

复杂光照下的缩微道路车道线检测方法

罗 强 王国胤 储卫东

(计算智能重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘 要 为了解决复杂光照下的缩微道路车道线检测问题,提出了一种适用于复杂光照下的缩微道路车道线检测方法。首先运用朴素贝叶斯对不同光照下的车道图像进行分类,然后对分类后的车道图像采取相应的图像处理方法,最后运用改进的大津法和改进概率霍夫变换来检测车道线。对多段不同光照模式下的车道图像进行的仿真实验表明,该方法对缩微道路车道线检测的成功率达到 95.5%,具有很强的鲁棒性和抗干扰能力。

关键词 智能交通系统,朴素贝叶斯,大津法,改进概率霍夫变换

中图法分类号 TP39 文献标识码 A

Lane Detection in Micro-traffic under Complex Illumination

LUO Qiang WANG Guo-yin CHU Wei-dong

(Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing 400065, China)

Abstract In order to resolve the problem of lane detection in Micro-traffic under complex illumination, a lane detection method was proposed for the Micro-traffic under complex illumination. Firstly, the lane images for different illumination are classified by using Naive Bayes. Then, the classified lane images are proceed by using the corresponding image processing method. Finally, improved Otsu and revised Probabilistic Hough Transform are introduced to detect lanes. Simulation experiment on the different lane images under different illumination shows that the lane detection success rate in Micro-traffic is up to 95.5% and the method possesses strong robustness and anti-interference.

Keywords Intelligent transportation system(ITS), Naive bayes, Otsu, PPHT

汽车工业的飞速发展对交通运输提出更高的要求,智能车技术研究可以有效提高交通效率。但由于实验安全性低、不被法律所允许等原因,原尺度智能车还无法混迹在复杂交通流的道路环境中自主行驶^[1]。因而项目组设计实现了基于缩微城市交通环境试验下的缩微智能车交互系统。基于此平台,缩微智能车可以模拟真车在真实道路环境下的驾驶行为,进而研究和验证基于视听觉信息的自动驾驶模拟方法,使智能驾驶和多车交互成为可能。

智能车辆是一个集环境感知、规划决策、多等级辅助驾驶等功能于一体的综合系统,它集中地运用了计算机、传感器、信息融合、通讯、人工智能以及自动控制等技术,是典型的高新技术综合体。近年来,计算机视觉技术在智能车辆系统中得到了广泛的应用,并日益成为计算机视觉应用研究的一个热点^[2,3]。在基于视觉导航的智能车辆自动驾驶中,视觉图像处理是整个系统的基础,在视觉图像处理中,道路识别是最基础也是最重要的工作。按照道路的特点分类,道路环境可以分为结构化道路和非结构化道路两种。缩微道路环境主要模拟城市道路环境,属于典型的结构化道路。结构化道路具有清晰的车道线,车道线一般为连续的白线,因此在这种情况下,缩微道路环境下的道路检测问题可以简化为车道线检测问题。针对缩微道路环境,研究者们提出了许多不同的车道

检测算法:文献[4]提出基于滑动窗口和形态特征相结合的方法检测车道线;文献[5]通过建立缩微道路模型来检测车道线;文献[6]提出基于数学形态学腐蚀膨胀的方法,该方法在检测车道线时去除了光照的影响。然而这些车道线检测算法都是针对特定的缩微道路光照环境,不同光照模式的图像处理和跟踪算法对相应的光照模式效果很好,并且具有很好的抗干扰能力,但是对其它光照模式效果就很差。

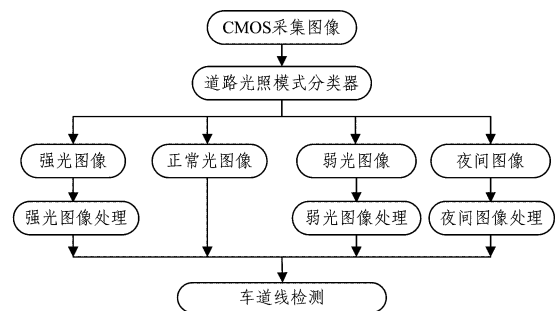


图 1 车道检测流程图

真实交通环境易受到不同光照的影响,光照的变化会对车道线检测造成很大干扰。缩微交通环境的搭建主要是在室内进行的,可以通过调整设定室内光照来模拟真实交通环境下的复杂光照。复杂光照下的车道图像主要包括强光照、正常光照、弱光照和夜间光照 4 种光照图像。针对 4 种光照条

