

**СОДЕРЖАНИЕ**

[ВВЕДЕНИЕ 3](#_Toc535616750)

[1 ВЫДЕЛЕНИЕ И СОПРОВОЖДЕНИЕ ОБЪЕКТОВ 4](#_Toc535616751)

[1.1 Признаки выделения объекта 4](#_Toc535616752)

[1. 2 Задача слежения за объектом 4](#_Toc535616753)

[1.3 Классификация методов и алгоритмов сегментации и сопровождения объектов интереса по критерию используемого признака 5](#_Toc535616754)

[1.4 Методы и алгоритмы выделения и обнаружения объектов 9](#_Toc535616755)

[1.5 Методы обнаружения движущихся объектов 13](#_Toc535616756)

[1.5.1 Метод вычитания фона 13](#_Toc535616757)

[1.5.2 Вероятностная модель сегментации 14](#_Toc535616758)

[1.5.3 Методы контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов 18](#_Toc535616759)

[1.5.4 Метод Виолы-Джонса для обнаружения объектов 27](#_Toc535616760)

[ЗАКЛЮЧЕНИЕ 30](#_Toc535616761)

[Список использованных источников 31](#_Toc535616762)

# ВВЕДЕНИЕ

При разработке метода выделения информативных признаков объектов появилась потребность в выделении искомых объектов на общем фоне в изображении.

Решение задач распознавания и анализа движущихся объектов в системах технического зрения часто сталкивается с рядом проблем; в частности, видеодатчик, находящийся на борту беспилотного летательного аппарата, будет перемещаться пространстве вместе с ним, а, следовательно, в процессе съёмки будет меняться условия освещённости (к примеру, из-за сильной облачности) и высота съёмки, в связи с этим фон, на котором находится объект интереса, постоянно изменяется. Эти обстоятельства не всегда учтены в описывающих сцену математических моделях. Из-за наличия вышеперечисленных факторов увеличивается количество ошибок обнаружения и выделения объектов интереса на изображении.

* данной работе рассмотрены признаки выделения объектов, методы выделения объектов и методы обнаружения движущихся объектов.

# 1 ВЫДЕЛЕНИЕ И СОПРОВОЖДЕНИЕ ОБЪЕКТОВ

## 1.1 Признаки выделения объекта

Основная проблема в создании большинства методов распознавания

объектов состоит в определении того, какие пиксели распознавать, какие –

игнорировать. Для решения этой задачи необходимо рассматривать

компактное представление исходных данных.

Исходными данными для сегментации и сопровождения объекта, в данной работе, является полутоновая видеопоследовательность (image sequence) некоторой сцены S, получаемая с подвижной видеокамеры. На первых n кадрах видеопоследовательности нет никакого движения; начиная с n + 1 кадра, перед камерой могут появляться объекты интереса. Для каждого кадра последовательности требуется получить бинарное изображение переднего движущихся объектов. В полученной маске: 0 - чёрный, что соответствует заднему плану, а 1 - белый, что соответствует переднему плану. При движении камеры часть сцены может время от времени выпадать из вида, к примеру, это может быть наблюдаемый объект.

Требование о том, что первые n кадров не содержат никакого движения, обусловлено тем фактом, что непосредственно перед началом съёмки воздушного объекта, происходит этап калибровки и настройки видеокамеры. Поэтому в начале последовательности имеется набор кадров, в которых практически отсутствует какое-то движение. Однако в полной мере это требование реализовано быть не может, по причине так называемого динамического заднего плана. В качестве примера динамического заднего плана, можно рассмотреть видеопоследовательность, на которой облачное небо c перемещающимися облаками и т.п.

## 1. 2 Задача слежения за объектом

Пусть I(x, t) - яркость кадра со временем t в точке. Движение изображения будем описывать с помощью уравнения вида :



где ᇞ(x) = х + d, где d - приращение расстояние точки х при переходе от кадра (t) к кадру (t1). Уравнение (1.1) описывает перемещение искомого объекта от кадра к кадру описывается для всех точек х из окрестности объекта; освещение точки сцены, соответствующей объекту, при этом неизменно. При малых изменениях изображения от кадра к кадру считается, что окно объекта смещается и движение ᇞ(x) принимает вид ᇞ(x + d). При увеличении длительности слежения, изображение точки сцены может искажаться. Это искажение приближенно описывается аффинной трансформацией и поэтому движение точек может быть описано аффинными преобразованиями ᇞ(x) = Ах + d, где А - матрица размерности 2x2. Необходимо найти движение, при котором разница между окнами при текущем и будущем положениях объекта минимизируется, т.е. должен быть достигнут минимум



## 1.3 Классификация методов и алгоритмов сегментации и сопровождения объектов интереса по критерию используемого признака

В данной работе рассматривается случай, когда камера движется во время сьемки на открытом воздухе в сложных условиях наблюдения (солнце, блики, тени, облака). Априорная информация об объектах интереса минимальная: даны лишь пределы их размеров и скоростей в плоскости изображения и форма. При постоянном движении самой камеры единственным источником информации могут быть только соседние кадры ‒ они содержат в себе перекрывающую часть сцены и, анализируя ее, можно получить какие-либо результаты. Рассмотрим признаки, на основе которых строятся методы сегментации. 12

1. **Яркостный признак.**

Наиболее часто для анализа изображения на основе яркостного признака используют гистограммные методы или алгоритм водораздела. Гистограммные методы устанавливают порог, соответствующий минимуму бимодальной гистограммы распределения яркости в изображении или локальном окне. Пиксели, яркость которых ниже порога ,считаются принадлежащими фону, выше — объекту. Это позволяет выделить объекты ярче фона. В случае если объекты темнее фона решающее правило должно быть обратным. Гистограммные методы требуют априорного знания светлее или темнее фона объект и позволяют выделить только однородные по яркости объекты. Алгоритм водораздела работает с препаратом исходного изображения, полученным с помощью многомасштабного морфологического градиента. Предпосылкой для сегментации является минимум яркостного вектора градиента. Это исключает необходимость априорного знания объект ярче или темнее фона, но сохраняет требование одинаковой яркости в пределах всего изображения объекта для его корректной сегментации. Условия наблюдения за объектами интереса на открытом воздухе при естественном освещении предполагает присутствие теней и облачность, что способствует возникновению значительных ошибок сегментации при использовании лишь яркостного признака.

