

Статистическое моделирование границ при распознавании движения объектов на видеозаписях

О.С. Макаров

Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарева

Аннотация: В данной статье предлагается алгоритм статистического моделирования фона на основе сегментации границ для обнаружения движущихся границ с использованием статической камеры. В отличие от традиционных подходов, описанный метод строит модель фона на основе обучающих кадров, которые могут содержать движущиеся объекты, не оставляя призраков. Также предложенный подход использует адаптивные пороги для каждого распределения границ фона. Это делает предлагаемое решение устойчивым к изменению освещения и движению фона. Метод также использует информацию о перемещении и наложении границ для обеспечения точности обнаружения. Эксперименты показывают, что предлагаемый метод превосходит другие аналогичные техники и может эффективно обнаруживать движущиеся границы, несмотря на вышеупомянутые трудности.

Ключевые слова: распознавание движения, граница, детектор границ саппу, гауссиан цвета, гауссиан величины градиента, нормальное распределение, адаптивный порог, статистическая карта.

Введение

За последние несколько десятилетий проводились обширные исследования и анализ в области обнаружения движущихся объектов на видео, поскольку это имеет широкое применение в различных областях [1, 2]. Одним из простейших, но наиболее популярных методов обнаружения движущихся объектов является вычитание фона (англ. background subtraction). При таком подходе движущиеся объекты определяются из разности между текущим кадром и моделью фона. Большинство существующих подходов к инициализации модели фона предполагают наличие последовательности статичных кадров без движения перед построением модели фона [3]. Однако, в случае наблюдения за местностью, оживленной улицей или общественным местом, очень сложно собрать обучающие кадры фона без движущихся объектов. Хорошая модель фона должна учитывать все изменения в фоновой сцене с течением времени. Существует много подходов, основанных на особенностях моделирования

динамических изменений в фоне, которые можно классифицировать по типу используемой особенности на две основные группы: методы, основанные на пикселях, и методы, основанные на границах. Существующие алгоритмы моделирования фона на основе пикселей моделируют каждый фоновый пиксель индивидуально [4]. Однако корректный обсчет при таком моделировании достаточно сложен из-за отрицательного влияния различных факторов, например, высокочастотного изменения освещения на некоторых видеозаписях [5]. Отдельного внимания требует проблема повышения качества видеок кадров, полученных в условиях недостаточной освещенности [6]. Кроме того, на определенных участках фон может быть нестабилен вследствие повторного движения объектов, теней, шума или отражения от других объектов. Этот эффект усиливается в открытой среде из-за погодных условий, движения в фоне (например, колеблющиеся ветви деревьев) и небольших смещений камеры. Для адаптации к изменяющейся среде модель фона должна обновляться в каждом кадре с определенной скоростью. Однако подобные методы не могут полноценно учитывать движение объекта для выбора оптимальной скорости обновления, поэтому чаще всего устанавливается общая скорость обновления каждого фонового пикселя для всей видеопоследовательности. Таким образом, методы обнаружения движущихся объектов на основе интенсивности пикселей оставляют за собой так называемые «призраки», что особенно заметно при медленно движущихся объектах. Также для сегментации движущейся области такие методы требуют установки порогового значения на разнице изображений. Выбор оптимального значения порога зависит от конкретного применения алгоритма и является очень сложной задачей. Поэтому обычно методы, основанные на пикселях, страдают от многомодального распределения в динамических средах, а также от чувствительности к изменениям освещения и шуму [2].

С другой стороны, методы, которые основаны на границах, менее чувствительны к частым изменениям интенсивности пикселей и шуму. Особенности их реализации позволяют преодолевать проблемы возникновения «призраков» [7-9]. Однако изменения позиции границ труднее отслеживать в динамике из-за сложности их форм и взаимных расположений. Тем не менее использование границ позволяет разрабатывать более сложные и надежные алгоритмы при той же производительности, так как они работают с меньшим количеством пикселей.

