



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331,CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目：基于多特征融合的交通标志识别算法
作者：韩习习，魏民，徐西义，李巧月，陈曦，祝汉城
网络首发日期：2018-10-29
引用格式：韩习习，魏民，徐西义，李巧月，陈曦，祝汉城. 基于多特征融合的交通标志识别算法[J/OL]. 计算机工程与应用.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20181025.1740.037.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于多特征融合的交通标志识别算法

韩习习¹, 魏 民², 徐西义³, 李巧月¹, 陈 曦¹, 祝汉城¹

HAN Xixi¹, WEI Min², XU Xiyi³, LI Qiaoyue¹, CHEN Xi¹, ZHU Hancheng¹

1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116

2. 山东能源新汶矿业集团通信信息中心, 山东 泰安 271213

3. 山东省新汶矿业集团翟镇煤矿, 山东 新泰 271204

1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China

2. Shandong Energy Xinwen Mining Group Communication Information Center, Taian, Shandong 271213, China

3. Shandong Xinwen Mining Group Zhaizhen Coal Mine, Xintai, Shandong 271204, China

HAN Xixi, WEI Min, XU Xiyi, et al. Traffic sign recognition algorithm based on multiple-feature fusion. Computer Engineering and Applications

Abstract: Taking recognition rate, time complexity and robustness all into consideration, this paper proposed a traffic sign recognition algorithm based on edge, texture and color feature fusion and support vector machine (SVM). Firstly, it conducted the statistical average on extracted histogram of oriented gradient (HOG) features which can describe the edge information of traffic signs images. Then, the reduced-dimension HOG-maxLBP features were obtained by fusing with local binary pattern (LBP) features that can represent traffic sign internal texture information. The color features were concatenated with HOG-maxLBP features as the final features. Finally, traffic sign training and classification were performed using SVM. Experimental results show that the proposed algorithm not only improves the traffic sign recognition rate, but also reduces the time complexity and enhances the system robustness.

Key words: traffic sign recognition (TSR); histogram of oriented gradient (HOG); local binary pattern (LBP); color features; feature fusion; support vector machine (SVM)

摘 要: 综合考虑识别率、时间复杂度以及鲁棒性, 提出一种边缘、纹理、颜色多特征融合和支持向量机(SVM)的交通标志识别算法。首先通过提取能够描述交通标志图像边缘信息的方向梯度直方图(HOG)特征并进行统计平均, 然后与能够表示标志图像内部纹理信息的局部二值模式(LBP)特征融合得到降维后的 HOG-maxLBP 特征, 再级联交通标志的颜色特征作为最终的特征向量, 最后利用 SVM 进行交通标志训练和分类。实验结果表明, 本文算法不仅提高了交通标志的识别率, 而且降低了时间复杂度, 增强了系统鲁棒性。

关键词: 交通标志识别 (TSR); 方向梯度直方图(HOG); 局部二值模式 (LBP); 颜色特征; 特征融合; 支持向量机 (SVM)

文献标志码: A 中图分类号: TP391.41 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1806-0155

基金项目: 国家自然科学基金(No.61771473, No.61379143)。

作者简介: 韩习习(1993-), 女, 硕士研究生, 研究领域为模式识别, E-mail: Hanxixi1993@cumt.edu.cn; 魏民(1979-), 男, 硕士, 中级工程师; 徐西义(1975-), 男, 硕士; 李巧月(1989-), 女, 硕士研究生, 研究领域为图像处理和评价; 陈曦(1995-), 男, 硕士研究生, 研究领域为深度图像质量评价; 祝汉城(1989-), 男, 博士研究生, 研究领域为深度学习和情感分析。

1 引言

在智能交通系统 (ITS) 中, 交通标志识别系统是高级驾驶辅助系统 (ADAS) [1] 的重要组成部分, 该系统为驾驶员提供警告和指示等辅助信息。另外交通标志识别系统在无人驾驶汽车 [2] 的发展中也起着至关重要的作用, 保证车辆的安全和有序行驶。