1. **Текстурный признак.**

Основой методов сегментации является выявление областей с разными значениями количественных оценок текстур. Согласно определению текстуры, данному в работе, её отличает следующее: присутствует локальный фрагмент, который регулярно повторяется в пределах области большего по сравнению с ним размера; рисунок локального фрагмента образуется элементарными частями, расположенными в неслучайном порядке; элементарные части ‒ однородные единицы, имеющие приблизительно одинаковую форму во всей текстурной области. Вследствие свойств объектов интереса и сложных условий наблюдения перечисленными признаками практически не обладают анализируемые изображениях.

1. **Признак формы.**

Основой методов, использующих признак формы для сегментации объектов интереса, является сопоставление эталонного описания объекта (контура, скелетона или бинарной маски) с препаратом, полученным по реальным изображениям .

1. **Признак движения.**

Он может быть оценен на основе энергии движения и векторов движения. Энергия движения ‒ это временные изменения яркости пикселей в соседних кадрах видеопоследовательности. Методы и алгоритмы, построенные на энергии движения чувствительны к появлению ложной энергии движения, вызванной шумами и изменениями освещенности. Их основным недостатком является отсутствие возможности сегментировать объекты, расположенные в непосредственной близости друг к другу. Это обусловлено тем, что энергия движения ‒ скалярная оценка, дающая информацию о том, что в рассматриваемой области кадра произошли изменения; однако, в отличие от векторов движения, она не предоставляет информацию о скорости и направлении движения. Использование оптического потока (векторов движения) позволяет отделить движущийся объект от сложного статичного фона и от других объектов, если их направления движения и скорость различны. Информация о скорости и ускорение объекта, а, в случае использования параметрической модели, также об углах его поворота, позволяет разрешить ситуацию окклюзии, разделения объекта на части, выполнить идентификацию объектов интереса после ведения по предсказанию . Рассмотрим подробнее схему вычисления вектора движения для простого случая (случай подвижной камеры и неподвижной сцены), представленную на рисунке 1.2. При этом под вектором движения в заданной точке понимается вектор изменения координат этой точки между двумя заданными кадрами. Пусть имеется трехмерная сцена без движения и два кадра I1=I(t1) и I2=I(t2), полученные при помощи камеры из разных точек. Точке P трехмерной сцены в кадре I1 соответствует пиксель с координатами p1 ‒ будем называть его образом точки P на кадре I1 .Образом точки P на кадре I2 будет пиксель с координатами p2. Под образом в данном случае подразумевается вектор координат проекции точки P на матрицу камеры, т.е. образ точки P определен даже в случае отсутствия её изображения на кадре. Вектор движения V в точке p2 для пары кадров I1 и I2 определяется формулой:



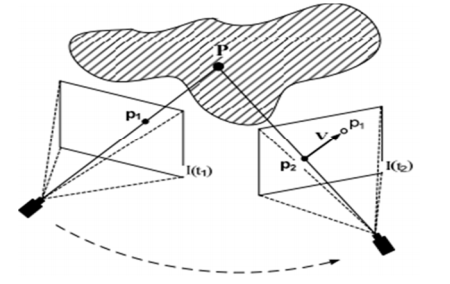


Рисунок 1.2 . Схема вычисления вектора движения для случая подвижной камеры и неподвижной сцены

Ни один из признаков не позволяет удовлетворить требование устойчивой сегментации и сопровождения при существенной динамике свойств объекта интереса. При длительном сопровождении происходит изменение свойств объекта и, признак, в соответствии с которым сегментация ранее выполнялась корректно, становится неэффективным. Учитывая эти обстоятельства, нужно руководствоваться не одним признаком, а несколькими, т.е. совокупностью признаков, отвечающих свойствам объекта интереса в разные моменты времени. Рассмотрим подробнее признак, подходящий для данной работы в большей степени. Последовательность видеокадров позволяет использовать для сегментации объектов признак движения. Видимое (наблюдаемое по видеопоследовательности) движение порождено изменениями яркости пикселей 15 кадра t+1 по отношению к кадру t. Видимое движение не является эквивалентом реального движения. Объект интереса двигается в трехмерном пространстве и его положение в общем случае характеризуется шестью координатами (x,y,z,α,β,γ), где α,β,γ ‒ азимут, угол тангажа и угол крена, соответственно. В плоскости кадра реальное 3D движение будет представлено 2D проекцией, перемещение которой обуславливают изменения яркости пикселей. Яркость будет меняться и в статичной сцене ‒ при изменении освещенности. Таким образом, видимое движение включает в себя 2D движение объектов интереса и фона, изменения освещенности и шумы. В зависимости от положения камеры видимое движение подразделяется на глобальное и локальное. Если камера расположена на подвижном носителе, будет происходить как движение фона, так и движение объектов интереса. Этот вид движения называется глобальным; при статичной камере имеет место только движение объектов интереса — локальное движение. Анализ различных методов и алгоритмов, позволяющих оценить признак движения и сегментировать на его основе объекты интереса, дает возможность определить две основные группы: методы, основанные на энергии движения, и методы, основанные на векторах движения. Сосредоточимся на второй группе методов (поскольку первая группа методов не позволяет сегментировать объекты, находящиеся в непосредственной близости друг к другу). Векторы движения несут информацию одновременно о направлении и величине видимой скорости движения фрагментов изображения, благодаря чему при глобальном движении векторы фона и объекта будут различны.

