

# 基于相对形变模型及正则化技术的人体运动估计

汪亚明

汪元美

(浙江工程学院信息电子学院, 杭州 310033) (浙江大学生物医学工程系, 杭州 310027)

**摘要** 为了使根据人体行走的单目动态图象序列,对人体手臂及腿部的运动及结构参数进行估计的结果更为可信、更具鲁棒性,提出了一种基于相对形变模型及正则化技术的人体运动估计方法.该方法首先在物体中心坐标的运动表示方式下,通过在刚体运动模型中加入形变系数的方法给出了基于相对形变概念的非刚体运动模型;然后,根据这一非刚体运动模型进行正则化运动及结构参数的估计,再以正则化的形式融入人体运动的先验知识,使运动估计的结果更具鲁棒性.实验结果证明,该方法有效地反映了人体的非刚体运动模式,运动模型中所加入的相对形变系数也一定程度反映了人体的运动规律.

**关键词** 人体运动 相对形变模型 单目图象序列 运动估计

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)01-0016-06

## Estimation of Human Motion Based on A Relative Deformation Model and the Technique of Regularization

WANG Ya-ming<sup>1)</sup>, WANG Yuan-mei<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Informatics and Electronics, Zhejiang Institute of Science and Technology, Hangzhou 310033)

<sup>2)</sup>(Department of Biomedical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** In order to improve the creditableness and robustness of the motion and structure parameters of brachium and leg which are estimated based on dynamic monocular image sequence of human motion, this paper proposes an approach to estimate the human motion using a relative deformation model and the technique of regularization. Based on the motion description mode under the object-centered coordinate system, this paper proposes a non-rigid motion model by incorporating deformation parameters into rigid motion model using the notion of relative deformation. In addition, based on this non-rigid motion model, a new approach of the estimation of motion and structure parameters is proposed based on the technique of regularization. In the technique of regularization, by using the prior knowledge of human motion, the robust solution of motion estimation can be obtained. Results of experiments show that the method of this paper is effective for reflecting the pattern of human non-rigid motion, and the motion pattern can also be reflected to some extent by the relative elasticity parameters of the non-rigid motion model.

**Keywords** Human motion, Relative deformation model, Monocular image sequence, Motion estimation

### 0 引言

目前,基于图象序列的人体运动分析已成为一热门研究方向,其中人体的手势及步态运动分析在

临床诊断、物理治疗和体育训练等领域有着重要的实际应用意义<sup>[1]</sup>,因为通过手势及步态的运动分析可以获得人体上下肢的运动信息,从而为病人的康复治疗及运动员的优化训练提供依据.

人体的四肢运动属典型的连接型非刚体运动,

但在过去的十多年的时间里,计算机视觉中的运动分析研究均主要集中在对刚体运动的研究<sup>[2,3]</sup>,且学者们已取得了一系列的成果,并建立了较为完善的理论框架,而与刚体运动分析相比,非刚体运动分析则尚处于十分稚嫩阶段<sup>[4]</sup>.

现有的人体运动分析方法存在普遍的复杂性,虽然人们已提出了多种人体运动分析方法,如 Pentland 和 Horowitz 提出了用有限元的方法解决人体的运动估计问题<sup>[5]</sup>;Terzopoulos 和 Metaxas 利用超二次曲面建立了人体的形变模型<sup>[6]</sup>,并以此对人体的运动进行分析;Rowley 和 Rehg 提出了一种人体运动的全局分析方法<sup>[7]</sup>,这种方法利用人体的运动学模型去约束运动参数的估计,并根据人体不同部位的不同运动将光流场分割为不同的区域;Holt 等人利用一种运动分解的方法来估计人体的运动参数<sup>[8]</sup>,该方法首先估计分解后人体的最本部分的运动参数,然后利用运动传播的方法来逐渐估计出其余部分的运动参数;Segawa 等人提出了一种改进型 Kalman 滤波的人体运动参数估计方法<sup>[9]</sup>,但因为以上这些方法都需要掌握详细人体运动的内在及外在物理特性,当其中部分物理特性较模糊或未知时,就很难得到鲁棒的运动参数估计值,且因为这些方法都采用较为复杂的非刚体运动模型,而没有利用较为成熟的刚体分析理论,所以这些方法缺乏实用性.