通常情况下, 交通标志识别系统包括两部分: 交通标志检测 (TSD) 和交通标志识别 (TSR) (也叫交通标志分类 (TSC))。TSD 是通过检测算法完成交通标志感兴趣区域 (ROI) [3] 的分割与定位, TSR 是根据 TSD 中得到的交通标志 ROI, 通过一定的识别算法来进一步确定标志的具体类型和含义。在自然场景中, 光照变化、背景干扰、运动模糊、标志受损、被遮挡等各种问题, 给交通标志识别研究带来了巨大的挑战。

为了解决交通标志识别过程中存在的问题, 近年来研究者们已经提出了许多方法。传统的算法主要是采用“人工提取特征+机器学习”, 即利用一些具有某种特性或能够表述交通标志信息的特征, 比如尺度不变特征变换 (SIFT) 特征 [4], 方向梯度直方图 (HOG) 特征 [5], 局部二值模式 (LBP) 特征 [6], 局部自相似性 (LSS) 特征 [7], Haar-like 特征 [8], Gabor 小波 [9] 特征等, 再结合一定的机器学习算法进行识别, 比如支持向量机 (SVM) [10]、AdaBoost、随机森林 (RF) [11] 等。文献 [12] 通过提取交通标志图像的 HOG 特征, 然后使用 SVM 分类器进行交通标志识别, 但是该算法只针对禁止类交通标志和危险类交通标志, 而且没有考虑交通标志的颜色特征; 文献 [13] 通过提取图像的 LBP 特征并结合 AdaBoost 分类器对交通标志进行分类 [14], 但是该算法仅适用于限速类交通标志; 文献 [15] 通过提取交通标志图像的 HOG 特征、LBP 特征、Gabor 特征, 并将这三个特征进行级联融合后, 使用 SVM 分类器进行交通标志识别, 但是该算法得到的特征维数高, 极大地增加了时间复杂度, 不能满足实际应用的实时性需求。随着计算机硬件的发展, 很多神经网络算法应用在 TSR 领域, 如卷积神经网络 [16], 多尺度卷积神经网络 [17] 等。虽然该类算法的识别准确率较高, 但是需要大量的标注样本, 在标注样本较少的情况下容易产生过拟合问题导致识别率下降。

综合考虑有效性和鲁棒性, 本文算法采用改进

的 HOG 与 LBP 融合方式得到 HOG-maxLBP 特征, 再级联颜色特征作为交通标志图像最终的特征向量, 最后使用 SVM 分类器进行交通标志识别。通过实验与现有的识别算法对比, 本文算法不仅有效性好, 而且鲁棒性强。

2 本文算法

本文提出的基于多特征融合的交通标志识别算法流程如图 1 所示。该算法首先提取融合后的特征 HOG-maxLBP, 这种特征稀疏的方式很大程度上降低了时间复杂度; 接着通过融合交通标志的颜色特征, 增加不同颜色交通标志之间的区分度; 然后使用 SVM 对训练集图像上的交通标志融合特征和分类标签进行训练, 获得交通标志识别模型, 最后使用该模型测试图像得到交通标志类别。

