



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111401302 B

(45) 授权公告日 2022.08.02

(21) 申请号 202010266998.5

(22) 申请日 2020.04.07

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 111401302 A

(43) 申请公布日 2020.07.10

(73) 专利权人 中国人民解放军海军航空大学  
地址 264001 山东省烟台市芝罘区二马路  
188号科研学术处

(72) 发明人 姚力波 张筱晗 吕亚飞 李孟洋  
林迅 杨冬

(51) Int. Cl.  
G06V 20/13 (2022.01)  
G06V 10/774 (2022.01)  
G06V 10/764 (2022.01)  
G06K 9/62 (2022.01)

(56) 对比文件

- CN 110210463 A, 2019.09.06
- CN 108875932 A, 2018.11.23
- CN 105893945 A, 2016.08.24
- CN 110443143 A, 2019.11.12
- CN 109800629 A, 2019.05.24
- CN 108319949 A, 2018.07.24
- WO 2018214195 A1, 2018.11.29
- CA 2510110 A1, 2005.06.30

金啸宇等. 一种基于场景合成和锚点约束的SAR目标检测网络.《南京信息工程大学学报(自然科学版)》.2020,(第02期),  
陈亮等. 基于可见光遥感图像的船只目标检测识别方法.《科技导报》.2017,(第20期),

审查员 魏之慧

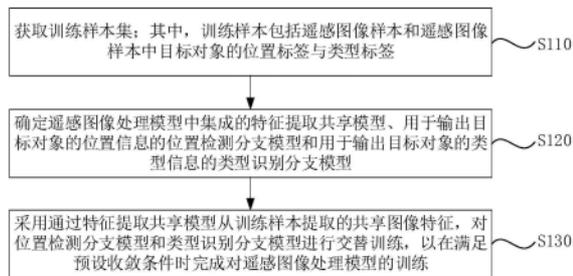
权利要求书2页 说明书13页 附图4页

## (54) 发明名称

遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法

## (57) 摘要

本发明实施例公开了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法。所述方法包括：获取训练样本集；确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型；采用通过特征提取共享模型从训练样本提取的共享图像特征，对位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练，以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。采用本申请方案，可避免在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练或者使用时重复提取该共享的部分图像特征，避免额外增加这部分提取操作的任务量，不仅大幅度降低了模型训练的任务量。



1. 一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,其特征在于,所述方法包括:  
获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型;

采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练;

采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,包括:

控制所述类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第一共享图像特征对所述位置检测分支模型与所述特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数;

在对所述特征提取共享模型与所述位置检测分支模型进行组合训练后,控制所述位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第二共享图像特征对所述类型识别分支模型与新的所述特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数;

其中,所述第一共享图像特征为通过所述特征提取共享模型从所述训练样本中提取的共享图像特征,新的所述特征提取共享模型为与所述位置检测分支模型一起进行组合训练后得到的所述特征提取共享模型,所述第二共享图像特征为通过新的所述特征提取共享模型从所述训练样本中重新提取的共享图像特征。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述位置标签用于表示所述遥感图像样本中目标对象的位置信息,所述类型标签用于表示所述遥感图像样本中目标对象的类别信息。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,采用第二共享图像特征对所述类型识别分支模型与新的所述特征提取共享模型进行组合训练,包括:

将所述第二共享图像特征输入到新的所述位置检测分支模型,获取所述训练样本中目标对象的第一位置信息;

依据所述训练样本中目标对象的第一位置信息,从所述第二共享图像特征中确定第一目标区域关联的第二共享图像特征;其中,所述第一目标区域为所述训练样本中由所述第一位置信息确定且包括目标对象的区域;

采用所述第一目标区域关联的第二共享图像特征,对所述类型识别分支模型与新的所述特征提取共享模型进行组合训练。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,依据所述训练样本中目标对象的第一位置信息,从所述第二共享图像特征中确定第一目标区域关联的第二共享图像特征,包括:

依据所述训练样本中目标对象的第一位置信息,按照预设尺度对所述第一目标区域进行掩模处理,得到包括第一目标区域的第一目标掩模窗口;

将所述第一目标掩模窗口与所述第一目标掩模窗口位置处的第二共享图像特征中进行逐元素相乘,得到所述第一目标区域关联的第二共享图像特征。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替

训练,还包括:

控制上次训练更新后的所述特征提取共享模型和所述类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的所述位置检测分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调;

控制上次训练更新后的所述特征提取共享模型和所述位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的所述类型识别分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调;

其中,所述第三共享图像特征为通过上次训练更新后的所述特征提取共享模型从所述训练样本中提取的共享图像特征。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的所述类型识别分支模型进行单独训练,包括:

将所述第三共享图像特征输入到上次训练更新后的所述位置检测分支模型中,获取所述训练样本中目标对象的第二位置信息;

依据所述训练样本中目标对象的第二位置信息,从所述第三共享图像特征中确定第二目标区域关联的第三共享图像特征;其中,所述第二目标区域为所述训练样本中由所述第二位置信息确定且包括目标对象的区域;

采用所述第二目标区域关联的第三共享图像特征,对上次训练更新的所述类型识别分支模型进行单独训练。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,依据所述训练样本中目标对象的第二位置信息,从所述第三共享图像特征中确定第二目标区域关联的第三共享图像特征,包括:

依据所述训练样本中目标对象的第二位置信息,按照预设尺度对所述第二目标区域进行掩模处理,得到包括第二目标区域的第二目标掩模窗口;

将所述第二目标掩模窗口与所述第二目标掩模窗口位置处的第三共享图像特征中进行逐元素相乘,得到所述第二目标区域关联的第三共享图像特征。

## 遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明实施例涉及遥感图像处理技术领域,尤其涉及一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法。

### 背景技术

[0002] 基于遥感图像的舰船目标检测和识别是进行海洋监测的重要手段,其在各领域都有着举足轻重的研究意义。

[0003] 目前,在计算机视觉领域,目前基于深度学习的方法正在成为目标检测和目标识别任务的主流技术。但是,各个目标检测任务和目标识别任务均是各自独立完成,无法同时完成对舰船目标的检测和识别,更重要的是,目标检测任务与目标识别任务会存在共通之处,无论是模型训练还是模型使用,独立执行任务会增加额外的任务量,且在使用模型时会降低目标检测和识别的效率。

### 发明内容

[0004] 本发明实施例中提供了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,以实现检测功能和识别功能的一体化训练,节省训练算力。

[0005] 第一方面,本发明实施例中提供了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,所述方法包括:

[0006] 获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

[0007] 确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型;

[0008] 采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。

[0009] 第二方面,本发明实施例中还提供了一种遥感图像处理模型的训练装置,所述装置包括:

[0010] 样本集获取模块,用于获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

[0011] 子模型确定模块,用于确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型;

