

В. И. МОЖЕЙКО, Н. А. ОБУХОВА, Б. С. ТИМОФЕЕВ,
В. Т. ФИСЕНКО, Т. Ю. ФИСЕНКО

ТЕЛЕВИЗИОННЫЕ МЕТОДЫ СОПРОВОЖДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ В СЛОЖНЫХ УСЛОВИЯХ НАБЛЮДЕНИЯ

Рассмотрены методы автоматической сегментации и сопровождения нескольких объектов на сложном фоне. Разработаны алгоритмы адаптивного корреляционного сопровождения объекта при условии первоначального целеуказания, а также автоматического захвата и сопровождения многих объектов. В алгоритме корреляционного сопровождения осуществляется адаптация размеров следающего окна, производится учет формы объекта и динамическое накопление сигнала. Задачи автоматической сегментации и одновременного сопровождения нескольких объектов решены на основе векторов движения (оптического потока) и гауссовой модели формы. Приведены результаты экспериментальных исследований предложенных алгоритмов, позволяющие оценить их эффективность и надежность.

Ключевые слова: сегментация, сопровождение нескольких объектов интереса, автоматический захват, словесное представление, корреляционные методы сопровождения, векторы движения.

Введение. Задача автоматического сопровождения объектов по последовательности изображений становится все более значимой при разработке телевизионных систем наблюдения. Основные трудности автоматического сопровождения связаны с многообразием форм объектов и условий наблюдения. Можно выделить два подхода к решению задачи обнаружения:

- 1) сегментация изображения с последующим измерением его признаков [1, 2];
- 2) корреляционная фильтрация [3—6].

Широкое распространение получили корреляционные фильтры, основанные на искусственных дискриминантных функциях, введенных Касасентом и др. [4], позволяющие разрабатывать фильтры, устойчивые к искажениям формы, изменению масштаба, повороту и др. К таким фильтрам относятся фильтры максимума средней корреляционной высоты (МАСН) [3]. Импульсная характеристика этих фильтров обеспечивает получение максимального отклика при воздействии на входе усредненного изображения обучающей выборки и подавление шума на выходе фильтра. На основе этих фильтров разрабатываются фильтры DCCF [4], которые обеспечивают максимальные межкластерные расстояния в среднем, при максимальной компактности кластеров. Эти фильтры строятся по априорной информации об объектах на основе обучающих наборов изображений объектов и помех. Разработаны и другие корреляционные фильтры, инвариантные к углу поворота и устойчивые к шумам в изображении [5, 6]. Обучающий набор должен включать выборки изображений всех обнаруживаемых классов объектов и помех. Эффективность корреляционных фильтров уменьшается при значительном отклонении изображений объекта и помех от изображений, включенных в обучающую выборку.

В настоящей работе рассматривается задача сопровождения объекта, выбранного оператором, причем устойчивое сопровождение обеспечивается не только при изменении формы объекта, например, вследствие поворота, но и в случае его заслонения, при наличии шума и помех.

Сегментируют объекты путем объединения в кластеры фрагментов изображения со значимой детальностью и когерентным движением [7]. Рациональным является предположение

о том, что вероятность принадлежности пиксела объекту тем выше, чем ближе пиксел находится к центру кластера. Это обуславливает использование гауссовой модели формы объекта

$$L(\xi) = \exp(-(\xi - \mu)^T \mathbf{K}^{-1} (\xi - \mu) / 2),$$

где $\xi = (x, y)^T$ — вектор координат элемента в плоскости изображения; μ — вектор координат центра тяжести объекта; матрица ковариаций $\mathbf{K} = \mathbf{R}^T(-\varphi) \text{diag} \begin{bmatrix} a^2 & b^2 \end{bmatrix} \mathbf{R}(-\varphi)$, $\mathbf{R}(-\varphi)$ — матрица поворота объекта на угол φ ; a, b — длина большой и малой полуосей эллипса рассеяния, описывающего форму объекта.

Под *энергией движения* понимают изменение яркости пикселов в соседних кадрах видеопоследовательности (производная яркостного сигнала по времени) [8]

$$dI(x, y; t) / dt \approx (I(x, y; t) - I(x, y; t - \Delta t)) / \Delta t,$$

где $I(x, y; t)$ — яркость пиксела с координатами (x, y) в любой момент времени t .

