



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113343785 A

(43) 申请公布日 2021. 09. 03

(21) 申请号 202110543318.4

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2021.05.19

G06N 3/08 (2006.01)

(71) 申请人 山东大学

地址 250199 山东省济南市历城区山大南路27号

(72) 发明人 陈辉 李玉珍

(74) 专利代理机构 济南金迪知识产权代理有限公司 37219

代理人 杨树云

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2006.01)

G06K 9/20 (2006.01)

G06K 9/32 (2006.01)

G06K 9/46 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

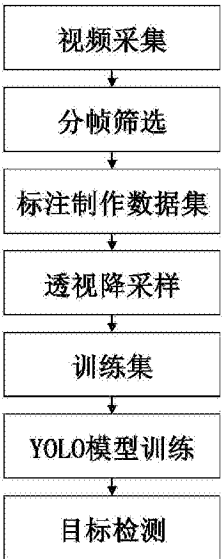
权利要求书2页 说明书7页 附图7页

(54) 发明名称

一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法、设备及存储介质

(57) 摘要

本发明涉及一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法、设备及存储介质,首先,通过车载相机获取车辆前方的图像,选取图像感兴趣区域进行透视降采样,降低道路图像近处分辨率。其次对YOLOv3-tiny目标检测网络进行改进,添加卷积层强化浅层特征,提升小目标表征能力;改变特征金字塔融合尺度,将预测输出调整为适合地标尺寸的 26×26 和 52×52 。最后,在自建多场景数据集上测试,准确率由78%提升到99%,模型大小由33MB减小为8.3MB。当车辆在有地面标志的道路上行驶时,本发明能实时准确的检测到地面转向标志,鲁棒性强,对小目标检测精度更高,易在低端嵌入式设备上部署。



1. 一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,其特征在于,所述地面标志是指位于道路平面上的各种标志,包括直行或右转、直行或左转、直行、左转、右转,分别用SorR、SorL、S、L、R表示,包括步骤如下:

(1) 构建数据集

实时获取道路图像并进行标注,构建数据集,将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集;

(2) 透视降采样

将数据集中道路图像中划定的梯形ROI区域进行透视降采样操作;

(3) 构建YOLO目标检测模型

YOLO目标检测模型为改进后的YOLOv3-tiny网络,

改进后的YOLOv3-tiny网络包括依次连接的卷积层conv1、池化层maxpool1、卷积层conv2、池化层maxpool2、卷积层conv3、卷积层conv4、池化层maxpool3、卷积层conv5、池化层maxpool4、卷积层conv6、池化层maxpool5、卷积层conv7、卷积层conv8、上采样层Upsample1、连接层concat1、卷积层conv9、卷积层conv10、上采样层Upsample2、连接层concat2、卷积层conv11、卷积层conv12;卷积层conv5连接连接层concat2,卷积层conv6连接连接层concat1;卷积层conv4的卷积步长为1,池化层maxpool3的步长为2,卷积层conv10的输出尺度为 26×26 ,卷积层conv12的输出尺度为 52×52 ;

(4) 训练YOLO目标检测模型

将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型进行训练;

(5) 测试训练好的YOLO目标检测模型

将测试集中的道路图像输入训练好的YOLO目标检测模型进行测试,训练好的YOLO目标检测模型实时准确的检测出目标的位置和类别。

2. 根据权利要求1所述的一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,其特征在于,训练YOLO目标检测模型,具体实现步骤包括:

A、将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型,将该道路图像划分为 $S \times S$ 个网格,若某个物体即某个标志的真实框中心点落入某个网格中,则该网格负责预测该物体,每个网格预测B个边界框以及边界框的置信度,置信度即每个边界框中包含物体的概率,具体包括:一是该边界框含有目标的可能性大小,记为 $Pr(Object)$,当该边界框是背景不含目标时, $Pr(Object) = 0$,当包含目标时, $Pr(Object) = 1$;二是该边界框的准确度,用预测框与真实框的交并比表示,记为 IOU_{pred}^{truth} ;置信度如式(I)所示:

$$Confidence = Pr(Object) \times IOU_{pred}^{truth} \quad (I)$$

式(I)中,confidence为置信度评分, $Pr(Object)$ 为边界框含有目标的可能性, IOU 为预测框与真实框交并比,truth为实际标注的边界框面积,pred为预测的边界框面积,代表truth和pred的交集与并集的比值;

对结果进行预测,由条件类别概率和置信度评分乘积得到类别的置信度,如式(II)所示:

$$classConfidence = Pr(class_i | Object) \times confidence \quad (II)$$

式(II)中,classConfidence是指边界框类别置信度,表征的是该边界框中目标属于各

个类别的可能性大小以及边界框匹配目标的好坏; $\Pr(\text{class}_i|\text{Object})$ 是指该网格存在物体且属于第*i*类的概率; class_i 是指目标种类中的第*i*个类别;

B、利用非极大值抑制去掉冗余预测窗口,得到类别的置信度最高的预测窗口,即为检测结果。

3.根据权利要求1所述的一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,其特征在于,步骤(1)中,每隔5帧抽取1张道路图像作为数据集,该数据集中道路图像包括不同城市的不同场景的道路图像;

数据集满足PascalVOC数据集格式;

按照7:2:1的比例将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集;

使用LabelImg进行标注;

