

采用弱预测机制的人体运动跟踪算法

刘丰 庄越挺 罗忠祥 潘云鹤

(浙江大学计算机科学与工程系, 浙大-微软视觉感知联合实验室, 杭州 310027)

摘要 快速运动和自遮挡是人体运动跟踪的难点所在, 为此提出了一种采用弱预测机制的人体运动跟踪算法。该算法首先通过全局搜索, 确定候选人体特征集, 然后建立特征的色彩、运动等属性的时变模型, 构造贝叶斯分类器, 实现特征对应; 最后根据人体特征层次模型, 检验特征匹配, 并实现被遮挡特征的定位。为提高跟踪效率, 采用了基于图象多分辨率表示的特征搜索算法, 由低分辨率图象通过全局搜索来获取初始候选特征集, 然后在高分辨率下, 不断改善候选特征精度。实验结果表明, 该算法能实现对快速人体运动的跟踪并有效解决自遮挡问题。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 运动捕获 人体运动跟踪 多分辨率跟踪 特征对应

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2003)04-0427-07

Human Motion Tracking with Weak Prediction

LIU Feng, ZHUANG Yue-ting, LUO Zhong-xiang, PAN Yun-he

(Department of Computer Science and Engineering, Zhejiang University,

Microsoft Visual Perception Laboratory of Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract It has been a challenge to capture rapid human motion with self-occlusion. Current algorithms are not capable of tracking rapid motions with self-occlusion; features with rapid motion are beyond small interest region search, and positions of the occluded features are difficult to be estimated. In this paper, we present a robust human motion tracking algorithm with weak prediction. Instead of predicting the position of each human feature, the region of the whole body is estimated and candidate features are extracted through the overall search in the estimated region. A multi-resolution search strategy is proposed to improve the efficiency of overall search; the initial candidate feature set is extracted from the low resolution image and successively refined at higher resolution levels. To establish the correspondence between the candidate and the actual features, an adaptive Bayes Classifier is constructed based on the time-varied models of feature attributions, viz. color and motion. And a hierarchical human feature model is adopted to verify and accomplish the feature correspondence. The experiment demonstrates the effectiveness of our algorithm.

Keywords Computer image processing, Motion capture, Human motion tracking, Multi-resolution tracking, Feature correspondence

0 前言

人体运动跟踪在基于视觉的控制、人机交互、运动性能分析、动画和游戏、监控等应用领域具有重大价值。现有的运动跟踪方法一般都通过引入一定的约束条件来指导特征跟踪, 主要包括基于图象的跟踪方法^[1,2]和基于特征的跟踪方法^[3,4]。其中基于图

象的跟踪方法主要有最大正交相关^[1,2]和基于光流场的方法^[5], 由于像素中包含的信息很少, 因此对于图象亮度变化比较大或者存在不完全运动轨迹的特征, 其跟踪效果较差。基于特征的方法首先提取图象中的特征信息, 如点、线、面等信息, 然后利用基于区域或基于属性的匹配方法将图象序列中的点对应起来, 从而建立特征点的运动轨迹。

在上述两类跟踪算法中, 一般都需要对跟踪对象

基金项目: 教育部优秀年轻教师基金及高等学校骨干教师资助计划项目; 浙江省自然科学基金重点重大项目(ZD0212)

收稿日期: 2002-06-07; 改回日期: 2002-11-09

的时变过程建模,建立预测机制,根据已跟踪结果计算后续帧中各跟踪对象的位置,或估计其出现区域,以减少搜索范围,进而提高跟踪效率.在这种强预测机制下,预测结果直接影响跟踪效果.常用的时变模型包括跟踪对象的速度、加速度等运动学模型^[6]和行走^[7]、跳跃等高层抽象模型.统计模型^[8]也常被应用在运动预测中,但在跟踪速度快且复杂,或存在自遮挡的运动对象时,其预测结果往往会产生误导,在小窗口的情况下,后果尤其严重.为此,提出了一种采用弱预测机制的人体运动跟踪算法,以对整个人体出现区域的预测代替对各特征位置的预测.

