

Traffic Sign Recognition Based on Feature Fusion and PSO Optimized SVM

Meifang Long, Liyan Zhang*, Tianyue Hao, Lin Li

School of Electrical and Information Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning
Email: *zhangliyan@126.com

Received: Apr. 9th, 2020; accepted: Apr. 22nd, 2020; published: Apr. 29th, 2020

Abstract

In order to effectively improve the accuracy of traffic sign classification, a traffic sign classification method based on feature fusion and PSO optimized support vector machine classifier parameters is proposed. First extract the local HOG feature information of the logo image shape and the global Gist feature information describing the rough outline of the image, and merge these two features in a parallel manner; then optimize the SVM classifier parameters through the PSO algorithm to improve the SVM classifier classification performance; finally the SVM classifier performs traffic sign training and classification. The experimental results show that the accuracy of the parallel feature fusion and PSO-optimized SVM parameter classification method is 9.048% and 0.952% higher than the traffic sign classification method of the single PHOG and Gist features, respectively, and 8.095% higher than the serial feature fusion method.

Keywords

Traffic Sign Recognition, PHOG Feature, Gist Feature, Feature Fusion, PSO Optimization

特征融合与PSO优化SVM的交通标志分类

龙美芳, 张丽艳*, 郝天玥, 李 林

大连交通大学电气信息工程学院, 辽宁 大连
Email: *zhangliyan@126.com

收稿日期: 2020年4月9日; 录用日期: 2020年4月22日; 发布日期: 2020年4月29日

摘 要

为有效提高交通标志分类的准确度, 提出一种基于特征融合与PSO优化支持向量机分类器参数的交通标志分类方法。首先提取标志图像形状的地方HOG特征信息和描述图像粗略轮廓的全局Gist特征信息, 并将这两个特征以并行方式融合; 然后通过粒子群优化算法优化SVM分类器参数, 提高SVM分类器的分类性能; 最后SVM分类器进行交通标志训练和分类。实验结果表明, 提出的并行特征融合与PSO优化SVM参数分类方法的分类精度比单一PHOG和Gist特征的交通标志分类方法分别提高了9.048%和0.952%, 比串行特征融合方法提高了8.095%。

*通讯作者。

类方法。首先提取标志图像形状的局部HOG特征信息和描述图像粗略轮廓的全局Gist特征信息，采用并行的方式把这两种特征融合；再通过PSO算法优化SVM分类器参数，提高SVM分类器分类性能；最后SVM分类器进行交通标志训练与分类。试验结果表明：本文并行的特征融合与PSO优化SVM参数分类方法精确度比单一的PHOG和Gist特征的交通标志分类方法分别提高9.048%、0.952%，比串行的特征融合方法提高了8.095%。

关键词

交通标志分类, PHOG特征, Gist特征, 特征融合, PSO优化

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

交通标志分类是自动驾驶汽车感知道路环境信息的关键技术[1] [2], 是计算机技术与图像处理技术的融合。随着自动驾驶辅助技术的应用, 交通标志分类方法的研究得到国内外学者广泛关注。目前, 对交通标志分类研究已经取得一些成果, 主要采用的方法有以下几种方法: 模板匹配法, 卷积神经网络分类方法[3] [4] [5], 特征提取和机器学习结合的分类方法[6]等。模板匹配法主要是利用图像相匹配寻找相似度进行分类, 分类准确率较高, 但该算法需要存储的样本图像较多, 计算量大, 且不能保证实时性要求。文献[4]采用基于聚类的卷积神经网络分类方法, 其能分类分辨率低、运动模糊、光照强度等不同条件下的图像, 且准确率高, 但需要大量的训练样本, 需设置网络层数、迭代次数, 且训练网络模型的时间较长, 也不能保证实时性。基于图像特征结合分类器的机器学习法在实时应用场景[7]中成为一种较为可靠的方法。文献[6]采用 Gabor 特征提取和 SVM 交通标志识别方法, 其识别准确率较好, 但识别时间提升空间较大。HOG 和支持向量机分类算法[8] [9]能在一定程度上可以满足分类准确性要求, 但不能很好满足算法实时性要求。为此本文提出基于两特征融合[10]与 PSO 优化支持向量机(support vector machine, SVM)分类器参数的交通标志分类方法。

