<https://doi.org/10.38013/2542-0542-2021-2-76-89>

УДК 004.932

Алгоритм обнаружения малококонтрастных объектов в различной фоноцелевой обстановке

Д. С. Волчкова^{1,2}, А. С. Долгова¹

¹ Акционерное общество «Ульяновский механический завод», Ульяновск, Российская Федерация

² Ульяновский государственный технический университет, Ульяновск, Российская Федерация

Предложен алгоритм обнаружения малококонтрастных объектов в различной фоноцелевой обстановке для применения в оптико-электронной системе. Алгоритм позволяет обнаруживать малококонтрастные объекты в сложных условиях с учетом взаимного движения камеры и объекта в реальном масштабе времени.

Ключевые слова: оптико-электронная система, цифровое изображение, малококонтрастный объект

Для цитирования: Волчкова Д. С., Долгова А. С. Алгоритм обнаружения малококонтрастных объектов в различной фоноцелевой обстановке // Вестник Концерна ВКО «Алмаз – Антей». 2021. № 2. С. 76–89. <https://doi.org/10.38013/2542-0542-2021-2-76-89>

For citation: Volchkova D. S., Dolgova A. S. An algorithm for detecting low-contrast objects in different target environments // Vestnik Koncerna VKO "Almaz – Antey". 2021. No. 2. P. 76–89. <https://doi.org/10.38013/2542-0542-2021-2-76-89>

Поступила 02.12.2020 Отрецензирована 11.01.2021 Одобрена 18.02.2021 Опубликована 18.06.2021

Введение

В настоящее время оптико-электронные системы (ОЭС) активно применяются в составе систем автоматического сопровождения объектов, наблюдаемых на фоне ясного или облачного неба, с целью решения задач их обнаружения и оценки параметров движения в режиме реального времени. В качестве объектов наблюдения могут выступать самолеты, вертолеты, зенитные самоходные установки (ЗСУ) и другие.

Научные исследования в этой области, по сведениям из открытых источников, в настоящее время сводятся к предложениям по дооснащению имеющихся образцов вооружения ОЭС. В данной статье рассматривается одно из направлений расширения функциональных возможностей ОЭС в интересах систем противовоздушной обороны (ПВО) сухопутных

войск, которое позволяет проводить обнаружение воздушных и наземных целей с помощью алгоритмов обработки изображений, полученных по оптическому каналу, в реальном масштабе времени. Качество решения этой задачи во многом зависит от точности выделения области движущегося объекта на серии кадров, поскольку вся исходная информация извлекается из изображений [1].

Изображения, полученные при видеосъемке объектов, движущихся с большой скоростью, подвержены искажениям, наиболее существенным из которых является смазанность изображения движущегося объекта (рис. 1) порядка 10 пикселей. При этом двигаться может как объект, так и видеокамера, что усложняет задачу. Также зачастую съемка ведется в условиях недостаточного освещения и наличия естественных помех: снег, дождь, туман или смазанность изображений, вызванная конечностью времени экспозиции камеры.

© Волчкова Д. С., Долгова А. С., 2021

Сложность задачи вызвана динамическими изменениями сцены: изменение освещенности, перепады погоды. Эффективный алгоритм обнаружения должен справляться с изменениями в кадре, которые не являются движущимися объектами, такими как листва деревьев, изменение изображения из-за колебаний камеры. Также алгоритм должен быть адаптивен к изменению освещенности, как к плавному (смена времени суток), так и к резкому (включение/выключение света). Изменение освещенности может быть как глобальным, так и локальным (например, тени объектов и отражения). Еще одним усложняющим фактором является то, что движущиеся объекты могут иметь похожие с фоном характеристики, что значительно усложняет их выделение. Таким образом, возникает комплексная задача обнаружения движущегося объекта в сложных условиях, требующая для ее решения привлечения различных методов обработки изображений.

