



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109410190 B

(45) 授权公告日 2022.04.29

(21) 申请号 201811197275.3

(22) 申请日 2018.10.15

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109410190 A

(43) 申请公布日 2019.03.01

(73) 专利权人 广东电网有限责任公司
地址 510600 广东省广州市越秀区东风东
路757号

专利权人 广东电网有限责任公司电力科学
研究院

(72) 发明人 王彤 吴昊 陈海涵 马凯 黄勇
周恩泽 谢志文 魏瑞增

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限
公司 11227

代理人 张春水 唐京桥

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

(56) 对比文件

CN 108334823 A, 2018.07.27

CN 105389556 A, 2016.03.09

US 2003215867 A1, 2003.11.20

US 2016335503 A1, 2016.11.17

审查员 张笑迪

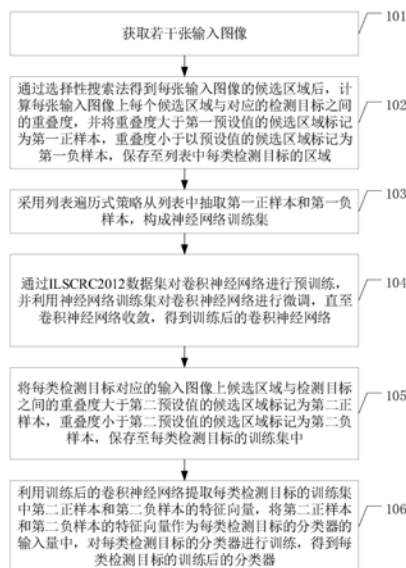
权利要求书2页 说明书10页 附图3页

(54) 发明名称

基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,利用卷积神经网络的容错能力、并行处理能力和自学习能力,使得能够自动学习并刻画出图像数据的内在多级特征并逐级抽象,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,自适应性能好,具有较高的识别率,更加智能化,减少人工的操作。



1. 一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,其特征在于,包括:

S1、获取若干张输入图像;

S2、通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值;

S3、采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集,具体包括:随机抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌;

S4、通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络,具体包括:将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

S5、将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

S6、利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

2. 根据权利要求1所述的基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,其特征在于,步骤S6之后还包括:

获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器。

3. 一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置,其特征在于,包括:

第一获取单元,用于获取若干张输入图像;

重叠度计算单元,用于通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;其中,重叠度计算单元还用于根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值;

第一训练集构建单元,用于采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;其中,第一训练集构建单元具体包括:第一抽取子单元,用于随机

抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;第二抽取子单元,用于随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌;

第一训练单元,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;第一训练单元具体包括:标准化尺寸子单元,用于将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;预训练子单元,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;微调子单元,用于采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

第二训练集构建单元,用于将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

第二训练单元,用于利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

4. 根据权利要求3所述的基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置,其特征在于,还包括:

第二获取单元,用于获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

测试单元,用于利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

回归单元,用于将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器。

基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机视觉技术领域,尤其涉及一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法。

背景技术

[0002] 输电线路是电力建设中的重要组成部分,由于受到台风、泥石流等恶劣天气的影响,输电线路不可避免的会发生塔材损坏、倒塌等严重危害,其中杆塔倒断的发生将对输电线路造成非常严重的损坏,甚至影响人们的日常生活,造成重大经济财产损失。

[0003] 现代遥感技术的发展和快捷、多样的商业遥感图像数据的出现,使我们可以很方便的获取所需的高分辨率影像,高分辨率商业卫星影像高分二号、高分三号、高景一号、Geoeye-1、WorldView-2、WorldView-3、Pleiades和QuickBird-2的出现,大大拓宽了遥感应用范围,现代遥感技术不但用于宏观上的定性分析,而且也可以对地物进行定量分析和规划。在电力防灾减灾的应用中,可以对输电线路倒断杆塔进行智能检测。

