

基于计算机视觉的公交系统人流量检测算法

潘 浩, 高枝宝, 何小海, 殷俊琳

(四川大学电子信息学院, 成都 610064)

摘 要: 提出了一种基于计算机视觉的公交系统人流量检测方法。通过分析现场行人视频数据, 运用图像处理的方法提取图像中通行的行人以及通过视场内的人流量, 阐述了复杂背景、低分辨率和特殊拍摄角度条件下的人头特征曲线提取算法和基于部分椭圆弧的椭圆模板参数估算法, 试验结果表明了该算法的正确性和有效性。

关键词: 人流量检测; 计算机视觉; 边缘提取; 曲线提取; 人头识别

Pedestrian Flow Detection Algorithm in Public Transport System Based on Computer Vision

PAN Hao, GAO Zhibao, HE Xiaohai, YIN Junlin

(School of Electronics Information, Sichuan University, Chengdu 610064)

【Abstract】 A Pedestrian flow detection method in public transport system based on the computer vision is presented. By analyzing the video data of the spot pedestrian flow and using the techniques of the image processing, the pedestrian flow through the field of vision can be extracted from the video image. The algorithm of extraction of human head characteristic curve against a dynamic background low definition and specific shooting angle is presented. And the parameter estimating of ellipse template through partial ellipse is presented. The results show that the algorithm is correct and efficient.

【Key words】 Pedestrian flow detection; Computer vision; Edge extraction; Curve extraction; Head recognition

1 概述

人流量也被称作客流量, 是商场、道路、车站等公共场所管理不可缺少的数据。通过它可以获得这些场所完整的运行状况, 有效地组织运营工作^[1]。

计算机视觉作为人流量检测一个主要方式, 与其他检测方式(红外检测、微波雷达检测、超声波检测)相比具有以下优点: (1)可以提供更直接的人流量场景; (2)检测范围大, 可提供的参数多; (3)安装、维护方便。计算机视觉被认为是最有发展前景的检测方式之一^[2]。

公交汽车是本文算法的应用环境, 在公交汽车中的人流量检测有着其特殊性:

(1)行人的运动是高自由度的非刚体运动, 既有水平方向的运动又有上下台阶的径向运动, 各部分间还有相对运动, 近距离检测存在困难;

(2)公交车内摄像头位置的限制, 使场景中人脸、肤色信息无法获取, 且图像通常较为模糊。

(3)公交车运营时环境光照的变化较大, 人在运动过程中各个部分光照的角度不断变换, 即使是同一目标在不同时刻图像变化也较大。

(4)前后的行人之间往往会形成一定程度的遮挡, 给行人的分割带来困难。

为了解决以上问题, 对大量公交视频进行总结后发现: 行人的肢体运动是不规则的, 而且常常受到衣着的影响, 只有头部分的变形是最小的。通过获得头部信息, 如人体头部轮廓、头部区域颜色分布等信息, 就能对头部进行检测进而对人体进行定位和跟踪。根据这一特性, 提出了人头特征曲线的检测算法, 提取可能的人头曲线, 对提取的人头曲线进

行参数的估算和模板匹配, 并根据对称性及运动轨迹等方法对伪目标进行排除。该方法有效地提取了目标人头, 通过后续的跟踪和计数即可得到人流量。

2 算法描述

2.1 预处理

在预处理中要解决的问题有:

- (1)判断当前帧中有无较大的目标(人);
- (2)提取出人体特别是人头部的边缘曲线;
- (3)避免光照造成的头部“亮块”引起边缘的断裂。

通过求取当前帧与背景图像的差异, 粗略地判断视场中是否有较大的目标, 排除明显没有人体目标存在的帧, 从源头上减小了算法的运算量。

如果用直接用 Sobel 算子提取的梯度模值进行二值化得到边缘, 阈值的选取存在困难。为了保证头部前端轮廓不发生断裂要求阈值比较小, 会引入较多的干扰, 使边缘区域过大。为避免这种情况, 本文分别使用垂直和水平 Sobel 算子提取出垂直边缘和水平边缘^[3] (如图 1(b)、图 1(c))。使用不同的阈值对水平和垂直边缘进行二值化, 其中水平边缘的阈值较小而垂直边缘的阈值较大, 再将两个结果相比 (如图 1(d)), 对图像进行适当的开、闭操作即可得到图像的边缘 (如图 1(e))。