Более информативным для оценки является *поле векторов движения* (оптический поток). Предполагают, что вдоль траектории движения объекта его яркость остается постоянной:

$$\frac{d}{dt} I(x, y; t) = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = \langle \nabla \mathbf{I}, \mathbf{v} \rangle + \frac{\partial I}{\partial t} = 0,$$

где $\langle \cdot, \cdot \rangle$ — скалярное произведение векторов, $\nabla \mathbf{I} = (\partial I / \partial x, \partial I / \partial y)^T$ — вектор-градиент, $\mathbf{v} = (\partial x / \partial t, \partial y / \partial t)^T$ — вектор оптического потока (вектор движения).

Объединение признаков яркости, детальности и формы с признаком движения позволяет реализовать слоевое представление: каждому объекту и фону сопоставлен свой слой [9]. Это позволяет автоматически сегментировать объекты на сложном фоне, разрешить ситуации окклюзии, слияния и разделения объектов на этапе сопровождения.

В реальных условиях функционирования систем слежения возникает ряд проблем. Необходимо использовать экстраполяцию положения объекта в моменты перекрытия наблюдаемого объекта другими объектами или фрагментами фона. В корреляционных системах основной проблемой является возможность потери объекта на сложном фоне в условиях изменения свойств объекта. В системах слежения, использующих поле векторов движения, необходимо снизить влияние аномальных векторов [7], т.е. векторов, не отражающих реального движения.

Рассмотрим методы решения указанных проблем на примере системы адаптивного корреляционного сопровождения, а также системы сегментации и сопровождения на основе слоевого представления.

Адаптивный корреляционный метод сопровождения объектов. Основными процедурами адаптивного корреляционного метода являются:

- создание бинарной маски эталонного массива и формирование адаптивного окна эталонного массива для измерения межкадрового сдвига;
- измерение координат положения объекта в текущем кадре с помощью корреляционного алгоритма или согласованной с эталоном объекта фильтрации;
- предсказание положения сопровождаемого объекта в кадровой последовательности в случае срыва сопровождения (при заслонении объекта) по экстраполированным данным, полученным на выходе фильтра Калмана.

Метод реализуется следующим образом. Оператор задает первичное окно при захвате и начале автоматического сопровождения объекта, „набрасывая“ строб на объект. Внутри строга формируется контур объекта с помощью модифицированного оператора Собеля. Выполняется пороговое ограничение. Для заполнения контуров и расширения области высоких

пространственных частот используется дилатация. По бинарному изображению формируется окно эталонного массива.

Корреляционный алгоритм выполняется в двумерной пространственной области. Пусть задан эталон $\omega(x, y)$ при $x \in [0, J-1]$, $y \in [0, K-1]$ в окне W_0 . Корреляция используется как средство поиска окна W_0 , содержащего объект, соответствующий эталону на изображении кадра $f(x, y)$ при $x \in [0, N-1]$, $y \in [0, M-1]$. В качестве оценки корреляции используем сумму модулей разностей соответствующих отсчетов яркости изображения текущего кадра и эталонного массива в скользящем окне [10] при $x \in [J/2, N-1-J/2]$, $y \in [K/2, M-1-K/2]$:

$$r(x, y) = \sum_{t \in \omega_{03}} \sum_{s \in \omega_{03}} |\omega(s, t) - f(x+s, y+t)|, \quad (1)$$

где ω_{03} — бинарная область (маска), соответствующая эталону.

Положение эталона, при котором формируется минимальный отклик, определяет координаты объекта, соответствующего эталону.

В качестве единого критерия качества S используем характеристику подобия остроты минимума поверхности $r(x, y)$ в текущем кадре остроте минимума в кадре эталонного массива для двух координатных направлений x и y :

$$\begin{aligned} S_x &= \left(\min(r(x_0 - \varepsilon_x, y_0), r(x_0 + \varepsilon_x, y_0)) - \tau \right) r_{\max \varepsilon} / \\ &\quad \left(\left(\min(r_3(d - \varepsilon_x, d), r_3(d + \varepsilon_x, d)) - \tau_3 \right) r_{\max} \right) > T_x, \\ S_y &= \left(\min(r(x_0, y_0 - \varepsilon_y), r(x_0, y_0 + \varepsilon_y)) - \tau \right) r_{\max \varepsilon} / \\ &\quad \left(\left(\min(r_3(d, d - \varepsilon_y), r_3(d, d + \varepsilon_y)) - \tau_3 \right) r_{\max} \right) > T_y; S = \min(S_x, S_y), \end{aligned} \quad (2)$$

где $\varepsilon = (\varepsilon_x, \varepsilon_y)$ — смещение по осям координат от центра объекта (x_0, y_0) или эталона, τ , τ_3 — минимальное значение $r(x, y)$ для текущего и эталонного массивов; r_{\max} , $r_{\max \varepsilon}$ — максимальное значение $r(x, y)$ для текущего и эталонного массивов; $\mathbf{T} = (T_x, T_y)$ — пороговые значения.

