

УДК 621.391.268

В.В. Стротов**ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ СМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ
В ЗАДАЧАХ ВЫДЕЛЕНИЯ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ**

Представлен обзор основных подходов к оцениванию смещения фонового изображения в различных задачах выделения и сопровождения движущихся объектов. Предложен алгоритм оценивания параметров смещения, основанный на выборе и слежении за опорными участками. Приведены результаты статистического исследования алгоритма.

Введение. Автоматическое выделение объектов – это одна из важнейших задач анализа последовательностей изображений. Под выделением объектов понимается классификация точек изображения на точки, принадлежащие объекту, и точки, принадлежащие фону. Часто выделение объектов является промежуточным этапом обработки изображений на пути к дальнейшему обнаружению и распознаванию объектов.

Известно большое количество методов выделения объектов. Их можно подразделить на несколько классов. В частности, выделяют классы методов, основанных на пространственной обработке отдельных изображений [1], и класс методов, основанных на временной обработке последовательностей изображений [2]. Методы, относящиеся к первому классу, предназначены для выделения движущихся и неподвижных объектов, имеющих статистические, яркостные или текстурные характеристики, значительно отличающиеся от соответствующих характеристик фона. Второй класс методов, главным образом, ориентирован на выделение подвижных объектов и основан на выявлении таких яркостных изменений изображения во времени, причиной которых является движение объектов.

Существенным недостатком методов выделения объектов, основанных на временной обработке, в отличие от пространственных методов является необходимость учёта геометрических деформаций фонового изображения. Геометрические деформации фонового изображения можно разделить на две группы. К первой группе относятся искажения, связанные с движением датчика в пространстве. В простейших случаях эти искажения являются параметрическими: сдвиг, поворот, евклидовы, аффинные, проективные преобразования. К этой же группе можно отнести искажения, вызываемые применением датчиков с чересстрочной развёрткой, так как их тоже возможно параметризовать. Ко второй

группе относятся случайные геометрические искажения, вызванные, прежде всего, преломлением световых лучей в атмосфере.

Важными проблемами при реализации временных методов выделения объектов являются, во-первых, оценивание параметров геометрических преобразований, вызванных движением датчика, а во-вторых, учёт случайных геометрических искажений фона. Второй проблеме посвящена, в частности, работа [2]. В настоящей статье рассмотрена первая проблема – оценивание параметров геометрических преобразований изображения с целью дальнейшего выделения движущихся объектов. При этом мы ограничиваемся одним практически важным типом геометрических преобразований фонового изображения – смещением. Этот тип преобразований имеет место в двух основных случаях: во-первых, когда датчик изображения поворачивается на небольшой угол вокруг некоторой прямой, перпендикулярной к оптической оси датчика, и, во-вторых, когда датчик перемещается по направлению, перпендикулярному к его оптической оси.

Существует большое количество методов оценивания параметров геометрических преобразований изображений. Основными группами этих методов являются корреляционные, спектральные и структурные [3,4].

Постановка задачи. Перед тем как сформулировать решаемую в настоящей работе задачу оценивания параметров смещения, рассмотрим модель формирования наблюдаемого датчиком изображения. В качестве допустимых преобразований фонового изображения будем рассматривать только сдвиг, тогда можно ввести в рассмотрение непрерывное изображение $q(x, y, t)$, $(x, y) \in R^2$, сформированное из изображений фона $g(x, y, t)$ и объектов $h(x, y, t)$, где x, y – координаты точки, t – момент времени, в который

производится наблюдение. В дальнейшем предполагается, что как объекты, так и фон являются полностью «непрозрачными» для диапазона частот, в котором принимается оптический сигнал. Атмосфера считается полностью прозрачной. При наблюдении за объектами, перемещающимися на сложном фоне, модель формирования изображения $q(x, y, t)$ имеет вид:

$$q(x, y, t) = h(x, y, t)r(x, y, t) + g(x, y, t)(1 - r(x, y, t)), (x, y) \in R^2, \quad (1)$$

где функция $r(x, y, t)$ определяет расположение объектов на изображении и задаётся правилом:

$$r(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{если в точке } (x, y) \\ & \text{в момент } t \text{ находится объект,} \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (2)$$