## 1.4 Методы и алгоритмы выделения и обнаружения объектов

Анализ особенностей большого количества методов и алгоритмов обнаружения и выделения объектов в последовательности изображений показывает, что основным отличием алгоритмов друг от друга является этап обработки изображений, на котором осуществляется учет основной априорной информации о яркостных, пространственных, временных и других характеристиках объектов и фона. Этот этап обработки оказывает решающее влияние на характеристики алгоритма в целом. Существует множество методов, применяемых для автоматического анализа изображений, каждый из которых оказывается полезным в некотором ограниченном классе задач. В этом смысле существующие подходы разделяются на следующие классы:

1. *Корреляционные методы, основанные на использовании априорной информации об изображениях обнаруживаемых объектов.*

Известное изображение обнаруживаемого объекта называют «эталоном» объекта. Реализация корреляционных методов состоит в том, что яркостное изображение эталона подвергается различным типам геометрических преобразований. Затем на основе преобразованного эталона и текущего изображения вычисляется критериальная функция, определяющая меру сходства эталона и текущего изображения при заданных параметрах преобразования. Для случая нулевого фона вычисляют пространственную взаимную корреляционную функцию наблюдаемого изображения и эталонного изображения объекта:



где l(if,j) ‒ яркость текущего изображения, h(i,j) ‒ яркость эталонного изображения, α,β ‒ параметры, характеризующие смещение центра объекта относительно начала координат, H ‒ множество точек эталонного изображения. Для ненулевых фонов используются нормированные корреляционные функции. Недостатки корреляционных алгоритмов: большое количество априорной информации, описывающей объекты, высокая вычислительная сложность, особенно при большой размерности вектора параметров и при большом количестве эталонов. Много работ посвящено поиску способов устранения этих недостатков. Для парирования негативных последствий, вызванных постоянными изменениями изображения объекта, используются различные методы обновления эталонного изображения. Алгоритм частичной корреляции, предложенный Е.П. Путятиным в , предназначен для использования в условиях частичного заслонения объектов. Для сокращения вычислительных затрат при использовании корреляционных методов в предлагается искать на изображении наиболее информативные участки небольшой площади и по ним вычислять корреляционный критерий, в gредлагается хранить изображение в сжатой форме; вычисление взаимной корреляционной функции не требует предварительного восстановления изображений, В предлагается снижать количество уровней квантования изображения перед вычислением взаимной корреляционной функции. Иерархические алгоритмы и алгоритмы градиентного спуска уменьшают вычислительные затраты путём последовательного уточнения координат точки максимума критериальной функции. Метод, основанный на прогнозировании движения фона , позволяет сократить размер зоны поиска при вычислении критерия сходства. Алгоритм последовательных испытаний исключает из дальнейшего рассмотрения параметры преобразований, при которых разностная критериальная функция нарастает слишком быстро. Широкий класс методов вычислительно эффективной реализации корреляционных алгоритмов опирается на быстрые ортогональные преобразования; Фурье, Адамара, Пэли, Уолша. Существуют также методы структурной корреляции, которые базируются на выделении элементов структуры эталонного и текущего изображения (характерные точки, линии, области, острые углы) . Основное преимущество корелляционных методов состоит в высокой точности и достоверности выделения объектов на сложном фоне и при низком отношении сигнал/шум. При этом повышенная вычислительная сложность является преодолимым недостатком при использовании современных ПЛИС, тогда как недостаток, состоящий в повышенных требованиях к наличию априорной информации, удаётся преодолеть лишь частично.

*2. Методы обнаружения и выделения объектов на основе пространственной фильтрации, основанные на использовании различных операции линейной и нелинейной пространственной фильтрации изображений.*

Существует несколько подходов реализации этой группы методов. В работе для выделения малоразмерных объектов путем оценки и последующей компенсации фоновой составляющей используется медианная фильтрация. Для выделения границ объектов в работе используются различные градиентные маски. В работах разработаны и исследованы несколько способов применения различных разновидностей морфологической фильтрации (по большей части, для анализа изображений, полученных в инфракрасном диапазоне). Основные преимущество данной группы методов заключается в невысоких требованиях к объёму априорной информации, описывающей объекты наблюдения. Также не требуется начальноецелеуказание, необходима лишь грубая подстройка алгоритма под размеры объектов. Недостаток методов пространственной: для их использования необходимо различие в свойствах пространственной структуры объекта и фона.

1. *Методы статистической сегментации изображений, основанные на использовании априорной информации о различии статистических свойств объекта и фона.*

Для этого используются методы пороговой обработки, метод байесовской сегментации . В ряде работ исследовались возможности использования различных признаков для осуществления байесовской классификации. При этом в вектор признаков, состоял из яркости и градиента. Достоинства статистических методов: невысокая (по сравнению с остальными группами методов, упоминаемых в работе) вычислительная сложность и возможность выделения объектов при перемещающемся датчике изображений. Основной недостаток: необходимость выполнения условия статистического различия точек фона и объекта.

1. *Методы обнаружения и выделения объектов на основе пространственно-временной обработки, использующие как пространственную, так временную информацию.*

Далее будут рассмотрены некоторые методы из указанных классов.

