УДК 629.705 : 621.391.268

Б. А. АЛПАТОВ
(Рязань)

ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ДВИЖУЩЕГОСЯ ОБЪЕКТА В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗМЕНЯЮЩИХСЯ ДВУМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Введение. Одной из актуальных задач при создании автоматических систем наблюдения за движущимися объектами является задача слежения за протяженным (в отличие от точечного) объектом, перемещающимся на сложном фоне, в последовательности двумерных изображений. В общем случае с течением времени может изменяться местоположение объекта, яркость составляющих его точек, размеры и параметры формы [1]. Непосредственному применению корреляционных алгоритмов, связанных с использованием эталонного изображения, препятствует изменчивость параметров объекта, за которым ведется наблюдение. Перспективными считаются методы, связанные с прямой сегментацией изображения и оцениванием параметров выделяемых сегментов [2]. Однако и здесь возникают трудные проблемы выбора системы признаков, способных эффективно работать в сложных ситуациях.

В данной работе поставленная задача формулируется и решается как задача оценки параметров, включающая процедуру классификации точек.

Модели состояния и наблюдения. Для каждой точки изображения фона вводится вектор состояния $\mathbf{z}_{nij} = |q_{nij}\dot{q}_{nij}\ldots|^T$, элементами которого являются яркость и ее производные в точке с координатами x_i, y_j в n-й момент времени. Рассматриваемые изображения дискретные. Принимается прямоугольная система координат. Соответственно для точек изображения, относящихся к отслеживаемому объекту, вводится вектор $\boldsymbol{\vartheta}_{nij} = |h_{nij}\dot{h}_{nij}\ldots|^T$, элементы которого имеют тот же смысл, что и в случае фона.

Векторы состояния, связанные с траекторией движения фона, обозначим отдельно по координатам x и y как $\mathbf{M}_{nx} = |\mu_{nx}\dot{\mu}_{nx}\ldots|^T$ и $\mathbf{M}_{ny} = |\mu_{ny}\dot{\mu}_{ny}\ldots|^T$, где μ_{nx}, μ_{ny} — координаты точки, условно принимаемой за центр фона, в n-й момент времени.

Предполагается, что фон не подвержен поворотам, а может лишь смещаться в поле зрения вдоль осей координат. Векторы состояния, связанные с траекторией движения точки, условно принимаемой за центр объекта, обозначим соответственно в виде

$$\boldsymbol{\Lambda}_{nx} = |\lambda_{nx}\dot{\lambda}_{nx}\ldots|^T \text{ и } \boldsymbol{\Lambda}_{ny} = |\lambda_{ny}\dot{\lambda}_{ny}\ldots|^T.$$

Для упрощения дальнейшего изложения будем считать, что все введенные векторы состояния имеют одинаковую размерность. Кроме того, для всех векторов принимается единая модель состояния вида

$$\mathbf{B}_n = \mathbf{C}\mathbf{B}_{n-1}, \tag{1}$$

где $\mathbf{B}_n = |b_n\dot{b}_n\ldots|^T$; $\mathbf{C}$ — матрица, соответствующая полиномиальной модели процессов [3]. В свою очередь,

$$b_n = \mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{B}_{n-1}, \tag{2}$$

где $\mathbf{A} = |1\ 0\ldots0|$.

Начальным состояниям введенных выше векторов соответствуют гауссовы случайные векторы с известными математическими ожиданиями и ковариационными матрицами.

Таким образом, фрагмент наблюдаемого изображения имеет вид

$$\mathbf{L}_n(x_i,\ y_j) = \mathbf{G}_n(x_i,\ y_j,\ g_{nij},\ \mu_{nx},\ \mu_{ny},\ \tilde{\lambda}_{nx},\ \tilde{\lambda}_{ny}) \otimes$$
$$\otimes\, \mathbf{H}_n(x_i,\ y_i,\ h_{nij},\ \lambda_{nx},\ \lambda_{ny}) + \mathbf{Q}_n(x_i,\ y_j), \tag{3}$$

где $\widetilde{\lambda}_{nx}$, $\widetilde{\lambda}_{ny}$ — координаты центра наблюдаемого изображения; $\mathbf{G}_n$ — изображение фона той же размерности, что и $\mathbf{L}_n$; $\mathbf{H}_n$ — изображение объекта, представляющее собой некоторую связную совокупность точек; $\otimes$ — операция, результатом которой в точке с координатами x_i, y_j является h_{nij}, если объект закрывает фон, и g_{nij}, если объект не закрывает фон (случай, когда фон закрывает объект, не рассматривается); $\mathbf{Q}_n(x_i, y_j)$ — нормальный некоррелированный по пространству и времени шум с нулевым средним и дисперсией D.

