

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.11.9>

УДК: 004.932

АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ РЕКОНСТРУКЦИИ ФОНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПАРАМЕТРОВ ШУМОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК

В.П. Федосов, Р.Р. Ибадов, С.Р. Ибадов

Институт радиотехнических систем и управления, Южный Федеральный Университет
347928, г. Таганрог, Некрасовский пер., 44.

Статья поступила в редакцию 5 сентября 2023 г.

Аннотация. Одной из важнейших задач для обеспечения безопасности жизни является мониторинг объектов и отслеживание поведения людей в городской инфраструктуре с беспилотного летательного аппарата (БПЛА). Трудности возникают, когда БПЛА используется для наблюдения в зонах, доступ к которым затруднен или непригоден для человека и тогда возникает риск аварийных ситуаций. Поэтому анализ, реконструкция и отслеживание объектов могут помочь в решении сложившихся случаев. Являясь критической технологией компьютерного зрения и обработки видео, сегментация видеообъектов имеет далеко идущее прагматическое значение и важность для приложений. В данной работе предлагается алгоритм сегментации видеообъектов на основе реконструкции фона для извлечения движущихся объектов из видеоряда, снятого с БПЛА. В теоретической части работы рассмотрены методы обнаружения и сегментации движущихся объектов на основе алгоритмов вычитания фона, оптического потока фильтра Калмана. Предложена точная маска обнаружения изменений с учетом оценки порога шумовых характеристик, а также алгоритм обнаружения движений. Проведен качественный анализ ошибки реконструкции фона с использованием

статистического критерия. Предложен модифицированный алгоритм получения маски обнаружения изменений (МОИ) с использованием порога, оцениваемого с помощью шумовых характеристик. Показаны результаты сегментации объектов, вычисления среднеквадратической погрешности реконструкции фона для предложенного метода при извлечении движущихся объектов. Разработанный метод позволяет эффективно распознавать и извлекать движущиеся объекты на видеопоследовательности. Данный алгоритм подходит для случая, когда БПЛА замирает в воздухе. После реконструкции фона есть небольшие дефекты, которые могут быть устранены с помощью морфологических операций.

Ключевые слова: сегментация, реконструкция изображений, корреляция, дисперсия, БПЛА.

Финансирование: Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22-29-01389 от 21.12.2021 г. в Южном федеральном университете.

Автор для переписки: Ибадов Рагим Рауфевич, ragim_ibadov@mail.ru

Введение

Интеллектуальное видеонаблюдение является важной темой исследований компьютерного зрения, оно использует визуальную обработку и искусственный интеллект для понимания и анализа видеопоследовательностей, автоматического обнаружения и идентификации событий в сценах мониторинга. Интеллектуальное видеонаблюдение может широко применяться во многих областях, таких как мониторинг общественной безопасности, медицинское обслуживание, управление дорожным движением и мониторинг подстилающей поверхности для БПЛА. Основное содержание интеллектуального видеонаблюдения включает извлечение и отслеживание видеообъектов, анализ видеопоследовательностей и т.д. Из них быстрое и точное обнаружение и сегментация движущихся видеообъектов являются основой и ключевой для

последующей обработки, такой как отслеживание, идентификация и анализ поведения.

Wang и его партнеры разделили алгоритм обнаружения и сегментации движущихся объектов на три типа: межкадровая разница, оптический поток и вычитание фона [1]. Разница между кадрами проста и легка в реализации, а также хорошо адаптируется к динамической среде. Но у этого алгоритма есть и недостатки, в результатах его сегментации много внутренних дыр. Особенно, когда объекты движутся медленно, можно извлечь только часть краев движущихся объектов [2, 3]. В работе [2] представлен подход к отслеживанию движущихся целей с обнаружением и отслеживанием теней на основе радара синтезированной апертуры с круговым обзором с применением сверточной нейронной сети. Но в методе быстро движущиеся цели всегда смещаются или размазываются за пределы сцены в различных последовательностях изображений. Движущиеся объекты обычно не согласуются с фоновыми объектами, поэтому метод оптического потока использует характеристику движения для сегментации видео движущихся объектов. Оптический поток по-прежнему доступен с движущейся камерой, но большинство алгоритмов оптического потока слишком сложны и чувствительны к шуму, что не может удовлетворить потребность в характере реального времени для таких приложений, как интеллектуальное видеонаблюдение [4]. На основе мало измененного фона или медленно изменяющегося фона относительно движущихся объектов метод вычитания фона строит модель фона для описания статистической характеристики фона, затем можно различать фон и движущиеся объекты при сравнении текущего кадра и модели фона.

