

基于 Beamlet 和 K -means 聚类的车道线识别

肖进胜^{1,2},程 显¹,李必军²,高 威¹,彭 红¹

(1. 武汉大学 电子信息学院,湖北 武汉 430072;2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉 430079)

摘 要:为了解决视频车道线识别中抗噪性差和鲁棒性低的问题,提出一种基于新的特征提取和分类的快速车道线识别算法。算法首先对预处理后的灰度图像进行改进的 Beamlet 变换,然后对 Beamlet 的中点集合运用改进的 K -means 方法进行聚类分析,最后对每类的中点集合分别进行基于 3 阶贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合后可以准确地提取出车道线。通过简化 Beamlet 词典与快速提取 Beamlet 基,加快了 Beamlet 变换的计算速度;通过寻找最佳投影线与多次迭代聚类中心来改进 K -means 聚类,解决了曲线车道线和车道线数目的聚类问题。实验证明,对于结构化或非结构化的道路环境,提出的算法都具有很好的可靠性、实时性和鲁棒性。

关键词:智能交通;车道线识别;Beamlet 变换; K -means 聚类;RANSAC 拟合

中图分类号:TP391.6

文献标志码:A

Lane Detection Algorithm Based on Beamlet Transformation and K -means Clustering

XIAO Jinsheng^{1,2}, CHENG Xian¹, LI Bijun², GAO Wei¹, PENG Hong¹

(1. School of Electronic Info., Wuhan Univ., Wuhan 430072, China;

2. State Key Lab. of Info. Eng. in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan Univ., Wuhan 430079, China)

Abstract: In order to solve the problems of the poor noise immunity and low robustness in the video lane detection, a fast lane detection method based on new feature extraction and classification was proposed. The set of midpoints of optimal beamlets was extracted after using the beamlet transformation in the preprocessed grayscale image, which was applied to the analysis of improved K -means clustering. The points in every class was fitted a straight line or curve by using the RANSAC algorithm based on three orders bezier spline. The simplified beamlet dictionary and extracting beamlet base rapidly greatly speed up the beamlet transform. The search for the best projection lines and the multiple iterations of clustering center were used to improve the K -means clustering, which solves the clustering problem of curve lane and the number of lane. The result showed that the algorithm has great reliability, real-time and robustness in the structured or unstructured lane environment.

Key words: intelligent transportation system; lane detection; Beamlet Transformation; K -means clustering; RANSAC fitting

随着城市建设和汽车产业的迅速发展,世界各国面临着日益严峻的交通问题。鉴于交通事故带来的巨大损失,智能辅助驾驶系统和自动驾驶汽车技术成为了当今交通领域和汽车工业界的研究热点。其中车道线的识别技术是非常重要的一个环节。为了满足智能驾驶的实际需要,车道线识别算法必须保证具有很好的可靠性、实时性和鲁棒性。

目前,国内外学者提出的车道线检测算法主要可以分为 2 类:基于模型法和基于特征法。基于模

型的方法主要是通过提取的车道线特征点与车道线几何模型进行匹配提取车道线^[1-2];基于特征的方法主要是通过车道线边缘点的梯度、方向和灰度值等一些低级特征来检测车道线^[3]。如陈龙等^[4]利用扫描线提取线元的中点和 Hough 变换提取车道线,该方法能满足实时性要求,但在光照变化、车辆干扰等条件下鲁棒性很低。Aly^[5]基于 Hough 变换统计特征点灰度直方图,在直线约束框中进行 RANSAC 验证提取车道线,能满足实时性要求,对于

直车道具有很好的鲁棒性,但是对于弯车道和车道污损等条件下鲁棒性降低。

Beamlet 变换是 1999 年由美国斯坦福大学的 Donoho 等首次提出的^[6-7],利用 Beamlet 变换对图像进行分析的方法能够在多尺度和多分辨率下对图像线性信息进行较好地分析和表达。后续陈雨等^[8]利用 Beamlet 变换检测图像边缘,连贯性很好,但是抗噪性差且计算量大。梅小明等^[9]利用 Beamlet 变换提取遥感图像线特征,抗噪性好,直线定位准确,但是计算量大。作者考虑将 Beamlet 变换用于提取车道线,计算量大和抗噪性能差是必须克服的缺陷。

