

DOI:10.16652/j.issn.1004-373x.2018.17.030

基于 Gabor 特征提取和 SVM 交通标志识别方法研究

张传伟, 崔万豪

(西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 交通标志识别是智能车辆基于视觉传感感知道路信息的关键技术, 针对传统识别技术不能满足实时性和准确性的要求, 采用一种基于 Gabor 特征提取和支持向量机(SVM)交通标志识别方法。首先选定交通标志图像进行灰度化、图像增强处理, 采用 Gabor 滤波技术进行特征提取, 针对大量的特征信息采用主成分分析(PCA)降维, 并用支持向量机分类识别。最后在 Matlab 平台上进行实验, 验证该方法的识别率和识别时间。实验结果表明, 该方法较传统方法识别精度高, 实时性好。

关键词: 交通标志识别; 图像灰度化; 图像增强; Gabor 特征提取; 主成分分析; 支持向量机

中图分类号: TN911.73-34

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2018)17-0136-05

Research on traffic sign recognition based on Gabor feature extraction and SVM

ZHANG Chuanwei, CUI Wanhao

(College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The traffic sign recognition is the key technology based on vision sensing of intelligent vehicle to sense the road information. Since the traditional identification technology can't satisfy the requirements of real-time performance and accuracy, a traffic sign recognition method based on Gabor feature extraction and support vector machine (SVM) is proposed. The traffic sign image is selected for graying and image enhancement. The Gabor filtering technology is used to extract the feature of the image. The principal component analysis (PCA) is used to reduce the dimensions of the massive feature information, and the SVM is used to classify and recognize the traffic signs. The experiments are carried out with Matlab platform to verify the recognition rate and recognition time of this method. The experiment results show this method has higher recognition accuracy and better real-time performance than the traditional methods.

Keywords: traffic sign recognition; image graying; image enhancement; Gabor feature extraction; principal component analysis; support vector machine

0 引言

交通标志识别是智能车辆道路环境信息感知的关键技术^[1-2], 它涉及静态和动态的交通标志识别, 且包含图像采集、图像预处理、图像特征提取、分类识别等关键技术。随着智能车辆技术的发展, 基于视觉传感的交通标志识别技术越来越受到国内外学者的追捧^[3]。

目前, 国内外学者对交通标志识别研究已经取得一些成果, 主要采用的方法有以下几种: 采用模板匹配交通标志识别方法^[4-5], 用两幅图相匹配寻找相似度进行识别, 识别准确率高, 但两幅图像必须尺寸大小相同, 且需要存储的样本图像较多, 计算量大, 不能保证实时性

要求; BP 神经网络识别方法^[6]具有好的容错性及学习能力, 但需要人为确定网络节点数初始权值和阈值、迭代次数, 易造成过学习; 卷积神经网络的识别算法^[7-8]能识别旋转、不同光照条件下的图像, 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, 不能保证实时性; HOG 和支持向量机识别算法^[9]能提高交通标志识别准确性, 但实时性有待提升。

本文提出基于 Gabor 特征的 PCA-SVM 交通标志识别方法, 该方法首先采用 Gabor 滤波器提取交通标志图像特征向量, Gabor 小波对图像的边缘敏感, 对不同光照条件下的图像有好的适应性, 采用 PCA 降维把高维特征向量投影到低维子空间中, 降低矩阵维度, 用支持向量机分类识别。通过不同识别算法的对比试验, 有效地验证本文算法的实时性和准确率。

1 系统的整体框架

根据交通标志颜色和形状特征, 以及每张图像所包

收稿日期: 2017-12-06

修回日期: 2018-02-02

基金项目: 陕西省自然科学基金(2012JM7021)

Project Supported by Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2012JM7021)

含的标志字符,首先对样本图像进行图像预处理,消除外界环节因素及拍摄角度距离的影响;对预处理的图像归一化操作,统一图像尺寸大小,方便特征提取和分类识别;利用Gabor特征提取有效地提取交通标志信息;采用主成分分析法(PCA)降维,生成的特征向量用支持向量机分类和识别。系统流程如图1所示。

