РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ
АВТОМЕТРИЯ
№ 1 1993

УДК 621.319.26

В. К. Клочко
(Рязань)

ОБНАРУЖЕНИЕ ДВИЖУЩИХСЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ТОЧЕЧНЫХ И ПРОТЯЖЕННЫХ ОБЪЕКТОВ В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ТЕЛЕВИЗИОННЫХ КАДРОВ

Предлагается последовательный алгоритм обнаружения (выделения) изображений движущихся точечных и протяженных объектов, основанный на реализации метода пространственно-временной обработки изображений с использованием калмановской модели движения.

1. **Постановка задачи.** При создании телевизионных (TV) следящих систем, контролирующих заданный участок пространства, возникают [1] задачи автоматического обнаружения движущегося объекта в последовательности TV-кадров на большой дальности, когда объект наблюдается как точечный, сопровождения объекта с построением траектории движения его центра тяжести, а также обнаружения (выделения) изображения объекта на фоне ложных образований после оптического увеличения изображения, когда объект наблюдается как протяженный. Отсутствие в ряде практических случаев эталонного описания изображения объекта (особенно в случае меняющихся изображений) исключает возможность использования при решении задачи обнаружения известных корреляционных подходов. Поиск новых подходов [2, 3] приводит к методу пространственно-временной обработки изображений, который реализуется путем внутрикадровой сегментации и межкадровой классификации полученных сегментов.

Ниже проводится обобщение [2, 3] на случай обнаружения точечных и протяженных объектов со сложным (многосегментарным) и быстроменяющимся изображением на основе использования калмановской модели движения.

Математически задача сводится к следующему. В дискретные моменты времени $t_0, t_1, ..., t_n$, n — текущий момент, в прямоугольной системе координат x_1, x_2 наблюдаются матрицы (кадры) двумерных изображений $M_0, M_1, ..., M_n$ размерностью $(l+1) \times (l+1)$ элементов. Видеосигнал $s_\mu(i, j)$ для ij-го элемента множества M_μ удовлетворяет модели:

$$s_\mu(i, j) = u_\mu(i, j) + \xi(i, j), \quad i, j = \overline{0, l}, \ \mu = \overline{0, n}, \tag{1.1}$$

где $u_\mu(i, j)$ — интенсивность светового сигнала в ij-м направлении; $\xi(i, j)$ — шум ij-го измерения (электронные шумы аппаратуры), который полагается нормальным и некоррелированным: $\xi(i, j) \in N(0, \sigma_\xi^2)\ \forall\ i, j$ с известной дисперсией σ_ξ^2.

Совокупность сигналов $u_\mu(i, j)$, $i, j = \overline{0, l}$, представляет незашумленное изображение в μ-м кадре, включающее изображение объекта и фоновые образования. Введем следующие понятия. Сегмент G_μ^r (r — номер сегмента) незашумленного изображения (точечного, протяженного объекта или фона) в кадре M_μ в общем случае есть многосвязное подмножество множества M_μ, элементы которого удовлетворяют некоторому определенному свойству (например, [4]). Фрагмент изображения объекта — совокупность точек в TV-кадре, отображающая некоторую определенную область на поверхности объекта, спроецированную на плоскость кадра. Фоновые образования — паразитный фон (интерференционные эффекты, засветка и др.), возникающий в кадре M_μ в виде случайного числа пятен с различной яркостью и случайной конфигурацией, а также детерминированный фон, принадлежащий неподвижным точечным или протяженным объектам постороннего происхождения.

Каждый сегмент G_μ^r представлен k-мерным вектором параметров $\mathbf{Y}_\mu^r = (x_1^r(\mu), x_2^r(\mu), \ldots, x_k^r(\mu))^{\mathrm{T}}$, в составе которого x_1 и x_2 — координаты центра тяжести сегмента; x_3 — средняя амплитуда; x_4 — площадь; $x_5, \ldots, x_k$ — другие геометрические характеристики, которые упрощенно полагаются независимыми; т — символ транспонирования. В зависимости от размеров сегмента G_μ^r (точечный или протяженный объект) размерность k вектора $\mathbf{Y}_\mu^r$ может изменяться.