[0012] 子模型训练模块,用于采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。

[0013] 第三方面,本发明实施例中还提供了一种电子设备,包括:

[0014] 一个或多个处理装置；

[0015] 存储装置,用于存储一个或多个程序；

[0016] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理装置执行,使得所述一个或多个处理装置实现如本发明任意实施例中提供的所述遥感图像处理模型的训练方法。

[0017] 第四方面,本发明实施例中还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理装置执行时实现如本发明任意实施例中提供的所述遥感图像处理模型的训练方法。

[0018] 本发明实施例中提供了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,在使用包括遥感图像样本的训练样本集进行遥感图像处理模型训练时,将位置检测分支模型和类型识别分支模型集成在同一个遥感图像处理模型中进行训练,便于后续可使用一个遥感图像处理模型同时实现对目标对象的位置检测功能和类型识别功能;并且,在使用训练样本集对各个子模型进行训练时,会先通过一个特征提取模型获取位置检测分支模型和类型识别分支模型能够共享的部分图像特征,然后分别提供位置检测分支模型和类型识别分支模型来进行训练,可避免在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练或者使用时重复提取该共享的部分图像特征,避免额外增加这部分提取操作的任务量,不仅大幅度降低了模型训练的任务量,而且能提高后续在使用训练好的遥感图像处理模型进行遥感图像处理时的处理效率。

[0019] 上述发明内容仅是本发明技术方案的概述,为了能够更清楚了解本发明的技术手段,而可依照说明书的内容予以实施,并且为了让本发明的上述和其它目的、特征和优点能够更明显易懂,以下特举本发明的具体实施方式。

## 附图说明

[0020] 通过阅读参照以下附图所作的对非限制性实施例所作的详细描述,本发明的其它特征、目的和优点将会变得更明显。附图仅用于示出优选实施方式的目的,而并不认为是对本发明的限制。而且在整个附图中,用相同的参考符号表示相同的部件。在附图中:

[0021] 图1是本发明实施例中提供的一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法的流程图;

[0022] 图2是本发明实施例中提供的一种遥感图像处理模型的模型框架示意图;

[0023] 图3是本发明实施例中提供的另一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法的流程图;

[0024] 图4是本发明实施例中提供的一种ROI池化和ROI对齐的示意图;

[0025] 图5是本发明实施例中提供的一种对感兴趣的目标区域进行掩模的示意图;

[0026] 图6是本发明实施例中提供的一种遥感图像处理模型的训练装置的结构框图

[0027] 图7是本发明实施例中提供的一种电子设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0028] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部结构。

[0029] 在更加详细地讨论示例性实施例之前,应当提到的是,一些示例性实施例被描述成作为流程图描绘的处理或方法。虽然流程图将各项操作(或步骤)描述成顺序的处理,但是其中的许多操作(或步骤)可以被并行地、并发地或者同时实施。此外,各项操作的顺序可以被重新安排。当其操作完成时所述处理可以被终止,但是还可以具有未包括在附图中的附加步骤。所述处理可以对应于方法、函数、规程、子例程、子程序等等。

[0030] 为了更好地理解本申请的遥感图像处理模型的训练方案,下面通过一个具体的应用场景进行简单叙述。以遥感图像中的舰船为目标对象为例,现有的舰船检测与细粒度识别任务通常是分布进行的。其中,舰船检测是判断遥感图像中是否包含舰船并给出舰船的位置信息,可在大范围场景图像中实施检测;而舰船类别细粒度识别需要排除背景与其他目标干扰,目前通常在单个舰船目标切片数据中实施细粒度识别。但是,在实际应用中,通常需要同时完成对舰船目标的检测和识别,且检测任务与识别任务的分离会增加处理流程,同时浪费了部分本能共享的计算过程,增大了任务量,难以达到实时性要求。因此,迫切需要一种能同时完成检测与识别任务,且能尽可能降低计算量的模型。

[0031] 下面针对本申请中提供的遥感图像处理模型的训练方案,通过以下各个实施例及其可选方案进行详细阐述。

[0032] 图1是本发明实施例中提供的一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法的流程图。本发明实施例可适用于对遥感图像处理模型进行训练的情况,尤其是对集成有检测任务和识别任务的模型进行一体化训练的情形。该方法可由遥感图像处理模型的训练装置来执行,该装置可以采用软件和/或硬件的方式实现,并集成在任何具有网络通信功能的电子设备上。如图1所示,本申请实施例中提供的遥感图像处理模型的训练方法,可包括以下步骤:

[0033] S110、获取训练样本集;其中,训练样本包括遥感图像样本和遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签。

[0034] 在本实施例中,可采用用于采集遥感图像的采集设备,采集包含目标对象的多场景下的遥感图像,以得到多个不同场景下的遥感图像样本,例如,目标对象可为舰船等。针对采集的每一个遥感图像样本,可对遥感图像样本中的目标对象进行人工标注,得到目标对象的位置标签和类型标签。

[0035] 在本实施例中,目标对象的位置标签可用于表示遥感图像样本中目标对象的位置信息。例如,可采用目标对象的外接矩形框的位置信息来标注目标对象的位置信息。其中,目标对象的外接矩形框的位置信息可包括:外接矩形框的中心点坐标、外接矩形框宽和高以及外接矩形框长边与水平轴的夹角。目标对象的类型标签可用于表示遥感图像样本中目标对象的类别信息。例如,以目标对象为舰船为例,目标对象的类别信息可包括:民用船、军用船或者未知,当然也可具体包括驱逐舰、护卫舰等具体功能类别。

[0036] S120、确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型。

[0037] 在本实施例中,本申请方案的遥感图像处理模型集成了针对目标对象进行位置检测的任务和细粒度的类型识别任务,换言之,需要将目标对象的位置检测和类型识别集成在同一个遥感图像处理模型中,以便在一个端到端的模型内输入包含目标对象的遥感图像并输出遥感图像中目标对象的位置信息和类型信息。

[0038] 在本实施例中,图2是本发明实施例中提供的一种遥感图像处理模型的模型框架示意图。参见图2,在本申请方案的待训练的遥感图像处理模型中集成了特征提取共享模型、位置检测分支模型和类型识别分支模型,整体网络分成位置检测分支和类型识别分支。其中,位置检测分支模型,用于判断遥感图像中是否存在目标对象,以及确定遥感图像中目标对象的位置信息,类型识别分支模型,用于确定遥感图像中目标对象的类型信息,不再确定目标对象的位置信息。

[0039] 在本实施例中,参见图2,本申请方案中的遥感图像处理模型可在ResNet50网络的基础上进行进一步改进,特征提取共享模型采用ResNet50网络中已有的卷积模块进行构建,位置检测分支模型可采用RPN网络模型进行构建,类型识别模型可采用分类模型进行构建。

[0040] S130、采用通过特征提取共享模型从训练样本提取的共享图像特征,对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对遥感图像处理模型的训练。

