

基于路面积水反射模型和对称特征的车道检测方法

刘理^{1,2} 徐国卿^{1,3} 李卫民^{1,3} 欧勇盛^{1,3} 宋章军^{1,3} 周翊民^{1,3}

¹ (中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

² (中国科学院大学研究生院 北京 100049)

³ (香港中文大学 香港 999077)

摘要 本文提出了一套在恶劣天气下(如下小雨或者雨后)有效提高车道检测准确性和稳定性的车道检测的方法和系统。首先,本文提出并实现了一个有效的路面积水反射模型。它结合摄像头模型,能够拟合实际路面积水的镜面反射情况,从而降低路面积水的镜面反射和增强车道标志。接着,本文提出了一种基于对称特征的车道标志特征提取和检测方法。其中包括基于对称特征的车道消失点检测方法和平行车道模型参数拟合方法。最终,通过结合车道的先验知识,提出的方法能够在环境较差情况下,提高车道检测的稳定性和正确率。

关键词 车道检测; 反射模型; 路面积水; 对称特征

Lane Detection using the Reflection Model of Surface Water and Symmetry Features

LIU Li^{1,2} XU Guo-qing^{1,3} LI Wei-min^{1,3} OU Yong-sheng^{1,3} SONG Zhang-jun^{1,3} ZHOU Yi-min^{1,3}

¹ (Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

² (Graduate School of University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

³ (The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)

Abstract This paper proposes some methods of increasing the robustness and accuracy of lane detection in bad weather, such as light rain or after a rain. First, a reflection model of road surface water is presented. The model can efficiently fit the real reflection phenomenon on a rainy road with strong specular reflection of sky light on the surface water or road, and it can efficiently reduce specular reflection and enhance lane markings in the same situation. Second, the paper proposes some methods of extracting lane markings based the symmetry feature. They include the methods of detecting vanishing point and fitting the shape model of the parallel lanes using the symmetry features. Finally, by combining some prior knowledge, such as restriction of slope of the parallel lane lines and symmetry features, the methods can effectively increase the stability, robustness and accuracy of lane detecting in different complex environments.

Keywords lane detection; reflection model; surface water of road; symmetry feature

1 引言

在车道偏离预警方面,以视觉为主的方法因为其成本低廉和技术门槛较低成为主要的研究和应用方向,而车道检测为其中必要和核心技术之一。具有良好的实验平台和较深入研究的主要包括:吉林大学的

毕雁冰^[1]、余天洪^[2,3]、贾鑫^[4]、董因平^[5]对以视觉为主的车道检测和车道偏离预警系统进行了广泛而深入的研究。而清华大学研制的智能车 THMR-V^[6]、西安交通大学的 Spingrobot 智能车实验平台^[7,8]、国防科技大学和中国一汽联合研发的红旗无人驾驶轿车^[9],都将车道检测和车道偏离预警作为基础核心技术之一。

国外车道检测作为无人驾驶车辆的核心技术之

作者简介:刘理,博士,研究方向为驾驶辅助系统, E-mail:li.liu@siat.ac.cn; 徐国卿,博士生导师,研究员,研究方向为智能和新能源汽车; 李卫民,正高级工程师,研究方向智能汽车的控制与节能; 欧勇盛,研究员,研究方向为智能系统; 宋章军,高级工程师,研究方向为机器人; 周翊民,高级工程师,研究方向为汽车控制。

一, 早就已经开始在无人驾驶车上进行试验和测试, 在前期具有代表性的方法系统有: Bertozzi 和 Broggi 的 GOLD (generic obstacle and lane detection system) 系统^[10], Kluge 的 LOIS (likelihood of image shape) 方法^[11]和 Kreucher 的 LANA (lane-finding in another domain) 方法^[12], 美国卡内基梅隆大学的 RLPAH (rapidly adapting lateral position handler) 方法^[13]和 AURORA (Automotive Run-Off-Road Avoidance system)^[14]。相关的综述和书籍在^[15]已经较详细的描述了相关内容, 这里就不着重进行论述。

提高车道检测在各种环境下的适应性, 尤其是提高在各种光线和天气环境下的车道检测的适应性, 是现阶段基于视觉的车道偏离预警系统的研究与应用的主要难点之一。经过广泛的研究后, 为提高车道检测算法在各种复杂情况下稳定性和适应性, 大量的算法被提出, 如反透视映射和 steerable filter^[15]、消失点检测^[16]、地面区域检测^[17], 基于偏振片消除强光^[18,19], 基于概率模型验证车道标记的各种假设^[20]。在文献[21]中, Lopez 为了提高车道和地面检测的可靠性应用了各种方法包括摄像头模型、平行车道模型、RANSAC 检测车道、脊 (Ridgeness) 特征。在文献[22]中, Labayrade 提出了一种结合车道在纵向和横向的车道宽度和平行特征连续性的提高车道检测的方法。在[23]中, 一种扩展的 Oren-Nayer 模型被用于对路面的反光区域进行分类和检测。它为通过图像来拟合反射模型从而降低路面积水的镜面反射提供了很好的研究方向。

尽管以上这些方法能够有效的提高车道检测的适应性, 但是这些方法不能有效的排除由路面积水导致的强镜面反射对车道检测的影响。在被雨水浸泡的路面上, 由强镜面反射引起的边缘和由车道标志引起的边缘比较难以区分。同时在远处的车道标志几乎难以看见, 大多数的边缘是由路面积水反射导致的。这种现象将严重的干扰车道检测的准确性, 所以必须尽可能的降低路面积水反射对车道检测的影响从而增加车道检测的适应性和正确率。

