

基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测^{*}常发亮¹, 黄 翠¹, 刘成云¹, 赵永国², 马传峰¹

(1. 山东大学控制科学与工程学院 济南 250061;

2. 山东省机器人与制造自动化技术重点实验室 山东省科学院自动化研究所 济南 250061)

摘 要: 针对我国交通标志的特点, 提出一种基于高斯颜色模型和机器学习的快速交通标志检测算法, 解决了单纯采用颜色模型或单纯采用分类器检测误差较大的问题。先对直方图修正后的标志图像使用高斯颜色模型分割, 并对分割后的图像进行形态学处理, 初步提取出候选交通标志, 最后将标志的 HOG 描述子和 SVM 结合训练出分类器, 使用该分类器进行标志的精确检测。实验结果表明, 该算法能有效地提高检测精度, 降低误检率, 对光照、旋转、部分遮挡等不良条件下的交通标志检测具有较优的稳定性和准确性, 且满足实时性要求。

关键词: 交通标志检测; 高斯颜色模型; HOG 描述子; 支持向量机

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM

Chang Faliang¹, Huang Cui¹, Liu Chengyun¹, Zhao Yongguo², Ma Chuanfeng¹

(1. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China; 2. Shandong Provincial Key Laboratory of Robot and Manufacturing Automation Technology, Institute of Automation, Shandong Academy of Sciences, Ji'nan 250061, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of Chinese traffic signs, in this paper, a fast traffic sign detection algorithm based on Gaussian color model and machine learning is proposed. This algorithm solves the problem of low detection rate when only color model or only classifier method is used in traffic sign detection process. Firstly, after the histogram correction, the Gaussian color model method is used to segment the image. Secondly, the morphology processing is utilized on the segmented image to extract the candidate traffic signs. Finally, the HOG descriptor and SVM are combined to train the classifier, which is used to detect the traffic sign accurately. Experiment results show that this algorithm can effectively improve the traffic sign detection accuracy, decrease the error detection rate, has strong stability and accuracy for the traffic sign detection in lighting, rotating and partially occlusion, and also meets the real time requirement.

Keywords: traffic sign detection; Gaussian color model; HOG descriptor; support vector machine (SVM)

1 引 言

道路交通标志自动检测和识别系统, 可以给驾驶员提供实时的道路标志信息, 是智能交通系统研究的重要内容。在实际的自然环境中, 交通标志一般被设计成特定的颜色和形状, 而现有的交通标志识别方法也大都基于形状

和颜色或者一些其他方法^[1]。基于颜色的方法是将标志所属的特定的颜色区域分割出来, 以便进行后续的处理。利用的空间主要有 RGB 空间^[2]、HIS 空间^[3]、YIQ 空间^[4]等^[5]。文献[6]先在 RGB 空间通过阈值滤除一部分不需要的信息, 然后进行交通标志检测。但当光照变化时, 这种方法就会对检测结果产生很大的影响。基于形状的方法如 Hough 变换^[7]和 Zernike 不变矩^[8]。Hough 变换的可

收稿日期: 2013-03 Received Date: 2013-03

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(60975025, 61273277)、山东省自然科学基金(ZR2011FM032, 2007ZRA01001)、教育部留学回国人员科研启动基金(20101174)、山东省机器人与制造自动化技术重点实验室开放课题基金(2011-001)、高等学校博士学科点专项科研基金(20130131110038)资助项目

靠性较高,但是计算量大,资源要求比较高。Zernike 不变矩方法在无法弥补颜色分割产生的缺口时,会产生很大的误差。对于其他方法的检测,比如神经网络^[9],它虽然可以克服天气、旋转等问题,但是其训练代价依然存在。

本文提出一种基于高斯颜色模型和 HOG 与 SVM 结合的交通标志检测方法。先对图像进行均衡化处理,然后采用基于 YCbCr 空间中色度分量的高斯颜色模型进行图像分割,初步提取出候选标志区域,最后对初步检测到的目标采用方向梯度直方图(HOG)和支持向量机(support vector machine, SVM)相结合的方法做进一步检测。

