



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109190444 B

(45) 授权公告日 2021.05.18

(21) 申请号 201810705071.X

(22) 申请日 2018.07.02

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109190444 A

(43) 申请公布日 2019.01.11

(73) 专利权人 南京大学
地址 210046 江苏省南京市栖霞区仙林大道163号

(72) 发明人 阮雅端 赵博睿 陈林凯 葛嘉琦
陈启美

(74) 专利代理机构 南京天翼专利代理有限责任公司 32112
代理人 奚铭

(51) Int. Cl.
G06K 9/00 (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)
G07B 15/06 (2011.01)

(56) 对比文件

CN 107133974 A, 2017.09.05
CN 108171112 A, 2018.06.15
CN 107066953 A, 2017.08.18
CN 105868700 A, 2016.08.17
US 2018181822 A1, 2018.06.28
GB 2532075 A, 2016.05.11

陈林凯等. 基于卷积神经网络的运动车辆视频检测方法. 《2016年全国通信软件学术会议程序册与交流文集》. 2016, 52-57.

蔡英凤等. 视觉车辆识别迁移学习算法. 《东南大学学报(自然科学版)》. 2015, 275-280.

Hong Qiao等. Deep Fusion Feature for Vehicle Classification and Recognition. 《2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference》. 2018, 1364-1371.

审查员 司马成

权利要求书3页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法

(57) 摘要

本发明提出了一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法, 包含三个模块: 车辆检测模块、车辆跟踪模块和车辆特征识别模块。本发明使用SSD目标检测器进行检测, 使用特征图直方图对比和距离对比方法进行跟踪, 将特征图通过卷积神经网络, 进行车辆特征识别。本发明方法能有效地识别特征, 并且可以实时运行, 减少了计算资源的重复消耗, 提升了系统的准确性。



1. 一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法,其特征是包括车辆检测、车辆跟踪和车辆特征识别三个步骤:

步骤S1、基于深度学习方法对收费车道的视频进行车辆检测,并将检测到车辆的特征图归一池化后保存,同时保存每辆车的位置和类别信息:

S1.1) 训练卷积神经网络用于车辆检测,将检测到的车辆分为3类,分别为大客车、卡车与轿车;

S1.2) 使用所述卷积神经网络对收费车道视频每一帧图片进行检测,检测对象包括每一辆车的位置和类别,位置指车辆的中心点坐标和宽度、高度,类别指3种类别之一;

S1.3) 将检测到车辆的视频图像的特征图进行归一池化,得到子特征图,并将子特征图、车辆位置和车辆类别保存为检测信息,对每一辆车使用一个ID作为索引,保存的信息表示为:

$$\text{content}(\text{id}) = \{\text{featuremap}, \text{loc}, \text{class}\} \quad (1)$$

式中,featuremap表示特征图,是一个 $3 \times 3 \times 256$ 维的向量;loc = (x, y, w, h)表示位置信息,四项分别表示中心点横坐标、中心点纵坐标、车辆宽度和车辆高度,取值均为0到1之间;class = (cls1, cls2, cls3)表示车辆类别,三项分别代表截至当前帧,目标被识别为轿车的总帧数、大客车的总帧数与卡车的总帧数;

步骤S2、将当前帧的检测信息和前一帧的检测信息进行特征图相似度对比和位置对比,将对比结果相近的车辆标记为同一车辆,实现车辆跟踪功能:

S2.1) 将前一帧的车辆检测信息与当前帧的车辆检测信息一一进行对比,将特征图相似度和位置距离满足设定阈值的目标视为同一车辆目标,将具有相同目标的当前帧中车辆对应ID改为上一帧中车辆对应的ID,并使用当前帧的对应检测信息进行更新,直至同一车辆目标不再出现在视频帧中,实现目标跟踪,此时同一辆车在多帧图像中对应同一个ID,检测信息为最后检测到该辆车视频帧对应的检测信息,如果当前帧中的目标没有在前一帧中出现,则视为新出现在视频中的车辆,将当前帧对应车辆ID视为该车辆的ID,进行新一轮跟踪;

S2.2) 将属于同一车辆目标的当前类别和所有历史帧的类别进行加权平均,得出车辆的最终类别,类别平均的方法表示为:

$$\text{cls} = \text{argmax}(\text{cls1}, \text{cls2}, \text{cls3}) \quad (3)$$

式中,argmax表示对最大值取索引值;

步骤S3、当被跟踪到的车辆经过事先在视频中标记出的多边形感兴趣区域时,将车辆目标对应的归一化子特征图输入到两个深度学习子网络,分别进行车型识别和颜色识别,并将所有特征信息保存,实现收费车道车辆特征识别功能:

S3.1) 对当前帧所有车辆目标的位置信息进行判断,如果某一目标在感兴趣区域内,则提取该目标对应的子特征图,用于判断目标是否处于感兴趣区域的方式为:依次遍历感兴趣区域的多边形的顶点,如果感兴趣区域的所有顶点与车辆中心点构成的子三角形面积area与多边形面积area'相等,则该点位于感兴趣区域内,否则位于感兴趣外,判别式表示为:

$$\text{area} = \sum_{i=1}^{n-1} \text{Area}(P, R_i, R_{i+1}) + \text{Area}(P, R_1, R_n)$$

$$\text{area}' = \sum_{i=2}^{n-1} \text{Area}(R_1, R_i, R_{i+1}) \quad (4)$$

式中, Area表示对三角形求面积, P表示目标的中心点, R_i 表示多边形顺时针顺序的第i个点, n表示多边形的点的个数, 如果有 $\text{area} = \text{area}'$, 则目标位于该多边形内部;

