

基于区域分割和蒙特卡洛采样的 静态图片人体姿态估计

肖锋, 周杰

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 静态图片中的人体姿态估计是近年来图像分析领域的重要问题之一。由于静态图片中可利用的信息较少, 且存在多关节引起的形状畸变、着装变化、背景干扰及遮挡等难点, 使得这一问题具有很大挑战性。考虑到现有算法的不足, 提出了一种基于区域分割和置信传播蒙特卡洛采样的人体姿态估计算法, 将前景区域分割加入到姿态估计中, 在概率图模型中引入非树状的约束, 采用蒙特卡洛采样来进行概率推理。实验表明该算法比经典的算法在公共数据集上给出了更加精确的估计结果, 同时运行时间也减少了 25%。

关键词: 静态图片; 人体姿态估计; 区域分割; 蒙特卡洛采样; 置信传播

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)01-0038-06

Human pose estimation in static images based on region segmentation and Monte Carlo sampling

XIAO Feng, ZHOU Jie

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Human pose estimation in static images is one of the important issues in the field of image analysis in recent years. The main difficulties are that there's less available information in static image, besides, there're figure distortion due to multiple joints, change in clothes, background disturbance and shading, etc., which make the problem challenging. Aiming at the deficiency of existing algorithm, a new algorithm was proposed for human pose estimation in static images based on region segmentation, belief propagation and Monte-Carlo sampling, in which foreground region segmentation was incorporated into the pose estimation, non-tree constraints were introduced in the probabilistic graphical model, and Monte-Carlo sampling was utilized to carry out probabilistic inference. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm performs better on a common database compared with classical algorithm, producing a more precise estimate result and reducing 25% running time.

Keywords: static images; human pose estimation; region segmentation; Monte Carlo sampling; belief propagation

静态图片中的人体姿态估计问题是计算机视觉领域中的一个重要问题, 在基于内容的图片检索和过滤方面有广泛的应用^[1-3]。考虑到人体的多关节特性, 一般估计人的姿态时都需要将人分成多个部分来分别检测(通常是按照关节来进行划分), 因此静态图片中的人体姿态估计问题可以等同于检测每个部分的位置、角度及大小。多关节引起的形状畸变、人的着装变化、背景干扰以及遮挡都使得这一问题具有很大的挑战性。

考虑到人体各个部分有着比较固定的连接关

系, 可以将不同部分的检测结果组合起来, 组合的算法框架一般是基于图形结构(pictorial structure)的物体检测算法^[4-16]。在文献[4]中, 假设每个部分的前景是一个矩形框, 而环绕该矩形框的区域是该部分的背景, 利用前景和背景的差异作为特征, 进而采用能量函数最小化或后验概率最大化的表示, 来解决结构模型匹配问题。文献[5-6]在区域分割或边缘聚合的基础上, 建立一个综合各部分外观和人体结构的能量函数, 通过对该能量函数寻优来判断各分割块是否属于某个部分。文献[7]将各部分的形状和外观同时作为特征训练得到前景和背景的差异模型, 此外还建立了相邻部分之间的差异模型。基于后验概率最大化的代表性的有文献[8-15]。文献[8]

收稿日期: 2010-11-05.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60573062, 60673106).

通信作者: 肖锋. E-mail: xiao99@mails.tsinghua.edu.cn.

采用数据驱动的马尔可夫链蒙特卡洛算法(data driven Markov chain Monte Carlo, DDMCMC),对人的三维结构进行建模,能够从静态图片中估计出人的三维姿态,但是其参数设定很复杂,状态维度很高.文献[9]通过蒙特卡洛采样来减少状态数目,利用人脸信息和肤色信息来选择初始状态.文献[10]采用多特征融合的方法来提高DDMCMC算法的精度和效率.文献[11]采用人脸检测和人脸检测来逐步减小搜索的状态空间,而文献[12]提出了2种在DDMCMC框架下加速状态转移的策略.文献[13]采用全连接的网络结构来刻画人的结构,对前期检测的要求较高,只能用在外观特征较显著的图片中.文献[14]预先利用人的检测得到人体的大致区域,然后结合形状模型进行更加细致的分割,最后通过轮廓形状分类的方法得到人的姿态.文献[15]定义了新的“姿态块”的特征,这些姿态块能够给出其所在的较大部分的3-D状态信息,因此可以通过分类的方法得到整体的姿态估计.文献[16]采用边缘特征与区域特征相结合的方法来提高姿态估计的精度,不需要借助其他算法进行初始的检测,取得了较好的效果.