Таким образом, границы объектов являются полезным инструментом для моделирования окружающей среды с учетом их ограничений. Существующие методы, основанные на границах, чаще всего обрабатывают границы отдельно друг от друга. В результате индивидуальной обработки пикселей такие методы подвержены случайному шуму. Попиксельное сопоставление точек границ так же является нерациональным из-за высокого потребления вычислительных ресурсов. Кроме того, границы, извлеченные из последовательных кадров, не всегда согласованы между собой. В работе [9] для обнаружения движущихся объектов на последовательных изображениях используется метод дифференцирования границ. Однако такой метод не обновляет фоновую модель, что приводит к большему количеству ложных обнаружений. В работе [7] определяют движущийся объект с помощью трех последовательных кадров без использования фона. В свою очередь, этот метод сопоставляет точные пиксели границы и поэтому не может обнаруживать движущиеся граничные пиксели при наличии случайного шума. Кроме того, подход на основе сегментации границ, предложенный Hossain [8], использует начальные обучающие кадры без движения для создания модели фона. Подобный метод использует общее глобальное значение порога для сопоставления каждого сегмента фона. Границы фоновой модели показывают изменение формы и размера

движущихся объектов между кадрами. Но такие изменения для разных границ не одинаковы, что свидетельствует о ненадежности метода.

В этой статье представлен новый подход к построению фоновой модели на основе сегментации границ, который не требует начальной инициализации на статичных кадрах без движения. Поведение границ фоновой модели кодируется статистическим распределением из последовательности изображений. Для каждого распределения генерируются автоматические пороги, специфичные для каждого региона изображения, которые могут выявлять истинные границы фоновых объектов. Данный подход использует смесь гауссианов цвета и величины градиента при моделировании каждого пикселя внутри каждой области распределения фона. Модели цвета и величины градиента помогают выделять движущиеся границы, которые попадают на фоновые распределения. Такие распределения позволяют противостоять изменениям освещения, форм и положений объектов между кадрами, что придает методу определенную гибкость. Предложенная модель фона потребляет меньше вычислительных ресурсов при расчетах, так как в отличие от традиционных методов не приходится обрабатывать каждый пиксель границы индивидуально.

2 Предлагаемое решение

Предлагаемый алгоритм пытается предсказать форму и изменение положения границы, кодируя эту информацию в статистическую карту. При появлении новой границы происходит проверка, соответствует ли эта граница предыдущему наблюдаемому поведению какой-либо ранее закодированной границы или является новой. Для повышения точности обнаружения, используется адаптивная система сравнения границ, включающая порог для оценки совпадения, окно поиска и схему голосования для различения движущихся и фоновых границ, которые находятся в одном и том же регионе. Кроме того, статистическая модель позволяет уменьшить

роль движущихся объектов в модели фона, одновременно увеличивая при этом влияние фоновых границ.

Метод моделирования фона схематично изображен на рис.1. Он состоит из пяти частей:

- 1) создание статистической модели кадра с использованием ядерной оценки плотности на основе карт границ;
- 2) накопление статистических распределений кадров с использованием временной информации;
- 3) адаптивное применение порога к распределениям;
- 4) создание набора гауссианов для моделирования цвета и величины градиента для каждого региона распределения;
- 5) определение движущихся границ по отклонениям в статистической модели.



Рис. 1. – Блок-схема алгоритма

Визуально работа алгоритма на примере видеокadres представлена на рис.2.

