

子空间中的克隆选择人体运动分析方法

李 毅, 吴振锋, 孙 亭

(中国电子科技集团公司第二十八研究所, 江苏南京 210017)

摘 要: 将基于视频的人体运动分析归结为高维空间中的优化问题, 提出一种基于子空间构造和克隆选择的人体运动分析方法. 该方法首先采用等距映射算法建立人体运动的低维流形空间, 其次采用克隆选择算法在流形空间中进行姿态优化, 最后通过引入时序信息提出序列克隆选择方法实现运动跟踪. 该方法能准确分析视频中的人体运动, 具有良好的计算效率和精度.

关键词: 人体运动分析; 流形学习; 克隆选择; 姿态估计; 运动跟踪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)06-1101-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.06.010

Human Motion Analysis in Latent Space Using Clonal Selection Algorithm

LI Yi, WU Zhen-feng, SUN Ting

(The 28th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Nanjing, Jiangsu210007, China)

Abstract: We formulate human motion analysis as a high dimensional optimization problem. A generative method is proposed in the framework of evolutionary computation. Firstly, we learn the nonlinear latent space of motion state and use a manifold reconstruction method to establish the inverse mapping. In the search strategy, we apply clonal selection algorithm (CSA) for human pose optimization in the learnt latent space, which proves to be more efficient and accurate. Then, we introduce the temporal information into the traditional CSA and propose a sequential CSA (S-CSA) method for motion tracking. Experimental results show that our method achieves better results than state-of-art methods.

Key words: human motion analysis; manifold learning; clonal selection algorithm; pose estimation; motion tracking

1 引言

基于视频的人体运动分析在视频监控、人机交互、人体动画等领域具有广阔的应用前景, 其研究得到了工业界和学术界的广泛关注. 但由于人体运动的高维性、匹配歧义性、遮挡等因素影响, 该问题研究仍面临极大挑战.

近年来, 人体运动分析研究取得重要进展^[1~4], 主要包括判别式 (discriminative) 方法和生成式 (generative) 方法两类. 判别式方法利用训练数据集建立从视觉观测空间到姿态参数空间的直接映射, 如实例学习^[5]、混合专家模型方法^[6]等. 该类方法计算效率高, 但对训练数据具有依赖性, 难以建立准确的映射关系. 生成式方法将运动分析归结为优化问题, 通过寻找人体模型与图像特征的最优匹配实现运动分析. 该类方法不依赖于训练数据, 且模型到图像的投影不存在多义性使得其精度优于判别式方法. 但生成式方法研究面临两个难题: 首先,

高维复杂的人体运动状态空间给姿态优化的效率和精度带来挑战; 其次, 保证姿态优化方法的收敛性和全局最优性十分困难.

尽管人体运动状态空间是高维的, 但研究发现, 特定的人体运动实际只覆盖状态空间的一个子空间^[1], 学习得到运动的子空间, 并在子空间中进行姿态优化能有效提高姿态优化的效率和精度. 据此, 本文提出一种基于子空间构造和克隆选择的人体运动分析方法, 流程如图 1 所示. 该方法具有以下特点: 首先, 利用运动捕获数据采用等距映射方法学习人体运动的低维子空间, 并通过流形结构重建建立原始空间与子空间的映射关系, 实现了子空间中的姿态优化, 提高了姿态优化的效率和精度. 其次, 将克隆选择算法应用于姿态优化, 提出了基于克隆选择的姿态优化方法, 克隆选择方法具有更好的收敛性和局部优化能力. 第三, 通过引入运动时序信息提出序列克隆选择方法, 实现基于视频序列的运动跟踪.

