

## 基于最优参数搜索的车辆中网识别方法研究

郝东耀 艾艳可\* 黄轲

(北京交通大学电子信息工程学院 北京 100044)

**摘要:** 目前国内外车型识别方法中基于中网区域特征的研究较少,且分类识别的效率和精度较低。该文在分析中网格栅区域结构特征、中网窗口形状特征及区域纹理特征的基础上,提出基于最优参数搜索的改进型C参数的支持向量分类(C-SVC)车辆中网分类识别方法,该方法采用双角度约束以提高分类的效率和精度,即一方面设计基于马氏距离和“ $a\sigma$ -原则”对样本数据进行优化分选,并结合加权判别算法加快支持向量机的训练测试速度,以提高算法泛化效率;另一方面在核函数参数设定过程中,设计了基于先验知识的迭代最优参数搜索算法,以提高分类器的分类识别精度。实验表明,上述车辆中网识别方法检测准确率达到97.53%,具有精度高、误检率低的优点,同时极大优化分类识别效率,能够满足识别分类的实时性要求。

**关键词:** 车型识别; 中网; 双角度约束; 特征参数; 支持向量机

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)06-1321-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01244

## Study on Vehicle Grille Recognition Method Based on the Optimal Parameter Searching

Jia Dong-yao Ai Yan-ke Huang Ke

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** There are few studies on the vehicle recognition methods based on grille regional characteristics both at home and abroad, and its classification efficiency and accuracy is low. Based on the characteristics parameters of structure, shape and texture, the vehicle grille recognition method of the improved C-Support Vector Classification (C-SVC) based on the optimal parameters searching algorithm is proposed in this paper, where the efficiency and the precision are controlled by the dual-angle constraint: on the one hand, based on the Mahalanobis distance and “ $a\sigma$ -principle”, and combining with the weighted judgment, the sample data is sorted and used to accelerate the training and testing speed of the Support Vector Machine (SVM) and to improve the algorithm generalization efficiency; on the other hand, in the process of setting kernel function parameter, the optimal parameter iterative searching algorithm based on priori knowledge is designed to improve the classification accuracy of the classifier. The experiment shows that the accuracy rate of vehicle grille recognition method is 97.53%, representing the advantages of higher accuracy and lower false detection rate. It is also proved that this method is able to optimize the classification efficiency and to meet the real-time requirements of recognition.

**Key words:** Vehicle recognition; Grille; Dual-angle constraint; Characteristic parameters; Support Vector Machine (SVM)

### 1 引言

目前国内外对除车牌外的汽车其它局部区域特征及车型轮廓的研究是比较少的,文献[1]提出局部特征的子空间车辆识别算法,利用改进的主成分分析方法,研究车辆局部区域特征,达到车辆识别的目的;文献[2]提出基于车辆角点特征参数,融合车牌等区域轮廓特征,研究不同环境情况下的车型识别算法;文献[3,4]采用基于建模和模板匹配的方法

利用局部特征描述车辆,但对所建模型要求较高,抗噪声能力较弱,算法的鲁棒性不够好。上述车型识别分类技术集中在客车、货车、轿车,对车型研究没有进行更为精细、具体的分类识别。

随着智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)的发展,公安刑侦、运输物流、公共安全管理等都对车型的精确分类提出了更高的要求,简单的基于车牌、车标以及大中小型汽车的分类方法均已不能适应现代技术的发展及社会的需求标准。针对上述问题,考虑到不同品牌、不同型号

的汽车设计者都会把汽车的中网窗口设计的与众不同, 以及中网区域具有位置明显、清晰、不易受到污染等特征, 本文提出基于中网区域特征的车辆精确分类方法。首先采用定位精度较高的边缘检测算子对中网区域进行边缘轮廓检测, 有效保护图像边缘信息; 在此基础上, 设计算法自动获取中网格栅区域的结构特征最优参数、中网窗口的形状特征最优参数及区域纹理特征参数; 最后设计采用基于径向基核函数的改进型 C 参数的支持向量分类机 (C-Support Vector Classification, C-SVC) 算法对提取到的特征进行识别, 采用基于马氏距离和“ $\alpha\sigma$ -原则”对样本数据进行分选, 并结合加权判别算法加快支持向量机的训练测试速度, 以提高算法泛化效率, 同时设计基于先验知识的迭代最优参数搜索法确定满足识别分类的分类器最优参数, 通过双角度约束控制分类算法的效率和精度。