所述数据集包括道路图像和xml标注文件。

4.根据权利要求1所述的一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,其特征在于,步骤(1)中,改进后的YOLOv3-tiny网络训练时,将xml标注文件转换为txt文件,每个txt文件中存放对应图片的目标类别、目标中心点相对于整张图片的坐标X和Y、标注框Box的宽W和高H,其中,目标类别由数字索引。

5.一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1-4任一所述的基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

6.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-4任一所述的基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法、设备及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法、设备及存储介质,属于计算机视觉图像处理技术领域。

背景技术

[0002] 目前,谷歌、百度、特斯拉等公司都在开展无人驾驶汽车研究,部分无人驾驶试验车已经进入实际道路测试阶段。国内自动驾驶行业不断兴起,无人出租、无人公交、无人配送等迈上了新的台阶。相信不久的将来,无人驾驶汽车将进入大众的生活,并改变人们的出行方式。

[0003] 在智能交通领域,对地面交通标志的研究主要是车道线识别,地面导向标志识别的研究较少。地标检测能实时精确定位和识别车道上的导向标志,在智能驾驶情况下对道路环境进行感知,帮助驾驶员正确、安全地行驶。路面各种箭头、字母等包含重要的交通指示信息,对道路场景的理解有重要的作用。驾驶员可能会因为树影遮挡、光照变化等情况未注意到地面标志,或不了解某个地标的具体含义等情况,导致严重的交通事故,影响正常交通秩序。

[0004] 现有的地面导向标志识别方法中,多数研究都是基于传统的二值化方法和机器学习中的SVM,实时性不高,遇到标志模糊、光照变化、阴影遮挡等情况,识别的准确率大幅降低。

发明内容

[0005] 针对现有技术的不足,本发明提出了一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法;

[0006] 为提高检测鲁棒性,本发明将YOLO算法应用于地面标志检测中,提出一种基于透视降采样的 YOLO地标检测方法,适用于城市及高速公路等场景,可以灵活在嵌入式设备上部署。

[0007] 本发明还提供了一种计算机设备及存储介质。

[0008] 发明概述:

[0009] 本发明可以通过透视降采样缩小图像分辨率,YOLO实时准确检测到车辆前方的转向标志。

[0010] 术语解释:

[0011] 1、LabelImg,一个图片标注工具,用Python写成,Qt是图形界面的接口。注释以PASCAL VOC 格式保存为XML文件,是ImageNet使用的格式。

[0012] 2、YOLO算法(You Only Look Once),是一种采用卷积神经网络实现端到端目标检测的算法。YOLO将目标检测看作回归问题,直接将整幅图输入网络训练模型,采用滑动窗口的方式寻找目标中心位置,能够实时预测一张图像上多个目标的类别和位置。

[0013] 3、Pascal VOC,是一种数据集格式,由5个部分构成:JPEGImages,Annotations,ImageSets, SegmentationClass以及SegmentationObject。JPEGImages:存放训练与测试的所有图片;Annotations:存放每张图片打完标签所对应的XML文件,XML文件主要包含图像的宽高、转向标志的类别和真实坐标框的信息;ImageSets:ImageSets文件夹下主要是Main文件夹,存放四个文本文件test.txt、train.txt、trainval.txt、val.txt,其中分别存放的是测试集图片的文件名、训练集图片的文件名、训练验证集图片的文件名、验证集图片的文件名;SegmentationClass与SegmentationObject:存放的都是图片,且都是图像分割结果图。

[0014] 4、透视降采样,是本发明提出的一种图像处理方法。根据图像划定的ROI区域由远及近增大降采样比例,最远处小目标的分辨率基本不变,近处按照透视比例降采样,在保留原图信息的条件下降低图像的分辨率。

[0015] 5、非极大值抑制, (Non-Maximum Suppression, NMS), 是一种搜索局部最大值、抑制极大值的算法。目标检测过程中同一个目标位置上会产生大量的候选框,候选框相互之间会有重叠,利用非极大值抑制找到最佳目标边界框,消除冗余的边界框。

[0016] 6、Kmeans++,一种目标聚类算法,该算法改进kmeans算法初始点的选择方式,采用使初始聚类中心之间的相互距离尽可能远的原则进行选择,最终得到紧凑且独立的目标簇。

[0017] 本发明的技术方案为:

[0018] 一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,所述地面标志是指位于道路平面上的各种标志,以导向箭头标志为主,主要研究五类常见的标志,包括直行或右转、直行或左转、直行、左转、右转,为了简洁直观的显示类别,分别用SorR、SorL、S、L、R表示,包括步骤如下:

[0019] (1) 构建数据集

[0020] 通过安装在车辆前方的车载相机实时获取道路图像并进行标注,构建数据集,将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集。

[0021] (2) 透视降采样

[0022] 地面转向标志特征简单,近处大目标所在区域像素冗余。为满足实际需求,缩小图像尺寸,同时消除透视投影误差,结合逆透视变换和普通降采样,将数据集中道路图像中划定的梯形ROI区域进行透视降采样操作;

[0023] (3) 构建YOLO目标检测模型

[0024] YOLO目标检测模型为改进后的YOLOv3-tiny网络,

[0025] 改进后的YOLOv3-tiny网络包括依次连接的卷积层conv1、池化层maxpool1、卷积层conv2、池化层maxpool2、卷积层conv3、卷积层conv4、池化层maxpool3、卷积层conv5、池化层maxpool4、卷积层conv6、池化层maxpool5、卷积层conv7、卷积层conv8、上采样层Upsample1、连接层concat1、卷积层conv9、卷积层conv10、上采样层Upsample2、连接层concat2、卷积层conv11、卷积层conv12;