1 特征跟踪算法

1.1 人体运动跟踪模型

这里捕获人体运动的目的是将其重新定向到动画角色上,以生成各种拟人动画,因此捕获的人体运动必须精确、逼真.在我们开发的视频动画系统中,将人体看成是由 16 个关节连接而成的刚体集合(如图 1 所示),从而使人体运动简化为人体骨架的运动.根据此人体运动模型设计一套紧身衣,在每个关节处附上不同颜色的色块作为标记.通常情况下每个色块是孤立的,因此可将图象中的一个色块看作一个特征,人体运动跟踪就是跟踪图象中的各个特征,建立视频序列中各个特征的对应关系,从而获得人体模型中各个关节特征点的运动轨迹.

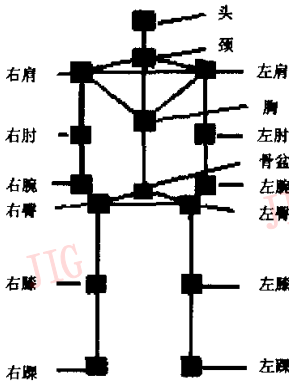


图 1 人体运动模型

1.2 基本思想

特征的快速运动和自遮挡是人体运动中两类常见的问题.由于人体的快速运动,特征经常在由强预测机制确定的小搜索窗口之外;当自遮挡现象消除

后,因无法确定被遮挡特征再次出现的区域而不能跟踪到该特征.为解决这两个问题,采取只对整个人体出现的区域进行预测,并采用全局搜索策略确定候选特征集.同时采用多分辨率搜索策略来解决大窗口搜索效率低的问题.考虑到因拍摄环境变化和模特运动而引起的视频中特征色彩的变化,建立色彩时变模型,同时根据运动的连续性,对特征运动建模.利用上述模型,可实现初步的特征对应,然后,结合人体特征运动的层次模型来检验特征匹配,并估计被遮挡特征的位置.

根据上述思想,算法的具体实现如下:

- (1) 初始化跟踪条件,建立各特征的时变模型;
- (2) 采用基于图象分层表示的特征搜索算法,确定第 $k+1$ 帧中的候选特征集;
- (3) 根据特征的时变模型来构造贝叶斯分类器,以确定每个特征的子候选特征集,并计算其中各候选特征的匹配度,再取具有最大匹配度者作为特征;
- (4) 基于人体特征层次化模型,来检验、完善匹配;
- (5) 如未跟踪完毕,则更新特征时变模型参数和系统跟踪参数,转至步骤 2;否则跟踪结束.

2 特征建模

人体运动模型中的特征主要由色彩和运动这两个属性来表征.定义特征模型为 (P_c, P_m) ,其中 P_c 为色彩模型, P_m 为运动模型.

2.1 特征模型

拍摄过程中环境的变化和模特的运动会引起各个特征所受光照的变化,进而导致视频中特征色彩的变化.由于各特征运动特性不同,使得特征所受光照的变化不一样;同时,光照变化对不同色彩的影响程度也不一样,如图 2 所示,走路运动中胸的位置变化幅度小于跳跃运动中左肩的,相应的其光照变化也小;同时光照变化对低亮度影响小,故胸的色彩变化幅度较小.这就要求色彩模型能准确地表征这一独特性.采用正态分布描述特征色彩模型

$$p(c|F_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(c-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

其中, $p(c|F_i)$ 表示第 i 个特征 F_i 上色彩 c 的条件概率密度分布.该模型由数学期望 μ_i 和 σ_i^2 方差决定, μ_i 是特征 F_i 区别于其他特征的主要属性, σ_i^2 反映特征的运动速度和特征色彩对光照变化的敏感度.