本文定义车脸中网区域为包含由散热器格栅窗口的局部汽车区域。

## 2 图像特征最优参数搜索

为达到对不同厂家的不同型号的车辆中网进行准确分类识别的目的, 需准确提取适合中网区域的特征参数。本文定义特征参数组由格栅结构特征、窗口形状特征及区域纹理特征 3 部分构成, 并设计研究了特征提取算法, 完成对上述区域中的最优特征参数自动定位提取。

### 2.1 中网区域轮廓边缘提取

本文首先采用运用范围较为广泛、定位精度高、误判率较低的 Canny 算子<sup>[9]</sup>进行中网区域轮廓检测, 并对检测后图像进行滤波去噪、图像二值化操作等预处理。考虑到大部分车型的中网格栅形状或者水平或者垂直, 本文对两种形状格栅分别进行上述操作, 其结果如图 1 和图 2 所示。



图 1 水平类型格栅边缘检测后图像



图 2 垂直类型格栅边缘检测后图像

### 2.2 格栅区域结构特征最优参数提取

观察中网区域散热器格栅的外形特征, 几乎都是由十分规则的边缘线条构成, 且基本上所有车型的格栅区域内部都分布有均匀的格栅线条, 并且同一车型的格栅线条间距相等。基于上述分析, 本文定义格栅结构特征向量为

$$\nu = \left\{ \text{dir}, n_d, \frac{m_i}{L} \mid 1 < i < n_d \right\} \quad (1)$$

其中, dir 表示栅格(横、竖)方向;  $n_d$  表示栅格条数;  $m_i/L$  表示第  $i-1$  到第  $i$  条栅格的间距  $m_i$  与格栅窗口宽度  $L$  的比值。

**2.2.1 图像滤波及投影决策** 为减少噪声影响, 本文对原始图像  $f(x, y)$  分别采用垂直和水平方向具有不同强度的因子进行滤波去噪。进而将 2 维边缘检测后图像投影压缩为 1 维数组。定义投影公式为

$$\text{pro}(x) = \sum_y^{\text{width}} \text{Edge}(x, y) \quad (2)$$

$$\text{pro}(y) = \sum_x^{\text{height}} \text{Edge}(x, y) \quad (3)$$

其中,  $\text{pro}(x)$  为水平投影;  $\text{pro}(y)$  为垂直投影;  $\text{Edge}(x, y)$  为边缘检测并二值化后图像; width 为图像的宽度; height 为图像的高度。

一般来说, 散热器格栅的水平栅条一般比较直, 弧度较小, 故投影一般较大, 因此可以选择图像宽度的 1/3 为阈值, 如投影大于该值, 就认为该处有水平栅条存在; 散热器格栅为垂直栅条的多数带有一定弧度, 尤其是散热器最外围垂直方向的边界最为常见, 故此时阈值不能选取太高, 选取图像高度的 1/5 到 1/4 为宜, 基于上述分析, 完成特征参数决策分析。

### 2.2.2 结构特征最优参数自动提取算法

步骤 1 对原始中网图像  $f(x, y)$  优化滤波去噪, 并采用 Canny 算子进行边缘检测;

步骤 2 压缩信息量。将边缘检测图像  $Edge(x, y)$  分别向水平、垂直两个方向进行投影；

步骤 3 领域投影合并。将投影图像中单个波峰附近相距较近的区域按照某种规则合并成一个波峰，并扩展至图像中所有波峰区域，记为  $pro1(x)$  和  $pro1(y)$ ；

步骤 4 水平方向格栅判断。如果  $pro1(x) > 1/3width$ ，则认为或近似认为存在水平格栅线条，并记录下所有满足条件的格栅数目，记为：Num1；