[0026] 卷积层conv5连接连接层concat2,卷积层conv6连接连接层concat1;卷积层conv4的卷积步长为1,池化层maxpool3的步长为2,卷积层conv10的输出尺度为 26×26 ,卷积层conv12的输出尺度为 52×52 。

[0027] (4) 训练YOLO目标检测模型

[0028] 将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型进行训练;

[0029] (5) 测试训练好的YOLO目标检测模型

[0030] 将测试集中的道路图像输入训练好的YOLO目标检测模型进行测试,训练好的YOLO目标检测模型实时准确的检测出目标的位置和类别。

[0031] 根据本发明优选的,训练YOLO目标检测模型,具体实现步骤包括:

[0032] A、YOLO网络借鉴了GoogLeNet分类网络结构,输入图像只要经过一次检测,就会得到图像中所有物体的位置及其所属类别的概率。将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型,将该道路图像划分为 $S \times S$ 个网格,若某个物体即某个标志的真实框中心点落入某个网格中,则该网格负责预测该物体,每个网格预测B个边界框以及边界框的置信度(confidence score),置信度即每个边界框中包含物体的概率,具体包括:一是该边界框含有目标的可能性大小,记为 $Pr(Object)$,当该边界框是背景不含目标时, $Pr(Object) = 0$,当包含目标时, $Pr(Object) = 1$;二是该边界框的准确度,用预测框与真实框(ground truth)的交并比(intersection over union, IOU)表示,记为 IOU_{pred}^{truth} ;置信度如式(I)所示:

$$[0033] \quad Confidence = Pr(Object) \times IOU_{pred}^{truth} \quad (I)$$

[0034] 式(I)中,confidence为置信度评分, $Pr(Object)$ 为边界框含有目标的可能性,IOU为预测框与真实框交并比,truth为实际标注的边界框面积,pred为预测的边界框面积,代表truth和pred 的交集与并集的比值;

[0035] 对结果进行预测,由条件类别概率和置信度评分乘积得到类别的置信度,如式(II)所示:

$$[0036] \quad classConfidence = Pr(class_i | Object) \times confidence \quad (II)$$

[0037] 式(II)中,classConfidence是指边界框类别置信度,表征的是该边界框中目标属于各个类别的可能性大小以及边界框匹配目标的好坏; $Pr(class_i | Object)$ 是指该网格存在物体且属于第i类的概率; $class_i$ 是指目标种类中的第i个类别;

[0038] B、利用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)去掉冗余预测窗口,得到类别的置信度最高的预测窗口,即为检测结果;

[0039] 进一步优选的,步骤(1)中,

[0040] 为降低数据集冗余度,每隔5帧抽取1张道路图像作为数据集,该数据集中道路图像包括不同城市的不同场景的道路图像;

[0041] 数据集满足Pascal VOC数据集格式;

[0042] 按照7:2:1的比例将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集;

[0043] 使用LabelImg进行标注;

[0044] 所述数据集包括车载相机拍摄的道路图像和xml标注文件。

[0045] 进一步优选的,步骤(1)中,改进后的YOLOv3-tiny网络训练时,将xml标注文件转换为txt文件,每个txt文件中存放对应图片的目标类别、目标中心点相对于整张图片的坐标X和Y、标注框Box的宽W和高H,其中,目标类别由数字索引。目标的中心点X、Y和标注框的W和H都是相对于整张图片的比例。

[0046] 选用随机性更小的k-means++聚类代替k-means算法对自建地标数据集集中的

anchor即手动标注的目标真实框尺寸进行聚类分析。

[0047] 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

[0048] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

[0049] 本发明的有益效果有:

[0050] 1、本发明提出一种透视降采样的图像预处理方法,既消除道路图像的透视形变,也在不影响检测目标特征的前提下,尽可能缩小图像尺寸加速训练。

[0051] 2、本发明利用实时性神经网络检测地面标志,鲁棒性强,可以应对标志模糊、光照变化、阴影遮挡等情况。

[0052] 3、本发明提出根据数据集聚类结果,自适应调整网络的特征金字塔输出尺度为 26×26 和 52×52 ,将小尺度的先验边界框分配给 52×52 特征图。

[0053] 4、本发明构建了一个道路转向标志的数据集,以导向箭头标志为主,主要包含五类常见的标志,分别为直行或右转、直行或左转、直行、左转、右转

[0054] 5、本发明通过改进网络结构,减小了模型体积,使得该神经网络模型可以灵活在低端嵌入式设备上部署。

附图说明:

[0055] 图1为本发明基于透视降采样的YOLO地面标志检测的流程图;

[0056] 图2为透视降采样效果图;

[0057] 图3为本发明改进后的YOLOv3-tiny网络结构示意图;

[0058] 图4为晴天地面标志检测效果示意图;

[0059] 图5为傍晚地面标志检测效果示意图;

[0060] 图6为阴影遮挡地面标志检测效果示意图;

[0061] 图7为磨损涂改地面标志检测效果示意图;

[0062] 图8为车前标志距离5米检测效果示意图;

[0063] 图9为车前标志距离25米检测效果示意图;