本文的研究面向单目动态图象序列,并利用 MLD (Moving Light Display) 方法来表示特征点<sup>[10,11]</sup>,即在图象序列的采集过程中,人体身着黑色的服饰,并在人体的各关节点上附上白色的小圆斑,这些小圆斑的中心点便可作为运动分析的特征点.进行运动分析时,首先,在物体中心坐标系下,提出了基于相对形变概念的非刚体运动模型,由于这种模型在刚体运动模型中加入了相对形变系数,从而使这种非刚体运动模型和刚体运动模型在数学上得到了完美的统一,也使人们可以将相对成熟的刚体运动分析方法引入到非刚体运动分析之中.此外,在运动参数的估计中,还采用了正则化的方法,并融入了人体运动的先验知识,从而使运动参数的估计更为可信,更具鲁棒性.

## 1 基于相对形变概念的非刚体运动模型

这里定义  $V_{0i} = (X_{1i}^0, X_{2i}^0, X_{3i}^0)^T$  为第  $i$  个特征点

在物体中心坐标系中的位置,而物体中心坐标系的原点在相机坐标系中的坐标为

$$V_R(S, t) = (X_{1R}(S, t), X_{2R}(S, t), X_{3R}(S, t))^T$$

但它在许多应用场合常常不能被观测到,其中向量  $S$  为模型参数; $R(S, t)$  为旋转变换矩阵,它表示物体中心坐标系中的旋转; $V_i(S, t)$  表示当时间为  $t$ , 模型参数为  $S$  时,特征点  $i$  在相机坐标系中的位置.同时,假定在初始时刻  $t_0$ , 物体中心坐标系平行于相机坐标系.这样,特征点的运动方程可表示为

$$V_i(S, t) = V_R(S, t) + R(S, t)V_{0i} \quad (1)$$

而在时刻  $t_k$ , 特征点的运动方程可表示为

$$V_i(S, t_k) = \begin{bmatrix} X_{1i}(S, t_k) \\ X_{2i}(S, t_k) \\ X_{3i}(S, t_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1R}(S, t_k) \\ X_{2R}(S, t_k) \\ X_{3R}(S, t_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1(S, i, t_k) \\ R_2(S, i, t_k) \\ R_3(S, i, t_k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

在时刻  $t_k$ , 特征点在成像平面上的投影为

$$p_i(t_k) = \mathcal{R}[V_i(S, t_k)] + n(t_k) \quad (3)$$

其中,  $\mathcal{R}$  为成像函数,  $n$  为成像噪声.在中心投影的方式下,上式可以进一步表示为

$$p_i(t_k) = \begin{bmatrix} x_{1i}(t_k) \\ x_{2i}(t_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1i}(S, t_k) \\ X_{3i}(S, t_k) \\ X_{2i}(S, t_k) \\ X_{3i}(S, t_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(t_k) \\ n_2(t_k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, N$  为特征点的数目,  $k=1, 2, \dots, M$  为图象序列的帧数.

以下分别从旋转和平移两方面来讨论运动模型.

### 1.1 旋转运动模型

由于四元数能十分简便地表达图象序列帧间的旋转运动,因此本文用四元数

$$q(t) = (q_0(t), q_1(t), q_2(t), q_3(t))^T = q(S, t)$$

来表示旋转矩阵  $R(S, t)$ , 即

$$q(t) = \begin{bmatrix} q_0(t) \\ q_1(t) \\ q_2(t) \\ q_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\Omega_1}{|\Omega|} \sin\left(\frac{|\Omega|t}{2}\right) \\ \frac{\Omega_2}{|\Omega|} \sin\left(\frac{|\Omega|t}{2}\right) \\ \frac{\Omega_3}{|\Omega|} \sin\left(\frac{|\Omega|t}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{|\Omega|t}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,  $\Omega_i = (\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3)_i^T$  是绕 3 个坐标轴的旋转速率.不失一般性,假设在运动的初始时刻  $t_0$ , 物体中心坐标系与相机坐标系相互平行,则

$$q_0 = (q_0, q_1, q_2, q_3)^T = (0, 0, 0, 1)^T$$

### 1.2 平移运动模型

如果平移的速率是定常的,则物体中心坐标系

原点的平移运动可用下式表示

$$\mathbf{V}_R(\mathbf{S}, t) = \begin{bmatrix} X_{1R}(t_0) \\ X_{2R}(t_0) \\ X_{3R}(t_0) \end{bmatrix} + (t - t_0) \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $[\dot{X}_1 \ \dot{X}_2 \ \dot{X}_3]^T$  为原点的平移速度.

在单目图象序列分析中, 平移与结构有一个共同的不确定比例因子. 本文选择的比例因子为  $1/X_{3R}$ .