步骤 5 垂直方向格栅判断。如果  $pro1(y) > 1/5height$ ，则认为或近似认为存在垂直格栅线条，并记录下所有满足条件的格栅数目，记为 Num2；

步骤 6 特征参数选定。若  $Num1 > Num2$ ，则说明格栅方向 dir 为横向；格栅数目  $n_d = Num1$ ；格栅间距与中网窗口宽度比值为  $m_i/L = [pro1(x+1) - pro1(x)]/width$ ；否则，格栅方向 dir 为竖直；格栅数目  $n_d = Num2$ ；相应比值为  $m_i/L = [pro1(y+1) - pro1(y)]/weight$ 。

### 2.3 中网窗口的形状特征最优参数提取

通过对大量边缘轮廓图像的统计研究分析，本文定义中网窗口的形状特征最优参数由该区域填充图像的轮廓矩特征参数及区域几何特征参数构成。其中，几何特征向量描述为

$$w = \{\alpha, W_H, \rho, \theta\} \quad (4)$$

式(4)中， $\alpha$  为填充区域上边沿线与左边缘线夹角； $W_H$  为中网窗口的外观比； $\rho$  为中网窗口的矩形度； $\theta$  为轮廓区域的复杂度。

**2.3.1 中网窗口区域自动填充** 鉴于中网区域边界多为较复杂的多边形，本文借鉴文献[6]中的扫描线种子填充算法完成对中网窗口的区域填充，同时对该算法的起始填充种子的设定和方向进行了改进，以提高填充算法的效率。首先对经过边缘检测并二值化处理后的图像进行形态学处理，滤除伪边缘点的干扰，然后对目标填充区域以外部分进行填充，且以图像左上点为起始种子开始填充，逐步扩展至整个非目标填充区域。最后在非目标填充区域填充完成后，做逻辑取反操作，从而完成目标填充区域的填充。对前文两种形态的中网区域采用上述算法进行填充，结果如图 3 所示。

**2.3.2 形状特征最优参数选定** 由于中网窗口填充区域的不变矩随着不同形状的变化，在向量空间中的分布也不相同，因此本文采用 Hu 不变矩的前 3 个矩特征作为中网窗口填充区域的轮廓矩特征，定义中网窗口区域轮廓矩特征向量为  $m = \{Hu1, Hu2, Hu3\}$ 。此外，几何特征参数定义如下：

(1)定义角度  $\alpha$  为：填充区域上边缘线 L1 与左边缘中点的切线延长线 L2 的夹角(图 4)。

(2)定义外观比： $W_H = W/H$ 。其中， $H, W$  分别为目标图像的最大高度和最大宽度。

(3)定义矩形度： $\rho = S_1/S_2$ 。其中， $S_1$  为轮廓填充区域面积； $S_2$  为最小外接矩形面积。

(4)定义复杂度(面积形状的测度)： $\theta = l^2/S_1$ 。其中， $l$  为轮廓区域周长； $S_1$  定义同定义(3)所示。

### 2.4 中网区域的纹理特征最优参数提取

中网识别同样属于灰度图像识别范围，基于灰度变化的纹理特征也是中网识别中应该着重考虑的候选特征。在进行纹理特征表达时，既可以使用灰度信息，也可以使用灰度变化的梯度信息。灰度-梯度共生矩阵由于结合了像素灰度与边缘梯度的联合统计分布，因此更能反映图像区域的微观纹理，也更符合中网区域的纹理特性<sup>[6]</sup>。

**2.4.1 灰度-梯度共生矩阵优化改进算法** 为提高算法效率，本文对原有的灰度-梯度共生矩阵算法进行了如下改进。

步骤 1 将原始中网图像  $f(x, y)$  划分成  $m \times n$  个子区域。其中，每个子区域记为  $\{f(x, y, i1, j1), i1 = 1, 2, \dots, m; j1 = 1, 2, \dots, n\}$ ，其灰度级为  $L$ ；

