ИКОНИКА – НАУКА ОБ ИЗОБРАЖЕНИИ

УДК 621.397.13

АВТОМАТИЧЕСКОЕ СОПРОВОЖДЕНИЕ ОБЪЕКТОВ В КОМПЬЮТЕРНЫХ СИСТЕМАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2007 г. **В. Т. Фисенко**, канд. техн. наук; **В. И. Можейко**, канд. техн. наук; **Т. Ю. Фисенко**, канд. техн. наук

Научно-проектный центр оптоэлектронных комплексов наблюдения, филиал ЦНИИ "Комета", Санкт-Петербург

E-mail: valery@eoss.ru

Разработан адаптивный метод автоматического сопровождения объектов по последовательности цифровых сигналов телевизионных изображений. Метод основан на объединении методов сегментации и согласованной фильтрации. Инвариантность к изменению размера, формы и статистических характеристик объекта достигается за счет обновления данных эталонного массива. Согласованная фильтрация осуществляется по полутоновому изображению в области верхних пространственных частот по бинарной маске эталонного массива. Динамическое накопление сигнала обеспечивает высокую помехозащищенность, что позволяет сопровождать объекты на сложном фоне при малых значениях отношения сигнал/шум.

Коды OCIS: 100.0100, 100.2000, 100.5010, 110.2970, 040.2480, 150.0150.

Поступила в редакцию 22.05.2007.

Введение

Задача автоматического сопровождения объектов по последовательности изображений имеет важное значение для различных применений. Значительное увеличение объема анализируемой информации вследствие высокого разрешения фотоприемных устройств и большие скорости потоков данных обуславливают высокие требования к методам и устройствам обработки информации. Основные трудности автоматического сопровождения связаны с многообразием объектов наблюдения, с изменением яркостных, спектральных, геометрических признаков объектов и фона в процессе наблюдения.

Можно выделить два подхода к решению задачи обнаружения при автоматическом сопровождении: сегментация изображения с последующим измерением признаков [1, 2] и корреляционная фильтрация [3–7].

С позиций теории статистических решений для классификации используется стратегия Байеса, минимизирующая общий риск [8, 9]. Решение задачи обнаружения объекта на фоне помех состоит в выборе одной из двух гипотез: H_1 – образ **x** изображения относится к объекту ω_1, H_2 – образ **x** изображения относится к фону ω_2. Образ **x** относится к объекту, если $p(\mathbf{x}|\omega_1)p(\omega_1) > p(\mathbf{x}|\omega_2)p(\omega_2)$, где $p(\omega_i)$ – априорные, а $p(\mathbf{x}|\omega_i)$ – условные вероятности принадлежности образа объекту ($i = 1$) или фону ($i = 2$).

В зависимости от конкретной задачи фоном могут являться облака, морская поверхность, искусственные предметы, другие объекты. При использовании методов, основанных на оценке признаков c_k, производится их оценка в скользящем окне, нормализация каждого из признаков, их объединение, формирование меры сходства и формирование бинарного изображения, где элементам объекта присваиваются значения 1, а фона – 0:

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & \sum\limits_k c_k < T_c, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где T_c – порог, задаваемый пользователем.

Алгоритмы сегментации различаются определяемым пространством признаков и формированием решающего правила. Так, в работе [2] в скользящем окне определяются следующие признаки: c_0 – среднее значение яркости, c_1 – дисперсия, $c_2 = |c_0(x-1, y) - c_0(x+1, y)| + |c_0(x, y-1) - c_0(x, y+1)|$ – сумма модулей градиентов сглаженного изображения по горизонтали и вертикали.

Для обнаружения и сопровождения объектов широко применяются корреляционные фильтры, основанные на искусственных дискриминантных функциях, введенных Касасентом и др. [4]. Развитием их являются фильтры, минимизирующие среднюю энергию корреляции (MACE – minimum average correlation energy), приводящие к заданному значению максимума кросскорреляции.

