



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ Информатика и системы управления

КАФЕДРА Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии

РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
К ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЕ
НА ТЕМУ:
Метод обнаружения посторонних
объектов на взлетно-посадочной полосе
аэропорта с использованием пороговой
сегментации

Студент ИУ7-81
(Группа)

Шоркин Н.Е.
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Руководитель ВКР

Тассов К.Л.
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Консультант

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Консультант

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Нормоконтролер

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

РЕФЕРАТ

Расчетно-пояснительная записка 79 с., 4 ч., 31 рис., 2 табл., 24 источника.

Цель данной работы – разработка метода обнаружения посторонних объектов на взлетно-посадочной полосе аэропорта по видеопотоку.

Задачи, решаемые в работе:

- анализ существующих методов обнаружения объектов на изображении;
- разработка метода обнаружения посторонних объектов на ВПП;
- программная реализация разработанного метода;
- исследование применимости разработанного метода.

Область применения разрабатываемого метода – системы мониторинга состояния взлетно-посадочных полос и обеспечения безопасности их эксплуатации.

В первой части работы описываются существующие решения, проводится анализ предметной области и методов для решения задач, требуемых в данной работе. Во второй части проводится проектирование метода обнаружения посторонних объектов на ВПП. Третья часть посвящена разработке программного обеспечения. В четвертой части проведены исследования зависимостей вероятности обнаружения объекта и количества ложных обнаружений методом от различных его параметров, определен набор наиболее оптимальных значений параметров.

Поставленная цель была достигнута: метод обнаружения посторонних объектов на взлетно-посадочной полосе аэропорта разработан, реализован, после чего проведены исследования разработанного метода. Были предложены пути дальнейшего развития.

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ	2
СОДЕРЖАНИЕ.....	3
ВВЕДЕНИЕ.....	6
1. Аналитический раздел	8
1.1 Описание ВПП и работы аэропорта	8
1.2 Обзор существующих решений.....	9
1.2.1 Tarsier Radar	9
1.2.2 FODetect	9
1.2.3 FOD Finder XM	10
1.3 Анализ задачи обнаружения объектов.....	11
1.4 Анализ методов сегментации	12
1.4.1 Методы пороговой сегментации	12
1.4.1.1 Глобальная пороговая сегментация	14
1.4.1.2 Локальная пороговая сегментация	15
1.4.1.3 Адаптивная пороговая сегментация.....	16
1.4.2 Методы наращивания областей	19
1.4.2.1 Метод центроидного связывания	19
1.4.2.2 Метод разделения и слияния областей	20
1.4.3 Сегментация по морфологическим водоразделам	21
1.4.4 Сравнение методов сегментации	24
1.5 Анализ моделей фона	25
1.5.1 Опорный кадр	25
1.5.2 Использование усредненного и медианного фона.....	26

1.5.3 Модель фона по Гауссу	27
1.5.4 Смесь нормальных распределений.....	29
1.5.5 Сравнение моделей фона.....	31
1.6 Обработка бинарных изображений.....	32
1.6.1 Взвешенная ранговая фильтрация	33
1.6.2 Операции математической морфологии	34
1.6.3 Сравнение методов обработки бинарных изображений.....	35
1.7 Формализация постановки задачи	35
Выводы.....	37
2. Конструкторский раздел	38
2.1 Описание этапов работы разработанного метода.....	38
2.1.1 Определение областей кадра с возможным расположением объектов	40
2.1.2 Инициализация и обновление параметров модели фона	42
2.1.3 Выделение посторонних объектов на фрагментах кадра.....	44
2.1.4 Обнаружение объектов по нескольким бинарным маскам	47
2.2 Структура программного обеспечения.....	48
2.3 Конфигурации камер	50
Выводы.....	50
3. Технологический раздел	52
3.1 Выбор средств программной реализации	52
3.2 Выбор среды разработки.....	54
3.3 Использование сторонних библиотек.....	54
3.4 Структура разработанного ПО	55
3.5 Формат входных и выходных данных.....	57
3.6 Интерфейс пользователя	58

3.7 Информация по сборке и запуску	60
Выводы.....	61
4. Экспериментальный раздел.....	62
4.1 Критерии оценки результата.....	62
4.2 Подготовка исходных данных.....	63
4.3 Оценка влияния параметров	66
4.3.1 Коэффициент регуляризации	66
4.3.2 Размер локальной окрестности	68
4.3.3 Вес фона в модели.....	69
4.3.4 Количество кадров для инициализации модели.....	71
Выводы.....	73
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	75
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	76
Приложение А. Примеры работы разработанного метода.....	79

ВВЕДЕНИЕ

Большое количество людей часто пользуются авиатранспортом для путешествий в различные города и страны. Ежедневно осуществляют перелеты огромное количество малых и средних пассажирских и грузовых самолетов. Однако, каждый вылет непременно связан с рисками и опасностями. Одним из источников опасности является наличие мусора на взлетно-посадочной полосе. Проблема обнаружения посторонних объектов на ВПП является предметом постоянной обеспокоенности эксплуатантов аэропортов. Детали самолетов, инструменты, оставленные служебными автомобилями, мусор, нанесенный ветром на ВПП, крупные рептилии, птицы и хищники, привлеченные останками птиц, – все эти объекты могут представлять опасность для воздушного судна. Посторонние объекты на ВПП наносят также и существенный материальный ущерб из-за задержек рейсов и повреждения покрышек шасси самолетов.

В настоящее время большинство аэропортов решают проблему обнаружения мусора периодическим патрулированием взлетно-посадочных полос сотрудниками на служебном транспорте, но такой подход имеет достаточно много ограничений [1]. При плохих погодных условиях и в темное время суток задача обнаружения постороннего объекта на ВПП становится трудновыполнимой для человека. Кроме того, на результат обнаружения влияют и различные человеческие факторы.

С развитием технологий стали появляться системы автоматического обнаружения мусора на ВПП, использующие различные технические средства. Эти системы способствуют более быстрому обнаружению объектов в различных погодных и временных условиях и своевременному их устранению, что в свою очередь снижает риск возникновения опасных ситуаций в аэропорту.

В большинстве случаев подобные системы базируются на использовании радаров и камер [2]. Радары могут обнаруживать даже малоразмерные объекты с высокой степенью точности в сложных погодных условиях. Однако применение только радаров не позволяет человеку подтвердить правильность обнаружения,

что в свою очередь при ложном обнаружении повлечет за собой дополнительные расходы и задержки в работе аэропорта. Кроме того, радар дает очень мало информации о самом объекте, что не позволяет провести его классификацию. Поэтому, как правило, системы базирующиеся на использовании радаров дополняются одной или несколькими камерами, которые наводятся на места возможного расположения посторонних объектов, чтобы сотрудники аэропорта по видеоинформации с этой камеры могли подтвердить обнаружение и избежать «ложных тревог». Использование исключительно камер требует в свою очередь применения сложных алгоритмов обнаружения, но позволяет расширить круг решаемых задач (например, добавив к обнаружению классификацию обнаруженного объекта).

В данной работе рассматривается метод обнаружения опасных объектов по видеопотоку с камеры. Такой метод может применяться как в системах только с камерами, так и в комплексных системах в качестве оптической составляющей.

Целью работы является разработка метода для обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеоинформации с камеры и его программной реализации. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- провести анализ задачи обнаружения объектов;
- провести анализ методов обнаружения объектов;
- разработать метод обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеопотоку;
- реализовать разработанный метод;
- провести исследование разработанного метода.

1. Аналитический раздел

В данном разделе производится анализ предметной области, рассматриваются различные методы обнаружения объектов и обработки изображений. Также в этом разделе производится формализация поставленной задачи.

1.1 Описание ВПП и работы аэропорта

ВПП – это прямоугольный участок аэродрома специально оборудованный и подготовленный для взлета и посадки воздушных судов. Длина ВПП в зависимости от ее класса колеблется от 500 до 3200 м, а ширина – от 21 до 60 м. Покрытие ВПП может быть выполнено из различных материалов: грунт, гравий, асфальт, железобетон. На ВПП устанавливается светосигнальное оборудование, призванное обеспечить безопасную посадку и взлет в темное время суток и в условиях ограниченной видимости. Также на ВПП наносится разметка, необходимая для точной и безопасной посадки.

По ВПП возможно движение воздушных судов при выполнении взлета и посадки, а также обслуживающего транспорта аэропорта при проведении различных работ.

По мере эксплуатации на ВПП могут появиться различные дефекты, которые должны быть своевременно устранены, а также различные посторонние объекты [2]: болты, гайки, инструменты, обрывки шин, бутылки, куски покрытия и др. Такие объекты являются источником опасности для воздушных судов.

Оснащенные необходимыми средствами аэропорты могут функционировать круглосуточно в любое время года при условии, что погодные условия отвечают необходимым требованиям. К опасным для полетов метеорологическим явлениям относятся гроза, град, сильная болтанка, сильный сдвиг ветра, гололед, сильное обледенение, смерч, ураган, сильная пыльная буря,

вулканический пепел или осадки в виде дождя, ухудшающие метеорологическую видимость до величины менее 800 м [3].

1.2 Обзор существующих решений

1.2.1 Tarsier Radar

Tarsier – первая система автоматического обнаружения посторонних объектов на ВПП. Система разработана британской компанией QinetiQ и представляет собой сеть радиолокаторов, установленных на специальных вышках. Радарная система обнаружения Tarsier постоянно просматривает взлетно-посадочную полосу и при обнаружении опасных объектов посылает сигнал тревоги в операционный центр, где на пользовательском дисплее выдается местоположение объекта [4].

Система радаров Tarsier также дополняется дневной и ночной камерами с большим увеличением. При обнаружении объекта эти камеры делают снимок этого объекта и отправляют его для визуального подтверждения обнаружения, что обеспечивает точный поиск объекта в течение нескольких минут.

Из недостатков данной системы стоит отметить использование радаров на взлетной полосе. Радары излучают электромагнитные волны, что может нарушить функционирование других технических средств аэропорта, а также помешать работе технических систем взлетающих самолетов. В свою очередь техника аэропорта также может оказывать влияние на радары. Кроме того, радары не могут разделить два находящихся близко объекта.

1.2.2 FODetect

Автоматизированная система обнаружения FODetect разработана компанией Xsight Systems. Она обеспечивает постоянный мониторинг взлетно-посадочных полос аэропорта для быстрого удаления посторонних предметов в

любых погодных условиях. FODetect использует сочетание радаров миллиметрового диапазона с изображениями в высоком разрешении для большей эффективности обнаружения [5].

К особенностям данной системы обнаружения объектов на ВПП стоит отнести следующие:

- сканирование поверхности ВПП менее чем за 60 секунд;
- отсутствие слепых зон, поверхность ВПП сканируется полностью;
- операторы могут анализировать изображения и вручную управлять камерами для визуальной проверки, чтобы исключить ложные срабатывания;
- датчики устанавливаются на светильниках на ВПП и не требуют дополнительных сооружений для размещения.

К недостатком подобной системы также относится применение радаров, как и в случае с Tarsier Radar.

1.2.3 FOD Finder XM

FOD Finder XM является единственной сертифицированной мобильной системой обнаружения посторонних объектов на ВПП. Представляет собой радиолокационную систему миллиметрового диапазона, которая устанавливается на крыши транспортных средств аэропорта. Пример установки приведет на рисунке 1. FOD Finder XM работает днем и ночью и при любых погодных условиях. Система предназначена для обнаружения и внесения в каталог посторонних предметов, находящихся в любом месте в пределах обозначенных для наблюдения границ аэродрома. FOD Finder XM может работать на скорости до 50 км/ч и требует минимальных затрат на содержание [6].

Недостатки этой системы также связаны с использованием радаров на ВПП. Кроме того, стоит отметить, что отсутствие в системе камер делает невозможной

распознавание и классификацию обнаруженных объектов, а также оперативную проверку детекции человеком.



Рисунок 1. - Система FOD Finder XM

1.3 Анализ задачи обнаружения объектов

Обнаружение объектов сводится к выделению на изображении пикселей, принадлежащих интересующим объектам. Ключевую роль в решении этой задачи играет сегментация изображения [7]. Сегментация — это процесс разбиения изображения на сегменты (кластеры, суперпиксели), которые представляют собой множества пикселей, объединенные по тем или иным признакам. Фактически, сегментация выделяет интересующие элементы изображения. В результате сегментации формируется бинарная маска, в которой единичные пиксели принадлежат объектам, а нулевые — фону.

Различные методы сегментации могут применяться как к одному изображению, так и к последовательности изображений (кадров).

Применительно к задаче обнаружения посторонних объектов на ВПП сегментация по одному изображению может выделять объекты на однородном фоне (полосе). Однако, при такой сегментации будут обнаруживаться различные неровности полосы, участки разметки и другие элементы, выделяющиеся на ВПП, а также погодные эффекты (лужи и др.), которые не представляют интереса. Таким образом, уместно использовать дополнительно некоторую модель фона, которая позволит исключить из рассмотрения подобные элементы ВПП путем отнесения их к фону. При этом такая модель должна подстраиваться под изменяющиеся погодные условия. Модели фона применяются в методах сегментации, обрабатывающих несколько последовательных кадров.

Исходя из этого, целесообразно рассмотреть методы сегментации одиночного изображения и различные модели фона.

Основные проблемы, с которыми придется столкнуться при обработке изображений и выполнении сегментации, связаны с возникновением шумов как на исходных кадрах, полученных с камеры, так и на бинарных масках, полученных в результате сегментации. Сильное влияние на результат оказывают также погодные условия при съемке. Эффекты от дождя или тумана могут быть исключены с помощью сложной адаптивной модели фона, однако такие явления, как летящий хлопьями снег, приведут к возникновению помех при обнаружении.

1.4 Анализ методов сегментации

1.4.1 Методы пороговой сегментации

Пороговая сегментация при разделении изображения на составляющие его объекты опирается на значение яркости или свойства этих объектов. Выделение объектов на фоне заключается в выборе значения порога T , который разграничивает яркости пикселей фона и объекта. Любая точка изображения (i, j) , для которой выполняется $f(i, j) > T$, относится к точкам объекта, иначе — к

точкам фона. Таким образом сегментированное изображение задается соотношением (1).

$$g(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если } f(i, j) > T \\ 0 & \text{если } f(i, j) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

В более сложном случае может использоваться несколько порогов для сегментации изображения с помощью многоуровневого порогового преобразования. При этом сегментированное изображение для двух порогов задается в виде (2).

$$g(i, j) = \begin{cases} a, & \text{если } f(i, j) > T_2 \\ b & \text{если } T_1 < f(i, j) \leq T_2 \\ c, & \text{если } f(i, j) \leq T_1 \end{cases} \quad (2)$$

где a, b, c – любые различные значения яркости.

Порог T часто записывают как функцию, имеющую вид (3) [8].

$$T = T(x, y, h(x, y), f) \quad (3)$$

где f – изображение,

(x, y) – некоторая точка изображения,

$h(x, y)$ – некоторая характеристика точки (x, y) изображения.

При этом если значение порога зависит только от f (то есть является константой для заданного изображения), то такое пороговое преобразование является глобальным. Если порог T определяется только положением точки (x, y) на изображении, то такое преобразование является локальным. Если значение T определяется некоторыми характеристиками обрабатываемого изображения и меняется с изменением пространственных координат x и y , то такое

преобразование с переменным порогом называют динамическим или адаптивным.

Качество результата порогового преобразования напрямую зависит от ширины впадины между модами распределения яркости. На этот показатель существенное влияние оказывают следующие факторы [9]:

1. расстояние между пиками на гистограмме изображения;
2. уровень шума;
3. отношение размеров области изображения, занимаемой объектом, к области, занимаемой фоном;
4. степень равномерности освещения;
5. степень однородности коэффициента отражения объектов и фона.

1.4.1.1 Глобальная пороговая сегментация

В глобальной пороговой сегментации значение порога T является постоянным для всего изображения. Это простейший вариант порогового преобразования, который обычно применяется, если распределения яркостей пикселей достаточно хорошо разделяются на два класса (фон и объект). Для вычисления порога может быть использован следующий итеративный алгоритм [9]:

1. Выбрать начальное значение порога T .
2. Провести сегментацию изображения с этим значением порога и разделить все пиксели изображения на две группы G_1 (пиксели объекта) и G_2 (пиксели фона).
3. Вычислить значения средних яркостей m_1 и m_2 по пикселям обеих групп G_1 и G_2 .
4. Вычислить новое значение порога в соответствии с (4).
5. Повторить шаги 2-4 до тех пор, пока разница старого и нового значений T , не будет меньше, чем заданное наперед значение ε .

$$T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2) \quad (4)$$

Этот простой алгоритм хорошо работает только в тех случаях, когда на гистограмме изображения явно выделяются два пика, разделенные глубокой впадиной.

Метод глобальной пороговой сегментации очень чувствителен к шумам и изменениям освещения. Из-за влияния этих факторов гистограмма изображения становится сильно изрезанной, что сильно затрудняет задачу нахождения порога или делает ее невыполнимой. В этом случае для уменьшения влияния шумов можно воспользоваться различными фильтрами, а для контроля влияния освещения можно использовать несколько стратегий [9]:

1. непосредственная компенсация неравномерности освещения (например, путем деления исходного изображения на полученное в тех же условиях изображение отражательной поверхности ровного белого цвета);
2. глобальная коррекция неравномерности путем применения различных преобразований;
3. усложнение метода пороговой обработки.