[0004] 杆塔倒断能够高效、准确检测的前提是对已发生的各地区、各种情况以及各类型塔发生倒断的状态进行详细的分析研究,因此需要数据量丰富、样本类型全面且多样化的倒断杆塔的高分辨率影像样本。而目前的倒断杆塔的高分辨率影像仅是原始图像,不包含任何标注信息。可见,首先需要对倒断杆塔的高分辨率影像进行人工标注。

[0005] 传统的杆塔检测方法,首先需要手工设计特征,例如颜色、纹理、位置、形态等。因为手工设计特征需要大量的经验,需要对其应用领域和数据非常了解,还需对设计的特征进行大量的调试工作,在此基础上还需要有一个合适的分类器。手工设计特征,并选择一个分类器,合并两者并达到最优的效果,几乎是不可能完成的任务。

发明内容

[0006] 本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,更加智能化,减少人工的操作。

[0007] 本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,包括:

[0008] S1、获取若干张输入图像;

[0009] S2、通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0010] S3、采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;

[0011] S4、通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集

对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0012] S5、将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0013] S6、利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

[0014] 可选地,所述将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本还包括:

[0015] 根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值。

[0016] 可选地,步骤S3具体为:

[0017] 随机抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;

[0018] 随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌。

[0019] 可选地,步骤S4具体包括:

[0020] 将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;

[0021] 通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;

[0022] 采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络。

[0023] 可选地,步骤S6之后还包括:

[0024] 获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

[0025] 利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

[0026] 将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器。

[0027] 本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置,包括:

[0028] 第一获取单元,用于获取若干张输入图像;

[0029] 重叠度计算单元,用于通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0030] 第一训练集构建单元,用于采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;

[0031] 第一训练单元,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用

神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0032] 第二训练集构建单元,用于将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0033] 第二训练单元,用于利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

[0034] 可选地,重叠度计算单元还用于根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值。

[0035] 可选地,第一训练集构建单元具体包括:

[0036] 第一抽取子单元,用于随机抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;

[0037] 第二抽取子单元,用于随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌。

[0038] 可选地,第一训练单元具体包括:

[0039] 标准化尺寸子单元,用于将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;

[0040] 预训练子单元,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;

[0041] 微调子单元,用于采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络。

[0042] 可选地,还包括:

[0043] 第二获取单元,用于获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

[0044] 测试单元,用于利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

[0045] 回归单元,用于将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器。

[0046] 从以上技术方案可以看出,本发明实施例具有以下优点:

[0047] 本发明利用卷积神经网络的容错能力、并行处理能力和自学习能力,使得能够自动学习并刻画出图像数据的内在多级特征并逐级抽象,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,自适应性能好,具有较高的识别率,更加智能化,减少人工的操作。

附图说明

[0048] 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,下面将对实施例或现有技术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

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它的附图。

[0049] 图1为本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的一个实施例的流程示意图;

[0050] 图2为本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的另一个实施例的流程示意图;

[0051] 图3为本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的一个实施例的结构示意图;

[0052] 图4为本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的另一个实施例的结构示意图。

具体实施方式

[0053] 本发明实施例提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,更加智能化,减少人工的操作。

[0054] 为使得本发明的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,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,下面所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而非全部的实施例。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它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0055] 请参阅图1,本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的一个实施例,包括:

[0056] 101、获取若干张输入图像;

[0057] 需要说明的是,输入图像可以是拍摄的照片,一个输入图像中可以包含多个检测目标,例如杆塔、违章建筑等。

[0058] 102、通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0059] 需要说明的是,对于获取的若干张输入影像,采用选择性搜索法(Selective Search)在每张输入图像上生成1k~2k个候选区域,然后在每张输入影像上依次计算每个候选区域与该输入影像中的检测目标之间的重叠度(IoU),若重叠度大于第一预设值,则将该候选区域标记为第一正样本,若重叠度小于第一预设值,则将该候选区域标记为第一负样本,并且将所有候选区域保存至列表中每类检测目标的区域,即与杆塔有关的候选区域的重叠度保存至列表第一列。

