэтому зачастую их невозможно разглядеть невооруженным глазом.

Тогда как пламя по своей сути является некой средой, состоящей из частиц, огонь имеет несколько иное значение, ведь огонь изначально связан с описанием процессов горения. Огонь представляет собой процесс окисления, который сопровождается выделением тепловой энергии и излучением в видимом диапазоне. Для его возникновения необходимы: топливо, окислитель и температура. Топливом может послужить любой хорошо воспламеняющийся и горючий материал (древесина, различные газы и т.д). В качестве окислителя выступает обычно кислород, однако возникновение огня возможно и в других средах таких как хлор или фтор. Интересным фактом является, например, что в атмосфере, состоящей по большей части из фтора, в роли топлива может выступать обычная вода. Причем гореть она будет фиолетовым пламенем. Последний компонент необходимый для огня - температура, зависит от свойств первых двух компонентов, и может быть выше или ниже в зависимости от среды сгорания или материала.

Все эти компоненты, что определяют возникновение огня, влияют на будущие свойства и характеристики пламени, что появляется в процессе горения. Пламя можно разделить на две части. Окислительное пламя - находится в самой верхней и самой горячей его части, где происходит окисление вещества из-за избытка кислорода и недостаточности топливного вещества. Восстановительное пламя расположено ближе к центру или в самом его низу. Здесь наоборот много топлива и мало кислорода для горения.

Пламя имеет достаточно много различных характерных особенностей, таких как цвет, движение, форма, поведение и т.д. В данной работе основной упор делался на такие характеристики как цвет и движение.

1.1.1 Цвет пламени

Цвет пламени зависит от многих факторов. Во-первых, это может быть химический состав горящего объекта, при горении которого могут меняться оттенки пламени. Во-вторых, большое влияние оказывает насыщенность воздуха различными газами, например кислородом. Также на цвет пламени может влиять температура.



Рисунок 1 – Пламя свечи

Обычное пламя, которое мы можем наблюдать при горении свечи или спички представляет собой поток раскаленных газов, вытянутый вертикально вверх за счет архимедовой силы, т.е. горячие газы стремятся подниматься

вверх. На рисунке 1 можно увидеть, что цвет пламени имеет различный спектр в разных частях. Для самой нижней части характерно небольшое синее свечение, из-за того что там находится много топлива, но мало кислорода. Поэтому там происходит неполное сгорание топлива с образованием оксида углерода (CO), который, окисляясь на самом крае конуса пламени, придает ему синий цвет. В среднюю часть за счет диффузии проникает больше кислорода, где происходит дальнейшее окисление топлива. Температура в этой части выше, чем в нижней. Также в обеих этих частях содержатся несгоревшие капельки топлива и частицы угля, которые из-за сильного нагревания создают эффект свечения. Третья зона, в самом верху, имеет наибольшую температуру, однако почти не светится. Там происходит догорание несгоревших частиц топлива, и концентрация кислорода в этой части еще больше. Иными словами, цвет пламени определяется излучением электронных переходов различных возбужденных заряженных и незаряженных частиц, образующихся как в результате химической реакции между молекулами горючего и кислородом воздуха, так и в результате термической диссоциации. При горении углеродного горючего в воздухе, синяя часть цвета пламени обусловлена излучением частиц CN, красно-оранжевая — излучением частиц C₂. Излучение прочих образующихся в процессе горения частиц (CH_x, H₂O, NO, CO₂, CO) лежит в невидимой для человеческого глаза ультрафиолетовой и инфракрасной части спектра. Кроме того, на окраску пламени сильно влияет присутствие соединений различных металлов, в первую очередь натрия. В видимой части спектра излучение натрия крайне интенсивно и ответственно за оранжево-желтый цвет пламени, при этом излучение чуть менее распространенного калия оказывается на его фоне практически не различимым [1].

Цвета пламени для различных химических веществ выглядят следующим образом:

- Белый (алюминий, титан),
- Жёлтый (соли натрия),

- Оранжевый (кальций, древесина),
- Красный (литий, стронций),
- Голубой (углерод, свинец, природный газ),
- Синий (селен),
- Фиолетово-розовый (калий),
- Зелёный (медь, молибден, фосфор, барий, сурьма),
- Сине-зелёный (бор).

Цвет также часто зависит от температуры. На самом деле у каждого цвета есть своя определенная температура. Любой предмет в окружающем нас мире имеет температуру, выше абсолютного нуля, а значит, испускает тепловое излучение. Даже лед, у которого отрицательная температура, является источником теплового излучения [2]. Существует такое понятие как цветовая температура – это температура абсолютно черного тела, при котором оно испускает излучение определенного цвета. Проще говоря, температура 5000К – это цвет, который приобретает абсолютно черное тело при нагревании его до 5000К. Цветовая температура оранжевого цвета – 2000К, это означает, что абсолютно черное тело необходимо нагреть до температуры 2000К, чтобы оно приобрело оранжевый цвет свечения (рисунок 2).

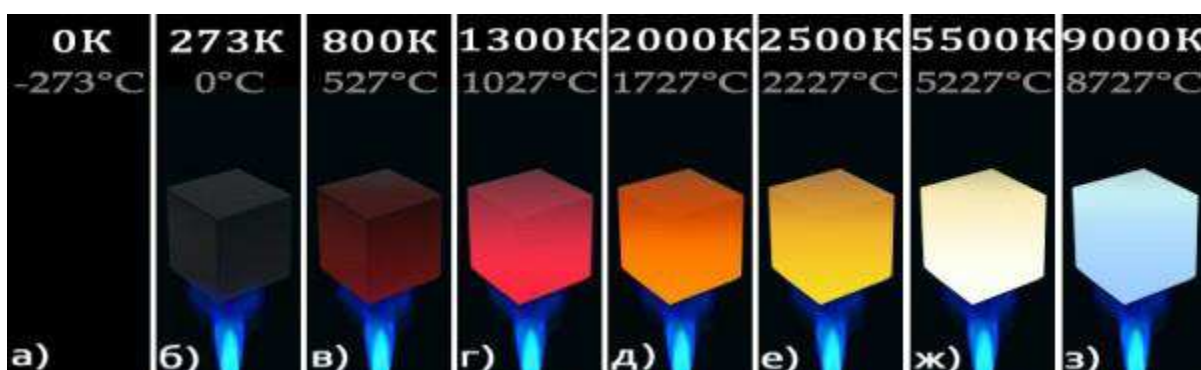


Рисунок 2 – Цвет абсолютно черного тела в зависимости от температуры нагревания

Похожее явление мы можем наблюдать и с цветом пламени за тем лишь исключением, что источником света являются нагретые частицы,

выделяющиеся в результате горения объектов, а также цвет иногда может изменяться из-за примесей определенных химических элементов.

Подобные метаморфозы с изменением цвета пламени не могли остаться незамеченными и нашли себе применение на практике в качестве индикаторного аналога лакмусовой бумажки при поиске кислот, только для поиска примесей. Так был создан метод пирохимического анализа, представляющего собой способ определения примесей химических элементов по изменению окраса пламени. Для этого искомое вещество сжигают в пламени газовой горелки и наблюдают за его изменением. Хорошо видимый эффект обычно наблюдают с летучими солями, такими как хлориды, нитраты, карбонаты. Цвет пламени в зависимости от примесей металла можно увидеть в таблице 1.

Таблица 1 - Зависимость цвета пламени от наличия соединений металлов

| Металл | Окислительное пламя | Восстановительное пламя |
|----------|-----------------------|-------------------------|
| Хром | Изумрудно-зелёный | Жёлто-зелёный |
| Кобальт | Интенсивный синий | Тёмно-синий |
| Марганец | Фиолетово-аметистовый | - |
| Железо | Жёлто-бурый | Зелёный |
| Никель | Красно-бурый | Фиолетово-серый |
| Медь | Синий | Красно-бурый |

1.1.2 Движение пламени

Второй, не менее важной, характеристикой для распознавания пламени по видеопоследовательностям является его динамика, движение. Как известно, горение огня это весьма динамичный процесс. Языки пламени регулярно меняют свою форму и направление, поэтому такие процессы легко можно обнаружить.

Еще Леонардо да Винчи в свое время уделил свое внимание процессу горения и пламени в целом. В его исследовании "О горении и пламени" было

затронуты и особенности движения пламени. Так звучат его три пункта по этому поводу:

1) "Там, где рождается пламя, там рождается ветер, его окружающий; течение такого ветра способствует питанию и приращению этого пламени."

Другими словами пламя порождает ветер. Подобное можно было заметить сидя у костра, когда ощущается легкое движение теплого воздуха.

2) "Движение такого ветра будет тем более стремительным, чем большее количество пламени он должен питать."

Таким образом, чем сильнее и больше пламя, тем больше ветра создается, и, соответственно, тем быстрее оно будет двигаться.

3) "То пламя будет более горячим, которое более светло. Отсюда следует и обратное: более светло то пламя, которое горячее. И то пламя будет более светлым, которое рождается в более быстро движущемся воздухе; и то, которое обладает более быстрым движением, будет более светлым."

Чем светлее цвет пламени, тем быстрее оно движется и тем оно горячее.

При горении огонь частично уничтожает воздух вокруг него, в результате чего возникают пустоты, которые заполняет воздух снаружи. За счет этого и ветра порождаемого горением пламени движение пламени является круговым, при условии, что питающее его вещество однородное. Ветер порождаемый пламенем и ветер внешний при столкновении друг с другом также способствуют круговому движению пламени, языки которого стремятся вверх.

На видеоизображении пламя и дым представлены в виде динамической 2D текстуры [3]. Подобные динамические текстуры могут иметь стохастическую и регулярную составляющую [4]. К характеристикам динамических текстур можно отнести следующие особенности [5]:

- 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 [6, 7, 8].

2. Пространственно-временная фильтрация и методы, основанные на преобразованиях. Данная группа методов описывает динамические текстуры в различных масштабах в пространстве и времени, к ней относятся, например, вейвлет-преобразования [9, 10, 11].

3. Методы, основанные на построении математических моделей, таких как генеративные (порождающие) модели (например, линейные динамические системы). Генеративные модели могут быть использованы для синтеза [12], сегментации [13] и классификации [14].

