

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.03.019

# 圆形交通标志牌识别系统的仿生设计\*

吴磊<sup>1</sup> 张震<sup>1</sup> 程伟伟<sup>1</sup> 张斌<sup>2</sup>

(1. 上海大学 机电工程与自动化学院 上海 200072; 2. 山东鲁能智能技术有限公司 济南 250002)

**摘要:**提出了一种基于对数极坐标变换与 Zernike 矩相结合的交通标志牌识别算法。首先,在 HSI 空间采用直方图均衡化来提高图像的对比度,随后以颜色为特征对交通标志牌进行检测,分割并且对存在过度分割的区域进行合并,接着以形状为特征对检测到的候选区域进行筛选以及归一化;然后结合对数极坐标变换以及 Zernike 矩来提取图像的特征;最后通过支持向量机(support vector machine, SVM)分类器来实现目标识别。实验结果显示,交通标志牌检测正确率达到了 94.71%,识别率达到了 85%,表明该算法可有效地识别出不同光照条件下发生变形,缩放及旋转后的交通标志牌。

**关键词:**对数极坐标变换; Zernike 矩; 直方图均衡化; 归一化; 支持向量机

**中图分类号:** TP391.4; TN911.73      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Bionic design of circular traffic signs recognition system

Wu Lei<sup>1</sup> Zhang Zhen<sup>1</sup> Cheng Weiwei<sup>1</sup> Zhang Bin<sup>2</sup>

(1. School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China;  
2. Shandong Luneng Intelligent Technology Co. Ltd., Jinan 250002, China)

**Abstract:** In this paper, a traffic sign recognition algorithm based on log-polar transformation and Zernike moment was presented. First, to improve the image contrast, histogram equalization was performed in HSI color space towards the image captured from complex natural environment. After that, traffic sign was detected by color, and segmentation and region merging was carried out. Next, it's followed by screening by shape and subsequent normalization. Then, images' Zernike moment was computed combining log-polar transformation. Lastly, SVM classifier was used to recognize the object. The experiment result shows 94.71% detection accuracy and 85% recognition accuracy, which demonstrates that the traffic sign recognition system can effectively recognize the distortional, scaling or rotated traffic signs.

**Keywords:** log-polar transformation; Zernike moment; histogram equalization; normalization; SVM

## 1 引言

交通标志牌识别(traffic signs recognition, TSR)是智能交通系统(intelligent transportation system, ITS)的重要组成部分之一,对移动机器人的视觉导航、交通事故的减少都具有重要的意义,所以一直都是近几年的研究热点之一。

TSR 系统主要由两个环节组成:首先是交通标志牌的检测,主要包括交通标志牌的定位以及一些必要的预处理;其次是交通标志牌的识别,主要包括交通标志牌的

特征提取以及分类。近年的文献中出现了大量的交通标志牌识别方法, Wahyono 等人<sup>[1]</sup>首先采用最稳定极值区域来提取交通标志牌候选区域,接着利用交通标志牌的几何特征来对候选区域进行筛选,然后采用梯度方向直方图来提取候选区域的特征,最后利用级联支持向量机(support vectort machine, SVM)分类器对交通标志牌进行分类。Zaklouta 等人<sup>[2]</sup>将色彩增强与自适应阈值相结合来提取图像中的红色区域,然后采用梯度方向直方图与线性 SVM 来进行标志牌检测,最后通过 K-d 树与随机森林分类器来识别标志牌上的内容,其中还结合了 Fisher

准则来减小特征空间并加速分类。Ruta 等人<sup>[3]</sup>使用 mean shift 聚类算法来提高标志牌检测的精度,然后对交通标志牌候选图像进行即时跟踪,最后采用一种新型的 AdaBoost 算法—SimBoost 来对交通标志牌进行识别。Ruta 等人<sup>[4]</sup>通过检测、跟踪与识别来识别交通标志牌,其中检测器可以通过检测正多边形来提取颜色信息和建立目标区域,跟踪器通过实时预测标志牌的位置与大小来减少计算,分类器通过候选区域与模版图像进行比较来达到识别的目的。Moutarde 等人<sup>[5]</sup>提出一种适用于欧美地区限速标志的模块化标志牌识别系统,该系统能在灰度图像中检测出矩形和圆,因此基本不受光照的影响,然后分割出里面的数字,最后采用神经网络对数字进行识别。Gunduz 等人<sup>[6]</sup>利用梯度方向直方图特征与圆形检测算法结合来识别圆形交通标志牌。