Другой тип корреляционных фильтров построен по критерию минимума среднего квадрата отклонений корреляционных функций изображений обучающей выборки и импульсной характеристики фильтра от некоторой эталонной корреляционной функции, так называемые фильтры максимума средней корреляционной высоты (MACH – maximum average correlation height). Эталонной корреляционной функцией принимается корреляционная функция импульсной характеристики фильтра с изображением, являющимся результатом усреднения изображений обучающей выборки. Следовательно, дисперсия корреляционной функции является мерой влияния помехи. Если рассматривать корреляционный фильтр как линейное преобразование, то дисперсия характеризует разброс расстояний изображений кластера от центра кластера, т. е. компактность кластера [5].

В [4] представлены корреляционные фильтры DCCF (distance classifier correlation filter), позволяющие увеличить межкластерные расстояния и одновременно увеличить компактность кластеров. Такие фильтры максимизируют усредненное расстояние всех кластеров от среднего по всем кластерам и одновременно минимизируют внутрикластерные расстояния для всех кластеров. При реализации корреляционного фильтра типа MACE, MACH или DCCF создаваемое устройство содержит столько фильтров, сколько классов объектов оно должно обнаруживать.

В [6] разработан корреляционный фильтр, который использует только доминирующие собственные векторы ковариационной матрицы, учитывая общие свойства обучающих изображений. Это допустимо при решении задачи обнаружения. Фильтр называется CEF (correlation eigen-filter), он позволяет при заданной вероятности ложных тревог оценить минимум корреляционного пика эталонного (обучающего) набора и максимум пика набора помехи.

Эффективность корреляционной фильтрации зависит от состава эталонных обучающих наборов сигнала и помехи, поскольку корреляционный фильтр настраивается на свойства представленных в эталонах сигналов объектов и помех [7]. Условия наблюдения в реальных системах могут существенно отличаться от представленных в обучающей выборке, что приведет к увеличению как пропусков цели, так и ложных тревог. В настоящей работе поставлена задача обнаружения и сопровождения априорно заданного объекта. Это позволяет использовать технику согласованной с эталоном фильтрации. В качестве эталона используется объект, заданный оператором в первом кадре последовательности. В этом случае актуальными являются задачи сегментации, согласованной с эталоном фильтрации, оценки координат центра тяжести в условиях изменения формы, ориентации, масштаба, освещенности объекта на сложном фоне в условиях возможного полного или частичного заслонения объекта.

Согласованная фильтрация

Согласованная с эталоном объекта фильтрация выполняется в пространственной области. Пусть задан эталон $\omega(x, y)$ при $x \in [0, J-1]$, $y \in [0, K-1]$ в окне $W_э$. Корреляция используется как средство поиска окна $W_о$, соответствующего эталону на изображении кадра $f(x, y)$ при $x \in [0, N-1]$, $y \in [0, M-1]$. В пространственной области корреляция $R(x, y)$ между изображением $f(x, y)$ и эталоном $\omega(x, y)$ вычисляется в соответствии с уравнением:

$$R(x,y) = \sum_{t=-K/2}^{K/2-1} \sum_{s=-J/2}^{J/2-1} \omega(s,t) f(x+s, y+t)$$

для $x \in [J/2, N-1-J/2]$, $y \in [K/2, M-1-K/2]$.

При этом эталон скользит по изображению таким образом, что его центр совмещается с координатами (x, y) изображения. Положение эталона, при котором формируется максимальный отклик, определяет координаты объекта, соответствующего эталону.

В практических приложениях используется оценка в скользящем окне не корреляционной функции, а суммы модулей разностей соответствующих отсчетов яркости изображения текущего кадра и эталонного массива (суммы абсолютных отклонений) [10]

$$r(x,y) = \sum_{t=-K/2}^{K/2-1} \sum_{s=-J/2}^{J/2-1} \left|\omega(s,t) - f(x+s, y+t)\right| \quad (1)$$

при

$$x \in [J/2,\ N-1-J/2], \quad y \in [K/2,\ M-1-K/2].$$

В этом случае координатами объекта являются те значения (x, y), при которых формируется минимальный отклик на выходе. Зона поиска определяется по ссылочным координатам предыдущего кадра путем расширения на априорно заданные возможные межкадровые смещения объекта $\pm d$.

