基于骨架匹配的人体轮廓线提取

张远 1,2,3, 蒋浩 1,2, 朱登明 1,2, 王兆其 1,2

(1.中国科学院计算技术研究所,北京 100190; 2.移动计算与新型终端北京市重点实验室,北京 100190; 3.中国科学院大学,北京 100049)

摘要:为了生成静态图像中人体的轮廓线,提出了一种基于*骨架匹配*的轮廓线提取方法。在图像中找到可以表征人体骨架的*骨架关键点*,通过骨架关键点,利用图像中各像素点所包含的边缘信息,结合人体形态学先验知识,构建了隐马尔科夫模型来匹配人体上对应骨架关键点的边缘关键点,少量的边缘关键点即可生成人体大致轮廓。利用 Hermite 插值方法连接边缘关键点获取人体轮廓线。通过相关实验结果表明,提出的方法在较为简单的场景中可以提取出静态图像中人体轮廓,获得的轮廓也符合人体形状先验。与已有的方法相比,在速度上有了很大的提高,并在一些较为复杂的场景中取得了更好的效果。

关键词:轮廓提取;隐马尔科夫模型;人体形态学;Hermite 插值

中图分类号: TP.391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 11-2774-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201711025

Human Contour Extraction Based on Skeleton Matching

Zhang Yuan^{1,2,3}, Jiang Hao^{1,2}, Zhu Dengming^{1,2}, Wang Zhaoqi^{1,2}

Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190, China;
 Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Beijing, 100190, China;
 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049, China)

Abstract:To extract human contour in still images, we propose a human contour extraction method based on *skeleton matching*. *Skeleton key points* are points representing human skeleton in images. Optimal human contour key points corresponding to skeleton key pointscanbe extracted by constructing hidden Markov modelthrough skeleton key points and image pixels' edge information combined with human body morphology as prior knowledge. Few human contour key points can generate reasonable human contour. TheHermiteinterpolation is used to connect these key points to obtain human contour. Experimentresults show thatour method can extract reasonable human contour in simple scene, andhas higher speed and achieves better results in complicated scenecompared to previous methods.

Keywords: contour extraction; hidden Markov model; human body morphology; Hermiteinterpolation

引言

对目标物体进行边缘提取是计算机视觉中



收稿日期: 2016-05-10 修回日期: 2016-07-16; 基金项目: 国家自然科学基金(61173067, 61379085, 61532002), 国家 863 计划(2015AA016401); 作者简介: 张远(1994-), 男, 山西忻州, 硕士生, 研究方向为计算机图形学; 蒋浩(1982-), 男, 湖南株洲, 博士, 助理研究员, 研究方向为群体行为模拟。 的重要问题,对后续图像理解等高层视觉研究至关 重要。近年来,针对图像序列中运动人体目标的跟 踪与分割的研究成果很多,广泛应用于视频监控、 虚拟现实、视频会议等领域。但是静态图像中精确 的人体自动分割仍然是一个挑战,主要原因是现实 世界中多种复杂因素的影响:阴影、光照、噪声、 杂乱的背景、深度信息的缺失等,当然也有来自人 体本身的复杂性,包括:姿势、人体外形和衣服纹

理的多样性等。

静态图像中人体的分割结果在电影特效、虚拟 现实等领域有着广阔的应用前景。这方面的研究主 要分为三类方法:基于数据的方法通过训练人体图 像数据库中的数据来估计图像中的人体轮廓,这类 方法依赖于数据库所包含的信息。基于边缘轮廓的 方法运用图像本身的性质,寻找图像中最符合人体 轮廓的闭合曲线,这种方法计算量小,但是在复杂 场景中效果不佳。基于三维模型的方法利用图像信 息,生成对图像中人体姿势的三维估计,进而寻找 图像中的人体轮廓,这种方法能很好地估计人体轮 廓,但是计算量很大。

