



引用格式:肖艳秋,杜江恒,闻萌莎,等. 基于颜色特征和改进支持向量机算法的交通标志检测与识别[J]. 轻工学报,2018,33(3):57-65.

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2018.03.008

文章编号:2096-1553(2018)03-0057-09

基于颜色特征和改进支持向量机算法的交通标志检测与识别

Traffic sign detection and recognition based on color features and improved support vector machine algorithm

肖艳秋¹,杜江恒¹,闻萌莎²,周坤¹,焦建强¹,裴杰¹

XIAO Yanqiu¹, DU Jiangheng¹, WEN Mengsha², ZHOU Kun¹, JIAO Jianqiang¹,
PEI Jie¹

1. 郑州轻工业学院 机电工程学院,河南 郑州 450002;

2. 华东师范大学 信息科学技术学院,上海 200241

1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;

2. College of Information Science and Technology, East China Normal University, Shanghai 200241, China

关键词:

交通标志检测与识别;特征分割;Hu 不变矩;支持向量机算法;狼群算法

Key words:

traffic sign detection and recognition;
feature segmentation;
Hu invariant moment;
support vector machine (SVM) algorithm;
wolves algorithm

摘要:针对交通标志检测与识别精确度不高的问题,提出了一种基于图像 HSV 颜色空间分割和改进的支持向量机(SVM)算法的交通标志检测与识别方法:通过建立 HSV 颜色空间分割模型,对交通标志进行初步颜色分割后设置形状阈值,得到图像中精确的交通标志区域;采用基于 Hu 不变矩的方法提取待识别图像中的特征向量,并导入 SVM 分类器进行训练分类;利用狼群算法对 SVM 的核函数参数进行优化选择,最终利用优化后的 SVM 算法完成对交通标志的含义识别. 验证实验结果表明,该检测与识别方法能够有效地检测到交通标志区域并对其分类识别,且具有较高的精确度.

收稿日期:2018-03-16

基金项目:河南省重点科技攻关项目(152102210142)

作者简介:肖艳秋(1980—),男,河南省郑州市人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为数字化设计与制造、车联网与自动驾驶.

Abstract: Aiming at the low accuracy in detection and recognition of traffic sign, a traffic sign detection and recognition method was proposed based on image HSV color space segmentation and improved SVM algorithm. By setting up the HSV color space segmentation model, the shape threshold was set to accurately obtain the traffic sign area in the image after the initial color segmentation of the traffic sign. The Hu invariant moment method was used to extract feature vectors in the image to be identified, and the SVM classifier was used for training classification. There was no uniform standard for the selection of kernel function parameters for SVM algorithm. The wolves algorithm was used to optimize the selection of SVM parameters. Finally, the optimized SVM algorithm was used to complete the recognition of the meaning of traffic signs. The verification experiment result showed that the detection and recognition method proposed could effectively detect and classify the traffic sign area, and had higher accuracy.

0 引言

智能驾驶技术自 1900 年代初问世后,不断向前发展,目前,已逐渐走向实用阶段. 2012 年谷歌获得美国首个自动驾驶车辆许可证,特斯拉公司在其生产的汽车中加入了自动驾驶仪,可实现部分自动驾驶功能^[1]. 无人驾驶汽车在行驶过程中需要不断对周围环境信息进行实时采集并处理,其中对于交通标志的精确检测识别在目前环境感知技术中有着重要意义^[2]. 交通标志作为一种行车指示语言,在无人驾驶过程中,能够实时提示复杂的道路信息并正确引导车辆行驶. 而交通标志识别作为一种典型复杂场景中的目标检测识别案例,其研究成果对于其他目标检测识别有积极的借鉴意义. 因此,寻找一种在复杂场景下的交通标志检测识别方法是当前亟待研究解决的课题.