Обзор существующих методов

Основными видами шумов, оказывающих влияние на результат выделения объекта на изображении, являются: изменение освещенности, положения камеры, цветовой шум и шум системы. Для устранения шума на стадии обнаружения движения широко используется адаптивная фильтрация. В работе [2] предлагается использовать сигма-дельта-фильтр на стадии вычитания фона для получения более точной маски объекта. Этот метод позволяет уменьшить влияние нестабильности фона и шумов, вызванных небольшим

движением камеры или фона. Для уменьшения шума, вызванного нестабильностью фона [3], также применяется фильтр Гаусса. Для устранения влияния шума, особенно вызванного изменением освещенности, используется многопороговая обработка [4]. Например, в работе [5] предложен метод с двойным порогом.

Для того чтобы избавиться от необходимости определения порогов, в работе [6] был применен алгоритм выделения контуров Собеля для изображения, полученного в результате попиксельной разницы текущего и опорного изображений.

Статистический анализ основан на моделировании распределения шума [7–11]. Вместо применения порога к разностному изображению в данном методе сравнивается статистическое поведение небольших областей вокруг каждого пикселя разностного изображения с моделью шума.

В [12] предложен метод обнаружения, в котором объект рассматривается как совокупность элементов, в качестве которых выбраны линии границ. Данный метод основан на нейросетевом подходе, использующем для обучения эталонное изображение объекта, на основе которого строится эталонный каркас. Исследуемое изображение обрабатывается фильтром Хаара с последующим выделением и соединением точек. Обнаружение заключается в построении каркаса исследуемого изображения, поиска наилучшего совмещения с эталоном, принятия решения об обнаружении путем сравнения количества совпавших линий с пороговым значением. Недостатком данного

а

б

Рис. 1. Эффект смазанности изображения: а – статичное изображение, б – смещение изображения на 10 пикселей

метода является возможность его применения только для ограниченного класса объектов характерной формы.

В [13] предложен улучшенный алгоритм выделения заднего фона изображения. Для улучшения применяется метод обнаружения границ с последующим их заполнением и совмещением с обнаруженным объектом. Обнаружение движущегося объекта оптимизируется с помощью медианной фильтрации и методов морфологической обработки. Данный алгоритм эффективен только при обработке изображений, полученных от стационарной камеры.

Для обнаружения движущихся объектов могут применяться алгоритмы с преобразованием изображения в частотную область, основанные на использовании вейвлет-преобразования [14]. В работе [15] вейвлет-преобразование используется для оценки фона на основе предыдущих кадров видеопоследовательности, а также для выделения движущегося объекта и его местоположения. Другой метод, основанный на дробной статистике низкого порядка, был предложен в работе [16]. На результат выделения области движущегося объекта методами, реализуемыми в частотной области [15], меньше влияет изменение освещенности фона, чем при использовании методов пространственной области. Однако проблема теней является такой же актуальной. Методы в частотной области характеризуются высокой вычислительной сложностью, поэтому на практике применяются значительно реже методов пространственной области.

В работе [17] был предложен алгоритм, позволяющий выделять движущиеся объекты на исходной видеопоследовательности в реальном времени, используя очень скромное оборудование. Идея алгоритма основана на том, что чем чаще пиксель принимает определенный цвет, тем больше вероятность того, что он относится к фону.

Проведенный анализ показал, что, несмотря на свою значимость, задача обнаружения движущегося объекта в сложных условиях полностью не решена. Некоторые из этих проблем могут быть решены с помощью сложных в вычислительном плане алгоритмов,

однако при решении реальных задач требуется высокая скорость работы.

Поэтому актуальной задачей является разработка алгоритма обнаружения мало-контрастных объектов в режиме реального времени, устойчивого к воздействию аддитивных шумов, естественных помех, а также «дрожаниям» камеры, изменению освещенности фона.

Целью данной работы является повышение точности обнаружения мало-контрастных объектов на последовательности изображений за счет применения комбинации методов обработки в частотной области и аппарата математической статистики.

Описание алгоритма обнаружения

Пусть имеется некоторая видеопоследовательность в формате YCrCb-4:2:2 – упорядоченный набор кадров изображений $Z^t = \{z_{i,j}^Y, z_{i,j}^{Cr}, z_{i,j}^{Cb}\}$, где t – номер кадра, $z_{i,j}$ – яркость пикселя с координатами (i, j) . Требуется обнаружить на кадрах видеопоследовательности мало-контрастный движущийся объект и выделить его изображение. В данной статье под мало-контрастными объектами понимаются движущиеся объекты, чей видимый контраст не превышает 0,3.

