基于几何矩采样的车道检测算法

宋锐¹, 陈辉^{1*}, 肖志光¹, 许岩岩^{2*}, Reinhard KLETTE³

1. 山东大学信息科学与工程学院, 济南 250100, 中国

2. Department of Civil and Environmental Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge 02139, USA

3. Electrical & Electronics Department, School of Engineering, Auckland University of Technology, Auckland 1010, New Zealand

* 通信作者. E-mail: huichen@sdu.edu.cn, yanyanxu@mit.edu

收稿日期: 2016-07-14; 接受日期: 2016-10-08; 网络出版日期: 2017-02-10

国家自然科学基金 (批准号: 61332015) 和山东省自然科学基金 (批准号: ZR2013FM032) 资助项目

摘要 针对现有车道检测算法复杂度较高, 难以应用于低功耗便携设备的不足, 提出一种基于几何矩采样的新算法, 能够快速准确地检测出车道线. 首先, 通过跳跃式处理连续帧图像, 对单帧图分段采样车道信息, 获取动态感兴趣区域 (ROI); 然后, 依次标注二值图像中的连通分量, 分割出车道信息; 最后, 分析连通分量的各阶几何矩, 分别计算出各段车道线的质心和主轴偏转角, 结合二者分段拟合出车道线, 实现车道检测. 大量实验表明, 本文算法具有较高的检测效率, 能够快速准确地检测出不同形状的车道线, 且在不同光照影响、路面污渍和反光条件下具有良好的适应性, 同时能够满足汽车智能驾驶对车道检测的实时性要求.

关键词 辅助驾驶, 车道检测, 动态感兴趣区域, 几何矩, 分段采样

1 引言

随着车道偏离、刹车、倒车等智能辅助驾驶技术的产生, 自动和辅助驾驶汽车成为重要研究领域. 谷歌备受瞩目的无人驾驶汽车在近期完成了首次沙漠环境测试. 相较于人工驾驶汽车, 自动驾驶汽车能够更迅速有效地对周围环境作出反应, 因而更加安全高效. 自动驾驶汽车通过车载相机、雷达和激光测距器等多传感器融合来获得周围交通状况; 然后实时分析交通情况, 采用适当的图像图形处理技术达到车道保持的目的, 其中车道检测算法是车道保持系统的基础核心.

目前, 国内外车道检测的相关研究主要可分为基于特征和基于模型两类. 基于特征的车道检测算法占大多数. 此类算法主要依赖于底层图像特征, 如车道颜色^[1]、边缘^[2]和纹理等作为车道提取要素. 基于模型的方法主要采用不同道路模型实现结构化道路检测. 此类传统方法大致分为两部分: 建立车道模型和求解模型参数. 车道模型的建立通常采用 Hough 变换和链码边界跟踪算法^[3]. 常见道路模

引用格式: 宋锐, 陈辉, 肖志光, 等. 基于几何矩采样的车道检测算法. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 455–467, doi: 10.1360/N112016-00174
Song R, Chen H, Xiao Z G, et al. Lane detection algorithm based on geometric moment sampling (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 455–467, doi: 10.1360/N112016-00174

型主要有二项式模型^[4]、直线/样条曲线模型^[5]等。上述传统方法对固定结构的道路有较好的检测效果, 但适用模型较为单一, 适应性差, 在光照、天气影响下达不到预期检测效果。

此外, 文献 [6] 利用结构化道路的车道线具有反方向梯度的性质, 提出一种将车道线检测转化为梯度点对约束的车道中心线及宽度的检测, 实现对不同形状车道的检测。Shin 等^[7] 根据常用车道模型定义不同的车道检测粒子滤波器, 通过局部线性回归组合粒子滤波器来实现车道检测。Xu 等^[8] 提出了一种封闭式线段提取方法, 通过分析图像选定角对应的选定分布, 根据其统计特征推导出两个函数关系式, 进而由拟合出的曲线和直线的系数来计算所提取线段的全部参数 (长、宽、位置等)。文献 [9] 提出在基于视觉导航的微缩智能车系统条件下, 采用多尺度开 Top-Hat 变换进行图像预处理, 亮度轮廓扫描方法进行车道线特征点提取, 最后实现车道线的拟合。Jihun 等^[10] 提出一种将卷积神经网络 (CNN) 和随机抽样一致 (RANSAC) 相结合的方法来检测车道线, 通过训练 CNN 加强车道信息并减弱干扰噪声, 然后在候选区利用 RANSAC 检测出车道线。但这些方法存在下列问题或其中之一: 算法较复杂, 计算量大, 数据处理耗时较多; 训练所需时间长且不同任务需要单独训练; 感兴趣区域固定, 难以适应行驶中车道偏离变化的情况。

