

9-2-2020

Feature Point Positioning and Modeling Approach for Human Body Based on Improved ASM

Xinjuan Zhu

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

Xiaoya Xiong

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Feature Point Positioning and Modeling Approach for Human Body Based on Improved ASM

Abstract

Abstract: Traditional Procrustes normalization needs many iterations which will spend a lot of time. Here training samples alignment was set only after once translation, rotation and scaling operations by *marking anchor point and using average body shape as the initialization rules model*. Traditional ASM algorithm leads to a long computing time and is easily to make the feature points matching error for gray model's similarity. It was improved by *using every feature points as a center point, training gray model though its rounded rectangular gray distribution, and searching target points within its 24 neighborhood points*. Experimental results show that the key feature point positioning method for Human body based on this improved ASM reduces the number of iterations, shortens the running time, and improves the positioning accuracy.

Keywords

human body point distribution model (PDM), active shape model (ASM), improvement of ASM algorithm, feature point positioning

Recommended Citation

Zhu Xinjuan, Xiong Xiaoya. Feature Point Positioning and Modeling Approach for Human Body Based on Improved ASM[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(2): 286-294.

基于改进 ASM 模型的人体特征点定位和建模方法

朱欣娟, 熊小亚

(西安工程大学计算机科学学院, 西安 710048)

摘要: 针对传统的 Procrustes 归一化方法需要多次迭代且计算量大的缺陷, 采用标记定位点的方法, 以平均形状作为初始化规则模型, 只经过一次平移旋转及缩放即可达到训练集对齐的效果; 传统 ASM 算法计算时间较长且易使特征点因灰度模型相似而错误匹配, 采用以特征点为中心, 选取其周围的矩形区域灰度分布训练灰度模型, 并选择 24 邻域点进行目标搜索。实验结果表明: 改进的 ASM 方法进行人体特征点定位, 减少了算法迭代次数, 缩短了算法运行时间, 提高了定位精度。

关键词: 人体 PDM 建模; ASM; ASM 改进算法; 人体特征点定位

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 02-0286-09

Feature Point Positioning and Modeling Approach for Human Body Based on Improved ASM

Zhu Xinjuan, Xiong Xiaoya

(School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Traditional Procrustes normalization needs many iterations which will spend a lot of time. Here training samples alignment was set only after once translation, rotation and scaling operations by *marking anchor point and using average body shape as the initialization rules model*. Traditional ASM algorithm leads to a long computing time and is easily to make the feature points matching error for gray model's similarity. It was improved by *using every feature points as a center point, training gray model though its rounded rectangular gray distribution, and searching target points within its 24 neighborhood points*. Experimental results show that the key feature point positioning method for Human body based on this improved ASM reduces the number of iterations, shortens the running time, and improves the positioning accuracy.

Keywords: human body point distribution model (PDM); active shape model (ASM); improvement of ASM algorithm; feature point positioning

引言

人体特征点定位技术在人体的建模、识别和跟踪领域具有广泛的应用前景。关于人体特征点的定位, 学者们已提出了很多方法, 包括 Snake 方法、可变形模板方法、弹性图匹配技术、主动形状模型

(ASM)及主动表观模型(AAM)^[1]等。其中 ASM 和 AAM 技术是目前较常用的柔性体特征点定位算法, 二者都是基于点分布模型的算法, 都利用了人体几何形状信息, 不同点在于 ASM 为每一个特征点建立局部灰度模型, 通过对训练样本局部纹理的匹配定位特征点, 而 AAM 将形状和纹理融合而建立统计表观模型, 在搜索时使用一个线性预测模型根据当前模型和输入模式间的差别来预测和更新模型参数。主动形状模型(ASM)因其算法搜索定位



作者简介: 朱欣娟(1969-), 女, 河南开封人, 博士, 教授, 研究方向为智能信息处理; 熊小亚(1988-), 女, 陕西商洛人, 硕士生, 研究方向为智能信息处理。

收稿日期: 2014-01-11 修回日期: 2014-05-11

基金项目: 2013 省科技厅自然科学基金项目(2013JM8034)

<http://www.china-simulation.com>

速度较快, 单个特征点的定位精度较高, 在人体特征点定位中取得了较好的匹配结果^[2]。

在 ASM 中, 一个物体形状是用一组标定来表示的, 需要一组最能体现其特征的关键点, 称其为点分布模型(Point Distribution Model, PDM)^[3]。点分布模型是参数化的模型, 通过变换形状参数, 可以构建目标图像中一定变化范围内的相似形状的新目标的生成, 其原理是假设存在一组 N 个样本的训练形状样本集(这些训练形状样本是由物体轮廓上的关键地标点的坐标组成), 从中可以得到形状的统计描述以及它的变化^[4]。目前, PDM 建模技术在对人脸、双手、心脏、骨骼等人体部位的建模、识别和跟踪方面已进行了研究应用, 其中可以用包含若干个关键特征点的 PDM 模型定位高达 99.8% 的人体外轮廓变形信息^[5]。

