

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902647

基于定向距离变换耦合多粒子滤波器的车道线检测算法^{*}

张 森¹ 董赞强¹ 陈 源²

(1. 郑州航空工业管理学院 智能工程学院 郑州 450046; 2. 中国地质大学 计算机学院 武汉 430074)

摘 要:针对复杂环境下车道线检测精度不高的问题,提出了一种定向距离变换耦合多粒子滤波器的车道线检测算法。首先,利用四点透视映射方法,将输入图像转换为鸟瞰图,使车道边界平行,便于车道检测。引入定向距离变换(oriented distance transform, ODT),将鸟瞰图边缘像素标记到水平和垂直方向上最近的点,寻找初始边界点。其次,利用车道中心、中心到左右边界的角度以及左右车道边界的切角来构建车道线模型,通过分别考虑两个独立的 4D 粒子空间,以应用于左右车道边界。随后,在车道模型引入多粒子滤波器,利用左右两侧独立传播的粒子来侦测和追踪一对车道边界点,并使用局部线性回归调整得到的边界点。为了优化多粒子滤波器性能,根据粒子状态向量创建动态依赖关系。最后,通过迭代来确定粒子对应的权重,利用多粒子滤波来检测车道线。实验表明,与当前流行车道线检测算法比较,在多种复杂干扰环境下,所提算法具备更高的检测精度与鲁棒性。

关键词:车道线检测;多粒子滤波器;定向距离变换;鸟瞰图;粒子空间;车道边界跟踪;消失点

中图分类号: TP391.4; TN972 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Lane line detection based on oriented distance transform coupled multi-particle filter

Zhang Sen¹ Dong Zangqiang¹ Chen Yuan²

(1. School of Intelligent Engineering, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China;
2. College of Computer, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of lane detection in complex environment, a lane detection algorithm based on directional distance transform coupled with multi-particle filter was proposed. Firstly, the four-point perspective mapping method was used to transform the input image into an aerial view, which makes the lane boundary parallel and convenient for lane detection. Oriented distance transform (ODT) was introduced to mark the edge pixels of aerial view to the nearest points in horizontal and vertical directions to find the initial boundary points. Secondly, the lane model was constructed by using the lane center, the angle from the center to the left and the right boundary and the tangent angle of the left and the right lane boundary. Two independent 4D particle spaces were applied to the left and the right lane boundary. Subsequently, a multi-particle filter is introduced into the lane model to detect and track a pair of lane boundary points using particles propagating independently on both sides of the lane, and the boundary points are adjusted by local linear regression. In order to optimize the performance of multi-particle filter, dynamic dependencies were created according to the particle state vector. Finally, the weight of particles is determined by iteration, and the lane line was detected by multi-particle filter. Experiments show that, compared with the current popular lane detection algorithms, the proposed algorithm has higher detection accuracy and robustness in a variety of complex interference environments.

Keywords: lane line detection; multi-particle filter; oriented distance transform; aerial view; particle space; lane boundary tracking; vanishing point

0 引言

车道检测、车道跟踪或车道偏离警告是基于视觉的驾驶员辅助系统的组成部分,近年来成为自动驾驶模块的热点^[1]。随着人工智能的快速发展,机器视觉也越来越多应用在车道检测中。在驾驶系统中,将车辆、驾驶员、路面环境有效匹配在一起,协同工作。在该系统中,通过视觉传感器对道路信息采集,识别车道线、前方车辆行驶情况等,并传输到控制系统,从而使得车辆能在交通规范下安全行驶^[2]。因此,智能、无人驾驶的首要任务是正确识别车道线并按照指示行驶。

近年来,随着人们不断研究,设计了一些车道线的检测算法,辛超等^[3]定义了一种 Hough 变换的车道线检测方案。在预处理过程,采用基于转换颜色空间技术来获取车道线像素。随后,通过 Canny 边缘检测与概率 Hough 变换完成车道线检测。该算法对道路清晰的高质量图像的车道线检测具有较好效果。但是,在低光照、阴影等环境下的稳定性不足,Hough 变换的效率取决于输入数据的质量,无法有效应用于噪声、斑点等车道线检测。胡胜等^[4]设计了阈值分割与车道宽度匹配的检测方案。通过 Otsu 的阈值对输入图像分割,然后进行二值化。利用车道线的形态特征对提取车道线特征点,并通过最小二乘拟合技术完成对车道线拟合。该算法在简单清晰道路中取得了良好检测精度,在复杂背景下,易丢失阈值分割后的局部信息。此外,对噪声敏感,宽度特性的准确率较低。Wang 等^[5]设计了一种基于视觉模型车道检测算法,首先,通过分析道路图像的基本特征,将道路图像分为感兴趣区域和道路背景区域。感兴趣的区域进一步划分为直线区域和曲线区域。同时,建立了直线、曲线的模型。根据道路车道线的连续性和曲线的切线关系,建立了多项式曲线模型。然后用曲线拟合方法求解曲线模型方程的参数。最后分别实现了直线和曲线的检测和识别,并对道路车道线进行了重构。该方法对大多数道路条件具有良好的适用性,提供有效的交通信息。但是该视觉模型的检测性能依赖于车道的清晰度,对于复杂背景和车道线模糊不清、断裂时检测效果欠佳。