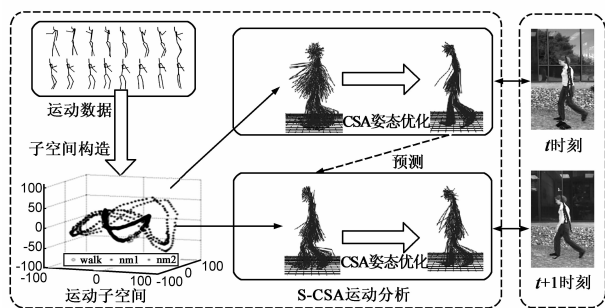


图1 方法流程图

2 相关工作

针对高维运动空间,已有方法主要包括运动模型^[7],层次化优化^[8],降维方法^[9-12]等.其中,降维方法因在降低运动空间维度的同时能获取运动的本质结构,得到广泛研究.如 Zhao^[9]采用主成分分析(PCA)方法学习运动低维空间,并采用遗传算法实现运动分析; Dai^[10]提出基于RPCA(Robust PCA)的子空间构造方法,实现复杂人体运动子空间学习.线性PCA方法易于实现,但难以对非线性人体运动进行有效表示.近年来,非线性降维方法研究得到重视,如 Elgammal^[11]采用局部线性嵌入(LLE)建立运动低维子空间,但LLE难以确定子空间维数,且无法建立高低维空间映射关系;Urtasun^[12]采用高斯潜变量模型(GPLVM)学习运动先验模型并建立起高低维空间平滑映射,但GPLVM难以反映运动数据的空间连续性.鉴于PCA不符合人体运动的非线性特点,而潜变量模型具有非连续性特性,本文采用Isomap^[13]算法学习运动的低维子空间,并通过流形结构重建^[14]解决高低维姿态空间的映射难题.

针对姿态优化策略,已有方法主要包括确定性方法^[15]、卡尔曼滤波^[16]、类粒子滤波^[17,18]等.确定性方法优点是收敛速度快,但难以保证全局最优;卡尔曼滤波在早期使用较多,但其难以描述复杂非线性人体运动;类粒子滤波方法研究最为广泛,其中Deutscher^[18]提出的退火粒子滤波(Anneal Particle Filter, APF)算法最具代表,但缺乏有效的局部搜索机制和计算复杂度随状态空间维数呈指数级增加是类粒子滤波方法的不足.近年来,进化计算方法^[8,9,19]也被应用于运动分析并取得良好结果,如 Zhao^[9]采用退火遗传算法进行姿态优化,实现了单目视频的运动分析;李^[19]采用退火粒子群优化方法在线性子空间中实现运动分析,提高了姿态优化收敛性.进化计算应用于运动分析尚不成熟,有待进一步探索研究.本文将克隆选择算法^[20](Clonal Selection Algorithm, CSA)应用于人体姿态优化,提出了序列克隆选择运动分析方法.

本文研究框架和文献^[9,19]类似,但特点在于,相

对于线性主成分分析方法,本文采用的非线性Isomap算法学习得到的运动子空间更符合人体运动的本质结构.另外,在优化策略中,相对于遗传算法和粒子群优化算法,克隆选择方法具有更好的收敛性和局部优化能力.

3 基于克隆选择的姿态优化

本文将视频人体运动分析归结为高维空间中的优化问题,即在运动状态空间中寻找与图像特征最为匹配的姿态,该过程可表示为: $\hat{x} = \operatorname{argmin}(\operatorname{Affinity}(x))$.其中: x 为人体姿态, $x \in X$, X 为高维运动状态空间; $\operatorname{Affinity}(x)$ 为亲和度函数,表示姿态 x 对应的姿态模型与图像特征的相似度; \hat{x} 为姿态优化结果.本文首先学习运动状态空间的低维子空间,进而在子空间中采用CSA算法实现姿态优化.

3.1 克隆选择算法

De Castro等人基于免疫系统的克隆选择理论,提出了CSA算法,其核心是克隆增殖和克隆变异.与进化计算方法相比,其优点在于采用记忆细胞保留优势基因,增强了算法的收敛速度,且与进化计算强调全局搜索不同,“克隆-选择”机制在兼顾全局优化的同时,通过在单一抗体周围产生一个变异解的群体,提高了局部优化能力.

在CSA算法中,只有能够识别抗原的抗体将被选择出来进行克隆增殖操作,得到的克隆体经过变异操作,产生更好亲和度的抗体,进入下一代群体.CSA算法的流程可概括为:首先,生成初始种群 $A(k) = \{a_1(k), a_2(k), \dots, a_N(k)\}$, $k=0$, $a_1(k)$ 为抗体, N 为种群规模;其次,依据亲和度从 $A(k)$ 中选择 $(T_s^C)h$ 个抗体组成抗体种群 $A'(k)$;第三,对 $A'(k)$ 执行克隆操作 (T_m^C) 和高频超变异操作 (T_u^C) ,分别得到临时种群 $A''(k)$ 和 $A'''(k)$;最后,对 $A'''(k)$ 进行种群更新 (T_u^C) 得到新种群 $A(k+1)$.该过程可以表示为:

$$A(k) \xrightarrow{T_s^C} A'(k) \xrightarrow{T_m^C} A''(k) \xrightarrow{T_u^C} A'''(k) \xrightarrow{T_u^C} A(k+1)$$

其中, $A'(k)$ 、 $A''(k)$ 、 $A'''(k)$ 为第 k 次迭代产生的中间群体, T_s^C 、 T_m^C 、 T_u^C 分别为选择、克隆、变异和更新算子,具体算子实现可参见文献^[20].本文将CSA用于姿态优化,对编码和初始化、亲和度函数进行了设计.