4. Методы, основанные на геометрических пространственно-временных свойствах. Эта группа методов базируется на свойствах движущихся поверхностей [15]. На основе характеристик поверхности возможно выявить особенности движения и определить внешний вид исследуемой текстуры.

1.2 Признаки горения

Горение представляет собой сложный физико-химический процесс, в результате которого исходные вещества превращаются в продукты сгорания вследствие экзотермических реакций с интенсивным выделением тепла. Химическая энергия, запасенная в компонентах исходной смеси, при этом выделяется в виде теплового излучения, которое и называют пламенем.

Особенности горения, отличающие его от других физико-химических процессов с участием окислительно-восстановительных реакций, — это большой тепловой эффект реакции и большая энергия активации, приводящая к сильной зависимости скорости реакции от температуры [16].

Разные по составу вещества и твердые материалы горят также по-разному. Простые вещества (древесный уголь, сажа), из химически чистого углерода, накаляются или тлеют без образования искр, пламени и дыма. Так происходит, потому что для них нет необходимости в разложении перед вступлением в реакцию с кислородом в воздухе. Горение сложных твёрдых горючих материалов вроде древесины, хлопка, каучука, резины или пластмассы проходит в два шага:

- 1) разложение, не сопровождающееся пламенем и излучением света;
- 2) горение, с присутствием пламени или тления.

То есть, сложные вещества горят не сами, а горят продукты их разложения.

В зависимости от типа горения пламя может иметь разные цвет, поведение, скорость, форму и т.д. Горение классифицируется по следующим признакам:

- 1) По скорости движения:
 - а) Медленное горение (дефлаграция) - дозвуковая скорость, нагрев за счет теплопроводности:
 - Ламинарное - небольшая скорость горения смеси, строго определенная, поддерживаемая скорость;
 - Турбулентное - непредсказуемое, стохастическое горение с высокой мощностью;
 - б) Детонационное горение (детонация) - сверхзвуковая скорость, реакция поддерживается за счет нагрева реагентов ударной волной (всегда турбулентное);

2) Газофазное (гомогенное) горение – если исходные компоненты смеси являются газами;

а) Предварительное – окислитель и горючее заранее перемешаны на молекулярном уровне;

б) Диффузионное – окислитель и горючее отделены друг от друга в исходной смеси, и поступают в зону горения посредством диффузии;

3) Гетерогенное горение – горючее и окислитель находятся в разных фазах;

4) Тление – особый вид медленного горения, которое поддерживается за счёт тепла, выделяющегося в реакции кислорода и горячего конденсированного вещества непосредственно на поверхности вещества и аккумулируемого в конденсированной фазе;

5) Беспламенное горение – пламя не видимо невооруженным глазом;

6) Холоднопламенное горение - режим горения, когда химическое взаимодействие сопровождается свечением, но реакция остается незавершенной. В этом случае смесь разогревается в меньшей степени, чем при полном адиабатическом сгорании, когда вся химическая энергия горючей смеси расходуется на разогрев продуктов реакции.

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 [17].

Сгораемые жидкости, например, более опасны нежели твердые материалы, так как воспламеняются намного легче и быстрее, горят

интенсивнее и образуют взрывчатые паровые смеси. Причем горят не сами жидкости, горят пары, что находятся над их поверхностью.

К другим важным особенностям сгораемых жидкостей можно отнести высокую плотность паров (тяжелее воздуха); малую плотность жидкостей (легче воды) и нерастворимость большинства из них в воде, что не позволяет применять для тушения воду; способность при движении накапливать статическое электричество; большую теплоту и скорость сгорания.

Еще большую опасность несут в себе горючие газы. Помимо того, что они горят, почти все они являются взрывоопасными при определенных условиях (концентрации воздуха). Также опасным свойством горючих газов является большая разрушительная сила взрыва и способность к образованию статического электричества при движении по трубам.

1.3 Распознавание образов

Человеческий глаз имеет несколько блоков, способных распознавать свойства изображения. Человек быстро выхватывает из окружающей реальности наборы объектов и классифицирует их. Критерии, которыми он при этом руководствуется не так много [18]:

- Быстро угадываются предметы искусственного происхождения, характеризующиеся неестественными геометрически правильными формами: прямые или плавные линии, поверхности с плавным изменением цвета или более сложная фактура, информативность которой все еще гораздо ниже, чем информативность естественных объектов.

- При более углубленном анализе сцены выделяются повторяющиеся по свойствам области и области, в которых есть какие-то отклонения от нормы: полянка в равномерно-смешанном лесном массиве, более темно-зеленая листва на фоне светло-зеленой, мелкие листья на фоне крупных листьев, быстро колышущиеся ветки на фоне медленно колеблющихся стволов и т.п.

Именно поэтому базовые алгоритмы, используемые для распознавания образов, используют похожий набор блоков, а именно:

- выделение контуров;
- поиск заданных цветов, текстур;
- линейные фильтры, реагирующие на какие-то конкретные элементы изображений;
- выделение областей с высокой/низкой информационной насыщенностью, четкостью деталей и т.п.

В целом любое распознавание образов можно разбить на три шага:

- предварительная обработка, фильтрация и подготовка изображения;
- логическая обработка результатов информации;
- принятие решения на основе полученных данных.

Таким образом, существующие методы распознавания изображения обычно стремятся найти в объекте несколько характерных деталей, которые можно как-то алгоритмически описать, и за которые можно «зацепиться» при поиске объектов такого рода. И распознавание объектов по видеопоследовательностям в целом использует похожие способы.

1.4 Классификация методов обнаружения пламени по видео

На данный момент существует несколько основных способов детектирования дыма и пламени по видеопоследовательностям:

- Анализ и обработка пикселей;
- Выделение областей/сегментов;
- Анализ общего плана;
- Обучение характерным особенностям пламени;
- Выявление пространственно-временных характеристик.

Среди данных методов можно выделить анализ и обработку пикселей изображения, а также изучение характерных пространственно-временных

особенностей. Именно эти методы являются основными, в случае если требуется распознавание динамических объектов по видеопоследовательностям.

Условно, особенности детектирования пламени можно разделить на несколько разделов:

1. Дистанция;

- ближний огонь,
- дальний огонь.

2. Территория

- огонь на городских территориях (пожар, поджоги),
- огонь на территориях лесных массивов (лесной пожар)

3. Время суток

- огонь в темное время суток (ночное пламя),
- огонь в светлое время суток (дневное пламя)

В зависимости от этих факторов, иногда меняются и характерные черты пламени. Так, например, огонь в темное время суток отличаются более ярко выраженные цветовые особенности, а также отсутствие возможности обнаружения дыма из-за недостаточной освещенности. Для дальнего огня сложнее определить характерную геометрию из-за расстояния и т.д.

Знание подобных нюансов позволяет более точно анализировать видеоданные и особенности пламени, в зависимости от места, расстояния, времени суток и причин возникновения пожара.

1.5 Алгоритмы раннего обнаружения пламени по видео

Так как пламя является комплексным визуальным феноменом, то при построении алгоритма, следует использовать различные особенности и свойства пламени, как физического явления [19]. Каждый алгоритм обнаружения пламени по видеопоследовательностям строится, в первую

очередь, на комбинации наиболее оптимальных и эффективных подходов, каждый из которых позволяет с максимальной точностью выявить определенный признак пламени.

В работе [20] «Иерархическое обнаружение лесных пожаров по видеопоследовательностям от пиксельного уровня до семантического уровня» представлена новая методика обнаружения пламени по видеоизображениям.

Эта методика представляет собой последовательную обработку изображения пламени, начиная с низкоуровневого представления на основе пикселей и заканчивая высокоуровневым семантическим представлением видеоряда. Каждый пиксел одного определенного изображения, который соответствует определенным цветовым правилам и характеристикам движения помечается как «пиксел цвета пламени». После чего грубо формируется приблизительный регион из похожих на пламя пикселей, и изображение делится на отдельные блоки. Деление на блоки производится с помощью специально обученных словарей, которые могут определять и распознавать помеченные пиксели, для более точного сегментирования областей-кандидатов, где предполагается наличие пламени, и исключения областей, где пламени нет как показано на рисунке 3 (а-в).



а) исходное видео



б) выделение пикселей цвета пламени



в) обработка движения пикселей

Рисунок 3 – Обработка изображения от пиксельного до семантического уровня с разбиением на блоки

Для снижения стоимости вычислений, предложенный метод определяет F-rate, который обозначает оптимальную частоту кадров. Далее особенности

мерцания и пространственно временные особенности, полученные из видеоклипов размером F-rate, используются для построения семантической модели пламени пожара, распознанного в видео, которая основана на математической модели значений.

В цветовом пространстве RGB цветовые характеристики пламени соответствуют следующим трем правилам оценки пикселей:

Правило 1: $R > G \geq B$

Правило 2: $R > RT$

Правило 3: $S \geq (255-R) \times ST / RT$

В данном случае RT обозначает пороговое значение канала R , S представляет собой значение насыщенности пикселя, а ST соответствует насыщенности, когда значение R является RT для того же пикселя. Правила 1 и 2 показывают, что значение канала R больше по сравнению с другими объектами. К сожалению, некоторые объекты того же цвета также удовлетворяют этим двум правилам, однако так происходит изначальное отделение пламени от остального фона.

Полученные экспериментальные результаты показывают, что данный метод эффективно сегментирует регионы пламени, что значительно повышает производительность обнаружения лесных пожаров.

Другой метод обнаружения пламени по видеопоследовательностям основан на идее обработки переднего плана изображений и технике оптического потока [21]. Накопление изображений происходит с помощью обработки переднего плана изображений, которые извлекаются с помощью дифференциального кадрового метода:

$$FD(x, y, k) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(x, y, k) - I(x, y, k - 1)| > L \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

где (x, y) представляют собой координаты пикселей сформированные с одной длиной направления по оси x и с другим направлением по оси y . $I(x, y, k)$ обозначает значения пикселей (x, y) текущего кадра. $I(x, y, k-1)$ обозначает

значения пикселей (x,y) предыдущего кадра. L – это пороговое значение. Точки со значениями 1 в дифференциальном результате изображения $FD(x,y,k)$ формируют изображение переднего плана.