S3.2) 将得到的子特征图通过两个卷积神经网络, 分别得到颜色信息和车型分类信息, 所述两个卷积神经网络使用收集的收费车道视频作为训练数据, 用于识别车辆颜色和车型信息;

S3.3) 将颜色, 车型信息对应车辆ID进行保存, 在之后的所有帧中如果出现同样ID的目标时将不会重复保存, 完成对收费车道车辆特征的识别。

2. 根据权利要求1所述的基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法, 其特征是步骤S1所用的深度学习方法具体为:

用Single Shot MultiBox Detector算法对收费车道视频的帧图像进行车辆检测, 输入为300x300大小的彩色图像, 卷积神经网络结构具体为:

(1) 检测使用的特征图尺度为10x10, 5x5, 3x3和1x1;

(2) 检测使用的卷积核大小为5x5, 3x3和1x1卷积核并联, 对于三种尺度的卷积核进行填充, 保证卷积后的特征图大小相同, 三种尺度的对应零值填充padding尺度分别为2、1、0;

(3) 训练时使用的损失函数分为位置回归损失和分类损失, 损失函数表示为:

$$\text{loss} = \text{loss}_{\text{loc}} * 0.8 + \text{loss}_{\text{class}} * 0.2 \quad (5)$$

式中, $\text{loss}_{\text{loc}} = \text{smoothL1}()$ 表示位置回归损失, 损失函数为SmoothL1, $\text{loss}_{\text{class}} = \text{softmax}()$ 表示分类损失, 损失函数为SoftMax。

3. 根据权利要求1所述的基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法, 其特征是步骤S1所用的特征图归一池化方法具体为:

首先, 选取38x38尺度的特征图作为基准特征图, 将车辆尺寸映射到该基准特征图上得到子特征图, 对映射得到的子特征图, 使用可变的池化步长和池化核进行池化, 保证池化后输出的特征图尺寸统一为3x3, 池化的步长和池化核大小由子特征图的大小唯一确定, 确定的方法可表示为:

$$s_w = \left\lfloor \frac{W}{3} \right\rfloor, s_h = \left\lfloor \frac{H}{3} \right\rfloor$$

式中, W和H为子特征图的宽度和长度, 池化的横向步长和池化核宽度相等, 均为 s_w ; 池化的纵向步长和池化核高度相等, 均为 s_h , $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示对实数向下取整。

4. 根据权利要求1所述的基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法, 其特征是S2.1)中, 用于目标跟踪的对比内容包括特征图相似度对比及位置距离对比, 特征图相似度对比方法为计算特征直方图距离, 距离越小相似度越高, 距离计算方法为欧氏距离, 表示为:

$$\text{distance} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (2)$$

式中, x_1, y_1, x_2, y_2 分别代表当前帧某车辆中心点横纵坐标和上一帧某车辆中心点横纵

坐标。

一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理以及计算机视觉检测技术领域,涉及目标检测算法和深度学习算法的在车辆检测中的应用,为一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法。

背景技术

[0002] 我国高速公路的建设情况发展迅速,高速公路运输也成为陆地货物运输的主要方式之一。高速公路运输具有快速稳定等优点。但是,高速公路收费车道的逃费现象却日益严重。很多车辆明明是大客车,却安装小轿车的ETC收费装置,在经过收费车道时被按照小轿车的收费标准进行收费。随着深度学习和目标检测技术的日益成熟,收费车道车辆自动检测和特征识别已经成为智能交通系统的一个重要研究课题,在高速公路的收费车道管理中,可以有效减少人力消耗,可以高效地打击逃费现象。但是,收费车道的车辆检测与特征识别对系统的实时性和准确性均有较高的要求。如果实时性达不到要求,那么系统无法正常使用;如果准确性达不到要求,系统容易出现大量的错误判断,影响收费车道正常工作。因此,如何同时提高检测和识别系统的实时性和准确性显得尤为重要,也是目前研究的一大热门方向,对于收费车道的智能交通系统有重要的意义和价值。

[0003] 目前,多数车辆特征识别系统采用混合高斯背景减除算法(GMBS, gaussian mixture background subtraction division)对收费车道视频中的背景进行建模,从而实现车辆检测与跟踪,但是该方法在车辆拥堵时准确率很低,不具有普适性。目前很多基于深度学习的目标检测算法如Faster R-CNN,SSD等,有较好的检测准确性,但是这些目标检测器实时性均较低,无法有效地、经济地进行大规模部署,并且由于没有后续的车辆跟踪算法,系统很容易对同一车辆进行重复的车辆特征识别,即使单纯地增加后续的车辆跟踪算法和车辆特征识别算法,系统的实时性也会更低,依然难以大规模部署。

