



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117372829 B

(45) 授权公告日 2024. 09. 24

(21) 申请号 202311387377.2

G06V 10/82 (2022.01)

(22) 申请日 2023.10.25

G06N 3/0464 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06V 10/764 (2022.01)

申请公布号 CN 117372829 A

G06V 10/774 (2022.01)

G06T 5/73 (2024.01)

(43) 申请公布日 2024.01.09

(56) 对比文件

(73) 专利权人 中国船舶集团有限公司第七一一研究所

CN 116403127 A, 2023.07.07

地址 201108 上海市闵行区华宁路3111号

审查员 杨丹

(72) 发明人 张婷 黄滔 徐驰骋 赵思恒
陆晓玲

(74) 专利代理机构 深圳紫藤知识产权代理有限公司 44570

专利代理师 朱远枫

(51) Int. Cl.

G06V 10/80 (2022.01)

权利要求书2页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

海上船舶目标识别方法、装置、电子设备及其可读介质

(57) 摘要

本申请公开了海上船舶目标识别方法、装置、电子设备及其可读介质,方法包括获取待识别的船舶航行图像;对船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;对每个层面上的特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取特征图的特征表示;利用上采样和下采样操作来融合不同层面的特征表示,获得融合特征;基于融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。本申请可以增强对图像的特征提取能力,学习更丰富更有代表性的特征,有效地提升在不同尺度和复杂场景下的特征表达能力。通过多尺度的特征图的特征表示,可以捕捉到不同感受野大小的信息,提升对多尺度目标的检测能力和鲁棒性。



1. 一种海上船舶目标识别方法,其特征在于,包括:
获取待识别的船舶航行图像;
对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;
对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;
利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;
将所述融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个所述子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将所有所述子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征;
基于最终优化后的所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。
2. 根据权利要求1所述的海上船舶目标识别方法,其特征在于,所述方法还包括:基于所述船舶航行图像进行去雾处理。
3. 根据权利要求2所述的海上船舶目标识别方法,其特征在于,基于所述船舶航行图像进行去雾处理,之前包括:
增强所述船舶航行图像中边缘部分的明暗变化幅度,获得增强后的所述船舶航行图像。
4. 根据权利要求1所述的海上船舶目标识别方法,其特征在于,对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图,对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示,利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别是通过目标识别模型实现;
所述目标识别模型采用以下方法训练得到:
分别获取可见光船舶航行图像训练集和获取红外船舶航行图像训练集,所述可见光船舶航行图像训练集和所述红外船舶航行图像训练集均标注了目标的类别;
基于所述可见光船舶航行图像训练集,对所述目标识别模型进行训练,直至所述目标识别模型的损失函数收敛,获得可见光船舶目标识别模型,以在白天条件下调用所述可见光船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别;
基于所述红外船舶航行图像训练集,对所述目标识别模型进行训练,直至所述目标识别模型的损失函数收敛,获得红外船舶目标识别模型,以在黑夜条件下调用所述红外船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别。
5. 根据权利要求4所述的海上船舶目标识别方法,其特征在于,所述方法还包括判断当前为白天条件还是黑夜条件,进而确定选择所述可见光船舶目标识别模型或选择红外船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别;
判断当前为白天条件还是黑夜条件,包括:
针对所述待识别的船舶航行图像,将其r通道、g通道、b通道单独取出,分别计算各通道的平均值;
将三个通道的所述平均值相加后除以3得到所述船舶航行图像的平均rgb值;
将所述平均rgb值与预设值比较,确定是白天还是黑夜。

6. 一种海上船舶目标识别装置,其特征在于,所述装置包括:

图像采集模块,用于获取待识别的船舶航行图像;

目标识别模型,用于对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;

特征优化模块,用于将所述融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个所述子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将有所述子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征;

其中,所述目标识别模型用于基于最终优化后的所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

7. 根据权利要求6所述的海上船舶目标识别装置,其特征在于,所述目标识别模型包括依次连接的特征图提取模块、空洞空间卷积池化金字塔、特征融合模块、目标检测模块和损失函数;

所述特征图提取模块,用于对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;

所述空洞空间卷积池化金字塔,用于对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;

所述特征融合模块,用于利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;

所述目标检测模块,用于基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标边界框和目标类别;

所述损失函数,用于计算优化获得所述目标边界框和所述目标类别与真实标签之间的差异,并用于优化所述目标识别模型的参数。

8. 根据权利要求7所述的海上船舶目标识别装置,其特征在于,所述空洞空间卷积池化金字塔包括1个卷积层、3个池化金字塔和1个ASPP池化层,其中,所述卷积层分别与3个所述池化金字塔连接,3个所述池化金字塔均与所述ASPP池化层连接。

9. 根据权利要求7所述的海上船舶目标识别装置,其特征在于,所述特征优化模块具有输入端和输出端,所述输入端连接所述特征融合模块,所述输出端连接所述目标检测模块。

10. 一种电子设备,其特征在于,包括:处理器和存储器;

所述存储器,用于存储计算机操作指令;

所述处理器,用于通过调用所述计算机操作指令,执行如权利要求1至5中任一项所述的海上船舶目标识别方法。

11. 一种计算机可读介质,其特征在于,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行可实现如权利要求1-5中任意一项所述的海上船舶目标识别方法。

海上船舶目标识别方法、装置、电子设备及可读介质

技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理技术领域,具体涉及海上船舶目标识别方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 随着智能船舶领域的快速发展,使用计算机视觉手段辅助船舶进行航行期间的场景感知已成为众多船舶的选择。包含目标识别算法的机器视觉方法能为船员提供智能化的辅助判断信息,从而有效提高船舶航行时的安全性,同时为未来无人船发展提供重要的技术支撑。但实际海上环境复杂多变,可见光摄像头只能满足白天的识别任务,夜晚条件下必须引入红外摄像头加以辅助,但红外摄像头分辨率普遍不高,从而增加了算法识别的难度。此外,海上航行时海雾会造成能见度低等恶劣状况,从而导致图像质量严重下降,且海面船舶目标尺度相差较大,距离较远的船舶目标过小,极易造成漏识别等问题。