[0041] 在本实施例中,在视觉处理领域,对于位置检测分支模型的位置检测任务和类型识别分支模型的类型识别任务,位置检测任务与类型识别任务具有共通之处,两种任务之间存在部分的共享特征。因此,在对遥感图像处理模型进行训练时,会通过特征提取共享模型能从遥感图像样本中提取两者的共享图像特征,便于位置检测分支和类型识别分支共享使用该提取的共享图像特征。这样做的好处为:在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练时,避免在一些训练过程中重复提取这部分共享的图像特征,导致这些没必要的特征提取过程,造成由于重复提取共享的图像特征使得训练效率下降;同时,在使用遥感图像处理模型的过程中,也会获取并使用该共享的图像特征,避免在后续使用过程中由于重复提取这部分共享的图像特征导致检测与识别效率下降。

[0042] 在本实施例中,虽然位置检测任务和类型识别任务具有部分共性,但是位置检测分支模型与类型识别分支模型执行的任务也存在些许差异。在对遥感图像处理模型进行训练时,位置检测分支模型与类型识别分支模型只能共享遥感图像样本中的部分中低级图像特征,而对于遥感图像样本中的高级图像特征则需要根据位置检测任务和类型识别任务的特点进行进一步提取。因此,在通过特征提取共享模型从训练样本提取共享图像特征后,对位置检测分支模型与类型识别分支模型的训练,采用共享图像特征分别对位置检测分支模型与类型识别分支模型进行交替训练,以保证按照各个子模型能够按照自身任务特点进一步提取更高级的图像特征来进行训练。

[0043] 可选地,位置检测分支模型包括至少部分卷积模块以及位置检测子模型,类型识别分支模型中包括至少部分卷积模块以及类型识别子模型。各分支模型中的部分卷积模块会根据各分支的任务特点从共享图像特征中进一步提取各分支任务所需的更高级别的图像特征,以便通过特征分离得到的各分支更高级的图像特征来对位置检测分支模型与类型识别分支模型进行精确训练。这样做的好处为:既考虑到位置检测任务和类型识别任务的共性,通过特征共享节省在训练过程中的算力,尽可能省却不必要的特征提取运算量;同时也考虑到位置检测任务和类型识别任务的差异性,通过特征分离对各个子模型进行交替训练能够让位置检测分支更“专注”于检测任务,类型识别分支更“专注”于识别任务,从而提升各自分支的精度,这样就可很好的在模型训练过程中取得模型训练运算量与精度的平

衡。

[0044] 在本实施例中,在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行交替训练时,可采用各个分支模型的损失函数进行收敛判断,在确定各个分支模型的损失函数的输出值满足预设收敛条件时,完成对位置检测分支模型和类型识别分支模型的训练,即可完成对遥感图像处理模型的训练。其中,位置检测分支模型的损失函数与RPN网络损失函数一样,如下公式(1)示出内容,为判断是否为目标对象的二分类逻辑回归损失与位置回归损失之和;类型识别分支的损失函数具体采用如下公式(2)示出交叉熵损失。

$$L_{\text{det}}(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{\text{ide}}} \sum_i L_{\text{ide}}(p_i, p_i^*) + \lambda_{\text{det}} \frac{1}{N_{\text{reg}}} \sum_i p_i^* L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*) \quad (1)$$

$$L_{\text{cls}}(q_i, q_i^*) = -\frac{1}{N_{\text{cls}}} \sum_i q_i^* \log q_i \quad (2)$$

[0046] 其中,  $p_i$  为位置检测分支模型对某区域是否为目标的预测,  $p_i^*$  为真值,  $t_i$  为位置预测,  $t_i^*$  为对应真值,  $q_i$ 、 $q_i^*$  分别为类型识别分支模型的类别预测结果与对应的真值。

[0047] 本发明实施例中提供了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,在使用包括遥感图像样本的训练样本集进行遥感图像处理模型训练时,将位置检测分支模型和类型识别分支模型集成在同一个遥感图像处理模型中进行训练,便于后续可使用一个遥感图像处理模型同时实现对目标对象的位置检测功能和类型识别功能;并且,在使用训练样本集对各个子模型进行训练时,会先通过一个特征提取模型获取位置检测分支模型和类型识别分支模型能够共享的部分图像特征,然后分别提供位置检测分支模型和类型识别分支模型来进行训练,在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练或者使用时避免重复提取该共享的部分图像特征,能够避免额外增加这部分提取操作的任务量,不仅能大幅度降低了模型训练的任务量,而且能提高后续在使用训练好的遥感图像处理模型进行遥感图像处理时的处理效率。

[0048] 图3是本发明实施例中提供的另一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法的流程图,本发明实施例在上述实施例的基础上对前述实施例进行进一步优化,本发明实施例可以与上述一个或者多个实施例中各个可选方案结合。如图3所示,本申请实施例中提供的遥感图像处理模型的训练方法,可包括以下步骤:

[0049] S310、获取训练样本集;其中,训练样本包括遥感图像样本和遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签。

[0050] S320、确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型。

[0051] S330、控制类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第一共享图像特征对位置检测分支模型与特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数。

[0052] 其中,第一共享图像特征为通过该特征提取共享模型从训练样本中提取的共享图像特征。

[0053] 在本实施例中,在对类型识别分支模型的训练时,可采用特征提取共享模型从训练样本中提取共享图像特征,并使用提取的完整的共享图像特征来训练类型识别分支模型,以使其识别训练样本中目标对象的类型。然而,特征提取共享模型提取的共享图像特征是表示整个训练样本的图像特征,因为需要训练类型识别模型的类型识别能力,所以在训

练过程中必然包括了对目标对象的位置进行确定的过程,否则可能无法准确识别目标对象,而将其它非目标对象误认为是目标对象而错误识别,换言之,由于准确实现检测目标对象的位置是正确识别目标对象类型的基础,并且,如果直接使用完整的共享图像特征来对类型识别分支模型进行训练,必然需要花费更多的运算量。

[0054] 基于上述分析,为了保证在训练类型识别分支模型时不需要花费过多运算量,可借助位置检测分支模型确定的目标对象的位置信息,来对类型识别分支模型的进行辅助训练,这样一来就需要先对位置检测分支模型进行训练,否则无法保证位置检测分支模型的精度。

[0055] 在本实施例中,参见图2,待训练的遥感图像处理模型的整个网络中包括:特征提取共享模型、位置检测分支模型和类型识别分支模型三部分。因此,在使用特征提取共享模型提取的共享图像特征,对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练时,可采用先训练位置检测分支模型,再借助训练好的位置检测分支模型输出的结果来对类型识别分支模型进行辅助训练的交替训练策略。