基于边缘轮廓的方法中已经有利用人体姿势 来估计人体轮廓的工作,但是在已有的工作中,由 于没有考虑人体边缘和人体骨架的关系,在一些场 景下生成的轮廓并不符合人体形状。本文在观察到 在人体四肢和躯干等部位中边缘轮廓和对应骨架 的近似平行关系后,提出了一种基于骨架匹配的人 体轮廓线提取方法,对图像中的人体进行骨架标定 后,得到骨架关键点,利用图像中的信息,构建隐 马尔科夫模型匹配对应骨架关键点的边缘关键点, 随后对边缘关键点进行 Hermite 插值生成可信的人 体轮廓。由于骨架关键点和边缘关键点的数量要远 远小于用于描述骨架和边缘的像素点数量,因此本 文方法缩小了问题的规模,进而速度相较于以往同 类型的方法,有了很大的提高。考虑人体形状先验 后,在面对较为复杂的前背景情况下,本文方法生 成的轮廓也更接近人体真实轮廓。

1 相关工作

从静态图像中提取人体轮廓,已经有了很多研究。Ren^[1]在 Mori^[2]数据驱动的人体三维形态估计的工作基础上,运用人体中所包含的多组平行线关系,寻找最优的平行线组合,进而得到人体轮廓。孙庆杰和吴恩华^[3]用四边形的组合表征人体,利用几何和拓扑约束来检测单幅图像中的人体。吕治国等^[4]应用可变模板和支持向量机,实现对图像中人

体的检测和定位。Mohan^[5]将人体分成多个部分,对每一个部分训练分类器,随后将各部分组合作为对人体轮廓的近似。Mori^[6]提出的基于图像分块的方法,利用人体图像数据库,对分块结果分类,随后利用人体各部位之间的连接关系寻找可以拟合人体轮廓的图像块组合。这类方法依赖于数据库中的人体姿势信息和图像预处理的结果,由于人体姿势的多样,图像预处理的效果会受到很大的影响。

从图像中分割人体轮廓,可以直接转化为前背 景分割问题,Ferrari^[7]首先使用弱检测器生成对图 像中人体姿势的一个粗糙估计,随后通过这个估计 所代表的前景信息,应用 Grabcut^[8],从图片中得 到分割后的人体。与此工作类似的是 Bray[9]使用估 计的三维骨架,来分割二维图像上的人体轮廓。 潘峰等[10]利用彩色空间对背景进行自适应建模提 取特征,解决了复杂背景下人体实时检测的一些 关键问题。Andriluka[11]和 Yang[12]的工作,使得 对图像中人体姿势的估计和骨架的标定成为了可 能, Jacques Junior[13]提出了一种基于骨架的人体分 割方法,引入人体形态学先验知识,通过图像中 的信息构建连通图,利用图论算法生成人体轮廓 线。这类方法生成的轮廓接近人体的实际形状, 但是在较为复杂的场景下,会很容易受到前背景 信息的干扰。

部分研究者从人体的三维模型入手,进而估计二维轮廓,这就需要提取人体的三维参数,吴壮志等[14]设计了一种基于图像的人体参数自动测量方法,利用双目视觉测量人体,得到了人体的参数信息。类似的,赵静妙等[15]使用基于阈值的图像分割原理提取人体的参数。Oren Freifeld^[16]从三维人体数据库中学习人体参数,在给定图像中人体姿势初始估计的情况下,生成对图像中人体姿势和轮廓的估计。Guan^[17]提出了一种基于三维模型的图割方法,首先生成对图像中的人体轮廓的一个三维模型估计,随后利用这个模型在图像上的投影,生成tri-map,最后利用 graph-cut 方法从 tri-map 中分割

人体,这个方法利用了图割方法,生成的人体轮廓可信度较高。但是由于此类方法生成了对图像中人体姿势估计的三维模型,因此计算量很大。

近年来对于静态图像中人体头和肩部轮廓的提取,也有不少的研究成果。Julio Junior^[7-8,18-19]利用学习好的头和肩部形状模型,通过图论算法估计轮廓。Xin^[20]提出了一种基于 graph-cut 的自动分割方法。