В процессе сопровождения возможны ситуации, когда средняя яркость объекта начинает отличаться от средней яркости эталона. Для повышения надежности сопровождения производится вычитание из отсчетов текущего кадра локальных средних значений яркостей, оцененных в скользящем окне с линейными размерами, большими ожидаемых размеров объекта. Сформируем критерий качества полученной оценки положения объекта. При применении корреляционных фильтров в качестве меры исполь-

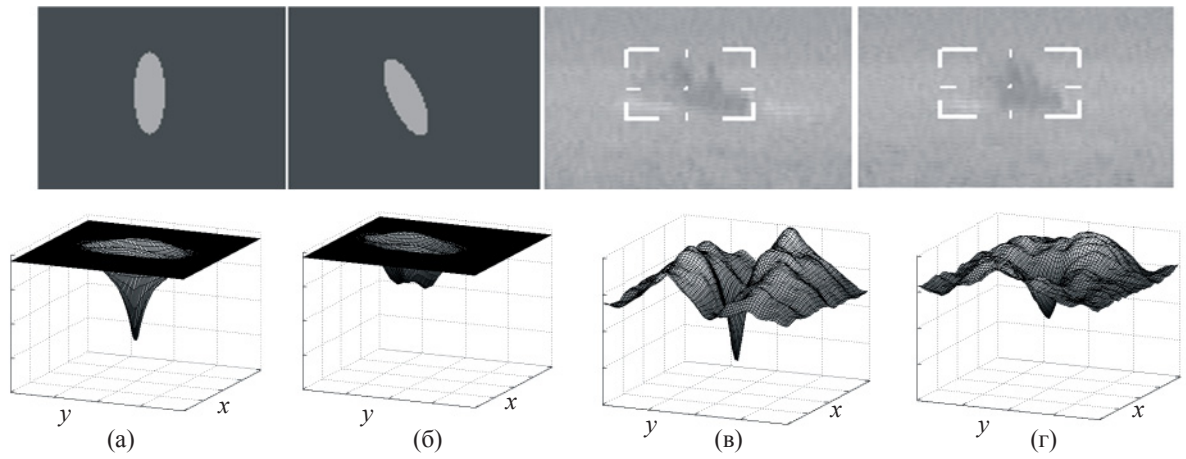


Рис. 1. Графики зависимости $r(x, y)$ при повороте объекта относительно эталона (а, б) и при изменении яркостных характеристик объекта и фона и геометрических характеристик объекта (в, г).

зуется [3] отношение пикового значения корреляционной функции к боковым значениям (PSR – peak to side lobe ratio), вычисляемое по формуле

$$\mathrm{PSR} = (R_{\max} - \mu)/\sigma, \qquad (2)$$

где $R_{\max}$ – максимальное значение корреляционной функции, μ – локальное среднее корреляционной функции, σ – локальное среднеквадратическое отклонение корреляционной функции. В случае согласованной фильтрации при оценке суммы модулей разностей яркостей элементов PSR можно представить в виде

$$\mathrm{PSR} = \mathrm{abs}(\tau - \mu)/\sigma, \qquad (3)$$

где τ – минимальное значение суммы модулей разностей.

На рис. 1 показано изменение $r(x, y)$ от положения центра эталонного массива (x, y) в зоне поиска при использовании в качестве эталона изображения эллипса на однородном фоне (рис. 1а, 1б) и реального полутонового изображения лодки (рис. 1в, 1г). На рис. 1а, б представлено изменение вида корреляционной поверхности при повороте объекта относительно эталона. Значения меры согласованной фильтрации уменьшаются как при повороте объекта (от 7,98 до 2,337 для PSR и от 0,958 до 0,25 для S) (рис. 1а, 1б), так и при изменении яркостных характеристик объекта и фона и геометрических характеристик объекта (рис. 1в – PSR = 5,34, $S = 0{,}98$; рис. 1г – PSR = 3,89; $S = 0{,}53$). Изменение меры классификации вызывается прежде всего изменением геометрических свойств объекта, влиянием фона. Мера классификации PSR описывает характер поверхности, но не позволяет установить пороговое значение для оценки минимума "корреляционной" поверхности. Ее значения существенно изменяются в зависимости от яркостных и других характеристик объекта и фона. Чтобы сформировать единый критерий качества, будем использовать характеристику подобия остроты минимума поверхности $r(x, y)$ в текущем кадре остроте минимума в кадре эталонного массива для двух координатных направлений и в соответствии с уравнениями (4) (см. рис. 2).