本文基于 ASM 方法对二维人体进行了建模分析和特征点定位, 并对传统 ASM 方法进行了改进。在样本对齐操作中, 采用标记定位点的方法, 以平均形状作为初始化规则模型, 只经过一次平移旋转及缩放操作, 无需迭代即可达到训练集对齐的效果; 其次在特征点匹配时, 以特征点为中心, 选取该特征点周围的矩形区域(本文所选矩形区域为以每一特征点为中心的上下左右各 5 个像素点为界)灰度分布训练灰度模型, 在 24 邻域点范围内进行目标搜索, 提高了搜索效率和精度。

1 样本集及预处理

1.1 样本集建立

本文选取 50 幅 20~27 岁女性模特为训练样本图像, 样本图像均来自于西安工程大学服装工程中心提供的由三维人体扫描仪扫描而来的三维人体图像, 再经过平面截图得到二维人体模型。在人体扫描仪扫描的过程中, 要始终保持人体姿态端正且面向正前方, 位置基本一致, 双手自然下垂且与身体保持一定距离。通过对每个训练样本选取 78 个特征点来建立人体 PDM 模型, 如图 1 所示。

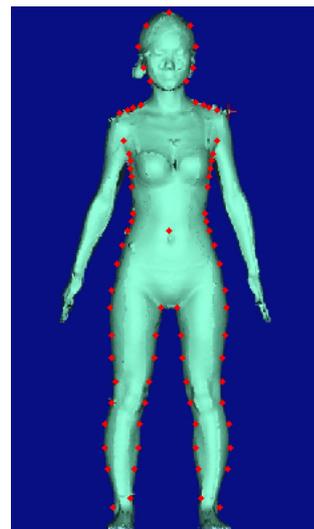


图 1 78 个点标注的人体 PDM

在 78 个特征点的选取时, 首先按照人体的轮廓特性, 选定头部、肩宽、胸围、腰围、臀围、膝盖、脚踝等处的几个关键点, 再等距的依次选取其它轮廓点, 由于胳膊对人体变形及特征点的定位影响不大, 为减少算法的复杂度, 提高效率, 就暂且不对其特征点进行标注。

图 1 选取平面中的 78 个坐标点(特征点)来表达人体外轮廓, 将选取的 78 个特征点的坐标值按照固定的顺序排列起来就构成了人体的形状向量, 其表达式为:

$$s = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{78}, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{78}] \quad (1)$$

其中: (x_k, y_k) , $k=1, 2, \dots, 78$ 表示按照一定顺序排列的第 k 个特征点的坐标值。将 50 幅用于训练的样本图像分别进行轮廓特征点的提取, 得到训练样本集 S , 则:

$$S = [s_1, s_2, s_3, \dots, s_{50}] \quad (2)$$

1.2 样本集对齐

在对训练集进行统计建模分析之前, 需要先对其进行对齐操作, 以使形状样本集在空间中的分布集中, 能够反映人体形状变化的规律。通常使用 Procrustes^[6]方法对训练集 $S = [s_1, s_2, s_3, \dots, s_{50}]$ 进行对齐, 其过程是: 在训练样本中任取一个形状向量(一般取第一个形状向量), 其他所有样本的形状

向量与其对齐,之后取初次对齐的形状向量的均值为样本,再次将所有初次对齐的训练样本向此平均形状向量对齐,重复此过程,直到相邻两次得到的均值向量没有明显变化时算法终止。在对齐过程中,需要对每个形状样本 s 做旋转、缩放及平移操作,且要经过多次的迭代,计算量大且比较费时。在人体 PDM 建模对齐过程中,考虑到人体姿态端正,左右肩宽端点对称且其绝对误差相比其它对称点(如左右两侧腰部最细点)较小,故本文在 Procrustes 方法的基础上,选取左右肩宽的边界点为定位点进行样本集对齐,定位点坐标记为 $Li=[x1, y1, x2, y2]$,其中 $i=1,2,\dots,50$, $(x1, y1)$ 表示左肩最左点坐标, $(x2, y2)$ 表示右肩最右点坐标。其对齐过程的具体算法如下:

(1) 获取训练集图像特征点和定位点的平均分布 $Smean$ 和 $Lmean$:

$$Smean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N si \quad (3)$$

$$Lmean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Li \quad (4)$$

(2) 进行平移操作,计算每一个训练样本图像的重心,并将其重心平移到原点:

$$Gi(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (xik, yik) \quad (5)$$

$$si(xk, yk) = si(xk, yk) - Gi(x, y) \quad (6)$$

(3) 进行旋转变换,通过计算定位点 $(x1, y1)$ 和 $(x2, y2)$ 之间的倾斜角度 θ 来判断训练图像姿势是

否端正从而判断是否需要旋转操作,由于本文样本图像均为人体姿势端正的正面图像,其倾斜角度接近 0,故无需旋转操作。

(4) 进行缩放变换,以(1)中获得的 $Smean$ 为标准,计算训练图像的缩放参数 Sci ,然后对每个样本图像做缩放变换:

$$Sci = \frac{1}{2} \left(\left(\frac{\max(Smean(x)) - \min(Smean(x))}{\max(si(x)) - \min(si(x))} \right) + \left(\frac{\max(Smean(y)) - \min(Smean(y))}{\max(si(y)) - \min(si(y))} \right) \right) \quad (7)$$