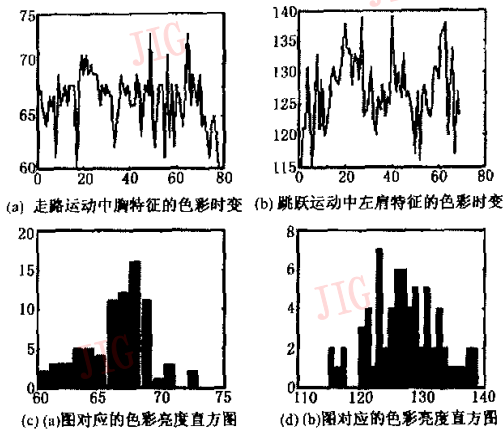


图 2 色彩时变模型

因为视频帧间间隔很短,所以可采用局部匀加速运动模型来描述特征 F 的运动轨迹.令特征 F 在第 $k-2, k-1, k$ 帧中的位置分别为 P_{k-2}, P_{k-1}, P_k , 假设特征在第 $k-2, k-1, k, k+1$ 帧间做匀加速运动,则根据已跟踪到的 P_{k-2}, P_{k-1}, P_k 可估计该特征在第 $k+1$ 帧中的位置 \hat{P}_{k+1}

$$\hat{P}_{k+1} = \begin{cases} P_{k+1} & 2 \geq k \geq 0 \\ P_{k-2} - 3P_{k-1} + 3P_k & k \geq 3 \end{cases} \quad (2)$$

由于特征的运动并非是严格的匀加速运动,因此利用上述运动模型估计的特征位置与实际位置总是存在着不确定的偏差.但实验结果表明,同一个特征的偏差集中,在某个接近于零的定值附近,偏差分布密度随着与该点距离的增加而减小.因此可用正态分布来描述偏差 $\{\Delta P_k\}$,其中 $\Delta P_k = P_k - \hat{P}_k$ 分布,因为偏差中的 x, y 分量是独立的,偏差模型可定义如下

$$p(\Delta P|F_i) = p(\Delta x, \Delta y|F_i) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp - \left\{ \frac{(\Delta x - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(\Delta y - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2} \right\} \quad (3)$$

模型参数 σ_x^2 和 σ_y^2 反映了采用局部匀加速运动模型描述特征运动的有效性.特征的运动模型用相应的偏差模型来描述,即 $p(P|F_i) = p(\Delta P|F_i)$.

2.2 模型初始化

特征模型在跟踪的开始阶段被初始化.在此算法中,特征由色彩和中心位置来表征.

系统根据用户标注的 K 帧图象中人体特征的位置,按色彩信息进行聚类,得到特征块.考虑到拍摄过程中出现的色彩失真现象,可以用用户的标注点

为种子点,加上邻近的 8 个点,计算平均灰度值作为该特征的特征灰度值.如果某个搜索点的灰度值与其接近,则把该搜索点加入聚类块.为保证聚类块的连通性,采用如图 3 所示的聚类搜索路径.每完成一圈搜索,检查该过程中,有无新的点加入到聚类块中,若无,则停止聚类,否则继续.接着,计算特征块的中心位置及色彩平均值,用以表征该特征.

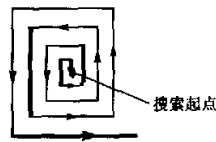


图 3 聚类搜索路径

在得到 K 帧特征数据后,对特征色彩模型和运动模型进行初始化.下面以运动模型为例加以说明.根据式(2),估计特征在第 k 帧的位置 \hat{P}_k ,并计算估计偏差 $\{\Delta P_k\}$;然后根据最大似然估计,计算模型参数

$$\sigma_x^2(K) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\Delta x_k - \overline{\Delta x})^2 \quad (4)$$

$$\mu_x(K) = \overline{\Delta x}$$

其中, $\sigma_x^2(K), \mu_x(K)$ 表示由当前得到的 K 帧特征数据估计的特征 F_i 的模型参数.