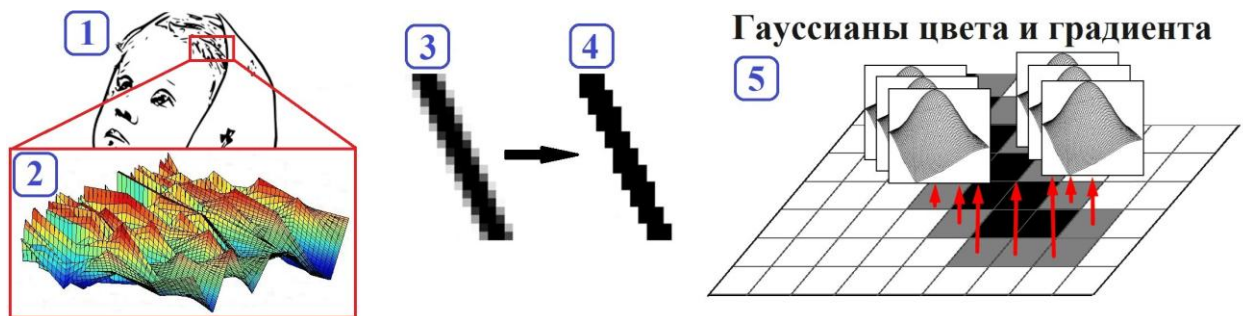


Рис. 2. – Визуальное представление работы алгоритма

2.1 Статистическое моделирование

На первом этапе алгоритм извлекает все границы изображения с использованием детектора границ Canny [10]. Извлеченный набор границ из кадра t представляется с помощью двоичной карты границ, EM_t . Далее выполняется построение статистической карты SM , которая представляет собой набор всех фоновых распределений из набора кадров по формуле:

$$SM(e) = \sum_{t=t_0}^T \sum_{e \in EM_t} G(e),$$

где кадры изменяются в диапазоне от начального кадра t_0 до конечного кадра T , EM_t – двоичная карта границ кадра t , e – позиция пикселя из карты границ EM_t , а $G(\cdot)$ – ядерный оценщик плотности, определенный по формуле:

$$G(e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}h} \sum_{p \in N(e)} \exp \left\{ -\frac{(p - e)^2}{2h^2} \right\},$$

где p - позиция пикселя, принадлежащего окрестности $N(e)$ позиции e , а h - ширина ядра.

2.2 Адаптивное применение порога

Распределения границ отличаются по наложению и перемещению. Наложение границ между кадрами позволяет выявить частоту появления

границы в последовательных кадрах. Такая частота может указывать, какие распределения представляют фоновую модель, а какие относятся к переднему плану. Например, движущиеся объекты, которые появляются и исчезают со сцены, создают небольшие пики в распределении, в то время как фоновые границы, находясь в кадре долгое время, сильнее влияют на распределение и формируют пики с большей амплитудой. Следовательно, можно отфильтровывать ложные обнаружения, основываясь на частоте появления границ в кадрах. С другой стороны, перемещение границ в кадре также влияет на ширину распределений. Например, если граница перемещается в кадре на малое расстояние, такое движение сформирует узкие распределения с острыми пиками. И, наоборот, перемещение границ на дальнее расстояние создаст широкие распределения с большим среднеквадратическим отклонением. Создание специальных распределений для каждой границы позволяет определить точные области поиска для процесса сопоставления граней, а также установить адаптивные пороги для каждой границы в соответствии с ее характеристиками. Более того, точные области поиска улучшают моделирование информации с использованием гауссианов цвета и величины градиента, что дополнительно улучшает качество распознавания. В данном исследовании применяются пороги к распределениям с этих двух точек зрения: с использованием наложения для удаления объектов переднего плана и с использованием перемещения для повышения точности обнаружения.

2.2.1 Порог по наложению

Для удаления распределений, созданных движущимися объектами, предполагается, что перемещение объектов переднего плана в среднем имеет среднюю скорость v , измеряемую в пикселях на кадр. Величину, обратную к средней скорости v , можно трактовать как среднее количество кадров, на

которых объект переднего плана находится на сцене. Тогда можно определить порог по наложению следующим образом:

$$T = \frac{\max(G(\cdot))}{\vartheta},$$

где $\max(G(\cdot))$ - это максимальное значение из функции ядра, а ϑ - минимальная средняя скорость движущихся объектов. Если наложенные значения в распределениях границ меньше определенного порога T , алгоритм ассоциирует такие границы с объектами переднего плана и удаляет их из фоновой модели. В противном случае такие границы считаются фоновыми. В данном исследовании за минимальную скорость движения объектов в кадре взята величина $\vartheta = 2/N$, где $N = 200$, N - это количество кадров, используемых для инициализации модели. Другими словами, в основе такой величины лежит предположение, что движущийся в кадре объект не будет останавливаться на протяжении более чем половины от общего числа кадров, используемых для инициализации модели.