本文中的相关研究主要集中在提出一套在雨天等恶劣天气下有效提高车道检测准确性的车道检测方法。其中主要的关键技术和创新点包括:

(1) 提出并实现了一个有效的路面积水镜面反射模型。它结合摄像头模型, 能够拟合实际的路面积水的镜面反射情况, 从而降低路面积水的镜面反射和增强车道标志。

(2) 提出了一种基于对称特征的车道标志特征提取和检测方法。其中包括基于对称特征的车道消失点检测方法和平行车道模型参数拟合方法。它结合车道的先验知识, 如平行车道线车道宽度, 能够在干扰较多的情况下, 提高车道检测的稳定性和正确率。

2 车道检测 and 对称特征提取

2.1 路面积水反射模型

如图 1, 假设路面为一个平面, 分为 2 层。第一层为有色的颜料层, 例如沥青、水泥。这一层的光反射类型为漫反射, 它的颜色一般由物质本身颜色和入射光的强度决定。第二层是一层很薄的积水层。这一层的主要光反射类型是模糊化的镜面反射。它的颜色基本上与入射光相同。根据路面积水反射和天气的特点, 研究将做如下的假设:

①路面为一平面, 所有路面点的法向量相同。而且在路面坐标系下, 法向量 N 为 $(0,0,1)$;

②光源为天空光, 在可见的路面区域内和坐标系方向一致不变;

③车道周围的建筑物的树木对光源的遮挡不严重, 镜面反射强度与距离的远近成正比;

④摄像头的位置和状态固定。

根据以上假设, 研究将结合 Phong 反射模型^[24], 提出一种适合于雨天路面积水反射情况的模型, 用于估计路面积水的镜面反射, 并据此有效的减弱镜面反射和增强车道标志。

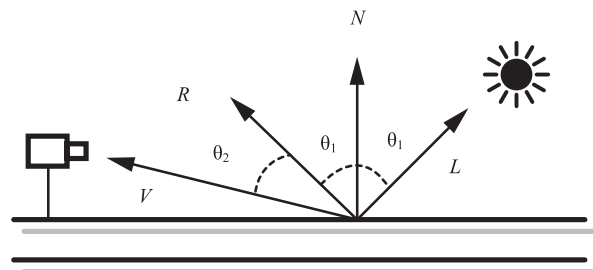


图 1 路面积水反射模型

2.1.1 反射模型

在文献[24]中, Phong 提出了一种简单的基于经验的反射模型。这个模型将反射现象描述为三个部分的线性结合。第一部分为环境光部分, 它主要由物体表面的颜色决定。第二部分是漫反射部分, 它主要由入射光的强度和物体表面的材质决定。第一部分和第二部分的反射光的强度不随反射角的变化而变化, 也就是说在物体和入射角固定, 无论从那个方向观察物

体, 这两个部分的反射光的强度是固定的。而第三部分是镜面反射, 这个部分的反射光被认为是造成高光区域的主要原因, 它的颜色与光源的颜色一致, 而且随着入射角和反射角的变化而变化。其基本的模型如下:

$$\begin{aligned} I_r &= K_a \cdot I_a + K_d \cdot I_i \cdot \text{dot}(N, L) + K_s \cdot I_i \cdot (\text{dot}(R, V))^s \\ R &= 2 \cdot \text{dot}(L, N) \cdot N - L, \\ \text{dot}(N, L) &= \cos(\theta_1), \text{dot}(R, V) = \cos(\theta_2) \end{aligned} \quad (1)$$

在公式(1)中, I_i 和 I_r 是入射光线和反射光线的强度。 I_a 是环境光强度。在计算机图形学方面, I_i 和 I_r 可以看做是入射光的强度和对应图像的像素数值。 K_s 和 K_d 分别是 Phong 模型中漫反射和镜面反射三个部分的反射光的强度与入射光线强度的比例。 N 是路面的所在平面的法向量。 R 是天空光在路面平面的镜面反射的方向向量。 L 是光源的方向向量。 V 指向摄像头的方向向量。 s 描述了路面表面的光滑度, 对于粗糙表面取值较大, 而对于光滑表面取值较小。 dot 是向量的点积。如图 1, θ_1 是向量 N 和 L 的夹角, θ_2 是向量 R 和 V 的夹角。

如图 1, 本文假设路面是一个平面, 而路面上的每个点的法向量 N 为固定值 $(0, 0, 1)$ 。而光源向量 L 在椭圆坐标系中可以被描述为:

$$\begin{aligned} L &= (x, y, z) = f_{light}(Azimut, Inclination) \\ f_{light} &= \begin{cases} x = \cos(Azimut) \cdot \sin(Inclination) \\ y = \sin(Azimut) \cdot \sin(Inclination) \\ z = \cos(Inclination) \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

在公式(2)中, 天空光转角 $Azimut \in [0, 2\pi]$ 和天空光仰角 $Inclination \in [0, \pi/2]$ 。

当光源为天空光而路面的区域相对于地球非常小时, 对于路面上的每一个点光源向量 L 是固定的。因此当路面上的每一点的法向量和光源向量固定, 公式(1)中的环境光和漫反射部分可以合成为一个固定的变量。结合公式(1)(2), 本文提出的模型被重写为:

$$\begin{aligned} I_r &= I_{ad} + K_s \cdot I_i \cdot (\text{dot}(R, V))^s \\ R &= 2 \cdot \text{dot}(L, N) \cdot N - L \end{aligned} \quad (3)$$