步骤 2 利用梯度算子获取子区域梯度图像  $g(x, y, i1, j1)$ ；

步骤 3 进行灰度级离散化。设梯度级的数目为  $Lg$ ，则新的梯度图像为

$$G(x, y, i1, j1) = \frac{g(x, y, i1, j1) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}}(Lg - 1)$$

其中  $g_{\max} = \max_{x,y} g(x, y, i1, j1)$ ,  $g_{\min} = \min_{x,y} g(x, y, i1, j1)$ ；

步骤 4 计算子区域灰度-梯度共生矩阵并归一化。

记灰度梯度共生矩阵为： $\{H(i, j, i1, j1), i = 0, 1, \dots, L - 1; j = 0, 1, \dots, Lg - 1\}$ 。其中， $H(i, j, i1, j1)$  定



图 3 改进型扫描线种子填充算法区域填充后图像



图4 中网窗口的外侧顶角

义为：集合  $\{(x, y, i1, j1) | f(x, y, i1, j1) = i, G(x, y, i1, j1) = j\}$  中元素的个数。归一化处理，得到  $[P'(i, j, i1, j1)]_{L \times Lg}$ ：

$$P'(i, j, i1, j1) = \frac{H(i, j, i1, j1)}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{Lg-1} H(i, j, i1, j1)}$$

步骤 5 计算灰度-梯度共生矩阵优化值  $P(i,$

$j)$ 。其中， $P(i, j) = \frac{\sum_{i1}^m \sum_{j1}^n P'(i, j, i1, j1)}{m \times n}$ 。

改进算法由于可以用全部子区域的平均值表示图像的特征量，因而更能代表图像的纹理特征，更能反映图像旋转不变的特征性。每一个子区域的并行计算量比整幅图像的计算量降低指数个数量级，因此从时间复杂度上比原有算法有了很大程度的改进。

**2.4.2 中网窗口纹理特征最优参数选定** 由于灰度-梯度共生矩阵是以灰度共生矩阵为基础的，故可以用统计量表示旋转纹理特征。考虑中网区域特征，本文定义中网区域纹理特征向量描述如下：

$$\boldsymbol{\mu} = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5\} \quad (5)$$

式(5)中各特征子分量分别表示为中网区域纹理特征的能量，相关性，混合熵，惯性，逆差距。

### 3 分类识别

本文采用 C-SVC 对基于汽车中网区域的特征参数值进行分类识别，选取中网轮廓区域的前 3 个 Hu 不变矩，3 个格栅结构特征，4 个中网窗口的几何特征以及 5 个中网区域的纹理特征共计 15 组特征，形成中网区域特征参数向量组  $\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{\nu}, \boldsymbol{m}, \boldsymbol{w}, \boldsymbol{\mu}\}$ ，将其作为网络输入参数。训练样本数据为 30 个汽车品牌的 300 种不同车型，为减少因图像拍摄造成的误差，每种车型选取 10 组图像，共计 3000 组样本，选取上述每种车型中的任意 8 组图像共计 2400 个样本作为训练样本，其余样本作为测试样本。

实验环境为 Intel core i5-2430M 2.4 GHz CPU, 2 GB DDR 内存, Windows 7 操作系统笔记本，运

行软件为 Matlab 2010a，由于视频序列可看作由多个静态图像的无缝叠加，为简化数据量，本文试验用图像均采用静态拍摄。

考虑到样本数据对核函数的影响以及相关领域专家的经验知识<sup>[7,8]</sup>，本文采用了径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF)；其中核函数为： $K(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}') = \exp(-|\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}'|^2 / \gamma^2)$  作为主要的核函数。

鉴于支持向量机在应用中广泛存在的迭代次数多、效率低以及核函数参数设定不具自适应的不足，本文在以下算法方面进行了优化改进：一方面在训练器训练过程中，设计了加权判别的算法，即对训练样本中的重要样本赋予较大权重，对要舍去的样本点，其权值设为接近于零的权重系数，通过权重系数的不同对样本数据进行取舍，以提高算法泛化效率<sup>[9,10]</sup>。另一方面在核函数参数设定过程中，设计了基于先验知识的迭代最优参数搜索算法确定最优参数，以提高分类器的识别精度。通过上述的双角度约束以控制分类识别算法的效率与精度。

