

文章编号: 1001-5132 (2007) 03-0281-04

# 基于 BP 网络分类器的交通标志识别

陆晓峰, 朱双东

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

**摘要:** 针对中国全部 3 大类 116 个交通标志, 即禁令标志、指示标志、警告标志, 用 BP 网络实现分类功能. 实验中使用了 3 种测试集, 即加高斯噪声、水平扭曲和日本交通标志实景图, 对 BP 网络的分类性能进行了测试. 实验结果表明: 用 BP 网络实现交通标志粗分类功能的效果是比较理想的, 对交通标志的颜色失真和形状失真均具有较好的容错性和鲁棒性.

**关键词:** 道路交通标志识别; 智能分类器; BP 网络; 机器识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

为了安全驾驶和有效导航, 交通部门在公路道路上设置了各类重要的交通标志, 作为道路的有关信息提供给驾驶员. 在 ITS(Intelligent Transportation System, 智能交通系统)研究领域中, 如何实现交通标志的自动识别, 对于自动驾驶或辅助驾驶系统的实现都是非常重要的.

交通标志识别 TSR(Traffic Sign Recognition) 技术作为交通信息服务系统的重要手段, 主要是分析处理交通场景图像, 从复杂的交通场景图像中检测出交通标志, 然后对交通标志进行正确判别. 本文针对中国 3 大类交通标志, 用 BP 网络实现分类功能, 并用 3 种测试集对网络性能进行了测试.

## 1 交通标志的分类

检测与判别是 TSR 系统 2 个主要的基本技术环节<sup>[1]</sup>. 检测的主要任务是获取感兴趣区域(ROI), 通过颜色提取和形状分析来进一步完成交通标志的

检测<sup>[2]</sup>. 判别的主要任务是识别出每个标志里符号的含义, 在过去的研究中, 人们大多数用神经网络来完成判别工作, 如 BP 网络、RBF 网络、k 邻近决策规则等<sup>[3]</sup>, 而实验中用到的交通标志图数量不是很多, 并未涵盖全部交通标志.

如果对中国全部 3 大类 116 种交通标志一起进行判别, 由于样本数量大, 且实时的交通标志图干扰因素较多, 判别的正确率势必会有所下降. 而与道路交通安全有关的标志主要有 3 大类, 即禁令标志、指示标志、警告标志, 如图 1 所示. 每类标志都具有特殊的形状和颜色, 特定的符号和特定的尺寸、比例, 以便于识别. 因此可以根据 3 类交通标志各自的特点, 先进行大的分类, 然后针对每一类再进行具体的判别, 这样整个判别环节将被细化成几个互相独立的小环节, 便于作进一步的判别.

根据颜色和形状的特征来进行分类是最常用的分类方法, 但实时的交通标志中都存在着不同程度的颜色失真和形状失真, 会影响到分类的准确率.

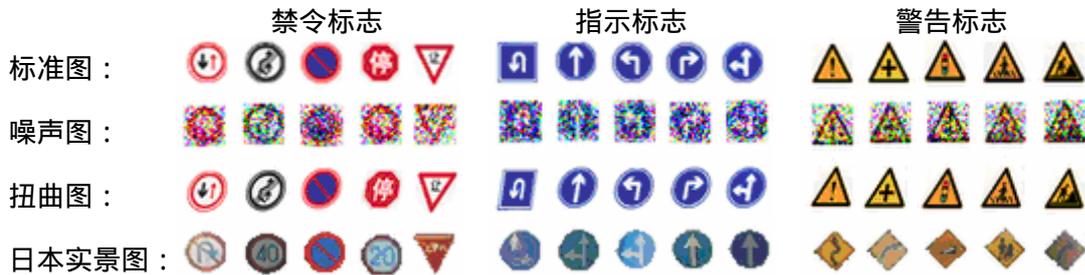


图1 样本示例

本文应用了BP网络来完成分类的功能,采用神经网络方法的优点:不需要人工分析各类标志的颜色和形状,避免了大量的复杂计算,方法简单直观,而且具有较好的容错性和鲁棒性.

本研究采用的样本如图1所示.第1行为116个中国交通标志标准图样本示例,作为训练集;第2~4行为测试集示例.其中:第2行为人工噪声图(标准图加上均值为零、方差为0.3的高斯噪声),第3行为扭曲图(标准图在水平方向扭曲 $10^\circ$ ),第4行为531个日本交通标志实景图的示例.实验中的训练集和测试集的交通标志图均为 $20 \times 20$ 的24位彩色位图.当然,大图形对识别是有利的.之所以采用较小的图形,主要是考虑到在实际应用中,图形越小越是意味着交通标志被发现得越早.这对于车载视觉系统及时进行相应的处理来说是非常重要的.