В работе [5] представлен новый метод обнаружения движущихся объектов для движущихся камер. на основе двух оценок, аномалии и движения, для применения в реальном времени. Оценка аномалии рассчитывается на основе вычитания фона и зависит от разницы в интенсивности пикселей между текущим изображением и моделью фона. Показатель аномалии извлекает пиксели движущихся объектов с высокой точностью, однако может привести к

недостаточному обнаружению (низкая скорость отклика) в пикселях объекта, интенсивность которых близка к фону. В работе [6] используют подход для вычитания фона с использованием нечетких чисел гистограмм, основанный на нечеткой кластеризации C-средних и нечеткой степени близости. В работе [7] решили проблему установки адаптивного порога в многомодельном разделении фона на основе Гаусса с помощью стратегии улучшения переднего плана путем ассимиляции мер цвета и освещения. В работе [9] представлена структура сегментации стереовидео с использованием стереоскопических траекторий. Данные методы стереоскопических изображений происходят при ограниченной яркости, что сильно ограничивает возможности применения.

Благодаря простой теории и несложному дизайну метод вычитания фона может быстро обнаруживать движущиеся объекты [8], получая относительно точную информацию об объектах, что особенно подходит для интеллектуального видеонаблюдения со стационарными камерами [10-12]. Однако, для всех вышеописанных методов, когда модель фона будет построена, возникнут проблемы, такие как нарушение фона, изменение условий внешнего освещения и перемещение объектов, долгое время остающихся на заднем плане.

Ключом к методу вычитания фона является создание надежной модели фона. Надежная фоновая модель может давать хорошие результаты сегментации переднего плана, и сегодня по-прежнему сложно получить точный и высокопроизводительный результат и для данных задач применяют фильтр Калмана В работе [12] предлагается подход к сегментации переднего и заднего плана видео основанный на модели Codebook с фильтром Калмана. Фильтр Калмана применяется к каждому пикселю для отслеживания интенсивности пикселей в видеопоследовательности. В процессе фонового моделирования результат коррекции предсказания с помощью фильтра Калмана сохраняется в кодовом слове каждого пикселя. После моделирования фона фильтр Калмана оценивает значение интенсивности каждого пикселя, и пиксели с высокой дисперсией интенсивности сегментируются на передний план. Фильтр Калмана предназначен для сглаживания во времени исходных данных. Данный фильтр,

как и фильтр Винера, синтезируется для нормальной модели, поскольку уравнение Винера-Хопфа удаётся решить только для этой модели сигнала и шума. Но для изображений нормальная модель шума не приемлема из-за того, что яркость в пикселях не имеет отрицательных значений, а область определения для плотности вероятности Гаусса - от минус бесконечности до плюс бесконечности. Кроме того, этот фильтр является сглаживающим и уменьшает заметность границ объектов на изображении, что не является желательным.

В работе [13] представлен новый подход к локализации в помещении с использованием нейронной сети глубокого обучения. Многослойный персептрон созданный для прогнозирования местоположения (мест) мобильного объекта (объектов). Таким образом, временная эволюция предсказанных местоположений объекта формирует предсказанную траекторию. Главным недостатком алгоритмов с применением нейронных сетей глубокого обучения является требование огромных обучающих данных для достижения высокой точности прогнозирования.

В алгоритмах вычитания фона также используют методы усреднения изображения для построения модели фона, которая усредняет мультикадры после их суммирования для получения нового изображения. Этот метод прост и удобен в реализации, но усредняемое изображение получается слишком нечетким, что обязательно скажется на точности сегментации видеообъектов.

Hong Qiang Bao предложил алгоритм сегментации видеообъектов, основанный на реконструкции фона [14]. Этот алгоритм сначала использует обнаружение изменений для получения маски, представляющей движущиеся области, затем фоновое изображение становится доступным путем сопоставления маски с кадром соответствия последовательностей. фоновое изображение реконструируется из нескольких кадров, исходный видеообъект окончательно выводится в каждом кадре путем вычитания фона из этого изображения. По сравнению с традиционным алгоритмом вычитания фона точность этого алгоритма повышена, для видеорядов без каких-либо изменений фона результаты сегментации довольно хорошие. Но в этом алгоритме строится

только одно фоновое изображение, для супервизорных последовательностей в качестве фонового изображения обычно принимается изображение без каких-либо движущихся объектов, а это значит, что если движущиеся объекты долго оставались на заднем плане, то объекты все равно будут распознаны как движущиеся т.е., даже после того, как они стали статичными.

В данной работе упомянутый выше алгоритм совершенствуется, решая проблемы сегментации видео движущихся объектов, когда они долгое время остаются в фоновом режиме. При использовании этого алгоритма, когда движущиеся объекты становятся статичными, они больше не будут считаться движущимися.

Цели и задачи. Целью исследований является уменьшение погрешности реконструкции фона видеопоследовательности с использованием алгоритма сегментации объектов в непростой городской инфраструктуре.