2. 交通标志特征提取

本文采用的特征提取算法是基于 PHOG 和 Gist 的并行特征融合方法。并对特征进行降维后进行 PSO 算法优化和 SVM 分类。

2.1. PHOG 特征提取

PHOG 特征[5]在 HOG 的基础上加入空间金字塔划分从而引入空间信息, 能够对图像的全局结构特征进行描述。特征提取过程如下: 1) 对交通标识的边缘进行提取, Canny 边缘检测可以提取交通标识图像的轮廓, 并且剔除多余信息, 保留边缘信息; 2) 将图像进行金字塔分层(L 层), 分 N 个梯度方向, 并形成每个层级的特征向量; 3) 最后每层 HOG 特征的合并得到 PHOG 特征。对于 PHOG 特征随着层数的增加, 分类所用的时间就越长, 交通标识图特征描述得越详细。综合考虑, 选取 $L = 1$, 并且 $N = 30$, 特征维数为 $30 \times (1 + 4) = 150$ 。

2.2. Gist 特征提取

图像的 Gist 特征提取是将图像与不同方向、尺度的 Gabor 滤波器组进行滤波, 并将滤波后数据分为

网格，取每个网格的平均值，最后将均值级联成 Gist 特征。例如，一幅图像用 n 个滤波器对图像进行卷积滤波，其中， n 等于滤波器尺度和方向数的乘积，可得到 n 幅滤波后的图像。将每幅滤波后的图像划分为 4×4 的网格，可以得到 4×4 均值特征。最后将 n 幅滤波后的图像的均值特征级联为图像的 $4 \times 4 \times n$ 维 Gist 特征。本文将采用 20 个滤波器， 4×4 网格大小，最后得到交通标志图像的全局 Gist 特征维数为 $4 \times 4 \times 20 = 320$ 。

2.3. PHOG、Gist 特征融合

特征融合是指将两个或多个特征向量按照某种规则组合成新的特征量。串行和并行融合策略是最简单有效的特征融合方法。假设两个特征空间 A 和 B 中有两个特征向量 $\alpha \in A$, $\beta \in B$ ，串行特征融合方法就是将 α , β 串成一个特征向量 γ ，其公式为

$$\gamma = \begin{Bmatrix} \alpha \\ \beta \end{Bmatrix} \quad (1)$$

由式(1)可知，若 α 为 n 维， β 为 m 维，则串行的特征量 γ 为 $(m+n)$ 维。并行融合方法将 α , β 两个特征量并成了一个复合量 γ ，其公式为

$$\gamma = \alpha + i\beta \quad (2)$$

其中， i 为虚数单位。当 α 和 β 的特征量维数不一致时，低维的特征量需要补 0，两个特征量才能并行融合的特征量 γ 为 $\max(m, n)$ 维。本文选择 PHOG、Gist 特征并行融合方式，且在融合前将特征值均调整到 $[0, 1]$ 之间。

3. PSO 优化支持向量机分类

PSO 算法是由 Kennedy 等人提出的，其思想是利用群体中的个体信息的共享从而求解整个群体的运动的问题，可以得到问题的最优解。PSO 算法中粒子速度与位置通过迭代进行更新，迭代公式为

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (3)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (4)$$

其中， ω 为惯性权重； c_1 和 c_2 称为加度因子，其值只能取非负常数； r_1 和 r_2 表示位于区间 $[0, 1]$ 上的随机数。

PSO 对 SVM 的优化是为了得到一组误差最小的惩罚函数(c)与核函数(g)，使得优化后的分类器能够取得更好的分类效果。

4. 实验结果及分析

实验使用 Matlab 2016b 工具，所用的计算机 CPU 为 2.50 GHz，内存为 4 GB。数据库中的交通标志样本取自 GTSRB 图像库的一部分，分别是指示标志、禁止标志和警告标志。实验各类样本数量，如表 1 所示。

Table 1. Number of samples

表 1. 各类样本数量

样本类型	训练样本	测试样本
禁止标志	280	70
指示标志	200	50
警告标志	360	90

为了验证本文提出的 Gist + PHOG (并)特征融合算法的有效性,在试验中,将本文算法与[Gist, PHOG] (串)算法进行对比。首先对数据库中的标志图像归一化为 100×100 。然后提取 320 维的 gist 特征和 150 维的 PHOG 特征,最后通过 SVM 训练得到融合特征的分类器。试验中采用 LIBSVM 工具库,训练参数相同,均采用线性核函数、“一对一”训练方式。表 2 给出了采用单一特征算子和本研究融合特征算子进行标志分类的性能比较。由表 2 可以看出,本研究采用 Gist + PHOG (并)融合特征算子在分类准确率上有所提高,比单一的 PHOG 和 Gist 算子分别提高 9.048%、0.952%,比[Gist, PHOG] (串)算法提高了 8.095%。