Предполагается, что начальное изображение объекта, формируемое на этапе обнаружения, известно, а его изменение между соседними кадрами, вызываемое изменением яркости, конфигурации и размеров, мало. Введем очевидное обозначение $\mathbf{s}_n$ и запишем (3) в виде

$$\mathbf{L}_n(x_i, y_j) = \mathbf{s}_n(x_i, y_j, \widetilde{\lambda}_{nx}, \widetilde{\lambda}_{ny}, g_{nij}, h_{nij}, \lambda_{nx}, \lambda_{ny}, \mu_{nx}, \mu_{ny}) + \mathbf{Q}_n(x_i, y_j). \quad (4)$$

Заметим, что $\mathbf{s}_n$ — нелинейная функция параметров λ_{nx}, λ_{ny}, μ_{nx}, μ_{ny}, g_{nij}, h_{nij}.

Решение задачи. Учитывая, что расширенный фильтр Калмана [4] является чрезмерно громоздким, воспользуемся критерием взвешенных наименьших квадратов для векторных процессов [5, 6]:

$$J_n = \frac{1}{2}\Big[D^{-1}_{n\lambda x}(\lambda_{nx} - \widetilde{\lambda}_{nx})^2 + D^{-1}_{n\lambda y}(\lambda_{ny} - \widetilde{\lambda}_{ny})^2 + D^{-1}_{n\mu x}(\mu_{nx} - \widetilde{\mu}_{nx})^2 + D^{-1}_{n\mu y}(\mu_{ny} - \widetilde{\mu}_{ny})^2 + \sum_{i,j\in\mathbf{G}_n}(\mathbf{z}_{nij} - \widetilde{\mathbf{z}}_{nij})^T\mathbf{P}^{-1}_{nzij}(\mathbf{z}_{nij} - \widetilde{\mathbf{z}}_{nij}) + \sum_{i,j\in\mathbf{H}_n}(\boldsymbol{\vartheta}_{nij} - \widetilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij})^T\mathbf{P}^{-1}_{n\vartheta ij}(\boldsymbol{\vartheta}_{nij} - \widetilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij}) + D^{-1}\sum_{i,j\in\mathbf{L}_n}(l_{nij} - s_{nij})^2\Big], \quad (5)$$

где $\widetilde{\lambda}_{nx}$, $\widetilde{\lambda}_{ny}$, $\widetilde{\mu}_{nx}$, $\widetilde{\mu}_{ny}$, $\widetilde{\mathbf{z}}_{nij}$, $\widetilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij}$ — оценки, полученные до обработки n-го кадра путем прогноза в соответствии с моделью (1) оценок $(n-1)$-го кадра; $D_{n\lambda x}$, $D_{n\lambda y}$, $D_{n\mu x}$, $D_{n\mu y}$ — прогнозируемые дисперсии ошибок; $\mathbf{P}_{nzij}$, $\mathbf{P}_{n\vartheta ij}$ — прогнозируемые ковариационные матрицы ошибок оценивания; l_{nij}, s_{nij} — элементы изображений $\mathbf{L}_n$ и $\mathbf{S}_n$ соответственно.

На основе введенных уравнений (1), (2) и критерия (5), записанного для векторов $\mathbf{M}_{nx}$, $\mathbf{M}_{ny}$, $\mathbf{\Lambda}_{nx}$, $\mathbf{\Lambda}_{ny}$, могут быть получены рекуррентные алгоритмы нелинейной калмановской фильтрации оцениваемых параметров. Однако по ряду причин этот путь решения задачи не является наилучшим. В частности, возмущения траектории движения объекта могут приводить к существенным ошибкам при численном определении производных по координатам и как следствие к срыву слежения. В этой ситуации более надежным является отыскание глобального минимума критерия (5) в пространстве параметров λ_{nx}, λ_{ny}, μ_{nx}, μ_{ny} при учете малых отличий изображений фона и объекта от прогнозируемых изображений. Заметим, что первые четыре составляющие критерия (5) выступают в этом случае в роли штрафных функций, задающих свойства зоны поиска. Процедура оптимизации на данном этапе сводится к формированию из фрагментов прогнозируемых фона и изображения объекта путем перебора такого изображения, при котором обеспечивается выход в окрестность глобального минимума (5). В результате определяются параметры

$$\lambda_{nx} = \lambda^*_{nx}, \quad \lambda_{ny} = \lambda^*_{ny}, \quad \mu_{nx} = \mu^*_{nx}, \quad \mu_{ny} = \mu^*_{ny},$$

