

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.05.017

基于不变矩和 SVM 的圆形交通标志识别方法研究

张震¹ 程伟伟¹ 吴磊¹ 张斌²

(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 250100)

摘要:针对道路交通标志的自动识别问题,通过不变矩和支持向量机(SVM)方法对圆形标志图像识别方法进行研究。首先根据交通标志的颜色和形状信息对采集到的原始图像进行颜色分割、形态学去噪和形状检测等处理,获得图像中包含交通标志的区域。然后分别对标志图像进行Hu矩和Zernike矩的特征值提取,将特征值输入SVM中进行训练并采用网格搜索法对SVM进行参数优化,最后使用优化后的支持向量机方法实现交通标志的识别。实验表明,与现有的其他交通标志识别算法相比,采用高阶Zernike矩与优化后SVM的识别方法有更好的识别效果。

关键词:交通标志识别;Hu矩;Zernike矩;支持向量机;

中图分类号: TP391;TN919.8 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Study on circular traffic signs recognition method based on invariant moments and SVM

Zhang Zhen¹ Cheng Weiwei¹ Wu Lei¹ Zhang Bin²

(1. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. Shandong Luneng Technology Co. Ltd., Ji'nan 250002, China)

Abstract: Aiming at the problem of automatic traffic signs recognition, the method of circle signs image recognition based on invariant moments and support vector machine (SVM) is studied in this paper. Firstly, according to the color and shape information of traffic sign, the original image is processed by color segmentation, morphological denoising and shape detection. Then, Hu and Zernike invariant moments of the images are extracted to establish the corresponding feature data set, and the data set is input into SVM and the grid search technique is used to optimize the parameters of SVM. Finally, the traffic signs are recognized in the trained SVM classifier. The experimental results show that compared with other existing traffic signs recognition algorithms, the high order Zernike moments and the optimized SVM have better recognition results.

Keywords: traffic signs recognition; Hu moments; Zernike moments; support vector machine

1 引言

随着经济和社会的发展,交通安全问题日益成为了严重的社会问题,为了提高驾驶员驾驶汽车的安全性,研究者们提出了驾驶辅助系统,其作用是对道路上的交通标志进行自动识别,并将识别信息传递给驾驶员,从而帮助驾驶员对可能出现的危险做出预测,使得驾驶变得更加安全和轻松。因此研究实景道路图像中的交通标志自动识别方法,对于自动驾驶和智能交通系统具有重要的理论和实践意义^[1]。

交通标志牌的识别过程主要包括标志牌特征提取和标志牌识别。在特征提取方面,文献[2]根据凸壳轮廓的Hu不变矩作为重要特征用于分类和识别。文献[3]提出一种基于ICA的仿射不变Zernike矩特征交通标志的识别方法,将交通标志经过ICA变换后,提取变换后的Zernike矩特征并进行识别。文献[4]通过改进Zernike矩的计算方法,并减少计算误差,提高Zernike矩的特征描述能力。对于标志牌的识别分类,目前的主要方法可分为3类:1)神经网络分类法^[5-6];2)基于模板匹配的分类法^[7-8];3)支持向量机(support vector machine, SVM)分类法^[9-10]。其中,神经网络分类法是在传统统计学的基

础上对数据进行分类,最终获得分割平面靠近训练集的点,但此方法容易陷入局部最优并导致训练结果不稳定;基于模板匹配的分类法通过建立好的模板和待搜索图像进行比较,通过其相似程度来检测目标,此方法虽然简单快捷,但是对于某些因几何失真和天气等情况的影响,导致正确率和适用性不高。而支持向量机方法是基于统计学理论上,可以克服神经网络难以避免的问题。它采用结构风险最小化原理,可以较好解决小样本、非线性、高维数等实际问题。

本文将研究几种不变矩理论并结合 SVM 方法进行圆形交通标志牌的识别。首先在颜色空间中对图像进行颜色特征预分割,并通过 Hough 圆检测对圆形交通标志区域进行准确检测。然后提取 Hu 矩、三阶 Zernike 矩、四阶 Zernike 矩和二值化面积比特征,将特征向量输入支持向量机中进行识别。最后进行实验,并与 BP 神经网络的分类方法进行了比较分析。

