

单目人体图像序列的运动及结构参数估计*

汪亚明¹, 汪元美², 楼正国²

¹(浙江工程学院 信息电子学院, 浙江 杭州 310033);

²(浙江大学 生命科学及医学工程学系, 浙江 杭州 310027)

E-mail: ywang2@mail.hz.zj.cn

http://www.zist.edu.cn

摘要: 利用人体行走的单目动态图像序列, 估计手臂及腿部的运动及结构参数. 在物体中心坐标的运动表示方式下, 提出了基于弹性连接概念的非刚体运动模型, 通过加入弹性系数的方法, 使非刚体运动模型和刚体运动模型得到了良好的统一. 在此模型的基础上, 用 Levenberg-Marquardt 方法实现了运动及结构参数的估计. 实验证明了该方法的有效性, 运动模型中的弹性系数也反映了一定程度的运动模式.

关键词: 临床手势及步态分析; 非刚体运动; 相对弹性模型; 单目图像序列

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

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^[1]. 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.

本文从人体行走的单目动态图像序列出发, 分析人体手臂及腿部的运动及结构参数. 人体的四肢运动属于典型的连接型非刚体运动. 在过去十多年的时间里, 计算机视觉中的运动分析研究在很大程度上局限于对刚体运动的研究^[2,3], 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. 与刚体运动分析相比, 非刚体运动分析尚处于十分稚嫩阶段^[4].

目前, 对于人体行走这种非刚体运动视觉分析大都利用 MLD(moving light display)方法表示特征点^[5,6], 即在图像序列的采集过程中, 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. 但现有的方法所存在的缺陷是对人体非刚体的运动采用了非常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像序列, 在物体中心坐标系下提出了基于相对弹性的非刚体运动模型. 这种模型在刚体运动模型中加入了弹性系数, 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, 从而使我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.

1 基于相对弹性连接的非刚体运动模型及参数估计

我们定义 $V_{\omega} = (X_1^0, X_2^0, X_3^0)^T$ 为第 i 个特征点在物体中心坐标系中的位置. 物体中心坐标系

* 收稿日期: 2000-01-07; 修改日期: 2000-07-10

作者简介: 汪亚明(1972—), 男, 浙江衢州人, 博士, 副教授. 主要研究领域为计算机视觉, 医学成像理论; 汪元美(1945—), 男, 江西乐平人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为医学成像, 神经网络, 信息论; 楼正国(1947—), 男, 浙江杭州人, 教授, 主要研究领域为医学信息处理, 医疗仪器.

的原点在相机坐标系中的坐标为 $V_R(S, t) = (X_{1R}(S, t), X_{2R}(S, t), X_{3R}(S, t))^T$, 它在许多应用场合常常不能被观测到. 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. $V_i(S, t)$ 表示特征点 i 在时间 t , 模型参数为 S 时, 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

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

或者, 在时刻 t_k , 特征点的运动可表示为

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

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

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

其中, $i=1, 2, \dots, N$ 为特征点的数目, $k=1, 2, \dots, M$ 为图像序列的帧数.

以下分别从旋转和平移两方面讨论运动模型.

1.1 旋转运动模型

由于四元数能十分简便地表达图像序列帧间的旋转运动, 所以, 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

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

$$R = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_3q_2 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_3q_2 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中 $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3)^T$ 是绕 3 个坐标轴的旋转速率. 我们可以不失一般性地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, 所以 $q_0 = (q_0, q_1, q_2, q_3)^T = (0, 0, 0, 1)^T$.