Задачи исследования:

- Исследовать методы обнаружения и сегментации движущихся объектов на основе алгоритмов вычитания фона, оптического потока фильтра Калмана.
- Разработать алгоритм получения маски обнаружения изменений (МОИ) с использованием порога, оцениваемого с помощью шумовых характеристик.
- Провести анализ эффективности результатов сегментации объектов, вычисления среднеквадратической погрешности реконструкции фона для предложенного метода при извлечении движущихся объектов.

1. Алгоритм сегментации видео

Метод вычитания фона основан на видеорядах, снятых стационарными камерами, а объекты в видеосценах делятся на две части: статичный фон и движущиеся объекты. Пусть $B(x, y)$ представляет собой весь фон видеопоследовательностей, и весь фон можно оценить от K -го до $(K + N)$ -го кадра (1):

$$B(x, y) = O_b [f_k(x, y), f_{k+1}(x, y) \dots f_{k+n}(x, y)], \quad (1)$$

где $O_b[]$ – оператор оценивания всего фона.

Пусть $f_k(x, y)$ представляет K -й кадр одной видеопоследовательности, если шум не учитывается, $f_k(x, y)$ можно представить как (2):

$$f_k(x, y) = B_k(x, y) + VO_k(x, y), \quad (2)$$

где $VO_k(x, y)$ – движущиеся объекты K -го кадра, а $B_k(x, y)$ – часть всего фона.

Таким образом, весь фон можно разделить на две части: фон виден в K -м кадре и фон, покрытый движущимися объектами в K -м кадре (3):

$$B(x, y) = B_k(x, y) + O_k(x, y), \quad (3)$$

где $O_k(x, y)$ – часть фона, закрытая движущимися объектами в K -м кадре, полностью совпадающая с $VO_k(x, y)$ в пространственном положении.

Учитывая это, операция разности между $f_k(x, y)$ и $B_k(x, y)$ может обнаруживать движущиеся объекты. Таким образом, ключевым моментом вычитания фона при сегментации видео является реконструкция фона, если реконструированный фон достаточно точен, результаты сегментации будут довольно точными. Чтобы получить точный фон, мы должны сначала получить точную маску обнаружения изменений (МОИ). Схема сегментации представлена на рисунке 1.

2. Получение маски обнаружения изменений (МОИ)

Усовершенствованный алгоритм использует порог, оцениваемый с помощью шумовых характеристик, и метод обнаружения движения восьми соседей.

Пороговая оценка с использованием параметров шумовых характеристик: Обычно можно предположить, что распределение шума подчиняется распределению Гаусса $n(x, y)$, однако, поскольку яркость не может быть отрицательной, то плотность вероятности преобразуется к виду

$n_1(x, y) = 0,5\delta(x, y) + n(x, y)$, при $x \geq 0$ и $y \geq 0$. При этом математические ожидания равны $\mu_1 = \sigma_1\sqrt{(2/\pi)}$ и $\mu_2 = \sigma_2\sqrt{(2/\pi)}$, а дисперсии (4):

$$\sigma_1^2 = \int_0^\infty \int_0^\infty (x - \mu_1)^2 (y - \mu_2)^2 [0,5\delta(x, y) + n(x, y)] dx dy. \quad (4)$$

Пусть $n_{1k}(x, y)$ и $n_{1k+1}(x, y)$ представляют шум K -го и $(K + 1)$ -го кадров.

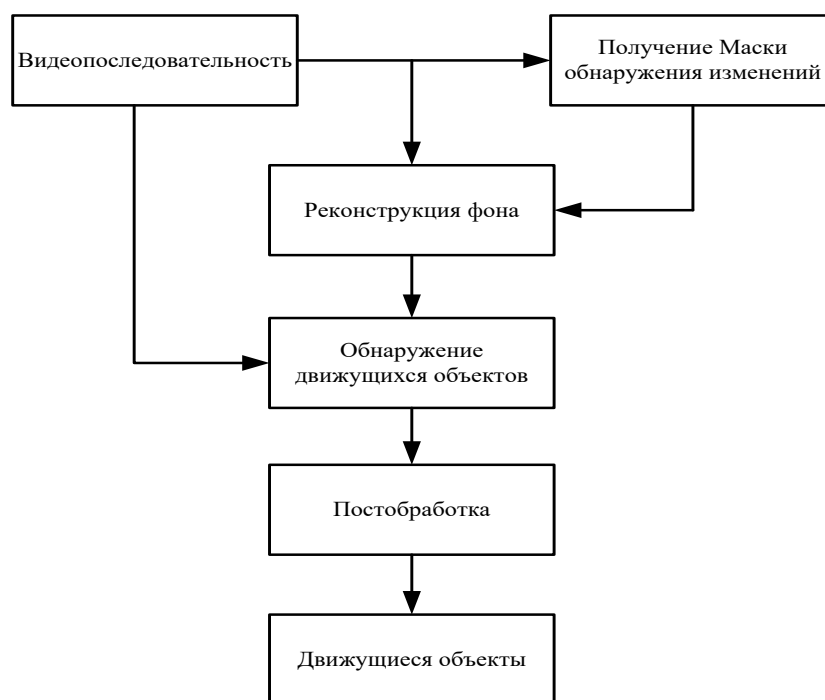


Рис. 1. Блок-схема сегментации.