在跟踪过程中,系统根据跟踪结果 P_{T+1} 计算 ΔP_{T+1} ,利用下式自动更新上述模型参数.

$$\sigma_x^2(T+1) = \frac{T}{T+1} \left\{ \sigma_x^2(T) + \frac{(\mu_x(T) - \Delta x_{T,T+1})^2}{T+1} \right\}$$

$$\mu_x(T+1) = \frac{T \times \mu_x(T) + \Delta x_{T,T+1}}{T+1} \quad (5)$$

Y 方向上的模型参数初始化和更新算法同上.

3 基于图象分层表示的特征跟踪

3.1 图象的多分辨率表示

采用金字塔数据结构来分层表示图象信息.这种结构由一系列具有不同尺寸和分辨率的图象阵列堆叠而成,每一图象阵列对应图象金字塔的一个层次.生成图象金字塔的基本操作是低通滤波和空域亚采样.一种简单的算法是每次通过连续平均 2×2 的像素块,同时丢掉隔行隔列的像素,得到下一层的图象阵列.假设输入图象 I 的大小为 $N \times M$,要求用 m 层金字塔结构表示,算法具体实现如下:

(1) 令第0层为输入的原始图象,即 $I_0 = I$;

(2) 根据第 k 层图象 I_k 来计算第 $k+1$ 层图象 I_{k+1} , 其中 I_k 的大小为 $w_k \times h_k$

$$I_{k+1}(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 I_k(2x+i, 2y+j)}{4} \quad (6)$$

其中, $0 \leq x \leq \lfloor \frac{w_k}{2} - 1 \rfloor$; $0 \leq y \leq \lfloor \frac{h_k}{2} - 1 \rfloor$

(3) 重复步骤2, 直到 $k=m-1$.

为保证在低层图象中特征不消失, 可动态地根据前帧特征块的大小来计算图象的分层数, 即首先计算前帧中各特征的外接矩形, 然后取其中最小外接矩形的最小边长 l , 根据下式来计算分层数.

$$m = \lceil \log_2 l \rceil \quad (7)$$

3.2 最低分辨率下初始候选特征搜索

为了能对快速运动进行准确跟踪, 同时解决遮挡消除后特征再跟踪困难的问题, 可在最低分辨率下, 在搜索窗口内进行全局搜索. 为提高搜索效率, 可根据前帧跟踪结果来预测整个人体的出现窗口. 首先构造包含所有特征的外接矩形, 然后放大 s 倍, 作为当前帧的搜索窗口 (s 取值范围在 1 到 2 之间).

在搜索窗口内, 按照从上到下、从左到右的顺序, 逐行扫描, 将被扫描点的灰度值与各个特征的特征灰度值进行比较, 如果最接近的两个灰度值之差小于某个阈值, 则以该点为种子点, 其相应的灰度值作为特征灰度值, 按照图3聚类搜索路径进行聚类, 得到候选特征, 然后计算特征参数. 为避免重复搜索, 可通过维护一张可扫描点表来剔除已扫描和已被聚类点.

3.3 高分辨率下候选特征集更新

若候选特征数目小于等于总的特征数目, 则停止; 否则在低分辨率图象上搜索到的初始候选特征集基础上, 重新聚类, 进行候选特征的合并和剔除.

取原候选特征的中心坐标放大 2 倍 (考虑到图象分辨率的增大), 并作为聚类的种子点, 并以该候选特征的特征灰度值作为聚类灰度值, 按照图3的聚类搜索路径进行聚类, 得到新的聚类块, 然后计算、更新特征参数. 若更新后的候选特征块过小, 且候选特征个数大于特征总数 (即 16), 则剔除该候选特征; 若有多个候选特征块互相重叠, 则合并这些候选特征.

不断重复上述候选特征集更新操作, 直至到达顶层图象或候选特征个数不大于 16.

4 特征对应

在得到候选特征集后, 需要确定候选特征与实际特征的对应关系. 首先根据特征模型构造贝叶斯分类器, 进行候选特征分类, 以确定特征子候选特征集; 然后计算各候选特征与对应特征的匹配度, 实现特征匹配; 最后根据人体特征层次化模型, 检验特征匹配, 并估计未匹配特征 (其中包括被遮挡特征) 的位置.

