



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115272995 A

(43) 申请公布日 2022. 11. 01

(21) 申请号 202111184745.4

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2021.10.12

G06T 3/40 (2006.01)

(71) 申请人 北京理工大学

地址 100081 北京市海淀区紫竹院街道中  
关村南大街5号北京理工大学

申请人 北京理工大学前沿技术研究院

(72) 发明人 魏超 朱耿霆 张婷 舒用杰

(74) 专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569

专利代理师 杨媛媛

(51) Int. Cl.

G06V 20/56 (2022.01)

G06V 10/762 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06N 3/04 (2006.01)

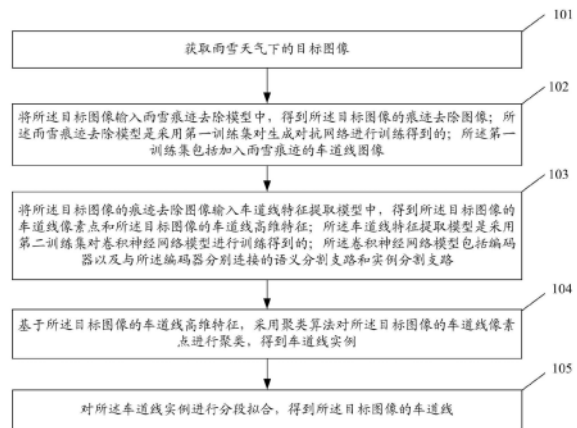
权利要求书3页 说明书11页 附图7页

(54) 发明名称

一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系统。该方法,包括:将雨雪天气下的目标图像输入雨雪痕迹去除模型得到痕迹去除图像;雨雪痕迹去除模型是由第一训练集训练生成对抗网络得到的;将痕迹去除图像输入车道线特征提取模型得到车道线像素点和车道线高维特征;车道线特征提取模型是由第二训练集训练卷积神经网络模型得到的;卷积神经网络模型包括编码器、语义分割支路和实例分割支路;实例分割支路包括第一卷积层、激励层和第二卷积层;采用聚类算法根据车道线高维特征对车道线像素点聚类得到车道线实例;对车道线实例分段拟合得到目标图像的车道线。本发明能在雨雪天气下准确检测车道线位置且适用于车道线数量未知的场景。



1. 一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,其特征在于,包括:

获取雨雪天气下的目标图像;

将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹的车道线图像;

将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像;所述卷积神经网络模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路;所述语义分割支路用于输出所述第二训练集的车道线像素点;所述实例分割支路用于输出所述第二训练集的车道线高维特征;所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层;

基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例;

对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线。

2. 根据权利要求1所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,其特征在于,所述雨雪痕迹去除模型的确定方法为:

获取所述第一训练集;

构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络;所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层;所述残差结构包括依次串联的四个残差块;所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层;所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层;

将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。

3. 根据权利要求1所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,其特征在于,所述车道线特征提取模型的确定方法为:

获取所述第二训练集;

构建所述卷积神经网络模型;所述编码器为ENet编码器;所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器;

将所述第二训练集输入所述编码器,并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路进行训练,得到训练好的卷积神经网络模型;所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。

4. 根据权利要求1所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,其特征在于,所述基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例,具体包括:

采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选;

采用具有噪声的基于密度的聚类方法,依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后

的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例。

5. 根据权利要求1所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,其特征在于,所述对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线,具体包括:

对所述车道线实例按照位置进行分段,得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例;

采用随机抽样一致算法,并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合,得到所述目标图像的车道线。

6. 一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,其特征在于,包括:

图像获取模块,用于获取雨雪天气下的目标图像;

痕迹去除模块,用于将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹的车道线图像;

图像提取模块,用于将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像;所述卷积神经网络模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路;所述语义分割支路用于输出所述第二训练集的车道线像素点;所述实例分割支路用于输出所述第二训练集的车道线高维特征;所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层;

聚类模块,用于基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例;

分段拟合模块,用于对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线。

7. 根据权利要求6所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,其特征在于,还包括:第一模型确定模块;所述第一模型确定模块用于确定所述雨雪痕迹去除模型;所述第一模型确定模块,具体包括:

第一训练集获取单元,用于获取所述第一训练集;

生成对抗网络构建单元,用于构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络;所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层;所述残差结构包括依次串联的四个残差块;所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层;所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层;

第一模型训练单元,用于将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。

8. 根据权利要求6所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,其特征在于,还包括:第二模型确定模块;所述第二模型确定模块用于确定所述车道线特征提取模型;所述第二模型确定模块,具体包括:

第二训练集获取单元,用于获取所述第二训练集;

卷积神经网络模型构建单元,用于构建所述卷积神经网络模型;所述编码器为ENet编

码器;所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器;

第二模型训练单元,用于将所述第二训练集输入所述编码器,并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路进行训练,得到训练好的卷积神经网络模型;所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。

9. 根据权利要求6所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,其特征在于,所述聚类模块,具体包括:

筛选单元,用于采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选;

像素点聚类单元,用于采用具有噪声的基于密度的聚类方法,依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例。

10. 根据权利要求6所述的一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,其特征在于,所述分段拟合模块,具体包括:

分段单元,用于对所述车道线实例按照位置进行分段,得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例;

拟合单元,用于采用随机抽样一致算法,并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合,得到所述目标图像的车道线。

## 一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及自动驾驶和辅助驾驶领域,特别是涉及一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系统。

