

# 基于 Gist-SVM 对车道线分类及车道线检测识别研究<sup>①</sup>

魏玉东<sup>②</sup> 杨先海<sup>③</sup> 谭德荣

(山东理工大学机械工程学院 淄博 255049)

**摘要** 为了适应复杂的车道线路况的识别,提出了应用 Gist-SVM 机器学习对直线型-弯曲型车道线自动检测分类的方法。首先通过 Gist-SVM 训练 2 种直线型和弯曲型分类模型;然后利用测试图像的特征与训练模型进行预测学习,应用支持向量机自动分类直线型和弯曲型车道类型;最后,检测的直线型车道线图像利用加约束 Hough 变换进行检测识别,检测的弯曲型车道线采用多数小线段直线拟合方法拟合弯道。同时设计一种适应本文所提方法的车道线检测识别系统的界面,将该车道线检测算法整合到该系统界面内。实验结果证明,采用 Gist-SVM 可自动检测分类车道线类型,该算法对直线型-弯曲型车道线检测识别的错检率减少 20%,提高了检测的准确性。

**关键词** 车道线分类,直线型-弯曲型;检测系统界面,加约束的 Hough 变换

## 0 引言

机器视觉及图像处理是智能时代系统的重要组成部分,同时针对于分类问题及检测有重大作用。如今面对复杂的道路路况,为了针对分类问题及提高车道线检测的效率及准确性,国内外学者展开一系列的研究。付秀丽等<sup>[1]</sup>设计了一种卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型,采用 Soft Max 分类器进行分类,提高图像分类和目标检测。冯子勇<sup>[2]</sup>提出基于流形学习的逐层鉴别式特征学习方法——DLANET 特征的场景分类方法,使得 DLANET 特征代替手工特征进行分类。付黎明等<sup>[3]</sup>提出了一种根据距离的影像金字塔的高鲁棒性车道线检测算法,有效提高了检测效率和准确率。隋靛等<sup>[4]</sup>提出一种由 Hough 变换与二次曲线模型相结合的高速公路车道线识别算法以提高车道线识别的实时性和精确性。

## 1 车道线分类及检测识别方法研究

为了适应复杂的车道线路况的识别,本文提出应用 Gist-SVM 机器学习对直线型-弯曲型车道线自动检测分类的方法来达到分类检测的目的。首先通过 Gist-SVM 训练直线型和弯曲型 2 种分类模型。然后利用测试图像的特征与训练模型进行预测学习,应用支持向量机(support vector machine, SVM)自动分类直线型和弯曲型车道线。最后将检测出的直线型车道线图像通过加约束 Hough 变换识别拟合车道线,检测的弯曲型车道线图像利用多段拟合识别。

本文提出的方法主要分为 2 个模块。第 1 模块为基于 Gist-SVM 对直线型车道线图像自动检测分类研究,目的是能够自动判断出直线型和弯曲型车道线,有利于对道路差异性大、直线以及弯道错综复杂的车道线的检测识别。第 2 模块为车道线检测识别拟合流程,通过第 1 模块判断的结构化车道线类

① 山东省自然科学基金(ZR2016EL19)资助项目。

② 男,1992年生,硕士生;研究方向:机器视觉及图像处理;E-mail: 1049705331@qq.com

③ 通信作者,E-mail: yxh@sdut.edu.cn

(收稿日期:2018-04-03)

型来分别对各自车道线类型进行检测拟合识别,方法流程如图1所示。

第1模块主要的流程依次为获取训练图像、提取图像特征值、训练样本、建立直线型(正样本)-弯曲型(负样本)分类车道线模型。通过获取测试图像来提取图像的 Gist 特征值,应用支持向量机进行直线型-弯曲型车道线检测分类,将检测分类的结果传递到第2模块。若分类的图像显示直线型车道线