2 基于高斯颜色模型的图像分割

交通标志检测中最直观、最基础的处理元素是颜色,基于颜色的预分割处理可以减少搜索空间并且获取感兴趣区域。

2.1 直方图均衡化处理

实际环境中,由于光照、阴雨、黑夜等因素^[10],可能存在亮度较低或者与背景对比不是很明显的标志图像,所以首先对其进行直方图均衡化处理,处理后的结果如图1(b)所示。其中环岛标志为蓝色,禁止鸣喇叭和限速5公里标志为红色,矩形的指示说明牌为蓝底白字。



(a) 原图像
(a) Original image



(b) 直方图均衡化后的图像
(b) Image enhanced by histogram equalization

图1 直方图均衡化处理结果

Fig. 1 Processing results after histogram equalization

通过直方图均衡化,调整了整幅图像的对比度,突出了图像中的有用部分。

2.2 YCbCr 空间的高斯颜色模型标志分割

标志颜色建模需要选择一个合适的颜色空间。本文采用了 YCbCr 空间,它较 RGB 空间更符合人类视觉感知特性,并具有颜色聚类效果好以及将亮度和色度分离的优点。因此,截取大量实景中拍摄的交通标志的红色、蓝色部分,将其转换至 YCbCr 空间中进行聚类。图2为 YCbCr 空间中标志颜色的聚类。其中图(a)为红色聚类,图(b)为蓝色聚类。

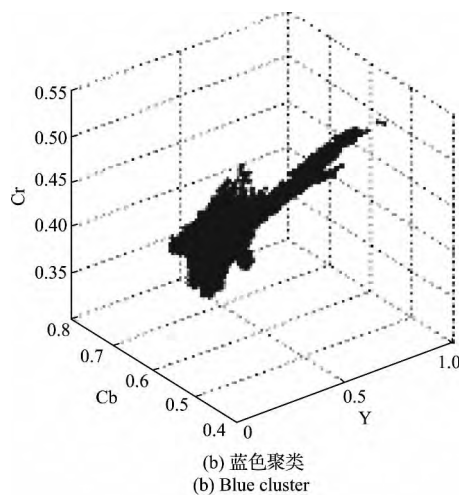
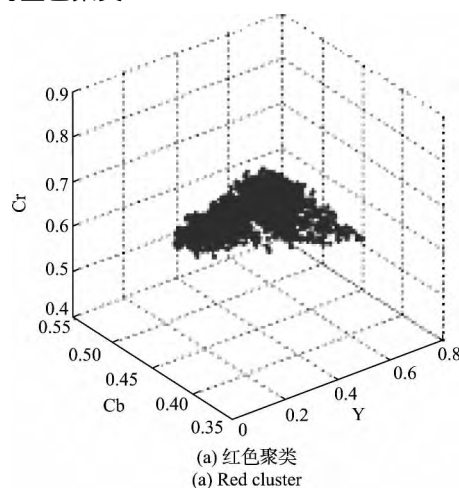


图2 YCbCr 空间中标志颜色聚类

Fig. 2 Sign color clusters in YCbCr space

由图2可见,标志颜色在 YCbCr 空间中有良好的聚类性。

高斯模型用正态分布拟合颜色分布概率,在人脸检测中得到了广泛的使用^[11]。实验发现,标志中红色、蓝色像素的 Cb 和 Cr 分量的分布也趋于一致,可近似为二维高斯分布。

建立高斯模型的步骤如下:

1) 截取大量实景中拍摄的标志的红色、蓝色部分, 将其从 RGB 空间转换到 YCbCr 空间。

2) 对上面得到的 Cb 和 Cr 值进行统计, 得到 Cb 和 Cr 的概率分布, 并对其进行曲线拟合。红色的 Cb、Cr 概率分布如图 3(a)、(b) 所示。