При наблюдении изображения в системе с подвижным видеодатчиком из $q(x, y, t)$ выделяется прямоугольная область, которая затем дискретизируется в пространстве и во времени. Интервал временной дискретизации определяется частотой кадровой развёртки датчика изображений, а интервалы пространственной дискретизации – параметрами чувствительного элемента датчика. Предполагая все интервалы единичными, а также учитывая аддитивный шум, вносимый датчиком изображения, получаем следующую модель формирования дискретного наблюдаемого изображения:

$$l(i, j, n) = q(\lambda(i, j, n), \mu(i, j, n), n) + \xi(i, j, n), (i, j) \in X, n = \overline{1, N}. \quad (3)$$

Здесь и далее i, j – координаты пикселя, $(i, j) \in X$,

$$X = \left\{ (i, j) : i = \overline{-(N_x - 1)/2, (N_x - 1)/2}, j = \overline{-(N_y - 1)/2, (N_y - 1)/2} \right\}$$

где X – множество точек, на котором задано изображение; N_x, N_y – размеры изображения (для упрощения дальнейшего изложения полагаются нечётными), $\xi(x, y, n)$ – шум с нулевым средним, $l(i, j, n)$ – наблюдаемое изображение, $\lambda(i, j, n) = i - v_x(n)$, $\mu(i, j, n) = j - v_y(n)$ – функции, описывающие движение прямоугольной области по изображению $q(x, y, t)$. Функции $v_x(n), v_y(n)$ определяют сдвиг центра прямоугольной области.

Суть приведённых выше выражений ясна из рассмотрения рисунка 1. Здесь центр поля зрения датчика смещается вдоль осей координат по некоторой траектории (белая линия на рисунке 1). При этом происходят соответствующие изменения в наблюдаемых датчиком изображениях. Некоторые части изображения уходят из поля зрения, некоторые, наоборот, входят. Остальные области остаются в поле зрения, но подвергаются преобразованиям сдвига.

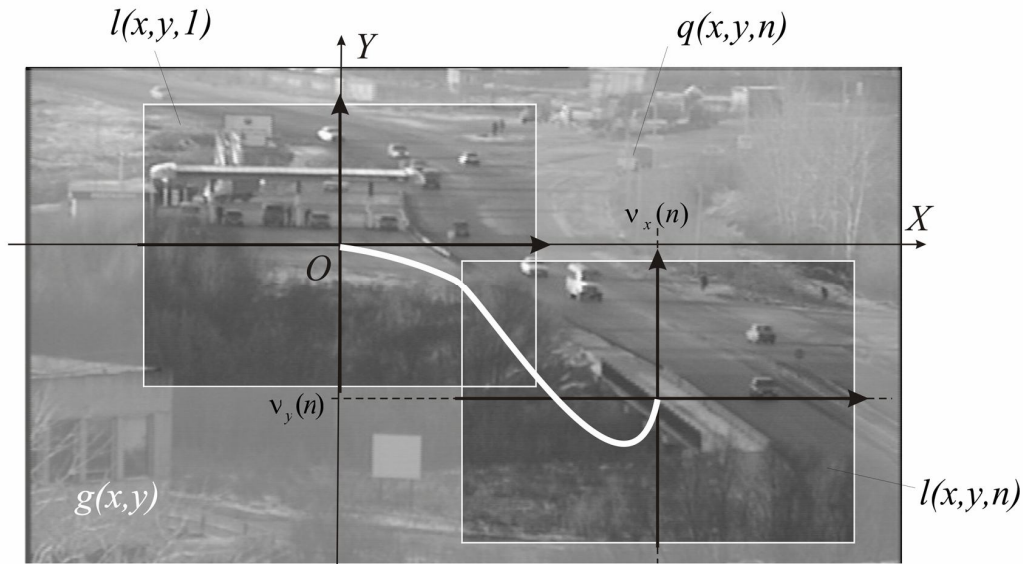


Рисунок 1 – Формирование изображения при подвижном датчике

Особенностью задачи, по сравнению с классической задачей поиска взаимного смещения изображений, является присутствие в поле зрения объектов, которые двигаются несогласованно с движением фона. Заметим, что в рассматриваемой задаче суммарная площадь движущихся

объектов невелика и составляет не более 10% площади кадра.