[0056] 在本实施例中,参见图2,在对位置检测分支模型进行训练时,由于位置检测分支模型需要使用特征提取共享模型来提供共享图像特征,因此需要在固定类型识别分支模型的网络参数的情况下,对位置检测分支模型与特征提取共享模型进行组合训练。具体过程为:将训练样本集中训练样本输入特征提取共享模型,通过特征提取共享模型从训练样本中提取得到的第一共享图像特征(这里采用“第一”与后续其他训练过程提取的共享图像特征进行区分);进而,采用采用第一共享图像特征对位置检测分支模型与特征提取共享模型进行组合训练,并根据训练结果对位置检测分支模型与特征提取共享模型的网络参数进行更新调整,得到更新后的位置检测分支模型与特征提取共享模型。

[0057] 可选地,位置检测分支模型可包括:至少部分卷积模块和预先构建的位置检测子模型,在获取特征提取共享模型提取的第一共享图像特征后,可通过至少部分卷积模块可从第一共享图像特征中提取与位置检测子模型匹配的更高级的非共享图像特征,进而采用更高级的非共享图像特征输入到位置检测子模型中,来对位置检测分支模型与特征提取共享模型进行组合训练。可选地,在对位置检测分支模型进行训练时,可采用RPN网络的训练方法。

[0058] S340、在对特征提取共享模型与位置检测分支模型进行组合训练后,控制位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第二共享图像特征对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数。

[0059] 其中,新的特征提取共享模型为与位置检测分支模型一起进行组合训练后得到的特征提取共享模型,第二共享图像特征为通过新的特征提取共享模型从训练样本中重新提取的共享图像特征。

[0060] 在本实施例中,在对特征提取共享模型与位置检测分支模型进行组合训练之后,可得到训练完成的新的特征提取共享模型和新的位置检测分支模型,此时新的特征提取共享模型和新的位置检测分支模型能够很好的实现对目标对象的位置检测。在对类型识别分支模型进行训练时,由于类型识别分支模型同样也需要使用特征提取共享模型来提供共享图像特征,可见特征提取共享模型需要与类型分支模型配合使用,因此还需固定位置检测分支模型的网络参数,来对类型识别分支模型与特征提取共享模型进行组合训练。

[0061] 具体过程为:将训练样本集中训练样本输入新的特征提取共享模型,通过新的特征提取共享模型从训练样本中提取得到的第二共享图像特征;进而,采用第二共享图像特征对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练,并根据训练结果对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行更新调整。之所以通过新的特征提取共享模型获取第二共享图像特征,是因为一开始的特征提取共享模型是还没有配合位置检测分支模型进行组合训练,其有一定的误差,而且对类型识别分支模型的训练需要借助位置检测模型,如果还是使用一开始的特征提取共享模型,很可能造成特征提取模型与已训练完成的位置检测分支模型的匹配度出现较大差异,导致降低位置检测分支模型的精度。

[0062] 可选地,类型识别分支模型可包括:至少部分卷积模块和预先构建的类型识别子模型,在获取新的特征提取共享模型提取的第二共享图像特征后,可通过至少部分卷积模块从第二共享图像特征中提取与类型识别子模型匹配的更高级的非共享图像特征,进而采用更高级的非共享图像特征输入到类型识别子模型中,来对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练。

[0063] 在本实施例的一种可选方式中,采用第二共享图像特征对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练,可包括步骤A1-A3:

[0064] 步骤A1、将第二共享图像特征输入到新的位置检测分支模型,获取训练样本中目标对象的第一位置信息。

[0065] 在本实施方式中,在对特征提取共享模型与位置检测分支模型进行组合训练之后,通过训练完成的新的特征提取共享模型可从训练样本中提取得到第二共享图像特征,此时得到的第二共享图像特征可以共享给新的位置检测分支模型和还未组合训练的类型识别分支模型。由于新的位置检测分支模型是经过组合训练后的模型,因此新的位置检测分支模型依据第二共享图像特征检测训练样本中是否包括目标对象,以及确定目标对象的第一位置信息(此处采用“第一”与后续其他训练过程提取的位置信息进行区分)。其中,目标对象的第一位置信息可为目标对象的外接矩形框的位置信息。

[0066] 步骤A2、依据训练样本中目标对象的第一位置信息,从第二共享图像特征中确定第一目标区域关联的第二共享图像特征;其中,第一目标区域为训练样本中由第一位置信息确定且包括目标对象的区域。

[0067] 在本实施方式中,在确定目标对象的第一位置信息后,可确定包括有目标对象的第一目标区域。这样,可根据确定的第一目标区域,从第二共享图像特征得到第一目标区域关联的第二共享图像特征,尽可能将与目标对象有关的第二共享图像特征输入到类型识别子模型,用于降低类型识别子模型的运算量。

[0068] 在本实施方式中,新的位置检测分支模型输出的训练样本中目标对象的第一位置信息,可能存在大量的负样本。为此,可依据目标对象的第一位置信息的置信度,控制正负样本比例。例如,可根据检测到的训练样本中目标对象的第一位置信息的置信度得分降序排列,选择得分较高若干的负样本参与类型识别分支模型的训练,保证输入到类型识别分支模型的正负样本比例为1:3。

[0069] 步骤A3、采用第一目标区域关联的第二共享图像特征,对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练。

[0070] 在本实施方式中,在将第一目标区域关联的第二共享图像特征输入到类型识别分

支模型中的类型识别子模型后,就能实现对类型识别分支模型与新的特征提取共享模型进行组合训练。

[0071] 在一种可选方案中,依据训练样本中目标对象的第一位置信息,从第二共享图像特征中确定第一目标区域关联的第二共享图像特征,可包括步骤B1-B2:

[0072] 步骤B1、依据训练样本中目标对象的第一位置信息,按照预设尺度对第一目标区域进行掩模处理,得到包括第一目标区域的第一目标掩模窗口。

[0073] 在本实施方式中,位置检测分支模型(例如包括RPN网络的分支模型)输出的目标对象的位置信息指示的ROI区域有着不同的形状和尺寸,在对应区域的特征输入到类型识别分支模型时,由于全连接层的存在,需要将输入固定到统一的尺寸,ROI池化或ROI对齐操作就是用来实现尺寸统一。

[0074] 在本实施方式中,图4是本发明实施例中提供的一种ROI池化和ROI对齐的示意图。参见图4,以生成 $3 \times 3$ 特征进行说明。对于感兴趣的目标区域,ROI池化将目标区域分成 $3 \times 3$ 的子区域,对每个子区域进行最大池化或者平均池化操作,即可得到 $3 \times 3$ 大小的特征图。但是,在ROI池化中,各子区域的大小可能不一致,导致提取的特征点信息量不均匀。在此基础上,ROI对齐操作将感兴趣的目标区域平均分成 $3 \times 3$ 大小子区域,并采用了插值的方法,来获取子区域中心点的特征。以上方法虽然能够获取到固定尺度的目标区域特征,但是这两种操作改变了目标区域的形状,不利于后续的认识任务。为此,本申请方案采用了一种感兴趣的目标区域的掩模方案,来将各个感兴趣的目标区域的尺寸进行固定统一。