1.2 平移运动模型

物体中心坐标系的原点的平移运动可以用任意阶的微分多项式来拟合:

$$V_R(S, t) = V_R(S, t_0) + \sum_{k=1}^m \frac{\partial^{(k)} V_R(S, t)}{\partial t^{(k)}} \Big|_{t=t_0} \frac{(t-t_0)^k}{k!}. \quad (7)$$

如果平移的速率是定常的, 则有

$$V_R(S, t) = \begin{bmatrix} X_{1R}(t_0) \\ X_{2R}(t_0) \\ X_{3R}(t_0) \end{bmatrix} + (t - t_0) \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1R}(S, t_k) \\ X_{2R}(S, t_k) \\ X_{3R}(S, t_k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

在单目图像序列分析中, 平移与结构有一个共同的不确定的比例因子. 我们选比例因子为 $1/X_{3R}$. 这样, 我们就得到了参数向量 S :

$$S = [S_1, S_2, S_3, S_4]^T \quad (9)$$

其中,

$$S_1 = \begin{bmatrix} X_{1R} \\ X_{3R} \\ X_{2R} \\ X_{3R} \end{bmatrix}; \quad S_2 = \begin{bmatrix} \dot{X}_{1R}/X_{3R} \\ \dot{X}_{2R}/X_{3R} \\ \dot{X}_{3R}/X_{3R} \\ \vdots \\ X_{1R}^{(n)}/X_{3R} \\ X_{2R}^{(n)}/X_{3R} \\ X_{3R}^{(n)}/X_{3R} \end{bmatrix}; \quad S_3 = \begin{bmatrix} \Omega_1 \\ \Omega_2 \\ \Omega_3 \\ \dot{\Omega}_1 \\ \dot{\Omega}_2 \\ \dot{\Omega}_3 \\ \vdots \\ \Omega_1^{(m-1)} \\ \Omega_2^{(m-1)} \\ \Omega_3^{(m-1)} \end{bmatrix}; \quad S_4 = \begin{bmatrix} X_{11}^0/X_{3R} \\ X_{21}^0/X_{3R} \\ X_{31}^0/X_{3R} \\ \vdots \\ X_{1N}^0/X_{3R} \\ X_{2N}^0/X_{3R} \\ X_{3N}^0/X_{3R} \end{bmatrix} \quad (10)$$

当我们将平移及旋转运动作简化假设时, 可降低向量 S 的维数. 例如, 当平移及旋转运动都匀速时, 向量 S 为

$$S = [S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, \dots, S_{3N+5}, S_{3N+6}, S_{3N+7}]^T \\ = \left[\frac{X_{1R}}{X_{3R}}, \frac{X_{2R}}{X_{3R}}, \frac{\dot{X}_{1R}}{X_{3R}}, \frac{\dot{X}_{2R}}{X_{3R}}, \frac{\dot{X}_{3R}}{X_{3R}}, \Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \frac{X_{11}^0}{X_{3R}}, \right. \\ \left. \frac{X_{21}^0}{X_{3R}}, \frac{X_{12}^0}{X_{3R}}, \frac{X_{22}^0}{X_{3R}}, \frac{X_{32}^0}{X_{3R}}, \dots, \frac{X_{1N}^0}{X_{3R}}, \frac{X_{2N}^0}{X_{3R}}, \frac{X_{3N}^0}{X_{3R}} \right]^T \quad (11)$$

在式(11)的向量表示中, 第 1 个特征点的 X_{31}^0/X_{3R} 元素没有被表示, 这是因为在常速率旋转的情况下, 要求物体中心坐标系的原点位于旋转轴上, 但是它的具体位置可以取旋转轴上的任意一点. 这样, 我们可以选择 $X_{31}^0/X_{3R} = 0$.

1.3 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, 我们可以得到:

$$x_{1i}(t_k) = \frac{S_1 + S_3 t_k + R_1(S, i, t_k)}{1 + S_5 t_k + R_3(S, i, t_k)} + n_1(t_k) \quad (12)$$

$$x_{2i}(t_k) = \frac{S_2 + S_4 t_k + R_2(S, i, t_k)}{1 + S_5 t_k + R_3(S, i, t_k)} + n_2(t_k) \quad (13)$$

在此, 我们可以合理地假设上两式中的噪声项 $n_1(t_k)$ 和 $n_2(t_k)$ 满足相互独立的高斯分布 $N(0, \sigma^2)$, 即

$$n_1(t_k) = x_{1i}(t_k) - \mathcal{R}_1[V_i(S, t_k)] \sim N(0, \sigma^2) \quad (14)$$

$$n_2(t_k) = x_{2i}(t_k) - \mathcal{R}_2[V_i(S, t_k)] \sim N(0, \sigma^2) \quad (15)$$

