

一种面向无人驾驶汽车的高效交通标志识别方法

宋文杰^{1,2}, 付梦印^{1,2}, 杨毅^{1,2}

(1. 复杂系统智能控制与决策国家重点实验室, 北京 100081; 2. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081)

摘要:为解决智能交通系统中交通标志识别的实时性差和准确率低等缺陷, 本文提出一套高效准确的交通标志识别方法. 通过实验选择合适的待检测区域, 对该区域图像进行预处理以适应不同环境, 并分离出红、黄、蓝、黑四通道图像; 提取各通道图像外层轮廓并进行筛选, 对合格轮廓进行凸壳处理及再次筛选; 根据凸壳轮廓的 H_u 不变矩、周长和面积等特征选择出圆形和方形轮廓, 在高分辨率原图中选择轮廓内图像作为待识别区域; 利用水平和垂直方向直方图特征, 对每个所选区域进行横纵向直方图放缩匹配 (HSTM), 选择最优匹配作为最终识别结果. 本系统主要应用于“中国智能车未来挑战赛”无人驾驶汽车平台, 在实际测试中识别率达 95%, 识别速率达 8 Hz ~ 10 Hz. 且在实际比赛过程中准确识别出指定交通标志, 在实时性及准确率上相对现有方法有一定优势.

关键词: 交通标志识别; 轮廓; 凸壳; 不变矩; 直方图放缩匹配; 无人驾驶汽车

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2015)-01-0102-10

An Efficient Traffic Signs Recognition Method for Autonomous Vehicle

SONG Wenjie^{1,2}, FU Mengyin^{1,2}, YANG Yi^{1,2}

(1. Key Laboratory of Complex System Intelligent Control and Decision, Beijing 100081, China;

2. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: An efficient traffic signs recognition (TSR) method is presented to solve the problems such as the poor real-time performance and low accuracy of existing methods in the intelligent transportation system (ITS). Firstly, some image areas are selected according to experiments, which are preprocessed to adapt to different environments, and are split into four channel images, i.e. red, blue, yellow and black. Then, the qualified contours are selected from the outer contours of each channel image, and the convex hull processing for those contours is conducted for the second selection. Next, the circle and square contours are selected according to their characteristics such as areas, perimeters and H_u invariant moments, and their internal images are obtained as regions of interest (ROIs) from the original high resolution image. Finally, each ROI image is matched with templates through histogram scaling and translation matching (HSTM algorithm) by using horizontal and vertical histogram characteristics, and the optimal matching result is regarded as the final recognition result. In *Chinese Intelligent Vehicle Challenge*, the autonomous vehicle equipped with the proposed TSR system has recognized all the specified signs, whose recognition rate is up to 95% and recognition speed is up to 8 Hz ~ 10 Hz. The proposed method proves its advantages in real-time performance and in accuracy compared with other existed methods.

Keywords: traffic signs recognition; contour; convex hull; invariant moments; histogram scaling and translation matching; autonomous vehicle

1 引言 (Introduction)

随着无人驾驶汽车技术的快速发展, 其智能化程度不断提高, 一套完善的智能交通决策系统需要感知无人车所处环境的交通标志指示信息从而做出正确决策. 而复杂环境中的交通标志识别技术需要克服户外天气条件, 拍摄视角带来的几何失真, 交通标志的遮挡、变形, 以及车辆高速运动等一系

列难题. 由此可见, 面向无人驾驶汽车的交通标志识别技术需要具备快速检测、准确识别的特点. 目前, 学者们通常将一个典型的交通标志识别系统分为两大部分^[1]: 标志检测和标志识别. 图 1 以红色和蓝色通道为例展示了本文提出的交通标志识别方法流程, 基本包括“分割—检测—识别”三步. 第 1 步主要包括图像预处理和图像分割. 哈尔滨工业

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61105092, 61173076, 91120003); 北京市自然科学基金资助项目 (4132042); 北京市高等学校青年英才计划项目 (YETP1215, YETP1212).

通信作者: 杨毅, yang-yi@bit.edu.cn 收稿/录用/修回: 2014-05-28/2014-07-28/2014-11-21

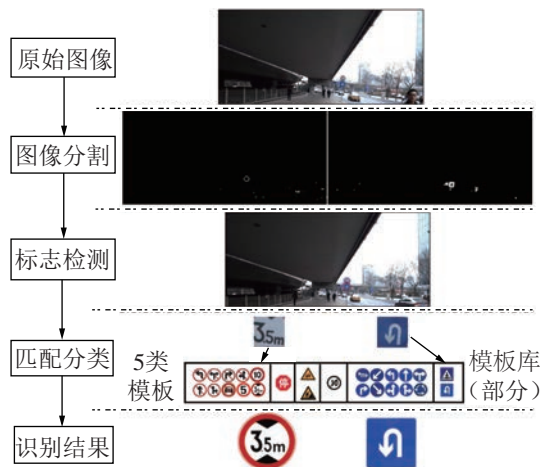


图 1 交通标志识别方法示意图

Fig.1 Schematic diagram of the proposed TSR method

大学的李伦波博士使用基于局部色彩空间的色彩恒常性算法^[2]增加标志与背景的对比度，上海交通大学的研究人员通过自动白平衡技术^[3]减小光照的影响。借鉴他们的思想，本文对原始图像的 R、G、B 通道进行直方图均衡化后再融合，并通过相机曝光量和白平衡的自动调节完成图像预处理。为提高检测速度，Zaklouta^[4]选择图像两侧作为待识别区域，本文基于无人驾驶汽车特点，结合摄像机安装位置，选择图像上半区域进行检测。在图像分割环节，很多学者^[5-6]利用 HSV (hue, saturation, lightness) 或 HSI (hue, saturation, value) 色彩空间信息进行处理，本文则通过研究红、蓝、黄颜色特点，采用 HSV 与 Lab 相结合的方法进行分割。第 2 步则是检测出标志轮廓。需要检测的交通标志轮廓主要以圆形、三角形和方形为主，目前针对圆形、三角形和方形的交通标志分割算法主要是基于霍夫变换、基于不变矩特征分类和基于计算几何等。西北工业大学的研究人员使用边缘链码化的方法来检测圆形^[7]，北京理工大学的黄源水博士采用对称性特征识别圆形并与霍夫变换方法作了详细对比^[8]，Escalera^[6]等人则提出一种形状分析方法进行圆形识别。但以上方法的实时性往往较差，且处理变形问题较困难。利用不变矩进行识别则可处理一定旋转变形问题，但其鲁棒性较差。本文通过结合 Hu 不变矩^[9]和凸壳算法^[10]，提出一种较为快速、稳定的圆形、方形标志检测方法。第 3 步即标志识别。一般通过提取相应特征，利用分类器进行分类，如 Liang 提取直方图特征，采用 SVM 分类器分类^[5]。南京理工大学研究人员也使用了 Hu 不变矩，与我们不同的是，他们并非利用 Hu 不变矩作为标志与环境分离的特征，而是在使用其他方法检测出交通