Последовательность «идеальных» сегментов $G_0, G_1, \ldots, G_n$ (или представляющих их векторов $\mathbf{Y}_0, \mathbf{Y}_1, \ldots, \mathbf{Y}_n$), взятых по одному из каждого множества $M_0, M_1, \ldots, M_n$ (верхние индексы для удобства опущены) и соответствующих изображению точечного объекта либо одному и тому же фрагменту меняющегося изображения протяженного объекта, удовлетворяет калмановским уравнениям вида

$$\mathbf{X}_q(\mu) = \mathbf{F}_q(\mu)\mathbf{X}_q(\mu - 1) + \mathbf{W}_q(\mu), \quad \mu = \overline{1, n}, \ q = \overline{1, k}, \tag{1.2}$$

где $\mathbf{X}_q(\mu) = (x_q(\mu), x'_q(\mu), \ldots, x_q^{(\nu_q)}(\mu))^{\mathrm{T}}$ — $(\nu_q + 1)$-вектор состояния q-го параметра рассматриваемой последовательности в μ-й момент, включающий сам q-й параметр $x_q(\mu)$, скорость его изменения (1-ю производную $x'_q(\mu)$ в момент t_μ и т. д. до ν_q-й производной $x_q^{(\nu_q)}(\mu)$): $\mathbf{F}_q(\mu)$ — известная $(\nu_q + 1) \times (\nu_q + 1)$-матрица детерминированного перехода: $\mathbf{F}_q(\mu) = (\mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu), \mathbf{f}_q'^{\mathrm{T}}(\mu), \ldots, \mathbf{f}_q^{(\nu_q)\mathrm{T}}(\mu))^{\mathrm{T}}$, где $\mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu) = (1, t_\mu - t_{\mu-1}, \ldots, (t_\mu - t_{\mu-1})^{\nu_q}/\nu_q!)$, $\mathbf{f}_q'^{\mathrm{T}}(\mu), \ldots, \mathbf{f}_q^{(\nu_q)\mathrm{T}}(\mu)$ — 1-я и т. д. ν_q-я производные от $\mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu)$ по t_μ; $\mathbf{W}_q(\mu) = (w_{q0}(\mu), w_{q1}(\mu), \ldots, w_{q\nu_q}(\mu))^{\mathrm{T}}$ — случайный $(\nu_q + 1)$-вектор, описывающий непредвиденное изменение q-го вектора состояния при переходе от $G_{\mu-1}$ к G_μ с известной статистикой:

$$\mathbf{W}_q(\mu) \in N(0, \mathbf{Q}_q) \ \forall \ q,$$

$\mathbf{Q}_q$ — $(\nu_q + 1) \times (\nu_q + 1)$-ковариационная матрица. Статистика начального вектора состояния $\mathbf{X}_q(0)$, $q = \overline{1, k}$, теоретически полагается известной:

$$\mathbf{X}_q(0) \in N(\overline{\mathbf{X}}_q(0), \mathbf{P}_q) \ \forall \ q,$$

где $\overline{\mathbf{X}}_q(0)$ — $(\nu_q + 1)$-вектор средних значений, $\mathbf{P}_q$ — $(\nu_q + 1) \times (\nu_q + 1)$-ковариационная матрица. Практически $\overline{\mathbf{X}}_q(0)$ и $\mathbf{P}_q$ устанавливаются методом максимального правдоподобия (методом наименьших квадратов — МНК). При сегментации в шумах $\xi(i, j)$ в каждом кадре M_μ образуются сегменты $\hat{G}_\mu^r$, $r = \overline{1, m_\mu}$, $\mu = \overline{0, n}$ (m_μ — число сегментов в μ-м кадре), найденные по реальным изображениям. Каждый найденный сегмент $\hat{G}_\mu^r$, соответствующий G_μ^r, представлен k-мерным вектором внутрикадровых оценок параметров сегмента:

$$\mathbf{Z}_\mu^r = (z_1^r(\mu), z_2^r(\mu), \ldots, z_k^r(\mu))^{\mathrm{T}},$$