Предположим, что шум каждого кадра подчиняется распределению $n_1(x, y)$ (5):

$$n_{1k}(x, y) \sim N_1(\mu_{1k}, \sigma_{1k}^2); n_{1k+1}(x, y) \sim N_1(\mu_{2k}, \sigma_{2k}^2), \quad (5)$$

где μ_{1k}, μ_{2k} – средние значения каждого распределения шума; $\sigma_{1k}^2, \sigma_{2k}^2$ – дисперсии каждого распределения шума кадров.

Относительное распределение шума соседних кадров $n(x, y)$ определяется следующим образом (6):

$$n(x, y) = n_{k+1}(x, y) - n_k(x, y), \quad (6)$$

при этом математические ожидания вычитаются, а дисперсии складываются, если случайные шумовые процессы являются широкополосным процессом. Однако сигналы изображений, прошедшие через средства радиосвязи

(применительно к БПЛА), в которых они подвергаются преобразованиям в линейных и нелинейных узлах, уже не могут считаться широкополосными и это необходимо учитывать в формуле (6) следующим образом (7):

$$\sigma^2 = \sigma_{k+1}^2 + \sigma_k^2 \pm 2\sigma_{k+1}\sigma_k R_{k+1,k}, \quad (7)$$

где $R_{k+1,k}$ – коэффициент корреляции, который может быть положительным или отрицательным в зависимости от вида частотной характеристики сглаживающего фильтра, в котором цифровой двумерный сигнал превращается в аналоговый на изображении.

Если использовать для сглаживания фильтр первого порядка, то корреляционная функция шума будет положительно определённой (экспоненциальной), и тогда формула (7) будет иметь следующий вид (8):

$$\sigma^2 = \sigma_{k+1}^2 + \sigma_k^2 - 2\sigma_{k+1}\sigma_k R_{k+1,k}. \quad (8)$$

В этом случае дисперсия разности шумовых процессов будет уменьшаться.

Из-за того, что разность двух случайных гауссовых процессов имеет нормальную плотность вероятности, поэтому $n(x, y)$ подчиняется нормальному закону (9):

$$n_k(x, y) \sim N(\mu_-, \sigma_-^2), \quad (9)$$

где μ_- , σ_-^2 – среднее значение и дисперсия разностного шума $n(x, y)$.

Чтобы определить плотность вероятности относительного шума $n(x, y)$, нужно сначала оценить параметры шума, включая μ_1 , σ_1^2 (10):

$$u = \frac{1}{3 \times 3} \sum_{(x,y) \in M} d(x, y), \quad (10)$$

где $d(x, y)$ – представляет разностное серое изображение, (x, y) – центральная точка движущегося окна M , размер движущегося окна M равен 3×3 , μ – среднее значение $d(x, y)$.

Дисперсия $\sigma^2(x, y)$ централизованного окна M определяется следующим образом (11):

$$\sigma^2 = \frac{1}{3 \times 3} \sum_{(x,y) \in S} (d(x,y) - m_d)^2, \quad (11)$$

где S – неподвижная площадь фона, m_d – среднее значение площади S .

Как правило, движущиеся объекты находятся в центральной области видеоряда. Таким образом, m_d рассчитывается в соответствии с находящейся на краю площадью 3×3 разностного серого изображения.

В соответствии с правилом 3-х сигм гауссовского распределения вероятность того, что гауссова переменная находится в диапазоне $(X - 3\sigma) \div (X + 3\sigma)$ составляет 99,73%, даже если диапазон гауссовой случайной величины составляет $(-\infty, +\infty)$. Следовательно, пока $|d(x,y) - \mu| < 3\sigma$, $d(x,y)$ определяется как относительный шум и уменьшается фильтром нижних частот, АЧХ которого имеет в качестве аргумента $(1/\Delta x)$.

В соответствии с «правилом 3-х сигм» для более точной фильтрации шума расширяем диапазон до T и принцип определения шума выражается как (12):

$$МОИ = \begin{cases} \text{Фон} & |d(x,y) - \mu| < T, \quad T \in [4\delta, 6\delta] \\ \text{Движущиеся объекты, в противном случае} & \end{cases}. \quad (12)$$

3. Алгоритм обнаружения движения с восемью соседями

Извлечение МОИ в соответствии с (12) является неточным и имеет много внутренних пробелов. Для решения этой проблемы представлен алгоритм обнаружения движения с восемью соседями, который используется для сглаживания границы маски и заполнения внутренних пробелов.