标志后，利用 Hu 不变矩作为标志内容的特征，结合 SVM 分类器进行分类^[11]。本文通过绘制横纵向直方图波形并进行观察，总结出了一套放缩移动取最优匹配值的模板匹配算法，经过实验发现其具有识别率高、抗干扰能力强和识别速度快的优点。通过以上步骤，可以从复杂环境中抠出交通标志并进行识别。Mogelmose^[1]通过制表，从实时性、识别类型、测试图像类型等几方面分析对比了近些年多种交通标志识别方法，本文也将从这几方面介绍本文所提出的识别方法。

2 交通标志 (Traffic signs)

交通标志的作用是提醒和指示车辆合理地驾驶，它们传达丰富的道路信息且设计简单、一目了然。其设计是通过法律进行规范的，但世界各国间也有所差异^[1]，图 2 举例展示了各国典型交通标志。



图 2 各国交通标志示例

Fig.2 Traffic sign samples in different countries

本文以我国交通标志为基础进行阐述，其中直接与道路交通安全有关的交通标志分为 3 大类，共有 116 种（不包括可派生的标志）。其中，禁令标志 42 个，指示标志 29 个，警告标志 45 个。在 116 种交通标志的先验信息中，具有突出特征的是颜色属性和几何属性。颜色属性分为红色、蓝色、黄色和黑色 4 种，几何属性分为圆形、矩形、正三角形、倒三角形和正八边形 5 种。根据颜色—几何模型 (CGM)^[12]，可利用先验信息进行预分类 (图 3)。

交通标志识别系统的主要作用在于为无人驾驶汽车提供道路信息和辅助驾驶员安全驾驶。针对不同应用，交通标志的侧重类型也不同，因此，为了提高识别速度和稳定性，一般交通标志识别系统是针对某些特定或者常见的信号类型。比如，对于高速道路上行驶的车辆，限速等信号是着重识别的对

象. 本文主要针对限速、禁止停车、禁止机动车、人行横道、左右转等涵盖圆形、正方形和八角形的国内 30 多种交通标志类型进行识别.

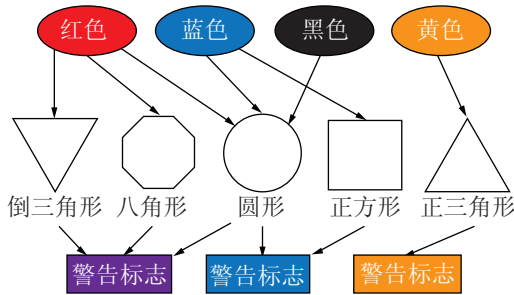


图 3 颜色—几何模型基本框架
Fig.3 Main framework of color-geometric model

3 图像分割 (Image segmentation)

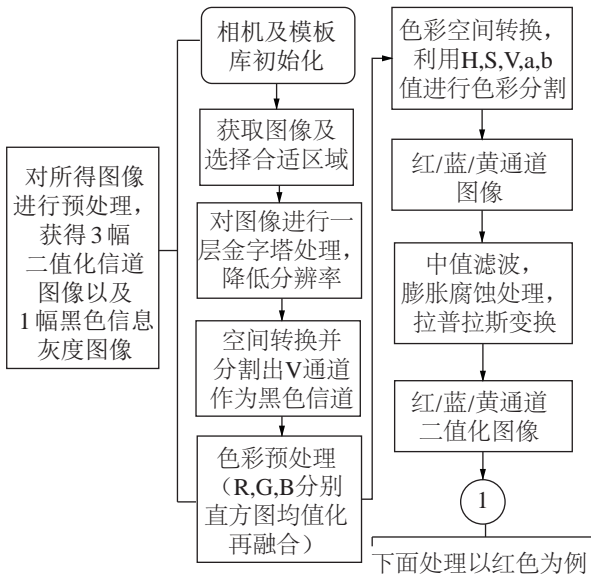


图 4 图像分割流程图
Fig.4 Flow chart of image segmentation

图像分割的意义在于缩小搜索空间, 实现粗略分类. 本文方法中图像分割的具体步骤如图 4 所

示. 利用 Point Grey 公司的广角摄像头, 每秒可获得 13 帧分辨率为 2736×2192 的图像. 由于摄像头安放在车前方 1.5 m 高度 (图 5(a)), 考虑道路交通标志高度, 选取图像上半部分作为待识别区域 (图 5(b)). 根据图 4, 首先采用双线性插值的方法进行图像稀释, 在图像金字塔第 1 层进行图像分割和轮廓检测. 针对智能车挑战赛, 对解除限速标志也作了相应考虑, 通过对 V 通道信息进行处理, 获得黑色通道图像用于解除限速标志检测. 受光照等因素的影响, 图像分割之前需要进行相应的图像预处理. 当检测到光照强度较弱或适中时, 本文采用 RGB 通道直方图均衡化后再融合的方法进行色彩加强, 以突出标志与背景的对比度 (图 5(c)), 但光照较强时, 进行对比度增强则可能会将太阳光的干扰加强 (图 5(d)). 为此采用了曝光量、白平衡自调节的方法减弱光照变化的影响. 预处理后进行色彩分割, 考虑到识别对象仅限于红蓝标志 (包括黑色解除限速), 结合 HSV 与 Lab 空间信息, 分割出红、蓝通道图像 (式 (1)).

$$f_r(x,y) = \begin{cases} 255, & a > 140, 15 < b < 105 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
$$f_b(x,y) = \begin{cases} 255, & S > 130, a > 120, \\ & b > 125, H < 30 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

a, b, H, S 分别为 Lab、HSV 空间中各像素信息值. 利用中值滤波除去红、蓝二值化图像中孤立点和噪声点; 通过膨胀处理, 填补标志轮廓的残缺且增加标志边缘的提取密度; 再通过腐蚀处理, 腐蚀掉标志附近的干扰成分; 经过拉普拉斯变换 (式 (2)) 和二值化, 可获得轮廓信息的二值化图像 (图 6).