где $z_q^r(\mu)$, $q = \overline{1, k}$, — внутрикадровые (т. е. полученные при сегментации) оценки параметров $x_q^r(\mu)$, $q = \overline{1, k}$, связанные с ними аддитивной моделью:

$$z_q^r(\mu) = x_q^r(\mu) + v_q(\mu), \quad q = \overline{1, k}. \tag{1.3}$$

Здесь ошибки оценивания $v_q(\mu)$ полагаются некоррелированными и гауссовскими: $v_q(\mu) \in N(0, R_q)$ $\forall q$ с известными дисперсиями R_q. Последовательность реальных сегментов $\hat{G}_0, \hat{G}_1, \ldots, \hat{G}_n$ (или векторов $\mathbf{Z}_0, \mathbf{Z}_1, \ldots, \mathbf{Z}_n$), соответствующих изображению точечного или фрагменту изображения протяженного объекта (верхние индексы опущены), удовлетворяет одновременно уравнениям движения (1.2) и измерения (1.3), которое целесообразно представить в виде

$$z_q(\mu) = \mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_q(\mu) + v_q(\mu), \quad \mu = \overline{0, n}, \quad q = \overline{1, k}, \tag{1.4}$$

где $\mathbf{H}^{\mathrm{T}} = (1, 0, \ldots, 0)$ — $(\nu_q + 1)$-вспомогательный вектор.

Задача обнаружения изображения объекта (или нескольких объектов) состоит в сегментации матриц $M_0, M_1, \ldots, M_n$ и одновременном поиске таких последовательностей сегментов $\hat{G}_0, \hat{G}_1, \ldots, \hat{G}_n$ (или представляющих их векторов $\mathbf{Z}_0, \mathbf{Z}_1, \ldots, \mathbf{Z}_n$), которые наиболее правдоподобно относятся к изображению точечного либо фрагменту изображения протяженного объекта в смысле их соответствия моделям (1.2), (1.4).

2. Динамическая модель. Под динамической моделью понимается рекуррентная процедура для практической проверки выполнения необходимого условия соответствия наблюдений $\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_n$ моделям (1.2), (1.4).

Правдоподобие случайной последовательности $\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_n$ можно характеризовать совместной плотностью вероятности ее независимых составляющих:

$$L(\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_n) = \prod_{q=1}^{k} L(z_q(0)) \prod_{\mu=1}^{n} \prod_{q=1}^{k} L(z_q(\mu) \mid z_q(0), \ldots, z_q(\mu - 1)), \tag{2.1}$$

где условные случайные величины $z_q(\mu) \mid z_q(\mu - 1) \equiv z_q(\mu) \mid z_q(0), \ldots, z_q(\mu - 1)$ последовательно определяются из (1.2), (1.4):

$$z_q(\mu) \mid z_q(\mu - 1) = \mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_q(\mu)\mathbf{X}_q(\mu - 1) \mid z_q(\mu - 1) + \mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}_q(\mu) + v_q(\mu), \quad \mu = \overline{1, n}, \tag{2.2}$$

при начальном значении

$$z_q(0) = \mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_q(0) + v_q(0), \tag{2.3}$$

причем $\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{F}_q(\mu) = \mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu)$, $\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}_q(0) = x_q(0)$.

В силу линейных преобразований и правил композиции они гауссовские с математическими ожиданиями M и дисперсиями D:

$$M[z_q(\mu) \mid z_q(\mu - 1)] = \mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu)\hat{\mathbf{X}}_q(\mu - 1),$$

$$D_q(\mu) \equiv D[z_q(\mu) \mid z_q(\mu - 1)] = \mathbf{H}^{\mathrm{T}}(\mathbf{F}_q(\mu)\mathbf{P}_q(\mu - 1)\mathbf{F}_q^{\mathrm{T}}(\mu) + \mathbf{Q}_q)\mathbf{H} + \mathbf{P}_q, \quad \mu = \overline{1, n}, \tag{2.4}$$

при начальных значениях

$$M[z_q(0)] = \bar{x}_q(0), \quad D_q(0) \equiv D[z_q(0)] = \mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{P}_q\mathbf{H} + R_q, \tag{2.5}$$

где $\hat{\mathbf{X}}_q(\mu - 1)$ и $\mathbf{P}_q(\mu - 1)$ — соответственно вектор калмановских оценок (условных средних) и ковариационная матрица случайного вектора $\mathbf{X}_q(\mu - 1)$ при фиксированных наблюдениях $z_q(0), \ldots, z_q(\mu - 2)$, $q = \overline{1, k}$, вычисляемые рекуррентно (например, [5]):

$$\mathbf{P}_q(0) = (\mathbf{P}_q^{-1} + \mathbf{H}R_q^{-1}\mathbf{H}^{\mathrm{T}})^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{X}}_q(0) = \bar{\mathbf{X}}_q(0) + \mathbf{P}_q(0)\mathbf{H}R_q^{-1}(z_q(0) - \bar{x}_q(0)),$$