到稿日期:2013-05-15 返修日期:2013-07-18 本文受国家自然科学基金(61073146,61272060)资助。

罗 强(1987—),男,硕士生,主要研究方向为云模型、缩微智能车,E-mail:502842134@qq.com;王国胤(1970—),男,博士,教授,主要研究方向为粗糙集、粒计算、机器学习、数据挖掘、知识技术和认知计算;储卫东(1987—),男,硕士生,主要研究方向为智能车、智能交通等。

件提出一种基于朴素贝叶斯的光照模式分类器,根据车道图像的某些特征自适应地将其划分为不同的光照模式类别,然后根据分类结果,自动调用相应的图像处理方法,最后对处理后的车道图像进行车道线检测,流程如图 1 所示。

1 缩微智能交通系统

缩微智能交通系统是研究缩微车辆在复杂交通流环境下的驾驶行为的实验平台,包括缩微道路环境和缩微智能车系统两部分。

1.1 缩微道路环境

三维缩微道路环境是对城市交通环境的模拟^[6]。图 2 所示为 1:10 的缩微道路环境。缩微道路环境包括双车道、直道、弯道、连续弯道、十字路口、丁字路口、立交桥和交通标志等重要的道路元素,具有很高的实验仿真度,是研究的重要实验平台。

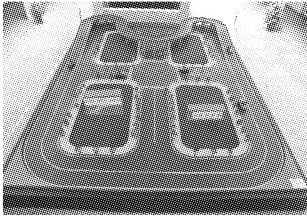


图 2 缩微道路环境

1.2 缩微智能车

为了验证提出的缩微道路车道线检测算法,本文提供的缩微智能车硬件系统如图 3 所示,其中包括 HPI 底盘(带马达和舵机)、X86 主板、Arduino 控制板、双 CMOS 摄像头。硬件系统中的供电系统包括:12V 锂电池给主板供电;8V 锂电池给电机供电;Arduino 控制板由主板供电。X86 主板上 有 4 路 usb 接口,分别连接双摄像头、无线网卡、Arduino 控制板。

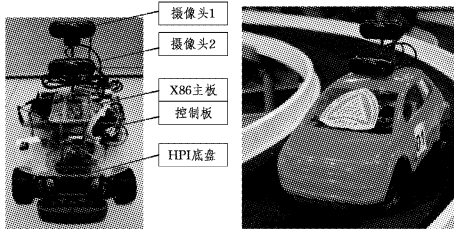


图 3 缩微智能车辆

2 车道图像分类

安装在缩微智能车前方的 CMOS 摄像头实时检测与跟踪车道线,保证缩微智能车辆的正确自主行驶。一般地,摄像头所获取的道路图像最上方 1/3 是天空或者较远的非暂时关注的问题,车道线检测时略去不计。

2.1 特征提取

本文采用的道路图像样本为在缩微道路环境下采集的道路图像,如图 4 所示,其原始图像大小为 320×240 像素。定位道路图像下方 2/3 部分,利用兰兹采样滤镜将道路图像缩小为 60×40 像素。

文献[7]采用车道图像的灰度均值和均方差作为图像的特征值,其在图像的光照差别很大时才有很好的效果。从图 4 中可以发现,缩微交通环境下的车道图像不仅有亮度差别,还有色彩差别,本文将色彩和亮度同时作为车道图像的特征。