本文提出了一种新的静态图片的估计姿态算法.首先建立人体各部分关系的非树状贝叶斯网络,利用边缘模板匹配得到各部分的初始分布,提取边缘特征、皮肤特征和对称性特征等特征,采用置信传播蒙特卡洛算法进行推理得到新的边缘分布.然后利用得到的新的边缘分布来进行区域分割,对分割得到的前景区域提取区域相关特征,再次利用置信传播蒙特卡洛算法得到新的近似边缘分布.这样反复进行迭代,在迭代多次之后就能达到一个比较理想的姿态估计结果.与已有相关工作相比,本文的主要创新如下:1)采用非树状的概率图模型,可以利用空间结构上不相邻的部分的约束;2)针对人体特点引入一些新的描述特征,包括相对皮肤比例、对称性等特征,能够更好地刻画人体特点;3)采用蒙特卡洛采样来进行概率推理,减少了计算量,所用时间更短.

1 人体姿态模型

1.1 人体姿态的参数化表示

我们将姿态估计问题抽象为一个贝叶斯估计问题,即通过图像特征的观测来推理对应的隐状态,因此首先需要将人的姿态表示为参数化的状态.在状态表示上,选择用矩形框来表示人体每个部分的形状及其在图像平面所占据的区域,用三维向量 $X_i = (x_i, y_i, \theta_i)$ 来表示每个部分的隐状态,其中元素 x_i

表示第 i 部分的中心的横坐标, y_i 表示纵坐标, θ_i 表示倾角.图1给出了样本上的标注.

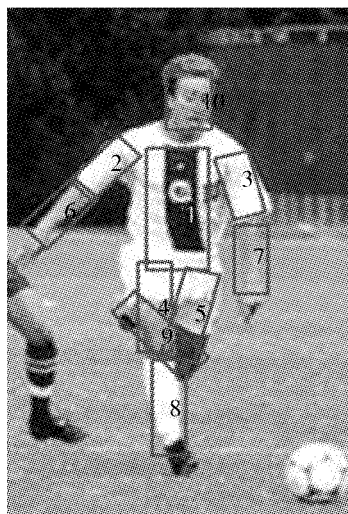


图1 人体模型及样本上的标注

Fig.1 Human model and sample annotation

1.2 非树状概率图模型

本文采用如图2所示的非树状贝叶斯网络作为姿态估计用的概率图模型.这一模型与视觉上直立的人体的连接关系是基本对应的,其中每个圆圈代表对应人体各部分的隐节点,每个方框代表与其相对应的隐节点的观测信息.图中 X_1 为躯干的参数化表示,也即躯干的位置和朝向, Z_1 表示躯干所对应的图像特征, X_{10} 为头部的参数化表示,其余四肢的对应关系可对照图1和图2得到.与文献[4,9]中的概率图模型不同,发现头部和左右上胳膊之间的联系更为紧密,因此在图2中头部和左右上胳膊之间也有连接,这使得整个概率图模型的结构不再是树状结构.该贝叶斯网络的联合概率的表示式如式(1).

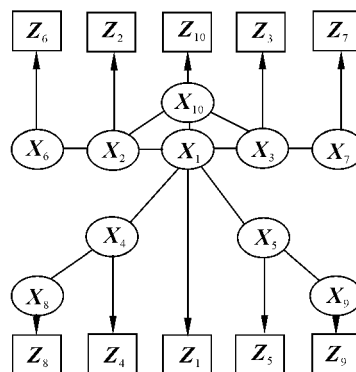


图2 姿态估计的概率图模型

Fig.2 Graphical models for pose estimation

$$P(X|Z) = \prod_{(i,j) \in \mathcal{E}} \psi_{ij}(X_i, X_j) \prod_{i \in \mathcal{V}} \phi_i(Z_i | X_i). \quad (1)$$

