

# 自然背景中交通标志的检测与识别

孙光民,王 晶,于光宇,李 罡,许 磊  
(北京工业大学 电子信息与控制工程学院,北京 100124)

摘 要: 根据我国交通标志的颜色和几何属性,提出了一种适用于自然背景下的交通标志识别系统.该系统采用 RGB 彩色分量差对自然背景下的交通标志图像进行分割,而后采用先分类后识别的两级神经网络结构,分别提取交通标志的轮廓特征和不变矩特征作为分类网络和识别网络的输入特征,最终对交通标志图像进行分类识别.实验结果证明,该系统能对自然背景下的交通标志图像达到较好的识别效果,并且具有较强的鲁棒性和广泛的适用性.

关键词: 交通标志; 图像分割; 神经网络; 轮廓特征; 不变矩

中图分类号: TP 391.41

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2010)10-1337-07

交通标志是道路交通系统中不可缺少的一部分,它起到了指示方向、提示司机操作、确保交通安全的重要作用.随着社会的进步和经济的发展,智能交通系统受到各国政府和交通部门的重视,交通标志的自动分割与识别作为智能交通系统的重要组成部分成为一个非常重要的研究领域.

现有的交通标志识别方法<sup>[1]</sup>大多是基于标准图的,针对实景图的研究较少;在标志检测阶段大多采用复杂算法<sup>[2-3]</sup>,使系统实时性难以得到满足;多以标志中的某一类为例,而且仅选该类中的若干个标志为对象,缺乏普遍意义;处理方法比较单一,智能方法较少.

针对上述问题,作者设计了一套适用于自然背景下的交通标志识别系统.该系统分为交通标志的检测和识别两大部分.在检测方面,提出一种基于 RGB 视觉模型的快速交通标志分割算法,该方法通过 RGB 分量值互减的方法来避免不同光照的影响,能有效定位自然背景下的交通标志且计算量小,运算速度快.在识别方面,针对我国交通标志的特点对标志进行分类,采用两级神经网络,最终识别出各类不同的交通标志.实验结果证明该方法具有较强的鲁棒性,能准确检测、识别出自然场景下的交通标志图.

根据我国交通标志的颜色和几何属性,以红色、蓝色和黄色作为我国交通标志的3种基本颜色,以矩形、三角形和圆形作为基本形状,根据其颜色和几何属性的对应关系,将我国道路交通标志划分出5个子类.这样就使每个子类的样本数大为减少,从而提高交通标志识别系统的识别效率和正确率.算法整体流程如图1所示.首先对输入图像进行色彩分割,检测出交通标志,之后对检测出的交通标志进行形状分类,最后将同一类别的交通标志图像送入相应的标志识别网络进行识别.

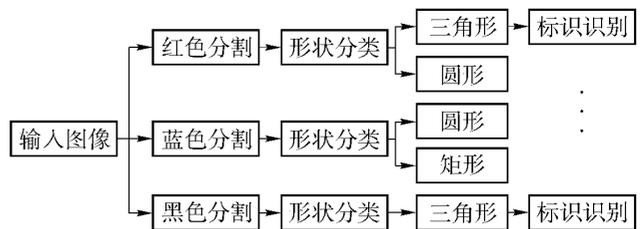


图1 交通标志识别流程图

Fig.1 Flowchart of the traffic sign recognition system

## 1 交通标志分割与检测

交通标志是具有鲜明色彩的物体.由于色彩信息具有大小和视角不变性,而且有较强的可分离性,通过色彩特征分割,可在拍摄到的交通标志图像中大致侦测出交通标志的位置.利用交通标志的色彩特征

收稿日期: 2008-11-10.

作者简介: 孙光民(1960—),男,山西闻喜人,教授,博士生导师.

信息实现交通标志的侦测有多种方法,通过直接定义 RGB 颜色值域的方法可以达到色彩分割的目的,但是由于 R、G、B 三分量之间有很高的相关性,而且 RGB 的值容易受到光照的影响,产生某部分的数值偏高而某部分的数值偏低的现象,使得分割结果极不稳定<sup>[4]</sup>. 另外,使用 HSV 模型可以避免光照影响,但是会使算法的运算量大大增加<sup>[5]</sup>.