由于自然环境多变且场景复杂,交通标志图像在采集和处理过程中难度较大,难以准确检测到交通标志目标区域. 为解决这个问题,文献[3]通过改进 RGB 颜色空间的标志分量差值算法,较好地解决了与交通标志颜色相似物体的分割问题,但光照变化时,其分割效果会随之产生波动. 文献[4]将 RGB 空间中的原始图像转换到 YCbCr 空间中,使用高斯颜色模型分割图像从而获得其颜色似然图像,能够快速有效地提取交通标志区域,但交通标志的形状和内

部图案种类复杂,且外界因素易使其发生颜色退化、弯曲变形等不规则变化,在识别过程中存在误识别和漏识别等现象. 文献[5]通过构建不同种类的匹配模板与待识别图像比对,利用模板匹配的方法识别交通标志,但构建模板的过程较为繁琐,且对于内部图案变形的交通标志识别精确度不高. 文献[6]通过建立卷积神经网络交通标志识别系统,基于先验信息约束与多级特征融合得出需要检测的交通标志的不同类别,从而提高识别的准确性,但该方法需要针对不同的任务分别进行单独训练,耗时长,操作过程复杂.

鉴于此,本文拟采集良好天气情况下的交通标志图像,基于 HSV 颜色空间分割图像,在识别过程中利用 Hu 不变矩对交通标志进行特征提取,利用狼群算法的全局搜索能力优化选择支持向量机(SVM)算法模型参数,并应用该 SVM 模型对交通标志图像进行分类识别,以期实现交通标志所在区域的精确检测,为无人驾驶的环境感知与检测提供技术参考.

1 交通标志检测与识别

在采集交通标志过程中,由于交通标志变形、拍摄角度等因素的影响,获取的交通标志图像可能发生旋转、平移、缩小^[7]. 本文在图像分割的基础上,采用基于 Hu 不变矩的方法提取交通标志图案特征,并结合 SVM 算法模型对其

进行分类识别,其检测与识别流程如图 1 所示.

1.1 交通标志目标特征检测与提取

由于采集的交通标志图像易受到自然环境中各种因素干扰,如光照、背景、噪声等,为提高在后期图像处理中检测与识别的精确性,突出和增强有价值的信息,需要对其进行降噪和图像增强等相关的图像处理. 本文采用直方图均衡化^[8]的方法对原始图像进行处理,以达到提高图像清晰度和对比度的目的. 交通标志目标特征检测与提取过程如图 2 所示.

1.1.1 基于 HSV 颜色空间的图像分割 交通标志多由红色、黄色、蓝色 3 色构成,目前多数研究基于此特征在特定颜色空间中进行图像分割. RGB 是最简易、最基本的颜色空间,其他颜色空间如 HSV 或 HIS 都可由 RGB 颜色空间转

换而来^[9]. 针对车载摄像头采集到的交通标志图像,因其 R, G, B 三分量相关性较大,当光照变化时易与背景物体相容,所以分割不精确. 本文拟把采集到的图像转换到 HSV 颜色空间中进行颜色分割,以有效避免光照变化的影响,从而得到明显的目标区域. 从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间的公式^[10]为

$$\begin{cases} V = \frac{1}{\sqrt{3}}(R + G + B) \\ S = 1 - \frac{\sqrt{3}}{V}\min(R, G, B) \\ H = \theta(B \leq G) \text{ 或 } H = 360^\circ - \theta(B > G) \\ \theta = \arccos \frac{(R - G) + (R - B)}{\sqrt{(R - B)^2 + (R - B)(R - G)}} \end{cases}$$

其中, H, S, V 分别代表色调、饱和度、明度. 将 RGB 空间中的图像转到 HSV 颜色空间后,根据交通标志的红、黄、蓝这 3 种主要颜色特征,首先将其 H, S, V 三分量的阈值归一化至 $[0, 1]$, 然后对不同颜色的图像进行实验验证,得出其最佳的阈值范围(见表 1), 最终完成不同颜色的交通标志图像分割.