针对目前大部分检测算法存在的预处理耗时多, 算法复杂, 或适用性单一的问题, 本文提出一种新的基于几何矩采样的车道检测方法, 该方法主要优势在于: (1) 分段采样车道信息, 既克服现有检测算法感兴趣区域固定的缺点, 又大幅度压缩图像预处理所需数据量。相比较大部分算法中的整幅图像预处理, 本算法耗时少且受环境和光照的影响较小。(2) 利用分割出的连通域的各阶几何矩来计算车道中心线, 与现有检测算法的区别在于: 省略了现有算法对车道线骨架化的处理步骤及曲线拟合过程, 是一种简单高效的方法, 节省了存储空间并可满足对检测算法的实时性要求。

文中第 2 节介绍算法流程, 第 3 节简要描述分段采样和图像预处理, 在第 4 节详细阐述算法内容, 第 5 节为实验结果与分析, 第 6 节是总结展望。

2 算法流程

文中算法主要包括以下几部分: 车道线分段采样及图像预处理、图像分割、几何矩检测车道及主轴描绘。算法通过跳帧和分段采样得到单帧图的动态 ROI, 针对不同形状的车道调整 ROI 位置, 有效降低非车道干扰信息。采用二值图像标号的方法分割出车道线连通区域, 根据其几何矩计算车道线的质心和偏转角, 省去边缘提取、细化等图像预处理过程, 大幅度缩减算法的时间损耗。在车道检测过程中, 结合车道线的质心和偏转角, 完成车道线的分段描绘。算法流程如图 1 所示。

3 车道线分段采样和图像预处理

传统车道检测算法中, 先将单帧图进行预处理, 一般包括感兴趣区域提取、灰度化、二值化、边缘提取, 然后再经过膨胀、腐蚀等一系列形态学处理提取车道骨架, 最后实现车道线的检测跟踪。其中大部分算法需要在预处理部分处理大量数据, 难以适应对检测算法的实时性要求。针对现有技术的不足, 本文在预处理前进行跳跃式处理帧图像 (跳帧)、分段采样等优化。

3.1 跳帧

车辆在行驶过程中所需的道路环境信息, 是通过机器视觉传感器获取的。对于高速相机拍摄的视

图 1 算法流程图

Figure 1 Flow chart of proposed algorithm

频, 相邻帧之间的图像变化较小, 不需要处理每一帧图像. 采用跳帧保证算法的实时性, 即每处理一帧, 忽略接下来的 N 帧图像, N 的具体数值根据车速、相机参数等动态改变:

$$N \propto \frac{p_s}{v \cdot f_s}, \quad (1)$$

其中 v 为车辆行驶速度, f_s 表示设备每秒处理图像的帧数, p_s 为拍摄相机每秒拍摄的帧数.

3.2 车道起始点检测和动态 ROI

为减少非车道信息的影响, 降低图像预处理的数据计算量, 同时避免算法适用模型单一的问题, 文中采用分段采样的方法获取动态 ROI.

首先, 从图像底部开始扫描, 对图像底部进行图像预处理、图像分割和几何矩计算. 可由第 4.2 小节式 (9) 和 (11) 计算得出各车道线段质心, 及其与水平线夹角的初始值 (详见第 4.2 和 4.3 小节). 根据车道线与水平线的夹角以及图像中心线检测车道起始点, 设置起始采样窗的位置、长和宽. 例如, 图 2 为单向多车道路况, 图像底部阴影区通过几何矩计算得到各车道线质心 (图中 “*”) 及其与水平线的夹角分别为 $\beta_1, \alpha_1, \alpha_2, \beta_2$ (忽略车道左右边缘线夹角); 根据几何透视关系, 取其中最大的两个夹角且质心距离中心线最近 (图 2 中为 α_1 和 α_2), 视为车辆所在车道的车道线夹角, 即中心夹角; 结合中

图 2 (网络版彩图) 多车道起始点检测

Figure 2 (Color online) Detection of the starting point for a multi-lane scenario

心夹角和图像中心线的坐标确定起始采样窗的位置和长度 L . 为保证采样窗中的车道线区域保持原有车道线的走向, 实验对近百帧不同道路环境下的图像进行统计分析, 将起始采样窗的宽度 W 确定在 20~40 (像素) 之间, 具体数值根据其中心夹角的大小来改变.