### 1.3 刚体运动及结构参数的估计

通过前面对运动及结构模型的分析, 并假设平移速率为定常时, 就得到了  $S$  的最小二乘解:

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \left\{ (x_{1i}(t_k) - \mathcal{S}_1[\mathbf{V}_i(\mathbf{S}, t_k)])^2 + (x_{2i}(t_k) - \mathcal{S}_2[\mathbf{V}_i(\mathbf{S}, t_k)])^2 \right\} \right\} \quad (7)$$

对于式(7)这一问题, 可以采用 Levenberg-Marquardt 方法进行求解.

### 1.4 基于相对形变概念的非刚体运动模型

用于人体图象序列分析的输入数据是置于人体各关节部位的圆斑中心的二维图象坐标(例如, 图1中人体共有头、左肩、左肘、右肘、左腕、右腕、左膝、右膝、左踝及右踝 11 个特征点). 在人体行走的每一时刻, 人体的各部分的运动形式是不同的, 如位于肩、肘及腕的 3 个特征点的运动体现了手臂的运动, 而位于腰、膝及踝的 3 个特征点的运动则体现了腿部的运动. 人体的手势及步态模式基本上代表了人体行走的整体特征. 为了准确地反映出人体手势及步态模式, 本文将这两种运动分开分析.

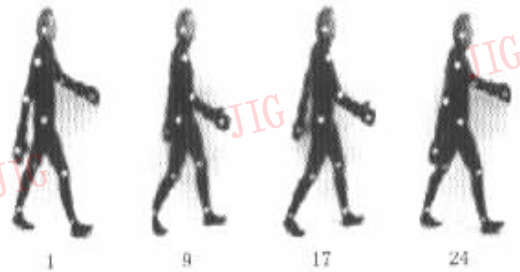


图1 一正常人行走图象序列的第1、9、17及24帧图象

在分析人体的手势和步态模式中, 可以假设肩、肘及腕 3 个特征点和腰、膝及踝 3 个特征点分别在三维空间的某一平面中运动. 据此, 本文提出了以下的基于相对形变概念的非刚体运动模型

$$\mathbf{V}_i(\mathbf{S}, t) = \mathbf{V}_R(\mathbf{S}, t) + \mathbf{R}(q(\lambda_i, t))\mathbf{V}_{0i} \quad (8)$$

式(8)中, 不同特征点的旋转矩阵  $\mathbf{R}(q(\lambda_i, t))$  有着不

同的形式, 这与刚体运动中每一特征点具有同样的旋转矩阵不同, 这也体现了这种非刚体运动与刚体运动的不同之处, 其中,

$$\mathbf{q}(t) = \begin{bmatrix} q_0(\lambda_i, t) \\ q_1(\lambda_i, t) \\ q_2(\lambda_i, t) \\ q_3(\lambda_i, t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\lambda_i \Omega_1}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \frac{\lambda_i \Omega_2}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \frac{\lambda_i \Omega_3}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (9)$$

上式中的  $\lambda_i$  称为形变系数, 它反映了不同特征点的不同旋转速率, 也体现出了不同特征点对于旋转的相对惯性特征. 不难发现, 由于式(8)中不同的  $i$ , 当  $\lambda_i$  的值都取为 1 时, 其所表述的基于相对形变概念的非刚体运动模型就还原为刚体运动模型, 因此, 从数学角度而言, 这种基于相对形变概念的非刚体运动模型与刚体运动模型就得到了统一. 这一优点使得人们可以借助 1.3 节中进行刚体运动及结构参数估计的方法来研究人体的非刚体运动.

当物体中心坐标系的原点以定常速度作平移运动时, 非刚体运动方程可进一步表示为如下的形式

$$\mathbf{V}_i(\mathbf{S}, t_k) = \begin{bmatrix} X_{1i}(\mathbf{S}, t_k) \\ X_{2i}(\mathbf{S}, t_k) \\ X_{3i}(\mathbf{S}, t_k) \end{bmatrix} = \mathbf{R}(q(\lambda_i, t)) \begin{bmatrix} X_{1i}^0 \\ X_{2i}^0 \\ X_{3i}^0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_{1R}(t_0) \\ X_{2R}(t_0) \\ X_{3R}(t_0) \end{bmatrix} + (t - t_0) \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中,  $[\dot{X}_1 \ \dot{X}_2 \ \dot{X}_3]^T$  为原点的平移速度.