K-means 聚类是 1967 年 MacQueen 首次提出的无监督学习算法^[10],通过学习的方式求解最优的聚类中心和最优的分类,在模式识别中有着广泛的运用。Ling 等^[11]以形式概念的相似度为特征向量进行 K-means 聚类,能够很好分割形式概念。Lee 等^[12]根据双边滤波的亮度特征进行 K-means 聚类实现图像分割,实现自动 gamma 设置的色调映射^[13]。作者考虑将 K-means 聚类算法用于车道线分类,需要考虑车道线数目和几何形状特征未知的问题。

通过简化 Beamlet 词典和快速提取 Beamlet 基来减少 Beamlet 变换的计算量;通过多次迭代 K-means 聚类和寻找最佳投影线聚类来提高车道线特征点分类的准确性;通过基于 3 阶贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合来提高车道线识别的鲁棒性和抗噪性。理论分析和实验表明,所提算法复杂度低、精确度高、鲁棒性强、抗噪性好。

1 Beamlet 和 K-means 聚类原理分析

Beamlet 以各种方向、尺度和位置的小线段为基本单元建立小线库,以多尺度和多分辨率的方式逼近曲线样条。K-means 聚类是机器学习中的一种聚类算法,通过学习的方式对数据集进行动态分类。聚类中心数目和样本特征向量的选择对 K-means 聚类的影响很大。将简单介绍两者原理,分析其改进并用于车道线识别的可能。

1.1 Beamlet 变换提取线特征

对一幅分辨率为 $n \times n$ 的图像 ($n = 2^J$),在尺度 j ($0 \leq j \leq J$) 上,可将原图像分成大小为 $2^{-j} \times 2^{-j}$ 的 $2^j \times 2^j$ 个方块^[6]。在所有尺度下取恒定的分辨率 δ (按照 δ 个像素间隔作上标记点) 构建的 Beamlet 集合为原图像的 Beamlet 基,可记为 $B_{n,\delta}$ 。如图 1 所示,显示了 4 种不同尺度、不同方向、不同位置的

Beamlet。

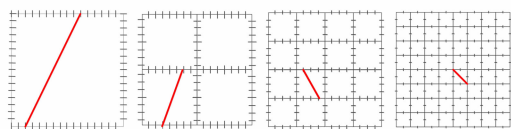


图 1 不同的 Beamlet

Fig. 1 Various Beamlets

设 $f(x_1, x_2)$ 为 $[0, 1]^2$ 上的连续函数,函数的 Beamlet 变换为线积分的集合^[8]。对于数字图像 f_{i_1, i_2} , 其离散 Beamlet 变换为:

$$f(x_1, x_2) = \sum_{i_1, i_2} f_{i_1, i_2}(\Phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2)) \quad (1)$$

式中, $\Phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2)$ 为插值函数。选取 Beamlet 最邻近点位置的作为插值函数的值。 $f_{i_1, i_2}(\Phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2))$ 为最邻近点像素灰度值。相应的 Beamlet 变换系数为:

$$T_f(b) = \sum_b f(x_1, x_2), b \in B_{n,\delta} \quad (2)$$

归一化后的 Beamlet 系数为:

$$\hat{T}_f(b) = T_f(b) / \sqrt{L(b)}, b \in B_{n,\delta} \quad (3)$$

式中, $L(b)$ 为 Beamlet 的长度。

由于 Beamlet 基的数量多,计算 Beamlet 变换的系数还需要乘加和不断的寻址运算,因此传统的 Beamlet 变换提取线特征的计算量是非常巨大的。如果用 Beamlet 变换提取车道线特征,必须对 Beamlet 基的数量进行简化并对 Beamlet 基的提取进行优化。

1.2 K-means 聚类算法分析

K-means 聚类是将样本聚类成 k 个簇,具体算法^[10]描述如下:

1) 随机选取 k 个聚类质心点为 $u_1, u_2, \dots, u_k \in \mathbb{R}^n$ 。

2) 重复下面过程直至收敛{

a) 对样本 $x^{(i)}$, 计算属于的类别 $c^{(i)}$:

$$c^{(i)} = \arg \min_j \|x^{(i)} - u_j\|^2 \quad (4)$$

b) 对类别 j , 重新计算其聚类中心 u_j :

$$u_j = \frac{\sum_{i=1}^m g(c^{(i)}, j) \cdot x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m g(c^{(i)}, j)} \quad (5)$$

式中, 函数 $g()$ 用于判决 $x^{(i)}$ 的类别 $c^{(i)}$ 是否为 j , 其定义如下:

$$g(c^{(i)}, j) = \begin{cases} 1, & c^{(i)} = j; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

K -means 聚类算法中聚类中心的数目和样本特征向量的选择是至关重要的。在车道线图像中车道线的数目可能不确定和车道线的几何形状特征可能不确定(直线或者曲线)。如果要用 K -means 聚类对车道线上的特征点进行聚类,必须选择合适的聚类中心数目和特征向量。

2 基于 Beamlet 和 K -means 聚类的车道线识别算法

提出的整体算法的主要流程包含如下步骤:首先,对图像进行逆透视变换和高斯滤波,去除噪声;其次,通过改进的 Beamlet 变换提取线特征,构建 Beamlet 的中点集合;然后,对 midpoint 集合进行改进的 K -means 聚类,分割车道线特征点;最后,对特征点进行基于 3 阶贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合,提取最优的车道线样条。

在第 1 节中着重分析了 Beamlet 提取线特征和传统的 K -means 聚类算法在分割车道线的不足之处。下面通过对 Beamlet 变换和 K -means 聚类进行改进,以满足车道线识别的实时性和准确性的要求。

2.1 改进的 Beamlet 变换算法

对于一个标记点的数目为 n 的方块,任意 2 点都可以组成一条 Beamlet,其 Beamlet 的总数为 $C_n^2 = n(n-1)/2$ 。考虑到车道线的局部片段是具有一定方向性的,如果对 Beamlet 方向进行约束可以减少 Beamlet 基的数量。在构建 Beamlet 基时只连接上下边上的标记点组成 Beamlet。由于上下边上的标记点的数目为 $(n+4)/4$,故 Beamlet 的总数为 $(n+4)(n+4)/16$ 。由此可见大大减少计算量。除此之外,Beamlet 基还具有一定的平行性和对称性。如果只提取第一个子方块中的 Beamlet 基,其他子方块的 Beamlet 基通过平移和对称快速生成,这样也可以大大减少计算量。

因为车道线局部片段是具有一定宽度和一定方向的,在同一个子方块中可能会存在多个候选的 Beamlet 都可以用来表征车道线局部信息。最优 Beamlet 的提取是十分重要的。通过判决函数来求解最优的 Beamlet,其步骤如下:

1) 设定 Beamlet 的尺度和分辨率,构建 Beamlet 词典;

2) 计算并归一化子方块中的 Beamlet 系数,从大到小排序并选择前若干个 Beamlet;

3) 计算并归一化候选的 Beamlet 上所有点梯度的平均幅度和平均角度;

4) 设定加权因子,计算判决函数返回值的大小并排序;

5) 选择具有最大值的 Beamlet 中点。

假定第 n 个 Beamlet 判决函数为 $D(n)$, Beamlet 系数为 $B_{\text{rat}}(n)$, Beamlet 上点梯度的平均幅值和平均方向分别为 $G_{\text{amp}}(n)$ 和 $G_{\text{ang}}(n)$ 。 $D(n)$ 定义为:

$$D(n) = \alpha \cdot B_{\text{rat}}(n) + \beta \cdot G_{\text{amp}}(n) + \gamma \cdot G_{\text{ang}}(n) \quad (7)$$

式中, α , β 和 γ 为对应的 3 个加权因子。

对逆透视灰图像运用 Beamlet 变换提取线特征,结果如图 2 所示。

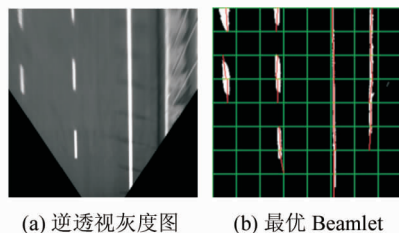


图 2 提取最优 Beamlet

Fig. 2 Extracting optimal Beamlet

图 2(b) 表示的是在某个子方块中依据判决函数提取的所有最优 Beamlet (用线段表示), 最优 Beamlet 的方向基本上是垂直方向, 位置基本上是中间位置。由图 2 中可以看出最优的 Beamlet 可以很好地表达车道线的局部片段信息。