式中: ε 是各个隐节点之间的连接的集合, 而 v 则是从隐节点到观测节点的连接的集合; $\phi_i(\mathbf{Z}_i | \mathbf{X}_i)$ 是单个节点似然度函数, 在后续论述中简记为 $\phi_i(\mathbf{X}_i)$; $\psi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 是 2 个节点之间的势函数, 主要表示 2 个部分之间的关系. 为减少计算量, 本文采用的贝叶斯网络中仅包括单个节点和 2 个节点的势函数, 这些函数的定义在第 2 节中介绍. 在定义了上述后验概率以及结构模型之后, 姿态估计问题就化为估计边缘分布 $P(\mathbf{X}_i | \mathbf{Z})$ 的问题.

2 特征描述

2.1 单节点的似然度模型

各部分的似然度函数的定义如式(2)所示, 其中四肢的似然度函数由边缘特征 $f_i^e(\mathbf{X}_i)$ 和前景区域特征 $f_i^r(\mathbf{X}_i)$ (见第 2.1.2 小节) 组合而成. 头部和躯干的似然度函数由边缘特征、对称性特征 $f_i^s(\mathbf{X}_i)$ (见第 2.1.1 小节) 和前景区域特征组合而成.

$$\phi_i(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} \exp(f_i^e(\mathbf{X}_i) + f_i^r(\mathbf{X}_i)), i = 2, 3, \dots, 9, \\ \exp(f_i^e(\mathbf{X}_i) + f_i^r(\mathbf{X}_i) - f_i^s(\mathbf{X}_i)), i = 1, 10. \end{cases} \quad (2)$$

2.1.1 边缘特征和对称性特征

本文采用的边缘特征如式(3)所示^[9], 其中的边缘 l 为对应于人的四肢的矩形的较长的 2 条边, 或者对应于头部和躯干的 4 条边. $\varepsilon_x(x_i, y_i)$ 和 $\varepsilon_y(x_i, y_i)$ 分别表示在 (x_i, y_i) 处 x 方向和 y 方向的边缘强度, ε_m 表示整条边缘 l 上边缘强度的最大值, N_l 表示整条边缘上的点的数目, 是一个归一化的量. 这一特征既考虑了边缘的强度, 又考虑了边缘的方向性.

$$f_i^e(\mathbf{X}_i) = \sum_{(x_i, y_i) \in l} \frac{|\varepsilon_x(x_i, y_i) \sin \theta_i - \varepsilon_y(x_i, y_i) \cos \theta_i|}{N_l \varepsilon_m}. \quad (3)$$

对称性特征 $f_i^s(\mathbf{X}_i)$ 通过计算第 i 部分左半和右半区域的颜色直方图的卡方距离 (chi-square distance) 得到.

2.1.2 前景区域特征

采用基于边缘的模板匹配算法^[16], 可以得到一个较粗略的各部分状态的分布, 记为 $I_i(\mathbf{X}_i)$. 以这一分布为重要性函数, 通过置信传播蒙特卡洛算法的概率推理, 可以得到一个新的分布 $P(\mathbf{X}_i | \mathbf{Z})$. 将这一分布对应到图像上, 可以得到各个部分的颜色分布的直方图, 根据这一直方图对图像进行前景区域的分割. 由于使用了重要性函数来进行采样, 因此可以避免对不重要状态的计算.

图 3 给出了对于一张样本图片中躯干的前景区域分割的结果. 该图中四肢的颜色和躯干的颜色相差不多, 边缘特征区分度也不大, 因此仅靠颜色进行分割时, 有可能会包含部分四肢以及其他一些干扰区域.

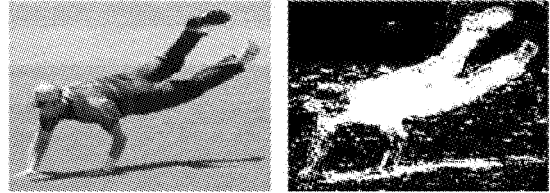


图 3 样本图片和对应的躯干前景区域

Fig. 3 Foreground regions for torso

区域特征定义如式(4)所示, 其中 T_i 表示一个部分的前景区域的模板^[16], $f_i^r(\mathbf{X}_i)$ 表示前景区域 F_i 与平移和旋转到 \mathbf{X}_i 处的模板的匹配程度.

$$f_i^r(\mathbf{X}_i) = \sum F_i * T_i^{\theta_i}(x - x_i, y - y_i). \quad (4)$$

2.2 2 个节点的势函数

2 个节点的势函数由结构似然度和皮肤特征对应相乘得到.