然后, 隔段采样图像中的车道线. 根据前一采样窗的位置、长宽, 以及窗内已检测车道线段的质心和主轴方向, 线性预测下一个采样窗的属性: (1) 由上述起始点检测得到起始采样窗、窗内首段车道线的水平夹角 θ_0 和直线方程 l_0 , 则下一采样窗的垂直间隔 $y_i \propto \theta_{i-1}$ ($i > 1$ 正整数), 结合 l_0 得出第二个采样框的中心坐标 (x_1, y_1) 和具体位置. (2) 更新 θ_i 和 l_i : 其中, 若 θ_i 单调递增, 则车道线曲率不断增大, 此时 $1/y_i \propto \theta_{i-1}$; 若采样窗中检测出无车道线 (车道线为虚线), 则调整 y_i ($y_i \geq W$), 重新检测. 依此类推, 形成若干个 ROI 采样窗, 作为下一步预处理的输入图像.

此外, 在车辆行驶中, 相近帧之间对应采样窗的位置仅有微小变化, 通过检测当前帧车道线的位置预测下一帧中采样窗的大概位置, 能够避免连续帧检测时感兴趣区域的重复选取, 在确保算法准确性的同时加快处理速度.

3.3 图像预处理

采用分段采样法获取感兴趣区域后, 采样窗中仅包含车道线、路面以及少量干扰信息. 将采样区图像二值化, 以便进行图像分割处理. 适合的阈值选取是二值化的核心步骤, 常见二值化方法有天津法 (Otsu 法)^[11,12]、迭代法^[13]、bernsen 法^[14]等. Otsu 法是计算自适应单阈值简单且快捷的方法, 本文通过实验比较选取 Otsu 算法选取阈值 (详见 5.3 小节), 简要回顾如下.

设图片共有 L 个不同灰度级 $\{0, 1, 2, \dots, L-1\}$. 记 $T(k)$ 为图像前景 A (即目标) 和背景 B 的分割阈值, $0 < k < L-1$, n_i 表示灰度级为 i 的像素数, N 为图像中像素总数, 则灰度值 i 的分布概率为 $p_i = n_i/N$, 分别计算 A 和 B 两类累计概率:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{k-1} p_i, \quad \omega_1 = \sum_{i=k}^{L-1} p_i, \quad (2)$$

A 和 B 的平均灰度值:

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^{k-1} i p_i / \omega_0, \quad \mu_1 = \sum_{i=k}^{L-1} i p_i / \omega_1, \quad (3)$$

图3 消除孤立噪声点

Figure 3 Elimination of outliers for denoising. (a) Outliers are marked by squares before elimination; (b) result after elimination

整幅图像的平均灰度值:

$$\mu_T = \omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1, \quad (4)$$

类间方差:

$$\sigma^2(T) = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2, \quad (5)$$

遍历图像所有灰度值,使得类间方差达到最大值 $\max \sigma^2(T)$ 时,即为最优阈值 $T(k)$.

利用上述取得的最优阈值 $T(k)$ 对灰度图进行二值化处理. 二值化后得出的车道图像中可能存在不连续点或单个像素点,我们将这些点视为非车道干扰,即孤立噪声点. 为了避免图像分割后孤立噪声点造成的多质心干扰,利用下述方法消除孤立噪声点: 在二值图像中某一像素 p (p 点像素值为 1) 的 3×3 邻域内,若 $N_8(p)$ 中至少有 5 个像素为前景像素 (即像素值为 1),则保留像素 p 为前景像素; 否则,置像素 p 为背景像素,像素值为 0,并作为干扰噪声处理.