(正样本),则通过车道线特征提取包括灰度化处理、Canny 边缘提取、中值滤波降噪、改进 Otsu 阈值分割,然后将特征提取的结果利用加约束的 Hough 变换进行拟合识别。若分类的图像显示弯曲型车道线(负样本),则进行车道线特征提取(与直线型车道线特征提取方法一致),并将提取的结果利用多段加约束的 Hough 变换拟合弯曲型车道线。

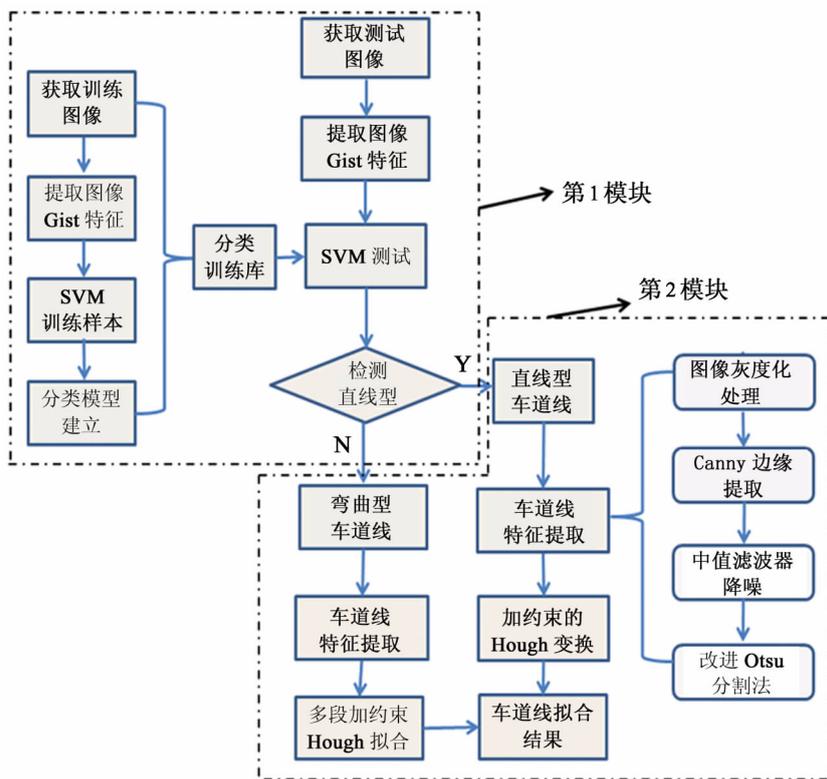


图1 车道线检测方法流程

## 2 基于 Gist-SVM 对直线型车道线图像自动检测分类研究

### 2.1 Gist 全局变量特征提取算法

Gist 算法的中心原理在于对输入的图像做滤波处理后利用多方向的 Gabor 滤波器组<sup>[5]</sup>提取目标图像的全局特征,并对目标图像进行处理。文献[6]采用 4 个尺度 8 个方向的 Gabor 滤波器组提取图像的全局特征,其根本原理不是直接对整幅图像用滤波器组进行处理,而是先采取对图像进行分块处理,将每一块的特征进行提取并得到目标特征,再将所有小块的 Gist 特征联合起来。

Gist 特征提取算法基本步骤如下。

- (1) 读取测试车道线图像。
- (2) 将大小为  $k \times l$  的车道线图像划分为个数为  $m_1 \times m_2$  的小分块量,其大小为  $k' \times l'$ ; 对每一个小分块用一组含 32 个 Gabor 滤波器组进行特征提取,形成小块特征,称之为块 Gist 特征。

将  $G_i(x, y)$  经 32 个滤波器组处理的特征值平均得到的特征值合成一个行向量,串联起来得到 Gist 特征。

$$G^g = [\overline{G_1^p} \quad \overline{G_2^p} \quad \dots \quad \overline{G_3^p}] \quad (1)$$