Для этого используются два параметра, чтобы можно было отличать области-кандидаты пламени от областей-кандидатов дыма. Области пламени распознаются посредством статистической модели, построенной на аккумуляции переднего плана изображений, в то время как области дыма вычисляются с помощью оптического потока и модели функции движения. Как мы знаем, горение пламени является турбулентным движением с некоторым источником. Если не будет никакого влияния ветра или потока воздуха, то области непрерывного пламени и прерывистые области пламени будут повторяться через регулярные промежутки времени в определенной области. Таким образом, значение пикселей регионов пламени на переднем плане изображения становится все больше (рисунок 4).

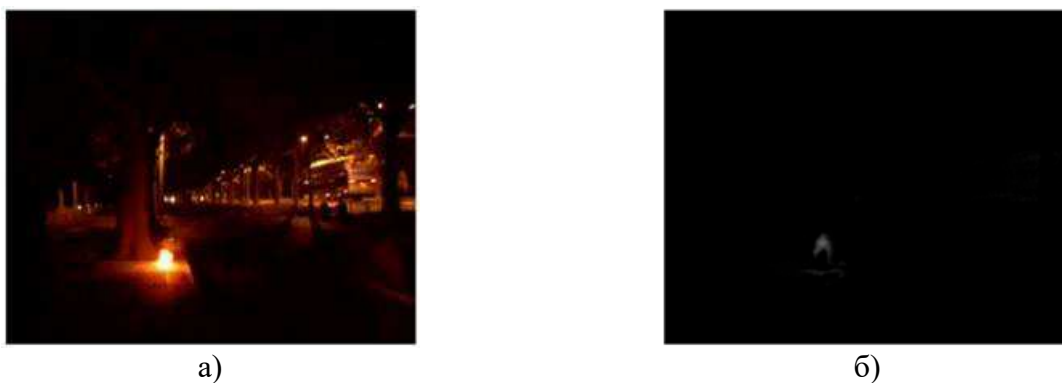


Рисунок 4 – Результат аккумуляции пламени изображения переднего плана

Данный алгоритм можно использовать для обнаружения огня в реальном времени в следующих трех случаях: огонь с пламенем без дыма, огонь с дымом без пламени и огонь, как с пламенем, так и с дымом.

Обнаружение пламени по видеопоследовательностям также возможно с использованием логистической регрессии и временного сглаживания [22]. Данный способ представляет собой надежный визуальный метод анализа для быстрого обнаружения пламени пожара по видеопоследовательности с использованием логистической регрессии и временного сглаживания. Область-

кандидат определяется в соответствии с отношением компонента цвета и движением края огня пламени, полученного путем вычитания фона. Затем область-кандидат проверяется на подлинность с точки зрения возможной вероятности пожара, которая рассчитывается с использованием логистической регрессии в зависимости от информации о размере, движении и цвете. Временное сглаживание используется для снижения ложных тревог при незначительном снижении чувствительности.

Огонь проявляется в различных цветах в зависимости от температуры пламени. Цвет в центре пламени огня может отличаться от цвета по краям. Поэтому пиксели цвета огня достаточно легко обнаружить, опираясь на специфичные ранги цветового спектра. Так как цвет огня, как правило, сильно насыщен в красном диапазоне, красные компоненты каждого пикселя огня больше, чем другие в цветовом пространстве RGB. А так как значения цвета RGB чувствительны к изменениям освещения, то цвет краски RGB преобразуют в цветовое пространство, которое может отделить яркость от цветности. Цветовое пространство YCbCr описывает цвет как яркие (Y) и цветные (Cb,Cr) компоненты. Таким образом, из-за сходства в цвете, пламя огня и огнеподобные объекты демонстрируют схожие черты с точки зрения распределения, но с различными средними значениями по оси коэффициента цветности. Фоновые пиксели показывают различные формы, а также различное местоположение коэффициента цветности в распределении (рисунок 5).

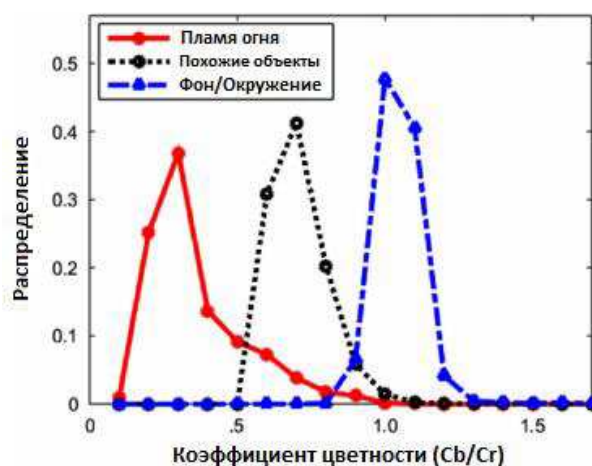


Рисунок 5 – Распределение коэффициента цветности

Эксперименты, проведенные с использованием различных баз данных для сравнительного анализа, показывают, что предложенная схема успешно отличает пламя огня от обычного фона, также как и движение огнеподобных объектов в реальных условиях видеонаблюдения внутри и вне помещений.

Сравнение показало, что среднее время обнаружения пожара с использованием данного метода было наиболее быстрым в сравнении с другими существующими методами обнаружения пламени по видеопоследовательностям.

Для описания характерного движения границ областей дыма и пламени во времени может быть использована стохастическая модель. В работе [23] 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 ограничения на качественные характеристики обрабатываемых видеоизображений.

Для областей дыма и пламени на видеоизображении характерно наличие мерцания [24], которое заключается в изменении границ от кадра к кадру случайным образом. В работе [25] 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 [26] используется двухступенчатая система фильтрации, которая состоит из высокочастотного фильтра и низкочастотного фильтра.

1.6 Выводы по главе

Пламя – это раскаленная газообразная среда, которая состоит из частично ионизированных частиц, где химическое взаимодействие и физико-химические превращения частиц горючего, окислителя и примесных частиц сопровождаются "свечением" и выделением тепла. Все это, делает пламя обладателем множества различных характеристик, которые могут влиять на его цвет, форму, яркость, динамику и т.д.

Для выделения областей пламени на видеопоследовательностях могут быть использованы: выделение движения, цветовая текстура объектов, которая определяется при помощи различных цветовых пространств, различные математические модели.

Основным используемым цветовым пространством является RGB, однако порой применяют и другие, например YCbCr и HSV.

Недостатками существующих методов обнаружения пламени по видеопоследовательностям являются малое внимание к ошибкам первого и второго рода, а также количеству ложных срабатываний.

Таким образом, можно сделать вывод, что пламя имеет достаточно много различных характерных особенностей, таких как цвет, движение, форма, поведение и т.д. При разработке алгоритма основными параметрами, которые стоит учитывать являются пространственно-временные характеристики пламени и его цветовая структура.

2 Разработка алгоритма детектирования пламени

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

2.1 Постановка задачи обнаружения пламени по видео

Задачей детектирования пламени является нахождение некой функции, осуществляющей распознавание областей-кандидатов с наименьшим числом ошибок. При распознавании образов может получиться два различных варианта: либо наличие пламени, либо его отсутствие. Для определения областей с наличием пламени можно использовать такие признаки, как значение цветового порога, размеры блока, наличие движения и прочие характерные особенности пламени. Иными словами, задача детектирования пламени по видеоизображению сводится к выделению объектов похожих на пламя и их последующую классификацию (областей-кандидатов). Также, для повышения точности, к выделенным областям-кандидатам зачастую применяют дополнительные верификационные методы, например, математическое моделирование.

В данной работе для детектирования пламени были выделены следующие этапы:

1. Поиск наличия объектов похожих на пламя на видеопоследовательности. Для этого определяется глубина сцены, чтобы можно было определить ближний и дальний план. После чего происходит выделение динамических блоков (поиск движения). К выделенным блокам применяется определение цветовой текстуры, для поиска объектов цветом похожих на пламя.

2. Верификация полученных областей-кандидатов при помощи математической модели с целью подтверждения наличия пламени и отсекаания огнеподобных объектов.

3. Исследование качества работы предложенного алгоритма обнаружения пламени при помощи различных видеопоследовательностей, содержащих разные ситуации и виды пламени.

4. Проведение экспериментальных исследований.

2.2 Структурная схема алгоритма обнаружения пламени по видео

Для того чтобы лучше понимать работу алгоритма обнаружения пламени построим его структурную схему (рисунок 6). Она будет представлена следующими шагами:

1. Выделение областей с повышенной динамикой, т.е. области, где присутствует движение.

2. Сравнение цветов пикселей областей-кандидатов с пикселями цвета пламени.

3. Верификация полученных областей на наличие пламени.

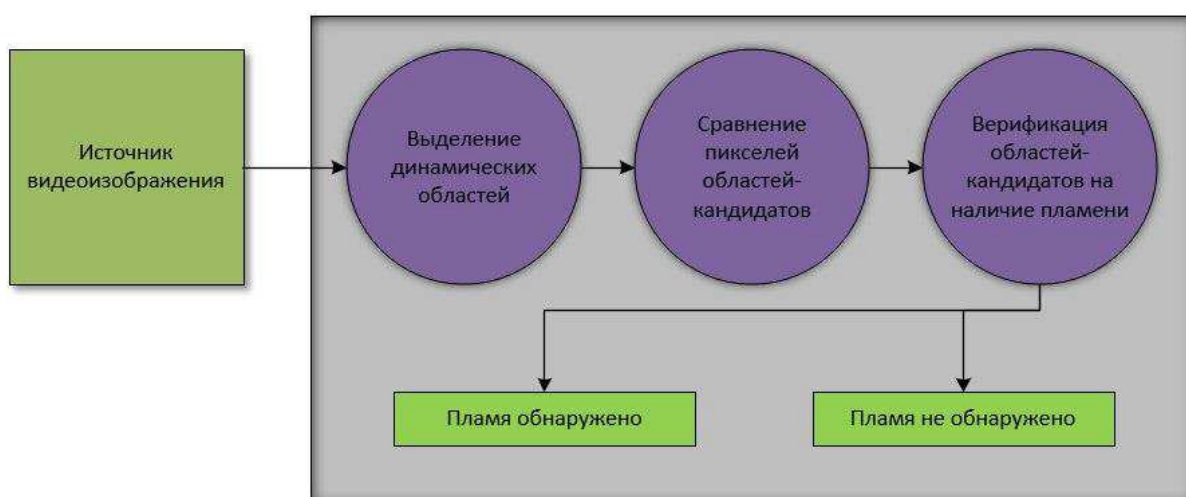


Рисунок 6 – Структурная схема алгоритма обнаружения пламени

2.3 Виды фильтраций

Для выделения областей на изображении без какого-либо анализа часто используют методы фильтрации. Большинство из подобных методов применяют некое преобразование ко всем точкам на изображении [27].