[0060] 103、采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;

[0061] 需要说明的是,采用基于信息平衡花改进的列表遍历式策略从列表中随机抽取第一正样本或第一负样本,最终构成神经网络训练集。

[0062] 104、通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0063] 需要说明的是,首先通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行有监督预训练,用预训练好的卷积神经网络的参数来替换随机初始化参数,使得卷积神经网络在正式训练之前就具备良好的初始值,有效避免随机初始化对小样本数据过拟合现象的发生;其次,利用神经网络训练集对预训练好的卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,由此得到训练后的卷积神经网络。

[0064] 105、将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0065] 需要说明的是,在训练完卷积神经网络以后,还需要为每类检测目标训练一个分类器,首先需要为每类检测目标准备训练集,以检测目标为杆塔为例,在每张输入图像中以杆塔为检测目标,计算输入图像上候选区域与杆塔之间的重叠度,若重叠度小于第二预设值,则将候选区域标记为第二负样本,而重叠度大于第二预设值的候选区域则标记为第二正样本,在实际的杆塔的训练集构建中,第二正样本可以直接是标记了杆塔的输入图像,由此保存至杆塔的训练集中,其余类型的检测目标的训练集的组成方式相同。

[0066] 106、利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器;

[0067] 需要说明的是,在准备好每类检测目标的训练集后,利用构建的每类检测目标的训练集训练每类检测目标的分类器,首先通过训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中的第二正样本和第二负样本的特征向量,并将提取的第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量,从而对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

[0068] 训练后的卷积神经网络结合每类检测目标的训练后的分类器,实现了对输入图像中杆塔倒断的智能检测,同时,采用基于信息平衡化改进的列表遍历式策略进行样本的抽取,增强较少类型样本的作用,克服了正负样本不均衡对分类效果的不利影响。

[0069] 本发明实施例利用卷积神经网络的容错能力、并行处理能力和自学习能力,使得能够自动学习并刻画出图像数据的内在多级特征并逐级抽象,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,自适应性能好,具有较高的识别率,更加智能化,减少人工的操作。

[0070] 以上是对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法一个实施例的流程进行的说明,以下将对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的另一个实施例的流程进行说明。

[0071] 请参阅图2,本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的另一个实施例,包括:

[0072] 201、获取若干张输入图像;

[0073] 需要说明的是,输入图像可以是拍摄的照片,一个输入图像中可以包含多个检测目标,例如杆塔、违章建筑等。

[0074] 202、通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0075] 需要说明的是,对于获取的若干张输入影像,采用选择性搜索法(Selective Search)在每张输入图像上生成1k~2k个候选区域,然后在每张输入影像上依次计算每个候选区域与该输入影像中的检测目标之间的重叠度(IoU),若重叠度大于第一预设值,则将候选区域标记为第一正样本,若重叠度小于第一预设值,则将该候选区域标记为第一负样本,并且将所有候选区域保存至列表中每类检测目标的区域,即与杆塔有关的候选区域的重叠度保存至列表第一列;

[0076] 为了平衡第一正样本和第一负样本对训练结果的影响,根据重叠值分别为第一正样本和第一负样本添加信息权重值,且第一正样本和第一负样本的权重值之和相等。针对较少的第一正样本而言,第一正样本包含的信息相对较多,设置较大的信息权重值,而对于较多的第一负样本,第一负样本包含的信息相对较少,设置较小的信息权重值。

[0077] 203、随机抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;

[0078] 204、随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌;

[0079] 需要说明的是,列表T1中每行包含一个类检测目标,给每类检测目标准备一个M(n)行2列的表T2(n),M(n)为每类检测目标的样本数,第一列每一行存放第一正样本和第一负样本,第二列每行为第一列样本对应的信息权重值。在每此抽取时,先从列表T1中取一个类i,然后从对应的T2(i)的第一列中取一张图像,并记录第二列对应的信息权重值,当T2(i)遍历完后,对其进行洗牌,下次从新的表里取。当列表T1遍历完后,对其进行洗牌,下次从新的表里取,直到卷积神经网络训练结束。