2 圆形交通标志检测

交通标志图像由颜色和形状两种特征决定,在自然条件下,基于颜色的检测方法极易受到天气和光照变化等的影响,因此检测出的标志图像不够稳定。而基于形状的检测方法虽然不易受光照、颜色退化的影响,但是在真实而复杂的背景环境下,容易产生错误检测^[11]。通过结合颜色和形状特征的标志牌检测可有效的提高标志牌检测的准确率。图 1 所示为标志图像的检测流程。

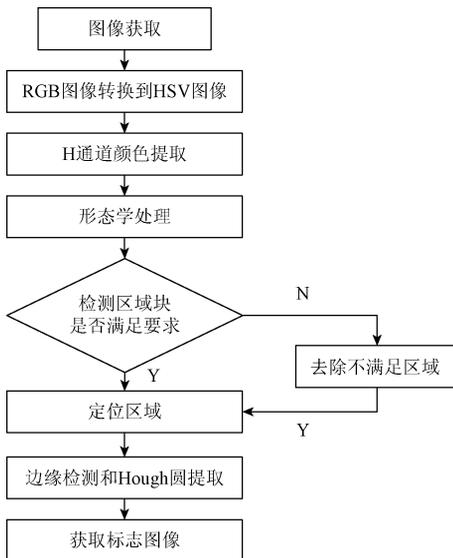


图 1 标志图像检测流程

Fig. 1 Flow chart for detection

2.1 HSV 颜色空间分割

由于 RGB 颜色空间与人类视觉感知差别大,而 HSV

颜色空间^[12]直接对应于人类视觉的 3 个要素,分别用色度 (Hue)、饱和度 (Saturation) 和亮度 (Value) 来表示。HSV 颜色空间均匀,空间各轴在视觉上相互独立,人眼感觉的色差与颜色值之间的欧氏距离成正比。因此用颜色来表示图像内容时,通常采用 HSV 颜色空间。表 1 为从 RGB 到 HSV 的转换并进行形态学处理的算法流程。图 2 所示为颜色空间算法实际检测过程。

表 1 颜色检测算法流程

Table 1 Procedure of color detection algorithm

颜色检测算法步骤
1. 将 RGB 图像转换为 HSV 图像并归一化 H 的阈值在 0.025 6 ~ 0.054, S = V = 1
2. 将阈值范围内的对象进行二值化处理
3. 对二值图像进行形态学闭操作,并进行膨胀化
4. 对图像分离部分进行标记 通过图像总像素,质心和区域面积 3 个特征找出最大的区块
5. 将最合适的区块保存

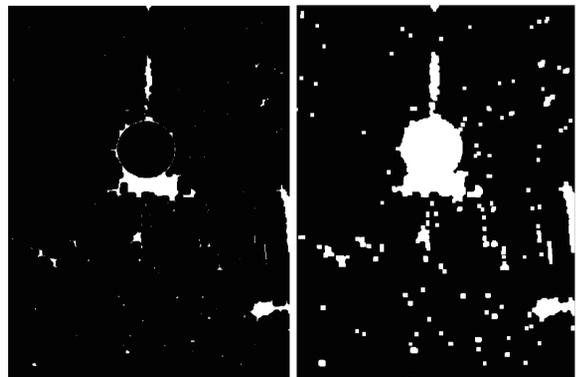
2.2 霍夫圆检测

在图像经过颜色空间、形态学提取后,为有效获取边缘特征,需利用边缘算子提取图像边缘。因 Canny 边缘算子处理后所获取的边缘,噪声少,干扰少,且边缘明显,所以利用 Canny 算子提取颜色分割后图像的边缘特征。