这样, 在给定 S, V_{i0}, t_k 的情况下, 图像帧中特征点位置的条件概率密度为

$$f(x_{1i}(t_k), x_{2i}(t_k) | \mathbf{S}, V_{i0}, t_k) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ - \frac{(x_{1i}(t_k) - \mathcal{R}_1[V_i(\mathbf{S}, t_k)])^2 + (x_{2i}(t_k) - \mathcal{R}_2[V_i(\mathbf{S}, t_k)])^2}{2\sigma^2} \right\}. \quad (16)$$

另外,我们假设噪声的分布在时间上不相关,并假设各特征点的噪声相互独立,则投影数据 $d = \{x_{1k}, x_{2k}; i=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, M\}$ (M 为图像序列的帧数, N 为每帧图像的特征点数) 的条件概率为

$$f(d | \mathbf{S}) = \prod_{k=1}^M \prod_{i=1}^N f(x_{1i}(t_k), x_{2i}(t_k) | \mathbf{S}, t_k). \quad (17)$$

对式(17)两边取对数并使其最大化,即

$$\max \{ \ln[f(d | \mathbf{S})] \} = \max \left\{ \ln \left[\prod_{k=1}^M \prod_{i=1}^N f(x_{1i}(t_k), x_{2i}(t_k) | \mathbf{S}, t_k) \right] \right\}, \quad (18)$$

就可以得到 \mathbf{S} 的最大似然估计,这等价于对 \mathbf{S} 进行如下的最小二乘求解:

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \left\{ (x_{1i}(t_k) - \mathcal{R}_1[V_i(\mathbf{S}, t_k)])^2 + (x_{2i}(t_k) - \mathcal{R}_2[V_i(\mathbf{S}, t_k)])^2 \right\} \right\}. \quad (19)$$

对于式(19)这类问题,我们可以采用许多种不同的非线性搜索算法加以解决.常用的方法主要有最速下降法、共轭梯度下降法、Davidon-Fletcher-powell 方法和 Levenberg-Marquardt 方法.其中 Levenberg-Marquardt 方法更为常用,因为与其他方法如共轭梯度法相比,其收敛速度更快且更稳健.

1.4 基于相对弹性连接的运动模型

人体图像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像坐标.如图 1 所示,其中共有 11 个特征点:头、左肩、左肘、右肘、左腕、右腕、左膝、右膝、左踝及右踝.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.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.为了准确地反映出人体手势及步态模式,我们将这两种运动分开加以分析.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.

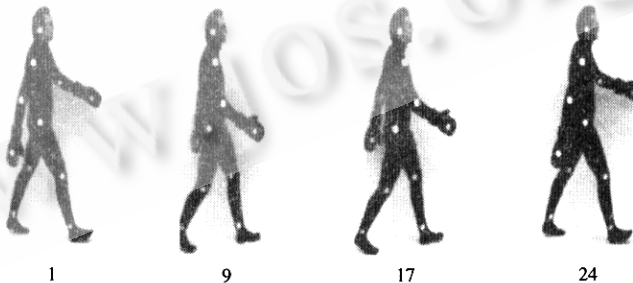


Fig. 1 The 1st, 9th, and 24th frame of a Human image sequence

图 1 一个人体图像序列的第 1、9、17 及 24 帧图像

在分析人体的手势和步态模式时,可以假设肩、肘及腕这 3 个特征点和腰、膝及踝这 3 个特征点分别在三维空间的某一平面中运动.这样,我们提出了以下的基于相对弹性连接的运动模型:

$$V_i(\mathbf{S}, t) = V_R(\mathbf{S}, t) + R(q(\lambda, t))V_{0i}. \quad (20)$$

在式(20)中,不同特征点的旋转矩阵 $R(q(\lambda, t))$ 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,体现了这种非刚体运动与刚体运动的不同之处,其中,

$$q(\lambda_i, t) = \begin{bmatrix} q_1(\lambda_i, t) \\ q_2(\lambda_i, t) \\ q_3(\lambda_i, t) \\ q_4(\lambda_i, t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\lambda_i \Omega_1}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \frac{\lambda_i \Omega_2}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \frac{\lambda_i \Omega_3}{|\lambda_i \Omega|} \sin\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{|\lambda_i \Omega| t}{2}\right) \end{bmatrix}. \quad (21)$$