表 1 交通标志 3 种颜色的色调、饱和度、明度阈值范围

Table 1 Hue, saturation and lightness threshold range for three colors of traffic sign			
颜色	色调 H	饱和度 S	明度 V
红色	(0.025, 0.039)	(0.17, 1)	(0.12, 1)
黄色	(0.08, 0.19)	(0.59, 1)	(0.25, 1)
蓝色	(0.46, 0.72)	(0.48, 1)	(0.078, 1)

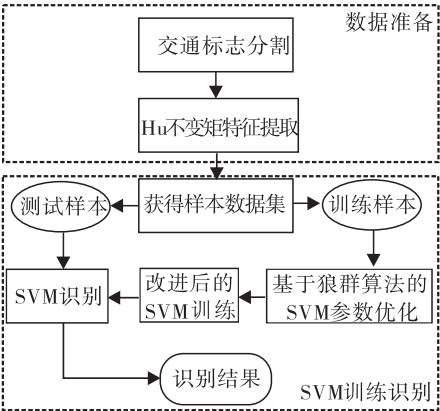


图 1 交通标志检测与识别流程图
Fig. 1 Detection and identification flow chart of traffic sign

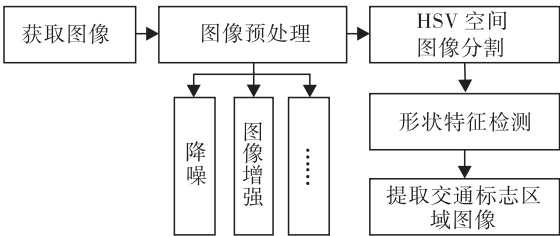


图 2 交通标志目标特征检测与提取过程
Fig. 2 Detection and extraction process of traffic sign target feature

1.1.2 基于图像形状特征的精确检测 在 HSV 颜色空间中,可以根据划分不同颜色的阈值范围在图像中分割出目标. 由于图像在采集过程中易受到外界环境相似度的干扰,因此对目标进行颜色分割后,仍有许多类似交通标志颜色的物体会在颜色分割中保留下来,对此可以针对其形状特征设定阈值范围来实现精确分割. 考虑到交通标志的形状特征多为圆形、矩

形、三角形,其在图像中的圆度、矩形度和伸长度都具有较稳定的特征. 通过计算交通标志的圆度、矩形度和伸长度范围(见表 2),可确定交通标志区域的形状,并且可以过滤掉大量非交通标志的区域,其计算公式为

$$\begin{cases} Y = \frac{4\pi A}{L^2} \\ J = \frac{A}{WH} \\ S = \frac{\min(W,H)}{\max(W,H)} \end{cases}$$

其中, Y 为圆度,用于描述交通标志区域与圆形的偏离程度; J 为矩形度,用于描述交通标志区域与矩形的偏离程度; S 为伸长度,用于描述交通标志区域的拉伸程度; A 表示交通标志区域的面积; L 表示标志区域的周长; W 和 H 分别表示标志区域的宽度和高度.

表 2 交通标志 3 种形状的圆度、矩形度、伸长度阈值范围

Table 2 Roundness,rectangularity,and extensibility threshold range for three shapes of traffic sign

形状	圆度 Y	矩形度 J	伸长度 S
圆形	(0.72,1)	(0.75,1)	(0.78,1)
矩形	(0.63,0.82)	(0.45,0.68)	(0.80,1)
三角形	(0.32,0.75)	(0.82,1)	(0.35,1)

1.1.3 基于 Hu 不变矩的特征提取 M. K.

Hu^[11] 于 1962 年提出 Hu 不变矩,主要源于概率理论,具有对图像平移、旋转、尺寸大小变化的不变性. 对于离散的数字图像函数 $f(x,y)$ 的 $p+q$ 阶几何矩和中心距定义如下:

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

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

其中, $p,q = 1,2,\cdots,n;x_0,y_0$ 为图像的中心坐标, $x_0 = m_{10}/m_{00},y_0 = m_{01}/m_{00}$.

