

应用于公交客流统计的机器视觉方法

于海滨 刘济林

(浙江大学信息与电子工程学系, 杭州 310027)

摘要 为了提高公交客流高峰期时的客流检测准确率,提出了一种可以应用于嵌入式平台的基于机器视觉的客流检测方法。该方法以提取乘客的头部轮廓特征作为主要手段,采用针对非标准圆形,即类圆检测的改进型 Hough 变换,并针对 Hough 变换结果进行了结合模糊置信度的感知聚类,有效地去除了虚假候选头部轮廓,从而实现视场中每个乘客的准确定位。现场实验结果表明,应用该方法进行公交客流统计,准确率可达 85% 以上。

关键词 客流统计 Hough 变换 感知聚类 模糊置信度

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)04-0716-07

A Vision-based Method to Estimate Passenger Flow in Bus

YU Hai-bin, LIU Ji-lin

(Department of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract To improve the accuracy rate of passenger flow estimation during rush hour, a vision-based procedure to estimate passenger flow in buses was presented for the embedded application. The contour feature of the passenger's head was exploited to locate every passenger's position. In order to eliminate the false candidate head contour effectively and obtain the position of every passenger accurately, the modification of the Hough Transform to detect quasi-circle and the perceptual grouping with fuzzy measures were applied. The results of field tests show the accuracy rate may reach above 85 percent by using the proposed method to estimate the passenger flow in bus.

Keywords passenger flow estimation, Hough Transform, perceptual grouping, fuzzy measure

1 引言

实时准确的公交客流信息对于城市公交的调度与规划是至关重要的。目前实际中大都采用基于红外对射遮挡与压力传感器技术的公交客流统计系统来获取实时的公交客流信息。基于这两种技术的公交客流统计系统由于其对乘客特征的描述过于简单,因此针对公交客流高峰期时的拥挤混乱情况无法取得令人满意的效果,准确率只有 60% ~ 70%。

为了准确地获取客流高峰期时的客流信息,基于机器视觉的客流统计方法目前已开始获得应用。例如利用简化的光流信息来检测乘客并判断其运动

方向^[1]。由于光流信息并不能很好地区分拥挤在一起的多个乘客,因此该算法的检测效果较差。为了更好地处理多人拥挤的情况,基于头部特征识别的方法很快发展起来,如采用头部轮廓特征统计自动扶梯客流^[2,3],采用小波变换提取的头部复合特征用于统计开阔场所客流^[4,5]。在公交客流统计的实际应用中,由于公交车台阶的存在,在采集到的图像中乘客上下车时头部大小随时都有可能发生变化,而且变化的范围较大。在这种情况下,基于模板匹配的算法^[3-5],由于模板尺度变化范围过大而无法应用。另外,由于乘客在上下车的过程中对于光照的影响很大,在光照变化较为剧烈的情况下,基于对比度的轮廓特征要比基于图像灰度信息的特征更

基金项目:浙江省科技计划项目(2005E10005)

收稿日期:2006-08-30;改回日期:2006-11-06

第一作者简介:于海滨(1979 ~),男,浙江大学通信与信息系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理和模式识别。Email:shoreyhb@hdu.edu.cn

可靠,因此基于提取头部轮廓特征的非模板匹配的方法,如文献[2]提出的方法将更利于准确地提取公交乘客的头部特征。然而文献[2]方法的准确率并不高,主要问题在于其对头部轮廓的完整性要求过高,容易造成漏检。

为了降低对头部轮廓的完整性要求,进一步提高客流检测的准确率,采用对轮廓的形变和间断不敏感的 Hough 变换作为提取头部轮廓特征的主要手段。为了使 Hough 变换能够准确提取出乘客头部的类圆轮廓,对其变换结果进行以下处理:(1) 引入针对类圆检测的容许误差限,使得 Hough 变换可以检测出形变比较大的头部类圆,避免漏检;(2) 借助感知聚类理论,用 3 个模糊置信度描述物体轮廓接近标准圆形轮廓的程度,并设定头部轮廓判决器去除由容许误差限引入的虚假头部轮廓;(3) 采用均值圆算法合并同一个头部轮廓的多个输出,避免重复计数。