Камера может быть установлена на подвижной или неподвижной платформе. Полученные данные поступают в видимой части спектра и представлены в цветовом пространстве RGB. Фокус камеры установлен на бесконечность, что позволило обнаружить удаленные объекты, модель шума камеры заранее не известна.

Важным ограничением алгоритма является то, что объекты интереса, такие как воздушные и наземные объекты, занимают малую часть поля зрения камеры. Исключение возникает, когда эти условия не выполняются, и такие изображения не рассматриваются для дальнейшей обработки.

Предлагаемый алгоритм обнаружения мало-контрастных объектов можно разделить на два этапа:

1. Предварительная обработка кадров:
 - 1.1. фильтрация;
 - 1.2. улучшение контраста.

Рис. 2. Блок-схема предлагаемого алгоритма

2. Выделение области движения:

- 2.1. оценка и компенсация межкадровых геометрических преобразований;
- 2.2. обнаружение малококонтрастных объектов и вычитание кадров;
- 2.3. наложение маркера обнаружения.

Блок-схема предлагаемого алгоритма приведена на рисунке 2. Описание каждого подалгоритма приведено далее.

1. Предварительная обработка кадров

Задача обнаружения движущихся объектов на видеопоследовательности состоит в обнаружении значимых изменений при игнорировании малозначительных. На этапе предварительной обработки кадров происходит подготовка последовательности изображений

для последующего анализа. Предварительная обработка кадров включает в себя действия по корректировке геометрических и яркостных искажений.

1.1. Фильтрация

Спецификой изображений воздушной и наземной цели, формируемых ОЭС войсковых зенитно-ракетных комплексов (ЗРК), является то, что это в большинстве случаев изображения темных объектов на светлом фоне. В работе был использован алгоритм медианной фильтрации, который более эффективен для устранения шумов на темном изображении.

Медианный фильтр, в отличие от сглаживающего фильтра, позволяет сохранить перепады яркости (контуры объектов). Если

источником помех является импульсный шум, то медианный фильтр более эффективен. Размеры области скользящего окна медианного фильтра в данной работе равны 3×3 пикселя.

1.2. Улучшение контраста

Удаление шума позволяет минимизировать количество ложных срабатываний разностного детектора движения на помехи, возникающие при регистрации и передаче изображений, но кадры, содержащие одну и ту же сцену, после этого все еще могут заметно различаться. Причиной этого различия является смена уровня освещенности при регистрации разных кадров. Смена уровня освещенности может быть вызвана включением или выключением искусственного освещения, если съемка производится вне помещения, либо переменной погодных условий. Обычно в этот момент поэлементные разности двух соседних кадров достигают очень больших значений, что ведет к ложному срабатыванию детектора, фиксирующего движение по всему пространству перемены освещения. Для исключения подобных срабатываний, на этапе предварительной обработки используется процедура по корректировке уровней яркости кадров видеопоследовательности [7].

Наиболее распространенным алгоритмом улучшения контрастности изображения является эквализация гистограммы, которая записывается следующим образом:

$$z_{\text{кя}}^{(n)} = \frac{z_{i,j}^{\phi(n)} - \min(z_{i,j}^{\phi(n)})}{\max(z_{i,j}^{\phi(n)}) - \min(z_{i,j}^{\phi(n)})} \times (gr_{\max} - gr_{\min}) - gr_{\min},$$

где $gr_{\min}$, $gr_{\max}$ – минимальная и максимальная границы растяжения гистограммы;

$z_{i,j}^{\phi(n)}$ – кадр после процедуры фильтрации.

2. Выделение области движения

Задача выделения области движущегося объекта заключается в нахождении на изображении всех пикселей, соответствующих объекту движения, то есть в разделении всех пикселей изображения на две группы: фон и передний план (движущийся объект). Общий подход к решению данной задачи заключается в сравнении текущего кадра с некоторой опорной (эталонной) моделью фона.

2.1. Оценка и компенсация межкадровых геометрических деформаций

Исходное изображение обычно является динамическим, то есть изменяющимся во времени. Камера часто находится на подвижном объекте. Это приводит к тому, что получаемые с ее помощью изображения различных кадров имеют взаимные сдвиги, повороты и изменения масштаба.