Для повышения устойчивости сопровождения при изменении размера и формы объекта необходимо формировать адаптивное окно фильтрации. При отсутствии высокочастотной помехи оценка размеров бинарной области не вызывает затруднений. При наблюдении за объектом на сложном фоне необходимо определить границы объекта, не допуская их расширения, вызванного помехой. Для этого формируются две зоны относительно нового положения эталонного массива: зону расширения (охватывает окно эталонного массива) и зону защиты (охватывает зону расширения). Если бинарная область распространяется за пределы области расширения в зону защиты, то в этом направлении размер эталона не изменяется.

При формировании контурного изображения сигнала, как при любом дифференцировании, шумы усиливаются. Поэтому для лучшего формирования контура выполняется динамическое накопление полутонного сигнала изображения [10]. В каждом кадре производится управление накоплением в соответствии с мерой качества S . Поскольку она зависит как от изменения формы объекта, так и от фона, устанавливаются два порога. Первый порог — для разрешения обновления эталона, второй, более низкий, — для запрещения накопления в текущем кадре. Такое управление позволяет найти компромисс между разрешением обновления эталонного массива и сменой эталона в связи с изменением формы и размеров объекта.

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.

В каждом кадре производится оценка меры качества и изменения среднего значения амплитуды сигнала объекта, на основании которых принимается решение о переходе к режиму предсказания траектории по фильтру Калмана.

Отличительными особенностями предлагаемого метода сопровождения объектов интереса являются:

- использование при согласованной фильтрации меры качества S ;
- уменьшение влияния помехи при формировании маски вследствие дифференцирования сигнала, накопленного в процессе сопровождения;
- повышение отношения сигнал/шум (ОСШ) за счет усреднения по всей области объекта, а не по его фрагменту (например, блоку), при оценке корреляции;
- использование адаптивного окна фильтрации, при формировании которого учитывается корреляция формы объекта;
- переключение на режим предсказания траектории объекта по данным фильтра Калмана при его заслонении на основании критерия качества.

Автоматическая сегментация и сопровождение объектов на основе слоевого представления. В методе используется совокупность признаков детальности, формы и движения. Это позволяет автоматически захватывать и сопровождать одновременно несколько объектов. В видеокadre тестового сюжета (рис. 1) автоматически определены и „ведутся“ объект с меткой „0“ — корабль,двигающийся справа налево, объект „1“ — корабль,двигающийся слева направо, „45“ — неподвижный корабль у пристани, объекты с метками „2“, „20“, „7“ — фрагменты фона.

Основными операциями метода являются [7]:

- предварительная классификация изображения с целью выделения областей, в которых с высокой вероятностью возможно присутствие объектов;
- сегментация объектов по признакам временной и пространственной корреляции;
- сопровождение объектов на основе определения степени соответствия фрагмента изображения (блока) b объекту g на основе математического аппарата теории нечетких множеств.