$$\begin{aligned} S_x &= \left(\min\left(r\left(x_0 - \varepsilon_x, y_0\right), r\left(x_0 + \varepsilon_x, y_0\right)\right) - \tau\right) r_{\max э} \Big/ \\ &\Big/ \left(\min\left(r_э\left(d - \varepsilon_x, d\right), r_э\left(d + \varepsilon_x, d\right)\right) - \tau_э\right) r_{\max} > T_x, \\ S_y &= \left(\min\left(r\left(x_0, y_0 - \varepsilon_y\right), r\left(x_0, y_0 + \varepsilon_y\right)\right) - \tau\right) r_{\max э} \Big/ \\ &\Big/ \left(\min\left(r_э\left(d, d - \varepsilon_y\right), r_э\left(d, d + \varepsilon_y\right)\right) - \tau_э\right) r_{\max} > T_y, \end{aligned} \qquad (4)$$

где $\varepsilon = (\varepsilon_x, \varepsilon_y)$ – смещение по осям координат от центра объекта (x_0, y_0) или эталона, τ, $\tau_э$ – минимальное значение $r(x, y)$ для текущего и эталонного массивов; $r_{\max}$, $r_{\max э}$ – максимальное значение $r(x, y)$ для

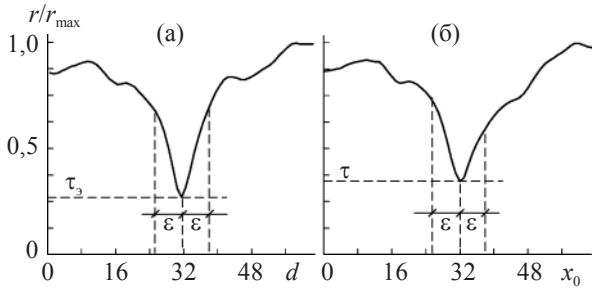


Рис. 2. Графики зависимости нормированной суммы модулей разностей яркостей $r/r_{\max}$ для эталонного массива (а) и для текущего окна поиска W (б).

текущего и эталонного массивов; $\mathbf{T} = (T_x, T_y)$ – пороговые значения.

Мерой классификации является $S = \min(S_x, S_y)$. Введение меры S позволяет установить единый порог для серии наблюдений. Обновление эталонного массива приводит к разбиению последовательности изображений на группы локально квазистационарных последовательностей, что сопоставимо с нормализацией признаков для обеспечения их инвариантности к изменению масштаба объекта, проективным и аффинным преобразованиям.

Повышение эффективности обнаружения объектов при использовании информации в области высоких пространственных частот

Из представленных результатов моделирования следует, что мера S существенно ухудшается на сложном фоне. Необходимо выполнять согласованную фильтрацию не во всем окне $W_э$, а только в границах объекта. Некоторым приближением к ней является область высоких пространственных частот. Действительно, каждый наблюдаемый объект ограничен в пространстве, и при определенных размерах объекта становятся различимы места стыковки отдельных узлов, формирующие линии на изображении. При этом можно выполнить предварительную сегментацию изображения, подвергнутого дифференциальным методам обработки. В настоящее время одним из широко применяемых методов является метод Кэнни [11], сглаживающий изображение, а затем формирующий протяженные контурные сегменты из соседних элементов изображения с большими значениями модуля градиента вдоль направления градиента.

Для повышения достоверности согласованной фильтрации необходимо заполнить области внутри контура в формируемом бинарном изображении. Но можно сформировать наиболее информативную область и более простыми методами. В качестве дифференциального оператора применим, например, модифицированный оператор Собеля, маски которого имеют вид

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \text{ и } \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

а выходное значение вычисляется как сумма модулей горизонтального и вертикального градиентов.

После дифференцирования выполняется пороговое ограничение по порогу $T_б$ и формируется бинарное изображение

$$f_{бин}(x,y) = \begin{cases} 1, & f_{Sob} \ge T_б, (x,y) \in \omega_б \\ 2, & f_{Sob} < T_б, (x,y) \in \omega_ф \end{cases} \text{ для } (x,y) \in W, \quad (5)$$

где $\omega_б$ – область высоких пространственных частот (содержит границы объекта) в окне, $\omega_ф$ – область низких пространственных частот (содержит фон).