此时的几何矩仅有平移和旋转的不变性,对其几何矩的中心距进行规范化为

$$\begin{cases} \eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^r} \\ r = 1 + \frac{p+q}{2} \end{cases}$$

由不变矩理论可以得出 7 个平移、旋转、大小不变的 Hu 不变矩组 $\{\varphi_1,\varphi_2,\varphi_3,\varphi_4,\varphi_5,\varphi_6,\varphi_7\}$. 实际的不变矩 $\varphi_1-\varphi_7$ 的值较小,且可能存在负值,影响计算精度. 本文在进行交通标志特征提取时,对 7 个不变矩的绝对值取对数 $\log|\varphi_i|,i = 1,2,\cdots,7$,并将其作为图像特征,此时的值仍具有位移、旋转、大小不变性的特点.

1.2 基于改进 SVM 算法的交通标志识别

1.2.1 SVM 算法模型构建与核函数选择

SVM 是一种以统计学习理论为基础的最小化结构风险算法,能够将低维中的线性不可分数据映射到高维中,其核心思想是寻找一个满足分类要求的最优分类超平面^[12]. 距离该平面最近的异类向量就是支持向量,一组支持向量唯一确定一个超平面,如图 3 所示. 学习训练的过程就是通过构造最优分类超平面从而得到决策函数、正确分类目标样本集的过程.

对于本文所提取到的交通标志特征向量样本集 $(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_n,y_n),\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n,y \in \{-1,1\}$,利用非线性函数 $\Phi(\mathbf{x})$ 将交通标志图像数据映射到高维线性特征空间,从而得到其最优分类超平面为

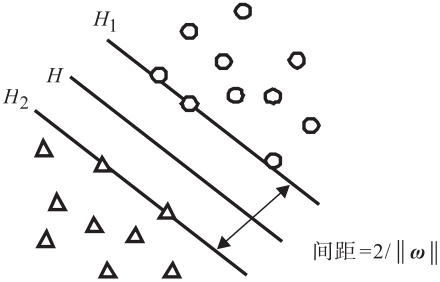


图 3 SVM 分类最优分类超平面

Fig.3 SVM classification optimal classification hyperplane

$$\omega g\varphi(x) + b = 0$$

其中, ω 为权值向量且 $\omega \in R^n$, x 为支持向量, b 为常数. 利用最优分类超平面得到其对应的决策函数为

$$f(x) = \text{sign}[\omega g\varphi(x) + b]$$

将求解最优分类超平面问题转化为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i(\omega^T g\varphi(x) + b) \geq 1 - \xi_i \end{cases} \quad (1)$$

其中, ξ_i 为非松弛变量, $\xi_i \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n$; C 为误差惩罚参数, 用于对样本分类误差与算法复杂程度折中调节学习机器的置信范围和经验风险的比例, C 越大表示对错误分类的惩罚越大, 从而相对应的分类正确率就越高.

求解式 (1) 中的具有线性约束的二次规划问题, 引入拉格朗日函数

$$\begin{aligned} L(\varphi, b, \alpha) = & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\omega^T g\varphi(x) + b) - 1 + \xi_i] - \\ & \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \end{aligned} \quad (2)$$

其中, α_i, β_i 为拉格朗日乘子且 $0 \leq \alpha_i, 0 \leq \beta_i$. 求解式 (2) 可将其转化为对偶问题

$$\begin{cases} \max L(\alpha) = \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \varphi(x_i) \varphi(x_j) = \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (3)$$

其中, $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ 为核函数, 求解可得到其决策函数和参数 b 分别为

$$\begin{cases} f(x, \alpha) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b) \\ b = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in N_1} (y_i - \sum_{x_j \in N_2} a_j y_j K(x_j, x_i)) \end{cases} \quad (4)$$

其中, N 为标准支持向量的个数, N_1 为标准支持

向量的集合, N_2 为支持向量的集合.

