基于多特征融合的道路交通标志检测

朱国康 王运锋 (四川大学计算机学院,成都,610065)

摘 要:在道路交通标志的检测中,针对自然实景情况中拍摄到的图像存在的交通标志大小和位置不确定等困难问题,本文提出一种基于实景图像的多特征融合的道路交通标志检测方法。论文把样本分为了训练和测试样本,首先对训练样本图像进行盲复原处理;其次对复原处理后的图像进行自适应性的形状区域裁剪,提取裁剪区域图像的颜色、纹理和形状特征;再次分别对颜色、纹理和形状特征进行 SVM 分类检测,从而获得颜色、纹理和形状三个分类模型;最后对模型的权值进行自适应性计算,得到加权的特征融合模型。通过测试样本对模型的检测,结果表明特征融合识别方法有很高的准确度,另外对比实验得到的数据显示融合模型提高了道路交通检测的准确度和鲁棒性。

关键词: 道路交通标志检测; 多特征融合; 支持向量机; 图像复原

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1003-0530(2011)10-1616-05

Based on the fusion of features traffic sign detecting

ZHU Guo-kang WANG Yun-feng
(College of Computer Science, SiChuan University, ChenDu, 610065)

Abstract: In the detection of road traffic signs, this study proposes a road traffic signs feature detection methods based on many featured fusion in image, which carefully analysis the characteristics and problems of road traffic signs, for example, images in real traffic road traffic signs detecting are always distorted and the size of signs as well as position is uncertain. The samples of study are divided into training samples and testing samples. Firstly, the study make a blind restoration process with the images of training sample, Secondly, we cut the recovered images according to their own color, texture and shape features. Thirdly, color, texture and shape features are respectively detected with SVM classification, so we can get these classification models respectively. At last, the study get a weighted feature fusion model which the weighted value of color, texture and shape features for the adaptive weighted feature fusion model. After the model is tested by these test samples, the results show that the feature fusion recognition method has a very high accuracy. In addition, the contrast data of the comparative experiments show that fused features can effectively improve the accuracy and robustness of traffic detecting.

Key words: Traffic sign detecting; Feature fused; Support Vector Machine; Image restoration

1 引言

道路交通标志识别(Traffic Sign Recognition)是智能交通系统研究中的重要组成部分,其具有辅助车辆驾驶员,规范交通行驶,减少交通事故等作用。早在八十年代,研究人员就开始对道路交通标志识别的研究,但受限于研究方法,效果相对不佳。随着道路交通对生活的影响日益加大和智能识别分类方法的改进,对实时道路交通标志识别再次出现了研究热潮。

目前,对道路交通标志检测识别的研究较多,常见

的方法如文献[1]提出基于颜色和标志边缘特征,在处理禁令标志有较好效果,但是处理其他类型的交通标志效果较差,没有使用智能分类算法和只提取了图像颜色特征造成识别效果不佳;文献[2]提出基于形状和颜色信息,采用了 SVM 分类的效果较好,但是其存在未对原始图像处理和分层识别模型复杂等问题;文献[3]中作者定位解决复杂环境中的道路交通标志识别,提出采用图像的颜色和形状特征,通过神经网络建模分类处理。总体说来,目前的研究多未能够较好的处理以下问题:① 自然光照环境的复杂性造成的采集图

像的颜色失真;②运动车载相机的晃荡或者拍摄角度偏差造成的采集的图像的形状失真;③单实景图像中的多个交通标志;④交通标志被遮挡或污染。另外文献多只提取图像的一类特征或两类特征,其对实景图像的高质量依赖性较强,同时使得分类模型鲁棒性差。因此,本文主要基于这些难点人手,提出了一种基于颜色、纹理和形状的多特征融合的交通标志检测的方法。其模型主要思想是通过提取颜色、纹理和形状三种特征进行自适应性的加权融合,三种特征更全面的获得交通标志图像的特征信息,并且加入权值进行调整,可以针对不同类型的图像进行训练,得到鲁棒性强的分类模型。另外,在识别分类方法上,由于支持向量机(SVM)能更好的处理高维的特征向量。

为了更好的处理道路交通标志采集过程中引入的噪声,文章中采用图像的盲复原方法对有抖动的图像进行复原处理,然后对于处理后的图像先进行自适应性的形状分割,再提取分割后的区域颜色、纹理和形状特征值,最后对区域图像的三个特征进行融合和 SVM 的分类,最后计算出分类模型。本文具体的结构流程如图:

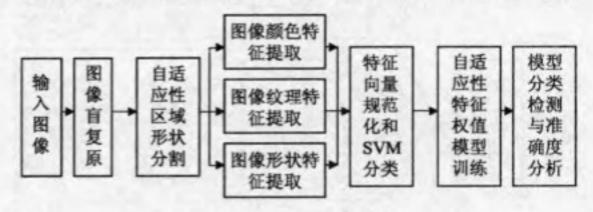


图 1 实验结构流程图

Fig. 1 Experimental Structure Flow Chart

2 道路交通标志图图片预处理

2.1 图像的盲复原处理

由于实景图像采集和传送过程中都易受到噪声的干扰,因此,为了最大程度的恢复成原始图像,采用图像复原技术对图像进行处理。目前,对图像复原方法的研究较多,文献[4]中介绍了图像复原的基本理论,目前主要方法有维纳滤波、约束最小二乘滤波复原模型和 Lucy-Richardson 滤波复原等方法。多数图像复原方法根据噪声信号的来源确定模型的,但本实验的图像噪声来源复杂,不能准确的确定滤波模型,因此选择图像盲复原方法恢复图像。

随着盲复原的理论不断发展,出现了许多的图像 处理变换算法模型,在本文中,选择 Davey 和 Lane 提出 的变换式^[4],公式如下:

$$H_{i}(u,v) = \frac{G(u,v)F_{(i-1)}(u,v)}{\left|F_{(i-1)}(u,v)\right|^{2} + \alpha/\left|F_{(i-1)}(u,v)\right|^{2}}$$
(1)

$$F_{i}(u,v) = \frac{G(u,v)H_{(i-1)}(u,v)}{\left|H_{(i-1)}(u,v)\right|^{2} + \beta/\left|H_{(i-1)}(u,v)\right|^{2}}$$
(2)

性能指标为:

$$\min_{f,h} M(f,h) = \min\left(\frac{1}{2} \| h * f - g \|^2 + \alpha \int_{\omega} |\nabla f| \, dx dy | + \beta \int_{\omega} |\nabla h| \, dx dy | \right)$$

$$(3)$$

其中, ω 为图像范围, α 和 β 是正参数,主要是调节f和h的规范性。在满足性能指标最小化时计算出原始图像的f(x,y)。

2.2 感兴趣区域的预分割处理

实时采集到的图像尺寸较大,并且从采集的样本分析,部分图像样本中一张图像中会出现多个交通标志,为 了有效地提取出每个交通标志进行合理的分析判断。 因此,在实验中分割出单图像中的多个交通标志。

对图像区域分割的研究方法很多,比如并行区域分割,串行边界分割。为了能够快速的分割出感兴趣区域,按如下流程提取图像的边缘特征。

步骤一:输入图像,首先对图像进行灰度化处理, 然后结合我国交通标志的颜色特征阈值^[3],对灰度图 像进行二值化处理,得到二值化图像;

步骤二:采用 Canny 算子对二值化图像对其进行 边缘区域检测得到边缘图像;

步骤三:依据道路交通标志的形状特征对边缘化 图像进行感兴趣区域位置定位,然后依据区域对原始 图像进行固定分割裁剪;

步骤四:输出满足要求的所有可能区域图像;

按照前面给出的分割流程,以下为其中一组样本进行预分割效果:

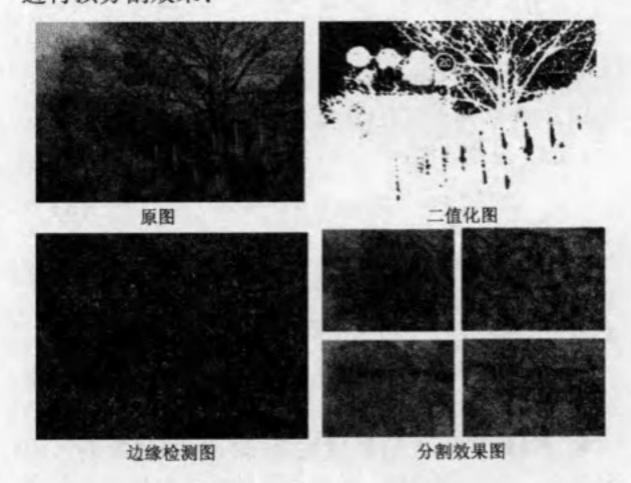


图 2 交通标志图分割效果图 Fig. 2 Traffic Signs Segmentation Effect Chart

3 分割区域的特征值提取与融合

3.1 区域基本特征提取

对于图像的颜色特征,目前多数研究采用基于

HSV 颜色空间的直方图,文献[5]介绍了图像的颜色特征提取方法。根据其方法,在本实验中把 H 非均匀量化为 8 份,S 非均匀量化为 2 份,V 量化为 1 份。因此,计算得到 19 维的颜色特征向量空间。

纹理是图像的重要特征,目前,基于 Gabor 小波特征变换^[6]提取特征值方法已经被认为是频率域和空间域联合分析的最佳描述。依据 Gabor 方法,本实验提取图像的方向总数 k 为 6 和尺度因子 a^{-m} 为 5 的模式,得到了 60 维的特征向量 $X = [\mu_{00}\delta_{00}...\mu_{54}\delta_{54}]$ 。

对于图像的形状特征,目前经典的提取方法是基于 HU 的不变矩方法,Hu M. K. 在 1961 年利用代数不变矩理论构造出 7 个不变矩(简称 Hu 矩),文献[7] [8][9]其进行了研究。本实验根据文献[5]给定的方法提取图像的形状特征为 $\phi_1,\phi_2,...,\phi_7$ 。

通过提取每张图像三种特征值向量,最后图像集合中的每张图像都有86维特征向量。文献[5]证实三种特征向量对图像的描述会存在一定重复,因此文章提出自适应性分类模型。

3.2 自适应性加权值的多特征的融合

3.2.1 特征向量归一化处理

从 3.1 中提取到得颜色、纹理和特征向量值都处于 不一样的值空间,为了避免这种不同特征之间悬殊的 数值对分类结果造成影响,采用如下方法对所提取的 特征进行特征标准化:

(1) 标准差变换:

$$x_{ik}^{"} = \frac{x_{ik}^{'} - x_{k}^{'}}{H}, \quad \sharp + x_{k}^{"} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{ik}^{'}, \quad s_{k}^{2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(x_{ik}^{'} - x_{k}^{'} \right)^{2}$$
(4)

经过变换后,变量的均值为 0,标准差为 1 消除量纲的 影响,但不一定保证在[0,1]区间内。

(2) 极差转换:

$$x_{ik} = \frac{x_{ik} - x_{k\min}^{"}}{x_{k\max} - x_{k\min}^{"}} \quad x_{ik} \in [0, 1]$$
 (5)

因此,所有的数据经过极差变换后有效的消除了标准 差变换存在的量纲的影响。

3.2.2 自适应性加权的特征值融合与分类识别

通过前章节对区域图像特征的提取,每个区域图像可以获得86维的特征向量,由于SVM^{[10][11][12]}分类方法在高维向量上的处理优势,因此,本实验都采用SVM的方法处理颜色、纹理和形状特征向量以及融合的特征向量空间,分类检测区域图像。

本节提出一种自适应性加权的多特征融合方法, 其分为权值模型训练和模型分类检测样本。实验样本 空间都是区域分割后获得的图像,为了方便流程阐述, 把样本空间分为训练样本 X 和 Y,测试样本 Z。

权值模型的训练的主要算法流程为:① 提取 X 样

本的颜色、纹理和形状三种特征向量;②采用 LibSVM 分别单独训练样本中的三种特征向量,得到三种分类模型,即颜色分类模型(Color)、纹理分类模型(Texture)和形状分类模型(Sharp);③初始化颜色特征权值(Cweight)、纹理特征权值(Tweight)和形状特征权值(Sweight);④然后提取 Y 样本的颜色、纹理和形状特征向量;⑤分别采用步骤 3 中三种分类模型检测 Y 样本的三种特征向量;识别正确的样本,相应特征的权值就自增 1,直到所有的样本 Y 检测完毕;⑥ 权值归一化处理;⑦ 计算出融合特征分类模型函数,