式中,  $\overline{G_i^p} = \frac{1}{k' \cdot l'} \sum_{(x,y) \in P_i} G_i^p(x, y)$

(3) 输出 Gist 特征值。

## 2.2 支持向量机(SVM)

支持向量机是基于统计学习理论的一种机器学习方法,经过某种事先选择的核函数将输入数据映射到一个高维特征空间上,在这个空间中寻觅最佳分类,把得到的两类数据能正确地分开<sup>[7]</sup>。

假设  $n$  维空间中线性的判定函数为  $f(x) = w \cdot x + b$ , 则分类超平面为  $w \cdot x + b = 0$ 。  $T_1$  和  $T_2$  分别表示超平面  $w \cdot x + b = 1$  和  $w \cdot x + b = -1$ ,  $T_1$  和  $T_2$  超平面之间的距离为  $2/\|w\|$ , 则最大化间隔就是求解变量  $w$  和  $b$  的优化问题。

$\|w\|^2$  可以用拉格朗日求解方式求解,在  $T_1$  和  $T_2$  的条件下,求得相应的 Lagrange 函数:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^1 \alpha_i (y_i (w \cdot x_i + b) - 1) \quad (2)$$

式中  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_i)^T$  为 Lagrange 乘子向量,  $L(w, b, \alpha)$  取最小值的  $w$  和  $b$  应满足以下式子:

$$\nabla_w L(w, b, \alpha) = w - \sum_{i=1}^1 \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (3)$$

$$\nabla_b L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^1 \alpha_i y_i = 0 \quad (4)$$

将式(3)、(4)带入  $L(w, b, \alpha)$ , 得到其对偶问题<sup>[8]</sup>:

$$\max_{\alpha} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^1 \sum_{j=1}^1 y_i y_j (x_i \cdot x_j) \alpha_i \alpha_j + \sum_{j=1}^1 \alpha_j \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^1 y_i \alpha_i$$

$$\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, 1$$

求解得到 Lagrange 乘子  $\alpha$  和偏置  $b$ , 线性判决函数为

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}(w \cdot x + b) \\ &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^1 \alpha_i y_i (x \cdot x_i) + b\right) \end{aligned} \quad (6)$$

## 2.3 直线型-弯曲型车道线图像检测分类

本节利用 Matlab 软件搭建基于 Gist-SVM 自动分类直线型-弯曲型车道线的操作界面。界面分为 2 个区域,即车道线分类按钮区域和车道线图像显示区域。直线型车道线图像为分类模型的正样本,弯曲型车道线则为负样本,图像显示区域包括分类概率。当检测的图像概率大于 0.5 时,则检测为直线

型车道线;若概率小于 0.5 时,则检测为负样本弯曲型车道线,其分类界面如图 2 所示。

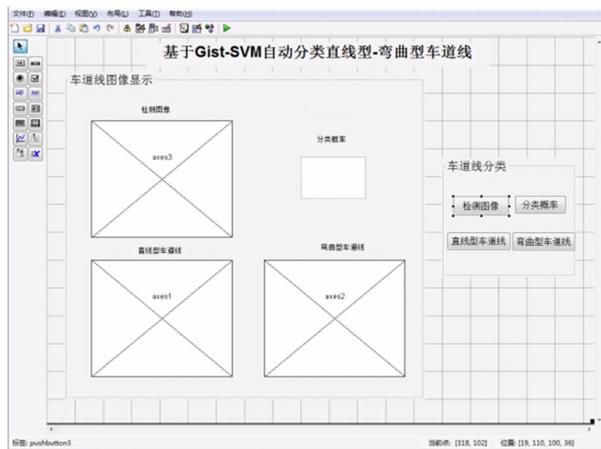


图 2 车道线分类界面

采集某地的结构化道路图像约 600 张,含有直线型和弯曲型图像,设置训练样本的像素大小为  $150 \times 150$ 。通过 SVM 训练分类样本,选取该地附近采集的测试图像,利用 Gist-SVM 进行分类判别,如图 3 所示。