根据 RGB 模型的特点研究发现:3 种色彩分量的差值基本保持在一定的范围. 通过大量实验,提出一种基于 RGB 视觉模型的快速交通标志分割算法,即采用 RGB 分量值互减的方法来避免光照对图像的影响. 具体算法如图 2 所示.

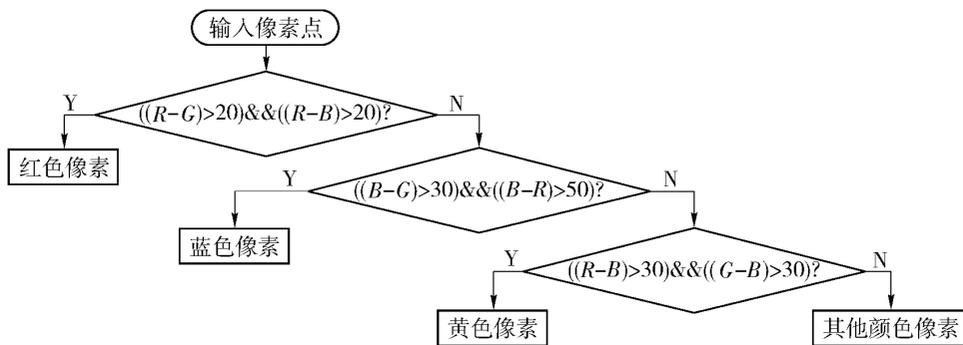


图 2 基于 RGB 视觉模型的交通标志快速分割算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the traffic sign segmentation algorithm based on RGB

其中  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分别表示红色、绿色和蓝色分量值. 这种方法能保证系统正确进行色彩分割,同时不至于过度灵敏而分割出不必要的像素.

作者分别采用基于 HSV 颜色空间的传统阈值分割算法和本文提出的基于 RGB 颜色空间的快速交通标志分割算法对 6 幅实景拍摄的红色、蓝色和黄色交通标志图片进行颜色分割,并计算 2 种方法所消耗的时间,结果如表 1 所示. 实验证明,作者提出的基于 RGB 颜色空间的快速交通标志分割算法能在保证分割质量的前提下,大大减少运算量.

表 1 2 种算法所耗运算时间对比

Table 1 Comparison of computation time between two algorithms

算法	1	2	3	4	5	6
HSV	0.134 2	0.137 8	0.136 5	0.132 8	0.132 1	0.137 5
RGB	0.008 5	0.008 3	0.007 7	0.008 9	0.007 6	0.007 8

注: 图片规格为  $360 \times 270$ ; 图片格式为 24 位 BMP; 测试平台为 P4 3.0 512 M, Matlab 7.1

实验发现,采用 RGB 值互除的方法也可以避免光照的影响,甚至比本文系统定义的方法更加灵敏;但是,过度灵敏的系统会在图片上选出过多和交通标志无关的杂点,从而影响后面的侦测,因此作者采用折衷的相减方法,分割结果如图 3 所示,从图中可以看到,即使在光照条件不好的情况下,算法依然能得到较好的分割结果.

对分割后的结果再进行区域检测和轮廓提取,以滤除背景信息,截取出可能的交通标志.

## 2 交通标志形状分类

检测出交通标志后,需要判断它属于哪种具体形状. 目前国内的研究多采用寻找拐点,计算 Hough 变换,最小二乘法直线拟合,模版匹配等方法来检测圆形,三角形和矩形 3 种形状<sup>[6-8]</sup>. 但已有方法计算复杂、耗时,而且主要是通过交通标志的边缘信息或者边缘上的点来进行计算,这就对边缘提取方法提出了更高的要求. 若获取的边缘结果不理想将进一步增加算法复杂度和计算量. 由于边缘信息较易受噪声的影响,使得这些方法的准确率随噪声增大而有所降低.



图 3 基于 RGB 视觉模型的交通标志分割结果

Fig. 3 An example of segmentation result based on RGB

作者针对我国道路交通标志的特点, 根据其颜色和几何属性的对应关系, 将交通标志划分为 5 个子类, 采用形状参数描述的方法提取色彩分割后的图片形状特征, 送入 BP 神经网络分类器, 从而完成交通标志的形状分类. 这种方法充分利用了感兴趣区域的整体信息, 且计算量小, 不易受噪声的干扰.