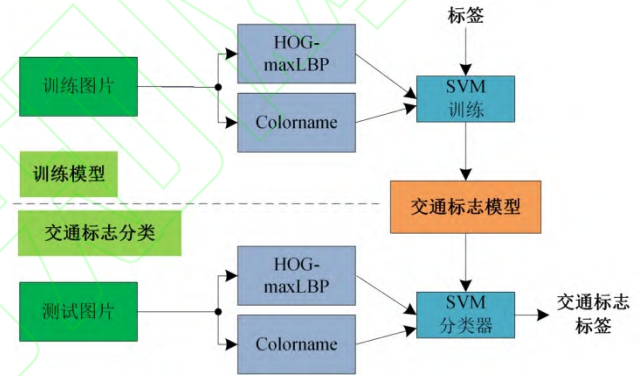


图 1 交通标志识别流程图

2.1 融合特征 HOG-maxLBP

HOG 是一种在计算机视觉和图像处理中用来进行目标检测的特征描述子, 其对光照变化和梯度特征的少量偏移具有稳定性, 可以很好地表征出交通标志的轮廓和边缘信息。但是 HOG 特征较多地忽略了图像的内部纹理信息 [18], 且特征维数高, 计算较慢 [19], 增加了时间复杂度。LBP 特征度量了灰度图中局部邻近区域的纹理特征, 计算简单, 具有很强的旋转不变性和灰度不变性。但是 LBP 特征不能有效地提取边缘和方向特征, 所以会对整幅图像的信息描述不完整, 导致标志图像识别率低。通过以上分析, 本文采用 HOG 特征与 LBP 特征相融合的方法对图像中的交通标志特征进行描述。

2.1.1 HOG 特征

在对 HOG 特征进行提取的过程中, 首先要对图像进行颜色归一化处理, 然后计算交通标志图像

I 在像素点 (x, y) 水平方向和垂直方向上的梯度, 方法如下:

$$G_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (1)$$

$$G_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1) \quad (2)$$

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (4)$$

其中 $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$ 分别表示图像 I 在像素点 (x, y) 处的水平方向梯度和垂直方向梯度, $G(x, y)$ 与 $\alpha(x, y)$ 分别为像素点 (x, y) 的梯度幅值和梯度方向。将图像分为小的元胞 (cell), 采集每个 cell 中各像素点的梯度方向直方图, 然后将 cells 组成块 (blocks) 并归一化, 再把所有 blocks 内的特征向量串联起来, 从而得到最终的 HOG 特征向量, 特征维数 N 为:

$$N = \left(\frac{I_w}{C_w} - 1\right) \times \left(\frac{I_h}{C_h} - 1\right) \times B \times H \quad (5)$$

其中, I_w 和 I_h 分别是交通标志图像 I 的长度和宽度, C_w 和 C_h 分别是 cell 的长度和宽度, B 是每个 block 中包含的 cell 个数。本文使用的参数值分别为:

$$C_w = C_h = 8, B=4, H=9。$$

对于一幅 32×32 大小的图片, 按照上述步骤提取的 HOG 特征维数是 324 维。

2.1.2 LBP 特征

经典 LBP^[6] 的基本思想是: 对于图像 I , 以中心像素点 (x, y) 的灰度值为阈值, 将周围像素点的灰度值与其比较, 如果周围像素点的灰度值小于中心像素点的灰度值, 该像素位置就被标记为 0, 否则标记为 1, 经过这样比较得到的二进制编码, 从像素点 $(x-1, y)$ 逆时针读出, 最后转换成为十进制数值即为像素点 (x, y) 的 LBP 值。在本文中定义一个 3×3 的邻域, 当前像素点的灰度值为 $I(x, y)$, 以 (x, y) 为 3×3 邻域的中心点, 则该像素点的 LBP 值为:

$$LBP(x, y) = \sum_{i=0}^7 S[I_i(x, y) - I(x, y) \geq 0] \times 2^{7-i} \quad (6)$$

其中, $S[x]$ 表示指示函数, 即当条件 x 满足时 $S[x]$ 为 1, 反之为 0。对于一幅 32×32 大小的图片, 按照以上步骤可得 LBP 特征维数是 900 维。

2.1.3 特征融合

HOG 与 LBP 特征的具体融合过程为:

(1) 按照提取 HOG 特征时的图像分割方法, 在每一个 cell 内, 找到最大的 LBP 值作为该 cell 内的 LBP 特征, 按照此方法得到一个 block 的 4 维 LBP 特征;

(2) 求得一个 cell 内的 9 维 HOG 特征向量, 每个 block 的特征由 2×2 个 cell 的特征进行相加并求平均值, 从而得到一个 block 内的 9 维 HOG 特征向量;

(3) 在每个 block 中, 将步骤 1 中得到的 4 维 LBP 特征和步骤 2 中得到的 9 维 HOG 特征进行级联融合, 得到一个 block 内的 13 维新特征向量 HOG-maxLBP;