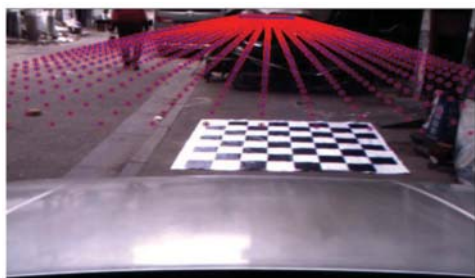


图 2 获取地面点的坐标

如图 1 和图 2, 当坐标系的原点设定在摄像头的位置时, 可以通过摄像头标定工具^[25]获取摄像头的内外参数, 从而可以计算地面平面点坐标。而加上摄像头的高度是已知, 从而地面点每个点的三维坐标 V 可以计算得出。

2.1.2 模型的参数估计

在提出的模型公式(3)中, 需要拟合的参数如下:

- (1) 天空光向量的仰角和转角 L ;
- (2) 路面的环境光和漫反射量 I_{ad} ;
- (3) 路面的光滑度 s ;
- (4) 入射光与镜面放射光的强度比例 K_i

本文使用文献[25]中的模拟退火方法搜索模型的最优参数(更详细的实现方法和原理可以在文献[26]中找到)。本文采用的模拟退火方法的参数为: 初始温度为 100 而终止温度为 1。冷却系数为 0.95 而误差函数终止值为 $10e-6$ 。Boltzmann 常量为 1。每次循环的最大测试点数目为 150。当输入仅为一幅图像时, 需要最小化的误差函数为:

$$E = \sum_{pixels} (I_r - I_p)^2 \quad (4)$$

其中 E 为实际的图像像素值, I_p 与计算的图像像素值 I_r 的二阶误差。

为了进一步的缩小参数的搜索范围, 一些参数的边界值和初始值如下: 光源强度 I_i 为图像天空区域的像素最高值。它通常位于输入图像的上半部分。而 I_{ad} 的最大值为图像中接近底部的区域的最大值。如果摄像头参数误差太大, 本文还会将摄像机的高度作为需要估计的参数, 从而减少计算 V 的误差。

当已经拟合出适合的模型参数后, 通过直接从输入图像减去计算出的镜面反射部分, 可以获得一幅已经有效降低镜面反射的图像, 并进行后续的车道检测处理。

2.2 基于对称和平行特征的车道检测

路面积水模型尽管能够降低天空光的镜面反射对雨天车道检测的影响。大量的物体或者噪声仍然干扰着车道标志的检测。为了降低噪声和阴影对车道检测的影响, 本文使用基于 Log-Gabor 滤波器组提取车道标志的对称特征。最后, 本文将一些先验知识, 如平行车道线的距离和对称特征, 加入 LOIS 车道检测方法的似然函数中增加车道检测的准确性和稳定性。

2.2.1 对称特征检测

车道标志通常是仅有一条对称中心线的长方形长条。车道标志的形状更像一个长条而不是脊或者三

角。与基于边缘的车道检测相比,对称特征只有一条对称中心线在车道标志的中心。对称特征更依赖车道标志的几何特征,从而降低了车道检测对车道标志与车道背景的对比度的依赖。在文献[27]和文献[28]中指出,对于有双边对称特征的点或者线通常还具有很强的相位叠加特征。而计算相位叠加可以等同与使用奇偶滤波器计算局部能量极点。而处于对称中心的点或者线的偶滤波器的输出大,奇滤波器的输出小。

在文献[29]中, Peter Kovesi 使用 Log-Gabor 滤波器组提取图像对称特征。与 Gabor 滤波器组相比, Log-Gabor 滤波器没有 DC 变量,其输出能够进一步降低车道特征提取对车道标志和车道背景对比度的依赖性。除此以外, Log-Gabor 滤波器组能够根据实际情况设定滤波器的多个方向和滤波频率。在文献[29]中, Log-Gabor 滤波为:

$$G = e^{-\frac{(-\log(w/w_n))^2}{2\sigma_w^2}} \cdot e^{-\frac{(-\log(\theta-\theta_c))^2}{2\sigma_\theta^2}} \quad (5)$$

其中 w_n 为尺度为 n 的中心频率, θ_c 是 Log-Gabor 滤波器的中心角度, σ_w 和 σ_θ 决定着滤波器的频率和角度宽度。根据相位叠加的原理, Kovesi 提出了一种计算图像对称性的方法:

$$\text{LaneSym}(x) = \frac{\sum_{\theta_c} \sum_{w_n} (\max(e_{w_n}(x, \theta_c) - |o_{w_n}(x, \theta_c)|), \text{thres}_p)}{\sum_{\theta_c} \sum_{w_n} A_{w_n}(x, \theta_c)} \quad (6)$$

$$A_{w_n}(x, \theta_c) = \sqrt{e_{w_n}(x, \theta_c)^2 + o_{w_n}(x, \theta_c)^2}$$

$$e_{w_n}(x, \theta_c) = \text{real}(I_{w_n}(x, \theta_c))$$

$$o_{w_n}(x, \theta_c) = \text{imag}(I_{w_n}(x, \theta_c))$$

$$I_{w_n}(\theta_c) = \text{IFFT2}(\text{FFT2}(I) \cdot G(w_n, \theta_c))$$

其中 I 是输入图像, 而 $e_{w_n}(x, \theta_c)$ 和 $o_{w_n}(x, \theta_c)$ 是滤波结果的实部和虚部。它们分别对应于尺度 n 的偶滤波器和奇滤波器的输出结果。 thres_p 是估计的噪声水平。

而基于 Log-Gabor 滤波器组对称特征的计算流程为: 首先, 对图像进行二维傅立叶变换, 转换图像到频域。接着在频域内, 使用不同方向和不同中心频率的滤波器组进行滤波。然后对各个滤波结果进行反傅里叶变换, 最后公式输出。