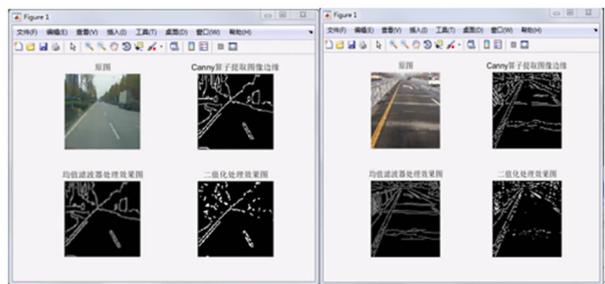
图 3 车道线分类效果

## 3 直线型车道线检测识别方法研究

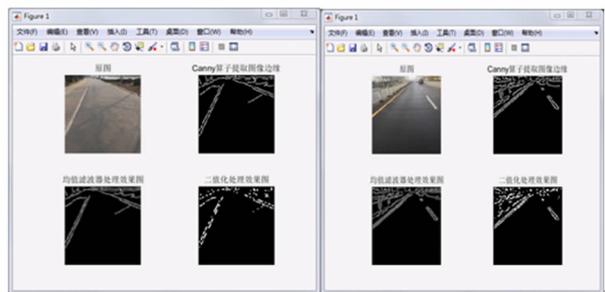
### 3.1 车道线特征提取

根据支持向量机来判断图像中直线型车道线的图像,进一步从复杂的路况条件中筛选出直线型车道线部分,并对车道线进行图像处理操作,针对于直

线型车道线的特征提取出来,主要分为以下4个步骤:灰度化处理、Canny 边缘检测提取、均值滤波器去噪、改进 Otsu 二值化处理。图4中(a)、(b)、(c)、(d)是对不同干扰情况的道路进行特征提取的结果。



(a) 车辆干扰 (b) 雨迹干扰



(c) 阴影干扰 (d) 雨天干扰

图4 车道线特征提取图

### 3.2 加约束的 Hough 变换检测拟合识别

Hough 变换(Hough transform)是从图像中提取出曲线的一种常见方法,被广泛地用于对车道线的检测<sup>[9,10]</sup>。Hough 变换通过将道路图像的直线部分从图像空间转换到参数空间来实现车道线直线检测<sup>[11]</sup>,在直角坐标系中,直线函数用  $y = kx + b$  表示,其转换思想用  $x$ 、 $y$  作为坐标系已知量,  $k$ 、 $b$  作为变量坐标,将平面问题转化为参数空间坐标分别表示为极坐标下的  $\rho$ 、 $\theta$ 。则直线方程表示为

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (7)$$

图5表示直线方程式(7)的极坐标表达方式。

在 Hough 变换检测车道线的基础上引入了3条约束条件进行约束,避免出现错检、误检情况发生,增加直线检测的准确性。第一,根据交通法规规定,车辆不得在车道线横向行驶,因此车道线几乎不会出现横向方向<sup>[5,8]</sup>,故可以删除斜率在  $[-0.3, 0.3]$  之间的斜率;第二,限制图像中存在的直线数量小于

3条;第三,对于检测的车道线与直线两者斜率角度差不得小于  $6^\circ$ 。

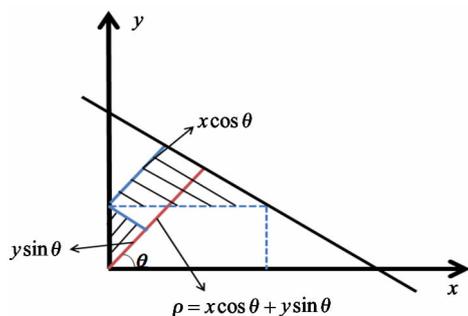


图5 直线方程的极坐标表示

其加约束的 Hough 变换算法检测拟合流程为:

(1) 自动判断分类得到直线型车道线进行特征提取后的道路图像。

(2) 建立参数极坐标  $\rho - \theta$ ; 计算图像的 Hough 变换,搜索图像上需要变换的目标点  $(x, y)$ , 依据图5直线的极坐标表示,利用  $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$  计算参数遍历  $\theta$ , 对目标进行累加,直到全部转换完成,得到新的 Hough 变换矩阵;引入上述3条约束条件,在约束条件的前提下搜索  $\rho - \theta$  参数空间的最大值,得到检测直线的相应参数。

(3) 由 Hough 变换参数坐标得到检测直线的极坐标参数  $(\rho, \theta)$ 。

### 4 弯曲型车道线检测识别方法研究

行驶的道路在十字路口、弯曲道路等情况下存在弯曲型车道线,弯曲型车道线与直线型车道线的道路模型不同,弯曲型车道线可使用由多段类似为小段直线型车道线拟合组成的一种模型,每条弯曲型车道线对应有很多直线型小线段,将每小段采用加约束的 Hough 变换识别拟合,多段拟合结果就是弯道的识别线段。其检测识别思想为分类判断的弯道型车道线采用基于多段加约束的 Hough 变换拟合弯道,其多段检测弯道的步骤如下所示。

(1) 将道路图像进行灰度化处理、Canny 边缘检测、中值滤波去噪、Otsu 阈值法分割成二值化图像,如图6所示。

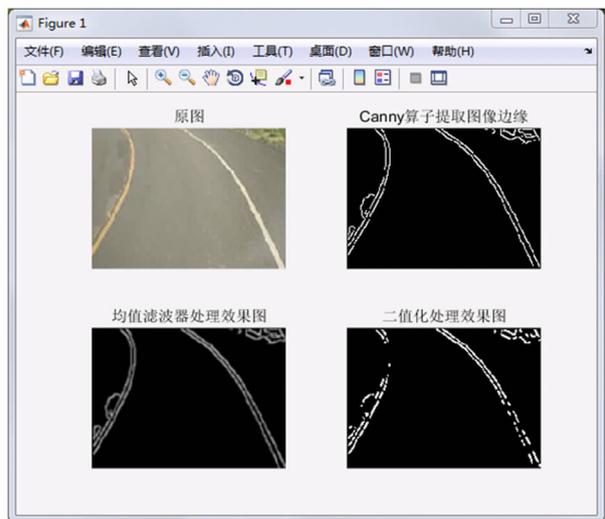


图 6 弯曲型车道特征提取图

(2) 将整幅处理好二值化道路图像依据多段检测直线分割多个矩形感兴趣区域 (region of interest, ROI), 如图 7 所示。

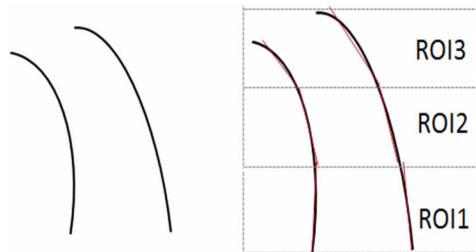


图 7 多段拟合弯道示意图

(3) 通过设置的多个矩形感兴趣区域 (ROI) 各个范围内应用加约束的 Hough 变换检测各矩形感兴趣区域的车道线段如图 8 所示。

(4) 将分段拟合的小线段连接到整个拟合弯道中。

将图像弯曲型特征作为多段小直线型线段的集合, 其斜率大小不同, 通过多个感兴趣区域将整幅弯曲型车道线划分成不同的区域, 将各个区域类似直线的边缘特征提取出, 将不同区域的小直线型线段进行拟合, 将各个区域不同的线段拟合结果进行连接, 形成由多段直线型小线段构成的弯道型车道线的拟合过程, 完成弯曲型车道线的检测识别。