结果显示,通过消除孤立噪声点可有效减少车道检测中出现多余质心干扰. 对比结果见图 3. 图 3(a) 为消除前,方框框出孤立噪声点,图 3(b) 为消除后.

4 图像分割与车道线提取

4.1 二值图像的标号分割

从二值图像中提取连通分量是许多自动图像分析应用中的关键步骤. 为了提取出二值图像 I_b 中的车道线连通分量,首先将二值图中所有白色像素点标注 (八连通) 成同一标号 i ($1 \leq i \leq n$ 且 i 为正整数); 然后设定面积阈值 T_L 和 T_U : T_U 为面积上界阈值,消除采样窗内有车辆压线或大面积路面污渍造成的噪声干扰; T_L 是经过 T_U 判断后,剩余连通分量面积中的第二大值,能够去除采样窗中的小面积非车道噪声. 将 T_U 和 T_L 分别与连通分量 S_i 进行比较,筛选出属于车道部分的连通分量,消除非车道干扰信息,定义标号分割后的二值图像为 I_s .

4.2 车道线质心和主轴偏转角度的计算

遍历二值图像 I_s , 获取同标号的连通分量 S_i 中每个像素点的横、纵坐标值. 通过 S_i 的几何矩分别计算车道线的质心和主轴偏转角.

4.2.1 质心

S_i 的几何矩 $m_{a,b}(S_i)$ 为^[15]

$$m_{a,b}(S_i) = \sum_{(x,y) \in S_i} x^a y^b \cdot I_s(x,y), \quad (6)$$

式中 a, b 均为非负数, $a+b$ 表示矩 $m_{a,b}(S_i)$ 的阶数, x 和 y 分别对应 S_i 中某点的横、纵坐标值, $I_s(x,y)$ 为坐标 (x,y) 处像素点的像素值. 当 $a+b=0$, $I_s(x,y)=1$ 时, S_i 的零阶矩 (有且只有一个) 就表示该区域的面积 A_i :

$$m_{0,0}(S_i) = \sum_{(x,y) \in S_i} I_s(x,y). \quad (7)$$

同理, S_i 一阶矩有

$$m_{1,0}(S_i) = \sum_{(x,y) \in S_i} x \cdot I_s(x,y), \quad m_{0,1}(S_i) = \sum_{(x,y) \in S_i} y \cdot I_s(x,y). \quad (8)$$

一阶矩与面积之比为区域 S_i 的质心 (x_{S_i}, y_{S_i}) :

$$x_{S_i} = \frac{m_{1,0}(S_i)}{A_i}, \quad y_{S_i} = \frac{m_{0,1}(S_i)}{A_i}. \quad (9)$$

利用式 (9) 可准确检测出车道线段的质心, 结果如图 4(b) 所示.

4.2.2 主轴偏转角度

S_i 的中心矩 $\mu_{a,b}(S_i)$ 为^[15]

$$\mu_{a,b}(S_i) = \sum_{(x,y) \in S_i} (x - x_{S_i})^a (y - y_{S_i})^b \cdot I_s(x,y). \quad (10)$$

设连通分量 S_i 的主轴和图像平面坐标系上 x 轴正半轴的夹角为 $\theta(S_i)$, 则其二倍角的正切值 $\tan(2\theta(S_i))$ 可由该区域的中心矩和质心坐标计算得出

$$\tan(2\theta(S_i)) = \frac{\mu_{1,1}(S_i)}{\mu_{2,0}(S_i) - \mu_{0,2}(S_i)}. \quad (11)$$

对于每一个采样窗中的车道信息, 我们都能通过式 (9) 和 (11) 分别得到车道线的质心和主轴偏转角, 结合二者可以分段描绘出车道线.

4.3 单帧图车道线描绘

由式 (11) 和倍角公式计算出连通域 S_i 的主轴斜率 $\tan(\theta(S_i))$, 结合质心坐标 (x_{S_i}, y_{S_i}) , 利用直线的点斜式方程描绘车道线主轴:

$$y = \tan(\theta(S_i)) \cdot (x - x_{S_i}) + y_{S_i}. \quad (12)$$

通过分段采样检测车道线, 该算法可实现直道检测和弯道检测, 克服了传统检测算法适用模型单一的问题; 利用几何矩提取车道线, 计算数据量较小且算法简捷.