2.2.1 结构似然度

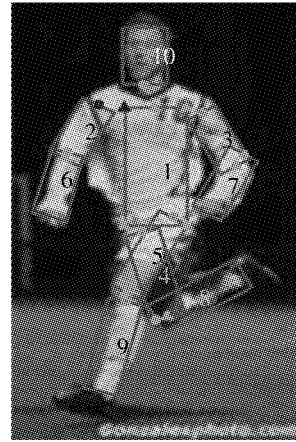


图 4 结构模型及链接点的图示

Fig. 4 Structural model and joint points

在单个部分的外观特征不明显的情况下, 结构似然度是对 2 个部分的匹配程度进行评价的重要指标. 结构似然度的定义如式(5)所示, 它包含两部分特征, 一部分度量了相对位置的似然度, 另一部分是相对朝向的似然度. 其中 J_{ij} 表示第 i 部分到第 j 部分的链接点, J_{ji} 表示第 j 部分到第 i 部分的链接点, σ_{ij} 是通过样本训练得到的链接点的距离的方差. 图 4 是结构模型和链接点的图示, 其中用三角形和圆形标出了对应的链接点. 相对朝向的似然度定义为 2 个部件的相对朝向在训练样本中出现的频率.

$$\psi_{ij}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \exp\left(f_{ij}^p(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) - \frac{(J_{ij} - J_{ji})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right). \quad (5)$$

2.2.2 皮肤特征

通常利用皮肤信息的方式是直接计算单个部分所覆盖区域的皮肤似然度^[9],也即统计当前肢体所覆盖区域内每个像素的皮肤似然度的均值.这种处理方法有2个问题.首先,不同样本中同一部分的皮肤区域的范围差异很大.一些样本中某个部分完全暴露因而皮肤区域较大,而另外一些样本中同样的部分皮肤区域很小.其次,皮肤区域特征的变化区间也很大.

为了解决这2个问题,采用皮肤似然度的相对强度关系来对皮肤区域似然度进行约束.首先计算单个部分的皮肤似然度,采用皮肤像素似然度分布模型^[17]计算该部分覆盖区域内每个点是皮肤的似然度,然后对整个部分取平均,即可得到 X_i 对应的状态是皮肤的可能性 $p_{\text{skin}}(X_i)$.采用式(6)所示的势函数来表达皮肤特征,利用了如下部分之间的皮肤似然度的关系:头部与左大臂、头部与右大臂,头部与躯干.当 i 为左大臂、右大臂或者躯干, j 为头部时,选择前者似然度小于后者的样本,即认为左右上臂及躯干的区域是皮肤的可能性均应该小于头部的.若 i 和 j 的顺序与上述相反,则选择前者似然度大于后者的样本.

$$\psi_{ij}(X_i, X_j) = \begin{cases} 1, & p_{\text{skin}}(X_i) < p_{\text{skin}}(X_j), \\ & i = 1, 2, 3, j = 10; \\ 1, & p_{\text{skin}}(X_i) > p_{\text{skin}}(X_j), \\ & i = 10, j = 1, 2, 3; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (6)$$

3 基于区域分割的置信蒙特卡洛采样算法

置信传播算法是在概率图模型中进行概率推理,即由式(1)得到边缘分布 $P(X_i | Z)$ 的一种算法,计算公式如式(7)和式(8)所示,更详细的论述可参考文献[18].在理想状况下,置信传播算法中的状态假设为连续的,传递的信息通过积分计算,从 X_j 到 X_i 传递的信息如式(7)所示.