В связи с изменением формы объекта от кадра к кадру необходимо расширять область $\omega_б$ для повышения надежности оценки. Вместо заполнения контуров для расширения области высоких пространственных частот можно использовать бинарную дилатацию для всех $(k, l) \in W$

$$f_д(k,l) = \max_{(x,y)\in W_д} \{f_{бин}(x,y)\}, \quad (6)$$

где $W_д$ – скользящее окно дилатации.

Далее формируется бинарное изображение в окне $W_б$. Согласованная фильтрация будет выполняться в соответствии с уравнением (7), а не (1):

$$r(x,y) = \sum_{t\in\omega_{бэ}} \sum_{s\in\omega_{бэ}} \left|\omega(s,t) - f(x+s, y+t)\right| \quad (7)$$

при $x \in [J/2,\ N-1-J/2],\ y \in [K/2, M-1-K/2]$, где $\omega_{бэ}$ – бинарная область (“маска”), соответствующая эталону.

Уменьшение воздействия фона на оценку достигается за счет использования бинарной маски эталонного массива. Для одной и той же последовательности кадров при сопровождении объекта без учета информации о верхних пространственных частотах изображения и с учетом отношение сигнал/шум повышается на несколько децибел.

Формирование адаптивного окна фильтрации

В процессе сопровождения объект изменяет свои геометрические характеристики: размер и форму. Для повышения устойчивости сопровождения необходимо адаптивно изменять размеры окна эталонного массива. При отсутствии высокочастотной помехи в окне $W_б$ оценка размеров бинарной области не вызывает затруднений. Однако при наблюдении объекта на сложном фоне необходимо использовать технику, позволяющую определить границы области, не допуская расширения области интереса за счет помехи. С одной стороны, при обновлении эталонного массива возможный размер окна эталонного массива может быть увеличен, с другой стороны, при этом в область могут попасть бинарные области помехи, вызывая ее расширение.

Например, при обновлении эталонного массива в последовательностях перемещения объекта на фоне береговой линии области береговой линии



Рис. 3. Изменение размера эталонного массива и бинарных масок объекта, соответствующих эталонам. Пояснения см. в тексте.

могут привести к необоснованному расширению границ эталонного массива. Один из способов состоит в формировании двух зон относительно нового положения эталонного массива: зоны расширения (охватывает окно эталонного массива прямоугольником со сторонами, превосходящими размеры эталона на $\pm d_{\text{расш}}$) и зоны защиты (ограничена прямоугольником со сторонами, превосходящими размеры эталона на $\pm 2d_{\text{расш}}$). Если бинарная область распространяется за пределы области расширения в зону защиты, то в этом направлении увеличение размера эталонного массива не производится. Область динамического накопления является большей из трех областей: области эталонного массива, области возможного увеличения объекта при обновлении эталонного массива, области защиты.

Примеры бинарных масок объекта, соответствующих эталонному массиву самолета, изменяющего свои размеры при движении, представлены на рис. 3. На нем показаны увеличенные фрагменты кадров последовательности изображений при сопровождении объекта (а), увеличенные фрагменты сопровождаемого объекта с обозначающими объект маркерами (б), примеры полутонового эталонного массива и бинарной маски эталонного массива для соответствующих кадров последовательности (в). Изменение размера окна согласованной фильтрации происходит в соответствии с изменением формы сопровождаемого объекта. Размеры масок эталонного массива изменяются от 15×13 элементов изображения в первом кадре до 49×41 элемент в четвертом кадре представленной на рисунке последовательности. Бинарные маски, соответствующие эталонным массивам, наглядно демонстрируют соответствие области сопоставления при согласованной фильтрации форме объекта.

Динамическое накопление сигнала

При дифференцировании изображения, как известно, увеличиваются шумы. Для лучшего формирования контура выполняется динамическое накопление полутонового сигнала изображения [12] в области динамического накопления. При обновлении эталонного массива полутоновое изображение выбирается из текущего кадра, а бинарное формируется по динамически накопленному изображению. При этом в каждом кадре производится управление процессом динамического накопления в соответствии с качеством выполненной согласованной фильтрации. Поскольку качество фильтрации зависит как от изменения формы объекта, так и от фона, на котором объект наблюдается, устанавливаются два порога. Первый порог – для обновления эталонного массива и второй, более низкий, – для запрещения динамического накопления в текущем кадре. Такое управление позволяет найти компромисс между принятием решения об обновлении эталонного массива и сменой эталона в связи с изменением формы и размеров объекта. Кроме того, поскольку бинарный массив формируется по динамически накопленному массиву, только часть помехи сможет сформировать бинарную область, соответствующую новому эталонному массиву.