图 5 预处理附图
Fig.5 Figures of preprocessing

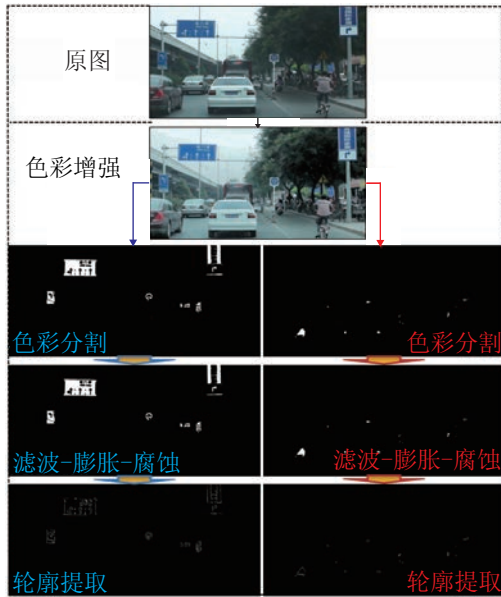


图 6 图像分割过程

Fig.6 Process of image segmentation

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= f(x+1,y) - 2f(x,y) + f(x-1,y) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &= f(x,y+1) - 2f(x,y) + f(x,y-1) \\ \nabla^2 f &= \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}\end{aligned}\quad (2)$$

这里， $f(x,y)$ 是经过色彩分割、滤波、膨胀腐蚀处理后的红色（蓝色）通道图像 (x,y) 处像素点灰度值。 $\nabla^2 f$ 为 (x,y) 处 2 阶微分结果。

如图 6 所示，经过色彩增强—色彩分割—滤波—膨胀腐蚀—轮廓检测，可获得红、蓝通道边缘轮廓二值化图像，且大部分干扰信息被消除。

4 标志检测 (Traffic signs detection)

经过图像分割，虽然大部分干扰信息被剔除，但从获得的轮廓二值化图像（图 6）中可以发现，还存在小轮廓、不规则轮廓等干扰信息。本部分主要阐述经过轮廓筛选—凸壳处理—凸壳轮廓筛选等步骤进一步剔除干扰信息，获得图像中交通标志的外层轮廓及其坐标信息，具体过程如图 7 所示。

4.1 轮廓周长及面积

轮廓信息在本文标志检测方法中具有重要作用，遍历图像分割环节所得二值化图像中的各个轮廓并获取其特征信息。轮廓模型如图 8(a) 所示，每个轮廓对应一个边缘点序列（逆时针），第 j 个轮廓序列为 $S(j)$ ，记 $C_j(i)$ 为第 j 个轮廓中第 i 个边缘点，其坐标为 $(x_j(i), y_j(i))$ 。采用分割方法，将包含 n 个点的多边形分割为多个三角形，通过三角形面积公式求整个轮廓面积。假设平面上 3 点（包

含 3 点中有重合、三点共线等特殊情况）： $A(x(0), y(0)), B(x(1), y(1)), C(x(2), y(2))$ 。根据三点面积公式（式 (3)）计算三角形面积 $S(A, B, C)$ 。设平面任一点 P ，对于包含 n 个点的多边形，将其分割为 n 个三角形面积（逆时针为正）之和（式 (4)）。

$$S(A, B, C) = \begin{vmatrix} x_0 & x_1 & x_2 \\ y_0 & y_1 & y_2 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & S(C_j(0), C_j(1), \dots, C_j(i), \dots, C_j(n-1)) \\ &= S(P, C_j(0), C_j(1)) + \dots + S(P, C_j(i), C_j(i+1)) + \dots + \\ & \quad S(P, C_j(n-2), C_j(n-1)) + S(P, C_j(n-1), C_j(0)) \end{aligned} \quad (4)$$

以 $n = 6$ （图 8(b)）为例说明其有效性，并验证其一般性。这里选择 $C_j(0)$ 为 P 点，显然 $S(P, C_j(0), C_j(1)) = S(P, C_j(n-1), C_j(0)) = 0$ ，该多边形则分割为 4 个三角形（式 (5)）。

$$S(C_j(0), \dots, C_j(5)) = S(C_j(0), C_j(1), C_j(2)) + \dots + S(C_j(0), C_j(4), C_j(5)) \quad (5)$$

通过观察易得：

$$\begin{aligned} S(C_j(0), C_j(1), C_j(2)) &= -S_0 \\ S(C_j(0), C_j(2), C_j(3)) &= S_1 + S_0 \\ S(C_j(0), C_j(3), C_j(4)) &= S_2 + S_3 \\ S(C_j(0), C_j(4), C_j(5)) &= -S_3 \end{aligned} \quad (6)$$