### 背景技术

[0002] 车道线的信息可以用来估计车辆相对于道路中心的偏移和定位自身位置,被广泛应用于车道偏离预警、场景理解、车辆自定位等技术中,是智能车辆在结构化环境下实现自动驾驶必不可少的环境信息之一。

[0003] 当前车道线检测方法主要分为基于传统视觉的车道线检测方法与基于深度学习的车道线检测方法。传统方法主要从图像底层特征入手进行分析,基于车道线颜色、形状、边缘等特点人工设计特征,然后与霍夫变换或滤波器相结合以识别车道。例如,采用LDA和LSD相结合的方法检测车道线,该方法首先使用LDA对彩色图像进行灰度化处理,然后使用LSD算法检测灰度图像中的车道线;基于霍夫变换与投票法找到道路的消失点,基于颜色特征提取车道线并设计极角约束算法筛选车道;利用逆透视变换将图像投影到俯瞰视角,然后使用DBSCAN方法对相同的车道进行聚类,最后使用随机采样一致性算法拟合车道;利用车速和停车距离提取路面感兴趣区域,然后使用基于颜色和边缘标记信息融合的算法对车道聚类,最后使用直线和拉格朗日插值多项式计算曲线参数。

[0004] 传统的车道线检测方法对算法设计者的经验和技巧有很高的要求,人工设计的特征通常只在特定情况下可以取得较好的效果,在车道线模糊、被遮挡等复杂情况下表现较差。而基于神经网络的车道线检测算法则使用简单,泛化能力更强。例如,将图像划分成相同大小的方格区域,然后使用神经网络检测到属于车道线的区域,并将所检测到的车道区域进行连接以生成完整的车道线;针对复杂场景下的车道线检测问题提出了端到端的多任务学习网络VPGNet,在分割车道线的同时还预测了灭点的位置,并通过灭点为不可见车道的检测提供引导;采用LineNet,通过对车道分割结果中低置信度的结果进行缩放并重新进行分割,可以很好的检测到模糊、遮挡、以及虚线间隙。

[0005] 然而,仅仅从图像中提取所有属于车道线的像素并不能够满足车道线拟合的需要,为满足车道线拟合,还需要将不同的车道线区分开。一种常用的操作是在使用语义分割模型提取车道线的同时将不同的车道线视作不同的类别,通过多类别语义分割的方式区分不同车道线。但是这种做法只能检测固定数量的车道线,对车道线数量未知的情况无能为力。

[0006] 此外,在雨雪天气下由于雨雾的干扰,传感器获取的图像中的车道线会有一定程度的模糊与遮挡,影响算法对车道线的分割,因此,现有的检测方法存在雨雪天气下车道线检测效果差且只能检测固定数量的车道线的问题。

### 发明内容

[0007] 基于此,本发明实施例提供一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系

统,能在雨雪天气下准确检测车道线位置且适用于车道线数量未知的场景。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0009] 一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,包括:

[0010] 获取雨雪天气下的目标图像;

[0011] 将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹的车道线图像;

[0012] 将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像;所述卷积神经网络模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路;所述语义分割支路用于输出所述第二训练集的车道线像素点;所述实例分割支路用于输出所述第二训练集的车道线高维特征;所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层;

[0013] 基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例;

[0014] 对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线。

[0015] 可选的,所述雨雪痕迹去除模型的确定方法为:

[0016] 获取所述第一训练集;

[0017] 构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络;所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层;所述残差结构包括依次串联的四个残差块;所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层;所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层;

[0018] 将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。

[0019] 可选的,所述车道线特征提取模型的确定方法为:

[0020] 获取所述第二训练集;

[0021] 构建所述卷积神经网络模型;所述编码器为ENet编码器;所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器;

[0022] 将所述第二训练集输入所述编码器,并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路进行训练,得到训练好的卷积神经网络模型;所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。

[0023] 可选的,所述基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例,具体包括:

[0024] 采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选;

[0025] 采用具有噪声的基于密度的聚类方法,依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例。

[0026] 可选的,所述对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线,具体包括:

[0027] 对所述车道线实例按照位置进行分段,得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例;

[0028] 采用随机抽样一致算法,并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合,得到所述目标图像的车道线。

[0029] 本发明还提供了一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,包括:

[0030] 图像获取模块,用于获取雨雪天气下的目标图像;

[0031] 痕迹去除模块,用于将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹的车道线图像;

[0032] 图像提取模块,用于将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像;所述卷积神经网络模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路;所述语义分割支路用于输出所述第二训练集的车道线像素点;所述实例分割支路用于输出所述第二训练集的车道线高维特征;所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层;

[0033] 聚类模块,用于基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例;

[0034] 分段拟合模块,用于对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线。

[0035] 可选的,所述基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,还包括:第一模型确定模块;所述第一模型确定模块用于确定所述雨雪痕迹去除模型;所述第一模型确定模块,具体包括:

[0036] 第一训练集获取单元,用于获取所述第一训练集;

[0037] 生成对抗网络构建单元,用于构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络;所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层;所述残差结构包括依次串联的四个残差块;所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层;所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层;

[0038] 第一模型训练单元,用于将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。

[0039] 可选的,所述基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,还包括:第二模型确定模块;所述第二模型确定模块用于确定所述车道线特征提取模型;所述第二模型确定模块,具体包括:

[0040] 第二训练集获取单元,用于获取所述第二训练集;

