

一种阴影及破损车道线识别方法研究^{*}

樊超, 狄帅, 侯利龙, 徐静波

(河南工业大学 信息科学与工程学院, 郑州 450001)

摘要: 为了满足车道线识别算法在车道线存在阴影遮挡、破损及污迹覆盖情况下的适应能力,提出了一种新的、有效的识别算法。将原始道路图像灰度化后,采用中值滤波去除图像采集过程中引入的噪声。利用对称局部阈值分割算法对去噪后车道线进行特征提取;并将提取结果与经典分割算法进行对比分析。基于提取出的车道线特征点的分布规律,提出应用改进的RANSAC算法进行车道线识别。分别对在普通公路和高速公路上所采集的视频图像进行实验测试,结果表明,当车道线严重破损、完全被阴影遮挡以及被大面积污迹覆盖的情况,识别算法都能准确地将其识别。

关键词: 对称局部阈值分割; RANSAC 算法; 阴影遮挡; 破损; 车道线识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)10-3968-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.098

Research on recognition method for shady and broken lane

FAN Chao, DI Shuai, HOU Li-long, XU Jing-bo

(College of Information Science & Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to meet the requirements of the adaptability of shady, broken and stained lane mark identification, this paper proposed a novel and effective lane mark identification algorithm. Turning the color image into gray scale and filtering out noise by median filter were introduced firstly. Then, it extracted feature of the lane by using the method of symmetrical local threshold segmentation and the result was contrasted with the classic segmentation method. Lastly, considering the distribution of feature points, it put forward the identification algorithm based on the improved RANSAC algorithm, and the validity of which was verified experiments using several videos, which were collected from common road and highway. The results indicate that, even for the lane mark which is blocked by shadows completely, broken seriously or covered by a large area of stains, it can be recognized accurately by using the improved RANSAC algorithm.

Key words: symmetrical local threshold segmentation; RANSAC (random sample consensus) algorithm; shady lane mark; broken lane mark; lane mark recognition

车道线的正确识别是智能车辆实现自主导航和一些安全辅助驾驶系统正常工作的基本前提。由于车道线可以看做是道路环境对驾驶员的视觉信息反馈,故国内外大多研究人员都通过造价低又简单的机器视觉来识别车道线。目前,研究人员已经提出了很多基于视觉的车道线识别方法。识别方法总体上可分为两大类,即基于特征的识别方法^[1]和基于模型的识别方法。其中最常用的方法是基于模型的识别方法,其实质就是利用提取的车道线特征点与车道线几何模型相匹配;如利用边缘检测提取特征点来匹配直线道路模型^[2,3],采用二次曲线^[4,5]、双曲线^[6]和样条曲线道路模型^[7]并通过对特征点拟合获得车道线模型参数以及运用方向可调滤波器提取特征点并通过特征点来拟合组合道路模型^[8,9]。

当道路路面结构不均匀、光照变化、阴影遮挡、车道线破损、污迹覆盖以及其他车辆的存在使得道路图像变得复杂时,上述方法有时会出现误识别。究其原因,大部分是由于道路图像预处理效果不好所致。因此,本文针对实际交通环境,提出一种新的、有效的预处理方法;另外,根据预处理后所提取出的

车道线特征点的分布规律,提出一种新的、可靠的识别算法。

1 道路图像预处理

车载视觉系统采集到的图像中除了含有车道线信息外,通常还有很多噪声和干扰信息。道路图像预处理的目的是最大程度地强化车道线信息,除去干扰与噪声,为更好地进行车道线识别做准备。

1.1 灰度化与中值滤波

目前车载视觉系统采集的图像大多为彩色图像,为了加快处理速度,通常把彩色图像转换成灰度图像。考虑到本文要识别的对象,灰度化采用如下形式:

$$\begin{cases} V_{\text{gray}} = 0.30R + 0.59G + 0.11B \\ V_{\text{gray}} = R = G = B \end{cases} \quad (1)$$

其中: V_{gray} 代表灰度化后的像素灰度值; R 、 G 、 B 分别代表 RGB 彩色模型的两个分量。

图像的滤波处理主要分为空间域滤波和频域滤波两种方

收稿日期: 2012-02-23; **修回日期:** 2012-03-29 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61071197);河南工业大学研究生科技创新基金资助项目(11YJCX72)