如果将腰、膝、踝部的 3 个特征点分别标为第 1, 第 2 和第 3 个特征点, 并且假设人体的运动在较少的图象帧中(时间间隔较短)呈平滑运动, 即, 运动参量(如平移速度及旋转速度)为常数, 这样, 运动模型的状态向量为

$$\mathbf{S} = \left[ \frac{X_{1R}(t_0)}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{2R}(t_0)}{X_{3R}(t_0)}, \frac{\dot{X}_1}{X_{3R}(t_0)}, \frac{\dot{X}_2}{X_{3R}(t_0)}, \frac{\dot{X}_3}{X_{3R}(t_0)}, \Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \frac{X_{11}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{21}}{X_{3R}(t_0)}, \lambda_1, \frac{X_{12}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{22}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{32}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{13}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{23}}{X_{3R}(t_0)}, \frac{X_{33}}{X_{3R}(t_0)}, \lambda_3 \right]^T \quad (11)$$

在上述模型状态向量中, 第 2 个特征点(对应于人体膝部的特征点)的形变系数  $\lambda_2$  没有被包含, 这

是因为本文已经将它指定为常数 1;  $\lambda_1$  和  $\lambda_3$  则分别是关于  $\lambda_2$  的相对形变系数. 同样,  $X_{31}/X_{3R}(t_0)$  也没有被包含, 因为它被指定为 0. 在非刚体表达式的前提下, 可以用 Levenberg-Marquardt 方法通过求取下列的最小二乘解的方式来对式(18)的状态参数进行估计.

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \left\{ x_{1i}(k) - \mathcal{R}_1 \begin{bmatrix} X_{1i}(S, k) \\ X_{2i}(S, k) \\ X_{3i}(S, k) \end{bmatrix} \right\}^2 + \left\{ x_{2i}(k) - \mathcal{R}_2 \begin{bmatrix} X_{1i}(S, k) \\ X_{2i}(S, k) \\ X_{3i}(S, k) \end{bmatrix} \right\}^2 \right\} \quad (12)$$

对于手臂的运动分析, 则可以采用类似的方法, 合理地假定肩、肘和腕在空间平面中运动. 本文指定肘部特征点的形变系数为 1, 而肩和腕特征点的相对形变系数则作类似于腰和踝特征点一样的处理.

## 2 运动参数的正则化最小二乘估计

若一个数学问题在哈达马 (Hadamard) 意义上是适定的, 则它必须满足以下的 3 个条件<sup>[12]</sup>:

- (1) 它的解存在;
- (2) 解是唯一的;
- (3) 解连续地依赖输入资料.

而不适定问题则不满足上述条件的一条或几条. 三维运动估计是一个典型的不适定问题, 因为在许多场合, 常常由于噪声问题, 使问题的解不具备鲁棒性, 并且解常常不是唯一的. 此外, 因为三维运动估计是一个逆问题, 而逆问题大多是不适定的<sup>[12]</sup>. 针对本文的人体运动估计问题而言, 因为运动的非刚性, 运动的平滑性往往在相邻的、较少的图象帧中才成立, 所以人们常以较少的图象帧 (例如, 3 帧) 为一组进行参数估计, 在这种情况下, 问题的不适定性是十分突出的.

不适定问题一般都缺乏充分的约束, 因此, 要把不适定问题正则化而成为适定的问题, 就必须对问题引入一般的约束条件, 并使问题的解处于解空间的一个子空间中. 在该子空间中, 解是完全确定的. 使用变分原理的正则化, 其基本概念是: 通过选取一个能使某一恰当的泛函极小化的函数, 来限定可以接受的解空间.

根据数据  $y$  解出  $z$ , 使  $Az = y$ , 这种不适定问题的正则化要求选择范数  $\| \cdot \|$  和稳定的泛函  $\| Pz \|$ , 并

找出使

$$\| Az - y \|^2 + \mu \| Pz \|^2 \quad (13)$$

达到极小的  $z$ . 其中第 1 项表达了解与输入资料的接近程度 (即由式(12)所表示); 第 2 项表达了正则化的程度,  $\mu$  在两项之间起到折衷的作用.

正则化分析的头等大事是解在物理上的可行性, 因为对某个问题及该问题的约束进行物理分析, 在正则化中起着十分重要的作用. 针对本文的人体运动图象序列而言, 正则化的方法也应考虑其运动的物理合理性, 而通过正则化的方法融入恰当的先验知识, 可以使得到的解更为可信, 更为稳定.