при которых достигается наилучшее совмещение прогнозируемого и текущего изображений. С учетом сильной корреляции соседних элементов изображения задача оценки векторов $\mathbf{z}_{nij}$ и $\boldsymbol{\vartheta}_{nij}$ становится линейной и дальнейшая оптимизация критерия (5) может проводиться путем раздельной оптимизации по точкам фона и объекта. Однако, учитывая возможные небольшие изменения конфигурации и размеров объекта, предварительно необходимо решить задачу классификации точек изображения в окрестности краевых точек объекта на области объекта и фона.

Примем во внимание, что

$$s_{nij} = r_{nij} g_{nij} + (1 - r_{nij}) h_{nij},$$

где $r_{nij} = 1$, если точка с координатами x_i, y_j является видимой точкой фона, и $r_{nij} = 0$, если ее заслоняет объект. Тогда дальнейшая оптимизация критерия (5) сводится к отысканию r_{nij}, минимизирующих выражение

$$\sum_{i,j \in \psi_n} [l_{nij} - r_{nij} \tilde{g}_{nij} - (1 - r_{nij}) \tilde{h}_{nij}]^2, \qquad (6)$$

где $\tilde{g}_{nij}$, $\tilde{h}_{nij}$ — прогнозируемые значения яркостей фона и объекта; ψ_n — окрестность краевых точек объекта. Из выражения (6) условие отнесения точки (i, j) к объекту записывается как

$$(l_{nij} - \tilde{g}_{nij})^2 \geqslant (l_{nij} - \tilde{h}_{nij})^2, \qquad (7)$$

в противном случае точка (i, j) считается точкой фона.

В неравенстве (7) для точек, принадлежащих фону до решения задачи классификации, в качестве $\tilde{h}_{nij}$ могут быть приняты значения этих величин для ближайших точек, принадлежащих объекту.

Значение критерия (5), связанное с видимыми точками фона, после решения задач совмещения и классификации принимает вид

$$J_{nz} = \frac{1}{2} \left[\sum_{i,j \in G_n} (\mathbf{z}_{nij} - \tilde{\mathbf{z}}_{nij})^T \mathbf{P}_{nzij}^{-1} (\mathbf{z}_{nij} - \tilde{\mathbf{z}}_{nij}) + D^{-1} \sum_{i,j \in G_n} (l_{nij} - \mathbf{A}\mathbf{z}_{nij})^2 \right], \qquad (8)$$

а с точками, принадлежащими объекту,

$$J_{n\vartheta} = \frac{1}{2} \left[\sum_{i,j \in H_n} (\boldsymbol{\vartheta}_{nij} - \tilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij})^T \mathbf{P}_{n\vartheta ij}^{-1} (\boldsymbol{\vartheta}_{nij} - \tilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij}) + D^{-1} \sum_{i,j \in H_n} (l_{nij} - \mathbf{A}\boldsymbol{\vartheta}_{nij})^2 \right]. \qquad (9)$$

Из выражений (8) и (9) с учетом многошаговой процедуры [5] получаются обычные уравнения фильтра Калмана для оценок векторов состояния всех видимых точек:

$$\hat{\mathbf{z}}_{nij} = \tilde{\mathbf{z}}_{nij} + \mathbf{k}_{nzij} (l_{nij} - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{z}}_{nij}); \qquad (10)$$

$$\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij} = \tilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij} + \mathbf{k}_{n\vartheta ij} (l_{nij} - \mathbf{A}\tilde{\boldsymbol{\vartheta}}_{nij}), \qquad (11)$$

где $\mathbf{k}_{nzij}$, $\mathbf{k}_{n\vartheta ij}$ — коэффициенты усиления, рассчитываемые заранее и подвергаемые ограничению снизу, исходя из задаваемой эффективной памяти фильтров [3].

В качестве оценок векторов состояния закрытых точек фона принимаются их прогнозируемые значения.

