



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 107273935 B

(45) 授权公告日 2020.11.27

(21) 申请号 201710545359.0

(22) 申请日 2017.07.09

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 107273935 A

(43) 申请公布日 2017.10.20

(73) 专利权人 北京流马锐驰科技有限公司  
地址 102206 北京市昌平区沙河镇北街家  
园五区2号楼6层4单元637

(72) 发明人 甄健宁 吴士坤 甄志

(51) Int. Cl.  
G06K 9/62 (2006.01)  
G06K 9/00 (2006.01)

审查员 李晗

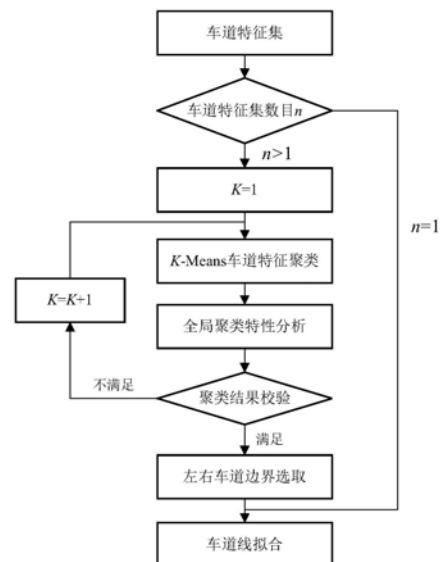
权利要求书1页 说明书3页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法

(57) 摘要

本发明属于计算机视觉和智能驾驶环境感知技术领域,特别涉及一种在车道线识别中,左右车道边界的车道特征的聚类方法。一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法,包括以下步骤:S1.车道特征集数目校验,如果车道特征集元素个数 $n=1$ 则直接进行车道模型拟合,否则进入下一步;S2.车道特征全局聚类特性分析;S3.车道特征聚类;S4.对聚类子集进行聚类校验特性分析;S5.左右车道边界选取;本发明提出了基于自适应K-Means的车道标志分组方法,通过对车道标志聚类子集进行全局分组校验,动态确定车道标志所属边界数,从而实现车道标志的准确聚类,提高左右车道边界分组的准确性。



1. 一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1. 设 $C_{global} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为图像中提取到的一组车道特征集,对所述车道特征集的元素个数进行校验,若 $n=1$ ,则直接进行车道拟合,否则进入步骤S2;

S2. 对车道特征全局聚类特性分析;

设车道特征集合聚类子集数 $K=1$ ,求取各车道特征在特征空间内相互之间的欧式距离,将其中的最大欧式距离 $dist_{Max}(C_{global})$ 作为车道特征全局聚类特性评价指标,若最大欧式距离 $dist_{Max}(C_{global})$ 小于设定聚类校验门限,则认为所述车道特征集中所有元素属于同一车道边界,直接进行车道拟合,否则令 $K=K+1$ 进入步骤S3;

S3. 利用K-Means对所述车道特征集中所有元素进行车道特征聚类,得到最终聚类结果 $\{C_{sub}(i) \in C_{global}, i=1, 2, \dots, K\}$ ;

S4. 对聚类结果 $\{C_{sub}(i) \in C_{global}, i=1, 2, \dots, K\}$ 中的子集进行聚类校验特性分析:

S4.1 求出各聚类子集中各车道特征在特征空间内相互之间的欧式距离的最大欧式距离;

S4.2 选出聚类子集中的全局最大欧式距离 $dist_{Max}(C_{global})'$ ,若 $dist_{Max}(C_{global})'$ 小于设定聚类校验门限,则认为求得的聚类子集 $\{C_{sub}(i) \in C_{global}, i=1, 2, \dots, K\}$ 符合聚类要求进入步骤S5,否则令 $K=K+1$ 进入步骤S3,重新进行K-Means聚类;

S5. 左右车道边界选取;

S5.1 从聚类子集 $\{C_{sub}(i) \in C_{global}, i=1, 2, \dots, K\}$ 中选取相互距离最接近车道宽度的两个子集作为车道左右边界;

S5.2 在所选的两个聚类子集中,将重心坐标较小的子集设为左侧车道边界,较大的设为右侧车道边界,利用左右车道边界子集所含有的车道特征分别进行车道模型拟合。

2. 如权利要求1所述的一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法,其特征在于,S3具体包括:

S3.1 在车道特征空间内随机选取 $K$ 个点 $m_1, \dots, m_K$ ,作为各子类原始聚类中心假设;

S3.2 给定任意一个数据点 $x_i$ ,计算其到各子类原始聚类中心 $m_1, \dots, m_K$ 的欧式距离,并根据欧氏距离将其划分到距离最小的子类,进而完成所有数据点的分配,得到 $K$ 个聚类子集;