2.2.2 Порог по перемещению

Для того чтобы применить пороговую обработку распределения в соответствии с перемещением границ, необходимо вычислить точку среза, представляющую определенный процент от распределения $k\sigma$. Сначала каждое распределение разрезается с помощью многонаправленного алгоритма немаксимального подавления для извлечения центра каждого распределения, который обычно представлен максимальным пиком. В результате вычисляются несколько моментов распределения и приблизительно определяется общая точка среза распределения через срезы распределения, ортогональные его центру. Сначала определяется отношение вероятности двух заданных точек:

$$\frac{G_i}{G_j} = \exp\left(\frac{x_j^2 - x_i^2}{2\sigma^2}\right),$$

где x_i и x_j – точки в распределении с вероятностями G_i и G_j соответственно, а σ – стандартное отклонение распределения. Это соотношение позволяет использовать среднее значение распределения (G_0 в позиции $x_0 = 0$), чтобы определить любую позицию точки (x_i) как функцию отношения их вероятностей, по формуле

$$x_i = \sqrt{2\sigma^2 \ln\left(\frac{G_0}{G_i}\right)}.$$

Таким образом, можно определить шаг квантования q между двумя точками распределения:

$$q = x_j - x_i$$
$$q = \sqrt{2}\sigma \left(\sqrt{\ln\left(\frac{G_0}{G_i}\right)} - \sqrt{\ln\left(\frac{G_0}{G_j}\right)} \right).$$

Далее определяется точка среза относительно процента распределения $k\sigma$ (согласно правилу двух сигм, при $k = 2$ будет охвачено около 95% распределения), по формуле:

$$p_{cut} = \frac{k\sigma}{q}$$

Таким образом, эта точка является позицией пикселя относительно среднего значения распределения, которая определяет, где нужно обрезать распределение. Алгоритм использует несколько таких точек из каждого распределения, чтобы уточнить положение путем усреднения. В результате создается карта с регионами, представляющими фон. Иными словами, для применения порога по движению проверяется расстояние от центральных пикселей в каждом распределении. Если это расстояние для

рассматриваемого пикселя больше точки среза, данный пиксель удаляется из распределения.

2.3 Гауссианы цвета и величины градиента

Далее алгоритм добавляет информацию о цвете и величине градиента к фоновым областям путем создания набора гауссианов в этой области. Такой подход повышает качество распознавания, поскольку уменьшает возможность пропадания движущихся границ, как продемонстрировано на рис.3. Отметим, что цветовое пространство RGB не подходит для извлечения информации о цвете, поскольку не является достаточно устойчивым к интенсивности. Поэтому в этом исследовании используется цветовое пространство HSV, которое предоставляет значения оттенка (H) и насыщенности (S) для моделирования цвета. Таким образом, алгоритм создает две гауссианы G_H и G_S для моделирования цвета каждого пикселя. Дополнительно алгоритм моделирует величину градиента в виде гауссианы G_{GM} . Эти гауссианы определяются стандартным образом, используя значения выборочного среднего и выборочного среднеквадратического отклонения, рассчитываемых за N последних кадров видео.

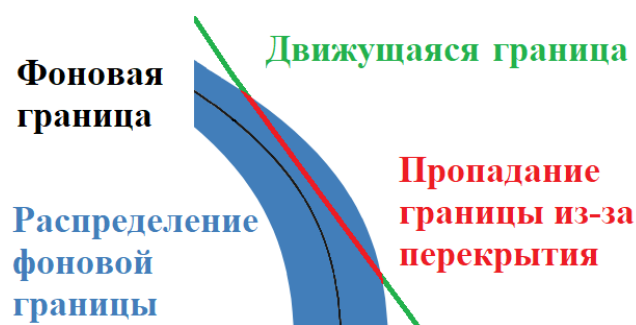


Рис. 3. – Пропадание движущихся границ вследствие наложения

2.4 Определение границ объектов переднего плана

Распределения, полученные после операций применения адаптивного порога и определения гауссианов цвета и величины градиента, используются в качестве фоновой модели для обнаружения движущихся объектов на сцене.