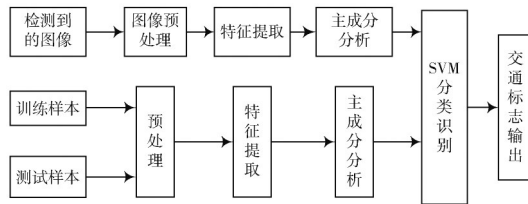


图1 系统的整体流程图

Fig. 1 Flow chart of the overall system

2 交通标志识别

2.1 图像预处理

2.1.1 图像灰度化

真彩色图像灰度化处理能够有效减少外界环境的影响,也利用了交通标志的颜色特殊性,通过灰度化处理使图像维度降低,方便了特征提取,其主要是针对R、G、B三颜色通道各分量进行加权平均^[10]得到最终的灰度值。其加权法公式为:

$$\text{Gray} = 0.11B + 0.59G + 0.3R \quad (1)$$

2.1.2 图像增强

采用直方图均衡化^[11]进行图像增强,改变灰度图像的像素为均匀分布,使图像细节更为清晰,达到改善图像对比度的目的。

2.1.3 尺寸归一化

采集的交通标志图片易受拍摄角度、拍摄距离等因素影响,造成尺寸大小不一,严重影响了特征提取和分类识别。采用双线性插补运算把交通标志图像大小统一调到36×36,再进行特征提取和分类识别。

2.2 特征提取

2.2.1 Gabor变换

Gabor变换在图像处理、模式识别领域有广泛应用,在特征提取方面特别是局部空间和频率域信息过程中都具有良好的特性。Gabor小波^[12]对图像的边缘敏感,因此能提供良好的方向选择和尺度选择特性,另外对光照变化不敏感,对光照变化有好的适应性。在空域,二维Gabor滤波器是一个带通滤波器,其脉冲响应函数为:

$$g(x, y, f, \theta) =$$

$$\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{k_1^2}{2\sigma_x^2} - \frac{k_2^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(i(f_x x + f_y y)) \quad (2)$$

$$k_1 = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad k_2 = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

式中: σ_x, σ_y 分别是 x 和 y 方向上的标准差; $f_x = f \cdot \cos \theta$, $f_y = f \cdot \sin \theta$ 代表空间上的频率; f 是带宽的中心频率; θ 是空域方向。当 $\sigma_x = \sigma_y$ 时,公式(2)为:

$$g(x, y, f, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \exp(i(f_x x + f_y y)) \quad (4)$$

式中 θ 在 $[0, \pi]$ 范围内取值。

2.2.2 Gabor小波特征提取

根据Gabor小波变换原理对训练和测试样本交通标志图像进行特征提取,需要提取的特征图片 $I(x, y) \in \mathbf{R}^{w \times h}$ (其中 w, h 依次表示图像像素的宽和高),将图像5尺度8方向的Gabor滤波器进行卷积,得到图像的Gabor特征图谱,根据实验用幅值作为Gabor特征向量。则:

$$H(x, y) = I(x, y) * g(x, y, f, \theta) \quad (5)$$

式中 $H(x, y)$ 表示卷积后的特征图。将幅值图谱划分为4×4个互有重叠的区域块,把采样出来的区域块的幅值通过加权后的平均值作为该区域块输出的特征向量,并把区域块幅值串联起来,作为Gabor滤波器的输出向量。

2.3 主成分分析

PCA(Principal Components Analysis,主成分分析)^[13],核心思想是从交通标志图像大量的数据中提取出有效的数据信息,减少计算量,加快识别的速度,保证实时性要求。其实质是能尽可能好地代表原特征的情况下,将原特征进行线性变换,映射至低维空间中。其方法主要是求解协方差矩阵的特征向量与特征值,在生成的新坐标系下,求样本的一个最大线性无关组的特征值对应的空间坐标即可,保留主要成分,去除次要成分,以此降低数据维度,可用较少的数据拟合原数据。假设有 N 个样本: $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$,每个样本维度为 d 维, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \in \mathbf{R}^d, i = 1, 2, \dots, N$,将每个样本作为行向量,组成 $N \times d$ 矩阵 E 。

1) 样本中心化

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (6)$$

$$E = X_i - \bar{X} \quad (7)$$

式中: \bar{X} 表示每个样本图像行向量的平均值; X_i 表示样本图像的维度值。

2) 协方差计算

在特征图像中计算不同维度的协方差 C ,并且以列为单个元素,且满足 $C \in \mathbf{R}^{d \times d}$:

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (8)$$

其中根据协方差矩阵 C 的各个特征值 λ_i 和特征向量 \mathbf{v}_i , 并将其正交归一化得到 \mathbf{v}_i , 将 λ_i 从大到小排列, 并根据 λ_i 的序列调整 \mathbf{v}_i 的顺序。