$$\begin{gathered}\mathbf{Q}_q(\mu) = \mathbf{F}_q(\mu)\mathbf{P}_q(\mu-1)\mathbf{F}_q^{\mathsf{T}}(\mu) + \mathbf{Q}_q,\\ D_q(\mu) = \mathbf{H}^{\mathsf{T}}\mathbf{Q}_q(\mu) + R_q,\\ \widehat{\mathbf{X}}_q(\mu) = \mathbf{F}_q(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_q(\mu-1) + \mathbf{Q}_q(\mu)\mathbf{H}D_q^{-1}(\mu)(z_q(\mu) - \mathbf{f}_q^{\mathsf{T}}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_q(\mu-1)),\\ \mathbf{P}_q(\mu) = (\mathbf{Q}_q^{-1}(\mu) + \mathbf{H}R_q^{-1}\mathbf{H}^{\mathsf{T}})^{-1} \equiv \mathbf{Q}_q(\mu) - \mathbf{Q}_q(\mu)\mathbf{H}(\mathbf{H}^{\mathsf{T}}\mathbf{Q}_q(\mu)\mathbf{H} + R_q^{-1})\mathbf{H}^{\mathsf{T}}\mathbf{Q}_q(\mu).\end{gathered} \tag{2.6}$$

После раскрытия (2.1) с учетом (2.4), (2.5) и логарифмирования приходим к эквивалентному показателю правдоподобия:

$$I(n) = \sum_{q=1}^{n} D_q^{-1}(0)(z_q(0) - \bar{x}_q(0))^2 + \sum_{\mu=1}^{n}\sum_{q=1}^{k} D_q^{-1}(\mu)(z_q(\mu) - \mathbf{f}_q^{\mathsf{T}}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_q(\mu-1))^2, \tag{2.7}$$

который вычисляется по рекуррентной формуле:

$$I(\mu) = I(\mu-1) + \sum_{q=1}^{k} D_q^{-1}(\mu)(z_q(\mu) - \mathbf{f}_q^{\mathsf{T}}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_q(\mu-1))^2, \quad \mu = \overline{1, n}, \tag{2.8}$$

при начальном значении

$$I(0) = \sum_{q=1}^{k} D_q^{-1}(0)(z_q(0) - \bar{x}_q(0))^2. \tag{2.9}$$

Если наблюдения $\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_n$ соответствуют моделям (1.2), (1.4) (принадлежат изображению объекта), то случайная величина $I(\mu)$, $\mu > 0$, распределена примерно (без учета корреляционных связей) по закону χ-квадрат с $k\mu$ степенями свободы [6]. Тогда с заданной доверительной вероятностью β (например, $\beta = 0{,}99$) выполняется неравенство $I(\mu) \le \alpha_\mu$, где α_μ — порог (квантиль χ-квадрат распределения), выбранный из условия $P\{I(\mu) \le \alpha_\mu\} = \beta$, $\mu = \overline{1, n}$. Таким образом, выполнение неравенства $I(\mu) \le \alpha_\mu$, $\mu = \overline{1, n}$, с вероятностью β представляет необходимое условие принадлежности $\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_\mu$, $\mu = \overline{1, n}$, изображению объекта. В случае $I(\mu) > \alpha_\mu$ последовательность $\mathbf{Z}_0, \ldots, \mathbf{Z}_\mu$, $\mu = \overline{1, n}$, с вероятностью β принимается ложной (не принадлежащей изображению объекта).

Если в качестве $\bar{x}_q(0)$ используется МНК-оценка вида

$$\bar{x}_q(0) = z_q(0), \quad q = \overline{1, k},$$

то в (2.9) полагается, что $I(0) = 0$.