Для обнаружения движущихся объектов алгоритм сначала получает все границы на сцене, используя детектор границ Canny [10]. Далее, в соответствии с фоновой моделью, обнаруженные границы классифицируются на фоновые или движущиеся. Следовательно, те границы, которые не попадают в фоновое распределение, считаются движущимися и соответствуют объектам переднего плана. Но также и границы, классифицированные алгоритмом как фоновые, дополнительно проверяются по цвету и градиенту, поскольку они могут принадлежать объектам переднего плана. Алгоритм запускает голосование по каждому граничному пикселю фоновой области для уточнения, принадлежит ли пиксель к фоновому или движущемуся объекту, по следующей формуле:

$$\vartheta_x(p) = \begin{cases} 1, & |\mu_x(p) - x(p)| \leq c\sigma_x(p) \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

где ϑ_x – это значение голосования для пикселя p по компоненту $x \in \{H, S, GM\}$, $\mu_x(p)$ – среднее значение гауссиана в пикселе p , $\sigma_x(p)$ – значение среднеквадратического отклонения гауссиана в пикселе p , $x(p)$ – текущее значение информационной компоненты (H, S или GM) наблюдаемого пикселя p , а $c = 2$ – параметр, регулирующий диапазон попадания значения в нормальное распределение при сопоставлении результатов. Рассматриваемая граница считается фоновой при более чем T% положительных голосов (в этом исследовании, 95%). В противном случае, алгоритм классифицирует обнаруженную границу, как объект переднего плана.

3 Результаты

Представленный алгоритм был протестирован на тестовых видеопоследовательностях PETS 2001 [11], которые имеют динамическое фоновое изображение. В этой базе данных изображения содержат шум, движение фона и изменение освещения. В результате тестирования

предложенный метод смог обнаружить практически все движущиеся объекты в последовательностях.

Предложенный метод тестировался по сравнению с четырьмя другими распространенными методами, основанными на границах: Dailey [7], Dewan [12], Hossain [8] и Kim [9]. На рис.4 представлен пример обработки набора данных, в котором есть изменение освещения вследствие облачной погоды. Отметим, что предложенный алгоритм преодолевает большинство трудностей при обработке видеозаписей, связанный с медленно движущимися объектами, солнечными бликами на разных поверхностях, наличием ветра и изменениям освещенности сцены. Здесь эффективно используется статистика движения каждой фоновой границы. Более того, использование гауссианов цветовых и амплитудных распределений в предложенном методе помогает восстановить движущиеся границы, которые ложно классифицируются как фоновые распределения. Такие распределения позволяют подавлять мерцающие границы и причислять их к фоновым. Это адаптивное поведение в модели фона обусловлено адаптивными порогами и статистическими распределениями, которые моделируют возможные позиции границ. Дополнительно предложенный метод восстанавливает детальные формы и четкие границы объектов переднего плана.

4. Обсуждение

Для количественной оценки производительности предложенной системы обнаруженные движущиеся сегменты границ сравнивались с истинными данными, которые были сегментированы вручную.

Перед оценкой эффективности алгоритма введем следующие определения используемых далее показателей:

– TP (от англ. true positive) – количество правильно распознанных пикселей объектов переднего плана;

- TN (от англ. true negative) – количество правильно распознанных фоновых пикселей;
- FP (от англ. false positive) – количество пикселей, которые алгоритм неверно причислил к объекту переднего плана;
- FN (от англ. false negative) – количество пикселей, которые алгоритм неверно причислил к фону.