随着车道线检测的不断研究,其准确性与时效性取得了一定进步,但与人眼识别车道线的能力比还具有较大差距。在实际应用中也存在一些难题,例如在行驶中,由于采集到的图像是以视频的形式传输到控制系统中,每一帧的图像时刻发生改变,不同环境下的道路差异也很大,这给车道线检测产生了很大不便。通常情况下,高速路上的道路较为完整且简单,而城市道路的道路较为复杂,如文字、指引线、阴影遮挡、行人、建筑、光线变化等车道线自身信息的干扰都使得车道线检测的难度

增加^[6]。

为了解决上述问题,本文通过引入了动态传播的多粒子滤波器,设计了一种新的车道线检测方法,以提高车道边界检测和跟踪的鲁棒性。通过五个参数构建车道线模型,分别考虑两个独立的粒子空间,每一个独立应用于车道左右侧。在车道模型中引入多粒子滤波器,利用左右两侧独立传播的粒子来侦测和追踪一对车道边界点,并使用局部线性回归调整检测到的边界点。此外,为了提高算法的性能和鲁棒性,根据粒子状态向量之间建立动态依赖关系并计算权重,提高算法性能。通过实验对乡村道路、城市内部道路等复杂环境下的车道线检测进行验证。

1 图像预处理

在开始车道检测前,将每个输入图像 I 变换成鸟瞰图。在鸟瞰图像中,车道边界大致平行,这有利于车道检测过程。为了获得鸟瞰图像,采用了四点透视映射方法,对于输入数据的多样性,该方法具有令人满意的精度。得到车道鸟瞰图后,应用定向距离变换(oriented distance transform, ODT)来标记边缘像素。根据得到的距离图,设计一种新的初始化方法(根据所用车道模型的变化)来寻找初始边界点,用于初始化所提出的多粒子滤波器。

1.1 鸟瞰图

使用矩形的4个顶点定义的单应矩阵,输入图像 I 被映射到鸟瞰图 I_b 中。这假设在车辆前面有一个地面,用于计算所选帧的单应性。如图1所示,标记矩形中的4个角点,这些点也可以标记为输入场景中的真实矩形。

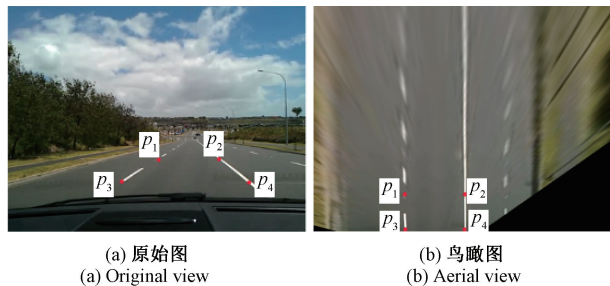


图1 原始图与鸟瞰图

Fig. 1 Image of original and bird's-eye view

设 $p_i = (x_i, y_i, f)$, $i = 1, 2, 3, 4$ 为图像 I , 焦距 f 中的4个角点,这4个点在地面上的投影设为 $P_i = (X_i, 0, Z_i)$, $Y=0$, 在 p_i 和未知点 P_i 之间有一对一的映射,但是点 P_i 形成一个矩形,这就限制了坐标 X_i, Z_i 。对此,定义了一个单应矩阵 H :

$$H \cdot p = P \quad (1)$$

通过式(1)将图像中所有点 $p = (x, y, f)$ 映射到鸟瞰图的点 $P = (X, 0, Z)$ 。如果 p 处的一个像素实际上没有

在地平面上显示一个点,则会出现失真。图1中的点通过欧氏距离 $d_2(P_1, P_2) = d_2(P_3, P_4)$ (以像素为单位) 可以用作车道预期宽度的初始值。所述方法的优点是选择矩形的4个角的不同集合,可以调整鸟瞰图像中使用的距离比例。鸟瞰图像中的一条车道具有近似恒定的宽度,该宽度用于垂直边缘检测过程。

1.2 定向距离变换

利用欧氏距离变换生成二值边缘映射 J , 标记每个像素到最近的像素的距离。如果在 $p \in \Omega$ 处检测到一个边缘像素, 设 $J(q) = 0$ (显示为黑色像素), 其中, Ω 是所有像素的集合。欧氏距离表示如下^[7-8]:

$$d(p) = \min_{q \in \Omega} \{d_2(p, q) : J(q) = 0\} \quad (2)$$

在欧氏距离中, 可由行分量 $(x_1 - x_2)$ 和列分量 $(y_1 - y_2)$ 定义, 表示为:

$$d_2(p, q) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3)$$

ODT 变换使用距离值标记每个像素到水平或行方向上最近的点。此外, ODT 的正值表示最近的边点位于右侧, 负值表示最近的边点位于左侧。

通常, 作为距离变换, ODT 映射中的每个像素值指示最近边缘点, ODT 值为 0 的像素可以测试为车道边界点^[9]。假设车道中心线出现在 ODT 距离图中具有局部最大绝对值的像素处, 在中心线上的像素处, 相邻像素处出现正值和负值“相交”。该信息有助于在检测或跟踪车道时, 准确评估潜在的车道边界或中心线。

图2所示为一行理想 ODT 映射的顶部草图(两边的边用值 0 标记, 中心点用相邻的正值和负值标记)。对于一侧不存在或由噪声定义时, 在这种情况下, 中心点向左或向右移动, 会被错误的距离值标识。