由式 (3)(4) 可以看出, 在将交通标志图像特征向量数据映射到高维特征空间时, 通过在特征空间中构造最优分类超平面, 能够使其将交通标志图像数据进行正确分类. 在求解决策函数和最优化问题的过程中, 发现不需要对该非线性函数进行显式计算, 其主要求解的问题集中在计算核函数 $K(x_i, x_j)$ 上, 这就避免了在高维空间中产生的特征空间维数灾难问题^[13].

目前 SVM 常用的核函数以多项式核函数、高斯径向基核函数和 Sigmoid 核函数 3 种类型^[14] 为主. 核函数的选取往往取决于其应用领域环境的复杂程度, 本文中交通标志的分类实际上可归结为一个多分类问题转化为多个二分类问题, 在对比几种核函数特点的过程中发现, 高斯径向基核函数能够较好地反映两种数据的间距, 因此, 本文采用高斯径向基核函数作为 SVM 训练模型的核函数. 高斯径向基核函数的表达式为^[15]

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma P x_i - x_j P^2)$$

其中, γ 为径向基函数的核宽度, 主要影响训练样本数据在高维特征空间中分布的复杂程度和分类精度. 因此, 选择合适的高斯径向基核函数 SVM 分类器的惩罚参数 C 和核函数参数 γ 至关重要.

1.2.2 基于狼群算法的 SVM 参数优化 在实际应用中 SVM 参数选择决定着其分类精度和泛化能力^[16], 但 SVM 的参数选取目前尚无统一的标准. 随着群体智能算法的发展, 在参数优化问题上的应用愈发广泛^[17]. 本文使用具有较强收敛能力的狼群算法对 SVM 参数进行优化选择, 以较快地求得全局最优解, 进而得到符合分类目标特征的参数, 其算法流程如图 4 所示.

狼群算法通过模拟自然界狼群捕食猎物的行为完成对目标优化过程. 根据狼群个体等级和分工不同, 产生负责决策的头狼、负责搜寻猎

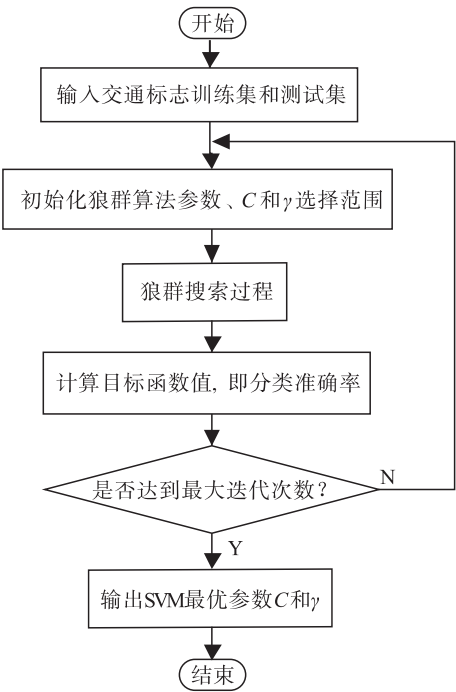


图 4 基于狼群算法的 SVM 优化流程图
Fig.4 SVM optimization flow chart
based on wolves algorithm

物的探狼和负责追捕猎物的猛狼. 整个捕食过程可以概述如下: 首先由探狼对猎物的气味和周围的环境信息进行搜索, 当发现猎物时会发起召唤行为, 此时猛狼收到信息便会根据气味奔向猎物, 最终完成对猎物的捕食过程, 包括游走、召唤、围攻 3 种行为, 以及“胜者为王”的头狼产生规则和“强者生存”的狼群更新机制^[18]. 基于狼群算法所具有的优化能力, SVM 模型径向基核函数的参数 C 和 γ 的优化选择过程如下.

