

文章编号:1001-9081(2009)01-0051-03

基于 Mean-shift 的粘连人体目标分割算法

郭 森, 柳 伟, 王建华

(深圳信息职业技术学院 信息技术研究所, 广东 深圳 518029)

(ybbss1210@126.com)

摘 要:人体目标分割是人体目标视觉分析的关键问题之一。提出了一种基于 Mean-shift 的粘连人体目标分割算法。首先对视频图像进行预处理,从中分离出运动区域,根据人体外形的统计特征建立人体目标模板。在运动区域中均匀取若干个数据点作为种子点。从种子点出发,基于人体目标模板,应用 Mean-shift 算法不断迭代逼近模态点。对取得的模态点集合进行聚类,从而自动确定分类数,即运动区域中的人体目标数,并进行合理分割。基于 PETS 2006 数据库的试验验证了该方法的可行性。

关键词:人体目标分割; Mean-shift; 聚类分析

中图分类号: TP911.72 **文献标志码:** A

Touched human object segmentation based on Mean-shift algorithm

GUO Sen, LIU Wei, WANG Jing-hua

(Institute of Information Technology, Shenzhen Institute of Information Technology, Shenzhen Guangdong 518029, China)

Abstract: Human objects Segmentation is one of the key problems of Visual Analysis. In this paper, a novel touched human objects segmentation based on Mean-shift algorithm was proposed. At first, Video Images was preprocessed and motion regions were obtained, and model of human object was built according to statistical characteristics of body surface. Then, a few of points of motion region picked equably were taken as seeds, and local mode centroids were calculated by Mean-shift iterative process. At last, the number of categories was automatically acquired based on the clustering algorithm, and human objects were segmented according to the result of clustering. The experiment based on PETS 2006 Database proves this method is feasible.

Key words: human object segmentation; Mean-shift algorithm; clustering algorithm

0 引言

人体目标的视觉分析已成为当前机器视觉领域内的研究热点。在实际应用中,由于阴影、倒影、场景中的光线变化、拍摄角度及人体目标之间的接触,会造成场景中的人体目标之间粘连。对粘连人体目标进行分割的准确性直接影响到对于人体目标进行分类、跟踪和行为理解等后期处理。有学者对此进行了研究并提出许多方法,目前常用的粘连人体的分割算法主要有如下几种类型:

1) 投影法^[1]。将运动目标区域向 x 轴及 y 轴两个方向投影,再根据人体目标外形统计特征,如长、宽、高等信息分割人体目标。

2) 色度分析法^[2]。根据人的肤色、人体目标局部色度空间一致性的特点对人体目标进行分割。

3) 多机位拍摄法^[3]。通过分析不同角度拍摄的图像之间的差异来对粘连人体进行分割。

现有方法在特定场景下都能取得较好的效果,但现在还没有一种通用、可靠的自动分割方法。因此寻找更有效、鲁棒性更强的粘连人体目标分割算法,并应用到实际的视频监控场景中仍是当今计算机视觉领域中未解决的问题。

本文提出了一种基于 Mean-shift 的粘连人体目标分割算法。首先根据人体外形的统计特征建立人体目标模板。在人体运动目标分割前先对视频图像进行预处理,从中分离出运动区域。在运动区域中均匀取若干个数据点作为种子点。以种子点为中心,确定一个当前区域,比较当前区域与人体目标

模板的相似程度,应用 Mean-shift 算法不断逼近模态点。由所有的种子点得到模态点集合,对模态点进行聚类,从而自动确定分类数,即运动区域中的人体目标数,并进行合理分割。通过试验验证了该方法的可行性。

1 算法的整体框架

在视频监控场景中,受光线变化、阴影、倒影、拍摄角度、人体运动姿态及相互位置的影响,常常会发生相互粘连的情况,即使采取了运动目标检测、背景重构、阴影消除、降噪等图像预处理,仍然很难完全避免粘连情况的发生。

均值漂移(Mean-shift)算法本质上是一种统计迭代算法,它的基本思想是通过反复迭代搜索特征空间中样本点最密集的区域。搜索从种子点出发,沿着样本点密度增加的方向“漂移”直到局部密度极大点。均值漂移算法原理简单、迭代效率高,广泛应用于目标跟踪、图像分割等计算机视觉领域。