$$si(xk, yk) \leftarrow si(xk, yk) \cdot Sci \quad (8)$$

(5) 最后以平均重心为平移向量进行平移变换,以消除一些特征点的坐标为负值的情况:

$$Gmean(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Gi(x, y) \quad (9)$$

$$si(xk, yk) = si(xk, yk) + Gmean(x, y) \quad (10)$$

经过上述一系列变换就完成了训练样本的对齐操作,为了验证该对齐算法的有效性,按上述对齐过程再次对第一次对齐后的训练样本对齐,计算在第 1 次对齐基础上第 2 次对齐需要的平均平移量(由训练样本重心与平均重心间的差值表示)、缩放量及第一次对齐后的形状样本与第 2 次对齐后形状样本集的平均差值,如表 1 所示。从各参数变化值明显可以看出第 2 次对齐后的形状样本与第 1 次对齐后的形状样本间变化很小,基本可以忽略,故只需一次操作即可完成训练样本的对齐。

表1 第一次对齐与第二次对齐平均参数变化

两次对齐平均参数变化值	50 个样本的平均平移量	50 个样本的平均缩放量	2 次对齐后样本集的平均差值
	2.6948×10^{-15}	0.9925	0.0391

通过上述一系列变换完成了训练样本的对齐,对齐前后训练点集本是在同一坐标系下,为了便于清晰对比,故将对齐前训练点集的 x 坐标统一左移 200 个坐标单位,其效果如图 2 所示,左边的+符号表示的训练点集为对准前训练样本特征点集合,

右边的●符号表示的训练点集为对齐后训练样本特征点集合,从图示可以看出对准后的人体形状分布更加集中。

由于本文选取 50 幅训练样本,点集数目多且比较密集,此处选取其中 1 幅人体样本说明对齐操

作具体步骤的中间计算结果和过程, 如图 3 所示, 其中右上方的+符号表示的是对准前训练样本特征点集合, 经过上述(2)操作后如图中左下方+符号表示的点集所示, 为对准前训练样本特征点集经过重心平移后的特征点集合, 经过(4)缩放操作后得到的训练样本特征点集合如左下方●符号表示的点集所示, 最后在平移平均重心即得到最终对齐后的训练样本特征点集合, 如图中右上方的●符号表示的点集所示。图示显然可以看出每经一次平移或缩放操作都使训练样本特征点集分布较之前的更加集中。

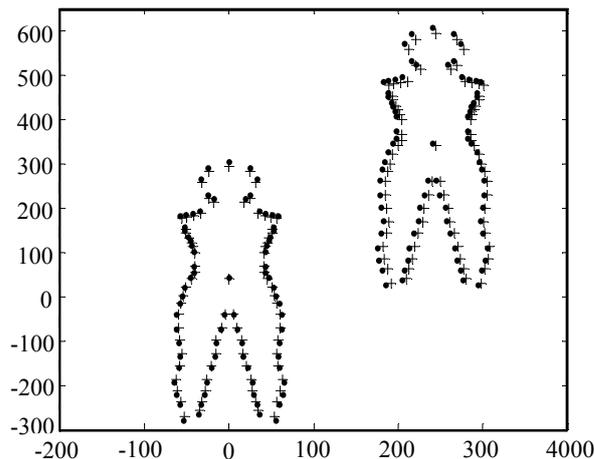


图 3 训练样本对齐的具体过程及结果

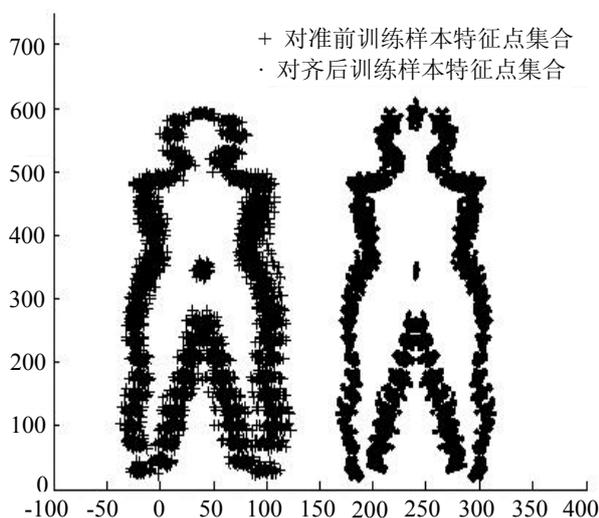


图 2 对准前后训练样本特征点集合

2 人体 PDM 建立

通过上述方法对训练集中的形状向量作归一化对齐处理后, 还要对其进行主成分分析 (PCA)^[7-8], 找出形状变化的关键特征参数。步骤如下:

(1) 计算对齐后新形状向量的平均形状:

$$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (11)$$

(2) 计算对齐后新形状向量的协方差矩阵:

$$W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})(s_i - \bar{s})^T \quad (12)$$