3) 构建模式矢量

选取前 K 列, $K < d$, 使得前 K 列特征向量占到总信息量的 90%, 取前 K 个特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K$, 对应特征向量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K$ 。前 K 列向量组成了降维矩阵 $U = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K\}$, 特征映射 $Y = S \cdot U, Y \in \mathbb{R}^{N \times K}$ 。

2.4 SVM 分类

SVM 根据统计学习提出新的机器学习方法, 它是以结构风险最小化原则为基础, 通过选定一定的判别函数使机器学习的风险达到最小, 保证选定训练样本和测试样本得到最小误差的分类器, 寻找输入变量和输出变量的关系的一种近似估计, 以较高的准确率预测输出变量的结果^[14-15]。

输入样本的特征向量在 SVM 特征空间通过最优分类超平面, 以结构风险最小化为原则, 使不同类样本在特征空间间距最大, 误差最小, 其训练流程如图 2 所示。

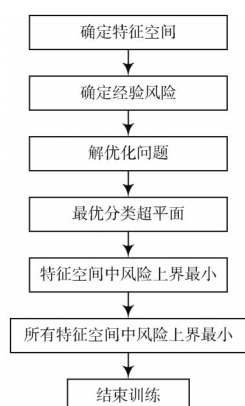


图 2 SVM 分类器的训练流程图

Fig. 2 Flow chart of SVM classifier training

进行交通标志样本图像分类, 设选定样本训练集为:

$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l$, 其中 $\mathbf{x}_i \in X = \mathbb{R}^n$, \mathbf{x}_i 为特征向量, $y_i \in Y = \{-1, 1\}$ ($i = 1, 2, \dots, l$) 表示图像的属性标签, 只有属于和不属于两种样本类别, 样本图像在特征空间, 通过间隔最大化的判别公式为:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b > 0, y_i = 1 \quad (9)$$

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b < 0, y_i = -1 \quad (10)$$

式中: \mathbf{w} 表示法向量; b 表示截距。根据以上公式及支持向量机在特征空间的特点得出其线性分类函数公式如下:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) \quad (11)$$

通过最佳超平面找到最大几何分类间隙, 其计算公

式如下:

$$\text{margin} = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (12)$$

由最大间隙计算公式可知, \mathbf{w} 代表输入样本的特征法向量, 则最优分类超平面如图 3 所示。

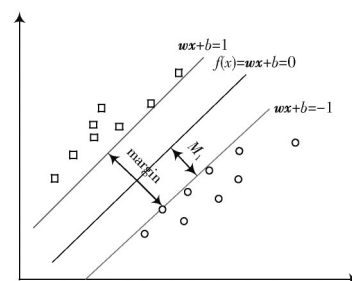


图 3 最优分类超平面示意图

Fig. 3 Schematic diagram of optimal classification hyperplane

由图 3 可知, 通过线性分类函数及 M_1 和 margin 在空间的间隔确定超平面的分类间距, 超平面间距大小影响支持向量机进行分类识别误差分类次数, 其误差率计算公式为:

$$\eta \leq \left(\frac{2R}{\delta}\right)^2 \quad (13)$$

式中: δ 表示 M_1 和 margin 在超平面取最小值, 代表样本数据集的坐标点在超平面间距最小化; $R = \max \|\mathbf{x}_i\|$, 代表在分类空间样本坐标点最远而分类间隔最大化。

为了方便处理及分析, 引入拉格朗日乘数:

$$L(\mathbf{w}, b, a) = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1] \quad (14)$$

式中 a_i 为拉格朗日系数, $i = 0, 1, 2, \dots, n$ 。

根据以上公式可以得出 X 的分类公式:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i a_i (\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b\right) \quad (15)$$

3 实验及结果分析

3.1 实验环境

实验采用 GTSRB 标志库的交通标志图片, 共选定 43 类 3 500 幅图片, 将样本图像灰度化, 直方图均衡化增强处理, 并进行归一化。通过大量的实验表明, 标志图像取 36×36 像素效果很好, 将样本集中的 2 500 幅交通标志图像作为训练集, 用 SVM 分类器训练它的模型, 采用 1 000 幅交通标志图像作为测试集, 测试 SVM 分类器的识别率, 原灰度图像采用直方图均衡化处理如图 4 所示。