上述的方法中,绝大多数工作得到了图像中人体和背景的分割结果,但是分割并不能很好地表达人体的轮廓和姿势信息,Jacques Junior^[13]和 Oren Freifeld^[16]的方法提供了生成人体轮廓线的思路,生成人体轮廓线的过程中,仍然需要人体姿势先验,进而基于边缘轮廓的方法,生成和实际人体形状相似的轮廓。在观察到人体部分骨架和对应边缘轮廓之间的近似平行关系后,本文利用此性质,寻找和骨架近似平行的边缘轮廓。

2 本文方法

Jacques Junior^[13]提出了一种基于骨架的半自动人体轮廓提取算法,这个方法在较为简单的前背景条件下取得了很好的效果,但是对于前背景比较复杂的图像来说,会产生轮廓不符合人体边缘先验的情况,如图 4 中绿色线条所示,人体轮廓周围具有明显边缘的部分影响了最终的轮廓。造成这样问题的原因是这个方法没有考虑到最终轮廓的形状应当符合人体形状先验。Jacques Junior^[19]考虑了人体头部轮廓应当符合 omega 形状先验,取得了良好的效果。为了让剩余部分的人体轮廓也尽可能符合人体轮廓先验,本文提出了一种基于骨架匹配的人体轮廓线提取算法。

在人体部分部位中,骨架和人体边缘具有近似平行的关系,因此本文的目标是在图像中寻找一组像素点 $(p_1,...,p_n)$,可以对应骨架上的像素点 $(s_1,...,s_n)$ 。更一般地,在图中寻找一组近似平行于骨架的具有较强边缘效应的像素点集,本文将这个问题规划成为一个能量最小化问题,将能量分为两

部分, $E_{gradient}$ 要求这组像素点具有较大的边缘梯度, $E_{direction}$ 要求这组像素点所组成的边缘尽可能保证和对应骨架平行。

$$E_{contour} = E_{gradient} + E_{direction} \tag{1}$$

本文的目标就是选择图像中的一组像素点使得上述能量最小,这组像素点就组成了人体的轮廓。通过动态规划可以得到该能量的最小值,但是由于图像中像素点数目太多,因此问题规模很大,本文希望缩小问题规模,找到目标优化问题的近似解。

进一步,由于每一个人体部位的骨架都是一条线段,因此少量的点就可以表征人体骨架。骨架关键点就是一组反映人体骨架梯度变化的点,在手臂、躯干和腿部这些人体部位上,称通过骨架关键点的骨架垂线和人体边缘的交点为人体边缘关键点,相邻人体边缘关键点之间的轮廓会和对应的骨架关键点之间的骨架保持近似平行的关系,因此认为骨架关键点可以体现人体边缘的梯度变化。这个性质使得我们可以利用一个部位骨架上的少数几个骨架关键点对应人体轮廓上的边缘关键点,通过插值方法生成该部位的轮廓,将这个轮廓作为对上述能量最小化的一个估计。因此本文提出了一种基于骨架匹配的人体轮廓线提取方法。

如图 1 所示,本文的方法由一系列流程组成,首先输入图像和骨架信息后,得到骨架关键点,随后利用隐马尔科夫模型匹配和骨架关键点对应的边缘关键点,最后通过插值算法连接这些关键点,生成人体轮廓线。

2.1 骨架模型

本文的方法需要输入骨架信息,可以通过使用 者手工输入,也可以通过 Andriluka^[11]和 Yang^[12] 的工作自动生成骨架信息,使得整个流程自动化。

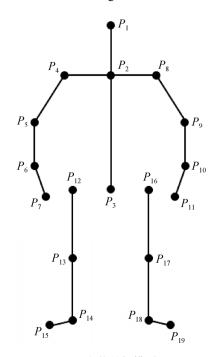
在本文中,整个骨架模型由 19 个骨架点构成,如图 2(a)所示,骨架模型上每一段骨架代表了一个人体部位。由于每个部位的骨架梯度变化不剧烈,因此在这里我们使用均匀采样点来近似骨架关键