作者简介: 樊超(1976-),男,河南郑州人,副教授,博士,主要研究方向为模式识别与图像处理(anfan2003@gmail.com);狄帅(1987-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理;侯利龙(1986-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理;徐静波(1987-),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

法,前者是对图像的像素直接进行处理,后者是以修改图像的傅里叶变换为基础。考虑到车载系统实时性要求,一般采用空间域滤波。本文采用中值滤波处理方法,该方法是一种局部平均的平滑技术,对脉冲干扰和椒盐噪声的抑制效果较好,在一定条件下可克服线性滤波器(如最小均方滤波、均值滤波等)带来的图像细节模糊问题,有效保护图像的边缘^[10]。图 1 给出了原始彩色道路图像和经过灰度化及中值滤波处理后的图像。

1.2 基于对称局部阈值分割的车道线特征提取

当有以下情况出现时,现有的很多车道线识别算法会出现误识别:

- 普通公路路旁的树木、建筑物等造成的阴影遮挡了车道线;
- 高速公路上的其他车辆或道路上方的高架桥等建筑物的阴影遮挡车道线;
- 车道线破损或有污迹覆盖车道线。

针对上述问题,提出应用对称局部阈值分割方法对道路图像进行分割以提取车道线特征信息。

1.2.1 感兴趣区域(ROI)的划分

经过对车载视觉系统获取的道路图像进行分析,根据其对于车道线识别的重要程度将图像按图 2 划分为三个区域:左车道线存在区域 A1、右车道线存在区域 A2 以及不考虑区域 A3,设整幅图像平面面积为 S ,区域 A1、A2、A3 的面积分别为: $7S/24$ 、 $7S/24$ 、 $5S/12$ ^[11]。

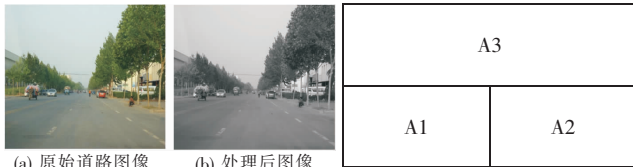


图 1 灰度化与中值滤波 图 2 道路图像分区示意图

由于 A3 区域主要为天空区域,基本不含车道线信息,车道线特征提取时直接将其作为背景处理,只在区域 A1 和 A2 中进行;即只在 ROI 中进行车道线特征提取,以提高识别系统的实时性。

1.2.2 对称局部阈值分割

定义 ROI 的左上角为坐标原点,纵向为 x 轴,横向为 y 轴;设感兴趣区域大小为 M 行 N 列,用 $I(x, y)$ 表示道路图像感兴趣区域,用 $V(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的灰度值。

对于 ROI 中的一个像素点 (x, y) ,分割算法可分为四步来完成:

- 判断像素点 (x, y) 的横坐标 y 的值。当 $y \leq c$ 时,步骤 b)c) 中只计算像素区域 $I(x, p_j)$, $p_j \in [y, y+c]$,不考虑区域 $I(x, p_i)$, $p_i \in [y-c, y]$;若满足 $y \geq N-c$,步骤 b)c) 中只计算像素区域 $I(x, p_i)$,不考虑 $I(x, p_j)$;否则顺序执行步骤 b)c)。
- 考虑到透视投影影响和算法的实时性要求,对于第一行到第 M 行的各像素点, c 按式(2)依次取值:

$$c = \left\lceil k \frac{0.5L_l}{M-1} + 0.5L_l \right\rceil, k = 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (2)$$

式中: L_l 是正常情况下测得的完好的车道线的像素宽度。

- 计算像素区域 $I(x, p_i)$ 和 $I(x, p_j)$ 的均值,分别记为 $\text{mean}(V(x, p_i))$ 和 $\text{mean}(V(x, p_j))$ 。
- 计算像素点 (x, y) 的灰度值 $V(x, y)$,当 $V(x, y) > \max$

$\{\text{mean}(V(x, p_i)) + T, \text{mean}(V(x, p_j)) + T\}$ 时,置 $V(x, y) = 1$;否则置 $V(x, y) = 0$ 。上述关系式中, T 是一个阈值常量,本文取 $T = 1/2 T_{\text{otsu}}$, T_{otsu} 为利用最大类间方差法(otsu)^[12]获得的 ROI 全局阈值,这里取“去归一化”后的值。