Далее будет рассматриваться задача оценки сдвига фоновых участков двух изображений $l_1(i, j)$ и $l_2(i, j)$, полученных датчиком в разные моменты времени на кадрах с номерами n_1 и n_2 :

$l_1(i, j) = l(i, j, n_1)$, $l_2(i, j) = l(i, j, n_2)$. Считается, что фон не изменяется от кадра к кадру, то есть в выражении (1)

$$g(i, j, n) = g(i, j, n-1) = g(i, j). \quad (4)$$

Выберем систему координат для изображения $q(i, j, n)$ таким образом, чтобы выполнялись условия: $v_x(n_1) = 0$; $v_y(n_1) = 0$.

Тогда модель формирования изображений $l_1(i, j)$ и $l_2(i, j)$ выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} l_1(i, j) &= g(i, j)(1-r_1(i, j)) + h_1(i, j)r_1(i, j) + \xi_1(i, j), \\ l_2(i, j) &= g(\lambda(i, j, n), \mu(i, j, n))(1-r_2(\lambda(i, j, n), \mu(i, j, n))) + \\ &+ h_2(\lambda(i, j, n), \mu(i, j, n))r_2(\lambda(i, j, n), \mu(i, j, n)) + \xi_2(i, j), \end{aligned} \quad (5)$$

$$(i, j) \in X,$$

где $r_1(i, j) = r(i, j, n_1)$, $r_2(i, j) = r(i, j, n_2)$ – матрицы, задающие расположение объектов для изображений $l_1(i, j)$ и $l_2(i, j)$ соответственно; $h_1(i, j) = h(i, j, n_1)$ и $h_2(i, j) = h(i, j, n_2)$ – яркостные изображения объектов, присутствующих на $l_1(i, j)$ и $l_2(i, j)$; $\xi_1(i, j) = \xi(i, j, n_1)$, $\xi_2(i, j) = \xi(i, j, n_2)$ – соответствующие реализации шума.

В данной статье рассматривается задача оценки $v_x(n_2)$, $v_y(n_2)$ на основе заданных изображений $l_1(i, j)$, $l_2(i, j)$, $(i, j) \in X$. Типичный размер изображений составляет 768×576 пикселей. Оценивание $v_x(n_2)$, $v_y(n_2)$ необходимо производить в реальном времени при частоте поступления кадров 25 Гц.

Многоэталонный алгоритм. Одним из наиболее эффективных методов оценивания параметров смещения является корреляционный подход, который заключается в поиске точки максимума критериальной функции $\rho(s_n(x, y), l_n(x - \alpha, y - \beta))$ при различных значениях (α, β) . Здесь $s_n(x, y)$ – эталонное изображение для кадра с номером n . Существует несколько разновидностей функций ρ : разностные, корреляционные, ранговые и другие. Известны различные стратегии формирования эталонного изображения $s_n(x, y)$, в частности межкадровое сглаживание, полная замена эталонного изображения и другие.

Недостатком корреляционного подхода в рассматриваемых условиях наблюдения является большая вычислительная сложность. Поскольку размер обрабатываемых изображений достаточно велик, а частота их поступления составляет 25 кадров в секунду, реализация корреляционного алгоритма оценивания смещений в реальном

времени затруднена даже при использовании современных вычислительных средств.

Одним из путей снижения вычислительной сложности при реализации корреляционных методов является использование подходов, основанных на анализе лишь определенных участков наблюдаемого и эталонного изображения, являющихся наиболее подходящими с точки зрения повышения точности оценивания параметров смещения [5,6]. Фактически предлагается совместить быстродействие, присущее структурным методам с высокими точностными характеристиками корреляционных методов. Очевидно, что выбранные участки должны обладать хорошим отношением сигнал/шум и не должны располагаться вблизи движущихся объектов. При этом возникают три важные задачи. Во-первых, задача поиска подходящих участков. Во-вторых, задача объединения результатов оценивания смещения различных опорных участков с тем, чтобы вычислить оценку параметров смещения для всего изображения. И, в-третьих, задача своевременной замены опорных участков.

Предлагаемый в настоящей работе алгоритм основан на одновременном корреляционном оценивании смещения нескольких участков изображения. Далее будут описаны основные этапы работы данного алгоритма. Первый этап – это выбор $M_{эм}$ участков исходного изображения (эталонных), из которых первые $M_{эм} - 1$ будут являться основными, а последний – дополнительным. Следующий этап работы – определение параметров смещения всех опорных участков. Третий этап – определение сдвига фона по оценкам смещения основных эталонов. Последний этап работы алгоритма – отсеивание и замена основных опорных участков с использованием дополнительного эталона.