### 2.1 分类特征提取

图形的形状信息可以由图形轮廓的圆形度、离散指数和矩形度等 3 个特征很好地表达, 所以作者选用这 3 个特征作为交通标志的形状分类特征, 其定义分别为:

圆形度( $R_o$ )

$$R_o = 4\pi S/L^2 \tag{1}$$

式中  $S$  为图形面积;  $L$  为图形周长;  $0 \leq R_o \leq 1$ .

离散指数( $e$ )

$$e = L^2/S \tag{2}$$

矩形度( $R$ )

$$R = S/(H \cdot W) \tag{3}$$

式中  $H$  为图形高度;  $W$  为图形宽度.

### 2.2 基于 BP 神经网络的交通标志形状分类

交通标志形状分类采用 BP 神经网络, 所用网络结构为 3-4-3, 其传递函数为双曲正切 S 形传递函数, 输入层节点数为 3, 分别对应图像轮廓的圆形度、离散指数和矩形度; 输出层节点数为 3, 期望输出分别对应矩形 [0 0 1]、三角形 [0 1 0] 和圆形 [1 0 0]. 图 4 给出网络训练误差曲线, 可以看出该网络有较好收敛效果, 网络训练完成后可用于交通标志的形状分类.

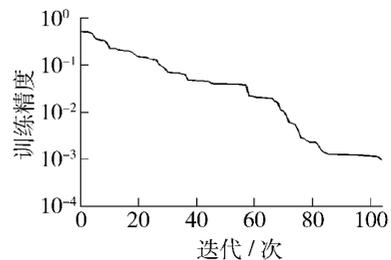


图 4 形状分类 BP 网络训练误差曲线

Fig. 4 BP network training error curve

### 2.3 交通标志形状分类结果

实验中选取矩形、三角形、圆形交通标志各 100 幅作为神经网络的训练样本. 部分图像如图 5 所示, 其中包括实景图像 40 幅和对标准图像添加随机噪声和倾斜随机角度 ( $-5 \sim 5$ ) 得到的 60 幅图像. 采用基于 RGB 视觉模型的快速算法对训练样本进行色彩分割, 得到的图像区域作为模板与原图像进行掩模运算, 得到仅含标志区域的图像, 并规格化为  $30 \times 34$  的二值图, 提取图形的形状特征值, 作为神经网络的训练输入数据, 表 2 列出部分标志的特征值.



图5 部分形状分类训练样本

Fig. 5 Some train samples for shape classification

表2 部分形状特征值

Table 2 Feature values of some traffic signs

标志样本	标志性状	圆弧度	离散指数	矩形度	标志样本	标志性状	圆弧度	离散指数	矩形度
1	矩形	0.947 8	13.258 1	0.977 9	7	三角形	0.890 9	14.106 0	0.664 1
2	矩形	0.961 7	13.066 7	0.941 2	8	三角形	0.913 1	13.762 6	0.686 4
3	矩形	0.947 8	13.258 1	0.977 9	9	圆形	1.084 5	11.587 5	0.846 1
4	矩形	0.955 6	13.150 8	0.922 7	10	圆形	1.058 4	11.873 1	0.798 5
5	三角形	0.894 8	14.043 8	0.667 0	11	圆形	1.084 5	11.587 5	0.846 1
6	三角形	0.910 1	13.807 5	0.684 2	12	圆形	1.048 7	11.982 8	0.842 9

另外选取矩形、三角形、圆形交通标志各 60 幅,其中实景图像 40 幅,标准图像及其变换 20 幅,得到共 180 幅图像作为神经网络的测试样本.采用相同方法计算其特征值送入 BP 神经网络进行形状分类,结果如表 3 所示,获得了非常满意的分类结果,分类正确率达到 100%.

表3 形状分类网络测试结果

Table 3 Test result of shape classification

样本类型	测试样本/个	正确分类/个	分类正确率/%	样本类型	测试样本/个	正确分类/个	分类正确率/%
矩形标志	60	60	100	圆形标志	60	60	100
三角形标志	60	60	100	合计	180	180	100

### 3 交通标志识别

根据上述色彩分割和形状分类的结果,可对交通标志作进一步识别,文献[9]采用 BP 神经网络直接对交通标志进行识别,但由于训练集规模较大,网络收敛速度慢,而且对于多类交通标志识别,分类精度也不高.作者利用多个神经网络分别对不同子类交通标志进行识别,将提取的 Hu 不变矩作为识别特征,分别送入对应的子类神经网络进行识别,子网络选用概率神经网络.