(3) 对协方差矩阵 W 进行特征分解, 求其特征值 λ_k 及特征向量 p_k , 并将特征值从大到小进行排序, 如表 2 所示, 列举了前 7 个特征值及其所占形状变化百分比和累积形变比。

表 2 前 7 个特征值及所占形状变化比和累积形变比

	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7
特征值 λ	1.8176×10^3	0.4528×10^3	0.3441×10^3	0.1979×10^3	0.1529×10^3	0.1139×10^3	0.0997×10^3
所占形变比/%	47.90%	11.93%	9.07%	5.21%	4.03%	3%	2.63%
累积形变比/%	47.90%	59.83%	68.9%	74.11%	78.14%	81.14%	83.77%

由于较大特征值所对应的特征向量包含了较多的形状变化信息, 因此, 选取前 t 个特征值对应的特征向量来近似形状向量, 且满足前 t 个特征占总特征的比例一般不小于 0.98。由 $\lambda_{(1)} + \lambda_{(2)} + \dots + \lambda_{(t)} \geq 0.98(\lambda_{(1)} + \lambda_{(2)} + \dots + \lambda_{(n)})$ (其中 $t \leq n$) 计算得出 $t = 25$, 即前 25 个特征值所对应的特征向量就是形状样本集的主成分, 代表了

形状样本集变化的主要方向。求出这些人体形变的主成分后, 就可以近似地表示任意一个人体形状向量:

$$s = \bar{s} + pb \quad (13)$$

其中: \bar{s} 表示人体平均形状; p 为主成分特征向量构成的主成分矩阵; b 为主分量参数; b 的不同值代表了人体形状的不同变化, 而且 b 的取值是在一定范围内的, 满足:

$$-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i} (i=1,2,\dots,t) \quad (14)$$

这样,就完成了人体形状模型的建立,通过在一定范围内变化形状参数 b ,可以生成新的人体形状样本,不同人体形状样本坐标点集本是在同一坐标系下,为了便于清晰比较,人为将 b_i 为 $3\sqrt{\lambda_i}$ 时的形状点集的 x 坐标统一左移150个坐标单位,将

b_i 为 $-3\sqrt{\lambda_i}$ 时的形状点集的 x 坐标统一右移150个坐标单位,如图4所示,(a),(b),(c),(d)中的中间列均为50幅训练样本集对齐后的平均形状,左边的人体形状便为形状参数 b_i 为 $3\sqrt{\lambda_i}$ 时所生成的新形状,右边的人体形状即为形状参数 b_i 为 $-3\sqrt{\lambda_i}$ 时所生成的新形状。

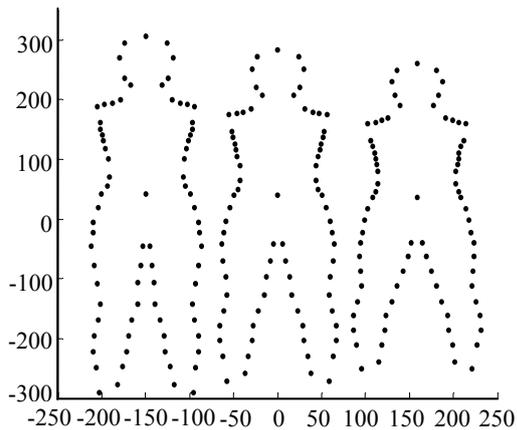
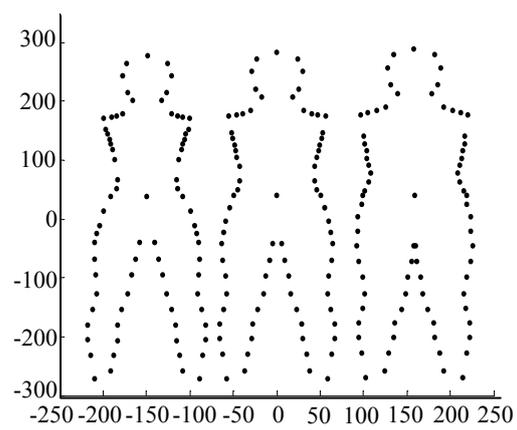
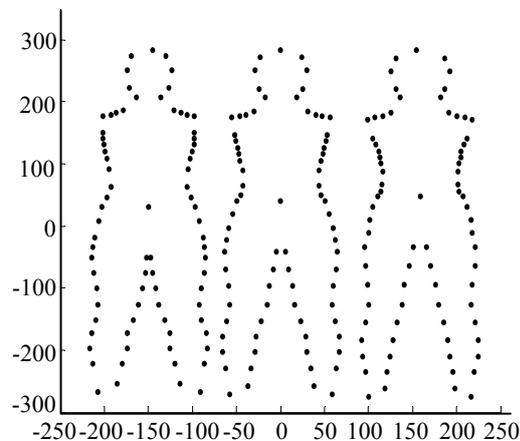
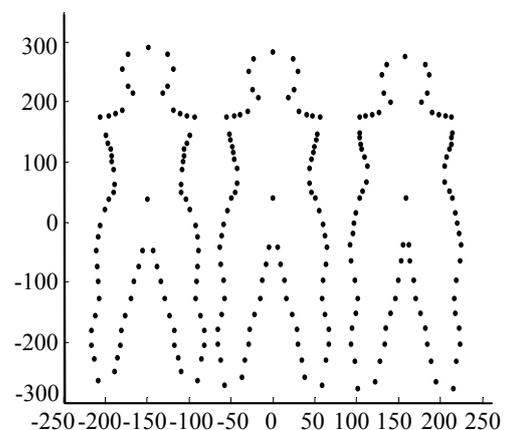
(a) b 为 $\pm 3\sqrt{\lambda_1}$ 时的形状变化(b) b 为 $\pm 3\sqrt{\lambda_2}$ 时的形状变化(c) b 为 $\pm 3\sqrt{\lambda_3}$ 时的形状变化(d) b 为 $\pm 3\sqrt{\lambda_4}$ 时的形状变化图4 不同的 b 对应的不同的形状模型