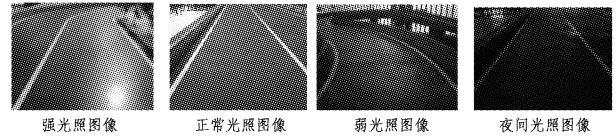


图 4 不同光照条件下的车道图像

缩微智能车采集的车道图像为 24 位真彩色 RGB 图像,具有色彩特征。HSV 颜色空间是一种面向视觉感知的颜色模型,包括 3 个要素:色调、饱和度和亮度^[8]。利用式(1)计算车道图像的 HSV 各分量值,为了方便处理,将 HSV 分量统一在 $[0, 255]$ 区间。统计车道图像中的 H 、 S 、 V 分量的均值和均方差,将这 6 个统计值作为图像的特征。样本图像如图 5 所示,得到样本图像的特征 ($H_m, H_d, S_m, S_d, V_m, V_d$) 如表 1 所列。

$$V_{\max} = \max(R, G, B), V_{\min} = \min(R, G, B)$$

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & V_{\max} = V_{\min} \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{V_{\max}-V_{\min}}, & V_{\max} = R \& G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{V_{\max}-V_{\min}} + 360^\circ, & V_{\max} = R \& G < B \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{V_{\max}-V_{\min}} + 120^\circ, & V_{\max} = G \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{V_{\max}-V_{\min}} + 240^\circ, & V_{\max} = B \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} 0, & V_{\max} = 0 \\ 1 - \frac{V_{\min}}{V_{\max}}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$V = V_{\max}$$

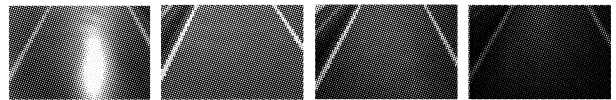


图 5 样本图像

表 1 样本特征值

特征值	H_m	H_d	S_m	S_d	V_m	V_d
强光照	80	214	49	404	113	3081
正常光照	80	207	54	512	61	761
弱光照	69	150	56	662	62	889
夜间光照	68	143	203	2358	11	39

2.2 朴素贝叶斯分类算法描述

朴素贝叶斯^[9]是基于概率统计的学习算法,其主要特点是运行速度快且易于实现。同时朴素贝叶斯假定属性间相互独立,对每个属性参数可以分别进行估计,简化了计算。

朴素贝叶斯算法基于各属性之间相互独立以及连续属性的条件概率服从正态分布两个假设。假设 D 是由一组已分类的实例构成的集合(称 D 为训练集), D 中的每个实例用一个 $(m+1)$ 维特征向量 $(A_1, A_2, \dots, A_m, C)$ 来描述 m 个属性的值和类变量值,其中 A_i 为属性变量 ($i=1, 2, \dots, m$), C 为类变量,其所有可能的取值为 c_1, c_2, \dots, c_n 。对于 A_1, A_2, \dots, A_m 的任意一组赋值 a_1, a_2, \dots, a_m 和 C 的任意取值 c_j ,在条件独立性假设下有:

$$P(a_1, a_2, \dots, a_m | c_j) = \prod_{i=1}^m P(a_i | c_j) \quad (2)$$

对于所给的未分类实例 $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$,使用朴素贝叶斯分类方法将 u 进行分类的过程可以描述如下:首先根据

训练集 D 和式(2)计算条件概率密度 $P(u|c_i)$ 和类别先验概率 $P(c_i)$, 然后求类别后验概率 $P(c_i|u)$, $i=1, 2, 3, \dots, l$ 。其中 $P(c_i|u)$ 可以用贝叶斯公式来计算:

$$P(c_i|u) = \frac{P(u|c_i)P(c_i)}{P(u)} = \frac{P(u|c_i)P(c_i)}{\sum_{i=1}^l P(u|c_i)P(c_i)} \quad (3)$$

$i=1, 2, \dots, l$

在使用 $0 \sim 1$ 损失函数的情况下, 为使分类误差最小化, u 的类别 c 确定为:

$$c = \arg \max_{1 \leq i \leq l} \{P(c_i|u)\} \quad (4)$$

由于 $P(u) = \sum_{i=1}^l P(u|c_i)P(c_i)$ 对于每个 i 来说为常数, 利用式(3)、式(4), 得:

$$c = \arg \max_{1 \leq i \leq l} \{P(u|c_i)P(c_i)\} \quad (5)$$

由此可以将相应的记录判别为表达式(5)所求结果对应的类中的记录。

2.3 基于朴素贝叶斯的车道图像分类

车道线检测对实时性的要求很高且车道图像 HSV 各颜色分量之间是相互独立的, 本文采用朴素贝叶斯对车道图像进行分类。

朴素贝叶斯车道光照分类器工作流程如下:

利用 OpenCV^[9] 库中的朴素贝叶斯算法进行车道图像训练和测试的流程过程如下:

Step1 训练样本集设置, 对车道图像进行特征提取, 将训练元组 and 所有类别号构成集合 T , 每条元组数据由 7 维特征向量 $(A_1, A_2, \dots, A_m, C)$ 组成。

Step2 朴素贝叶斯分类器训练, 调用 OpenCV 中的 CvNormalBayesClassifier::train 函数建立朴素贝叶斯分类器模型, 第一个参数为训练数据, 包括训练样本特征值和样本类别号; 第二个参数为分类结果, 用 TXT 文本保存。

Step3 朴素贝叶斯分类决策, 调用 OpenCV 中的 CvNormalBayesClassifier::predict 函数进行分类。

3 车道图像处理

为方便后续处理, 先将彩色图像转化为灰度图像, 然后根据道路分类器决策结果选择对应的缩微车道图像处理方法, 每个像素的灰度值可以由式(6)计算得到。

$$Y = 0.212671 \times R + 0.715160 \times G + 0.072169 \times B \quad (6)$$

根据道路光照分类结果, 对不同光照下的道路图像采取相应的图像处理方法。强光照图像需要去除地面反光的影响; 弱光照图像和夜间光照图像需要对车道线进行亮度增强; 正常光照图像不需要进行图像处理。

3.1 强光照车道图像处理

先采用灰值腐蚀和膨胀运算得到车道线的背景图像, 再利用原灰度图像和背景图像作差值运算去除路面强光照影响, 得到只包含车道线的灰度图像^[6]。

3.2 弱光照和夜间光照车道图像处理

在夜间或者光线较弱的道路环境下采集的车道图像由于光线不足, 质量会有所下降, 车道线和车道背景没有较明显的区别, 直接对车道灰度图像进行二值化处理, 不能将车道线和车道背景很好地分离开, 需要对车道图像进行图像增强, 目的在于改善车道图像的视觉效果, 提高图像的清晰度, 特别是提高车道线和车道背景的分度。

灰度变换可以使图像动态范围增大, 对比度扩展, 使图像清晰、特征明显^[10]。灰度变换主要是通过一定的运算规则将输入图像的像素点值转换为输出图像的像素点值, 它不改变输入图像的空间关系。如式(7)所示, 其中 T 被称为灰度变换函数, 灰度变换函数一旦确定, 该灰度变换也就确定。

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (7)$$

灰度拉伸是图像亮度增强的重要方法之一, 主要是增强车道图像的对比度, 使车道图像更加清晰, 增加车道线和路面的灰度差, 使车道线特征更加明显, 方便后续车道线检测和定位。灰度拉伸通常分为线性、分段线性和非线性变化。本文采用三段线性变化函数, 如图 6 所示。利用式(8)对车道图像灰度拉伸。

$$g(x, y) = \begin{cases} (c/a) \times f(x, y), & 0 \leq f(x, y) < a \\ (d-c)/(b-a) \times (f(x, y) - a) + c, & a \leq f(x, y) < b \\ (255-d)/(255-b) + d, & b \leq f(x, y) \leq 255 \end{cases} \quad (8)$$

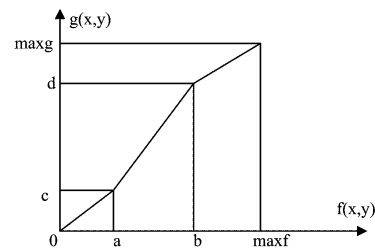


图 6 三段线性变换

灰度变换函数通过调节控制点 (a, b) , (c, d) 来对原图像的任一灰度区间进行扩展或者压缩。本文中弱光照车道图像控制点 a, b, c, d 分别为 20, 150, 10, 250, 夜间光照车道图像控制点 a, b, c, d 分别为 10, 130, 10, 250。灰度拉伸结果如图 7 所示。