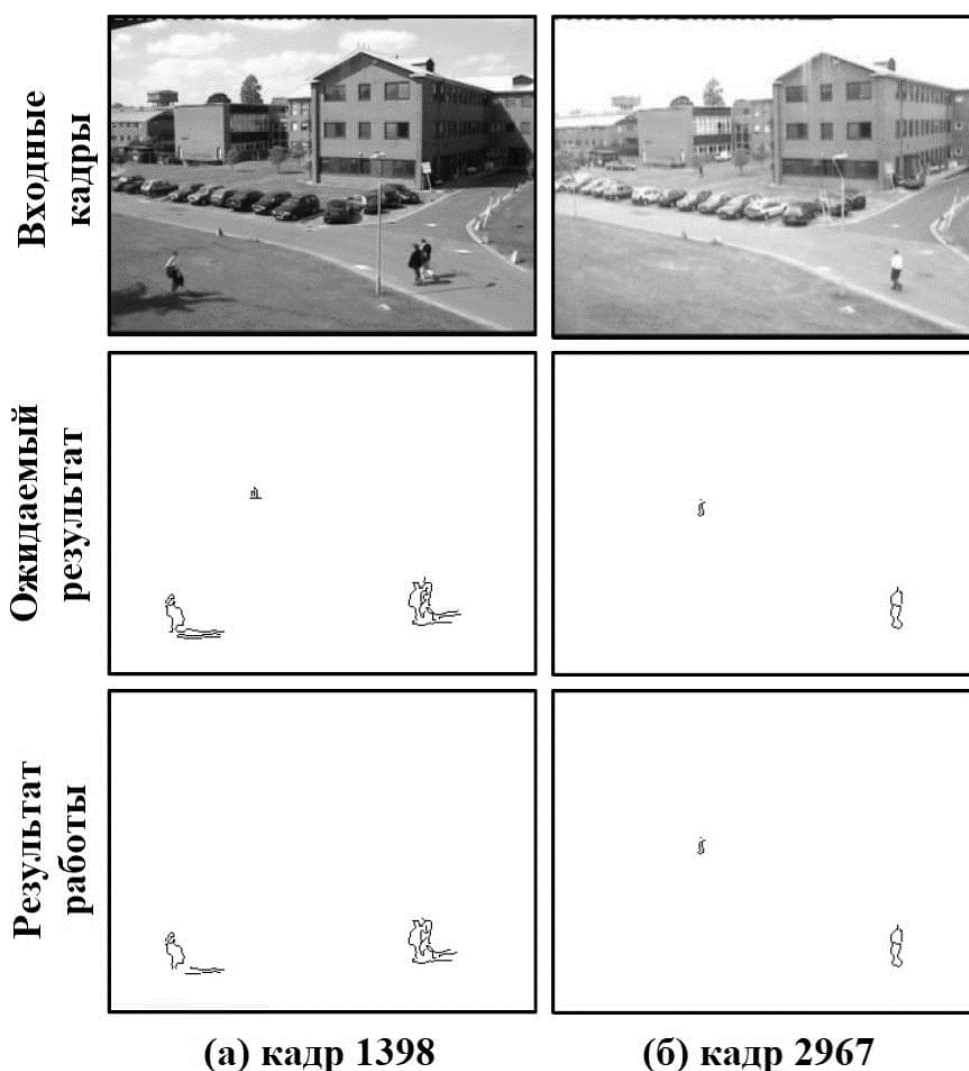


Рис. 4. – Результат работы алгоритма [11]

Для оценки эффективности предложенного метода рассчитывались средние значения следующих показателей: процента корректных распознавания, чувствительности и точности [1].

Процент корректных распознаваний (PCC) – это показатель правильного извлечения данных. Этот показатель рассчитывается по следующей формуле:

$$PCC = \frac{\Sigma TP + \Sigma TN}{\Sigma TP + \Sigma TN + \Sigma FP + \Sigma FN} \cdot 100\%.$$

Чувствительность (Rcl) определяет скорость обнаружения, которая вычисляется путем сравнения общего количества обнаруженных истинно положительных пикселей с общим количеством истинно положительных пикселей, подсчитанным вручную. Следующая формула показывает, как рассчитывается этот показатель:

$$Rcl = \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP + \Sigma FN}.$$

Точность (Prc) – это отношение между обнаруженными истинно положительными пикселями и общим количеством положительных пикселей. Этот показатель также известен как специфичность и задается формулой:

$$Prc = \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP + \Sigma FP}.$$

Эти метрики указывают на общее количество правильно и неправильно обнаруженных пикселей границы переднего плана или фона по сравнению с истинными данными. Эти метрики довольно часто используются и в других областях компьютерного зрения при обработке видеозаписей и изображений.

В таблице 1 представлены результаты распознавания движения предложенным алгоритмом в соответствии с вышеперечисленными показателями качества на пяти наборах видеоданных. В таблице 2 продемонстрировано сравнение результатов распознавания между рассматриваемыми алгоритмами, основанными на границах.