1.4.1.2 Локальная пороговая сегментация

В основе локальной пороговой обработки лежит разбиение области изображения на непересекающиеся подобласти и использование в каждой области своего порога для сегментации. Этот метод используется для уменьшения влияния неравномерного освещения или отражения. В связи с этим подобласти стоит выбирать с тем условием, что в каждой из них освещение было равномерным.

Для вычисления порога в каждой подобласти можно воспользоваться методом глобальной пороговой обработки.

Разбиение на подобласти дает хорошие результаты в ситуациях, когда размеры выделяемых объектов сопоставимы с размерами фона на изображении. В противном случае, как правило, сегментация будет неудачной из-за вероятного появления подобластей с пикселями, принадлежащими только фону или только объекту. Подобные случаи можно учесть с помощью применения дополнительных методов, однако это приведет к значительному усложнению обработки [9].

1.4.1.3 Адаптивная пороговая сегментация

Более общий метод локальной пороговой сегментации подразумевает выбор отдельного порога для каждого пикселя на основании одной или нескольких характеристик, вычисленных по некоторой окрестности этого пикселя. Этот подход применяется в методе адаптивной пороговой сегментации.

Для вычисления порога используются стандартное отклонение и среднее значение пикселей в окрестности каждой точки изображения. Эти величины характеризуют локальный контраст и локальную среднюю яркость. Тогда порог может рассчитываться по формулам (5) или (6).

$$T_{xy} = a\sigma_{xy} + bm_{xy} \quad (5)$$

$$T_{xy} = a\sigma_{xy} + bm_G \quad (6)$$

где σ_{xy} – стандартное отклонение по пикселям в окрестности S_{xy} ;

m_{xy} – среднее значение по пикселям в окрестности S_{xy} ;

m_G – глобальное среднее значение по изображению;

a и b – неотрицательные константы.

Несколько иной способ вычисления порога, представленный формулой (7), использует соотношение количества локальных низких и высоких яркостей в окрестности пикселя [8].

$$T_{xy} = \begin{cases} \beta \left(\frac{2}{3} f_{min} + \frac{1}{3} f_{xy} \right), \Delta f_{max} \geq \Delta f_{min} \\ \beta \left(\frac{1}{3} f_{min} + \frac{2}{3} f_{xy} \right), \Delta f_{max} < \Delta f_{min} \end{cases} \quad (7)$$

где f_{min} и f_{max} – соответственно минимальное и максимальное значения яркостей в окрестности S_{xy} ,

Δf_{max} и Δf_{min} – модули разности соответственно f_{max} и f_{min} и яркости пикселя (x, y) ,

β – параметр регуляризации.

Параметр β отвечает за уровень чувствительности данного метода. При повышении β падает чувствительность к изменению яркости, а при понижении — растет. Как правило выбирают $\beta = 0,67$ [8].

Результат сегментации исходного изображения с расчетом порога по формулам (5) – (6) имеет вид (8).

$$g(i, j) = \begin{cases} 1, \text{если } f(i, j) > T_{xy} \\ 0, \text{если } f(i, j) \leq T_{xy} \end{cases} \quad (8)$$

А результат сегментации с расчетом порога по формуле (7) определяется формулой (9).

$$g(i, j) = \begin{cases} 1, \text{если } Z_r - f(i, j) > T_{xy} \\ 0, \text{если } Z_r - f(i, j) \leq T_{xy} \end{cases} \quad (9)$$

где Z_r – средняя яркость пикселей в локальной окрестности рассматриваемого пикселя (i, j) .

Особый случай метода адаптивной пороговой обработки основан на вычислении скользящего среднего значения при обходе изображения по строкам. При этом строки изображения сканируются со сменой направления на противоположное в конце каждой строки в целях уменьшения разницы освещения. Скользящее среднее в каждой новой точке вычисляется в соответствии с формулой (10).

$$m(k+1) = \frac{1}{n} \sum_{i=k+2-n}^{k+1} z_i = m(k) + \frac{1}{n}(z_k + 1 - z_k - n + 1) \quad (10)$$

$$m(1) = z_1, k \geq n - 1$$

где z_i – яркость точки,

n – число точек, используемых для вычисления среднего значения.

Начальные средние значения формируются только из имеющихся точек.

Порог в данном методе вычисляется по формуле (11).

$$T_{xy} = bm_{xy} \quad (11)$$

где b – константа,

m_{xy} – скользящее среднее, вычисленное в этой точке.

Сегментация выполняется в соответствии с (8).

Адаптивная пороговая сегментация позволяет выделить объекты на изображениях с малым контрастом, со сложным фоном, на изображениях с различными шумами. При этом потери полезной информации будут минимальными.

1.4.2 Методы наращивания областей

Основная идея методов данной группы является группировка пикселей или подобластей изображения в более крупные области в соответствии с некоторым заранее заданным критерием.

1.4.2.1 Метод центроидного связывания

В начале алгоритма на основе априорной информации об объекте выбирается некоторое множество стартовых точек $a_1 \dots a_k$, т. н. «центров кристаллизации». Каждой точке из стартового множества присваивается соответствующая метка $\lambda_1 \dots \lambda_k$. Затем осуществляется процедура разметки изображения. Разметка заключается в присваивании меток тем пикселям, которые являются соседями для уже размеченных. В качестве критерия присваивания метки может выступать принадлежность новой точки некоторому диапазону яркостей. Это условие представлено в формуле (12).

$$|(f(x, y) - f_{\lambda_j})| < T \quad (12)$$

где $f(x, y)$ – яркость рассматриваемой точки изображения,

f_{λ_j} – средняя яркость всех уже размеченных точек с меткой λ_j ,

T – порог.

Пусть a – точка, которая подлежит разметке, $\lambda_1 \dots \lambda_k$ — метки, которыми уже размечено некоторое множество точек, тогда возможны два случая.

1. Все соседние с a размеченные точки имеют одну метку λ_j . В этом случае точке a присваивается метка λ_j , если выполняется условие (12), или новая метка λ_{k+1} , если условие (12) не выполняется.

2. Соседние с a точки имеют различные метки $\lambda_1 \dots \lambda_j$. В этом случае проверяется условие (12) для каждой метки λ_p . Если условие оказалось верно лишь для одной метки λ_q , то она и присваивается точке a . Если условие неверно

ни для одной метки, то точке a присваивается новая метка λ_{k+1} . Если же условие верно для нескольких меток $\lambda_n \dots \lambda_m$, то осуществляется слияние этих областей и переход от меток $\lambda_n \dots \lambda_m$ к единой метке $\min(\lambda_n \dots \lambda_m)$.

В результате слияния меняется уже существовавшая разметка точек изображения, поэтому требуется заново провести анализ большинства точек изображения, что негативно сказывается на быстродействии метода.

Качество сегментации методом центроидного связывания зависит от порядка разметки точек. Произвольный порядок применим только к простым изображениям с одним объектом. В более сложных случаях используется волновой способ просмотра точек [10].

1.4.2.2 Метод разделения и слияния областей

Идея этого метода заключается в том, чтобы провести первичное разбиение области изображения на множество произвольных непересекающихся подобластей и последующего объединения этих областей.

Пусть R – вся область изображения, Q – критерий однородности, который будет использоваться для разбиения и последующего слияния областей. Обработка изображения начинается со всей области R . Если для R условие однородности не выполняется, то изображение делится на четыре равных области. Если для какой-то из образовавшихся подобластей условие Q не выполняется, она так же делится на четверти. Таким образом каждая подобласть изображения разбивается на четверти до тех пор, пока для нее не будет выполняться условие однородности Q . Подобное разбиение удобно представить в виде квадродерева [11], т. е. дерева, у которого все узлы кроме листьев имеют ровно четыре потомка, как показано на рисунке 2.

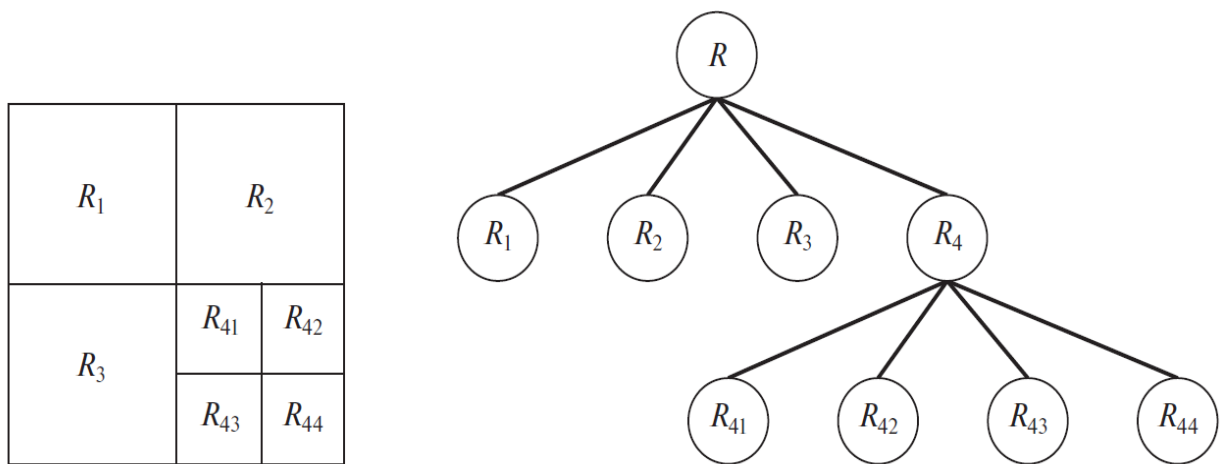


Рисунок 2. - Квадродерево разбиения изображения

После проведения разбиения изображения осуществляется слияние смежных областей. Смежные области R_i и R_j сливаются только тогда, когда для их объединения выполняется условие однородности (13).

$$Q(R_i \cup R_j) = true \quad (13)$$

В качестве условия однородности может использоваться яркость пикселей или другие характеристики, зависящие от специфики решаемой задачи.

1.4.3 Сегментация по морфологическим водоразделам

В этом методе изображение представляется как трехмерная поверхность, заданная двумя координатами и яркостью в качестве высоты поверхности. При такой интерпретации изображения его точки могут быть трех видов:

1. точки локальных минимумов;
2. точки, находящиеся на склоне;
3. точки локальных максимумов.

Суть данного метода сегментации хорошо отображает следующая аналогия. Пусть в точке глобального минимума начинается заполнение «рельефного» изображения водой так, что уровень воды всегда одинаков. Когда уровень воды, достигает одного из локальных минимумов, то он так же начинает заполняться водой. Когда вода в двух соседних регионах начинает сливаться, то строится перегородка, чтобы предотвратить объединение областей. Процесс продолжается до тех пор, пока регионы не будут отделяться только построенными перегородками (до достижения глобального максимума). Эти перегородки образуют линии водораздела, представляющие собой результат сегментации [12]. Иллюстрация описанного процесса приведена на рисунке 3.

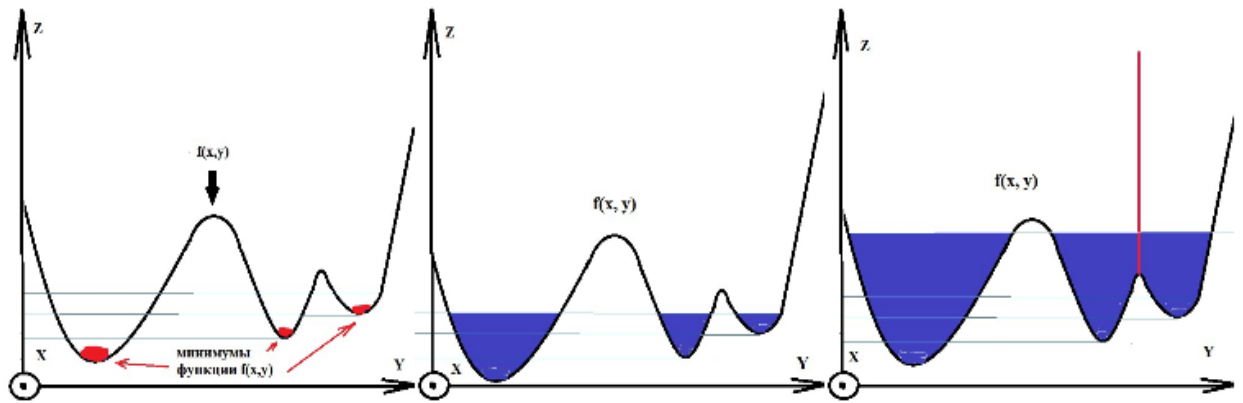


Рисунок 3. - Иллюстрация процесса «заполнения» изображения водой

Получаемые таким образом линии водораздела образуют непрерывные границы между областями.

Пусть $M_1, M_2 \dots M_R$ – множества точек изображения, соответствующие локальным минимумам поверхности $f(x, y)$. Через $C(M_i)$ будем обозначать множество точек региона, отвечающего локальному максимуму M_i . Через max и min обозначим глобальный максимум и минимум поверхности $f(x, y)$. Определим $T[n]$ так, как показано в (14), т. е. $T[n]$ – множество точек поверхности $g(x, y)$, лежащих ниже плоскости (15).

$$T[n] = \{(s, t) \mid g(s, t) < n\} \quad (14)$$

$$h(x, y) = n \quad (15)$$

Подъем воды представляет собой дискретные целочисленные приращения от $min+1$ до $max+1$. Пусть $C_n(M_i)$ – подмножество множества точек $C(M_i)$, содержащее залитые точки на шаге n , а $C[n]$ – объединение всех залитых областей на шаге n . Исходя из введенных выше обозначений можно записать формулы (16), (17) и (18).

$$C_n(M_i) = C(M_i) \cap T[n] \quad (16)$$

$$C[n] = \bigcup_{i=0}^R C_n(M_i) \quad (17)$$

$$C[max + 1] = \bigcup_{i=0}^R C(M_i) \quad (18)$$

Алгоритм выполняется рекуррентно. На первом шаге происходит начальная инициализация (19).

$$C[min + 1] = T[min + 1] \quad (19)$$

Затем на каждом шаге на основании $C[n-1]$ вычисляется множество $C[n]$ в соответствии со следующим правилом. Пусть $Q[n]$ – множество компонент связности множества $T[n]$, тогда для каждой компоненты связности $q \in Q[n]$ возможно три случая, описанных ниже.

1. $q \in Q[n]$ – пустое множество. Встретился новый локальный минимум. Множество $C[n]$ строится путем добавления q к множеству $C[n-1]$.

2. $q \cap Q[n]$ – содержит единственную компоненту связности множества $C[n-1]$. q лежит внутри региона некоторого локального минимума. Множество $C[n]$ строится путем добавления q к множеству $C[n-1]$.

3. $q \cap Q[n]$ – содержит больше одной компоненты связности множества $C[n-1]$. Встретилась точка хребта, разделяющая два или более региона. Внутри связной компоненты q должна быть построена перегородка, чтобы предотвратить слияние двух регионов.

Описанный алгоритм демонстрирует хорошие результаты, если на изображении небольшое число локальных минимумов. При большом количестве локальных минимумов возникает избыточное сегментирование, вызванное шумами и локальными неровностями. Чтобы избавиться от появления лишних сегментов, применяется подход с использованием маркеров. Маркер — это компонента связности, принадлежащая изображению. Маркеры привязываются к ближайшим локальным минимумам. В этом случае перегородка строится только в том случае, когда происходит слияние двух регионов с маркерами, в противном случае регионы будут сливаться. Такой подход убирает эффект избыточной сегментации, но требует предварительной обработки изображения для выделения маркеров [13].

1.4.4 Сравнение методов сегментации

Для сравнения описанных в данном разделе методов сегментации были выделены следующие критерии:

- скорость работы алгоритма;
- степень влияния шумов на результат сегментации;
- степень влияния неравномерного освещения на результат сегментации;
- необходимость задания дополнительных данных об обнаруживаемых объектах.

Результаты анализа различных методов сегментации приведены в таблице

1.

Таблица 1. Сравнение методов сегментации.

Метод	Скорость	Влияние шумов	Влияние освещения	Требуются априорные данные об объектах
Глобальная пороговая сегментация	Очень высокая	Очень высокое	Очень высокое	Нет
Локальная пороговая сегментация	Высокая	Высокое	Высокое	Нет
Адаптивная пороговая сегментация	Высокая	Низкое	Низкое	Нет
Метод центроидного связывания	Низкая	Среднее	Среднее	Да
Метод разделения и слияния областей	Средняя	Среднее	Среднее	Нет
Сегментация по морфологическим водоразделам	Высокая	Среднее	Среднее	Да

Согласно требованиям к задаче метод должен демонстрировать высокую производительность, быть слабо подверженным влиянию шумов и неравномерностей освещения. Кроме того, нет никакой информации об обнаруживаемых объектах. На основе этого и данных, представленных в таблице 1, в качестве основы метода обнаружения объектов на видеопотоке была выбрана адаптивная пороговая сегментация.

1.5 Анализ моделей фона

1.5.1 Опорный кадр

Идея этого подхода достаточно проста. Сначала определяется опорный (фоновый) кадр. Затем для каждого кадра видеопотока вычисляется разностное изображение в соответствии с формулой (20).

$$d(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если } |f(i, j) - f_0(i, j)| > T \\ 0 & \text{если } |f(i, j) - f_0(i, j)| \leq T \end{cases} \quad (20)$$

где f_0 — фоновый кадр;

f — текущий кадр;

T — порог.