Чтобы осуществить сравнение двух смежных кадров, необходимо выполнить взаимную привязку этих изображений и таким образом скорректировать относительные пространственные сдвиги, различия в усилении, смещения, вызванные поворотом, а также геометрические искажения.

В качестве модели деформации объекта была использована аффинная модель подобию, включающая в себя параметры сдвига по базовым осям, коэффициент масштаба и угла поворота. Оценка сдвига по базовым осям основывается на методе фазовой корреляции.

На вход алгоритма подаются два смежных кадра после прохождения этапа предварительной обработки – $z_{i,j}^{\phi(1)}$ и $z_{i,j}^{\phi(2)}$.

Далее каждый кадр подвергается обработке с помощью дискретного преобразования Фурье (ДПФ):

$$G_a(u, v) = F\{z_{i,j}^{\phi(1)}\}, G_b(u, v) = F\{z_{i,j}^{\phi(2)}\}, \quad (1)$$

где $z_{i,j}^{\phi(1)}$, $z_{i,j}^{\phi(2)}$ – кадры после процедуры фильтрации;

$G_a(u, v)$, $G_b(u, v)$ – ДПФ изображений $z_{i,j}^{\phi(1)}$, $z_{i,j}^{\phi(2)}$; $F\{\dots\}$ – ДПФ.

Тогда дискретные преобразования Фурье изображений будут смещены по фазе:

$$G_b(u, v) = G_a(u, v) \times e^{-2\pi i(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}, \quad (2)$$

где M , N – высота и ширина изображения в пикселях;

$x = 0, 1, \dots, M-1$;

$y = 0, 1, \dots, N-1$.

Полученные величины преобразуются в логарифмические полярные координаты для получения коэффициента масштаба и угла поворота. Рассчитываем кросс-спектральную плотность мощности:

$$R(u, v) = \frac{G_a \times G_b^*}{|G_a \times G_b^*|} = e^{2\pi i(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}. \quad (3)$$

Применяя обратное преобразование Фурье, получим нормализованную кросс-корреляцию (фазовую корреляцию):

$$r = F^{-1}\{R\}, \quad (4)$$

где R – нормализованный спектр кросс-мощности;

F^{-1} – обратное преобразование Фурье.

Определяем положение пика r (*):

$$(x, y) = \arg \max_{(x, y)} \{r\}, \quad (5)$$

Далее с помощью аффинного преобразования предыдущий кадр сдвигается относительно текущего на основе полученных оценок сдвига (5) (рис. 3).

Преимуществом применения метода фазовой корреляции является его устойчивость к шуму, окклюзиям и другим дефектам.

На рисунке 4 показан результат совмещения 12 выборочных кадров видеопоследовательности (каждый третий кадр) с компенсацией смещения. Разработанный алгоритм позволил совместить смежные кадры видеопоследовательности, что дало возможность оценить истинное изменение положения движущегося объекта относительно сцены. На рисунке 4 видна хорошая точность привязки фона.

2.2. Обнаружение малоконтрастных объектов и вычитание кадров

Построение алгоритма обнаружения малоконтрастных объектов основывается

Рис. 3. Компенсация межкадровых геометрических деформаций

на применении аппарата математической статистики и теории вероятности.

Разработанный алгоритм осуществляет сканирование кадра видеопоследовательности окном, размер которого равен 31×31 пиксель для удаленных объектов и 61×61 пиксель для ближних объектов. Размер окна был выбран исходя из гипотезы о том, что алгоритмы математической статистики и теории вероятности эффективны при большой исследуемой выборке.

В заданном окне вычисляются значения математического ожидания и дисперсии для каждого поступающего кадра. Математическое ожидание части изображения $z_{i,j}^\Phi$ – это средний уровень яркости, который рассчитывается по соотношению:

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{i < M} \sum_{j=0}^{j < N} z_{i,j}^\Phi, \quad (6)$$

где $z_{i,j}^\Phi$ – часть изображения после процедуры фильтрации.

