

## КОМПЛЕКС АЛГОРИТМОВ ВЫДЕЛЕНИЯ И ПРОСЛЕЖИВАНИЯ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ ДЛЯ БОРТОВОЙ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ

*Фельдман А.Б., к.т.н., доцент кафедры автоматизации и информационных технологий в управлении (АИТУ) Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), e-mail: aitu@rsreu.ru;*  
*Ерохин Д.Ю., магистрант, инженер кафедры АИТУ, e-mail: erokhin.d.y@gmail.com.*

### THE COMPLEX OF ALGORITHMS FOR DETECTING AND TRACKING MOVING OBJECTS FOR ONBOARD VISION SYSTEM

*Feldman A.B., Erokhin D.Y.*

*The article deals with the complex of algorithms to detection and tracking of moving objects observed from aerial platform. The complex consist in three main component: the algorithm of estimation of geometric transforms, the algorithm of objects extraction, the algorithm of objects tracking. The orientation of the complex for use in on-board systems allowed to achieve an acceptable level of computational complexity. Experiments confirm that the proposed complex has a good accuracy. The results can be using in development of on-board technical vision systems, including systems for small and unmanned aircrafts.*

**Key words:** object detection, tracking, geometric transformations, technical vision system, the Fourier transform.

**Ключевые слова:** выделение объектов, слежение, геометрические преобразования, система технического зрения, преобразование Фурье.

#### Введение

Анализ тенденций последнего времени показывает, что существенно возрос интерес к бортовым системам технического зрения. К таким системам можно отнести системы автоматического обнаружения и сопровождения объектов, системы определения местоположения летательного аппарата по снимкам местности, системы улучшенного и синтезированного видения.

В данной статье рассматривается проблема выделения и прослеживания движущихся объектов в видеопоследовательности, полученной с помощью бортового видеодатчика. Можно выделить типовые особенности рассматриваемой проблемы:

1. Малый контраст объектов интереса по отношению к фону.
2. Неоднородность оптической среды и различные атмосферные явления.
3. Пересечение траекторий прослеживаемых объектов.
4. Заслонение объектов участками фона.
5. Быстрое изменение ракурса сцены.

Необходимо отметить, что анализ изображений должен выполняться в реальном масштабе времени, но вместе с тем ресурсы бортовой аппаратуры, как правило, весьма ограничены. Еще одной проблемой, связанной с созданием бортовых систем технического зрения, является отсутствие априорной информации об объектах интереса, характере фонов и условиях окружающей среды. Ввиду большого разнообразия возможных объектов, фонов и условий наблюдения алгоритмы анализа изображений, предназначенные для бортовых систем технического зрения, должны обладать должной уни-

*Рассматривается комплекс алгоритмов для выделения и прослеживания движущихся объектов при наблюдении с борта летательного аппарата. Комплекс алгоритмов включает в себя: алгоритм оценки и компенсация геометрических преобразований изображений, алгоритм выделения движущихся объектов, алгоритм прослеживания объектов и прогнозирования их местоположения. Учет ориентации комплекса на применение в бортовых системах позволил добиться приемлемого уровня вычислительной сложности составляющих его алгоритмов. Экспериментальные исследования, проведенные с использованием натуральных видеосюжетов, подтверждают, что предлагаемый комплекс дает возможность решать задачи выделения и прослеживания движущихся объектов с удовлетворительной точностью. Результаты работы могут быть востребованы при создании бортовых систем технического зрения летательных аппаратов, в том числе относящихся к малой и беспилотной авиации.*

версальностью и обеспечивать работу при минимуме априорной информации.

Задача автоматического обнаружения объектов является одной из ключевых для большинства приложений технического зрения. На данный момент предложено множество методов ее решения. Между тем, с точки зрения применения в бортовых системах, существующие методы обладают как определенными достоинствами, так и некоторыми недостатками.