2.2 改进的 K -means 聚类算法

车道线存在数目和几何形状特征不确定的问题。采用多次迭代的 K -means 聚类的方式, 自动选择最优聚类中心。选取 Beamlet 中点的水平方向坐标值作为特征向量, 并运用寻找投影线的方式自动选取最佳投影线。二者结合可以极大地提高车道线分类的准确性。改进的 K -means 聚类算法的流程图如图 3 所示。

图 3 中, 首先将 Beamlet 中点样本集合逆时针旋转到最大可能角度范围, 然后每次以角度步长进行顺时针旋转。旋转的最大次数为最大可能角度范围与角度步长的比值。每次结束 K -means 聚类后计算每类样本点到聚类中心欧式距离的均方差, 并比较聚类中心之间的距离。如果存在 2 个聚类中心之间的距离很小, 则表示聚类中心接近收敛终止迭代, 否则增加聚类中心数目继续进行 K -means 聚类。最后比较所有的均方差, 选择具有最小均方差的聚类做最佳的聚类。

对直线车道线和曲线车道线, 分别用改进的 K -means 聚类算法和传统的 K -means 聚类算法做对比

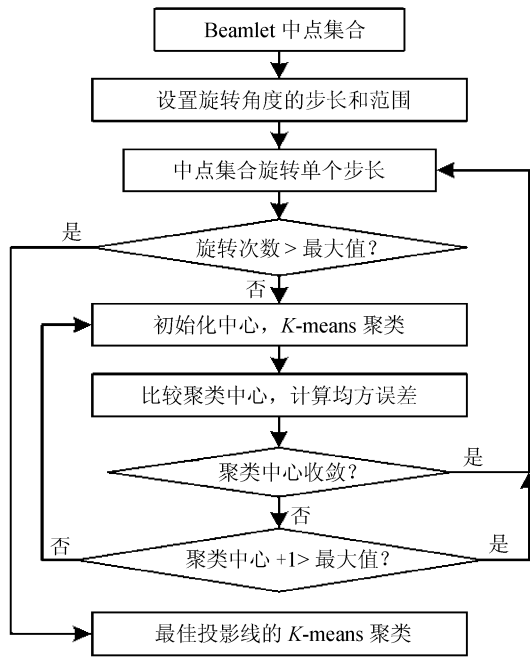
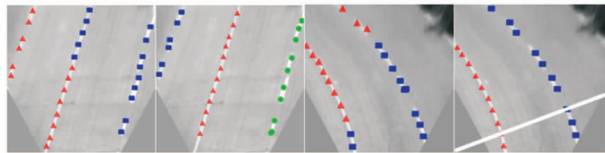


图3 改进的 K-means 聚类流程图

Fig.3 Flow chart of improved K-means clustering
试验。其中,相同形状和相同颜色的特征点(来自 Beamlet 中点集合)为一类,如图4所示。

图4(a)和(c)对应传统的 K-means 聚类算法(聚类中心数目设为2),图4(b)和(d)分别对应的是改进的 K-means 聚类算法。其中,图4(d)中的直线为最佳的投影线。由此可见,多次迭代的 K-means 聚类算法和在最佳投影线上对特征点进行聚类可以确定车道线数目,且可以分离曲线车道线特征点。



(a) 直线传统方法 (b) 直线改进 (c) 曲线传统方法 (d) 曲线改进

图4 中心数目聚类 and 旋转特征点聚类

Fig.4 Clustering by the number of centers and rotating feature points

2.3 基于贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合

为了更加精确地表达车道线几何形状信息,通常需要对分离出车道线进行曲线拟合^[14-15]。曲线拟合是通过选择适当的曲线类型来拟合观测数据并用曲线方程来分析变量之间的关系。这里须选择适应性强、复杂度低、控制性好的曲线基进行拟合。