#### 3.1 Hu 不变矩

对于灰度分布为  $f(x, y)$  的图像,其  $(p + q)$  阶普通矩定义为

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

(p + q) 阶中心矩定义为

$$u_{pq} = \iint (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) dx dy \tag{5}$$

其中矩心(x<sub>0</sub>, y<sub>0</sub>) 为

$$x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}} \tag{6}$$

对式(4)和(5)进行离散化,得到离散状态下f(x, y)的(p + q)阶普通矩和中心矩的公式

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \tag{7}$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \tag{8}$$

当图像发生变化时, m<sub>pq</sub>也发生变化,而μ<sub>pq</sub>具有平移不变性但对旋转和比例变换依然敏感. 如果对中心矩进行归一化,则特征不仅具有平移不变性,而且具有比例不变性. 归一化中心矩定义为

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^r} \quad r = \frac{p+q+2}{2} \quad p, q = 2, 3, \dots \tag{9}$$

1962年, Hu<sup>[10]</sup>提出代数不变矩的概念,给出一组基于通用矩组合的代数矩不变量. 这些矩同时具有平移、旋转和比例不变性,被成功应用于很多领域, Hu 不变矩具体定义为

$$I_1 = y_{20} + y_{02} \tag{10}$$

$$I_2 = (y_{20} - y_{02})^2 + 4y_{11}^2 \tag{11}$$

$$I_3 = (y_{30} - 3y_{12})^2 + (3y_{21} - y_{03})^2 \tag{12}$$

$$I_4 = (y_{30} + 3y_{12})^2 + (3y_{21} - y_{03})^2 \tag{13}$$

$$I_5 = (y_{30} - 3y_{12})(y_{30} + y_{12}) [ (y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2 ] + (3y_{21} - y_{03})(y_{21} + y_{30}) [ 3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2 ] \tag{14}$$

$$I_6 = (y_{20} - y_{02}) [ (y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2 ] + 4y_{11}(y_{30} + y_{12})(y_{21} + y_{03}) \tag{15}$$

$$I_7 = (3y_{21} - 3y_{03})(y_{30} + y_{12}) [ (y_{30} + y_{12})^2 - 3(y_{21} + y_{03})^2 ] - (y_{30} - 3y_{12})(y_{21} + y_{03}) [ 3(y_{30} + y_{12})^2 - (y_{21} + y_{03})^2 ] \tag{16}$$

由于这7个不变矩的变化范围很大,为了便于比较,可以利用取对数的方法进行数据压缩,同时考虑到不变矩有可能出现负值的情况,因此实际采用的不变矩为<sup>[11]</sup>

$$I'_k = \lg |I_k| \quad (k = 1, 2, \dots, 7) \tag{17}$$

### 3.2 基于概率神经网络的交通标志识别

交通标志识别系统采用概率神经网络(PNN)<sup>[12]</sup>,其网络结构如图6所示,它具有一个径向基网络层和一个竞争型网络层.

PNN第1层的径向基神经元个数等于输入样本数,其权值等于输入向量的转置

$$IW = P^T \tag{18}$$

其中IW为网络的权值向量,P为输入向量. 所有径向基神经元的阈值为

$$b = [ -\log(0.5) ]^{1/2} / s \tag{19}$$

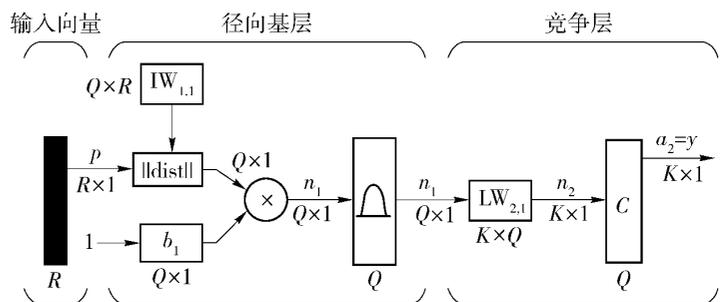


图6 PNN模型

Fig.6 PNN model

式中s为径向基函数的扩展系数. 合理的选择s是很重要的. 该层首先计算训练样本与权值向量的距离,然后通过径向基进行非线性映射后获得输出向量. 该输出向量为输入训练样本与权值向量的距离加权值,表示其属于各类模式的不同概率.