(a) 原图
(a) Original image

(b) HSV空间
(b) HSVspace



(c) 红色区域二值化
(c) Binary of red region

(d) 形态学填充
(d) Morphology filling



图2 颜色空间检测过程

Fig. 2 Process of color space detection

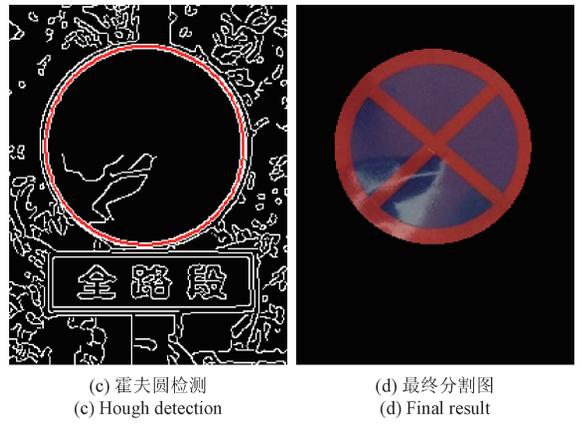


图3 圆形检测

Fig. 3 Circle detection

对于圆形图案,边缘检测后获取的边缘特征可以通过霍夫圆检测^[13]提取圆形的边缘特征,该方法准确性高,抗噪能力强,在边缘呈现断裂的圆弧下,仍然可以实现检测。表2为形状检测算法步骤,图3所示为圆形检测过程。

表2 形状检测算法步骤

Table 2 Shape detection algorithm

形状检测算法步骤
1. 读入粗分割图像,并进行灰度化
2. 通过 Canny 算子进行边缘检测
3. 通过图像大小,自动调整输入的圆检测的半径范围
4. Hough 圆检测图像
5. 分割出标志牌并保存

3 交通标志的识别

当通过颜色和形状特征检测出标志图像后,需要进行标志牌的识别。由于采集的图像会受到相机角度、天气和光照等因素影响,图像会出现旋转、缩放和平移等几



(a) 颜色分割结果
(a) Color segmentation result

(b) Canny边缘检测
(b) Canny edge detection

何失真。为了减少上述因素带来的干扰。通过提取 Hu、Zernike 不变矩特征,然后采用 SVM 实现标志图像的识别。下文将介绍两种特征提取方式和 SVM 方法。

3.1 Hu 不变矩特征

不变矩概念起源于概率理论,最初由 Hu 提出,并给出了连续函数矩的定义和矩的基本性质,并证明了 7 个 Hu 矩在连续函数情况下具有平移、缩放和旋转不变性^[14]。

对于离散函数情况,相应的 $p + q$ 阶矩与中心矩的表达式如下:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

$$u_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad (2)$$

式中: $p, q = 1, 2, \dots, n; x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}; y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 。

此时不变矩仅具有平移和旋转不变性,通过对上述中心矩进行规范化,可得到如下形式:

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^{1+(p+q)/2}} \quad p + q \geq 2 \quad (3)$$

应用不变矩理论可以得到 7 个不变矩 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6, \varphi_7$, 他们使得图像具有平移、缩放、旋转的不变量。实际中 7 个不变矩的变化范围很大,并可能出现负值,实际中采用的不变矩为:

$$I_k = \log_{10} |\varphi_k| \quad k = 1, 2, \dots, 7 \quad (4)$$

在实际使用中,为了尽可能消除尺度和对比度上的差别。通过变换组合,给出更一般的不变矩度量,具有位置,尺度,旋转和对比度不变性^[15]:

$$\beta_1 = \frac{\sqrt{I_2}}{I_1}, \beta_2 = \frac{I_3}{I_2 I_1}, \beta_3 = \frac{I_4}{I_3},$$

$$\beta_4 = \frac{\sqrt{I_5}}{I_4}, \beta_5 = \frac{I_6}{I_4 I_1}, \beta_6 = \frac{I_7}{I_5} \quad (5)$$

本文采用 6 个改进后的不变矩 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$, 作为交通标志牌的特征进行提取。

3.2 Zernike 不变矩特征理论

Zernike 矩是图像函数 $f(x, y)$ 在正交多项式 $\{V_{pq}(x, y)\}$ 上的投影^[16]。其中 $\{V_{pq}(x, y)\}$ 在单位圆内是正交的,其表达式是:

$$V_{pq}(x, y) = V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{jq\theta} \quad (6)$$