Все единичные пиксели разностного изображения считаются результатом обнаружения объекта. Порог задает степень отклонения текущего кадра от фона, по которой определяется появление объектов в кадре.

В качестве фонового кадра можно выбрать «чистый» кадр — изображение, на котором нет посторонних объектов или использовать предыдущий кадр.

Основные преимущества данного метода — это исключительная простота реализации и высокая скорость работы.

К недостаткам метода вычитания фона относится его сильная зависимость от условий съемки и качества кадров. Любые заметные изменения уровня освещения и шумов по сравнению с фоновым кадром приведут к неверному обнаружению и попаданию в результат большого количества лишних пикселей (шумов).

1.5.2 Использование усредненного и медианного фона

Для улучшения обычного метода применения опорного кадра используют более сложные модели фона. К ним относятся усредненный фон и фон, полученный с использованием медианы. В этих случаях фоновый кадр для k -го кадра рассчитывается по предыдущим n кадрам в соответствии с (21) или (22).

$$f_{0k}(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{s=0}^{n-1} f_{k-s}(i, j) \quad (21)$$

$$f_{0k}(i, j) = \text{med}_{s=\overline{0, n-1}} \{f_{k-s}(i, j)\} \quad (22)$$

Процедура определения разностного изображения для кадра совпадает с выражением (20). Использование подобных моделей фона несколько снижает степень влияния шумов и освещения на результат обнаружения, однако результат все равно сильно зависит от качества условий съемки и аппаратуры.

1.5.3 Модель фона по Гауссу

Если нет возможности обеспечить минимальный уровень шумов и равномерность освещения, то необходимо строить более сложную модель фона, чем описанные в предыдущем разделе. В этом случае переходят к статистическим моделям фона.

В основе данного подхода лежит гипотеза о том, что значение точек фона колеблется с некоторым отклонением от определённого среднего значения. Если это отклонение больше порога то область на изображении содержит новый объект.

Изменение значений пикселей достаточно часто описывают с помощью нормального распределения.

Рассмотрим некоторую точку $f(i, j)$ на серии из n кадров. Пусть $X = \{x_1 \dots x_n\}$ — множество значений, которые принимает этот пиксель в серии кадров. Тогда математическое ожидание и дисперсия распределения для выбранной точки будут определяться выражениями (23) и (24), а плотность распределения — выражением (25).

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (23)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (24)$$

$$\rho(x|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (25)$$

Таким образом, модель фона задается набором нормальных распределений для каждого пикселя, построенных по серии кадров. В работе [14] было предложено проводить подгонку функции плотности по последним n кадрам, чтобы сократить количество вычислений. Новые значения параметров распределения было предложено рассчитывать на основе текущих параметров по формулам (26) – (28).

$$\mu_k = \rho x_k + (1 - \rho)\mu_{k-1} \quad (26)$$

$$d = |x_k - \mu_k| \quad (27)$$

$$\sigma_k^2 = d^2\rho + (1 - \rho)\sigma_{k-1}^2 \quad (28)$$

где ρ — определяет размер временного окна, используемого для расчета параметров (обычно $\rho = 0.01$).

Распределение пикселя обновляется только в том случае, когда этот пиксель классифицируется как фон. Пиксель относится к фону, если его текущая интенсивность лежит в пределах некоторого интервала математического ожидания его распределения (29), задаваемого порогом T .

$$d(i, j) = \begin{cases} 1, \text{ если } \frac{|x_k - \mu_k|}{\sigma_k} > T \\ 0 \text{ если } \frac{|x_k - \mu_k|}{\sigma_k} \leq T \end{cases} \quad (29)$$

1.5.4 Смесь нормальных распределений

Еще более усложненная модель фона предполагает его представление в виде смеси нормальных распределений [15]. Для построения такого фона для любого пикселя кадра I_k используются значения его интенсивности на всех предыдущих кадрах $X = \{x_1 \dots x_k\}$. Вероятность того, что наблюдается значение x_k , может быть представлена в виде (30).

$$P(x_k) = \sum_{j=1}^s \omega_j^k N(x_k | \mu_j^k, \sigma_j^k) \quad (30)$$

где ω_j^k – вес j -го распределения Гаусса в смеси для k -го кадра;

μ_j^k – математическое ожидание j -го распределения Гаусса для k -го кадра;

σ_j^k – среднеквадратичное отклонение j -го распределения Гаусса для k -го кадра;

$N(x_k | \mu_j^k, \sigma_j^k)$ – плотность распределения j -ой компоненты в смеси;

s – количество компонент в смеси.

Компоненты в смеси сортируют в порядке уменьшения величины r_j^k (31).

$$r_j^k = \frac{\omega_j^k}{\sigma_j^k} \quad (31)$$

Такая сортировка предполагает, что пиксель фона отвечает распределению с большим весом и малой дисперсией. Первые B^k распределений смеси, удовлетворяющих условию (32), определяют распределения фоновых пикселей.

$$B^k = \operatorname{argmin}_b \left\{ \sum_{j=1}^b \omega_j^k > T \right\} \quad (32)$$

T – заданное пороговое значение.

При обработке нового кадра I_{k+1} для каждого пикселя с использованием расстояния Махаланобиса определяется распределение, которому соответствует данный пиксель (33) (условие (33) приведено для случая многомерных нормальных распределений). Если распределение найдено, то пиксель относится к тому классу (объект или фон), который соответствует найденному распределению. Если не удалось обнаружить ни одного распределения, которому принадлежал бы пиксель, то этот пиксель считается принадлежащим объекту.

$$\sqrt{(x_{k+1} - \mu_j^k)^T (\sigma_j^k)^{-1} (x_{k+1} - \mu_j^k)} \leq 2.5 \sigma_j^k \quad (33)$$

После обработки очередного кадра видеопотока производится обновление параметров распределений и весов компонент в зависимости от того, было ли найдено соответствующее распределение для пикселя.

Если распределение было обнаружено, тогда весовые коэффициенты параметры этого распределения пересчитываются согласно формулам (34) – (37).

$$\omega_j^{k+1} = (1 - \alpha) \omega_j^k + \alpha \quad (34)$$

$$\mu_j^{k+1} = (1 - \rho) \mu_j^k + \rho x_{k+1} \quad (35)$$

$$(\sigma_j^{k+1})^2 = (1 - \rho) (\sigma_j^k)^2 + \rho (x_{k+1} - \mu_j^{k+1}) (x_{k+1} - \mu_j^{k+1})^T \quad (36)$$

$$\rho = \alpha N(x_k | \mu_j^k, \sigma_j^k) \quad (37)$$

где α — заданная константа.

Параметры остальных распределений в том случае остаются без изменений, а веса пересчитываются по формуле (38).

$$\omega_j^{k+1} = (1 - \alpha)\omega_j^k \quad (38)$$

Если для пикселя x_k не было найдено соответствующее распределение из смеси, то последнее распределение в виду введенного выше упорядочивания распределение из смеси заменяется на новое с другими параметрами. Математическое ожидание выбирается равным значению пикселя, дисперсия — максимально возможной, а вес — минимально допустимым.

Количество распределений в смеси определяется сложностью фона и имеющимися вычислительными мощностями. Как правило, используется 2-5 компонент [15].

1.5.5 Сравнение моделей фона

Для сравнения описанных в данном разделе алгоритмов и методов использовались критерии, описанные в разделе 1.4.4. Результаты сравнения представлены в таблице 2.

Таблица 2. Сравнение моделей фона.

Модель	Скорость	Влияние шумов	Влияние освещения	Требуется априорные данные об объектах
Опорный кадр	Очень высокая	Очень высокое	Очень высокое	Нет

Модель	Скорость	Влияние шумов	Влияние освещения	Требуются априорные данные об объектах
Усредненный и медианный фон	Средняя	Среднее	Среднее	Нет
Модель фона по Гауссу	Высокая	Среднее	Среднее	Нет
Смесь нормальных распределений	Средняя	Низкое	Низкое	Нет

Основываясь на требованиях к методу, для выделения объектов на видеопотоке была выбрана модель фона в виде смеси нормальных распределений. Из всех рассмотренных моделей фона она меньше всего подвержена влиянию шумов и неравномерностей освещения. Начальную инициализацию параметров такой модели можно провести до запуска всей системы, что позволит снизить временные и вычислительные затраты непосредственно на процедуру обнаружения.

1.6 Обработка бинарных изображений

Поскольку по результатам сегментации формируются бинарные маски, то возникает проблема их обработки. Бинарные изображения подвержены шуму «соль и перец», который представляет собой случайные черные и белые пиксели (рисунок 4). Основные способы устранения такого шума — взвешенная ранговая фильтрация и операции математической морфологии [16].

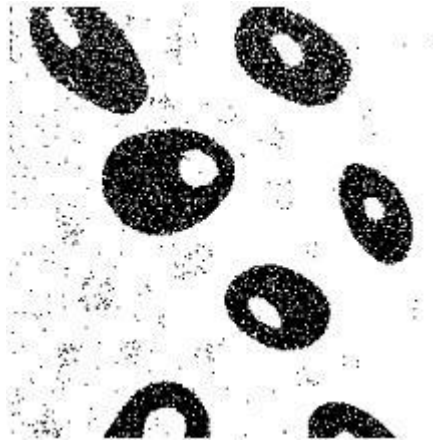


Рисунок 4. - Шум «соль и перец»

1.6.1 Взвешенная ранговая фильтрация

Взвешенная ранговая фильтрация действует следующим образом. Выбирается некоторая апертура Ω , которая задается матрицей весов, она накладывается на каждый пиксель изображения, и подсчитывается модифицированное число единиц по формуле (39).

$$k_1 = \sum_{x_{i,j} \in \Omega} x_{i,j} q_{i,j} \quad (39)$$

где $x_{i,j}$ – значения пикселей апертуры;

$q_{i,j}$ – весовые коэффициенты элементов апертуры (целые числа).

Правило принятия решения для взвешенного рангового фильтра имеет вид (40).

$$y_{i,j} = \begin{cases} 1, & k_1 > k \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (40)$$

$$0 < k \leq n$$

где n – сумма весовых коэффициентов апертуры.

Частным случаем такой фильтрации является бинарная медианная фильтрация.

1.6.2 Операции математической морфологии

Входными данными для аппарата математической морфологии являются два изображения: обрабатываемое и примитив, зависящий от решаемой задачи.

Базовые операции морфологии — эрозия и дилатация.

При выполнении дилатации примитив проходит по всем пикселям обрабатываемого изображения. В тех положениях, в которых центр примитива совмещается с единичным пикселем исходного изображения, ко всему примитиву применяется логическое сложение с соответствующими пикселями исходного изображения. Результат сложения попадает в результат дилатации. Таким образом, дилатация расширяет объекты на исходном изображении. Конкретный вид и степень расширения определяется формой примитива.

При выполнении эрозии примитив так же проходит по всем пикселям исходного изображения. В тех положениях, в которых все единичные пиксели примитива попадают на единичные пиксели исходного изображения, выполняется логическое сложение центра примитива с соответствующим пикселем исходного изображения. Результат сложения добавляется в результат эрозии. Эрозия приводит к уменьшению объектов на исходном изображении и удалению деталей, размеры которых меньше примитива.

На описанных выше базовых операциях строятся более сложные операции — замыкание и размыкание.

Размыкание строится как эрозия исходного изображения по некоторому примитиву, результат которой затем подвергается дилатации по этому же примитиву. Размыкание сглаживает контуры объекта, разрывает узкие перешейки и убирает выступы небольшой ширины [9].

Замыкание строится как дилатация обрабатываемого изображения по некоторому примитиву, к результату которого применяется эрозия по этому же примитиву. Замыкание также приводит к сглаживанию контуров объектов, но в общем случае заливает узкие промежутки и длинные углубления малой ширины, а также убирает дырки и заполняет разрывы контура [9].

Морфологический фильтр строится на последовательном применении к исходному изображению сначала операции размыкания, а затем к результату — операции замыкания.

1.6.3 Сравнение методов обработки бинарных изображений

Результат применения обоих описанных выше методов зависит от выбора апертуры или примитива. Однако взвешенный ранговый фильтр будет выполняться быстрее, так как требует меньшего количества проходов по пикселям изображения. Стоит также учитывать, что морфология не всегда дает ожидаемый результат фильтрации, и вместо устранения дефектов может быть утеряна информация об интересующих объектах [17].

Исходя из этого для обработки бинарных масок, получаемых в результате сегментации, будет использоваться взвешенный ранговый фильтр.

1.7 Формализация постановки задачи

Основываясь на проведенном анализе предметной области, постановка решаемой в данной работе задачи может быть сформулирована следующим образом.

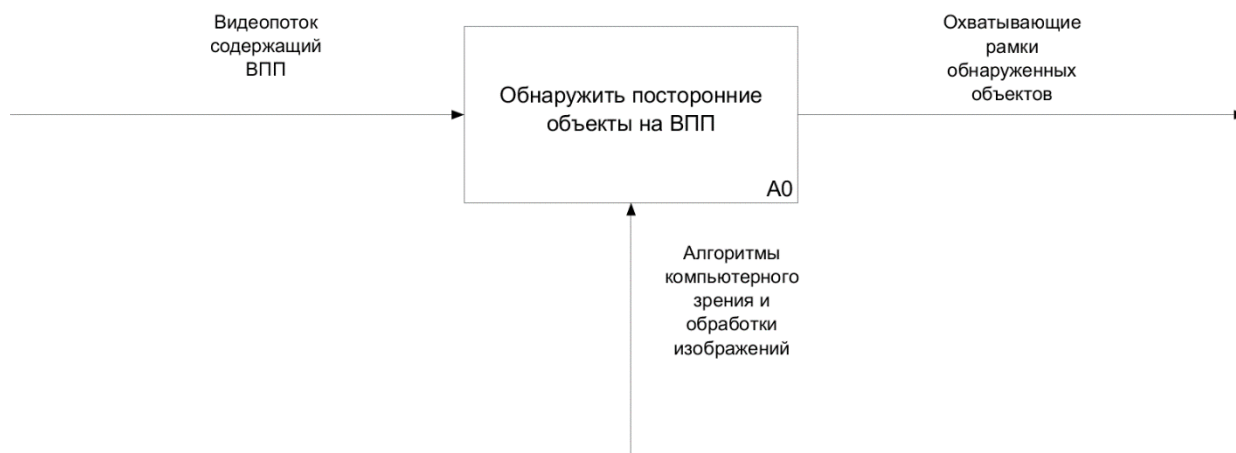


Рисунок 5. - IDEF0 диаграмма постановки задачи

Необходимо разработать метод обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеопотоку с камеры (рисунок 5), использующий комбинацию адаптивной пороговой сегментации и статистической модели фона в виде смеси нормальных распределений.

Камера должна быть стационарной и охватывать либо всю полосу целиком, либо ее участок. Если в поле зрения камеры попадает прилегающая к полосе территория, требуется дополнительно задать область кадра, в которой содержится только полоса. Это необходимо, чтобы избежать обработки ненужной информации с кадров.

Входными данными метода является последовательность кадров видеопотока и заданная область интереса, если кадр охватывает область за пределами ВПП. Выходными данными является набор ограничивающих прямоугольников на кадре, которые выделяют посторонние объекты на ВПП.

Перед началом работы метода необходимо провести инициализацию модели фона по последовательности кадров с ВПП, на которой нет посторонних объектов.

По результатам анализа задач данной работы были определены следующие ограничения для метода:

- рассматриваемые погодные условия: ясное небо, пасмурное небо, дождь;
- рассматриваемое время суток: утро, день, вечер;
- минимальный линейный размер обнаруживаемого объекта на кадре: 4 пикселя [18].

Также необходимо разработать ПО, реализующее разрабатываемый метод, и провести исследование качества работы метода.

Выводы

В аналитическом разделе был проведен анализ предметной области, в ходе которого были выбраны алгоритмы обнаружения и обработки изображений. Также была проведена формализация постановки задачи и описаны принимаемые в рамках работы ограничения.

2. Конструкторский раздел

В данном разделе приводится описание основных этапов разработанного метода обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеопотоку, а также структура ПО, реализующего этот метод, и возможные конфигурации камер для получения исходных данных метода.

2.1 Описание этапов работы разработанного метода

Видеопоток представляет собой последовательность кадров, поэтому основная работа метода будет связана с обработкой отдельных изображений. Из видеопотока выбирается набор из некоторого количества идущих подряд кадров, на котором осуществляется поиск появившихся посторонних объектов

Если в кадр попадает информация не только о ВПП, но и о прилегающей территории, то перед непосредственно обработкой на кадрах целесообразно задать область интереса, в пределах которой содержится информация только о ВПП. Такой подход сокращает время обработки одного кадра, а также позволяет не учитывать возможные детекции за пределами ВПП. При задании области интереса обрабатывается только информация, которая содержится в ней.

Применение только пороговой сегментации для обнаружения не даст результата требуемого качества, поскольку метод будет реагировать на неровности поверхности ВПП, участки с разметкой и другие элементы, которые нарушают однородность цвета поверхности ВПП. В результате будут постоянно обнаруживаться ложные объекты.

В целях уменьшения влияния неоднородностей полосы метод пороговой сегментации комбинируется со статистической моделью фона в виде смеси нормальных распределений. Статистическая модель фона позволяет отнести все выделяющиеся элементы полосы к фону и не учитывать их при детектировании посторонних объектов.