[0075] 在本实施方式中,图5是本发明实施例中提供的一种对感兴趣的目标区域进行掩模的示意图。参见图5,可设置尺度大小为 $k \times k$ 的预设掩模窗口,其中 $k$ 的值一般设置为大于第一目标区域的尺度,且小于原图像的长边长度;将掩模中心与第一目标区域的中心重合,其中,在预设掩模窗口中,第一目标区域对应的掩模像素值设为1,其余区域像素值设为0,即可得到第一目标区域关联的第一目标掩模窗口。

[0076] 步骤B2、将第一目标掩模窗口与第一目标掩模窗口位置处的第二共享图像特征中进行逐元素相乘,得到第一目标区域关联的第二共享图像特征。

[0077] 在本实施方式中,参见图5,在得到第一目标区域关联的第一目标掩模窗口后,可将该第一目标区域掩模窗口与其对应位置处的第二共享图像特征进行逐元素相乘,得到的 $k \times k$ 大小的图像特征,即为第一目标区域关联的第二共享图像特征。可选地,对于部分第一目标区域,其边长可能大于设定掩模窗口尺度 $k$ ,此时先将掩模窗口变成第一目标区域的长边长度,用同样的方法提取第一目标区域关联的第二共享图像特征后,再将特征空间维度调整为 $k \times k$ 。

[0078] S350、在确定位置检测分支模型和类型识别分支模型的收敛函数满足预设收敛条件的情况下,完成对遥感图像处理模型的训练。

[0079] 本发明实施例中提供了一种遥感图像舰船目标一体化检测与细粒度识别方法,在使用训练样本集对各个子模型进行训练时,会先通过一个特征提取模型获取位置检测分支模型和类型识别分支模型能够共享的部分图像特征,然后分别提供位置检测分支模型和类型识别分支模型来进行训练,在对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行训练或者使用时避免重复提取该共享的部分图像特征,能够避免额外增加这部分提取操作的任务量,不仅能大幅度降低了模型训练的任务量,而且能提高后续在使用训练好的遥感图像处理模

型进行遥感图像处理时的处理效率。

[0080] 在上述实施例的基础上,可选地,采用通过特征提取共享模型从训练样本提取的共享图像特征,对位置检测分支模型和类型识别分支模型进行交替训练,还可包括以下步骤C1-C2:

[0081] 步骤C1、控制上次训练更新后的特征提取共享模型和所述类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的位置检测分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调。

[0082] 步骤C2、控制上次训练更新后的特征提取共享模型和所述位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的类型识别分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调。

[0083] 其中,所述第三共享图像特征为通过上次训练更新后的所述特征提取共享模型从所述训练样本中提取的共享图像特征。

[0084] 在本实施例中,当训练样本集的数据规模较小,不足以从头训练整个遥感图像处理模型时,可在采用其他训练样本预先训练的模型基础上,该预先训练的遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、位置检测分支模型以及类型识别分支模型的网络参数进行初始化。在此基础上,可认为待训练的遥感图像处理模型属于已经训练更新过的模型,此时直接采用步骤C1-C2进行训练微调即可,而不需要再执行S330-S340的操作。

[0085] 在本实施例中,当训练样本集的数据规模非常大,足以支撑从头训练整个遥感图像处理模型时,可依次执行S330-S340的操作对遥感图像处理模型进行从头训练或者大范围的更新训练,并在执行完成S330-S340的操作后,继续步骤C1-C2来实现对前述更新训练的各个分支模型进行微调训练,并对各分支模型的网络参数进行微调。而且,之所以要固定特征提取共享模型的网络参数,是用于单独对位置检测分支模型以及类型识别分支模型进行更精确的训练,以提高精度。

[0086] 需要说明的是,上述步骤C1-C2的操作与S330-S340的操作类似,其区别在于:步骤C1-C2是属于微调训练,其训练对象为单独的位置检测分支模型和单独的类型识别分支模型,其目的是进一步提高位置检测分支模型和类型识别分支模型的个体精度;而,S330-S340的操作是属于从头训练或者大幅度的更新训练,其训练对象为特征提取共享模型与位置检测分支模型的组合,以及特征提取共享模型与类型识别分支模型的组合,其目的是增加特征提取共享模型与位置检测分支模型和类型识别分支模型匹配度,以及尽可能完成一个初步的模型训练过程。

[0087] 图6是本发明实施例中提供的一种遥感图像处理模型的训练装置的结构框图。本发明实施例可适用于对遥感图像处理模型进行训练的情况,尤其是对集成有检测任务和识别任务的模型进行一体化训练的情形。该装置可以采用软件和/或硬件的方式实现,并集成在任何具有网络通信功能的电子设备上。如图6所示,本申请实施例中提供的遥感图像处理模型的训练装置,可包括以下:样本集获取模块610、子模型确定模块620和子模型训练模块630。其中:

[0088] 样本集获取模块610,用于获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

[0089] 子模型确定模块620,用于确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用

于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型；

[0090] 子模型训练模块630,用于采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。

[0091] 在上述实施例的基础上,可选地,所述位置标签用于表示所述遥感图像样本中目标对象的位置信息,所述类型标签用于表示所述遥感图像样本中目标对象的类别信息。

[0092] 在上述实施例的基础上,可选地,子模型训练模块630包括:

[0093] 第一组合训练单元,用于控制所述类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第一共享图像特征对所述位置检测分支模型与所述特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数;

[0094] 第二组合训练单元,用于在对所述特征提取共享模型与所述位置检测分支模型进行组合训练后,控制所述位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第二共享图像特征对所述类型识别分支模型与新的所述特征提取共享模型进行组合训练,并更新网络参数;

[0095] 其中,所述第一共享图像特征为通过所述特征提取共享模型从所述训练样本中提取的共享图像特征,新的所述特征提取共享模型为与所述位置检测分支模型一起进行组合训练后得到的所述特征提取共享模型,所述第二共享图像特征为通过新的所述特征提取共享模型从所述训练样本中重新提取的共享图像特征。

[0096] 在上述实施例的基础上,可选地,第二组合训练单元包括:

[0097] 第一位置输出子单元,用于将所述第二共享图像特征输入到新的所述位置检测分支模型,获取所述训练样本中目标对象的第一位置信息;

[0098] 第一特征筛选子单元,用于依据所述训练样本中目标对象的第一位置信息,从所述第二共享图像特征中确定第一目标区域关联的第二共享图像特征;其中,所述第一目标区域为所述训练样本中由所述第一位置信息确定且包括目标对象的区域;

[0099] 第二组合训练子单元,用于采用所述第一目标区域关联的第二共享图像特征,对所述类型识别分支模型与新的所述特征提取共享模型进行组合训练。

[0100] 在上述实施例的基础上,可选地,第一特征筛选子单元包括:

[0101] 依据所述训练样本中目标对象的第一位置信息,按照预设尺度对所述第一目标区域进行掩模处理,得到包括第一目标区域的第一目标掩模窗口;

[0102] 将所述第一目标掩模窗口与所述第一目标掩模窗口位置处的第二共享图像特征中进行逐元素相乘,得到所述第一目标区域关联的第二共享图像特征。

[0103] 在上述实施例的基础上,可选地,子模型训练模块630还包括:

[0104] 第一单独训练单元,用于控制上次训练更新后的所述特征提取共享模型和所述类型识别分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的所述位置检测分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调;

[0105] 第二单独训练单元,用于控制上次训练更新后的所述特征提取共享模型和所述位置检测分支模型的网络参数保持不变,采用第三共享图像特征对上次训练更新后的所述类型识别分支模型进行单独训练,并对上次训练更新的网络参数进行微调;

[0106] 其中,所述第三共享图像特征为通过上次训练更新后的所述特征提取共享模型从

所述训练样本中提取的共享图像特征。

[0107] 在上述实施例的基础上,可选地,第二单独训练单元包括:

[0108] 第二位置输出子单元,用于将所述第三共享图像特征输入到上次训练更新后的所述位置检测分支模型中,获取所述训练样本中目标对象的第二位置信息;

[0109] 第二特征筛选子单元,用于依据所述训练样本中目标对象的第二位置信息,从所述第三共享图像特征中确定第二目标区域关联的第三共享图像特征;其中,所述第二目标区域为所述训练样本中由所述第二位置信息确定且包括目标对象的区域;

[0110] 第二单独训练子单元,用于采用所述第二目标区域关联的第三共享图像特征,对上次训练更新的所述类型识别分支模型进行单独训练。

[0111] 在上述实施例的基础上,可选地,第二特征筛选子单元包括:

[0112] 依据所述训练样本中目标对象的第二位置信息,按照预设尺度对所述第二目标区域进行掩模处理,得到包括第二目标区域的第二目标掩模窗口;

[0113] 将所述第二目标掩模窗口与所述第二目标掩模窗口位置处的第三共享图像特征中进行逐元素相乘,得到所述第二目标区域关联的第三共享图像特征。

[0114] 本发明实施例中所提供的遥感图像处理模型的训练装置可执行上述本发明任意实施例中所提供的遥感图像处理模型的训练方法,具备执行该遥感图像处理模型的训练方法相应的功能和有益效果,详细过程参见前述实施例中遥感图像处理模型的训练方法的相关操作。

[0115] 图7是本发明实施例中提供的一种电子设备的结构示意图。如图7所示结构,本发明实施例中提供的电子设备包括:一个或多个处理器710和存储装置720;该电子设备中的处理器710可以是一个或多个,图7中以一个处理器710为例;存储装置720用于存储一个或多个程序;所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器710执行,使得所述一个或多个处理器710实现如本发明实施例中任一项所述的遥感图像处理模型的训练方法。

[0116] 该电子设备还可以包括:输入装置730和输出装置740。

[0117] 该电子设备中的处理器710、存储装置720、输入装置730和输出装置740可以通过总线或其他方式连接,图7中以通过总线连接为例。

[0118] 该电子设备中的存储装置720作为一种计算机可读存储介质,可用于存储一个或多个程序,所述程序可以是软件程序、计算机可执行程序以及模块,如本发明实施例中所提供的遥感图像处理模型的训练方法对应的程序指令/模块。处理器710通过运行存储在存储装置720中的软件程序、指令以及模块,从而执行电子设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述方法实施例中遥感图像处理模型的训练方法。

[0119] 存储装置720可包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据电子设备的使用所创建的数据等。此外,存储装置720可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中,存储装置720可进一步包括相对于处理器710远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0120] 输入装置730可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与电子设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。输出装置740可包括显示屏等显示设备。

[0121] 并且,当上述电子设备所包括一个或者多个程序被所述一个或者多个处理器710执行时,程序进行如下操作:

[0122] 获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

[0123] 确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型;

[0124] 采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。

[0125] 当然,本领域技术人员可以理解,当上述电子设备所包括一个或者多个程序被所述一个或者多个处理器710执行时,程序还可以进行本发明任意实施例中所提供的遥感图像处理模型的训练方法中的相关操作。

[0126] 本发明实施例中提供了一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时用于执行遥感图像处理模型的训练方法,该方法包括:

[0127] 获取训练样本集;其中,所述训练样本包括遥感图像样本和所述遥感图像样本中目标对象的位置标签与类型标签;

[0128] 确定遥感图像处理模型中集成的特征提取共享模型、用于输出目标对象的位置信息的位置检测分支模型和用于输出目标对象的类型信息的类型识别分支模型;

[0129] 采用通过所述特征提取共享模型从所述训练样本提取的共享图像特征,对所述位置检测分支模型和所述类型识别分支模型进行交替训练,以在满足预设收敛条件时完成对所述遥感图像处理模型的训练。

[0130] 可选的,该程序被处理器执行时还可以用于执行本发明任意实施例中所提供的遥感图像处理模型的训练方法。

[0131] 本发明实施例的计算机存储介质,可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)、只读存储器(Read Only Memory, ROM)、可擦式可编程只读存储器(Erasable Programmable Read Only Memory, EPROM)、闪存、光纤、便携式CD-ROM、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0132] 计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于:电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

[0133] 计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、电线、光缆、无线电频率(RadioFrequency, RF)等等,或者上述的任意合适的组合。

[0134] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码,所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)——连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0135] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0136] 注意,上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解,本发明不限于这里所述的特定实施例,对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此,虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明,但是本发明不仅仅限于以上实施例,在不脱离本发明构思的情况下,还可以包括更多其他等效实施例,而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