Table 2. Classification performance of 4 feature extraction algorithms in SVM classifier
表 2. 四种特征提取算法在 SVM 分类器中分类性能

特征提取算法	特征维数	平均分类率准确率	时间
Gist	320	81.905%	34.51 s
PHOG	150	73.809%	22.70 s
[Gist, PHOG] (串)	470	74.762%	57.18 s
Gist + PHOG (并)	320	82.857%	55.90 s

为了提高分类器的效率,本文采用了 PSO 算法优化 SVM 分类器参数。首先通过 PCA 降维,把特征维数从 320 降低到 60;然后分别通过 PSO、GAS 和 GA 优化算法优化 SVM 分类器;最后把降维后的特征向量通过优化好的 SVM 分类器训练测试。其分类性能如表 3 所示,可以看出,本文提出 PSO 优化算法比 GAS、GA 优化算法分别提高了 1.904%、3.809%,其分类准确率有所提高;比未经优化 Gist + PHOG (并)融合特征算法提高了 8.095%,比未经优化的单一的 PHOG 和 Gist 算子分别提高了 17.143%、9.047%,比 [Gist, PHOG] (串)算法提高了 16.19%,其分类准确率有更大的提高。

Table 3. Classification performance of three algorithms after optimizing SVM classifier parameters
表 3. 三种算法在优化 SVM 分类器参数后的分类性能

优化 SVM 方法	平均分类准确率	训练和测试时间	c	g
GSA 优化 Gist + PHOG (并)	89.048%	0.150 s	0.414	0.022
GA 优化 Gist + PHOG (并)	87.143%	0.150 s	3.813	0.104
PSO 优化 Gist + PHOG (并)	90.952%	0.136 s	2.216	0.010

5. 结论

本文提出了并行特征融合的 PSO 优化 SVM 分类器的交通标志分类算法,该方法并行融合 Gist 和 PHOG 两特征向量,通过降维后进行 PSO 优化 SVM 参数的分类。实验结果表明本文算法的准确性能更好,且具有较好的实时性。

基金项目

感谢辽宁省自然科学基金为该项目(2019-zd-0108)提供资金资助。

参考文献

- [1] 韦玉梅. 基于无人车辅助系统的交通标志检测与识别研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海师范大学, 2019.
- [2] 刘萌雅, 张丽艳, 费继友. 基于视觉的道路信息识别技术研究[J]. 大连交通大学学报, 2016, 37(3): 103-106+111.
- [3] 狄岚, 何锐波, 梁久祯. 基于可能性聚类和卷积神经网络的道路交通标识识别算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2019, 55(2): 238-250.

-
- [4] 马永杰, 李雪燕, 宋晓凤. 基于改进深度卷积神经网络的交通标志识别[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 250-257.
- [5] 钟玲, 于雅洁, 张志佳, 靳永超. 交通标志识别算法的对比与分析[J]. 软件工程, 2016, 19(1): 28-31.
- [6] 张传伟, 崔万豪. 基于 Gabor 特征提取和 SVM 交通标志识别方法研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(17): 136-140.
- [7] Farhat, W., Faiedh, H., Souani, C. and Besbes, K. (2019) Real-Time Embedded System for Traffic Sign Recognition Based on ZedBoard. *Journal of Real-Time Image Processing*, **16**, 1813-1823.
<https://doi.org/10.1007/s11554-017-0689-0>
- [8] 刘静, 郭建, 贺遵亮. 基于 Gist 和 PHOG 特征的场景分类[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 232-235+240.
- [9] 张丽艳, 张伟, 龙美芳. 一种基于 PHOG 特征的 SVM 的交通标志识别方法[J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(27): 230-231.
- [10] 揭伟, 李为相, 李为. 基于多特征融合的交通标识实时分类与识别[J]. 现代电子技术, 2019, 42(11): 50-53+58.