根据 K-means 聚类求得聚类中心和样本旋转角度,可在逆透视灰度图上得到包含聚类的 Beamlet

中点集合的约束框,可以在约束框中进行曲线拟合。3 阶贝塞尔曲线是由 4 个控制点形成一个包围曲线的多边形边界,曲线光滑性很好并且计算量小,所以应用 3 阶贝塞尔曲线进行车道线拟合^[14]。

如果记 $T(t) = [t^3 \ t^2 \ t \ 1]$, $P = [P_0 \ P_1 \ P_2 \ P_3]^T$, 3 阶贝塞尔曲线定义如下:

$$Q(t) = T(t)MP \quad (8)$$

其中,

$$M = \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 3 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, $t \in [0, 1]$ 。容易得到 $Q(0) = P_0$, $Q(1) = P_3$ 分别对应曲线的始点和终点。 P_1 和 P_2 为曲线形状控制点。

RANSAC 曲线拟合验证具体步骤如下:

1) 随机抽样。从约束框中随机抽取像素点。

2) 曲线拟合。根据抽样点对贝塞尔曲线进行最小二乘匹配。假定有 n 个抽样点,对于每个点,其中, t_i 为点 p_i 到 p_1 的欧氏距离^[15], $t_i \in [0, 1]$, $i = 1, \dots, n$, $t_1 = 0$, $t_n = 1$, 定义:

$$Q = \begin{bmatrix} p_1 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix}, T = \begin{bmatrix} t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_n^3 & t_n^2 & t_n & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

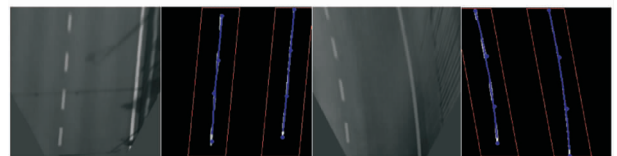
结合式(8)和(10),求出曲线控制点:

$$P = (TM)^+ Q \quad (11)$$

式中, $(TM)^+$ 为 (TM) 的伪逆矩阵。

3) 计算曲线分数。根据原始曲线的像素值总和、曲线标准化后的长度和角度、限制参数等元素计算拟合的曲线分数^[15]。

基于 3 阶贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合提取车道线的试验如图5所示。



(a) 直线逆透视图 (b) 直线拟合 (c) 曲线逆透视图 (d) 曲线拟合

图5 基于贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合

Fig.5 RANSAC fitting based on Bezier spline

图5(a)~(d)分别为车道线为直线和曲线的逆透视图,及对应的在约束框内进行 RANSAC 拟合的 3 阶贝塞尔曲线。可见此算法可以很好地表达出车道线的几何形状信息。

3 实验结果及分析

提出的算法采用基于单目视觉的车道线检测算法,相机位于在车顶前方的正中央,相机的型号为 Basler pia2400-17gc,焦距为 8 ms,帧率为 17 fps,图像分辨率为 1 600 × 900,数据可通过千兆网线直接与计算机相连。计算机采用的是 Windows 7 OS, CPU 是 Inter® Core™i7-3770k,内存为 8 GB。算法的开发环境是 VS2010,第 3 方库是 OpenCV 2.31 的开源图像处理库。为测试提出的基于 Beamlet 变换和 K-means 聚类的车道线识别算法的可靠性、实时性和鲁棒性,对多种情况下的复杂道路进行测试,将在中国内 蒙古省鄂尔多斯市和湖北省武汉市等主要道路上采集的视频数据作为实验数据源。下面将从 2 个方面验证所提算法的性能:实时性和可靠性。从实验数据源中选取 4 个具有代表性的视频进行测试,分别统计车道线识别的正确率、虚警率、漏警率、每帧平均耗时,其结果如表 1 所示。

表 1 统计识别结果
Tab.1 Statistics of detection result

视频 序号	车道线 总数	总识 别数	正确 识别数	正确 率/%	虚警 率/%	漏警 率/%	平均耗 时/ms
1	3 466	3 323	3 199	92.31	3.58	4.11	53
2	2 472	2 428	2 357	95.28	2.97	1.75	51
3	2 639	2 628	2 547	96.53	3.07	6.04	45
4	1 452	1 352	1 319	90.89	2.26	6.85	52