2.2.2 基于对称特征的车道模型

2.2.2.1 平行车道模型

本文采用文献[11]中提出的基于动态模板的平行车道模型检测车道线。对于弯曲度一般的车道线, 车道线模型为:

$$u = \frac{\bar{k}}{v - vp(2)} + \bar{b} \cdot (v - vp(2)) + vp(1)$$

$$vp(1) = j \cdot \alpha - u_0, vp(2) = v_0 \quad (7)$$

$$\bar{k} = k \cdot \alpha \cdot \beta \cdot H, \bar{b} = \frac{l \cdot \alpha}{\beta \cdot H}$$

其中 k, b, j, l 是路面坐标系下的车道曲线模型的控制参数。 α 和 β 描述横向和纵向的焦距与像素大小的比例关系。而对于左右平行车道线段, 当摄像头的倾角为 0, 根据公式(7), 它们的数学模型为(具体可见文献[11]):

$$u = \frac{\bar{k}}{v - vp(2)} + \bar{b}_r \cdot (v - vp(2)) + vp(1)$$

$$u = \frac{\bar{k}}{v - vp(2)} + \bar{b}_l \cdot (v - vp(2)) + vp(1) \quad (8)$$

在公式(8)中, vp 是当平行车道线为直线时车道线的交点。 vp 的位置接近于消失点。 \bar{b}_r 和 \bar{b}_l 是图像上拟合的直线的相应斜率。

2.2.2.2 计算消失点

消失点是平行车道模型中的关键参数之一。尤其在使用全局最优化方法搜索车道模型的最优参数时, 消失点能够作为一个有效的全局的约束, 降低参数的搜索范围和提高稳定性。大多数消失点的估计方法是计算基于边缘点直线交叉点。这种方法的主要缺点是大量不适和的边缘直线会影响计算消失点的准确性。而基于对称特征和边缘消失点的计算方法在车道检测方面具有以下特点:

(1) 车道标志的对称线位于车道标志的中心, 而车道的边缘线位于车道线的两侧。边缘线与中心线的距离和斜率都十分接近。通过适当的设定对称线和边缘线的距离和斜率差值范围, 能够较好的提前去除大量的非平行线。

(2) 当摄像头位置和参数固定和路面不发生较大变化的情况下, 消失线一般变化不大。在较短的时间间隔内, 通过计算图像中路面平行线的相交点与消失线或者消失线距离的大小, 能够较好的验证计算出的车道线是否可靠。

计算消失点的步骤如下:

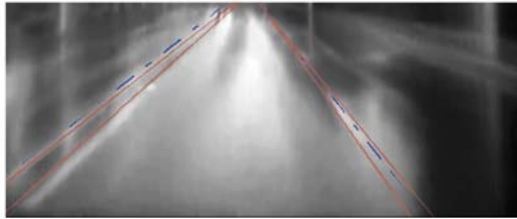
(1) 使用 Log-Gabor 滤波器组计算输入图像的对称特征图, 并采用 Hough 变换寻找适合的对称中心线。本文将输入图像分为左右两个部分, 分别寻找适合的对称中心线。其中对称特征图的阈值设定于对称特征强度的 90% 以上。

(2) 使用 CANNY 算子计算输入图像的边缘图。

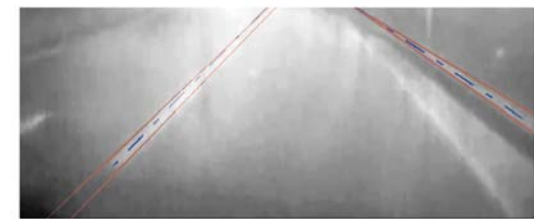
CANNY 算子阈值的设定需要保留足够的边缘。而 Hough 变换也同样用于寻找适合的边缘线。

(3) 筛选与对称中心线距离和斜率相近的边缘线。其中距离和斜率的阈值设定根据实际的道路情况和摄像头参数设定。

(4) 基于最小均方误差的方法, 计算所有对称中心线和边缘线的交点。



(a)



(b)

图 3 消失点检测

最终的交点如果与预设的消失线的距离在一定的范围内, 则最终将其设定为消失点。

图 3 中红色的实线是边缘线, 而蓝线是对称线。图 3(a) 中消失点是车道的对称线和边缘线的交点。而图 3(b) 消失点是车道线和路边线的对称线和边缘线的交点。

2.2.2.3 模型参数估计

本文采用中的模拟退火算法对车道模型的多个参数

$$ErrorFunction = -P \cdot \sum_{x \in \text{Pixel s of Lane Lines}} (laneSym(x, \theta_c) \cdot \frac{1}{(1 + w_{diffangle} \cdot \sin(diffangle))}) \cdot DI(x) \quad (9)$$

$$P = \tan^{-1}(\overline{br} - \overline{bl} - w_{slope1}) - \tan^{-1}(\overline{br} - \overline{bl} - w_{slope2})$$

其中, $diffangle$ 是拟合车道线上的点的法向量方向与图像的梯度方向的差的绝对值。而 $w_{diffangle}$ 是角度差值的权值。而 DI 是反光减弱后的图像的像素值。 br , bl 是图像上拟合的直线的斜率。 w_{slope1} 和 w_{slope2} 决定平行直线在图像上的斜率差值的阈值。它们控制拟合的直线的斜率差既不太大, 也不太小。 Sym 是计算出的图像的对称特征。本文将[11]中图像的梯度强度换为对称特征值, 它保证了拟合出的直线将非常接近与车道标志的对称中心线。