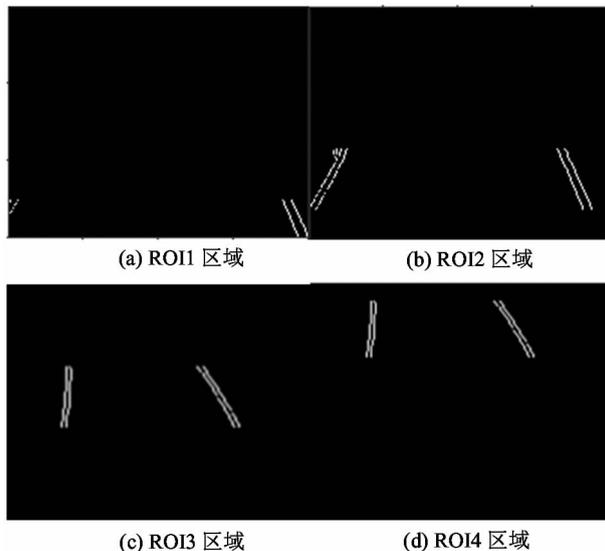


图 8 多段拟合弯道示意图

## 5 车道线检测界面设计

基于图像边缘特征的车道线检测识别系统的操作界面是利用 Matlab 软件中图像用户界面 (graphical user interface, GUI) 来实现的, 通过 Matlab 中 GUI 的编辑器选择 Guide 程序, 新建一个空白 GUI 样本界面, 如图 9(a) 所示。空白 GUI 界面中含有菜单栏、工具栏、用户控件集、用户界面边界窗口。首先通过用户控件集进行界面功能布局, 使用按钮、静态文本、坐标轴等控制集, 其次使用编辑器添加车道线检测识别的方法及属性, 最后通过回调函数将界面与系统方法结合, 如图 9(b) 所示。

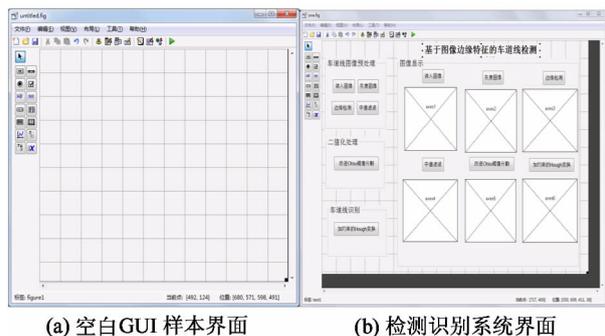


图 9 车道线检测识别系统界面

该系统界面分为按钮和图像显示 2 个区域, 通过按钮调用相应的程序, 其结果显示如图 10 所示。



图 10 车道线检测识别界面

## 6 实验结果及分析

本文在 PCi7-6 700 CPU@ 3.40 GHz 处理器 64 位操作系统的硬件基础上通过 Matlab 2016a 软件基础下实现对道路路况直线型-曲线型车道线进行分类,判断出直线型车道线图像,通过在Hough变换

的基础上引入约束条件进行直线识别出现的类型进行约束,避免识别错误;判断出弯曲型车道线图像,采用多段加约束的 Hough 变换拟合弯曲型车道线。

实验中的图像来自于青岛和淄博某地的采集训练样本附近结构化道路的图像,通过 Gist-SVM 判断分类,对弯曲型车道线和直线型车道线进行分类测试,随机对 100 张道路图像分类。分类测试的图像有雨迹干扰路段的、阴影干扰路段、文字干扰路段、车辆干扰路段的图像,其将分类的结果进行车道线检测识别拟合。检测拟合识别结果,如图 11 所示。对于有地面有雨迹干扰图像(如图 11(a)、(b)所示),阴影干扰的图像(如图 11(c)所示),有文字干扰的图像(如图 11(d)所示),有车辆干扰的图像(如图 11(e)所示)等诸多类型干扰检测的情况下,能够准确地识别拟合车道线,弯曲型车道线通过多段拟合,将弯道形成 4 段直线拟合相连,如图 11(f)所示。本文提出的方法通过约束进行车道线检测拟合,过滤掉图像中存在的错误信息,有效地避免误检,提高了抗干扰性。