Выбор опорных участков. Обозначим m -й эталон $w_m(i, j, n)$ ($i \in \overline{1, a_m}$, $j \in \overline{1, b_m}$, $m = \overline{1, M_{эм}}$, n – номер кадра, a_m, b_m – линейные размеры m -го эталона). Количество и размер опорных участков могут варьироваться в зависимости от характеристик видеопоследовательности. Идеальным опорным участком будет изображение неподвижного объекта, при использовании которого корреляционный алгоритм измерения координат будет давать наименьшие ошибки (например, угол здания или здание с окнами, неподвижные контрастные объекты). Другими критериями выбора и использования эталона будут его положение (не слишком близко к краям изображения) и отсутствие перемещения относительно остальных опорных участков.

Возможно использование нескольких подходов к выбору опорных участков.

1. Все эталоны выбираются на изображении случайным образом в пределах определённой зоны. Размеры и положение зоны выбора эталонов определяются исходя из размеров изображения, так как эталоны не должны находиться близко к краю изображения, а также исходя из характеристик фонового изображения (наличие априорной информации о положении зон неоднородности или линии горизонта).

2. Выделение на изображении нескольких произвольных участков, а затем выбор одного из них по определённому критерию, например по максимуму дисперсии или по максимуму отличия от окружения.

3. Вычисление критерия по всем участкам, лежащим в зоне поиска с последующим выбором участка, для которого она максимальна.

Приведённые подходы различаются по скорости работы (каждый следующий требует больших вычислительных ресурсов, нежели предыдущий), однако с увеличением вычислительных затрат уменьшается количество кадров, которое требуется алгоритму, чтобы найти лучшие опорные участки.

Рассмотрим алгоритм выбора опорного участка с номером m_g , основанный на нахождении максимума критерия по всем точкам изображения, лежащим в зоне выбора Z_n . В качестве критерия выберем значение дисперсии яркости по участку изображения.

1. Вычисляем значение критерия для каждой точки изображения $l_n(i, j)$:

$$D_n(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{a_m \cdot b_m} \sum_{\alpha=i-\frac{a_m}{2}}^{i+\frac{a_m}{2}-1} \sum_{\beta=j-\frac{b_m}{2}}^{j+\frac{b_m}{2}-1} (l_n(\alpha, \beta) - \bar{l}_n^{i,j})^2 & \text{при } i, j \in Z_n, \\ 0 & \text{при } i, j \notin Z_n \end{cases} \quad (6)$$

где $D_n(i, j)$ – матрица значений критерия, $\bar{l}_n^{i,j}$ – среднее значения яркости по участку размером $a_m \times b_m$ с центром в точке (i, j) .

2. Необходимо исключить из рассмотрения те точки, которые лежат на выбранных ранее опорных участках. Для этого скорректируем матрицу значений критерия:

$$D'_n(i, j) = \begin{cases} D_n(i, j) & \text{при } i, j \notin w_m(\alpha, \beta, n), \\ 0 & \text{при } i, j \in w_m(\alpha, \beta, n), \end{cases} \quad (7)$$

где, $m = 1, \dots, m_g - 1, m_g + 1, \dots, M_{gm}$.

3. Для того чтобы уменьшить вероятность привязки к движущимся объектам, необходимо использовать информацию от алгоритма выделения движущихся объектов из предыдущего

кадра. Она содержится в бинарном изображении $B_{n-1}(i, j)$, которое состоит из нулевых и единичных точек. Единичные точки соответствуют точкам объектов, найденным на изображении $l_{n-1}(i, j)$, а нулевые – точкам фона на том же изображении. С учётом этого матрица значений критерия должна быть скорректирована следующим образом:

$$D''_n(i, j) = \begin{cases} D'_n(i, j) & \text{при } B_{n-1}(i, j) = 0, \\ 0 & \text{при } B_{n-1}(i, j) = 1. \end{cases} \quad (8)$$

Однако, в случае когда на изображении слишком много точек классифицируется как точки объекта (например, при наблюдении за лиственным лесом в ветреную погоду), существует вероятность того, что невозможно будет выбрать очередной эталон. Поэтому использование информации от выделителя движения разумно, если количество выделенных точек не превышает априорно заданного количества точек объектов, то есть, например, 10% от общего количества точек кадра.