图 4 (网络版彩图) 合成图检测结果

Figure 4 (Color online) Results on synthetic images used for testing. (a) Original image degraded by salt-and-pepper noise; (b) centroid detection; (c) lane detection

表 1 不同噪声合成图检测结果

Table 1 Detection results for synthetic images with different types of noise

Number of synthetic images	Noise type	Number of correct detection	Correct detection rate (%)
105	White Gaussian noise	96	91.43
	Salt and pepper noise	99	94.28
	Random noise	93	88.57

5 实验分析

为了测试文中方法的准确性和适用性, 实验使用模拟和真实图像作为测试数据, 使用性能为 Intel(R) Core(TM) i7-4790、3.60 GHz CPU、8 GB 内存的 PC 机和 MATLAB.R2015a 对算法进行实验仿真. 实验内容包括以下 3 项: (1) 使用 105 幅加噪合成图像测试算法准确性. (2) 对不同干扰条件下真实图像进行车道检测. (3) 与其他算法对相同样本进行车道检测, 比较实验结果分析算法性能.

5.1 3D 加噪合成图测试

为了模拟真实路况中的透视关系, 我们使用 Autodesk 3Ds Max 建立加噪声的车道模型, 图 4(a) 为添加了椒盐噪声的 3D 公路模型, 利用本文方法依次预处理、计算质心和车道线, 结果见图 4(b) 和 (c), 图像上透明矩形框为采样窗口, “*” 为采样段质心检测结果, 红色线段为车道检测结果. 为验证本文算法在不同噪声环境下的准确性, 实验任意选取 105 幅合成图, 随机添加不同程度的 3 种噪声类型: Gauss 白噪声、椒盐噪声、随机噪声, 对车道识别结果进行统计分析. 统计结果见表 1.

结果表明该检测算法在不同噪声环境下有较好的适应性, 其中对椒盐噪声的适应性最好, 对随机噪声适应性稍差.

5.2 真实图像车道检测

文中实验影像是由车载工业摄像头 (Pointgrey)、运动相机 (GoPro HERO 3+ black edition, 720p 60 fps) 和手机 (iPhone 6 A1586, 750p) 拍摄于 309 国道、安徽定远车辆试验场、济南经十路等路段, 视频包含不同车道模型、光照和天气下的道路图像. 经过图像预处理步骤对车道线进行隔段采样, 有效避免了非车道干扰信息进入二值化标号分割步骤, 排除了光照不均造成的阈值选取困难的问题, 可直接利用 Otsu 法二值化, 大大缩减了预处理的计算量, 同时又能保证算法的准确性.

图 5 为汽车试验场弯道拍摄图像. 上行为原始图像, 下行为检测结果, 左列受光照影响, 车道不清晰, 右列为在雨天条件下拍摄, 车道受路面反光影响.

图 5 (网络版彩图) 试验场不同光照下弯道检测

Figure 5 (Color online) Detection results on inclined roads in the national vehicle testing ground under different lighting. (a) and (b) Original images; (c) and (d) detection results

图 6 (网络版彩图) 不同干扰、不同形状车道检测结果

Figure 6 (Color online) Detection results for lanes with different shapes and interference. (a) Dotted lane; (b) tilted road with dotted line on one side, full line on the other, and with large area of stains; (c) tunnel at night; (d) expressway at night; (e)~(h) detection results

图 6 是在白天不同干扰下虚线车道的拍摄图像: 上行为拍摄原图, 下行为检测结果, 其中图 6(a) 和 (e) 为 309 国道虚线双直道道路模型, 光照较暗; 图 6(b) 和 (f) 为白天拍摄的 309 国道右转道路行驶情况, 左车道为虚线, 右车道为实线, 且有大量路面污渍干扰; 图 6(c) 和 (g) 列为夜间隧道行驶情况, 车道为双直道; 图 6(d) 和 (h) 为夜间高速公路路况, 左侧护栏反光明显, 车道受光照不均。

从以上检测结果可看出, 文中方法可适应于直道、弯道、虚线和实线情况下的道路模型, 而且能够在光照影响、路面受损、反光护栏等干扰下实现车道检测。

图 7 (网络版彩图) 不同阈值法分割图像及车道检测结果

Figure 7 (Color online) Detection results for lanes with different binarization methods. (a) Original image; (b) binarization for Bernsen [14]; (c) binarization for iteration [13]; (d) binarization for Otsu [11,12]; (e)~(h) detection results

