

# 一种非刚体运动图象序列的特征点对应方法

汪亚明 楼正国 卞昕 汪元美

(浙江大学生命科学与医学工程学系, 杭州 310027)

**摘要** 提出了一种非刚体图象序列特征点对应的新方法, 首先根据图象序列帧间的时间间隔很小这一特点, 指出特征点在图象帧间的运动具有平滑性, 进而提出了一种特征点运动平滑的代价函数。然后将目标跟踪技术应用于特征点的跟踪, 利用两个一维卡尔曼滤波器分别对特征点的两个坐标进行预测跟踪。在图象帧间的特征点对应过程中, 该文综合考虑了特征点的预测位置与实际位置之间的距离以及特征点的平滑代价函数等因素, 从而使特征点的运动轨迹得到正确的延续。特征点的遮挡问题可以通过特征点跟踪过程中对特征点位置的预测得到解决。实验证明, 该文方法能建立非刚体运动特征点的正确对应, 并能解决特征点的遮挡问题。

**关键词** 图象序列 非刚体运动 特征点对应 运动平滑 特征点跟踪

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)03-0232-05

## A New Correspondence Approach for Feature Points in Non-Rigid Image Sequences

WANG Ya-ming, LOU Zheng-guo, BIAN Xing, WANG Yuan-mei

(Department of Life Science and Biomedical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** In this paper, a new approach for feature points correspondence in non-rigid image sequences is proposed. First of all, according to the very short time interval between consecutive frames in image sequences, the paper points out that the motion of feature points is smooth, and a cost function that describes the smooth degree of motion feature points is presented. Then the object tracking technique is introduced into the tracking of feature points, using two 1D Kalman filter to track the two coordinates of feature points. In the process of feature points correspondence between the two consecutive frames, the distance between the predicted position of feature points and the position of feature points in the next image frame, and the cost function of feature points are used to correctly judge the extension of every motion trajectory. The occlusion problem can be solved by the position prediction in the process of the tracking of feature points. Results show the approach can establish correct correspondence of feature points and can solve the problem of occlusion.

**Keywords** Image sequence, Non-rigid motion, Feature correspondence, Motion smoothness, Feature point tracking

## 0 引言

特征点对应是动态图象序列处理中的一个基本问题。计算机视觉领域的许多研究问题, 如物体运动分析<sup>[1,2]</sup>和从运动中获取物体结构参数<sup>[3]</sup>以及目标

识别<sup>[4]</sup>等都涉及特征点对应问题。众所周知, 特征点对应的任务就是在图象序列中, 找出相同的特征点在不同帧图象中的一一对应关系。然而, 这个属于初级计算机视觉的基本问题的解决却是十分困难的。到目前为止, 尚无一种能从根本上解决它的方法。在非刚体运动图象序列中, 由于运动物体的非刚性, 各

特征点呈现出不同程度的形变, 使得刚性约束不能用于这类特征点的对应。所以, 图象序列的非刚体特征点对应更为复杂。

由于这一问题的复杂性, 人们常常需要利用一些先验信息或加入某些约束来解决。在基于多帧图象的特征点对应算法中, 人们常假设相邻帧图象中的特征点在运动形式上的变化不会很大, 并以此作为约束来建立特征点对应。Sethi 和 Jain<sup>[5]</sup>提出了路径连贯(Path Coherence)的概念, 并在此基础上提出了两种不同的迭代算法; Salari 和 Sethi<sup>[6]</sup>以及 Rangarajan 和 Shah<sup>[7]</sup>也在类似的约束基础上提出了对应算法。虽然人们在这一领域已做了大量的工作, 但现有的方法却普遍存在着计算较复杂及误配率高的现象。

### 1 特征点运动的平滑性

假设一图象序列含有  $n$  帧图象,  $S = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 。假设每帧图象中的特征点位置已事先获得。对应于图象  $f_t$ , 特征点的位置为  $P_t^1, P_t^2, \dots, P_t^m$ 。其中  $P_t^j$  是二维位置向量, 它代表第  $j$  个特征点在第  $t$  帧图象中的位置坐标,  $m$  代表了第  $t$  帧图象特征点的总数。由于遮挡等原因, 每帧图象中的特征点的数目不一定相同。

在许多实际应用场合, 图象序列往往是由很高的采样速率所得到的。这就是说, 相邻帧图象的时间间隔较小。另外, 从物理学的角度看, 任何运动物体都具有一定的惯性。从这些因素我们可以得出相邻两帧图象的对应特征点的运动形式变化不大<sup>[6-9]</sup>, 也就是说, 特征点在图象序列中的运动具有平滑性, 所以, 我们可以假定在相邻的图象中, 特征点运动的速度变化量很小, 且运动轨迹的方向改变很小。