2 算法流程

本文算法首先对输入图像进行预处理,包括边缘检测、背景去除和滤波。接着对预处理之后的每一个边缘目标点进行改进的 Hough 变换,将所有边缘目标点映射到参数空间,参数空间中的具有较高映射值的极值点即可作为最初的候选头部轮廓的圆心。从所有的候选头部轮廓中提取出真实头部轮廓的工作由头部轮廓判决器来完成。该判决器由两个判决器组成,灰度判决器和共圆判决器。头部轮廓判决器的输出为视场中所有的最接近头部轮廓的类圆的圆心和半径。许多形变较大的头部类圆有可能在 Hough 变换过程中在参数空间中映射出多个极值导致头部轮廓判决器在相近的位置产生多个输出,为了有效地解决这个问题,确保一个头部只产生一个头部轮廓输出,从而避免重复计数,在头部轮廓判决器之后进行均值圆算法有效合并同一个头部轮廓的多个输出。本文算法流程如图 1 所示。

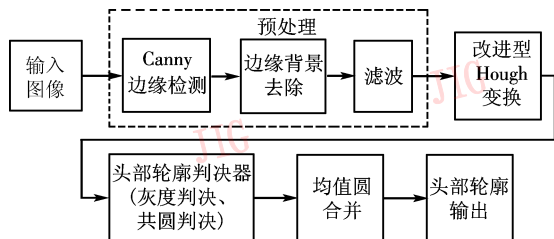


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of algorithm

3 改进 Hough 变换

为了降低 Hough 变换的运算复杂度,避免边缘目标点在参数空间的无效累计,以使其适合于嵌入式应用,首先借助边缘的梯度方向,将参数空间的累加阵列从 3 维降到 2 维;其次是参考文献[6]中的方法,在同一个参数空间中对所有半径的可能值进行映射累积,而没有采用常用的将半径离散化并分割成多个参数平面分别进行映射累积的做法,也就是说,边缘图像中的任意一个边缘目标点在参数空间中不是映射为一个圆心点,而是映射为一条随半径变化的沿边缘梯度方向的圆心轨迹直线。在实际应用中,由于头部半径的范围是预先可知的,因此圆心轨迹不需要无限延伸,可以被局限在一段区间内,成为圆心轨迹线段,映射过程如图 2 所示。

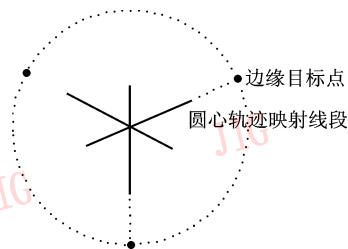


图 2 改进 Hough 变换在参数空间的映射轨迹

Fig. 2 Mapping track of modified Hough Transform in parameter space

需要指出的是,由于在算法的头部轮廓判决器的判决过程中,需要头部轮廓上边缘点的位置、方向、映射半径等信息,为了避免重复查找,在 Hough 变换的映射过程中这些信息同时被记录在一个与边缘点参数空间中的映射位置相关的链表中,该链表被称为边缘映射信息表,如图 3 所示。映射结果可见图 4(d)。

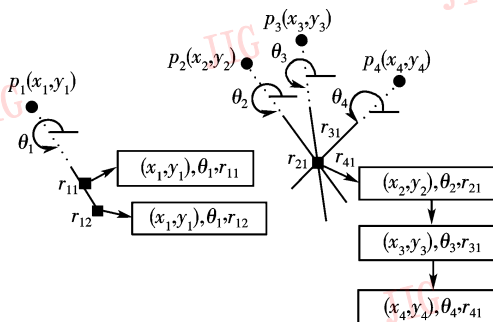


图 3 边缘映射信息表构造过程

Fig. 3 Structure of information list mapped by edges

Hough 变换的参数空间映射结束后,接下来的工作就是在参数空间中寻找局部极值来获得候选头部轮廓的中心位置。由于形变较大的圆形,也就是类圆在参数空间的映射中心并不是呈现一个孤立的峰值,而是一个具有较多峰值的团状亮斑,见图 4 (d),因此在这种情况下局部极值的定位比较困难,可以在寻找局部极值之前对参数空间的映射图进行中值滤波,抑制掉很大一部分干扰峰值点,从而实现局部极值的准确定位。