3.2 编码和初始化

将人体姿态表示为 $x = \{x_g, x_k\}$, $x \in X$, X 为高维状态空间, $x_g = \{r_x^0, r_y^0, r_z^0\}$ 表示根节点的朝向, $x_k = \{r_x^1, r_y^1, r_z^1, \dots, r_x^{2l}, r_y^{2l}, r_z^{2l}\}$ 表示中间关节的朝向,姿态维度为 $M=66$.将人体运动数据表示为 $\{x_i | i=1, \dots, l\}$, l 为运动数据帧数目.针对特定类型的运动(如行走、跑

步等),选择其一段运动数据,采用 Isomap 算法学习得到视角无关^[20]的低维子空间,表示为 Y .

图 2 给出了采用 Isomap 算法得到的步行和跑步运动的子空间(前 3 维),图中每一个点对应一个姿态的低维表示.由图 2 可见,人体运动数据在低维空间呈流形分布具有连续性,相同运动具有类似的低维流形结构.然而,要实现子空间中的运动分析需要建立高低维空间映射关系^[1],但 Isomap 方法仅能建立点对点的降维嵌入.本文进而采用基于 Isomap 的流形结构重建方法^[14]建立高低维姿态空间的映射,使得运动分析可以在子空间中进行.

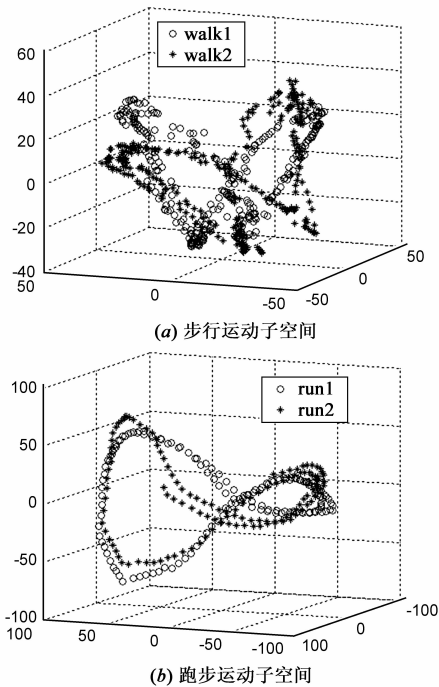


图2 Isomap运动子空间学习结果

在 CSA 算法中,每个抗体是待求解问题的可行解的编码.本文在运动的子空间中进行姿态优化,因此抗体对应于人体姿态的低维表示.本文采用实数编码,将抗体表示为 $a = \{x_g, y\}$.其中, x_g 为根节点朝向, $y = \{y_1, y_2, \dots, y_d\}$, $y \in Y$, 为降维后姿态表示,本文取 $d = 6$.因此抗体种群表示为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$, N 为种群规模.另外,本文将低维姿态的每一维限定在 $[\min(y_i), \max(y_i)]$ 内, $\min(y_i), \max(y_i)$ 依据运动数据学习得到,初始种群 $A(0)$ 是对解空间的均匀采样.在姿态优化的过程中,姿态的每一维同样满足该约束.

3.3 亲合度函数定义

亲合度函数用于度量抗体和抗原的适应程度,即姿态模型与图像特征的相似度.本文首先采用基于高斯混合模型的背景建模方法从视频中提取人体剪影区

域,进而采用双向剪影匹配方法^[21]计算亲合度,即是在保证模型投影极大覆盖人体剪影的同时,要求人体剪影也极大覆盖模型投影.基于双向剪影匹配的亲合度函数表示为:

$$\text{Affinity}(a) = S * \exp\left(-\left((1-\beta)\frac{B}{B+H} + \beta\frac{R}{R+H}\right)\right) \quad (1)$$

其中, a 为抗体, S 为常数, β 为权重控制变量. R 为人体剪影, B 为模型投影, H 为剪影和模型投影重合,具体见文献[21].本文取 $S = 100, \beta = 0.5$.