Самый простой способ - это *бинаризация изображения по порогу*. Порогом для изображения выступает некое среднее значение цвета, наиболее общее для всех остальных пикселей. Так, например, на белом листе бумаги можно выделить объекты, которые существенно отличаются от значения порога (рисунок 7).



Рисунок 7 – Фильтрация по порогу

Обычно при бинаризации существует некий алгоритм, адаптивно выбирающий порог. Такими алгоритмами могут выступать матожидание, моды, а также возможно использование гистограмм (наибольший пик).

Использовать можно и классические методы фильтрации, применяемые в радиолокации и обработке сигналов. Одним из таких методов является *преобразование Фурье*. Однако для анализа изображений использование двумерного преобразования хотя и возможно теоретически, на практике редко применяется. Потому как гораздо быстрее использовать *свертку* функций для интересующей области с готовым фильтром высоких или низких частот. Среди минусов - в таком случае нельзя проанализировать спектр изображения.

Свертка представляет собой некий вид преобразования, применяемый к двум функциям, в результате которой получается третья (рисунок 8).

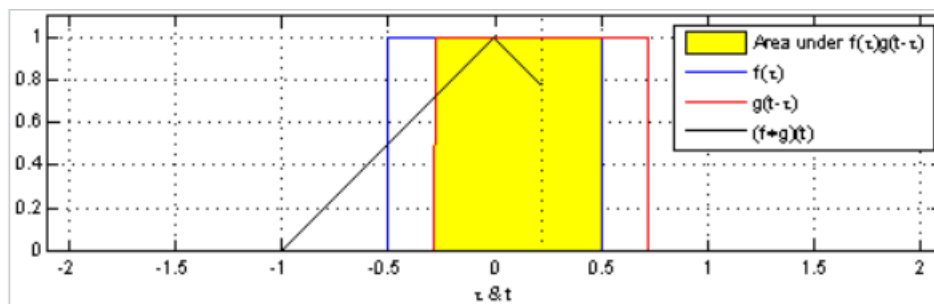


Рисунок 8 – Свертка двух прямоугольных импульсов, порождающих треугольный

Следующий наиболее известный метод - *вейвлет-преобразование*. Вейвлет-преобразование использует специальные "малые волны" (вейвлеты), ограниченные во времени (в случае изображений - в пространстве). Это позволяет в вейвлет-представлении сразу иметь и частотную, и пространственную информацию. Вейвлет-анализ предназначен, прежде всего, для одновременного анализа изображения в нескольких масштабах, который получил название кратномасштабного анализа.

С помощью вейвлетов функции представляются как композиция грубой низкочастотной аппроксимации и уточняющих компонент (деталей), представляющих отсутствующие в аппроксимации элементы графика функции. Вне зависимости от вида функции (изображение, кривая, поверхность) вейвлет представляет функцию как иерархию уровней отображения с различной точностью детализации. В процедурах предобработки изображений вейвлет-преобразование используется для уменьшения уровня шумов, анализа текстур, выделения контуров объектов и сжатия изображений.

Существует набор классических функций, используемых в вейвлет-анализе. К ним относятся вейвлет Хаара, вейвлет Морле, вейвлет мексиканская шляпа, вейвлет Добеши и.т.д (рисунок 9, а-г).

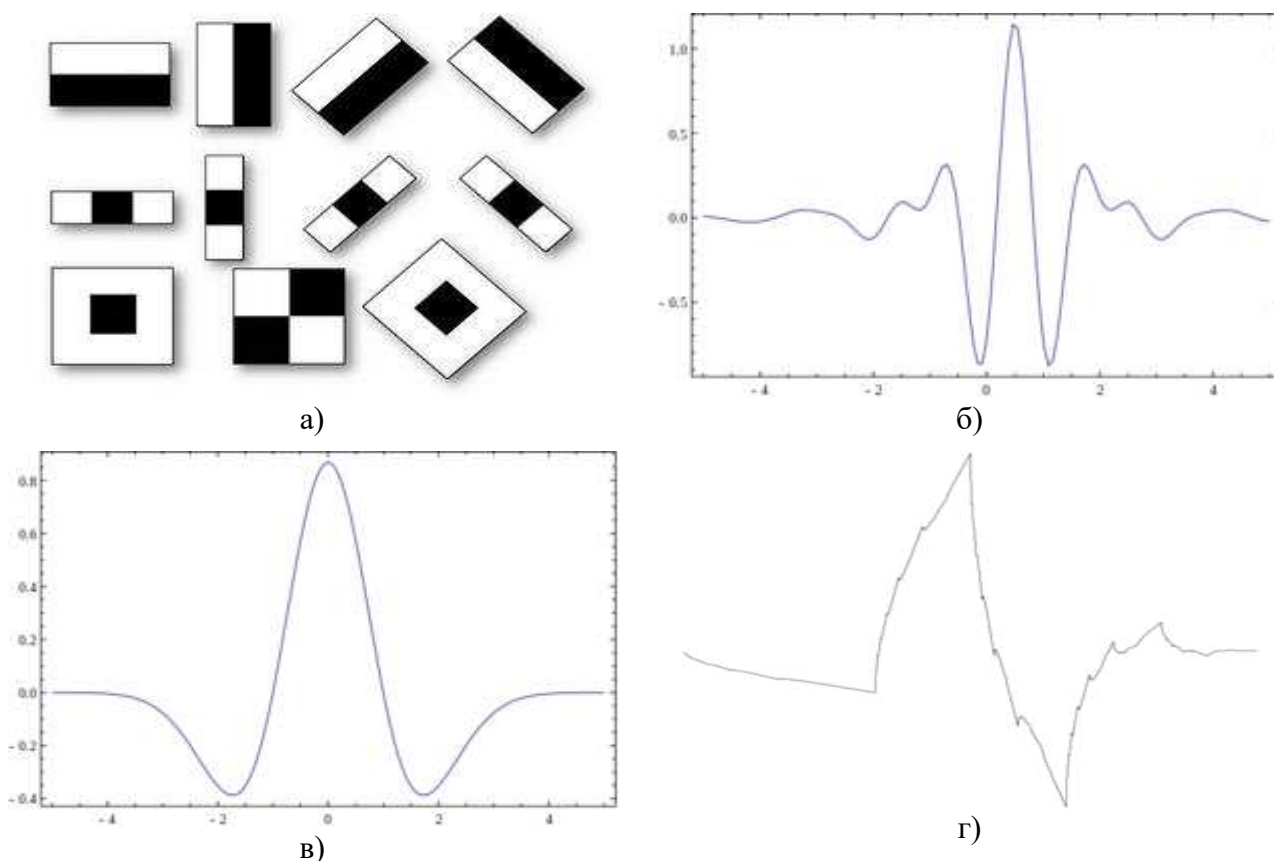


Рисунок 9 – а) вейвлет Хаара б) вейвлет Морле в) мексиканская шляпа г) вейвлет Добеши

Стоит упомянуть, что при фильтрации изображений нельзя обойтись без такого инструмента как *корреляция* (оптический метод, используемый в техниках отслеживания и идентификации изображения для точных плоских и объемных измерений изменений на изображении). Используется данный метод в основном для нахождения сдвигов, так как отсутствие корреляции обозначает наличие движения на видеопотоке.

Отдельным классом можно выделить *фильтрацию контуров* и границ. Такой класс будет полезен, если требуется работа с объектами на изображении, а не всем изображением в целом. Среди подобных алгоритмов хорошо известны операторы Кэнни, Собеля, Лапласа, Прюитта и Робертса. Алгоритм Кэнни используется наиболее часто, ввиду большей эффективности по сравнению с другими. Данный метод использует многоступенчатый алгоритм обнаружения границ и гласит, что пикселями границ считаются те, в которых достигается локальный максимум градиента (рисунок 10).

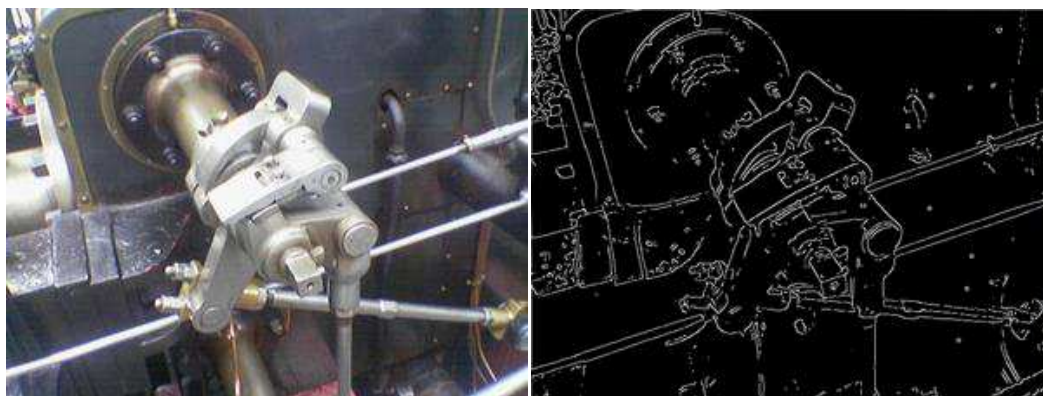


Рисунок 10 – Выделение границ алгоритмом Кэнни

2.4 Логическая обработка

При помощи фильтрации происходит выделение объектов на изображении и получение некоего набора данных. Однако не всегда возможно использовать эти данные без предварительной обработки. Для этого как и существует дополнительный шаг, который позволяет анализировать свойства объектов изображения.

Тогда как фильтрация является обработкой нижнего уровня и методы ей присущие известны довольно хорошо, то сегментация изображений является обработкой среднего уровня. Именно этот уровень является пристальным объектом исследований в научных работах на сегодняшний день.