4. Положение опорного участка m_g определяется как:

$$(i_{m_g}, j_{m_g}) = \arg \max_{i, j \in l_n} (D''_n(i, j)). \quad (9)$$

Оценивание положения опорных участков. Оценка положения эталонов в текущем кадре n производится с использованием корреляционно–экстремальных методов. Координаты m -го эталона w_m могут быть найдены как:

$$(\hat{i}_m(n), \hat{j}_m(n)) = \arg \min_{i, j \in W_m(n)} (F_{крум}(i, j)), \quad \text{где}$$

$$F_{крум}(i, j) = \sum_{\alpha=1}^{a_m} \sum_{\beta=1}^{b_m} \left| l_1 \left(i + \alpha - \frac{a_m}{2}, j + \beta - \frac{b_m}{2}, n \right) - w_m(\alpha, \beta, n) \right|. \quad (10)$$

Здесь $l_1(i, j, n)$ – наблюдаемое в n -м кадре изображение, $W_m(n)$ – зона поиска эталона w_m в n -м кадре. Она представляет собой прямоугольную область, в пределах которой алгоритм оценивает координаты эталона. Положение данной области определяется исходя из оценок значений $\hat{i}_m(n-1), \hat{j}_m(n-1)$ и функций $v_x(n), v_y(n)$ в предыдущем кадре $\hat{v}_x(n-1), \hat{v}_y(n-1)$ (она располагается в точке прогнозируемого расположения объекта), её размеры также пропорциональны оценкам функций смещения.

Оценивание координат производится с точностью до целого пикселя, однако возможно

субпиксельное уточнение найденных значений [7]. Уточняющие субпиксельные поправки для оценок $\hat{i}_m(n), \hat{j}_m(n)$ могут быть получены параболическим интерполированием разностной критериальной функции $F_{крит}$ в ближайшей окрестности точки минимума.

Объединение информации об опорных участках и замена опорных участков. Принимая во внимание, что некоторые из выбранных опорных участков могут содержать движущиеся объекты или участки фона с малым отношением сигнал/шум, их местоположение в текущем кадре определяем со значительными ошибками, а значит, полученные оценки параметров сдвига могут существенно отличаться от истинного значения. Поэтому нахождение оценок функций $v_x(n), v_y(n)$ выполняется путём вычисления медианы оценок изменения координат $\Delta i_m(n), \Delta j_m(n)$ для основных эталонов:

$$\hat{v}_x(n) = Med(\Delta i_1(n), \Delta i_2(n), \dots, \Delta i_{M_{эм}-1}(n)),$$

$$\hat{v}_y(n) = Med(\Delta j_1(n), \Delta j_2(n), \dots, \Delta j_{M_{эм}-1}(n)), \quad (11)$$

где $Med(X)$ - символ медианы.

Такой подход позволяет исключить влияние заведомо неверных значений, полученных в результате ошибок работы корреляционно-экстремального алгоритма или выбора неподходящего опорного участка на результат работы алгоритма в целом.

Затем, необходимо исключить дальнейшее использование эталона, дающего наибольшую ошибку оценки сдвига фонового изображения. Его номер $m_{max_e}(n)$ определяется по значению суммарной ошибки оценки смещения каждого из $M_{эм}$ эталонов:

$$m_{max_e}(n) = \arg \max_{m=1, M_{эм}} (e_m(n)), \text{ где}$$

$$e_m(n) = |\hat{v}_x(n) - \Delta i_m(n)| + |\hat{v}_y(n) - \Delta j_m(n)|. \quad (12)$$

Если $m_{max_e}(n) \neq M_{эм}$, то опорный участок с номером $m_{max_e}(n)$ выводится из рассмотрения. Его заменяет дополнительный эталон, который помещается в новое место через один кадр. Таким образом, в результате работы алгоритма происходит постепенное отбрасывание непригодных или малопригодных опорных участков, что способствует увеличению точности его работы.

Заметим, что ещё одним событием, при котором опорный участок должен заменяться новым, является его близость к краю наблюдаемой области изображения.