- 依次遍历整个 ROI,得出分割后图像 $S(x, y)$ 。

分割后图像 $S(x, y)$ 为

$$s(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } V(x, y) > \max\{\text{mean}(V(x, p_i)) + T, \\ & \text{mean}(V(x, p_j)) + T\} \text{ and } c < y < N - c \\ 1 & \text{if } V(x, y) > \text{mean}(V(x, p_i)) + T \text{ and } N - c \leq y \\ 1 & \text{if } V(x, y) > \text{mean}(V(x, p_j)) + T \text{ and } y \leq c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

对于 ROI 中的任一像素点,上述算法的流程如图 3 所示。

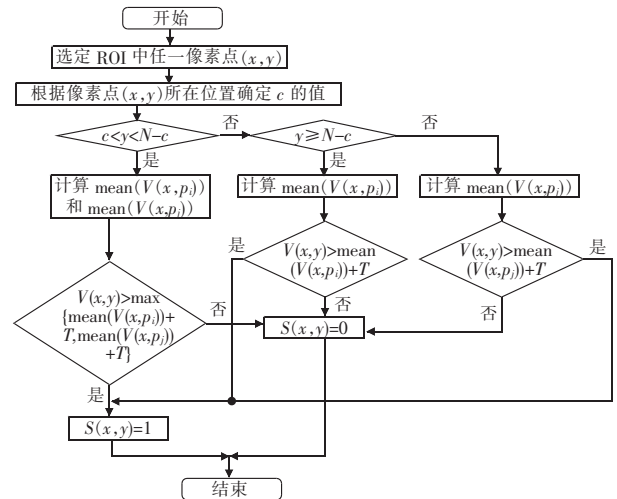


图 3 分割算法流程图

1.2.3 车道线特征提取效果对比

为了比较对称局部阈值分割算法对车道线特征提取的效果,分别利用经典阈值分割算法——Otsu 分割算法和本文提出的分割算法对几种典型工况下的车道线进行特征提取。提取结果如图 4 所示。

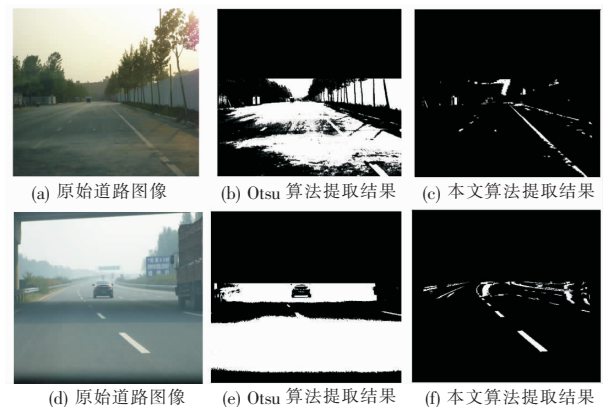


图 4 经典算法和本文算法提取效果对比图

图 4(a) ~ (c) 是针对普通公路车道线被阴影遮挡和污迹覆盖情况下的车道线特征提取。道路车道线被大面积污迹覆盖、部分已破损同时又有路旁建筑物、树木造成的阴影遮挡。由提取结果可明显看到, Otsu 算法几乎提取不出车道线信息,而本文算法却能较好地提取出车道线信息。

图 4(d) ~ (f) 是针对高速公路上方存在高架桥等建筑物,从而造成阴影遮挡情况下的车道线特征提取。由于在 ROI 存在大量阴影, Otsu 算法无法正确确定阈值,从而出现误提取;

与其不同的是,本文算法却实现了很好的提取效果。

2 基于改进 RANSAC 算法的车道线识别

RANSAC 算法是根据一组包含异常数据的样本数据集算出数据的数学模型参数,从而得到有效样本数据的算法^[13]。车道线区域特征点的分布规律是 RANSAC 算法识别的主要依据,并不需要经训练过程或匹配道路模型。由此可以看出,此算法相对于 Hough 变换以及模板匹配等识别方法,更能适应存在阴影遮挡、车道线破损等情况下的识别。

然而在阴影遮挡、车道线破损等情况下,提取出的特征点中不仅包括有效点,而且还存在大量异常点(即干扰点)。大量的干扰点导致在初始化车道线模型时所选的 n 个特征点中干扰点所占比例增加,从而降低了算法的实时性和鲁棒性。鉴于此,提出含有约束条件的改进的 RANSAC 算法识别车道线。