В последнее время вектор исследований все чаще уходит к так называемому сопоставлению (matching). Если говорить конкретнее, это выделение неких характерных признаков внутри выделенных фрагментов, выделение простых яркостно-геометрических структур типа "точка", "край", "пятно", "прямая линия", "угол" и т.д. Подобные "первичные" особенности изображения, также называемые характерными чертами (ХЧ), играют базовую роль при составлении яркостно-геометрических моделей объектов и разработке алгоритмов их выделения.

Объекты изображения могут иметь следующие свойства:

- Положение: концы отрезка, центр отрезка, центр тяжести области, вершины многоугольников;

- Геометрические атрибуты: ориентация, длина, кривизна, площадь, периметр, ширина линии, минимальный и максимальный диаметр области, оси симметрии, число и положение особых точек, показатель компактности, и др;
- Радиометрические атрибуты: контраст, статистика распределения яркости, знак и величина края, автокорреляция;
- Тектурные атрибуты: матрица смежности, показатель однородности, энергия, энтропия, статистика градиентов текстуры, результаты применения текстурных фильтров, моменты;
- Топологические атрибуты: связность, соседство, общие точки, пересечение, параллельность, перекрытие, включение;
- Цветовые/многозональные атрибуты: вектор атрибутов для каждого канала;
- Динамические атрибуты: атрибуты статических и движущихся объектов;
- Временные атрибуты: функции изменения атрибутов со временем.

Наиболее яркие методы логической обработки это методы математической морфологии. Представляют собой простейшие операции над множествами. Множествами в данном случае являются объекты на изображении. Подобные методы позволяют осуществить сегментацию изображения, убрать лишние шумы бинарного изображения [28].

Рассмотреть работу данного метода можно на основе бинарных шаблонов. Так например, на рисунке 11 показан способ устранения шумов на основе морфологической эрозии на бинарном изображении.

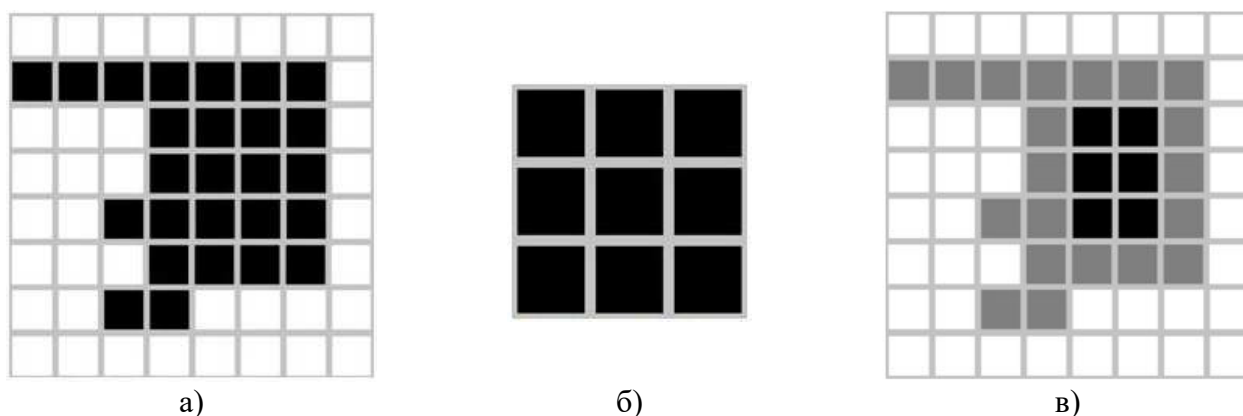


Рисунок 11 – Устранение шумов: а) бинарное изображение б) структурный элемент в) эрозия изображения структурным элементом

При эрозии структурный элемент проходит по каждому пикселю бинарного изображения. При совпадении единичного пикселя структурного элемента с единичным пикселем бинарного изображения выполняется логическое сложение центрального пикселя элемента с соответствующим пикселем выходного изображения. Итогом этой операции станет стирание всех объектов меньше структурного элемента, что удаляет малые объекты и различные шумы.

2.5 Классификаторы. Принятие решений

Последним и одним из наиболее интересных пунктов является машинное обучение и принятие решений. Как известно, в большинстве задач распознавания недостаточно просто найти абстрактный объект на изображении, нужно также понять является ли этот объект тем, что мы изначально искали.

Классификация — один из разделов машинного обучения, посвященный решению следующей задаче. Имеется множество объектов (ситуаций), разделённых некоторым образом на классы. Задано конечное множество объектов, для которых известно, к каким классам они относятся. Это множество называется обучающей выборкой. Классовая принадлежность остальных объектов не известна. Требуется построить алгоритм, способный классифицировать произвольный объект из исходного множества.

Большинство задач распознавания сводится к тому, что при наличии некой тестовой выборки (с отсутствием или наличием некоего объекта), и наличии некоего выделенного набора признаков, выделенных на предыдущем этапе логической обработки, нужно принять решение о присутствии объекта поиска на изображении. Для этого алгоритму обучения требуется построить некую модель, которая с уверенностью позволит отнести объект к той или иной категории.

Существует огромное количество различных классификаторов используемых для разных задач. Среди них можно выделить кластеризацию k -средних, AdaBoost и метод опорных векторов.

Например классификатор *AdaBoost* использует точки на плоскости для принятия решений. Суть данного метода в том, что если у нас есть набор неких объектов (точки на плоскости), т.е. есть значения и класс, к которому они принадлежат (например, -1 – красная точка, $+1$ – синяя точка), кроме того имеется множество простых классификаторов (набор вертикальных или горизонтальных прямых, которые разделяют плоскость на две части с наименьшей ошибкой), то мы можем составить один лучший классификатор (рисунок 12).

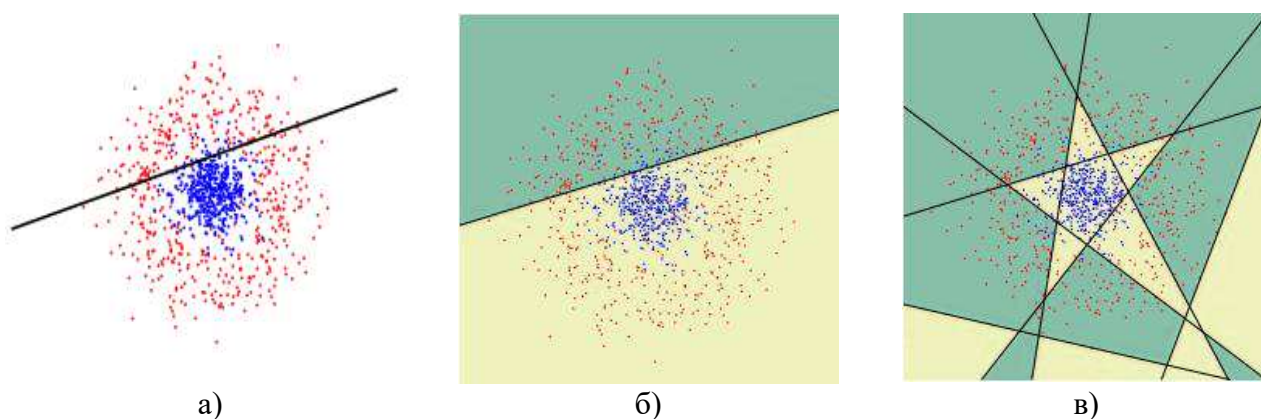


Рисунок 12 – Работа классификатора AdaBoost: а) выделение 1 признака б) ограничение области в) выделение области при 7 признаках

Другой более мощный классификатор *метод опорных векторов (SVM)* представляет собой алгоритм обучения с учителем, используемый для задач классификации и регрессионного анализа. Он более сложен в обучении, тем не

менее идеально подходит для задач, где необходимо принять решение на основе двух классов объектов. Так как для данной работы важны только два параметра: обнаружено пламя или нет, такой метод позволяет достичь максимальной эффективности за счет того, что служит как раз для разделения данных двух классов.

Основная идея метода — перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве. Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей. Алгоритм работает в предположении, что чем больше разница или расстояние между этими параллельными гиперплоскостями, тем меньше будет средняя ошибка классификатора (рисунок 13).

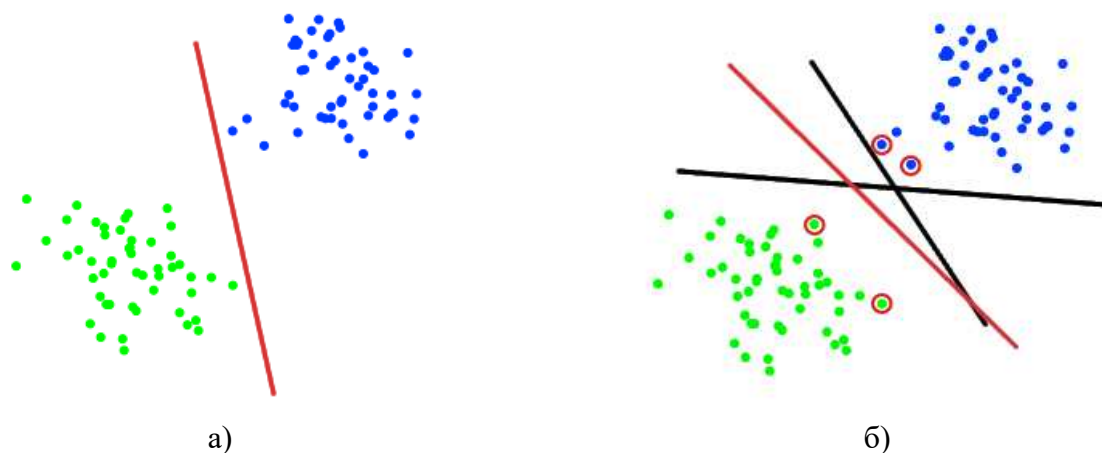


Рисунок 13 – Работа классификатора SVM: а) разделение классов б) выбор оптимальной разделяющей прямой

Для точности классификации лучшим вариантом будет прямая, расстояние от которой до каждого класса максимально (красная линия). Такая прямая, а в общем случае — гиперплоскость, называется оптимальной разделяющей гиперплоскостью.

Вектора, лежащие ближе всех к разделяющей гиперплоскости, называются опорными векторами (красные точки).