表2中,形状参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 分别占据人体整体形状变化信息的47.9%, 11.93%, 9.07%, 5.21%,并结合图4中(a)图结果可以明显看出 λ_1 主要决定着人体的身高形状变化,(b)图结果显示 λ_2 对人体胸围、腰围、臀围及肩宽的形变占有绝对的比重,(c)图显示 λ_3 决定着人体头部、肩宽和腿部的主要形状变化和胸围、腰围、臀围的变化趋势,(d)图中 λ_4 主要

影响胸围、腰围、臀围的变化趋势,和(c)图中的变化方向相反。综合分析图4中各图可以得出,不同的形状参数 λ_i 决定着人体不同的形状变化,并在对人体某一特征尺寸变化起主导作用的同时,人体其他部位也发生了相应的形状变化,克服了一些人体局部形变不自然,不符合人体变化客观实际的缺陷,实现了人体整体参数化变形。

3 ASM 局部灰度模型的建立

人体 PDM 的建立为人体目标的定位提供了基础, 进一步为人体特征尺寸的自动获取提供了支持。对特征点搜索定位, 首先要建立 ASM 局部灰度模型。传统的 ASM 方法是在特征点外轮廓线的法线上, 以特征点为中心上下各采样 k 个图像像素值, 构成一个向量, 称其为该特征点的局部纹理向量。统计各个特征点的局部纹理灰度分布规律, 就得到局部纹理模型(也称为 Profile 模型)^[9]。运用这种方法建立局部纹理模型的计算量较小, 但在寻找每一个特征点处的局部纹理向量时都需要通过求解线性方程组来得到, 需要花费很长的时间, 效率较低, 且容易使有些特征点因其灰度模型相似而导致错误的匹配, 定位的精度不高。

本文采用的方法是以特征点为中心, 选取其周围的矩形区域内的灰度分布来训练灰度模型, 具体选取以特征点为中心的上下左右各 5 个像素的矩形区域内的像素值, 即

$$g_{ij}(1+(j-1)*11:11+(j-1)*11,:)=$$

$$\text{GrayPic}(\text{Py}(i,j)-5:\text{Py}(i,j)+5,\text{Px}(i,j)-5:\text{Px}(i,j)+5)$$

其中: i 表示第 i 幅图像; j 表示第 j 个特征点, 则每一个特征点的局部纹理向量可用 11×11 的二维向量来表示, 对于第 i 幅训练图像的第 j 个标定, 其矩形区域内的灰度信息表示为:

$$g_{ij} = \begin{bmatrix} g_{ij11} & g_{ij12} & \dots & g_{ij111} \\ g_{ij21} & g_{ij22} & \dots & g_{ij211} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{ij111} & g_{ij112} & \dots & g_{ij1111} \end{bmatrix}$$

具体以其中一个样本模型的左侧腰部最细点处(第 16 个标定)为例, 其局部纹理向量信息如图 5 所示。

得到各个训练样本的每一特征点的灰度信息后, 再计算出训练样本集各个特征点的局部纹理均值 \bar{g} , 即得到可以描述局部纹理的统计分布, 同样以样本模型的左侧腰部最细点处(第 16 个标定)为例, 得到该点的局部纹理均值如图 6 所示。

Command Window

Warning: Image is too big to fit on screen; displaying at 67%

> In [lmuitools\private\initSize at 75](#)

In [imshow at 239](#)

In [PDMrect1 at 135](#)

g116 =

26	26	26	26	26	26	27	67	76	93	109
26	26	26	26	26	26	27	66	79	95	109
26	26	26	26	26	26	27	64	88	100	104
26	25	26	26	26	26	29	67	84	99	106
26	26	26	25	23	27	46	70	81	89	108
26	26	27	29	44	39	50	67	86	89	103
26	26	25	38	111	67	46	68	96	95	102
26	26	22	75	107	127	99	64	84	79	100
26	25	29	91	98	144	129	63	81	79	101
26	23	52	102	81	69	130	64	78	97	108
26	22	51	99	84	24	91	64	73	89	106