(4) 将所有 block 的 HOG-maxLBP 特征级联得到图像最终的特征向量 $\mathbf{X}_{\text{HOG-maxLBP}}$ 。

按照上述步骤, 同样对于一幅 32×32 大小的图片, 提取的 HOG-maxLBP 特征是 117 维, 较大幅度的降低了特征维数, 减小了时间复杂度。

2.2 颜色特征

不论国内标志还是国外标志, 一般都具有特定的较醒目的颜色(如红色、蓝色、黄色等), 以便引起驾驶人的注意, 避免交通事故的发生, 所以颜色是交通标志的重要特征。但传统的交通标志识别提取的特征 (HOG、LBP) 仅能描述图像的边缘和纹理特性, 往往忽略颜色在 TSR 中的重要作用。图 2 是一些容易混淆的交通标志图。例如图 2(a) 是限速 80 和解除限速 80 的交通标志, 如果不考虑颜色信息, 它们都是圆形并且都含有数字 80, 边缘和纹理信息具有很大的相似性。为了定量描述容易混淆交通标志之间的差异, 表 1 中分别展示了图 2 中同类以及不同类的交通标志之间 HOG-maxLBP 特征的欧式距离数值, 从表 1 可以看出容易混淆的交通标志同类以及不同类之间 HOG-maxLBP 特征的欧式距离数值相差不大, 这说明仅仅通过提取图像的边缘和纹理特征不容易区分这些易混淆的交通标志。



图2 容易混淆的交通标志

表1 容易混淆的交通标志相同类以及不同类之间HOG-maxLBP特征的欧式距离

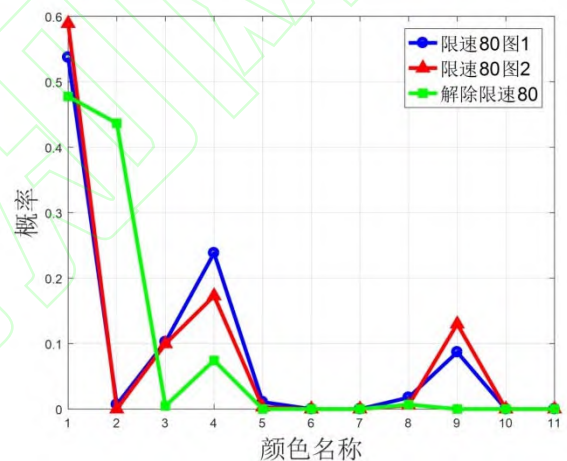
交通标志	同类限制/禁止标志	同类解除标志	不同类标志
限速80与解除限速80	0.1941	0.2033	0.2071
禁止超车与解除禁止超车	0.2975	0.2814	0.3118
禁止非机动车与非机动车道	0.2275	0.2143	0.2208

为了描述交通标志的颜色信息，本文使用颜色名称（color names）^[20]作为交通标志图像的颜色特征，它们对光度变化具有较强的鲁棒性，同时还能区别无彩色信息。图像中的每个像素被划分为11类颜色^[21]：黑色，蓝色，棕色，灰色，绿色，橙色，粉红色，紫色，红色，白色和黄色。本文算法通过依次统计交通标志图像中每个像素被划分为上述11种颜色的概率，从而得到颜色特征 $\mathbf{x}_{\text{Colorname}}$ 。为了验证颜色特征的有效性，图3中展示了容易混淆的交通标志图像的颜色特征，其中图3(a)为两幅限速80与一幅解除限速80的交通标志颜色特征对比，从图像可以看出两幅限速80图像的颜色特征相似，并且与解除限速80图像的颜色特征差异较大，限速80交通标志图像的颜色特征中红色概率远高于解除限制80交通标志图像的颜色特征中的红色概率；从图3(b)和(c)同样可以看出相同的交通标志图像的颜色特征很相似，并且与其容易混淆的交通标志的颜色特征差异较大。为了定量描述特征之间的差异，我们同样计算了这些交通标志颜色特征之间