 $M = Color \times Cweight + Texture \times Tweight + Sharp \times Sweight$

权值模型测试流程:① 提取 Z 样本的颜色、纹理和形状三种特征向量;② 把特征向量分别代入分类模型 M 中进行识别检测;③ 每个样本的 M 值大于 0.5 为正样本,小于 0.5 为负样本;④ 统计全部样本 Z 的识别准确度。

本节算法采用的以下给出权值模型训练和检测流 程图:

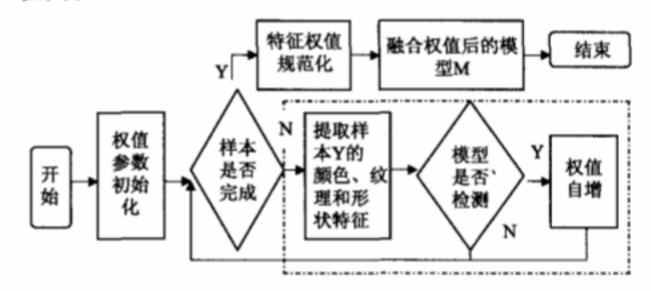


图 3 权值模型 M 训练流程图

Fig. 3 Weights model's training flow chart

说明:① 流程图介绍的步骤 1 和步骤 2 为单特征模型训练,不在权值训练图给出;② 虚线部分为颜色、纹理和形状特征向量都单独进行各自的模型检测,权值分别相应自增。

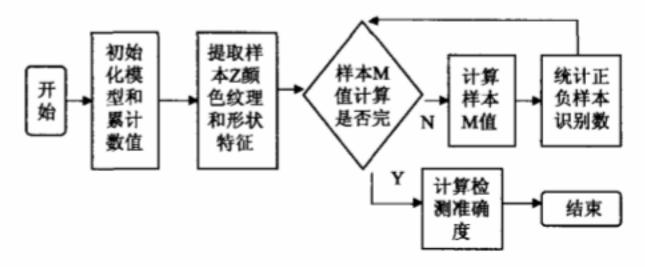


图 4 权值模型 M 的分类流程

Fig. 4 Weights model's classify flow chart

4 实验与评价

在本论文实验中,图像样本空间的采集尽量的考虑了不同天气,不同角度,不同光线,以及车身抖动因素,共采集了实景样本图像 500 张,包含正负样本,包含一张样本图像含有多个道路标志。为了更好的进行

模拟实验,对样本空间进行如下分类,带道路交通标志训练样本,即正训练样本 200 张;不带交通标志的训练样本,即负训练样本 220 张;另外再对训练的正负样本都对等分成 X 和 Y 两份,剩下的 80 张测试样本为 Z,用来检验模型 M 的准确性。实验环境采用 Matlab 结合 LibSVM^[12]构建分类器的基础,以及仿真模拟实验。

实景采集到的图像大小为2048*1536,经过盲复原和预分割处理后,为了裁剪出图像中的每一个可能性区域,规范裁剪大小300*300的识别区域图像进行后期检测。对每一张图像进行感兴趣区域进行裁剪,获取到N(N>=0)识别区域。其中80张测试样本被分割出272个识别分类区域,同时提取出每个区域的86维特征向量。

通过对样本进行权值训练和权值模型分类检测流程的处理后,检测后得到正负图像区域,下面给出部分检测区域图像:



图 5 识别出的正样本 Fig. 5 Identify Positive Samples



图 6 识别出的负样本 Fig. 6 Identify Negative Samples

为了更好的说明特征融合的效果,本论文设置了 对照实验组,并且进行实验,具体分析可以参照下面的 数据对比表。

表1 对照实验数据表

Tab. 1 Comparative experiments data tables

	实验组1	实验组2	实验组3	实验组4	实验组5
样本空间 (含测试样本数)	500 张 (80)	500 张 (80)	500 张 (80)	500 张 (80)	500 张 (80)
测试样本数(分割出的区域图像数)	80 张 (272)	80 张 (272)	80 张 (272)	80 张 (272)	80 张 (272)
检测实验方法	图像颜色 特征与 SVM	图像纹理 特征与 SVM	图像形状 特征与 SVM	多向量空间 累加(方法见 说明)与 SVM	多特征融 合与 SVM
测试样本正确检测的区域数	248	251	242	256	264
测试样本正确 检测的准确度	91.2%	92.28%	88.97%	94.11%	97.01%