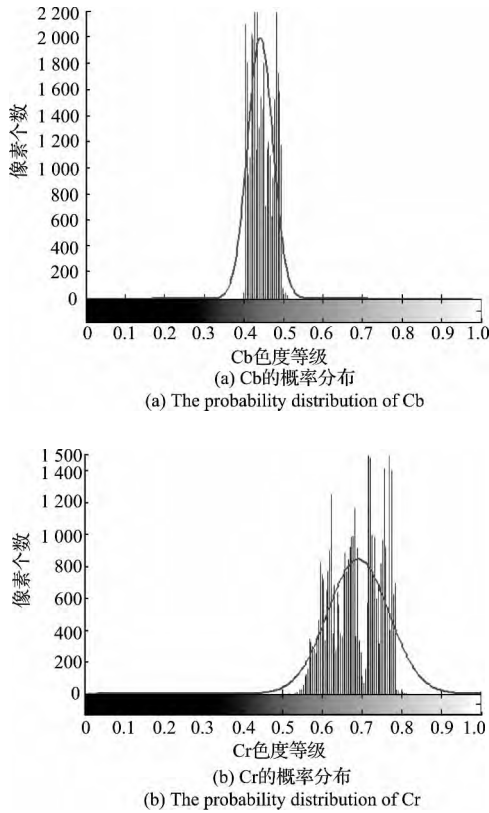


图3 Cb、Cr 的概率分布

Fig.3 The probability distributions of Cb and Cr

其中, 蓝色为概率分布, 红色为拟合曲线。由图 3 发现, Cb 和 Cr 分量的分布近似为高斯分布, 由此可通过式(1)、(2) 计算颜色的均值和方差:

$$\mu = E(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$C = E[(X - \mu)(X - \mu)^T] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (2)$$

式中: μ 为均值, C 为协方差矩阵, $x_i = (Cb, Cr)^T$ 为训练样本中标志颜色像素 i 的值, n 为训练样本中 3 种颜色像素个数。训练大量在各种环境中截取的标志中红色、蓝色样本, 得到 μ 、 C 的值如下:

$$\mu_r = [113.6339 \quad 175.1614] \quad (3)$$

$$\mu_b = [158.3810 \quad 105.3633] \quad (4)$$

$$C_r = \begin{bmatrix} 48.0929 & -105.5544 \\ -105.5544 & 259.3353 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C_b = \begin{bmatrix} 65.8423 & -55.3562 \\ -55.3562 & 58.0450 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: μ_r 、 C_r 和 μ_b 、 C_b 分别为红色和蓝色的均值和方差。

建立标志的高斯颜色模型, 可以得到输入图像中每个像素属于红色、蓝色和黄色的概率, 输出图像即颜色类似原图像, 其概率计算为:

$$p(Cb, Cr) = \exp[-0.5(x - \mu)^T C^{-1}(x - \mu)] \quad (7)$$

式中: $x = (Cb, Cr)^T$ 。

采用上述高斯颜色模型对图片进行分割, 结果如图 4 所示。其中图(a) 是原图像, 图(b) 是使用高斯模型检测到的红色标志, 图(c) 是使用高斯模型检测到的蓝色标志。



(a) 原图像
(a) Original image



(b) 高斯颜色模型检测红色
(b) Red detection with Gaussian color model



(c) 高斯颜色模型检测蓝色
(c) Blue detection with Gaussian color model

图4 高斯颜色模型分割结果

Fig.4 Segmentation results with Gaussian color model

单纯采用颜色阈值进行标志检测容易检测到很多不是交通标志的物体,造成误检。而文献[4]中为避免光照影响采用RGB色彩分量差值的方法容易把黄色像素误检为红色像素,如图5(b)所示,本文的高斯颜色模型检测结果如图5(c)所示。其中禁止停车标志为蓝底红色标志,“道路两边禁止停车”标语为黄底黑字。



(a) 原图像
(a) Original image



(b) RGB色彩差检测图像
(b) Image detected with RGB component subtraction



(c) 高斯颜色模型检测图像
(c) Image detected with Gaussian color model

图5 RGB色彩分量差检测结果

Fig.5 Detection results of RGB color component subtraction

本文采用高斯色度模型的方法,没有将图像中的黄色误检为红色,而且极大地减少了误检到的非交通标志。

2.3 候选感兴趣区域的确定

考虑到噪声和实际环境中由于倾斜等原因造成的标志的长宽比例不同,对二值图像进行形态学运算,并设定阈值去除干扰部分,本文中满足以下条件的被认为是标志区域。

$$\begin{cases} area \geq 150 \\ 0.5 \leq w/h \leq 1.6 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $area$ 为二值图像中连通区域的面积, w 为连通区域的宽, h 为连通区域的高。