我们称上式中的 λ_i 为弹性系数,它反映了不同特征点的不同旋转速率,体现出了不同特征点对于旋转的相对惯性特征.不难发现,对于不同的 i ,当 λ_i 的值都取为 1 时,由式(20)所表述的相对弹性连接的非刚体运动模型就还原为刚体运动模型.所以,从数学角度而言,基于相对弹性连接的非刚体运动模型与刚体运动模型得到了统一.这一优点使得我们可以借助第 1.3 节中的对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:

$$V_i(S, t_k) = \begin{bmatrix} X_{1i}(S, t_k) \\ X_{2i}(S, t_k) \\ X_{3i}(S, t_k) \end{bmatrix} = R(q(\lambda_i, t)) \begin{bmatrix} X_{1i}^0 \\ X_{2i}^0 \\ X_{3i}^0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_{1R}(t_0) \\ X_{2R}(t_0) \\ X_{3R}(t_0) \end{bmatrix} + (t - t_0) \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \end{bmatrix}. \quad (22)$$

如果我们将腰、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像帧中(时间间隔较短)呈平滑运动,即运动参量(如平移速度、旋转速度)为常数,这样,模型的状态向量为

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

在上述的模型状态向量中,第 2 个特征点(对应于人体膝部的特征点)的相对图像旋转系数 λ_2 没有包括在内,这是因为我们已经将它指定为常数 1. λ_1 和 λ_3 则分别是关于 λ_2 的相对弹性旋转系数.同样, $X_{13}/X_{3R}(t_0)$ 也没有包括在内,它被指定为 0.在非刚体表达式的前提下,我们可以用 Levenberg-Marquardt 方法,通过求以下的最小二乘解的方式对式(23)的状态参数进行估计.

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \left\{ \left[x_{1i}(k) - \mathcal{R}_1 \begin{bmatrix} X_{1i}(S, k) \\ X_{2i}(S, k) \\ X_{3i}(S, k) \end{bmatrix} \right]^2 + \left[x_{2i}(k) - \mathcal{R}_2 \begin{bmatrix} X_{1i}(S, k) \\ X_{2i}(S, k) \\ X_{3i}(S, k) \end{bmatrix} \right]^2 \right\} \right\}. \quad (24)$$

实际上,我们可以将相对弹性旋转系数看成运动参数,因为它也是运动特征的体现.在人体的运动过程中,人体的运动参数及相对弹性旋转系数是不断变化的,它们共同反映了人体运动周期中不同状态下的变化过程.相对弹性旋转系数的引入能更有效、更全面地反映人体运动特征的信息.这一点可以从实验结果中得到反映.

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的运动.在实际中,肘部的特征点也会出现类似于膝部特征点的偏移现象.我们指定肘部特征点的相对弹性旋转系数为 1,而肩和腕的特征点的相对弹性旋转系数作类似于腰和踝的特征点的处理.

在人体图像序列中,由于人体的行走平行于摄像机,所以,肩部和腰部特征点的深度信息几乎保持不变,因此在实际分析中可将式(23)中的比例系数置为实际成像距离 L .

2 实验分析

本实验的人体图像序列如图1所示,其中共含有24帧图像.成像范围:333cm \times 188cm,成像距离 $L=710$ cm,焦距 $f=1.25$ cm,成像时间间隔为 $1/12$ 秒,图像为 256×256 点阵.在这里,我们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.我们利用上一章所给出的人体运动分析模型,分析人体在行走过程中,手臂摆动及腿部的运动参数与结构参数,以及本文所定义的相对弹性系数在运动过程中的变化情况.以3帧图像为一组,得到以下的结果.