用同样的方法提取背景图像的边缘, 从有目标的图像边缘中减去背景边缘 (如图 1(f)) 得到了运动目标边缘。再进行小洞填充和丢弃较小的块等运算, 即可得到清晰的目标边

作者简介: 潘 浩(1981 -), 男, 硕士, 主研方向: 图像处理, 网络通信; 高枝宝, 硕士; 何小海, 教授、博导; 殷俊琳, 硕士

收稿日期: 2006-10-17

E-mail: ciss@westimage.com.cn

缘图像 (如图 1(g))。

然后, 根据目标边缘图的连通性将其分成若干部分, 对每个部分求取最小外接矩形作为目标框。根据面积、高、宽等特征, 抛弃明显不可能包含人头目标的区域, 减小后期处理的运算量。

最后, 对边缘图像进行细化 (如图 1(h)), 由于边缘的不光滑性, 细化后会产生一些寄生分枝。采用基于裁减的去枝算法^[4], 所得结果图像去除了较短的寄生分枝, 突出主要曲线的走向 (如图 1(i))。

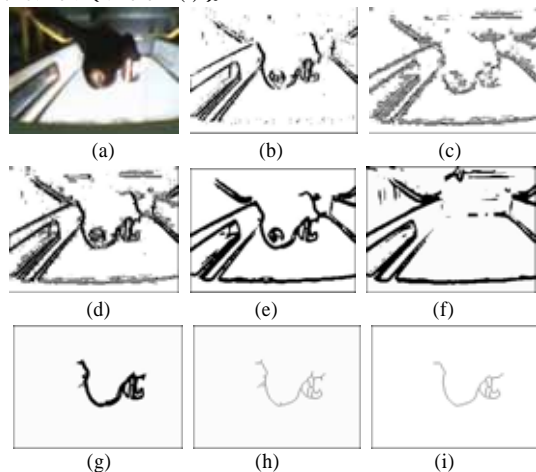


图 1 预处理

2.2 人头特征曲线提取

预处理得到的图像中人头前额的特征曲线比较明显, 但是该曲线的位置难以确定, 甚至可能隐藏在比较复杂的背景中。由于前额曲线一般基于最低点左右对称, 本文从最低点开始遍历曲线从而提取出人头曲线。提取曲线的过程分为 3 个环节, 根据提取的过程中遇到的不同情况在 3 个环节中相互转换, 直到遍历完所有的曲线。

(1) 选取起始点环节

找出目标方框中曲线的最低点 (在同一行中最低点以中间的点优先考虑)。该点为曲线提取起始点。对找出的起始点进行分类处理:

1) 起始点在八邻域有 1 个相邻点。可以判定该点不是前额曲线的一部分, 应该删去以该点为起点一定长度的曲线, 算法转入曲线删除环节。

2) 起始点在八邻域有 2 个相邻点。说明该点有 2 个延伸方向, 可能是前额曲线的顶点, 算法转入曲线生长环节, 朝 2 个方向进行曲线生长。

(2) 曲线生长环节

“曲线生长”是根据已经提取出的曲线部分 (在算法开始时为起始点) 通过若干准则在端点的邻域中选取新的点加入已经提取的曲线中, 使曲线按照需要的方向进行生长, 最终提取出曲线。

本文中新加入的点被定义为“生长点”。生长点的选取 (如图 2、图 3 所示以向右方向生长为例):

1) 当提取出的曲线段 S 的端点 N 在 S 外仅有 1 个邻点 G 属于待提取图 C 时, G 即为生长点。

2) 当提取出的曲线段 S 的端点 N 在 S 外有 2 个或 2 个以上邻点属于待提取图 C 时, 根据已经提取的曲线段 S 在端点 N 处的左斜率和曲率及模型曲线 (见 2.3 节参数计算部分) 对曲率的要求预测出端点 N 的右斜率。然后分别计算从端点 N 到

每个邻点方向的斜率, 选取斜率最接近预测值方向的邻点作为生长点 (为了提高算法的速度, 本文采用一种简单的平滑算法计算斜率: 定义 S 在 P_i 点的左 k 斜率和右 k 斜率分别为 P_i 到 P_{i-k} 方向和 P_i 到 P_{i+k} 方向的斜率。其中 k 为大于或等于 1 的整数)。