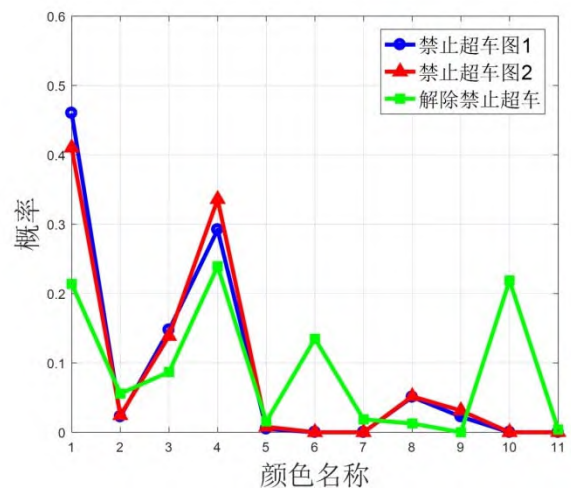
的欧式距离，如表2所示，同类交通标志之间欧式距离差异较小，而不同类交通标志之间欧式距离差异很大，所以根据颜色特征的差异可以较好的区分这些容易混淆的交通标志。因此针对HOG和LBP特征只能描述交通标志图像的边缘和纹理特性而导致信息描述不全面的问题，本文算法通过融合图像的颜色特征来解决上述问题。

表2 容易混淆的交通标志相同类以及不同类之间颜色特征的欧式距离

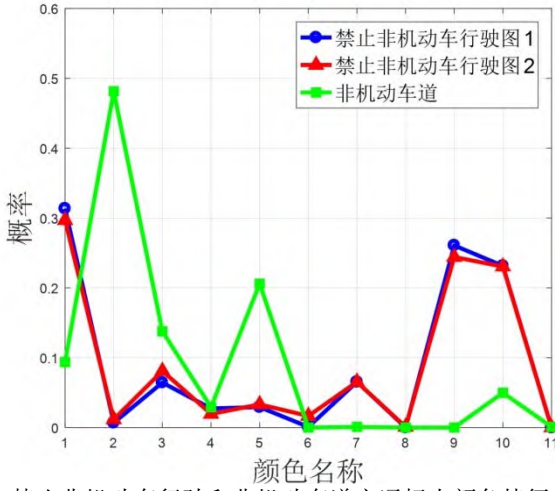
交通标志	同类限制/禁止标志	同类解除标志	不同类标志
限速80与解除限速80	0.0932	0.1085	0.4882
禁止超车与解除禁止超车	0.2014	0.1846	0.5089
禁止非机动车与非机动车道	0.0342	0.0864	0.6207



(a)限速80和解除限速80交通标志颜色特征对比



(b)禁止超车和解除禁止超车交通标志颜色特征对比



(c)禁止非机动车行驶和非机动车道交通标志颜色特征对比
图3 容易混淆的交通标志颜色特征对比

2.3 SVM 分类器

SVM 是一种有效的分类方法,传统的 SVM 是基于二分类问题的,对于多分类问题,主要是通过组合多个二分类器来实现的。常用的组合策略是“一对一”和“一对多”。在本文中,我们使用的是 SVM 的“一对多”策略。“一对多”策略的原理是^[22]:假设是个 M 类别的分类问题,则需要训练 M 个 SVM 二分类器。有 N 个训练样本: $\{X_1, Y_1\}, \{X_2, Y_2\}, \dots, \{X_N, Y_N\}$, 其中 $X_i \in R^m$ 是个 m 维的特征向量, $i=1, 2, \dots, N$, $Y_i \in \{1, 2, \dots, M\}$ 是对应的类标签。在本文中,交通标志图像的特征向量 X_i 是由 $X_{\text{HOG-maxLBP}}$ 和 X_{Colname} 级联得到,如公式(7)所示:

$$X_i = [X_{\text{HOG-maxLBP}}, X_{\text{Colname}}]^T \quad (7)$$

在训练第 i 个 SVM 子分类器的时候,属于 i 类别的样本数据标记为正类,其他不属于 i 类别的样本数据则标记为负类。测试时,分别计算测试数据的判别函数值,得到预测数据属于当前类的预测值,选择其中预测值最大的一个类别作为最终的预测结果。