[0003] 因此如何将海上船舶目标识别方法应用于实际场景下从而有效解决船舶目标识别任务是当前研究的热点。

发明内容

[0004] 本申请的技术目的在于海上船舶目标识别方法、装置、电子设备及可读介质,能够提高海上船舶目标识别的精度。

[0005] 为实现上述技术目的,本申请采用以下方法。

[0006] 第一方面,本申请提供了一种海上船舶目标识别方法,包括:

[0007] 获取待识别的船舶航行图像;

[0008] 对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;

[0009] 对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;

[0010] 利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;

[0011] 基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0012] 进一步地,所述方法还包括:

[0013] 基于所述船舶航行图像进行去雾处理。

[0014] 再进一步地,基于所述船舶航行图像进行去雾处理,之前包括:

[0015] 增强所述船舶航行图像中边缘部分的明暗变化幅度,获得增强后的所述船舶航行图像。

[0016] 进一步地,基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别,包括:

[0017] 将所述融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个所述子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将所有所述子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征;

[0018] 基于最终优化后的所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0019] 进一步地,所述对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别是通过目标识别模型实现;

[0020] 所述目标识别模型采用以下方法训练得到:

[0021] 分别获取可见光船舶航行图像训练集和获取红外船舶航行图像训练集,所述可见光船舶航行图像训练集和所述红外船舶航行图像训练集均标注了目标的类别;

[0022] 基于所述可见光船舶航行图像训练集,对所述目标识别模型进行训练,直至所述目标识别模型的损失函数收敛,获得可见光船舶目标识别模型,以在白天条件下调用所述可见光船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别;

[0023] 基于所述红外船舶航行图像训练集,对所述目标识别模型进行训练,直至所述目标识别模型的损失函数收敛,获得红外船舶目标识别模型,以在黑夜条件下调用所述红外船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别。

[0024] 再进一步地,所述方法还包括判断当前为白天条件还是黑夜条件,进而确定选择所述可见光船舶目标识别模型或选择红外船舶目标识别模型进行海上船舶目标识别;

[0025] 判断当前为白天条件还是黑夜条件,包括:

[0026] 针对所述待识别的船舶航行图像,将其r通道、g通道、b通道单独取出,分别计算各通道的平均值;

[0027] 将三个通道的所述平均值相加后除以3得到所述船舶航行图像的平均rgb值;

[0028] 将所述平均rgb值与预设值比较,确定是白天还是黑夜。

[0029] 第二方面,本申请实施例提供了一种海上船舶目标识别装置,所述装置包括:

[0030] 图像采集模块,用于获取待识别的船舶航行图像;

[0031] 目标识别模型,用于对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0032] 进一步地,所述目标识别模型包括依次连接的特征图提取模块、空洞空间卷积池化金字塔、特征融合模块、目标检测模块和损失函数;

[0033] 所述特征图提取模块,用于对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图;

[0034] 所述空洞空间卷积池化金字塔,用于对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示;

[0035] 所述特征融合模块,用于利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征;

[0036] 所述目标检测模块,用于基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标

边界框和目标类别；

[0037] 所述损失函数,用于计算优化获得所述目标边界框和所述目标类别与真实标签之间的差异,并用于优化所述目标识别模型的参数。

[0038] 再进一步地,所述空洞空间卷积池化金字塔包括1个卷积层、3个池化金字塔和1个ASPP池化层,其中,所述卷积层分别与3个所述池化金字塔连接,3个所述池化金字塔均与所述ASPP池化层连接。

[0039] 进一步地,所述装置还包括特征优化模块,所述特征优化模块具有输入端和输出端,所述输入端连接所述特征融合模块,所述输出端连接所述目标检测模块；

[0040] 所述特征优化模块,用于将所述融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个所述子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将所有所述子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征；

[0041] 第三方面,本申请实施例提供了一种电子设备,包括:处理器和存储器；

[0042] 所述存储器,用于存储计算机操作指令；

[0043] 所述处理器,用于通过调用所述计算机操作指令,执行如第一方面任一所述的海上船舶目标识别方法。

[0044] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行可实现如第一方面任一所述的海上船舶目标识别方法。

[0045] 与现有技术相比,本申请实施例提供的海上船舶目标识别方法,对船舶航行图像提取多个层面的特征图,通过对每个层面上的特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,可以增强对图像的特征提取能力,可以学习更丰富更有代表性的特征,有效地提升在不同尺度和复杂场景下的特征表达能力。通过多尺度的特征图的语义特征,可以捕捉到不同感受野大小的信息,提升对多尺度目标的检测能力,可以提升目标检测的性能和鲁棒性。

[0046] 本申请实施例提供的海上船舶目标识别装置能够改善图片低分辨率的问题,提高小目标识别的准确性。

附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例描述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申请的一些实施例,对于本领域技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0048] 图1是本申请实施例一提供的海上船舶目标识别方法流程示意图；

[0049] 图2是本申请实施例二提供的海上船舶目标识别方法流程示意图；

[0050] 图3是本申请实施例提供的海上船舶目标识别方法中去雾步骤前的效果图；

[0051] 图4是本申请实施例提供的海上船舶目标识别方法中去雾步骤后的效果图；

[0052] 图5是本申请实施例三提供的海上船舶目标识别装置结构示意图；

[0053] 图6是本申请实施例四提供的海上船舶目标识别装置结构示意图；

[0054] 图7是本申请实施例可见光识别效果示意图；

- [0055] 图8是本申请实施例红外识别效果示意图；
- [0056] 图9是本申请一实施例提供的海上船舶目标识别装置结构示意图；
- [0057] 图10是本申请一实施例提供的电子设备结构示意图；
- [0058] 附图标记：
- [0059] 1-海上船舶目标识别装置、10-图像采集模块、20-目标识别模型、21-特征图提取模块、22-空洞空间卷积池化金字塔、23-特征融合模块、24-目标检测模块、25-损失函数、26-特征优化模块、30-图像去雾模块、40-图像增强模块、2-电子设备、210-处理器、220-存储器、230-总线、240-通信模块。