## 1.5 Методы обнаружения движущихся объектов

Нахождение и отслеживание движущихся объектов в видеопотоке ‒ важная задача для различного класса задач, которым необходимо выделять движущие объекты на сложном фоне. К таким классам можно отнести обнаружение движущегося воздушного объекта наблюдаемого на фоне ясного или облачного неба. Первым шагом к решению этих задач является выделение переднего плана, т.е. необходимо сформировать кадр фона и построить маски активности от разности фона и текущего кадра с ее последующим просмотром, с целью выделения движущихся объектов.

### 1.5.1 Метод вычитания фона

В этом случае алгоритм сохраняет первый кадр видеопоследовательности, а потом для каждого следующего кадра применяет порог к модулю разности текущего и сохраненного изображения по каждому пикселю. Если | Рху - Вху | > j , х = 0...W, у = 0...h, где w и h — ширина и высота изображения соответственно, то пиксель х,у считается переднеплановым, иначе он считается заднеплановым .

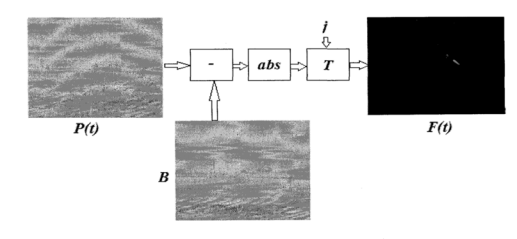


Рисунок 1.3. Модель вычитания фона

Изменяя параметр порога и параметры последующей фильтрации, можно регулировать чувствительность алгоритма. Достоинства данного алгоритма: исключительная простота реализации; высокая производительность. Недостатки данного метода: ухудшение качества обнаружения при снижении контрастности объекта с фоном; низкое качество выделенного изображения объекта; высокие требования к стабильности фона и относительным сдвигам "система - фон". Нестабильности фона, оказывающие сильное влияние на результат вычислений: • изменения заднего плана (например, облака или птицы); • изменение освещения, которое почти полностью меняет яркостные характеристики сцены; • динамический задний план.

### 1.5.2 Вероятностная модель сегментации

Для определения модели, которая станет работать в условиях, описанных в предыдущих пунктах, надо определить набор уровней, который будет способен содержать информацию о "новом" переднеплановом объекте, "старом" переднеплановом объекте и фоновой области. Модель будет детектировать перемещение объектов следующим образом: когда объект меняет свою позицию, 22 будем иметь положительный отклик, после определения нового положения объекта необходимо обновлять фоновую модель, если появляется новый статичный объект, то со временем он становится частью фона. Подобная модель может быть определена на основе нормального распределения. Данный алгоритм моделирует каждый пиксель с помощью одномерной нормально распределенной случайной величины т.е.



В любое время t располагаем данными о конкретном пикселе сцены {хn, уn}



где I - последовательность изображений. В момент калибровки, на первых n кадрах для каждого пикселя производится оценка параметров модели, таких, как ߤ и ߜଶ ‒ для каждого нового кадра формируется и обновляется попиксельная модель сцены .



После окончания обучения модели, попиксельно используется вероятностный порог для определения принадлежности пикселя к фоновым или переднеплановым объектам. Общая схема модели представлена на рисунке 1.4. Каждому слагаемому в сумме соответствует определённый процесс, отражающий состояние модели для определённого пикселя в сцене, на конкретный момент жизни модели. Процесс будет характеризоваться параметрами нормального распределения ‒ математическим ожиданием, дисперсией и весовым коэффициентом w, показывающим релевантность процесса. Коэффициент wхарактеризует, насколько "точно" данный процесс описывает фоновую составляющую модели (либо как часто этот процесс учувствует в формировании фона) .



Параметр k максимальное количество Гауссианов, которые участвуют в формировании модели. Используя и обучая подобную модель, можно создать алгоритм, справляющийся практически со всеми перечисленными выше проблемами.

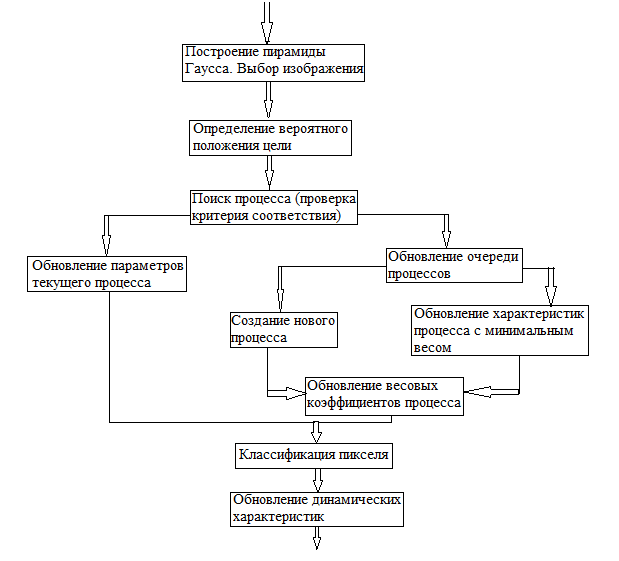


Рисунок 1.4 Схема вероятностной модели сегментации

Алгоритм вероятностной модели выделения состоит из следующих шагов: 1. Для оценки параметров модели ߤ и ߜଶ для каждого пикселя применяется выборочное среднее и среднее квадратичное отклонение значений в данном пикселе. На 1-ом кадре осуществляется инициализация модели. При этом в каждом пикселе будет создан 1 процесс с параметрами: w = 1, ߤ = с, ߜଶ= ߜଶstd ,где с ‒ текущее значение в данном пикселе, a ߜଶstd ‒ дисперсия по умолчанию. Все процессы сегментируются в фоновую область . 2. На этом этапе осуществляется выделение движущегося объекта Для каждого последующего кадра и для каждого пикселя осуществляются:

2.1 Поиск процесса, которому удовлетворяет значение данного пикселя с. Для каждого процесса в модели применяется порог |ߤ െ ܿ| ൑ 3ߜ. Процесс помечается как текущий, если текущее значение с для некоторого процесса удовлетворяет порогу ‒ тогда нужно перейти к пункту 2.3. Если порог не выполнился ни для одного процесса, то переходим к пункту 2.2.