发明内容

[0004] 本发明要解决的问题是:针对收费车道车辆特征识别的要求,现有识别系统采用的识别方法不能兼顾准确性、实时性和经济性,不能满足大规模部署以及对识别准确实时的要求。本发明的目的是改善现有的车辆特征识别系统的实时性,并且不损失其准确性;针对车辆特征识别任务,实现一种目标跟踪方法,减少车辆特征识别的重复;使用检测得到的特征图进行车辆特征识别,提升系统实时性。

[0005] 本发明的技术方案为:一种基于视频的收费车道车辆特征识别方法,包括车辆检测、车辆跟踪和车辆特征识别三个步骤:

[0006] 步骤S1、基于深度学习对收费车道的视频进行车辆检测,并将检测到车辆的特征图归一池化后保存,同时保存每辆车的位置和类别信息:

[0007] S1.1) 训练卷积神经网络用于车辆检测,将检测到的车辆分为3类,分别为大客车、卡车与轿车;

[0008] S1.2) 使用所述卷积神经网络对收费车道视频每一帧图片进行检测,检测对象包括每一辆车的位置和类别,位置指车辆的中心点坐标和宽度、高度,类别指3种类别之一;

[0009] S1.3) 将检测到车辆的视频图像的特征图进行归一池化,得到子特征图,并将子特征图、车辆位置和车辆类别保存为检测信息,对每一辆车使用一个ID作为索引,保存的信息表示为:

$$[0010] \quad \text{content}(\text{id}) = \{\text{featuremap}, \text{loc}, \text{class}\} \quad (1)$$

[0011] 式中,featuremap表示特征图,是一个 $3 \times 3 \times 256$ 维的向量;loc = (x, y, w, h)表示位置信息,四项分别表示中心点横坐标、中心点纵坐标、车辆宽度和车辆高度,取值均为0到1之间;class = (cls1, cls2, cls3)表示车辆类别,三项分别代表截至当前帧,目标被识别为轿车的总帧数、大客车的总帧数与卡车的总帧数;

[0012] 步骤S2、将当前帧的检测信息和前一帧的检测信息进行特征图相似度对比和位置对比,将对比结果相近的车辆标记为同一车辆,实现车辆跟踪功能:

[0013] S2.1) 将前一帧的车辆检测信息与当前帧的车辆检测信息一一进行对比,将特征图相似度和位置距离满足设定阈值的目标视为同一车辆目标,将具有相同目标的当前帧中车辆对应ID改为上一帧中车辆对应的ID,并使用当前帧的对应检测信息进行更新,直至同一车辆目标不再出现在视频帧中,实现目标跟踪,此时同一辆车在多帧图像中对应同一个ID,检测信息为最后检测到该辆车视频帧对应的检测信息,如果当前帧中的目标没有在前一帧中出现,则视为新出现在视频中的车辆,将当前帧对应车辆ID视为该车辆的ID,进行新一轮跟踪;

[0014] S2.2) 将属于同一车辆目标的当前类别和所有历史帧的类别进行加权平均,得出车辆的最终类别,类别平均的方法表示为:

$$[0015] \quad \text{cls} = \text{argmax}(\text{cls1}, \text{cls2}, \text{cls3}) \quad (3)$$

[0016] 式中,argmax表示对最大值取索引值;

[0017] 步骤S3、当被跟踪到的车辆经过事先在视频中标记出的多边形感兴趣区域时,将车辆目标对应的归一化子特征图输入到两个深度学习子网络,分别进行车型识别和颜色识别,并将所有特征信息保存,实现收费车道车辆特征识别功能:

[0018] S3.1) 对当前帧所有车辆目标的位置信息进行判断,如果某一目标在感兴趣区域内,则提取该目标对应的子特征图,用于判断目标是否处于感兴趣区域的方式为:依次遍历感兴趣区域的多边形的顶点,如果感兴趣区域的所有顶点与车辆中心点构成的子三角形面积与多边形面积相等,则该点位于感兴趣区域内,否则位于感兴趣外,判别式表示为:

$$[0019] \quad \text{area} = \sum_{i=1}^{n-1} \text{Area}(P, R_i, R_{i+1}) + \text{Area}(P, R_1, R_n)$$

$$[0020] \quad \text{area}' = \sum_{i=2}^{n-1} \text{Area}(R_1, R_i, R_{i+1}) \quad (4)$$

[0021] 式中,Area表示对三角形求面积,P表示目标的中心点, R_i 表示多边形顺时针顺序的第i个点,n表示多边形的点的个数,如果有 $\text{area} = \text{area}'$,则目标位于该多边形内部;

[0022] S3.2) 将得到的子特征图通过两个卷积神经网络,分别得到颜色信息和车型分类信息,所述两个卷积神经网络使用收集的收费车道视频作为训练数据,用于识别车辆颜色和车型信息;

[0023] S3.3) 将颜色, 车型信息对应车辆ID进行保存, 在之后的所有帧中如果出现同样ID的目标时将不会重复保存, 完成对收费车道车辆特征的识别。

[0024] 作为优选方式, 步骤S1所用的深度学习方法具体为:

[0025] 用Single Shot MultiBox Detector算法对收费车道视频的帧图像进行车辆检测, 输入为300x300大小的彩色图像, 卷积神经网络结构具体为:

[0026] (1) 检测使用的特征图尺度为10x10, 5x5, 3x3和1x1;

[0027] (2) 检测使用的卷积核大小为5x5、3x3和1x1卷积核并联, 对于三种尺度的卷积核进行填充, 保证卷积后的特征图大小相同, 三种尺度的对应零值填充(padding)尺度分别为2、1、0;

[0028] (3) 训练时使用的损失函数分为位置损失和类别损失, 损失函数表示为:

$$[0029] \quad \text{loss} = \text{loss}_{\text{loc}} * 0.8 + \text{loss}_{\text{class}} * 0.2 \quad (5)$$

[0030] 式中, $\text{loss}_{\text{loc}} = \text{smoothL1}()$ 表示位置回归损失, 损失函数为SmoothL1, $\text{loss}_{\text{class}} = \text{softmax}()$ 表示分类损失, 损失函数为SoftMax。

[0031] 进一步的, 步骤S1所用的特征图归一池化方法具体为:

[0032] 首先, 选取38x38尺度的特征图作为基准特征图, 将车辆尺寸映射到该基准特征图上得到子特征图, 对映射得到的子特征图, 使用可变的池化步长和池化核进行池化, 保证池化后输出的特征图尺寸统一为3x3, 池化的步长和池化核大小由子特征图的大小唯一确定, 确定的方法可表示为:

$$[0033] \quad s_w = \left\lfloor \frac{W}{3} \right\rfloor, s_h = \left\lfloor \frac{H}{3} \right\rfloor$$

[0034] 式中, W和H为子特征图的宽度和长度, 池化的横向步长和池化核宽度相等, 均为 s_w ; 池化的纵向步长和池化核高度相等, 均为 s_h , $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示对实数向下取整。

[0035] 进一步的, S2.1) 中, 用于目标跟踪的对比内容包括特征图相似度对比及位置距离对比, 特征图相似度对比方法为计算特征直方图距离, 距离越小相似度越高, 距离计算方法为欧氏距离, 表示为:

$$[0036] \quad \text{distance} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (2)$$

[0037] 式中, x_1, y_1, x_2, y_2 分别代表当前帧某车辆中心点横纵坐标和上一帧某车辆中心点横纵坐标。

[0038] 本发明的有益效果为:

[0039] 为了对经过收费车道的车辆进行重要特征识别, 本发明将基于深度学习的目标检测算法与基于特征图比对的目标跟踪算法相结合, 得到车辆的子特征图并利用深度学习算法对其进行颜色、类别等特征的识别;

[0040] 本发明改进了车辆检测算法, SSD目标检测算法中, 将使用率很低的特征图去掉, 节约了检测时的时间消耗, 提升了系统的实时性; 并针对任务对训练时期的损失和卷积核的尺度进行修改, 提升系统的准确性。

[0041] 本发明方法综合考虑了系统实时性和准确性, 剪去了目标检测器中的冗余部分, 同时通过修改网络结构和损失函数来改善车辆检测的准确性; 同时使用了特征图直方图对比和位置对比相结合的方法实现了对检测到的车辆的跟踪算法, 具有较好的鲁棒性; 最后,

系统对拥有唯一ID的车辆进行颜色、车型等特征的识别,使用的输入不再是图片,而是由检测网络得到的子特征图,提高了系统的实时性和网络参数的使用效率,使系统有很好的实时性和有效性。

附图说明

[0042] 图1是本发明的系统框架图。

[0043] 图2是本发明步骤S1所使用的深度学习方法,即SSD网络结构示意图。

[0044] 图3是本发明步骤S1中SSD检测卷积核结构示意图。

[0045] 图4是本发明归一化池化算法示意图。

[0046] 图5是本发明中判断点与多边形关系的方法示意图,(a)为点在图形外,(b)为点在图形内。

[0047] 图6是本发明中颜色和车型识别的卷积神经网络示意图。

[0048] 图7是本发明各步骤效果图,(a)为输入图像;(b)为检测效果图;(c)为跟踪效果图;(d)为车辆子特征图对应图片;(e)为车辆特征识别结果。

具体实施方式

[0049] 本发明提出了一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法,能够有效实现车辆检测与跟踪,避免对同一车辆进行重复的特征识别,进而提升车辆特征识别的准确性和实时性。

[0050] 下面结合附图和实例对本发明进行进一步说明。

[0051] 本发明的技术方案为:一种基于视频的收费车道车辆特征识别系统的实现方法。如图1所示,具体包括三个部分,分别为车辆检测、车辆跟踪和车辆特征识别,步骤如下:

[0052] 步骤S1:对每一帧图片,如图7(a)所示,进行基于深度学习方法的车辆检测,并将检测到的车辆的特征图归一池化后保存,并同时保存每辆车的位置信息:

[0053] S1.1) 将收集到的部分收费车道视频进行图片截取和车辆标注,得到的图片数据用于训练卷积神经网络,该卷积神经网络将检测到的车辆分为3类,分别为大客车、卡车与轿车;

[0054] S1.2) 使用训练好的卷积神经网络对每一帧图片进行检测,如图7(b)所示,检测到的结果为每一辆车的位置和类别,位置表示为中心点坐标和宽度、高度,类别表示为3种类别之一;