Среднеквадратическое отклонение изображения – это мера рассеяния яркости, которая вычисляется следующим образом:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{(M \times N) - 1} \times \sum_{i=0}^{i < M} \sum_{j=0}^{j < N} (z_{i,j}^\Phi - \mu)^2}. \quad (7)$$

Далее проводится нормализация изображения путем вычитания математического ожидания и деления на среднеквадратическое отклонение:

Рис. 4. Результат привязки 12 выборочных кадров. Точность привязки составляет 3 пикселя

$$R_{i,j} = \left| \frac{z_{i+\frac{M \times N}{2}, j+\frac{M \times N}{2}}^{\phi} - \mu}{\sigma} \right|. \quad (8)$$

После выполнения вышеописанных процедур полученное изображение имеет гистограмму, соответствующую нормальному распределению (рис. 5б).

Так как гистограмма полученного изображения соответствует графику нормального распределения, то к этому изображению можно применить правило трех сигм в качестве дополнительной меры фильтрации:

$$z_{i,j}^{\phi'} = R_{i,j} < 3\sigma.$$

Чтобы разделить стационарные и движущиеся объекты, необходимо произвести процедуру вычитания фона. Моделирование фона является основным этапом для алгоритмов вычитания фона. В разработанном алгоритме использовался метод межкадровой разности:

$$z_{i,j}^B = z_{i,j}^{\phi'(2)} - z_{i,j}^{\phi'(1)}, \quad (9)$$

где $z_{i,j}^{\phi'(1)}$, $z_{i,j}^{\phi'(2)}$ – изображения после компенсации межкадровых искажений.

Данный метод позволяет в качестве модели фона для текущего кадра использовать предыдущий кадр. Метод не требует большого объема памяти для хранения предыдущих кадров, характеризуется простотой реализации и позволяет производить обработку в реальном времени.

При непосредственном применении данный метод будет чувствителен к шуму и любым изменениям в кадре (например, дождь, снег, раскачивание деревьев). Однако в комбинации с методами компенсации

межкадровых геометрических деформаций и математической статистики данный метод уменьшает вероятности ложной тревоги и пропуска цели.

Также данный подход не позволяет выделять области движущихся объектов, если они остановились, так как используется только предыдущий кадр. Такой подход не может определить внутренние пиксели большого равномерно окрашенного движущегося объекта. При использовании алгоритма повышения контрастности и подчеркивания разницы между объектом и фоном данный недостаток устраняется.

2.3. Наложение маркера обнаружения

Для удобства восприятия обнаруженных объектов по бинарной маске на исходное изображение накладывается специальный маркер, который показывает местоположение обнаруженного объекта (рис. 6).

Важной задачей для последующей обработки, в том числе и построения траектории подвижного объекта, является повышение пространственной точности выделения области движения по последовательности изображений. В предложенном алгоритме применяется новая комбинация метода вычисления геометрических искажений в частотной области с последующим применением статистического метода анализа кадров для нахождения объектов интереса.

Результаты исследования

Алгоритм программно реализован и протестирован на стандартном персональном компьютере с процессором Intel Core i7-4770K 3.50 GHz.

Рис. 5. Гистограмма: а – исходного изображения, б – полученного изображения после нормализации

Рис. 6. Пример наложения маркера обнаружения: а – первый кадр, б – второй кадр, в – бинарная маска, г – исходное изображение с маркером

Рис. 7. Функциональный состав программы

Видео были сняты в различных погодных условиях, которые включали чистое небо, частичную облачность и пасмурность в течение дня. Видеоданные записаны с разрешением 800×600 пикселей со скоростью 24 кадра в секунду. Набор данных состоял из 250 видеопоследовательностей, выбранных случайным образом из доступных данных. Каждая последовательность состояла из 100 кадров, представляющих непрерывный 10-секундный интервал. Объекты на видеопоследовательностях были как одиночные, так и множественные, которые входили и покидали поле зрения камеры.

Структура и состав имитационной модели
Функциональный состав программы представлен на рисунке 7, на котором приведены

все модули программы и связи между ними. Общее управление программой осуществляется в основном модуле.

Видеопоследовательность передается на вход основного модуля, который служит для отображения на экране результатов работы алгоритма. В модуле загрузки видеофайлов происходит преобразование видеопоследовательности в кадры, которые по очереди передаются на вход модуля фильтрации. В модуль оценки и компенсации геометрических искажений поступают одновременно два кадра: текущий и предыдущий, который поступает из буфера кадров. Кадры, полученные в модуле наложения маркера, поступают на вход основного модуля для отображения.