在本文的人体运动过程中, 因为整个人体几乎平行于摄像机, 所以运动参数  $\Omega_1, \Omega_2$  及  $\dot{X}_3$  非常小, 它们在图象帧间的变化也很小. 另外, 在较少的图象帧中, 因为运动具有较大的平滑性, 所以非刚性的形变很小, 这样相对形变系数就非常接近于 1, 且它们在图象帧间的变化也非常小. 基于这些分析, 即得到了以下的正则化项

$$\| Pz \|^2 = \Omega_1^2 + \Omega_2^2 + \dot{X}_3^2 + (\lambda_1 - 1)^2 + (\lambda_3 - 1)^2 \quad (14)$$

由于行走者的肩 (腰部) 与摄像机的距离在整个图象序列中是几乎保持不变的, 且它等于某一成像距离  $L$ . 因此就可以利用这一信息及用以上的正则化方法所估计出来的带比例因子的参数值来获得比例因子的实际大小, 进而获得各参数的实际值.

## 3 实验分析

### 3.1 实验 1: 一正常人行走的运动参数估计

用于本实验的人体图象序列如图 1 所示, 该图象序列共含 24 帧图象, 其成像范围为  $333\text{cm} \times 188\text{cm}$ , 成像距离为  $710\text{cm}$ , 焦距为  $1.25\text{cm}$ , 成像时间间隔为  $1/12\text{s}$ , 图象为  $256 \times 256$  点阵. 在这里, 假设特征点的位置已由特征点定位算法给出, 并且特征点的对应也得到完成, 那么利用上一章所给出的人体运动分析模型, 即可分析人体在行走过程中, 手臂摆动及腿部的运动参数及结构参数, 以及本文所定义的相对形变系数在运动过程中的变化情况. 现以 3 帧图象为一组进行分析, 即可得到以下的结果.

3.1.1 行走过程中右腿踝部的相对形变系数变化曲线

实验获得的右腿踝部相对形变系数曲线如图 2 所示, 图中第 19 点以后的的曲线段与第 1 点开始的

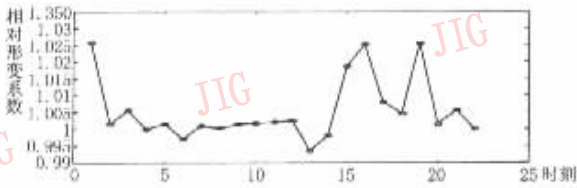


图 2 图 1 序列的右腿踝部的相对形变系数曲线

曲线段非常相似,显示了腿部运动的周期性.由此可见,相对形变系数不仅是描述非刚体运动的参量,而且能很好地揭示人体的某些运动规律,它在运动模式识别中将起到关键的作用.

### 3.1.2 行走过程中右臂手掌的相对弹性系数变化曲线

实验获得的行走过程中右臂手掌的相对形变系数变化曲线如图 3 所示,从该图中,同样也发现了类似于右腿部的运动规律性,这实际上也是十分符合实际情况的.

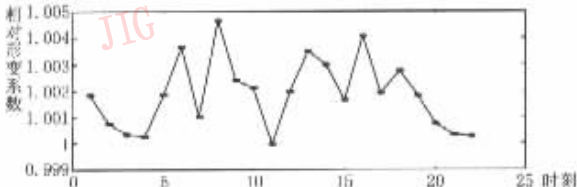


图 3 图 1 序列的右臂手掌的相对形变系数曲线

### 3.1.3 其他的估计参数

由于本文采用 3 帧图象为一组的分析方法,其许多参数在不同组的估计结果是不同的,因此对于这些参数,本文给出它们的平均值,如平均行走速度为 1.33m/s;上臂的平均长度为 28.23cm;前臂的平均长度为 31.05cm;大腿的平均长度为 36.03cm;小腿的平均长度为 33.16cm.

## 3.2 实验 2:一跛行者行走的运动参数估计

一跛行者的人体图象序列如图 4 所示,该图象序列共含 24 帧图象,其成像参数同实验 1. 从此图

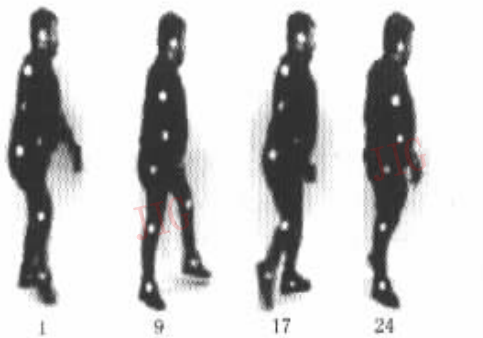


图 4 一跛行者人体图象序列的第 1、9、17 及 24 帧图象

象序列可以发现,跛行者的右手臂在整个运动过程中都是依附在身体上,运动非常不明显,所以这里只对跛行者的右腿的运动作出分析.分析同样以 3 帧图象为一组进行分析,得到以下的结果.