Описание метода

Разработанный метод автоматического сопровождения объектов основан на объединении методов сегментации и согласованной фильтрации. Блок-схема метода, отображающая последовательность и взаимосвязь выполняемых операций при сопровождении объектов, показана на рис. 4. Метод заключается в следующем.

Пусть в первом изображении последовательности кадров априорно известны координаты объекта (x_0, y_0). Задано прямоугольное окно $W_э$, изображение в котором служит эталоном. Задается окно поиска для следующего кадра W с центром в элементе с координатами (x_0, y_0). Размеры сторон окна W определяются увеличением сторон окна $W_э$ на зону поиска $\pm d$ по каждой координате. Формируется бинарная маска объекта $\omega_{бэ}$ в окне $W_б$, соответствую-

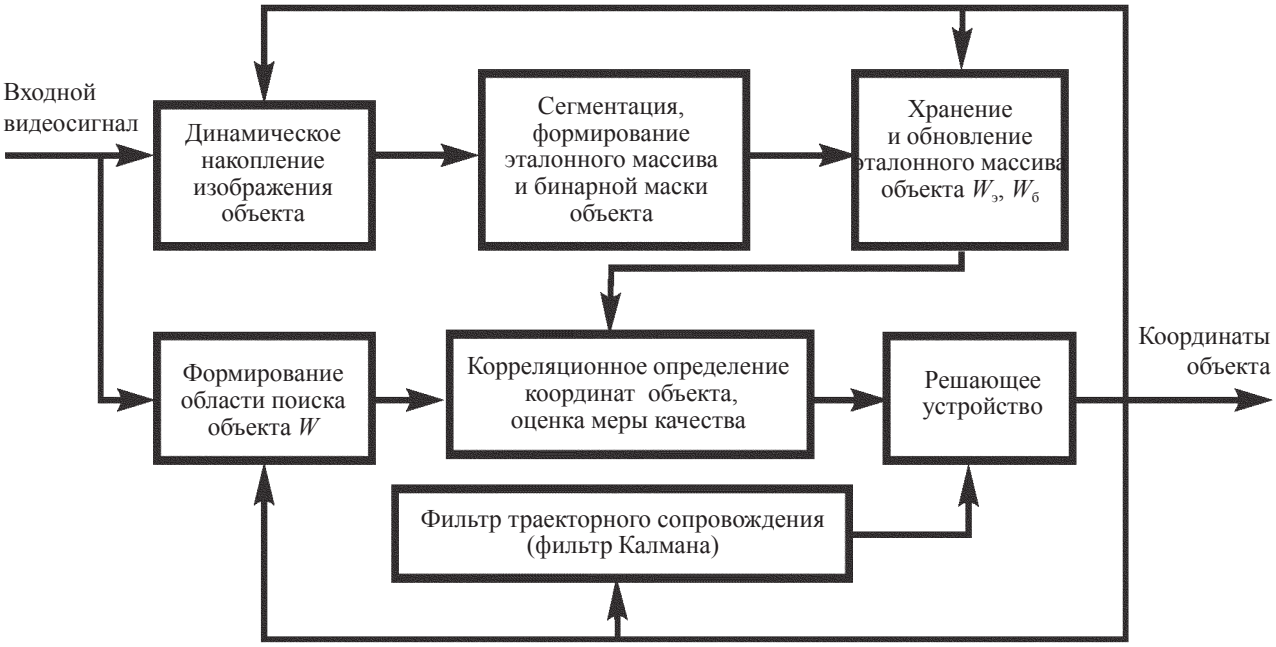


Рис. 4. Блок-схема метода автоматического сопровождения объекта.

щем по положению и размерам окну $W_э$. Для этого выделяются контуры в окне поиска путем вычисления модулей градиента яркости посредством модифицированного оператора Собеля. Выполняется пороговое ограничение (5). Затем производится расширение области высоких пространственных частот путем дилатации (6). Формируется бинарное изображение $\omega_{бэ}$ в окне $W_б$.