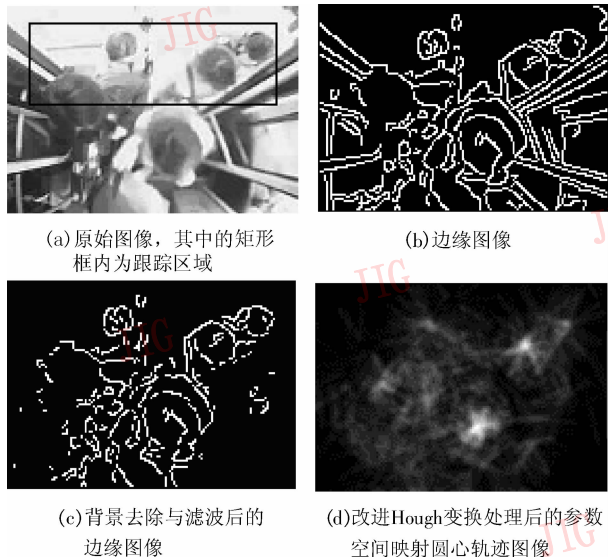


图 4 改进 Hough 变换处理过程

Fig. 4 Process of modified Hough transform

4 头部轮廓判决器与均值圆算法

4.1 容许误差限

如前文所述,类圆经 Hough 变换在参数空间中的映射并不是一个单一的峰值,而更多的表现为团状亮斑,也就是极值与其邻域共同构成的极值区域。极值区域的形成是由于类圆上的边缘目标点偏离相应位置上的真实圆上的目标点,导致其在参数空间上的映射也偏离真实圆心。该文在进行头部轮廓检测时,头部轮廓上的所有边缘目标点都应该是算法的检测目标,因此这些偏离真实位置的边缘点也必须能够检测到,也就是说本文算法必须将极值区域中的所有参数空间映射位置上对应的边缘图像中的边缘目标一一找到。

极值区域的大小与类圆半径的大小是密切相关的,类圆的半径增大,其上的边缘目标点偏离真实位置的绝对距离也随之增大,极值区域也相应增大。

因此,为了消除半径的影响,引入容许误差限比例系数,即

$$\delta_r = k \cdot r \quad (1)$$

式中, δ_r 为容许误差限, r 为类圆半径, k 即为容许误差限比例系数,这里 $k=0.3$ 。

采用容许误差限来限定极值区域的大小,认为凡是在参数平面上的映射点进入极值区域的边缘目标点都属于该极值对应的轮廓,如图 5 所示。容许误差限很好地描述了类圆与其对应的真实圆之间的差异,使得 Hough 变换的结果可以扩展到类圆目标的检测。