4.1 特征匹配

设计一个动态学习的贝叶斯分类器来实现候选特征与实际特征的对应. 第 j 个候选特征用色彩属性 c_j 和位置属性 p_j 表征. 利用第2节中的特征色彩模型和运动模型, 可计算候选特征 (c_j, p_j) 对应于特征 F_i 的后验概率, 并根据它进行分类

$$P(F_i | c_j, p_j) = \frac{p(c_j, p_j | F_i) P(F_i)}{\sum_{i=1}^{16} p(c_j, p_j | F_i) P(F_i)} \quad (1 \leq j \leq n) \quad (8)$$

其中, $P(F_i | c_j, p_j)$ 表示候选特征 (c_j, p_j) 与特征 F_i 对应的后验概率, $p(c_j, p_j | F_i)$ 表示其条件概率密度分布, $P(F_i)$ 表示特征 F_i 出现的先验概率, n 为候选特征的数目.

由于各个特征出现的机会均等, 故 $P(F_i) = \frac{1}{16}$.

又由于特征的色彩属性和位置属性是相互独立的, 因此有

$$p(c_j, p_j | F_i) = p(c_j | F_i) p(p_j | F_i) \quad (9)$$

根据 2.1 节中特征的色彩模型和运动模型可以分别计算 $p(c_j | F_i)$ 和 $p(p_j | F_i)$.

因为候选特征的数目一般远大于实际特征的数目, 所以经过上述分类, 每个特征可能有多个候选特征与之相对应. 可先计算各候选特征与该特征的匹配度 $p(c_j, p_j | F_i)$, 再从中选取具有最大匹配度者作为与该特征对应的特征, 并以该匹配度作为匹配操作的置信度.

4.2 特征匹配检验和完善

根据人体运动层次化描述^[9], 建立人体特征层次化模型. 人体模型可以看成是一棵树 (如图4所示), 树的根结点是关节骨盆, 其他结点对应人体模型中的相应特征关节. 整个人体运动可看成是由平移和旋转组成, 即关节骨盆的平动, 以及树上

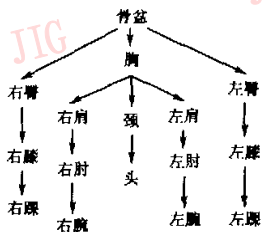


图 4 人体特征层次化模型

各结点绕父结点的旋转。

根据上述层次化模型,可建立相应的人体特征层次关联表,该表包括模型中每两个相邻特征间的关系,结构设计如下:

(父结点名,子结点名,从父结点出发到子结点的矢量)

人体特征层次关联表记录了前帧中人体特征的拓扑关系,这样就可利用此拓扑关系来检验特征匹配操作。

首先,选取匹配操作中置信度低于给定阈值的特征作为待检验特征,置信度最高的作为主特征;然后查询特征层次关联表,找到以主特征为父结点的记录;再根据该记录信息,检验子结点匹配操作。

(1) 若子结点特征已完成对应,且是非待检验特征,则不需检验,同时把该特征加入主特征集;若是待检验特征,则计算从父结点出发到子结点的矢量,若该矢量与记录中的矢量之差小于给定阈值,则该待检验特征通过检验,加入主特征集,否则使原匹

配操作无效,转至下一步,进行重匹配;若子结点特征未完成对应,则转至下一步进行特征对应。

(2) 计算从父结点出发到未对应候选特征的矢量,若该矢量与记录中的矢量之差小于给定阈值,则把该候选特征加入子结点特征的子候选特征集;

(3) 若该子候选特征集为空,则转至下一步;否则根据式(9)计算子候选特征集中每个元素与子结点特征的匹配度,取具有最大匹配度者作为对应特征,加入主特征集。

(4) 若无候选特征与子结点特征对应(例如在自遮挡的情况下),则根据下式估计其位置,并加入主特征集。

$$P_s = P_f + lR(\theta)$$

$$R(\theta) = [\cos(\theta) \quad \sin(\theta)]^T \tag{10}$$

其中, P_s 和 P_f 分别为子结点特征和父结点特征的坐标, l, θ 分别是记录中从父结点出发到子结点的矢量长度和方向, $R(\theta)$ 为旋转矩阵。