[0064] 图10为车前标志距离50米检测效果示意图。

具体实施方式

[0065] 下面结合说明书附图和实施例对本发明作进一步限定,但不限于此。

[0066] 实施例1

[0067] 一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法,地面标志是指位于道路平面上的各种标志,以导向箭头标志为主,主要研究五类常见的标志,包括直行或右转、直行或左转、直行、左转、右转,为了简洁直观的显示类别,分别用SorR、SorL、S、L、R表示,如图1所示,包括步骤如下:

[0068] (1) 视频采集,分帧筛选,标注制作构建数据集

[0069] 通过安装在车辆前方的车载相机实时获取道路图像并进行标注,构建数据集,将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集。

[0070] (2) 透视降采样

[0071] 地面转向标志特征简单,近处大目标所在区域像素冗余。为满足实际需求,缩小图像尺寸,同时消除透视投影误差,结合逆透视变换和普通降采样,如图2所示,将数据集中道路图像中划定的梯形ROI区域进行透视降采样操作;

[0072] 数据集原始图片尺寸为 2700×2400 和 1920×1080 ,使用原图训练速度慢,训练特征图感受野较大,不适宜检测小目标。为了在嵌入式系统中进行实时目标检测,将图像导入设备时,首先会将图像进行降采样操作,降低图像分辨率,加速训练。普通降采样对大小为 $M \times M$ 的图片进行 S 倍缩放,原始图片变为 $(M/S) \times (N/S)$,原始图像中每 $S \times S$ 的像素点转化为降采样图片中的一个像素点。经过数倍普通降采样后,有效像素较少的目标特征不明显,甚至整个目标丢失。

[0073] 本发明选取图像的梯形ROI为车前道路区域(如 $12m \times 60m$),设定生成图像分辨率为 400×350 ,将梯形ROI区域按照图像的透视比例进行降采样,由远及近增大降采样比例,使得靠近梯形上底位置,即车前距离远处的小目标分辨率基本不变,越靠近梯形ROI下底区域,即车前近处的大目标降采样比例越高,分辨率降低,在保留原图信息的条件下降低图像的分辨率。透视降采样,不同于普通降采样或逆透视变换,该方法正确处理高分辨率输入图像,基本不改变远处小目标分辨率,依靠降低近处大目标分辨率缩小图像尺寸,同时消除透视投影误差。

[0074] (3) 构建YOLO目标检测模型

[0075] YOLO目标检测模型为改进后的YOLOv3-tiny网络,

[0076] 改进后的YOLOv3-tiny网络包括依次连接的卷积层conv1、池化层maxpool1、卷积层conv2、池化层maxpool2、卷积层conv3、卷积层conv4、池化层maxpool3、卷积层conv5、池化层maxpool4、卷积层conv6、池化层maxpool5、卷积层conv7、卷积层conv8、上采样层Upsample1、连接层concat1、卷积层conv9、卷积层conv10、上采样层Upsample2、连接层concat2、卷积层conv11、卷积层conv12;

[0077] 卷积层conv5连接连接层concat2,卷积层conv6连接连接层concat1;

[0078] 基于自建landmark数据集的进行边界框聚类,修改网络中对应的anchor尺寸;

[0079] 利用浅层感受野强化深层信息。为了有效利用浅层特征,本发明在网络特征提取部分强化浅层信息,增强对第3个串联式卷积池化层的特征提取效果,将maxpool层改为conv4,卷积层conv4 的卷积步长为1,不改变通道维度和特征图尺寸,池化层maxpool3的步长为2,改变特征图尺寸,如图3中框A所示。

[0080] 自适应调整特征金字塔(FPN)的融合输出尺度。根据landmark数据集边界框聚类结果,将FPN 的输出尺度由 13×13 和 26×26 调整为 26×26 和 52×52 ,卷积层conv10的输出尺度为 26×26 ,卷积层conv12的输出尺度为 52×52 。通过更小的预选框提高小目标的检测精度,平衡不同尺度的地面标志。如图3中框B所示。

[0081] 原始YOLOv3-tiny算法在 13×13 和 26×26 尺度的特征图上进行目标检测,其满足对大目标的检测,但检测小目标需要更细粒度的特征。根据kmeans++对数据集中真实框的聚类结果,数据集多为中小目标,故本发明去掉 13×13 尺度这个适合大目标的特征图,将YOLOv3-tiny网络的特征图尺度调整为 26×26 和 52×52 ,增加对小目标的检测效果。

[0082] 选取计算复杂度低、模型体积小的实时检测网络YOLOv3-tiny作为基准网络,将深

度学习神经网络应用于地面标志检测。

[0083] (4) 训练YOLO目标检测模型

[0084] 将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型进行训练；

[0085] (5) 目标测试：测试训练好的YOLO目标检测模型

[0086] 将测试集中的道路图像输入训练好的YOLO目标检测模型进行测试，训练好的YOLO目标检测模型实时准确的检测出目标的位置和类别。

[0087] 实施例2

[0088] 根据实施例1所述的一种基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法，其区别在于：

[0089] 训练YOLO目标检测模型，具体实现步骤包括：

[0090] A、YOLO网络借鉴了GoogLeNet分类网络结构，输入图像只要经过一次检测，就会得到图像中所有物体的位置及其所属类别的概率。将训练集中的道路图像输入YOLO目标检测模型，将该道路图像划分为 $S \times S$ 个网格，若某个物体即某个标志的真实框中心点落入某个网格中，则该网格负责预测该物体，每个网格预测B个边界框以及边界框的置信度(confidence score)，置信度即每个边界框中包含物体的概率，具体包括：一是该边界框含有目标的可能性大小，记为 $Pr(Object)$ ，当该边界框是背景不含目标时， $Pr(Object) = 0$ ，当包含目标时， $Pr(Object) = 1$ ；二是该边界框的准确度，用预测框与真实框(ground truth)的交并比(intersection over union, IOU)表示，记为 IOU_{pred}^{truth} ；置信度如式(I)所示：