В работе [1] предложен метод автоматического выделения объектов с использованием гистограмм направленных градиентов [2]. Метод демонстрирует хорошие результаты, однако требует задания формы объекта и связан с большим объемом вычислений

Известны методы выделения объектов на основе информации об их цвете [3, 4]. Однако, устанавливать на борту цветной видеодатчик не всегда целесообразно в виду увеличения нагрузки на каналы передачи и аппаратуру обработки изображений.

Существуют подходы к выделению объектов с использованием машинного обучения [5]. Для применения подобных подходов необходимо сформировать обучающую выборку, что не всегда легко сделать в силу большого разнообразия объектов интереса и условий наблюдения.

Большое число работ посвящено развитию методов выделения объектов с помощью модели на основе смеси гауссовских распределений [6, 7]. Между тем, в большинстве публикаций рассматривается использование неподвижной видеокамеры. Существуют и работы, ориентированные на применение в условиях движения видеодатчика [8].

Несмотря на большое многообразие известных подходов к выделению объектов на видеоизображениях, можно заметить, что они либо не всегда обладают приемлемой вычислительной сложностью, либо слишком требовательны к наличию априорной информации об объектах интереса, либо не демонстрируют должного качества в условиях быстрого перемещения и поворотов видеодатчика.

В настоящей работе предложен комплекс алгоритмов, предназначенных для решения задач выделения и прослеживания движущихся объектов. Алгоритмы не требуют предварительного задания информации об объектах интереса и обладают приемлемой вычислительной сложностью. Комплекс включает следующие основные элементы: алгоритм оценки и компенсации геометрических преобразований изображений, алгоритм выделения движущихся объектов, алгоритм прослеживания объектов и прогнозирования их местоположения. Названные элементы комплекса рассматриваются ниже.

### Алгоритм оценки и компенсации геометрических преобразований

Наиболее распространенной практикой является установка видеодатчика на гиростабилизированной платформе, размещаемой на борту летательного аппарата. С помощью платформы датчик может вращаться относительно носителя. Кроме того, необходимо учитывать собственное движение носителя системы технического зрения. Таким образом, между соседними кадрами имеет место геометрическое рассогласование.

Оценка и компенсация геометрических преобразований поступающих изображений является одним из ключевых вопросов, связанным с решением задачи выделения и прослеживания объектов. Решение этого вопроса существенным образом зависит от выбора математической модели. Между тем, можно заметить, что в задачах выделения и прослеживания движущихся объектов, как правило, используются датчики с узким полем зрения. Также учтем, что расстояние от центра видеодатчика до наблюдаемой сцены существенно больше чем ее глубина и больше того расстояния, на которое за время формирования очередного кадра успевает переместиться летательный аппарат – носитель системы технического зрения. В этих условиях допустимым и оправданным с точки зрения экономии вычислительных ресурсов является использование евклидовой модели геометрических преобразований, которая предполагает

наличие составляющих поворота и сдвига по координатным осям. Иллюстрация процесса формирования изображений показана на рис. 1.

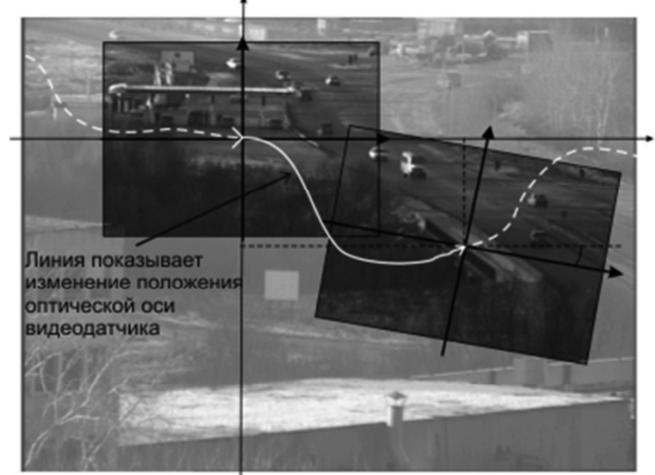


Рис. 1. Иллюстрация процесса формирования изображений при евклидовой модели геометрических преобразований

Для оценки сдвигов может быть использован хорошо зарекомендовавший себя на практике алгоритм фазовой корреляции [9]. Однако, данный алгоритм может применяться и для оценки поворотов, если перейти к представлению амплитудного спектра изображений в полярной системе координат. При повороте изображения происходит такой же поворот его амплитудного спектра [10], сдвиг в данном случае не оказывает влияния. В этом случае можно отдельно оценить поворот, который будет пропорционален смещению логарифма амплитудного спектра в полярной системе. Иллюстрация этого эффекта показана на рис. 2.