我们的运动平滑代价函数是在以下三个原则的基础上提出的:

- (1) 代价函数的值是非负的。
- (2) 代价函数必须反映出速度的变化情况, 在其他因素相同的前提下, 速度大小的变化越小时, 代价函数的值越小。
- (3) 代价函数也应反映出轨迹运动方向的变化情况, 在其他因素相同的前提下, 运动轨迹的方向变化越小时, 代价函数的值越小。

对于相邻的三帧图象  $f_{t-1}, f_t$  和  $f_{t+1}$  中的某三点  $P_{t-1}^i, P_t^j$  和  $P_{t+1}^k$  所组成的轨迹段, 我们用下式来

度量它的平滑性:

$$T(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) = w_1 V(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) + w_2 D(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) \quad (1)$$

其中,  $w_1$  和  $w_2$  为权系数, 它们的值通过实验的方法得到。  $V(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k)$  用来度量运动速度的平滑性, 且有

$$V(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) = \frac{\|P_{t-1}^i P_t^j - P_t^j P_{t+1}^k\|}{\max_{m,n,r} \|P_{t-1}^m P_t^n - P_t^n P_{t+1}^r\|} \quad (2)$$

其中,  $1 \leq m \leq |f_{t-1}|, 1 \leq n \leq |f_t|$  以及  $1 \leq r \leq |f_{t+1}|$ 。  $|f_t|$  代表第  $t$  帧图象中特征点的总数。当速度变化越平滑时,  $V(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k)$  的值越小, 且有  $0 \leq V(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) \leq 1$ 。  $D(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k)$  用来度量轨迹方向变化的平滑性, 且有

$$D(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) = 1 - \frac{\|P_{t-1}^i P_{t+1}^k\|}{\|P_{t-1}^i P_t^j\| + \|P_t^j P_{t+1}^k\|} \quad (3)$$

当轨迹方向变化越平滑时,  $D(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k)$  的值越小, 且有  $0 \leq D(P_{t-1}^i P_t^j P_{t+1}^k) \leq 1$ 。所以式(1)从整体上描述了轨迹运动的平滑性。

### 2 特征点的跟踪

由于图象含有噪声, 所以将特征点  $P = (x, y)^T$  表达为

$$P = P' + \beta \quad (4)$$

其中,  $P'$  为确切位置,  $P$  为实测位置;  $\beta$  为二维零均值高斯噪声, 其协方差矩阵为

$$\Lambda_\beta = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

为了提高跟踪算法的运行速度, 可将两坐标分开考虑, 合理地假设  $\sigma_{xy} = 0$ 。这样, 我们就可以设计两个卡尔曼滤波器, 每个对应跟踪一个坐标, 从而将二维跟踪分解为两个一维跟踪, 这样可降低计算的复杂度。

在一维跟踪中, 可定义状态向量为

$$X(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ v(t) \\ a(t) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $x(t)$  为  $t$  帧图象位置坐标;  $v(t)$  和  $a(t)$  分别代表速度和加速度。由状态向量可得状态方程为

$$X(t+1) = \Phi X(t) + \Psi n(t) \quad (7)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0.5T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Psi = \begin{bmatrix} 0.5T^2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$T$  为图象帧间的时间间隔;  $\mathbf{n}(t)$  为零均值白噪声序列。对所有的时刻  $t_1$  和  $t_2$ ,  $E[\mathbf{n}(t_1)\mathbf{n}(t_2)] = \sigma_n^2 \delta_{t_1 t_2}$ 。

由状态向量  $\mathbf{X}(t)$  可得到观测方程为

$$\mathbf{P}(t) = \mathbf{H}\mathbf{X}(t) + \boldsymbol{\eta}(t) \quad (9)$$

其中  $\mathbf{H} = [1, 0, 0]$ ;  $\boldsymbol{\eta}(t)$  为零均值白噪声序列。

对所有的时刻  $t_1$  和  $t_2$ ,  $E[\boldsymbol{\eta}(t_1)\boldsymbol{\eta}(t_2)] = \sigma_\eta^2 \delta_{t_1 t_2}$ 。

根据文献[10], 方差  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_n^2$  的值可根据图象序列的实际情况加以确定。

由于状态方程和观测方程都是线性的, 所以我们可以用两个标准的卡尔曼滤波器<sup>[11]</sup> 分别对两个坐标进行预测跟踪。有关卡尔曼滤波的具体内容请参阅文献[12], 这里不再赘述。