图6(b)为初步检测到的候选交通标志。



(a) 原图像
(a) Original image



(b) 检测到的标志
(b) Detected signs

图6 初步检测到的标志图像

Fig.6 Initially detected signs

3 基于HOG和SVM相结合的标志检测

3.1 HOG特征

方向梯度直方图(HOG)最早由Dalal和Triggs^[12]提出用于行人检测,被用于不同类型目标的检测^[13]。HOG特征是一种局部区域描述符,它通过计算局部区域上的梯度方向直方图来构成目标特征,能够很好地描述目标的边缘,对光照变化和尺度变化不敏感。

HOG 特征另一个优于其他特征的原因是它使用无方向梯度($0^\circ \sim 180^\circ$) ,这样静态的(红色的边缘,白色的内部背景)和动态的(红色的边缘,黑色的内部图案)标志都能使用同一个检测器找到^[14]。而其他特征,比如 Haar 特征或者控制点特征,使用有方向梯度($0^\circ \sim 360^\circ$)就不能达到这样的效果。

基于 Dalal 提出的 HOG 特征提取,给出标志的特征提取过程:

- 1) 把样本图像分割为若干个像素的单元(cell)。
- 2) 把梯度方向平均划分为 9 个区间(bin) ,在每个单元里面对所有像素的梯度方向在各个方向区间进行直方图统计,得到一个 9 维的特征向量。
- 3) 每相邻的 4 个单元构成一个块(block) ,把一个块内的特征向量结合起来得到 36 维的特征向量。
- 4) 用块对样本图像进行扫描,扫描步长为一个单元。最后将所有块的特征集合起来,就得到了标志的特征。

图 7 为 HOG 特征提取中的相关表示。

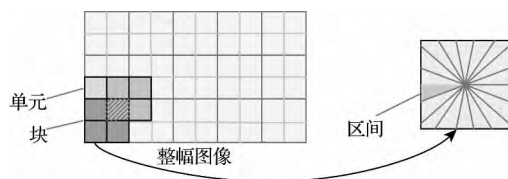


图 7 HOG 特征提取表示

Fig. 7 HOG feature extraction

3.2 基于 SVM 的二分类原理

对于二分类问题,设训练样本集合为 (x_n, y_n) ($n = 1, 2, \dots, N$, $x \in \mathbf{R}^d$, $y \in \{-1, 1\}$ 是类别标号),向量机的类别分类函数定义为:

$$y(x; w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 \quad (9)$$

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^[15]。相应的基函数因此可以“修剪”,实现稀疏性。由相关向量确定的分类函数是一个高维“超平面”,求得超平面方程,该平面把待测样本划分成 2 个区域,从而实现二类别模式识别问题。

3.3 SVM 分类器训练和检测

对红色和蓝色圆形标志训练 SVM 线性分类器,训练特征使用计算出的 HOG 描述子。

本文使用德国交通标志识别基准(GTSRB)中的标志图片和实景中拍摄的部分标志图片来验证算法性能。GTSRB 数据集包含大量处于不同光照条件和天气状况下的图片。实验中选取 8 708 幅圆形标志作为正样本,并且把正样本归一化为 64×64 大小。随机选取 8 920 幅

环境中的非交通标志图片作为负样本,为方便计算,负样本也归一化为 64×64 大小。选取 375 幅圆形标志作为测试样本。表 1 为本文使用的 HOG 描述子的参数。

表 1 HOG 描述子参数

Table 1 Parameters of HOG descriptor

	单元	步长	块	区间	维数
HOG 描述子	8×8	8×8	16×16	9	1 764

将初步检测到的候选标志图像输入到 SVM 分类器中,将检测到的标志用蓝色矩形框框出。图 6 的检测结果如图 8 所示,其他红色标志的检测结果如图 9、10 所示。其中图(a)为原图,图(b)为初检测图像,图(c)为精确检测结果。