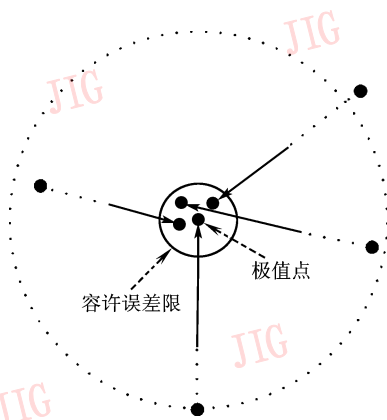


图 5 极值区域示意图

Fig. 5 Sketch map of extreme region

4.2 感知聚类与模糊置信度

在传统的 Hough 变换针对标准圆的检测中,在获得极值位置后,往往直接通过在极值点处的参数空间中的映射累积值来直接判定是否存在圆形轮廓并求出圆半径,如果考虑到半径的大小会对映射累积值产生影响,可以参考文献[7]中的做法,将映射累积值与半径的比值作为判定依据并采用半径直方图的方法来获取圆半径从而消除这种影响。需要注意的是,以上这些方法对于标准圆或者形变较小的类圆的检测是有很有效的,但对于头部类圆的检测效果并不好,原因是头部轮廓形变通常比较大,而传统检测方法并没有将类圆的容许误差限,也就是极值区域考虑进去,因此与真实圆差别较大的那部分轮廓上的边缘点都被排除在外。在考虑了容许误差限之后,虽然形变比较大的头部轮廓也可以被检测到,但是许多非头部的物体轮廓也同时被检测到。如何在最大程度保留真实头部轮廓的基础上有效地去除非头部轮廓就是头部轮廓判决器的主要任务。

不考虑乘客携带深色球形物体等特例,在大多

数情况下,在经过预处理的边缘图像中,头部轮廓比其他物体轮廓更接近标准圆形。据此将物体轮廓接近标准圆形轮廓的程度作为头部轮廓判决器判决的依据。为了更有效地描述这种接近程度,希望仿照人眼的视觉特性来设计判决函数。依据文献[8]可知,这实质上是一个感知聚类过程,利用恰当的几何关系来模拟人眼的视觉特性从而将属于低级别的原始图像元素群划分为高级别的目标物体^[9]。在本文中,这种几何关系显然就是轮廓上边缘点的共圆特性。而模糊度量非常适合共圆性这种不确定性的度量。因此类似于文献[10]采用 3 个模糊置信度来描述目标点共线的特性,这里也采用 3 个模糊置信度来描述轮廓上的边缘目标点的共圆程度。

4.2.1 弧长置信度

这个置信度类似于文献[7]中在半径直方图中用于消除半径影响的累积个数与半径的比值,不同之处在于将该比值扩展到极值区域而不是单纯限于极值处。另外,从视觉特性的角度来看,在相同的半径下,弧长越长的轮廓比弧长短的轮廓更接近圆形轮廓。而实际上 Hough 变换的结果反映的是目标点映射到圆心的累积个数,从某种程度上来说也就是弧长,因此将该置信度称为弧长置信度。由于弧长与半径大小成正比,因此采用圆的周长来对 Hough 变换的结果进行归一化。弧长置信度定义如下:

$$m_{\text{arc_length}} = \frac{\sum_{i \in E} L_i}{2\pi r} = \frac{N_E}{2\pi r} \quad (2)$$

式中, E 是极值区域, L_i 是边缘映射信息表中,极值区域所包括的第 i 个链表的表长, $\sum_{i \in E} L_i$ 即为所有映射到 E 中的边缘目标点的累积个数, r 为类圆的半径。

由于引入了容许误差限,有可能在同一个边缘方向上有多个边缘目标点映射到同一个极值区域内,因此 $m_{\text{arc_length}}$ 有可能大于 1,所以 $m_{\text{arc_length}}$ 不能直接当作模糊置信度使用,为了使其能用于模糊度量,在计算 $m_{\text{arc_length}}$ 之前,需要将同一个边缘方向上重复记录的边缘目标去除,也就是要保证在同一个边缘方向上只记录一个边缘目标点。这样, $m_{\text{arc_length}}$ 的范围被限制在 $[0, 1]$ 之间,就可以用来定义模糊置信度