具体实施方式

[0060] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请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申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域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,都属于本申请保护的范围。

[0061] 海上存在各种类型和规模的船舶,它们具有不同的外观、尺寸、速度和行为模式,这使得船舶识别变得复杂而困难。此外船舶在海上航行过程中,观测船舶的距离可能较远,这会导致船舶细节模糊或难以辨认。远距离观测还可能受到天气、海况和大气条件等因素的影响,进一步增加了船舶识别的挑战。

[0062] 为此需要提出识别精度更高的海上船舶目标识别方法和装置。

[0063] 本申请实施例提供的海上船舶目标识别方法,对船舶航行图像提取多个层面的特征图,对每个层面上的特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,可以增强对图像的特征提取能力,可以学习更丰富更有代表性的特征,有效地提升在不同尺度和复杂场景下的特征表达能力。通过多尺度的特征图的语义特征,可以捕捉到不同感受野大小的信息,提升对多尺度目标的检测能力,可以提升目标检测的性能和鲁棒性。另外,本申请实施例中还通过将融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图,并基于子特征图形成新的特征图,能够降低整体方法的复杂度,减小内存占用和计算开销。

[0064] 本申请实施例提供的海上船舶目标识别装置能够改善图片低分辨率的问题,提高小目标识别的准确性。

[0065] 以下结合说明书附图和具体实施例对本申请做进一步说明。

[0066] 实施例一

[0067] 如图1所示,本实施例提供一种海上船舶目标识别方法,可应用于电子设备,该方法包括:

[0068] 步骤101:获取待识别的船舶航行图像。

[0069] 可以理解的是,在具体实施例中,可以搭建双光谱(可见光/红外)摄像头并完成数据采集。可选地,摄像头型号为海康威视DS-2TD2667-25双光谱相机,其中可见光的分辨率为 2688×1520 ,红外的分辨率为 640×512 。确定好两个摄像头间距后,将其安装固定于特制的铝型材支架上。在某拖轮船上驾驶室前将支架固定在围栏处,随着拖轮入海作业,完成航行过程中的视频数据采集。

[0070] 步骤102:对所述船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图。

[0071] 在具体实施例中,图像的特征提取可以通过卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)来实现,其中卷积操作负责提取特征,如多层卷积神经网络或多尺度卷积神经网络等。

[0072] 步骤103:对每个层面上的特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取特征图的特征表示。

[0073] 步骤104:利用上采样和下采样操作来融合不同层面的特征表示,获得融合特征。下采样可以用于提取较高级别的语义特征,上采样可以恢复特征图的空间分辨率,以便与其他层级的特征融合。具体实施例中,如将每个上采样特征图与相应的下采样特征图进行横向连接,通过逐元素的求和操作将横向连接的特征图进行融合。这样就能够获得不同尺度上的特征图融合表示,以提供多层次、多尺度的特征表示。

[0074] 步骤105:基于融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0075] 在具体实例中,可采用空洞空间卷积池化金字塔22对层面上的特征图,通过在不同空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取特征图的特征表示。空洞空间卷积池化金字塔22即ASPP,全拼为Atrous Spatial Pyramid Pooling,也可以称为空洞空间池化金字塔。

[0076] 本申请实施例通过对特征图,通过在不同空洞率下应用空洞卷积和池化操作,可以增强对图像的特征提取能力,可以学习更丰富更有代表性的特征,有效地提升在不同尺度和复杂场景下的特征表达能力。通过多尺度的特征图的语义特征,可以捕捉到不同感受野大小的信息,提升对多尺度目标的检测能力,可以提升目标检测的性能和鲁棒性,改善图片低分辨率的问题,提高小目标识别的准确性。

[0077] 实施例二

[0078] 本实施例提供的一种海上船舶目标识别方法,如图2所示,包括:

[0079] 步骤201:获取待识别的船舶航行图像。

[0080] 步骤202:对船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图。

[0081] 步骤203:对每个层面上的特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取特征图的特征表示。

[0082] 步骤204:利用上采样和下采样操作来融合不同层面的特征表示,获得融合特征。

[0083] 步骤205:将融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将所有子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征。

[0084] 步骤206:基于最终优化后的融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0085] 本实施例通过将融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图,并基于子特征图形成新的特征图,能够降低整体方法的复杂度,减小内存占用和计算开销。

[0086] 在一些实施例中,可采用目标识别模型20实现步骤102~步骤105或步骤201~步骤206。目标识别模型20具体可见如下实施例介绍。

[0087] 除利用摄像头获取待识别的船舶航行图像之外,本示例中步骤102~步骤105或步骤201~步骤206可采用英伟达Jetson AGX Orin 32GB开发套件实现。英伟达Jetson AGX

Orin 32GB作为一个边缘计算模块,其AI计算能力高达275TOPS,可有效满足本示例的模型计算和应用开发需求。

[0088] 在实施例一或实施例二的基础上,其他实施例提供的海上船舶目标识别方法还包括去雾步骤,即基于所述船舶航行图像进行去雾处理。

[0089] 具体实施例中,可采用暗通道算法流程,首先计算原始有雾图像的暗通道,根据暗通道中的像素值升序,计算大气光成分A,接着求出每个像素的透射率t,根据大气光成分A和透射率t计算得到无雾图像。测试海雾条件下的暗通道算法参数,主要测试参数为暗通道最小值滤波半径r、导向中值滤波半径R。