- [0041] 卷积神经网络模型构建单元,用于构建所述卷积神经网络模型;所述编码器为ENet编码器;所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器;
- [0042] 第二模型训练单元,用于将所述第二训练集输入所述编码器,并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路进行训练,得到训练好的卷积神经网络模型;所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。
- [0043] 可选的,所述聚类模块,具体包括:
- [0044] 筛选单元,用于采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选;
- [0045] 像素点聚类单元,用于采用具有噪声的基于密度的聚类方法,依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例。
- [0046] 可选的,所述分段拟合模块,具体包括:
- [0047] 分段单元,用于对所述车道线实例按照位置进行分段,得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例;
- [0048] 拟合单元,用于采用随机抽样一致算法,并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合,得到所述目标图像的车道线。
- [0049] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:
- [0050] 本发明实施例提出了一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法及系统,采用由第一训练集训练生成对抗网络得到的雨雪痕迹去除模型去除目标图像中雨雪痕迹,然后采用由第二训练集训练卷积神经网络模型得到的车道线特征提取模型对痕迹去除图像的车道线进行提取,其中,在卷积神经网络模型中引入实例分割分支,为后续聚类做准备,最后利用聚类算法根据车道线高维特征区分不同的车道线,从而完成了雨雪天车道线的检测。本发明中雨雪痕迹去除模型使得雨雪天气下能准确检测车道线位置,车道线特征提取模型结合聚类算法使得该方法适用于车道线数量未知的场景。

## 附图说明

- [0051] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。
- [0052] 图1为本发明实施例提供的基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法的流程图;
- [0053] 图2为本发明实施例提供的生成网络的结构图;
- [0054] 图3为本发明实施例提供的判别网络的结构图;
- [0055] 图4为本发明实施例提供的卷积神经网络模型的结构图;
- [0056] 图5为本发明实施例提供的Attention-Bottleneck模块的结构图;
- [0057] 图6为本发明实施例提供的车道线像素点筛选的原理图;
- [0058] 图7为本发明实施例提供的RANSAC拟合车道线的流程图;
- [0059] 图8为本发明实施例提供的基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统的结构图。

## 具体实施方式

[0060] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0061] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0062] 图1为本发明实施例提供的基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法的流程图。参见图1,本实施例的方法,包括:

[0063] 步骤101:获取雨雪天气下的目标图像。

[0064] 步骤102:将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹(雨痕和雪花)的车道线图像。

[0065] 其中,所述雨雪痕迹去除模型的确定方法为:

[0066] 1) 获取所述第一训练集。

[0067] 2) 构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络。生成网络如图2所示,参见图2,所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层(卷积层1);所述残差结构包括依次串联的四个残差块(残差块1、残差块2、残差块3和残差块4);所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层(卷积层2、卷积层3和卷积层4);生成网络的中间层使用PReLU激活函数,输出层使用tanh激活函数。判别网络如图3所示,参见图3,所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层(卷积层1、卷积层2、卷积层3、卷积层4和卷积层5)。该判别网络由五个卷积层和一个全连接层串联进行下采样,经过sigmoid函数激活后输出。

[0068] 3) 将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。具体的训练过程为:将当前迭代次数下所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像雨对应的第一训练集中的图像进行对比,判断真假,当判断结果为真,则将当前迭代次数下对应的生成对抗网络确定为训练好的生成对抗网络,当判断结果为假,则调整生成网络和判别网络的参数,进行下次迭代。

[0069] 步骤103:将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述卷积神经网络模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路。

[0070] 所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像。将目标图像的痕迹去除图像作为所述编码器的输入,所述编码器对痕迹去除图像进行处理,从而输出图像特征;所述语义分割支路用于对图像特征进行处理,输出所述第二训练集的车道线像素点;所述实例分割支路用于对图像特征进行处理,输出所述第二训

练集的车道线高维特征；所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层。第一卷积层和第一卷积层均为 $3 \times 3$ 卷积层，激励层使用ReLU激活函数。车道线高维特征为区分不同的车道线的特征，车道线高维特征为后续聚类以区分出不同的车道线做准备。

[0071] 其中，所述车道线特征提取模型的确定方法为：

[0072] 1) 获取所述第二训练集。

[0073] 2) 构建所述卷积神经网络模型，卷积神经网络模型的结构如图4所示。所述编码器为ENet编码器。所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器，具体的，在ENet解码器的每个上采样的BottleNeck模块的主分支后串接自注意力机制，以得到语义分割支路。本实施例将嵌入注意力机制的BottleNeck模块称为Attention-Bottleneck模块，降采样过程中Attention-Bottleneck模块的结构如图5所示。

[0074] 3) 将所述第二训练集输入所述编码器，并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路，以语义分割损失函数和实例分割损失函数最小为目标进行训练，得到训练好的卷积神经网络模型；所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。

[0075] 具体的训练过程为：将当前迭代次数下对应的第二训练集输入编码器，编码器输出训练图像特征；训练图像特征分别作为语义分割支路和实例分割支路的输入，语义分割支路输出训练车道线像素点，实例分割支路输出训练车道线高维特征，判断当前迭代次数下语义分割损失函数和实例分割损失函数是否最小，若是，则将当前迭代次数下对应的卷积神经网络模型确定为训练好的卷积神经网络模型，若否，则调整编码器、语义分割支路和实例分割支路的参数，进行下次迭代。其中，在二分类的情况下，模型最后需要预测的结果只有两种情况，对于每个类别，预测得到的概率为 $p$ 和 $1-p$ ，采用二分类交叉熵函数作为语义分割损失函数来计算损失，公式如下：

$$[0076] \quad L_{bin} = \frac{1}{N} \sum_i L_i = \frac{1}{N} \sum_i - [y_i \cdot \log(p_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p_i)] ;$$