$$m_{ij}(X_i) = \int_{X_j} [\phi_j(X_j) \psi_{ij}(X_i, X_j) \prod_{k \in N(j) \setminus i} m_{jk}(X_j)], \quad (7)$$

$$P(X_i | Z) \propto \phi_i(X_i) \prod_{j \in N(i)} m_{ji}(X_i). \quad (8)$$

由式(7)可以看出,该算法中信息 m_{ij} 的计算需要对所有可能的状态进行积分.而对一般的函数积分无法得到解析解,因此需要对状态进行离散化,并将积分转化为求和.文献[16]采用离散的状态表

示,将图像中的每个位置都作为一个状态,带来了很大的计算量.文献[9]则采用蒙特卡洛算法来对这一积分进行近似计算.我们认为颜色特征以及由此得到的前景区域分割是一种比较稳定的特征,因此结合区域分割与置信蒙特卡洛采样(belief propagation Monte Carlo, BPMC)算法^[9],提出基于区域分割的置信蒙特卡洛采样(region segmentation belief propagation Monte Carlo, RSBPMC)算法.

RSBPMC算法的基本步骤如下(下文用 $s_{i,k=1}^{(n)}$ 代表从 I_i 中采样得到的 X_i 的样本,注意式(9)和式(10)可分别看作式(7)和式(8)在离散状态下的近似).

1) 按照重要性函数 $I_i(X_i)$,从状态空间中采集样本 $\{s_{i,k+1}^{(n)}\}_{n=1}^N$.

2) 重新计算权重:对每个 $s_{i,k+1}^{(n)}$ 以及每个 $j \in N(i)$,定义:

$$\begin{aligned} \omega_{i,k+1}^{(j,n)} &= G_i^{(j)}(s_{i,k+1}^{(n)}) / I_i(s_{i,k+1}^{(n)}), \\ G_i^{(j)}(s_{i,k+1}^{(n)}) &= \sum_{m=1}^N [\pi_{j,k}^{(m)} * \phi_j(s_{j,k}^{(m)}) * \\ &\quad \psi_{ji}(s_{j,k}^{(m)}, s_{i,k+1}^{(n)}) \prod_{l \in N(j) \setminus i} \omega_{i,k}^{(l,n)}]. \end{aligned} \quad (9)$$

3) 计算每个样本的概率:按照各样本传递的信息对 $\omega_{i,k+1}^{(j,n)}$ $j \in N(i)$ 进行概率归一化,公式如式(10):

$$\pi_{i,k+1}^{(n)} = \phi_i(s_{i,k+1}^{(n)}) \prod_{l \in N(i)} \omega_{i,k+1}^{(l,n)}. \quad (10)$$

4) 计算前景区域.

5) 重新计算特征,按照步骤2)~3)进行推理.

6) 迭代: $k \leftarrow k+1$,进行迭代.

7) 输出推理结果:

$$P(X_i | Z) \sim \{s_{i,k+1}^{(n)}, \pi_{i,k+1}^{(n)}\}_{n=1}^N.$$

式中: $s_{i,k+1}^{(n)} = s_{i,k}^{(n)}$, $\pi_{i,k+1}^{(n)} = \pi_{i,k}^{(n)}$,推理结果中概率最大的状态就是该算法的估计状态.

在RSBPMC算法中,重要性函数的选择对于算法能够较快采样到正确的样本很重要.文献[9]的主要目的是分析足球运动员的姿态,在这些图片中4个下半肢体(小腿和小臂)的皮肤区域是暴露的.在处理过程中,利用人脸检测算法检测出人脸,利用皮肤信息检测出4个下半肢体,然后利用顺序检测的方法找到4个上半肢体和躯干.这种算法比较简单和直观,但对处理的图片有较强的限制.我们用文献[16]中的基于边缘的模板匹配算法作为初始化算法,避免了对着装的限制.

在概率推理方面,文献[4,16]均假设了树状模型.文献[19]指出,对于非树状的概率图模型,采用有环的置信传播算法往往可以保证收敛.由于本文采用了蒙特卡洛采样,状态数大大减少,因此可以采用非树状的概率图模型,同时还能保证识别的效率.

4 实验结果与分析

当前进行静态图片的姿态估计算法研究的公共数据集较少,只有文献[16]的作者提供了算法代码和公开数据集.选择该数据集进行实验并与文献[16]中的算法进行对比.