Пусть $d(x,y)$ представляет маску разности уровней серого, окно M выбрано с центром в (x,y) , максимальное значение T_{\max} в восьми соседних областях M определяется как (13):

$$T_{\max} = \text{MAX}_{(x,y \in M)}^{(d(x,y))}. \quad (13)$$

Итак, (12) можно переопределить как (14):

$$MOI = \begin{cases} 1 & |d(x, y)| \leq T \text{ \& } T_{\max} > T \\ 1, & |d(x, y)| > T \\ 0 & \text{Другие} \end{cases} . \quad (14)$$

Результаты МОИ в соответствии с (14) все еще имеют некоторые дефекты или внутренние пробелы, поэтому применяется морфологический фильтр для уточнения движущейся маски. После этого получили достаточно точный МОИ.

4. Алгоритм восстановления фона

Первые несколько кадров видеоряда обычно имеют всю информацию о фоне, поэтому можно выбрать любой из них в качестве начального фона, если фон видеоряда изменится, то фон будет обновляться. Предположим, что есть движущиеся объекты, долгое время остававшиеся на заднем плане, МОИ кадров, когда объекты только что стали статичными, и МОИ следующих нескольких кадров определенно будут иметь некоторую общую информацию. Если эта часть информации одинакова на нескольких кадрах, можно расценивать эту часть как движущиеся объекты, долгое время остававшиеся на заднем плане, и тогда следует обновить фон. Подробные шаги следующие:

1) Выбрать один кадр, который содержит всю информацию о фоне, в качестве начального фона.

2) Получить МОИ n -го кадра, затем сравнить этот МОИ с $2N$ кадрами, центрированными с $(n + M)$ -м кадром, если есть некоторые общие части между МОИ n -го кадра и МОИ $2N$ кадров, общие части будут добавлены к исходному фону. (Значение M обычно очень большое, зависит от масштаба и объекта в кадре, подбирается эмпирическим путем. Если значение M слишком маленькое, движущиеся объекты могут рассматриваться как новый фон, поскольку могут быть большие области одного цвета, где цвет не изменился, но положение объектов изменилось. Но слишком большое значение M также не является предпочтительным, чтобы избежать слишком большой задержки. Что касается значения N , оно обычно очень мало. Установка N может сделать систему более

надежной, на тот случай, если движущиеся объекты были неподвижны всего несколько мгновений В данном эксперименте значение M равно 90, а N равно 5).

3) Сопоставить общие части маски с соответствующим кадром последовательности, затем обновить исходный фон. Реконструированный фон в соответствии с описанным выше алгоритмом показан на рисунке 2.