[0090] 在一些示例中,为节省计算资源、提高计算速度,去雾步骤设置为可选,在能见度较好的气象条件下不开启,在雾气较重的情况下开启。因此设置判断模块,决定是否执行去雾处理。

[0091] 在一些示例中,基于所述船舶航行图像进行去雾处理之前包括:对船舶航行图像,增强图像中边缘部分的明暗变化幅度,获得增强后的船舶航行图像。

[0092] 具体实例中,使用USM锐化增强算法进行预处理,USM锐化增强算法将原图像低通滤波后产生一个模糊图像,原图像与这模糊图像相减得到保留高频成份的图像。再将高频图像用一个参数放大后与原图像叠加,得到增强的图像。

[0093] USM是一种主要通过增强图像中边缘部分的明暗变化幅度来提高视觉效果的锐化算法,假设原图为I,高斯模糊图为G,锐化后的图为D,锐化公式为:

$$[0094] \quad D = \frac{I - \omega \cdot G}{1 - \omega};$$

[0095] 其中 ω 表示权重,取值范围为0.1~0.9,通常取值为 $\omega = 0.6$ 。

[0096] 在得到暗通道图像后,使用导向滤波优化,在去雾效果上通过调整暗通道最小值滤波半径来调整去雾效果。本实例测试得到的最优参数为暗通道最小值滤波半径r=4,导向滤波中均值滤波半径R=32。去雾后的效果见图3和图4。

[0097] 实施例三

[0098] 本实施例提供了一种海上船舶目标识别装置1,如图5所示,装置包括:

[0099] 图像采集模块10,用于获取待识别的船舶航行图像;

[0100] 目标识别模型20,用于对各图像块进行特征提取,得到每个图像块的特征图;对每一特征图,通过在不同空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取特征图的语义特征;利用上采样和下采样操作来融合不同层级的语义特征,获得融合特征;基于融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标的边界框和类别。

[0101] 本申请实施例提供的海上船舶目标识别装置1,采用的目标识别模型20能够改善低分辨率和小目标识别的问题。

[0102] 在一些实施例中,如图5所示,目标识别模型20包括依次连接的特征图提取模块21、空洞空间卷积池化金字塔22、特征融合模块23、目标检测模块24和损失函数25。

[0103] 特征图提取模块21用于对每个层面上的所述特征图,通过在设定空洞率下应用空洞卷积和池化操作,以多尺度的方式提取所述特征图的特征表示。特征融合模块23用于利用上采样和下采样操作来融合不同层面的所述特征表示,获得融合特征。目标检测模块24用于基于所述融合特征,利用卷积层和全连接层来预测目标边界框和目标类别。损失函数

25用于计算优化获得目标边界框和目标类别与真实标签之间的差异,并用于优化目标识别模型20的参数。

[0104] 在一些实施例中,目标识别模型20为改进的YOLOv7网络结构,利用现有技术YOLOv7网络结构中的主干网络特征图提取模块21,对船舶航行图像进行特征提取,得到不同层面上的特征图。YOLOv7使用Darknet-53作为其主干网络。Darknet-53是一个53层的卷积神经网络,用于从输入图像中提取特征。

[0105] 利用现有技术YOLOv7网络结构的颈部网络(Neck网络)实现特征融合模块23。YOLOv7引入了一个称为PANet(Path Aggregation Network)的Neck网络,用于融合不同尺度的特征图。PANet通过上采样和下采样操作来融合不同层级的特征图,以便在不同尺度上检测目标。

[0106] 利用现有技术YOLOv7网络结构的头部网络(Head网络)实现目标检测模块24, YOLOv7的头部网络负责预测目标的边界框和类别。它由一系列卷积层和全连接层组成,最后输出预测的边界框坐标和类别概率。

[0107] YOLOv7使用一种称为YOLOv3 Loss的损失函数25来训练网络。该损失函数25包括目标框回归损失、目标类别损失和目标置信度损失,用于优化网络参数。

[0108] 本实施例,在改进的YOLOv7网络结构中主干网络(backbone网络)中添加一个空洞空间卷积池化金字塔22(ASPP模块)。空洞空间卷积池化金字塔包含一个卷积层(1×1)、3个池化金字塔和1个ASPP池化层。空洞卷积不同于一般卷积Conv的地方即在于膨胀率dilation, ASPP对输入的特征图经过四个空洞卷积后分别得到四个尺度的特征图,从而获取输入图像的多尺度信息。这四个空洞卷积分别为: $(1, 1)$ 、 $(3, 1, \text{padding}=6, \text{dilation}=6)$ 、 $(3, 1, \text{padding}=12, \text{dilation}=12)$ 、 $(3, 1, \text{padding}=18, \text{dilation}=18)$, 因此ASPP模块可有效扩大卷积神经网络的感受野,其中padding为填充参数,用来控制卷积操作的填充方式。

[0109] 在backbone网络ELAN模块之后添加空洞空间卷积池化金字塔22。输入至空洞空间卷积池化金字塔22的特征图为 $20 \times 20 \times 1024$,经空洞空间卷积池化金字塔22自特征提取和合并后,所有的特征再通过 1×1 卷积层级联并输出至head网络SPPCSPC模块,与修改之前相比,区别在于特征图经过空洞空间卷积池化金字塔22空洞卷积之后,多尺度信息得到明显增强。

[0110] 实施例四

[0111] 如图6所述,本实施例中,海上船舶目标识别装置1还包括特征优化模块26,具有输入端和输出端,所述输入端连接所述特征融合模块23,所述输出端连接所述目标检测模块24。所述特征优化模块26用于将所述融合特征按照预设的空间划分尺寸进行空间划分,获得多个子特征图;将每个所述子特征图中的像素按照通道顺序重新排列,形成新的特征图;将所有所述子特征图的特征图按照设定的顺序连接在一起,得到最终优化后的融合特征。