$$\mu_{\text{arc_length}} = \frac{(N_E)_{\text{effective}}}{2\pi r} \quad (3)$$

式中, $(N_E)_{\text{effective}}$ 代表极值区域内的有效边缘点累积个数,也就是去除了同一个边缘方向上的重复累积的累积结果。

4.2.2 分布置信度

以人类的视觉角度来看,同样个数的边缘目标点,均匀分布在圆周上的那些点更容易被看作是共圆点,这种感知特性如图 6 所示。

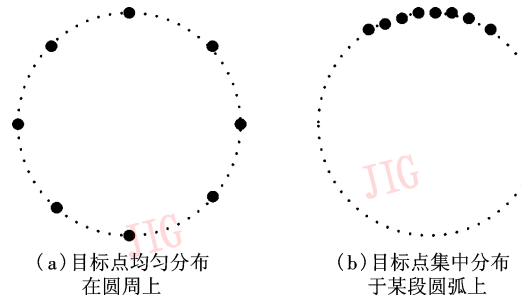


图 6 共圆点视觉倾向示意图

Fig. 6 Perceptual tendency of concyclic

分布置信度就是建立在这个感知特性的基础上的,本文采用由轮廓上的边缘点所构成的圆内接多边形的面积来描述这种感知特性。由平面几何知识可知,在圆的半径一定时,当圆内接 n 边形的 n 个顶点均匀分布于圆周之上时,这个圆内接 n 边形就成为圆内接正 n 边形,它的面积同时也达到圆内接 n 变形的最大值。圆内接多边形的这种特性恰好与共圆点的视觉感知特性接近,同时为了消除半径的影响,采用圆面积 πr^2 来对分布置信度进行归一化,据此可得分布置信度如下:

$$m_{\text{distribution}} = \frac{A_{\text{polygon}}}{\pi r^2} \quad (4)$$

式中, A_{polygon} 为圆内接多边形的面积。由于圆内接多边形的面积随着顶点数的增加,不断逼近圆面积,所以 $m_{\text{distribution}} \in [0, 1]$,可以直接用作模糊置信度 $\mu_{\text{distribution}}$ 。另外 A_{polygon} 的计算需要借助边缘映射信息表中的边缘方向来完成,计算公式为

$$A_{\text{polygon}} = \sum_{i=1}^{N-1} \frac{1}{2} r^2 \sin |\theta_{i+1} - \theta_i| \pm \frac{1}{2} r^2 \sin |\theta_N - \theta_1| \quad (5)$$

式中, N 为弧长置信度计算中使用的 $(N_E)_{\text{effective}}$, θ_i 为有效边缘点的梯度方向,“ \pm ”的选取需要参照圆心相对圆内接多边形的位置。当圆心位于圆内接多边形内部,选择“+”,反之,选择“-”。由此可得 $\mu_{\text{distribution}}$ 的表达式为

$$\mu_{\text{distribution}} = \frac{A_{\text{polygon}}}{\pi r^2} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} \sin|\theta_{i+1} - \theta_i| \pm \sin|\theta_N - \theta_1|}{2\pi} \quad (6)$$

4.2.3 匹配误差置信度

匹配误差在模式匹配中是一个非常重要的指标,可以很有效地衡量模板与目标之间的匹配差异。严格来讲,匹配误差不属于感知聚类的范畴,但是鉴于匹配误差在模式匹配问题中的重要作用,这里仍然采用匹配误差来衡量候选轮廓与其对应的圆形轮廓之间的差异,从而获取另一个重要的模糊置信度——匹配误差置信度,定义如下:

$$m_{\text{matching_error}} = \frac{\sum_{i \in E} |d(i, o) - r|}{2\pi k r^2} \quad (7)$$

式中, E 为极值区域, $d(i, o)$ 是映射到极值区域中的第 i 个边缘目标点与圆心之间的欧氏距离, k 为式(1)中的容许误差限比例系数, r 为类圆半径。设 N_E 为所有映射入极值区域内边缘目标点的总数,则在极限情况下, $\sum_{i \in E} |d(i, o) - r|$ 将趋近于 $N_E \cdot kr$, 而由弧长置信度的计算可知, N_E 可以由 $2\pi r$ 归一化, 因此 $m_{\text{matching_error}}$ 的归一化因子为 $2\pi k r^2$ 。由于 $m_{\text{matching_error}}$ 的计算不考虑同一个边缘方向上不同边缘目标在极值区域内的重复累积, 因此, $m_{\text{matching_error}}$ 的值有可能大于 1, 在这种情况下, 需要对 $m_{\text{matching_error}}$ 进行强制归一化, 则可得匹配误差模糊置信度为

$$\mu_{\text{matching_error}} = \begin{cases} \frac{\sum_{i \in E} |d(i, o) - r|}{2\pi k r^2} & (\sum_{i \in E} |d(i, o) - r| \leq 2\pi k r^2) \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