本文采用了标志牌的颜色特征来检测交通标志牌,然后利用它的形状特征来筛选并分割出交通标志牌候选区域。在图像的特征提取部分,由于交通标志牌库里存在着形状相同而方向不同的不同种类交通标志牌,而 Zernike 矩具有旋转不变性,计算出来的 Zernike 矩的模都是相等的,所以直接利用 Zernike 矩与 SVM 结合并不能识别部分仅有方向不同的交通标志牌。本文就是针对类似文献[7-8]存在的这个问题对算法进行了改进,在计算 Zernike 矩之前先对图像进行对数极坐标变换,将直角坐标系中的旋转变换为对数极坐标系中的平移,然后再提取 Zernike 矩特征,这样将会得到不同的结果以区分出这些交通标志牌,最后,再使用 SVM 分类器来实现交通标志牌的识别,识别系统流程如图 1 所示。

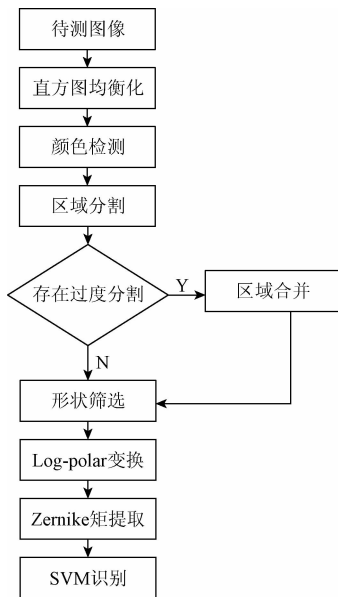


图1 识别系统流程

Fig. 1 Flow chart of recognition system

## 2 交通标志检测

### 2.1 预处理

交通标志牌是处于自然条件背景下,导致视频图像的获取很容易受到光照的影响,这给图像的检测及分割带来较大的困难。所以有必要对视频图像的每一帧进行对比度增强。

直方图均衡化是一种常见的直方图修正,它把给定图像的直方图分布修成均匀分布,使输出像素灰度的概率密度保持均匀,这就增加了图像灰度的动态范围,从而提高图像的对比度。

由于实际获取的图像为 RGB 图像,3 个分量均受光照影响较大,而 HSI(色调、饱和度和亮度)图像 3 个分量的相关性很小,色调 H 和饱和度 S 受光照影响很小,所以只需要对图像的亮度 I 分量进行直方图均衡化即可,图像在曝光不足情况下的直方图均衡化效果如图 2 所示。



图2 直方图均衡化效果

Fig. 2 Effect of histogram equalization

### 2.2 基于 RGB 空间分量差值的交通标志检测

圆形交通标志牌可以分为指示交通标志牌和禁令交通标志牌两种,其中指示交通标志牌为蓝色背景,禁令交通标志牌的边界为红色,为 RGB 空间中的两种基本颜色,而且一般相机获取的图像都是 RGB 图像,所以直接在 RGB 空间中进行候选区域检测是最方便快捷的。

由于在 RGB 彩色模型中,三基色 R、G、B 具有很强的相关性,光照的变化会给检测带来一定的影响,所以很少有人直接使用 RGB 模型直接进行检测,但是可以从 3 种色彩对应三分量的差值保持在一定的范围内进行考虑,受光照的影响较小又可以对图像进行检测。

算法的主要思想是首先对 RGB 彩色空间下的图像三基色进行归一化,然后对 3 个分量作差值计算<sup>[9]</sup>。若满足式(1),则检测出来的为红色。

$$\begin{cases} R - G > a \\ R - B > a \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $a = 0.15$ 。

若满足式(2), 则检测出来的为蓝色。

$$\begin{cases} B - G > b \\ B - r > b \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $b = 0.1$ 。

算法 1 交通标志牌检测

输入: 预处理后的待检测图像

输出: 交通标志牌候选区域

for  $i = 1$  to rows

for  $j = 1$  to cols

if  $RGB(i, j, 3) - RGB(i, j, 1) > a \& RGB(i, j, 3) - RGB(i, j, 2) > a$

regard  $RGB(i, j, 3)$  as pixel of candidate region;

else

if  $RGB(i, j, 1) - RGB(i, j, 2) > b \& RGB(i, j, 1) - RGB(i, j, 3) > b$

regard  $RGB(i, j, 1)$  as pixel of candidate region;