3 实验及结果分析

3.1 数据集

本文算法是在两个公开数据库上进行的实验:德国交通标志识别数据库(GTSRB)^[23]和比利时交

通标志分类数据库(BelgiumTSC)^[24],两个数据库的具体信息如表3所示。GTSRB 数据集包含 43 类交通标志,共计 51839 张图片,其中训练图片 39209 张,测试图片 12630 张,每张图片中仅包含一个交通标志并有 10%左右的边缘(最少 5 个像素)环绕,图片尺寸在 15×15 到 250×250 像素之间。BelgiumTSC 数据集包含 62 类交通标志,共计 7125 张图片,其中训练图片 4591 张,测试图片 2534 张。

表3 两个交通标志数据库的信息

数据库	种类/类	训练图像/张	测试图像/张
GTSRB	43	39209	12630
BelgiumTSC	62	4591	2534

3.2 实验设置

实验使用 Matlab 2016b 工具,所用的计算机 CPU 为 2.90GHZ,内存为 10GHZ。在提取特征之前,我们首先将数据库中的图片归一化为 32×32 像素大小,然后提取得到 117 维的 HOG-maxLBP 特征以及 11 维的颜色特征,这些稀疏融合特征可以降低计算复杂度并且提高识别准确率。然后利用 SVM 分类器对训练集上的特征和标签进行训练,最后通过训练好的模型计算得到测试集的预测结果。

3.3 实验结果分析

为了验证本文算法的性能,我们将实验结果与现有的一些算法结果进行比较,如 HOG+SVM^[12]、Gabor+HOG+LBP+SVM^[15]、LBP+SVM^[25]等,本文主要通过交通标志识别准确率、时间复杂度、系统鲁棒性来衡量算法的性能。

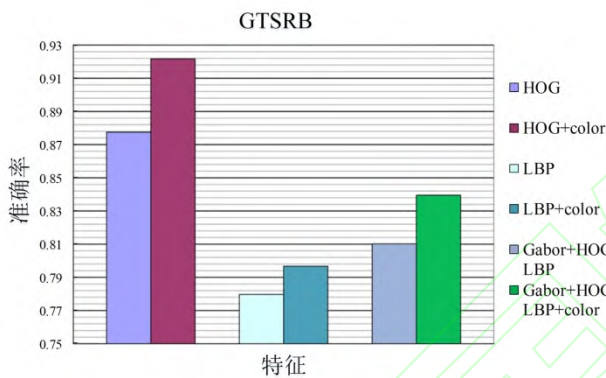
3.3.1 识别准确率

表4是本文算法与其它四种算法的识别准确率对比,对比算法也是采用“特征+SVM 分类器”的方式,最高的实验结果用加粗字体标注。由表4可知,本文算法在两个数据库上获得的识别率都是最高的,分别为 93.27%和 95.90%,说明本文算法将边缘特征、纹理特征、颜色特征融合后能更全面地描述交通标志信息,从而增强了不同类交通标志之间的区分度,提高了交通标志识别率。为了证明颜色特征的有效性,我们针对加入颜色特征和不加入颜色特征的标志识别率进行对比实验,结果如图4所示。通过图4可以看出,在边缘和纹理特征基础上增加颜色特征后识别率均提高了 2%~4%,这说

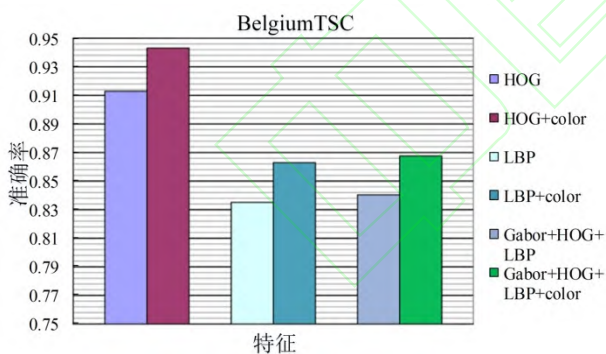
明颜色特征能够弥补边缘和纹理特征对交通标志描述的不足，从而提高了交通标志识别率。