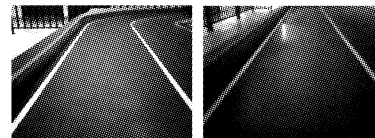


图 7 灰度拉伸

弱光照车道图像和夜间光照车道图像的整体灰度值较小, 车道线和车道背景对比度不大, 导致车道线不够清晰。对此类车道图像进行灰度拉伸, 能够突出车道线特征, 增大车道线和车道背景的差别, 有利于后续的二值化处理。

灰度拉伸在增加车道线亮度的同时也会增强车道图像的噪声, 特别是亮度在 (a, b) 区间的噪声, 会影响车道线二值化处理。在灰度拉伸后, 需要对车道图像进行滤光处理, 得到滤光处理后的车道图像, 如图 8 所示。



图 8 滤光处理

4 车道线分离

二值化是车道线检测中十分重要的一个环节, 通过二值化处理可以将车道图像处理成黑白二值图像, 将车道线从复

杂的背景中分离出来,为后续处理提供便利。二值化处理分为固定阈值二值化和自适应阈值二值化。

4.1 图像二值化

大津法^[11]是由日本学者大津于1979年提出的,它按图像的灰度特性,将图像分成背景和目标两部分,背景和目标之间的类间方差越大,说明构成图像两部分的差别越大,部分目标错分成背景或部分背景错分成目标,都会导致两部分差别变小。因此,使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

针对行车的特点,一般地说,车道图像底部中央是不包含车道的路面,而路面也正是被处理为背景的,那么图像分割的阈值需要大于此值。基于以上分析,提出一种简单有效的大津法改进算法。将车道图像分为左车道图像、中间车道图像和右车道图像,其中中间车道图像一般不包含车道线,因此略去。本文计算左右车道图像阈值和整幅车道图像阈值,取最大者为车道图像分割阈值,改进大津法算法步骤如下:

(1)采用传统大津法计算车道图像的阈值 T 。

(2)参考阈值计算:取车道图像底部中央1/3、高160像素块,采用传统大津法求得左车道的阈值 th_left ,则 $T_left = w * th_left$,其中 $w \in [1, 2]$ 为输入控制参数,默认时取1.2。用同样的方法得到 T_right 。

(3)比较 T, T_left, T_right ,取最大值赋予 $threshold$ 。

(4)分割图像,如果图像在 (x, y) 处的灰度值 $f(x, y) < threshold$,则认为它是背景,否则,为存在车道的前景。二值化结果如图9所示。



图9 车道图像二值化

4.2 边缘检测

在车道标识线检测之前,本文先对图像进行边缘提取,以提高车道标识线检测的效率。

常用的边缘检测算子有Canny算子、LOG算子、Laplacian算子、Sobel算子等。本文采用Canny算子,Canny算子的基本思想是采用二维高斯函数的任意方向上的一阶方向导数为滤波器,通过与图像卷积进行滤波,然后对滤波后的图像寻找局部梯度最大值,并以此来确定图像的边缘,它具有稳定性好、实时性强的特点^[12]。

4.3 基于改进概率霍夫变换的车道线检测

标准霍夫变换算法SHT(Standard Hough Transform)是车道线检测常用的方法,每一个线段由两个浮点数 (ρ, θ) 表示,其中 ρ 是直线与原点 $(0, 0)$ 之间的距离, θ 是线段与 X 轴之间的夹角。SHT算法中点向参数空间映射的计算量大,计算复杂度高,从而影响整个车道线系统的实时性。为了降低SHT算法的复杂性、提高算法的执行效率,提出了许多改进的算法,如概率霍夫变换算法、随机霍夫变换算法、改进的概率霍夫变换PPHT(Progressive Probabilistic Hough Transform)算法等。其中PPHT算法^[13]是较好的车道线检测方法,有如下优点:首先,PPHT算法中点向参数空间的映射和直线检测是交替进行的,由于采用随机取点的映射方法,最明显的直线特征能够最早检测到,算法运行一段时间后可停止,但仍可以输出有效的结果;其次,PPHT算法的运算过程可以