2.1 改进 RANSAC 算法的车道线识别

由于大部分道路是结构化道路,设计和建设都有严格的标准,在规定的车速内近视视野区域的车道线可近似为直线^[14],因此采用直线道路模型来描述车道线。为了进一步提高系统的实时性,同时也考虑到 RANSAC 算法的特点;对左、右车道线进行独立、并行的识别。

对于左车道线,基于改进的 RANSAC 识别算法流程如图 5 所示。

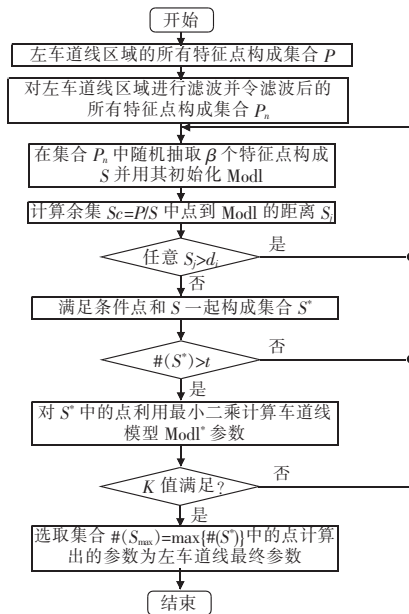


图5 识别算法流程图

算法步骤如下:

a) 假设特征提取后的左车道线存在区域的所有特征点构成集合 P , 利用图 6(a) 所示的模板对左车道线存在区域进行滤波处理(同理,对于右车道线则利用图 6(b) 所示的模板对右车道线区域进行滤波), 令滤波后的左车道线区域的所有特征点构成集合 P_n , 则有 $P_n \subseteq P$ 。

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

(a) 左车道线区域模板

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

(b) 右车道线区域模板

图6 滤波模板

b) 在集合 P_n 中随机抽取 β 个特征点(本文各工况取 $\beta = 2$) 构成集合 S , 并用 S 初始化左车道线模型 Modl 参数。

c) 余集 $S_c = P \setminus S$ 中与左车道线模型 Modl 的距离小于 d_i 的点所构成的集合为 Q , Q 和 S 构成集合 S^* (即集合 S 的一致集)。

针对本文研究的直线道路模型,当提取出的特征点中干扰点多且分布不规则时,若 d_i 值取得较大, S^* 中特征点的数目增多,则 S^* 中特征点间的相关性就会减弱,从而使得识别出正确模型的不确定性变大。经过大量实验验证,对于本文所研究的道路工况,取 d_i 值为 1~3 为宜。

d) 若 $\#(S^*) \geq t$ (本文各工况取 t 值为 12), 认为得到正确的左车道线模型参数, 并利用集合 S^* 中的点采用最小二乘法计算出新的左车道线模型 Modl^* ; 否则, 转到步骤 b) 执行。

e) 在集合 P_n 中重新随机抽取 β 个特征点构成新的 S , 并初始化左车道线模型参数, 重复步骤 c) d)。

f) 完成 K 次抽取后, 若未找到一致集则算法失败; 否则, 选取满足 $\#(S_{\max}) = \max \{ \#(S^*) \}$ 的集合 $S_{\max}$ 中的点计算出的车道线参数为最终的左车道线参数。

抽样次数 K 的确定取决于最小抽样集中 n 个特征点之间相关性的强弱。在实际应用中精确地推算出 K 的值并非易事, 但可以在已知先验概率的情况下, 计算出 K 的一个数字特征—— K 的统计均值 $E(K)$ 。若令 w 表示选中的 n 个特征点中任一特征点都满足某一车道线模型的概率, 则有

$$E(K) = b + 2(1-b)b + 3(1-b)^2b + \dots + i(1-b)^{i-1}b + \dots \quad (4)$$

$$\text{即 } E(K) = b[1 + 2a + 3a^2 + \dots + ia^{i-1} + \dots] \quad (5)$$

其中: $b = w^n$, $a = 1 - b$ 。

由幂级数性质可得

$$\frac{a}{1-a} = a + a^2 + a^3 + \dots + a^i + \dots \quad (6)$$

对式(6)求导可知

$$\frac{1}{(1-a)^2} = 1 + 2a + 3a^2 + \dots + ia^{i-1} + \dots \quad (7)$$

比较式(5)(7)可得

$$E(K) = \frac{1}{b} = w^{-n} \quad (8)$$

利用上述方法同理可求出对应于右车道线的参数。

2.2 特征提取结果滤波前后性能分析

设图 7(a) 中左、右车道线区域(即 A_1 、 A_2 区域)的特征点总数分别为 A_L 、 A_R , 其中左、右车道线的特征点个数为 a_L 和 a_R ; 图 7(b) 中左、右车道线区域的特征点总数分别为 A_{LF} 、 A_{RF} , 其中属于左、右车道线上的特征点个数为 a_{LF} 和 a_{RF} , 则可得上述数值及其相关比值如表 1 所示。