### 3.2.1 行走过程中右腿踝部的相对形变系数变化曲线

实验获得的右腿踝部相对形变系数曲线如图 5 所示,图中第 17 点以后的曲线与第 1 点开始时的曲线十分相似,可见运动的周期性十分明显.另外,从图中还可以看出有许多时刻的相对形变系数都很接近于 1,这正好符合跛行者的行走特点,因为跛行者在行走过程中,在许多时刻,右腿呈一种“拖动”的运行模式,即上腿与下腿的运动模式完全相同,这时的运动可作为刚体运动,所以相对形变系数非常接近于 1. 图中的两个较高的凸峰反映了跛行者在行走过程中所出现的局部非平滑性,这一点与实际情况是完全符合的.另外,从该图中还可以发现,该跛行者的步态周期小于前面正常人图象序列的步态周期.

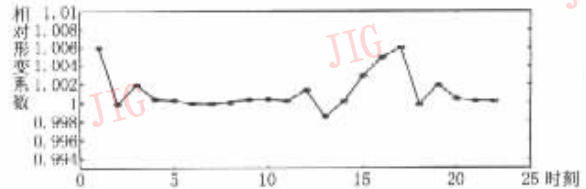


图 5 图 4 人体图象序列的右腿踝部的相对形变系数曲线

### 3.2.2 其他的估计参数

这里,同样给出这些参数的平均值,如:平均行走速度为 1.12m/s;大腿的平均长度为 36.45cm;小腿的平均长度为 34.22cm.

从以上的实验可以看到,非刚体运动模型中的相对形变系数在一定程度上体现了人体的行走规律,而且所反映出的运动规律也符合人体行走的实际情况.

## 4 结 论

本文在刚体运动模型的基础上,提出了基于相对形变概念的非刚体运动模型,并将这种模型应用于人体手势、步态运动及结构参数的估计.在参数的估计过程中,还利用正则化的方法,并融入运动的先验知识,使估计得到的参数更为可信、更为稳定.实验结果证明,是本文方法有效的,其中,模型的相对形变系数也在一定程度上反映了人体运动的规律.

## 参 考 文 献

- 1 Aggarwal J K, Cai Q. Human motion analysis: A review[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 73 (3): 428~440.
- 2 Huang T S, Netravali A N. Motion and structure from feature correspondence: A Review[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1994, 82(2):252~267.
- 3 Sabata B, Aggarwal J K. Estimation of motion from a pair of range image: A Review [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1991,54(3):309~324.
- 4 Aggarwal J K, Cai Q, Liao W *et al.* Norigid motion analysis: articulated and elastic motion [J]. *Computer Vision and image Understanding*, 1998,70(2):142~156.
- 5 Pentland A P, Horowitz B. Recovery of nonrigid motion and structure[J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1991,13(7):730~742.
- 6 Terzopoulos D, Metaxas D. Dynamic 3D models with local and global deformations: deformable superquadrics [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1991,13(7):703~714.
- 7 Rowley H A, Rehg J M. Analyzing articulated motion using expectation-maximization [M]. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Comput. Soc., 1997:935~941.
- 8 Holt R J, Huang T S, Netravali A N *et al.* Determining articulated motion from perspective views: a decomposition approach [J]. *Pattern Recognition*, 1997,30(9):1435~1449.
- 9 Segawa H, Shioya H, Hiraki N *et al.* Constraint - conscious smoothing framework for the recovery of 3D articulated motion from image sequence [M]. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Comput. Soc., 2000:476~482.
- 10 Rashid R F. Toward a system for the interpretation of human motion display[J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1980,2(6):541~581.
- 11 Johnsson G. Visual perception of biological motion and a model for its analysis[J]. *Perception and Psychophysics*, 1973,14(2): 201~211.
- 12 Yasumoto Y, Medioni G. Robust estimation of three-dimensional motion parameters from a sequence of image frames using regularization[J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1986,8(4):464~471.

汪亚明 1972年生,2000年获浙江大学博士学位,现为浙江工程学院信息电子学院副教授.主要研究方向为计算机视觉、机电控制及自动化.

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.