2.2 Добавление нового процесса. В этом случае оценки математического ожидания и дисперсии выбираются следующим образом: ߤ = с, ߜ 2 = ߜଶstd . Если количество процессов в модели уже равно k, то осуществляется поиск процесса с наименьшим весом (его вес при этом неизменен), остальные параметры приравниваются к параметрам нового процесса, данный процесс помечается как текущий и происходит переход к шагу 2.4. Новый процесс добавляется к списку процессов, если число процессов в модели еще не достигло максимума ‒ его вес приравнивается 0, а сам процесс помечается как текущий, после чего переходим к шагу 2.4.

2.3 Обновление статистики текущего процесса. Оценки математического ожидания и дисперсии будут обновляться с помощью низкочастотного фильтра рекурсивного сглаживания. Предполагается медленное изменение модели фона с каждым кадром путем применения низкочастотного фильтра рекурсивного сглаживания, реализация предполагает «смешивание» текущего кадра с моделью фона.

2.4 Обновление весов процессов, осуществляющееся по мере поступления новых кадров в модель; вес процесса будет определяться отношением общего количества кадров в модели к количеству кадров, в которых данный процесс был текущим.

2.5 Классификация пикселя, заключающаяся в применении порога к весу текущего процесса. Пиксель классифицируется как фоновый, если значение веса текущего процесса больше значения порога, иначе он классифицируется как переднеплановый. Третий этап предполагает процедуру устранения шума, для снижения влияния которого используются операции математической морфологии в области изображения, где произошло выделение объекта. Поскольку данный метод допускает принадлежность к фоновой области сразу нескольких процессов, при наличии динамического заднего плана предусмотрена адаптация алгоритма к изменениям заднего плана.

### 1.5.3 Методы контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов

Контур ‒ область с высокой концентрацией информации, слабо зависящей от цвета и яркости. Эти области устойчивы к смене типа датчика, формирующего изображение, к частотному диапазону, в котором он работает, не зависят от времени суток и года. Контур целиком определяет форму изображения и содержит всю необходимую информацию для распознавания изображений по их формам. Это позволяет не рассматривать внутренние точки изображения и тем самым значительно сократить объем обрабатываемой информации за счет перехода от анализа функции двух переменных к функции одной переменной. Следствием этого является возможность обеспечения работы системы обработки в масштабе времени, более близком к реальному. Однако даже в тех задачах, где нельзя пренебречь обработкой внутренних точек, методы контурного анализа дополняют другие. Совершенствуя датчики и увеличивая объем запоминающих устройств, можно сформировать слабо искаженные шумами многоэлементные изображения. При этом задача распознавания облегчается, но основные трудности не устраняются. Они вызваны влиянием на математическое описание изображения случайных переносов, поворотов и изменения масштаба. Методы контурного анализа в большей степени, чем пространственные методы, дают возможность использовать модели, инвариантные к таким преобразованиям. В контурном анализе контур кодируется последовательностью, состоящей из комплексных чисел. На контуре фиксируется точка, которая называется начальной. Затем происходит обход контура, и каждый вектор смещения записывается комплексным числом a+ib+ , где a — смещение точки по оси x; b — то же по оси y. Смещение берется относительно предыдущей точки (рисунок 1.7).

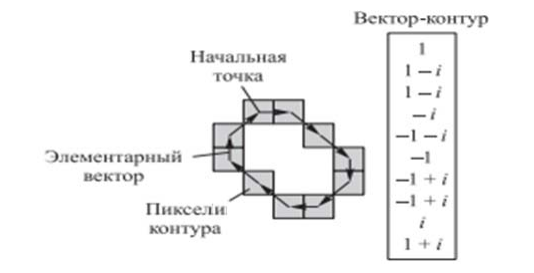


Рисунок 1.5 Кодирование контура

Одним из методов контурного анализа является метод, основанный на применении детектора границ Кэнни. Этот метод отличается от других известных методов тем, что для определения границ использует два порога (для слабых и сильных границ). Слабые границы отмечаются в результирующем изображении только тогда, когда они соединены с сильными. Для зашумленных изображений данный метод обеспечивает наилучшее обнаружение границ по сравнению с остальными методами, но требует существенно большего времени. Алгоритм Кэнни удовлетворяет трём критериям: хорошее обнаружение (Кэнни трактовал это свойство как повышение отношения сигнал/шум); хорошая локализация (правильное определение положения границы); единственный отклик на одну границу. На основе этих критериев затем осуществляется построение целевой функции стоимости ошибок, минимизацией которой находится «оптимальный» линейный оператор для свёртки с изображением. На рисунке 1.6 представлена блок-схема алгоритма Кэнни.

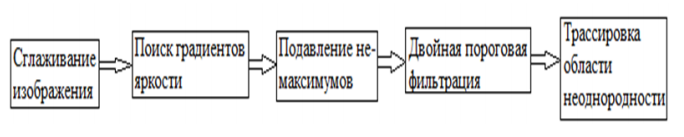


Рисунок 1.6. Блок-схема алгоритма Кэнни

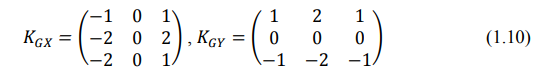
Перед использованием детектора Кэнни в процессе предварительной обработки изображение преобразуется в оттенки серого (это необходимо для уменьшения вычислительных затрат). Алгоритм состоит из 5 этапов.