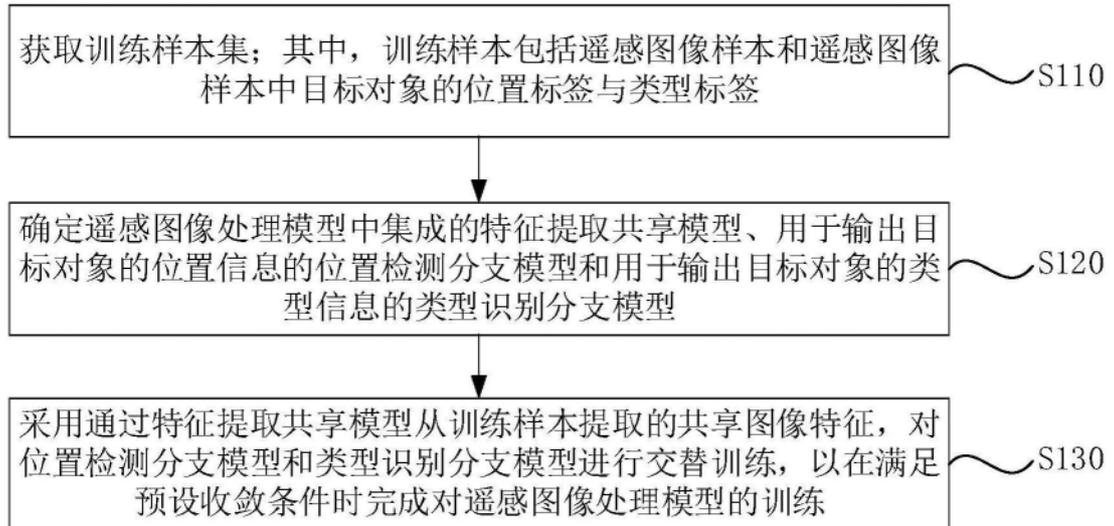


图1

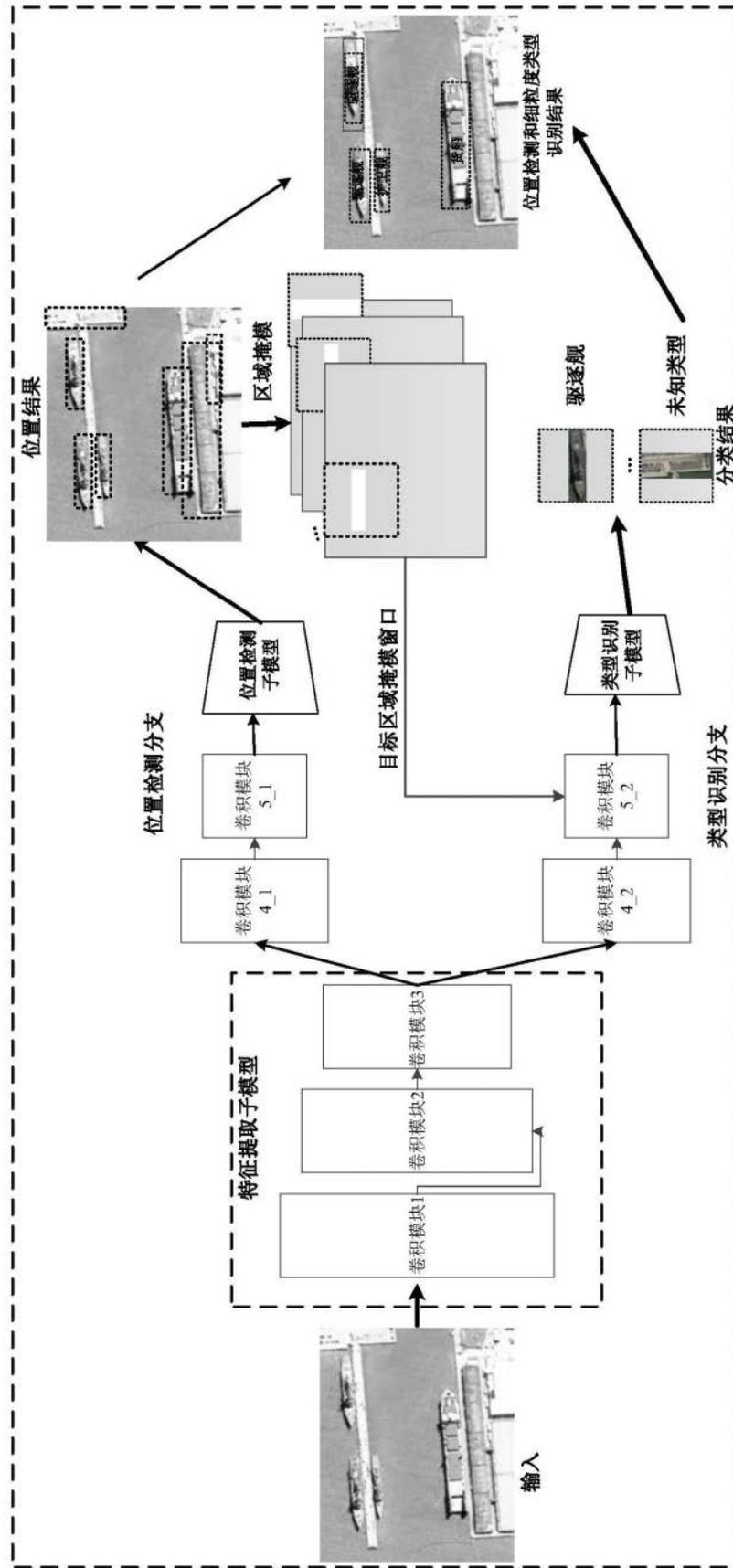


图2

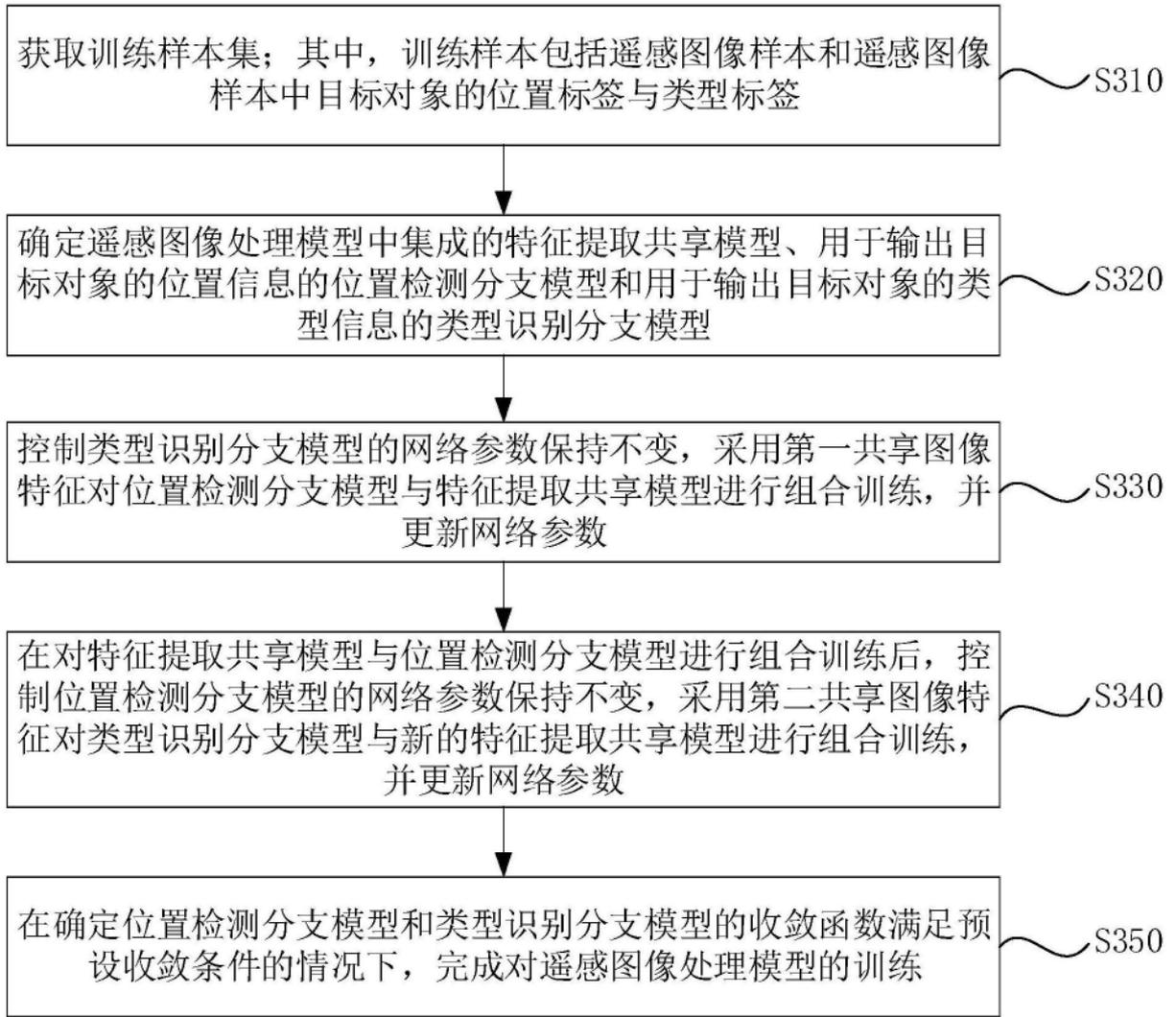


图3

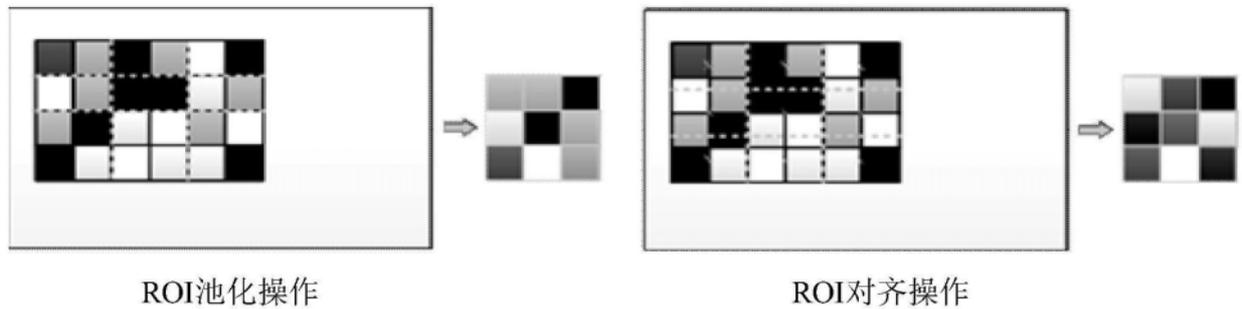