在获取了上述 3 个模糊置信度之后, 需要将它们关联起来共同描述映射到同一个极值区域的边缘目标点的共圆程度, 从而设定头部轮廓判决器中的共圆判决器的判决函数。选取这 3 个置信度的线性组合来作为共圆置信度, 定义如下:

$$\begin{aligned} \mu_{\text{coneyclic}} &= T(\mu_{\text{arc_length}}, \mu_{\text{matching_error}}, \mu_{\text{distribution}}) \\ &= \frac{\omega_1 \cdot \mu_{\text{arc_length}} + \omega_2 \cdot \mu_{\text{matching_error}} + \omega_3 \cdot \mu_{\text{distribution}}}{\sum_{i=1}^3 \omega_i} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, ω_i ($i = 1, 2, 3$) 为各模糊置信度的权重, 可以根据所重视的置信度的不同而人为给定, 也可以通过大量实验数据的训练获得, 这里 3 个权重分别为 $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1.0$, 也就是说, 这 3 个置信度在共圆判决中地位同等重要。

有了共圆置信度之后, 共圆判决器的判决函数如下:

$$F_{\text{coneyclic}} = \mu_{\text{coneyclic}} - TH_{\text{coneyclic}} \quad (10)$$

式中, $TH_{\text{coneyclic}}$ 是共圆判决器门限值, 可将大量实验图像中的所有初始类圆(包括真实头部类圆和虚假头部类圆)的共圆置信度作为样本, 以误检概率为代价函数并最小化该代价函数获得, 代价函数的定义如下:

$$f(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^N J_{\alpha}(\mu_{\text{coneyclic}}(i))}{N} \quad (11)$$

式中, N 为实验图像中类圆轮廓的个数, $N = 3\ 000$ 。 $\mu_{\text{coneyclic}}(i)$ 为第 i 个类圆轮廓的共圆置信度。 $J_{\alpha}(\mu_{\text{coneyclic}}(i))$ 为误检判决函数, 其定义为

$$J_{\alpha}(\mu_{\text{coneyclic}}(i)) = \begin{cases} 1 & (((\mu_{\text{coneyclic}}(i) > \alpha) \&\&(i \text{ 为虚假头部})) \\ & ((\mu_{\text{coneyclic}}(i) < \alpha) \&\&(i \text{ 为真实头部}))) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

设 $\alpha_{\text{opt}} = \underset{\alpha}{\text{argmin}}(f(\alpha))$, 在本文中 $\alpha_{\text{opt}} = 0.623$, 为了尽可能地避免漏检情况的发生, $TH_{\text{coneyclic}}$ 的取值可以略低于 α_{opt} 。

此外, 为了更加充分有效地利用图像信息辅助头部轮廓检测, 在共圆判决器之前还引入了一个灰度判决器, 判决函数为

$$F_{\text{var}} = G_{\text{var}} - TH_{\text{var}} \quad (13)$$

式中, G_{var} 为类圆内部的灰度统计方差, TH_{var} 为由实验数据获取的方差门限, 获取的方法与 $TH_{\text{coneyclic}}$ 类似。灰度判决器所依据的事实是在一般情况下, 尽管光照变化强烈, 但头部区域内的灰度分布较为均匀, 方差不会很大, 也就是说, 如果灰度判决器的判决输出小于 0, 说明类圆内部的灰度统计方差过大, 该类圆不可能是一个头部轮廓; 反之, 如果判决输出大于 0, 则该类圆有可能是头部轮廓, 才能进入共圆判决器进行进一步判决。