[0091] $Confidence = Pr(Object) \times IOU_{pred}^{truth}$ (I)

[0092] 式(I)中，confidence为置信度评分， $Pr(Object)$ 为边界框含有目标的可能性，IOU为预测框与真实框交并比，truth为实际标注的边界框面积，pred为预测的边界框面积，代表truth和pred的交集与并集的比值；

[0093] 对结果进行预测，由条件类别概率和置信度评分乘积得到类别的置信度，如式(II)所示：

[0094] $classConfidence = Pr(class_i | Object) \times confidence$ (II)

[0095] 式(II)中，classConfidence是指边界框类别置信度，表征的是该边界框中目标属于各个类别的可能性大小以及边界框匹配目标的好坏； $Pr(class_i | Object)$ 是指该网格存在物体且属于第i类的概率； $class_i$ 是指目标种类中的第i个类别；

[0096] B、利用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)去掉冗余预测窗口，得到类别的置信度最高的预测窗口，即为检测结果；

[0097] 步骤(1)中，通过安装在车辆前方的车载相机实时获取道路图像，使用LabelImg标注制作22000余张数据。为降低数据集冗余度，每隔5帧抽取1张道路图像作为数据集，该数据集中道路图像包括不同城市的不同场景的道路图像；

[0098] 数据集满足Pascal VOC数据集格式；

[0099] 按照7:2:1的比例将数据集中的道路图像划分为训练集、测试集和验证集；

[0100] 使用LabelImg进行标注；制作22000余张数据。

[0101] 数据集包括车载相机拍摄的道路图像和xml标注文件。

[0102] 步骤(1)中，改进后的YOLOv3-tiny网络训练时，将xml标注文件转换为txt文件，每个txt文件中存放对应图片的目标类别、目标中心点相对于整张图片的坐标X和Y、标注框

Box的宽W 和高H,其中,目标类别由数字索引。目标的中心点X、Y和标注框的W和H都是相对于整张图片的比例。

[0103] 选用随机性更小的k-means++聚类代替k-means算法对自建地标数据集中的anchor即手动标注的目标真实框尺寸进行聚类分析。

[0104] 训练得到YOLO目标检测模型,运用YOLO目标检测模型进行测试。将包含不同距离的地标测试集图像输入网络,在Linux环境下进行检测,最终得到地面标志的识别结果。识别结果如图4、图5、图6、图7、图8、图9、图10所示,图4为晴天地面标志检测效果示意图;图5为傍晚地面标志检测效果示意图;图6为阴影遮挡地面标志检测效果示意图;图7为磨损涂改地面标志检测效果示意图;图8为根据本实施例所述方法求取的车前标志距离5米检测效果示意图;图9为根据本实施例所述方法求取的车前标志距离25米检测效果示意图;图10为根据本实施例所述方法求取的车前标志距离50米检测效果示意图。由图4-图7可知,本发明所述方法可以在晴天、傍晚、阴影遮挡、磨损涂改等条件下准确检测地面标志,实时可靠。由图8-图10可知,本发明能在不同距离条件下实时准确的检测到地标所在位置和类别,且模型体积只有8.3MB,易于在低端移动设备等部署。

[0105] 实施例3

[0106] 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现实施例1或2基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

[0107] 实施例4

[0108] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现实施例1或2基于透视降采样的YOLO地面标志检测方法的步骤。