Для увеличения чувствительности $I(\mu)$ к текущему наблюдению $\mathbf{Z}_\mu$ (т. е. к возможному изменению модели) память показателя (2.8) ограничивается $N + 1$ последними наблюдениями $\mathbf{Z}_{\mu-N}, \ldots, \mathbf{Z}_\mu$, $\mu > N$ (например, $N + 1 = 5$):

$$I(\mu) = I(\mu-1) + \sum_{q=1}^{k} D_q^{-1}(\mu)(z_q(\mu) - \mathbf{f}_q^{\mathsf{T}}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_q(\mu-1))^2 - I(\mu-N), \quad \mu > N, \tag{2.10}$$

и правило принятия решения принимает вид: $I(\mu) > \alpha_N \Rightarrow$ «Последовательность $\mathbf{Z}_{\mu-N}, \ldots, \mathbf{Z}_\mu$ не принадлежит изображению объекта», где α_N — квантиль χ-квадрат распределения с kN степенями свободы; $I(\mu) \le \alpha_N \Rightarrow$ «Наблюдения $\mathbf{Z}_{\mu-N}, \ldots, \mathbf{Z}_\mu$ не противоречат гипотезе о принадлежности изображению объекта».

3. **Алгоритм обнаружения изображений объектов.** Предусматривается двухэтапная работа алгоритма: на большой дальности (объект наблюдается как точечный) и в режиме увеличенного изображения (объект наблюдается как протяженный). Сегменты $\widehat{G}_\mu^r$ точечных и протяженных объектов отлича-

ются количеством включенных в их состав элементов, а также размерностью вектора параметров $\mathbf{Z}'_\mu$ (для точечных: $k = 3$ — координаты центра и амплитуда, для протяженных: $k > 3$).

1. На первом этапе (обнаружение точечных объектов) в начальных кадрах $M_0, ..., M_\nu$ ($\nu = \nu_1 = \nu_2$ — порядок модели траектории движения центра тяжести) выделяются сегменты $\widehat{G}'_\mu$ и соответствующие им векторы $\mathbf{Z}'_\mu$, $r = \overline{1, m_\mu}$, $\mu = \overline{0, \nu}$. Путем простого перебора рассматриваются все возможные варианты начальных последовательностей $\mathbf{Z}_0, ..., \mathbf{Z}_\nu$. Для каждого ρ-го варианта устанавливается начальное значение показателя $I_\rho(\nu) = 0$ и вычисляются МНК-оценки векторов состояния $\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\nu)$, $q = \overline{1, k}$, $\rho = \overline{1, N_\nu}$ (N_ν — число вариантов). В модели (1.2) принимается: $\overline{\mathbf{X}}_q(\nu) = \widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\nu)$, $\mathbf{P}_q$ — ковариационная матрица вектора $\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\nu)$, ν — начальный момент.

2. В последующих кадрах M_μ, $\mu = \overline{\nu + 1, n}$, вновь образованные векторы $\mathbf{Z}'_\mu$, $r = \overline{1, m_\mu}$, распределяются между $N_{\mu - 1}$ ранее «завязанными» последовательностями, что приводит к ветвлению и образованию новых вариантов последовательностей (например, по схеме [7]). Для каждого ρ-го варианта в соответствии с (2.8) или (2.10) вычисляется показатель $I_\rho(\mu)$, который сравнивается с порогом α_μ. В результате сохраняются N_μ наиболее правдоподобных последовательностей, удовлетворяющих неравенству $I_\rho(\mu) \le \alpha_\mu$. Для каждой из них вычисляются оценки векторов состояния в соответствии с (2.6):

$$\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu) = \mathbf{F}_q(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu - 1) + \mathbf{B}_q(\mu)(z_{q\rho}(\mu) - \mathbf{f}_q^{\mathrm{T}}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu - 1)),$$
$$q = \overline{1, k}, \rho = \overline{1, N_\mu}, \tag{3.1}$$

где $\mathbf{B}_q(\mu)$ — $(\nu_q + 1)$-вектор известных коэффициентов; $z_{q\rho}(\mu)$ — q-я координата вектора $\mathbf{Z}'_\mu$, включенного в состав ρ-й последовательности.

Учет возможных пропусков векторов $\mathbf{Z}'_\mu$ производится в соответствии с логикой [3, 7].

3. Векторы $\mathbf{Z}'_\mu$, не вошедшие в состав подтвержденных на μ-м шаге последовательностей, участвуют в образовании новых последовательностей по схеме п. 1, 2. При сопоставлении их показателей $I_\rho(\mu)$ с порогом α_μ учитывается реальная длина последовательности. Нумерация ρ-х вариантов на каждом μ-м шаге проводится заново. В момент времени t_n среди N_n оставшихся вариантов выбираются (в порядке возрастания показателей) варианты с наименьшими значениями показателей $I_\rho(n)$, не имеющие общих векторов $\mathbf{Z}_0, ..., \mathbf{Z}_n$. Их траекторные оценки $\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(n)$, $q = \overline{1, 2}$, передаются на алгоритм сопровождения. Далее в некоторый момент времени t_g, $g \ge n$, который для удобства обозначается t_0, производится оптическое увеличение изображения и выполняются следующие операции второго этапа (обнаружение изображения протяженного объекта для данной сопровождаемой траектории).