[0055] S1.3) 将检测到车辆的视频图像的特征图进行归一池化,得到子特征图,并将子特征图、车辆位置和车辆类别保存为检测信息,对每一辆车使用一个ID作为索引,保存的信息表示为:保存的信息表示为:

[0056] $content(id) = \{featuremap, loc, class\}$ (1)

[0057] 式中,featuremap表示特征图,是一个 $3 \times 3 \times 256$ 维的向量;loc = (x, y, w, h)表示位置信息,四项分别表示中心点横坐标,中心点纵坐标,车辆宽度和车辆高度,取值均为0到1之间的;class = (cls1, cls2, cls3)表示车辆类别,三项分别代表截至目前,目标被识别为轿车的总帧数、大客车的总帧数与卡车的总帧数。

[0058] 步骤S2:根据视频将检测出车辆的图片排序,由当前帧和前一帧进行车辆跟踪,将

当前帧的检测信息和前一帧的检测信息进行特征图相似度对比和位置对比,如图7(c)所示,将对比结果相近的车辆标记为同一车辆,实现车辆跟踪功能;

[0059] S2.1) 将前一帧的车辆检测信息与当前帧的车辆检测信息一一进行对比,将特征图相似度和位置距离满足设定阈值的目标视为同一车辆目标,将具有相同目标的当前帧中车辆对应ID改为上一帧中车辆对应的ID,并使用当前帧的对应检测信息进行更新,直至同一车辆目标不再出现在视频帧中,实现目标跟踪,此时同一辆车在多帧图像中对应同一个ID,检测信息为最后检测到该辆车视频帧对应的检测信息,如果当前帧中的目标没有在上一帧中出现,则视为新出现在视频中的车辆,将当前帧对应车辆ID视为该车辆的ID,进行新一轮跟踪;

[0060] 特征图相似度对比方法为计算特征直方图距离,距离越小相似度越高,特征直方图统计方法类似于颜色直方图统计,区别在于统计的通道分量从颜色三通道数值改变为256通道的特征数值。距离计算方法为欧氏距离,表示为:

$$[0061] \quad \text{distance} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (2)$$

[0062] 式中, x_1, y_1, x_2, y_2 分别代表当前帧某车辆中心点横纵坐标和上一帧某车辆中心点横纵坐标。得出对比结果后,将相似度对比和位置对比结果符合设定阈值的目标视为同一车辆目标;

[0063] S2.2) 将属于同一目标的当前类别和所有历史帧的类别进行加权平均,得出车辆的最终类别,类别平均的方法表示为:

$$[0064] \quad \text{cls} = \text{argmax}(\text{cls1}, \text{cls2}, \text{cls3}) \quad (3)$$

[0065] 式中, argmax 表示对最大值取索引值, $\text{cls1}, \text{cls2}, \text{cls3}$ 分别表示class内容中的三个分量。

[0066] 步骤S3:当被跟踪到的车辆经过人工事先标记的多边形感兴趣区域时,将车辆目标对应的归一化子特征图(步骤S1.3)输入到两个深度学习子网络,分别进行车型识别和颜色识别,并将所有特征信息保存。实现收费车道车辆特征识别功能:

[0067] S3.1) 对当前帧所有车辆目标的位置信息进行判断,如果某一目标在感兴趣区域内,则对提取该目标对应的子特征图,该子特征图对应的原始图像如图7(d)所示,子特征图被认为是车辆信息的特征表示,类似于颜色直方图。如图5所示,判断目标是否处于感兴趣区域的方式为计算子三角形面积,依次遍历感兴趣区域的多边形的顶点,如果感兴趣区域的所有顶点与车辆中心点构成的子三角形面积与多边形面积相等,则该点位于感兴趣区域内,否则位于感兴趣外,判别式表示为:

$$[0068] \quad \text{area} = \sum_{i=1}^{n-1} \text{Area}(P, R_i, R_{i+1}) + \text{Area}(P, R_1, R_n)$$

$$[0069] \quad \text{area}' = \sum_{i=2}^{n-1} \text{Area}(R_1, R_i, R_{i+1}) \quad (4)$$

[0070] 式中,Area表示对三角形求面积,P表示目标的中心点, R_i 表示多边形顺时针顺序的第i个点,n表示多边形的点的个数。如果有 $\text{area} = \text{area}'$,则目标位于该多边形内部;

[0071] S3.2) 如图7(e)所示,将得到的子特征图通过两个卷积神经网络,分别得到颜色信息和车型分类信息,这两个卷积神经网络都经过了训练,训练数据使用的是收集到的收费

车道视频。方法类似S1.1,区别在于这两个卷积神经网络的输入不是图像而是特征图,卷积神经网络结构如图6所示,其中颜色共8类:黑、白、红、黄、蓝、绿、棕、银:,车型共76类:宝马、大众等;

[0072] S3.3) 将所有特征信息保存,保存时每辆车有一个唯一的ID,在之后的所有帧中如果出现同样ID的目标时将不会重复保存。

[0073] 进一步的,上述方案中,步骤S1所用的深度学习算法具体为:

[0074] 用Single Shot MultiBox Detector (SSD) 算法对收费车道视频帧图像进行车辆检测。SSD的输入为300x300大小的彩色图像。如图2所示,针对收费车道车辆检测问题,对SSD网络结构进行如下修改:

[0075] (1) 检测使用的特征图尺度为10x10,5x5,3x3,1x1。删除了原本用到的19x19和38x38大小的特征图。因为收费车道车辆特征识别仅需对经过收费车道的车辆实现检测即可,而这些车辆都处于摄像机视角的较劲处,尺度普遍较大。而19x19和38x38大小的特征图都是用于检测小目标的,所以在车辆检测任务中可以删除,从而提升模型的实时性。

[0076] (2) 如图3所示,检测使用的卷积核大小改为5x5、3x3和1x1卷积核并联,对于三种尺度的卷积核进行不同大小的padding,保证卷积后的特征图大小相同,从而可以进行特征图融合。三种尺度的对应padding分别为2、1、0。这一结构类似Inception结构。目的是为了更地提取到多种感受野的特征信息,提高网络的准确性。

[0077] (3) 训练时使用的损失函数分为位置损失和类别损失,提高位置损失的加权比例,使检测结果的位置更准确。重新定义损失函数可表示为:

$$[0078] \quad \text{loss} = \text{loss}_{\text{loc}} * 0.8 + \text{loss}_{\text{class}} * 0.2 \quad (5)$$

[0079] 式中, $\text{loss}_{\text{loc}} = \text{smoothL1}()$ 表示位置回归损失,损失函数为SmoothL1, $\text{loss}_{\text{class}} = \text{softmax}()$ 表示分类损失,损失函数为SoftMax。

[0080] 因为分类目标仅有3类,所以分类任务相比位置回归任务而言更简单,所以适当降低类别损失的比例并不会降低检测精度,反而会由于提高了位置损失比例而使得检测精度有所提升。

[0081] 步骤S1所用的特征图归一池化方法具体为:

[0082] 首先,选取38x38尺度的特征图作为基准特征图。将目标对应的尺寸,即车辆尺寸映射到该基准特征图上,得到子特征图。选取该尺度特征图是因为:(1) 该尺度特征图的语义信息较低,可有效分辨同一类别车辆;(2) 检测使用的最大特征图尺寸为10x10,使用38x38尺度的特征图作为基准,可以使目标对应的子特征图尺寸不小于3x3。对映射得到的子特征图,使用可变的池化步长和池化核进行池化,保证池化后输出的特征图尺寸统一为3x3。如图4所示,池化的步长和池化核大小可由子特征图的大小唯一确定,确定的方法可表示为:

$$[0083] \quad s_w = \left\lfloor \frac{W}{3} \right\rfloor, s_h = \left\lfloor \frac{H}{3} \right\rfloor$$

[0084] 式中,W和H为子特征图的宽度和长度,池化的横向步长和池化核宽度相等,均为 s_w ;池化的纵向步长和池化核高度相等,均为 s_h 。[]表示对实数向下取整。