3.2 系统主界面

交通标志识别系统的主界面是基于 Matlab 编译下的 GUI 界面, 主要包含输入的原图像、提取检测的图像

和根据训练好的 SVM 分类器进行识别的图像。通过输入不同天气条件下不同颜色、形状的交通标志图像进行实验研究,其实验结果如图 5,图 6 所示。

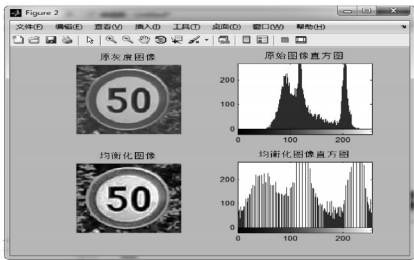


图 4 原灰度图像直方图均衡化
Fig. 4 Histogram equalization of the original gray image



图 5 红色禁止交通标志识别
Fig. 5 Recognition of red prohibited traffic sign



图 6 蓝色指示交通标志识别
Fig. 6 Recognition of blue indicates traffic sign

由图 5 和图 6 的实验可知,输入不同光照强度的红色禁止和蓝色指示交通标志,通过检测提取标志区域,用该算法能准确识别检测出标志并且在保证实时性的前提下,准确率较高。

3.3 算法对比及分析

将本文提出的算法与文献中的算法做对比,检验算法的性能。文献[6]提出 HOG+SVM 识别算法,文献[4]提出 BP 神经网络的识别算法,分别基于 Matlab 平台实验仿真验证其实验结果。各种算法的结果如表 1 所示。

综合对比分析可知,在相同样本集的测试下,本文算法对训练数据和测试数据分别进行了主成分分析 (PCA)降维处理,简化了模型的复杂度,从而有效缩减了识别时间,同时提高了识别准确率。

表 1 不同方法对比 (1 000 幅测试图像共 43 类)
Table 1 Comparison of different methods
(a total of 1 000 test images in 43 categories)

使用方法	识别率 /%	识别时间 /min
HOG+SVM	90.12	7
BP 神经网络	89.02	8
本文算法	92.03	4.5

4 结 论

本文提出一种基于 Gabor 和 SVM 的交通标志识别方法,一方面针对不同环境条件下的交通标志图像采用灰度化、图像增强、归一化处理;另一方面为克服外界干扰,有效地提取交通标志的轮廓特征,采用 Gabor 特征提取方法;为提高识别的实时性采用主成份分析法提取特征向量的关键信息,同时减小特征向量的维度,极大地缩减计算量,有效提高了识别速率;最后对样本图像采用 SVM 分类器分类识别,建立训练模型,输入检测后的图像进行识别。识别率明显高于 HOG 和 SVM 的交通标志识别方法。综合分析可知,该方法具有实时性好、准确率高的优势。因此,本文方法在今后还有很大的研究价值。

参 考 文 献

[1] MOGELMOSE A, TRIVEDI M M, MOESLUND T B. Vision-based traffic signs detection and analysis for intelligent driver assistance systems: perspectives and survey [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2012, 13(4): 1484-1497.

[2] 宋超,陈伟华.一种基于机器视觉的交通标识符自动识别方法[J].襄樊职业技术学院学报,2011,10(2):25-28.
SONG Chao, CHEN Weihua. An automatic identification method of traffic identifier based on machine vision [J]. Journal of Xiangfan Vocational and Technical College, 2011, 10(2): 25-28.

[3] 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,2015,37(1):102-111.
SONG Wenjie, FU Mengyin, YANG Yi. An efficient traffic sign recognition method for driverless vehicles [J]. Robot, 2015, 37(1): 102-111.

[4] 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):20-22.
HAO Bowen, LIANG Yufeng, LI Wenqiang, et al. Traffic sign detection methods based on color space and template matching [J]. Intelligent computer and application, 2016, 6(4): 20-22.