4. В текущем кадре M_0 с увеличенным изображением (момент $t_0 = t_g$) выделяются сегменты $\widehat{G}'_0$ (векторы $\mathbf{Z}'_0$, $r = \overline{1, m_0}$). Каждый вектор $\mathbf{Z}'_0$ принимается за начало ρ-й последовательности с начальным значением показателя $I_\rho(0) = 0$ и оценками вектора состояния:

$$\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(0) = (\widehat{x}_{q\rho}(0), \widehat{\mathbf{X}}_q^*(0))^{\mathrm{T}}, \quad q = \overline{1, 2}, \ \ \rho = \overline{1, m_0}, \tag{3.2}$$

где $\widehat{x}_{q\rho}(0) = z_{q\rho}(0)$, $q = \overline{1, 2}$, — оценки центра тяжести сегмента $\widehat{G}'_0$, отнесенного к ρ-й последовательности; $\widehat{\mathbf{X}}_q^*(0) = (\widehat{x}_q'(0), ..., \widehat{x}_q^{(\nu_q)}(0))^{\mathrm{T}}$ — ν_q-усеченный вектор траекторных параметров, полученный на первом этапе (общий для всех параллельно движущихся сегментов изображения объекта).

5. В последующих кадрах M_μ, $\mu = \overline{1, \nu}$, $\nu = \max\{\nu_q, \ q = \overline{1, k}\}$, вновь образованные векторы $\mathbf{Z}'_\mu$, $r = \overline{1, m_\mu}$, распределяются между $N_{\mu - 1}$ ранее «завязанными» последовательностями так, чтобы обеспечить наименьшее значение

суммарного приращения показателей движения центров тяжести всех N_μ, сформированных в μ-м кадре последовательностей ($N_\mu \le N_{\mu-1}$):

$$\sum_{\rho=1}^{N_\mu}\sum_{q=1}^{2} D_q^{-1}(\mu)(z_{q\rho}(\mu) - \hat{x}_{q\rho}(\mu-1) - \mathbf{f}_q^{*\tau}(\mu)\hat{\mathbf{X}}_q^*(\mu-1))^2, \quad (3.3)$$

где $\mathbf{f}_q^{*\tau}(\mu) = (t_\mu - t_{\mu-1}, ..., (t_\mu - t_{\mu-1})^{\nu_q}/\nu_q!)$ — ν_q-усеченный вектор, полученный из $\mathbf{f}_q^\tau(\mu)$, при условии выполнения следующих ограничений:

а) показатель правдоподобия каждой ρ-й последовательности, вычисленный в соответствии с (2.8) или (2.10):

$$I_\rho(\mu) = I_\rho(\mu-1) + \sum_{q=1}^{2} D_q^{-1}(\mu)(z_{q\rho}(\mu) - \hat{x}_{q\rho}(\mu-1) - \mathbf{f}_q^{*\tau}(\mu)\hat{\mathbf{X}}_q^*(\mu-1))^2, \quad (3.4)$$

удовлетворяет порогу α_μ: $I_\rho(\mu) \le \alpha_\mu$;

б) к ρ-й последовательности не может быть отнесено более одного вектора $\mathbf{Z}_\mu^r$;

в) один вектор $\mathbf{Z}_\mu^r$ не может входить в состав более чем одной последовательности.

Распределение векторов $\mathbf{Z}_\mu^r$, $r = \overline{1, m_\mu}$, производится с учетом параллельности траекторий движения центров тяжести, что достигается включением в состав (3.3) общих векторов $\hat{\mathbf{X}}_q^*(\mu-1)$, $q = \overline{1, 2}$.

6. Практически минимизация (3.3) реализуется в виде следующей квазиоптимальной процедуры:

а) формирование всех возможных ρ-х вариантов, удовлетворяющих α_μ, без ограничения на число включенных в их состав векторов $\mathbf{Z}_\mu^r$;

б) выбор «наилучшего» варианта ρ_1 с наименьшим значением показателя $I_{\rho_1}(\mu)$ и исключение всех вариантов, пересекающихся с ним (имеющих общий вектор $\mathbf{Z}_\mu^r$);

в) выбор второго такого варианта ρ_2 (исключая ρ_1) и повторение п. «б» и т. д. до ρ_{N_μ}.