2.3 交通标志牌候选区域的分割

上一步的检测可以定位交通标志牌的位置并且可以排除掉图像中存在的一些不相关的环境背景, 但是图像中可能仍然存在着许多交通标志牌候选区域, 为了对每一个候选区域进行接下来的分析, 必须首先将每一个区域独立出来。

对于图像中的所有区域, 将检测出来的蓝色区域与红色区域分别记录, 并且进行二值化, 然后分别用包围每一个区域的最小矩形来裁剪出每一个交通标志牌候选区域。

2.4 区域合并

由于上一步交通标志牌的分割是通过标记连通区域来实现的, 而对于限速交通标志牌, 如图 3(a) 所示, 中间

的速度值与红色的圆形边缘不在一个连通域内, 所以算法会将其标记成两个或者三个区域, 这就会导致过度分割的现象, 如图 3(b) 所示, 将限速 50 km/h 的交通标志牌分割成了 3 个区域。因此必须采用后置处理来合并被过度分割的区域, 过程如下: 对于分割之后的图像, 记录每一个区域白色像素出现的行最小值与最大值以及列最小值与最大值, 如果满足区域 1 的行最小值小于区域 2 的行最小值, 而行最大值要大, 并且区域一的列最小值小于区域 2 的列最小值, 而列最大值要大, 则将这两个区域进行合并, 并且区域 2 在区域 1 之内, 合并之后如图 3(c) 所示。

算法 2 区域合并

输入: 待检测的候选交通标志牌

输出: 无过度分割的候选交通标志牌

for  $i = 1$  to numOfRegion

for  $j = i + 1$  to numOfRegion

$A = region(i); B = region(j);$

if  $A$  belong to  $B$  merge  $A$  into  $B;$

else if  $B$  belong to  $A$  merge  $B$  into  $A;$

2.5 交通标志牌候选区域的筛选

由于在自然条件背景下存在着与交通标志牌相似颜色的干扰物, 例如天空、红绿灯、交通工具、树木等等, 所以仅仅通过颜色来检测交通标志牌的检测结果中有许多错误的候选区域, 为了减小后面提取特征的计算量, 预先对交通标志牌候选区域进行筛选则可以大大增加识别的效率。

由于本次的识别对象为圆形交通标志牌, 圆形的一个特点是外接四边形为正方形, 即高与宽的比值为 1。利用圆形交通标志牌的这个特点, 可以初步排除掉一些错误的候选区域。由于获取自然条件背景下的图像的角度不一, 导致实际获取到的图像可能沿着某一方向发生了压缩, 圆形交通标志牌的高宽比并不会严格等于 1, 由多次实验可得, 高与宽的比值在 0.6 ~ 1.5。初步筛选具体做法如下: 对于经过颜色特征检测出来的交通标志牌候选区域, 计算每一个区域的外接四边形的宽度与高度, 并计算高宽比, 排除掉比值不在 0.6 ~ 1.5 的区域则可完成候选区域的初步筛选; 圆形的另外一个特征是斜率的变化特点: 将圆沿着直径等分为 4 份, 则每一等份的切线斜率符合反比例函数的图像特点<sup>[10]</sup>。但是由于实际拍摄到的图像存在着较大的误差, 切线斜率的变化与反比例函数图像可能存在着较大的偏差, 因而实际过程中将采用如下做法: 对于经过外接四边形高宽比这一特点筛选剩下的候选交通标志牌区域, 图像自上而下, 对出现白色像素的行从左到右(每隔 10 行)扫描, 记录下出现的



(a) 原始图像  
(a) Origin image



(b) 过度分割现象  
(b) Over-segmentation



(c) 合并后的图像  
(c) Merged image

图 3 过度分割区域的合并

Fig. 3 The merging of over-segmentation region

第一个白色像素所在的列  $j_1, j_2, \dots, j_n$ , 然后计算列于列之间的差值, 理论上应该有一半的正值, 一半的负值, 但是考虑到拍摄时图像的一些偏转以及其他的原因, 所以在条件上应该留一点余量。