[0112] 本实施例中,采用SPD-Conv模块实现特征优化模块26。SPD-Conv模块是在SPD之后接了一个非步长卷积,对于 $(S \times S \times c1)$ 的特征图,按照比例因子为2对子特征图进行下采样,在SPD部分通过切片得到4个子特征图即 $(S/2 \times S/2 \times c1)$,沿着通道维度连接自特征得到特征图 $(S/2 \times S/2 \times 4c1)$,为了更多保留特征信息,紧接着使用非步长卷积层(即stride=1)。将SPD-Conv模块放在head网络检测头前,能一定程度减少过度下采样,更好地保留低分辨率和小物体的细节信息。

[0113] 在head网络RepConv模块之前添加SPD-Conv模块,添加位置为最后一个ELAN-W模块级联之后,在YOLO检测头之前增强对低分辨率和小目标的检测能力。

[0114] 对YOLOv7网络结构进行了改进,在其backbone网络(骨干网络)中加入了一个ASPP模块(Atrous Spatial Pyramid Pooling,空洞空间卷积池化金字塔22),其中ASPP模块可在不丢失分辨率的情况下扩大感受野,优化了原有骨干网络的特征提取功能;考虑到要进一步提升红外摄像头识别效果,本方法还在head网络中加入了一个SPD-Conv模块(Space To Depth,空间到深度),进一步增强了低分辨率和小目标识别。SPD-Conv由一个空间到深度(SPD)层和一个无卷积步长(Conv)层组成。空间到深度(SPD)层的作用是将输入特征图的每个空间维度降低到通道维度,同时保留通道内的信息。这可以通过将输入特征图的每个像素或特征映射到一个通道来实现。在这个过程中,空间维度的大小会减小,而通道维度的大小会增加。非步长卷积(Conv)层是一种标准的卷积操作,它在SPD层之后进行。与步长卷积不同,非步长卷积不会在特征图上移动,而是对每个像素或特征映射进行卷积操作。这有助于减少在SPD层中可能出现的过度下采样问题,并保留更多的细粒度信息。

[0115] SPD-Conv的组合方式是将SPD层和Conv层串联起来。具体来说,输入特征图首先通过SPD层进行转换,然后输出结果再通过Conv层进行卷积操作。这种组合方式可以在不丢失信息的情况下减少空间维度的尺寸,同时保留通道内的信息,有助于提高CNN对低分辨率图像和小型物体的检测性能。

[0116] 本申请实施例立足于海上船舶目标识别实际难点问题,提出改进的YOLOv7网络结构实现目标识别模型20,创新地将SPD-Conv模块和ASPP模块结合,在保留判别特征信息的同时,具有向下采样特征图的优点,而ASPP有助于多尺度捕捉图像上下文信息,进一步提升了识别精度。改进后的网络结构同时适用于可见光和红外识别模型,相比网络结构修改前,能分别提高可见光和红外识别模型的精度,具有一定的普适性。

[0117] 在具体示例中,实现以上改进的YOLOv7网络结构包括以下实现操作步骤:

[0118] (1) 首先在common.py中构建新模块。

[0119] (2) 在YOLO.py中注册新模块(即注册空洞空间卷积池化金字塔22ASPP和SPD-Conv模块)。修改原网络结构配置文件YOLOv7.yaml,将其重命名为YOLOv7-custom.yaml。

[0120] YOLOv5的源码中的common.py文件。common.py文件包含了YOLOv5网络结构的常用函数和类。

[0121] YOLO.py是一个常见的文件,用于实现YOLO算法的主要逻辑。这个文件通常包含了YOLO模型的定义、损失函数25的计算、前向传播和后向传播等核心功能。

[0122] 常见的YOLO.py文件通常涵盖以下功能:

[0123] 模型定义:YOLO.py定义了YOLO模型的结构,包括特征提取骨干网络、特征金字塔、预测头(boundingbox回归、类别预测等)等模块。这些模块通常通过函数或类的形式定义,并提供前向传播的方法。

[0124] 损失函数25的计算:YOLO.py中可能包含了计算YOLO的损失函数25的代码。损失函数25用于衡量模型预测与真实标签之间的差距,通常包括boundingbox回归损失、类别损失和目标存在性损失等。

[0125] 前向传播:YOLO.py实现了YOLO模型的前向传播算法,将输入图像通过模型得到预测的边界框、类别置信度等输出。这包含了图像的预处理、特征提取、特征融合和预测的过

程。

[0126] 后向传播:YOLO.py中可能包括了模型参数的更新算法,通过计算损失函数25的梯度,并利用梯度下降或其他优化方法来更新模型的参数,以提高模型的性能和准确性。

[0127] (3) 在YOLOv7-custom.yaml中添加ASPP和SPD-Conv层,最后在训练脚本train.py中使用新的网络结构。

[0128] 为了在backbone网络中添加ASPP模块,第一步修改common.py文件,在其中新增ASPP类。第二步修改YOLO.py文件,在parse_model方法中增加ASPP模块。第三步修改YOLOv7.yaml文件为YOLOv7-custom.yaml,加入ASPP,加入位置在backbone网络ELAN模块之后。

[0129] 为了在head网络中添加SPD-Conv模块,第一步修改common.py文件,在其中新增SPD-Conv类;第二步修改YOLO.py文件,在parse_model方法中增加SPD-Conv模块;第三步继续修改YOLOv7-custom.yaml,加入SPD-Conv,加入位置为最后一个ELAN-W模块级联之后。

[0130] 在实际应用实例中,需要预先对目标识别模型20进行训练。其中train.py中指定model.yaml文件为YOLOv7-custom.yaml,即可使用本方法构建的网络结构进行训练。

[0131] 可以基于实船采集数据和公开数据集,构建训练数据集。

[0132] 可选地,基于可见光视频数据,结合其他公开数据集,构建船舶目标识别的可见光图像数据集。基于红外视频数据,结合其他公开数据集(如艾瑞光电公开数据集),构建船舶目标识别的红外图像数据集。