PNN 第 2 层神经元个数等于分类模式数,其权值为目标向量  $T$ ,无阈值向量.第 2 层神经元的传输函数为竞争型传输函数,它选择那些最大距离加权值(最可能的训练样本模式),作为网络的输出,即获得正确分类结果的概率最大.根据 5 个不同子类情况而有所不同,其中红色-圆形子类,包括 38 种交通标志,考虑到可能的非交通标志情况,则相应分类模式数为 39;红色-三角形子类,仅包括 1 种交通标志,则相应分类模式数为 2;蓝色-圆形子类,包括 15 种交通标志,则相应分类模式数为 16;蓝色-矩形子类,包括 13 种交通标志,则相应分类模式数为 14;黄色-三角形子类,包括 33 种交通标志,则相应分类模式数为 34.

### 3.3 交通标志识别结果

实验中,分别从红色-圆形子类、蓝色-圆形子类、蓝色-矩形子类和黄色-三角形子类中各选取 6 种交通标志进行识别测试,如图 7 所示,而红色-三角形子类仅有 1 个交通标志,网络结构较简单,本文不做详述.

每个子类中 6 种交通标志各选 30 幅,其中实景图像 20 幅,标准图像及其变换 10 幅,另外增加非交通标志图像 20 幅,共 200 幅图像,提取不变矩特征,作为对应子神经网络的训练样本,表 4 列出部分蓝色-圆形标志的特征值.

同一子类中,另外选取 6 种交通标志各 30 幅,其中实景图像 20 幅,标准图像及其变换 10 幅,同样增加非交通标志图像 20 幅,共 200 幅图像作为神经网络的测试样本.计算其不变矩特征,送入 PNN 识别网络进行识别,结果如表 5 所示,不同子类交通标志平均正确识别率达到 91.25%.



图 7 4 子类交通标志

Fig. 7 4 subcategories of traffic signs

表 4 部分蓝色-圆形标志识别特征值

Table 4 Feature values of some signs in blue-circular subcategory

标志样本	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
1	2.677 0	7.288 6	9.533 8	9.986 2	20.015 2	13.651 8	19.820 6
	2.651 5	7.783 8	9.934 4	9.813 0	19.857 0	13.752 1	19.819 2
2	2.730 2	7.726 6	10.982 0	10.878 7	23.004 1	14.744 4	21.810 0
	2.725 3	7.549 5	10.665 8	11.043 3	21.898 4	14.987 2	23.217 7
3	2.647 1	7.036 9	9.794 9	9.662 8	20.175 2	13.191 0	19.397 7
	2.629 9	7.256 2	10.223 1	9.818 0	20.435 1	13.450 3	19.853 0
4	2.508 1	8.467 9	11.239 3	9.957 6	21.662 4	14.941 2	20.557 4
	2.500 8	7.692 7	10.452 0	10.302 4	21.520 0	14.172 3	20.684 2
5	2.538 6	7.177 8	9.314 3	9.812 7	19.416 7	15.014 1	19.760 4
	2.530 8	7.191 9	9.679 1	10.087 1	19.970 5	14.164 0	21.466 6
6	2.461 9	7.445 1	9.190 1	9.670 0	19.728 6	13.392 8	19.112 4
	2.409 2	7.433 5	9.005 6	9.796 3	19.580 2	13.513 2	19.238 1

表 5 交通标志识别结果  
Table 5 Recognition results of traffic signs

交通标志 类别	测试 样本/个	正确 识别/个	识别 正确率/%	交通标志 类别	测试 样本/个	正确 识别/个	识别 正确率/%
红色-圆形子类	200	185	92.5	黄色-三角形子类	200	178	89.0
蓝色-圆形子类	200	186	93.0	合计	800	730	91.25
蓝色-矩形子类	200	181	90.5				

## 4 结束语

作者提出的适用于自然背景下的交通标志识别系统,对现有的基于 RGB 模型的图像分割算法进行了改进,使其在保证分割质量的前提下,减少了运算量,同时利用我国交通标志图像的特点,采用先分类后识别的两级网络结构,分别提取交通标志的轮廓特征和不变矩特征作为分类网络和识别网络的输入特征,优化了系统的分类流程,提高了系统的运算效率,达到了较好的识别效果。