### 3 交通标志特征提取

矩特征主要表征了图像区域的几何特征, 被广泛用于模式识别中, 它是基于图像的目标区域内的所有像素计算得到的, 因而可以形象地描述出图像的细节特点。

矩的种类有很多种, 它的选择取决于应用的场合以及模式识别的种类。Zernike 矩在噪声敏感、信息冗余度以及图像描述能力等几个方面都具有比其他矩更好的性质, 而且一般用来描述目标物形状占优势的图像, 因此对于圆形交通标志牌的识别, 本文将使用 Zernike 矩来描述交通标志牌的特征。

但是由于用来训练机器学习模型的属性值采用的是 Zernike 矩的模, 因此识别不了形状相同而方向不同的交通标志牌, 如图 4 所示。由于这三种交通标志牌所表达的意思截然不同, 所以必须对识别算法进行改进。对数极坐标变换可以将图像像素的旋转变换为像素的平移, 然后对变换后的图像计算 Zernike 矩, 得到 3 个不同的模值, 则算法可以识别出如图 4 所示的 3 种不同的交通标志牌。



图 4 形状相同而方向不同的 3 类交通标志牌

Fig. 4 Three traffic signs of the same shape but different orientation

#### 3.1 对数极坐标变换

对数极坐标变换是由 Schwartz 于 1977 年提出的。一幅二维图像既可以用笛卡尔坐标系  $(x, y)$  表示, 也可以用对数极坐标系  $(r, \theta)$  表示, 图像在各个坐标系下的具体描述如下<sup>[11]</sup>:

笛卡尔坐标平面:

$$z = x + iy \tag{3}$$

对数极坐标平面:

$$\begin{cases} \xi = \log r \\ \psi = \theta \end{cases} \tag{4}$$

式中:  $r = \sqrt{x^2 + y^2}, \theta = \arctan \frac{y}{x}$ 。

若图像  $f(x, y)$  的大小为  $N \times N$ , 其对应极坐标系中

的最大值为  $\log(\sqrt{2}N)$ 。 $\xi$  和  $\psi$  的取值范围都很小, 增加参数  $k$  即可, 则对应新的对数极坐标平面公式如下:

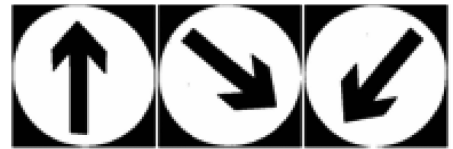
$$\begin{cases} \xi = k \cdot \log r \\ \psi = k \cdot \theta \end{cases} \tag{5}$$

当图像旋转  $L$  弧度时, 其对应的对数极坐标平面的参数公式如下:

$$\varphi_1 = k(L + \theta) = k \cdot \theta + \varphi \tag{6}$$

式中:  $\varphi = k \cdot L$ 。

由式(6)可得出对数极坐标变换的一个重要性质: 当笛卡尔坐标下的图像绕注视中心点旋转  $L$  弧度时, 其对应的对数极坐标系中的图像向左或向右平移了  $k \cdot L$  个单位。即对数极坐标系中图形形状保持不变, 将直角坐标系中像素的旋转变换为对数极坐标系中的平移。通过对数极坐标变换, 可以将图 4 所示的形状相同而位置不同的 3 种交通标志牌变换为图 5(b) 所示的相对应的 3 幅图像。



(a) 变换前的图像  
(a) Images before transformation



(b) 变换后的图像  
(b) Images after transformation

图 5 对数极坐标变换

Fig. 5 Log-polar coordinates transformation

#### 3.2 Zernike 矩

Zernike 矩是由一些复杂的多项式构成, 这些多项式被称为 Zernike 多项式, 是定义在单位圆  $(x^2 + y^2 \leq 1)$  内的一类完备正交基<sup>[12]</sup>。重复率为  $q$  的  $p$  阶 Zernike 矩的 Zernike 多项式可以表示如下:

$$V_{pq}(x, y) = R_{pq}(r_{xy}) e^{iq\theta_{xy}} \tag{7}$$

式中:  $r_{xy} = \sqrt{x^2 + y^2}, \theta_{xy} = \tan^{-1}(y/x), 0 \leq |q| \leq p$  并且  $p - |q|$  为偶数, 径向多项式  $R_{pq}(r)$  为:

$$R_{pq}(r) = \sum_{k=0}^{p-|q|} \frac{(-1)^k (p-k)! r^{p-2k}}{k! \left(\frac{p+|q|}{2} - k\right)! \left(\frac{p-|q|}{2} - k\right)!} \tag{8}$$