#### 3.1 样本数据自动优化分选

本文设计采用基于马氏距离和“ $a\sigma$ -原则”对样本数据进行分选，通过结合加权判别算法加快支持向量机的训练测试速度<sup>[11]</sup>。具体思想：首先计算样本点与所属训练样本集的马氏距离，近似认为其服从正态分布  $N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}^2)$ 。然后借鉴概率论中的“ $3\sigma$ -原则”，给定一个距离界限  $a\sigma$ ，如果距离满足  $|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu}| \leq a\sigma, 0 < a \leq 3$ ，则认为该样本属于或近似属于当前类，保留该样本点并赋予较大加权值；如果距离满足  $|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu}| > a\sigma$ ，对该样本点赋予权值接近于零的权重系数<sup>[12,13]</sup>。通过改变  $a$  的值来控制样本选取的数目，其中  $a$  的大小和对应不同区间的选取的样本数据占总样本数据集的百分比例关系如表 1 所示。对于样本数据较多的样本集，选取较小的  $a$ ，使得剩余的样本数目不太多，对于样本数据较少的样本集，选取较大的  $a$ ，使得剩余样本基本可以反映原始样本集的情况。

由于  $\boldsymbol{X}$  中有  $n$  个样本(其中：训练时  $n = 8 \times 10 \times 30$ ；测试时  $n = 2 \times 10 \times 30$ )，定义  $\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \dots, \boldsymbol{x}_n\}$ ，其中  $\boldsymbol{x}_i (i \in [1, n])$  为  $15 \times 1$  矩阵，是第  $i$  个样本的特征参数值，则第  $i$  个样本点到样本集  $\boldsymbol{X}$  的马氏距离平方为

$$d_i^2 = (\boldsymbol{x}_i - \bar{\boldsymbol{x}})^T \boldsymbol{S}^{-1} (\boldsymbol{x}_i - \bar{\boldsymbol{x}}) \quad (6)$$

表 1 不同区间样本数据选取比例关系图

$a$ 的大小	3	2	1.5	1	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
选取样本比例(%)	99	95	87	68	58	51	46	38	31	23	16	8

其中， $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  为样本均值； $S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T$  为样本协方差矩阵。

然后判断  $d_i$  是否满足  $|d_i - \mu| \leq a\sigma$ ，其中  $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$ 。如果满足条件保留该样本点并赋予较大加权值，否则对该样本点赋予权值接近于零的权重系数。考虑本文车型识别样本数目较多，选取  $a$  为 0.6，则最大样本保留数目为原始样本集的 46%。然后将经过权重系数标注后的样本代入支持向量机进行训练测试，多次迭代计算，逐步保留了正例样本，从而就会大大减少支持向量机的分类器的样本数目，提高分类效率。

### 3.2 核函数最优参数自适应确定

针对径向基核函数中的参数确定，本文研究设计了基于先验知识的迭代最优参数搜索算法确定最优参数，以提高分类识别精度。具体的算法步骤为：

步骤 1 首先根据经验大致确定核函数参数  $\gamma$  和惩罚因子  $c$  的范围，并且预先设定一个预测值的最大值；

步骤 2 从初始参数经验值开始训练计算，利用加权判别法对在训练器训练过程中的样本进行优选取舍；

步骤 3 对核函数参数  $\gamma$  和惩罚因子  $c$  以指数形式定步长相加，训练器输出预测值，并将该预测值与预设的预测值最大值进行比较。若预测值大于最大值则将预测值赋予最大值；