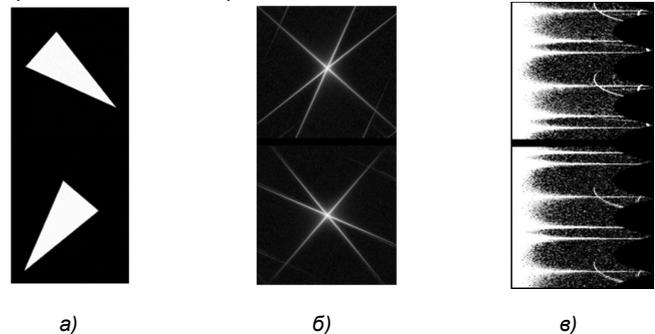


Рис. 2. Исходные изображения (а); амплитудные спектры изображений в декартовой системе координат (б); амплитудные спектры изображений в полярной системе координат (в)

Таким образом, компенсация евклидовых преобразований происходит в два этапа: на первом этапе выполняется оценка и компенсация поворота, на втором этапе – оценка и компенсация смещения. Укрупненная блок-схема алгоритма представлена на рис. 3.

Отметим преимущества данного подхода. Алгоритм позволяет оценивать сдвиг и поворот с субпиксельной точностью. Если сравнивать данный алгоритм оценки с корреляционно экстремальными алгоритмами [11], осуществляемыми в пространственной области, то можно наблюдать существенное сокращение требуемого объема вычислений. Помимо корреляционных известны, например, подходы к оценке геометрических преобразо-

ваний на основе выбора и сопоставления особых точек [12, 13]. Однако на практике такие алгоритмы позволяют работать только с изображениями хорошего качества, чего редко удается добиться в условиях бортовой видеосъемки, когда наблюдение ведется с большого расстояния в присутствии вибраций носителя и прочих мешающих факторов.



Рис. 3. Блок-схема алгоритма оценки геометрических преобразований

Рассмотренный алгоритм на основе фазовой корреляции позволяет оценивать вектор параметров геометрических преобразований с достаточно высокой точностью, что позволяет в дальнейшем получать оценку фона и решать задачу выделения движущихся объектов. Для дополнительного сокращения вычислительных затрат можно отказаться от обработки всего кадра целиком и ограничиться некоторой небольшой его областью, например, использовать окно размером 256 на 256 пикселей. Следует отметить, что дальнейшее снижение размеров окна не является целесообразным, так как приводит к заметному снижению точности оценки параметров преобразований. Таким образом, рекомендуется использовать квадратную область кадра с размером, кратным степени двойки, что связано с особенностями реализации быстрого преобразования Фурье.

#### Алгоритм выделения движущихся объектов

Задачей алгоритма выделения сегментов является классификация точек наблюдаемого изображения по их

принадлежности к одному из классов – к объектам интереса или фону. Результатом является бинарное изображение, где единичное значение яркости соответствует объекту, а нулевое – фону.