图4

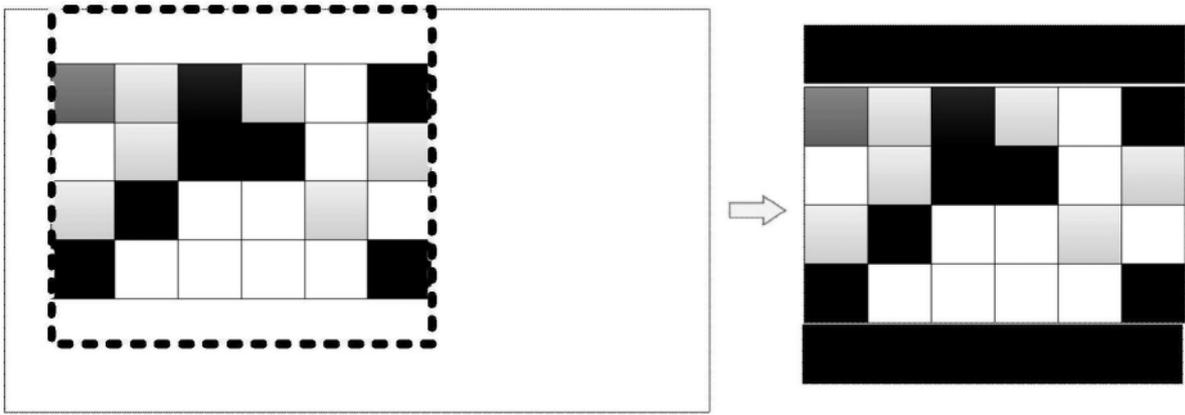


图5

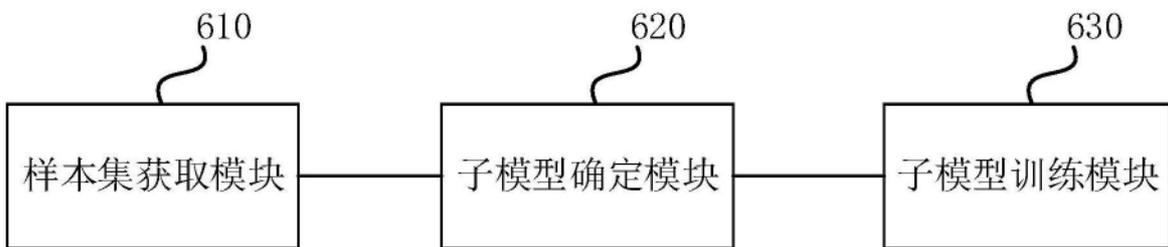


图6

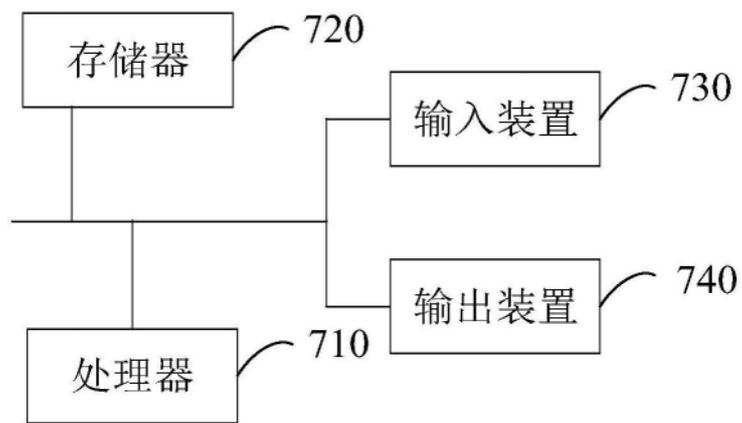


图7