点,如图 2(b)中灰色点所示,采样点的个数和对应 这段骨架的长度成正比关系,骨架越长,对应的采 样点个数也就越多。图 2(b)中蓝色点代表骨架关键 点对应的边缘关键点,灰色线段表示骨架,蓝色线 段代表对应骨架的人体轮廓,黄色线段表示骨架关 键点和边缘关键点之间的对应关系。

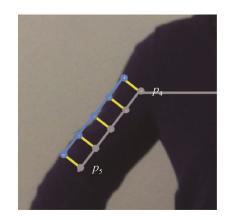


图 1 基于骨架匹配的人体轮廓线提取流程图

Fig.1 Procedureforhuman contour extraction based on skeleton matching



(a) 人体骨架模型



(b) 骨架关键点和边缘关键点对应示意图

图 2 人体结构示意图

Fig.2 Visualization for human structure

由于边缘关键点存在于通过骨架关键点的骨架垂线方向,因此在寻找对应骨架关键点的边缘关键点时,可以在对应垂线方向上的像素点中进行一维搜索,搜索范围也可以由人体形态学先验中人体身高和部位宽度之间的关系^[21]所确定,比如右后臂宽度的估计值为 0.0608*height。接下来的边缘关键点匹配模型适用于除头部和肩部以外的所有人体部位。

2.2 边缘关键点匹配准则

得到骨架关键点后,本文提出了一种边缘关键点匹配模型,用于估计对应骨架关键点的边缘关键点。目标是在图像中寻找一条近似平行于骨架的具有较强边缘的轮廓,因此选择对应骨架关键点的边缘关键点的依据来源于像素点的边缘强度信息和此部位对应的骨架方向等。

上一节中,通过在骨架垂线方向上的一维搜索,对每一个骨架关键点 s_i ,都得到了一组对应的候选边缘关键点集 P_i 。

本文采用 sobel 算子计算灰度图像中每一个候选边缘关键点的边缘梯度大小 ∇I ,这个值越大,代表这个点的边缘效应越大,即 d_s 越趋于 1。

$$d_s = \frac{1}{1 + e^{-\nabla I}} \tag{2}$$

在人体的手臂、躯干和腿部等部位,人体的边缘和骨架保持近似平行的关系,假设对应相邻两个骨架关键点 s_i 、 s_j 的两个边缘关键点是 p_i 、 p_j ,那么向量 s_i — s_i 和向量 p_i — p_i 方向应当尽可能相等,即

 d_e 尽可能趋近于 1。

$$d_{e} = \frac{(p_{j} - p_{i})}{\|p_{i} - p_{i}\|} \cdot \frac{(s_{j} - s_{i})}{\|s_{j} - s_{i}\|}$$
(3)

在量化了边缘关键点匹配准则后,接下来要将上述算子应用到匹配模型中。

2.3 边缘关键点匹配模型

在上一节中,本文定义了反映梯度和方向信息的算子。我们希望给定骨架点的条件下,在候选边缘关键点中找到一组以最大概率 $p(p_1,...,p_n|s_1,...,s_n)$ 匹配骨架关键点的点集,在这里,假设满足马尔科夫性质,即在给定当前状态情况下,未来状态和过去状态是无关的。更一般地,这个问题可以被规划为隐马尔科夫模型。如图 3(a) 所示,本文将骨架关键点序列定义为隐马尔科夫模型中的显状态序列,将候选关键点定义为隐状态,目标是推断出最有可能产生这段显状态序列的隐状态序列,如图 3(b)所示,这样的问题可以通过viterbi 算法求解。