[0077] 其中， $L_{bin}$ 表示语义分割损失， $y_i$ 表示像素点 $i$ 的标签，1表示车道线像素，0表示背景像素， $N$ 表示像素点数量， $p_i$ 表示像素点 $i$ 属于车道线的概率。

[0078] 对于实例分割分支，为使聚类效果更好，需要属于同一车道的点相互靠近，属于不同车道的点相互远离。实例分割损失函数包含方差项(variance term)和距离项(distance term)两项，其中方差项的作用是生成作用于同一簇内部的拉力，通过拉力使同一簇内的点朝着簇的中心聚拢；距离项的作用是产生作用域不同簇之间的斥力，通过斥力使不同簇互相远离。聚类损失函数中的方差项 $L_{var}$ 和距离项 $L_{dist}$ 使用二阶范数计算特征点之间的距离，总损失 $L_{instance}$ 为方差项和距离项所产生的损失的加权和，其公式如下所示：

$$[0079] \quad \left\{ \begin{array}{l} L_{\text{var}} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^c \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} [\|\mu_c - x_i\| - \delta_v]_+^2 \\ L_{\text{dist}} = \frac{1}{C(C-1)} \sum_{C_A=1}^C \sum_{C_B=1}^C [\delta_d - \|\mu_{C_A} - \mu_{C_B}\|]_+^2 \\ L_{\text{instance}} = \lambda_1 L_{\text{dist}} + \lambda_2 L_{\text{var}} \end{array} \right. ;$$

[0080] 上式中C是车道的数量， $C_A$ 表示任意一条车道， $C_B$ 表示与 $C_A$ 不同的任意车道线， $N_c$ 是对应簇中特征点的数量， $x_i$ 为分支网络输出的特征点对应的特征向量， $[x]_+$ 表示 $\max(0, x)$ ， $\mu_c$ 表示簇C的均值向量。 $\delta_v$ 表示簇内部拉力的作用范围。特征点和簇内均值之间的距离小于 $\delta_v$ 时方差项为零时，簇的内部拉力也为零。 $\delta_d$ 代表簇间斥力的作用范围，簇间距离大于 $\delta_d$ 时距离项为零，簇间斥力为零。本实施例中 $\delta_v$ 为0.5， $\delta_d$ 为3。 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 为距离项和方差项的权重，本实施例中 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 取值均为1。

[0081] 在实际应用中，卷积神经网络模型训练时输入的图像大小为 $512 \times 256$ ，batchsize为64，学习率为恒定值0.0005，采用Adam优化器对模型进行优化，总共训练300个epoch，每5个epoch在验证集上测试一次，保存在验证集上损失最小的模型作为最优模型。在训练过程中为了缓解过拟合，在训练模型时进行了以下处理：1) 每一张输入的训练图片都有0.5的概率被裁剪或被水平旋转；2) 在模型的每个BottleNeck模块的主分支后均加入了Dropout模块，使神经元以0.3的概率失活。

[0082] 步骤104：基于所述目标图像的车道线高维特征，采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类，得到车道线实例。

[0083] 步骤104，具体包括：

[0084] 1) 采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选，以减少车道线检测后续过程中的计算复杂度。具体的，利用大小为 $k \times 1$ 的滑动窗口按行遍历语义分割分支，保留滑动窗口内置信度最大的属于车道线的像素点，得到筛选后的车道线像素点。滑动窗口每次横向移动k步，如图6所示。

[0085] 2) 采用具有噪声的基于密度的聚类方法 (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)，依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后的车道线像素点进行聚类，得到车道线实例。

[0086] 步骤105：对所述车道线实例进行分段拟合，得到所述目标图像的车道线。

[0087] 步骤105，具体包括：

[0088] 1) 对所述车道线实例按照位置进行分段，得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例。

[0089] 2) 采用随机抽样一致 (RANSAC) 算法，并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合，得到所述目标图像的车道线。

[0090] 下面对基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法进行更为具体的介绍。

[0091] S1、获取雨雪天气下的目标图像 (包含车道线的待识别图像)。

[0092] S2、将目标图像输入至雨雪痕迹去除模型 (预先训练好的生成对抗网络) (GAN网

络)中对图像中雨雪痕迹进行去除。

[0093] 首先将车道线数据集中包含车道线的图像通过加入雨痕和雪花,将处理后的图像与原始图像输入网络中对网络进行训练;训练完成后,将雨雪天气下包含车道线的待识别图像输入生成器中生成结果,完成图像中雨雪痕迹的去除。

[0094] S3、将去除雨雪痕迹后的图像输入至车道线特征提取模型(预先训练好的卷积神经网络模型)。

[0095] 实例分割方法以语义分割为基础,对语义分割模型ENet进行了改进。与其他语义分割任务相比,车道线的一个显著特征是车道像素在整个图像中占比很小,这使得神经网络所提取的特征大多是背景而非车道线本身。为使网络更专注于提取车道线特征,本实施例在ENet解码器的每个上采样过程中嵌入了自注意力机制。具体做法是在BottleNeck模块主分支的最后一个卷积后串联一个注意力模块,通过注意力模块对输出的特征进行加权处理。