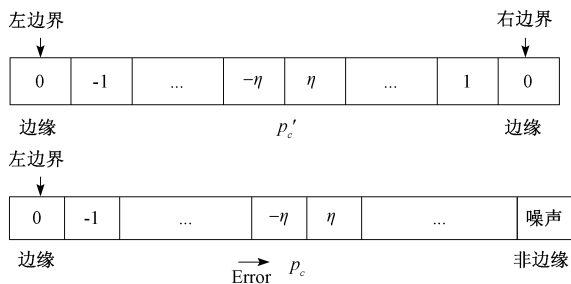


图2 ODT 映射

Fig. 2 ODT mapping

图3所示为车道的边缘点缺失如何影响周围像素的 ODT 值。鸟瞰图中丢失的车道标记由蓝色虚线框表示。右图中的绿线是由相邻的负 ODT 值和正 ODT 值定义的检测中心线, 白线是检测到的边缘。黄色虚线椭圆突出显示了由于缺少车道标记而导致的不正确中心线的位置(向左或向右移动, 甚至拆分为多条中心线)。因此, 在车道标记丢失的情况下, 中心线不是车道检测的可靠来源。

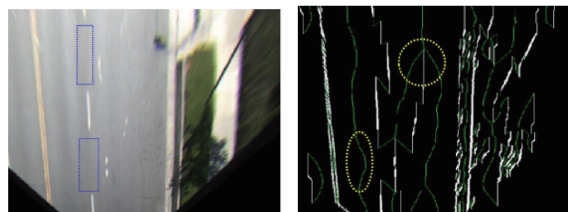


图3 边缘点缺失对周围像素 ODT 的影响

Fig. 3 The effect of missing edge points on

ODT of surrounding pixels

2 本文车道线检测算法设计

本文通过时间传播中将单行粒子组合成多行, 创建了多粒子滤波器。时间传播概念旨在减少误差传播, 即多粒子的组合不仅仅是孤立结果的静态单帧组合, 而是在后续帧中优化检测的动态方法。图4所示为本文设计算法的整个检测过程。

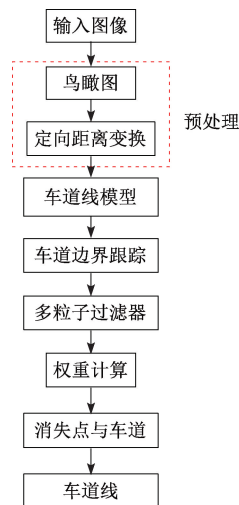


图4 本文算法的检测过程

Fig. 4 The detecting process of this algorithm

2.1 车道线模型

用5个参数对车道中线进行建模, 这些参数在一个图像行中识别地面中的一对车道边界, 如图5所示。设 p_l 为左车道边界上的点, p_r 右车道边界上的点。为了简单起见, 用它们的 x 坐标来标识它们, 其中, 当前图像行由 y 坐标标识。

在理想的模型情况下, 点 $p_c = (x_c, y)$ 是 p_l 和 p_r 中间的中心点。设 h 为固定正值, 点 p_c 和高度 h 定义了角度 α 到 p_l 和 p_r , 角度 $2\alpha_l$ 定义了理想情况下车道的宽度。

然而, 由于图3所示的中心线的距离变化问题, 将对车道两侧使用恒定角度 α 更改为左、右可能有两个不同的角度 α_l 和 α_r 。在粒子过滤器中, 这些是随机角度。角

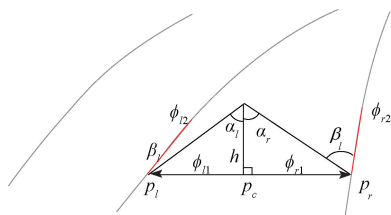


图5 车道线模型参数组成

Fig. 5 Composition of lane line model parameters

度 α_l, α_r 可通过 φ_l, φ_r 和 h 共同决定。角度 β_l, β_r 分别指定鸟瞰图中与 y 方向相对的点 p_l, p_r 处与车道边界的切线的坡度。这些角度有助于预测车道边界的连续性。不是简单地创建一个 5D 粒子空间;而是考虑两个独立的 4D 粒子空间,每一个独立应用于车道的一侧。通过应用该模型,克服了在车道边界消失、车道宽度改变或车道边界不平行的情况下的困难。

作为模型的进一步修改,假设车道边界通常形成局部直线段或光滑曲线段。图 6 所示为一个帧中一个自下而上传播步骤(从 y_n 行到 y_{n+1} 行)的改进车道模型。由于粒子过滤器中的内置传播机制,两侧的恒定角度 α (尽管它们可能从 y_n 变为 y_{n+1} 行)有利于平行车道边界,左侧窗口位于车道边界,而右侧窗口处于关闭状态。图 6 (b)所示的新模型能够适应不同的曲线,每侧各有不同的曲线。图 6 (a) 车道模型,对车道两侧使用恒定角度 α ,不考虑平滑曲线的检测。图 6 (b) 的车道模型使用两个不同的角度 α_l 和 α_r ,能够在每个边界上分别跟踪平滑曲线。