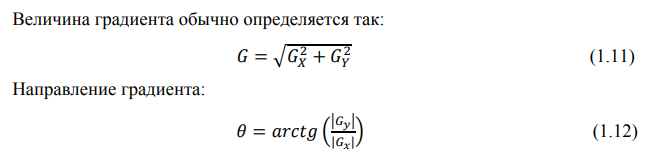
1) Сглаживание При любой съемке изображение неизбежно содержит шумы. Для уменьшения влияния шума на определение границ в алгоритме Кэнни фильтр Гаусса. Функция Гаусса для двумерного случая представляется формулой:



Степень размытия определяется параметром σ (в данной работе степень размытия равна 1.4).

2) Поиск градиентов Для определения градиентов на изображении, пропущенном через фильтр Гаусса, используется оператор Собеля. Сначала производится оценка градиента по направлениям вертикальной и горизонтальной оси, что производится с помощью двух ядер:





3) Подавление ложных максимумов

Цель этого шага ‒ преобразовать «размытые» грани в «четкие», что достигается сохранением локальных максимумов и удалением всего остального. Для каждого пикселя выполняется следующий алгоритм: 1. направление градиента округляется до ближайшего значения, кратного 45; ̊ 2. если в текущей точке достигается локальный максимум в направлении градиента, то она является частью границы; 3. иначе точка удаляется. 4) Двойная пороговая фильтрация используется в алгоритме Кэнни для того чтобы убедиться, что полученные пиксели действительно обозначают границу и не потерять при этом какую-либо ее часть. Каждый пиксель сильнее верхнего порога отмечается как «сильный». Каждый пиксель, попадающий между двумя порогами, – «слабый». То, что попадает ниже меньшего порога – удаляется. 5) Трассировка области неоднозначности «Сильные» границы считаем распознанными верно. «Слабые» попадают в итоговый контур, только если они соединены с «сильными». В ходе выполнения алгоритма Кэнни могут быть утеряны «слабые» границы, поэтому в рамках работы будет рассматриваться дополнение данного алгоритма преобразованием Хафа. Преобразование Хафа — это метод обнаружения прямых и кривых линий на полутоновых или цветных изображениях. Метод позволяет указать параметры семейства кривых и обеспечивает поиск на изображении множества кривых заданного семейства В алгоритме преобразования Хафа используется аккумуляторный массив, размерность которого соответствует количеству неизвестных параметров в уравнении семейства искомых кривых. В качестве примера рассмотрим применение преобразования Хафа для прямых линий. Прямая на плоскости описывается уравнением:



где m – коэффициент наклона, b – величина отрезка, который отсекает прямая на оси Оу, считая от начала координат. Однако удобнее представлять прямую иначе (рисунок 1.7):



где R – длина радиус-вектора ближайшей к началу координат точки на прямой, а θ – это угол между этим вектором и осью координат.

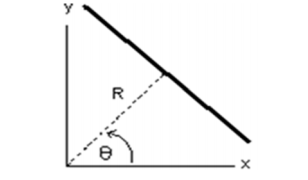


Рисунок 1.7 . Параметрическое представление прямой

Плоскость (R,θ) называют пространством Хафа (Hough space) для набора прямых в 2-мерном случае или фазовым пространством . Через одну точку декартовой плоскости можно провести бесконечное число прямых (представлено на рисунке 1.8,а). Если эта точка имеет координаты (x0 ,y0) на изображении, то все прямые, проходящие через неё, соответствуют следующему уравнению:



Это соответствует синусоидальной кривой в пространстве (R,θ) (представлено на рисунке 1.8,б). Каждой точке пространства (R,θ) соответствует набор точек (x, y) на изображении, образующий прямую. Если синусоиды, соответствующие двум точкам декартовой плоскости, наложить друг на друга, то точка (в пространстве Хафа), где они пересекутся, будет соответствовать параметрам прямой, проходящей через обе эти точки. Таким образом, ряд точек, формирующих прямую линию (рисунок 1.8,в), определяют синусоиды, которые пересекаются в точке параметров (R0,θ0) для этой линии (представлено на рисунке 1.8,г). Таким образом, проблема обнаружения коллинеарных точек может быть сведена к проблеме обнаружения пересекающихся кривых. Каждой точке (R0,θ0) пространства (R,θ) можно поставить в соответствие счетчик, соответствующий количеству точек (x, y) , лежащих на прямой



Таким образом, достаточно выбрать на изображении, построенном в полярных координатах, самые “явные участки” (локальные максимумы), получив тем самым параметры соответствующей прямой .

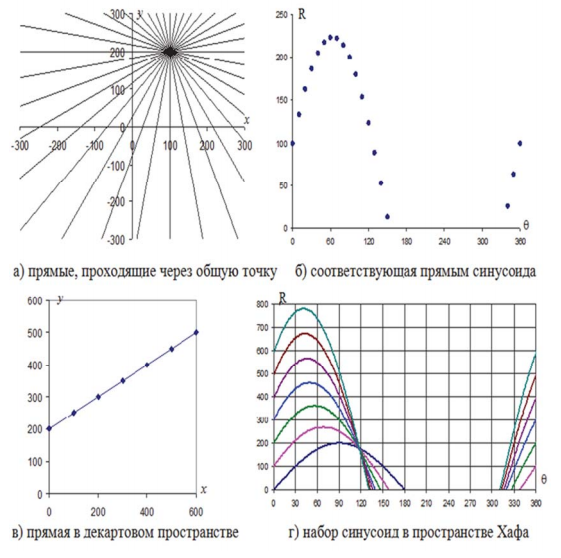


Рисунок 1.8. Декартова плоскость и пространство Хафа

1.8 Анализ эффективности методов и алгоритмов определения векторов движения

Существует большое количество методов и алгоритмов для их нахождения векторов движения. Нужно оценить возможность и эффективность применения 31 этих методов и алгоритмов в рамках решаемых задач. В рамках задач сегментации, сопровождения и видеонаблюдения максимальную важность имеет уровень достоверности :