Таблица № 1

Результаты работы предложенного алгоритма

Видеоданные	Точность, %	Чувствительность, %	РСС, %
DS1	64,0	74,1	89,7
DS2	97,5	98,6	98,3
DS3	86,7	89,9	93,3
DS4	92,5	95,4	97,3
DS5	88,8	92,0	96,4
Среднее	85,9	90,0	95,0

Таблица № 2

Сравнение результатов работы алгоритма с другими техниками

Алгоритмы	Точность, %	Чувствительность, %	РСС, %
Dailey [7]	65,5	77,2	81,4
Hossain [8]	35,9	64,3	76,2
Dewan [12]	37,2	59,8	63,7
Kim [9]	32,6	75,1	79,4
Предложенный	85,9	90,0	95,0

Согласно результатам тестирования, предложенный алгоритм имеет наилучшее качество распознавания из рассмотренных методик. Это во многом объясняется статистической моделью фона, то есть гибкостью в сопоставлении сегментов, содержащих информацию о движении. Использование цветового пространства HSV позволило методу быть устойчивым к изменению освещенности на сцене, а использование адаптивных порогов сделало обработку некоторых чувствительных областей сцены более точным. Также высокое качество распознавания объясняется работой последнего этапа алгоритма, в котором выполняются

дополнительные проверки по цвету и величине градиента. Необходимо отметить, что некоторые видеопоследовательности были особенно сложны в обработке вследствие наличия отражений и теней движущихся объектов, однако предложенный метод доказал свою устойчивость к подобным неблагоприятным факторам.

Таким образом, предложенный метод является стабильным и более надежным по сравнению с другими методами, рассмотренными в данной статье.

Заключение

В данной статье был представлен статистический метод на основе сегментации границ для моделирования фона и обнаружения движущихся объектов в динамических средах. Предложенный алгоритм строит статистические распределения для каждого сегмента границы, используя уникальную информацию каждой границы в сравнении с другими, что приводит к надежному адаптивному процессу верификации движения. Благодаря этим особенностям преодолеваются наиболее распространенные проблемы, такие как изменения формы и положения границы. Более того, эти подходы могут быть включены в другие методы, основанные на границах, чтобы расширить их функциональность и сделать их надежными в динамических средах. Предложенная статистическая карта может быть использована для разграничения границ объектов переднего плана от границ фоновых объектов, что повышает точность обнаружения. Дополнительно, в процессе обработки границ объектов предложенное решение попутно генерирует достаточно много полезной информации о сегментации объектов, которая не может быть в полной мере предоставлена алгоритмами, основанными на пикселях. Эта информация впоследствии может быть использована в других областях компьютерного зрения, например, при

наблюдении в динамических фонах, кодировании видео на основе содержимого и др.

Литература

1. Макаров О.С., Щенникова Е.В. Анализ алгоритмов вычитания фона // International conference on business economics, management, engineering technology, medical and health sciences. Morrisville: Профессиональная наука, 2021. С. 65-77.
2. Benezeth Y., Jodoin P., Emile B., Laurent H. and Rosenberger C., 2010. Comparative study of background subtraction algorithms. Journal of Electronic Imaging, 19(3). URL: researchgate.net/publication/257365159_Comparative_study_of_background_subtr-action_algorithms (дата обращения: 20.11.2023).
3. Франц В.А., Воронин В.В., Марчук В.И., Фисунов А.В., Письменскова М.М. Алгоритм построения траектории движения объектов в видеопотоке на основе оптического потока // Инженерный вестник Дона. 2013. №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1856 (дата обращения: 20.11.2023).
4. Макаров О.С., Щенникова Е.В. Реализация метода межкадровой разности для обнаружения движения в видеопоследовательностях // Логарёвские чтения. Саранск: Национальный исследовательский Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарёва, 2022. С. 719-724.
5. Макаров О.С., Щенникова Е.В. Улучшение изображений с помощью морфологических операторов // Системы управления, сложные системы: моделирование, устойчивость, стабилизация, интеллектуальные технологии. Елец: Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина, 2023. С. 188-193.
6. Хрящев Д.А. Повышение качества изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности // Инженерный вестник Дона. 2013.



№3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1856 (дата обращения: 20.11.2023).