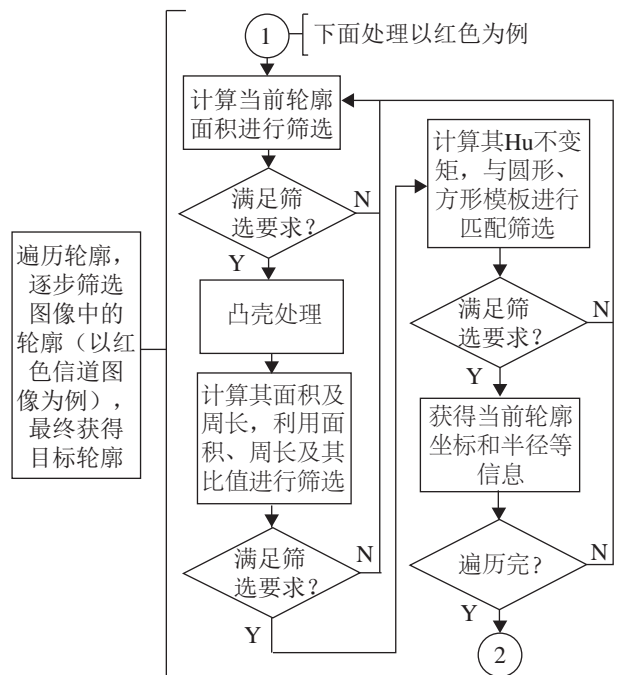


图 7 标志检测流程图

Fig.7 Flow chart of signs detection

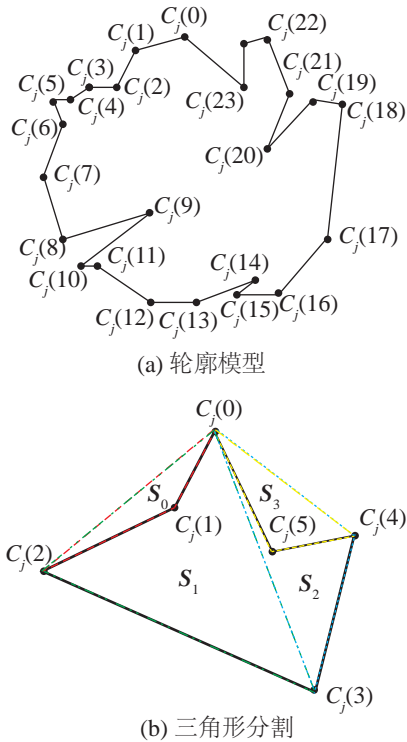


图 8 轮廓三角形分解求面积

Fig.8 Calculating contour's area by triangular decomposition

因此, 轮廓面积 $S(C_j(0), \dots, C_j(5)) = S_1 + S_2$. 采用同样的方法推广到 n 边缘点的轮廓并获得任意轮廓面积. 再根据两点间的距离公式, 可以获得每个轮廓的周长 $L_j = D(C_j(0), C_j(1)) + D(C_j(1), C_j(2)) + \dots + D(C_j(i), C_j(i+1)) + \dots + D(C_j(n-2), C_j(n-1))$, 利用每个轮廓的周长及面积作为其部分特征.

4.2 轮廓凸壳处理

对于一些被遮挡的交通标志 (图 9(a)), 发现其边缘轮廓通常为残缺的圆形, 不利于统一识别, 而且轮廓边缘细节信息往往比较复杂, 增加了分类难度. 因此, 可采用凸壳算法对轮廓进行凸处理, 滤除其高维信息, 从而增加了形状稳定性, 同时可以处理一定遮挡问题. 目前最常用的凸壳算法为 Graham 扫描法^[13], 其时间复杂度为 $O(n \log n)$. 但该算法主要针对平面上无序点的凸壳处理, 而我们所获得的轮廓点为有序序列, 可以利用其有序性减少时间复杂度. 采用周培德^[14]提出的凸壳算法实现轮廓的凸处理. 其基本思路是通过对多边形顶点进行 2 次检查达到求出凸壳顶点的目的, 第 1 次检查依据多边形顶点的有序性、判定点在线段的哪一侧以及点角的大小, 决定多边形顶点是被删除还是保留; 第 1 次检查后, 留下的点按多边形顶点的顺序连接, 而且这些顶点的角的大小按递增顺序排列,

对这些顶点再利用 Graham 扫描法删去非凸壳点, 则得到多边形的凸壳边缘点序列 (逆时针). 其时间复杂度为 $O(n)$, 可以加快轮廓的凸壳处理速度. 凸壳算法处理效果如图 10(a) 所示, 通过图 10(b) 可以发现, 对轮廓进行面积筛选和凸壳处理可以滤除一些干扰轮廓, 并可解决交通标志被部分遮挡带来的轮廓残缺问题.



图 9 被遮挡的交通标志及残缺轮廓

Fig.9 Obscured traffic signs and incomplete contours

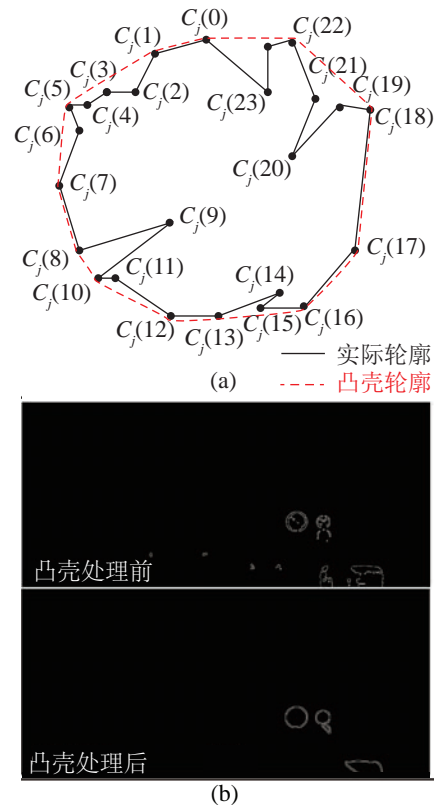


图 10 凸壳处理结果示意图

Fig.10 Results of convex hull processing

4.3 轮廓 Hu 不变矩特征

通过轮廓分割获得的轮廓面积及周长可作为每个轮廓的简单特征, 但这两项特征表述显然不够充分. 本文获取初步筛选和凸壳处理后轮廓的 Hu 不变矩作为其重要特征以用于分类和识别.

矩特征主要表征了图像区域的几何特征, 又称为几何矩, 由于其具有旋转、平移、尺度等特性的不变特征, 所以又称其为不变矩. Hu 矩是一种典型的几何不变矩, 对于离散的数字图像, 可以通过

归一化中心矩求得 Hu 矩, 即 7 个不变矩. 式 (7) 中, 定义: $f(x, y)$ 为图像 (x, y) 处灰度值, m_{pq} 为 $p+q$ 阶不变矩, μ_{pq} 为 $p+q$ 阶中心矩, y_{pq} 为归一化中心矩.

$$\begin{aligned} m_{pq} &= \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \\ \mu_{pq} &= \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \\ y_{pq} &= \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r}, \quad r = \frac{p+q+2}{2} \end{aligned} \quad (7)$$

Hu 利用 2 阶和 3 阶中心矩构造 7 个不变矩 (式 (8)), 它们在连续图像条件下可保持平移、放缩和旋转不变, 定义为 I_1 到 I_7 :

$$\begin{aligned} I_1 &= y_{20} + y_{02} \\ I_2 &= (y_{20} + y_{02})^2 + 4y_{11}^2 \\ I_3 &= (y_{30} - 3y_{12})^2 + (3y_{21} - y_{03})^2 \\ I_4 &= (y_{30} + y_{12})^2 + (y_{21} + y_{03})^2 \\ I_5 &= (y_{30} - 3y_{12})(y_{30} + y_{12})((y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2) + \\ &\quad (3y_{21} - y_{03})(y_{21} + y_{03})(3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2) \\ I_6 &= (y_{20} - y_{02})[(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2] + \\ &\quad 4y_{11}(y_{30} + y_{12})(y_{21} + y_{03}) \\ I_7 &= (3y_{21} + y_{03})(y_{30} + y_{12})[(y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2] + \\ &\quad (y_{30} - 3y_{12})(y_{21} + y_{03})[3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2] \end{aligned} \quad (8)$$

根据 Hu 不变矩的定义, 利用 `Opencv` 函数 `cvContourMoments`^[15], 获得轮廓边缘点序列所围区域的 Hu 矩, 即轮廓不变矩特征值 I_1, \dots, I_7 . 通过与理论计算对比发现, 两者的计算结果相差很小, 验证了 `Opencv` 函数库的可靠性.