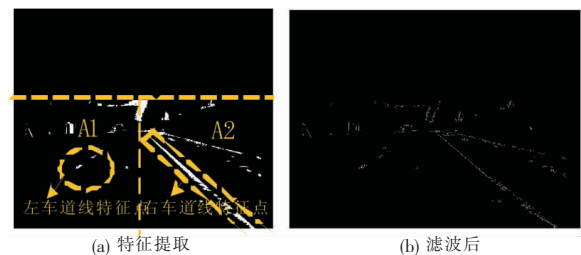


图7 特征提取结果滤波

由表 1 可知, A_{LF}/A_L 、 a_{LF}/a_L 和 A_{RF}/A_R 、 a_{RF}/a_R 的值都变得很小, 这意味着在特征提取结果的基础上进行滤波后, 其无论噪声点还是车道线特征点数目都成倍地减少; 这说明算法在随机抽取初始化模型的特征点所需的时间将成倍地下降, 算法的实时性将得到很大提高。同时, a_{LF}/A_{LF} 的值是 a_L/A_L 值的两倍

多,即滤波后车道线上点所占总点数比例是滤波前的两倍多;而 a_R/A_R 、 a_{RF}/A_{RF} 的值又相差甚微,这说明滤波后在较大提升算法的实时性的同时,算法的鲁棒性也能得到很好的保证。

表 1 特征提取与滤波后的特征点数目对比

	左车道线		右车道线	
提取	$A_L = 77148$	$a_L/A_L = 0.06$	$A_R = 139768$	$a_R/A_R = 0.51$
	$a_L = 4520$		$a_R = 70649$	
滤波	$A_{LF} = 9643$	$a_{LF}/A_{LF} = 0.14$	$A_{RF} = 21655$	$a_{RF}/A_{RF} = 0.47$
	$a_{LF} = 1350$		$a_{RF} = 10201$	
	$A_{LF}/A_L = 0.12,$ $a_{LF}/a_L = 0.30$		$A_{RF}/A_R = 0.15,$ $a_{RF}/a_R = 0.14$	

另外,从查阅的国内外文献来看,目前评价识别结果的量化准则主要是与已知的现实路面信息或仿真的虚拟道路进行对比;然而若在车辆高速行驶情况下,获得现实路面精确信息并非易事。而当使用图 6 所示的模板对特征提取结果进行滤波后,恰恰能较多地提取出车道线的内边缘特征点,从而使得提取出的车道线是内边缘线的概率变大,为建立一个实时、有效的量化准则奠定基础。

3 实验结果与分析

为了对提出方法进行有效的评估,需要选取有效的测试数据。本实验分别选取在普通公路和高速公路上采集到的多段视频进行分析。限于篇幅考虑,同时也为了使实验结果更具有效性,下面仅给出当车道线被阴影遮挡较严重、车道线破损程度相当严重以及有大面积污迹覆盖情况下的处理结果。

图 8 是普通公路车道线破损或被污迹覆盖情况下的识别结果。可以看到,(a)~(c) 车道线的破损程度逐渐加深;(a) 中有白色物体覆盖在车道线上,(b) 中车道线有不同程度的损坏;与(b)相比,(c) 中的车道线破损程度更加严重,其中左车道线中的部分标志已完全消失。由于本文分割算法能成功地分割出被污迹覆盖的车道线点,而改进的 RANSAC 识别算法能从由破损车道线分割出的不规则特征点中快速、有效地找到符合要求的车道线模型,所以在此工况下能很好地进行车道线的识别。



图 8 普通公路破损或污迹覆盖的车道线识别

图 9 是普通公路车道线被路旁物体阴影遮挡情况下的识别结果。可以看到,(a)~(c) 车道线被阴影遮挡程度逐渐加深,同时(c) 中的车道线被大面积的污迹覆盖并且部分标志已破损。由于阴影的存在会使得车道线与路面的对比度降低,故分割出的特征点存在大量非车道线点,并且这些非车道线点的分布是不规则的。实验结果表明,采用改进的 RANSAC 识别算法能从一些不规则的特征点中很好地找到符合要求的车道线模型,因此在此工况下本文算法也能很好地识别出车道线。