### 3 轨迹的关联

#### 3.1 特征点与已有轨迹的匹配

在目标跟踪中, 必须在收到观测数据和进行运动轨迹计算之前, 先确定观测数据与目标的对应关系。这是目标跟踪中非常重要的一环, 因为只有走完这一步, 才可以根据状态方程和观测方程, 进行滤波和预测<sup>[12]</sup>。对应于图象序列的特征点对应问题而言, 就是在假设第  $t$  帧图象之前的特征点运动轨迹已确立的前提下, 根据第  $t$  帧图象的特征点在第  $t+1$  帧图象中的位置, 使第  $t+1$  帧图象中的特征点与已确立的运动轨迹得到正确的关联。轨迹的正确关联是序列图象特征点对应的关键, 当某帧图象中的轨迹关联发生错误时, 将有可能使后续的运动轨迹也发生错误, 从而使后续的特征点对应变得毫无意义。

我们认为, 第  $t$  帧图象中的特征点在第  $t+1$  帧图象中的预测位置与其在第  $t+1$  帧图象中的匹配特征点位置之间的距离应较小, 且所得到的正确运动轨迹应满足本文前面所提出的运动平滑的概念。所以, 我们提出了以下的代价函数, 第  $t+1$  帧图象中的特征点按此代价函数分类, 并一一归并到此帧图象以前的运动轨迹之中。

$$M(i, j) = w_3 \|\overline{P_{t+1}^i} P_{t+1}^j\| + w_1 \frac{\|P_{t-1}^i P_t^i - P_t^i P_{t+1}^i\|}{\max_{m, n, r} \|P_{t-1}^m P_t^n - P_t^r P_{t+1}^r\|} + w_2 \left[ 1 - \frac{\|P_{t-1}^i P_{t+1}^j\|}{\|P_{t-1}^i P_t^i\| + \|P_t^i P_{t+1}^j\|} \right] \quad (10)$$

其中,  $\overline{P_{t+1}^i}$  是轨迹  $i$  在第  $t+1$  帧中的预测位置,  $\|P_{t+1}^i P_{t+1}^j\|$  则代表该预测位置与点  $j$  之间的距离。  $w_3$  是权系数。式(10)右边的后两项就是我们前面提出的

运动平滑的代价函数, 它反映了当点  $j$  归入轨迹  $i$  时, 轨迹在这一局部所呈现的平滑程度。式(10)中的  $w_1, w_2$  和  $w_3$  的大小是根据特征点对应的效果由实验的方法获取<sup>[5]</sup>, 本文中分别取为 0.2, 0.4 和 0.4。

对于轨迹  $i$ , 我们将第  $t+1$  帧图象中的每一特征点代入式(10), 并计算出最小的  $M(i, j)$ 。这样, 就可以将点  $j$  归入轨迹  $i$  之中。如果特征点  $j$  同时使下面二式成立:

$$M(i, j) = \min(M(i, s)), \quad 1 \leq s \leq |f_{t+1}| \quad (11)$$

$$M(k, j) = \min(M(k, s)), \quad 1 \leq s \leq |f_{t+1}| \quad (12)$$

在这种情况下, 就要比较  $M(i, j)$  和  $M(k, j)$  的大小, 当  $M(i, j) < M(k, j)$  时, 我们将特征点  $j$  归入轨迹  $i$ , 而将另一点  $g$  归入轨迹  $k$ , 且  $g$  满足下式:

$$M(k, g) = \min(M(k, s)), \quad 1 \leq s \leq |f_{t+1}| \quad \text{且 } s \neq j \quad (13)$$

现将本文方法的实现步骤总结如下:

(1) 将首帧图象中的特征点作为运动轨迹的起始点。式(6)中的位置状态为这些起始点位置的某一坐标。滤波器速度及加速度状态参量为 0。

(2) 用两个卡尔曼滤波器预测各轨迹在下一帧图象中的位置。

(3) 根据所得到的预测位置, 利用代价函数式(10)使下一帧图象中的特征点分别归入不同的运动轨迹。

(4) 以下一帧图象中的特征点位置作为测量值, 并以此更新卡尔曼滤波器的参数。

(5) 当所有图象都经过处理后, 则结束运算。否则, 转至步骤 2。

#### 3.2 起始帧图象的处理与有限遮挡问题的克服

需要指出的是, 在第一帧图象和第二帧图象的特征点对应中, 滤波器的速度和加速度状态参量都为 0, 所以特征点的预测位置就是第一帧图象中的特征点位置本身。代价函数式(10)退化为两帧图象的特征点的距离。在这种情况下, 可能使第一帧图象和第二帧图象的特征点对应出现错误。在这种情况下, 我们用 Sethi 和 Jain 的迭代算法<sup>[5]</sup> 完成前三帧图象的对应, 虽然他们的算法速度较慢, 但由于只完成三帧图象的对应, 所以并不会占用很大的运行时间。具体的实现方法是: 首先将前三帧图象中的特征点按最小距离原则进行初始对应, 然后分别将第二和第三帧图象中的特征点进行两两交换, 若交换后式(10)的值变小了, 则维持交换后的状态, 否则将维持交换前的状态。这样的交换一直进行到使式(10)

的值不再变小为止。

当图象序列中出现遮挡现象时, 可以将预测位置作为实际特征点的位置, 从而使轨迹得以延续。由于前三帧图象对于特征点的跟踪起着重要的作用, 所以我们假设在前三帧图象中无遮挡现象发生。

### 4 实验分析

#### 4.1 对合成序列的仿真

一幅由 10 帧图象得到的特征点原始位置合成序列如图 1 所示, 假设特征点的受噪情况为: 式(7)中  $n(t)$  的方差  $\sigma_n^2$  取 0.001, 式(9)中  $\eta(t)$  的方差  $\sigma_\eta^2$  取 0.005, 用本文的对应方法可得到图 2 的结果。

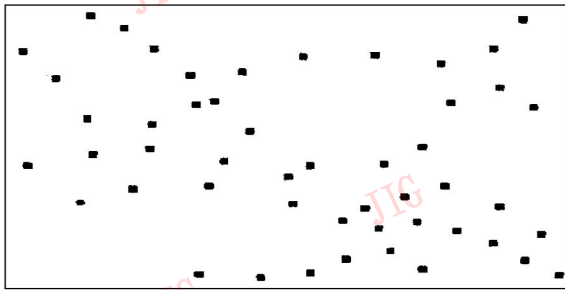


图 1 特征点原始位置的合成序列

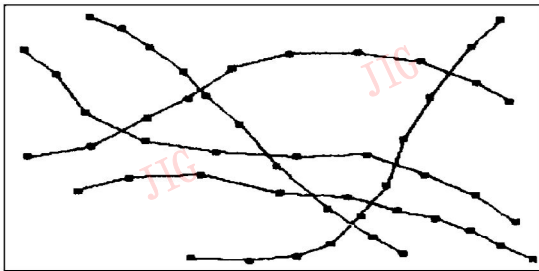


图 2 特征点的对应结果

#### 4.2 对人体运动图象的实验结果

一人体运动图象序列如图 3 所示, 各关节位置都用亮斑标出。我们取特征点的位置为亮斑的中心位置。假设特征点的受噪情况为: 式(7)中  $n(t)$  的方差  $\sigma_n^2$  取 0.015, 式(9)中  $\eta(t)$  的方差  $\sigma_\eta^2$  取 0.05, 则可得到图 4 所示的对应结果。图 4 中的白点代表由本文方法得到的被遮挡的特征点的位置。人体运动是一种非刚体运动, 实验证明了本文的方法能正确建立非刚体图象序列的特征点对应, 并能解决特征点的遮挡问题。