2.6 Алгоритм обнаружения пламени по видеоданным

В связи с увеличением количества камер видеонаблюдения, как на городских территориях, так и территориях лесных массивов, продолжает расти актуальность распознавания образов по видеоданным. На сегодняшний день, детектирование пламени - одна из наиболее актуальных проблем, так как позволяет своевременно обнаружить и устранить очаг возгорания, и избежать возможных последствий. Данная работа предлагает алгоритм обнаружения пламени, основанный на выделении движения, учете цветовых особенностей пламени и анализе его динамических свойств.

Обнаружение дыма и пламени по данным камер видеонаблюдения позволяет предотвратить ущерб от возгорания: экономические и человеческие потери. Датчики огня и дыма, имеющие в своей основе анализ химического состава воздуха, с успехом применяются на закрытых пространствах (офисные и производственные территории, квартиры и т.д.). Эффективность применения таких систем обнаружения пожара резко падает на открытых пространствах, таких как территории аэродромов, помещения крупных промышленных цехов, придомовые территории, городские улицы, парки и лесные массивы. Это обусловлено тем, что концентрация продуктов сгорания (дым) и температура (огонь) вследствие воздействия атмосферных факторов, не может быть адекватно измерена такими датчиками. Так, под влиянием ветра, дождя, снега происходит быстрое уменьшение концентрации продуктов сгорания в воздухе.

Пожары имеют несколько стадий. Как правило, начальная фаза развития пожара характеризуется возникновением дыма, однако это не всегда так. Например, при возникновении пожара в ночных условиях съемки, дым практически не виден для алгоритмов компьютерного зрения. Поэтому детектирование пламени по видеоряду позволяет повысить вероятность раннего выявления пожара, уменьшить время реагирования на возгорание, так как в случае анализа видеоряда на предмет возгорания детектирование огня выполняется в начальной фазе пожара. Кроме того, обнаружение пламени по

видеоданным дает точное определение очага возгорания. Использование дополнительно модуля поиска пламени на видеоизображениях в системах видеонаблюдения позволит расширить сферы их применения и повысить пожарную безопасность объектов.

Так как пламя является комплексным визуальным феноменом, то при построении алгоритма, следует использовать различные особенности и свойства пламени, как физического явления. Каждый алгоритм обнаружения пламени по видеопоследовательностям строится, в первую очередь, на комбинации наиболее оптимальных и эффективных подходов, каждый из которых позволяет с максимальной точностью выявить определенный признак пламени.

Среди существующих способов детектирования пламени можно выделить методы на основе выделения движения, методы на основе обработки пикселей, хроматические методы, подходы на основе стохастических моделей и других математических методов, а также изучение характерных пространственно-временных особенностей.

2.6.1 Обработка видеопоследовательности

Первым делом, стоит отметить, что обычно при использовании компьютерного зрения программы не работают напрямую с непрерывным потоком видеоданных, именно поэтому, сначала входная видеопоследовательность разбивается на множество отдельных кадров для дальнейшей обработки.

2.6.2 Поиск и анализ характерных особенностей

После выполнения первого шага на полученных видеоизображениях выполняется поиск движения для отделения фоновых областей от областей-

кандидатов пламени. Для этого используется функция получения модели фона Background Subtractor библиотеки компьютерного зрения OpenCV [29].

Данная функция получения модели фона основана на алгоритме смеси гауссовых распределений. Модель гауссовых смесей представляет собой взвешенную сумму M компонент и может быть записана выражением:

$$p(\bar{x}|\lambda) = \sum_{i=1}^M p_i b_i(\bar{x}), \quad (2)$$

где x – D -мерный вектор случайных величин; $b_i(x)$ – функции плотности распределения составляющих модели; p_i , $i = 1, \dots, M$ — веса компонент модели. Параметр λ рассчитывается по формуле:

$$\lambda = \left\{ p_i, \bar{\mu}_i, \sum_{i=1}^M p_i b_i(\bar{x}) \right\}. \quad (3)$$

Каждый компонент является D -мерной гауссовой функцией распределения. После нахождения движения, по осям x и y находятся самые крайние обнаруженные пиксели и по их координатам строится прямоугольник, выделяющий область пламени.

Следующим шагом выполняется поиск пикселей цвета пламени на выделенных областях, для чего на них накладывается соответствующая цветовая маска. В качестве такой маски послужила комбинация цветовых пространств RGB и HSV по следующим правилам:

$$R > G \geq B, \quad (4)$$

$$R > RT, \quad (5)$$

$$S \geq (255-R) \times ST / RT. \quad (6)$$

В выражениях (5)-(6) параметр RT обозначает пороговое значение канала R , S представляет собой значение насыщенности пикселя, а ST соответствует насыщенности, когда значение R соответствует значению параметра RT для того

же пиксела. Правила (4) и (5) показывают, что значение канала R больше по сравнению с другими объектами.

Анализ динамических свойств пламени регионов-кандидатов выполняется путем проверки изменения размера прямоугольного блока. Выполняется учет изменения размера блока из текущего и предыдущего кадров:

$$sd = s1/s2, \quad (7)$$

где $s1$ – размер блока-кандидата предыдущего кадра, $s2$ – размер блока текущего кадра (рисунок 14).



Рисунок 14 – Изменение размера блока: а – предыдущий кадр; б – текущий кадр.

2.6.3 Верификация областей пламени

Для верификации полученных на предыдущем этапе областей-кандидатов огня выполняется проверка геометрии пламени, обусловленной процессом образования ионов при горении, учитывается следующим образом:

$$circularity = s \times (4\pi \times s / P^2), \quad (9)$$

$$squareness = s / (x \times y), \quad (10)$$

$$aspectRatio = s \times (\min(x, y) / \max(x, y)), \quad (11)$$

$$roughness = s*(P1/P), \quad (12)$$

где, s – площадь области-кандидата, P – периметр области-кандидата, x и y – ширина и высота области-кандидата, $P1$ – периметр изображения.

Дополнительно проверяется количество кадров исходного видео по сравнению с количеством кадров на которых сработало выделение блока-кандидата:

$$fr = FPS/MAXS * C, \quad (13)$$

где $MAXS$ – максимальный размер блока среди всех кадров видеопоследовательности, C – количество изменений максимально размера блока, FPS – количество кадров видеопоследовательности. Сравнение частоты кадров и частоты изменения блока области-кандидата, позволяет подтвердить наличие движения на видеопоследовательности, так как каждое такое изменение означает смещение пламени.

Для того чтобы классифицировать регионы для обнаружения пламени, алгоритм также использует обучение. В качестве первичного обучения вручную выполняется подтверждение областей-кандидатов пламени на обучающей выборке. Так можно дать понять программе что среди обнаруженных областей является пламенем, а что нет. Для этого используется классификатор на основе метода опорных векторов (SVM). Так как для нас важны только два параметра: обнаружено пламя или нет, такой метод позволяет достичь максимальной эффективности за счет того, что служит как раз для разделения данных двух классов. После обучения при помощи данного классификатора регионы-кандидаты определяются к одному из двух классов "наличие пламени" или "отсутствие пламени".

2.6.4 Блок-схема алгоритма детектирования пламени

На рисунке 15 представлена блок-схема данного алгоритма обнаружения пламени по видеопоследовательностям.



Рисунок 15 – Блок-схема алгоритма обнаружения пламени по видеоданным

2.4 Выводы по главе

В данной работе предлагается алгоритм обнаружения пламени, основанный на выделении движения, учете цветовых особенностей пламени и анализе его динамических свойств.

Для поиска характерных особенностей пламени были использованы библиотека OpenCV для обнаружения движения, цветовые пространства RGB и HSV для обнаружения цвета пламени.

Для верификации регионов кандидатов произведен анализ динамических и геометрических свойств пламени. В качестве классификатора использован метод опорных векторов (SVM).

3 Экспериментальные исследования

В третьей главе представлены результаты проведенных исследований, экспериментальные данные, а также оценка эффективности предложенного алгоритма.

3.1 Описание тестовых видеопоследовательностей

Для проведения экспериментальных исследований были использованы тестовые видеопоследовательности из базы данных Билькентского университета [30], базы данных Dyntex [31], а также различные видеоролики с популярного видеохостинга YouTube [32].













Видеоданные включают в себя примеры с наличием пламени пожара на открытых территориях лесных массивов, пламя костра, горение различных объектов. Также имеются видеопоследовательности с отсутствием пламени, но с наличием других динамических объектов, для подтверждения точности эксперимента.

Для улучшения эксперимента стоит также отметить использование выборки видеоданных с наличием пламени огня в ночное время суток. Ночью пламя огня имеет несколько иные характерные черты нежели в светлое время суток, поэтому такая выборка повышает степень доверия к эксперименту.













Общая выборка видеоизображений включает 9229 примеров пламени и 7119 примеров с отсутствием пламени, общая продолжительность видеороликов составила около 19 минут. Обучающая выборка составила 80 %, тестовая выборка – 20 % от общей выборки.

Кадры использованных видеороликов и их свойства приведены в таблице 2.