4.4 圆形、正方形轮廓检测

通过计算和处理每个轮廓, 可以获得第 j 个轮廓面积 S_j 、周长 L_j 和 Hu 不变矩 I_1^j, \dots, I_7^j . 经过逐步筛选和分类, 可以筛选出图像中圆形和正方形轮廓. 由于交通标志尺寸唯一, 当无人车车速达 100 km/h, 识别速率 8 Hz 时, 要求至少需要检测出 20 m 处的交通标志. 因此, 根据距离可以选择合适的面积阈值并对轮廓作第 1 步筛选. 对筛选后轮廓进行凸壳处理, 可获得较稳定的轮廓信息. 而圆形和正方形的周长面积比 (圆形: R_r^j , 正方形: R_s^j) 均为常数 (式 (9)), 通过利用两者比值特征进行筛选, 可进一步滤除不满足要求的轮廓.

$$R_r^j = \frac{L_j^2}{S_j} = 4\pi, \quad R_s^j = \frac{L_j^2}{S_j} = 16 \quad (9)$$

通过实验获得圆形和正方形不变矩特征值模板 I_1^T, \dots, I_7^T 和 I_1^S, \dots, I_7^S . 由于经过前几步的处理和筛选, 所剩轮廓已经较少, 且考虑到检测速率, 利用二范数作为距离进行分类, 附上权重后可表示为 $\|I - I^T\|_M$. 当前特征组与圆形模板和正方形模板的欧氏距离可根据式 (10) 计算. 通过实验选择合适阈值, 从而筛选出来圆形和正方形轮廓.

由于本方法主要针对轮廓进行处理, 且采用分层筛选的方法, 具有高速、稳定的优点. 检测效果如图 11 所示, 对于完整的和部分遮挡的交通标志, 均可迅速检测出来, 但对于遮挡严重的交通标志, 检测稳定性相对较差 (图 11 中遮挡一半以上的交通标志未被检测出来).

$$\begin{aligned} \|I_j - I^T\|_M &= (\sigma_1^T(I_1^j - I_1^T)^2 + \dots + \sigma_7^T(I_7^j - I_7^T)^2)^{\frac{1}{2}} \\ \|I_j - I^S\|_M &= (\sigma_1^S(I_1^j - I_1^S)^2 + \dots + \sigma_7^S(I_7^j - I_7^S)^2)^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (10)$$

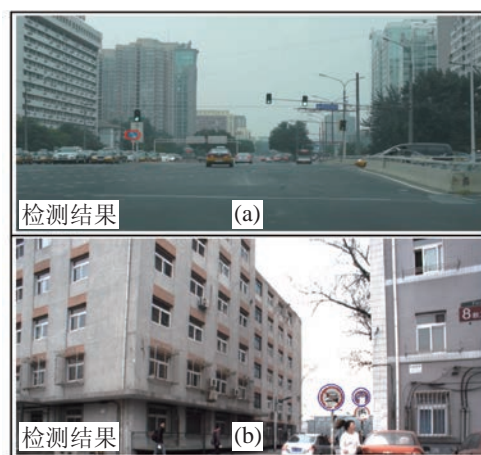


图 11 交通标志检测结果

Fig.11 Results of traffic signs detection

5 标志识别 (Traffic signs recognition)

通过图像分割和标志检测, 可以获得环境中准交通标志的外层轮廓; 根据其形状及颜色信息, 结合 CGM 模型进行预分类, 从而选择不同的模板库; 再返回高分辨率原图寻找轮廓内部区域并识别轮廓内标志内容. 基本流程如图 12 所示.

首先, 找出轮廓在原图中对应区域, 抠选出来作为待识别图像, 如图 13 所示. 针对禁令标志, 根据待识别图像中红色像素百分比可以进一步滤除干扰. 图 13(b) 则为误检测出的轮廓区域, 一般禁令性标志中红色像素所占百分比在 40% 以下, 因此, 可根据此条件滤除类似图 13(b) 的干扰. 同理, 根据蓝色像素所占百分比 (大于 30%, 图 13(c)) 可以滤除蓝色通道中类似干扰.

通过多重筛选, 将满足上述条件的待识别图像视为某种交通标志, 接下来的任务则是如何对其进行分类识别. 这里, 本文提出了一种基于横纵向直方图放缩最优匹配的识别算法.

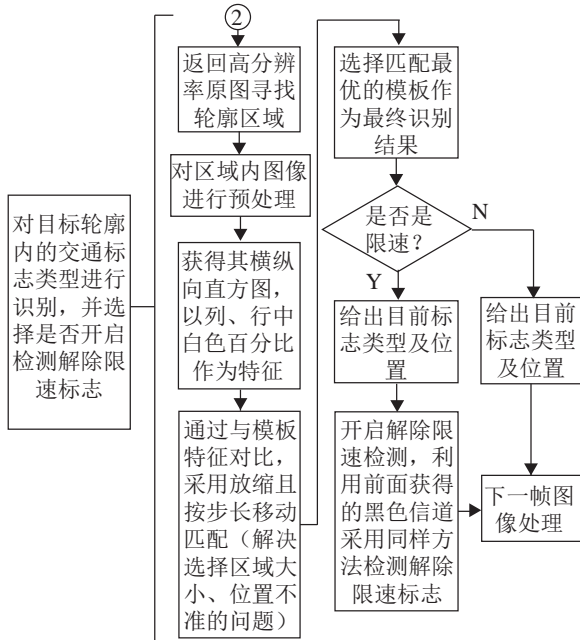


图 12 标志识别流程图

Fig.12 Flow chart of sign recognition



图 13 抠取原图中待识别区域

Fig.13 Areas to be recognized is extracted from original image

5.1 模板

在模板库中, 存放有 10 类圆形禁令性交通标志、10 类圆形指示性交通标志、1 类八角形禁令性标志和 5 类正方形指示性标志. 在系统执行前, 首先对每个模板进行预处理, 具体是在 HSV 空间内利用 V 通道信息, 选择合适阈值进行二值化, 获得对应的二值化图像, 从而减少内存空间. 然后根据当前轮廓信息结合 CGM 模型预分类的结果, 选择相应类型的模板用于匹配.