2.1 右腿在行走过程中,踝部的相对弹性系数变化曲线

踝部的相对弹性系数曲线如图2所示.图中第19点以后的的曲线段与第1点开始的曲线段非常相似,显示了腿部运动的周期性.所以,相对弹性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.

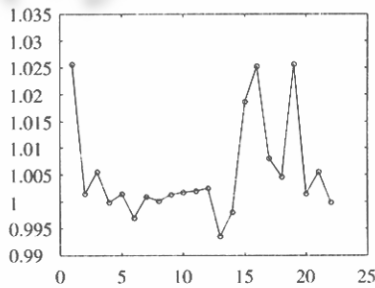


Fig. 2 The relative elasticity curve of the right ankle in the sequence of Fig. 1

图2 图1中的序列的右足的相对弹性系数曲线

2.2 右臂在行走过程中,手掌的相对弹性系数变化曲线

右臂在行走过程中,手掌的相对弹性系数变化曲线如图3所示.在此图中,我们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.

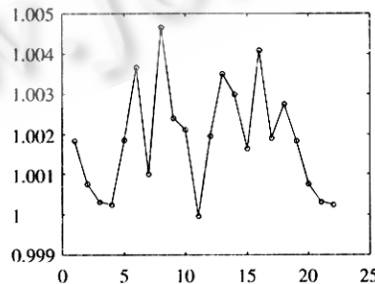


Fig. 3 The relative elasticity curve of the right arm in the sequence of Fig. 1

图3 图1中的序列的右臂的相对弹性系数曲线

2.3 其他估计参数

由于我们采用两帧图像为一组的分析方法,所以许多参数在不同组的估计结果是不同的,对于这些参数,我们往往给出它们的平均值.

- 平均行走速度:1.32m/s
- 上臂的平均长度:28.23cm
- 前臂的平均长度:31.01cm
- 大腿的平均长度:36.03cm
- 小腿的平均长度:33.12cm

3 结 论

本文在刚体运动模型的基础上,提出了基于相对弹性连接的非刚体运动模型,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,我们还利用正则化的方法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.实验证明了本文所提出的方法的有效性,其中,模型的相对弹性系数也在一定程度上反映了一定的规律.

References:

- [1] Aggarwal, J. K., Cai, Q. Human motion analysis: a review. *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. *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. *CVGIP: Image Understanding*, 1991,54(3):309~324.
- [4] Aggarwal, J. K., Cai, Q., Liao, W., *et al.* Nonrigid motion analysis: articulated and elastic motion. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998,70(2):142~156.
- [5] Rashid, R. F. Toward a system for the interpretation of human motion display. *IEEE Transactions on PAMI*, 1983,2(6):541~581.
- [6] Johansson, G. Visual perception of biological motion and a model for its analysis. *Perception and Psychophysics*, 1973,14(2):201~211.

Estimation of Human Motion and Structure Based on Monocular Image Sequence*

WANG Ya-ming¹, WANG Yuan-mei², LOU Zheng-guo²

¹(School of Informatics and Electronics, Zhejiang Institute of Science and Technology, Hangzhou 310033, China);

²(Department of Life Science and Biomedical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

E-mail: ywang2@mail.hz.zj.cn

http://www.zist.edu.cn

Abstract: An approach to the estimation of the motion and structure parameters of brachium and leg based on monocular image sequence is proposed. By using the motion description under the object-centered coordinate system, a non-rigid motion model based on the notion of elasticity is developed. The non-rigid motion model and the rigid one are well unified by incorporating the elasticity parameters into the rigid motion model. Based on this model, the motion and structure parameters are estimated using the method of Levenberg-Marquardt. Results show that the method is effective and the motion pattern can be reflected to some extent by the elasticity parameters.

Key words: clinical gesture and gait analysis; non-rigid motion; relative elasticity model; monocular image sequence

* Received January 7, 2000; accepted July 10, 2000