Модель фона используется для определения фрагментов кадра, в которых возможно наличие посторонних объектов. Выделение непосредственно самих объектов на фрагментах осуществляется с помощью пороговой сегментации.

После обработки каждого кадра набора полученные результаты объединяются в итоговую бинарную маску, в которой единичные пиксели соответствуют найденным объектам. По этим пикселям формируются охватывающие прямоугольные рамки, для выделения этих объектов на кадрах.

Таким образом, процесс обработки кадров для обнаружения посторонних объектов на ВПП можно представить в виде следующей последовательности действий (рисунок 6):

1. Выделение набора кадров из видеопотока для проведения детекции.
2. Выделение фрагментов на кадре, в которых возможно находятся посторонние объекты.
3. Детектирование посторонних объектов в выделенных областях кадра.
4. Обнаружение объектов по бинарным маскам, полученным в результате обработки кадров набора.

Также перед началом работы требуется инициализировать модель фона, т. е. определить начальные значения параметров модели.

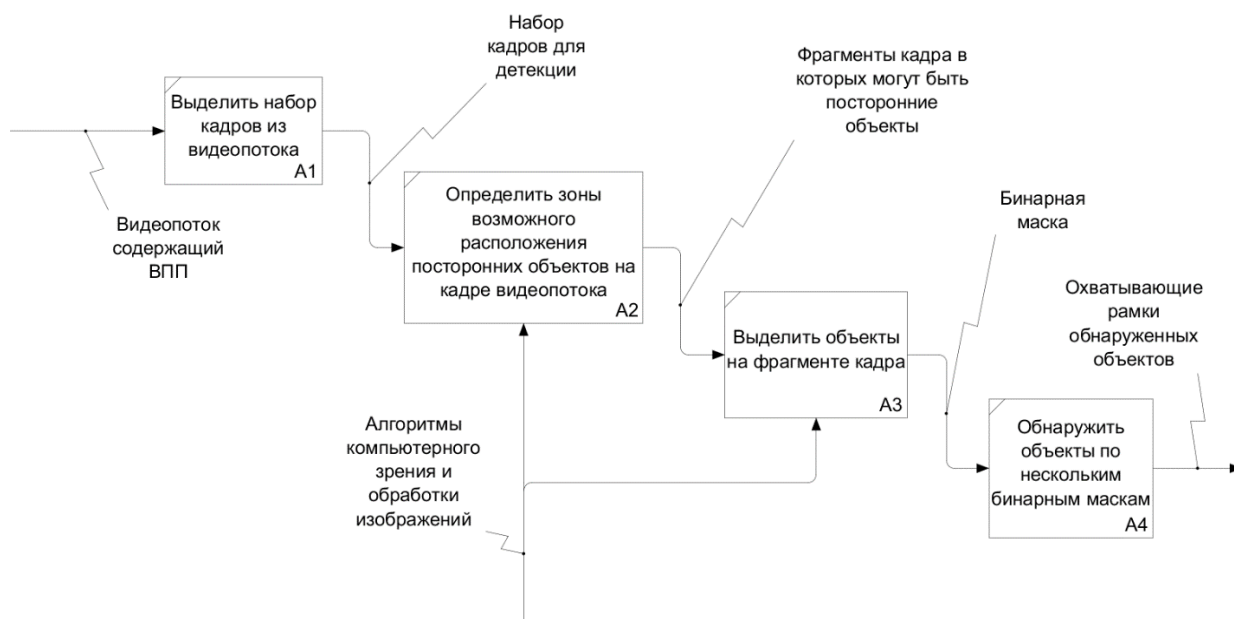


Рисунок 6. - IDEF0-диаграмма метода обнаружения посторонних объектов

2.1.1 Определение областей кадра с возможным расположением объектов

Основываясь на проведенном в аналитическом разделе анализе, для выделения фрагментов кадра, на которых возможно нахождение посторонних объектов, была выбрана модель фона в виде смеси нормальных распределений.

Поскольку цвет каждого пикселя кадра определяется тремя компонентами, то в модели фона каждый пиксель представлен в виде взвешенной смеси трехмерных нормальных распределений.

Для каждого пикселя обрабатываемого кадра определяется распределение из соответствующей этому пикселю смеси гауссиан, к которому относится пиксель. В каждой смеси определены распределения, которые задают фон в соответствии с (32). Исходя из этого пиксель кадра классифицируется как фоновый или как пиксель объекта. Если распределение смеси, которым задается пиксель, не было найдено, то пиксель классифицируется как пиксель объекта.

После распределения пикселя по классам производится обновление элемента фона в соответствии с моделью. При этом параметры гауссиан обновляются только в том случае, если для пикселя было найдено определяющее его распределение, иначе обновляются только веса в смеси.

По результатам классификации всех пикселей обрабатываемого кадра строится бинарная маска, в которой единичные пиксели обозначают пиксели объекта, а нулевые — пиксели фона.

В полученной маске с помощью взвешенного рангового фильтра фильтруются одиночные пиксели объекта, которые являются шумом и не представляют интереса (рисунок 7). Оставшиеся пиксели группируются в прямоугольные области, в которых проводится обнаружение объектов (рисунок 8). По этим областям выделяются фрагменты кадра, которые поступают на дальнейшую обработку.



Рисунок 7. – Исходный кадр (слева) и отфильтрованная маска (справа)

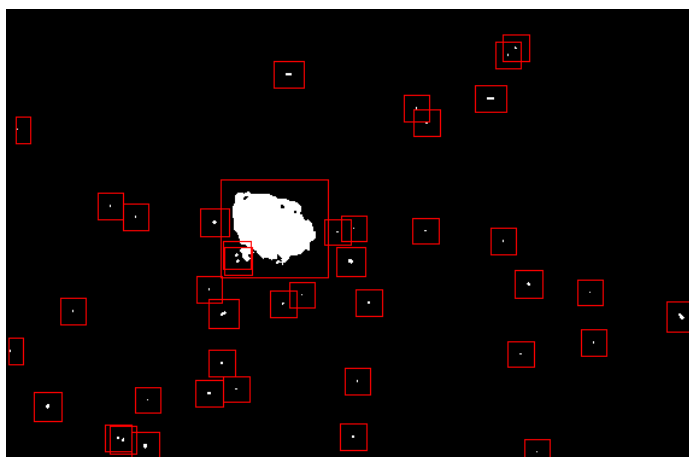


Рисунок 8. – Выделенные фрагменты кадра

Общая схема выделения областей кадра, в которых может находиться посторонний объект представлена на рисунке 9.

Модель фона в виде смеси нормальных распределений не гарантирует то, что в выделенных областях кадра обязательно будет обнаружен объект, так как такая модель при всей сложности остается подвержена влиянию резких изменений освещения, а также не избавляет от попадания в результат шумов и помех. Поэтому статистическая модель фона применяется только для предварительного определения областей кадра с возможным наличием в них посторонних объектов.

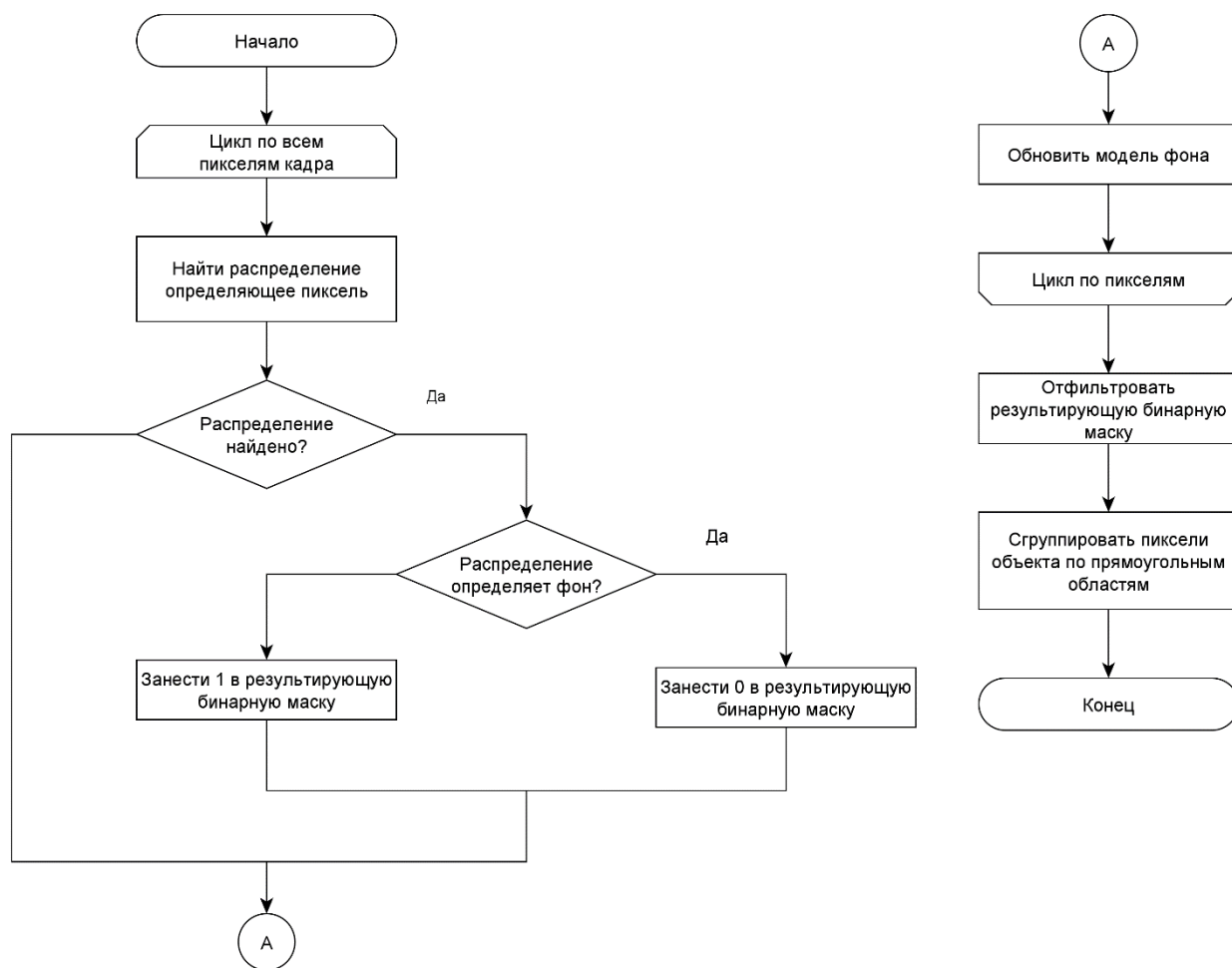


Рисунок 9. - Схема алгоритма выделения областей кадра с возможным расположением объектов

2.1.2 Инициализация и обновление параметров модели фона

Начальные параметры модели фона определяются по последовательности из L кадров с ВПП без посторонних объектов в соответствии с подходом, описанным в работе [15]. По первому кадру последовательности смеси гауссиан для каждого пикселя инициализируются одной компонентой с математическим ожиданием, равным значению цвета пикселя кадра, максимально возможной дисперсией и минимально допустимым весом. Далее в ходе обработки следующих кадров последовательности для каждого нового значения пикселя определяется соответствующее ему распределение из смеси с использованием расстояния Махаланобиса (42). На основании того, было ли найдено такое

распределение, параметры модели изменяются в соответствии с выражениями (43) – (45).

$$\Sigma_k^N = \sigma_k^N E \quad (41)$$

$$\sqrt{(x_{N+1} - \mu_k^N)^T (\Sigma_k^N)^{-1} (x_{N+1} - \mu_k^N)} \leq 2.5 \sigma_k^N \quad (42)$$

где μ_k^N и Σ_k^N – параметры распределения k -ой компоненты смеси текущего пикселя после обработки N кадров;

σ_k^N – среднеквадратичное отклонение составляющих цвета пикселя;

x_{N+1} – значение пикселя на $N+1$ -ом кадре.

В целях снижения вычислительной трудоемкости метода предполагается, что все компоненты цвета пикселя независимы и имеют одинаковое среднеквадратичное отклонение σ_k^N . Такое предположение позволяет избавиться от необходимости вычислять матрицу, обратную к матрице ковариации Σ_k^N , при этом матрица ковариации будет иметь вид (41).

$$\omega_k^{N+1} = \omega_k^N + \frac{1}{N+1} (\hat{p}(\omega_k | x_{N+1}) - \omega_k^N) \quad (43)$$

$$\mu_k^{N+1} = \mu_k^N + \frac{\hat{p}(\omega_k | x_{N+1})}{\sum_{i=1}^{N+1} \hat{p}(\omega_k | x_i)} (x_{N+1} - \mu_k^N) \quad (44)$$

$$\Sigma_k^{N+1} = \Sigma_k^N + \frac{\hat{p}(\omega_k | x_{N+1})}{\sum_{i=1}^{N+1} \hat{p}(\omega_k | x_i)} \left((x_{N+1} - \mu_k^N)(x_{N+1} - \mu_k^N)^T - \Sigma_k^N \right) \quad (45)$$

$$\hat{p}(\omega_k | x_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } x_i \text{ определяется } k\text{-ой компонентой смеси} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

где ω_k^N – вес k -ой компоненты смеси текущего пикселя после обработки N кадров.

Если соответствующее пикселю распределение не было найдено, то компонента смеси с наименьшим весом заменяется на новую. Математическое ожидание новой компоненты принимается равным значению пикселя, дисперсия – максимально возможной, вес – минимально допустимым.

После инициализации модель применяется для выполнения сегментации. При сегментации каждого нового кадра происходит обновление параметров модели. Логика обновления параметров полностью совпадает с логикой инициализации при замене выражений (43) – (45) на соотношения (46) – (48).

$$\omega_k^{N+1} = \omega_k^N + \frac{1}{L} (\hat{p}(\omega_k | x_{N+1}) - \omega_k^N) \quad (46)$$

$$\mu_k^{N+1} = \mu_k^N + \frac{1}{L} \left(\frac{\hat{p}(\omega_k | x_{N+1})}{\omega_k^{N+1}} x_{N+1} - \mu_k^N \right) \quad (47)$$

$$\Sigma_k^{N+1} = \Sigma_k^N + \frac{1}{L} \left(\frac{\hat{p}(\omega_k | x_{N+1})}{\omega_k^{N+1}} (x_{N+1} - \mu_k^N)(x_{N+1} - \mu_k^N)^T - \Sigma_k^N \right) \quad (48)$$

Такая начальная оценка и последующее обновление повышает точность результатов и производительность, обеспечивая быструю сходимость на стабильной фоновой модели [15].

2.1.3 Выделение посторонних объектов на фрагментах кадра

По координатам областей, найденных с помощью статистической модели фона, выделяются фрагменты из исходного обрабатываемого кадра. К каждому из этих фрагментов применяется адаптивная сегментация с переменным порогом, выбранная по результатам проведенного анализа. Предварительно выделенные

фрагменты кадра переводятся в полутоновый цветовой режим. Это обусловлено тем, что пороговая сегментация, как правило, сводится к сегментации именно полутоновых изображений [8]. Кроме того, такой переход сокращает количество вычислений, поскольку для каждого пикселя нужно будет рассчитать только один порог для одной компоненты цвета (интенсивности), а также избавляет от необходимости принимать решение в ситуации, когда часть компонент цвета будет определена как фоновая, а другая часть — как принадлежащая объекту.

Для каждого пикселя по его локальной окрестности (размеры которой являются параметром метода) используя информацию о соотношении локальных низких и высоких яркостей вычисляется порог по формуле (49). Этот порог используется для классификации пикселя как фонового или принадлежащего объекту по разнице его яркости со средней яркостью в локальной окрестности (50).

$$T_{xy} = \begin{cases} \beta \left(\frac{2}{3} f_{min} + \frac{1}{3} f_{xy} \right), \Delta f_{max} \geq \Delta f_{min} \\ \beta \left(\frac{1}{3} f_{min} + \frac{2}{3} f_{xy} \right), \Delta f_{max} < \Delta f_{min} \end{cases} \quad (49)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, \text{ если } Z_r - f_{xy} > T_{xy} \\ 0, \text{ если } Z_r - f_{xy} \leq T_{xy} \end{cases} \quad (50)$$

где β — коэффициент регуляризации;

f_{min} и f_{max} — соответственно минимальное и максимальное значения яркостей в локальной окрестности рассматриваемого пикселя;

f_{xy} — яркость текущего обрабатываемого пикселя;

Δf_{max} и Δf_{min} — модули разности соответственно f_{max} и f_{min} и значения f_{xy} ,

Z_r — средняя яркость пикселей в локальной окрестности рассматриваемого пикселя.

Такой способ сегментации позволяет обнаружить темные объекты на более светлом фоне. Чтобы было возможно обнаруживать также светлые объекты на

более темном фоне, подход к сегментации был изменен следующим образом. Сначала проводится сегментация согласно (50) исходного фрагмента и формируется бинарная маска. Далее исходный фрагмент инвертируется и к нему снова применяется сегментация по (50). Полученные две бинарные маски складываются в общую маску.

В результате по каждому фрагменту кадра будет получена бинарная маска, которая определяет наличие постороннего объекта в этом фрагменте. Полученные бинарные изображения подвергается обработке взвешенным ранговым фильтром.

Далее бинарные маски фрагментов объединяются в общую бинарную маску кадра, которая вместе с масками других кадров набора подвергается дальнейшей обработке.