где Q - общее число найденных векторов, Qaн - число аномальных векторов в общем числе найденных. Аномальный вектор ‒ вектор движения, не отражающий реальные смещения фрагмента изображения в кадре t+1относительно кадра t. Существует несколько видов ошибок, появляющихся изза аномальных векторов:

1. Рассегментация (разделение) объекта. В основу сегментации по векторам движения положено требование сонаправленности векторов у блоков изображения, соответствующих одному объекту. Если среди найденных векторов присутствуют аномальные, то блоки, принадлежащие одному объекту, будут иметь существенно разные вектора движения и, соответственно, объект будет разделен на несколько.

2. Потеря объекта при сопровождении или некорректное описание формы. Поскольку решение о принадлежности блока объекту принимается на основании соответствия его вектора движения модели движения объекта, то в случае, если у блока аномальный вектор, вероятность принадлежности будет низкой, а значит, блок не будет отнесен к объекту. Это повлечёт за собой некорректное определение формы объекта, что в случае небольшой площади объекта интереса (1-2 блока в пределах кадра) станет причиной потери объекта.

3. Снижение точности при определении модели движения, если она рассчитывается на основе векторов движения. В общем случае уровень достоверности определяется:



где ‒ условие существования отличных от нуля пространственных яркостных производных, ‒ условие постоянства яркости точки при её движении, ܸалг ‒ вид и метод алгоритма при определении векторов движения. Первая и вторая составляющие определены свойствами объекта интереса и условиями видеонаблюдения, третья - принципом работы применяемого алгоритма . Из-за непростого взаимовлияния приведённых выше факторов уровень достоверности, обеспечиваемый алгоритмом в сложных условиях наблюдения, не может быть получен аналитически, т.е. надо провести компьютерное моделирование для получения оценки уровня достоверности конкретных методов и алгоритмов в сложных условиях наблюдения. Дополнительной характеристикой, которую следует учесть при оценивании эффективности алгоритма определения векторов движения — это точность локализации движения ‒ группе пикселей назначается один вектор движения. Величина этой группы одновременно определяет точность локализации движения и минимальный размер объекта интереса . В работах предложена следующая методика для оценивания уровня достоверности выбранных методов и алгоритмов из числа тех, о которых говорилось в предыдущих пунктах.

1. Для определения векторов оптического потока необходимо два кадра видеопоследовательности: предыдущий t и текущий t+1 . Вместо кадра t+1 используется искусственно сформированный кадр t f . Кадр t f будет получен путем сдвига исходного кадра t относительно себя самого на заданный вектор (△х, △у)

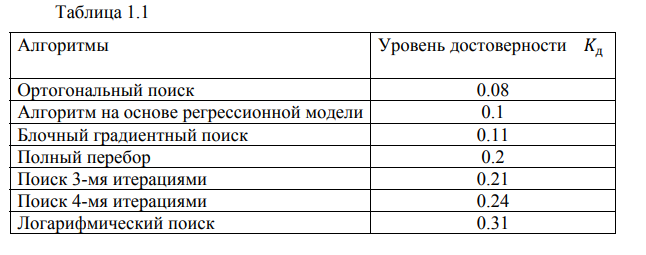


где L - яркость пикселя с координатами (х,у) в кадрах t f и t соответственно. Тогда корректный вектор для всех блоков кадра равен введенному смещению (△х, △у). В анализируемых кадрах соблюдено требование постоянной яркости и осталась неизменной шумовая обстановка. Для всех алгоритмов (кроме полного перебора определение векторов движения по сформированной таким образом паре кадров позволяет выявить влияние особенностей алгоритма Vалг и свойств изображения на уровень достоверности ‒ согласно выражению 1.10.

2. Вторая часть эксперимента предполагает следующее формирование кадра t : будем смещать кадр t+1 относительно самого себя на заданный вектор.



В этом случае введенный вектор будет соответствовать искомому вектору движения для блоков неподвижных областей кадра. Кадр t f будет включать все существующие изменения яркости и шумовой обстановки. Это позволит оценить уровень достоверности методов в реальных условиях видеонаблюдения. В соответствии с данной методикой с помощью алгоритма оценивания из работы были получены данные об уровне достоверности при применении различных методов сегментации (наиболее часто применяемых в настоящее время) для исследуемой в работе видеопоследовательности ‒ полученные по выборкам оценки среднего значения приведены в таблице 1.1.



Как видно из таблицы 1.1, уровень достоверности сегментации при применении наиболее часто используемых алгоритмов низкий. Это вызвано, прежде всего, сложным динамическим фоном (облака, изменения освещения), и, как следствие, несоблюдением постулатов выражения (1.18).

### 1.5.4 Метод Виолы-Джонса для обнаружения объектов

Метод Виолы-Джонса – алгоритм, позволяющий обнаруживать объекты на изображениях в реальном времени. Предложен в 2001 году Paul Viola и Michael Jones. Хотя алгоритм может распознавать различные классы изображений, основной задачей при его создании было обнаружение лиц. Обучение классификаторов идет очень медленно, но результаты поиска искомого объекта очень быстры. Также этот детектор обладает крайне низкой вероятностью ложного обнаружения. Алгоритм хорошо работает и распознает объекты под небольшим углом, примерно до 30 градусов. При угле наклона больше 30 градусов процент обнаружений резко падает.