灰度判决器与共圆判决器共同组成了头部轮廓判决器。在本文中, 头部轮廓判决器与极值区

域的半径直方图结合使用,与文献[7]不同,半径直方图的纵坐标用头部轮廓判决器的输出代替文献[7]中极值点处的映射累积值与半径的比值。选取半径直方图中的最值所对应的半径作为该极值区域对应候选头部轮廓的半径,极值区域的中心即为候选头部轮廓的圆心,从而完成了视场内的头部轮廓检测。头部轮廓的检测过程与结果如图所示7。

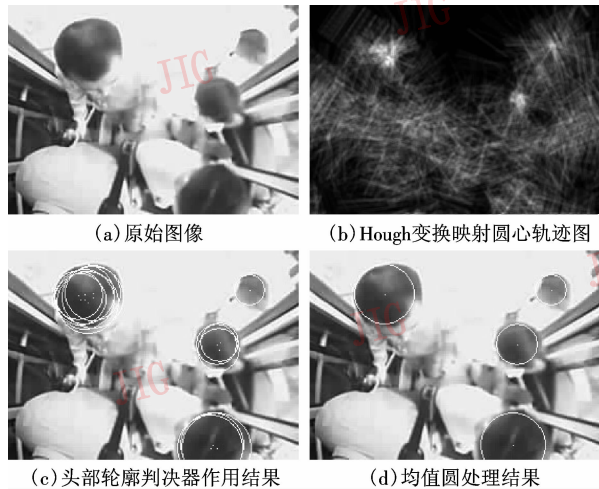


图7 头部轮廓判决器与均值圆方法处理过程

Fig.7 Operation of head contour arbiter and mean circle algorithm

4.3 均值圆

由于头部轮廓与标准圆形轮廓相比,形变较大,在应用针对圆形目标检测的 Hough 变换时,同一个头部有可能在参数空间内产生多个极值,虽然容许误差限的引入以及半径直方图算法部分地解决了这个问题,但当头部的形变超过容许误差限的范围时,同一个头部产生多个映射极值的情况还是相当明显的。这个问题的解决有两种方案,一是采用与头部轮廓更为贴近的针对椭圆检测的 Hough 变换取代圆形检测的 Hough,这种方法可以非常有效地解决问题,但是椭圆检测的 Hough 变换较之圆检测的 Hough 变换来说,运算量的增加非常大,不适合本文所述的嵌入式应用;另外一种方案就是本文中应用的均值圆方法。

均值圆算法的实质是将同一个头部在参数空间映射出的多个极值所对应的候选轮廓在模糊置信度的指导下进行合并,在合并的过程中首先将这些候选轮廓按照置信度的大小进行排序,按某一比例去除置信度较小的几个候选轮廓,对剩余的所有候选

轮廓进行如下“均值”运算:

$$\left\{ \begin{aligned} \bar{r} &= \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot r_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \\ \bar{C}_x &= \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot cx_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \\ \bar{C}_y &= \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot cy_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \end{aligned} \right. \quad (14)$$

式中, \bar{r} 为均值半径, \bar{C}_x 为圆心的均值横坐标, \bar{C}_y 为圆心的均值纵坐标, f_i 为第*i*个候选轮廓的头部轮廓判决器输出, (cx_i, cy_i) 和 r_i 为第*i*个候选轮廓的圆心位置和半径。经过均值圆处理后,同一头部在参数空间映射的多个候选轮廓按照置信度的高低都合并到同一个头部轮廓中去,有效地解决了重复计数的问题,在实时性和准确性之间取得了很好的折衷。均值圆合并的效果如图7(d)所示。