Общая схема алгоритма обнаружения объектов на фрагментах кадра представлена на рисунке 10.

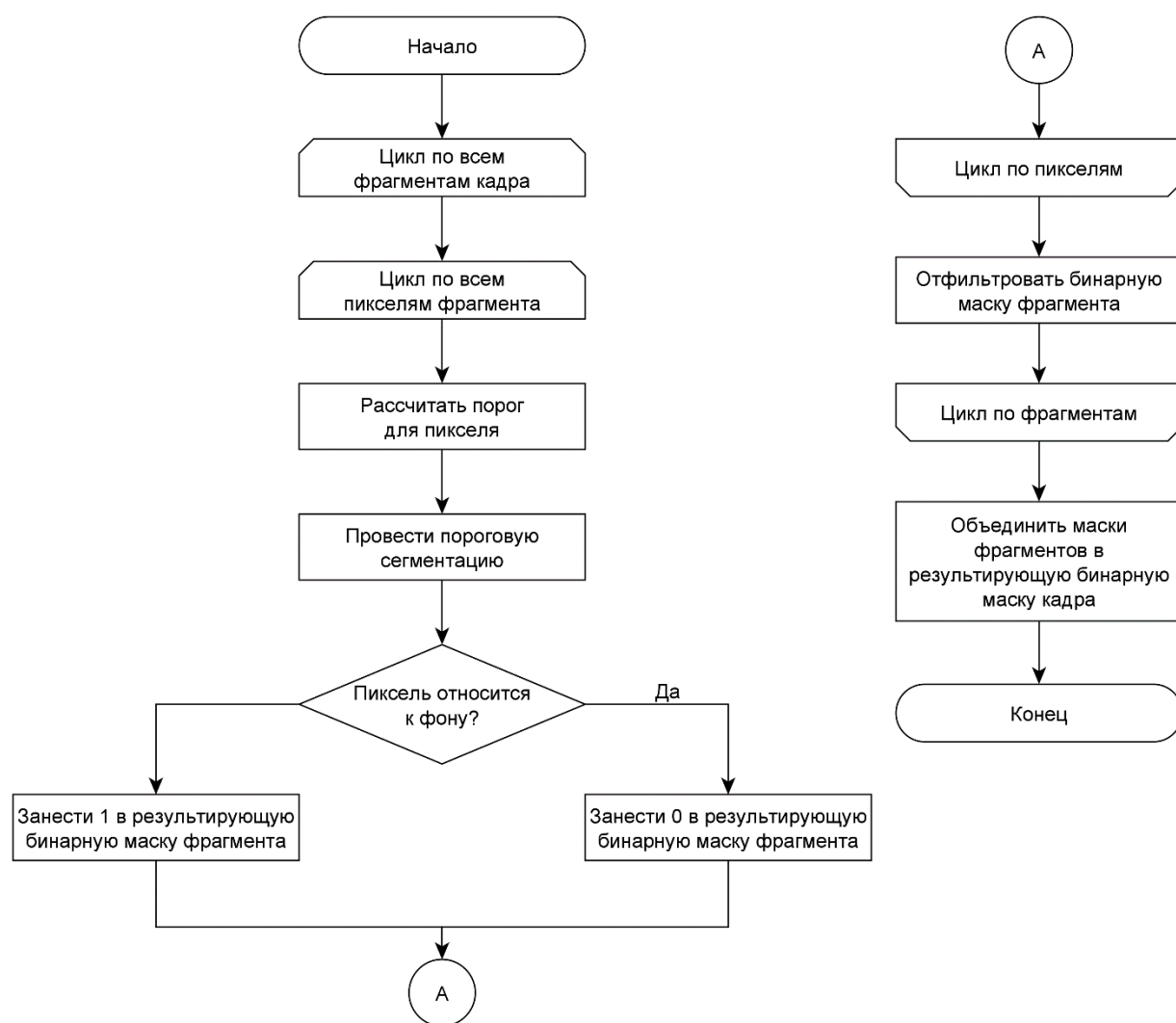


Рисунок 10. - Схема обнаружения объектов на фрагментах кадра

2.1.4 Обнаружение объектов по нескольким бинарным маскам

Информация со всех бинарных масок всех кадров обрабатываемого набора собирается в общую результирующую маску по следующему принципу. Если пиксель классифицируется как пиксель объекта на большинстве кадров набора, то в результат он заносится как пиксель объекта, в противном случае – как пиксель фона. Полученная таким образом общая бинарная маска определяет обнаруженные объекты. Общая схема алгоритма обработки результатов сегментации кадров представлена на рисунке 11.

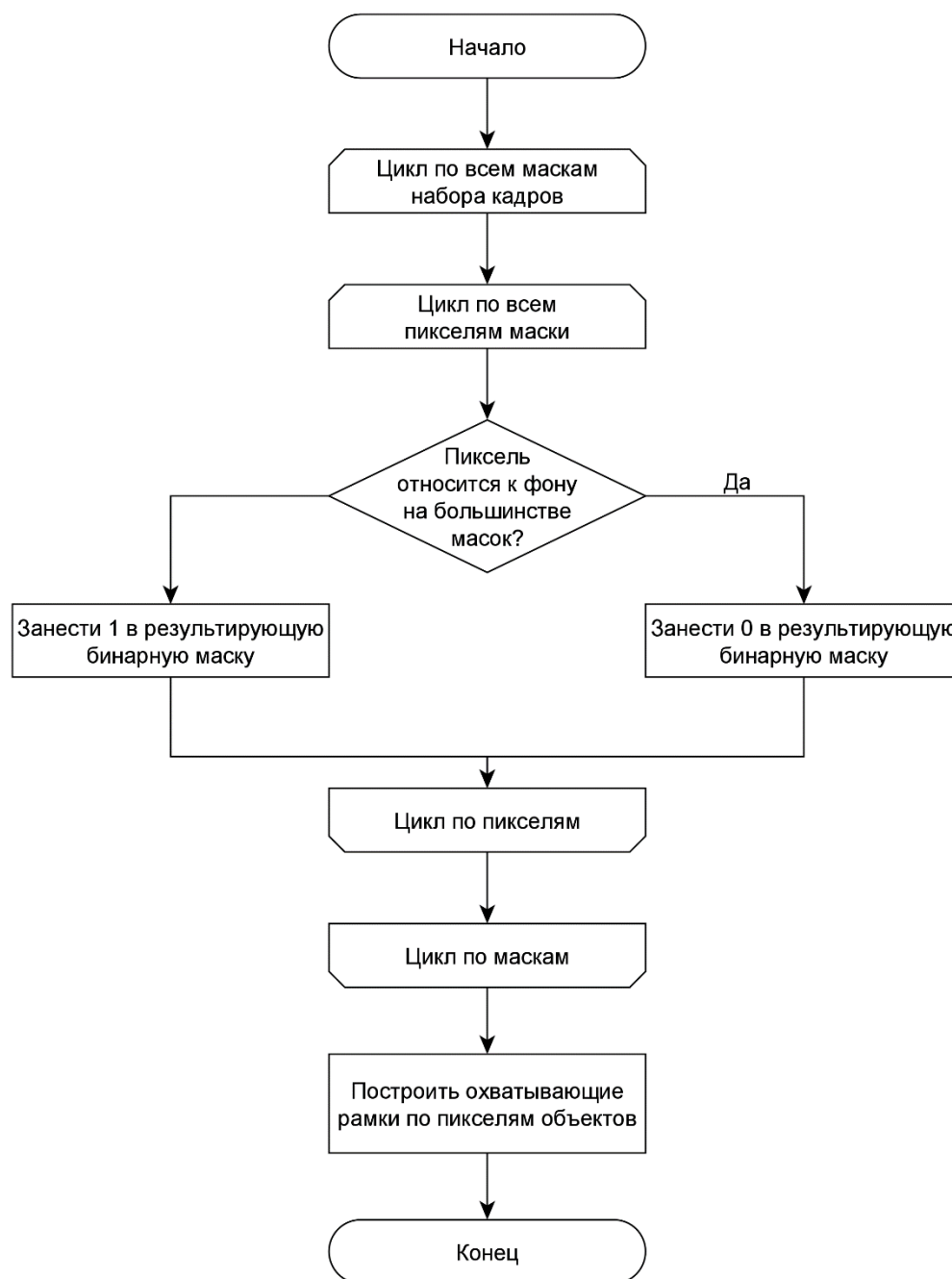


Рисунок 11. – Схема алгоритма обнаружения объектов по бинарным маскам

2.2 Структура программного обеспечения

Для исследования и демонстрации работы метода обнаружения объектов на ВПП было разработано соответствующее ПО. Диаграмма компонентов ПО представлена на рисунке 12.

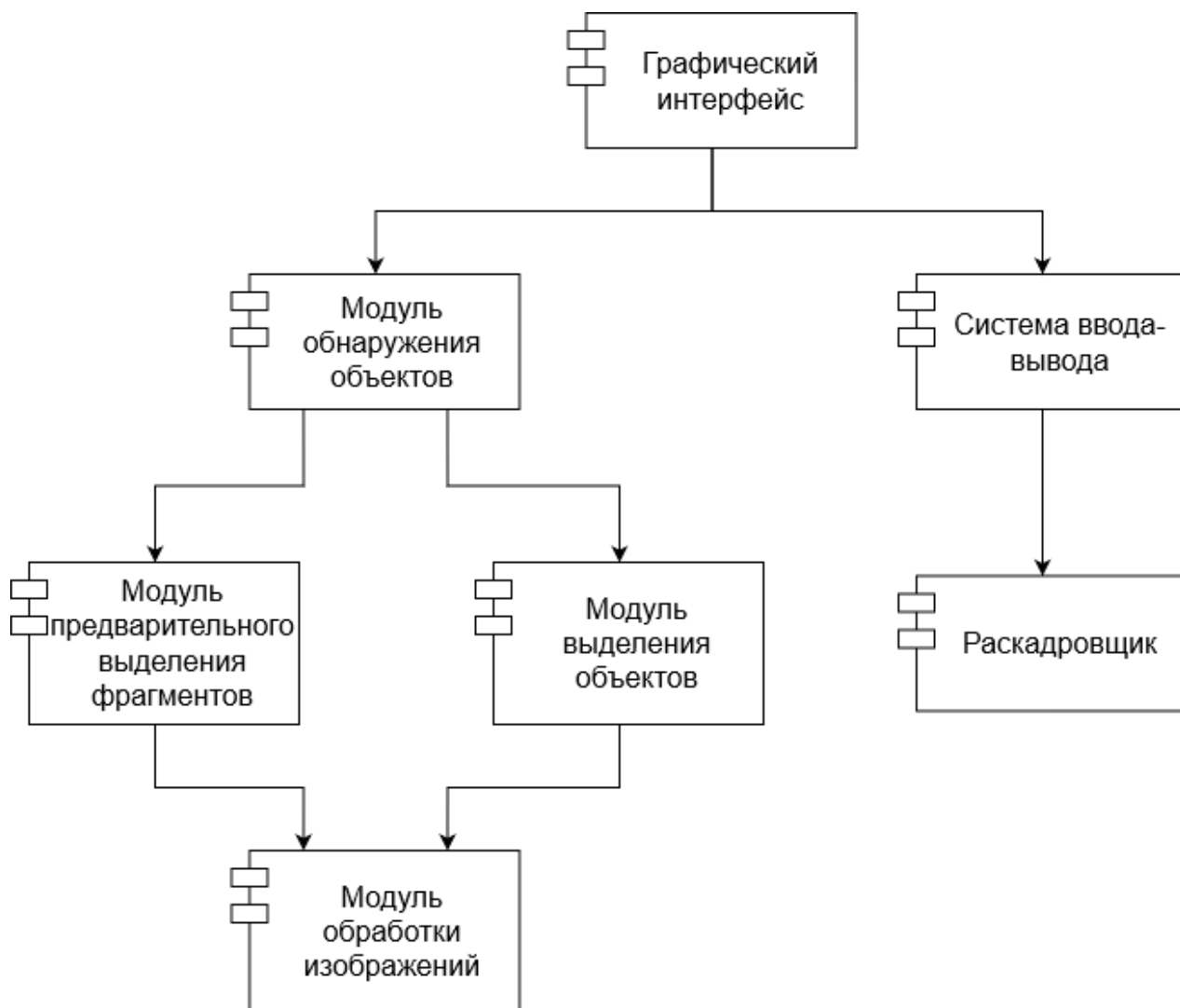


Рисунок 12. - Структура ПО

Компонент графического интерфейса обеспечивает взаимодействие пользователя с приложением.

Модуль обнаружения посторонних объектов отвечает за обработку основной логики программы, включая как выделение фрагментов на кадре, так и непосредственное детектирование посторонних объектов.

Система ввода-вывода предоставляет возможности для захвата видеопотока с камеры или файла и отображения кадров видео в интерфейсе с обозначением на них обнаруженных объектов.

Модуль обработки изображений реализует различные операции с изображениями, такие как изменение цветовой модели, фильтрация и др.

2.3 Конфигурации камер

Разработанный метод предполагает обработку видеопотока с одной статической камеры. Однако, для мониторинга всей ВПП может использоваться любая конфигурация камер, которая будет сводиться к работе с одной или несколькими статическими камерами. Примеры возможных конфигураций приведены ниже:

1. одна статическая камера;
2. несколько статических камер;
3. одна или несколько поворотных камер.

При размещении одной статической камеры она должна охватывать всю полосу целиком. В этом случае состоянии ВПП отслеживается только по анализу видеопотока с этой камеры.

При установке нескольких статических камер ВПП должна быть поделена на зоны, которые распределяются между камерами. Мониторинг каждой зоны ВПП осуществляется по соответствующей камере.

Обработка видеопотока с поворотной камеры сводится к обработке видеопотока с нескольких статических камер следующим образом. Общая зона обзора поворотной камеры делится на непересекающиеся или пересекающиеся незначительно сектора. Каждый сектор представляется как отдельная статическая камера. Как только текущее положение поворотной камеры будет совпадать с очередным сектором, делается снимок, который дальше идет на обработку методом обнаружения. Таким образом обеспечивается статический фон на каждом кадре сектора.

Выводы

В данном разделе было дано подробное описание основных этапов разработанного метода обнаружения посторонних объектов на ВПП. Также было описано взаимодействие компонентов программного обеспечения,

реализующего этот метод, и возможные конфигурации камер для получения исходных данных метода.

3. Технологический раздел

Данный раздел содержит обоснование выбора средств программной реализации разработанного метода, а также описание самой реализации. В разделе приводится описание формата исходных данных и интерфейса пользователя.

3.1 Выбор средств программной реализации

Программное обеспечение, реализующее разработанный метод, состоит из двух основных частей — графического интерфейса и программного модуля, выполняющего обработку видеопотока.

Модуль обнаружения объектов целесообразно реализовать независимым от платформы и графического интерфейса. Это позволит использовать его в системах, разработанных с использованием различных языков программирования под различные платформы.

На основании этого для разработки модуля обнаружения объектов на видеопотоке была выбрана технология .NET Standard среды .NET и язык C# [19].

.NET Standard определяет спецификацию API, которая должна поддерживаться всеми реализациями .NET. .NET Standard позволяет создавать переносимые библиотеки, которые могут использоваться любыми приложениями .NET вне зависимости от реализации .NET или операционной системы, в которой они выполняются [20].

Среда .NET (см. рисунок 13) предоставляет широкие возможности по созданию кроссплатформенных приложений на разных языках программирования. Основные ее особенности:

- поддержка нескольких языков (C#, C++, VB.NET, F# и др.);
- кроссплатформенность (Windows, MacOS, Linux, Android, iOS);
- мощная библиотека классов;
- разнообразие технологий.

Выбор языка C# обусловлен тем, что это активно развивающийся объектно-ориентированный язык со строгой типизацией, позволяющий создавать различные безопасные и надежные приложения [21]. Кроме того, он специально создавался для работы с фреймворком .NET и поддерживает большое количество библиотек.