- 步骤 1** 输入交通标志特征向量数据集, 并将其重构为多维向量空间, 生成 SVM 的训练集和测试集.
- 步骤 2** 初始化 SVM 参数并设置 C 和 γ 的取值范围: $0.1 \leq C \leq 200, 0.1 \leq \gamma \leq 100$, 设置狼群算法的相关参数.
- 步骤 3** 随机生成种群位置 x 和种群规模 n , 其中每匹狼的位置向量包括参数 C 和 γ , 根

据初始化的参数 C 和 γ 进行分类训练, 并产生狼群个体的适应度值 F_o .

- 步骤 4** 起决定作用的一组狼作为狼群中的决策狼, 除头狼外最佳的 M 匹狼为探狼并开始搜寻猎物, 当某只探狼 i 搜寻到猎物气味的浓度 D_i 大于头狼所感知的猎物气味浓度 D_l , 或探狼的游走行为达到设置的游走次数 f 时, 转步骤 5.
- 步骤 5** 猛狼根据信号冲向猎物, 如果在途中猛狼感知的猎物气味浓度 $D_i > D_l$, 则 $D_l = D_i$, 替代决策狼并发起召唤行为; 若 $D_i < D_l$, 则猛狼继续冲向猎物, 直到与头狼之间的距离小于等于围攻半径, 即 $S_i \leq S_l$, 转步骤 6.
- 步骤 6** 更新围攻过程中所有个狼的位置, 开始进行围攻行为且按“胜者为王”的头狼产生规则对头狼位置进行更新; 再根据“强者生存”的狼群更新机制进行群体更新.

- 步骤 7** 计算狼群所有个体新的适应度值 F_n , 并且同上一次迭代生成的适应度值比较, 若 $F_n > F_o$, 则将新的适应度值作为狼群最优适应度值, 否则保留原有适应度值.
- 步骤 8** 判断是否达到优化精度要求或最大迭代次数 k , 若达到, 则输出头狼的位置, 即 SVM 中的 C 和 γ 的最优值, 否则转步骤 4.
- 将得出的参数最优值作为 SVM 核函数参数, 运用上述方法对交通标志数据集进行训练识别.

2 验证实验

2.1 实验数据与 SVM 的选择

按我国 GB 5768—2009^[19] 要求将道路交通标志划分为主标志和辅助标志两大类, 实验所用图像是从四大主标志中采集的实际道路交通标志图像 600 张, 格式为 jpg, 分辨率为 1024 像素 × 765 像素. 运用 Matlab 图像处理工具设计并实现了交通标志图像的降噪增强处理、颜色分割、区域过滤、特征提取、分类识别功能.

本文选择 LIBSVM^[20] 作为实现 SVM 的工具. LIBSVM 提供了可在 Windows 版本下运行的可执行文件,符合本文的实验环境,并且可根据实际需求进行改进.

2.2 实验结果与分析

为验证本文检测识别算法的有效性,采集部分原始图像见图 5,用文献[21]中的图像检测方法得出的结果(见图 6)作为对比数据,本文检测方法得出的检测结果见图 7.

对比图 6 和图 7 发现,图像中能清晰地显示出交通标志所在区域,且能够较好地分离出其他非交通标志区域,但本文方法处理后的图像中杂点更少,更利于图像的分类识别. 另外,由于本文的特征检测方法使用颜色空间转换,所产生的检测效率也优于文献[21].

在 Win 7 环境下运用 Matlab 语言,分别采用遗传算法^[22]、粒子群算法^[23]、狼群算法对 SVM 模型参数 C 和 γ 进行迭代优化选择,遗传