Оценка точности обнаружения

В результате проведенных исследований алгоритма была произведена оценка качества обнаружения объектов в различных условиях. Исследуемая выборка составила 100 видеопоследовательностей.

Для оценки качества работы алгоритма обнаружения были вычислены вероятность правильного обнаружения и вероятность ложной тревоги как количество правильно обнаруженных объектов на изображении и количество ложных срабатываний обнаружителя:

$$P_{\text{по}} = \frac{N_{\text{об}}}{N_o}, \quad (10)$$

$$P_{\text{лт}} = \frac{M_{\text{лт}}}{H \times W}, \quad (11)$$

где $P_{\text{по}}$ – вероятность правильного обнаружения;

$N_{\text{об}}$ – количество объектов, обнаруженных алгоритмом;

N_o – количество объектов на изображении;

$P_{\text{лт}}$ – вероятность ложной тревоги;

$M_{\text{лт}}$ – количество пикселей ложной тревоги;

H, W – высота и ширина изображения соответственно.

Средняя вероятность правильного обнаружения составила 0,92. Вероятность ложной тревоги – 10^{-5} .

В задачах обнаружения объектов используется критерий Неймана–Пирсона, который не требует знания априорных вероятностей и основан на жесткой фиксации вероятности

ложной тревоги. Поэтому вероятность ложной тревоги должна быть весьма малой: 10^{-10} – 10^{-5} .

Оценка видимого контраста цели

Контраст объекта различения с фоном (K) определяется отношением абсолютной величины разности между яркостью объекта и фона к яркости фона.

Контраст объекта различения с фоном считается:

- большим – при K более 0,5 (объект и фон резко отличаются по яркости);
- средним – при K от 0,25 до 0,5 (объект и фон заметно отличаются по яркости);
- малым – при K менее 0,3 (объект и фон мало отличаются по яркости).

При оценке видимого контраста цели применялась следующая методика.

1. На исходном изображении выделяется область, в которой присутствует только объект, и область, содержащая фон. Размеры областей совпадают.

2. В области объекта и области фона вычисляются средние значения яркости.

3. По формуле Воробеля [9] рассчитывается контраст объекта относительно фона.

Часть результатов оценки видимого контраста цели на примере двух видеопоследовательностей представлена в таблице 1. На изображениях белой рамкой показана область, в которой находится малоконтрастный объект.

Рис. 8. Графический интерфейс главного модуля программы

Таблица 1

Оценка видимого контраста цели

№	Изображение	Контраст	№	Изображение	Контраст
1		0,138	4		0,103
2		0,037	5		0,28
3		0,298	6		0,063
Средний контраст: 0,15.					

Таблица 2

Время работы алгоритма

№	Процессор	Время работы, мсек
1	Intel Xeon CPU E5-2689 2,60 ГГц ОЗУ 8Гб	194
2	Intel Core i7-4770K CPU 3,5 ГГц ОЗУ 8Гб	205
3	Intel Core i7-7700K CPU 4,20 ГГц ОЗУ 32Гб	185

Таким образом, разработанный алгоритм позволяет обнаруживать объекты, видимый контраст которых в среднем составляет 0,15.

Анализ вычислительных затрат

Алгоритм написан на языке C++ с использованием объектно-ориентированного подхода. Программа выполнена в среде Microsoft Visual Studio 2019.

Среднее время обработки алгоритмом одного кадра видеопоследовательности для разных процессоров представлено в таблице 2.

Точное время работы алгоритма будет зависеть от используемого процессора, типа данных (полутоновая или цветная видеопоследовательность), языка программирования (при реализации на другом языке программирования).

В таблице 3 представлены результаты работы алгоритма обнаружения объектов в различной фоноцелевой обстановке.