В каждом последующем кадре выполняются операции в окне изображения W, центр которого совпадает с центром объекта, определенного в предыдущем кадре. По области поиска объекта в окне W производится оценка взаимной корреляционной зависимости сигналов яркостей элементов изображения в скользящем окне с яркостями элементов эталонного массива $\omega_э$ в окне $W_э$. В качестве оценки вычисляется сумма модулей разностей яркостей элементов эталонного массива и соответствующих областей изображения из окна W.

Координаты объекта (x_0, y_0) находятся по критерию

$$(x_0, y_0) = \arg\min\left\{r(x,y)\middle|(x,y)\in W\right\}.$$

Оценивается мера качества классификации S в соответствии с уравнением (4). Относительно найденного центра объекта формируется окно с размером $W_э$ и соответствующее окно поиска W. В окне поиска выполняется бинаризация и производится оценка математического ожидания яркости объекта и фона. Если произошло резкое изменение математического ожидания яркости объекта или S становится меньше заданных пороговых значений, то производится обновление эталонного массива и бинарной маски. В соответствии с полученной оценкой величины межкадрового сдвига осуществляется динамическое накопление полутонового сигнала. По рекурсивно накопленному изображению формируется бинарный массив.

Экспериментальные исследования

Для оценки эффективности алгоритма сопровождения выполнены экспериментальные исследования по реальным последовательностям цифровых телевизионных изображений объемом от сотен до тысяч кадров, размер изображений 768×576 элементов. Последовательности включают изображения с объектами, имеющими разный контраст, изменяющими размер и форму на сложном фоне. Исследования показали, что при устойчивом сопровождении мера PSR изменяется в широком диапазоне значений, в то время как мера S приведена к диапазону $\simeq[0, 1]$. Для примера в таблице приведены данные оценок мер для трех серий последовательностей.

Диапазоны изменения мер качества согласованной фильтрации

PSR		S	
Минимальное значение	Максимальное значение	Минимальное значение	Максимальное значение
6,3	14,4	0,7	1,2
1,9	8,3	0,68	1,1
2,6	6,8	0,61	1,1

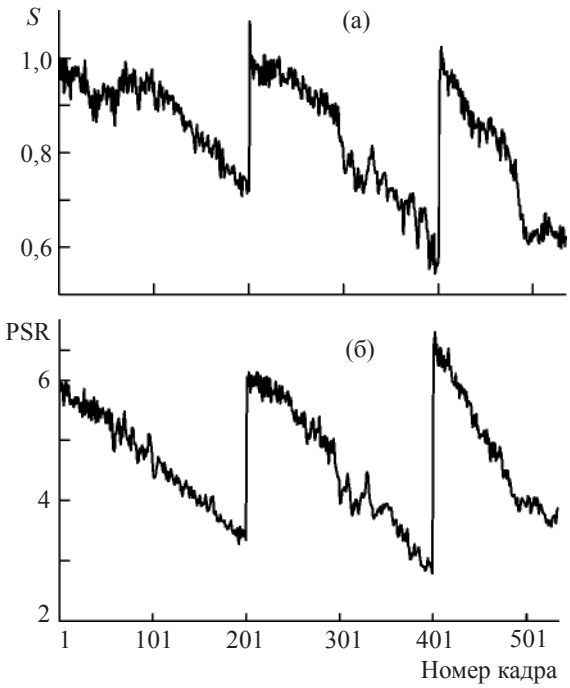


Рис. 5. Графики зависимости меры классификации *S* (а) и меры классификации PSR (б) от номера кадра последовательности.

На рис. 5 приведены графики зависимости оценок мер качества сопровождения *S* (рис. 5а) и PSR (рис. 5б) от номера кадра последовательности. Из сопоставления графиков видно, что оценки меры качества PSR и меры *S* имеют одинаковый характер изменения. Однако в отличие от меры PSR, изменяющейся в широких пределах от серии к серии, для меры качества *S*, вычисляемой в соответствии с уравнением (4), при оценке качества согласованной фильтрации может быть установлен единый порог для разных серий наблюдения. На графиках изменения оценки PSR и *S* от номера кадра максимумы зависимости соответствуют первым кадрам после обновления эталонного массива. С увеличением номера кадра изменяются размеры и форма объекта, с одной стороны, и фоновая помеха, с другой стороны. Вследствие этого мера качества уменьшается.