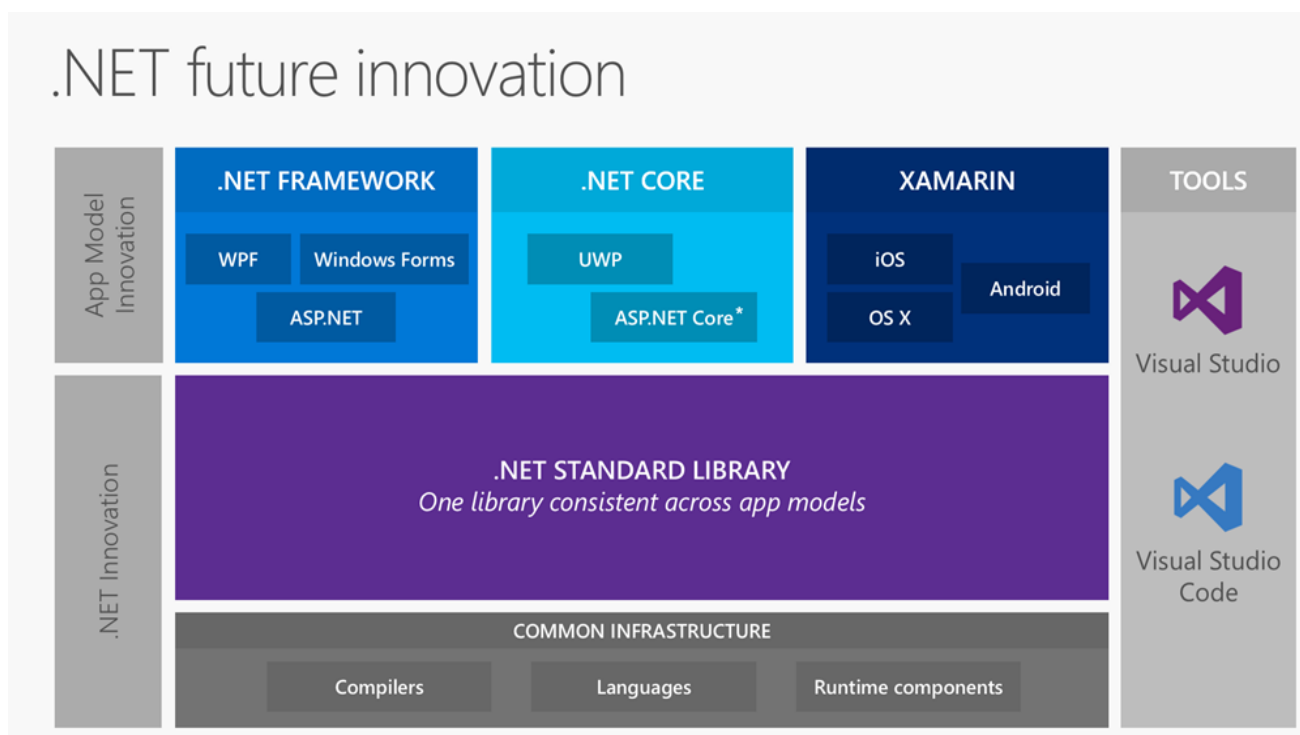


Рисунок 13. - Среда .NET

Для разработки пользовательского интерфейса использовалась технология WPF (Windows Presentation Foundation). Основными преимуществами WPF, на основе которых был сделан выбор, являются [22]:

- использование традиционных языков .NET-платформы - C# и VB.NET для создания логики приложения;
- возможность декларативного определения графического интерфейса с помощью специального языка разметки XAML и возможность комбинировать XAML и C#;
- независимость от разрешения экрана;

- богатые возможности по созданию различных приложений, широкий набор встроенных элементов управления, а также возможность создания новых элементов;
- аппаратное ускорение графики.

3.2 Выбор среды разработки

В качестве среды разработки использовалась Microsoft Visual Studio 2019. В ней имеется множество средств для быстрого написания кода, легкой отладки и диагностики программ на C#. Кроме того, Microsoft Visual Studio позволяет создавать и настраивать пользовательский интерфейс с помощью технологии WPF. Основными преимуществами Microsoft Visual Studio являются:

- поддержка последней версии языка C# 8.0;
- интеграция с системой версионного контроля Git;
- автогенерация стандартного кода;
- удобные инструменты для отладки и рефакторинга кода;
- автоматическое форматирование кода;
- встроенные средства для тестирования.

3.3 Использование сторонних библиотек

Реализуемый метод подразумевает применение различных операций по обработке изображений. В связи с этим, для ускорения разработки, а также чтобы использовать наиболее оптимальные и эффективные реализации алгоритмов, используемых в разрабатываемом методе, была задействована библиотека Emgu CV [23].

Emgu CV это написанная на C# кроссплатформенная обертка над другой библиотекой компьютерного зрения и обработки изображений — OpenCV. EmguCV позволяет пользоваться полным функционалом OpenCV в приложениях, написанных на .NET-совместимых языках.

OpenCV предоставляет более 2500 оптимизированных алгоритмов, которые включают полный набор как классических, так и самых современных алгоритмов компьютерного зрения, машинного обучения и обработки изображений. Эти алгоритмы могут использоваться для различных целей, включая задачи обнаружения объектов [24].

3.4 Структура разработанного ПО

На рисунке 14 представлена диаграмма классов программного модуля, реализующего разработанный метод.

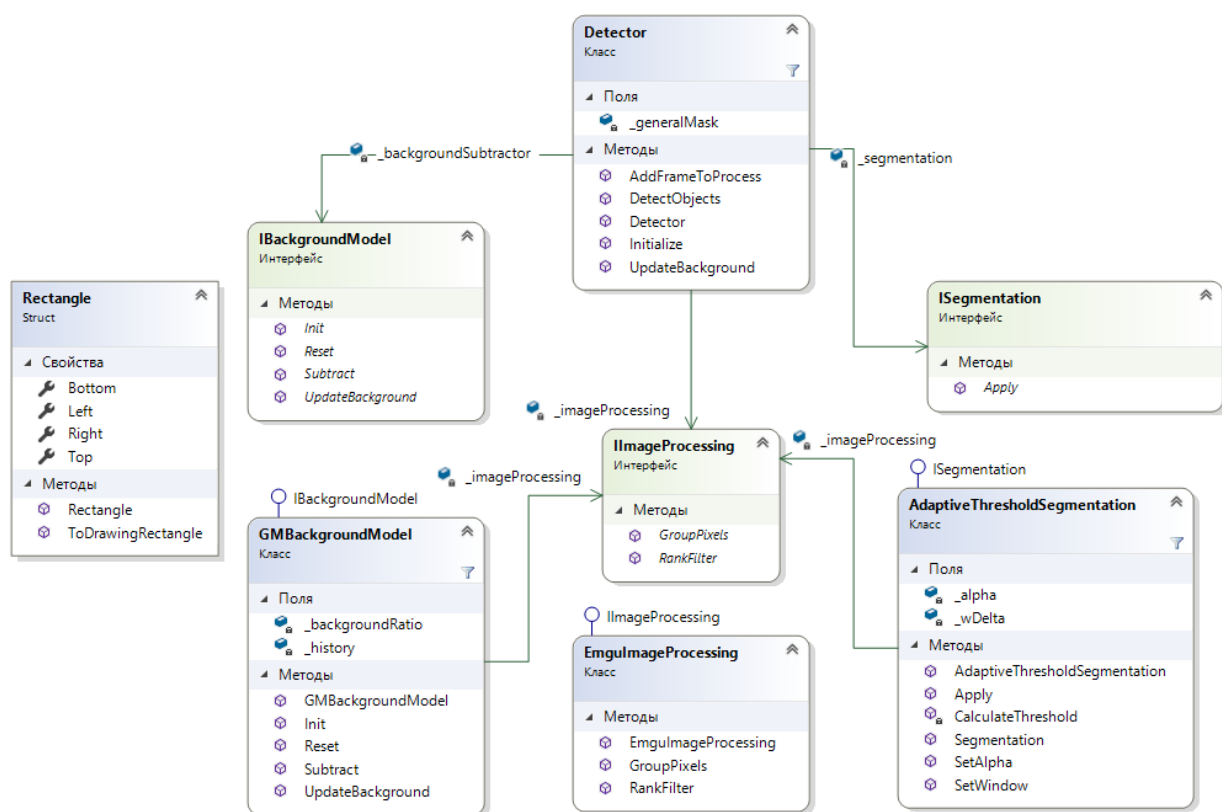


Рисунок 14. - Диаграмма классов модуля обнаружения посторонних объектов

Структура *Rectangle* используется для представления прямоугольных областей кадра и охватывающих рамок объектов.

Интерфейс *ImageProcessing* представляет собой абстракцию для использования различных алгоритмов и методов обработки изображений. Классы, реализующие этот интерфейс, должны реализовать методы *RankFilter* и *GroupPixels*. Метод *RankFilter* принимает на вход бинарное изображение и возвращает результат применения к нему взвешенного рангового фильтра. Метод *GroupPixels* также принимает на вход бинарное изображение и возвращает коллекцию прямоугольных областей *Rectangle*, в которых объединены единичные пиксели маски.

Класс *EmguImageProcessing* реализует интерфейс *ImageProcessing* и использует при реализации его методов возможности библиотеки Emgu CV.

Интерфейс *IBackgroundModel* представляет абстракцию модели фона, используемой при сегментации. Интерфейс требует реализации методов инициализации и сброса текущего состояния модели (методы *Init* и *Reset*), метода обновления модели по информации с кадра (метод *UpdateBackground*) а также метода проведения “вычитания” этой модели фона (метод *Subtract*) из кадра.

Класс *GMBackgroundModel* реализует интерфейс *IBackgroundModel* и осуществляет работу с моделью фона в виде смеси гауссиан. Экземпляр этого класса необходимо сначала инициализировать вызвав метод *Init* передав в него коллекцию кадров, на которых ВПП не содержит посторонних объектов. После этого можно осуществлять работу с моделью фона.

Интерфейс *ISegmentation* представляет абстракцию адаптивной сегментации и требует реализации метода *Apply*, который принимает на вход изображение и возвращает бинарную маску, построенную в результате применения адаптивной пороговой сегментации. Если бинарная маска не определена, то считается, что объект на фрагменте не был обнаружен.

Класс *AdaptiveThresholdSegmentation* реализует интерфейс *ISegmentation* и использует для вычисления порога соотношение локальных максимумов и минимумов в окрестности пикселя.

Класс *Detector* реализует основную логику метода обнаружения посторонних объектов. Экземпляр этого класса требуется сначала

инициализировать, передав в метод *Initialize* коллекцию кадров для определения начальных параметров фона. Основную обработку кадров осуществляют методы *AddFrameToProcess* и *DetecObjects*. Метод *AddFrameToProcess* добавляет передаваемый в него кадр в набор для проведения детекции, а также производит некоторые действия по обработке, с целью оптимизации общего процесса детекции. Метод *DetecObjects* возвращает коллекцию охватывающих рамок обнаруженных объектов по собранному набору кадров.

Классы *Detector*, *GMBackgroundModel* и *AdaptiveThresholdSegmentation* используют методы обработки изображений, предоставляемые абстракцией *ImageProcessing*. Соответствующие поля классов ассоциированы с интерфейсом *ImageProcessing*, что позволяет использовать различные реализации методов этого интерфейса.

Система ввода-вывода ПО реализована также с использованием Emgu CV, поскольку эта библиотека предоставляет возможности для захвата видеопотока из файлов, с подключенных устройств (веб-камер), а также с различных устройств по сети.

3.5 Формат входных и выходных данных

Для работы метода обнаружения посторонних объектов необходимо задать несколько параметров. Описание параметров и их допустимых значений приведено ниже.

1. Количество кадров для инициализации модели фона. Целое число больше нуля. Задаёт размер последовательности кадров, по которой определяются начальные значения параметров модели фона.
2. Общий вес компонент фона в модели. Вещественное число больше 0 и не превосходящее 1. Задаёт минимальную сумму весовых коэффициентов смеси гауссиан, по которой определяются фоновые компоненты смеси. Чем выше значение, тем больше компонент смеси будут расцениваться как компоненты, задающие фон.

3. Размер локальной окрестности для вычисления порогового значения. Нечетное целое число не меньше 3. Задаёт размер квадратной окрестности пикселя, по которой вычисляется порог сегментации для этого пикселя.
4. Коэффициент регуляризации. Вещественное число больше 0 и не превосходящее 1. Задаёт чувствительность адаптивной пороговой сегментации к изменению яркости. Чем выше значение, тем ниже чувствительность.
5. Количество кадров в наборе для обработки. Целое положительное число. Определяет количество кадров, которое выбирается из потока для детекции.
6. Интервал детекции. Целое неотрицательное число. Определяет количество кадров между детекциями.

Также при необходимости указывается зона интереса на кадрах видеопотока в виде прямоугольной области. Область задается координатами левого верхнего и правого нижнего углов.

Входной поток, по которому производится обнаружение объектов, может быть задан несколькими способами:

- идентификатором подключенного устройства захвата;
- путем к видеофайлу.

На выходе формируются прямоугольные охватывающие рамки, которые выделяют обнаруженные объекты на исходном кадре. Рамки определяются координатами левого верхнего и правого нижнего углов.

3.6 Интерфейс пользователя

Интерфейс пользователя представлен на рисунке 15.

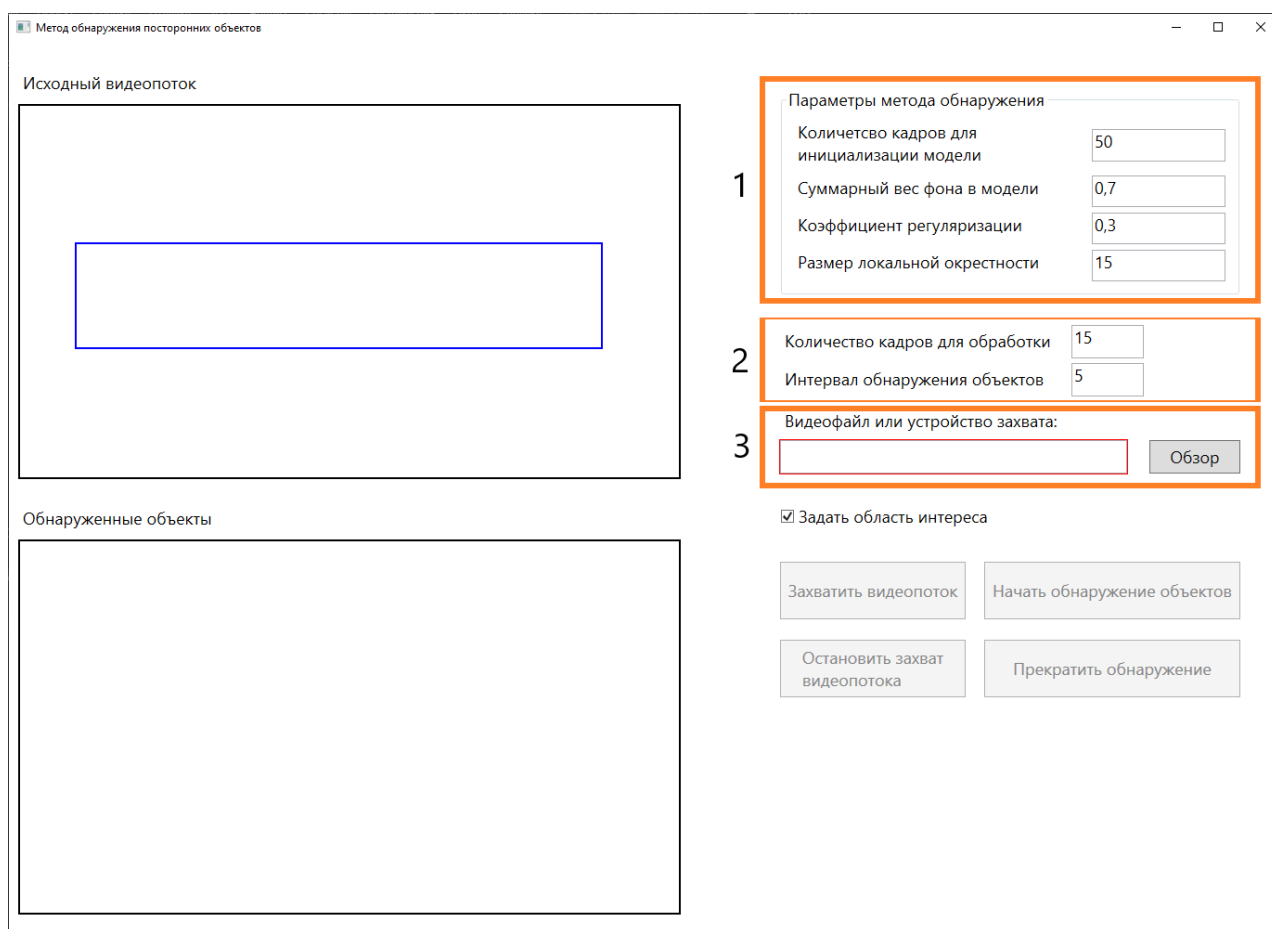


Рисунок 15. - Интерфейс программы

В левой части интерфейса отображается исходный видеопоток и последний кадр, на котором были обнаружены посторонние объекты, с выделением этих объектов.

Перед началом работы с приложением пользователь в специальном поле (позиция 3 на рисунке 15) должен задать источник видеопотока. Для указания файла можно использовать диалоговое окно поиска, которое вызывается по соответствующей кнопке.

Параметры метода инициализируются значениями по умолчанию и могут быть изменены в соответствующей группе полей (позиция 1 на рисунке 15).

Если требуется задать область интереса, нужно выбрать соответствующий пункт в правой части интерфейса. После этого на захваченном видеопотоке появится прямоугольная область (синяя прямоугольная рамка на рисунке 15), размеры которой можно настроить с помощью мыши.

Также предусмотрена возможность периодической обработки кадров. Интервал обработки задается в отдельном поле (позиция 2 на рисунке 15) вместе с количеством кадров, используемым для детекции объектов.

Описание функционала управляющих кнопок приведено ниже.

- Кнопка “Захватить поток” – производит захват указанного видеопотока и отображение его в соответствующей области левой части интерфейса.
- Кнопка “Остановить захват видеопотока” – останавливает захват видеопотока.
- Кнопка “Найти посторонние объекты” – запускает работу метода обнаружения. После нажатия этой кнопки захватывается указанный поток, если он не был захвачен. Затем из потока считывается последовательность кадров, по которой инициализируется модель фона. После этого к кадрам будет применяться метод обнаружения.
- Кнопка “Прекратить обнаружение” – останавливает работу метода обнаружения, но не освобождает захваченный поток.

При выполнении метода обнаружения недоступна возможность редактирования всех параметров, кроме интервала обработки кадров.