[0096] 仅仅从图像中提取所有属于车道线的像素并不能够满足车道线拟合的需要,为满足车道线拟合,还需要将不同的车道线区分开。当前主流的实例分割方法通常先利用矩形框表示目标,然后在矩形框内逐像素进行分类从而实现实例分割,并不适用于车道线这类细长且倾斜,难以使用矩形框描述的目标。本实施例为每个像素生成一个用于聚类的高维的特征,利用上述设计的语义分割损失函数和实例分割损失函数将属于同一对象(簇)的高维特征压缩进一个超球体中,然后利用这些高维特征对像素点进行聚类。压缩原理为:实例分割分支所使用的损失函数包含方差项(variance term)和距离项(distance term)两项,其中方差项的作用是生成作用于同一簇内部的拉力,通过拉力使同一簇内的点朝着簇的中心聚拢;距离项的作用是产生作用域不同簇之间的斥力,通过斥力使不同簇互相远离。当不同簇的中心过于靠近时,簇间斥力使不同簇的中心相互远离,当属于相同簇的特征点距离簇中心过远时,簇内部的拉力会将特征点拉向簇中心。通过拉力与斥力的作用,即可将属于同一对象(簇)的高维特征压缩进一个超球体中,然后利用这些高维特征对像素点进行聚类。本实施例设计的实例分割分支包含两个卷积层和一个上采样层,其中两个卷积层使用普通的 $3 \times 3$ 卷积并使用ReLU作为激活函数,上采样层使用双线性插值方法对特征图进行放大以获得相当于输入图像大小的输出,不需要先使用矩形框描述目标,非常适合对车道线这类形状特别的目标进行实例分割。

[0097] S4、对车道线特征提取模型输出结果进行筛选和过滤:

[0098] 本实施例中车道线语义分割分支输出的是图像中所有属于车道线的像素点,直接使用这些点进行后续步骤会使算法运算量增加。语义分割网络在输出分割结果的同时还能提供分割结果的置信度,置信度越大就表示分割结果正确的概率越大,本实施例利用置信度对像素点进行了筛选,在尽量保留置信度大的点的同时,为了不影响最终拟合结果,只对相同行的像素进行比较。筛选过程为:筛选时使用一个 $k \times 1$ 的窗格覆盖在图像上,仅保留窗格覆盖范围内置信度最大的像素点,将其它的像素点过滤掉,然后以步长 $k$ 从左往右滑动窗格。

[0099] S5、使用聚类算法分割出车道线实例。

[0100] 语义分割网络只能分离车道线和背景,并不能对不同的车道线进行区分。为将像素点分配给不同的车道线,本实施例使用DBSCAN依据实例分割分支所输出的高维特征对像

素点进行聚类。相比于传统的K-means聚类算法,本实施例设计的实例分割分支具有两点突出优势:一是不需要指定聚类的数量,可以识别任意数量的车道线;二是在聚类过程中可以发现数据中的异常噪声。

[0101] S6、使用多项式分段拟合车道线。

[0102] 为生成连续平滑的车道线,本实施例对车道线实例分割结果进行了拟合。常用的车道线表述形式主要是多项式和样条曲线。考虑到样条曲线计算过程较为复杂,计算较为耗时,本实施例使用多项式描述车道线。车道线曲线方程的多项式表达式如下:

$$[0103] \quad f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n;$$

[0104] 其中, $x$ 为像素点横坐标, $n$ 为多项式阶数, $a_0 - a_k$ 为多项式系数,采用最小二乘法对选取的局内点进行拟合,可以获得车道线曲线方程的多项式表达式。本实施例在拟合车道线时使用了RANSAC算法和最小二乘法,将数据分为局内点(拟合车道线所选取的采样点)和局外点(不用来拟合的点),然后通过不断迭代重新选取局内点拟合模型,最后选择迭代过程中对数据拟合程度最优的结果作为最终模型,该筛选数据的方式使得模型具有更好的抗噪声能力,其流程图如图7所示,概括如下:

[0105] ①随机选取一定数量的局内点,使用最小二乘法对这些局内点进行拟合,以求解多项式表达式的多项式系数。算法刚开始时局内点是从所有点中随机选取的,通过多次迭代优化最终确定拟合效果最好的局内点。

[0106] ③判断点集中其它的点是否适合当前拟合出来的模型,将适合当前模型的点添加进局内点。

[0107] ③若当前局内点数量大于一定值则利用新的局内点集重新拟合车道线,并将拟合的效果与以往最好的模型进行比较,保留当前时刻拟合效果最好的模型。

[0108] ④多次重复1-3步,输出迭代过程中最优的模型(最优的多项式系数对应的车道线曲线方程)。

[0109] 本实施例的基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测方法,利用生成对抗网络将图像中的雨雾元素进行去除,之后对车道线进行提取,可以完成雨雪天车道线的检测;此外,与现有方法中将不同的车道线视作不同的类别,通过多类别语义分割的方式区分不同车道线的方式不同,加入了实例分割分支将不同的车道线视作不同的目标,可以应对车道线数量未知的场景,解决了现有技术雨雪天气下车道线检测效果差且大多只能检测固定数量的车道线的问题,更加具有实用价值。

[0110] 本发明还提供了一种基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,参见图8,所述系统,包括:

[0111] 图像获取模块801,用于获取雨雪天气下的目标图像。

[0112] 痕迹去除模块802,用于将所述目标图像输入雨雪痕迹去除模型中,得到所述目标图像的痕迹去除图像;所述雨雪痕迹去除模型是采用第一训练集对生成对抗网络进行训练得到的;所述第一训练集包括加入雨雪痕迹的车道线图像;

[0113] 图像提取模块803,用于将所述目标图像的痕迹去除图像输入车道线特征提取模型中,得到所述目标图像的车道线像素点和所述目标图像的车道线高维特征;所述车道线特征提取模型是采用第二训练集对卷积神经网络模型进行训练得到的;所述第二训练集为采用所述雨雪痕迹去除模型对所述第一训练集进行痕迹去除后的图像;所述卷积神经网络