由于 Zernike 多项式的完备正交性, 所以处于单位圆中的任意一幅图像  $f(x, y)$  都可以唯一的由下式展开:

$$f(x, y) = \sum_{p=0}^{\infty} \sum_q Z_{pq} V_{pq}(x, y) \quad (9)$$

其中  $Z_{pq}$  为重复率为  $q$  的  $p$  阶 Zernike 矩:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x, y) V_{pq}^*(x, y) dx dy \quad (10)$$

其中  $V_{pq}^*(x, y)$  为 Zernike 多项式  $V_{pq}(x, y)$  的共轭多项式, 对于离散图像, 式(10)可以表示为:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{pq}^*(x, y) \quad (11)$$

式中:  $x$  与  $y$  满足  $x^2 + y^2 \leq 1$ 。

当计算一幅交通标志牌候选区域的 Zernike 矩时, 对于图像  $f(x, y)$  中任一点, 如果该点位于目标区域内时, 则取  $f(x, y) = 1$ , 否则  $f(x, y) = 0$ , 即将图像二值化, 这样, 所有的  $f(x, y)$  为 1 的点组成的集合就构成了要表示的目标区域。然后以该图像的形心为原点, 把像素坐标映射到单位圆内, 然后再进行 Zernike 矩的计算, 则可避免像素信息的丢失。

由于各类交通标志牌的形状类似, 因此低阶矩并不能描述出这些较小的差异, 但是矩的阶数太高将大幅度增加计算量, 因此本文将采用 4 ~ 12 阶矩。表 1 列举的是 6 阶 Zernike 矩的特征值, 其中样本 1 ~ 3 为一类目标, 样本 4 ~ 6 为另一类目标。从表 1 可以明显看出这两类不同的目标在 Zernike 矩特征空间内具有良好的类内一致性和类间可分性。

表 1 样本的 Zernike 矩特征值

Table 1 Zernike moment feature value of sample

样本	Zernike 矩特征值			
1	0.164 7	0.078 3	0.168 4	0.092 1
2	0.160 5	0.080 9	0.164 3	0.109 9
3	0.163 5	0.077 3	0.179 7	0.092 8
4	0.025 4	0.040 2	0.062 7	0.018 0
5	0.024 6	0.042 1	0.059 7	0.017 4
6	0.026 3	0.045 1	0.059 6	0.019 9

## 4 SVM 分类模型的构建

SVM 是 1992 年由 Vapnik<sup>[13]</sup> 基于统计学理论基础提出的一种新的机器学习方法。它是针对小样本学习情况所创立的一种学习规律。机器学习的目的在与使期望风险最小化, 但是因为可以利用的信息只有样本, 所以传统的学习方法皆采用了经验风险最小准则(ERM), 即用经验风险最小化作为对期望风险最小化的估计。然而, 事实上, 用 ERM 替代期望风险最小化并没有理论上的依据, 例如它的不合理性在神经网络的学习中就体现了出来, 在某些情况下, 神经网络分类模型的训练误差过小反而使得其推广能力下降, 导致实际分类时的真实风险大

大增加。

SVM 以结构风险最小化为原则, 即兼顾训练误差(经验风险)与测试误差(期望风险)的最小化, 它的目标就是求得一个线性分类超平面, 不仅能使类与类之间分开, 而且要使得它们之间的分类间隔最大<sup>[14]</sup>。设一个训练样本集为  $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R$  为样本的属性值,  $y_i \in \{-1, 1\}$  为  $x_i$  对应样本的标签, 则分类超平面函数可以表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (12)$$

式中:  $x$  为输入的待分类向量,  $x_i$  为支持向量,  $n$  为训练样本的个数,  $K()$  为核函数, 用来将不能线性分类的低维空间映射到一个高维的特征空间, 使得待分类数据能在这个空间中线性可分, 常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数以及 sigmoid 核函数等等。

由于传统的 SVM 针对的都是两类模式的分类问题, 而本文所要研究的 TSR 识别问题需要解决多类模式的分类, 所以需要对 SVM 模型进行扩展, 将多类问题转化为多个两类问题后再用 SVM 求解<sup>[15]</sup>。本文采用的是一对一法, 其做法是在任意两类样本之间设计一个 SVM 分类器, 因此  $k$  类样本就需要设计  $k(k-1)/2$  个分类器, 当对一个未知样本进行分类时, 最后得票最多的类别即为该未知样本的类别。