[0133] 可以理解的是,利用可见光图像数据集对目标识别模型20进行训练,当模型精度满足要求时停止训练,得到可见光船舶目标识别模型20。获得的可见光船舶目标识别模型20可基于可见光图像数据进行船舶目标识别。

[0134] 利用红外图像数据集对目标识别模型20进行训练,当模型精度满足要求时停止训练,得到,获得的红外船舶目标识别模型20,红外船舶目标识别模型20可基于黑夜下的图像数据集进行船舶目标识别。

[0135] 采用人工标注方法进行数据标注,需要注意的是,在筛选训练数据集时,需平衡数据集中各种类型的原始数据比例,避免训练数据中大目标过多或小目标过多,以保证训练样本的均衡性。

[0136] 作为示例地,目标识别模型20可包括可见光船舶目标识别模型20和红外船舶目标识别模型20,两者的网络结构相同,都如以上介绍的目标识别模型20,两者的训练数据集不同。

[0137] 利用船舶目标识别可见光数据集,训练可见光船舶目标识别模型20,可见光船舶目标识别模型20采用以上实施例介绍的目标识别模型20。其目标识别模型20(改进后的YOLOv7网络结构)收敛曲线如下表一所述所示,平均识别精度为0.982。而相同条件下若采用现有技术的YOLOv7网络结构进行训练,平均识别精度为0.976。可见本申请实施例中提供的目标识别模型20能有效提高可见光船舶识别精度。

[0138] 表一为采用可见光数据集训练,改进后的YOLOv7网络结构与现有技术的YOLOv7网络结构实验对比结果。

[0139] 表一

[0140]

改进的 YOLOv7 网络结构			
训练集边界框损失	0.01166	测试集边界框损失	0.03554
训练集目标检测损失	0.002001	测试集目标检测损失	0.003539
训练集分类损失	0.0009417	测试集分类损失	0.006407
训练集目标检测精度	0.9648	mAP@0.5	0.982
训练集召回率	0.971	mAP@0.95	0.7909
现有技术的 YOLOv7 网络结构			
训练集边界框损失	0.02033	测试集边界框损失	0.03629
训练集目标检测损失	0.003152	测试集目标检测损失	0.003574
训练集分类损失	0.002782	测试集分类损失	0.006416
训练集目标检测精度	0.9559	mAP@0.5	0.9761
训练集召回率	0.9468	mAP@0.95	0.7498

[0141] 同样的,利用船舶目标识别红外数据集,训练红外船舶目标识别模型20,红外船舶目标识别模型20采用上实施例中介绍的目标识别模型20。其模型收敛曲线如下表二所示,平均识别精度为0.920。而相同条件下若采用现有技术的YOLOv7网络结构进行训练,平均识别精度为0.911。可见本申请实施例中提供的目标识别模型20能有效提高红外船舶识别精度。

[0142] 表二为采用红外数据集训练,改进后的YOLOv7网络结构与现有技术的YOLOv7网络结构实验对比结果。

[0143] 表二

[0144]	改进的 YOLOv7 网络结构			
	训练集边界框损失	0.01902	测试集边界框损失	0.0299
	训练集目标检测损失	0.00491	测试集目标检测损失	0.01509
	训练集分类损失	0.0005996	测试集分类损失	0.002845
	训练集目标检测精度	0.9017	mAP@0.5	0.924
	训练集召回率	0.9144	mAP@0.95	0.6379
	现有技术的 YOLOv7 网络结构			
	训练集边界框损失	0.02646	测试集边界框损失	0.03087
	训练集目标检测损失	0.006238	测试集目标检测损失	0.01343
	训练集分类损失	0.001649	测试集分类损失	0.003002
	训练集目标检测精度	0.9031	mAP@0.5	0.913
	训练集召回率	0.8765	mAP@0.95	0.6228

[0145] 在一些实施例中,可在目标识别装置中,添加白天和黑夜判断模块(图中未示出),为简化计算,该白天和黑夜判断模块的计算逻辑通过统计的方法决定。首先根据可见光摄像头拍摄的视频,分别创建含2000张图片的数据集,其一为可见光摄像头在白天拍摄的图片集,另一个为可见光摄像头在黑夜拍摄的图片集。使用Pillow库批量处理两个数据集的图片,对单张图片将其r、g、b通道单独取出计算其平均值,最后相加后除以3得到该图片平均rgb值,对白天图片集全部计算后得到白天的平均rgb值Rd,同样地,对黑夜图片采用相同方法,得到黑夜的平均rgb值Rn,据此设定判断标准(即预设值) $R_z = (R_d + R_n) / 2$ 。在实际应用时,首先计算采集到的可见光图像的平均rgb值R1,当 $R_1 > R_z$ 时判定为白天,反之则为夜晚。

[0146] 根据上述判断结果,在白天条件下调用可见光船舶目标识别模型20进行实时视频检测和目标识别,若判断为夜晚,则调用红外船舶目标识别模型20进行实时视频检测和目标识别,检测结果是视频中标出识别框。可见光和红外识别效果见图7和图8。

[0147] 本申请具体实施例通过设置白天和黑夜判断模块,在白天时调用可见光船舶目标识别模型20进行实时视频检测和目标识别,在实时视频中框出检测到的船只。在黑夜时调用红外船舶目标识别模型20进行实时视频检测和目标识别,在实时视频中框出检测到的船只。本申请实施例,可使用双光谱摄像头进行实船航行时的场景感知,基于可见光和红外视频分别训练用于白天、黑夜条件下的船舶目标识别模块,实现了全天目标检测任务,同时提高了船舶目标识别效率。

[0148] 在一些实施例中,如图9所示,海上船舶目标识别装置1还包括图像增强模块40,用

于使用USM锐化增强算法进行预处理,USM将原图像低通滤波后产生一个模糊图像,原图像与这模糊图像相减得到保留高频成份的图像。再将高频图像用一个参数放大后与原图像叠加,得到增强的图像。