同理可完成以该主特征为子结点的父结点特征的匹配检验和完善。从主特征集中另取特征,不断重复上述验证、完善过程,直至完成所有特征的匹配检验和完善。

5 实验结果讨论

上述算法在已开发的基于视频的人体动画系统 VBHA 中实现,并在 P III 550,内存 128M,显存 32M 的 PC 机上对本算法进行了实验,结果如图 5 所示。

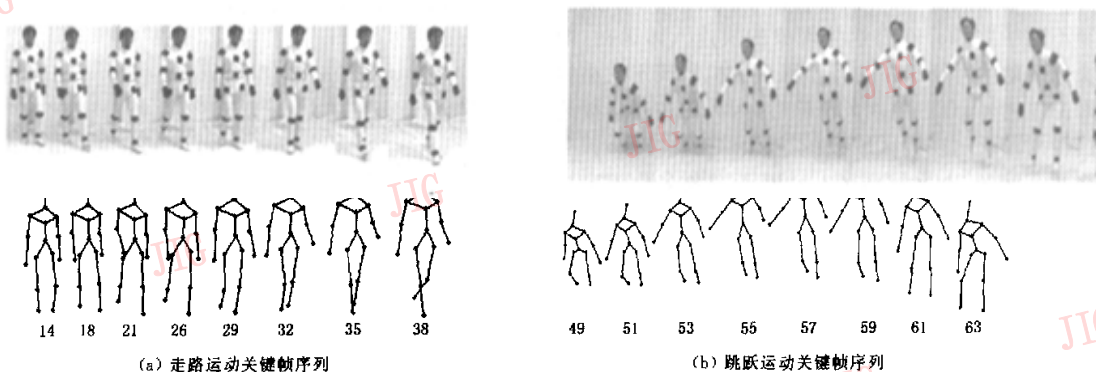


图 5 跟踪结果

选取走路、向上跳、向前跳跃等 3 组动作进行讨论。其中走路运动有较多的自遮挡现象,而两个跳跃动作速度较快。最初在自动跟踪过程中不加入人工纠

正,实验数据如表 1 所示。表 1 中候选特征丢失率定义为在提取候选特征过程中,人体特征未在候选特征集中的比率。因为走路运动中,自遮挡现象较严重(主

要是手臂和腿部摆动,造成关节左(右)臀、左(右)膝被遮住,其候选特征丢失率就较高;两组跳跃运动尽管速度快,但由于自遮挡现象不常见,候选特征丢失率相对较低,从而可看出候选特征丢失的关键在于自遮挡,而非运动速度,由此可见采用弱预测大窗口跟踪策略解决快速运动跟踪问题的有效性.候选特征恢复率定义为未在候选特征集中的人体特征被正确跟踪到的比率,特征跟踪错误率定义为跟踪结果中特征未被准确跟踪到的比率,从表 1 可以看出,基于人体特征层次模型的特征匹配检验、完善机制对解决自遮挡问题的有效性,以及本算法中采用基于特征时变

模型的特征匹配机制的准确性,即特征跟踪错误率仅比候选特征丢失率稍大,两者相差无几.

在本算法中采用动态学习的贝叶斯分类器进行候选特征分类,其参数在跟踪过程中根据跟踪结果进行动态修正;同时算法中运用基于人体特征层次模型来检验特征对应,其数据由前帧跟踪结果动态计算.因此,前面跟踪结果对后继跟踪影响非常大,若前面跟踪出现错误,则会给后续跟踪带来误导,但若在跟踪过程中出现明显错误时,加以人工纠正,则可以大大提高跟踪精度,结果如表 2 所示(其中特征跟踪错误率在统计时,包括人工纠正过的错误率).