图 5 样本模型的左侧腰部最细点处局部纹理向量信息

Command Window

g16 =

26	26	26	27	28	38	52	70	85	97	110
26	26	26	27	28	38	53	71	86	97	110
26	26	26	27	30	40	53	73	88	98	110
26	26	28	33	38	47	62	82	92	101	111
26	29	36	46	57	71	84	90	97	102	113
28	33	43	58	88	115	107	98	96	102	112
27	32	44	68	106	130	114	102	96	103	114
26	31	45	71	104	119	116	101	97	105	115
26	31	36	60	82	94	96	91	94	105	115
26	30	35	47	64	77	85	89	96	107	117
26	27	30	34	46	59	74	83	95	109	118

图 6 50 幅训练样本的左侧腰部最细点处局部纹理均值

局部纹理模型的主要作用是在目标搜索更新的过程中, 确定各个特征点的最佳候选定位点位置。本文中是以特征点为中心, 选取其周围的 24 邻域点作为候选点, 计算每一候选点的局部纹理与训练样本局部纹理均值之间的欧式距离, 欧式距离定义为:

$$d = (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}})^T (\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}) \quad (15)$$

欧式距离反应了候选点与标定的特征点间的相似度, 欧式距离越小, 两点间的相似度越大, 则选取一组候选点中欧式距离最小的点作为该特征点的最佳候选点。

4 目标搜索及人体特征点定位

利用建立的形状模型和局部纹理模型,就可以在给定的新的人体图像中进行目标搜索,实现人体关键特征点的定位。搜索执行过程如图 7 所示。

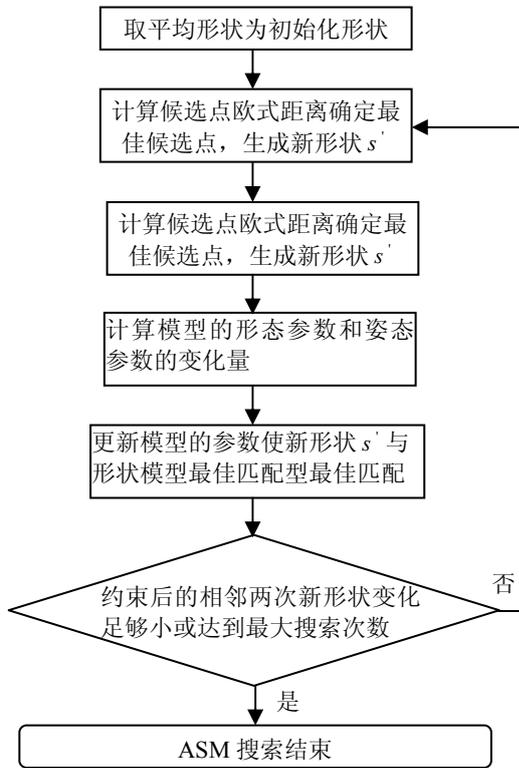


图 7 目标搜索流程图

在图 7 所示的目标搜索流程图中,首先将训练集对齐后的平均形状作为目标人体的初始化形状;其次计算当前各个特征点及其为中心的周围 24 邻域的每一候选点的局部纹理与局部纹理模型的欧式距离,选择欧式距离最小的点为该特征点当前位置的最佳候选点,生成新形状 s' ;对新形状 s' 进行缩放、平移操作,同时在全局形状模型对新形状的约束条件下,调整其参数,使形状模型与新形状 s' 对齐;判断约束条件下生成的相邻两次新形状向量间有无明显变化或是否达到最大搜索次数,如无明显变化或已达最大搜索次数,ASM 搜索结束,否则继续以新形状向量位置为当前位置,更新相关参数,寻找最佳候选点,如此反复进行下去,直到定位完成或已达到最大搜索次数。

在具体的目标搜索过程中,以第一次搜索为例,首先以上述对齐后的训练样本的平均形状 P_{mean} 作为待标定目标人体的初始化形状(图 9 中白色+符号表示的形状模型);计算当前各个特征点(图 8 中虚线圈出的点)及其为中心的 24 邻域候选点的局部纹理与平均局部纹理模型的欧式距离(以样本模型的左侧腰部最细点处(第 16 个标定点)为例),如图 8 所示。

35002	34203	31139	27936	26505
35001	34191	31173	28033	26563
34981	34187	31230	28152	26785
34997	34208	31262	28185	27040
35015	34246	31373	28619	27833

图 8 样本模型左侧腰部最细点处及其 24 邻域候选点的局部纹理与平均局部纹理模型的欧式距离

选取候选点中欧式距离最小的点为该特征点当前位置的最佳候选点(图 8 中红色实线圈出点),生成新形状 s' (图 9 中绿色*符号表示的形状模型)。

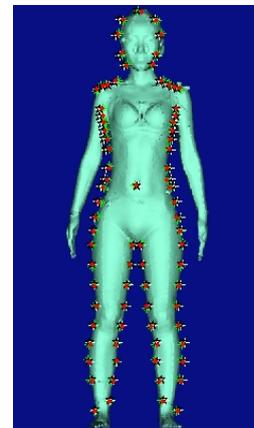


图 9 第一次目标搜索过程示意图

对平均形状 P_{mean} 进行缩放变化 S_c 及平移变换 (t_x, t_y) , 即 $S_i = S_c \cdot \begin{bmatrix} P_{meanx} \\ P_{meany} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}$, 使得 $D = (s' - S_i) \cdot (s' - S_i)^T$ 最小。通过分别对 S_c 、 t_x 、 t_y 求偏导,解出其值如表 3 所示。