5.2 待识别图像

为适应环境变化, 对待识别图像预处理与模板图像稍有不同. 在 HSV 空间中分离出 V 通道值,

对该通道每个像素灰度值进行平方处理获得新矩阵, 然后通过式 (11) 将该矩阵均衡化到 0 至 255 区间内. 其中 $r(i, j)$ 为该像素灰度值, r_{\min} 为最小灰度值, r_{\max} 为最大灰度值, $R(i, j)$ 为处理后结果.

$$R(i, j) = \frac{r(i, j) - r_{\min}}{r_{\max} - r_{\min}} \times 255 \quad (11)$$

再对所得新灰度图像进行高斯滤波除去干扰后选择合适阈值 (选择图像灰度平均值加上图像灰度最大最小差值的 1/5 作为分割阈值) 进行二值化, 获得待识别区域对应的二值化图像 (图 14(b)). 与模板不同的是, 待识别图像大小并不固定, 定义当前待识别图像大小为 $n \times m$, 横坐标方向 (即第 h 列, $1 \leq h \leq n$) 中白色像素百分比为 $X^N[h]$, 纵坐标方向 (即第 l 行, $1 \leq l \leq m$) 中白色像素百分比为 $Y^N[l]$, 通过归一化公式 (式 (12)), 可求得归一化百分比 $\tilde{X}^N[h]$ 和 $\tilde{Y}^N[l]$, 从而获得横纵向归一化波形, 待识别图像处理过程见图 14. 14(a) 为待识别图像, 其当前分辨率为 72×72 ; 14(b) 为待识别图像预处理后所得二值化图像; 14(c)、(d) 分别为待识别图像对应横 (纵) 坐标方向各列 (行) 中白色像素百分比分布图; 14(e)、(f) 分别为横 (纵) 坐标方向白色像素百分比归一化后分布图. 可以发现, 两幅曲线图能够明显地反映图像中标志内容信息.

$$\tilde{X}^N[h] = \frac{X^N[h] - \min_{h=1}^n X^N[h]}{\max_{h=1}^n X^N[h] - \min_{h=1}^n X^N[h]} \quad (12)$$

$$\tilde{Y}^N[l] = \frac{Y^N[l] - \min_{l=1}^m Y^N[l]}{\max_{l=1}^m Y^N[l] - \min_{l=1}^m Y^N[l]}$$

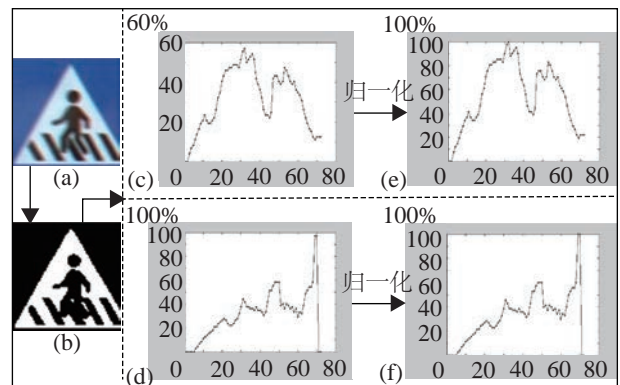


图 14 待识别图像的处理过程

Fig.14 Processing of the images to be recognized

5.3 模板放缩平移匹配

将待识别图像分子不同的模板库 (比如红色边界的圆形标志则被安排到圆形禁令性模板库). 需要说明的是, 所选模板分辨率为 500×500 , 远大于

抠出的待识别图像, 因此对模板进行缩放可以保证模板标志信息完整. 为了处理待识别图像抠取不准确的问题 (如图 14 所抠取的待识别图像标志右下角信息缺失), 本部分介绍如何利用模板库中模板与当前待识别图像进行放缩平移匹配.

利用双线性插值方法, 将模板依次转化为待识别图像尺寸的 $[\frac{13}{10}, \frac{12}{10}, \dots, \frac{10}{10}, \dots, \frac{10}{13}]$ 倍 (8 步). 定义: 第 k 类模板库、第 p 个模板的第 q 步放缩图像的横坐标方向 (即第 i 列) 中白色像素百分比为 $X_{kpq}^M[i]$, 纵坐标方向 (即第 j 行) 中白色像素百分比为 $Y_{kpq}^M[j]$, 归一化后得 $\tilde{X}_{kpq}^M[i]$ 和 $\tilde{Y}_{kpq}^M[j]$. 图 15 展示了模板相对待识别图像放缩以及第 1、4、8 步所对应的横纵向归一化曲线图, 分别为图 15(a)、15(b)、15(c). 以图 15(d) 为例, 其对应模板缩放后所得曲线横坐标范围分别为 (0, 94)、(0, 72)、(0, 56).

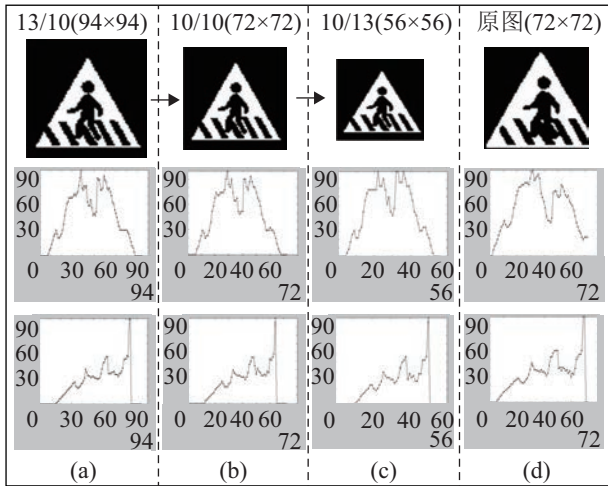


图 15 模板放缩过程

Fig.15 Process of template scaling

在待识别图像尺寸不变的条件下, 模板按步长进行放缩. 定义第 q 步放缩所得曲线图与待识别曲线图匹配最优值为 M_{kpq}^X 和 M_{kpq}^Y (分别对应于图像横向百分比曲线和纵向百分比曲线), 采用固定步长平移取最优的方法获取两曲线的最优匹配. 而移动方式则根据放缩尺寸不同, 将放缩所得 8 组曲线分为 2 类: 1 类是第 1 ~ 4 步放缩所得的曲线 (即尺寸大于待识别图像); 2 类是第 5 ~ 8 步放缩所得的曲线 (即尺寸小于待识别图像). 本文以 13/10 倍曲线和 10/13 倍曲线为例介绍两类平移匹配.