本文所提出了基于 Mean-shift 的粘连人体目标分割算法是针对序列图像预处理以后所获得的场景中的运动目标区域,根据人体特征从中分割出单个人体目标,以利于后续识别、跟踪、人数统计等应用。它的整体框架描述如下:

输入:运动目标区域 P

输出:分割后的人体目标集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$

- 1) 应用种子填充算法,获取运动目标区域块, $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$;
- 2) For $P_i \in P$ // P_i 为运动区域块;
- 3) 在 P_i 中均匀选取 m 个种子点, $\{s_1, s_2, \dots, s_m\} \subset P_i$;
- 4) For $s_i \in P_i$

收稿日期:2008-07-22;修回日期:2008-09-16。

基金项目:深圳市科技计划项目(SZKJ0702);广东省自然科学基金资助项目(7008732)。

作者简介:郭森(1970-),男,山东苍山人,讲师,博士,主要研究方向:人工智能、图像处理;柳伟(1973-),男,湖南长沙人,高级工程师,博士,主要研究方向:图像处理、智能计算;王建华(1974-),男,河南许昌人,讲师,硕士,主要研究方向:图像处理、嵌入式系统。

- 5) 应用 Mean-shift 算法获取极值点(模态点) q_i ;
- 6) $Q = \{q_i\} \cup Q$;
- 7) End
- 8) 对模态点集合 Q 进行动态聚类,确定类别数,并进行分割;
- 9) $S = \{S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{in}\} \cup S$;
// $S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{in}$ 为由 P_i 中分割出的单个人体目标;
- 10) End

2 应用 Mean-shift 算法获取模态点

本项目中的序列图像经预处理得到了二值化的运动区域(1 为运动目标,0 为背景)。再在运动区域中均匀选取若干个点作为种子点,从种子点出发,应用 Mean-shift 算法进行搜索,获取模态点集合。

2.1 人体目标模板的建立

人体在外形上与其他物体有明显区别,根据人体外形数据的分析及统计,可以得出如下比例关系:

- 1) 身高与头长的比例为(6~8):1。
- 2) 人体上下身的比例关系为 5:3。
- 3) 人体身高与肩宽的比例关系为 3.7:1。
- 4) 人体肩宽与头宽比例关系为(2~2.5):1。

在实际应用中,受人体运动姿态、场景光线、阴影、倒影的干扰,人体下半身外形受干扰程度远大于上半身。因此根据人体躯干大小、相对位置及比例关系,建立反应人体上半部外形特征的“凸”人体目标模板,如图 1 所示。

在实际应用中,人体目标模板可以表示为:

$$q_u(x_0, h) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) b(x_i) \quad (1)$$

其中: x_0 为目标模板的中心坐标; x_i 为模板中第 i 个像素的坐标; h 为模板的大小; C 为归一化参数,它的作用是使得 $\sum_{u=1}^M q_u(x_0, h) = 1$ 。 $k(x)$ 为一高斯核函数,使得目标模型离模板中心越近则权值越大;公式 $b(x_i)$ 反应了人体的外形特征:当 x_i 在人体目标模板区域内, $b(x_i) = 1$;否则, $b(x_i) = 0$ 。

2.2 目标搜索定位

基于跟踪目标和候选目标的模型,以及它们相似性度量,目标跟踪就变成了在当前帧中搜索,不断地计算以坐标为自变量均值向量,使其不断逼近数据分布的极值点。

搜索过程从种子点出发,每次迭代都获得一个中心点及中心区域,新的中心点的计算公式如式(2)所示。

$$x_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \omega_i g\left(\left\|\frac{x_0' - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i g\left(\left\|\frac{x_0' - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (2)$$

其中:

x_1 为新的中心点位置, $g(x) = -k'(x)$ 为核函数的导数。 ω_i 是图像加权矢量:

$$\omega_i = \frac{\sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{q_u(x_0, h)}{p_u(x_0', h)}} b(x_i)}{\sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{q_u(x_0, h)}{p_u(x_0', h)}} b(x_i)} \quad (3)$$

其中: $p_u(x_0, h)$ 为人体目标模板(式(1)), $q_u(x_0', h)$ 为选定区域的模型。

$$p_u(x_0', h) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0' - x_i}{h}\right\|^2\right) b(x_i) \quad (4)$$