Результаты работы метода приведены в приложении А.

3.7 Информация по сборке и запуску

Так как приложение разработано под платформу Windows, то для работы библиотеки Emgu CV требуются дополнительные динамические библиотеки. Их нужно поместить в одну директорию с исполняемым файлом приложения, либо в проекте Visual Studio установить пакет Emgu.CV.runtime.windows, который добавит все необходимые библиотеки.

Приложение скомпилировано средствами Visual Studio. Запуск приложения осуществляется через исполняемый файл. Дальнейшее взаимодействие с ПО осуществляется через графический пользовательский интерфейс.

Выводы

В соответствии с описанными в конструкторском разделе алгоритмами, на языке программирования C# в среде Microsoft Visual Studio был реализован метод обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеопотоку. Был описан формат входных данных и интерфейс пользователя.

4. Экспериментальный раздел

В данном разделе проводится экспериментальное исследование влияния параметров метода на результат обнаружения с использованием реализующего этот метод программного обеспечения.

4.1 Критерии оценки результата

Разработанный метод обнаружения имеет четыре основных параметра:

- количество кадров для инициализации модели фона;
- вес фона в модели;
- коэффициент регуляризации;
- размер квадратной локальной окрестности.

Количество кадров, используемое для детекции объектов, было зафиксировано и равно 15.

Каждый из параметров может оказывать разное влияние на итоговый результат обнаружения. Для оценки этого влияния было выделено два критерия качества обнаружения:

1. p – вероятность правильного обнаружения, вычисляемая по формуле (51);
2. p_f – вероятность ложного обнаружения, вычисляемая по формуле (52).

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{k_i}{k_0} \quad (51)$$

где k_i – число обнаруженных объектов при i -ой детекции;

k_0 – общее число объектов.

$$p_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{k_{fi}}{k_i} \quad (52)$$

где k_{fi} – число ложных обнаружений при i -ой детекции;

k_i – общее число обнаружений при i -ой детекции.

4.2 Подготовка исходных данных

Исходные данные для проведения исследования представляют собой четыре группы из 4000-5000 несжатых кадров, полученных в разных погодных условиях. По одной в разное время суток (утро, день, вечер) без осадков и одна днем во время дождя. В каждой группе содержатся кадры ВПП без посторонних объектов и с посторонними объектами. Способ появления объектов в кадре не фиксировался в виду его малой значимости для проводимого исследования.

Все кадры были сняты в ходе проведения экспериментов на аэродроме Орловка совместно со специалистами МАНС (концерн “Международные аэронавигационные системы”) с использованием PTZ камеры AXIS Q8685-LE (разрешение видео 1920 x 1080 пикселей, 30-кратное оптическое увеличение). В кадрах присутствует участок ВПП и прилегающая территория (рисунок 16). При проведении исследования для кадров задавалась область интереса, содержащая только ВПП.



Рисунок 16. – Пример кадра

Все объекты во время съемок располагались на одинаковом расстоянии от камеры (около 200 м).

Для имитации мусора на ВПП было выделено 6 типов объектов. Список типов с примерами объектов по каждому типу приведен ниже.

1. Металлические предметы.

- Кусок жести (рисунок 17). Размеры 15х3 см.
- Алюминиевый цилиндр (рисунок 18). Размеры 4х6х4 см.
- Металлический цилиндр (рисунок 18). Размеры 4х6х4 см.

2. Пластмассовые предметы.

- Пластмассовая трубка (рисунок 19). Размеры 9х4х3 см.

3. Предметы из резины.

- Кусок резины (рисунок 19). Размеры 8х8х1 см.

4. Обломки покрытия ВПП.

- Кусок бетона (рисунок 20). Размеры 8х7х7 см.
- Кусок асфальта (рисунок 20). Размеры 10х7х6 см.

5. Инструменты.

- Болт (рисунок 17). Длина 7 см, диаметр 0.8 см.

6. Оборудование ВПП.

- Фонарь средств освещения ВПП (рисунок 21). Размеры 5х5х6 см.

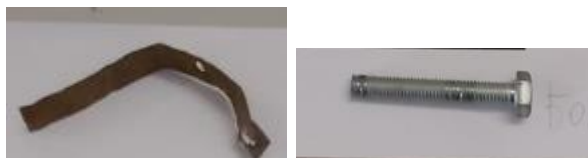


Рисунок 17. – Кусок жести (слева) и болт (справа)



Рисунок 18. – Алюминиевый (слева) и металлический (справа) цилиндры



Рисунок 19. – Пластмассовая трубка (слева) и кусок резины (справа)



Рисунок 20. – Кусок асфальта (слева) и кусок бетона (справа)



Рисунок 21. – Фонарь средств освещения ВПП

В каждой группе кадров содержится не менее 300 кадров без посторонних объектов и порядка 200 наборов по 15 кадров, на которых есть посторонние объекты. Эти наборы представляют собой выборки для проведения детекций.

4.3 Оценка влияния параметров

В ходе проведения экспериментов варьировался только исследуемый параметр. Остальные фиксировались в соответствии со значениями по умолчанию, представленными ниже.

- Количество кадров для инициализации модели фона – 50.
- Вес фона в модели – 0.7.
- Коэффициент регуляризации – 0.5.
- Размер квадратной локальной окрестности – 11.

Каждая из подготовленных групп кадров обрабатывалась следующим образом. По кадрам без посторонних объектов инициализировалась модель фона. Оставшаяся последовательность кадров с посторонними объектами разбивалась на наборы по 15 кадров и на этих наборах проводилось обнаружение объектов разработанным методом. После каждой детекции модель фона сбрасывалась в состояние после инициализации, чтобы кадры из разных наборов не оказывали влияние на детектирование.

4.3.1 Коэффициент регуляризации

На рисунках 22 и 23 приведены в виде графиков результаты исследования влияния коэффициента регуляризации на результат обнаружения.

Зависимость вероятности правильного обнаружения от коэффициента регуляризации

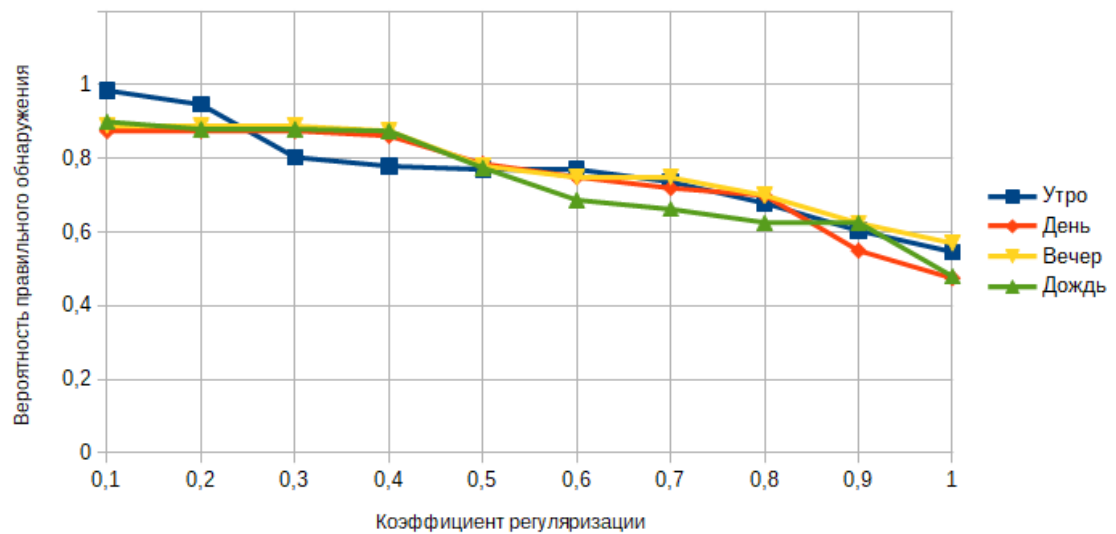


Рисунок 22. - График полученных зависимостей

Зависимость вероятности ложного обнаружения от коэффициента регуляризации

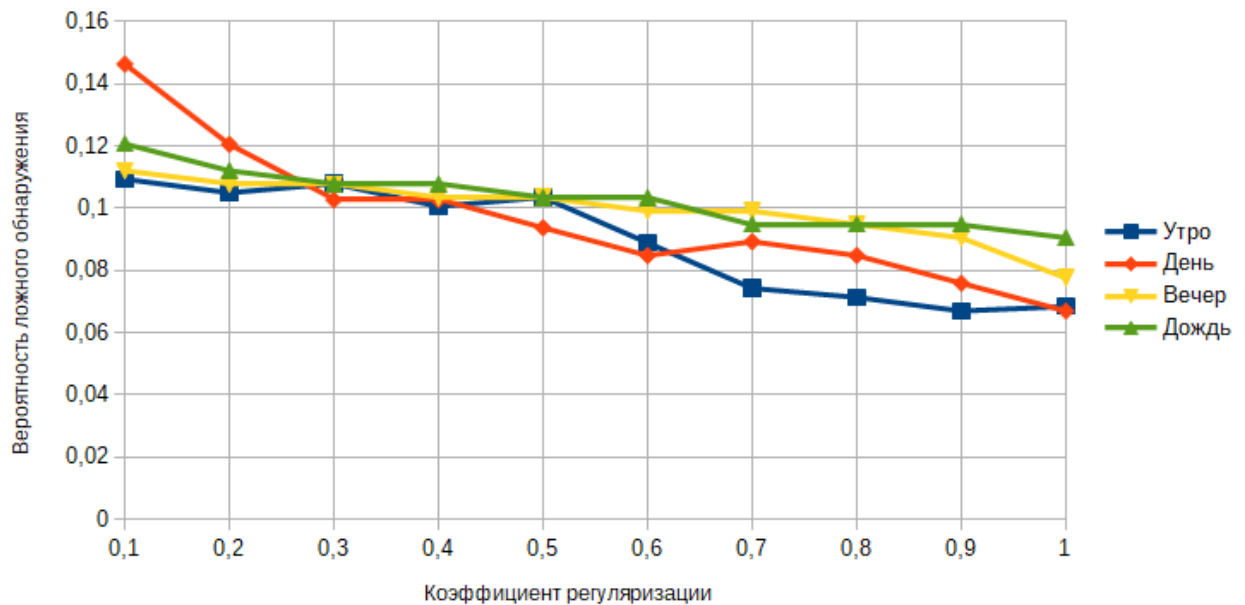


Рисунок 23. - График полученных зависимостей

Как видно из графиков, коэффициент регуляризации прямо влияет на качество обнаружения. С ростом значений коэффициента снижается как вероятность правильного обнаружения, так и вероятность ложного обнаружения.

Наиболее оптимальные значения этого параметра, исходя из результатов исследования - 0.1 – 0.3.

4.3.2 Размер локальной окрестности

На рисунках 24 и 25 приведены в виде графиков результаты исследования влияния размера локальной окрестности пикселя, по которой вычисляется порог, на результат обнаружения.

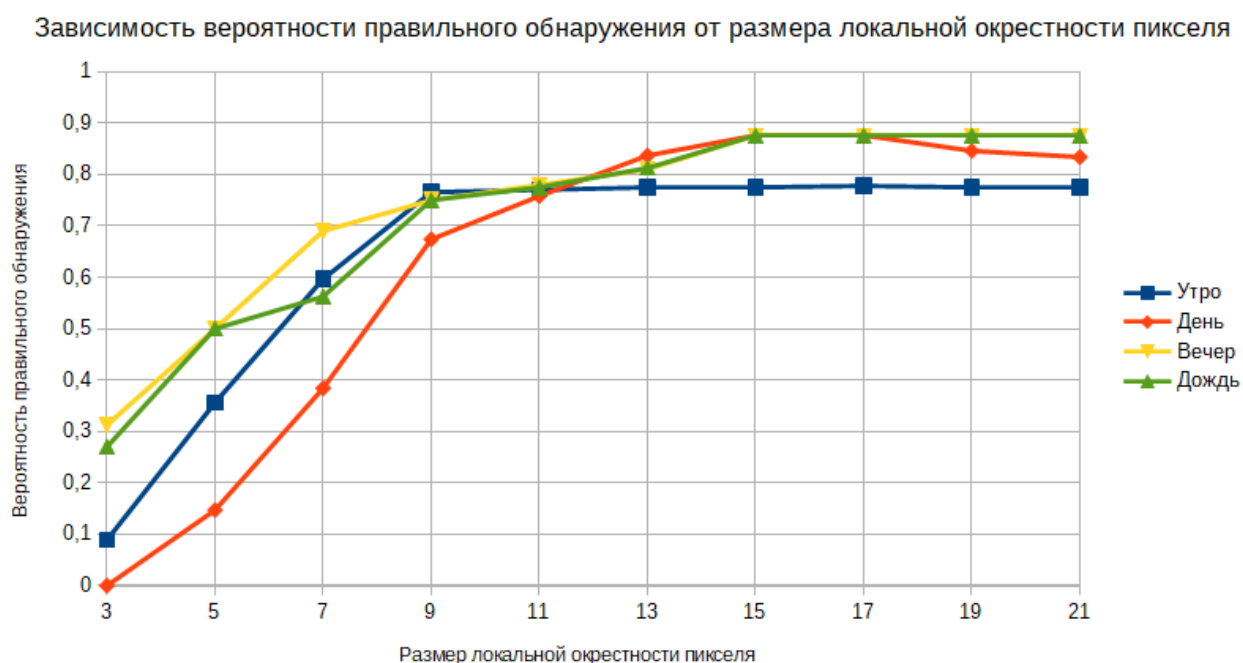


Рисунок 24. - График полученных зависимостей

Зависимость вероятности ложного обнаружения от размера локальной окрестности пикселя

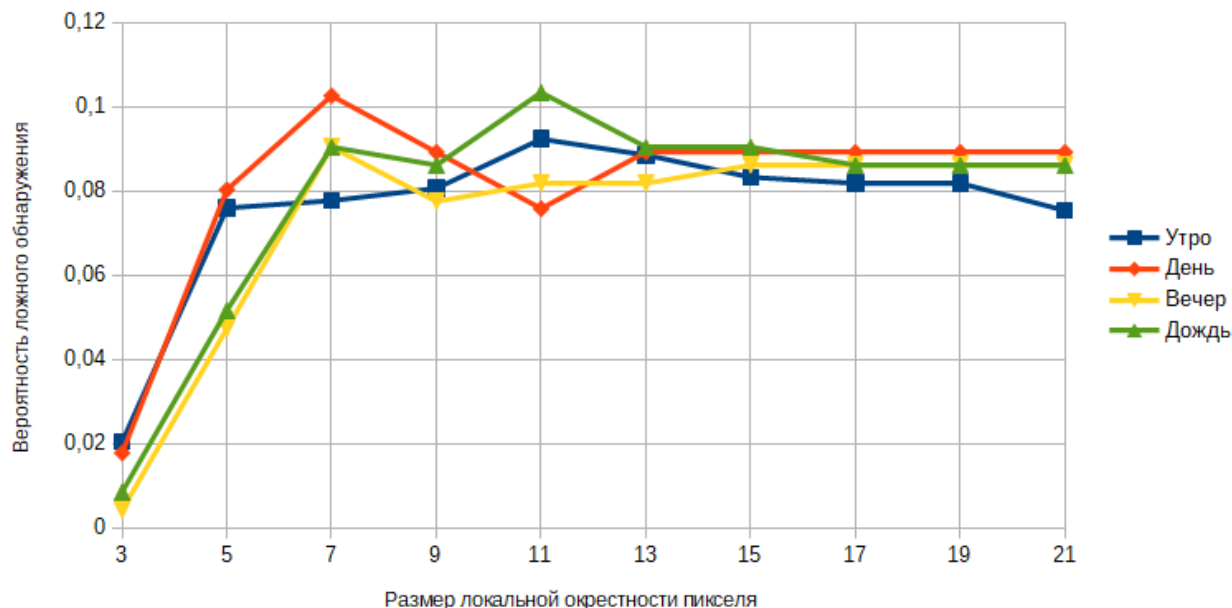


Рисунок 25. - Графики полученных зависимостей

На основе представленных результатов исследования был сделан вывод, что размер локальной окрестности пикселя для вычисления порога оказывает существенное влияние на результат обнаружения. При слишком низких значениях большая часть посторонних объектов не детектируется. Однако ложных срабатываний сравнительно мало. При увеличении размера окрестности вероятность правильного обнаружения растет до определенного предела. При значениях в среднем выше 13 изменения вероятности верного обнаружения и ложного обнаружения изменяются незначительно. Однако стоит отметить, что чем больше локальная окрестность, тем больше будет время сегментации. Исходя из этого, диапазон наиболее оптимальных значений параметра можно определить как 13 – 17.

4.3.3 Вес фона в модели

На рисунках 26 и 27 приведены в виде графиков результаты исследования влияния суммарного веса фона в смеси гауссиан на результат обнаружения.