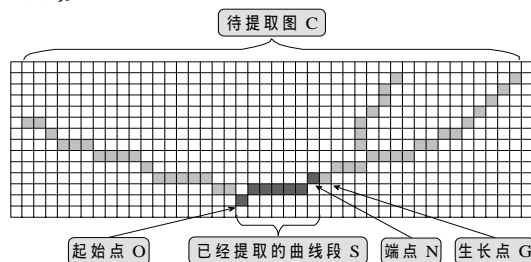


图 2 端点有一个邻点的曲线生长情况

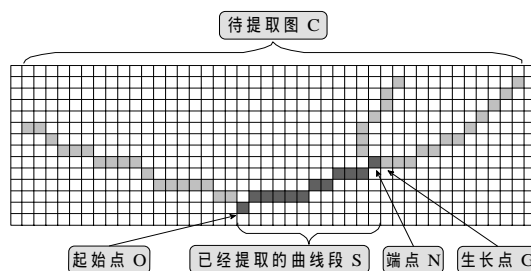


图 3 端点有 2 个邻点的曲线生长情况

当曲线的弧长达到要求或曲线生长方向到了尽头时终止曲线的生长, 所提取的曲线进行参数计算并和模型曲线匹配, 如果不能匹配则以起始点开始向 2 个方向进行删除, 进入曲线的删除环节。

(3) 曲线的删除环节

曲线的删除是从起始点开始通过邻域的邻接关系依次删除曲线上的点。

曲线删除的终止条件为

1) 当曲线延伸方向的斜率小于 0 (即曲线在延伸方向有向下延伸趋势)。

2) 曲线在延伸方向遇到支点 (多于 2 个邻点的点)。

如果曲线删除环节后, 目标框中还有曲线存在, 算法转入选取起始点环节, 继续进行曲线提取。

2.3 参数计算

建立人头轮廓模型, 计算曲线参数为模板匹配做准备。对大量人头目标进行观察和计算后得出了人头特征曲线模型, 如图 4 所示模型为与坐标轴有一定旋转角度的椭圆弧。由于发型和衣着的影响, 大部分人头目标后颈部的轮廓特征并不明显, 而发型对前额部分的影响较小, 因此模型重点考虑椭圆弧的前半部分。

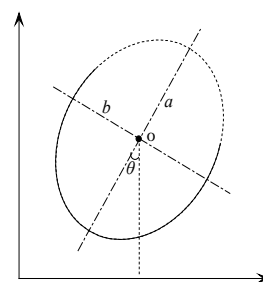


图 4 人头特征曲线模型

该椭圆可由 5 个参数确定: 中心位置 (x_0, y_0) , 长轴 a ,

短轴 b ，以及长轴 a 与 y 轴之间的夹角 θ 。椭圆边界上任意一点满足方程：

$$\left(\frac{(x-x_0)\cos\theta-(y-y_0)\sin\theta}{b}\right)^2+\left(\frac{(y-y_0)\cos\theta+(x-x_0)\sin\theta}{a}\right)^2=1$$

(1)椭圆中心的计算：如图 5 所示，在待识别的曲线中选择具有足够大相互距离的 3 个像素点。假设其中的两个边缘点分别是 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) ，它们对应的切线方程分别是 $y = a_1x + b_1$ ； $y = a_2x + b_2$ ，其交点坐标为

$$t_x = (b_2 - b_1) / (a_1 - a_2),$$

$$t_y = a_1(b_2 - b_1) / (a_1 - a_2) + a_2$$

通过两切线交点 t 和两边缘点中点 m 的坐标可以求出通过椭圆中心的直线 tm ，用同样方法得到直线 sn ，两直线的交点 o 即为椭圆中心点 (x_0, y_0) ^[5]。

(2)椭圆长轴的计算：如图 6 所示，为了避免曲线抖动的干扰，并不是直接取距离椭圆中心最远的点为长轴与椭圆的交点。将椭圆弧上的点依次计为 $p_0, p_1, \dots, p_2, \dots, p_{n_0}$ 。计算椭圆弧上点 p_k 附近若干点 $(p_{k-c}, p_{k-c+1}, \dots, p_k, p_{k+1}, \dots, p_{k+c})$ 到椭圆中心的距离之和，当距离和取最大值时该点即为长轴与椭圆的交点，即计算

$$\arg \max_k \left\{ \sum_{i=-c}^c \sqrt{(x_{p_{k+i}} - x_0)^2 + (y_{p_{k+i}} - y_0)^2} \right\}$$