表 4 在两个数据库上的 4 组对比试验的结果

数据库	算法	准确率 / %
GTSRB	HOG ^[12]	87.75
	LBP ^[25]	77.97
	Gabor+HOG+LBP ^[15]	81.02
	HOG-maxLBP	90.71
	Proposed	93.27
BelgiumTSC	HOG ^[12]	91.29
	LBP ^[25]	83.51
	Gabor+HOG+LBP ^[15]	84.04
	HOG-maxLBP	92.64
	Proposed	95.90



(a) GTSRB 库上各种算法识别率对比



(b) BelgiumTSC 库上各种算法识别率对比

图 4 验证颜色特征有效性的对比实验

3.3.2 时间复杂度

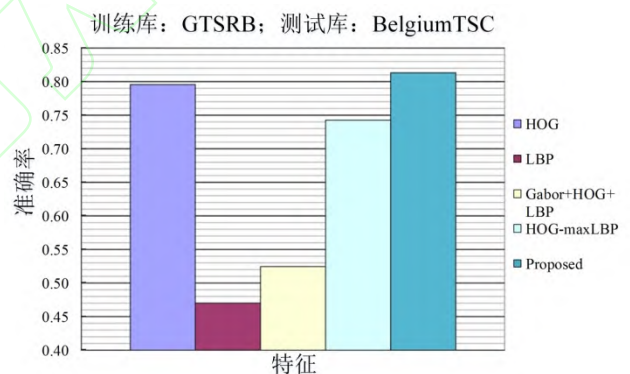
表 5 时间复杂度对比

特征名称	维数	时间复杂度 (ms) / 幅
HOG	324	11.26
LBP	900	13.67
HOG-maxLBP	117	3.29

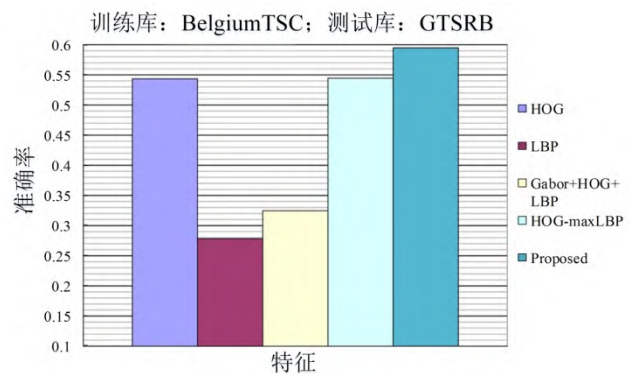
表 5 是分别提取每幅交通标志图像的 HOG 特征、LBP 特征、HOG-maxLBP 特征所耗费的平均时间，从表中可以看出，通过特征稀疏的方式得到的融合特征 HOG-maxLBP，不仅减少了特征维数，而且也明显降低了时间复杂度。

3.3.3 鲁棒性

为了验证本文算法的鲁棒性，我们对 GTSRB 和 BelgiumTSC 两个数据库进行交叉验证，即对一个数据库中的训练集进行训练，用另外一个数据库中的测试集进行测试，我们从这两个数据库中筛选出 14 个完全相同的类别，交叉验证实验的结果如图 5 所示。因为 GTSRB 数据库图像数量远大于 BelgiumTSC 数据库图像数量，所以导致在使用 BelgiumTSC 数据库上训练并在 GTSRB 数据库上测试时结果不高，在两个数据库上的交叉验证结果中本文算法的识别率均为最高，这说明本文算法在一个数据库上训练获得的交通标志识别模型，同样可以应用在其它数据库上，而且也能得到很好的识别性能，所以本文算法相对于其他算法鲁棒性更好。