## 2 实验及结果

在应用BP网络交通标志图像进行分类的实验中,网络的输入单元个数由输入图像的空间分辨率大小决定,输出单元个数由需要分类的个数决定,隐含层单元个数、学习因子、惯性系数和学习精度则视具体情况可以作适当的调整.本实验中,学习因子为0.6,惯性系数为1.0,学习精度为0.01, BP网络采用3层结构,其中,输入单元为1200个(对应于400个像素点的RGB3色值),输出单元为3个(分别对应于3类交通标志).为测试网络性能,在用训练集对BP网络进行训练时,选取了9

个不同的隐单元数(分别为2、4、5、8、10、20、30、50、100).网络训练完成后,3组测试集粗分类的回想结果如下.

### 2.1 高斯噪声图的回想

加高斯噪声是在MATLAB环境下完成的.当高斯噪声的方差0.01时,网络粗分类的正确率均达到了100%.方差分别为0.05和0.1时,只有个别的几个标志未被正确分类,平均正确率也分别达到了99.4%和99.0%.方差分别为0.3、0.5和1.0的分类情况如图3所示,从图3中可以看出,随着方差增大,分类正确率有所下降,但当噪声值加到1.0时,我们肉眼已经无法根据颜色识别,而BP网络分类正确率仍能达到70%以上.

加高斯噪声修改的不仅仅是交通标志本身的颜色值,整张图像(包括白色背景)的颜色值都被修改了.加上较大方差的高斯噪声后,对整幅交通标志图的破坏是很大的,图2中加了方差为0.3的噪声后标志图的颜色失真已经非常严重.从对加高斯噪声的交通标志图的粗分类实验中可以看出, BP网络具有较强的抗噪能力.

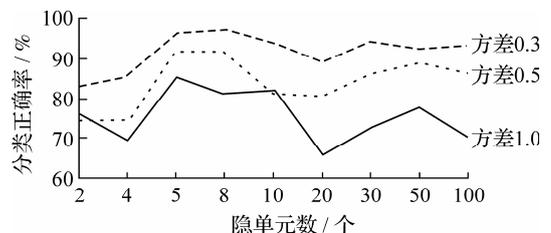


图2 不同隐单元数下的粗分类结果

### 2.2 水平扭曲图的回想

由于拍摄视角的变化,捕获的交通标志图像都会有一些不同程度的扭曲.本实验人为地模拟了

这些扭曲的情况,主要是像素点的位置进行了一定程度的水平移动,而移动前后像素点本身的值并未发生变化.通过对不同程度的水平扭曲的交通标志图的回想来测试 BP 网络的性能.水平扭曲 5° 时回想结果非常理想,只有当隐单元数为 2 时,水平扭曲 3° 和 5° 中有 2 个警告标志未被正确分类,其余都是 100%.水平扭曲 10° 和 15° 的情况分别见表 1 和表 2.从表 1 和表 2 中可以看出,当水平扭曲相对较大时,只有其中的一些警告标志未被正确分类,其他 2 类交通标志的分类结果几乎都达到了 100%.需要指出的是当隐单元数为 8 时,对于这些不同程度的水平扭曲图,网络的回想结果都是 100%.

从实验中可以看出,BP 网络对警告标志的水平扭曲比较敏感,主要原因在于当交通标志的形状被扭曲后,像素点的位置发生了移动,原来位置像素点的颜色值被其他像素点的颜色值所代替,导致

某些像素点的颜色值发生了变化,而黄色是由红色和绿色 2 种颜色混合而成,容易与红色混淆、造成误判.

### 2.3 日本交通标志实景图的回想

为测试 BP 网络的性能,还用训练好的网络对 531 个日本交通标志实景图进行了回想.这 531 个标志中均含有较严重的颜色失真和几何失真,所以实验结果更具有实际意义,见表 3.

指示标志的结果最理想,除隐单元数 4 外,其余的分类结果都达到了 100%,禁令标志的分类正确率平均也达到了 90% 以上,而警告标志的分类结果却很不理想,很多情况下一个都没有被正确分类,或者个别被正确分类.