3 车道检测试验结果分析

3.1 车道检测分析试验平台

实验中采集的视频分辨率为 640×480 。采集的视频都已经转换为灰度视频。而采集视频的环境都是在雨后的道路或者下小雨的道路上(没有在下大雨的道路环境中)。路面有相当多的积水。摄像头的参数由文献[25]中方法进行标定。而当摄像头固定后, 消失线变化的大概范围根据经验值设定。图像都进行了截取, 截取的位置为消失线以下 20 到 50 个像素。

进行搜索计算(具体实现的原理和实现见文献[26])。

而本文所给的模拟退火算法的代价函数如下:

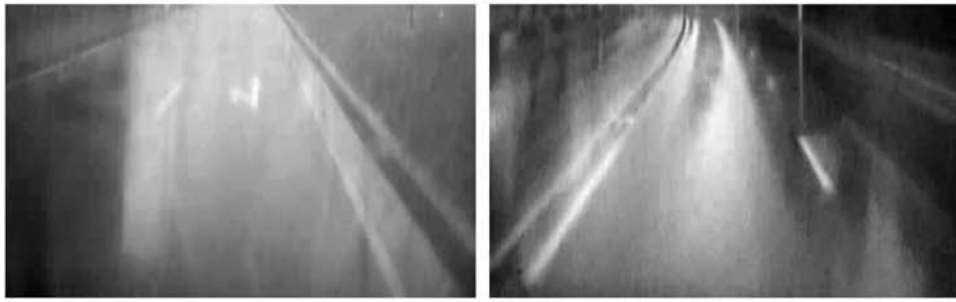
3.2 车道检测的试验结果和分析

3.2.1 拟合反射模型分析

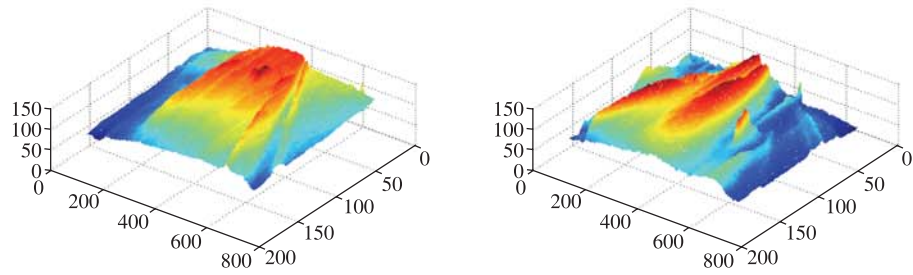
图 4 显示了不同图像的 Phong 反射模型的拟合结果。实验中的路面都有明显的镜面反射现象。在远处, 镜面反射占据大部分的路面区域。在图 4(c) (d) 中, 本文给出的 Phong 模型能够有效的拟合路面上的反射现象。使用 Phong 模型的拟合结果的形状类似圆形, 虽然与实际反射现象相比有一定的差距, 但是实验结果显示远处路面的镜面反射部分已经被有效的减弱。在另一方面, 一些干扰也同样得到了增强, 特别是对一些阴影区域内的物体。因此, 基于反射模型的镜面反射减弱模型, 可能不适合在一些阴影和遮挡很多的路面使用。

3.2.2 车道模型拟合

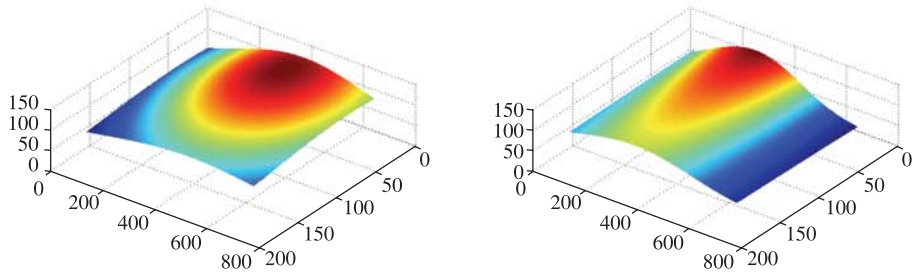
图 5 给出了使用和没有使用镜面反射减弱的图像进行对称特征检测的比较结果(F-measure 和 ROC 曲线的含义可以见文献[30])。从结果可以看出, 经过镜面反射减弱的图像, 在大多数的情况下能够有效的提高车道检测性能。在图 5 中, 左边和中间的图像的检测结果显示, 经过镜面反射减弱后的图像, 能够