表 2 不同阈值法的车道检测结果统计

Table 2 Comparison of lane detection results for different binarization algorithms

Number of images	Binarization method	Average processing time for binarization (s/frame)	Number of correct detection images	Correct detection rate (%)
110	Bernsen	26.112	102	92.73
	Iteration	12.904	101	91.81
	Otsu	0.046	105	95.54

5.3 其他阈值分割比较及几何矩检测性能分析

为验证几何矩方法检测车道的适用性并选取合适的二值化阈值方法, 实验选取 3 种不同的阈值计算方法进行图像分割: Bernsen 法 [14]、迭代法 [13] 和 Otsu 法 [11,12], 然后分别使用几何矩方法进行车道检测, 检测结果见图 7. 图 7(a) 为原始图像, 图 7(b)~(d) 分别为使用 Bernsen 法、迭代法和 Otsu 法二值化结果, 对比发现, Otsu 法分割效果良好, 保留车道信息的同时能够有效去除非车道干扰, 并且算法简单快捷. 图 7(e)~(g) 为几何矩检测结果, 由图中可看出, 几何矩法能够准确检测出图 7(b)~(d) 中的车道线.

同时, 实验随机选取 110 幅不同的车道图像, 分别用 Bernsen 法、迭代法、Otsu 法分割图像, 然后使用几何矩方法检测车道线, 对识别结果进行比较, 统计结果见表 2. 从检测结果可看出, 几何矩检测法对不同的阈值法分割后的图像有较好的适用性, 能够快速准确地检测出车道; 选用 Otsu 法结合几何矩, 保证算法正检率的同时大幅度降低了算法处理时间, 满足了算法对实时性检测的要求.

5.4 与其他车道检测方法比较与分析

现有车道检测算法多数为固定 ROI: 文献 [16] 中算法只针对固定的直道车道模型; 算法 [17] 根据采集统计多帧图像, 选取图像下方 2/3 为 ROI; 文献 [18] 根据相机标定划分出固定的远景、近景 ROI. 这类固定 ROI 算法, 行车时容易发生车道不在 ROI 之内的情况, 检测失效. 而文中算法的 ROI 是动

图 8 (网络版彩图) 不同检测算法下车道线检测结果

Figure 8 (Color online) Detection results for different detection algorithms. (a), (d) and (g) Original images; (b) detection result for Hough transformation; (e) and (h) detection results for LS; (c), (f) and (i) detection results for proposed method

态变化的, 即确定初始车道线位置后, 下一个采样窗位置依次取决于前一采样窗位置、窗内车道线质心和偏转角度。

实验对文中方法和文献 [16] 方法的检测结果在平均处理时间上进行了比较, 结果表明, 本文方法较文献 [16] 中算法减少 89 ms/帧, 耗时减少 24.82%。由于文献 [16] 算法感兴趣区域固定, 只能对其给出的样本视频进行有效检测, 行车车道稍有偏离算法随即失效, 所以实验随机选取其视频中的 140 帧图像。

传统车道检测相关研究主要采用 Hough 变换算法检测直道; 采用基于道路模型求解参数, 然后使用最小二乘法多项式拟合 (LS) 曲线来检测弯道。分别用传统直道和弯道的检测算法和文中算法进行检测, 检测结果见图 8, 其中第一行为直道检测结果对比, 第二、三行为弯道检测结果对比。结果发现: Hough 变换直线拟合鲁棒性高, 但时间、空间开销大, 行驶中若前方出现车辆干扰或虚线车道, 则会出现部分车道线漏检; LS 算法实时性高, 但对噪声敏感度高, 对光照、车辆干扰等适应度较差, 在弯道检测中拟合精度难以保证^[9], 容易出现车道误检。同时, 实验对文中方法与传统方法的识别结果在时间、正检率方面进行了比较, 统计结果见表 3。

实验结果表明, 在直道检测中, 本文算法时间较传统 Hough 变换方法减少了 637 ms, 同时检测正确率提高 19.28%; 弯道检测中, 文中方法时间较基于最小二乘法多项式拟合 (LS) 检测方法减少了 557 ms, 正检率提高 29.34%。随机抽取 140 帧直道图像和 150 帧弯道图像进行实验。