[0085] 通过上述实施,实现对车道视频的车辆识别。

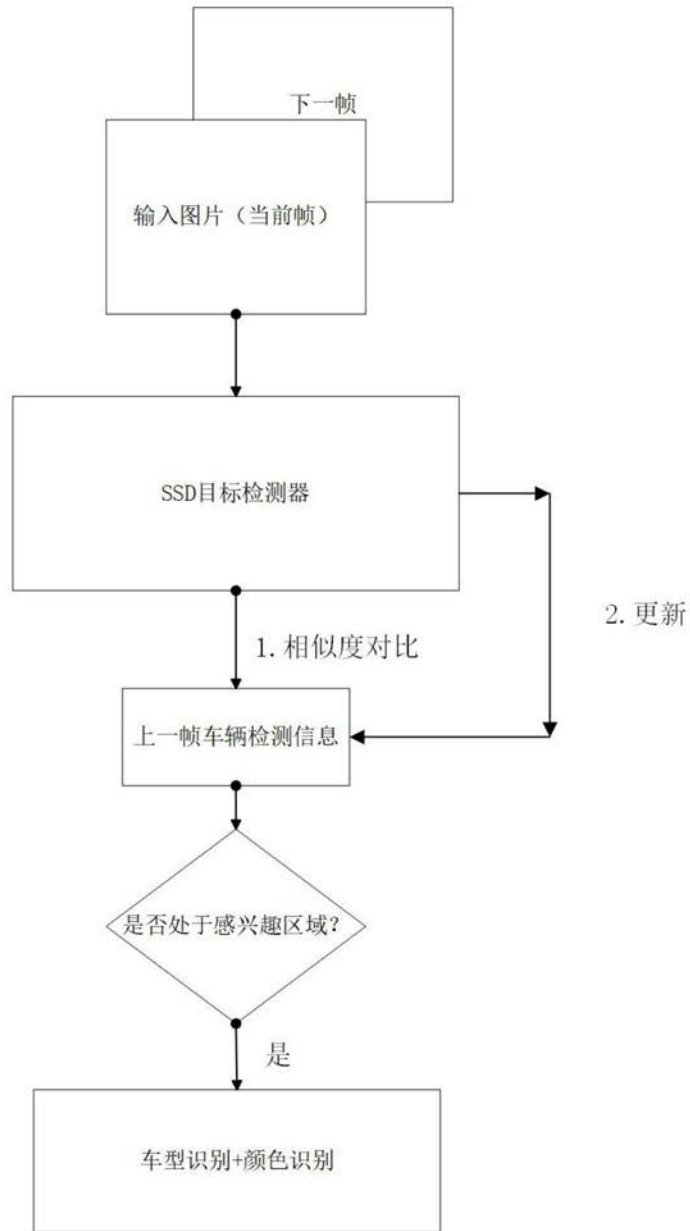


图1

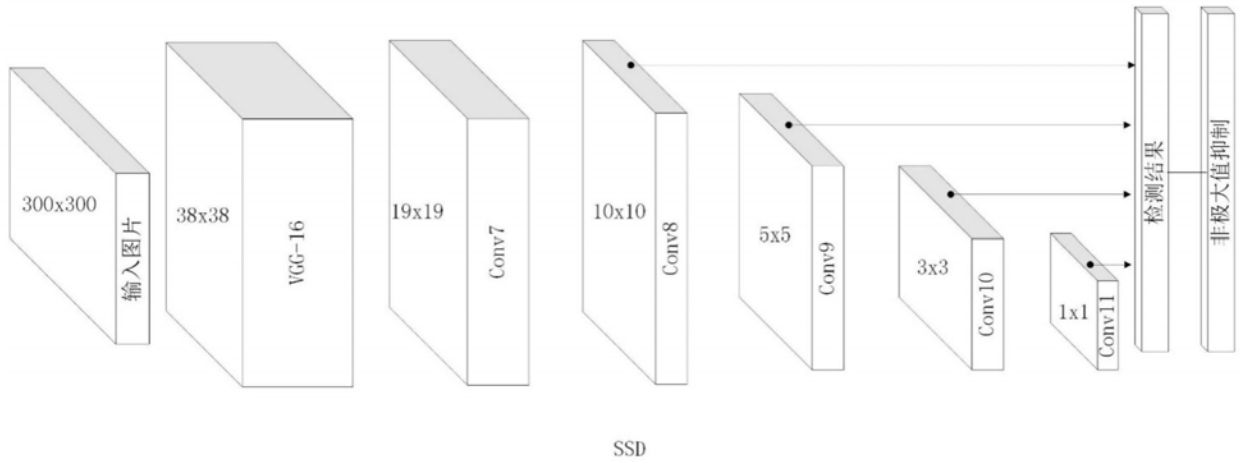


图2

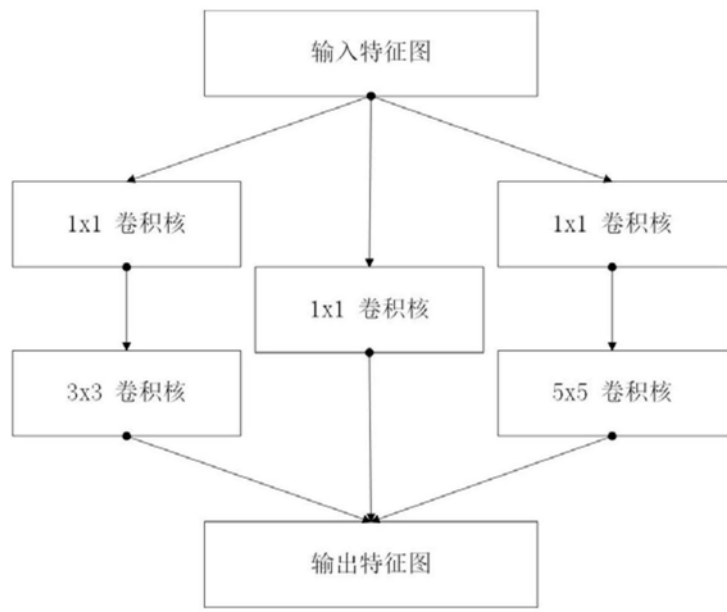


图3

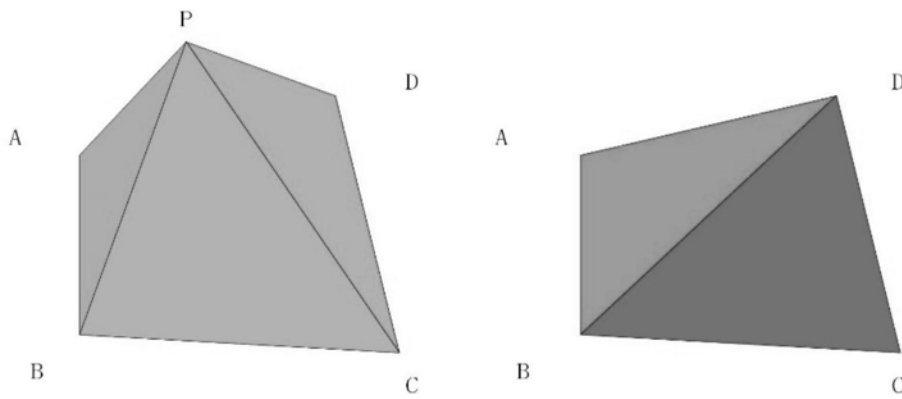
5	7	8	5	7	5	9
7	5	6	9	5	1	2
5	4	5	1	5	2	2
3	5	3	2	6	5	6
1	6	8	5	3	4	3
5	2	5	2	5	7	4