在所有点完成向参数空间的映射或者被归类到某一直线后停止,如果只有一小部分点完成了映射,则其余点从待处理点集中去除,不必向参数空间进行映射,从而减少运算开销。采用PPHT算法来进行直线的提取。

PPHT算法的具体步骤如下:

Step1 将参数空间均分为多个小区间,每个区间对应一个累加器 $acc(\rho, \theta)$,其初始值为零;将检测到的所有边缘点放到待处理边缘点集。

Step2 检测待处理边缘点集是否为空,是则算法结束;否则随机从待处理边缘点集中取一像素点,投射到参数空间,在各个 ρ 值下计算相应的 θ 值,对应的累加器 $acc(\rho, \theta)$ 加1。

Step3 从待处理边缘点集中删除所取的点。

Step4 判断更新后的累加器值是否有大于阈值 thr ,否则回到 Step2。

Step5 由上一步得到的值大于 thr 的累加器对应的参数确定一条直线,删除待处理点集中位于该直线上的点,此累加器清零。

Step6 回 Step2。

最终以所得线段的两端点 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}$ 来确定改进概率霍夫变换所得线段。应用PPHT算法对完成边缘点检测的二值化车道图像进行车道线提取。提取过程中,车道线选用直线模型,阈值 $thr = 25$,弯道在近视野内可以近似为直道,本文对弯道的检测也选用直线模型,利用直线模型描述车道线。当车道线为直线时,车道线检测误差较小,且左右车道线的斜率符号相反,可以根据车道线的斜率来判断左右车道线;当进入弯道时,随着车道线弯道增大,左右车道线的斜率会变小,可以根据这一特性判断缩微智能车是否进入弯道,从而为缩微智能车自动驾驶提供控制信息。

5 实验结果与分析

5.1 静态实验

为了验证算法的有效性,对缩微智能车在城市缩微道路上所采集的多段视频图像进行了仿真实验。所获取的图像来源于本校的三维缩微道路沙盘,共430幅,分别为强光照、正常光照、弱光照和夜间光照4种不同光照下的缩微道路图像。视频参数如下:采集速率24 frame/s,图片格式为bmp,大小为 320×240 。实验仿真数据集来源于文献^[14]。

5.1.1 车道图像分类

随机选取4种光照下的车道图像各40幅作为训练集,剩下的270幅作为测试集。对训练集中的缩微道路图像进行特征提取,得到160个训练样本。实验室所采用的软件平台是:Windows XP操作系统,VS2010,OpenCV计算机视觉库;硬件平台是:双核Q8200 2.3GHz,2.00GB内存。

基于同一数据集和测试集,表2将朴素贝叶斯与支持向量机、随机森林、决策树模式方法进行了比较。

表2 与其它模式识别方法的识别率的比较

模式识别方法	识别率
朴素贝叶斯	98.8%
支持向量机	96.23%
随机森林	97%
决策树	94.8%

(下转第70页)

certainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2008, 16(2):179-193

- [6] 苗夺谦. Rough Set 理论及其在机器学习中的应用研究[D]. 北京:中国科学院自动化研究所, 1997
- [7] 王瑜, 胡运发, 张凯. 基于粗集理论的知识含量度量研究[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(9):1500-1506
- [8] Düntsch I, Gediga G. Uncertainty measure of rough set prediction [J]. Artificial Intelligence, 1998, 106:109-137
- [9] Beaubouef T, Petry F E. Fuzzy rough set techniques for uncertainty processing in a relational database [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2000, 15(5):389-424
- [10] Wierman M J. Measuring Uncertainty in Rough set theory [J].