对于尺寸大于待识别图像一类 (即第一类), 采取待识别图像曲线 (图 15(d)) 在放缩所得曲线 (图 15(a)) 上按步长平移求最优匹配. 以图像横坐标方向各列白色像素百分比的归一化曲线为例, 根据前文符号定义: 13/10 倍曲线例子中 $n = 72$,

放缩模板图像对应曲线横坐标定义为 N , 例子中 $N = 96$, 另外定义平移步长为 $S = \frac{N-n}{4}$, 记每步平移匹配结果为 $m(t)$ ($t = 0, \dots, 4$). 采用平均欧氏距离作为该次平移匹配结果, 第 q 步放缩对应的横向直方图曲线最优匹配结果 M_{kpq}^X 则为各次平移匹配结果的最优值, 如式 (13) 所示, 本例中 $k = 3$, $p = 1$, $q = 1$, 表示第 3 类模板库中第 1 个模板的第 1 次放缩所得曲线.

$$m(t) = \sqrt{\frac{\sum_{h=S-t}^{n+S-t} (\tilde{X}_{kpq}^M[h] - \tilde{X}^N[h])^2}{n}}$$

$$M_{kpq}^X = \min\{m(t)\}, \quad t = 0, \dots, 4, \quad q = 1, \dots, 4 \quad (13)$$

模板的 13/10 倍放缩所得横向曲线与待识别图像的平移匹配过程如图 16 所示, 从图中可以发现, 在第 2 次平移匹配中两者匹配结果最优. 因此, 该放缩的最优匹配则为第 2 次平移匹配结果, 采用同样方法, 可以获得其余 3 步放缩的横向直方图最优匹配值. 本方法可以有效地解决由于抠取不准确产生的如本例中横向信息缺失的问题. 与此相同, 纵向直方图的匹配也采用该平移方法, 求得第 q 步放缩的纵向直方图最优匹配结果 M_{kpq}^Y , 已解决由于抠取不准确带来的纵向信息缺失的问题. 这样, 可以获得第 $q = 1, \dots, 4$ 步放缩的直方图最优匹配结果 $M_{kpq} = M_{kpq}^X + M_{kpq}^Y$. 此类别的匹配方法采用大尺寸模板匹配, 从而解决由于抠取区域过小而导致标志信息丢失的问题.

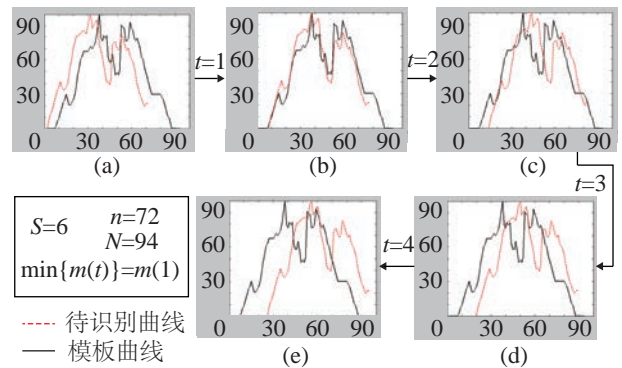


图 16 平移匹配过程

Fig.16 Process of translation matching

对于模板放缩后尺寸小于待识别图像的类别 (即第 2 类), 本文采用模板放缩所得曲线 (图 15(c)) 在待识别曲线 (图 15(d)) 上按步长平移求匹配最优值的方法, 以 10/13 倍曲线为例, $n = 72$, $N = 56$, 则步长 $S = \frac{n-N}{4}$, 其余步骤相同. 通过平移求最优, 可以获得 $q = 5, \dots, 8$ 步放缩的直方图最

优匹配结果. 此类别的匹配方法采用小尺寸模板匹配, 从而解决由于抠取区域过大而导致框选了多余背景信息的问题.

通过比较各步放缩的最优匹配结果 M_{kpq} , 再从中选择出最优值作为第 k 类模板库第 p 个模板的最终匹配结果 $M_{kp} = \min\{M_{kpq}\}$, $q = 1, \dots, 8$. 拥有最优值的模板则被视为最终识别结果. 图 17 展示了本方法的识别效果. 通过测试发现, 本方法可以克服非正视产生的倾角问题(图 17(a))和污染物遮挡等问题, 具有准确率高、鲁棒性强、处理速度快的特点, 不仅适用于交通标志识别, 也可用于其他系统.



图 17 标志识别效果
Fig.17 Results of sign recognition

6 实验结果分析 (Experiment results and analysis)

本文通过参考其他方法与文献的实验数据, 从识别类型、识别速率、识别率和漏识别率等方面分别就标志检测、标志识别部分与一些经典方法做了相关对照实验. 表 2 展示了在 A、B 地点分别放置 1、3、5 和 1、3 个标志进行检测实验, 实验数据表明在 A 地点检测率较低且误检率较高, 这和 A 地点环境条件更复杂的情况是一致的. 从表 2 数据可以发现, 环境中的标志个数越多, 本方法检测耗时相应增加, 但在存在较多标志的条件下检测速率仍能保持 8 Hz 以上. 表 3 展示了本文第 3 步——标志识别步骤的实验结果, 在第 2 步检测正确的前提下, 进行 12 m 固定距离识别实验. 实验发现该算法识别率很高, 在 15° 的倾斜视角下仍能保持较高的识别正确率, 且识别速率相对第 2 步中检测速率而言可以忽略不计.

通过整理标志检测实验数据(表 2)和标志识别实验数据(表 3), 可以获得本文所提出的交通标志识别方法在各方面的综合指标. 表 1 展示了本方法各指标的综合结果. 由于实验平台不统一, 各方法在识别速率和识别距离等指标上无法统一比较, 因此表 1 只列出各方法是否具有实时性. 且由于部分文献数据缺失, 表 1 中存在部分空缺的情况, 但并不影响各个方法的效果展现. 通过与其他方法对

比, 可以看出本方法在识别类型、识别速率等方面具有明显优势, 且可以处理一般遮挡情况, 但也暴露了本方法误识别率高的不足.