表 3 新形状 s' 与平均形状 P_{mean} 对齐的各参数值

变形参数	S_c	t_x	t_y
参数值	1.0012	1.0491	0.5151

此时得到新形状 s' 与平均形状 P_{mean} 对齐后的形状向量 S_{agn} (图 9 中黑色五边形符号表示的形状模型), 同时在全局形状模型对新形状的约束条件下, 通过求 $b = p \cdot [s' - P_{mean}]$ (p 为主成分特征向量) 得出形变参数 b , 调整参数 b , 得到形状模型 S_{new} (图 9 中红色 \bullet 符号表示的形状模型) 即为第一次目标搜索生成的形状向量, 此时, 第一次目标搜索完成。

通过计算相邻两次新形状向量间的欧式距离 ($d = (S_i - S_{i+1})^T (S_i - S_{i+1})$) 是否小于给定阈值 ε 来判断二者间有无明显变化, 若欧式距离 $d > \varepsilon$, 则按照第一次搜索的步骤继续第二次搜索, 如此反复, 直到相邻两次新形状向量 $d \leq \varepsilon$ 或达到最大搜索次数(通过多幅测试图像实验, 本文设定最大搜索次数为 26), 此时目标定位搜索结束。对文中举例的样本数据, 整个搜索过程共进行了 13 次, 每相邻两次新形状向量间的欧式距离如图 10 所示, 部分搜索结果示意图如图 11 所示。

图 11 中, 各图中人体为待进行特征点定位的人体模型, (a) 图中红色 \bullet 符号表示的是训练样本集对齐后的平均形状, (b)(c)(d)(e)(f) 图中红色 \bullet 符号依次表示的是第几次搜索后生成的新形状, 从图中可以看出, 每进行一次搜索, 标定点都向人体模型特征点逼近, 最终完成人体特征点的定位。