Пример, иллюстрирующий работу алгоритма, показан на рисунке 2. В данном случае

$M_{эм} = 5$, следовательно, эталоны 1-4 будут являться основными, а эталон 5 – дополнительным. Вследствие того, что ранее эталон 4 был размещён таким образом, что содержал движущиеся объекты, оценка его положения будет вносить наибольшую ошибку в определение смещения фонового изображения, а значит, на следующем кадре он будет заменён дополнительным эталоном 5.

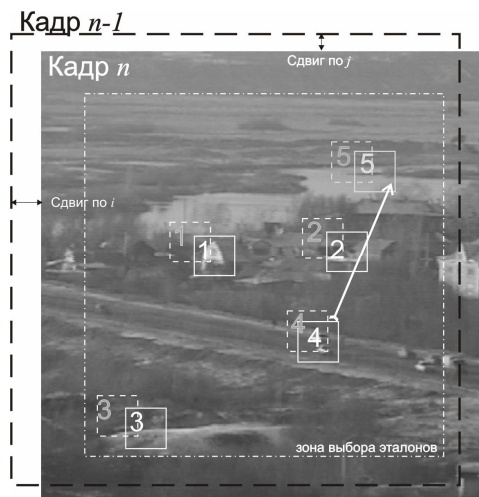
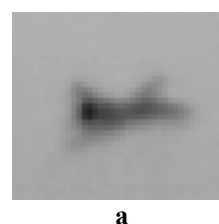


Рисунок 2 – Пример, иллюстрирующий работу многоэталонного алгоритма

Парирование влияния чересстрочной развёртки. Как отмечалось ранее, большие ошибки в определении смещения, особенно по горизонтальной оси, вносит чересстрочная развёртка. Рассмотрим характер возникающих эффектов и несколько методов, позволяющих парировать их.

При формировании кадров с использованием видеодатчика с чересстрочной развёрткой в случае неподвижной камеры (и неподвижных объектов) изображение любого наблюдаемого объекта практически неотлично от изображения, получаемого с видеодатчика с прогрессивной развёрткой (рисунок 3, а). Однако при движении камеры или объекта вследствие задержки между поступлением нечётных и чётных строк на половину времени кадра происходит искажение контуров объектов.

Так, при движении камеры вдоль горизонтальной оси на краях объектов появляется «гребёнка» (рисунок 3, б), а при движении вдоль вертикальной оси – «разваливание» объекта (рисунок 3, в).



а

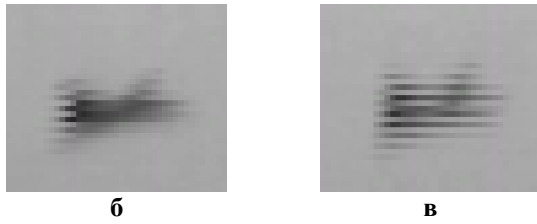


Рисунок 3 – Влияние чересстрочной развёртки на формирование образов объектов: неподвижная камера (а), движение вдоль оси X (б) и оси Y (в)

Очевидно, что при достаточно резких смещениях камеры искажение контуров объектов будет значительным, и, следовательно, результаты оценивания положения опорных участков алгоритмом (10) могут отличаться от истинных на величину, менее или равную половине сдвига за кадр. Следовательно, необходимо учитывать и парировать данные эффекты.

Рассмотрим некоторые подходы, основанные на работе с отдельными полукадрами. Полукадром будем называть изображение половинного размера по вертикали, составленное только из чётных или нечётных строк исходного кадра (рисунок 4). Как видно из рисунка, в полукадре практически отсутствует смещение между соседними строками.

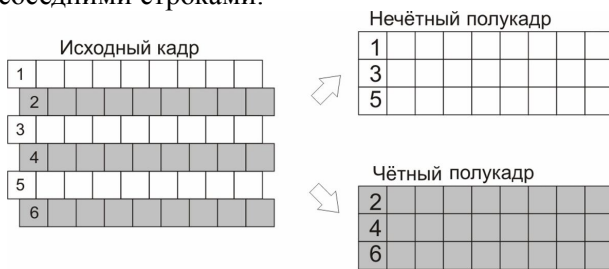


Рисунок 4 – Разделение кадра на полукадры

Первый подход предусматривает увеличение полукадра до размера целого кадра путём добавления в него недостающих строк. После чего по полученному изображению производится поиск опорных участков. Пропущенные строки могут быть добавлены интерполяцией элементов недостающих строк по одному или нескольким соседним элементам имеющихся строк.