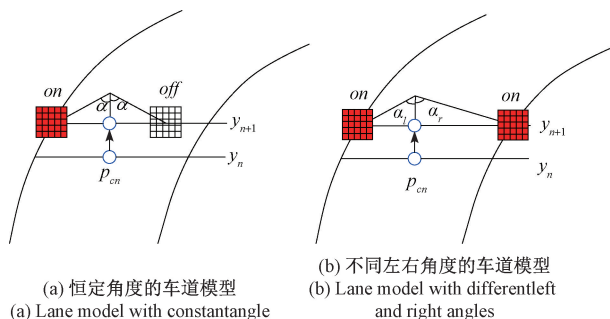


图6 不同车道模型处理效果

Fig. 6 Processing effect of different lane models

2.2 粒子过滤器

在本文中,在新的车道模型的基础上应用了多粒子滤波器。假设 $\alpha_l = \alpha_r$ 时,粒子滤波器使用 4 维状态向量 $v = (p_c, \alpha, \beta_l, \beta_r)$ 。这些状态向量用于跟踪车道的一对左、右边界点 p_l, p_r 。本文提出了一种利用粒子在图像中的左、右、自底向上独立传播来检测和跟踪一对车道边界点的方法。状态向量 $v_l = (p_c, \alpha_l, \beta_l, \beta_r)$ 的粒子观察左边界点 p_l , 状态向量 $v_r = (p_c, \alpha_r, \beta_l, \beta_r)$ 的粒子观察右边界点 p_r 。设 y_n 为一幅图像传播过程中的第 n 行, $0 \leq n \leq N$ 。根据观

察两个粒子 $\hat{v}_{ln}, \hat{v}_{rn}$ 来确定两条车道边界 (p_{ln}, p_{rn})。设 g 为生成粒子的数目, g 是随机生成的, 设满足 Gaussian 分布。

2.3 车道边界跟踪

从 t 帧到 $t+1$ 帧时, t 帧的车道边界在 $t+1$ 帧中会再次部分出现。假设一辆向前行驶的车辆, 在第 t 帧和第 $t+1$ 帧之间的行驶方向有微小的变化。在第 t 帧中检测到的接近下一个图像边界的车道边界点消失, 那些进一步向上的在第 $t+1$ 帧中停留, 但在图像中向下移动, 但他们的实际位置需要修正。此外, 还需要进一步检测一些新的车道边界点, 这些新的车道边界点是从第 t 帧遗留下来的。

假设在第 $t+1$ 帧中复制第 t 帧的 $M \leq N$ 行, 并且剩余的 $N - M$ 行需要用在 $t+1$ 帧中的新可用数据来处理。参数 M 由 $M = N - u_t$ 定义, 其中, u_t 由 t 和 $t+1$ 之间的行驶距离确定, 可根据当前的车辆速度估计, 如果需要更高的精度, 根据一些视觉里程表计算。

为了更新 M 左或右车道边界点, 以及处理剩余的 $N - M$ 新行, 在第 $t+1$ 帧中以自底向上的方法在所考虑的图像行中应用多行粒子滤波器。在传播过程中, 向前的 m 车道边界点将作为多行粒子过滤器启动时的先前状态。

2.4 多粒子滤波器

将单行粒子滤波器扩展到多行粒子滤波器, 在基于优化帧 $t+1$ 的粒子时, 这将在后续的粒子之间创建动态依赖关系。根据重采样过程中的粒子权重, 从 g 生成的粒子中选择获胜粒子 $\hat{v}_n$ 。对于 $0 \leq n \leq N$ 的情况, 具有最大权重的粒子有助于通过迭代处理确定边界点^[10-11]。在应用粒子滤波器进行车道检测时, 用于查找边界点的方法在很大程度上依赖于选择的中心点 p_c 及其权重。当错误状态从前一行传播到当前行时, 这将严重影响“下一步”, 并导致不稳定的结果。

本文方法, 不管是在左侧还是在右侧, 使用车道边界的预期局部连续性。获胜粒子的产生不仅要考虑先前的几个状态(或行), 还要考虑传播过程中的几个步骤(作为一个动态优化过程)。根据传统的单行粒子过滤器的状态定义了多粒子, 多粒子由组合状态向量 ζ 表示, 基于先前和未来的状态来决定当前的状态向量。通过考虑缺失边缘、强度变化等来防止单行粒子的错误。

设 V_n 为多行观测粒子所确定的超粒子, 形式表示如下:

$$V_{ln} = (p_c, \alpha_l, \beta_l, \beta_r, v_{ln}) \quad (4)$$

$$V_{rn} = (p_c, \alpha_r, \beta_l, \beta_r, v_{rn}) \quad (5)$$

$$\zeta_n = \{\hat{v}_{n-\odot}, \dots, \hat{v}_{n-\oplus}\} \quad (6)$$

其中, $\odot$ 为向后步骤数量; $\oplus$ 为向前步骤数量。图 7 所示为组合多粒子过滤器组成。

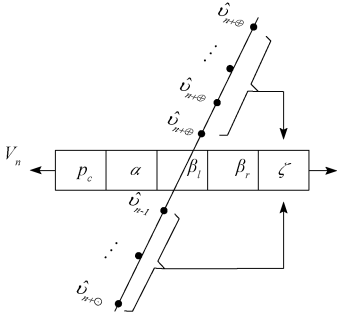


图7 多粒子过滤器

Fig. 7 Multi-particle filter

通过所描述的多粒子滤波,得到了一个预测的粒子

$\tilde{V}$ 。对于观测点 V_n 的 xy 坐标,用 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}$ 表示,对这些数据进行线性回归拟合 $y = ax + b$, 并通过最小二乘优化计算:

$$\tilde{V}_n = \zeta(V_n(x, y)) \quad (8)$$

$$\zeta = \sum_{n=1}^N (y_n - (a \cdot x_n + b))^2 \quad (9)$$

2.5 权重计算

一个高权重的粒子作为边界点存活的可能性很高。权重反映在确定车道标记时的潜在贡献。每个 g 生成的粒子都有一个由其状态向量定义的权重。设 $\hat{v}_n^i = (\hat{p}_{cn}, \hat{\alpha}_n, \hat{\beta}_{ln}, \hat{\beta}_{rn})$ 为 y_n 行的第 j 个粒子,左右位置如下:

$$p_l^i = \hat{x}_{cn}^i - h \cdot \tan \hat{\alpha}_{ln}^i \quad (9)$$

$$p_r^i = \hat{x}_{cn}^i + h \cdot \tan \hat{\alpha}_{rn}^i \quad (10)$$

沿着切线(定义角度 β_l 和 β_r)的线段 φ_2 的距离值之和如下:

$$\lambda_l^i = \sum_{j=1}^{\varphi_{l2}} |d(p_l^i + j \sin \hat{\beta}_{ln}^i, y_{cn} + j \cos \hat{\beta}_{ln}^i)| \quad (11)$$

$$\lambda_r^i = \sum_{j=1}^{\varphi_{r2}} |d(p_r^i + j \sin \hat{\beta}_{rn}^i, y_{cn} + j \cos \hat{\beta}_{rn}^i)| \quad (12)$$

其中, $d(\cdot, \cdot)$ 为通过式(2)定义的距离映射的值。设中心线点 (x_{cn}^i, y_{cn}) 的距离值为 $d(x_{cn}^i, y_{cn})$, 因此,可计算第 i 个权重 ω 如下:

$$\omega^i = \exp\left(-\frac{\lambda_l^i + \lambda_r^i}{\delta^i}\right) \quad (13)$$

其中, δ^i 表示如下:

$$\delta^i = \sum_{j=-s/2}^{s/2} |d(x_{cn}^i, y_j)| \quad (14)$$

其中, s 是切线线段的固定长度。

多粒子滤波是轮廓线检测中的一个重要步骤,算法1中描述了详细步骤。

算法1:多粒子滤波器

1. **For** $n = 0$ to N **do**

2. 设 $k_1 = \ominus$ and $k_2 = \oplus$

3. **For** $i = n - k_1$ to $n + k_1$ **do**

4. **if** $i \geq 0$ **or** $i < N - k_2$ **then**

5. 利用 Gaussian 分布产生若干 g 粒子

6. 计算每一个粒子的权重 ω

7. 通过压缩从 g 粒子中获得获胜粒子 $\hat{v}_{ni}$

8. 将状态向量合并为 $\zeta_n = \zeta_n \cup \{\hat{v}_{ni}\}$

9. **end if**

10. **end for**

11. 更新状态向量 $V_n = (p_c, \alpha_r, \beta_l, \beta_r, \zeta_n)$

12. 通过最小二乘优化获得预测粒子 V_n

13. **end for**

2.6 消失点与车道

车道是指车辆在未来几秒钟内预计驶入的空间,如图8所示。图8(a)为超粒子检测消失点,8(b)为检测的车道。



(a) 消失点检测
(a) Vanishing point detection

(b) 车道检测
(b) Lane detection

图8 消失点与车道检测

Fig. 8 Vanishing point and lane detection

将基于超微粒子的检测器扩展到车道的检测。在检测到车道边界后,计算出检测到的车道标志的消失点。时间 t 处的车道标记 p_l, p_r 表示为 $\{(x_l^t, y_l^t), \dots, (x_n^t, y_n^t)\}, \{(x_r^t, y_r^t), \dots, (x_n^t, y_n^t)\}$ 。如果直线 $y^l = a^l x^l + b^l$, $y^r = a^r x^r + b^r$ 在 p_l, p_r 之间相交,那么在车道的宽度内,有一个消失点^[10], (图8(a))。通过超级粒子方法探测了消失点和两条拟合直线的车道(图8(b))。

3 实验与分析

为了对提出算法的性能进行评估,本节分别在 caltech-lanes 车道线数据库和自制数据库进行实验^[12-14], 实验平台为 Intel i5CPU, @ 3.50 GHz, 8GB RAM, Windows864 位系统。选择常用的 MATLAB2014 工具进行数据统计与分析。为使实验结果更具说服力,选取了文献[3-5]作为对照组。

图9所示为所提算法车道线检测过程。图9(a)为原始道理检测结果,图9(b)为鸟瞰图结果,图9(c)为迭代优化检测结果,绿色实线表示多粒子滤波器的初始化;蓝色虚线表示迭代的中间结果;红色曲线表示最终结果。图9(d)为消失点检测。图9(e)为将鸟瞰图中估计的平行车道线映射到原始视图上。