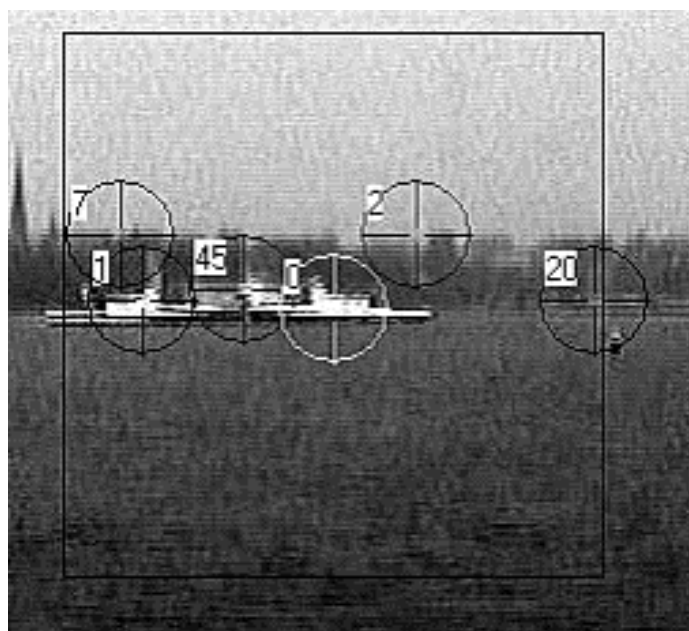


Рис. 1

Чтобы снизить влияние аномальных векторов в оптическом потоке, предложено дополнить двумерные векторы движения третьим компонентом — оценкой его достоверности p_{kl} :

$$\left(v_{kl}^x, v_{kl}^y, p_{kl} \right)^T,$$

где v_{kl}^x , v_{kl}^y — составляющие по направлениям x и y вектора движения для блока изображения с номерами k , l по горизонтали и вертикали.

Проведенные теоретические и экспериментальные исследования позволили предложить функцию достоверности вектора движения

$$p_{kl} = 1 - \exp\left[-\eta D_m^2(k, l)\right],$$

здесь η — параметр модели, численное значение которого найдено на основе экспериментальных данных; модифицированная оценка уровня детальности в блоке

$$D_m = (D(k, l) - D_{\min}) / D_{\min},$$

где собственно уровень детальности

$$D(k, l) = \sum_{j=1}^{N_b} \sum_{i=1}^{M_b} \Delta I(x_k + j, y_l + i),$$

причем ΔI — пространственная производная по яркости; x_k, y_l — координаты левого верхнего угла блока; N_b, M_b — число пикселей в блоке по горизонтали и вертикали соответственно.

Минимальный уровень детальности в блоке, обусловленный шумами

$$D_{\min} = \text{moda}\{D(k, l)\}, \quad k=1, \dots, KK, \quad l=1, \dots, LL,$$

где $KK \times LL$ — число блоков в изображении.

Введенная функция позволяет оставить для дальнейшей обработки блоки изображения с векторами движения, имеющими заданный уровень достоверности. Это существенно снижает влияние аномальных векторов и вычислительную сложность задачи: векторы движения для блоков с низким уровнем достоверности не определяют. Например, уровень достоверности 0,95 исключает из дальнейшей обработки до 90 % блоков [11].

В основу метода сегментации положены признаки детальности, связности и когерентности векторов движения. При жестких требованиях к достоверности векторов движения возникает дефицит блоков, разрешенных для кластеризации. Недостаточное число блоков приводит к неполной сегментации объектов. Качество сегментации оценивают с помощью коэффициента заполнения $k_3 = S_6 / S$, где S и S_6 — площадь проекции изображения объекта на экранную плоскость и блоков, отнесенных к объекту. Для сравнительно больших объектов k_3 может оказаться существенно меньше единицы, а малоразмерные объекты могут быть пропущены.

Следствием снижения уровня достоверности является увеличение числа аномальных векторов. Исправляют положение путем предварительной обработки исходных изображений, а также дальнейшей пространственной и временной фильтрации поля векторов движения. Пространственную фильтрацию реализуют путем вычисления векторной медианы внутри скользящего прямоугольного окна. Временную — на основе многомасштабной межкадровой разности, а также путем построения совокупности треков на этапе сопровождения (многотрековое сопровождение).

Использование многомасштабной межкадровой разности предполагает определение пакета векторов движения в Q кадрах

$$\mathbf{v}_q^0, \quad q=1, \dots, Q-1,$$

где \mathbf{v}_q^0 — вектор, найденный методом совмещения блоков по кадрам t и $t-q$. Для обеспечения соизмеримости полученные векторы пересчитывают: $\mathbf{v}_q = \mathbf{v}_q^0 / q$, где \mathbf{v}_q — q -й приведенный вектор пакета.

В кадре могут присутствовать объекты с различными значениями скорости движения, поэтому полученная на основе пакета совокупность значений векторов движения включает

три типа оценок. Первый тип \mathbf{v}_1 — нулевые векторы, полученные по расположенным близко кадрам пакета при медленном движении (расстояние между кадрами недостаточно для получения значимого вектора). Второй тип \mathbf{v}_2 — значимые корректные значения векторов движения. Третий тип \mathbf{v}_3 — аномальные оценки, полученные в удаленных друг от друга кадрах пакета в случае быстрого движения: объект выходит из зоны поиска. По совокупности \mathbf{v}_1 , \mathbf{v}_2 , \mathbf{v}_3 формируют субпиксельную оценку вектора движения, соответствующую реальному движению [12].