Второй подход предусматривает разделение каждого опорного участка на 2 участка половинного размера (так называемые полуэталон) по тому же принципу – только чётные или только нечётные строки (рисунок 5).

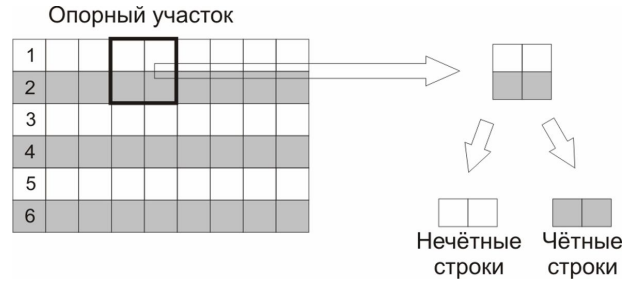


Рисунок 5 – Формирование полуэталонов

Далее поиск местоположения каждого полуэталона производится в каждом полукадре, а затем результаты оценивания положения объединяются следующим образом.

1. Определяется, какой полуэталон в большей степени соответствует участку, найденному в каждом из полукадров. Для этого в рассмотрение вводятся так называемые полукадровые коэффициенты k_1 и k_2 :

$$k_1 = \frac{F_{крит}^{1,even}}{F_{крит}^{1,even} + F_{крит}^{1,odd}}; k_2 = \frac{F_{крит}^{2,even}}{F_{крит}^{2,even} + F_{крит}^{2,odd}}, \quad (13)$$

где $F_{крит}^{p,q}$ – экстремальное значение критериальной функции, вычисленной для p -го эталона и q -го полукадра. Если $k_s > 0,5$, то в s -м полукадре находится нечётный полуэталон, иначе – чётный полуэталон. Соответственно за значение оценок координат p -го полуэталона $\hat{i}_{m,p}(n), \hat{j}_{m,p}(n)$ принимаются оценки для соответствующего полукадра. Если оба коэффициента оказываются больше или меньше 0,5, то их значение корректируется следующим образом:

$$\text{если } k_p > k_q, \text{ то } k_q = 1 - k_p. \quad (14)$$

2. Итоговые значения оценок координат вычисляются следующим образом:

$$\hat{i}_m(n) = \frac{\hat{i}_{m,1}(n) + \hat{i}_{m,2}(n)}{2}, \quad (15)$$

$$\hat{j}_m(n) = \hat{j}_{m,1}(n) + \hat{j}_{m,2}(n).$$

Экспериментальные исследования. Целью экспериментальных исследований являлись оценка точности многоэталонного алгоритма, а также сравнительный анализ эффективности разных подходов к парированию эффектов чересстрочной развёртки, представленных выше. Для этого были сформированы шесть тестовых видеопоследовательностей.

Видеопоследовательность №1 создана из одного полутонового изображения путем перемещения по нему скользящего окна. В каждом кадре чётные строки смещены относительно нечётных на случайное целое число пикселей. При таком методе формирования кадров последова-

тельности возможно практически точное совмещение эталонного и текущего изображения, так как отсутствуют ошибки дискретизации.

Видеопоследовательности №2–6 созданы из натуральных последовательностей, полученных с камеры, оснащённой датчиком с прогрессивной развёрткой. Каждый кадр видеопоследовательности, имитирующей чересстрочную развёртку, составлен из строк двух соседних кадров исходной видеопоследовательности таким образом, что нечётные строки являются нечётными строками более раннего кадра, а чётные строки – чётными строками следующего за ним кадра. При таком методе формирования последовательностей точность совмещения не будет превышать десятых долей пикселя из-за присутствия ошибок дискретизации и шума видеодатчика.

Размер всех последовательностей составляет 768x576 пикселей. Максимальная скорость смещения фонового изображения равняется 5 пикселям за кадр.

Исходная видеопоследовательность обрабатывается одноэталонным алгоритмом с размером эталона 256x256 пикселей, а полученные данные принимаются за эталонные. Далее полученные видеопоследовательности обрабатываются следующими алгоритмами:

1) многоэталонным алгоритмом с введением субпиксельной поправки без парирования эффектов чересстрочной развёртки;

2) многоэталонным алгоритмом с введением субпиксельной поправки с парированием эффектов чересстрочной развёртки путём формирования элементов чётных строк интерполяцией;

3) многоэталонным алгоритмом с введением субпиксельной поправки и парированием эффектов чересстрочной развёртки путём работы полуэталонами по каждому полукадру.