步骤 4 将预测值最大值与经验值作比较，若超出区间，则转入步骤 6；

步骤 5 继续步骤 3，直到预测最大值首次超出经验最大值；

步骤 6 输出上一次的参数预测最大值，此即为参数的最优值。

具体算法流程图如图 5 所示。

经过该先验知识搜索法的运算，采用 libsvm3.1 软件仿真，得到了最优的核函数参数  $\gamma = 32$ ，惩罚因子  $c = 0.5$ 。

### 3.3 识别分类结果对比分析

(1) 样本数据分选前后数量和运行时间对比(表 2) 为确保实验结果的科学性，需采用大量样本数据，但也会造成程序运行时间的剧增，这与车型识别的实时性要求形成矛盾。经过对比分析，采用本文数据分选算法后，训练测试样本数量得到极大优选，保留了较少的样本数量，同时经过测算，其运行时间较数据分选前有较大改善，极大提高了分类

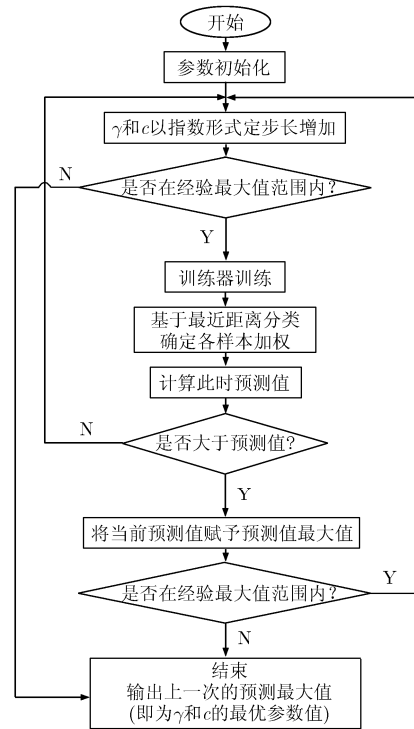


图 5 基于先验知识的迭代最优参数搜索法流程图

表 2 样本数据分选前后效果对比

	分选前样本		分选后样本	
	数量	运行时间	数量	运行时间
训练阶段	2400	3.9 s	1104	1.9 s
测试阶段	600	96.4 ms	276	44.7 ms

效率。

(2) 不同特征参数识别效果对比 由表 3 可以看出，在利用本文设计的分类器的基础上，3 种特征参数情况下分类识别率都相对较高，证明了本文选定的特征参数的正确和有效性。基于中网区域结构特征和形状特征参数的识别准确率相较于基于纹理特征参数的高 5% 以上，由于参数较多，所以其训练时间和测试时间较基于纹理特征的也要高。对比表明，基于本文定义的所有特征参数的分类识别准确率是最高的，并且此情况下的训练时间、测试时间并未大幅度提高，能够符合车型识别的实时性要求。

(3) 不同形式支持向量机分类识别综合效果对

表 3 基于不同特征参数的车型识别结果对比

	结构特征+ 形状特征	纹理特征	本文定义 所有特征
车型识别率(%)	95.183	89.641	97.926
训练时间(s)	1.7	1.2	1.9
测试时间(ms)	39.6	31.8	44.7

比 本系统分别在常规 C-SVC, V-SVC, 一类 SVM, E-SVR, V-SVR 等支持向量机模型下进行实验, 其对比结果如表 4 所示。

经过对比分析, 在上述几类支持向量机分类模型中, 本文算法(改进型 C-SVC)的分类识别准确率最高, 训练、测试时间最短, 验证了本文所提分类

表 4 不同向量机模型下的识别结果

	本文算法	C-SVC	V-SVR	一类 SVR	E-SVR	V-SVR
车型识别率(%)	97.926	95.423	94.236	93.375	94.586	92.468
训练时间(s)	1.9	2.6	3.1	3.4	4.6	4.3
测试时间(ms)	44.7	67.3	84.2	92.6	113.5	105.9

算法的有效性和准确实时性。

(4)不同核函数识别效果对比 下面在改进型 C-SVC 模型的基础上, 分别对比采用线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、sigmoid 核函数等情况下的识别分类率, 如表 5 所示。从表 5 中可以看出采用径向基核函数的识别分类率最高, 这也证明了本文选择径向基为分类算法核函数的正确性。