3.4 克隆选择姿态优化方法

基于以上描述,本文基于克隆选择的姿态优化方法描述如下:

算法 1 基于克隆选择的姿态优化方法

输入:种群规模 N ,最大迭代次数 K .

输出:收敛的抗体种群 $A(K) = \{a_1(K), a_2(K), \dots, a_N(K)\}$

算法描述:

- (1) 初始化:生成包含 N 个抗体的初始种群,记为 $A(k) = \{a_1(k), a_2(k), \dots, a_N(k)\}, k = 0;$
- (2) 迭代:
- (3) while ($k < K$) do
- (4) 选择操作:采用式(1)计算抗体的亲合度,采用选择算子 T_s^c 得到临时种群 $A'(k) = T_s^c(A(k));$
- (5) 克隆操作:采用克隆算子 T_c^c 得到临时种群 $A''(k) = T_c^c(A'(k));$
- (6) 变异操作:对种群 $A''(k)$ 中的抗体用 T_m^c 进行变异得到种群 $A'''(k) = T_m^c(A''(k));$
- (7) 种群更新:依据更新算子 T_u^c 得到新一代种群 $A(k+1), k = k + 1.$
- (8) end while
- (9) 输出:收敛的种群 $A(K) = \{a_1(K), a_2(K), \dots, a_N(K)\}.$

4 序列克隆选择人体运动分析

运动分析包括基于单幅图像的姿态估计和基于视频序列的运动跟踪.姿态估计是传统优化问题,而运动跟踪是一个动态优化问题.本文通过在 CSA 中引入时序信息,提出了一种序列 CSA 方法(Sequential CSA, S-CSA),实现了基于视频序列的运动跟踪.本文 S-CSA 算法包括:初始化、预测、优化三个步骤:

首先,对视频的第一帧采用 CSA 姿态优化方法进行姿态估计,以收敛的种群 $A_0(K)$ 中亲合度最高的个体作为姿态估计结果,实现跟踪的初始化;

其次,采用 t 时刻收敛的种群 $A_t(K)$ 初始化 $t+1$ 时刻种群 $A_{t+1}(0)$,预测方法是 $t+1$ 时刻的初始种群中个体 $a_{i,t+1}(0), i = 1, \dots, N$, 满足以 t 时刻的分析结果 $a_{i,t}(K)$ 为期望值,以 Σ 为协方差矩阵的正态分布, Σ 与运动类型及运动速度相关;

第三,对 $t + 1$ 时刻初始种群采用克隆选择算法进行姿态优化,以收敛种群中亲合度最高的个体作为当前帧运动分析结果.

事实上,本文 S-CSA 方法是一种“采样-优化”策略,其首先通过随机采样得到初始的抗体种群,进而通过 CSA 的迭代优化,提高种群的亲合度.从贝叶斯推理角度看,本文 S-CSA 方法是一种结合多层重要性采样和粒子滤波的方法.和当前姿态跟踪的基准方法粒子滤波方法相比,S-CSA 相当于结合图像特征对粒子进行了重要性重采样,因而改善了每个粒子的适应度,防止了种群退化现象发生.另外,本文采用的是高斯预测方法,而没有采用学习的运动模型,这使得本文方法具有更好的适用性.

5 实验与结果分析

本文实验中子空间学习的数据来自 CMU 的运动捕获数据^[22],并采用了运动模拟数据评估算法性能,运动类型包括了不同视角的行走、跑步等.同时本文在真实视频上进行了实验,使用的视频包括 CMU 运动数据库中步行和跑步,HumanEva^[21]中的步行视频.

本文使用文献^[21]的误差评价机制,用关节夹角的平均分析误差评价姿态估计结果,用视频帧的平均误差和方差评价运动跟踪结果.

5.1 基于 CSA 的姿态估计

实验中,用于运动子空间学习的步行数据为 386 帧,跑步数据为 198 帧.CSA 参数设置中,为有效折衷精度和计算代价,取粒子数目为 $N = 40$,迭代次数为 $K = 20$.