模型包括编码器以及与所述编码器分别连接的语义分割支路和实例分割支路；所述语义分割支路用于输出所述第二训练集的车道线像素点；所述实例分割支路用于输出所述第二训练集的车道线高维特征；所述实例分割支路包括依次连接的第一卷积层、第二卷积层和上采样层；

[0114] 聚类模块804,用于基于所述目标图像的车道线高维特征,采用聚类算法对所述目标图像的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例；

[0115] 分段拟合模块805,用于对所述车道线实例进行分段拟合,得到所述目标图像的车道线。

[0116] 在一个示例中,所述基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,还包括:第一模型确定模块;所述第一模型确定模块用于确定所述雨雪痕迹去除模型。所述第一模型确定模块,具体包括:

[0117] 第一训练集获取单元,用于获取所述第一训练集。

[0118] 生成对抗网络构建单元,用于构建所述生成对抗网络;所述生成对抗网络包括依次连接的生成网络和判别网络;所述生成网络包括依次连接的第一卷积块、残差结构和第二卷积块;所述第一卷积块包括一个卷积层;所述残差结构包括依次串联的四个残差块;所述第二卷积块包括依次串联的三个卷积层;所述判别网络包括第三卷积块和一个全连接层;所述第三卷积块包括依次串联的五个卷积层。

[0119] 第一模型训练单元,用于将所述第一训练集输入所述生成网络,并将所述第一训练集和所述生成网络输出的所述第一训练集的痕迹去除图像输入所述判别网络进行训练,得到训练好的生成对抗网络;所述训练好的生成对抗网络为所述雨雪痕迹去除模型。

[0120] 在一个示例中,所述基于生成对抗网络的雨雪天车道线检测系统,还包括:第二模型确定模块;所述第二模型确定模块用于确定所述车道线特征提取模型。所述第二模型确定模块,具体包括:

[0121] 第二训练集获取单元,用于获取所述第二训练集。

[0122] 卷积神经网络模型构建单元,用于构建所述卷积神经网络模型;所述编码器为ENet编码器;所述语义分割支路为在每个上采样过程中均嵌入注意力机制的ENet解码器。

[0123] 第二模型训练单元,用于将所述第二训练集输入所述编码器,并将所述编码器输出的图像特征分别输入所述语义分割支路和所述实例分割支路进行训练,得到训练好的卷积神经网络模型;所述训练好的卷积神经网络模型为所述车道线特征提取模型。

[0124] 在一个示例中,所述聚类模块,具体包括:

[0125] 筛选单元,用于采用置信度对所述目标图像的车道线像素点进行筛选。

[0126] 像素点聚类单元,用于采用具有噪声的基于密度的聚类方法,依据所述目标图像的车道线高维特征对筛选后的车道线像素点进行聚类,得到车道线实例。

[0127] 在一个示例中,所述分段拟合模块,具体包括:

[0128] 分段单元,用于对所述车道线实例按照位置进行分段,得到图像上半部分车道线实例和图像下半部分车道线实例。

[0129] 拟合单元,用于采用随机抽样一致算法,并结合最小二乘法分别对所述图像上半部分车道线实例和所述图像下半部分车道线实例进行拟合,得到所述目标图像的车道线。

[0130] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他

实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的系统而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0131] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