### 参考文献:

- [1] NGUWI Y Y, KOUZANI A Z. A study on automatic recognition of road signs [C]//2006 IEEE Conference on cybernetics and intelligent systems. New York: IEEE, 2006: 372-377.
- [2] SANDOVAL H, HATTORI T, KITAGAWA S, et al. Angle-dependent edge detection for traffic signs recognition [C]//Proc of the IEEE IV 2000 Symp. New York: IEEE, 2000: 308-313.
- [3] BESSERER B, ESTABLE S, ULMER B, et al. Shape classification for traffic sign recognition [C]//1st Int'l Workshop on Intelligent Autonomous Vehicles. Oxford, England: Pergamon Press Ltd, 1993: 483-488.
- [4] ESCALERA D L, MORENO L E, SALICHS M A. Road traffic sign detection and classification [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 848-859.
- [5] KEHTARNAVAZ N, GRISWORLD N C, KANG D S. Stop-sign recognition based on colour-shap processing [J]. Machine Vision and Applications, 1993, (6): 206-208.
- [6] 冷璐,黎明,杨小芹. 交通警告标志定位方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(8): 103-109.  
LENG Lu, LI Ming, YANG Xiao-qin. Research on location method of traffic warning sign [J]. Microelectronics & Computer, 2008, 25(8): 103-109. (in Chinese)
- [7] 陈维馨,李翠华,汪哲慎. 基于颜色和形状的道路交通标志检测[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2007, 46(5): 635-640.  
CHEN Wei-xin, LI Cui-hua, WANG Zhe-shen. Road traffic sign detection using color and shape [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2007, 46(5): 635-640. (in Chinese)
- [8] 朱双东,张懿,陆晓峰. 三角形交通标志的智能检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(8): 1127-1131.  
ZHU Shuang-dong, ZHANG Yi, LU Xiao-feng. Intelligent approach for triangle traffic sign detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(8): 1127-1131. (in Chinese)
- [9] 杨斐,王坤明,马欣. 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 Kun-ming, MA Xin. Application of BP neural network classifier for road traffic sign recognition [J]. Computer Engineering, 2003, 29(10): 120-121. (in Chinese)
- [10] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1962, (8): 179-187.
- [11] SAID A, PEARLMAN W A. A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(6): 243-250.
- [12] SPECHT D F. Probabilistic neural networks for classification, mapping or associative memory [C]//IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, New Jersey, USA, IEEE, 1988: 525-532.

(下转第 1395 页)

## Effects of Speed Dispersion on Capacity of Freeways

WANG Hao , WANG Wei , CHEN Jun

( Jiangsu Provincial Key Lab of Transportation Planning and Management , Southeast University , Nanjing 210096 , China)

**Abstract:** This paper studies the effects of speed differences on the practical capacity of freeway based on the speed dispersion definition of Average Speed Difference. It is found that there is no obvious relationship between speed dispersions and the practical capacity under high level of service , while under medium and low level of service the practical capacity is lower than the theoretical capacity on the effects of speed dispersions. Based on the analysis of safe car-following behaviors , the relations among vehicle speed , space headway and speed dispersion are established , from which the modifying factor model of practical capacity of speed dispersions is derived.

**Key words:** traffic engineering; freeway capacity; speed dispersion; car-following theory

( 责任编辑 郑筱梅)

---

( 上接第 1343 页)

## The Detection and Recognition of Traffic Signs in Natural Scenes

SUN Guang-min , WANG Jing , YU Guang-yu , LI Gang , XU Lei

( College of Electronic Information and Control Engineering , Beijing University of Technology , Beijing 100124 , China)

**Abstract:** According to color and geometric properties of traffic signs in our country , an efficient traffic sign recognition system applying to natural scenes is proposed in this paper. In this system , an improved image segmentation algorithm based on RGB model is implemented on segmenting traffic signs in natural scenes. Moreover , two level neural networks are used to classify and recognize traffic signs. The outline and invariable moment characteristics are used as the input characteristics of the classification neural network and identification neural network , respectively. The experimental results demonstrate this efficient system can achieve perfect recognition results to traffic signs in natural scences; furthermore , it's robust and broad applicability.

**Key words:** Traffic sign; image segmentation; neural network; outline characteristic; invariable moment

( 责任编辑 郑筱梅)