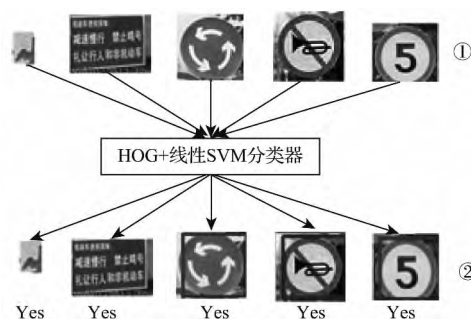


图 8 检测结果图

Fig. 8 Detection results



(a) 原图
(a) Original image



(b) 初步检测图像
(b) Initial detected image

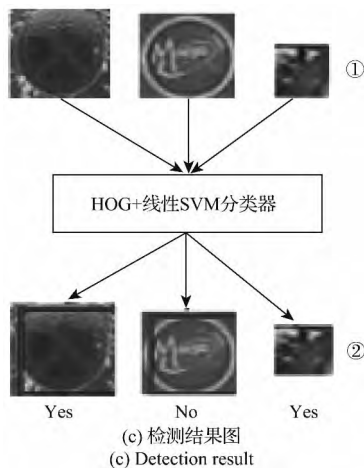


图9 检测结果图

Fig. 9 Detection results

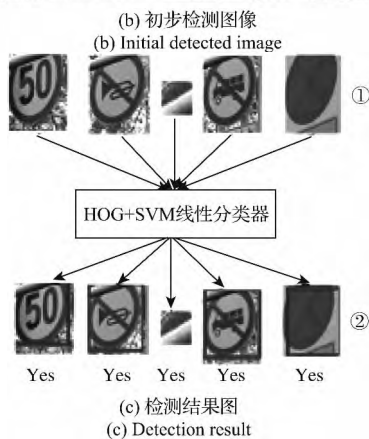


图10 检测结果图

Fig. 10 Detection results

其中①表示使用高斯模型初步检测出来的标志图片,②表示将①送入 HOG 和 SVM 结合的分类器后的检测结果,分类正确的用 Yes 表示,分类错误的用 No 表示。

本文提出的高斯颜色模型和 SVM 结合的方法较单独使用高斯颜色模型检测标志有所改进,提高了圆形标识检测的准确率。通过对 400 幅 519×293 大小共计 726 个标志的图像进行实验得到如表 2 所示的统计结果。

表2 统计检测结果

Table 2 Statistic detection results

	平均检测 时间/ms	正确检测 标志个数	错误检测 标志个数	检测 正确率(%)
高斯颜色模型	20	548	178	75.48
高斯颜色模型 结合 HOG + SVM	38	684	42	94.21

4 实验结果分析

为了精确地识别交通标志,检测结果的准确性是十分重要的。本文采用的高斯模型以及 HOG 特征和 SVM 相结合的方法得到了较好的检测效果。

1) 采用的 CbCr 高斯色度模型符合标志颜色的分布区间,且能够避免不同光照的影响。

2) 相对于直接设置阈值检测标志的方法,本文方法避免了许多误检。

3) 相对于文献[4]中的色彩差方法,本文初步分割检测时避免了将黄色目标误检为红色目标。

4) 采用的 HOG 特征对光照和尺度变化不敏感,且能够很好地描述图像的边缘。将 HOG 算子与二分类效果很好的 SVM 结合,将检测结果的正确率由 75.48% 提高到 94.21%。

然而,实验中也出现了一些漏检和误检,主要原因是:标志颜色剥落过于严重,或拍摄距离较远,图像中标志较小,造成在颜色分割中没有分割出标志轮廓;环境中存在与标志特征相似程度较高的干扰物体(如检测结果图 9),造成 SVM 分类器误分类。