说明:采用三种特征向量规范化后拼接成的新向量组 N,具体方法如下:假设颜色向量为 Y= $\{y_1,y_2,y_3,...,y_n\}$,纹理向量为 W= $\{w_1,w_2,w_3,...,w_n\}$ 和形状向量为 X= $\{x_1,x_2,x_3,...,x_n\}$,向量空间累加后,得到 N= $\{y_1,y_2,...,y_n,w_1,w_2,...,w_n,x_1,x_2,...,x_n\}$;

从上表可以看出,融合特征后对交通标志识别分 类的准确度有一定的提高。另外本文所提方法的一个 优点在于能够根据训练样本集的区别自动学习和调整 特征的权重值,从而使该方法在训练和识别不同类别 的图像时,在准确度提高的同时也具有较好的鲁棒性。

5 结论

本文提出了一种基于多特征融合的道路交通标志 检测方法,通过提取了分割区域的颜色、纹理和形状特 征向量,然后融合特征向量进行了分类检测模型训练。 另外也采用单个特征进行对比测试实验,最后对比实验的结果,从而可以直观的看出融合特征的效果。另 外通过加入了图像盲复原方法和图像多特征处理,使 得该方法具有很好的抗干扰性和鲁棒性。但是由于融 合了多个特征,需要消耗时间复杂度会大于单个特征 识别的时间,消耗了部分时间复杂度。另外从交通标 志有一百多种,可以进一步细分识别出具体的交通标 志,采用多层 SVM 分类或者神经网络分类方法,实现 具体识别能力。

参考文献

[1] 徐迪红,唐炉亮. 基于颜色和标志边缘特征的交通标志检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008.4

- (4):433:436.
- XU, Dihong, TANG, Luliang. Traffic Sign Detection Based on Color and Boundary Feature [J]. Geomatics Information Science of Wuhan University. 2008. 4(4):433:436. (in Chinese)
- [2] Maldonado-Bascon, Lafuente-Arroyo, Gil-Jimenez, Gomez-Moreno, Lopez-Ferreras. Road-Sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines [J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2007. 8 (2):264-278.
- [3] Fang, Chiung-Yao, Chen, Sei-Wang, Fuh, Chiou-Shann. Road-sign detection and tracking [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2003. 52(5):1329-1341.
- [4] 厉丹,钱建生,王超.图像复原技术的研究[J]. 计算机工程与应用,2010.12(5):174:177.

 LI Dan, QIAN Jian sheng, WANG Chao. Research on technology of image restoration. Computer Engineering and Applications[J]. 2010. 46(25):174-177. (in Chinese)
- [5] 邱兆文,张田文. 一种新的图像颜色特征提取方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报,2004.12(12).1669:1701. QIU Zhaowen, ZHANG TianWen. A New Image Color Feature Extraction Method[J]. JOURNAL OF HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY, 2004.12(12).1669:1701.(in Chinese)
- [6] 宋余庆,刘博,谢军. 基于 Gabor 小波变换的医学图像 纹理特征分类[J]. 计算机工程,2010.6(11):200: 202.
 - SONG Yu-qing, LIU Bo, XIE Jun. Medical Image Texture Features Classification Based on Gabor velet Trans-

- form. Computer Engineering[J],2010.6(11):200:202. (in Chinese)
- [7] Priese I , Lakmann R , Rehrmann V. Ideogram Identification in a Real Time Traffic Sign Recognition System [C]. Intelligent Vehicles Symposium '95 , Detroit. 1995.
- [8] HU M K. Visual Pattern Recognition by Moment In-variants[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1962(8): 179-187.
- [9] CHEN C. Improved Moment Invariants for Shape Discrim Ination[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(5):683-686.
- [10] CHRISTOPHER J. C. BURGES. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery. 1998. (2) 121-167.
- [11] 边肇祺,张学工等. 模式识第二版[D]. 清华大学出版 社,2009.5;296;304.
- [12] Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, LIBSVM: a library for support vector machines, 2001. Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm.

作者简介



朱国康(1986-),男,出生于江西抚州,目前为四川大学计算机学院硕士研究生,研究方向:数字图形图像处理方面。 E-mail:zhuguokang@126.com

王运锋(1975-),男,副研究员,四川大学副教授,研究方向:雷达数据处理;多源数据融合。