表 5 不同核函数下的分类结果

	线性核函数	多项式核函数	径向基核函数	sigmoid 核函数
车型识别率 (%)	92.567	94.368	97.926	91.897

由上面的不同情况下的数据对比表明, 在采用本文所优选的特征参数的基础上, 使用本文所设计的双角度约束改进型 C-SVC 识别分类模型具有识别速度快、准确率高等优点。

#### 4 结束语

本文分析研究了基于最优参数搜索的车辆中网识别方法, 具有以下的创新点和优点: (1)设计算法自动获取了中网格栅区域的结构特征、中网窗口的形状特征及区域纹理特征的最优参数; (2)设计研究了基于径向基核函数的改进型 C-SVC 算法完成中网的分类识别, 通过双角度约束控制分类算法的效率和精度。仿真结果表明, 本文所采用方法具有较高的识别精度、较快的识别效率, 能准确对不同中网进行精确分类识别, 这对于智能交通管理系统的发展具有很大的实用价值。下一步的工作目标是解决支持向量机分类器在训练过程中的计算复杂度问题, 研究利用新的算法降低计算复杂度, 进一步提高收敛速率。

#### 参 考 文 献

- [1] 刘怀恩, 李璟, 洪留荣. 利用局部特征的子空间车辆识别算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(30): 156-158.
- [2] 徐东彬, 刘昌平, 黄磊. 融合边缘和角点特征的实时车辆检测技术[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(6): 1142-1148.
- [3] Hwang Myungseon and Kang Hyunchul. A vehicle recognition using part-based representations[J]. *Future Information Communication Technology and Applications Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2013, 235: 309-316.
- [4] Muralidharan R and Chandrasekar C. Combining local and global feature for object recognition using SVM-KNN[C]. International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering, Salem, Tamilnadu, 2012: 1-7.
- [5] Gonzalez Rafael C, Woods Richard E, and Eddins Steven L. Digital Image Processing Using MATLAB[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004: 334-356.
- [6] 王汝佳, 黄海平, 林巧民, 等. 计算机图形学教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009: 103-133.
- [7] Daniel Correia, Carlos Pereira, Paula Veríssimo, et al. A Platform for peptidase detection based on text mining techniques and support vector machines[J]. *Intelligent Systems, Control and Automation: Science and Engineering*, 2013, 61: 449-459.
- [8] Zhang Chun-hua, Shao Xiao-jian, and Li De-wei. Knowledge-based support vector classification based on C-SVC[J]. *Procedia Computer Science*, 2013, 17: 1083-1090.
- [9] Lewis D B, Keller J M, Popescu M, et al. Dirt road segmentation using color and texture features in color imagery[C]. 2012 IEEE Symposium on Computational Intelligence for Security and Defence Applications (CISDA), Ottawa, Canada, 2012: 1-6.
- [10] Maldonado Sebastin and Weber Richard. A wrapper method for feature selection using support machines[J]. *Information Sciences*, 2009, 179(13): 2208-2217.
- [11] Miranda P B C, Prudencio R B C, De Carvalho A C P L F, et al. Multi-objective optimization and meta-learning for SVM parameter selection[C]. The 2012 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN), Brisbane, Australia, 2012: 1-8.
- [12] Peng Tao, Huang Yi, Cao Wei, et al. A method based on weighted F-score and SVM for feature selection[C]. Control and Decision Conference (CCDC), Guiyang, China, 2013: 4287-4290.
- [13] Hu Wen-jun, Chung Fu-lai, and Wang Shi-tong. The maximum vector-angular margin classifier and its fast training on large datasets using a core vector machine[J]. *Neural Networks*, 2012, 27: 60-73.

- 郑东耀: 男, 1974年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为图像理解、智能测控等。
- 艾艳可: 男, 1988年生, 硕士, 研究方向为交通领域新型检测技术及数据信息处理。
- 黄 轲: 男, 1989年生, 硕士, 研究方向为图像处理、智能测控等。