Предложено два варианта получения субпиксельной оценки $\mathbf{v}_s = (v_{sx}, v_{sy})^T$. В первом случае используют минимально отличающийся от других вектор пакета

$$\mathbf{R}_{vq} = \sum_{i=1}^{Q-1} \|\mathbf{v}_q - \mathbf{v}_i\|; \quad \mathbf{v}_s = \arg \min_{\mathbf{v}_q} \{\mathbf{R}_{vq}\},$$

во втором — медиану пакета

$$v_{sx} = v_{((Q-1)/2)x} \text{ при условии } v_{1x} < v_{2x} < \dots < v_{(Q-1)x}$$

$$v_{sy} = v_{((Q-1)/2)y} \text{ при условии } v_{1y} < v_{2y} < \dots < v_{(Q-1)y}.$$

Предложенные процедуры выполняют отдельно для проекций векторов, полученных по горизонтали и вертикали. Использование пакета векторов движения позволяет увеличить число достоверных векторов на 20 %.

Идея многотрекового сопровождения заключается в линейном предсказании на основе векторов движения, полученных в кадре с номером t_f , будущих положений блоков на Q_f кадров вперед, где Q_f — число треков [12]. Положение блока в кадре $t_f + n_f$ $\mathbf{s}_{t_f+n_f} = \mathbf{s}_{t_f} + \mathbf{v}_{t_f} n$, где $n_f = 1, \dots, Q_f$; \mathbf{v}_{t_f} — вектор скорости в кадре t_f ; $\mathbf{s}_{t_f} = (x_{t_f}, y_{t_f})^T$ — координаты центра блока.

После завершения цикла из Q_f кадров анализируют сечение из $Q_f - 1$ предсказанных и полученного в текущем кадре векторов (рис. 2). Векторы подвергают испытанию на сонаправленность (отклонения по направлению не должны превышать 10°) и значения норм (допустимые отклонения по норме не более 0,25 пикселей/кадр). Аномальные векторы исключают из рассмотрения. Местоположение блоков с сонаправленными векторами ограничивают окном 5×5 пикселей. Показано [12], что при совпадении векторов в 25 % кадрах из $Q_f = 12$ треков вероятность правильного обнаружения блоков с верными векторами движения составляет 82 % при практически нулевой ложной тревоге. Эти блоки группируют в кластеры по признаку связности. Каждому кластеру сопоставляют модель объекта, которой присваивают вектор движения, наименее отличающийся от правильно предсказанного значения.

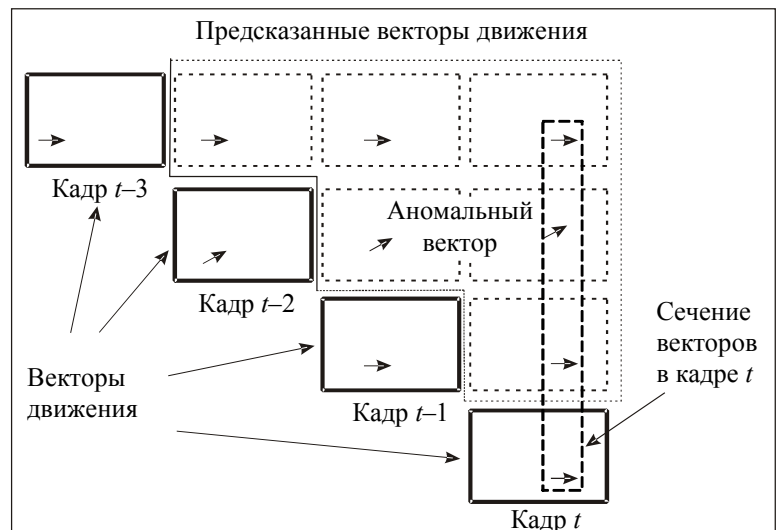


Рис. 2

Экспериментальные исследования выполнены по сериям последовательностей телевизионных кадров, полученных при натуральных испытаниях, а также по синтезированным последовательностям кадров. Размер изображений — 768×576 элементов при прогрессивной развертке и частоте кадров 50 Гц. При синтезе последовательность изображений формировалась из реальной последовательности, на которую аппликативно накладывалось полутоновое изображение объекта в соответствии с его бинарной маской. Для оценки точностных характеристик метода координаты объекта в каждом кадре задавались детерминированной траекторией движения. Для оценки устойчивости сопровождения в шумах на реальные или синтезированные последовательности накладывался нормальный шум с нулевым математическим ожиданием и задаваемым значением среднего квадратического отклонения (СКО) $\sigma_{\text{ш}}$.