表 1 交通标志识别方法对比分析
Tab.1 Comparison and analysis of TSR methods

方法	[16]	[17]	[18]	[19]	本文
识别方法	径向对称	霍夫变换	DtB+ SVM	径向对称	轮廓特征 + DtB
识别类型	红色圆形	红色圆形	红色圆形	蓝色方形	红蓝 + 圆方 + 八角
识别速率	实时	非实时	非实时	实时	实时
识别率 /%	94.03	99.96	N/A	93.62	95.25
识别率 /%	3.41	N/A	N/A	2.26	4.42
遮挡处理	轻微	1/3	轻微	轻微	1/4
数据来源	图片 (2134)	视频 3	视频	图片 (47)	视频

表 2 标志检测实验数据
Tab.2 Experimental data of traffic signs detection

标志个数	1	3	5	1	3
环境场景	A	A	A	B	B
检测速率 / (帧/秒)	10	9	8	11	10
检测率 /%	94.12	93.76	93.45	98.07	97.74
误检率 /%	5.66	5.34	4.71	2.05	2.19

表 3 标志识别实验数据 (距离标志 12 m)
Tab.3 Experimental data of traffic signs recognition

标志类型	红圆	蓝方	蓝圆	红圆	蓝圆
误差度 / (°)	0	0	0	15	15
识别率 /%	100	99.54	100	96.45	97.83

7 总结 (Conclusion)

本文主要阐述了一种针对自然环境的高效交通标志识别方法, 并就图像分割、标志检测和标志识别 3 步详细介绍了该方法的工作原理. 所设计的 TSR 系统已被应用于无人驾驶汽车平台, 并多次参与“中国智能车未来挑战赛”. 图 18 为本系统所服务的平台环境, 其中 *IN²BOT* 无人车在江苏常熟举办的第 5 届“中国智能车未来挑战赛”中取得了第 5 名, 在比赛中成功识别出了圆形和方形交通标志.

图 18 IN²BOT 无人车Fig.18 IN²BOT autonomous vehicles

本方法主要特点是快速稳定, 且采用研华双核工业处理器也提高了识别速度. 实时服务于无人车, 其处理速度可达 10Hz, 但随着环境中标志数目的增多, 速度也会有所下降. 实验发现, 在 4 个标志的情况下, 速度达 8Hz. 同时, 本方法在识别过程中也存在着硬分类问题, 即一旦确认目标为交通标志, 即使模板库中无相应模板, 也会被划分为某一类, 未来需要在分类方法上进行改进. 由于本系统面向无人驾驶汽车设计, 无人平台的惯导、激光等信息均可与之融合. 如第 1 步中, 可以利用道路模型结合车辆自身姿态选择更合适的待检测区域; 第 2 步中可以结合激光点云信息, 进一步确定轮廓形状; 在识别结果中也可结合惯导信息和图像历史帧进行滤波处理. 由此看来, 本方法仍有很大改进空间, 虽然目前仅用图像信息即可取得不错的识别效果, 但相信通过融合整个无人平台的其他信息可以很大程度上提高识别速度和准确度, 这也是我们今后针对其进行改进的方向.

参考文献 (References)

- [1] Mogelmose A, Trivedi M M, Moeslund T B. Vision-based traffic signs detection and analysis for intelligent driver assistance systems: Perspectives and survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4): 1484-1497.
- [2] Li L B. Detection and classification of traffic signs in natural environments[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.
- [3] 韩强, 戎蒙恬, 刘文江. 图像信号处理器中自动白平衡的算法研究 [J]. 信息技术, 2009(11): 55-59.
Han Q, Rong M T, Liu W J. Algorithm research of auto white balance in hardware-based ISP[J]. Information Technology, 2009(11): 55-59.
- [4] Zaklouta F, Stanculescu B. Real-time traffic signs recognition in three stages[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2014, 62(1): 16-24.
- [5] Liang M, Yuan M, Hu X, et al. traffic signs detection by ROI extraction and histogram features-based recognition[C]//International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 1-8.
- [6] de la Escalera A, Moreno L E, Salichs M A, et al. Road traffic signs detection and classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 848-859.
- [7] 张静, 何明一, 戴玉超, 等. 综合颜色和形状的圆形交通标志检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(2): 233-236.

- Zhang J, He M Y, Dai Y C, et al. Circular traffic signs detection based on color and shape[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(2): 233-236.
- [8] 黄源水. 自主车辆交通标志识别系统关键技术研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2009.
Huang Y S. Research on key technology of traffic signs recognition system of autonomous vehicle[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2011
- [9] Rizon M, Yazid H, Saad P, et al. Object detection using geometric invariant moment[J]. American Journal of Applied Sciences, 2006, 3(6): 1876-1878.
- [10] 周培德. 求凸壳顶点的一种算法 [J]. 北京理工大学学报, 1993, 13(1): 69-72.
Zhou P D. An algorithm for determining the vertex of the convex hull[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 1993, 13(1): 69-72.
- [11] 刘思平. 道路交通标志的检测与识别技术研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2011.
Liu S P. Research on traffic signs detection and recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2011.
- [12] 朱双东, 刘兰兰, 陆晓峰. 一种用于道路交通标志识别的颜色-几何模型 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(5): 956-960.
Zhu S D, Liu L L, Lu X F. Color-geometric model for traffic sign recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(5): 956-960.
- [13] Graham R L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set[J]. Information Processing Letters, 1972, 1(4): 132-133.
- [14] 周培德. 计算几何 - 算法设计与分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 88-92.
Zhou P D. Computational geometry algorithm design and analysis[M]. Beijing: Tsinghua University, 2008: 88-92.
- [15] Parker J R. Algorithms for image processing and computer vision[M]. Hoboken, USA: John Wiley & Sons Inc., 2010.
- [16] Gu Y, Yendo T, Tehrani M P, et al. Traffic sign detection in dual-focal active camera system[C]//Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 1054-1059.
- [17] Gonzalez A, Garrido M A, Llorca D F, et al. Automatic traffic signs and panels inspection system using computer vision[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(2): 485-499.
- [18] Lafuente-Arroyo S, Salcedo-Sanz S, Maldonado-Bascon S, et al. A decision support system for the automatic management of signs based on support vector machines and geographic information systems[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(1): 767-773.
- [19] Barnes N, Loy G. Real-time regular polygonal sign detection[C]//Field and Service Robotics. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2006: 55-66.

作者简介:

- 宋文杰 (1992-), 博士生. 研究领域: 无人地面移动平台智能导航与运动控制.
- 付梦印 (1964-), 男, 博士, 教授. 研究领域: 组合导航, 智能导航, 交通信息与控制.
- 杨毅 (1979-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 无人地面移动平台智能导航与运动控制.