输出概率是隐状态到显状态的概率,候选边缘 关键点对它所对应的骨架关键点输出概率为1,对 其他骨架关键点输出概率为0。

$$p(s_i \mid p_j) = \begin{cases} 1 & p_j \in P_i \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
 (4)

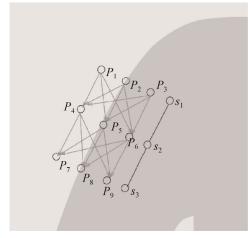
转移概率是从某一个隐状态转移到另一个隐状态的概率,假设已知某一个点是边缘关键点,那么对于其他点,都要计算作为已知点下一个边缘关键点的概率,根据 2.2 节中的边缘关键点匹配准则,可以得到从当前的一个像素点 p_i ,生成下一个像素点 p_i 的概率:

$$p(p_j \mid p_i) \propto e^{-\frac{1}{2}(d_s - 1)^2} e^{-\frac{1}{2}(d_e - 1)^2}$$
 (5)

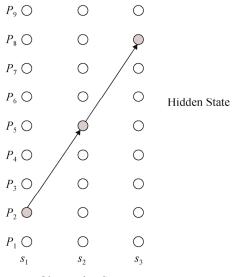
同时还需要定义隐马尔可夫模型中的起始概率,在这里由于作为显状态的骨架关键点顺序是固定的,因此定义所有对应第一个骨架关键点的候选边缘关键点概率相等,对应其他骨架关键点的候选边缘关键点概率为0即可。

在对候选边缘关键点中的每一个点计算得到

上述对应的概率矩阵后,就定义好了整个隐马尔科夫模型,随后通过 viterbi 算法直接求解,从而得到最大可能对应骨架关键点序列的边缘关键点序列,如图 3(b)所示。



(a) 右臂处显状态和隐状态序列



Observation State

(b) 骨架关键点和对应边缘关键点

图 3 隐马尔科夫模型示意图

Fig.3 Visualization for hidden Markov model

实验表明,这种方法可以得到较好的结果,如图 4 所示,绿色的线条是由^[13]中方法生成的轮廓线,红色点是由上述模型找到的边缘关键点。可以看出,在这些复杂前景或者复杂背景下,生成的边缘关键点更好地保持了人体形状。



图 4 匹配结果示意图 Fig.4 Experiment results for skeleton matching.

2.4 基于 Hermite 插值的轮廓线拼接

在得到各个部分匹配骨架关键点的点集后,我们引入了基于 Hermite 插值的连接方法,用于连接各部位内部的关键点和部位之间的关键点。对于要连接的部分, Hermite 插值算法利用给定点集的位置,构造了一条曲线,保证生成的曲线通过点集上的每一个点,同时一阶导数也是连续的。这样就得到了插值函数,从而连接各个人体部位,生成人体轮廓。

在给定点集中,相邻的两个点构成了一个子区间[x_k, x_{k+1}],在这个子区间上,给定插值点(x,y)和两个端点的斜率后,使用三阶 Hermite 多项式插值。在此需要估计端点的斜率,假设 m_k 是 x_k 和 x_{k+1} 之间连线的斜率,那么如果 m_k 为 0、 m_{k-1} 为 0 或者 m_k 和 m_{k-1} 异号时, x_k 的斜率 d_k 为 0,否则:

$$w_1 = 2h_k + h_{k-1} (6)$$

$$w_2 = h_k + 2h_{k-1} \tag{7}$$

$$\frac{1}{d_k} = \frac{1}{w_1 + w_2} \left(\frac{w_1}{m_k} + \frac{w_2}{m_{k-1}} \right) \tag{8}$$

其中 h_k 是 x_k 和 x_{k+1} 之间的距离。接着就可以利用 点集坐标和斜率信息,进行三次 Hermite 插值。

$$\alpha_k(x) = (1 + 2\frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k})(\frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}})^2$$
 (9)

$$\alpha_{k+1}(x) = (1 + 2\frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}})(\frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k})^2$$
 (10)

$$\beta_k(x) = (x - x_k) \left(\frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}}\right)^2 \tag{11}$$

$$\beta_{k+1}(x) = (x - x_{k+1})(\frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k})^2$$
 (12)

$$H(x) = y_k \alpha_k(x) + y_{k+1} \alpha_{k+1}(x) + d_k \beta_k(x) + d_{k+1} \beta_{k+1}(x)$$
(13)