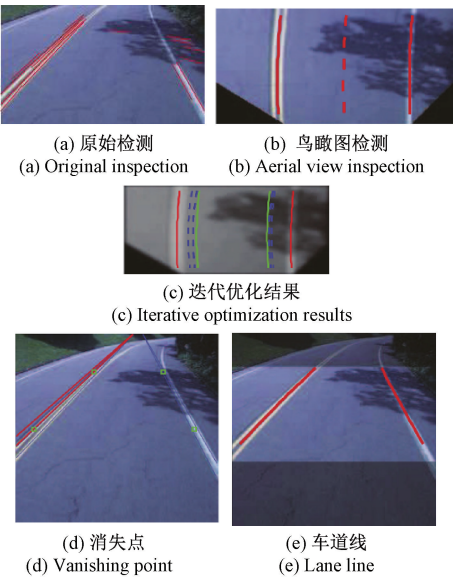


图 9 车道线检测过程

Fig. 9 Lane line detection process

3.1 caltech-lanes 数据库测试

选取 caltech-lanes 数据库中的 4 个场景进行实验,分别为 cordova1、cordova2、washington1、washington2。在相同的外部条件下,通过本文算法与 3 个对照组算法对车道线检测,结果如图 10 红色线所示。图 10(a)为输入帧图像,10(b)为文献[3],10(c)为文献[4],10(d)为文献[5],10(e)为本文算法得到的车道线结果。从图 10(e)看出,本文算法获得的车道线效果最好,检测得到的车道线与实际道路非常贴合,准确度高,对阴影、断裂的

车道线也能够较好识别与检测。图 10(b)~(d)生成的车道线整体效果还可以,但是局部某些地方有偏差,图 10(b)对阴影处无法准确识别,此外,对道路的文字等内容也易被识别为车道线。图 10(c)对阴影处的车道线也无法准确识别,对车道线断裂、文字的干扰区域易出现偏差。图 10(d)效果较好,能够较好检测出车道线,但是对于虚车道线检测产生一定的偏离。本文算法取得成功的主要原因是利用四点透视映射方法,将输入图像转换为鸟瞰图,使车道边界平行,通过 ODT 将鸟瞰图边缘像素分配水平距离,寻找初始边界点。通过分别考虑两个独立的 4D 粒子空间,每一个独立应用于车道的一侧,构建车道线模型。引入多粒子滤波器,利用左右两侧独立传播的粒子来侦测和追踪一对车道边界点,并使用局线性回归调整检测到的边界点。为了优化多粒子滤波器性能,根据图像行中的粒子之间创建动态依赖关系,通过迭代确定粒子权重,更准确识别和判断车道线。而文献[3]设计了概率 Hough 变换的车道线检测方案。该算法对道路清晰的高质量图像的车道线检测的具有较好效果。但是,阴影等环境下的稳定性不足,此外,Hough 变换的效率取决于输入数据的质量,对噪声、斑点等车道线检测效果不佳。文献[4]设计了阈值分割与车道宽度匹配的检测方案。该算法在简单清晰道路中取得了良好检测精度,在复杂背景下,易丢失阈值分割后的局部信息。此外,对噪声敏感。文献[5]设计了一种基于视觉模型车道检测算法,该方法对大多数道路条件具有良好的适用性,提供有效的交通信息,具有一定的通用性。

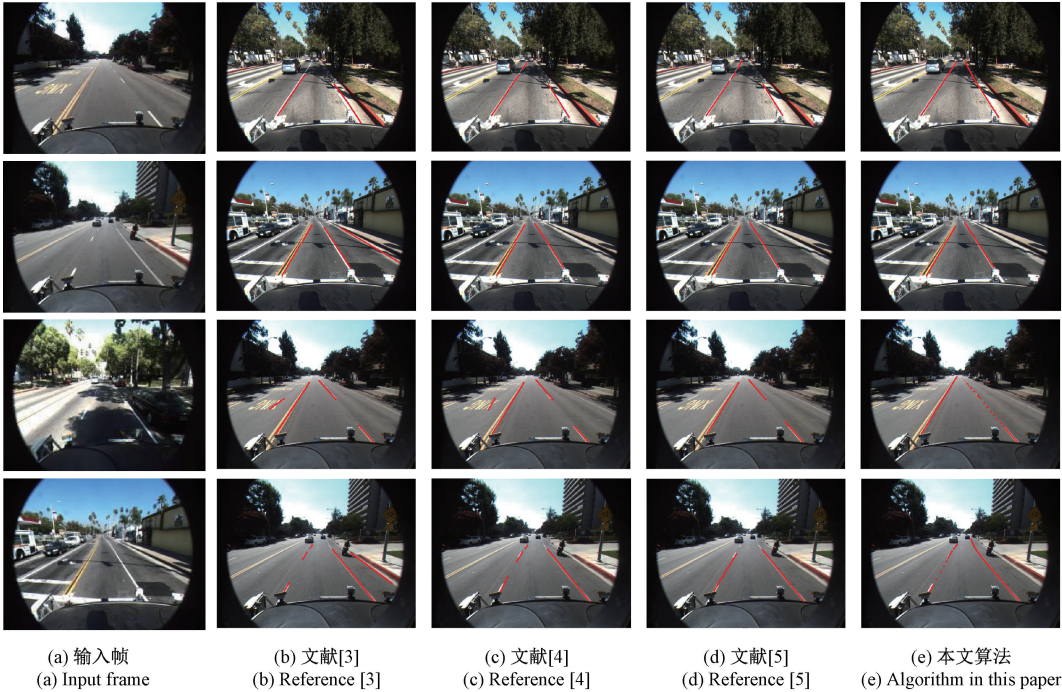


图 10 caltech-lanes 数据库实验结果

Fig. 10 Experimental results of caltech-lanes database

对于两个车道边界的每一帧,一个或两个车道边界的车道边界检测结果被分类为“不正确”,“50%正确”,或“正确”,可通过公式表示为:

$$\kappa(p)=\begin{cases}1,&p\text{ 正确}\\0.5,&p50\% \text{ 正确}\\0,&p\text{ 错误}\end{cases}\quad(15)$$