Для простоты рассмотрим случай с одним объектом. В качестве модели наблюдаемого изображения примем аппликативную модель [10]:

$$l(i, j, n) = r(i, j, n)h(i, j, n) + (1 - r(i, j, n))g(i, j, n) + \zeta(i, j, n) \quad (1)$$

где  $i, j$  – координаты пикселя,  $n$  – номер кадра,  $l(i, j, n)$  – наблюдаемое изображение,  $g(i, j, n)$  – изображение фона,  $h(i, j, n)$  – изображение объекта,  $r(i, j, n)$  – бинарное изображение, единичные значения которого соответствуют объекту,  $\zeta(i, j, n)$  – нормальный гауссовский шум с среднеквадратическим отклонением (СКО)  $\sigma(i, j, n)$ . Изображение объекта априори неизвестно. В этом случае будем считать, что яркости точек объекта имеют равномерное распределение. Таким образом, необходимо по наблюдаемому изображению оценить  $r(i, j, n)$ . Обозначим оценку  $r(i, j, n)$  символом  $\hat{r}(i, j, n)$ .

После установления геометрического соответствия между кадрами может быть выполнена оценка фонового изображения. Предположим, что к настоящему моменту получена достаточно хорошая оценка фона  $\hat{g}(i, j, n)$ . В соответствии с критерием Неймана-Пирсона должны выполняться следующие условия:

$$P(\hat{r}(i, j, n) = 1 / r(i, j, n) = 0) = p_- \quad (2)$$

$$P(\hat{r}(i, j, n) = 1 / r(i, j, n) = 1) = p_+ \rightarrow \max.$$

где  $p_-$  – вероятность принятия решения о присутствии объекта в точке  $(i, j)$ , где объект отсутствует;  $p_+$  – вероятность принятия решения о присутствии объекта в точке  $(i, j)$ , где он на самом деле присутствует. Так как решение о принадлежности точки объекту или фону принимается независимо для каждой точки, то целесообразно будет опустить в дальнейшем индексы  $(i, j, n)$ . Пусть яркость объекта равномерно распределена в диапазоне от  $c_{\min}$  до  $c_{\max}$ . Найдем отношение правдоподобия:

$$\Lambda(l) = \frac{p(l/r=1)}{p(l/r=0)} = \frac{1/(c_{\max} - c_{\min})}{p_{\xi}(l - \hat{g})} \quad (3)$$

где  $p_{\xi}(l - \hat{g})$  – плотность вероятности шума. Тогда оптимальную оценку бинарной маски объекта можно найти из выражения:

$$\hat{r} = \begin{cases} 1, & \text{при } \Lambda(l) > \Lambda_0 \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (4)$$

где  $\Lambda_0$  – пороговое отношение правдоподобия, которое определяется соотношением:

$$\int_{\Lambda(l) > \Lambda_0} p(l/r=0) dl = p_- \quad (5)$$

После некоторых упрощений правило выделения точек объекта может быть представлено в виде:

$$\hat{r}(i, j, n) = \begin{cases} 1, & \text{при } |l(i, j, n) - \hat{g}(i, j, n)| > k\hat{\sigma}(i, j, n), \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (6)$$

где  $k$  – пороговый коэффициент, который определяется допустимым уровнем ложных тревог,  $\hat{\sigma}(i, j, n)$  – оценка СКО шума. На практике пороговый коэффициент  $k$  может выбираться эмпирически из диапазона от 2.7 до 3.2.

Оценки фона и дисперсии шума в точках, не закрытых объектами (т.е. в точках, где  $\hat{r}(i, j, n) = 0$ ) формируются с помощью рекурсивных фильтров:

$$\hat{g}(i, j, n+1) = \beta \hat{g}(i, j, n) + (1-\beta)l(i, j, n), \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}^2(i, j, n+1) = \beta \hat{\sigma}^2(i, j, n) + (1-\beta)(l(i, j, n) - \hat{g}(i, j, n))^2. \quad (8)$$

Здесь  $\beta$  – коэффициент, определяющий эффективную память экспоненциального фильтра ( $0 < \beta < 1$ ). Обычно выбирают значение  $\beta$  в диапазоне от 0,85 до 0,97. В точках, где  $\hat{r}(i, j, n) = 1$ , оценки фона и дисперсии не обновляются.