Заключение

Важным фактором в работе систем обработки изображений, таких как ОЭС в составе

Таблица 3

Результаты работы алгоритма обнаружения

№	Размер кадра	Объект обнаружения	Условия съемки	Видимый контраст	Отношение сигнал/шум, дБ	Время работы алгоритма, мс	Вероятность ложной тревоги	Вероятность правильного обнаружения	Результат обнаружения
1	800×600	Самолет	День, пасмурно, подвижная камера	0,338	30	200	10^{-5}	0,89
2	800×600	ЗСУ	День, ясно, подвижная камера	0,962	50	200	10^{-5}	0,86
3	737×568	Самолет	День, сумерки, облачно, подвижная камера	0,42	45	190	10^{-5}	0,93
4	800×600	Птицы	Ночь, дождь, стационарная камера Черно-белое изображение	0,398	47	200	10^{-5}	0,9
5	737×568	Самолет	День, солнечно, подвижная камера	0,734	30	194	10^{-5}	0,95
6	800×600	Вертолет	День, пасмурно, подвижная камера Черно-белое изображение	0,256	30	195	10^{-5}	0,92

Продолжение таблицы 3

№	Размер кадра	Объект обнаружения	Условия съемки	Видимый контраст	Отношение сигнал/шум, дБ	Время работы алгоритма, мс	Вероятность ложной тревоги	Вероятность правильного обнаружения	Результат обнаружения
7	800×600	Вертолет	День, сильная облачность, стационарная камера Черно-белое изображение	0,216	48	195	10^{-5}	0,93

комплексов ЗСУ и ЗРК, является минимизация участия оператора в управлении боевой работой. Для этого реализован алгоритм обнаружения движущихся целей, значительно упрощающий действия оператора при захвате цели. Его ядром является вычисление оценок фонового изображения и формирование на их основе бинарного изображения с выделенным движущимся объектом.

Средняя вероятность правильного обнаружения алгоритма составляет 0,92, а вероятность ложной тревоги – 10^{-5} . Время работы алгоритма обнаружения в среднем составляет 200 мс при размере кадра 800×600 пикселей. Созданный алгоритм способен находить движущиеся объекты, чей видимый контраст составляет менее 0,3, а также подходит для обнаружения объектов с контрастом более 0,3.

Хотя предложенный алгоритм и является законченным решением задачи обнаружения малоконтрастных объектов, существует множество путей его дальнейшего развития, способных улучшить результаты его работы:

1) повышение качества исходного изображения путем предварительной фильтрации: восстановление утраченных участков изображений, дополнительное подчеркивание его важных деталей;

2) использование модели фона, основанной на комбинации гауссианов;

3) использование алгоритма сегментации: выделение точного контура цели, удаление области теней цели;

4) использование сверточных нейронных сетей для решения задачи распознавания образов.

Разработан комплекс программ для реализации алгоритмов обнаружения и сопровождения малоконтрастных объектов. Разработанное алгоритмическое и программное обеспечение может быть использовано при разработке (усовершенствовании) систем цифровой обработки изображений воздушных, наземных и надводных целей в ОЭС для модернизируемых и перспективных войсковых зенитных ракетных комплексов и самоходных установок, в робототехнике, а также в технологиях двойного назначения.

Таким образом, использование предложенного алгоритма позволяет расчетам средств ПВО на изделиях, оснащенных ОЭС, решать задачи обнаружения малоконтрастных воздушных и наземных целей в заданных условиях, что позволяет экипажу совместно или комплексно, с применением других штатных систем, более эффективно решать задачи обеспечения прикрытия защищаемых объектов от нападения.

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ № 18-41-730011.

Список литературы

1. Волчкова Д.С., Смирнов П.В. Обнаружение малоконтрастных объектов в различной фоновой обстановке. Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем: XI Всероссийская научно-практическая конференция (с участие стран СНГ): Сборник научных трудов. Г. Ульяновск, 10–11 октября 2019 г. Ульяновск: УлГТУ, 2019. С. 100–102.