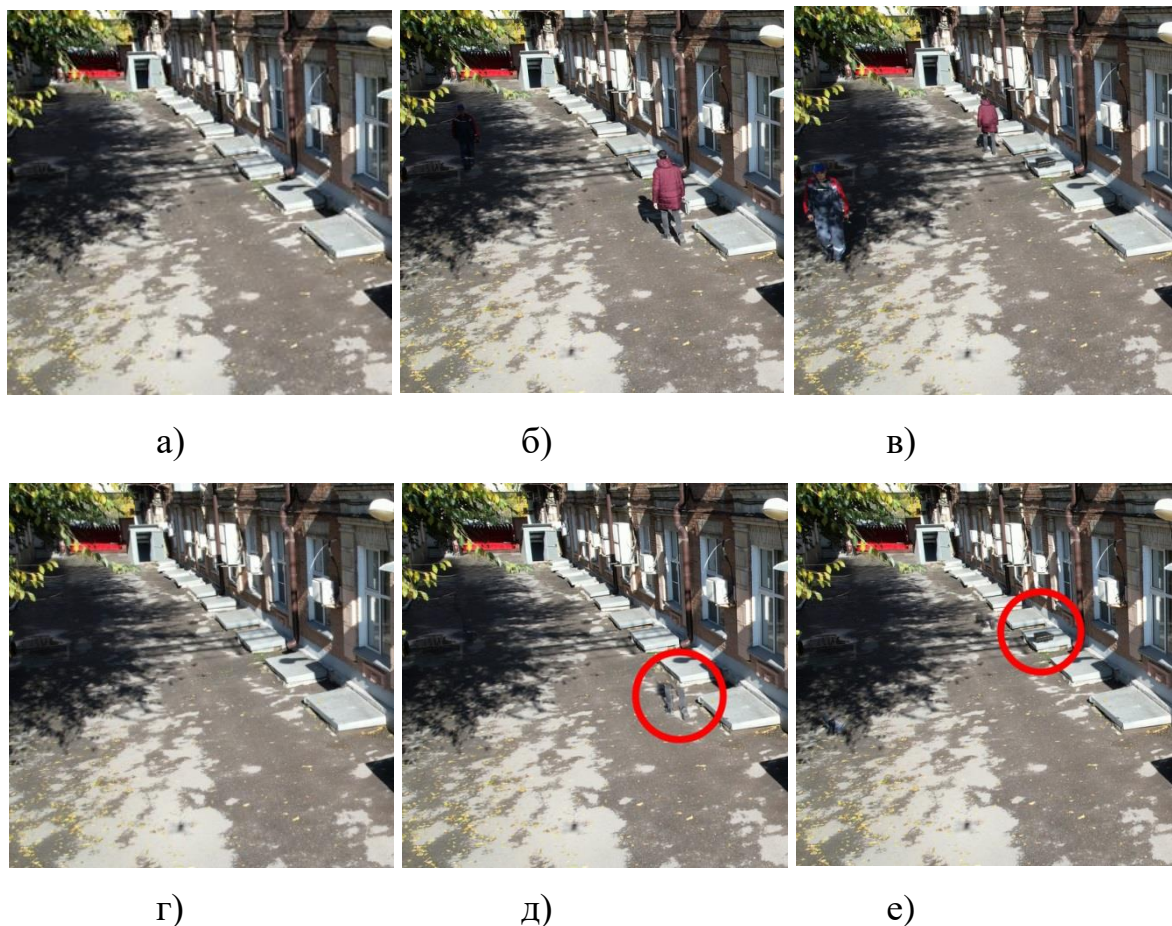


Рис. 2. Реконструкция фона последовательности:
а), б), в) – оригинальные 1-й, 312-й, 432-й кадры,
г), д), е) – восстановленные 1-й, 312-й, 432-й кадры.

По мере появления движущихся объектов фон незначительно меняется. Когда движущиеся объекты долго оставались на заднем плане, такие как дипломат в 432-м кадре, фон тоже обновился. Кроме того, реконструированные фоны 312-го и 432-го кадров включали в себя нижнюю часть пространства движущихся объектов, так как эта часть однородна и имеет большие области одинакового значения серого, эти ошибки могут быть устранены при постобработке.

5. Обнаружение движущихся объектов и постобработка

Как только фон этого кадра реконструирован, исходный видеообъект получается в каждом кадре путем вычитания фона из этого изображения, после чего используется постобработка математической морфологии для получения точного видеообъекта. Для проверки правильности и эффективности алгоритма использовали стандартную обстановку городской инфраструктуры видеопоследовательностей, снятую с БПЛА в момент «замирания» в воздухе. Данная последовательность – это типичная последовательность видеонаблюдения, в которой есть быстро движущиеся объекты и сложный фон, тени от строений, деревьев. Результаты сегментации представлены на рис. 3.