International Journal of General Systems, 1999, 28(4/5):283-297

- [11] Yao Yi-yu, Zhao Li-quan. A measurement theory view on the granularity of partitions [J]. Information Sciences, 2012, 213:1-13
- [12] Liang Ji-ye, Shi Zhong-zhi. The information entropy, rough entropy and knowledge granulation in rough set theory [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2004, 12(1):37-46
- [13] Bianucci D, Cattaneo G, Ciucci D. Entropies and co-entropies of coverings with application to incomplete information systems [J]. Fundamenta Informaticae, 2007, 75(1):77-105

(上接第 49 页)

从表 2 中可以看出朴素贝叶斯的识别率优于其它 3 个模式识别方法。

5.1.2 车道线检测

对 4 幅不同的光照的车道图像运用本文的算法进行检测, 车道线的检测结果用黄线进行标记。图 10 为传统方法检测结果, 图 11 为本文方法检测结果。可以看出, 本文的方法能够更好地检测车道两旁的车道线。



图 10 传统方法检测结果



图 11 本文方法检测结果

对测试集中的 270 幅图像采用本文方法检测车道两侧的车道线, 只要发现有一侧的车道线出现偏离或者误检测车道线, 则认为检测失败。本文方法的正确率为 95.5%。误检测主要发生在图像抖动较为剧烈时, 也即车道线模型参数变化较大时, 而这种抖动主要是缩微智能车在拐角较大时产生的震动所致。

5.2 动态实验

本文方法应用于缩微智能交通系统, 缩微智能车根据车道线检测结果实现自动驾驶。其中软件平台是: Linux 操作系统, G++ 编译器, OpenCV 计算机视觉库。硬件平台是: X86 主板, 1.00GB 内存。

缩微智能车系统主控板与缩微智能车舵机控制模块的数据交互周期为 50ms, 车道线检测平均时间为 31ms, 能够满足缩微智能车在不同光照条件下的车道线检测, 缩微智能车的行驶速度可以达到 1m/s。

结束语 本文根据缩微道路环境的特点, 提出一种基于朴素贝叶斯缩微道路光照模式分类和车道线检测相结合的方法, 以解决光照变化对缩微道路环境下车道线检测的影响。先在 PC 机上对该方法进行检测, 然后通过缩微智能车自动驾驶验证本文方法的可行性、高效性和稳定性。这为缩微智能车的研究奠定了基础。

参考文献

- [1] Wang Guo-yin, Chen Qiao-song, Wang Jin. Discussion on the Intelligent Vehicle Technologies [J]. Computer Science, 2012, 39(5):1-8
- [2] Lakhoyia A, Golconda S, Maida A, et al. CajunBot: Architecture and Algorithms [M]. Springer Tracts in Advanced Robotics, 2007, 36:245-280
- [3] Bruce J, Balch T, Veloso M. Fast and Inexpensive Color Image Segmentation for Interactive Robots [J]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2000(10):2061-2066
- [4] Ji Xue-jiao. Vision-based Autonomous Driving in Miniature Traffic Environment [D]. Beijing: Tsinghua University, 2011
- [5] Ma Yu-lin, Yan Xin-ping, Wu qing. Research on Intelligent Vehicle Platoon Driving Simulation Experiment System under the Coordination between Vehicle and Highway [J]. Journal of Computers, 2010, 5(11):1767-1768
- [6] Chu Wei-dong, Wang Guo-yi, Wang Jin. Lane Detection in Micro-Traffic Environment [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2012, 6(10):921-926
- [7] Zhao Jia-jia. The Design of Illumination Classifier for Lanes [D]. Jilin: Jilin University, 2007
- [8] Huang Zhi-kai, Liu De-hui. Segmentation of Color Image Using EM algorithm in HSV Color Space [C] // Proceedings of the 2007 International Conference on Information Acquisition, 2007. Jeju, Korea, 2007:316-319
- [9] Bradski G, Kaebler A. Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library [M]. O'Reilly Media, 2008
- [10] 贾永红. 计算机图像处理与分析 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2001
- [11] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram. IEEE Transactions on Systems [J]. Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66
- [12] Wang Zhi, He Sai-xian. An Adaptive Edge-detection Method Based on Canny Algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(8):957-961
- [13] Galamhos C, Matas J, Kittler J. Progressive Probabilistic Hough Transform for line detection [C] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 1999:23-25
- [14] <http://cs.cqupt.edu.cn/MemberReadNews.asp?NewsID=113-99&SpecialID=0>