其中， C 为常数，表示计算距离和时 p_k 附近取点的范围。通过 p_k 和椭圆中心点可求得椭圆的长轴 a 和旋转角度 θ 。

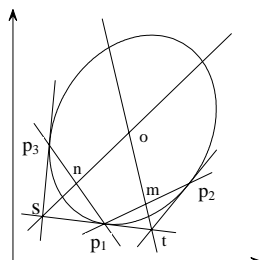


图 5 椭圆中心的计算

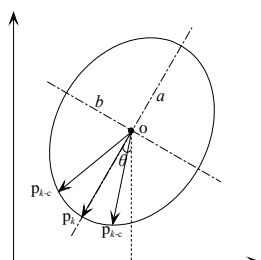


图 6 长轴和旋转角度的计算

(3)椭圆短轴的计算：如图 7(a) 中所示椭圆 $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$ 及其参考圆（最小外接圆） $x^2 + y^2 = a^2$ ， l 是与原点距离为 m 且垂直于 x 轴的直线，则椭圆在 l 右侧的面积 $S_e = 2 \int_m^a \frac{b}{a} \sqrt{a^2 - x^2} dx$ ，参考圆在 l 右侧的面积为 $S_o = 2 \int_m^a \sqrt{a^2 - x^2} dx$ ，显然有 $\frac{S_e}{S_o} = \frac{b}{a}$ ，计算：

$$b = \frac{aS_e}{S_o} = \frac{aS_e}{\frac{\pi a^2}{2} - a^2 \arcsin \frac{m}{a} - am \sqrt{1 - (\frac{m}{a})^2}}$$

$$= \frac{S_e}{\frac{\pi a}{2} - a \arcsin \frac{m}{a} - m \sqrt{1 - (\frac{m}{a})^2}}$$

故只需要求得图 7(b) 中阴影部分的面积 S_e 就可以根据公式算出椭圆的短轴 b 。

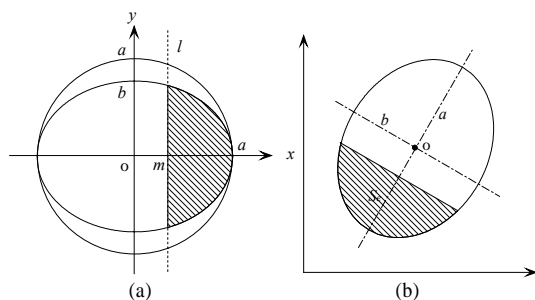


图 7 椭圆短轴的计算

2.4 目标的匹配

在对椭圆弧进行参数的计算后，本文采用基于距离的匹配对曲线进行最终判别，通过对计算出的各参数引入一定的余量，建立一系列椭圆模板和已经检测出的曲线进行对应匹配。由于人头的边缘并不是一个完美的椭圆，因此认为与模型椭圆平均距离小于阈值的曲线是人头的结构。阈值的选取与椭圆大小相关，椭圆越大匹配的曲线长度越长，平均距离的要求越低。模型椭圆的长短之比较为固定，可以近似认为阈值只与长轴相关，如图 8 所示，该阈值能较为有效地区分出人头目标和干扰。

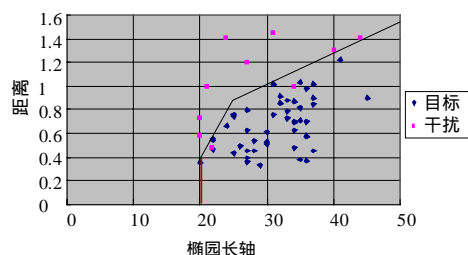


图 8 距离阈值与椭圆长轴的关系

最后，满足以下条件的曲线被认为是目标曲线：

(1) $|\theta| \leq \theta_{\max}$ 人头偏向条件，一般 $\theta_{\max} = 60^\circ$ ；

(2) $1.0 \leq a/b \leq 1.3$ ，即人头形状条件；

(3) 匹配的曲线长度 $\geq 1/3$ 椭圆周长；

(4) $A_{\min} \leq a \leq A_{\max}$ ，即模板椭圆大小条件，与实际的摄像头的安装位置和分辨率有关，本文取 $A_{\min} = 20$ ， $A_{\max} = 50$ 。