这样就得到了插值函数 H(x),从而连接各个人体部位,生成人体轮廓。

2.5 细节处理

在人体的手部和脚部这种在不同视角下形状完全不同的区域,我们手工输入了两个点代表此处的边缘关键点,进而使用 Hermite 插值和手部、腿部连接。在人的头部和肩部,我们采用了[19]中的方法,生成 OMEGA 形状轮廓,最后和其他部分用 Hermite 插值方法拼接起来。

3 实验结果

本文实验照片来自于手机拍摄,实验运行在 2.9GHz Intel Core i7 和 8GB 内存的计算机上,并与 采用[13]方法得到的实验结果进行了比较。

如图 5 所示, 在实验中, 我们测试了包含简单 前景和背景的图片,包含复杂前景和简单背景的图 片以及在日常场景中拍摄的图片,同时对比了[13] 中的方法,可以看出在所有场景中,本文方法生成 的人体轮廓都更接近真实的人体形状,生成的人体 轮廓也更加平滑。另外由于本文方法通过关键点的 提取缩小了问题规模,因此速度较[13]更快,如表[1] 所示,在测试的六组图片上,较之[13]中方法,本 文方法运行的时间均大幅缩短。在包含简单前景和 背景的图片中,本文方法可以很好地提取出人体轮 廓, 在复杂前景和简单背景的图片中, 本文的方法 仍然可以有效提取出人体轮廓。但是在更为复杂背 景的情况下,包括复杂的前背景信息和光照的影 响,人体前景和背景颜色接近,人体前景复杂无规 律,人体部分有遮挡或重叠等情况时,生成的结果 就不能保证质量了,需要添加更多的算子到模型 中,来满足不同情况,才能得到较好的结果。

表 1 使用^[13]中方法和本文方法运行时间比较 Tab.1 Evaluation results on [13] and our methodExecution

times is reported in s						/s	
图像序号	1	2	3	4	5	6	-
文献[13]运行时间	123	21	105	77	148	190	
本文运行时间	16	4	11	10	9	13	



(a) 为测试图片



(b) 文献[13]得到的实验结果



(c) 本文方法得到的实验结果

图 5 实验结果 Fig.5 Experiment results

4 结论

本文提出了一种基于骨架匹配的人体轮廓线提取方法,在得到图像中人体的骨架关键点之后,匹配与之对应的边缘关键点,随后基于 Hermite 插值算法进行轮廓线的拼接。实验证明,本文的方法在较为简单的场景下,可以很好地提取人体轮廓,同时生成的轮廓也符合人体形状先验。与直接在图像中找平行于人体骨架的边缘直线线段方法相比,由于真实情况下人体轮廓是一条曲线,因此本文方法生成的轮廓更接近实际人体轮廓。

在现实场景中情况十分复杂,既有人体上多种 衣服纹理和多样的人体姿势的影响,也有杂乱的背 景信息、光照干扰。在输入人体骨架时,骨架上的 点也带来了人体上点的信息,包括纹理和颜色等信息,充分利用这些信息,会排除一些背景点的干扰,带来效果上的提高,因此本文在接下来的工作中,会在算法中添加前景信息。在复杂场景下,部分匹配关键点有时会很糟糕,接下来将会设计方法排除或者改进这些糟糕的匹配点。本文方法没有考虑各个部位之间的连接关系,因此未来还将考虑连接关系产生的约束。未来的工作还包括用本文得到的轮廓线预估人体参数、恢复人体三维模型等。

参考文献:

[1] Ren X, Berg A C, Malik J. Recovering human body configurations using pairwise constraints between parts[C]. ICCV, 2005, 1:824-831.