图 5 采集部分原始图像
Fig. 5 Capture part of the original image

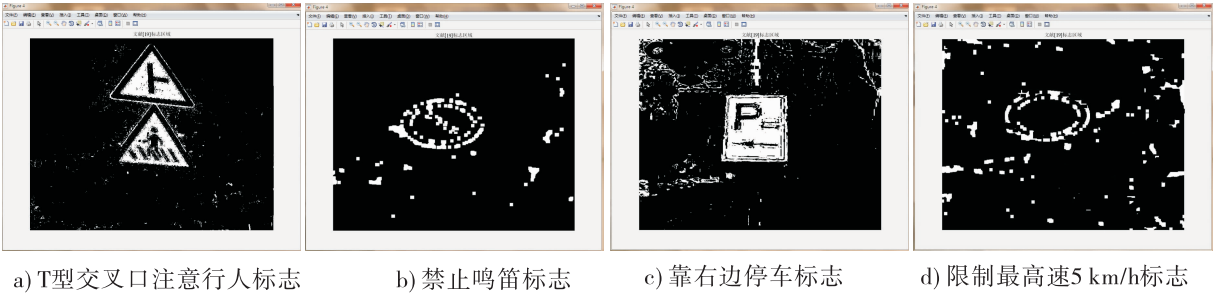


图 6 文献[21]检测效果图
Fig. 6 The detection results of the literature [21]

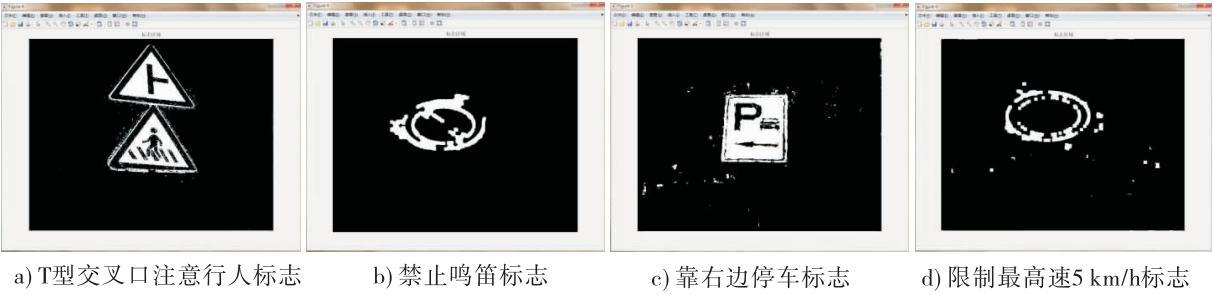


图 7 本文检测效果图
Fig. 7 Detection result chart in this article

算法和粒子群算法产生 SVM 最优参数分别为 $C = 121, \gamma = 70$ 和 $C = 135, \gamma = 68$; 对本文提出的狼群算法设置其初始参数, 狼群数量 $m = 10$, 最大迭代次数 $N_{\max} = 50$, 对 SVM 进行寻优得到优化参数 $C = 126, \gamma = 65$. 基于上述 SVM 参数优化结果, 分别采用 SVM 模型、粒子群算法优化 SVM 模型、遗传算法优化 SVM 模型、狼群算法优化 SVM 模型对交通标志进行识别, 结果见表 3.

表 3 4 种方法的识别结果

Table 3 Recognition results of four methods

模型	总标志数	错误识别数	漏识别数	准确率/%
SVM	600	31	40	88.2
粒子群算法优化 SVM	600	25	38	90.0
遗传算法优化 SVM	600	23	35	90.3
狼群算法优化 SVM	600	19	27	92.3

由表 3 可知, 在相同情况下, 经过狼群算法参数优化选择的 SVM 模型的识别准确率高与其他 3 种方法所得 SVM 模型, 证明了狼群算法对 SVM 模型的参数优化在交通标志的检测和识别中的有效性与可行性.