Таблица 2 - Кадры тестовых видеопоследовательностей

| Описание тестовой видеопоследовательности | Образец кадра | Описание тестовой видеопоследовательности | Образец кадра |
|--|---|---|---|
| Видеопоследовательности с пламенем | | | |
| Bilkent\ fBackYardFile.avi, кадр 334 Разрешение, пиксели: 320x240 Количество кадров: 1,251 |  | Bilkent\ barbeq.avi, кадр 186 Разрешение, пиксели: 320x240 Количество кадров: 516 |  |
| Bilkent\ forest4.avi, кадр 113 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 251 |  | Bilkent\ forest5.avi, кадр 45 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 246 |  |
| Bilkent\ ForestFire1.avi, кадр 54 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 247 |  | Bilkent\ fire1.avi, кадр 146 Разрешение, пиксели: 320x240 Количество кадров: 542 |  |
| Bilkent\ forest2.avi, кадр 154 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 273 |  | Bilkent\ controlled1.avi, кадр 67 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 275 |  |
| Dyntex\ 66ammj00.avi, кадр 158 Разрешение, пиксели: 720x576 Количество кадров: 227 |  | Dyntex\ 64cac10.avi, кадр 104 Разрешение, пиксели: 720x576 Количество кадров: 203 |  |
| Видеопоследовательности без пламени | | | |
| Bilkent\ sEmptyR1.avi, кадр 134 Разрешение, пиксели: 400x256 Количество кадров: 458 |  | Dyntex\ 648ab10, кадр 1 Разрешение, пиксели: 384x288 Количество кадров: 716 |  |

Продолжение таблицы 2

| | | | |
|---|---|---|---|
| <p>Bilkent\ sEmptyR2.avi, кадр 5</p> <p>Разрешение, пиксели: 400x256</p> <p>Количество кадров: 437</p> |  | <p>Bilkent\ sParkingLot.avi, кадр 563</p> <p>Разрешение, пиксели: 400x256</p> <p>Количество кадров: 1,136</p> |  |
| <p>Dyntex\ 649h320.avi, кадр 120</p> <p>Разрешение, пиксели: 720x576</p> <p>Количество кадров: 206</p> |  | <p>Dyntex\ 6489610.avi, кадр 47</p> <p>Разрешение, пиксели: 720x576</p> <p>Количество кадров: 201</p> |  |
| <p>Bilkent\ sBehindtheFence.avi, кадр 254</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 675</p> |  | <p>Bilkent\ sBtFence2.avi, кадр 226</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 1403</p> |  |
| <p>Bilkent\ sWasteBasket.avi, кадр 137</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 963</p> |  | <p>Bilkent\ sMoKy.avi, кадр 473</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 625</p> |  |
| <p>Bilkent\ sWindow.avi, кадр 211</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 247</p> |  | <p>Bilkent\ Car_Counting.avi, кадр 46</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 384</p> |  |
| <p>Видеопоследовательности с пламенем в темное время суток</p> | | | |
| <p>YouTube\ 15.mp4, кадр 48</p> <p>Разрешение, пиксели: 640x360</p> <p>Количество кадров: 243</p> |  | <p>YouTube\ 19.mp4, кадр 546</p> <p>Разрешение, пиксели: 320x240</p> <p>Количество кадров: 1035</p> |  |

Окончание таблицы 2

| | | | |
|--|---|---|---|
| YouTube\ 16.mp4, кадр 386 Разрешение, пиксели: 492x360 Количество кадров: 412 |  | YouTube\ 20.mp4, кадр 356 Разрешение, пиксели: 480x720 Количество кадров: 1678 |  |
| YouTube\ 17.mp4, кадр 125 Разрешение, пиксели: 640x360 Количество кадров: 636 |  | YouTube\ 21.mp4, кадр 275 Разрешение, пиксели: 580x360 Количество кадров: 763 |  |
| YouTube\ 18.mp4, кадр 45 Разрешение, пиксели: 640x360 Количество кадров: 207 |  | YouTube\ 22.mp4, кадр 57 Разрешение, пиксели: 720x480 Количество кадров: 224 |  |

Также было решено добавить видеоданные с камер наблюдения в ночное время суток с отсутствием пламени. Кадры этих видеоданных представлены на рисунке 16.



Рисунок 16 - Данные с камер видеонаблюдения ночью: а-д – без пламени и дыма.

Целью экспериментальных исследований было обнаружение возгорания, возгорание считалось обнаруженным, если искомый объект «пламя» найден на видео. Для оценки качества работы алгоритма обнаружения пожара использованы показатели TR – true recognition, FRR – false rate rejection и FAR – false alert rejection. Показатель TR (точность обнаружения) рассчитывается как отношение кадров, в которых пламя или дым верно обнаружены к кадрам, в которых они пропущены. Ошибка FRR показывает ложноотрицательное срабатывание, FAR – ложноположительное.

3.2 Результаты исследований на видеоданных

Для тестирования работы алгоритма была разработана программа, использующая предложенный алгоритм для обнаружения пламени на видеоданных. Программа была протестирована на собранной базе данных с дальнейшим получением результатов. Этапы работы алгоритма можно увидеть на рисунках 17-19.

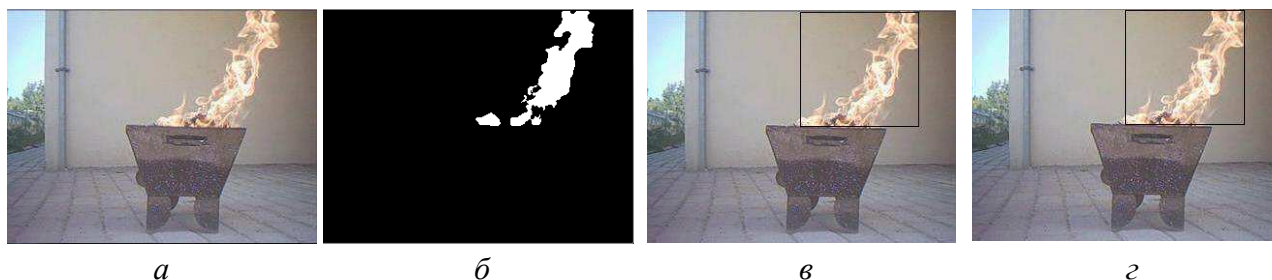


Рисунок 17 - Этапы работа алгоритма обнаружения пламени для видеопоследовательности <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/Bilkent/barbeq> (кадр 267): *а* – обработка оригинального видео; *б* – маска цвета пламени; *в* – поиск движения цвета пламени; *г* – выделенное пламя.



Рисунок 18 - Этапы работа алгоритма обнаружения пламени для видеопоследовательности <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/Bilkent/fBackYardFile> (кадр 65): *а* – обработка оригинального видео; *б* – маска цвета пламени; *в* – поиск движения цвета пламени; *г* – выделенное пламя.



Рисунок 19 - Этапы работа алгоритма обнаружения пламени для видеопоследовательности <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/Bilkent/ForestFire1> (кадр 316): *а* – обработка оригинального видео; *б* – маска цвета пламени; *в* – поиск движения цвета пламени; *г* – выделенное пламя.

Результаты экспериментальных исследований приведены в таблице 3 видеопоследовательностей с пламенем, таблице 4 для видеопоследовательностей без пламени, и в таблице 5 для видеопоследовательностей в условиях ночной съемки.

Таблица 3 - Результаты обнаружения пламени (видеопоследовательности с пламенем)

| Видеопоследовательность | Общее количество кадров | Количество кадров с верно обнаруженным пламенем | <i>TR</i> , % | <i>FRR</i> , % | <i>FAR</i> , % |
|---------------------------|-------------------------|---|---------------|----------------|----------------|
| Bilkent\fBackYardFile.avi | 1251 | 1127 | 90,09 | 9,91 | 0,39 |
| Bilkent\barbeq.avi | 516 | 507 | 98,26 | 1,74 | 0,23 |
| Bilkent\forest4.avi | 251 | 235 | 93,63 | 6,37 | 0,41 |
| Bilkent\forest5.avi | 246 | 234 | 95,12 | 4,88 | 3,65 |
| Bilkent\ForestFire1.avi | 247 | 240 | 97,17 | 2,83 | 3,23 |
| Bilkent\fire1.avi | 542 | 529 | 97,60 | 2,40 | 2,21 |
| Bilkent\forest2.avi | 273 | 264 | 96,70 | 3,30 | 1,46 |
| Bilkent\controlled1.avi | 275 | 246 | 89,45 | 10,55 | 4,45 |
| Dyntex\6ammj00.avi | 227 | 217 | 95,59 | 4,41 | 0,28 |
| Dyntex\64cac10.avi | 203 | 185 | 91,13 | 8,87 | 0,24 |
| Средние значения | - | - | 94,47 | 5,53 | 1,65 |

Таблица 4 - Результаты обнаружения пламени (видеопоследовательности без пламени)

| Видеопоследовательность | Общее количество кадров | Количество кадров с ложным обнаружением пламени | <i>FAR</i> , % |
|-----------------------------|-------------------------|---|----------------|
| Bilkent\sEmptyR1.avi | 458 | 3 | 0,65 |
| Bilkent\sEmptyR2.avi | 437 | 12 | 2,74 |
| Bilkent\sParkingLot.avi | 1136 | 5 | 0,44 |
| Dyntex\648ab10.avi | 384 | 6 | 1,56 |
| Dyntex\6489610.avi | 201 | 1 | 0,49 |
| Dyntex\649h320.avi | 206 | 2 | 0,97 |
| Bilkent\sBehindtheFence.avi | 675 | 0 | 0 |
| Bilkent\sWasteBasket.avi | 963 | 0 | 0 |
| Bilkent\sWindow.avi | 247 | 4 | 1,61 |
| Bilkent\sBtFence2.avi | 1403 | 8 | 0,57 |
| Bilkent\sMoky.avi | 625 | 15 | 2,4 |
| Bilkent\Car_Counting.avi | 384 | 11 | 2,86 |
| Среднее значение | - | - | 1,19 |

Таблица 5 - Результаты обнаружения пламени в ночных условиях

| Видеопоследовательность с пламенем | <i>TR</i> , % | <i>FRR</i> , % | <i>FAR</i> , % | Видеопоследовательность без пламени | <i>FAR</i> , % |
|--|---------------|----------------|----------------|--|----------------|
| www.youtube.com/watch?v=tK7B5gIlmL4 | 82,71 | 17,29 | 2,05 | www.youtube.com/watch?v=kNOGqQ_szq4 | 5,71 |
| www.youtube.com/watch?v=wFzFih7lCk8 | 63,69 | 36,31 | 5,58 | www.youtube.com/watch?v=VCrj1nAkJeo | 6,06 |
| www.youtube.com/watch?v=rETOYCzD_i8 | 96,13 | 3,87 | 0,47 | www.youtube.com/watch?v=CQ_ek2lvxuw | 8,94 |
| www.youtube.com/watch?v=_W5GxLO1U4U | 83,86 | 16,14 | 0,56 | www.youtube.com/watch?v=iEo4rTGT08o | 3,91 |
| www.youtube.com/watch?v=Pxu0gbMNDWQ | 92,31 | 7,69 | 1,43 | www.youtube.com/watch?v=hk_gYUNEI0A | 4,23 |
| www.youtube.com/watch?v=OZhP5UqguxQ | 94,19 | 5,81 | 1,52 | www.youtube.com/watch?v=ekjt4LH89nk | 1,08 |
| Средние значения | 85,48 | 13,14 | 1,93 | Среднее значение | 4,98 |

Как можно заметить из таблиц, на данный момент распознавание пламени ночью происходит чуть менее эффективно, чем в светлое время суток. Это может быть связано, как с некоторыми особенностями ночной освещенности, так и с плохим качеством некоторых из представленных видеопоследовательностей.