2.5 伪目标的排除

尽管用以上方法对序列中的绝大部分人头目标能有效地识别，但由于具体图像的复杂性，并非所有检测出的曲线区域都是目标人头，存在伪目标。

对于伪目标，主要采用 2 种方法排除：

(1) 跟踪序列图像中目标的轨迹，若目标在序列中只是孤立出现，则可断定是伪目标。

(2) 判断检出目标在原彩色图中的对称性，目标椭圆中的分布是否与椭圆的中轴线有一定的对称性（真实人头的颜色左右是近似对称的）。

以上判断条件互不冲突，可以同时使用。

2.6 目标的跟踪和计数

在识别了序列中的人头目标后，仍然可能由于严重的遮挡使一部分帧中的目标无法检测出来。通过对视频图像中人头的跟踪，可以分析出目标的轨迹，使孤立于各帧中的目标有机地联系起来实现计数。由于公交视频图像的质量较差、人运动的变形较大、光照变化较大等原因，一般方法难以实现有效跟踪。本文中采用连续自适应均值平移算法^[6,7]对人头目标进行跟踪，并得到轨迹进行计数。

3 测试结果分析

为了从运动目标的边缘曲线中检测出人头部轮廓特征曲线，本文提出曲线生长的方法在复杂的目标边缘中对细化图进行曲线分析，一方面实现了对细化图的遍历，最大可能地提取出细化图中的信息；另一方面通过对提取出的曲线线段进行参数的预估计，大大减小了后期曲线匹配的盲目性，提高了人头检测的准确度，同时极大地提高了算法的速度。

将此方法在 PC 机上运行，并且通过一系列公交视频图像进行测试，给出了如图 9 示例的效果。这些图像表明了该

(下转第 263 页)

(5)可选人员的冗余度 f_5 ：按对同类特定维修技术问题维修人员有多少和同时能否应付几个方向的应急需求来取值。分组见表 5 该满意程度值越大越好。

表 5 可选人员冗余度的评价指标

可应对方向	取值
3 个以上	3
2 个	2
1 个	1

有了以上取值原则，下面进行实际计算：

设 $M=3$, $N=5$ ，即有 3 个分队，5 个评价指标，评价指标的优化权重为 $W^T = (0.15, 0.2, 0.2, 0.25, 0.2)$ 。各分队对各评价指标的满意程度见表 6

表 6 各评价指标的满意程度

指标 分队	距离 (f_1)	交通工具 (f_2)	设备工具 (f_3)	解决能力 (f_4)	人员冗余度 (f_5)
分队 A_1	较近	全	较全	强	小
分队 A_2	远	较全	全	一般	中
分队 A_3	最近	单一	单一	较强	大

由于表 6 中评价指标均为定性指标，难以判定哪一个分队为最佳选择，因此须对上述评价指标表进行量化，并对量化后的数据遵照线性加权方法进行计算。

定义表 6 中每个 (A_i, f_j) 位置上的值为 a_{ij} ，取值见表 7。

表 7 评价指标量化表

指标 分队	距离 (f_1)	交通工具 (f_2)	设备工具 (f_3)	解决能力 (f_4)	人员冗余度 (f_5)
分队 A_1	2.5	7	2	3	1
分队 A_2	4	4	3	1	2
分队 A_3	2	2	1	2	3
该指标 u_j 的最好值	2	7	3	3	3

下面就针对这一评价指标量化表进行计算以便得出最佳选择的分队，最终得到优化的维修力量抽组。

(1)构造相对值矩阵 $R=(r_{ij})$ ，相对值的构造采用以下公式：

对于越大越好的指标： $\frac{a_{ij}}{u_j}$ ；对于越小越好的指标： $\frac{u_j}{a_{ij}}$ ，即

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{a_{ij}}{u_j} & \text{越大越好} \\ \frac{u_j}{a_{ij}} & \text{越小越好} \end{cases}$$

经过以上公式的计算，得到相对值矩阵 R 如下：

$$A = \begin{bmatrix} 0.8 & 1 & 0.667 & 1 & 0.333 \\ 0.5 & 0.571 & 1 & 0.333 & 0.667 \\ 1 & 0.286 & 0.333 & 0.667 & 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ A_3 \end{matrix}$$