表 1 中,车道线总数是统计的理论上可以识别出来的车道线数目,从数据中可以看出,提出的算法具有很高的准确率和很低的虚警率、漏警率,可以满足可靠性的要求。在鲁棒性方面,将提出的基于 Beamlet 变换和 K-means 聚类提取线特征的算法和 Aly^[5]提出的基于 Hough 变换提取线特征的 RANSAC 验证算法作对比,限于篇幅考虑,从视频序列中选取一些具有代表性的道路图像进行分析。图 6(a)、(b)、(c)分别为在有路沿、方向箭头和弯道条件下的 2 种算法的效果对比,图 6(d)、(e)、(f)分别为在有阴影、多车道和强光照条件下的对比,图 6(g)、(h)、(i)分别为在有车辆、斑马线和双黄线条件下的对比。其中,每组第 1 行为基于 Hough 变换的检测算法,第 2 行为提出的检测算法。

图 6 中,通过对比可以发现基于 Beamlet 变换和 K-means 聚类的车道线识别算法具有很高的可靠性和鲁棒性。在有路沿、阴影、虚线、强光照、方向箭

头等因素的作用下,Hough 变换算法提取车道线会受到严重影响。Hough 变换是一种全局性的变换,以点基的方式分析图像数据,提取出来的直线贯穿整幅图像。如果图像中存在的直线时断时续,或者存在曲线,运用 Hough 变换进行线性特征的提取会产生很大的差异。而 Beamlet 变换是一种局部性的变换,以线基的方式分析图像数据。提取出来的小线可以很好地逼近各种曲线形状。再加上利用 K-means 聚类分离出各个车道线的信息。最后再用基于 3 阶贝塞尔曲线的 RANSAC 拟合车道线准确地提取车道线的形状信息。在某种程度上 Beamlet 变换算法提取线性特征的性能明显优于 Hough 变换算法。