Для всех алгоритмов $M_{эм} = 1$, размер эталона – 32x32 пикселя. Положение эталона выбирается по максимуму дисперсии участка в кадре.

Результаты экспериментальных исследований алгоритмов

Алгоритм	Видеопоследовательность					
	№1	№2	№3	№4	№5	№6
№1 (σ_x)	0,02	1,1	3,0	2,9	2,9	0,5
№1 (σ_y)	0,04	0,8	2,1	1,7	2,0	0,9
№2 (σ_x)	0,03	0,3	0,7	0,6	0,6	0,2
№2 (σ_y)	0,03	0,9	1,4	0,8	1,3	0,6
№3 (σ_x)	<0,01	0,4	0,6	0,7	0,5	0,3
№3 (σ_y)	<0,01	0,6	0,7	0,7	0,2	0,3

Результаты экспериментальных исследований представлены в таблице (значение среднеквадратического отклонения по каждой из координат), а также на рисунке 6 (сумма СКО по обеим координатам, нормированная по значениям для первого алгоритма).

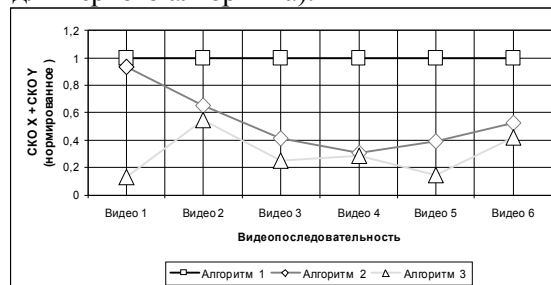


Рисунок 6 – Результаты экспериментальных исследований алгоритмов

По результатам экспериментальных исследований можно сделать следующие выводы.

Во-первых, значительное увеличение точности оценивания сдвигов фона для алгоритмов с парированием эффектов чересстрочной развёртки показывает необходимость их использования в задачах выделения объектов.

Во-вторых, наилучшую точность работы в большинстве случаев показывает алгоритм с парированием чересстрочной развёртки путём работы по отдельным полукадрам. Однако на реальных видеосюжетах разница между ним и алгоритмом, работающим по интерполированным полукадрам невелика а значит, любой из них может быть использован для парирования эффектов, вызываемых чересстрочной развёрткой.

Погрешность работы обоих алгоритмов достаточно мала, что позволяет рекомендовать каждый из них к использованию в системах выделения движущихся объектов. При этом выбор конкретного алгоритма будет зависеть от особенностей аппаратной реализации системы.

Библиографический список

- Аллатов Б.А., Муравьев В.С., Муравьев С.И. Пространственный алгоритм выделения объектов на основе адаптивной пороговой обработки // Тезисы докладов VIII международной конференции “Цифровая обработка сигналов и её применение”. – М., 2006. – С. 445-448.
- Аллатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических искажений изображения // Цифровая обработка сигналов. – М., 2004. – №4. – С. 9-14.
- Zitova B., Flusser J. Image registration methods: a survey // Image and Vision Computing 21 – 2003. Pp. 977–1000.
- Wang S., Crane C., Rao M., Ekdahl D., Tulenko J. Target recognition using cepstrum an inverse filtering // Proc. of SPIE. Vol. 2484. Pp. 123 – 125.

5. Баклицкий В.К., Бочкарёв А.М. Методы фильтрации сигналов в корреляционно-экстремальных системах навигации. – М.: Радио и связь, 1986. – 216 с.

6. Бачило С.А., Дзягун Д.Ю., Итенберг И.И., Овчаров А.Б., Сивцов С.А. Средства электронной стабилизации телевизионных изображений для подвижных систем наблюдения // Тезисы докладов IV междуна-

родной конференции “Цифровая обработка сигналов и её применение”. – М., 2005. – С. 375-378.

7. Деренченко Л.П., Троицкий В.И. Повышение точности корреляционно-экстремальных систем методом интерполяции целевой функции // Вопросы радиоэлектроники: сб. науч. тр. – М., 1992. – С. 16-18.