[0080] 205、将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;

[0081] 需要说明的是,将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸,则每个候选区域提取的深度特征的维度亦是固定的。

[0082] 206、通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;

[0083] 需要说明的是,首先通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行有监督预训练,在预训练的过程中根据抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整每个样本的损失函数值,增强信息权重值较大的样本对损失值的影响。

[0084] 207、采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0085] 需要说明的是,采用SGD法,利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络,用预训练好的模型参数来替换随机初始化参数,使得卷积神经网络在训练之前就具备良好的初始值,有效避免随

机初始化对小样本数据拟合现象的发生。

[0086] 208、将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0087] 需要说明的是,在训练完卷积神经网络以后,还需要为每类检测目标训练一个分类器,首先需要为每类检测目标准备训练集,以检测目标为杆塔为例,在每张输入图像中以杆塔为检测目标,计算输入图像上候选区域与杆塔之间的重叠度,若重叠度小于第二预设值,则将候选区域标记为第二负样本,而重叠度大于第二预设值的候选区域则标记为第二正样本,在实际的杆塔的训练集构建中,第二正样本可以直接是标记了杆塔的输入图像,由此保存至杆塔的训练集中,其余类型的检测目标的训练集的组成方式相同。

[0088] 209、利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器;

[0089] 需要说明的是,在准备好每类检测目标的训练集后,利用构建的每类检测目标的训练集训练每类检测目标的分类器,首先通过训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中的第二正样本和第二负样本的特征向量,并将提取的第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量,从而对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

[0090] 210、获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

[0091] 需要说明的是,除了训练卷积神经网络和每类检测目标的分类器,还可以为每类检测目标分别训练一个边框回归器来提升检测的准确率。首先需要获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像,真实框用G来表示, $G = (G_x, G_y, G_w, G_h)$,分别表示这个框的中心点横坐标,中心点纵坐标,框宽度以及框高度。

[0092] 211、利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

[0093] 需要说明的是,利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像,输出框用P来表示, $P = (P_x, P_y, P_w, P_h)$,每个元素的含义与G中相同。

[0094] 212、将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器;

[0095] 需要说明的是,利用如下变换关系,将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标真实框的输入图像,具体为:

$$[0096] \quad \hat{G}_x = P_w d_x(P) + P_x \quad (1) \quad d_x(P) = w_x^T \Phi_5(P)$$

$$[0097] \quad \hat{G}_y = P_h d_y(P) + P_y \quad (2) \quad d_y(P) = w_y^T \Phi_5(P)$$

$$[0098] \quad \hat{G}_w = P_w \exp(d_w(P)) \quad (3) \quad d_w(P) = w_w^T \Phi_5(P)$$

$$[0099] \quad \hat{G}_h = P_h \exp(d_h(P)) \quad (4) \quad d_h(P) = w_h^T \Phi_5(P);$$

[0100] 函数优化目标为:

$$[0101] \quad w_* = \arg \min_{\hat{w}_*} \sum_i^N (t_*^i - w_*^T \Phi_5(P^i))^2 + \lambda \|\hat{w}_*\|^2 ;$$

$$[0102] \quad t_x = (G_x - P_x) / P_w$$

$$[0103] \quad t_y = (G_y - P_y) / P_h$$

$$[0104] \quad t_w = \log(G_w / P_w)$$

$$[0105] \quad t_h = \log(G_h / P_h) ;$$

$$[0106] \quad \text{式中, } \begin{cases} d_x(P) = w_x^T \Phi_5(P) \\ d_y(P) = w_y^T \Phi_5(P) \\ d_w(P) = w_w^T \Phi_5(P) \\ d_h(P) = w_h^T \Phi_5(P) \end{cases} \text{为训练后的卷积神经网络计算区域的pool}_5 \text{层的特征。}$$