7. Для каждой ρ-й подтвержденной в μ-м кадре последовательности ($\rho = \overline{1, N_\mu}$) уточняются оценки $\hat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu)$, $q = \overline{1, 2}$, по формуле (3.1), и на основе $\mathbf{X}_{q\rho}(\mu)$ корректируются траекторные оценки движения группы:

$$\hat{x}_q'(\mu) = \sum_{\rho=1}^{N_\mu}\hat{x}_{q\rho}'(\mu)/N_\mu, ..., \hat{x}_q^{(\nu_q)}(\mu) = \sum_{\rho=1}^{N_\mu}\hat{x}_{q\rho}^{(\nu_q)}(\mu)/N_\mu, \quad q = \overline{1, 2}, \quad (3.5)$$

формирующие усеченные векторы $\hat{\mathbf{X}}_q^*(\mu) = (\hat{x}_q'(\mu), ..., \hat{x}_q^{(\nu_q)}(\mu))^\tau$, $q = \overline{1, 2}$.

8. Последовательности, не получившие подтверждения в μ-м кадре ($I_\rho(\mu) > \alpha_\mu$), сбрасываются (исчезающие фрагменты меняющегося изображения объекта или ложные образования). Векторы $\mathbf{Z}_\mu^r$, не вошедшие в состав N_μ сформированных последовательностей, принимаются за начало новых вариантов (вновь образующиеся фрагменты или ложные образования). Для каждого из них устанавливается начальный показатель $I_\rho(\mu) = 0$ оценки вектора состояния:

$$\hat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu) = (\hat{x}_{q\rho}(\mu), \hat{\mathbf{X}}_q^*(\mu))^\tau, \quad q = \overline{1, 2}, \ \rho = N_\mu + 1, N_\mu + 2, ...,$$

и в последующих кадрах проводится анализ по схеме п. 2—4.

9. Начиная с кадра M_ν, появляется возможность вычисления на основе $\mathbf{Z}_0, ..., \mathbf{Z}_\nu$ МНК-оценок векторов состояния $\hat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\nu)$, $q = \overline{3, k}$, $\rho = \overline{1, N_\nu}$, для остальных $(k-2)$-х параметров $(k > 2)$. Поэтому в последующих кадрах

$(\mu = \overline{\nu + 1, n})$ в состав (3.3) и (3.4) включается новая аддитивная составляющая:

$$\sum_{q=3}^{k} D_q^{-1}(\mu)(z_{q\rho}(\mu) - \mathbf{f}_q^{\tau}(\mu)\widehat{\mathbf{X}}_{q\rho}(\mu - 1))^2, \tag{3.6}$$

а вычисление (3.1) производится для всех $q = \overline{1, k}$, $k > 2$. Это же правило применяется для вновь образующихся последовательностей, накопивших не менее $\nu + 1$ векторов.

10. В последнем кадре M_n (момент t_n может быть текущим) сегменты $\widehat{G}_n$, соответствующие подтвержденным последовательностям с близкой абсолютной скоростью перемещения в кадре, отличной от нуля, и длиной, большей чем $\nu + 1$, объединяются в одно изображение искомого объекта, которое передается на алгоритм распознавания.

З а м е ч а н и е 1. В случае подвижного детерминированного фона считается, что его абсолютная скорость меньше скорости объекта, и в п. 10 алгоритма производится выбор последовательностей с близкой абсолютной скоростью, удовлетворяющей заданным ограничениям. Если по абсолютной скорости объект и фон не различимы, то окончательное решение о природе выделенного изображения принимается на этапе распознавания.

З а м е ч а н и е 2. При работе алгоритма только во втором режиме (начиная с п. 4 при отсутствии априорной траекторной информации) осуществляется простой перебор всех последовательностей сегментов в начальных кадрах $M_0, \ldots, M_\nu$, $\nu = \nu_1 = \nu_2$.