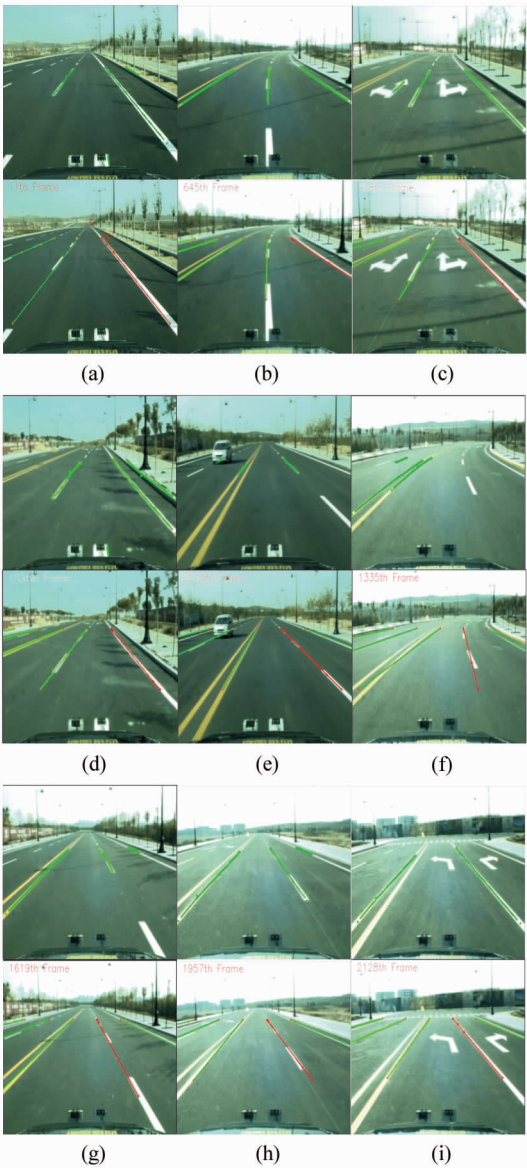


图 6 2 种算法的效果对比
Fig.6 Comparison of two algorithms

4 结 语

提出一种基于 Beamlet 变换和改进的 K -means 聚类提取小线特征的车道线识别算法。基于特征的车道线识别算法由于容易受到如强光照、阴影、方向箭头等因素的影响导致抗噪性能较差。基于模型的车道线算法主要是由于车道模型的多样性和复杂性造成计算量较大,鉴于上述方法的局限性,基于 Beamlet 变换和 K -means 聚类的车道线识别算法可以很好地解决车道线识别的抗噪性、实时性和鲁棒性等问题,基于 3 阶贝塞尔曲线的 RNASAC 曲线拟合可以精确地表达车道线的几何形状信息。大量实验表明,提出的算法具有很好的抗噪性和鲁棒性、很低的漏检率和错检率。

参考文献:

- [1] Mechat N, Saadia N, M' Sirdi N K, et al. Lane detection and tracking by monocular vision system in road vehicle [C]//Proceedings of 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing. Chongqing: IEEE, 2012: 1276 – 1282.
- [2] Watanabe A, Naito T, Ninomiya Y. Lane detection with roadside structure using on-board monocular camera [C]//Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Xi'an: IEEE, 2009: 191 – 196.
- [3] Hur J, Kang S N, Seo S W. Multi-lane detection in urban driving environments using conditional random fields [C]//Proceedings of 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Gold Coast: IEEE, 2013: 1297 – 1302.
- [4] Chen Long, Li Qingquan, Mao Qingzhou. Lane detection and following algorithm based on image model[J]. China Journal of Highway and Transport, 2011, 24(6): 96 – 102. [陈龙, 李清泉, 毛庆洲. 基于成像模型的车道线检测与跟踪方法[J]. 中国公路学报, 2011, 24(6): 96 – 102.]
- [5] Aly M. Real time detection of lane markers in urban streets [C]//Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Eindhoven: IEEE, 2008: 7 – 12.
- [6] Donoho D L, Huo Xiaoming. Beamlet pyramids: A new form of multiresolution analysis suited for extracting lines, curves, and objects from very noisy image data [C]//Proceedings of International Symposium on Optical Science and Technology. San Diego: SPIE, 2000: 434 – 444.
- [7] Donoho D L, Huo Xiaoming. Beamlets and multiscale image analysis, multiscale and multiresolution methods [M]//Computational Science and Engineering. New York: Springer, 2002, 20: 149 – 196.
- [8] Chen Yu, Fang Bin, Wang Pu. Image edge detection algorithm based on Beamlet transform under [J]. China Image and Graphics, 2010, 15(8): 1214 – 1219. [陈雨, 方滨, 王普. 一种基于 Beamlet 变换下的图像边缘检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(8): 1214 – 1219.]
- [9] Mei Xiaoming, Zhang Liangpei, Li Pingxiang. Beamlet transform algorithm utilizing remote sensing image line feature extraction [J]. Application of Computer, 2008, 25(8): 230 – 232. [梅小明, 张良培, 李平湘. 利用 Beamlet 变换算法提取遥感图像线特征[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(8): 230 – 232.]
- [10] MacQueen J B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [C]//Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Berkeley: University of California Press, 1967: 281 – 297.
- [11] Ling Wei, He Miao. Concept lattice compression based on K -means [C]//Proceedings of 2013 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Tianjin: IEEE, 2013, 2: 802 – 807.
- [12] Lee J W, Park R H, Chang S. Local tone mapping using the K -means algorithm and automatic gamma setting [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(1): 209 – 217.
- [13] Xiao Jinsheng, Li Wenhao, Liu Guoxiong, et al. Hierarchical tone mapping based on image color appearance model [J]. IET Computer Vision, 2014, 8(4): 358 – 364.
- [14] Huang A S, Teller S. Probabilistic lane estimation for autonomous driving using basis curves [J]. Autonomous Robots, 2011, 31(2/3): 269 – 283.
- [15] Peng Hong, Xiao Jinsheng, Shen Sanming, et al. A fast algorithm based on RANSAC for vision lane detection [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2014, 48(12): 1721 – 1726. [彭红, 肖进胜, 沈三明, 等. 一种基于随机抽样一致性的车道线快速识别算法[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(12): 1721 – 1726.]