图 11 车道线检测识别图

## 7 结 论

本文主要对直线型和弯曲型车道线进行自动分类判断,提出应用 Gist-SVM 的机器训练的方式判断车道线的两种类型,并在此基础上对分类的直线型车道线进行加约束的 Hough 变换,对弯曲型车道线采用多段加约束拟合直线的方法检测识别弯道。本文方法能够准确地实现不同干扰因素存在的车道线的检测识别,其准确率得到较大提高,利用设计的基于图像边缘特征车道线检测识别的操作界面并整合到一个系统界面。今后将加大道路路况的训练样本,以使分类更加准确。

### 参考文献

- [ 1 ] 付秀丽,黎玲萍,毛克彪,等. 基于卷积神经网络模型的遥感图像分类[J]. 高技术通讯,2017,27(3):203-212
- [ 2 ] 冯子勇. 基于深度学习的图像特征学习和分类方法的研究及应用[D]. 广州:华南理工大学,2016. 42-44
- [ 3 ] 付黎明,李必军,叶雨同. 基于多尺度重采样的车道线检测[J]. 电子技术应用,2017,43(4):7-12
- [ 4 ] 隋靓,党建武,王阳萍. 基于分段切换模型的快速车道线检测[J]. 计算机应用与软件,2017,34(8):201-205
- [ 5 ] Sorwar G, Murshed M, Dooley L. A novel filter for block based motion estimation[C]. In: Proceedings of the International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications, Melbourne, Australia, 2002. 201-206
- [ 6 ] 刘斌,徐岩,米强. 融合 Gabor 和 Gist 特征的人脸识别[J]. 计算机工程与应用,2017,53(15):217-221+238
- [ 7 ] 基于 SVM 的图像分类算法与实现[J]. 计算机工程与应用,2007,43(25):39-42
- [ 8 ] 何强. 支持向量机在嵌入式图像识别中的研究[J]. 电子技术与软件工程,2015(12):202-203
- [ 9 ] Liu Z, Wang S, Ding X. ROI perspective transform based road marking detection and recognition[C]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Audio, Language and Image Processing, Shanghai, China, 2012. 841-846
- [ 10 ] Li X, Wu Q, et al. Lane detection based on spiking neural network and hough transform[C]. In: Proceedings of the 8th International Congress on Image and Signal Processing, Shenyang, China, 2015. 626-630
- [ 11 ] 陈雷,肖创柏,禹晶,等. 自适应聚类 Hough 变换及地震断层检测[J]. 高技术通讯,2017,27(3):193-202

## Research on lane line classification based on Gist-SVM and lane detection and recognition

Wei Yudong, Yang Xianhai, Tan Derong

(School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049)

### Abstract

In order to adapt to the complicated lane condition recognition, a method of automatically detecting and classifying linear-bending lane lines using Gist-SVM machine learning is proposed. Firstly, both linear and curved classification models are trained by Gist-SVM; then the characteristics of the test images and the training model are used for predictive learning, and support vector machines (SVMs) are used to automatically classify linear and curved lane types; and finally the detected linear lane lines are detected and identified using the constrained Hough transform, and the detected curved lane lines are fitted with a curved line using most of the small line segments. At the same time, an interface adapted to the lane detection and recognition system of this paper is designed, and the lane detection algorithm is integrated into the system interface. The experiment results prove that Gist-SVM can automatically detect the classification of lane lines, reduce the erroneous detection rate of linear-bent type lane detection by 20%, and improve the accuracy of detection.

**Key words:** lane line classification, linear-bend type, detection system interface, Hough transform plus constraint