5 实验结果

本文算法目前已经移植到基于 DSP 的嵌入式系统并可以随公交车进行现场实验。在上海某公交公司的配合下,在一条实际运营的公交线路上进行了现场实验,其中包含了大量客流高峰情况,表1是部分实测数据。实验过程中,图像采集的分辨率为 160×120 ,处理速度约为每秒钟10帧,头部半径范围是7~25个像素, $TH_{coneyclie}$ 和 TH_{var} 分别为0.6和2000。从实验结果可以看出,由于日间乘客拥挤与混乱的情况较为频繁,导致误检人数较多,误检概率较高;而夜间由于乘客通常较少,也较为遵守秩序,因此误检的概率较低。另外,容许误差限和头部轮廓判决器的引入使得本文算法对头部轮廓的完整性要求降低,因此漏检的概率很低,不超过5%。为了便于比较,准确率的计算仿照文献[2]中的方法,直接采用客流测量值与客流真实值之间的相对误差作为误检率进而获取准确率,从表1中可以看出,本文算法平均准确率为89.6%,远高于传统的基于红外和压力传感器的方法,同时也高于文献[2]中给出的84.2%的平均准确率。

表 1 现场实验结果

Tab. 1 Results of field test

实验序列		客流	客流	误检	漏检	准确率(%)
		真实值	测量值			
日间	上车	110	123	18	5	88.2
	下车	23	27	5	1	82.6
夜间	上车	47	50	5	2	93.6
	下车	31	33	2	0	93.5
总计		211	233	28	6	89.6

6 结 论

本文提出了一种应用于公交车客流统计的基于机器视觉的新方法。该方法以提取头部轮廓特征作为主要手段,结合了 Hough 变换、感知聚类以及模糊度量方法。现场实验结果表明该方法对于客流高峰期拥挤混乱情况下的客流检测具有相当高的准确率,为实时准确的城市公交客流信息的获取提供了一种新的途径。

此外,算法目前存在的主要问题是当乘客身穿与头发灰度接近的衣服时,头部区域对比度降低,无法有效地检测出头部的边缘轮廓,从而导致检测算法失败。该问题希望通过增加辅助信息,比如深度信息或者彩色边缘信息的方法得到有效地解决。

参考文献 (References)

1 Bartolini F, Cappellini V, Mecocci A. Counting people getting in and out of a bus by real-time image-sequence processing [J]. Image and Vision Computing, 1994, **12**(1):36~41.

2 Zhang Xiao-wei, Sexton G. Automatic human head location for pedestrian counting [A]. In: Proceedings of Sixth International Conference on Image Processing and its Applications [C], Dublin, German, 1997:535~540.

3 Wang Ya-ming. The measurement of the flow of passengers of traveling stairway based on dynamic image sequence [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2002, **16**(1):14~16. [汪亚明. 基于动态图像序列的自动扶梯客流量的测量 [J]. 测试技术学报, 2002, **16**(1):14~16.]

4 Lin Sheng-fuu, Chen Jaw-yeh Chao Hung-Xin. Estimation of number of people in crowded scenes using perspective transformation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics (Part A), 2001, **31**(6):645~654.

5 Li He-heng, Zhang Xing-ming. Wavelet ANN-based head detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2003, **39**(4):86~88. [李和恒, 张星明. 基于小波神经网络的头部检测技术 [J]. 计算机工程与应用, 2003, **39**(4):86~88.]

6 Kierkegaard P. A method for detection of circular arcs based on the Hough transform [J]. Machine Vision and Applications, 1992, **5**(4):249~263.

7 Ioannou D, Huda W, Laine F. Circle recognition through a 2D Hough transform and radius histogramming [J]. Image and Vision Computing, 1999, **17**(11):15~26.

8 Mohan R, Nevatia R. Perceptual organization for scene segmentation and description [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, **14**(6):616~635.

9 Walker E L, Kang Hang-bong. Fuzzy measure of uncertainty in Perceptual Grouping [A]. In: Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems [C], Orlando, American, 1994, **3**:2020~2024.

10 Lowe D G. Three-dimensional object recognition from single Two-dimensional Images [J]. Artificial Intelligence, 1987, **31**(3):355~395.