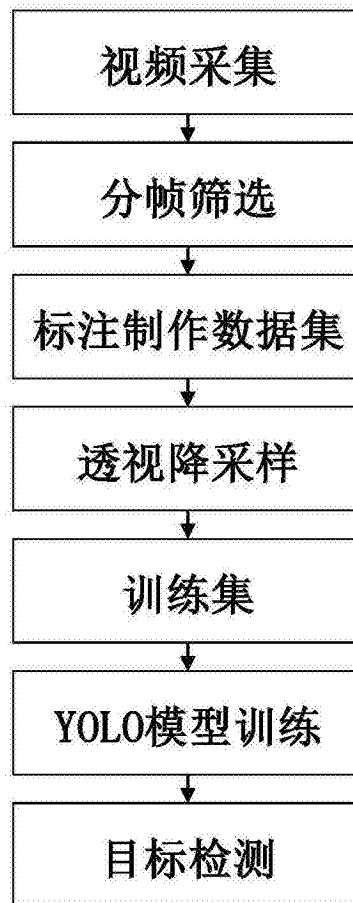


图1

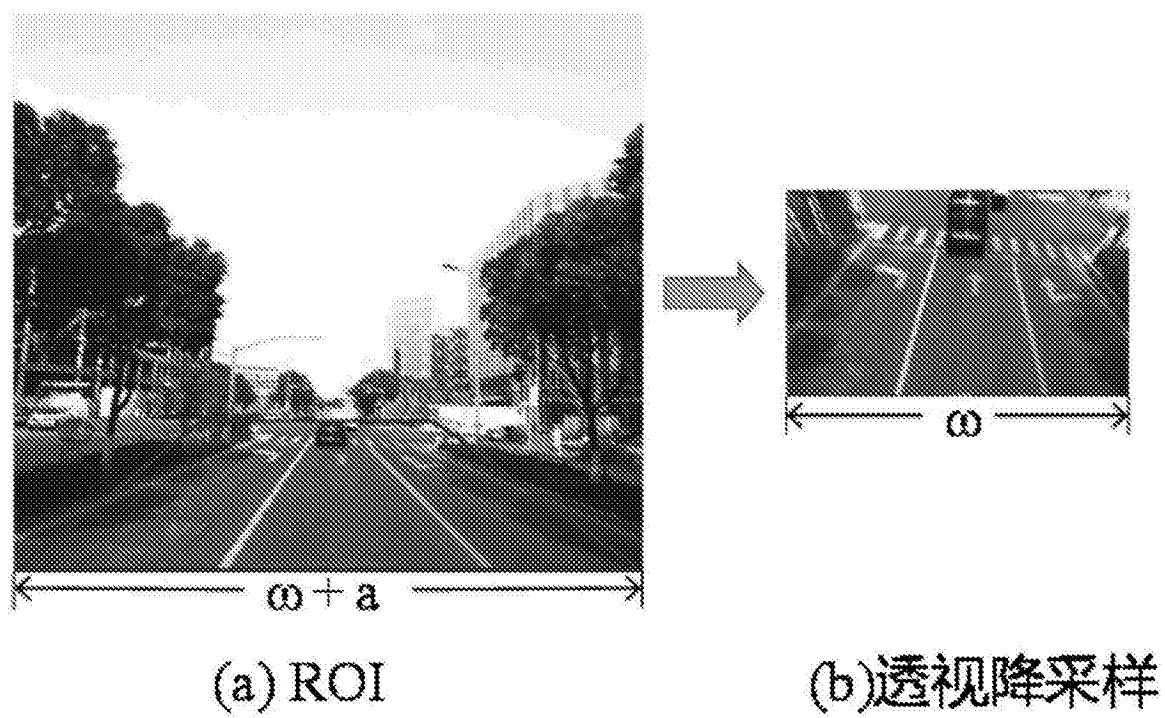


图2

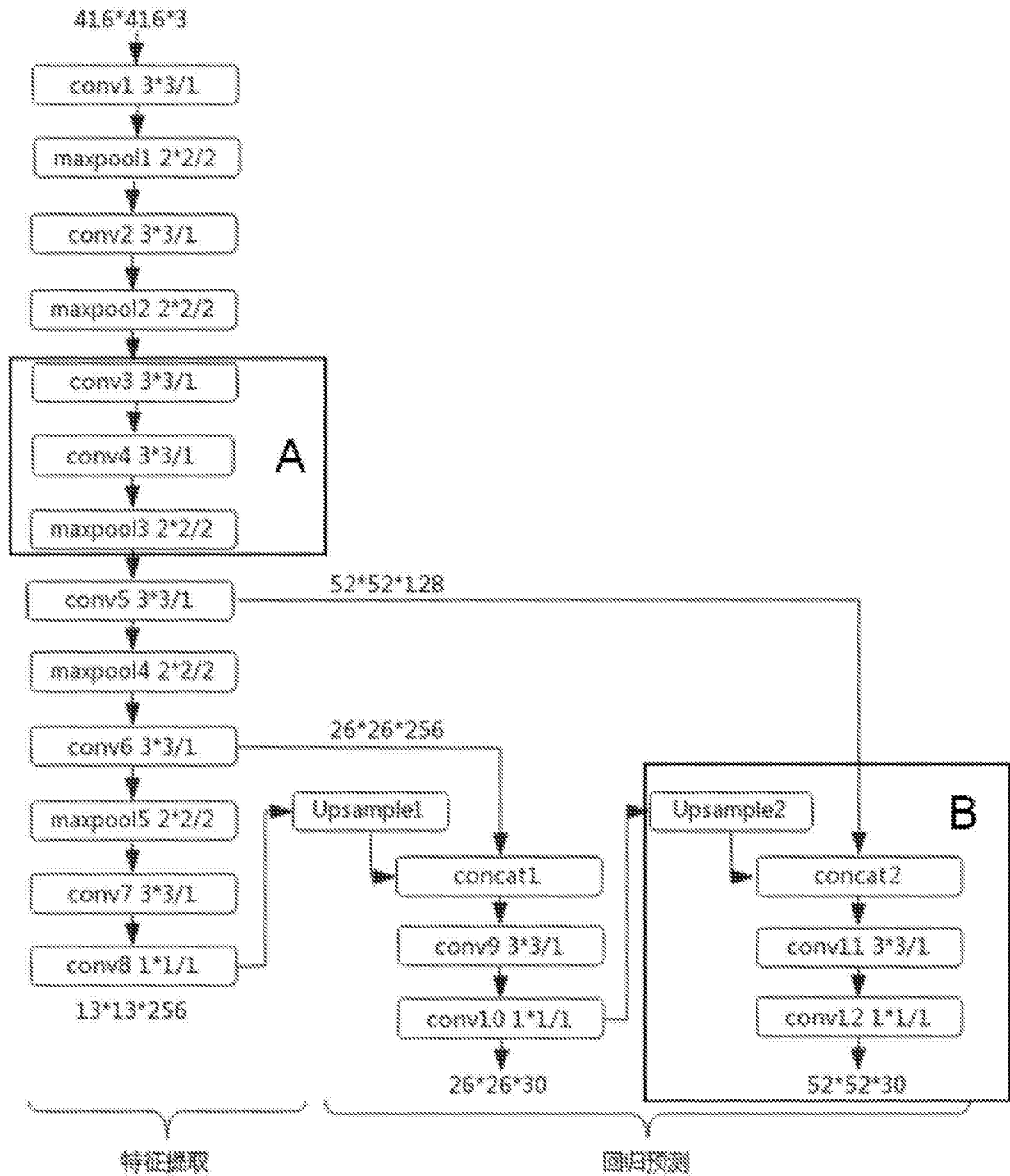


图3