图 10 是高速公路阴影遮挡的车道线识别结果。高速公路车道线一般很少有严重破损现象,但当通过道路上方有建筑物(如高架桥等)的路面时会有阴影存在;另外,其他车辆也会造成阴影遮挡车道线的情况。由实验结果可以看到,本文算法能很好地在此工况下进行车道线的识别。

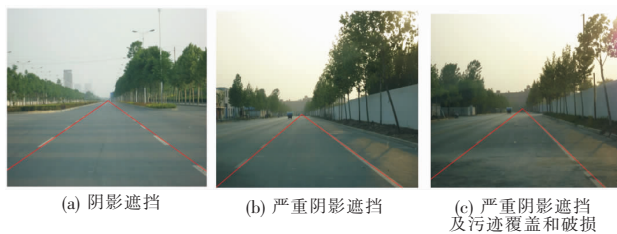


图 9 普通公路阴影遮挡及污迹覆盖的车道线识别

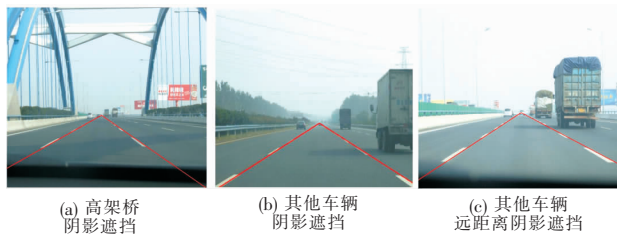


图 10 高速公路阴影遮挡的车道线识别

4 结束语

本文提出一种新的、有效的车道线识别算法,通过对实际道路大量实验验证,结果表明,该算法具有很好的识别性能。

a) 针对车道线有阴影遮挡、破损及污迹覆盖情况,提出一种新的预处理算法,即在原始道路图像经灰度化和滤波后,利用对称局部阈值分割方法对车道线进行特征提取。实验结果表明,本文算法明显优越于经典传统算法。

b) 对于预处理后提取的特征点分布不规则且干扰点多的特点,提出应用改进的 RANSAC 算法进行车道线的识别。实验结果表明,此算法能够很好地在此情况下进行车道线的识别,并且实时性相比原始 RANSAC 算法明显提高。

c) 下一步的工作主要是在本文识别结果的基础上对车道线进行实时跟踪,以进一步提高识别系统的实时性。

参考文献:

- [1] KIM Z W. Robust lane detection and tracking in challenging scenarios [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9 (1): 16-26.
- [2] LEE J W, YI U K. A lane departure identification based on LBPE, Hough transform, and linear regression [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 99(3): 359-383.
- [3] SATZODA R K, SATHYANARYNA S, SRIKANTHAN T. Hierarchical additive Hough transform for lane detection [J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2010, 2(2): 23-26.
- [4] BERTOZZI M, BROGGI A. GOLD: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(1): 62-81.
- [5] DANESU R, NEDVSCI S. Probabilistic lane tracking in difficult road scenarios using stereovision [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(2): 272-282.
- [6] CHENG H Y, YU C C, TSENG C C. Environment classification and hierarchical lane detection for structured and unstructured roads [J]. IET Computer Vision, 2010, 4(1): 37-49.
- [7] WANG Yue, TEOH E K, SHEN Ding-gang. Lane detection and tracking using B-snake [J]. Image Vision Compute, 2004, 22(4): 269-280.
- [8] 郭磊, 李克强, 王建强, 等. 应用方向可调滤波器的车道线识别方法 [J]. 机械工程学报, 2008, 44(8): 214-218. (下转第 3989 页)

(上接第 3971 页)

- [9] MCCALL J C, TRIVEDI M M. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation [J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems*, 2006, 7(1): 20-37.
- [10] DAGAN E, MANO O, STEIN G P, *et al.* Forward collision warning with a single camera [C] // Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2004: 37-42.
- [11] WANG Rong-ben, YU Tian-hong, JIN Li-sheng, *et al.* Edge extraction method study based on maximum entropy for linear lane identifying and tracking [C] // Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2005: 849-854.
- [12] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [13] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [14] 徐友春, 王荣本, 李克强, 等. 一种基于直线模型的道路识别算法研究 [J]. *中国图象图形学报*, 2004, 9(7): 858-864.