(2)分别计算各分队的综合权重值 $a_i = \sum_{j=1}^5 w_j r_{ij}$ ，得到 A_1 的综合权重值为

$$a_1 = w_1 \times 0.8 + w_2 \times 1 + w_3 \times 0.667 + w_4 \times 1 + w_5 \times 0.333 = 0.77$$

$$a_2 = w_1 \times 0.5 + w_2 \times 0.571 + w_3 \times 1 + w_4 \times 0.333 + w_5 \times 0.667 = 0.605$$

$$a_3 = w_1 \times 1 + w_2 \times 0.286 + w_3 \times 0.333 + w_4 \times 0.667 + w_5 \times 1 = 0.641$$

从得到的综合权重值可以看出， $a_1 > a_3 > a_2$ ，即 A_1 的综合权重值最大，因此对于特定的某一维修技术问题，选取 A_1 分队最佳。本文仅使用了“简单线性加权”方法进行计算，此外还可运用其他“理想点”等方法进行计算。

值得指出的是，由于外界环境瞬息万变，因此各评价指标的满意程度也是随之而变化的，如：当因气候原因而被迫中断空中航线时，交通工具中采用飞机手段投送维修分队的评价指标满意程度就会大大降低。这时需要通过该维修分队抽组优化模型，带入新的、变化了的评价指标满意程度进行计算，得出优化的维修分队抽组，此时的抽组可能与没有变化时的优化抽组完全不同。

参考文献

- 1 哈姆迪·阿·塔哈. 运筹学[M]. 1 版. 上海: 上海人民出版社, 1985-11.
- 2 陈 珽. 决策分析[M]. 北京: 科学出版社, 1987.
- 3 杨剑波. 多目标决策方法与应用[M]. 湖南: 湖南出版社, 1996.
- 4 陈庆华. 装备运筹学[M]. 1 版. 北京: 国防工业出版社, 2005-01.

(上接第 218 页)

检测算法适合于不同的情况：正面的人头，具有一定旋转角度的人头，存在部分覆盖的人头和同一场景的多个人头。结果表明，本文的算法能够在较复杂的背景下比较准确地检测到人头，准确率达 93%。

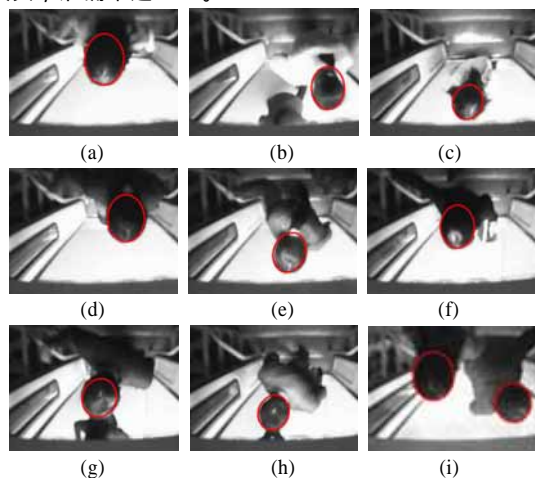


图 9 测试结果

基于计算机视觉的公交系统人流量检测算法把边缘提取

算法、人头识别算法和跟踪计数算法结合到一起。测试结果表明，这种人流量检测算法具有抗噪声能力强、鲁棒性好的特点，并能对 6 帧/s 的视频进行实时的行人计数。

参考文献

- 1 Liu X, Tu P H, Rittscher J, et al. Detecting and Counting People in Surveillance Applications[C]//Proceedings of IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. 2005: 306-311.
- 2 郭 烈, 王荣本, 顾柏园, 等. 世界智能车辆行人检测技术综述[J]. 公路交通科技, 2005, 22(11).
- 3 Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing Analysis and Machine Vision[M]. 2nd ed. Thomson Learning and PPTPH, 2001: 80-82.
- 4 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 第 2 版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004: 441-444.
- 5 Li Shixiong. Multi-faces Location in Color Image[D]. Concordia University, 2002
- 6 Bradski G R, Clara S. Computer Vision Face Tracking For Use in a Perceptual User Interface[J]. Intel Technology Journal, 1998, 2(1-4): 1-15.