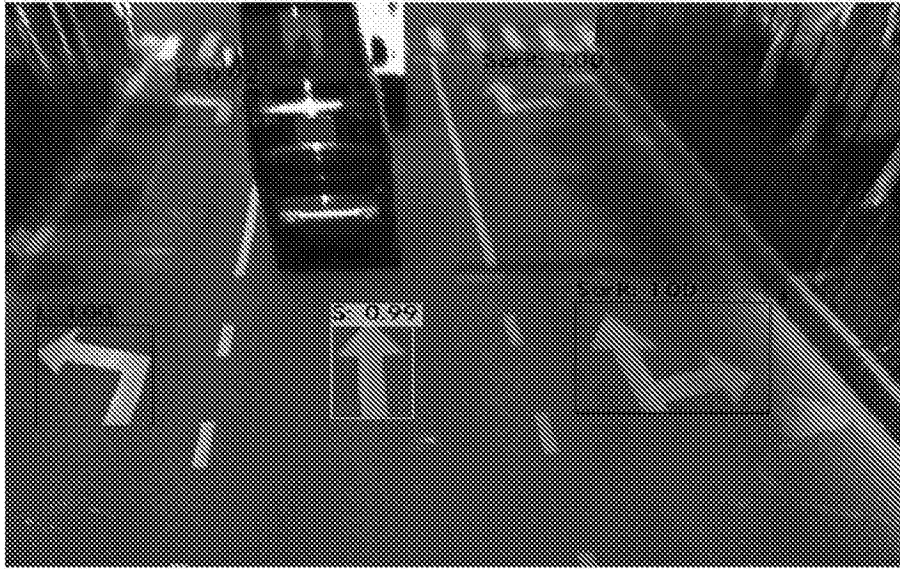


图4

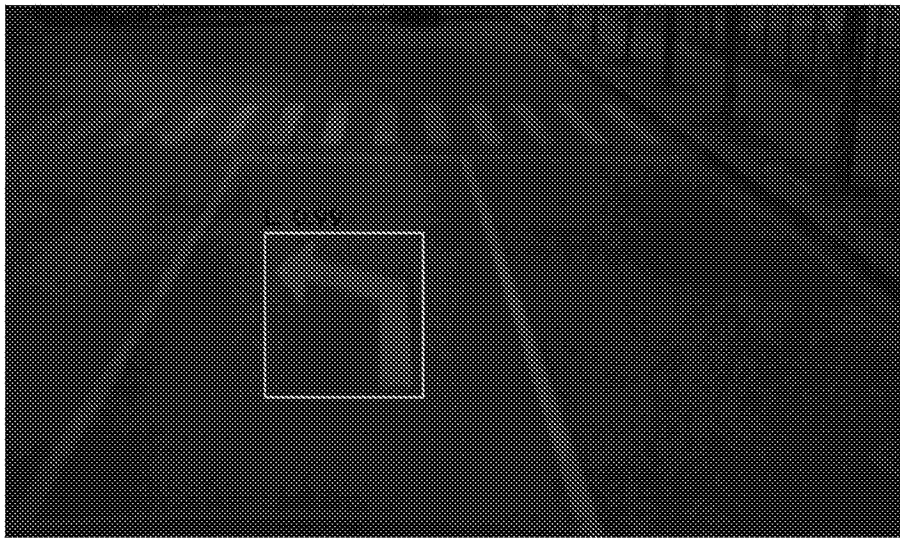


图5



图6

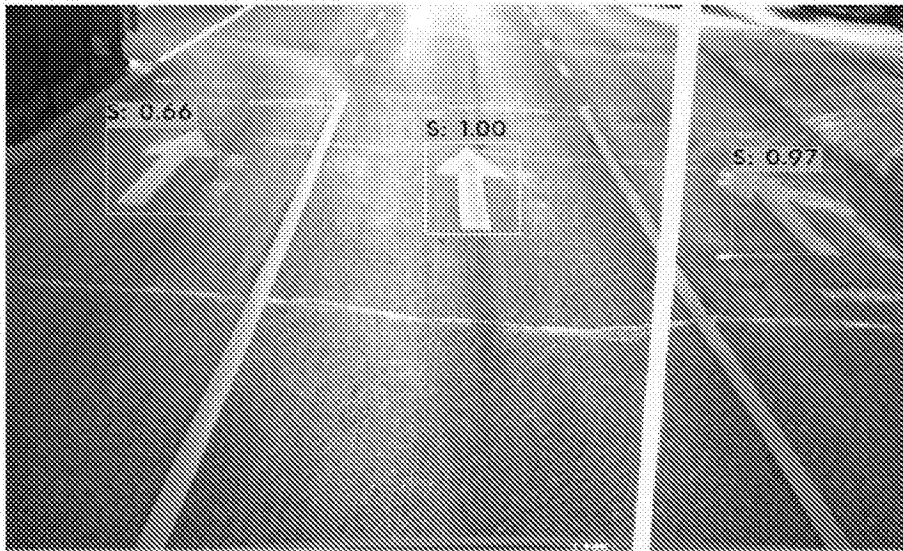