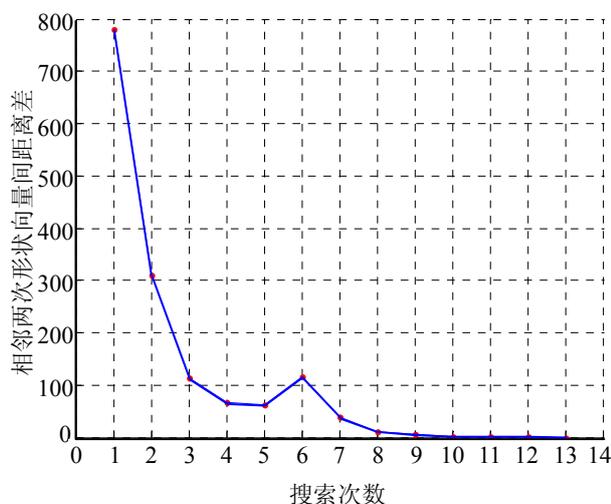


图 10 13 次目标搜索过程中每相邻两次新形状向量间的欧式距离

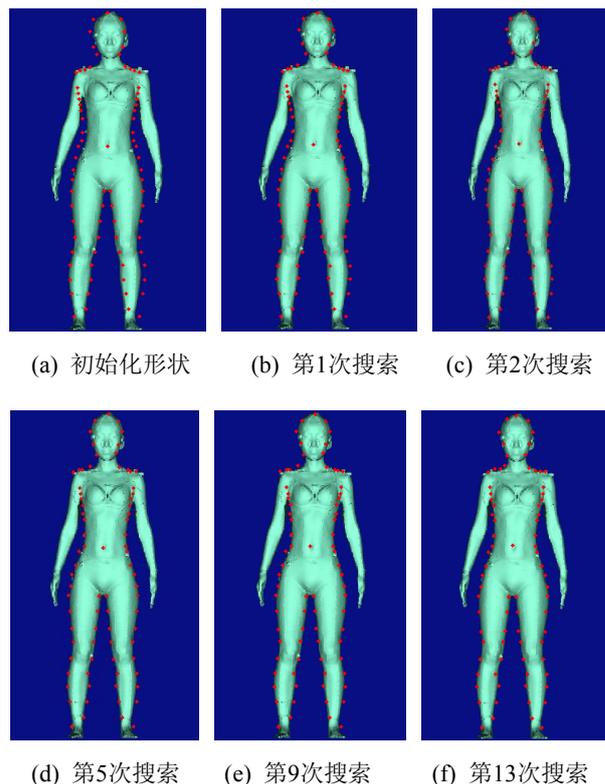


图 11 搜索过程示意图

5 实验结论及下一步研究内容

主动形状模型(ASM)是目前比较主流的柔性体统计建模方法, 在特征点定位等领域中有着广泛的应用。本文在传统的 ASM 算法基础上, 对形状模型建立中的训练集对齐及局部灰度模型的建立方面都做了改进。本实验以服装工程中心提供的由三维人体扫描仪扫描并经过预处理得到的 50 幅二维人体模型为训练样本, 实验电脑 CPU 为 Intel 奔腾双核 2.2 GHz, 内存为 2 GB, 在 Matlab R2007b 运行环境中, 通过计算训练集中手工标定的人体的肩宽、胸围、腰围、臀围及身高间的像素距离与运用 ASM 方法定位获得的像素距离间的误差, 即 $r = \min(ds_{source}, dt_{test}) / \max(ds_{source}, dt_{test})$ (ds_{source} 表示手工标定的人体特征点间像素距离, dt_{test} 表示 ASM 方法定位获得的人体特征点间像素距离) 对算法的定位精度进行分析, 并通过 Matlab 中 tic、toc 计时对传统 ASM 方法和改进后方法在算法的运行时间、所需搜索次数及定位结果进行比较分析, 如表 4 及图 12 所示。

表 4 传统及改进后 ASM 方法特征点定位精度和搜索效率对比

对比项目数据	定位精度 r					搜索效率	
	肩宽	胸围	腰围	臀围	身高	时间/s	搜索次数/次
改进后方法	99.07%	94.19%	96.1%	96.61%	99.47%	8.51	13
传统 ASM 方法	81.42%	88.94%	87.64%	98.39%	98.76%	2724.64	26

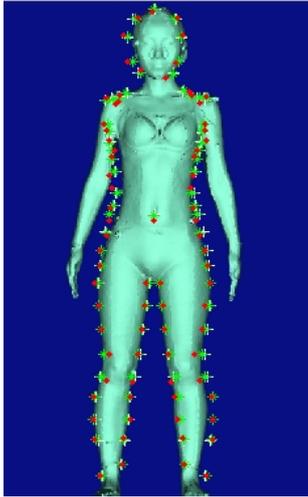


图 12 传统 ASM 方法特征点定位图

图 12 所示是传统 ASM 方法进行特征点定位的示意图, 其中白色+符号表示的是训练样本集对齐后的平均形状(与图 11(a)图对应), 绿色*符号表示的是第 1 次目标搜索后生成的新形状(与图 11(b)图对应), 红色●符号表示的是第 13 次目标搜索后生成的新形状(与图 11(f)图对应), 对比两幅图中各形状点集, 明显可以看出改进的 ASM 方法具有更高的定位精度。

综合实验结果分析, 应用改进的 ASM 方法进行人体特征点搜索, 减少了传统 Procrustes 方法所需的迭代次数, 克服了在寻找每一特征点处的局部纹理向量时都需要求解线性方程组的缺陷, 大大提高了算法的时间效率, 有效地避免了有些特征点因其灰度模型相似而导致的错误匹配, 提高了定位精度。

结合当前服装电子商务领域的发展现状, 适合用户个性化体型的服装虚拟试穿技术占据着主流地位, 而应用本文的 ASM 建模技术实现人体特征点的定位, 进而就可以得到用户的关键尺寸, 与此相对应的是, 只要用户输入自己的关键体型尺寸,

便可生成和用户体型相近的人体模型, 在此基础上再依据放松量得到服装外轮廓模型, 利用图像处理技术实现个性化服装虚拟展示, 使其在服装电子商务中得到实际应用, 这也正是下一步的主要研究内容。

参考文献:

- [1] Balan A, Black M. The Naked Truth: Estimating Body Shape under Clothing [C]// European Conference on Computer Vision. Marseille-France: Springer Berlin Heidelberg, 2008: 15-29.
- [2] Dang L, Fanrang K. Facial Feature Point Extraction Using a New Improved Active Shape Model [C]// 3rd International Congress on Image and Signal Processing, Yantai, China. USA: IEEE, 2010: 944-948.
- [3] 陈胜勇. 柔性体点分布模型的时变插值算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 872-878.
- [4] Ferrer A, Morales A, Alonso B. Fingers Shape Biometric Identification Using Point Distribution Models [J]. Electronics Letters (S0013-5194), 2010, 46(7): 495-497.
- [5] Nair P, Cavallaro A. SHREC'08 Entry: Registration and Retrieval of 3D Faces Using a Point Distribution Model [C]// IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. USA: IEEE, 2008: 257-258.
- [6] 冯振华, 吴小俊. 改进的用于 ASM 的归一化方法 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(2): 187-190.
- [7] Chan Song, Jianguo Wei. Tongue Shape Synthesis Based on Active Shape Model [C]// 2012 8th International Symposium on Chinese Spoken Language Processing, Kowloon, HK, China. USA: IEEE, 2012: 383-386.
- [8] 赵永嘉, 戴树岭. 基于点分布模型的可变形手势跟踪方法 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(1): 1-5. (Zhao Yongjia, Dai Shuling. Tracking of Deformable Hand Gesture Based on Point Distribution Model [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2009, 21(1): 1-5.)
- [9] 杜立强, 贾鹏, 周宗潭. 基于主动形状模型的人脸脸型自动分类算法 [J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 2710-2712.