3.3 Примеры работы алгоритма

В качестве примера, на рисунках 20-23 представлены кадры детектирования пламени на разных видеопоследовательностях.



а



б



а



б

Рисунок 20 – Шаги алгоритма обнаружения пламени. Videопоследовательность Bilkent\barbeq.avi. *а* – исходный кадр; *б* – маска пламени; *в* – анализ области-кандидата; *г* – результат работы алгоритма.



а



б



в



г

Рисунок 21 – Шаги алгоритма обнаружения пламени. Videопоследовательность Bilkent\ForestFire1.avi. *а* – исходный кадр; *б* – маска пламени; *в* – анализ области-кандидата; *г* – результат работы алгоритма.



a



б



в

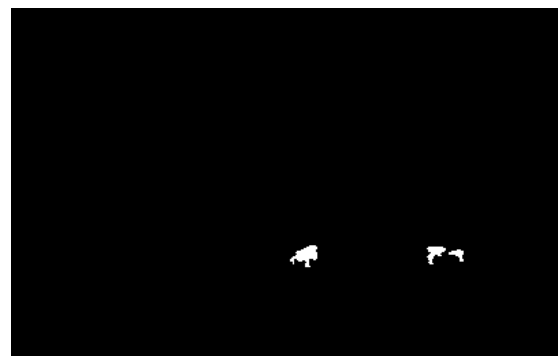


г

Рисунок 22 – Шаги алгоритма обнаружения пламени. Videопоследовательность *Bilkent/fire1.avi*. *a* – исходный кадр; *б* – маска пламени; *в* – анализ области-кандидата; *г* – результат работы алгоритма.



a



б



в



г

Рисунок 23 – Шаги алгоритма обнаружения пламени. Видеопоследовательность Bilkent\controlled1.avi. *a* – исходный кадр; *b* – маска пламени; *в* – анализ области-кандидата; *г* – результат работы алгоритма.

3.4 Выводы по главе

При проведении экспериментальных исследований на видеопоследовательностях, содержащих пламя, среднее значение точности обнаружения составило 85,91 %, что является хорошим результатом, так как пламя пропущено всего в 1323 кадрах из 9229. Ложноположительные срабатывания, исследованные при проведении эксперимента на видеопоследовательностях без пламени, получены в 67 кадрах из 7119, что составляет в среднем 1,19 %. Таким образом, экспериментальные исследования подтверждают эффективность предложенного алгоритма обнаружения пламени по видеопоследовательностям.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен алгоритм выделения областей пламени по видеопоследовательностям. В основе алгоритма лежит анализ движения, динамических свойств и цвета пламени.

Исследованы различные существующие методы детектирования пламени по видеопоследовательностям. Таким образом, можно понять, что существуют разные способы детектирования пламени по видеопоследовательностям, каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки, а также привносит определенную новизну в данную тематику. Задача обнаружения пламени по видеопоследовательности является актуальной, применение систем обнаружения пламени по видеоизображениям позволяет избежать возможных человеческих и экономических потерь. Среди методов обнаружения пламени по видеопоследовательностям можно выделить подходы на основе стохастических моделей и других математических методов, методы на основе выделения движения и хроматических характеристик. При более глубоком анализе становится понятно, что развитие алгоритмов детектирования не стоит на месте, и каждый год появляются новые методики, которые позволяют улучшить результаты обнаружения пламени.

Разработан алгоритм поиска и выделения пламени на видеоизображениях с учетом его особенностей и характерных черт поведения. Алгоритм использует библиотеку компьютерного зрения OpenCV для выделения движения и цветовые маски RGB и HSV для выделения цвета пламени. Анализируются характерные динамические и текстурные свойства пламени. Для верификации объекта используется классификатор метод опорных векторов.

Эффективность предложенного алгоритма подтверждена экспериментальными исследованиями на тестовых видеопоследовательностях из различных баз данных и видеохостингов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Тидеман, Б. Г. Химия горения : Учебник для пожарных техникумов / Проф. Б. Г. Тидеман и Д. Б. Сциборский. - Изд. 3-е. - Ленинград : ОГИЗ. Гострансиздат, Ленингр. отд., 1935. - 356 с.
2. Температура цвета [Электронный ресурс]. <https://geektimes.ru/post/193142/> (дата обращения: 28.04.2017).
3. 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.
4. Goncalves, W. N. A complex network approach for dynamic texture recognition / W. N. Gonçaves, B. B. Machado, O.M.Bruno // *Neurocomputing* – 2015. V. 153. Pp. 211 – 220.
5. 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.
6. 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.
7. Fazekas, S. Analysis and performance evaluation of optical flow features for dynamic texture recognition / S.Fazekas, D. Chetverikov // Saint Petersburg: IC – 2007. No. 22. Pp. 680-691.
8. Polana, R. Temporal texture and activity recognition / R. Polana, R. C. Nelson // *Motion-Based Recognition.* - 1997. Chapter 5. Pp. 87-115.
9. Dollar, P. Behavior recognition via sparse spatio-temporal features / P. Dollar, V. Rabaud, G. Cottrell, S. Belongie // 14th International Conference on Computer Communications and Networks, IEEE Computer Society. Washington, DC, USA. – 2005. Pp. 65-72.

10. Dubois, S. A comparison of wavelet based spatio-temporal decomposition methods for dynamic texture recognition / S. Dubois, R. Peteri, M. Menard // 4th Iberian Conference on Pattern Recognition 329 and Image Analysis, Springer-Verlag . Berlin, Heidelberg – 2009. Pp. 314-321.
11. Zhong, H. Detecting unusual activity in video / H. Zhong, J. Shi, M. Visontai // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Washington, USA. – 2004. Pp. 819-826.
12. 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.
13. 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.
14. 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.
15. Fujii, M. Feature extraction of temporal texture based on spatiotemporal motion trajectory / M. Fujii, T. Horikoshi, K. Otsuka, S. Suzuki // ICPR. Brisbane, Australia. - 1998. No.362. Vol II. Pp. 1047-1051.
16. Щёлкин, К. И. Газодинамика горения / К. И. Щёлкин, Я. К. Трошин — Москва : Издательство Академии наук СССР, 1963. — 254 с.
17. Коробейникова, Е. Г. Химия процессов горения / Е. Г. Коробейникова [и др.] - Санкт-Петербург : ГПС МЧС России, 2011 г. – 195 с.
18. Распознавание образов [Электронный ресурс] <https://habrahabr.ru/company/gilalgorithms/blog/68127/> (дата обращения: 28.04.2017).
19. Denisov, M. Detection Algorithm Ignition Source With Video / M. Denisov, S. Donetz, A. Kalach // Civil SecurityTechnology, Vol. 12, 2015, No. 4 (46).

20. Zhao, Y. Hierarchical detection of wildfire flame video from pixel level to semantic level / Y. Zhao, G. Tang, M. Xu // Expert Systems with Applications, Volume 42, Issue 8, 15 May 2015, Pages 4097–4104.
21. Yu, C. A Real-time Video Fire Flame and Smoke Detection Algorithm / C. Yu, Z. Mei, X. Zhang // Procedia Engineering, Volume 62, 2013, Pages 891-898.
22. G.Kong, S. Fast flame detection in surveillance video using logistic regression and temporal smoothing / S. G.Kong, D. Jin, S. Li, H. Kim // Fire Safety Journal, Volume 79, January 2016, Pages 37–43.
23. Toreyin, B. U. Contour based smoke detection in video using wavelets / B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, A. E. Cetin // 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO – 2006) . Florence, Italy. 2006. Pp. 1-5.
24. 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.
25. Toreyin, B. U. Wavelet based real-time smoke detection in video / B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, A. E. Cetin // Signal Processing: Image Communication, EURASIP. Antalya. 2005. Vol. 20. Pp. 255-260.
26. Бровко, Н. В. Анализ методов обработки последовательностей видеоизображений в приложении к задаче раннего обнаружения пожаров / Н. В. Бровко, Р. П. Богущ // Вестник Полоцкого государственного университета. – 2011. №12. С. 42-50.
27. Распознавание образов [Электронный ресурс]. <https://habr.com/post/208090/> (дата обращения: 27.03.2018).
28. Визильтер, Ю. В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения / Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов, А. В. Бондаренко, М. В. Ососков, А. В. Моржин // Курс лекций и практических занятий. – Москва : Физматкнига, 2010. – 672 с.
29. Open Source Computer Vision Library [Электронный ресурс]. URL: <http://opencv.org/>. (дата обращения 09.10.2017).

30. Bilkent database [Электронный ресурс]. URL: <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/> (дата обращения 09.10.2017).

31. Renaud, P. DynTex: A comprehensive database of dynamic textures / P. Renaud, S. Fazekas, M.J. Huiskes // *Pattern Recognition Letters*. 2010. Vol. 31, No. 12. P. 1627–1632.

32. YouTube видеохостинг [Электронный ресурс]. URL: <https://www.youtube.com/watch> (дата обращения 15.11.2017).

ПРИЛОЖЕНИЕ А - Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017663659

Программа детектирования пламени по видеоданным

Правообладатель: *Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский федеральный университет» (СФУ) (RU)*

Авторы: *Бандеев Олег Евгеньевич (RU),
Пятаева Анна Владимировна (RU)*

Заявка № 2017660413

Дата поступления 17 октября 2017 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 08 декабря 2017 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев



Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
институт
Кафедра вычислительной техники
кафедра

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

О.В. Непомнящий

подпись инициалы, фамилия

« » 06 2018 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Детектирование пламени по видеоданным

тема

09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»

код и наименование направления

09.04.01.01 «Высокопроизводительные вычислительные системы»

код и наименование магистерской программы

Научный руководитель:

 09.06.18
подпись, дата

доцент, канд.техн.наук

должность, ученая степень

А.В. Пятаева
инициалы, фамилия

Выпускник:

 09.06.18
подпись, дата

О.Е. Бандеев
инициалы, фамилия

Рецензент:

 09.06.18
подпись, дата

доцент, канд.техн.наук

должность, ученая степень

В.В. Вдовенко
инициалы, фамилия

Нормоконтролер:

 16.06.18
подпись, дата

В.И. Иванов
инициалы, фамилия

Красноярск 2018