图7

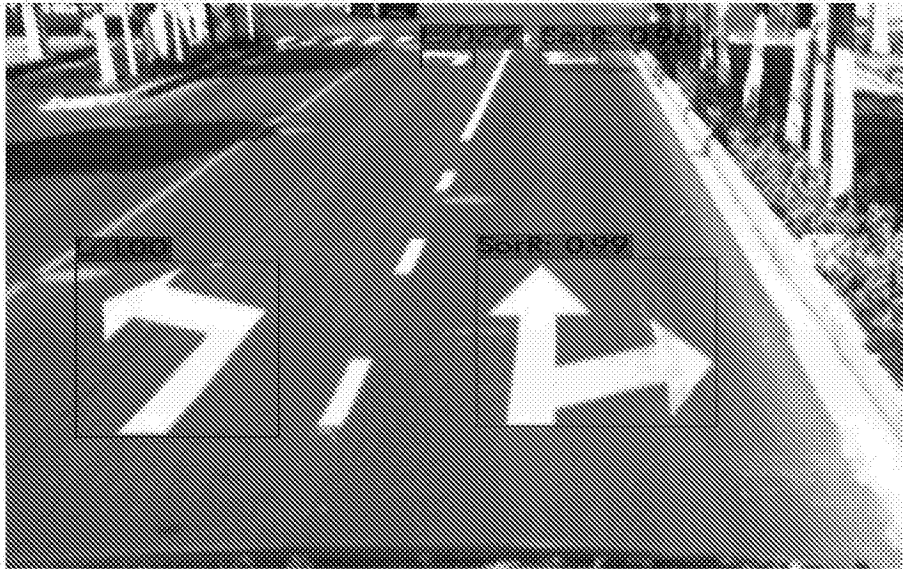


图8

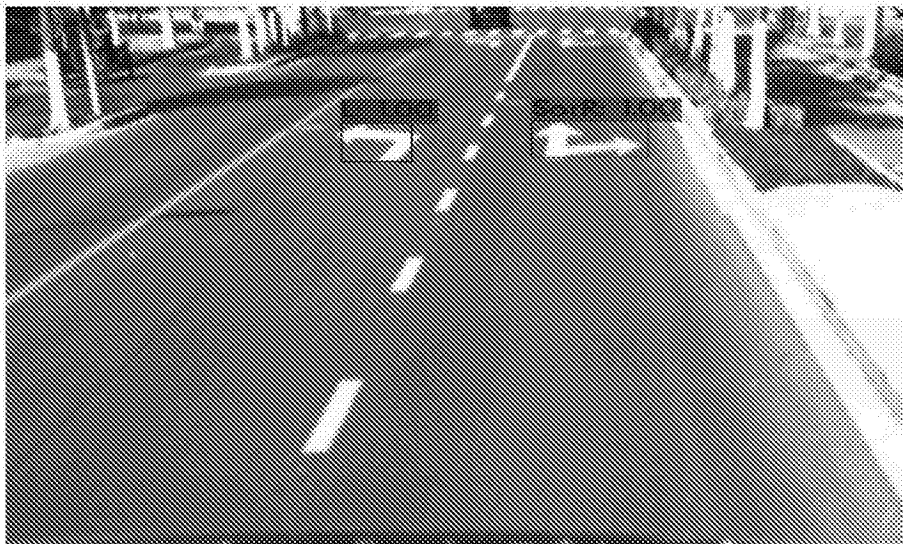


图9

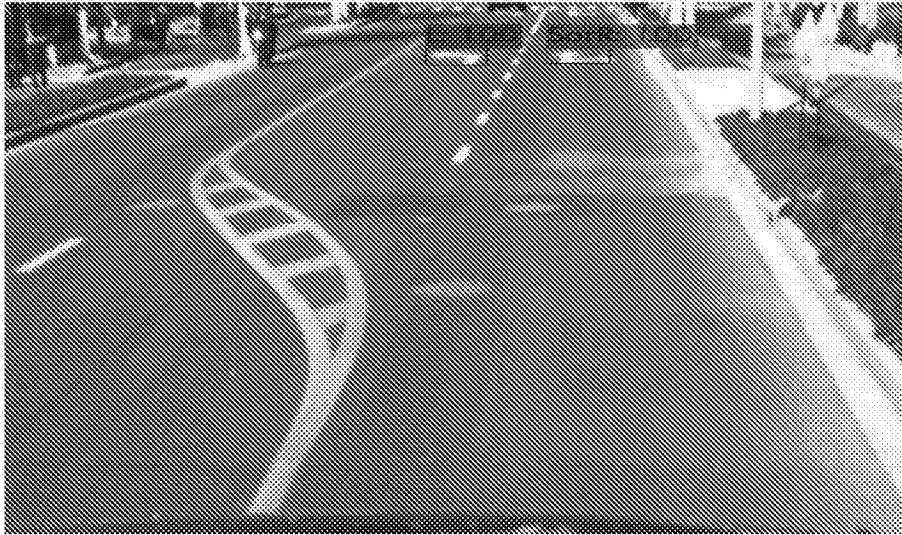


图10