## 5 实验

为了验证算法的有效性, 本文进行了交通标志牌的自动识别实验。实验分为两部分, 一部分为交通标志牌的检测实验; 另一部分为 SVM 分类器的识别实验。

本文的研究对象为圆形交通标志牌, 如图 6 所示, 共 17 种, 这些样本部分来源于 GTSDB 数据库, 另外一部分是从周围的实际环境中拍摄得到的。



图 6 圆形交通标志牌

Fig. 6 Circular traffic signs

### 5.1 交通标志牌的检测实验

实验首先对交通标志牌的检测正确率进行了检验。对于待检测的图像, 首先在 HSI 空间对 I 分量进行直方图均衡化, 然后在 RGB 空间利用分量差值的方法检测出满足条件的红色以及蓝色区域, 随后对这些交通标志牌候选区域进行分割、合并以及筛选。实验的测试对象为

17种圆形交通标志牌,每一种取80幅图片,共1360个测试样本,结果有1288幅图像中的交通标志牌检测正确,则可得到正确率为94.71%,图7所示为部分检测实验结果。



图7 交通标志牌检测结果

Fig. 7 Results of traffic signs detection

由图7可知,本文提出的交通标志牌检测系统在圆形交通标志牌发生尺度变化、旋转一定的角度、发生一定的几何变形或者曝光不正常的情况下均能较准确的检测出交通标志牌区域,表明该系统具有较好的鲁棒性。

### 5.2 SVM分类器的识别实验

对于SVM分类器的识别实验,为了检验算法的识别率,将如图6所示的17种交通标志牌,每一种取60个样本进行训练,20个样本进行测试,即训练样本总数为1020,测试样本总数为340。

本文采用的是台湾大学林智仁教授等人开发设计的LIBSVM<sup>[16]</sup>库,选择径向基函数为SVM分类器的核函数,平台为MATLAB R2014a。首先提取来自不同环境下的标准图像中的交通标志牌,归一化并进行对数极坐标变换,以制作训练样本。然后利用这些训练样本对SVM分类器进行训练,得到一个分类模型。之后将检测到的交通标志牌进行对数极坐标变换,并对变换后的每一幅图像提取Zernike矩并贴上对应的测试标签,最后利用训练出的分类器对测试样本进行分类,得出识别率。由于Zernike矩可以任意构造高阶矩,且高阶矩可以描述出更多的图像信息,但是高阶矩也意味着更复杂的计算量,表2列举了部分Zernike矩所对应的SVM识别率。

表2 Zernike矩对应的识别率

Table 2 Recognition rate of Zernike moment

Zernike 矩(阶)	SVM 识别率/%
4	72.5
6	78.75
8	69.375
10	75.625
12	85

## 6 结论

本文针对交通标志牌的特点,利用在噪声敏感性、图像描述冗余性等几个方面都具有较好性能的Zernike矩结合对数极坐标变换来提取交通标志牌的特征,然后利用以结构风险最小化为原则并且推广性能更好的支持向量机作为分类器,实现交通标志牌的自动识别。实验结果表明,该算法不仅可以有效地识别出不同光照条件下发生变形、缩放或者旋转后的交通标志牌,而且还可以识别出形状相同而方向不同的不同种类的交通标志牌。但是本文的研究仍存在着不足之处,对于自然环境中被一些障碍物(如树叶、电线杆、交通工具等)遮挡了的交通标志牌,文中方法识别出的结果仍存在着一些瑕疵甚至无法识别,后续将会对其进行进一步完善。

### 参考文献

- [1] WAHYONO, KURNIANGGORO L, HARIYONO J, et al. Traffic sign recognition system for autonomous vehicle using cascade SVM classifier[C]. Industrial Electronics Society, IECON 2014 - Conference of the IEEE, 2014: 4081-4086.
- [2] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B. Real-time traffic sign recognition in three stages [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2014, 62(1):16-24.
- [3] RUTA A, PORIKLI F, WATANABE S, et al. In-vehicle camera traffic sign detection and recognition [J]. Machine Vision and Applications, 2011, 22(2): 359-375.
- [4] RUTA A, LI Y, LIU X. Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 416-430.
- [5] MOUTARDE F, BARGETON A, HERBIN A, et al. Modular traffic sign recognition applied to on-vehicle real-time visual detection of American and European speed limit signs [C]. Proceedings of World Congress on Intelligent Transport Systems, 2009.
- [6] GUNDUZ H, KAPLAN S, GUNAL S, et al. Circular traffic sign recognition empowered by circle detection algorithm [C]. Signal Processing and Communications Applications Conference, IEEE, 2013:1-4.
- [7] SHI M, WU H, FLEYEH H. Support vector machines for traffic signs recognition [C]. International Joint Conference on Neural Networks(IEEE World Congress on Computational Intelligence) IEEE, 2008:3820-3827.
- [8] 王雁, 穆春阳, 马行. 基于Zernike不变矩与SVM的交通标志的识别[J]. 公路交通科技, 2015, 32(12):