图 3 给出了在 100 帧转向行走、跑步图像上进行姿态估计的得到的每一维的误差.由图 3 可见,大部分维

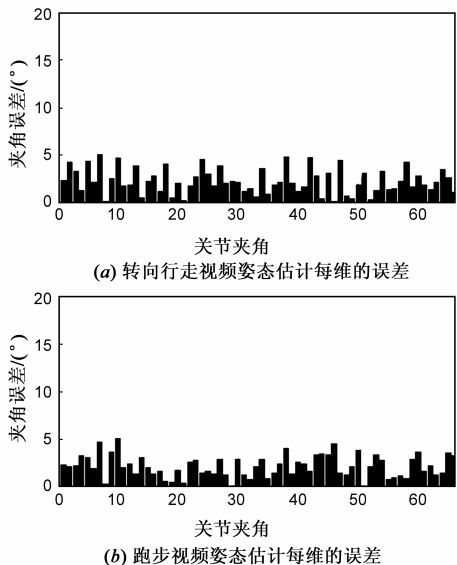


图 3 姿态估计的维度误差

度的误差在 5° 以内.部分维度的误差较高,这主要是由于该维度夹角值的变化范围较大,或者二维图像特征不完整导致.实验表明姿态估计方法可用于跟踪的初始化.

5.2 基于 S-CSA 的运动跟踪

5.2.1 与 state-of-art 方法的对比试验

本文在行走和跑步视频序列上进行运动跟踪实验,将本文 S-CSA 方法和粒子滤波法(PF)、粒子群优化方法(PSO),PCA 子空间中遗传算法(PCA + GA)进行了实验比较.跟踪实验中,取迭代次数 $K = 10$.另外,针对步行运动,取 $\Sigma = 0.01$,针对跑步运动,取 $\Sigma = 0.02$.

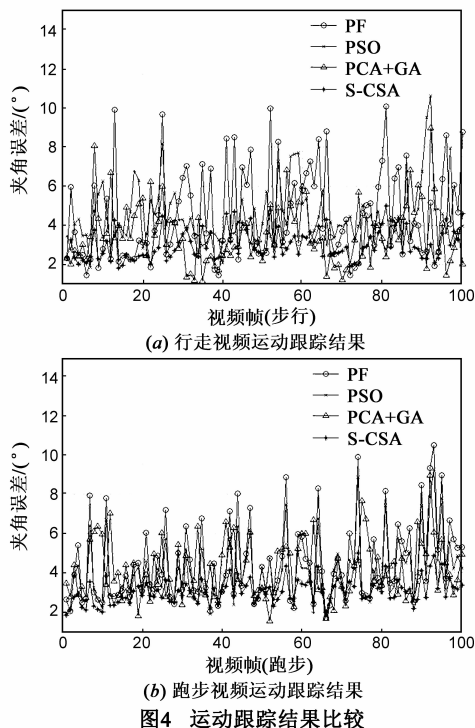


图 4 给出了不同方法在 100 帧行走和跑步视频序列上的实验结果,同时表 1 给出了实验误差分析.由图 4 和表 1 可见,本文 S-CSA 方法的误差低于其他三种方法,具有更好的精度和稳定性.这主要是因为 Isomap 学习得到的非线性子空间更符合人体运动特性,且 CSA 方法具有更好的局部搜索能力,因而提高了运动分析的精度.另外,S-CSA 在部分帧上的结果劣于其他方法,这主要是因为进化计算方法是随机优化方法,其优化结果受算子的随机概率^[21]影响,因此,S-CSA 方法在整体上能优于其他方法,但不能保证每帧最优.

从计算效率角度看,在生成式姿态分析方法中,算法的时间开销与相似度函数的计算次数成正比.与 PF 需要 12000 次,PSO 需要 7200 次,GA 需要 4000 次(种群规模 100 迭代 40 次)相比,本文 CSA 方法仅需要 3000

次,且在较小的计算开销条件下取得了更好的结果.

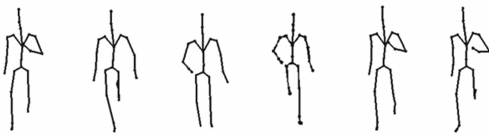
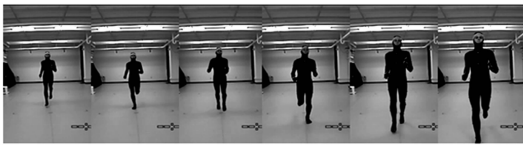
表 1 姿态跟踪误差对比和统计

	步行		跑步	
	误差	方差	误差	方差
PF	4.6713	2.5157	4.4669	2.0188
PSO	4.4369	1.5181	4.3949	0.9821
PCA + GA	3.5705	1.5651	4.1494	1.4779
S-CSA	2.5217	1.2377	2.8313	1.2941

图 5 给出了在转向步行和跑步视频上的运动跟踪结果,实验结果表明了本文方法能有效实现视频中的人体运动分析.