Приведенный алгоритм выделения объектов может быть улучшен. Как показано в работе [10], в связи с наличием геометрических преобразований сцены, наибольшие ошибки оценивания яркостей точек фона будут наблюдаться на границах контрастных объектов. В таком случае можно снизить влияние этих ошибок, если при выделении объектов учитывать интенсивность яркостных перепадов. С этой целью в зависимости от величины градиента  $|\nabla(i, j, n)|$  изменяется пороговое значение в правиле (6). При этом правило выделения точек объектов принимает вид:

$$\hat{r}(i, j, n) = \begin{cases} 1, & \text{при } |l(i, j, n) - \hat{g}(i, j, n)| > k (\hat{\sigma}(i, j, n) + |\nabla(i, j, n)|), \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (9)$$

Использование относительно простых моделей приводит к тому, что неизбежными являются ошибки выделения точек, принадлежащих объектам. Такие ошибки обычно проявляются в виде отдельных точек на бинарном изображении. Ошибки другого рода связаны с тем, что не удается выделить часть точек, принадлежащих объектам интереса. В этом случае один объект может быть представлен двумя и более сегментами на одном изображении. Данный эффект является нежелательным, так как приводит к идентификации отдельных сегментов в качестве разных объектов. С целью улучшения результатов выделения объектов бинарное изображение обрабатывается вначале медианным фильтром, а затем к нему применяются морфологические операции [14]. Операция морфологического замыкания используется для объединения близко расположенных сегментов, а также позволяет заполнить разрывы. Операция морфологического размыкания, напротив, позволяет избавиться от небольших сегментов, которые остались после медианной фильтрации.

После бинаризации необходимо получить список сегментов текущего кадра, для этого используется алгоритм разметки и параметризации, представленный в [10]. В результате получаем список сегментов, которые в дальнейшем необходимо сопоставить с отслеживаемыми объектами. Одновременно с разметкой осуществляется фильтрация, которая позволяет отбросить сегменты по размеру. Из дальнейшего рассмотрения удаляются те сегменты, которые по своему размеру заведомо не могут относиться к объектам интереса.

Пример, иллюстрирующий работу алгоритма оценки фона и выделения объектов, представлен на рис. 4.

Ограничением рассмотренного подхода является то,

что для решения задачи выделения объектов необходимо сформировать достоверную оценку яркостей точек фона. Таким образом, зона, в которой могут быть выделены объекты, ограничена и зависит от быстроты геометрических преобразований наблюдаемой сцены. Эксперименты показывают, что с использованием экспоненциального фильтра (7), (8) для получения достаточно достоверной оценки яркости точки фона необходимо учесть примерно 25-30 измерений.

### Алгоритм отслеживания объектов

Для слежения за подвижными объектами необходимо устанавливать соответствие между списком отслеживаемых объектов и списком сегментов, выделенных в текущем кадре. Для решения изложенной задачи в работе используется так называемый траекторный граф [15].

Для построения траекторного графа необходимо выбрать количественную меру соответствия между отслеживаемыми объектами и выделенными сегментами. В качестве такой меры будем использовать евклидово расстояние между центром выделенного сегмента и прогнозируемым центром объекта, вычисленным с помощью фильтра Калмана. В результате получаем полный двудольный граф, где вершины первого множества соответствуют сегментам, вершины второго множества соответствуют объектам, а в качестве весов ребер выступает расстояние между соответствующей парой вершин. Далее необходимо из полного графа получить траекторный граф. Назовем компоненту связности элементарной, если в ней присутствует не более трех вершин.

Процедура построения траекторного графа состоит из нескольких основных шагов:

1. Найти в графе связные компоненты.
2. Во всех неэлементарных компонентах удалить ребро с максимальным весом.
3. Если в графе остались неэлементарные компоненты, то перейти к п. 1, иначе траекторный граф построен.

В результате выполнения изложенных выше пунктов получаем траекторный граф, пример которого представлен на рис. 4.