Основные принципы

* используются изображения в интегральном представлении, что позволяет вычислять быстро необходимые объекты;
* используются признаки Хаара, с помощью которых происходит поиск нужного объекта;
* используется бустинг для выбора наиболее подходящих признаков для искомого объекта на данной части изображения;
* используются каскады признаков для быстрого отбрасывания окон, где не найдено лицо.

1.8.1 Интегральное представление изображения

Для того, чтобы производить какие-либо действия с данными, используется интегральное представление изображений в методе Виолы-Джонса.

Интегральное представление позволяет быстро рассчитывать суммарную яркость произвольного прямоугольника на данном изображении, причем какой бы прямоугольник не был, время расчета неизменно. Интегральное представление изображения - это матрица, совпадающая по размерам с исходным изображением. В каждом элементе ее хранится сумма интенсивностей всех пикселей, находящихся левее и выше данного элемента. Элементы матрицы рассчитываются по следующей формуле:

𝐿(𝑥, 𝑦) = ∑ 𝐼(𝑖,𝑗) 𝑖 ≤𝑥,𝑗≤𝑦 𝑖=0,𝑗=0 , (1.21)

где I(i, j) — яркость пикселя исходного изображения.

Каждый элемент матрицы L(x,y) представляет собой сумму пикселей в прямоугольнике от (0,0) до (x,y), т.е. значение каждого пикселя (x,y) равно сумме значений всех пикселов левее и выше данного пикселя (x,y). Расчет матрицы занимает линейное время, пропорциональное числу пикселей в изображении, поэтому интегральное изображение просчитывается за один проход.

Расчет матрицы возможен по формуле:

L(x, y) = I(x, y)– L(x − 1, y − 1) + L(x , y − 1) + L(x − 1, y) (1.22)

1.8.2 Признаки Хаара

Признак - отображение f: X => Df, где Df — множество допустимых значений признака. Если заданы признаки f1,…,fn, то вектор признаков x = (f1(x),…,fn(x)) называется признаковым описанием объекта x ∈ X Признаковые описания допустимо отождествлять с самими объектами. При этом множество X = Df1\* …\* Dfn называют признаковым пространством. Признаки делятся на следующие типы в зависимости от множества Df:

* бинарный признак, Df = {0,1};
* номинальный признак: Df — конечное множество;
* порядковый признак: Df — конечное упорядоченное множество;
* количественный признак: Df — множество действительных чисел.

Значение признака равняется разности суммы пикселей в белом прямоугольнике и в черном прямоугольнике. Для их вычисления используется понятие интегрального изображения, рассмотренное выше. Как же выбрать полезные признаки из количества 16000+ ? С помощью AdaBoost. AdaBoost (сокращение от Adaptive Boosting) — алгоритм усиления классификаторов, путём объединения их в комитет, предложенный Йоавом Фройндом и Робертом Шапирe. Этот алгоритм может использоваться в сочетании с несколькими алгоритмами классификации для улучшения их эффективности. AdaBoost является адаптивным в том смысле, что каждый следующий комитет классификаторов строится по объектам, неверно классифицированным предыдущими комитетами. AdaBoost чувствителен к шуму в данных и выбросам. Однако он менее подвержен переобучению по сравнению с другими алгоритмами машинного обучения.

Работает Adaboost для данной задачи следующим образом. Каждый признак применяется к каждому изображению. Отбираются признаки с наименьшим количеством ошибок. Вначале тестовым изображениям присваивается одинаковый вес, после каждой неправильной классификации вес изображения возрастает. Этот процесс происходит до тех пор, пока не достигнута требуемая точность, либо достигнут определенный коэффициент ошибок, либо отобрано определенное количество признаков. Теперь признаки группируются по стадиям. Первые стадии содержат малое количество признаков, в каждой последующей стадии их количество будет увеличиваться. Область, которая прошла все стадии, является искомым объектом.

# ЗАКЛЮЧЕНИЕ

* процессе выполнения научно-исследовательской работы были рассмотрены признаки выделения объектов, методы выделения объектов и методы обнаружения движущихся объектов.

После рассмотрения методов определения объектов на изображении было принято решение использовать в дальнейшем Метод Виолы-Джонса для обнаружения объектов, потому что результаты поиска искомого объекта очень быстры. Также этот детектор обладает крайне низкой вероятностью ложного обнаружения. Алгоритм хорошо работает и распознает объекты под небольшим углом, примерно до 30 градусов.

Таким образом, все поставленные задачи в ходе выполнения научно-исследовательской работы были выполнены.

Список использованных источников

1. Алпатов Б.А. и др. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление, М.: Радиотехника, 2008. - 176 с.

2.. Обухова, Н.А. Системы видеобнаружения и сопровождения подвижных объектов / Н.А. Обухова, Б.С. Тимофеев //Телекоммуникации.- 2003- №12- С.36- 44.

3. Обухова, H.A. Сегментация и сопровождение объектов на основе анализа видеопоследовательности / Н.А. Обухова, Б.С. Тимофеев // Телевидение: передача и обработка изображений: материалы IV Междунар. науч. конф., г. С.-Петербург, 24-26 мая 2005 г. - СПб., 2005. - С. 87-89 .

4. Титов И. О., Емельянов Г. М. Моделирование процесса выделения и классификации изображений для систем автоматического сопровождения движущихся воздушных объектов// Вестник Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого. Выпуск № 65 / 2011.

5. Метод Виолы-Джонса (Viola-Jones) как основа для распознавания лиц. URL: https://habrahabr.ru/post/133826/ (Дата обращения 7.12.2018).