5 结论

本文提出了一种基于高斯模型和 HOG 特征与 SVM 相结合的交通标志检测方法。采用直方图均衡化预处理和 CbCr 高斯色度模型提取候选交通标志区域,解决了图像可能受光照影响过亮或过暗的情况,避免了一些误检;使用 HOG 描述子和 SVM 相结合的方法对候选标志区域进行精确检测,排除了初步提取出的交通标志中可能含有的与交通标志颜色相同的其他物体。该算法不仅对于

良好条件下的交通标志检测效果准确,而且对于多种光照、小部分遮挡或旋转等不良条件下的交通标志也有很好的检测效果。同时,本文的思想对于其他颜色和形状的标志检测也同样适用。

未来工作的重点在对于遮挡或者腐蚀过于严重的标志提出一种好的分割方法,从而进一步提高检测精度。

参考文献

- [1] NGUWI Y Y, KOUZANI A Z. A study on automatic recognition of road signs [C]. Cybernetics and Intelligent Systems, IEEE Conference, Bangkok, Thailand, 2006: 1-6.
- [2] 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, 152.
HUANG ZH Y, SUN G M, LI F. Traffic sign segment based on RGB visual model[J]. Microelectronics & Computer, 2004, 21(10): 147-148, 152.
- [3] FLEYEH H, DAVAMI E. Eigen-based traffic sign recognition [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2011, 5(3): 190-196.
- [4] 卢盛荣, 刘礼锋, 李翠华. 基于颜色分割和多特征融合的交通标志检测[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2011, 50(4): 685-689.
LU SH R, LIU L F, LI C H. Traffic signs detection based on color segmentation and multiple feature fusion [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2011, 50(4): 685-689.
- [5] 张卡, 盛业华, 赵东保. 视觉可量测实景影像的道路交通标志自动检测[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2270-2278.
ZHANG K, SHENG Y H, ZHAO D B. Automatic detection of road traffic sign in visual measurable image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(10): 2270-2278.
- [6] DE LA ESCALERA A, MORENO L E, SALICHS M A, et al. Road traffic sign detection and classification [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 818-859.
- [7] 张宵, 彭维. 基于 Hough 变换的圆形物体的检测[J]. 传感器与微系统, 2006, 25(4): 62-64.
ZHANG X, PENG W. Detection of circle based on hough transform [J]. Transducer & Microsystem Technologies, 2006, 25(4): 62-64.
- [8] 孙光民, 王晶, 于光宇, 等. 自然背景中交通标志的检测与识别[J]. 北京工业大学学报, 2010, 36(10): 1337-1343.
SUN G M, WANG J, YU G Y, et al. Traffic signs detection and recognition in natural background [J]. Journal of Beijing University of technology, 2010, 36(10): 1337-1343.
- [9] LU S W. Recognition of traffic signs using a multilayer neural network [C]. Electrical and Computer Engineering, Canada, 1994, 2: 833-834.
- [10] CHANG F, DONG W H, LI J. Scheduling strategy for network-based multi-camera relay tracking in large scene [J]. Journal of Computational Information Systems, 2013, 9(1): 161-169.
- [11] 刘春生, 常发亮, 陈振学, 等. 改进的高斯肤色模型及其在人脸检测中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(5): 1117-1121.
LIU CH SH, CHANG F L, CHEN ZH X, et al. Improved Gaussian skin color model and its application in face detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(5): 1117-1121.
- [12] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, International Conference, Beijing, 2005: 886-893.
- [13] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B. Warning traffic sign recognition using a HOG-based K-d tree [C]. Intelligent Vehicles Symposium, Baden, Germany, 2011: 1019-1024.
- [14] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B. Real-time traffic sign recognition in three stages [J]. Robotics and Autonomous System, 2012: 1-9.
- [15] 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.

作者简介



常发亮, 现为山东大学控制学院教授、博士、博士生导师, 主要研究方向为模式识别、机器视觉与智能控制。
E-mail: flchang@sdu.edu.cn



Chang Faliang is now a professor and Ph. D. supervisor in Shandong University. His research interest is pattern recognition, machine vision and intelligent control.

黄翠, 现为山东大学硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理。
E-mail: hc_suc@163.com
Huang Cui is now a master degree candidate in Shandong University, her research interest is pattern recognition and image processing.