[0107] 本发明实施例利用卷积神经网络的容错能力、并行处理能力和自学习能力,使得能够自动学习并刻画出图像数据的内在多级特征并逐级抽象,无需手动设计特征,能够达到同时实现特征学习和分类检测的目的,自适应性能好,具有较高的识别率,更加智能化,减少人工的操作。

[0108] 以上是对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练方法的另一个实施例的流程进行的说明,以下将对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的一个实施例的结构进行说明。

[0109] 请参阅图3,本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的一个实施例,包括:

[0110] 第一获取单元301,用于获取若干张输入图像;

[0111] 重叠度计算单元302,用于通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0112] 第一训练集构建单元303,用于采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;

[0113] 第一训练单元304,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0114] 第二训练集构建单元305,用于将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0115] 第二训练单元306,用于利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器。

[0116] 以上是对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的一个实施例的结构进行的说明,以下将对本发明提供的一种基于高分辨率遥感卫

星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的另一个实施例的结构进行说明。

[0117] 请参阅图4,本发明提供了一种基于高分辨率遥感卫星影像的杆塔倒断检测模型训练装置的另一个实施例,包括:

[0118] 第一获取单元401,用于获取若干张输入图像;

[0119] 重叠度计算单元402,用于通过选择性搜索法得到每张输入图像的候选区域后,计算每张输入图像上每个候选区域与对应的检测目标之间的重叠度,并将重叠度大于第一预设值的候选区域标记为第一正样本,重叠度小于以预设值的候选区域标记为第一负样本,保存至列表中每类检测目标的区域;

[0120] 重叠度计算单元402还用于根据候选区域的重叠度,确定第一正样本或第一负样本的信息权重值;

[0121] 第一训练集构建单元403,用于采用列表遍历式策略从列表中抽取第一正样本和第一负样本,构成神经网络训练集;

[0122] 第一训练集构建单元403具体包括:

[0123] 第一抽取子单元4031,用于随机抽取列表中的一类检测目标及其对应的区域,若遍历完列表中的全部类检测目标,则对列表中全部类检测目标进行洗牌;

[0124] 第二抽取子单元4032,用于随机抽取一类检测目标对应的区域中的一个第一正样本或第一负样本,直至一类检测目标对应的区域中所有第一正样本和第一负样本被抽取完毕,构成神经网络训练集,并对一类检测目标对应的区域进行洗牌;

[0125] 第一训练单元404,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并利用神经网络训练集对卷积神经网络进行微调,直至卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0126] 第一训练单元404具体包括:

[0127] 标准化尺寸子单元4041,用于将每张输入图像的候选区域标准化到预设尺寸;

[0128] 预训练子单元4042,用于通过ILSCRC2012数据集对卷积神经网络进行预训练,并在预训练过程中利用抽取的第一正样本或第一负样本对应的信息权重值调整ILSCRC2012数据集中的样本数据的损失函数值;

[0129] 微调子单元4043,用于采用SGD法利用神经网络训练集对预训练的卷积神经网络进行微调,直至预训练的卷积神经网络收敛,得到训练后的卷积神经网络;

[0130] 第二训练集构建单元405,用于将每类检测目标对应的输入图像上候选区域与检测目标之间的重叠度大于第二预设值的候选区域标记为第二正样本,重叠度小于第二预设值的候选区域标记为第二负样本,保存至每类检测目标的训练集中;

[0131] 第二训练单元406,用于利用训练后的卷积神经网络提取每类检测目标的训练集中第二正样本和第二负样本的特征向量,将第二正样本和第二负样本的特征向量作为每类检测目标的分类器的输入量中,对每类检测目标的分类器进行训练,得到每类检测目标的训练后的分类器;

[0132] 第二获取单元407,用于获取若干张标记了一个检测目标真实框的输入图像;