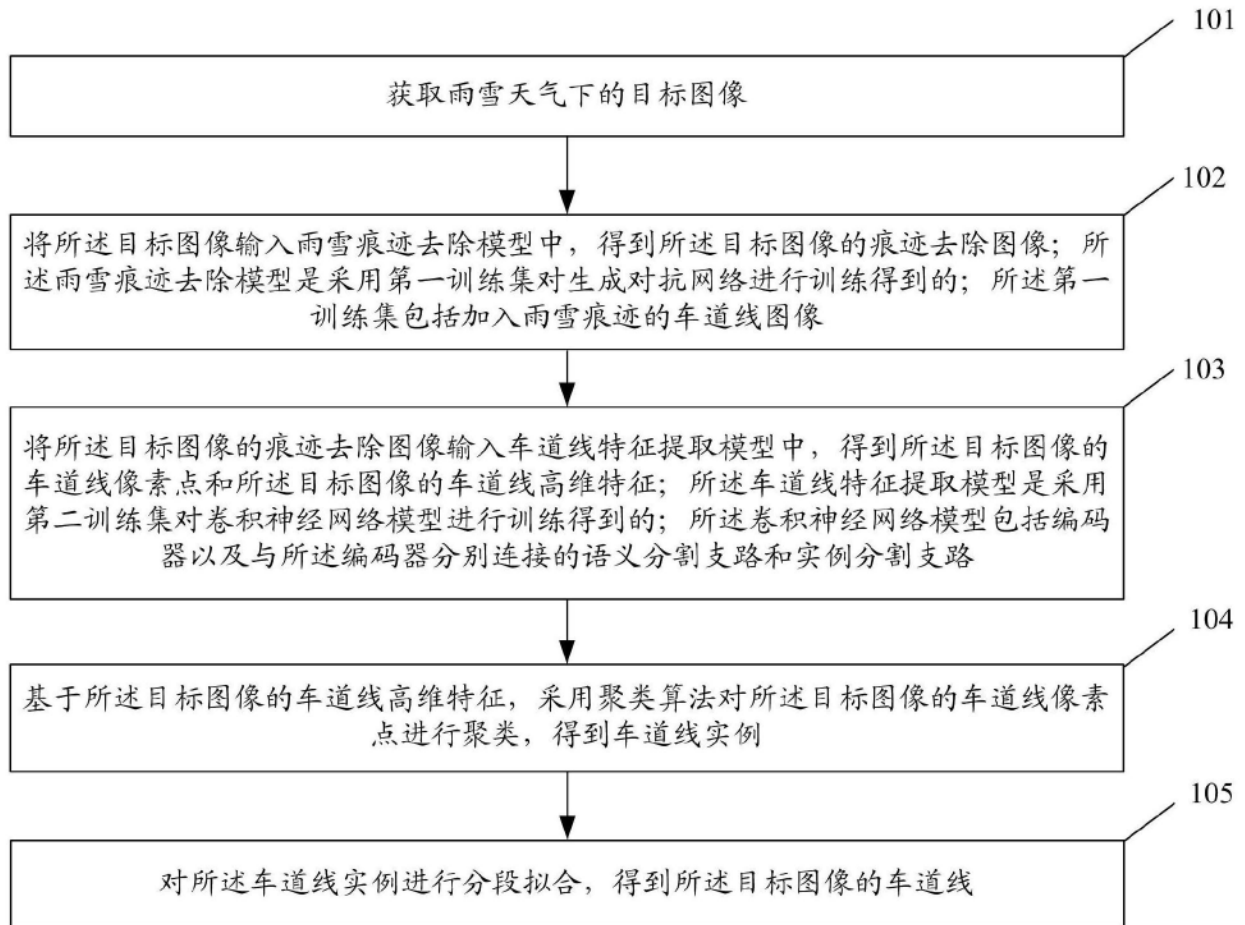


图1



图2



图3

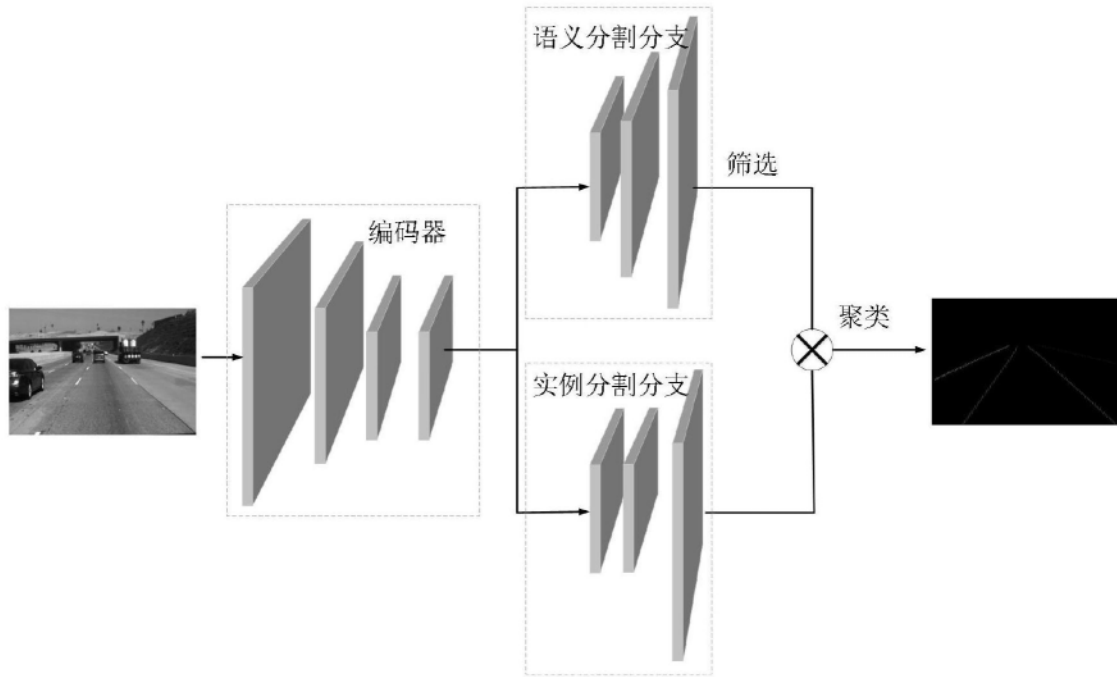


图4

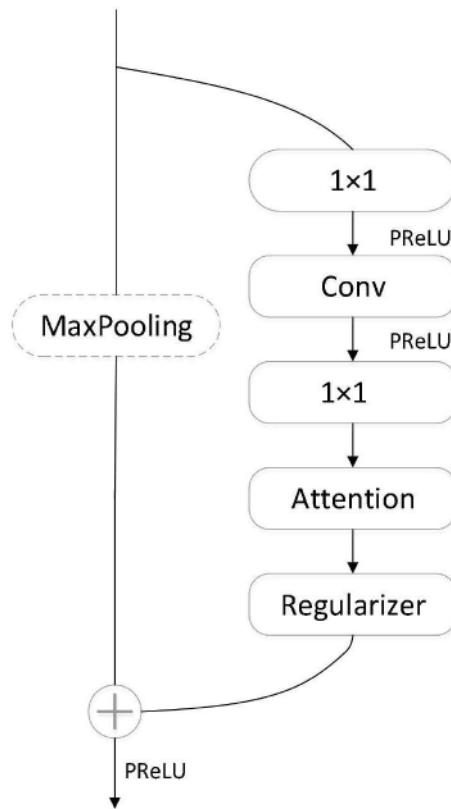