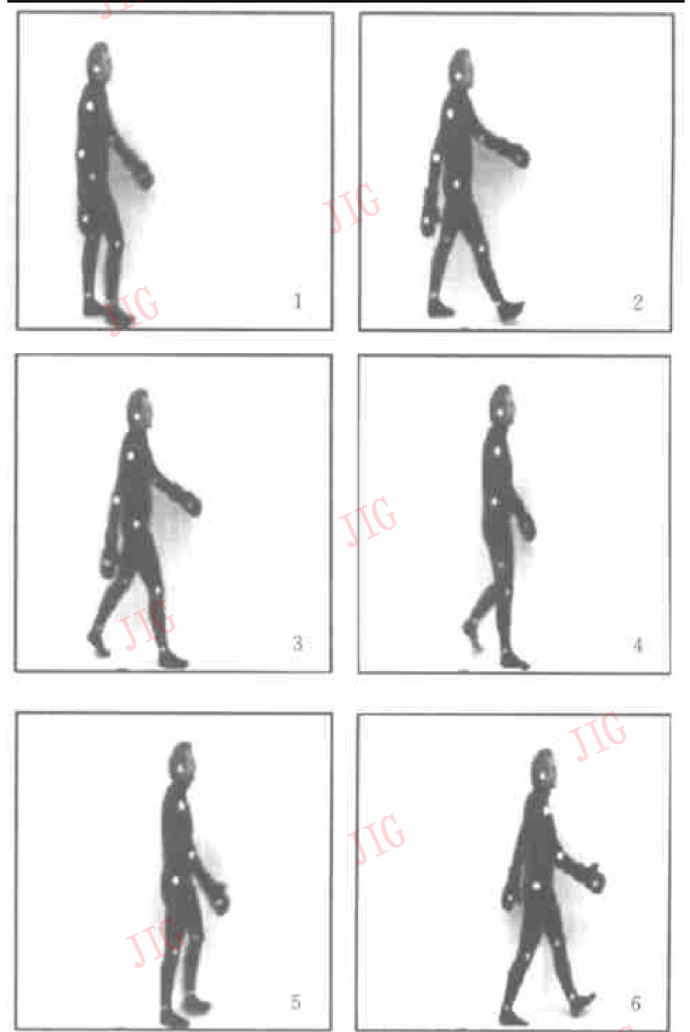


图 3 一人体运动图象序列

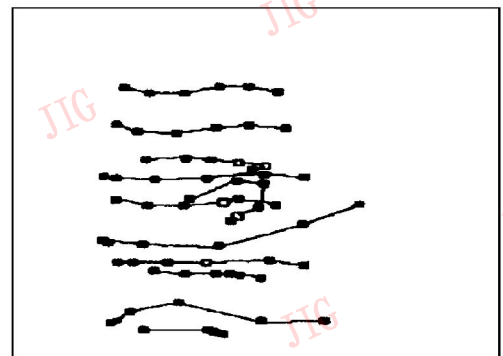


图 4 人体运动图象序列的特征点对应结果

### 5 结束语

非刚体运动图象序列的特征点对应是计算机视觉中一项十分困难的工作。与刚体运动相比, 非刚体运动的特征点对应不能借助任何刚性约束条件。本文从非刚体运动图象序列本身的特点出发, 利用图象序列帧间的时间间隔很小这一现象, 提出了特征点运动的平滑性代价函数, 并将这一代价函数应用

于特征点的跟踪之中,使特征点运动的轨迹能得到正确的延续。另外,特征点的跟踪过程使得特征点的遮挡问题也得到了解决。

### 参考文献

- 1 Goddard N H. The interpretation of visual motion recognizing moving light displays. In: Proc Workshop on Visual Motion, Irvine, California, 1989.
- 2 Koller D, Heinze N, Nagel H. Algorithmic characterization of vehicle trajectories from image sequences by motion verb. In: Proc IEEE Conf CVPR, Maui, Hawaii, 1991, 90~ 95.
- 3 Broida T J, Chellapa R. Estimating the kinematics and structure of rigid objects from a sequence of monocular images. IEEE Trans PAMI, 1991, 13(6): 571~ 613.
- 4 Barclay C D, Cutting J E, Kozlowski L T. Temporal spatial factors in gait perception that influence gender recognition. Perception Psychophys. 1978, 23(2): 145~ 152.
- 5 Sethi I K, Jain R. Finding trajectories of feature point in a monocular image sequence. IEEE Trans PAMI, 1987, 9(1): 56 ~ 72.
- 6 Salari V, Sethi I K. Feather point correspondence in the presence of occlusion. IEEE Trans PAMI, 1990, 12(1): 87~ 91
- 7 Rangarajan K, Shah M. Establishing motion correspondence. In: Proc IEEE Conf CVPR, Maui, Hawaii, 1991, 103~ 108.
- 8 Hildreth E C. Computations underlying the measurement of visual motion. Artif Intell, 1984, 23: 309~ 354.
- 9 Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow. Artif Intell, 1981, 17: 185~ 203.
- 10 Zhang Z. Token tracking in a cluttered scene. Image and Vision Computing, 1994, 12(2): 110~ 120.
- 11 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991.

- 12 Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of Basic Engineering, 1960, 35~ 46.



**汪亚明** 浙江大学博士研究生。主要从事计算机视觉及医学图象处理与识别方面的研究,目前已在国内外刊物上发表相关学术论文 20 余篇。



**楼正国** 浙江大学副教授,研究方向为医学仪器及信号处理,曾获省、部及教学及科研奖二项。



**卞昕** 浙江大学博士研究生。主要研究方向为神经网络与图象处理。

**汪元美** 浙江大学教授,博士生导师,国家自然科学基金委员会信息科学部电子学科评审专家组成员。主要研究兴趣是图象处理、医学成像及神经网络理论。