[0149] 在一些实施例中,海上船舶目标识别装置1还包括图像去雾模块30。图像去雾模块30根据暗通道算法流程,首先计算原始有雾图像的暗通道,根据按通道中的像素值升序,计算大气光成分A,接着求出每个像素的透射率 t ,根据大气光成分A和透射率 t 计算得到无雾图像。测试海雾条件下的暗通道算法参数,主要测试参数为暗通道最小值滤波半径 r 、导向中值滤波半径 R 。

[0150] 可选地,为节省计算资源、提高计算速度,去雾模块设置为可选,在能见度较好的气象条件下不开启,在雾气较重的情况下开启。因此设置判断模块,决定是否执行去雾处理。

[0151] 需要说明的是,本申请实施例的海上船舶目标识别装置1的各功能模块的功能可根据上述方法实施例中的方法具体实现,其具体实现过程可以参照上述方法实施例的相关描述,此处不再赘述。

[0152] 本申请实施例中,构建图像去雾模块30,将暗通道去雾法与USM(Unsharpen Mask)锐化增强算法结合,提供了一种更适用于海雾条件的暗通道去雾法,由于海雾涉及到天空与海水相似度较高的情况,直接使用暗通道去雾算法在低对比度大片天空区域可能失效,在较远天空处可能出现块效应等问题。因此本方法提出在海雾条件下先使用USM锐化增强算法,去除干扰细节和噪声,锐化边缘特征,提高海天线隔离度。这种方法其锐化程度自然,基本不会对后续暗通道算法产生不利影响。图像去雾模块30作为目标检测算法的前置数据处理模块,设置为可选功能,在海雾较大时启用,可进一步提升识别精度。

[0153] 作为一个示例,图10中示出了本发明实施例的方案所适用的一种电子设备2的结构示意图,如图10中所示,该电子设备2可以包括处理器210和存储器220。其中,处理器210和存储器220相连,如通过总线230相连。处理器210用于通过调用所述计算机操作指令,执行如前述任一方法实施例所示的海上船舶目标识别方法。

[0154] 可选地,电子设备2还可以包括通信模块240。需要说明的是,实际应用中通信模块240不限于一个,该电子设备2的结构并不构成对本发明实施例的限定。

[0155] 注意到,说明书中对“一个实施例”、“实施例”、“示例实施例”、“一些实施例”等的引用指示所描述的实施例可以包括特定特征、结构或特性,但是每个实施例可以不必包括所述特定特征、结构或特性。而且,这样的短语不必指代同一实施例。此外,当结合实施例描述特定特征、结构或特性时,无论是否明确描述,结合其他实施例来实现这样的特征、结构或特性将在所属领域的技术人员知识范围内。

[0156] 提供对本公开的先前描述是为使得本领域任何技术人员皆能够制作或使用本公开。对本公开的各种修改对本领域技术人员来说都将是显而易见的,且本文中所定义的普适原理可被应用到其他变体而不会脱离本公开的精神或范围。由此,本公开并非旨在被限定于本文中所描述的示例和设计,而是应被授予与本文中所公开的原理和新颖性特征相一致的最广范围。