图5

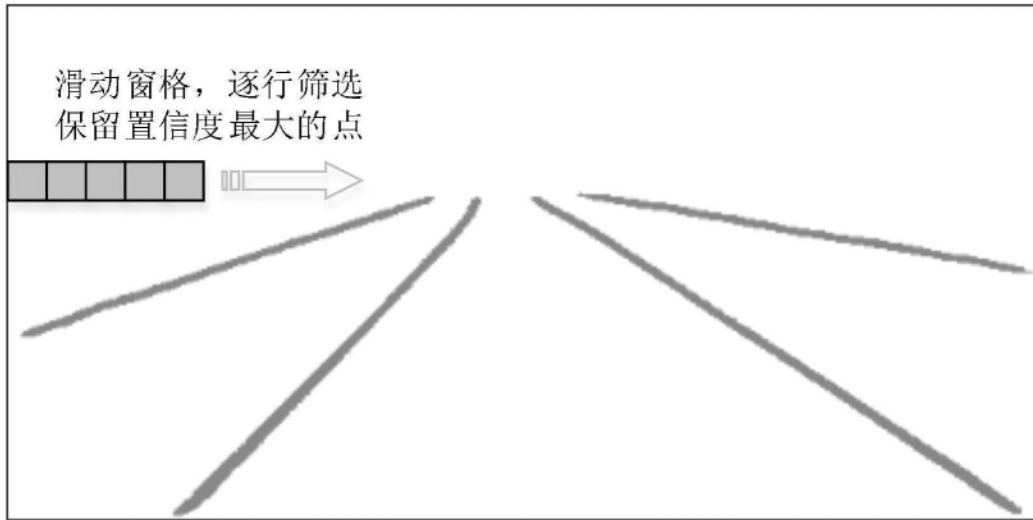


图6

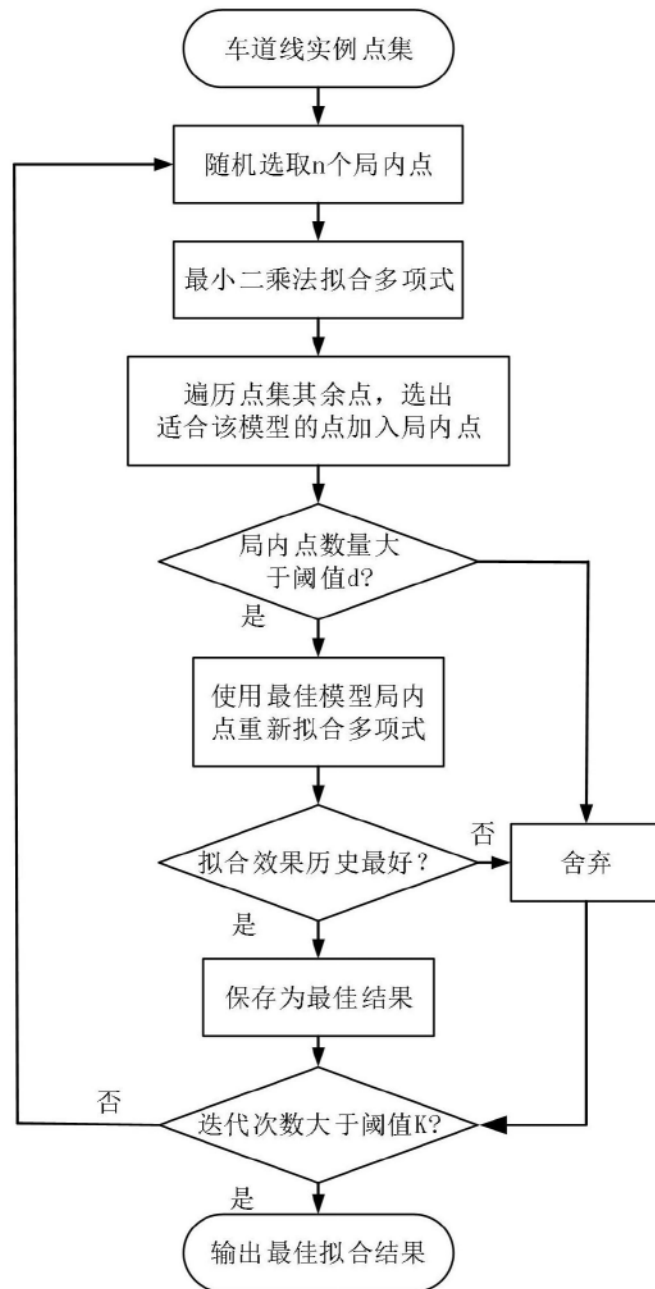


图7

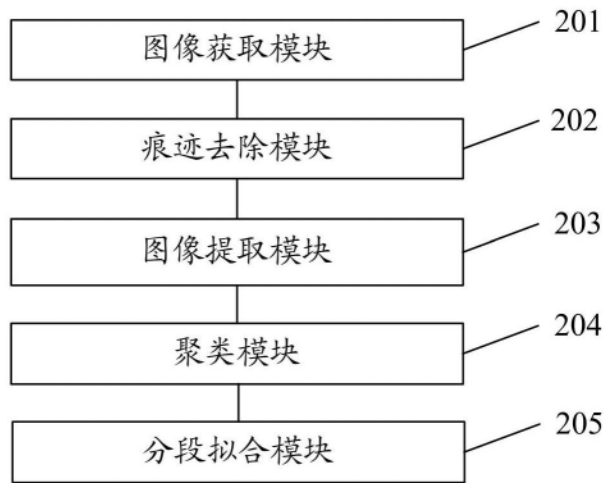


图8