然后,将 $\kappa(p_l)$ 和 $\kappa(p_r)$ 通过以下方程归一化,表示如下^[15]:

$$M(c_f)=\frac{c_f-g^{\min}(c)}{g^{\max}(c)-g^b(c)}\quad(16)$$

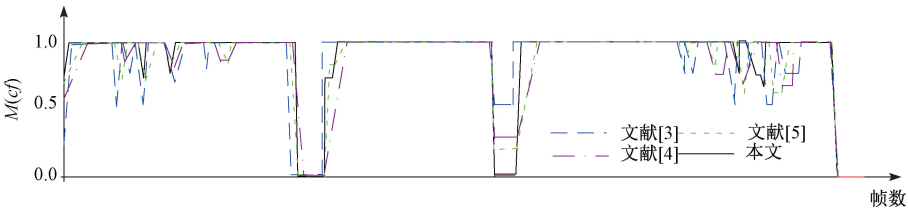


图 11 cordova1 场景 $M(c_f)$ 统计结果
Fig. 11 Cordova1 scene $M(c_f)$ statistics

表 1 给出了 caltech-lanes 数据库 4 个不同场景的左右车道检测率。由表 1 看出,本文算法得到的左右车道边界检测率最高,可达 98.46%,比对照组算法有一定提高,对 caltech-lanes 数据库中车道线检测有效。

表 1 左右车道检测结果
Table 1 Test results of about lanes

场景	总数量	左右车道检测率/%			
		文献[3]	文献[4]	文献[5]	本文
cordova1	250	91.53	94.81	95.17	98.22
cordova2	406	90.36	94.57	95.32	97.61
washington1	337	91.34	95.22	95.34	97.15
washington2	232	92.51	95.18	96.35	98.46

其中, $c_f = \kappa(p_l) + \kappa(p_r)$, f 为视频帧数, $g^{\min}(c)$ 为粒子 g 中的最小值, $g^{\max}(c)$ 为粒子 g 中的最大值。

图 11 所示为 caltech-lanes 数据库中 cordova1 场景 $M(c_f)$ 测量结果。红色标记为 $\kappa(p) = 0$,表示道路交叉口场景,这是这些场景中缺少车道标记,这些帧被排除在评估之外。从图 11 看出,本文算法曲线波动较小,平稳性好,表示其正确检测左右车道边界性能良好。

3.2 自制数据库测试

为检验所提算法的适用性与鲁棒性,选取生活中 4 种不同场景的车道线测试,分别为雾天、雨天、夜晚、逆光环境下对道路车道线检测,如图 12 所示。从图 12 看出,对于 4 种不同场景的复杂道路,本文算法取得了良好的检测效果,对雾天、雨水模糊、夜晚以及逆光等条件下均能够正确识别出车道线。对于车道线磨损、断裂等局部区域,通过车道线的上下文关系以及左右车道线的平行性,通过小点的方式进行拓展表示。观察对照组算法发现,在这 4 种场景的复杂条件下,其检测效果不太令人满意,如出现了获得的车道线与实际道路出现偏离,某些局部线条未能准确识别出来,导致检测精度下降。

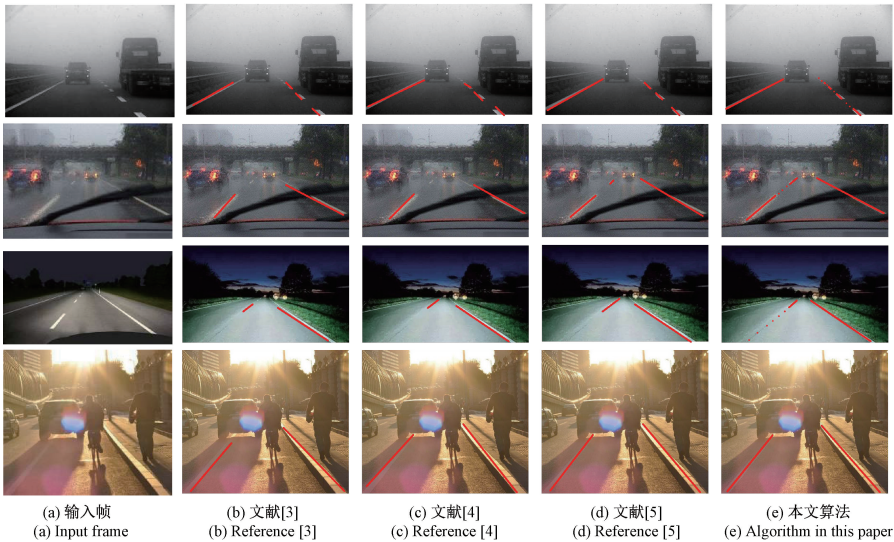


图 12 自制数据库实验结果
Fig. 12 Experimental results of homemade database

4 结 论

为了提高车道线检测算法的准确度与稳健性,提出了一种基于种定向距离变换耦合多粒子滤波器的车道线检测算法。通过定向距离变换寻找初始边界点。对车道左、右边界分别设置不同的角度,有助于预测车道边界的连续性,从而建立了由不同角度组成的车道线模型,以克服车道边界消失、车道宽度改变或不平行等复杂环境下的干扰。通过左右两侧独立传播的粒子来侦测和追踪一对车道边界点,并使用局部线性回归调整检测到的边界点。并通过确定粒子的权重,借助多粒子滤波来检测车道线。通过在 caltech-lanes 数据库与自制数据库中实施实验,结果表明,所提算法具有良好的检测精度。在雾天、雨天、夜晚以及逆光等复杂条件下能够有效检测道路车道线。