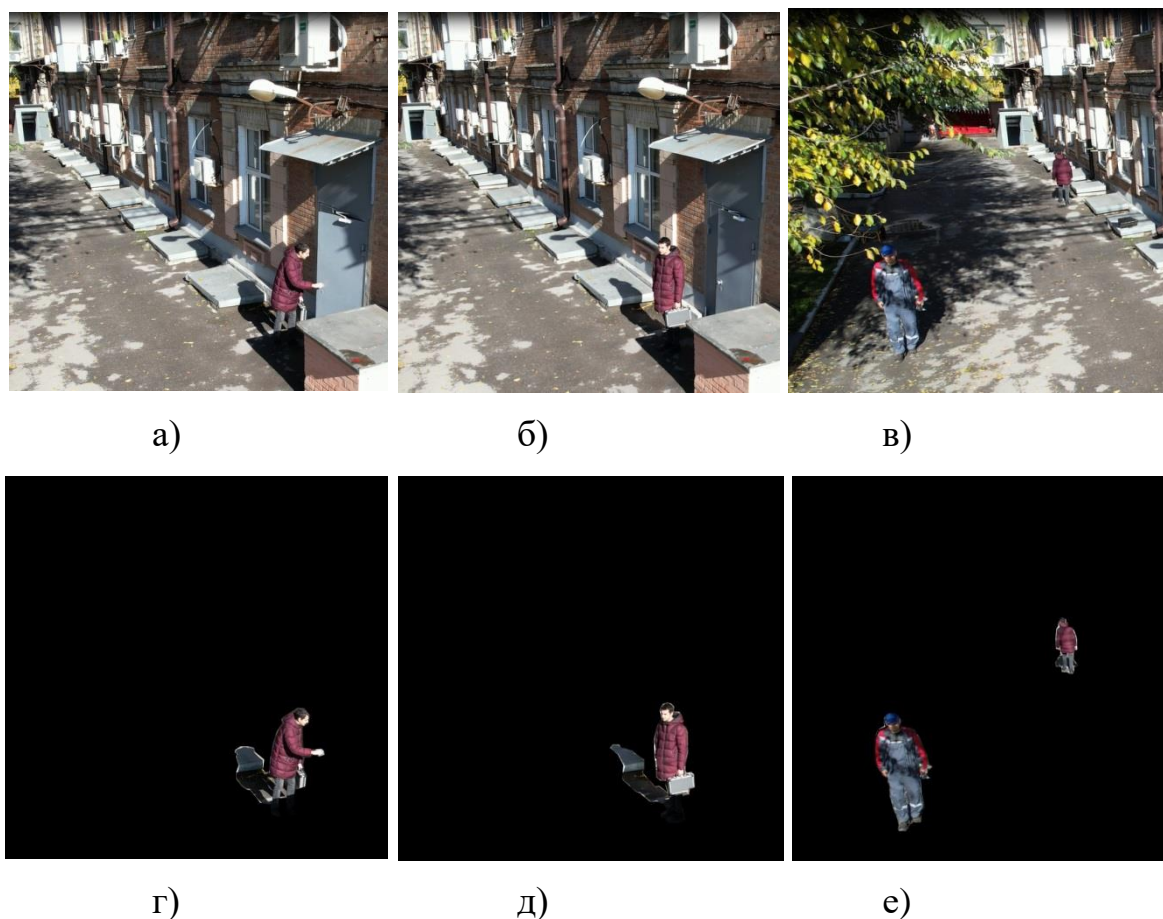


Рис. 3. Сегментация объектов на последовательности:
 а), б), в) – оригинальные 48-й, 95-й, 480-й кадры,
 г), д), е) – сегментированные 48-й, 95-й, 480-й кадры.

На рисунке 3 показано, что усовершенствованный алгоритм сегментации видеообъектов, основанный на реконструкции фона, может исключить движущиеся объекты, долгое время остававшиеся на заднем плане после того,

как они стали статичными, например, сумку в тестовой последовательности, и эффективно извлекать движущиеся объекты [15]. Движущиеся объекты в последовательности движутся слишком быстро, даже после математической морфологической постобработки все еще есть неточности, но улучшенного алгоритма достаточно для удовлетворения потребности в видеонаблюдении, для безаварийного вождения БПЛА [16].

6. Экспериментальные результаты

Для качественной оценки алгоритма используется пиксельная метрика, случайная среднеквадратическая ошибка, показывающая разницу между пикселями (15) [17]. Снятая с БПЛА видеопоследовательность имеет разрешение 1920 на 1080 пикселей. Для того чтобы объекты были хорошо видны на изображениях, сделали обрезку кадров, поэтому разрешение видео 567 на 567 пикселей (15):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{1,i} - X_{2,i})^2}{n-1}}, \quad (15)$$

где $X_{1,i}$ – реконструированный кадр, $X_{2,i}$ – оригинальный кадр без объектов.

В нашем случае для 312-го кадра $RMSE = 8.9$. Для 432-го кадра $RMSE = 9.7$.

Относительная погрешность реконструкции, выраженная в процентах для 312-го кадра (16) и для 432-го кадра (17):

$$R = \frac{RMSE}{Pell_{\text{всe}}^2} \cdot 100 = \frac{8.9}{103.355.177} \cdot 100 = 8,61\%, \quad (16)$$

где $Pell_{\text{всe}}$ – все пиксели изображения.

$$R = \frac{RMSE}{Pell_{\text{всe}}^2} \cdot 100 = \frac{9,7}{103,355,177} \cdot 100 = 9,38\% \cdot \quad (17)$$

Анализ результатов показывает, что относительная величина ошибки восстановления мала и алгоритм показывает эффективный результат реконструкции.

Заключение

В статье предложен алгоритм сегментации видеообъектов, основанный на реконструкции фона, для извлечения движущихся объектов из видеоряда. Результаты сегментации показывают, что предложенный алгоритм может эффективно извлекать движущиеся объекты, решая проблемы сегментации видеообъектов, когда движущиеся объекты долгое время остаются на заднем плане. Этот алгоритм подходит для применения к видеонаблюдению, но может извлекать видеообъекты только из последовательностей, снятых в момент замирания БПЛА в воздухе. При движении БПЛА алгоритм будет менее эффективен и может привести к значительным ошибкам. Таким образом, наша дальнейшая работа в основном сосредоточена на извлечении объектов из видеоряда с движущимся фоном, применительно к созданию изображений подстилающей поверхности для БПЛА. В планах провести эксперименты в более сложных условиях с видео низкого качества, чтобы узнать, как будет вести себя алгоритм. А также оценить сегментацию объектов с помощью метрик Дайса и Жаккарда. Качество восстановления изображения зависит от априорной информации о размере и форме области восстановления и геометрических свойствах изображения. Процентная ошибка восстановления составляет 8,61% и 9,38%, что является высоким показателем эффективности восстановления. Представленные примеры демонстрируют эффективность разработанного алгоритма восстановления фона участков карты местности.