Экспериментальные исследования эффективности адаптивного корреляционного метода сопровождения объектов. Оценивались устойчивость сопровождения объекта на сложном фоне при условии изменения его формы, точность определения координат и помехозащищенность метода. Исследования выполнялись как по сериям натуральных испытаний, так и по синтезированным последовательностям для линейных и квадратичных траекторий движения. Для оценки точности сопровождения при линейной траектории в качестве объекта использовано изображение корабля, размер которого составлял $\Delta x = 72$, $\Delta y = 18$ элементов, полезный размах сигнала ΔU равен 130 уровням квантования (при 8-разрядном квантовании). СКО фона $\sigma_{\text{ф}} = 5,66$; длина первой последовательности — 1000 кадров. ОСШ (ψ) оценивалось (в дБ) по формуле:

$$\psi = 20 \lg(\Delta U / \sigma),$$

где $\sigma = \sqrt{\sigma_{\text{ф}}^2 + \sigma_{\text{ш}}^2}$; $\sigma_{\text{ш}}^2$ — дисперсия аддитивного шума.

Вторая последовательность была получена для самолета размером от $\Delta x \times \Delta y = 15 \times 10$ элементов до 50×20 при нелинейной траектории движения; $\Delta U = 52$; $\sigma_{\text{ф}} = 4,03$; длина последовательности — 437 кадров. Третья последовательность была получена для самолета размером от 26×10 элементов до 49×41 при нелинейной траектории; $\Delta U = 78$; $\sigma_{\text{ф}} = 4,57$; длина последовательности — 400 кадров.

Были получены значения СКО координат центра тяжести объекта в каждом кадре относительно априорно заданных при синтезе (первая последовательность) или относительно определенных адаптивным фильтром при сопровождении без шумов (вторая, третья). Значения ОСШ, соответствующие значениям $\sigma_{\text{ш}}$, представлены в табл. 1, 2.

Таблица 1

Значение ОСШ, соответствующее $\sigma_{\text{ш}}$ для первой последовательности

$\sigma_{\text{ш}}$	0	10	20	30	40	50	60
ψ , дБ	27,2	21,1	15,9	12,6	10,2	8,24	6,7

Таблица 2

Значение ОСШ, соответствующее $\sigma_{\text{ш}}$ для второй и третьей последовательности

$\sigma_{\text{ш}}$	0	2	5	10	15	20	25
ψ_2 , дБ	25,8	24,6	21,7	17,25	14	11,6	9,8
ψ_3 , дБ	21	20,4	17,7	13,5	10,4	8,1	6,2

Исследования на различных тестовых видеопоследовательностях показали, что метод позволяет сопровождать объекты с изменяющейся формой на сложном фоне. Работоспособность метода сохраняется при низких значениях ОСШ — до 6—10 дБ.

На рис. 3 приведен график зависимости СКО оценки координат (значки) объекта σ от $\sigma_{\text{ш}}$ для первой последовательности; кривая 1 соответствует ошибке по координате y (σ_y), 2 — по координате x (σ_x). На рис. 4 представлен график зависимости СКО оценки координат объекта σ от $\sigma_{\text{ш}}$: для второй последовательности кривая 1 соответствует σ_x , 2 — σ_y ; для третьей последовательности: кривая 3 — σ_x , 4 — σ_y .