式中: $p - |q|$ 是偶数, $|q| \leq p, p = 0, 1, 2, \dots$, 其中 $R_{pq}(r)$ 为正交的径向多项式,且正交多项式定义如下式:

$$R_{pq}(r) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! (\frac{p+|q|}{2} - s)! (\frac{p-|q|}{2} - s)!} r^{p-2s} \quad (7)$$

P 阶 Zernike 矩定义为^[16]:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} V_{pq}^*(r, \theta) f(x, y) dx dy \quad (8)$$

其离散形式表达式为:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{pq}^*(r, \theta) \quad (9)$$

在计算一幅图像的 Zernike 矩时,应将图像中心作为原点,并将所有的像素点映射到单位圆内进行计算,因 Zernike 矩 Z_{pq} 是复数,一般取其 $|Z_{pq}|$ 幅值进行计算。Zernike 矩具有旋转不变性,容易构造高阶不变性,相关性和冗余性小等优点^[17]。

3.3 SVM 基本原理

SVM 是一种建立在统计学习理论基础之上、以结构风险最小化原则为分类准则的模式分类方法^[18]。该算法通过事先选择好的非线性变换,将输入向量映射到高维特征空间中,构造最优超平面来进行分类。

对于二分类问题,设训练集样本集合为 (x_n, y_n) ($n = 1, 2, \dots, N, x \in R^d, y \in \{-1, 1\}$), 向量机类别分类

函数定义为:

$$y(x, w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 \quad (10)$$

式中: $K(x, x_i)$ 是核函数, w_i 是模型的权值。SVM 就是通过一组训练样本得到权值 w_i 。经过多次迭代,大多数训练样本相应的 w_i 为 0, 不为 0 的训练样本成为支持向量。SVM 训练数据形成的分类函数具有下面性质: SVM 是一组以支持向量为参数的非线性函数的线性组合,因此分类函数的表达式仅与支持向量的数量有关,而独立于空间的维度。在处理高维输入空间的分类时, SVM 尤为有效。

4 实验结果及分析

实验所用数据为实际道路上采集得到的包含圆形交通标志的图像,采用颜色空间和形状特征将图像中的交通标志部分分割出来,并进行归一化处理、灰度化处理、中值去噪处理和二值化处理。处理后的标志图像,经整理每种标志图像提取 2 000 张样本作为识别数据,每种图像随机选取 1 000 个数据作为训练样本,1 000 个数据作为测试样本。

其次,对处理后的标志图像提取其二值化面积比 α ($\alpha =$ 内核像素个数/整幅图像大小)、Hu 矩和 Zernike 矩的特征值。Hu 不变矩仅由低阶矩(2 阶和 3 阶)构成,而 Zernike 矩可任意构造高阶矩,所以对 Zernike 矩分别提取了 3 阶和 4 阶进行比较。由于篇幅限制,表 3~5 只列举 5 类圆形标志图像的不变矩特征值和面积比特征。表 3 为 6 个 Hu 不变矩和面积比特征,表 4 为 3 阶 Zernike 不变矩和面积比特征,表 5 为 4 阶 Zernike 不变矩和面积比特征。最终将提取的 4 种特征值输入 SVM 进行训练识别。

表 3 Hu 不变矩的特征值($\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$) 和二值化面积比 α

Table 3 Hu invariant moments ($\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$) and the area ratio α

序号	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	α
1	0.693 65	0.231 76	0.834 61	0.263 83	0.206 08	0.985 62	0.312 6
2	0.774 70	0.199 32	0.932 17	0.257 68	0.218 29	1.003 81	0.633 1
3	0.684 50	0.218 38	0.913 47	0.260 31	0.200 10	0.994 54	0.313 9
4	0.673 83	0.208 09	0.899 02	0.277 42	0.201 99	0.930 85	0.300 4
5	0.676 41	0.205 12	0.922 97	0.272 96	0.204 36	1.041 14	0.293 9

表 4 三阶 Zernike 不变矩的特征值($Z_{00}, Z_{11}, Z_{20}, Z_{22}, Z_{31}, Z_{33}$) 和二值化面积比 α