其中 x_0' 为当前帧中的中心点。

为了加快收敛过程,设置一个阈值 ε ,当 $\|x_1 - x_0'\| < \varepsilon$ 时搜索结束。

2.3 获取模态点集合

通过上述迭代过程,从种子点出发,搜索程序将终止于密度的极值点,也就是模态点。图 2 为获取模态点集合的试验过程。图 2 中的(a)为监控视频截图;(b)为经过预处理后的获取运动区域;(c)中的“+”为种子点;(d)中的“+”为经过 Mean-shift 搜索得到的模态点。

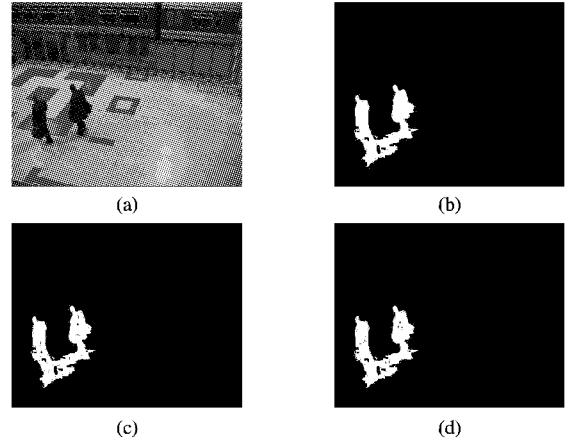


图 2 获取模态点集合

3 模态点聚类及人体目标分割

经过 Mean-shift 算法搜索,得到的模态点集中于几个区域(见图 2 中的(d))。对模态点集合采取动态聚类的方法,自动确定分类数,并以各分类的中心点作为该类的代表点。设定阈值进行判断,删除明显不符合人体目标特征的分类。最后以代表点为中心进行人体目标分割。

3.1 动态聚类方法

本算法先以模态点集合中的所有元素自成一类。设定一个阈值,如果分类之间的距离小于阈值则归为同一类,并重新计算分类的重心以代替原来的代表点,直至所有元素都归到相应的类中。

算法描述如下:

输入:模态点集合, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$

输出:模态点分类, $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$

- 1) $C_k = \{q_k\}$;
// $1 < k < n$,在起始状态,每个模态点均视为自成一类
- 2) For $i = 1; n - 1$
- 3) For $j = i + 1; n + 1$
- 4) if $\|q_{ci} - q_{cj}\| < thr$;
// thr 为阈值, q_{ci}, q_{cj} 分别为类 C_i, C_j 的重心
- 5) $C_j = C_j \cup C_i$;
- 6) $C_i = \emptyset$;
- 7) $q_{cj} = q_{cj} + (q_{ci} - q_{cj}) / (\|C_j\| + 1)$;
- 8) break;
- 9) End
- 10) End
- 11) End
- 12) 删除 C 中所有为空的分类

3.2 人体目标分割

由于 Mean-shift 算法有可能会陷于局部极小点。因此,本方法将聚类后的代表点为中心的区域与人体目标模板进行匹配并通过一个阈值进行判断,删除明显不符的代表点,剩下的以代表点为中心的区域就是人体目标。以图 3 为例。图 3 中的

A, B, C 三点为动态聚类后的代表点,但是 C 点为中心的区域明显与人体目标模板不匹配,因此仅有 A, B 两点为合理代表点。



图 3 动态聚焦后代表点

4 实验及结果分析

实验选用了 PETS 2006 数据库,该数据库是由英国公共安全部门提供的,设置于地铁的监控设备所录制的真实场景。实验选取了 PETS 2006 的 Database S1 中的场景 3,每 10 帧取一帧,共获取 224 帧图像,对 224 帧图像进行预处理,从中分离出运动区域,根据运动区域中的粘连人体数量进行人工分类,应用本文所提算法分别进行分割(如表 1 所示)。

根据实验结果可以看出,本文所提方法可以有效地分割粘连人体目标。特别是对于粘连人体数量较少的运动区域,分割效果更好。但是从实验过程也可以发现,本方法的最终结果依赖于图像预处理的效果,不太适合应用于光线变化较

大的室外场所。而且当人体发生相互重叠时,分割效果不好。

但是,该方法具有一定局限性。在下一阶段的工作中,将重点研究提高本方法的鲁棒性,以求使其更具实用价值。

表 1 试验结果

粘连人数	样本数	正确样本数	正确率/%
2	76	67	88.2
3	43	34	79.0
4	27	20	74.0
4 人以上	13	9	69.0
总计	159	130	81.7

参考文献:

- [1] DO Y. Region based detection of occluded people for the tracking in video image sequences[C]// Computer Analysis of Images and Patterns. Rocquencourt, France: Springer Press, 2005: 829–836.
- [2] CHEN THOU-HO, HSU CHE-WEI. An automatic bi-directional passing-people counting method based on color image processing [C]//International Carnahan Conference on Security Technology. Taipei, Taiwan: Springer Press, 2003: 200–207.
- [3] BATISTA J P. Tracking pedestrians under occlusion using multiple cameras[C]// The International Conference on Image Analysis and Recognition. Porto, Portugal: Springer Press, 2004: 552–562.
- [4] 陈卓夷. 基于非参数密度估计聚类的关键帧提取方法[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 119–162.
- [5] 宋新, 罗军, 王鲁平, 等. 基于 Mean Shift 聚类的边缘检测方法[J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(1): 366–368.

(上接第 33 页)

图 5 给出了 100 个节点在 2 000 m × 2 000 m 区域内以 20 m/s 随机运动时,两种协议运行结果,从图 5 可以看出,新协议网络生命周期延长了 5.7 s。这表明在节点运动速度加快时,新协议仍然具有相当优势。

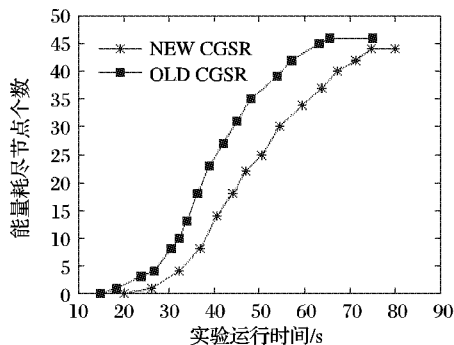


图 4 100 节点生命周期比较(10 m/s)

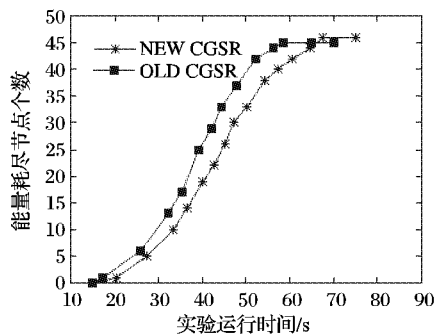


图 5 100 节点生命周期比较(20 m/s)

表 1 给出了几次仿真综合比较。可以看出,使用 CBSR 协议后,第一节点失效时间延后,网络生命周期也明显增加。

4 结语

Ad Hoc 网络中单个节点能量消耗和网络生命周期是一

对相互制约的因素。本文提出的 CBSR 协议,在保留了 CGSR 协议建立路由由速度快等优点基础上,较好地解决了目前分群协议中网关和群首能耗过快的问题。通过实验分析比较,该协议有效地延长网络寿命。

表 1 协议运行结果比较

节点数	第一节点失效时间		生命周期	
	CGSR	CBSR	CGSR	CBSR
50	33.1	25.2	78.9	80.0
100(10 m/s)	18.5	26.1	66.3	74.6
100(20 m/s)	16.8	20.5	59.4	65.1

参考文献:

- [1] ROYER E M, TOH C K. A review of current routing protocols for Ad Hoc mobile wireless networks[J]. IEEE Personal Communications. 1999, 6(2): 46–55.
- [2] 史美林, 英春. 自组网路由协议综述[J]. 通信学报. 2001, 22(11): 93–103.
- [3] BACHIR A, BARTHEL D. Localized max - min remaining energy routing for WSN using delay control[C]// ICC 2005: IEEE International Conference on Communications. [S. l.]: IEEE Press, 2005, 5: 3302–3306.
- [4] HASS Z J, PEARLMAN M R. The performance of query control scheme for the zone routing protocol[C]// ACM SIGCOMM '98 [C]. Canada: ACM Press, 1998: 167–177.
- [5] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [6] PERKINS C E, BHAGWAT P. Highly dynamic destination - sequenced distance-vector routing (DSDV) for mobile computers [C]// Proceedings of SIGCOMM '94. New York: ACM Press, 1994: 234–244.
- [7] CHIANG C C, WU H K, LIU W, et al. Routing in clustered multi-hop mobile wireless networks with fading channel[C]// Proceeding IEEE Sicon '97. Singapore: IEEE Press, 1997: 197–211.