(a) 转向步行



(b) 跑步

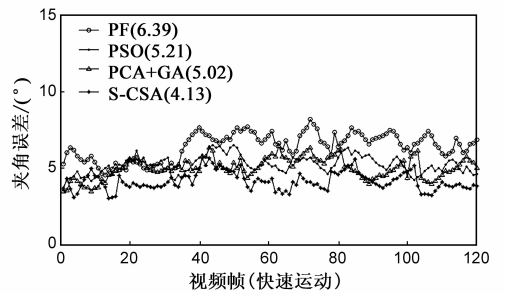
图5 步行和跑步视频运动跟踪结果

5.2.2 复杂视频上的运动分析

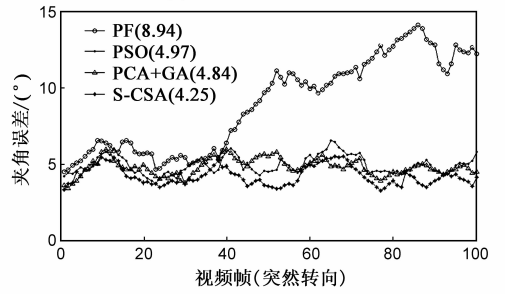
为了验证本文方法对复杂视频的分析能力,本文在快速步行(通过视频采样得到)、突然转向、不平整地面步行视频上进行了运动分析实验.图 6 给出了在快速步行和突然转向视频上的误差,图 7 给出了运动分析结果.

快速步行和突然转向实验结果表明,S-CSA 的“采样-优化”策略具有较强的鲁棒性.主要是因为 S-CSA 中预测生成的初始种群能有效覆盖当前帧的姿态空间,且 CSA 具有良好的优化能力.不平整地面步行实验结果表明,本文构造的运动子空间具有良好的扩展性.

本文方法能有效分析视频中的人体运动,但也存在以下不足:首先,运动子空间学习方法难以描述复杂多变运动的低维特性,如何进行复杂运动子空间构造以及运动分析有待研究.其次,尽管本文方法相对于已有方法具有更好的计算效率,但仍无法满足实时应用需求,如何提高算法的效率是需要进一步研究的问题.



(a) 快速步行实验结果



(b) 突然转向实验结果

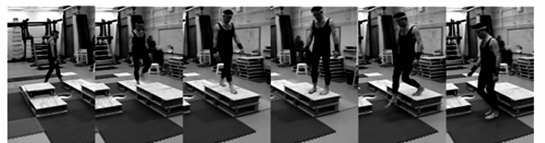
图6 复杂运动实验结果



(a) 快速运动



(b) 突然转向



(c) 不平整地面步行

图7 复杂视频序列上的运动分析结果

6 结论

本文将人体运动分析归结为高维空间中的优化问题,提出一种基于子空间构造和克隆选择的生成式人体运动分析方法.该方法在学习得到的运动非线性子空间中进行姿态优化,提高了姿态优化的准确性和效率.同时,将克隆选择算法应用于姿态优化,具有良好的收敛性和局部优化能力,并提出了基于序列克隆选择的运动分析方法.实验结果表明该方法具有良好的精度和效率,能准确分析视频中的人体运动.后续工作中将重点研究复杂运动子空间构造方法以及算法效率提高机制.