2. Vargas M., Milla J.M., Toral S.L., Barrero F. An Enhanced Background Estimation Algorithm for Vehicle Detection in Urban Traffic Scenes. *Vehicular Technology, IEEE Transactions*. 2010. V. 59 (8). P. 3694–3709.
3. Stauffer C. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. V. 22. P. 747–757.
4. Wang L., Yung N.H.C. Extraction of Moving objects from their Background based on multiple adaptive threshold and boundary evaluation. *IEEE Trans. Intelligent transportation systems*. 2010. V. 11. P. 40–51.
5. Haritaoglu I., Harwood D., Davis L.S. Realtime surveillance of people and their activities. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. V. 22. P. 809–830.
6. Cavallaro A., Ebrahimi T. Change detection based on color edges, circuits and systems. *The 2001 IEEE Int Symposium*. 2001. P. 141–144.
7. Aach T., Kaup A., Mester R. Statistical model-based change detection in moving video. *Signal Processing*. 1993. V. 31. P. 165–180.
8. Cavallaro A., Ebrahimi T. Video object extraction based on adaptive background and statistical change detection. *Proc. SPIE Electronic Imaging 2001 – Visual Communications and Image Processing*. 2001. V. 4310 P. 465–475.
9. Hotter M., Mester R., Muller F. Detection and description of moving objects by stochastic modelling and analysis of complex scenes. *Signal Proces: Image Comm*. 1996. V. 8. P. 281–293.
10. Mech R., Wollborn M. A noise robust method for 2D shape estimation of moving objects in video sequences considering a moving camera. *Signal Processing*. 1998. V. 66 (2). P. 203–217.
11. Neri A., Colonnese S., Russo G., Talone P. Automatic moving object and background separation. *Signal Processing*. 1998. V. 66 (2). P. 219–232.
12. Алфимцев А.Н., Лычков И.И. Метод обнаружения объекта в видеопотоке в реальном времени. *Вестник ТГТУ*. 2011. Т. 17. № 1. С. 44–55.
13. Zuo J., Jia Z., Yang J., et al. Moving object detection in video sequence images based on an improved visual background extraction algorithm. *Multimed Tools Appl*. 2020. V. 79. P. 29663–29684. DOI: 10.1007/s11042-020-09530-0
14. Antić B., Crnojević V., Ćulibrk D. Efficient wavelet based detection of moving objects. *Proc. 16th Int. Conf. Digital Signal Process*. 2009. P. 1–6.
15. Töreyn B.U., Enis Çetin A., Aksay A., Akhan M.B. Moving Object Detection in Wavelet Compressed Video. *Signal Processing: Image Communication, EURASIP*. 2005. V. 20. P. 255–264.
16. Bağcı M., Yardımcı Y., Çetin A.E. Moving object detection using adaptive subband decomposition and fractional lower order statistics in video sequences. *Signal Process. International Journal of Signal Processing*. 2002. P. 1942–1947
17. Butler D., Sridharan S., Bove V.M. Jr. Real-time Adaptive Background Segmentation. *Acoustics, Speech, and Signal Processing*. 2003. P. 349–352.

Об авторах

Волчкова Дарья Сергеевна – инженер-конструктор третьей категории Акционерного общества «Ульяновский механический завод», аспирант кафедры «Радиотехника» Ульяновского государственного технического университета, Ульяновск, Российская Федерация.

Область научных интересов: цифровая обработка изображений.

Долгова Алёна Сергеевна – инженер-конструктор третьей категории Акционерного общества «Ульяновский механический завод», Ульяновск, Российская Федерация.

Область научных интересов: цифровая обработка изображений.

An algorithm for detecting low-contrast objects in different target environments

Volchkova D. S.^{1,2}, Dolgova A. S.¹

¹ JSC Ulyanovsk Mechanical Plant, Ulyanovsk, Russian Federation

² Ulyanovsk State Technical University, Ulyanovsk, Russian Federation

We propose an algorithm for detecting low-contrast objects in different target environments for application in an optoelectronic system. The algorithm makes it possible to detect low-contrast objects in a complex environment with account of relative movement of the camera and the object in real time.

Keywords: optoelectronic system, digital image, low-contrast object

Information about the authors

Volchkova Daria Sergeevna – Design Engineer of the 3rd Category, JSC Ulyanovsk Mechanical Plant; Post-graduate student, Department of Radio Engineering, Ulyanovsk State Technical University, Ulyanovsk, Russian Federation.

Research interests: digital image processing.

Dolgova Alyona Sergeevna – Design Engineer of the 3rd Category, JSC Ulyanovsk Mechanical Plant, Ulyanovsk, Russian Federation.

Research interests: digital image processing.