 $http:/\!/\,www.china\text{-}simulation.com$

- [2] Mori G, Malik J. Estimating human body configurations using shape context matching[C]// European conference on computer vision, 2002, 150-180.
- [3] 孙庆杰, 吴恩华.基于矩形拟合的人体检测[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1388-1393.

 Sun Qing-Jie, Wu En-Hua. Human Detection Based on Rectangle Fitting[J]. Journal of Software, 2003, 14(8): 1388-1393.
- [4] 吕治国, 徐昕,贺汉根.基于可变模板和支持向量机的人体检测[J]. 计算机应用, 2007, 27(9): 2258-2261. LüZhi-guo, XuXin, He Han-gen. Human detection based on deformable template and SVM[J]. Computer Applications, 2007, 27(9): 2258-2261.
- [5] Mohan A, Papageorgiou C, Poggio T. Example-based object detection in images by components[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2001, 23(4): 349-361.
- [6] Mori G, Ren X, Efros A A, et al. Recovering human body configurations: Combining segmentation and recognition[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 2: 326-333.
- [7] Ferrari V, Marin-Jimenez M, Zisserman A. Progressive search space reduction for human pose estimation[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [8] Rother C, Kolmogorov V, Blake A.Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM transactions on graphics (TOG), 2004, 23(3):309-314.
- [9] Bray M, Kohli P, Torr P H.Posecut: Simultaneous segmentation and 3d pose estimation of humans using dynamic graph-cuts[C]//European conference on computer vision, 2006: 642-655.
- [10] 潘锋,王宣银.基于支持向量机的复杂背景下的人体检测[J].中国图象图形学报, 2005, 10(2): 181-186.
 Pan Feng, Wang Xuan-yin. Support Vector Machine-Based Human Detection under Complex Backgroud[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 181-186.
- [11] Andriluka, M., Roth, S., &Schiele, B. Pictorial structures revisited: People detection and articulated pose estimation[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 1014-1021.

- [12] Yang Y, Ramanan D. Articulated human detection with flexible mixtures of parts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(12): 2878-2890.
- [13] Junior J C J, Jung C R, Musse S R. Skeleton-based human segmentation in still images[C]//Image Processing (ICIP), 2012: 141-144.
- [14] 吴壮志, 廖爽爽, 聂磊, 等.基于图像的人体参数测量系统的设计与实现[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2010, 37(9): 88-92.

 Wu Zhuang-zhi, Liao Shuang-shuang, NieLei, et al. Design and Implementation of Human Size
- [15] 赵静秒, 李晓久, 王玉秀,等.基于阈值的人体数字图像测量点的确定[J]. 天津工业大学学报, 2004, 23(5): 98-101.

Hunan University, 2010, 37(9): 88-92.

Measurement System Based on Images[J]. Journal of

- Zhao Jing-miao, Li Xiao-jiu, Wang Yu-xiu, et al. Confirmation of pivotal points for measurement of body digital images based threshold[J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2004, 23(5): 98-101.
- [16] Freifeld O, Weiss A, ZuffiS, et al. Contour people: A parameterized model of 2D articulated human shape[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 639-646.
- [17] Guan P, Weiss A, Balan A O, et al. Estimating human shape and pose from a single image[C]// ICCV, 2009, 1381-1388.
- [18] Jacques J C, Jung C R, Müsse S R. Head-shoulder human contour estimation in still images[C]//Image Processing (ICIP), 2014, 278-282.
- [19] Jacques J C S,Musse S R.Improved head-shoulder human contour estimation through clusters of learned shape models[C]//Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2015, 329-336.
- [20] Xin H, Ai H, Chao H. et al. Human head-shoulder segmentation[C]//Automatic Face &Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011: 227-232.
- [21] Tilley A R. The measure of man and woman: human factors in design[M]. John Wiley & Sons, 2002.