На основании измерений λ_{nx}^*, λ_{ny}^*, μ_{nx}^*, μ_{ny}^* в соответствии с принятыми моделями (1) и (2) по уравнениям, аналогичным (10), (11), определяются векторы $\hat{\Lambda}_{nx}$, $\hat{\Lambda}_{ny}$, $\hat{M}_{nx}$, $\hat{M}_{ny}$ и прогнозируемые значения координат центров объекта и фона в следующем кадре. В траекторных фильтрах также должны быть ограничены снизу коэффициенты усиления и прогнозируемые дисперсии ошибок.

Заключение. Задача слежения за протяженным объектом, перемещающимся на сложном фоне, сформулирована как задача оценки параметров, минимизирующих критерий наименьших квадратов для векторных процессов. Решение, полученное путем последовательной оптимизации критерия, включает поиск прогнозируемого изображения, при котором достигается наилучшее совмещение с текущим изображением; классификацию точек, учитывающую изменения конфигурации и размеров объекта; межкадровую фильтрацию изображений фона и объекта; траекторную фильтрацию координат центров фона и объекта. На основе предложенного подхода могут быть получены конкретные алгоритмы для различных предположений о характеристиках фона и объекта. Так, например, частным случаем полученного решения является алгоритм, рассмотренный в [7]. Отметим также, что при необходимости может быть введен вектор параметров, характеризующих маску объекта, формируемую в ходе работы алгоритма, и использован для решения задач распознавания ситуаций.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Катыс Г. П.** Восприятие и анализ оптической информации автоматической системой.— М.: Машиностроение, 1986.
2. **Бакут П. А., Колмогоров Г. С., Ворновицкий И. Э.** Сегментация изображений: Методы пороговой обработки // Зарубеж. радиоэлектрон.— 1987.— № 10.
3. **Кузьмин С. З.** Основы проектирования систем цифровой обработки радиолокационной информации.— М.: Радио и связь, 1986.
4. **Сотсков Б. М., Щербаков В. Ю.** Теория и техника калмановской фильтрации при наличии мешающих параметров // Зарубеж. радиоэлектрон.— 1985.— № 2.
5. **Брайсон А., Хо Ю-Ши.** Прикладная теория оптимального управления.— М.: Мир, 1972.
6. **Баклицкий В. К.** Применение метода фильтрации Калмана к синтезу корреляционно-экстремальных систем // Изв. вузов. Радиоэлектроника.— 1982.— № 3.
7. **Алпатов Б. А., Селяев А. А.** Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении // Изв. вузов. Приборостроение.— 1988.— № 5.

Поступила в редакцию 16 января 1990 г.

УДК 681.3.019

В. А. ИВАНОВ

(Новосибирск)

МОДЕЛИРОВАНИЕ КОРРЕЛЯЦИОННОГО СОПРОВОЖДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

Задача автоматического сопровождения объектов состоит в обнаружении объекта с последующим определением его текущих координат на основе анализа серии изображений [1—3].

В работе обсуждаются особенности реализации алгоритма корреляционного сопровождения объектов на мультипроцессорном комплексе (МПК) обработки изображений [4]. Цель создания программ и экспериментов с ними — выявление предельных возможностей МПК, требований к архитектуре, составу оборудования и характеристикам элементов, которые необходимы при построении прикладных систем слежения реального времени.

Одним из основных методов обнаружения объектов является сопоставление «эталонного» фрагмента (объект на некотором фоне) с «текущими» фрагментами изображения путем вычисления некоторой меры сходства $R(x, y)$, которая сравнивается с задаваемым порогом $L(x, y)$. Наличие объекта в точке (x, y) считается установленным, если $R(x, y) > L(x, y)$. В данной работе использованы две меры: корреляционная функция $R1$:

$$R1(x, y) = \langle Fi, Fe \rangle \tag{1}$$

(Fi, Fe — текущий и эталонный фрагменты соответственно; $\langle , \rangle$ — свертка) — и нормированный коэффициент корреляции $R2$:

$$R2 = \langle Fi, Fe \rangle / (\langle Fi, Fi \rangle^{1/2} \langle Fe, Fe \rangle^{1/2}). \tag{2}$$

Мера (1) на практике применима при «малых» отличиях в яркостях эталона и изображения. Далее будут использоваться только центрированные величины Fi и Fe, что компенсирует наличие на изображениях постоянных составляющих.