表3 不同算法车道检测结果统计

Table 3 Comparison of lane detection results for different detection algorithms

Lane shape	Number of images	Detection method	Average processing time (ms/frame)	Number of correct detection images	Correct detection rate (%)
Straight	140	Hough transformation	906.30	109	77.86
		Proposed method	269.64	136	97.14
Curve	150	LS	933.67	97	65.33
		Proposed method	376.89	139	94.67

6 结论

针对现有车道检测算法计算量大, 适用模型单一的问题, 本文提出了一种新的基于几何矩采样的车道检测跟踪算法. 采用隔段采样的车道信息进行连通区域几何矩的分析计算, 分段检测出车道质心和主轴偏转角, 从而实现车道线的跟踪检测. 通过对大量合成图以及真实道路图像进行验证测试, 表明该算法具有较好的抗噪能力, 且对不同的光照条件、天气变化、路面破损和阴影等复杂车道环境具有良好的适应性. 在多数情况下, 该算法都能准确实现直道和弯道检测跟踪. 与传统车道检测方法相比, 文中算法简单高效, 利用分段采样有效保留了车道信息, 消除了大量干扰噪声, 减少了传统方法在图像预处理阶段的数据计算量; 几何矩计算提高了车道检测跟踪的处理速度, 能够适应对检测算法的实时性要求; 且文中实验影像部分采用运动相机和手机拍摄, 可应用于低功耗便携设备, 具有很高实用性价值. 本文算法仅限于识别采样窗中车道, 没有考虑车道间地标、标示牌等交通标志的检测, 这将成为下一步研究的重点.

参考文献

- 1 Yang Z J. Lane detection based on RGB channels. *Electr Sci Tech*, 2015, 28: 95–98 [杨智杰. 基于 RGB 彩色通道的结构化道路车道线检测. *电子科技*, 2015, 28: 95–98]
- 2 Yi S C, Li K Q, Guo J B, et al. Lane marking detection based on edge distribution and feature clustering. *Aut Eng*, 2014, 36: 1210–1215 [易世春, 李克强, 郭君斌, 等. 基于边缘分布及特征聚类的车道标记线检测. *汽车工程*, 2014, 36: 1210–1215]
- 3 McCall J C, Trivedi M M. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2005, 7: 20–37
- 4 Chiu K Y, Lin S F. Lane detection using color-based segmentation. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Washington, 2005. 706–711
- 5 Wang B F, Qi Z Q, Ma G C, et al. Lane detection system based on region dynamically planning and dual model fitting. *Trans Beijing Inst Tech*, 2014, 34: 485–489 [王宝锋, 齐志权, 马国成, 等. 基于动态区域规划的双模型车道线识别方法. *北京理工大学学报*, 2014, 34: 485–489]
- 6 Wang Y Z, Wang X Y, Wen C L. Gradient-pair constraint for structure lane detection. *J Image Graph*, 2012, 17: 657–663 [王永忠, 王晓云, 文成林. 梯度点对约束的结构化车道检测. *中国图象图形学报*, 2012, 17: 657–663]
- 7 Shin B S, Tao J L, Klette R. A superparticle filter for lane detection. *Patt Recog*, 2015, 48: 3333–3345
- 8 Xu Z Z, Shin B S, Klette R. Closed form line-segment extraction using the Hough transform. *Patt Recog*, 2015, 48: 4012–4023
- 9 Wang J, Zhao R, Cao B L, et al. Lane detection and steering control of vision-based micro-intelligent vehicle. *J Shanghai Jiaotong Univ*, 2015, 34: 1159–1167 [王进, 赵蕊, 曹宝林, 等. 基于视觉的微缩智能车车道检测与控制. *上海交通大学学报*, 2015, 34: 1159–1167]