Апробация алгоритма проводилась для случая априори известной траекторной информации при обнаружении протяженного объекта формы ромба со стороной $a = 10$ с однородным постоянным изображением, перемещающегося в последовательности кадров $M_0, \ldots, M_n$, $n + 1 = 10$, размерностью 64×64 с периодом $\tau = t_\mu - t_{\mu-1} = 0{,}1$ с $\forall\, \mu$ на фоне случайных и детерминированных (подвижных и неподвижных) сложных образований (условия моделирования которых соответствовали [3, с. 32]). Центр изображения объекта менялся в соответствии с калмановским уравнением 1-го порядка (модель (1.2) при $\nu_q = 1$, $q = \overline{1, 2}$):

$$\begin{aligned} x_q(\mu) &= x_q(\mu - 1) + x_q'(\mu - 1)\tau + w_{q0}(\mu), \\ x_q'(\mu) &= x_q'(\mu - 1) + w_{q1}(\mu - 1), \quad \mu = \overline{1, n}, \quad q = \overline{1, 2}, \end{aligned} \tag{3.7}$$

где $w_{q0}(\mu) = w_{q1}(\mu - 1)\tau$, т. е. случайное изменение координаты обусловлено случайным приращением скорости;

$$w_{q1}(\mu - 1) \in N(0; 0{,}5^2)\ \forall\, q, \mu;$$

$$x_q(0) \in N(32; 0{,}1^2)\ \forall\, q;$$

$$x_q'(0) \in N(x_q'(0); 0{,}5^2)\ \forall\, q.$$

Начальная средняя скорость $x_q'(0)$, $q = \overline{1, 2}$, выбиралась так, чтобы объект, двигаясь из центра, не выходил на $[t_0, t_n]$ за пределы кадра.

При моделировании алгоритма использовалась модель (3.7) при $q = \overline{1, 2}$, остальные координаты (средняя амплитуда, площадь, размеры по осям) подчинялись (1.2) при $\nu_q = 0$, $q = \overline{3, 6}$. Порог α_μ выбирался с доверительной вероятностью $\beta = 0{,}99$. Память показателя $N + 1 = 5$.

Сигнал/шум	3/1		5/1	
$P_ф$	0,3	0,1	0,3	0,1
$P_о$	0,80	0,90	0,92	0,98

Результаты моделирования на ПЭВМ представлены в таблице. Здесь для различных отношений сигнал/шум и вероятностей

$P_ф$ появления случайного фона в кадре даны оценки $P_о$ вероятности правильного обнаружения изображения объекта (при вычислении $P_о$ параметры обнаруженного и моделируемого изображений сравнивались по правилу «3σ»). Работа алгоритма обнаружения имитировалась в реальном масштабе времени с периодом $\tau = 0{,}1$ с поступления данных $\mathbf{Z}'_0$, $r = \overline{1, m_0}$, $\mathbf{Z}'_1$, $r = \overline{1, m_1}$, ..., $\mathbf{Z}'_n$, учета операций сегментации). Основную часть машинного времени занимают операции сегментации. Таким образом, рекуррентная структура алгоритма позволяет вести обработку в процессе поступления данных.

Более широкие возможности предложенного алгоритма (по сравнению с [3]), рассчитанного на динамические ситуации, могут найти применение в следящих TV-системах, системах астроориентации и навигации, работающих со сложными и быстроменяющимися изображениями.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Акимов П. С., Бакут П. А., Богданович В. А. и др. Теория обнаружения сигналов /Под ред. П. А. Бакута.—М.: Радио и связь, 1984.
2. Клочко В. К., Клочко К. К. Выделение, восстановление и распознавание изображений объектов в последовательности двумерных сигналов // Тез. докл. 4-й Всесоюз. конф. «Математические методы распознавания образов». Ч. 4.—Рига: МИПКРРиС при СМ ЛатвССР, 1989.
3. Клочко В. К., Клочко К. К., Чураков Е. П. Последовательное выделение изображений в задаче распознавания образов // Изв. вузов. Приборостроение.—1990.—№ 11.
4. Бакут П. А., Колмогоров Г. С., Ворновицкий И. Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки // Зарубеж. радиоэлектрон.—1987.—№ 10.
5. Ли Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление.—М.: Наука, 1966.
6. Крамер Г. Математические методы статистики.—М.: Мир, 1975.
7. Клочко В. К., Чураков Е. П. Метод ветвей и границ в задаче восстановления функций по их дискретным отсчетам // Изв. АН СССР. Техн. кибернетика.—1980.—№ 4.

Поступила в редакцию 4 марта 1992 г.