Table 4 The three order Zernike invariant moments ($Z_{00}, Z_{11}, Z_{20}, Z_{22}, Z_{31}, Z_{33}$) and the area ratio α

序号	Z_{00}	Z_{11}	Z_{20}	Z_{22}	Z_{31}	Z_{33}	α
1	0.318 266	0.001 283	0.103 831	0.000 264	0.014 543	0.000 618	0.312 6
2	0.318 078	0.015 311	0.254 174	0.007 622	0.012 773	0.001 303	0.633 1
3	0.318 273	0.006 561	0.258 890	0.012 427	0.008 774	0.000 852	0.313 9
4	0.318 125	0.014 702	0.239 485	0.003 786	0.004 293	0.001 066	0.300 4
5	0.318 094	0.013 454	0.236 600	0.006 449	0.016 640	0.000 984	0.293 9

表5 四阶 Zernike 不变矩的特征值 ($Z_{00}, Z_{11}, Z_{20}, Z_{22}, Z_{31}, Z_{33}, Z_{40}, Z_{42}, Z_{44}$) 和二值化面积比 α

Table 5 The four order Zernike invariant moments ($Z_{00}, Z_{11}, Z_{20}, Z_{22}, Z_{31}, Z_{33}, Z_{40}, Z_{42}, Z_{44}$) and the area ratio α

序号	Z_{00}	Z_{11}	Z_{20}	Z_{22}	Z_{31}	Z_{33}	Z_{40}	Z_{42}	Z_{44}	α
1	0.318 2	0.001 2	0.103 8	0.001	0.014	0.000 6	0.396 6	0.008 91	0.176 6	0.312 6
2	0.318 0	0.015 3	0.254 1	0.007	0.012	0.001 3	0.219 6	0.021 89	0.118 1	0.633 1
3	0.318 2	0.006 5	0.258 8	0.012	0.008	0.000 8	0.225 5	0.025 62	0.117 7	0.313 9
4	0.318 1	0.014 7	0.239 4	0.003	0.004	0.001 0	0.262 0	0.015 11	0.122 3	0.300 4
5	0.318 0	0.013 4	0.236 6	0.006	0.016	0.000 9	0.166 5	0.103 40	0.091 7	0.293 9

对于 SVM 各参数的选择,采用网格搜索法进行优化:确定核参数的变化范围,并统计各参数设定情况下的识别率,然后根据识别率的高低,确定错误率最低时的参数组合。并且,为了使数据限制在一定范围内,将3种特征值数据归一化到 $[-1, 1]$ 。表6中第2列为没有优化下的识别率,第3列为采用网格搜索法进行优化的识别率,第4列为既进行网格搜索法又对数据进行归一化下的识别率。由表6可以看出,采用网格搜索进行优化下的识别率高于未优化的识别率,而进行网格法搜索又进行归一化的识别率是最高的;且提取的 Zernike 矩的识别率要好于提取的 Hu 矩,且 Zernike 矩阶数越高识别能力越强。

表6 SVM 识别结果

Table 6 The recognition results of SVM (%)

不变矩类型	识别率 (未优化)	识别率 (网格)	识别率 (网格+归一化)
Hu 不变矩	77.9	88.9	100
3阶 Zernike 不变矩	74.2	90.2	100
4阶 Zernike 不变矩	83.5	96.5	100

为了更好的分析本算法的性能,将本算法与文献[21]提出的 BP 神经网络算法进行比较。采用相同的实验仿真环境,利用 MATLAB (Mathworks, USA) 软件编程实现。表7为在训练次数和隐含层数相同情况下,通过 BP 神经网络识别相同种类,相同数量的标志图像的识别率。通过比较表6和7,优化后的 SVM 识别率要高于 BP 网络的识别率。

表7 BP 网络识别率

Table 7 The recognition rate of BP network (%)