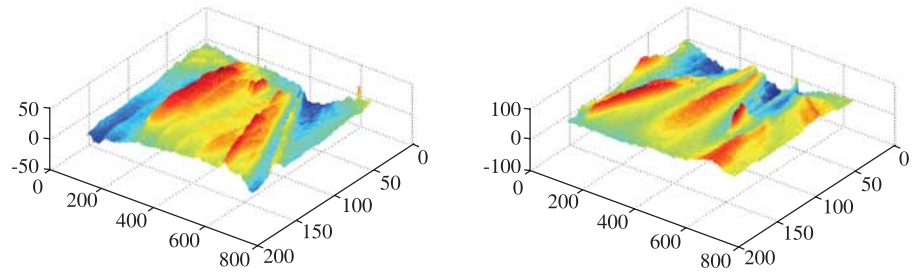
(a) 输入图像



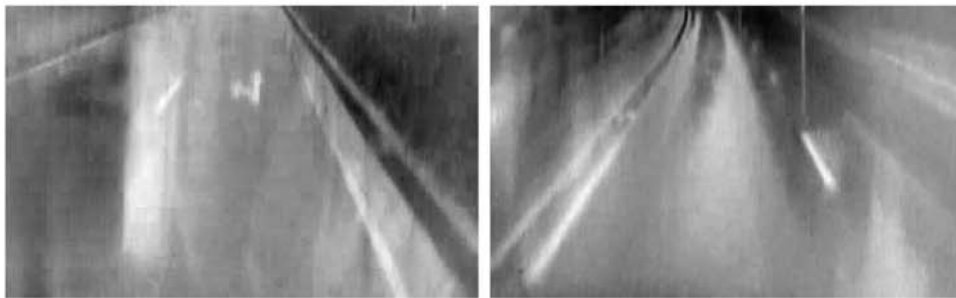
(b) 输入图像的3D模型



(c) Phong 模拟拟合结果



(d) Phong 模型的镜面反射减弱结果



(e) Phong 模型的镜面反射减弱结果灰度图

图4 去镜面反射实验

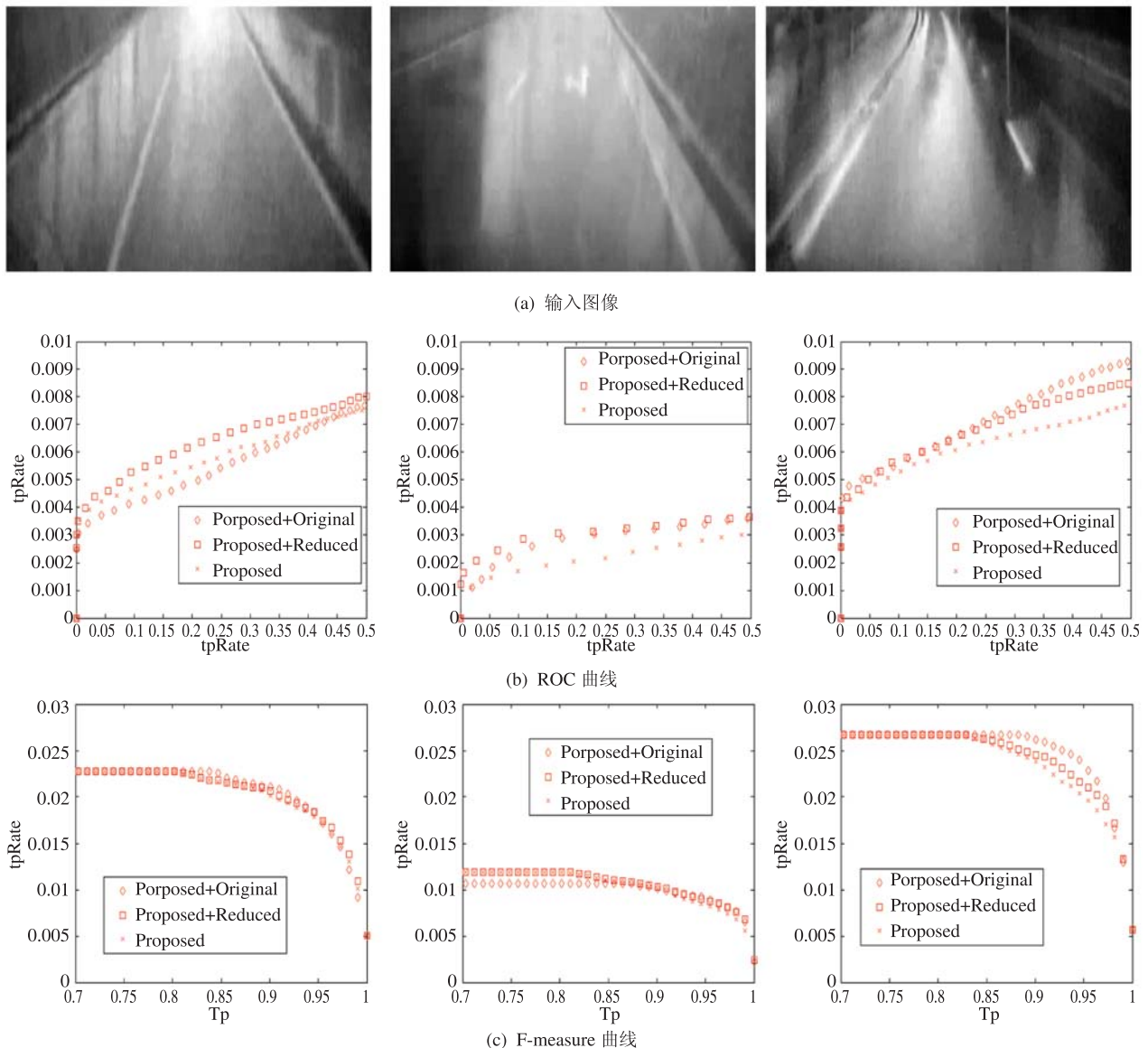


图 5 (c) 的横坐标为特征阈值 T_p , 其阈值设定为大于一定百分比 (如 90%) 的计算出的结果图像的像素值

(“Proposed+Reduced”表示结果图像是特征提取图像与镜面反射减弱后的图像相乘的结果图像, “Proposed+Original”表示结果图像是特征提取图像与原始图像相乘的结果图像, 所有结果图像都被归一化 $[0,1]$, Y 轴是真阳率 $tpRate$ (true positive rate), (b) 中 X 轴为真阴率 $fpRate$ (false positive rate), (c) 中 X 轴为特征阈值 T_p , 其阈值设定为大于一定百分比 (如 90%) 的计算出的结果图像的像素值)