参考文献

- [1] Ronald Poppe. Vision-based human motion analysis: An overview[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, 108(1): 4 – 18.
- [2] T B Moeslund, A Hilton, V kruger. A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006, 104(2): 90 – 126.
- [3] 李豪杰, 林守勋, 张勇东. 基于视频的人体运动捕捉综述[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(11): 1645 – 1651.
LI Hao-jie, LIN Shou-xun, ZHANG Yong-dong. A survey of video based human motion capture[J]. *Journal of Computer – aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(11): 1645 – 1651. (in Chinese)
- [4] 杜友田, 陈峰, 徐文立, 李永彬. 基于视觉的人的运动识别综述[J]. *电子学报*, 2007, 35(1): 84-90.
DU You-tian, CHEN Feng, XU Wen-li, LI Yong-bin. A survey on the vision based human motion recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(1): 84-90. (in Chinese)
- [5] J Agarwal, B Triggs. Recovering 3-D human pose from monocular images[J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2006, 28(1): 44 – 58.
- [6] Cristian Sminchisescu, Atul Kanaujia, LI Zhi-guo, et al. Discriminative density propagation for 3D human motion estimation[A]. Cordelia Schmid. *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. San Diego: IEEE Press, 2005. 390 – 397.
- [7] C S Lee, A Elgammal. Coupled visual and kinematic manifold models for tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 87(1): 118 – 139.
- [8] Vijay John, emanuele Trucco, Spela Ivekovic. Markerless human articulated tracking using hierarchical particle swarm optimization[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(11): 1530 – 1547.
- [9] Zhao X, Liu Y C. Generative tracking of 3D human motion by hierarchical annealed genetic algorithm[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(8): 2470 – 2483.
- [10] Y Dai, H Li, M He. A simple prior-free method for non-rigid structure-from-motion factorization[A]. Erik Learned-Miller. *Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Providence: IEEE Press, 2012. 2018 – 2025.
- [11] A Elgammal, C S Lee. Inferring 3D body pose from silhouette using activity manifold learning[A]. Thomas Huang. *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Washington DC: IEEE Press, 2004. 681 – 688.
- [12] Raquel Urtasun, David J Fleet, Aaron Hertzmann, et al. Priors for people tracking from small training sets[A]. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*[C]. Beijing: IEEE Press, 2005. 403 – 410.
- [13] Joshua B Tenenbaum, Vin de Silva, John C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. *Science*, 2000, 290(22): 2319 – 2323.
- [14] 孟德宇, 徐晨, 徐宗本. 基于 Isomap 的流形结构重建方法[J]. *计算机学报*, 2010, 33(3): 545 – 555.
MENG De-yu, XU Chen, XU Zong-ben. A new manifold reconstruction method based on Isomap[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(3): 545 – 555. (in Chinese)
- [15] S Wachter, H H Nagel. Tracking persons in monocular image sequences[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 74(3): 174 – 192.
- [16] Miki'c I, Trivedi M, Hunter E, et al. Human body model acquisition and tracking using voxel data[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 53(3): 199 – 223.
- [17] M Isard, A Blake. Condensation: conditional density propagation for visual tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5 – 28.
- [18] Deutscher J, Blake A, Reid I. Articulated body motion capture by annealed particle filtering[A]. Bob Werner. *Proceedings of the 2000 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Hilton Head: IEEE Press, 2000. 126 – 133.
- [19] 李毅, 孙正兴, 陈松乐, 李骞. 一种基于退火粒子群优化的单目视频人体运动分析方法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(5): 732 – 741.
LI Yi, SUN Zheng-xing, CHEN Song-le, LI Qian. 3D human pose analysis from monocular video by simulated annealed particle swarm optimization [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(5): 732 – 741. (in Chinese)
- [20] Leandro N, de Castro, Fernando J, Von Zuben. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239 – 251.
- [21] L Sigal, M J Black. HumanEva: synchronized video and motion capture dataset for evaluation of articulated human motion

[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 87(1): 4 - 27.

[22] CMU. 运动捕获数据库[DB/OL]. <http://mocap.cs.cmu.edu/>, 2014 - 01 - 10.

作者简介



李 毅 男, 1984 年 10 月出生, 江苏南京市人. 2013 年于南京大学计算机科学与技术系毕业, 获工学博士学位. 现为中国电子科技集团公司第二十八研究所工程师, 主要从事视频图像分析、多媒体传感器网络技术研究.

E-mail: njulanty@gmail.com



吴振锋 男, 1975 年 7 月出生, 宁夏银川市人. 2002 年于南京航空航天大学机械制造及其自动化专业毕业, 获工学博士学位. 现为中国电子科技集团公司第二十八研究所系统总体部主任, 研究员级高级工程师, 江苏省“333 工程”第二层次培养对象, 主要从事信息系统总体设计、无线传感器网络技术研究.

E-mail: wuzhenf@163.com



孙 亭 男, 1980 年 9 月出生, 山东招远市人. 2008 年于哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院毕业, 获工学博士学位. 现为中国电子科技集团公司第二十八研究所高级工程师, 主要从事信息系统总体设计, 涉及领域包括平安城市/智慧城市建设、物联网技术应用研究等.

E-mail: yu_shu_s@163.com