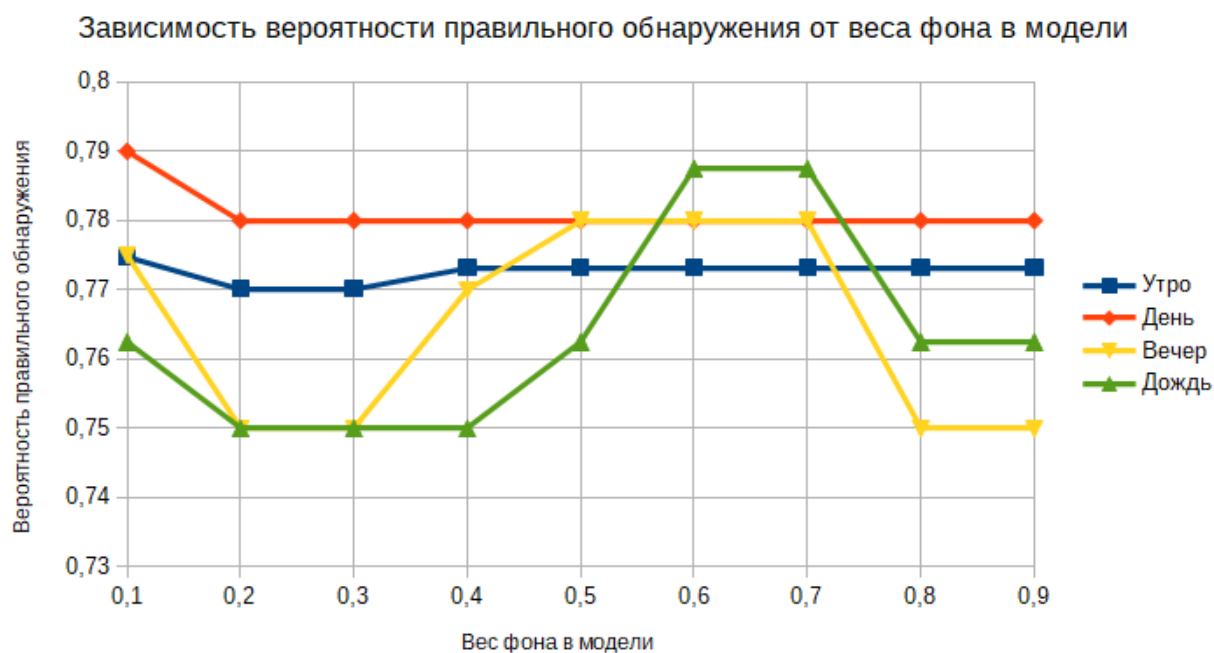


Рисунок 26. - Графики полученных зависимостей

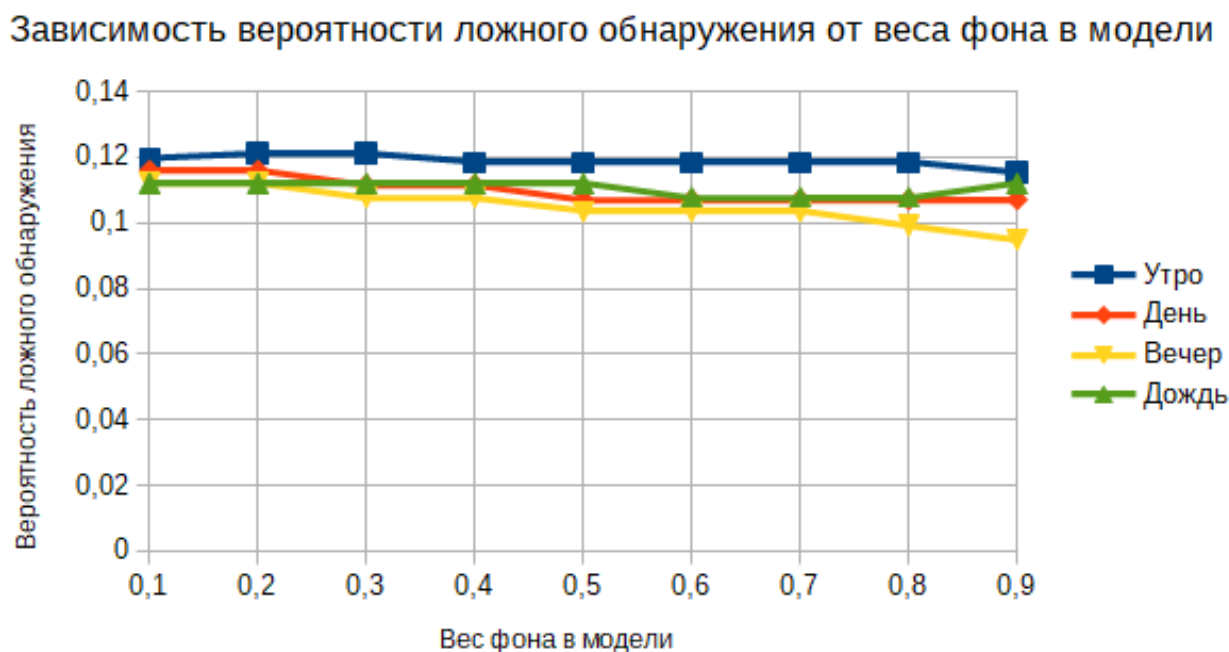


Рисунок 27. - Графики полученных зависимостей

Как видно из графиков, суммарный вес фона в смеси гауссиан практически не влияет на вероятности правильного и ложного обнаружений. Из анализа

графика на рисунке 26, можно предположить, что резкие скачки зависимости вызваны погодными и временными условиями съемки.

Кроме того, при проведении исследования было обнаружено, что увеличение веса фона в модели ведет к снижению ложных обнаружений при отсутствии объектов в кадре. Исходя из этого, оптимальный диапазон данного параметра составляет от 0.6 до 0.7.

4.3.4 Количество кадров для инициализации модели

На рисунках 28 и 29 приведены в виде графиков результаты исследования влияния количества кадров, используемого для инициализации модели фона, на результат обнаружения.

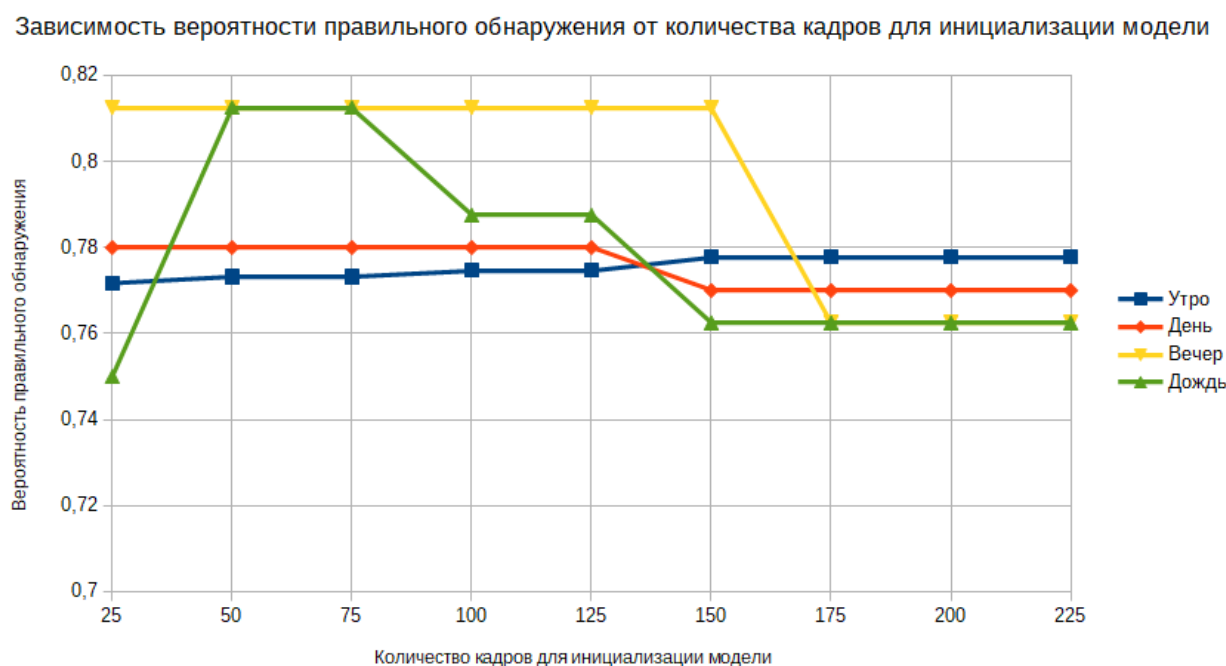


Рисунок 28. - График полученных зависимостей

Зависимость вероятности ложного обнаружения от количества кадров для инициализации модели

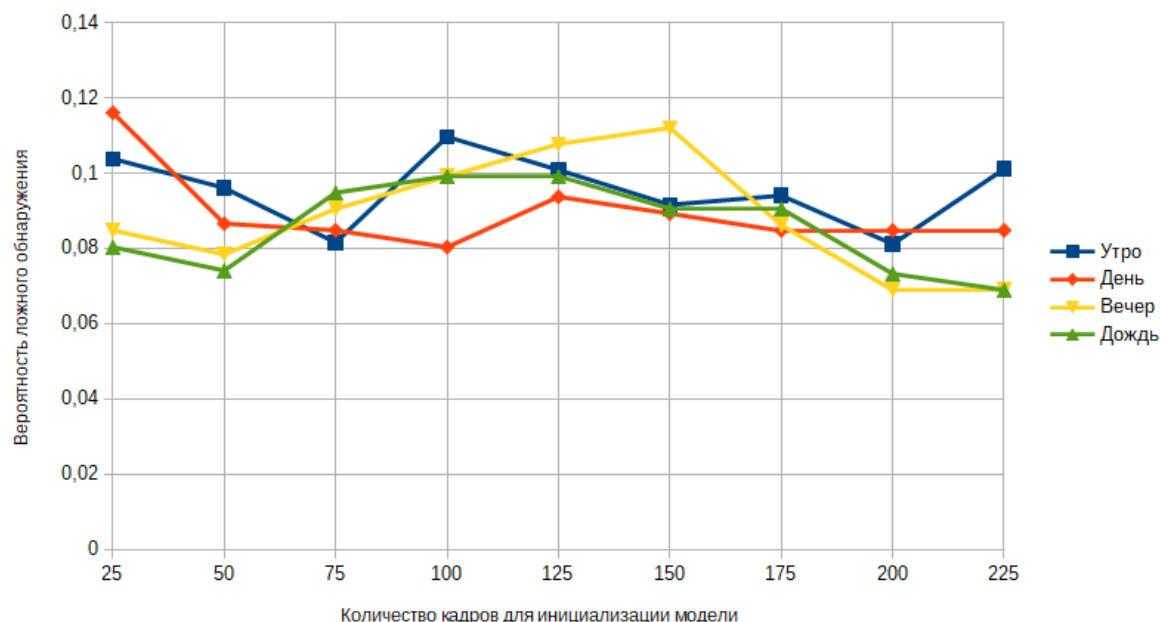


Рисунок 29. - График полученных зависимостей

Из анализа графиков был сделан вывод, что данный исследуемый параметр незначительно влияет на вероятность верного обнаружения при работе днем и утром. При детектирование объектов в вечернее время, а также при дожде вероятность правильного обнаружения выше при значении данного параметра в пределах от 50 до 75.

Вероятность ложного обнаружения при разных значениях исследуемого параметра колеблется в пределах от 0.075 до 0.116, достигая минимума при значениях количества кадров 50-75 и 200. Однако, увеличение количества кадров для инициализации модели фона ведет к увеличению временных затрат на инициализацию. Таким образом, на основе обработки результатов исследования для данного параметра был определен оптимальный диапазон значений: от 50 до 75.

Выводы

В данном разделе приведено описание исследования разработанного метода обнаружения посторонних объектов на ВПП. Рассмотрен вопрос формирования выборки для проведения исследования, оценено влияние параметров метода на результат его работы, приведены результаты проведенного исследования.

Основываясь на результатах, а также особенностях предметной области можно сделать следующие выводы:

- основное влияние на работу метода оказывают параметры адаптивной пороговой сегментации – размер локальной окрестности для вычисления порога и коэффициент регуляризации;
- увеличение коэффициента регуляризации ведет к снижению вероятностей правильного и ложного обнаружений;
- использование больших локальных окрестностей для вычисления порога нецелесообразно, так как не приводит к существенному росту вероятности верного обнаружения, но увеличивает временные затраты;
- изменение суммарного веса фона в модели не ведет к существенным изменениям в работе метода, однако в зависимости от погодных и временных условий возможны резкие изменения вероятности правильного обнаружения;
- увеличение используемого количества кадров для инициализации модели также не приводит к увеличению вероятности обнаружения, но требует больших временных затрат;
- наиболее оптимальные значения параметров метода для исследуемых погодных и временных условий: коэффициент регуляризации – 0.1-0.3; размер локальной окрестности – 13-17; суммарный вес фона в модели – 0.6-0.7; количество кадров для инициализации модели – 50-75;

- для найденного набора значений параметров показатели качества метода составляют: вероятность верного обнаружения – 85-90%, вероятность ложного обнаружения – 9-10%;
- полученные результаты позволяют считать метод допустимым для применения при соблюдении установленных для метода ограничений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проделанной работы был разработан метод обнаружения посторонних объектов на ВПП по видеопотоку.

В ходе работы были выполнены все поставленные задачи, а именно:

- проведен анализ задачи обнаружения объектов на видеопотоке;
- разработан метод обнаружения посторонних объектов на ВПП;
- разработана программная реализация метода обнаружения посторонних объектов на ВПП;
- проведено исследование применимости разработанного метода;

Можно выделить следующие направления дальнейшего развития метода:

- добавление классификации обнаруженных объектов;
- отслеживание движущихся объектов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Advanced System for Foreign Object Debris and Bird-Aircraft Strike Avoidance [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://cordis.europa.eu/project/id/816435> (Дата обращения: 12.04.2020)
2. Airport Foreign Object Debris (FOD) Detection Equipment [Электронный ресурс] — Режим доступа: https://www.faa.gov/documentLibrary/media/Advisory_Circular/AC_150_522_0-24.pdf (Дата обращения: 12.04.2020)
3. Основы аэропортовой деятельности и обеспечения полетов : учеб. Пособие / сост. Л. Б. Бажов. – Ульяновск : Ульяновское высшеее виационное училище гражданской авиации (институт), 2011. – 80 с.
4. Foreign Object Debris Radar [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.qinetiq.com/ca/en-gb/what-we-do/products-and-tools/foreign-object-debris-radar> (Дата обращения 12.04.2020)
5. FOD Detection [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.xsightsys.com/index.php/fodetect/> (Дата обращения 12.04.2020)
6. FOD Finder™ XM [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://fodfinder.com/pages/foddinderxm.html> (Дата обращения 12.04.2020)
7. Комаричев, М.Е. Сегментация изображений на параллельных вычислительных системах / М.Е. Комаричев, С.А. Зори // Информационные управляющие системы и технологии и компьютерный мониторинг, 2012.
8. Тропченко А.А., Тропченко А.Ю. Методы вторичной обработки и распознавания изображений. Учебное пособие. – СПб: Университет ИТМО, 2015. – 215 с.
9. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - 3-е изд., исправ. и доп. - Москва : Техносфера, 2012. – 1104 с.

10. Панченко, Д.С. Сравнительный анализ методов сегментации изображений /Д.С. Панченко, Е.П. Путятин // Радиоэлектроника и информатика, 1999, №4.
11. Muhsin, Z.F., Rehman A., Altameem A. Improved quadtree image segmentation approach to region information // The Imaging Science Journal, 2014. Vol. 62.
12. Belaid L J, Mourou W. Image segmentation: a watershed transformation algorithm[J] // Image Analysis and Stereology, 2009. Vol. 28.
13. Обзор алгоритмов сегментации [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/intel/blog/266347/> (Дата обращения 20.04.2020)
14. Christopher Richard Wren, Ali Azarbayejani, Trevor Darrell, Pentland Alex Paul. Pfunder: Real-Time Tracking of the HumanBody // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 19(7). — 1997.
15. Pakorn KaewTraKulPong, Richard Bowden. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection // Video-Based Surveillance Systems, 2002.
16. Фильтрация бинарных изображений [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://technicalvision.ru/index.php/Фильтрация_бинарных_изображений#top (Дата обращения 01.05.2020).
17. Обработка изображений. Часть 1 [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.graph.unn.ru/rus/materials/CG/CG03_ImageProcessing.pdf (Дата обращения 01.05.2020).
18. Стандарты идентификации, распознавания и детектирования [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://infotech.com.ua/article/standarty-identifikacii-raspoznavanii-i-detektirovanii-ludei> (Дата обращения 05.05.2020)
19. Руководство по языку C# [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/dotnet/csharp/> (Дата обращения 14.05.2020)

20. .NET Standard [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/dotnet/standard/net-standard> (Дата обращения 14.05.2020)
21. Microsoft. Введение в язык C# и .NET Framework. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://docs.microsoft.com/ru-ru/dotnet/csharp/getting-started/introduction-to-the-csharp-language-and-the-net-framework> (Дата обращения: 14.05.2020).
22. Metanit. Введение в WPF. [Электронный ресурс] - Режим доступа: <https://metanit.com/sharp/wpf/1.php> (дата обращения: 14.05.2020).
23. Портал библиотеки Emgu CV [Электронный ресурс] – Режим доступа: http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page#Cross_Platform (Дата обращения 14.05.2020).
24. Портал библиотеки OpenCV [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://opencv.org/> (Дата обращения 14.05.2020).

Приложение А. Примеры работы разработанного метода.



Рисунок А.1. – Кадр видеопотока с заданной областью интереса (сверху) и результат работы метода (снизу)



Рисунок А.2. – Кадр видеопотока с заданной областью интереса (сверху) и результат работы метода (снизу)