- 128-132.  
WANG Y, MU CH Y, MA X. Using Zernike MOMents and SVM for traffic sign recognition [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2015, 32(12):128-132.
- [9] 黄志勇, 孙光民, 李芳. 基于 RGB 视觉模型的交通标志分割[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(10):147-148.  
HUANG ZH Y, SUN G M, LI F. Traffic sign segment based on RGB vision model [J]. Microelectronics & Computer, 2004, 21(10):147-148.
- [10] 段汕, 于莹莹, 陈龙, 等. 基于切线斜率变化统计的红色圆形交通标志牌检测[J]. 中南民族大学学报: 自然科学版, 2010, 29(02):75-79.  
DUAN SH, YU Y Y, CHEN L. Slope-change statistic based method for red circular traffic signs detection[J]. Journal of South-Central University for Nationalities, 2010, 29(2):75-79.
- [11] 余博, 郭雷, 赵天云. 基于对数极坐标变换的灰度投影稳像算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(12):3126-3128.  
YU B, GUO L, ZHAO T Y. Gray projection image stabilizing algorithm based on log-polar image transform[J]. Computer Applications, 2008, 28(12):3126-3128.
- [12] 潘春雨, 卢志刚, 杜静. Zernike 矩的不变性分析及其改进[J]. 火力与指挥控制, 2010(S1):10-11.  
PAN CH Y, LU ZH G, DU J. Analysis and improvement of invariance of Zernike moments [J]. Fire Control and Command Control, 2010(S1):10-11.
- [13] VAPNIK V. Nature of Statistical Learning Theory [M]. Berlin:Springer,1995.
- [14] 王金岩, 芮挺, 丁健, 等. 基于 Zernike 矩和 SVM 的不变性目标识别[J]. 电光与控制, 2008, 15(11):1-4.  
WANG J Y, RUI T, DING J. Invariance-based target recognition using Zernike moment & SVM [J]. Electronics Optics & Control, 2008, 15(11):1-4.
- [15] 刘江华, 程君实, 陈佳品. 支持向量机训练算法综述[J]. 信息与控制, 2002, 31(1):45-50.  
LIU J H, CHENG J SH, CHEN J P. Review of support vector machine training algorithm [J]. Information and Control, 2002, 31(1):45-50.
- [16] CHANG C C, LINC J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2011, 2(3):389-396.

## 作者简介



**吴磊**, 2014 年于安徽理工大学获得学士学位, 现为上海大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、机器学习算法等。

E-mail:memory118@163.com

**Wu Lei** received B. Sc. from Anhui University of Science and Technology in 2014.

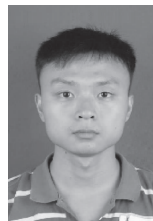
Now he is a M. Sc. candidate in Shanghai University. His main research interest includes computer vision and machining learning algorithm.



**张震**, 2006 年于上海大学获得博士学位, 现为上海大学副研究员、博士生导师, 主要从事运动仿生机理、移动机器人视觉、康复机器人、救援机器人等方面的研究。

E-mail:zhangzhen\_ta@shu.edu.cn

**Zhang Zhen** received Ph. D. from Shanghai University in 2006. Now he is an associate professor and co-supervisor for Ph. D. in Shanghai University. His main research interests include bionic mechanism of motion, vision of mobile robot, rehabilitation robot, and search and rescue robot.



**程伟伟**, 2014 年于中原工学院获得学士学位, 现为上海大学硕士研究生, 主要研究方向为模式识别。

E-mail:1350031243@qq.com

**Cheng Weiwei** received B. Sc. from Zhongyuan University of Technology in 2014. Now he is a M. Sc. candidate in Shanghai University. His main research interest is pattern recognition.