В результате построения траекторного графа могут образоваться пять типов элементарных компонент (рис. 5):

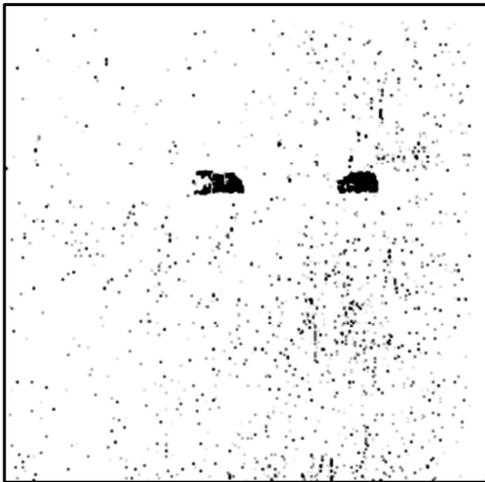
1. В компоненте связности одна вершина, которая соответствует объекту. В этом случае на текущем кадре данный объект не обнаружен (рис. 5, компонента G1).
2. В компоненте связности одна вершина, которая соответствует сегменту. В этом случае на текущем кадре обнаружен новый объект (рис. 5, компонента G2).
3. В компоненте две вершины первая соответствует объекту, а вторая соответствует сегменту. В этом случае на текущем кадре обнаружен отслеживаемый объект (рис. 5, компоненты G4, G6).
4. В компоненте три вершины, две из которых соответствуют объектам, а одна соответствует сегменту. В этом случае произошло объединение объектов (рис. 5, компонента G5).
5. В компоненте три вершины, две из которых соответствуют сегментам, а одна соответствует объекту. В этом случае произошло разделение объектов (рис. 5, компонента G3).



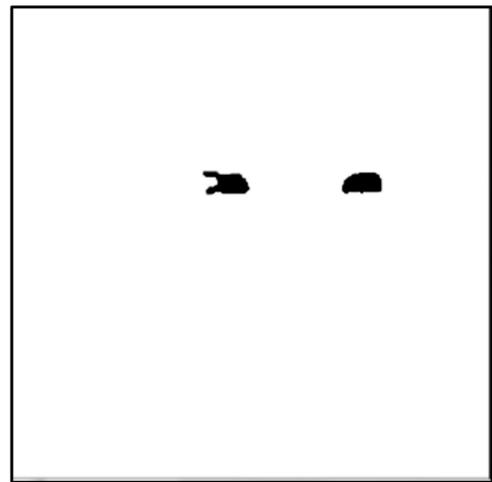
а)



б)



в)



г)

Рис. 4. Текущий кадр (а); оценка фона (б); результат выделения сегментов (в); результат морфологической обработки (г)

Если объект не был обнаружен в текущем кадре, его положение прогнозируется с помощью фильтра Калмана. При длительном пропадании объекта он удаляется из списка отслеживаемых.

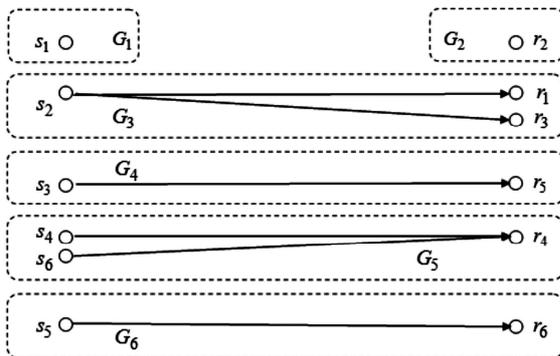


Рис. 5. Траекторный граф

### Экспериментальные исследования

В ходе экспериментальных исследований была выполнена оценка эффективности предложенного комплекса алгоритмов.

Для оценки точности алгоритма оценки и компенсации геометрических преобразований изображений были синтезированы две видеопоследовательности. На каж-

дом кадре присутствует случайный сдвиг в пределах от -5 до 5 пикселей, а также поворот на  $\pm 5$  градусов. В табл. 1 показано, как влияет размер окна, в котором осуществляется оценка параметров преобразований, на точность работы алгоритма. В результате эксперимента были вычислены СКО ошибок определения смещения по осям OX –  $\sigma_x$  и OY –  $\sigma_y$ , а также СКО ошибки определения поворота –  $\sigma_\varphi$ .