S3.3 根据上述数据点的分配结果,基于算术平均值对各聚类子集的聚类中心进行更新对观测数据分组不断进行迭代,直至分组结果不再发生变化,终止迭代并将此时的分类结果作为最终聚类结果 $\{C_{sub}(i) \in C_{global}, i=1, 2, \dots, K\}$ ,进入S4。

## 一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉和智能驾驶环境感知技术领域,特别涉及一种在车道线识别中,左右车道边界的车道特征的聚类方法。

### 背景技术

[0002] 汽车自动驾驶系统通过实时感知车辆自身运行状态和行驶环境信息,对车辆行驶过程中的安全状态进行实时评估和决策,从而实现对驾驶过程的干预甚至实现无人驾驶。道路行驶环境中车道线是最基本的交通标志,也是汽车行驶时最基本的约束。基于机器视觉的车道线识别系统是智能交通系统的重要组成部分,它广泛应用于车道偏离预警(Lane Departure Warning,LDW),自适应巡航系统(Adaptive Cruise Control,ACC),车道保持系统(Lane Keeping System,LKS)及无人驾驶(Self-Driving)等各级智能驾驶系统中。

[0003] 目前,车道线识别算法首先通过传感器(如磁感应,视觉及激光雷达等传感器等)对道路标识线进行特征提取(如边界特征、Blob特征等),然后基于不同的道路模型(直线、抛物线、样条曲线等)对所提取的车道特征进行车道拟合。然而在对车道线进行拟合之前,首先要对所提取的车道标示特征进行左右车道边界的分组(聚类)。如图1所示,现有的车道边界聚类方法常常假设车辆正行驶于车道中央,然后利用图像垂向中轴作为分界线将车道特征机械地分为左右两个子集。大部分情况下该方法可以将车道线准确区分开来,但当车辆行驶于弯道或正在换道时则会造成错误分组,并导致车道拟合失败。K-Means方法也被广泛应用于车道边界聚类,但该方法要求数据的聚类子集数K为已知先验量,然而实际应用中提取的车道标志所属的车道边界数往往是未知的,尤其是交通流量较大一侧车道线被完全遮挡时。此外,当车道特征提取环节的识别结果存在非车道标志干扰时,上述车道边界聚类方法无法对其进行有效剔除,从而也会造成后续车道提取与拟合的失误。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的是:为了提高车道标志分组对不同交通场景的适应性,本发明提出了基于自适应K-Means的车道标志分组方法。

[0005] 本发明的技术方案是:一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法,包括以下步骤:

[0006] S1. 设 $C_{global} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为图像中提取到的一组车道特征集,对所述车道特征集的元素个数进行校验,若 $n=1$ ,则直接进行车道拟合,否则进入步骤S2;

[0007] S2. 对车道特征全局聚类特性分析;

[0008] 设车道特征集合聚类子集数 $K=1$ ,求取各车道特征在特征空间内相互之间的欧式距离,将其中的最大欧式距离 $dist_{Max}(C_{global})$ 作为车道特征全局聚类特性评价指标,若最大欧式距离 $dist_{Max}(C_{global})$ 小于设定聚类校验门限,则认为所述车道特征集中所有元素属于同一车道边界,直接进行车道拟合,否则令 $K=K+1$ 进入步骤S3;

[0009] S3. 利用K-Means对所述车道特征集中所有元素进行车道特征聚类,得到最终聚类

结果  $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$ ;

[0010] S4.对聚类结果  $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$  中的子集进行聚类校验特性分析:

[0011] S4.1求出各聚类子集中各车道特征在特征空间内相互之间的欧式距离的最大欧式距离;

[0012] S4.2选出聚类子集中的全局最大欧式距离  $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})'$ , 若  $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})'$  小于设定聚类校验门限, 则认为求得的聚类子集  $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$  符合聚类要求进入步骤S5, 否则令  $K=K+1$  进入步骤S3, 重新进行K-Means聚类;

[0013] S5.左右车道边界选取;

[0014] S5.1从聚类子集  $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$  中选取相互距离最接近车道宽度的两个子集作为车道左右边界;

[0015] S5.2在所选的两个聚类子集中, 将重心坐标较小的子集设为左侧车道边界, 较大的设为右侧车道边界, 利用左右车道边界子集所含有的车道特征分别进行车道模型拟合。

[0016] 有益效果: 本发明提出了基于自适应K-Means的车道标志分组方法, 通过对车道标志聚类子集进行全局分组校验, 动态确定车道标志所属边界数, 从而实现车道标志的准确聚类, 提高左右车道边界分组的准确性。

## 附图说明

[0017] 图1是背景技术中所述的车道线标志分组场景示意图;