从误判的几个禁令标志中可以看出,误判的主要原因在于颜色失真非常大,大多数都是由于颜色过深(主要是光线较暗所致)而造成误判.而警告标志分类正确率很低的原因:这些标志不但颜色失真

表 1 水平扭曲 10° 的 116 个中国交通标志粗分类结果

	隐单元数									平均值
	2	4	5	8	10	20	30	50	100	
禁令标志	100	100	100	100	100	100	97.7	100	100	99.7
指示标志	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
警告标志	53.3	95.6	100	100	97.8	73.2	95.6	100	93.3	89.9
总识别率	82.0	98.3	100	100	99.2	89.7	97.5	100	97.4	96.0

表 2 水平扭曲 15° 的 116 个中国交通标志粗分类结果

	隐单元数									平均值
	2	4	5	8	10	20	30	50	100	
禁令标志	100	100	100	100	100	100	100	97.7	100	99.7
指示标志	100	100	100	100	100	100	100	100	96.6	99.6
警告标志	11.1	93.3	68.9	100	93.3	93.3	84.4	100	100	82.7
总识别率	65.8	97.4	88.0	100	97.4	97.4	94.0	99.2	99.2	93.2

表 3 531 个日本交通标志粗分类结果

	隐单元数									平均值
	2	4	5	8	10	20	30	50	100	
禁令标志	93.4	100	85.6	83.3	87.3	91.1	94.5	90.5	98.6	91.6
指示标志	100	61.6	100	100	100	100	100	100	100	95.7
警告标志	0	0	0	19.4	9.2	0	6.1	3.1	8.2	5.1
总识别率	77.2	75.3	72.1	74.2	74.9	75.7	79.1	75.9	82.1	76.3

比较严重,其形状与训练集中的警告标志也完全不同,如图1中的警告标志;另外从对中国交通标志的分类结果中可以看出,黄色警告标志的分类正确率相对较低.综合这些原因导致对日本警告标志实景图回想的误判率很高.这531个日本交通标志实景图的颜色失真是非常严重的,但总体分类正确率能达到70%以上,还是相当不错的.这说明图像的颜色分量具有较好的正交性时,BP网络对于颜色失真具有较高的容错性和鲁棒性.

### 3 结论

从整个实验的测试结果看,用BP网络实现交通标志分类的方法是令人满意的,对于一定程度的高斯噪声和水平扭曲的交通标志都能准确分类,对于日本交通标志实景图也有较高的分类正确率.而用常规的方法分类这些失真交通标志图时,运用颜色和形状来分类是相当困难的,特别是当高斯噪声0.5时,颜色失真已经非常严重,很难提取标志里面的颜色,形状也很模糊.在常规方法失效的情况下,BP网络依然能达到较好的分类正确率.另

外在3类交通标志中,每类都有几个颜色或形状特殊的标志,常规方法中,需要对这几个标志作特殊的处理,即用另外的算法对这几个标志进行分类,而BP网络中不需要这些特殊的处理.

用BP网络完成交通标志分类后,今后的工作可以根据各类交通标志的颜色、形状和内部结构等特征,结合BP网络适合解决大分类问题的优点,构造多级智能分类器来完成判别过程,这样可以简化细分类过程,并提高识别率.

#### 参考文献:

- [1] Escalera A, Armingol J M, Mata M. Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(3):247-258.
- [2] Kellmeyer D L, Zwahlen H T. Detection of highway warning signs in natural video images using color image processing and neural networks, neural networks[C]. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 1994.
- [3] Zheng YongJian, Ritter W, Janssen R. An adaptive system for traffic sign recognition[C]. *Intelligent Vehicles 94 Symposium*, Proceedings, 1994.

## Traffic Sign Recognition Based on BP Network Classifier

LU Xiao-feng, ZHU Shuang-dong

(Faculty of Information Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

**Abstract:** In this paper, three types of traffic signs (i.e. warning sign, interdictory sign, and indicatory sign, totally 116 signs) are further classified by the classification function of BP network. In our experiment three testing sets, namely, Gauss Noise signs, level twisted signs and Japanese real signs are employed to test the performance of BP network classification. The experimental result shows that BP network is highly fault-tolerant and robust for dealing with the sign's distortion of color and shape, and thus it is ideal for application of traffic signs classification.

**Key words:** traffic sign recognition; intelligent classifier; BP network; machine recognition

**CLC number:** TP391

**Document code:** A

(责任编辑 史小丽)