Таблица 1. Влияние размера окна на точность определения параметров геометрических преобразований

Размер окна	Параметр	Видеопоследовательность	
		№1	№2
128 на 128	$\sigma_x$ , пикс.	0,12	0,11
	$\sigma_y$ , пикс.	0,13	0,1
	$\sigma_\varphi$ , град.	0,07	0,06
256 на 256	$\sigma_x$ , пикс.	0,09	0,094
	$\sigma_y$ , пикс.	0,1	0,95
	$\sigma_\varphi$ , град.	0,06	0,05
400 на 400	$\sigma_x$ , пикс.	0,08	0,08
	$\sigma_y$ , пикс.	0,84	0,07
	$\sigma_\varphi$ , град.	0,06	0,06

Как видно из табл. 1, окна размером 256 на 256 достаточно для определения вектора евклидовых преобразований с хорошей точностью. Дальнейшее увеличение размеров окна почти не оказывает влияния на точность, однако помогает избежать ситуаций, когда в действительности происходит движение видеодатчика, но изображение остается неизменным, что может иметь место в случае регулярной структуры сцены.

Для оценки точности выделения подвижных объектов была экспериментальным путем построена операционная характеристика. Для этого использованы три натуральных видеосюжета с межкадровыми сдвигами и поворотами. Для каждого 25-го кадра этих сюжетов были вручную размечены бинарные маски, соответствующие наблюдаемым объектам. Среднее отношение сигнал/шум на тестовых видеосюжетах рассчитывалось по формуле:

$$SNR = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{|\bar{g}^k - \bar{h}^k|}{\sigma_{\xi}^k}, \quad (10)$$

где  $\bar{h}^k$  – средняя яркость точек  $k$ -го объекта,  $k = \overline{1, K}$ ,  $\bar{g}^k$  – средняя яркость фона в окрестности  $k$ -го объекта,  $\sigma_{\xi}^k$  – СКО шума, вычисленное для кадра, в котором наблюдался  $k$ -й объект. Экспериментальная операционная характеристика, полученная при среднем отношении сигнал/шум 3, представлена на рис. 6.

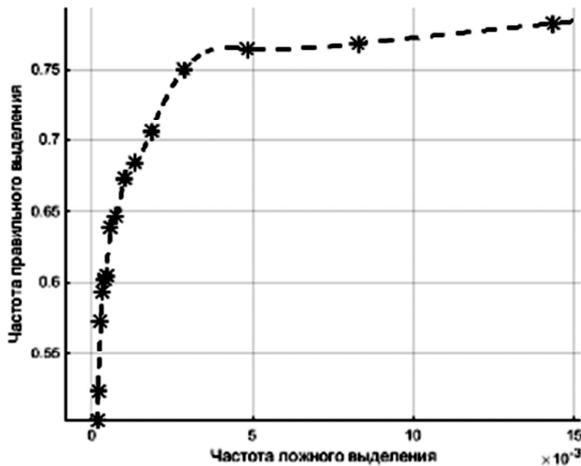


Рис. 6 Операционная характеристика алгоритма выделения точек объекта

Оценка точности определения координат подвижных объектов была проведена с использованием 3-х натуральных видеосюжетов длительностью 100 кадров каждый. Сюжеты получены в видимом диапазоне, содержат городской ландшафт и элементы пересеченной местности. На первом и втором сюжете присутствуют межкадровые сдвиги и поворот, на третьем видеосюжете камера является неподвижной. Для каждого кадра вручную были введены истинные положения объектов на изображении. Средний размер объектов составляет 30x20 пикселей. В ходе эксперимента были определены значения СКО ошибки оценивания координат объекта по оси  $Ox$  –  $\delta_x$  и по оси  $Oy$  –  $\delta_y$ . Результаты эксперимента приведены в табл. 2. Можно заметить, что на сюжете со статическим фоном результаты лишь немного лучше, чем на сюжетах, полученных движущейся камерой. Это

говорит о хорошей работе алгоритма компенсации геометрических преобразований.