(a) GTSRB 库训练, BelgiumTSC 库测试结果



(b) BelgiumTSC 库训练, GTSRB 库测试结果

图 5 交叉验证结果

4 结束语

本文提出了基于多特征融合和 SVM 分类器的交通标志识别算法。该算法首先是通过 HOG 与 LBP 特征相融合得到维数降低的融合特征, 然后级联颜色特征得到最终的特征向量, 最后结合 SVM 分类器进行多类别分类。多组对比实验结果证明, 采用特征稀疏的方式融合 HOG 与 LBP 特征, 能够很大程度上降低时间复杂度, 级联颜色特征能够实现特征互补, 提高标志识别率, 交叉验证实验也证明了本文算法的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Zhang D, Huang H, Zhou J, et al. Detecting Hot Road Mobility of Vehicular Ad Hoc Networks[J]. Mobile Networks & Applications, 2013, 18(6):803-813.
- [2] Min K, Byong K. Traffic sign extract and recognition on unmanned vehicle using image processing based on support vector machine[C]//2012 11th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), 2012: 750-753.
- [3] 李厚杰, 邱天爽, 宋海玉, 等. 基于曲率尺度空间角点检测的交通标志分离算法[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0115002.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-Invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [5] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C] //Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:886-893.
- [6] Ojala T, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):51-59.
- [7] Shechtman E, Irani M. Matching local self-similarities across images and videos[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2007:1-8.
- [8] Prisacariu V A, Timofte R, Zimmermann K, et al. Integrating object detection with 3D tracking towards a better driver assistance system[C] //Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, 2010:3344-3347.
- [9] Douville P. Real-Time Classification of Traffic Signs[J]. Real-time imaging, 2000, 6(3):185-193.
- [10] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. New York: Cambridge University Press, 2001: 1-28.
- [11] Zaklouta F, Stanculescu B, Hamdoun O. Traffic sign classification using K-d trees and random forests[C] //Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 2011:2151-2155.
- [12] Romdhane N B, Mliki H, Hammami M. An improved traffic signs recognition and tracking method for driver assistance system[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer and Information Science, 2016:1-6.
- [13] Zhang Y K, Hong C Y, Wang C. A real time rectangular speed limit sign recognition system[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2010: 6-16.
- [14] 徐岩, 韦镇余. 一种改进的交通标志图像识别算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021001.
- [15] Tang S, Huang L L. Traffic sign recognition using complementary features[C]//Proceedings of Asian Conference on Pattern Recognition, 2014:210-214.
- [16] Wu Y, Liu Y, Li J, et al. Traffic sign detection based on convolutional neural networks[C]//Proceedings of 2013 International Joint Conference on Neural Networks, 2013: 1-7.
- [17] Sermanet P, Lecun Y. Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks[C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 2012:2809-2813.
- [18] 戈侠, 于凤芹, 陈莹. 基于分块自适应融合特征的交通标志识别[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(3):188-192.
- [19] 金戈, 叶飞跃. 基于 LBP 和 HOG 特征融合的行人检测[J]. 数字化用户, 2017, 23(40):186-187.
- [20] Weijer J V D, Schmid C. Applying Color Names to Image Description[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, 2007: 493-496.
- [21] Zhang J, Marszałek M, Lazebnik S, et al. Local features and kernels for classification of texture and object categories: A comprehensive study[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006:213-238.
- [22] Liu Y, Zheng Y F. One-against-all multi-class SVM classification using reliability measures[C]//Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005:849-854.
- [23] Stallkamp J, Schlipsing M, Salmen J, et al. Man vs. computer: benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition[J]. Neural Netw, 2012, 32(2): 323-332.
- [24] Timofte R, Zimmermann K, Gool L V. Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localisation[J]. Machine Vision & Applications, 2014, 25(3):633-647.
- [25] Zhang H, Bo W, Zheng Z, et al. A novel detection and recognition system for Chinese traffic signs[C] //Proceedings of IEEE Control Conference. IEEE, 2013: 8102-8107.