有效的提高车道标志点与路面背景的对称特征对比度。而右边的图像则效果没有其他两幅图像好。从三幅图像的检测结果可以看出, 减弱镜面反射的方法能够最终提高车道检测性能的关键点在于提出的方法能否提高处理后图像在车道标志和路面背景之间的对比度。

图 6 显示了在不同情况下的车道检测结果。图 6(a) (b) (c) (d) (e) 的已经成功的使用本文的方法将车道检测出。而图 6(b) 显示即使车道线不明显, 使用对称特征能够有效的把车道检测出来。图 6(f) 的错

误情形说明本文提取的方法仍然需要在车道标志和车道背景之间有一定的对比度。

从以上的实验可以看出, 本文提取方法确实能够有效的提高车道检测在雨天下的性能。提出方法主要的限制在于。第一, 提出的方法主要应用具有明显镜面反射的路面上, 道路周围物体的干扰比较小。而且提出的方法在实际的使用中并不能完全的减弱强镜面反射带来的影响。例如, 当道路周围的树木和建筑物很多, 他们的阴影或者倒影面积很大, 这种情况就很难有效的减弱强镜面反射的影响。第二, 提出的减

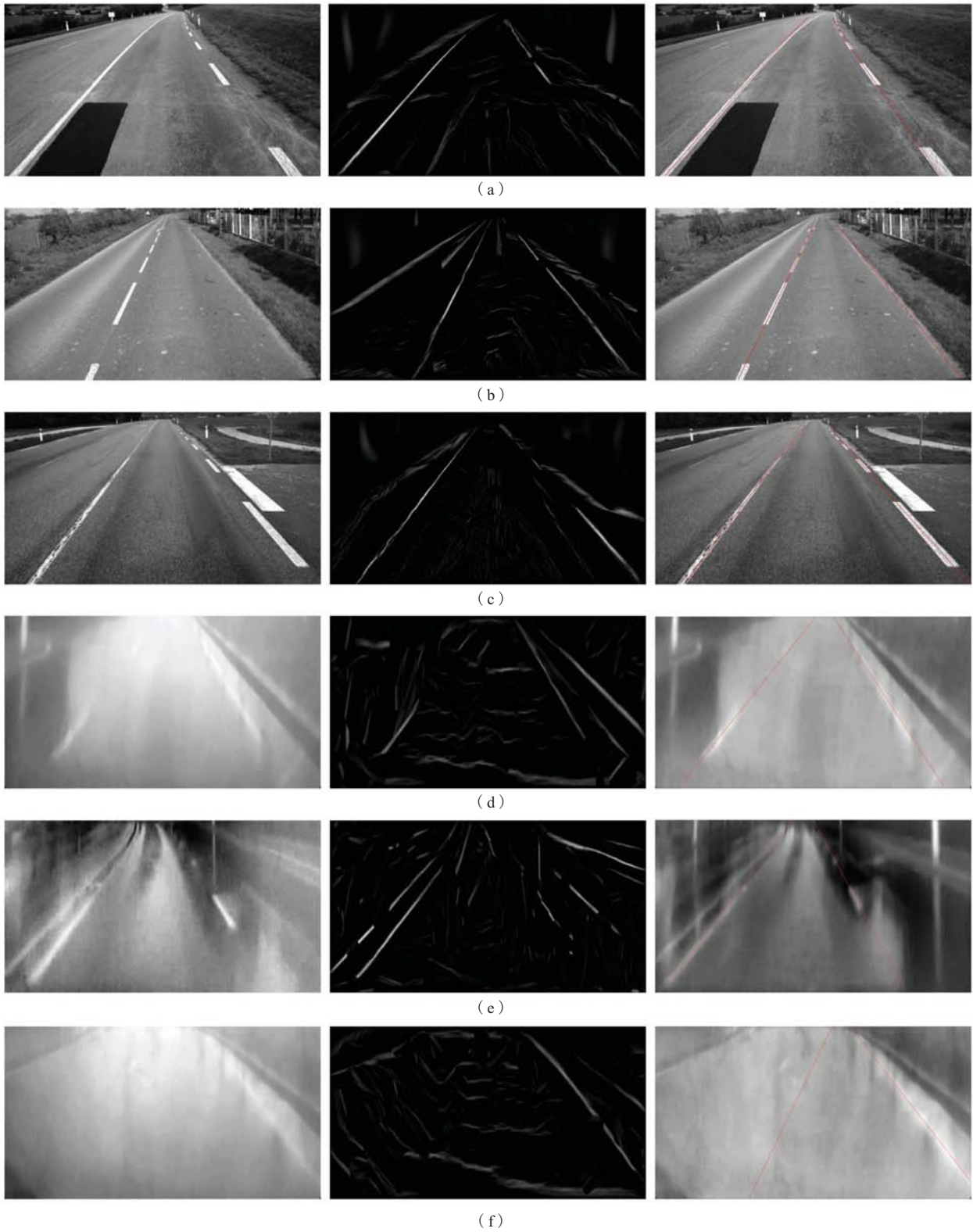


图 6 车道检测的一些实验结果

(左列为输入图像，中列为对称图像，右列为车道检测图像，图像 (a) (b) (c) 没有使用镜面反射减弱)

弱镜面反射的影响的方法和基于对称特征的方法都有可能对一些非车道标志的区域也进行了增强, 所以必须几种方法联合使用才能有效的提高在复杂情况下的车道检测的准确性和适应性。

4 结 论

本文提出了一套在恶劣天气下(如下小雨或者雨后)有效提高车道检测准确性和稳定性的车道检测系统。其中主要的关键技术和创新点包括:

(1) 提出并实现了一个有效的路面积水反射模型。它结合摄像头模型, 能够拟合实际路面积水的镜面反射情况, 从而降低路面积水的镜面反射和增强车道标志。

(2) 提出了一种基于对称特征的车道标志特征提取和检测方法。其中包括基于对称特征的车道消失点检测方法和平行车道模型参数拟合方法。它结合车道的先验知识, 如平行车道线车道宽度, 能够在环境较差情况下, 提高车道检测的稳定性和正确率。

雨天等复杂天气下的车道检查是现阶段车道检测的主要难点之一, 尤其在道路周围环境还存在大量干扰的情况下。单一的方法已经不适合解决现阶段的车道检测的难点问题。而本文提出的方法和系统尽管不能完全的解决这个问题, 但是通过结合数种方法针对几个主要的干扰因素, 尽可能的去除噪声和寻找目标区域的较好的特征, 是提高车道检测的实用性和可靠性的。

所以在不大幅增加成本的情况下, 现阶段的基于视觉的车道偏离预警系统的研究重点的方向, 应该包括: 结合多种传感器, 集成多种方法, 针对主要的影响因素, 逐个进行解决或者至少减轻影响。而不是通过一个方法进行整体解决。

参 考 文 献

- [1] 毕雁冰. 高速汽车车道偏离预警系统可行区域感知算法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [2] 余天洪. 基于机器视觉的车道偏离预警系统研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [3] 余天洪, 王荣本, 顾柏园, 等. 基于机器视觉的智能车辆前方道路边界及车道标识识别方法综述 [J]. 公路交通科技, 2006, 1(1): 139-142.
- [4] 贾鑫. 智能车辆视觉感知中的车道标线识别方法的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2004.
- [5] 董因平. 高速汽车车道偏离预警系统的算法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2004.
- [6] 胡斌, 张鹏飞, 何克忠. 一种用于室外移动机器人的快速有效的车道线识别方法 [J]. 机器人, 2006, 4(1): 394-399.
- [7] Li Q, Zheng N N, Cheng H. Springrobot: A prototype autonomous vehicle and its algorithms for lane detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(4): 300-308.
- [8] Cheng H, Zheng N N, Zhang X T, et al. Interactive road situation analysis for driver assistance and safety warning systems: Framework and algorithms [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(1): 157-167.
- [9] 戴斌, 孙振平, 安向京. 地面无人驾驶技术现状及应用 [J]. 汽车与安全, 2012, 3(1): 1-5.
- [10] Bertozzi M, Broggi A. Gold: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(1): 62-81.
- [11] Kluge K C, Kreucher C M, Lakshmanan S. Tracking lane and pavement edges using deformable templates [J]. Enhanced and Synthetic Vision, 1998, 3(1): 167-176.
- [12] Kreucher C, Lakshmanan S. Lana: A lane extraction algorithm that uses frequency domain features [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(2): 343-350.
- [13] Pomerleau D, Jochem T. Rapidly adapting machine vision for automated vehicle steering [J]. IEEE Expert-Intelligent Systems & Their Applications, 1996, 11(2): 19-27.
- [14] Mei C, Jochem T, Pomerleau D. Aurora: a vision-based roadway departure warning system [C] // Proceedings of the Intelligent Robots and Systems 95 'Human Robot Interaction and Cooperative Robots', 1995: 335-338.
- [15] McCall J C, Trivedi M M. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: Survey, system, and evaluation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(1): 20-37.
- [16] Nieto M, Salgado L, Jaureguizar F, et al. Stabilization of inverse perspective mapping images based on robust vanishing point estimation [C] // Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007: 862-867.
- [17] Borkar A, Hayes M, Smith M T. A Novel Lane Detection System With Efficient Ground Truth Generation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1): 365-374.
- [18] Broggi A, Medici P, Porta P. StereoBox: A robust and Efficient Solution for Automotive Short-Range Obstacle Detection [J]. EURASIP Journal on Embedded Systems, 2007, 1(1): 70-76.
- [19] Nayar S K, Fang X S, Boulton T. Separation of reflection Components using color and polarization [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 21(3): 163-186.
- [20] Kim Z. Robust lane detection and tracking in challenging scenarios [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation

- Systems, 2008, 9(1): 16-26.
- [21] Lopez A, Serrat J, Canero C, et al. Robust lane markings detection and road geometry computation [J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2010, 11 (3): 395-407.
- [22] Labayrade R, Ieng S S, Aubert D. A reliable road lane detector approach combining two vision-based algorithms [C] // *Proceedings of 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2004: 149-154.
- [23] Roser M, Lenz P. Camera-based bidirectional reflectance measurement for road surface reflectivity classification [C] // *Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2010: 21-24.
- [24] Phong B T. Illumination for Computer Generated Pictures [J]. *Communications of the ACM*, 1975, 18 (6): 311-31.
- [25] Bouguet Y. Camera Calibration Toolbox for Matlab [CP/OL]. [2013-02-01]. [Http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib.doc](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib.doc).
- [26] Yang X S. *Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications* [M]. Wiley, 2010: 1013-1045.
- [27] Venkatesh S, Owens R. On the classification of image features [J]. *Pattern Recogn Lett*, 1990, 11 (5): 339-349.
- [28] Morrone M C, Burr D. Feature detection in human vision: A phase-dependent energy model [J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series B, Biological Sciences*, 1988: 221-245.
- [29] Kovese P. Symmetry and asymmetry from local phase [C] // *Proceedings of the Tenth Australian joint conference on artificial intelligence*, 1997: 185-190.
- [30] Veit T, Tarel J P, Nicolle P, et al. Evaluation of road marking feature extraction [C] // *Proceedings of the Intelligent Transportation Systems*, 2008: 174-181.