不变矩类型	BP 网络识别率
Hu 不变矩	82
3阶 Zernike 不变矩	86
4阶 Zernike 不变矩	92

5 结论

本文研究了基于不变矩和 SVM 方法的圆形标志图像的识别方法。首先,采用颜色和形状特征对圆形标志图像进行检测;然后利用二值化面积比、Hu 矩和 Zernike 矩作为交通标志识别的特征向量,并用 SVM 方法对输入的特征值进行训练和识别分类。实验结果表明,对于 Hu 矩和 Zernike 矩均具有良好的分类能力;相比于 Hu 矩, Zernike 矩具有更好的识别准确率,且 Zernike 矩阶数越高识别能力越强;对于 SVM 识别方法,结合网格搜索法和输入数据归一化,可以得到更好的识别效果。

参考文献

[1] 张卡,盛业华,叶春,等. 基于中心投影形状特征的车载移动测量系统交通标志自动识别[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9): 2101-2108.
ZHANG K, SHENG Y H, YE CH, et al. Automatic recognition of road traffic sign based central projected shape feature for vehicle-borne mobile mapping system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(9): 2101-2108.

[2] 宋文杰,付梦印,杨毅. 一种面向无人驾驶汽车的高效交通标志识别方法[J]. 机器人, 2015(1): 102-111.
SONG W J, FU M Y, YANG Y. An efficient traffic signs recognition method for autonomous vehicle[J]. Robot, 2015(1): 102-111.

[3] 毛建旭,刘敏. 基于 ICA 的仿射不变 Zernike 矩的交通标志识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(7): 617-623.
MAO J X, LIU M. Traffic sign recognition using ICA-based affine invariant Zernike moment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(7): 617-623.

[4] 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. Traffic sign recognition based on Zernike invariant moment and SVM[J]. Journal of Highway and Transportation Research and

- Development, 2015, 32(12):128-132.
- [5] 胡锦涛,李实英,李仁发. 基于高稳定 SURF 特征的交通标志识别[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 3179-3181.
HU J C, LI SH Y, LI R F. Traffic sign recognition based on stable SURFs[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 3179-3181.
- [6] NGUWI Y Y, KOUZANI A Z. Detection and classification of road signs in natural environments[J]. Neural Computing and Applications, 2008, 17(3): 265-289.
- [7] 冯春贵,祝诗平,王海军,等. 基于改进模板匹配的限速标志识别方法研究[J]. 西南大学学报:自然科学版, 2013, 35(4): 167-172.
FENG CH G, ZHU SH P, WANG H J, et al. The study of speed limit sign recognition based on improved template matching[J]. Journal of Southwest University: Natural Science Edition, 2013, 35(4): 167-172.
- [8] 唐璪,李青. 一种快速的模板匹配算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1559-1561, 1564.
TANG J, LI Q. Fast template matching algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(6): 1559-1561, 1564.
- [9] 常发亮,黄翠,刘成云,等. 基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 43-49.
CHANG F L, HUANG C, LIU CH Y, et al. Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 43-49.
- [10] MALDONADO-BASCON S, LAFUENTE-ARRAYO S, GIL-JIMENEZ P, et al. Road-sign detection and recognition based on support vector machines[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 264-278.
- [11] 张志佳,李文强,张丹,等. 基于颜色与形状特征的交通标志检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(7): 174-178.
ZHANG ZH J, LI W Q, ZHANG D, et al. Traffic sign detection method based on color and shape features[J]. Computer technology and development, 2015, 25(7): 174-178.
- [12] REN F X, HUANG J, JIANG R, et al. General traffic sign recognition by feature matching[C]. International Conference on Image and Vision Computing New Zealand, 2009: 409-414.
- [13] HOUBEN S. A single target voting scheme for traffic sign detection[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2011: 124-129.
- [14] 李响,谭南林,李国正,等. 基于 Zernike 矩的人眼定位与状态识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(3): 390-398.
LI X, TAN N L, LI G ZH, et al. Eye location and status recognition based on Zernike moments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(3): 390-398.
- [15] 吴一全,朱丽,周怀春. 基于 Krawtchouk 矩和支持向量机的火焰状态识别[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(5): 734-740.
WU Y Q, ZHU L, ZHOU H CH. State recognition of flame images based on Krawtchouk moment and support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(5): 734-740.
- [16] 柳长源,毕晓君,韦琦. 基于向量机器学习算法的多模式分类器的研究及改进[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(1): 114-118.
LIU CH Y, BI X J, WEI Q. Research and improvement of multiclass pattern classifier based on vector machine learning algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2013, 17(1): 114-118.
- [17] 王艳景,乔晓艳,李鹏,等. 基于小波包熵和支持向量机的运动想象任务分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2729-2737.
WANG Y J, QIAO X Y, LI P, et al. Classification of motor imagery task based on wavelet packet entropy and support vector machines[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(12): 2729-2737.
- [18] 田秋红,刘成霞,杜晓. 基于 Zernike 矩和 BP 网络的道路交通标志识别方法研究[J]. 浙江理工大学学报, 2012, 29(2): 235-239.
TIAN Q H, LIU CH X, DU X. Study on method of traffic sign recognition based on Zernike invariant and BP[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2012, 29(2): 235-239.