参考文献

- [1] SHIN B S, TAO J, KLETTE R. A Superparticle Filter for Lane Detection [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(11): 3333-3345.
- [2] 杜恩宇, 张宁, 李艳获. 基于 Gabor 滤波器的车道线快速检测方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(8): 314-321.
DU EN Y, ZHANG N, LI Y D. Lane line quick detection method based on Gabor filter [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(8): 314-321.
- [3] 辛超, 刘扬. 基于概率霍夫变换的车道线识别算法[J]. 测绘通报, 2019, 26(S2): 52-55.
XIN C, LIU Y. Research on lane recognition algorithm based on probability Hough transform[J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2019, 26(S2): 52-55.
- [4] 胡胜, 黄妙华, 陈毅. 基于阈值分割和车道宽度匹配的车道线检测算法[J]. 汽车技术, 2019, 523(4): 1-6.
HU S, HUANG M H, CHEN Y. Lane marking detection algorithm based on double threshold segmentation and lane width [J]. Automobile Technology, 2019, 523(4): 1-6.
- [5] WANG H F, WANG Y F, ZHAO X M. Lane detection of curving road for structural highway with straight-curve model on vision [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 5321-5330.
- [6] 钱云涛, 胡忠闯, 陈思宇. 利用卷积神经网络的车道线检测方法[J]. 信号处理, 2019, 35(3): 435-442.
QIAN Y T, HU ZH CH, CHEN S Y. Lane marking detection using convolutional neural net-work [J]. Journal of Signal Processing, 2019 35 (3): 435-442.
- [7] 梁巧萍, 徐永建, 杨保宏. 基于 Euclidean 距离的纸张 z 向截面中墨层图像分割[J]. 包装工程, 2015, 36(17): 126-130.
LIANG Q P, XU Y J, YANG B H. Segmentation of the ink layer in z-direction cross-section views of offset paper by using euclidean distance and digital microscope[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(17): 126-130.
- [8] NAMYONG K. Function analysis of the euclidean distance between probability distributions[J]. Entropy, 2018, 20(1): 1012-1022.
- [9] SUN Y B, ZHAO L, ZHOU G Q. Absolute orientation based on distance kernel functions [J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 113-129.
- [10] LU Z Y, BA B, WANG J H. A direct position determination method with combined TDOA and FDOA based on particle filter [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 30(1): 161-168.
- [11] WANG Y F, DAHNOUN N, ACHIM A. A novel system for robust lane detection and tracking [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 319-334.
- [12] CHEN C, YANG B S, SONG S. Automatic clearance anomaly detection for transmission line corridors utilizing UAV-Borne LIDAR data [J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 613.
- [13] LI W H, QU F, WANG Y. A robust lane detection method based on hyperbolic model[J]. Soft Computing, 2019, 23(19): 9161-9174.
- [14] 范晖, 夏清国. 基于平行 Snake 耦合 Kalman 滤波器的车道线检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 101-109.
FAN H, XIA Q G. Lane line detection based on parallel Snake coupled Kalman filter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (2): 101-109.
- [15] SHIN B S, TAO J, KLETTE R. A superparticle filter for lane detection[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(11): 3333-3345.

作者简介



张森, 2004 年于中南民族大学获得学士学位, 2007 年于中国地质大学获得硕士学位, 现为郑州航空工业管理学院讲师, 主要研究方向为计算机图像、云计算、信息安全。

E-mail: Zhnsen1983hn@yeah.net

Zhang Sen received B. Sc. degree from South-Central University for Nationalities in 2004, and M. Sc. degree from China University of Geosciences in 2007. Now he is a lecturer at Zhengzhou University of Aeronautics, His main research interests

include computer image, information security and cloud computing.



董赞强, 1999 年于河南工学院获得学士学位, 2007 年于河南大学获得硕士学位, 2012 年于南京邮电大学获得博士学位, 现为郑州航空工业管理学院讲师, 主要研究方向为图像处理、大数据处理。
E-mail: Dongzq1974Aer@ 21cn. com

Dong Zhanqiang received B. Sc. degree from Henan Institute of Technology University in 1999, M. Sc. degree from Henan University in 2007, and Ph. D. degree from the Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2012. Now he is lecturer at Zhengzhou University of Aeronautics. His main research interests include Image processing and big data

processing.



陈源, 1985 年于中国地质大学获得学士学位, 1988 年于中国地质大学获得硕士学位, 2009 年于中国地质大学获得博士学位, 现为中国地质大学教授, 主要研究方向为计算机图像、信息安全。
E-mail: ChenY1963zd@ 163. com

Chen Yuan received B. Sc. degree from China University of Geosciences in 1985, and M. Sc. degree from China University of Geosciences in 1988, Ph. D. degree from the China University of Geosciences in 2009. Now he is a professor at China University of Geosciences, His main research interests include computer image and information security.