[0018] 其中左图为车辆沿车道行驶, 右图为车辆换道过程中, 其中箭头表示车辆运动方向。

[0019] 图2是本发明的流程示意图。

[0020] 图3是实施例图像中Hough变换各参数意义。

## 具体实施方式

[0021] 参见附图2, 一种基于自适应K-Means的车道标志分组方法, 包括以下步骤:

[0022] S1. 设  $C_{\text{global}} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为从采集图像中提取到的一组车道特征集, 该车道特征集中的元素可利用中国专利申请2017103635170中所述的方法提取, 数量为  $n$  个;

[0023] 对所述车道特征集中元素个数进行校验, 若  $n=1$ , 则说明此时只有单侧车道线被提取, 直接进行车道拟合, 并以垂直图像轴线为基准进行左右车道线的划分; 否则进入S2;

[0024] S2. 对车道特征全局聚类特性分析;

[0025] 设车道特征集合聚类子集数  $K=1$ , 求取各车道特征在特征空间 (例如Hough、笛卡尔坐标空间等), 其中Hough空间内相互之间的欧式距离, 求取的具体过程为:

[0026] 首先, 对俯视视角下的所述车道特征集元素主轴进行Hough变换, 参见附图3:

$$[0027] \quad x \cos \theta_B(i) + y \sin \theta_B(i) = \rho_B(i)$$

[0028] 其中:  $\rho_B(i)$  与  $\theta_B(i)$  分别表示车道特征  $R_B(i)$  主轴的Hough倾角和到原点距离; 因此在图像直角坐标系下的任意车道特征的主轴在Hough空间中可以用  $[\rho_B(i), \theta_B(i)]$  表示;

[0029] 其次, 求取各车道特征在Hough空间内相互之间的欧式距离:

$$[0030] \quad d(i, j) = \|x_i - x_j\|^2, \text{ 其中 } i \neq j, 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n$$

[0031] 将其中最大欧式距离 $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})$ 作为车道特征全局聚类特性评价指标:

[0032]  $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}}) = \max[d(i, j)]$ , 其中 $i \neq j, 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n$

[0033] 若最大欧式距离 $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})$ 满足 $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}}) < \text{dist}_{\text{thres}}$ , 即小于设定聚类校验门限 $\text{dist}_{\text{thres}}$ , 则认为所述车道特征集中所有元素属于同一车道边界, 直接进行车道拟合, 否则令 $K=K+1$ 进入S3; 聚类校验门限通常根据国家颁布的标准车道线间距设定;

[0034] S3. 进行车道特征聚类;

[0035] S3.1在车道Hough空间内随机选取 $K$ 个点 $m_1, \dots, m_K$ , 作为各子类原始聚类中心假设;

[0036] S3.2给定任意一个数据点 $x_i$ , 计算其到各子类原始聚类中心 $m_1, \dots, m_K$ 的欧式距离, 并根据欧氏距离将其划分到距离最小的子类, 进而完成所有数据点的分配, 得到 $K$ 个聚类子集:

[0037]  $C_{\text{sub}}(j) = \{x_i : ||x_i - m_j||^2 \leq ||x_i - m_z||^2, 1 \leq z \leq K\}$

[0038] 其中,  $1 \leq i \leq K$ 为提取的车道线特征号,  $1 \leq j \leq n$ 表示各聚类子集号;

[0039] S3.3根据上述数据点的分配结果, 基于算术平均值对各聚类子集的聚类中心进行更新:

[0040] 
$$m_i = \frac{1}{\text{num}[C_{\text{sub}}(j)]} \sum_{x_i \in C_{\text{sub}}(j)} x_i$$

[0041] 式中,  $\text{num}[\cdot]$ 表示聚类子集内观测数据点个数;

[0042] 对观测数据分组不断进行迭代直至分组结果不再发生变化, 终止迭代并将此时的分类结果作为最终聚类结果 $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$ , 进入S4。

[0043] S4. 对聚类结果 $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$ 中的子集进行聚类校验特性分析:

[0044] S4.1求出各聚类子集中各车道特征在Hough空间内相互之间的欧式距离的最大欧式距离;

[0045] S4.2选出聚类子集中的全局最大欧式距离 $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})'$ , 若 $\text{dist}_{\text{Max}}(C_{\text{global}})'$ 小于设定聚类校验门限, 则认为求得的聚类子集 $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$ 符合聚类要求进入S5, 否则令 $K=K+1$ 进入S3, 重新进行K-Means聚类;

[0046] S5. 左右车道边界选取;

[0047] S5.1从聚类子集 $\{C_{\text{sub}}(i) \in C_{\text{global}}, i=1, 2, \dots, K\}$ 中选取相互距离最接近车道宽度的两个子集作为车道左右边界;