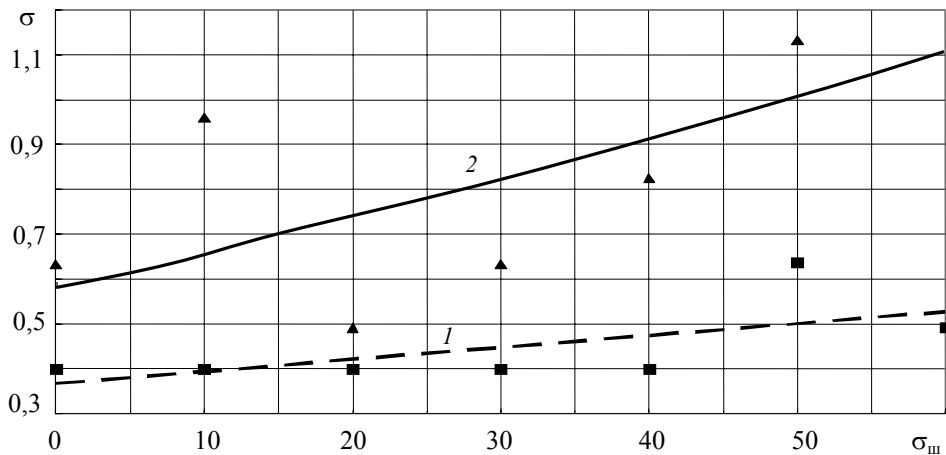


Рис. 3

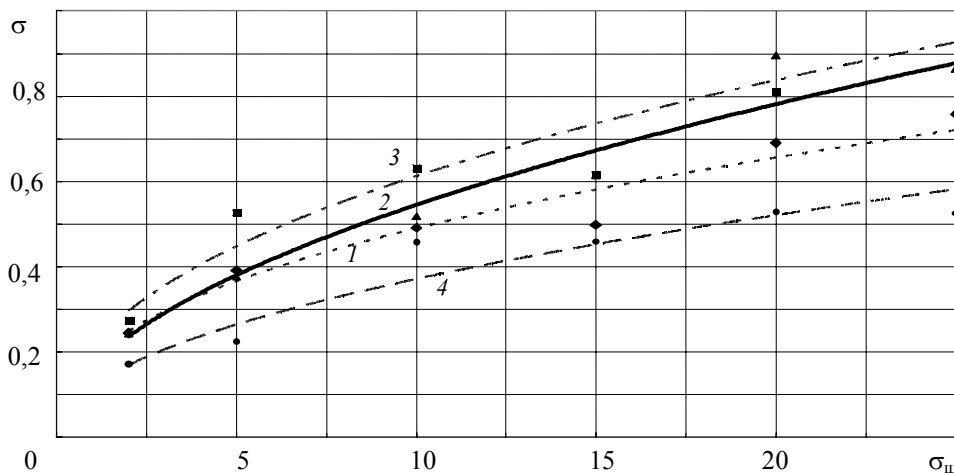


Рис. 4

Полученные данные (см. рис. 3, 4) позволяют сделать вывод о том, что точность определения координат объекта зависит от размера объекта и значения ОСШ. При уменьшении ОСШ до 8 дБ СКО ошибки увеличивается от десятых долей элемента до одного пиксела.

Экспериментальные исследования эффективности автоматической сегментации и сопровождения объектов на основе слоевого представления. Методика оценки соответствует описанной для корреляционного метода с использованием синтезированного видеоряда. На реальных тестовых сюжетах СКО измеренной траектории от регрессионной модели менее 1 пиксела. Все указанные характеристики получены для видеоданных при ОСШ 30 дБ. На основании экспериментальных исследований получены следующие данные, характеризующие метод слоевого представления:

- автоматический захват и одновременное сопровождение нескольких объектов на сложном фоне;
- устойчивое разрешение ситуации окклюзии, слияния и разделения объектов при сопровождении;
- ошибка сегментации $|1-k_3| \cdot 100\%$ для объектов размером до 5 блоков 15—20 %, для объектов большего размера 3—5 %;
- СКО определения центра тяжести при сопровождении объектов — 1,5 пиксела.

По мере снижения значения ОСШ число достоверных векторов движения резко уменьшается. При низких значениях ОСШ выполняют предобработку изображения на основе временного фильтра с импульсной характеристикой Гаусса. Дополнительно увеличивают пространственное усреднение за счет использования блока большего размера. В предельном случае размер блока соответствует размеру объекта интереса. Это уменьшает возможности слоевого представления сцены.

Заключение. Адаптивный корреляционный метод позволяет устойчиво сопровождать объекты при первоначальном целеуказании оператором вплоть до ОСШ 6—10 дБ. Среднее квадратическое отклонение полученной траектории от эталонной не превышает 1 пиксела. Ситуацию окклюзии разрешают за счет движения по предсказанию с использованием для расчета траектории фильтра Калмана. Момент окклюзии определяют по превышению мерой качества S некоторого заранее заданного порога.