7	9	7
5	5	6
6	8	7

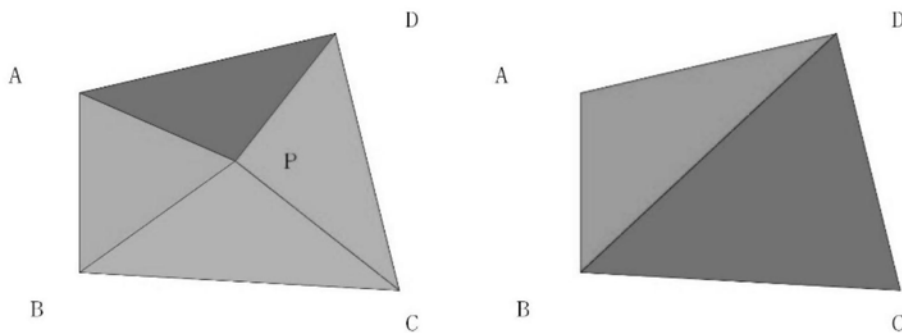
原始特征图

池化后特征图

图4



(a) 点P不在多边形内部



(b) 点P在多边形内部

图5

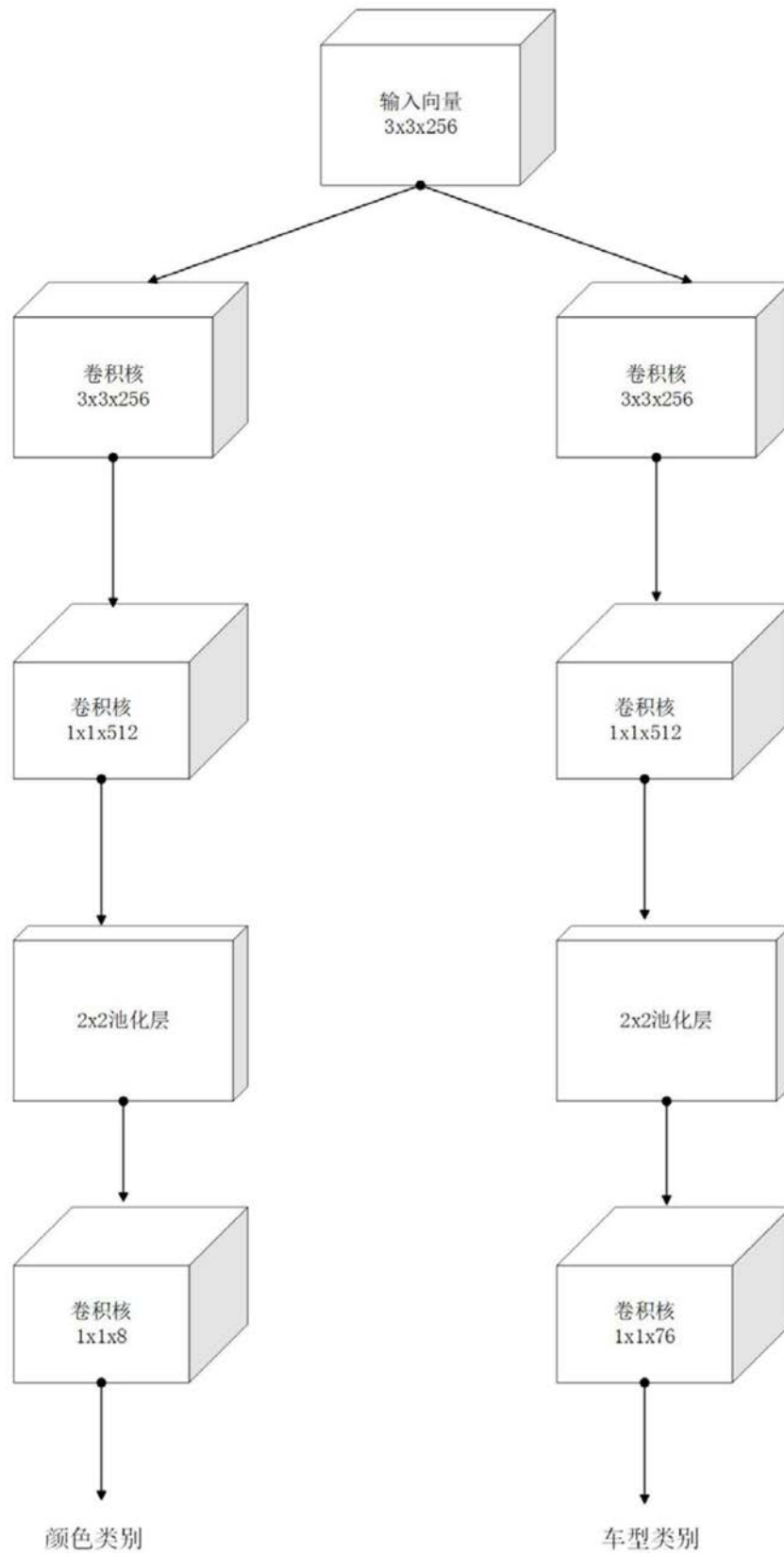


图6



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

图7