[0048] S5.2在所选的两个聚类子集中, 将重心坐标较小的子集设为左侧车道边界, 较大的设为右侧车道边界, 利用左右车道边界子集所含有的车道特征分别进行车道模型拟合。

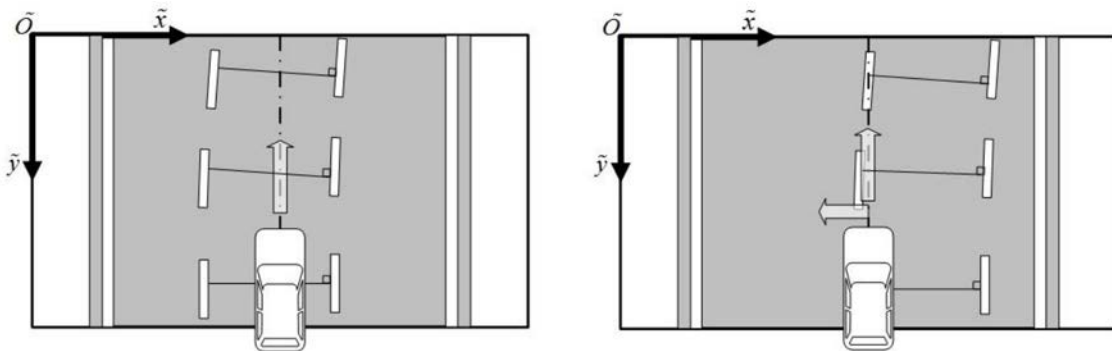


图1

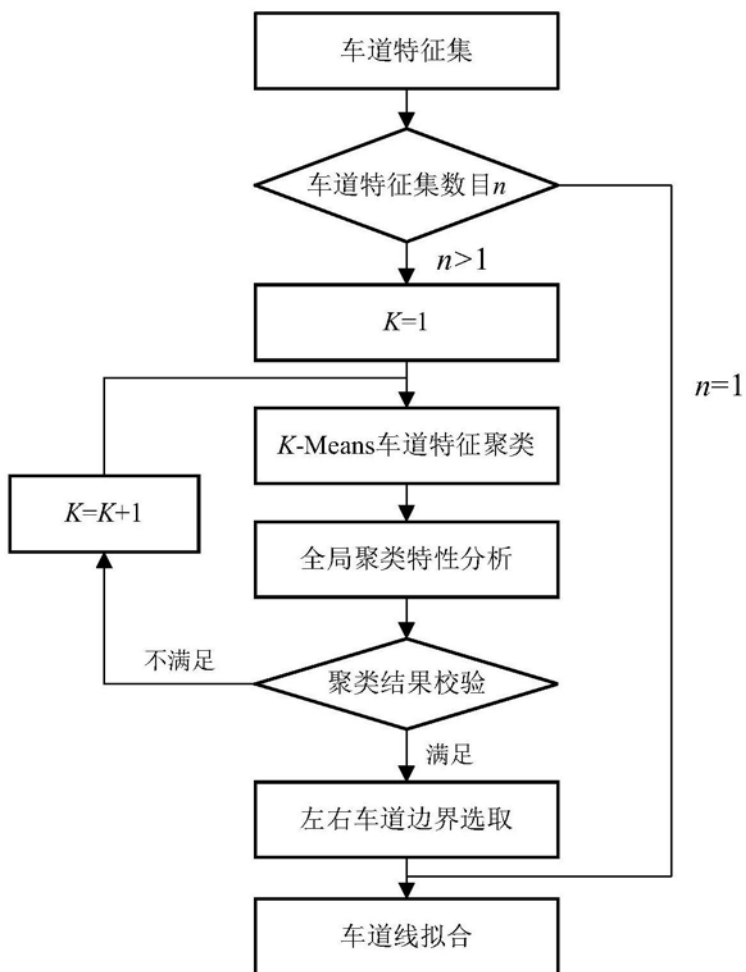


图2

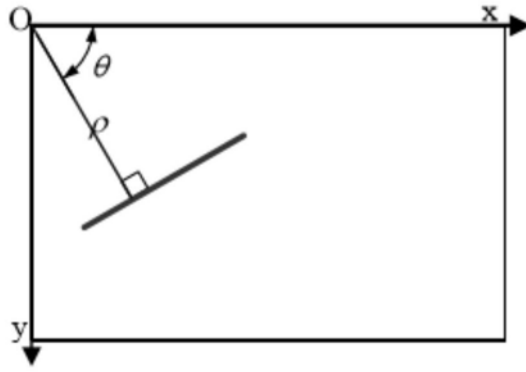


图3