Исследования показали, что можно установить некоторый временной интервал, в течение которого эталонный массив можно не обновлять. Для воздушных целей такой интервал составляет 5 кадров, а для морских – 200 при частоте кадров 50 Гц. При этом обновление эталонного массива производится только в том случае, когда мера превышает заданный порог разрешения обновления. В противном случае обновление будет выполняться при превышении порога в последующем кадре. Если мера становится меньше заданного порога срыва сопровождения, осуществляется переход на предсказание по данным от фильтра Калмана, предназначенного для экстраполяции положения объекта. На рис. 5 моменты обновления эталонного массива соответствуют 200 и 400 кадрам. Выполненные экспериментальные исследования подтверждают эффективность предлагаемой меры оценки качества классификации, позволяющей оценивать устойчивость алгоритма сопровождения к изменениям фона и объекта.

Заключение

В работе представлен адаптивный метод устойчивого автоматического сопровождения объектов по последовательности цифровых сигналов телевизионных изображений.

Отличительными особенностями метода являются:

– объединение корреляционной фильтрации и сегментации для повышения эффективности и помехозащищенности сопровождения;

– введение меры классификации, позволяющей установить единые пороги для оценки качества сопровождения для разных серий наблюдения;

– адаптивное изменение размеров эталонного массива в соответствии с изменением формы и ориентации объекта;

– извлечение высокочастотной информации о границах сопровождаемых объектов из динамически накопленного полутонового изображения, в котором отношение сигнал/шум выше, чем в исходном изображении;

– переключение на режим предсказания координат объекта при частичном заслонении или пропадании объекта на основании меры классификации.

Алгоритм может быть реализован в режиме работы в реальном времени на современной элементной базе.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Bal A., Alam M.S.* Automatic Target Tracking in FLIR Image Sequences // Automatic Target Recognition XIV. Proc. SPIE. 2004. V. 5426. P. 30–35.

2. *McBride J.C., Stevens M.R., Eaton R.S., Snorrason M.* Adaptive Infrared Target Detection // Proc. SPIE. 2004. V. 5426. P. 305–315.

3. *Sims S. Richard F., Mahalanobis A.* Performance Evaluation of Quadratic Correlation Filters for Target Detection, and Discription in Infrared Imagery // Opt. Engin. 2004. V. 43. № 8. P. 1705–1711.

4. *Mahalanobis A., Kumar B.V.K. Vijaya, Sims S.R.F.* Distance-classifier correlation filters for multiclass target recognition // Appl. Opt. 1996. V. 35. № 17. P. 3127–3133.

5. *Mahalanobis A., Kumar B.V.K. Vijaya, Song S., Sims S.R.F., Epperson J.F.* Unconstrained correlation filters // Appl. Opt. 1994. V. 33. № 17. P. 3751–3759.

6. *Topiwala P., Casasent D*. Correlation-Based Target Detection for Navy's SHARP Sensor Suite // Automatic Target Recognition XIV. Proc. SPIE. 2004. V. 5426. P. 15–29.

7. *Mahalanobis A., Kumar B.V.K. Vijaya*. Optimality of the maximum average correlation height filter for detection of target in noise // Opt. Engen. 1997. V. 36. № 10. P. 2642–2648.

8. *Ту Дж., Гонсалес Р*. Принципы распознавания образов / Пер. с англ. под ред. Журавлева И.Ю. М.: Мир, 1978. 414 с.

9. *Форсайт Д.А., Понс Ж*. Компьютерное зрение. Современный подход / Пер. с англ. М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. 928 с.

10. *Ричардсон Я*. Видеокодирование. H.264 и MPEG-4 – стандарты нового поколения. М.: Техносфера, 2005. 368 с.

11. *Шапиро Л., Стокман Дж*. Компьютерное зрение / Пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.

12. *Fissenko V.T., Mojeiko V.I., Zelentsov V.N*. Dynamic Accumulation Technique Increases the Underwater Viewing Distance // Proc. of the International Conference "Current Problems in Optical of Natural Waters". St. Petersburg, Russia. 2001, September. P. 119–121.