[5] 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 Chungui, ZHU Shiping, WANG Haijun, et al. Identification methods of speed limiting markers based on improved template matching [J]. Journal of Southwest University (nature science), 2013, 35(4): 167-172.
- [6] 杨斐,王坤明,马欣,等.应用BP神经网络分类器识别交通标志[J].计算机工程,2003,29(10):120-121.
- YANG Fei, WANG Kunming, MA Xin, et al. Identification of traffic signs using BP neural network classifier [J]. Computer engineering, 2003, 29(10): 120-121.
- [7] KUMARSAHA S, CHAKRABORTY D, ALAMIN B. Neural network based sign recognition [J]. International journal of computer applications, 2013, 50(10): 35-41.
- [8] CIRESAN D, MEIER U, MASCI J, et al. Multicolumn deep neural network for traffic sign classification [J]. Neural networks, 2012, 32(2): 333-338.
- [9] 王雁,穆春阳,马行.基于颜色标准化模型和HOG特征的交通标志检测[J].软件导刊,2015,14(3):142-144.
- WANG Yan, MU Chunyang, MA Xing. Traffic sign detection based on color standardization model and HOG feature [J]. Software guide, 2015, 14(3): 142-144.
- [10] SONG M L, TAO D P, CHEN C, et al. Color to gray: visual cue preservation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 32(9): 1537-1552.
- [11] GONZALEZ R C. Digital image processing [M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006.
- [12] LIN Kezheng, XU Ying, ZHONG Yuan. Using 2DGabor values and kernel fisher discriminant analysis for face recognition [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Information Science and Engineering. Hangzhou, China: IEEE, 2010: 7624-7627.
- [13] WANG Xiaojie. Modular PCA based on within-class median for face recognition [C]// Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. Chengdu, China: IEEE, 2010: 52-56.
- [14] 何耀平,徐丽珍.自然场景下交通标志的自动识别算法[J].微计算机信息,2010,26(4):161-163.
- HE Yaoping, XU Lizhen. Automatic recognition algorithm of traffic signs in natural scenes [J]. Microcomputer information, 2010, 26(4): 161-163.
- [15] 陈兴,贾银山.基于支持向量机的交通标志识别方法研究[J].科学技术与工程,2011,11(8):1751-1754.
- CHEN Xing, JIA Yinshan. Research on traffic sign recognition methods based on support vector machines [J]. Science, technology and engineering, 2011, 11(8): 1751-1754.

作者简介:张传伟(1974—),男,博士,教授,研究方向为图像处理、计算机可视化等。

崔万豪(1989—),男,硕士研究生,研究方向为图像处理与模式识别。

(上接第135页)

- [8] ROPP M E, BEGOVIC M, ROHATGI A, et al. Determining the relative effectiveness of islanding detection methods using phase criteria and nondetection zones [J]. IEEE transactions on energy conversion, 2000, 15(3): 290-296.
- [9] 邓燕妮,桂卫华.一种低畸变的主动移频式孤岛检测算法[J].电工技术学报,2009,24(4):219-223.
- DENG Yanni, GUI Weihua. An improved active frequency-drift method for islanding detection with low harmonics distortion [J]. Transactions of China electrotechnical society, 2009, 24(4): 219-223.
- [10] 张瑞叶.分布式并网光伏发电系统的孤岛检测技术[D].石家庄:河北师范大学,2014.
- ZHANG Ruiye. Islanding detection techniques on grid-connected distributed photovoltaic power generation system [D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2014.
- [11] YAFAOUI A, WU B, KOURO S. Improved active frequency drift anti-islanding method with lower total harmonic distortion [C]// 2010 IEEE Conference on Industrial Electronics Society. Glendale: IEEE, 2010: 3216-3221.
- [12] 刘芙蓉,康勇,王辉,等.主动移相式孤岛检测的一种改进的算法[J].电工技术学报,2010,25(3):172-176.
- LIU Furong, KANG Yong, WANG Hui, et al. An improved active phase-shift method for islanding detection [J]. Transactions of China electrotechnical society, 2010, 25(3): 172-176.
- [13] JUNG Y, CHOI J, YU B, et al. A novel active frequency drift method of islanding prevention for the grid-connected photovoltaic inverter [C]// 2005 IEEE Power Electronics Specialists Conference. Recife: IEEE, 2005: 1915-1921.
- [14] IEEE Society. 929-2000: IEEE recommended practice for utility interface of photovoltaic (PV) systems [S]. US: IEEE Society, 2000.

作者简介:乔家振(1991—),男,山东菏泽人,硕士研究生,研究方向为分布式光伏发电并网技术。

杨淑连(1963—),男,山东潍坊人,教授,硕士生导师,研究方向为太阳能光伏发电、光纤传感等。

李田泽(1963—),男,山东潍坊人,教授,硕士生导师,研究方向为太阳能光伏发电系统。