3 结语

本文针对无人驾驶中以交通标志为目标的检测识别方法进行分析, 提出了一种基于颜色特征和改进 SVM 算法的交通标志检测与识别方法: 在 HSV 颜色空间下设置 H, S, V 三分量阈值对交通标志进行分割, 结合其交通标志形状特征, 过滤掉非交通标志区域且有效判断出交通标志形状, 并减小光照带来的影响, 利用 Hu 不变矩提取图像特征向量, 输入到改进后的 SVM 分类器, 完成交通标志内部图案含义的识别. 实验结果表明, 该方法能够更有效地检测到交通标志区域并对其分类识别, 具有较高的准确性. 但本文方法仍有不足之处, 如未能考虑阴雨或雾霾天气对检测识别的干扰, 对于狼群算

法优化选择过程中容易陷入局部最优的问题也有待解决, 这都是下一步工作中需要改进的地方.

参考文献:

[1] 贾祝广, 孙效玉, 王斌, 等. 无人驾驶技术研究及展望[J]. 矿业装备, 2014(5): 44.

[2] 肖艳秋, 李勇, 杜江恒. 基于路段划分的车辆协同感知自组织交通系统构建[J]. 轻工学报, 2017, 32(6): 94.

[3] 金广智, 石林锁, 刘均超, 等. 基于邻域加权与 RGB 色彩分量的图像匹配算法[J]. 红外技术, 2016, 38(3): 225.

[4] 谭兵, 高歌, 陈心睿. 基于颜色和形状的道路交通标志检测[J]. 现代商贸工业, 2017(13): 195.

[5] 郝博闻, 梁宇峰, 李文强, 等. 基于颜色空间和模板匹配的交通标志检测方法[J]. 智能计算机与应用, 2016, 6(4): 20.

[6] 刘占文, 赵祥模, 李强, 等. 基于图模型与卷积神经网络的交通标志识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(5): 122.

[7] 潘铭星, 孙涵. 自然场景中道路交通标志形状的检测与校正[J]. 计算机与现代化, 2016(2): 5.

[8] 李楠, 刘永强, 韩国华. 直方图均衡化在数字图像处理中的应用[J]. 甘肃科技, 2010, 26(18): 59.

[9] 顾明, 郑林涛, 尤政. 基于颜色空间转换的交通图像增强算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1901.

[10] 王肖, 李华, 章永进, 等. 基于 HSV 颜色空间的交通标志的定位与分类方法研究[C] // 2010 中国汽车工程学会年会论文集. 北京: 机械工业出版社, 2010.

[11] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962(8): 179.

- [12] 郭明玮,赵宇宙,项俊平,等. 基于支持向量机的目标检测算法综述[J]. 控制与决策,2014(2):193.
- [13] 刘琰. 支持向量机核函数的研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012.
- [14] 梁礼明,钟震,陈召阳. 支持向量机核函数选择研究与仿真[J]. 计算机工程与科学,2015,37(6):1135.
- [15] 朱凤明,樊明龙. 混沌粒子群算法对支持向量机模型参数的优化[J]. 计算机仿真,2010,27(11):183.
- [16] 杨旭,纪玉波,田雪. 基于遗传算法的 SVM 参数选取[J]. 辽宁石油化工大学学报,2004,24(1):54.
- [17] 王东方,邢艺文. 基于 PSO 算法的 ISG 混合动力汽车传动系参数优化[J]. 轻工学报,2017,32(5):57.
- [18] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3):46.
- [19] 中国国家标准化管理委员会. 道路交通标志和标线 第2部分:道路交通标志:GB 5768—2009[S]. 北京:中国标准出版社,2009.
- [20] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3):27.
- [21] 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(7):174.
- [22] 刘东平,单甘霖,张蛟龙,等. 基于改进遗传算法的支持向量机参数优化[J]. 网络新媒体技术,2010,31(5):11.
- [23] 周璐,卢冰原. 基于改进粒子群算法的支持向量机参数优化及应用[J]. 企业文化(下旬刊),2014(2):252.

本刊数字网络传播声明

本刊已许可中国知网、万方数据资源系统、维普网、博看网、超星、中国科技论文在线、中教数据库等在其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊全文. 其相关著作权使用费与本刊稿酬一并支付. 作者向本刊提交文章发表的行为即视为同意我刊上述声明.