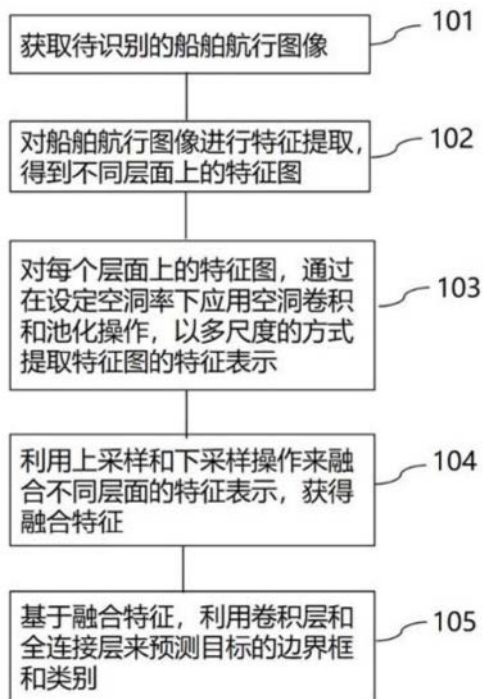


图1

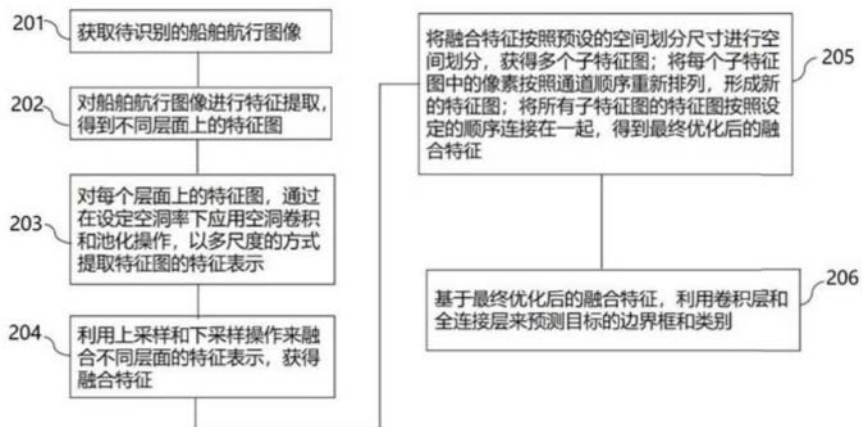


图2



图3



图4

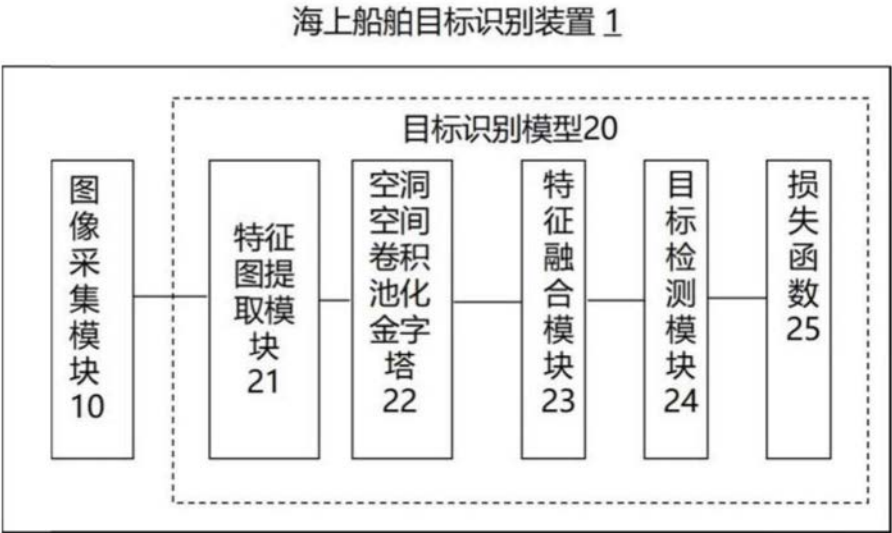


图5

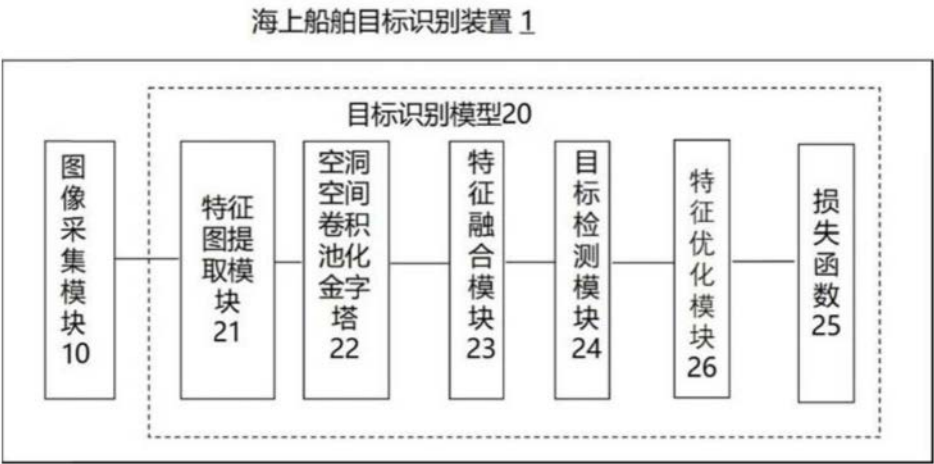


图6



图7



图8

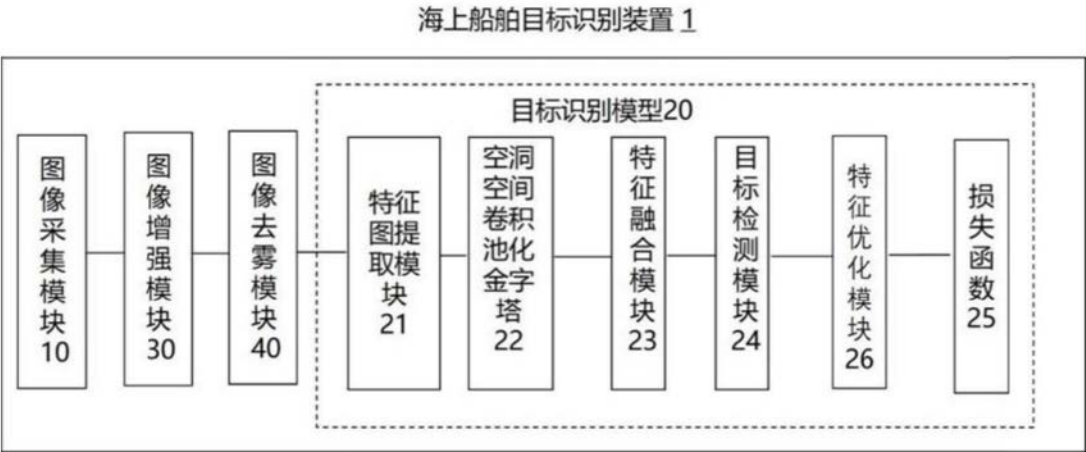


图9

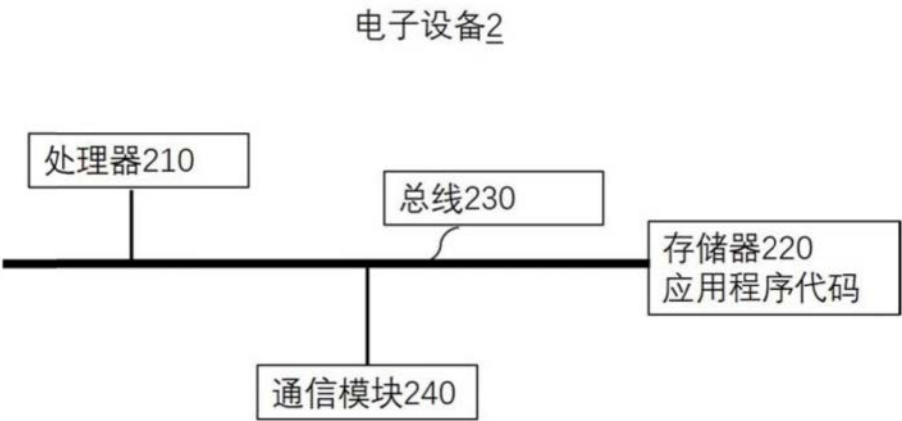


图10