与文献[16]一样,实验也采用前100张图片作为训练数据,对第101~170张图片进行测试.2种算法的实验结果都是取边缘分布最大的状态,然后计算各个关节点的坐标差的均方误差.对每张图片,每次选择 $N=150$ 个状态,共迭代4次,算法采用Matlab实现.统计表明,本文算法处理一张图片平均耗时200 s,而在同一台计算机上文献[16]的算法处理一张图片平均耗时266 s,在计算时间上减少了25%.在算法精度上,图5给出了RSBPMC算法与文献[16]的算法的估计关节点与标注关节点的均方误差结果对比,2种算法在所有样本上的平均误差分别是24.3和49.8个像素,RSBPMC算法比文献[16]中的算法的估计精度平均提高了51.1%.此外还可以通过正确估计的部分数占总的部分数的百分比来评价一个算法的好坏.当一个部分的2个端点的估计位置与标定位置之间的距离均小于该部分的长度的一半时,则认为该部分的估计是正确的.按照这一准则RSBPMC算法的正确率为57.4%,文献[16]的算法的正确率为30.4%,因此按这一指标本文算法也大幅优于文献[16]的算法.

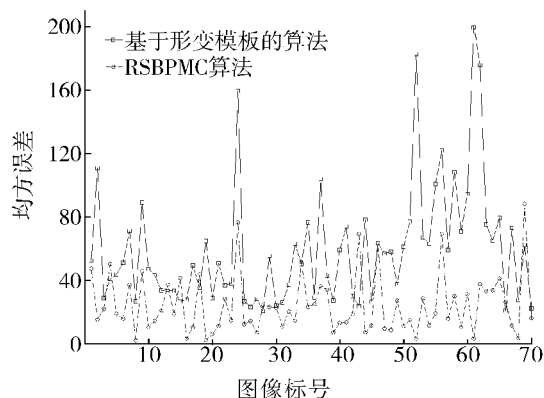


图5 本文算法与文献[16]算法的性能比较

Fig. 5 Comparison of the performance of our algorithm with the algorithm in reference [16]

图6是RSBPMC算法与文献[16]中的算法的部分实验结果的对比图,其中奇数列是RSBPMC的实验结果,偶数列是文献[16]中的算法的实验结果.图6中的a2和c2的左腿以及b2都错误地选择了边缘特征较强的区域,b2的结果整体发生了较大偏移;d2和a4没有利用皮肤特征,所以有较多的肢体都出现了很大的偏差;b4既没有利用皮肤特征,也没有利用对称性特征,因此实验结果与人的构型相去甚远;c4误差的主要原因是没有利用皮肤特征以及受到草地边缘的干扰;d4的错误原因是其模型受到中左腿和躯干的强边缘的影响.而本文提出的RSBPMC算法,由于考虑了人体对称性以及肤色均衡性等特征,采用了更合理的非树状约束模型,其检测精度比较理想.

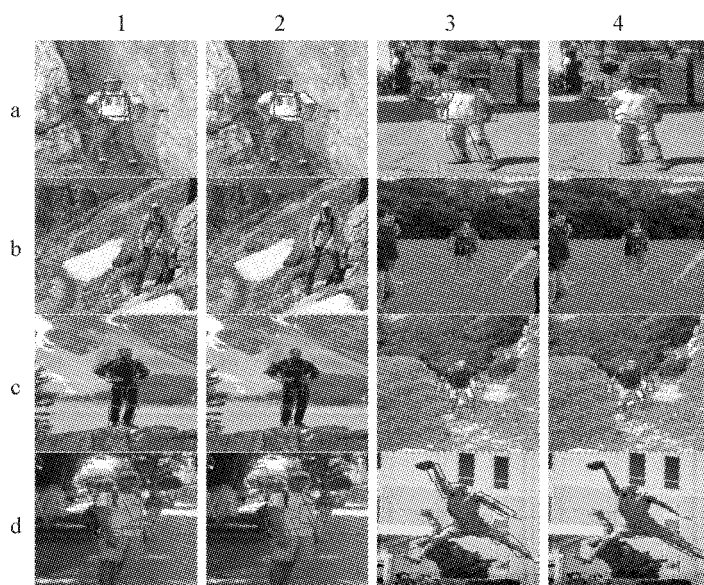


图6 本文算法与文献[16]中的算法的实验结果对比

Fig. 6 Comparison of experimental results of our algorithm and the algorithm of reference [16]