В динамических сценах с несколькими быстродвижущимися объектами возможности оператора по наложению стробов ограничены. Слоеое представление обеспечивает автоматический захват и сопровождение одновременно нескольких объектов. Размещение объектов в разных слоях сохраняет возможность сопровождения не перекрытых объектов. Это исключает срыв сопровождения в случае маневра объекта. Эффективность определения векторов движения блоков изображения для слоевого представления заметно снижается при низких значениях ОСШ.

В реальных условиях наблюдения с широким диапазоном значения ОСШ, а также вариациях фоновой помехи для обеспечения устойчивой работы целесообразно использовать комбинацию предложенных подходов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bal A. and Alam M.S. Automatic Target Tracking in FLIR Image Sequences // Automatic Target Recognition XIV. Proc. SPIE. 2004. Vol. 5426. Bellingham, WA. P 30—35.
2. McBride J. C., Stevens M. R., Eaton R. S., and Snorrason M. Adaptive Infrared Target Detection // Ibid. P. 305—315.
3. Sims S. R. F., Mahalanobis A. Performance Evaluation of Quadratic Correlation Filters for Target Detection, and Discription in Infrared Imagery // Optical Engineering. 2004. Vol 43, N 8. P. 1705—1711.
4. Mahalanobis A., Kumar B. V. K. Vijaya, Sims S.R.F. Distance-classifier correlation filters for multiclass target recognition // Applied Optics. 1996. Vol. 35, N 17. P. 3127—3133.
5. Topiwala P., Casasent D. Correlation-Based Target Detection for Navy's SHARP Sensor Suite // Automatic Target Recognition XIV. Proc. SPIE. 2004. Vol. 5426. P. 15—29.
6. Mahalanobis A., Kumar B. V. K. Vijaya. Optimality of the maximum average correlation height filter for detection of target in noise // Optical Engineering. 1997. Vol. 36, N 10. P. 2642—2648.
7. Обухова Н. А., Тимофеев Б. С. Сегментация объектов в последовательности видеок кадров методами нечеткой логики // Информационно-управляющие системы. 2006. № 3. С. 12—18.
8. Ричардсон Я. Видеокодирование. H.264 и MPEG-4 — стандарты нового поколения. М.: Техносфера, 2005. 368 с.

9. *Hai Tao, Harpreet S. Sawhney, Rakesh Kumar.* Object Tracking with Bayesian Estimation of Dynamic Layer Representations // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. Vol. 24, N 1. P. 75—88.
10. *Fissenko V. T., Mojeiko V. I., Zelentsov V. N.* Dynamic Accumulation Technique Increases the Underwater Viewing Distance // Proc. Int. Conf. "Current Problems in Optical of Natural Waters". St. Petersburg, Russia, 2001. P. 119—121.
11. *Обухова Н. А.* Априорная оценка векторов оптического потока (векторов движения) // Изв. вузов. Радиоэлектроника. 2006. № 3. С. 30—36.
12. *McCandless J. W.* Detection of aircraft in video sequences using a predictive optical flow algorithm // Optical Engineering. 1999. N 3. P. 523—530.

Сведения об авторах

- Владимир Иванович Можейко** — канд. техн. наук, доцент; Центральный научно-исследовательский институт „Комета“, Научно-проектный центр оптоэлектронных комплексов наблюдения, Санкт-Петербург; начальник сектора; E-mail: Lab2@eoss.ru
- Наталья Александровна Обухова** — канд. техн. наук, доцент; Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, кафедра радиоэлектроники и телевидения; E-mail: natalia172419@yandex.ru
- Борис Семенович Тимофеев** — д-р техн. наук, профессор; Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, кафедра радиоэлектроники и телевидения; E-mail: ipt k23@aanet.ru
- Валерий Трофимович Фисенко** — канд. техн. наук, доцент; Центральный научно-исследовательский институт „Комета“, Научно-проектный центр оптоэлектронных комплексов наблюдения, Санкт-Петербург; директор; E-mail: valery@eoss.ru
- Татьяна Юрьевна Фисенко** — канд. техн. наук, доцент; Центральный научно-исследовательский институт „Комета“, Научно-проектный центр оптоэлектронных комплексов наблюдения, Санкт-Петербург; вед. науч. сотр.; E-mail: tatiana@eoss.ru

Рекомендована кафедрой
оптико-электронных приборов

Поступила в редакцию
29.05.08 г.