7. Dailey D.J., Cathey F.W. and Pumrin S., 2000. An algorithm to estimate mean traffic speed using uncalibrated cameras. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1(2). URL: ieeexplore.ieee.org/document/880967 (дата обращения: 20.11.2023).

8. Hossain M.J., Dewan M.A. and Chae O., 2007. Moving Object Detection for Real Time Video Surveillance: An Edge Based Approach. *IEICE Transactions on Communications*, 12. URL: search.ieice.org/bin/summary.php?id=e90-b_12_3654 (дата обращения: 20.11.2023).

9. Kim C. and Hwang J., 2002. Fast and automatic video object segmentation and tracking for content-based applications. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 12(2). URL: ieeexplore.ieee.org/document/988659/ (дата обращения: 20.11.2023).

10. Biswas R. and Sil J., 2012. An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Type-2 Fuzzy Sets. *Procedia Technology*, 4. URL: sciencedirect.com/science/article/pii/S2212017312004136 (дата обращения: 20.11.2023).

11. Performance evaluation of tracking and surveillance 2001. URL: <ftp://ftp.pets.rdg.ac.uk/pub/PETS2001/> (дата обращения: 18.12.2018).

12. Dewan M.A., Hossain M.J. and Chae O., 2009. Background Independent Moving Object Segmentation for Video Surveillance. *IEICE Transactions on Communications*, 92(2). URL: researchgate.net/publication/220242247_Background_Independent_Moving_Object_Segmentation_for_Video_Surveillance (дата обращения: 20.11.2023).

References

1. Makarov O.S., Shchennikova E.V. International conference on business economics, management, engineering technology, medical and health sciences. Morrisville: Professional'naya nauka, 2021. pp. 65-77.
2. Benezeth Y., Jodoin P., Emile B., Laurent H. and Rosenberger C., 2010. Journal of Electronic Imaging, 19(3). URL: researchgate.net/publication/257365159_Comparative_study_of_background_subtraction_algorithms (date accessed: 20.11.2023).
3. Frants V.A., Voronin V.V., Marchuk V.I., Fisunov A.V., Pis'menskova M.M., 2013. Inzhenernyj vestnik Dona, 3(26), URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1856 (date accessed: 20.11.2023).
4. Makarov O.S., Shchennikova E.V. Logarevskie chteniya. Saransk: Natsional'nyy issledovatel'skiy Mordovskiy gosudarstvennyy universitet im. N.P. Ogareva, 2022. pp. 719-724.
5. Makarov O.S., Shchennikova E.V. Sistemy upravleniya, slozhnye sistemy: modelirovanie, ustoychivost', stabilizatsiya, intellektual'nye tekhnologii (CSMSSIT-2023). Elets: Eletskiy gosudarstvennyy universitet im. I.A. Bunina, 2023. pp. 188-193.
6. Khryashchev D.A., 2013. Inzhenernyj vestnik Dona, 2013, №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1856 (date accessed: 20.11.2023).
7. Dailey D.J., Cathey F.W. and Pumrin S., 2000. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(2). URL: ieeexplore.ieee.org/document/880967 (date accessed: 20.11.2023).
8. Hossain M.J., Dewan M.A. and Chae O., 2007. IEICE Transactions on Communications, 12. URL: search.ieice.org/bin/summary.php?id=e90-b_12_3654 (date accessed: 20.11.2023).



9. Kim C. and Hwang J., 2002. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 12(2). URL: ieeexplore.ieee.org/document/988659/ (date accessed: 20.11.2023).

10. Biswas R. and Sil J., 2012. Procedia Technology, 4. URL: sciencedirect.com/science/article/pii/S2212017312004136 (date accessed: 20.11.2023).

11. Performance evaluation of tracking and surveillance 2001. URL: [ftp://ftp.pets.rdg.ac.uk/pub/PETS2001/](http://ftp.pets.rdg.ac.uk/pub/PETS2001/) (date accessed: 18.12.2018).

12. Dewan M.A., Hossain M.J. and Chae O., 2009. IEICE Transactions on Communications, 92(2). URL: researchgate.net/publication/220242247_Background_Independent_Moving_Object_Segmentation_for_Video_Surveillance (date accessed: 20.11.2023).