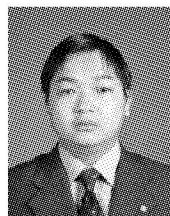
5 结束语

本文提出了一种新的姿态估计的算法,与现有方法相比,存在如下改进:在采用特征方面,考虑了人体的对称性以及皮肤、各部分颜色的均衡性等更适合描述人体的特征;在推理算法方面,采用蒙特卡洛算法提高了计算速度;同时采用了非树状的约束关系,使得精度得到了提高.在后续工作中,将研究如何改进特征描述,以期提出更好的特征描述方法,提高人体姿态检测的性能.

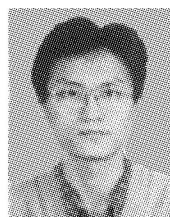
参考文献:

- [1] EICHNER M, FERRARI V. Better appearance models for pictorial structures[C]//Proceedings of British Machine Vision Conference. London, UK, 2009: 6-17.
- [2] 杨金锋,付周宇,谭铁牛,等.一种新型的基于内容的图像识别与过滤方法[J].通信学报,2004,25(7): 93-106.
YANG Jinfeng, FU Zhouyu, TAN Tieniu, et al. A novel algorithm for content-based image recognition and filtering[J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(7): 93-106.
- [3] HU Weiming, WU Ou, CHEN Zhouyao, et al. Recognition of pornographic web pages by classifying texts and images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1019-1034.
- [4] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Pictorial structures for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(1): 55-79.
- [5] MORI G, REN Xiaofeng, EFROS A, et al. Recovering human body configurations: combining segmentation and recognition[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA, 2004: 326-333.
- [6] REN Xiaofeng, BERG A, MALIK J. Recovering human body configurations using pairwise constraints between parts[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China, 2005: 824-831.
- [7] ROBERTS T, MCKENNA S, RICKETTS I. Human pose estimation using partial configurations and probabilistic regions[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 73(3): 285-306.
- [8] LEE M, COHEN I. A model-based approach for estimating human 3D poses in static images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(6): 905-916.
- [9] HUA Gang, YANG Minghsuan, WU Ying. Learning to estimate human pose with data driven belief propagation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA, 2005: 747-754.
- [10] HU Zhilan, WANG Guijin, LIN Xinggang, et al. Recovery of upper body poses in static images based on joints detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(5): 503-512.
- [11] FERRARI V, MARIN-JIMENEZ M, ZISSERMAN A. Progressive search space reduction for human pose estimation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA, 2008: 1-8.
- [12] ZHANG Xiaoqin, LI Changcheng, TONG Xiaofeng, et al. Efficient human pose estimation via parsing a tree structure-based human model[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan, 2009: 1349-1356.
- [13] BERGTHOLDT M, JAPPES J, SCHMIDT S, et al. A study of parts-based object class detection using complete graphs[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 87(1/2): 93-117.
- [14] CHEN Qiang, ZHENG Enliang, LIU Yuncai. Pose estimation based on human detection and segmentation[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2009, 52(2): 244-251.
- [15] BOURDEV L, MALIK J. Poselets: body part detectors trained using 3D human pose annotation[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan, 2009: 1365-1374.
- [16] RAMANAN D. Learning to parse images of articulated bodies[C]//Proceedings of the Twentieth Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada, 2006: 1129-1136.
- [17] JONES M, REHG J. Statistical color models with application to skin detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 46(1): 81-96.
- [18] YEDIDIA J, FREEMAN W, WEISS Y. Understanding belief propagation and its generalizations[J]. Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium, 2002, 8(1): 236-239.

作者简介:



肖锋,男,1982年生,博士研究生,主要研究方向为姿态估计、图像处理、图片分类。



周杰,男,1968年生,教授、博士生导师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉、多媒体信息处理、信息服务科学与技术.承担或完成国家自然科学基金、“863”计划项目等10余项,中国航海学会科学技术奖二等奖等多项奖励,在国外重要学术期刊上发表学术论文20余篇。