Финансирование: Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22-29-01389 от 21.12.2021 г. в Южном федеральном университете.

Литература

1. Wang Q., Rao Y. Visual Analysis of Human Motion: A Survey on Recent Advances and Applications. *IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP)*, 2018. Pp. 1-4. doi: 10.1109/VCIP.2018.8698618.
2. Zhang, Y., Yang, S., Li, H., Xu, Z. Shadow tracking of moving target based on CNN for video SAR system. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2018. Pp. 4399-4402. doi: 10.1109/IGARSS.2018.8518431.
3. Pavithra G., Jose J. J., Chandrappa T. A. Real-time color classification of objects from video streams. *IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT)*, 2017. Pp. 1683-1686. doi: 10.1109/RTEICT.2017.8256886.
4. ShangGuan H., Mukundan R. Video based motion capture in environments with non-stationary background. *IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys)*, 2017. Pp. 44-49. doi: 10.1109/ICSIGSYS.2017.7967067.
5. Makino, K., Shibata, T., Yachida, S., Ogawa, T., Takahashi, K. Moving-object detection method for moving cameras by merging background subtraction and optical flow methods. *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing*, 2017. Pp.383-387. doi: 10.1109/GlobalSIP.2017.8308669
6. Yu, T., Yang, J., Lu, W. Dynamic background subtraction using histograms based on fuzzy c-means clustering and fuzzy nearness degree. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. Pp. 14671-14679. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2893771.
7. Akilan, T., Wu, Q. J., Yang, Y. Fusion-based foreground enhancement for background subtraction using multivariate multi-model Gaussian distribution. *Information Sciences*, 2018. Vol. 430. Pp. 414-431. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.11.062>
8. Yao, R., Lin, G., Xia, S., Zhao, J., Zhou, Y. Video object segmentation and tracking: A survey. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2020. Vol. 4. Pp. 1-47. <https://doi.org/10.1145/3391743>

9. Liu, C., Wang, W., Shen, J., Shao, L. Stereo video object segmentation using stereoscopic foreground trajectories. *IEEE transactions on cybernetics*, 2018. Vol.49. No 10. Pp. 3665-3676. doi: 10.1109/TCYB.2018.2846361
10. Yang, C., Lamdouar, H., Lu, E., Zisserman, A., Xie, W. Self-supervised video object segmentation by motion grouping. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021. Pp. 7177-7188. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.07658>
11. Zhuo, T., Cheng, Z., Zhang, P., Wong, Y., Kankanhalli, M. Unsupervised online video object segmentation with motion property understanding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019. Vol. 29. Pp. 237-249. doi: 10.1109/TIP.2019.2930152
12. Aung S. S., Kyu Z. M. Modified codebook algorithm with Kalman filter for foreground segmentation in video sequences. *International Conference on Signal Processing and Communication (ICSPC)*, 2017. Pp. 332-336.
13. Liu, G., Wu, H. C., Xiang, W., Ye, J., Wu, Y., Pu, L. Indoor object localization and tracking using deep learning over received signal strength. *IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting*. 2020. Pp. 1-6. doi: 10.1109/BMSB49480.2020.9379587
14. Hong-qiang B. Research on video motion object segmentation for content-based application. *Journal of Shanghai University (English Edition)*, 2006. Vol. 2. no. 10. – Pp. 142-143.
15. Fedosov, V. P., Ibadov, S. R., Ibadov, R. R., Kucheryavenko, S. V. Method For Detecting Violation at a Pedestrian Crossing Using a Convolutional Neural Network. *IEEE Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves (RSEMW)*, 2021. Pp. 451-454. doi: 10.1109/RSEMW52378.2021.9494089.
16. Fedosov V. P., Ibadov R. R., Ibadov S. R. Restoration of the Lost Area of the Underlying Surface Image Using the Saliency Map. *IEEE Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves (RSEMW)*, 2021. Pp. 447-450. doi: 10.1109/RSEMW52378.2021.9494112.

17. Ibadov R. R., Ibadov, R. R., Gapon, N. V., Ibadov, S. R., Kucheryavenko, S. V. Image reconstruction using the modified texture synthesis algorithm *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021. Vol. 1029. no. 1. Pp. 012117. doi: 10.1088/1757-899X/1029/1/012117

Для цитирования:

Федосов В.П., Ибадов Р.Р., Ибадов С.Р. Алгоритм сегментации для выделения движущихся объектов на основе реконструкции фона с использованием параметров шумовых характеристик. // Журнал радиоэлектроники. – 2023. – №. 11. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.11.9>