表 1 无人工纠错情况下跟踪算法性能分析表

测试运动	手工标注帧数 (帧)	跟踪帧数 (帧)	候选特征丢失率 (%)	候选特征恢复率 (%)	特征跟踪错误率 (%)	跟踪速度 (帧/min)
走路	8	120	1.50	73	1.85	76.0
向上跳跃	8	100	1.00	80	1.34	70.5
向前跳跃	6	60	1.25	75	1.56	73.2

表 2 人工纠错情况下跟踪算法性能分析表

测试运动	手工标注帧数 (帧)	跟踪帧数 (帧)	人工纠正率 (%)	候选特征行动率 (%)	特征跟踪错误率 (%)
走路	8	120	0.52	1.50	1.65
向上跳跃	8	100	0.63	1.00	1.24
向前跳跃	6	60	0.73	1.25	1.36

6 总 结

基于视频的人体运动跟踪是计算机视觉领域中的一个研究热点.现有跟踪算法中,常用的强预测机制不适于跟踪存在自遮挡现象的快速人体运动,即快速运动的特征经常在采用强预测机制确定的小搜索窗口之外;自遮挡现象消除后,因为无法确定被遮挡特征再次出现的区域,而不能跟踪到该特征.针对这两个问题,本文提出了一种基于图象多分辨率表示的特征搜索算法,由低分辨率图象通过全局搜索获得初始候选特征集,然后在高分辨率下不断改善候选特征精度.实验结果表明,该算法能精确地实现对快速人体运动的跟踪,并能有效地解决自遮挡问题.今后还需进一步在以下几个方面开展工作:(1)研究静态场景中多角色运动跟踪算法;(2)研究自然场景中未穿紧身衣角色的跟踪算法;(3)研究角色的运动识别.

参 考 文 献

1 Bregler, C, Malik, J. Tracking people with twists and

exponential maps [A]. In: Proceeding of IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition[C]. Santa Barbara, CA, USA; IEEE Computer Society Press, 1998; 8~15.

2 Fua P, Gruen A, Plankers R *et al.* Human body modeling and motion analysis from video sequences[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 32(B5): 866~873.

3 Intille S S, Bobick A F. closed world tracking [A]. In: Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision[C]. Boston, MA, USA; IEEE Computer Society Press, 1995; 672~678.

4 Rehg J, Kanade T. Model-based tracking of self-occluding articulated objects [A]. In: Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision[C]. Boston, MA, USA; IEEE Computer Society Press, 1995; 612~617.

5 Jepson A, Black M J. Mixture models for optical flow computation[A]. In: Proceedings of IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition[C]. New York; IEEE Computer Society Press, 1993; 760~761.

6 Moeslund T B, Granum E. Multiple cues used in model-based human motion capture [A]. In: The Fourth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition[C]. Grenoble, France; IEEE Computer Society Press, 2000; 362~367.

- 7 Rohr K. Human movement analysis based on explicit motion models [A]. In: Motion based recognition [C]. Boston, MA, USA; Kluwer Academic Publishers, 1997:171~198.
- 8 Pavlovi'c V, Rehg J M, Cham T J *et al.* A dynamic bayesian network approach to figure tracking using learned dynamic models [A]. In: International Conference on Computer Vision [C]. Corfu, Greece; IEEE Computer Society Press, 1999:94~101.
- 9 Grassia F Sebastian. Motion editing: Mathematical foundations [EB/OL]. http://www.cs.cmu.edu/~spiff/moedit9_9/math-foundations.pdf, 2001-03-28.



刘 丰 1979 年生, 硕士研究生. 主要研究方向为计算机动画、多媒体技术.



庄越挺 1965 年生, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为多媒体技术、智能 CAD.



罗忠祥 1976 年生, 博士研究生. 主要研究方向为多媒体技术.



潘云鹤 1946 年生, 教授, 博士生导师, 院士. 主要研究方向为计算机美术、形象思维、智能 CAD 系统、GIS、计算机动画、多媒体技术等.