作者简介



张震(通讯作者), 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 (Corresponding author) 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, search and rescue robot.



程伟伟,现为上海大学硕士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别等。

E-mail:1350031243@qq.com

Cheng Weiwei is a M. Sc. candidate in Shanghai University. His research interest is image processing and pattern recognition.



吴磊,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 is a M. Sc. candidate in Shanghai University. His main research interest is computer vision and machining

learning algorithm.



张斌,2008年于山东大学获得硕士学位,现为山东鲁能智能科技有限公司副总工程师,主要从事电力巡视机器人、智能电力装备等方面的研究。

E-mail: zhangbin_jn@sina.com

Zhang Bin received M. Sc. from Shandong University in 2008. Now he is the deputy chief engineer of Shandong Luneng Intelligence Technology Co. Ltd. His main research interests include power inspection robot, and intelligent power device.

是德科技推出首款 5G 协议研发工具包 为下一代移动设备的原型设计提供支持

新解决方案助力全球 5G 和 Pre-5G 客户缩短其产品开发时间

是德科技公司(NYSE:KEYS)宣布推出业界首款 5G 协议测试解决方案,为芯片和终端器件制造商开发下一代蜂窝设备提供强大工具。是德科技目前正与移动运营商紧密合作,进行早期实验和 5G 部署。

是德科技的 5G 协议研发工具包,作为 5G 网络模拟解决方案系列之一,能够满足 Pre-5G 和 3GPP 5G NR 标准中规定的各种全球频谱要求。这款 5G 工具包能够对先进的 5G 特性进行高效测试,包括毫米波频率波束赋形、以及通过全面访问层 1 和层 2 参数进行高水准的协议测试。其内置协议状态机使开发人员能够轻松创建和执行测试用例、调试诊断以及全面分析结果,从而优化 5G 设备的设计流程。

是德科技在射频和协议测试方面的经验和专业技术深得全球 5G 业界领先厂家的信赖,正帮助他们加快交付最新技术。是德科技的 5G 网络仿真解决方案能够对原型设计的性能进行深入分析——使开发人员可以做出明智的设计决策。

是德科技副总裁兼无线测试事业部总经理 Satish

Dhanasekaran 表示:“我们非常激动能够站在 5G 技术的前沿,为整个 5G 生态系统提供最新的解决方案。首款 5G 协议研发工具包的推出,将支持开发人员打造完美的原型设计,实现从 Pre-5G 向 5G NR 的顺利过渡。”

更多信息

关于 5G 协议研发工具包的更多信息,请参见 www.keysight.com/find/5G-Protocol。浏览产品图片,请访问 www.keysight.com/find/5G-Protocol-images。观看是德科技 5G 网络仿真解决方案的视频演示,请访问 YouTube。

是德科技 5G

现代化的工具是推动 5G 通信技术发展的必要保证,它们可以帮助工程师轻松探索新的信号、场景和拓扑技术。是德科技 5G 解决方案能够随着标准的发展即时提供更深入的洞察力。在设计 and 测试方面,是德科技支持业界领先厂商在全新技术和现有技术方面持续创新,将设计创意变成实际产品。有关是德科技 5G 设计、测试和测量解决方案的详细信息,请访问 www.keysight.com/find/5G。