Таблица 2. СКО ошибок определения координат объектов

СКО ошибки	Сюжет 1	Сюжет 2	Сюжет 3	Среднее
$\delta_x$	1,82	1,97	1,54	1,78
$\delta_y$	1,87	2,35	1,63	1,95

Для проверки работоспособности алгоритма прослеживания подвижных объектов была использована тестовая видеопоследовательность с сайта <http://www.yale.edu/perception/Brian/demos/MOT-Basics.html>.

На данной видеопоследовательности имеется множество объектов интереса, которые перемещаются по пересекающимся траекториям. Также были проведены испытания на реальных видеосюжетах. Испытания показали, что алгоритм прослеживания на основе траекторного графа успешно справляется со случаями заслонения объектов интереса. На рис. 7 представлена работа алгоритма прослеживания на реальном видеосюжете.



а)



б)

Рис. 7. Объекты до (а) и после (б) пересечения траекторий

### Заключение

В рамках данной работы была рассмотрена задача обнаружения и прослеживания подвижных объектов при



сдвиге и повороте видеодатчика. Представленный комплекс алгоритмов был реализован на языке C++. Обработка кадров размером 640 на 480 пикселей при использовании ЭВМ на базе IntelCore 2 DuoT7100 осуществляется в реальном масштабе времени с частотой 25 кадров в секунду. Полученные результаты экспериментов свидетельствуют о возможном применении данного комплекса алгоритмов в составе бортовой системы технического зрения.

Работа выполнена на средства гранта Президента РФ для поддержки молодых российских ученых – кандидатов наук МК-3732.2015.10.

### Литература

1. Lu W.L., Little J.J. Simultaneous tracking and action recognition using the pca-hog descriptor // The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'06). – IEEE, 2006. – С. 6.
2. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection //2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). – IEEE, 2005. – Т. 1. – С. 886-893.
3. Lefevre S. et al. A new way to use hidden Markov models for object tracking in video sequences //Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on. – IEEE, 2003. – Т. 3. – С. III-117-20 vol. 2.
4. Gorry B. et al. Using mean-shift tracking algorithms for real-time tracking of moving images on an autonomous vehicle testbed platform //Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2007. – Т. 25. – №. 11. – С. 1307-6884.
5. Stauffer C., Grimson W.E.L. Adaptive background mixture models for real-time tracking //Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on. – IEEE, 1999. – Т. 2.
6. Stauffer C., Grimson W.E.L. Adaptive background mixture models for real-time tracking //Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on. – IEEE, 1999. – Т. 2.
7. Bouwmans T., El Baf F., Vachon B. Background modeling using mixture of gaussians for foreground detection-a survey //Recent Patents on Computer Science. – 2008. – Т. 1. – №. 3. – С. 219-237.
8. Moo Yi K. et al. Detection of moving objects with non-stationary cameras in 5.8 ms: Bringing motion detection to your mobile device //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. – 2013. – С. 27-34.
9. Reddy B.S., Chatterji B.N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration //IEEE transactions on image processing. – 1996. – Т. 5. – №. 8. – С. 1266-1271.
10. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Обработка изображений и управление в системах автоматического сопровождения объектов. – Рязань, 2011. – 235 с.
11. Баклицкий В.К., Бочкарев А.М., Мусьяков М.П. Методы фильтрации сигналов в корреляционно-экстремальных системах навигации //М.: Радио и связь. – 1986. – 216 с.
12. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features //Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on. – IEEE, 1999. – Т. 2. – С. 1150-1157.
13. Bay H. et al. Speeded-up robust features (SURF) // Computer vision and image understanding. – 2008. – Т. 110. – №. 3. – С. 346-359.
14. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
15. Alpatov B., Babayan P. Multiple object tracking based on the partition of the bipartite graph //SPIE Security+ Defence. – International Society for Optics and Photonics, 2011. – С. 81860B-81860B-6.