- 10 Jihun K, Minho L. Robust lane detection based on convolutional neural network and random sample consensus. In: Proceedings of the 21st International Conference on Neural Information Processing, Kuching, 2014. 454–461
- 11 Duan J M, Liu G Y, Zheng B G. Algorithm of fast lane identification based on overall optimal threshold. J Beijing Univ Tech, 2015, 41: 42–47 [段建民, 刘冠宇, 郑榜贵. 基于整体最优阈值的车道线快速识别方法. 北京工业大学学报, 2015, 41: 42–47]
- 12 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans Syst Man Cybern, 1979, 9: 62–66
- 13 Lun X M, Hou Y M. Optimal threshold selection for image segmentation utilizing entropy-max algorithm. Comput Eng Des, 2015, 36: 1265–1268 [伦向敏, 侯一民. 运用迭代最大熵算法选取最佳图像分割阈值. 计算机工程与设计, 2015, 36: 1265–1268]
- 14 Blayvas I, Bruckstein A, Kimmel R. Efficient computation of adaptive threshold surfaces for image binarization. Patt Recog, 2005, 39: 89–101
- 15 Klette R. Concise Computer Vision: An Introduction Into Theory and Algorithms. London: Springer, 2014
- 16 Sun P, Chen H. Lane detection and tracking based on improved Hough transform and least-squares method. In: Proceedings of the International Symposium on Optoelectronic Technology and Application, Beijing, 2014
- 17 Han G F, Li X M, Wu X. Research of lane line detection in the vision navigation of unmanned vehicle. Fire Control Command Control, 2015, 40: 152–158 [韩广飞, 李晓明, 武潇. 无人驾驶汽车视觉导航中车道线检测的研究. 火力与指挥控制, 2015, 40: 152–158]
- 18 Zhou L, Ren G Q, Xiao H, et al. Searching optimum solution of multi-sectional switch model parameter for lane detection algorithm. Opt Eng, 2012, 39: 17–23 [周磊, 任国全, 肖浩, 等. 分段切换模型参数寻优的车道检测算法. 光电工程, 2012, 39: 17–23]

Lane detection algorithm based on geometric moment sampling

Rui SONG¹, Hui CHEN^{1*}, Zhiguang XIAO¹, Yanyan XU^{2*} & Reinhard KLETTE³

1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China;

2. Department of Civil and Environmental Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge 02139, USA;

3. Electrical & Electronics Department, School of Engineering, Auckland University of Technology, Auckland 1010, New Zealand

* Corresponding author. E-mail: huichen@sdu.edu.cn, yanyanxu@mit.edu

Abstract Existing lane detection algorithms come with costs regarding the required memory and the complexity of the algorithms limiting ways of generating versions adaptive to challenging road environments and portable low-power consumption equipments. We propose a new solution for lane detection based on geometric moment sampling. First, the current frame of a recorded video is processed by selecting potential regions of interest (i.e., potentially containing lane markings) based on piecewise sampling. Then, the visible road surface is segmented by labeling connected components of equivalent pixel values using an image binarization procedure. By analyzing the different order of geometric moments of connected components in the lane region, the centroid and the direction angle of detected parts of lane marking segments are calculated. We combine these calculated parameters; a lane marking segment is finally detected via piecewise curve fitting to the lane marking segment. The algorithm is verified on synthetic and real-world images. Results show that the proposed method not only has real-time performance and a high accuracy in detecting lanes of varying appearance, but also offers convenient adaptation of detection both to light-reflective road surface and further types of lighting disturbances.

Keywords driving assistance, lane detection, dynamic region of interest, geometric moment, piecewise sampling

Rui SONG was born in 1992. She received a B.E. degree in communication engineering from Shandong University, China, in 2015. Currently, she is an M.E. candidate at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interests include computer vision and image processing.

Hui CHEN was born in 1963. She received a Ph.D. degree in computer science from University of Hong Kong, China. Currently, she is a professor at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interests include virtual reality and 3D computer vision.

Yanyan XU was born in 1987. He received a Ph.D. degree in pattern recognition and artificial intelligence, at Shanghai Jiao Tong University, China. Currently, he is a postdoctoral associate at Department of Civil & Environmental Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, USA. His research interests include urban computing, data mining and computer vision.

Reinhard KLETTE was born in 1950. He is a fellow of the Royal Society of New Zealand and a professor at Auckland University of Technology. He was on the editorial board of the International Journal of Computer Vision (2007–2014), the founding Editor-in-Chief of the Journal of Control Engineering and Technology (2011–2013), and an associate editor of IEEE PAMI (2001–2008). His research interest is computer vision.