[0133] 测试单元408,用于利用训练后的卷积神经网络和训练后的分类器,得到标记了检测目标输出框的输出图像;

[0134] 回归单元409,用于将标记了检测目标输出框的输出图像映射到标记了检测目标

真实框的输入图像上以生成检测目标的边框回归器。

[0135] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0136] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0137] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0138] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0139] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0140] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

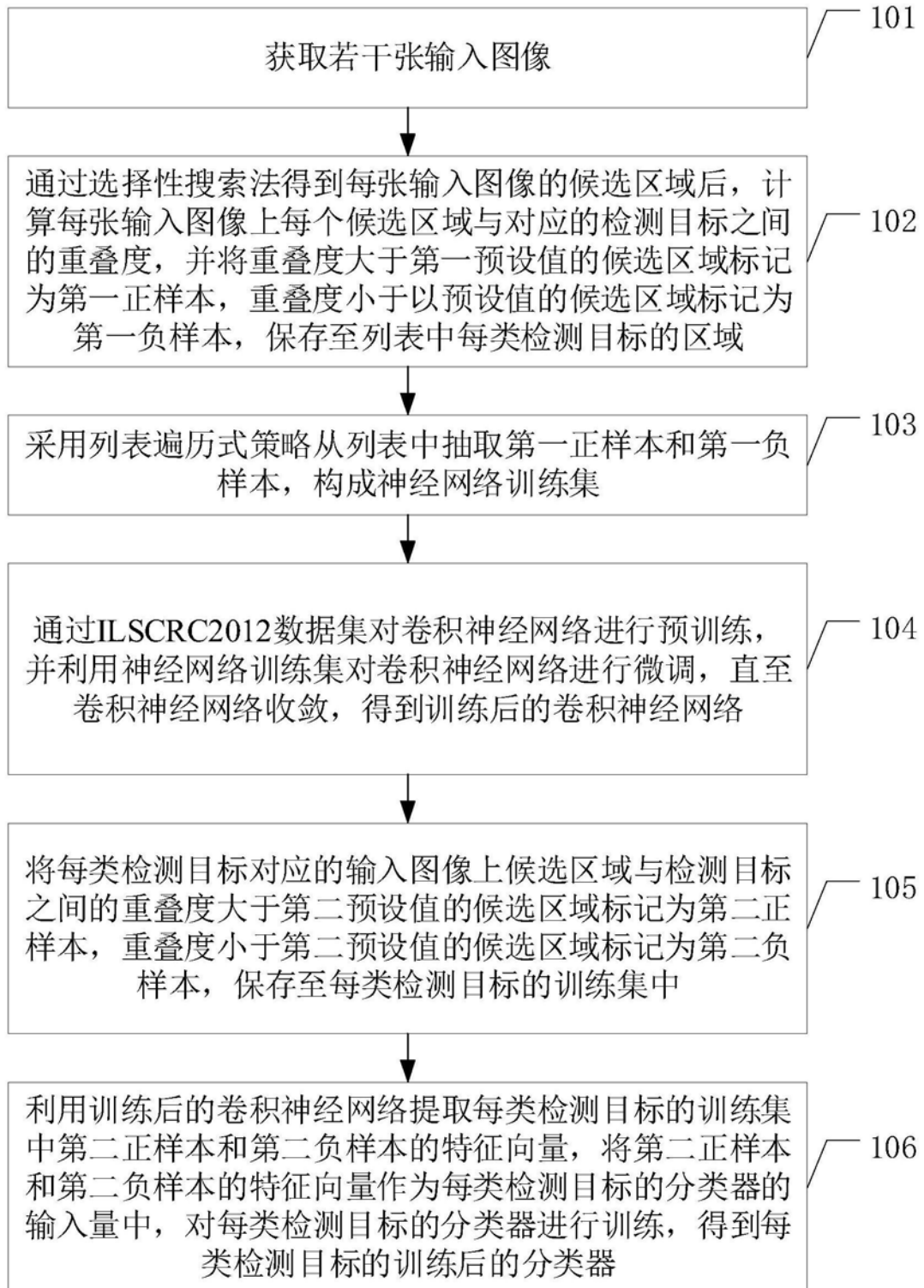


图1

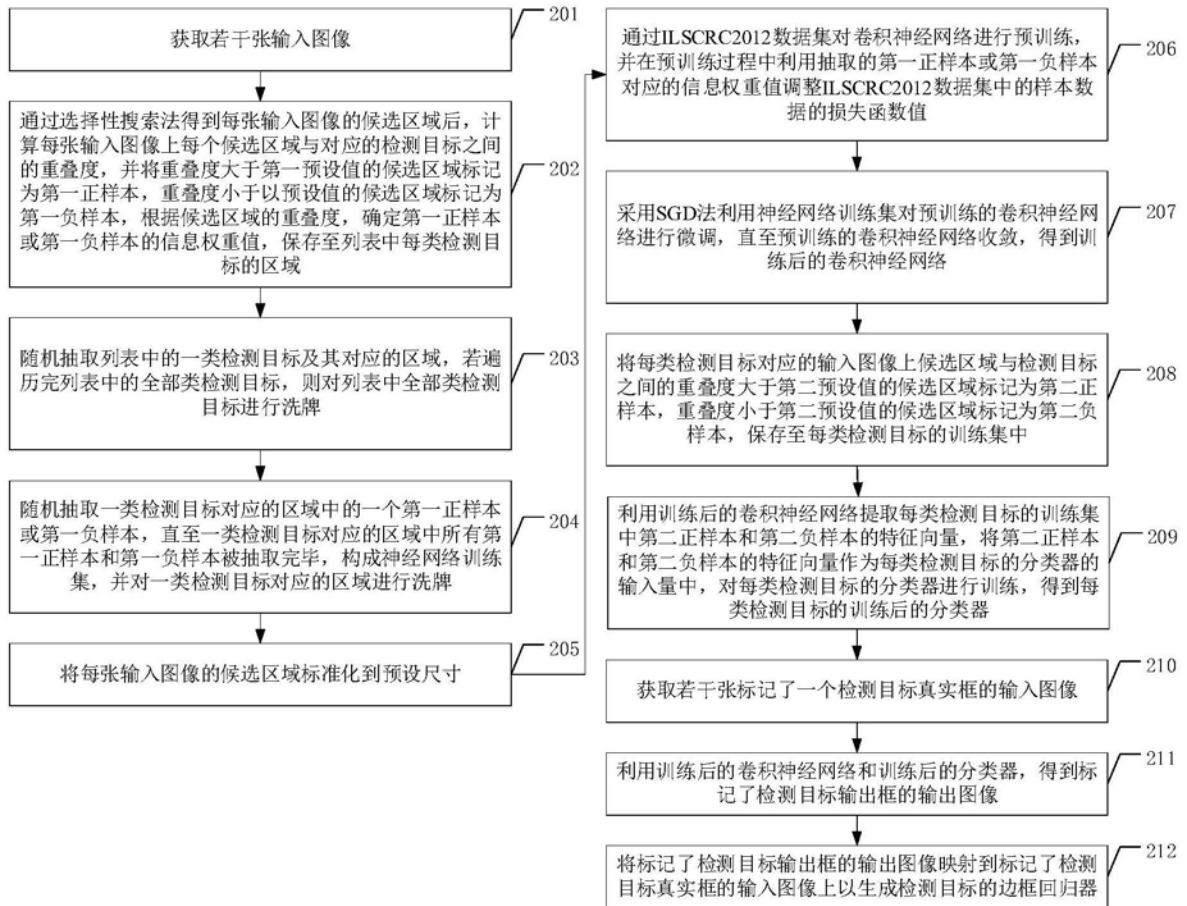


图2



图3

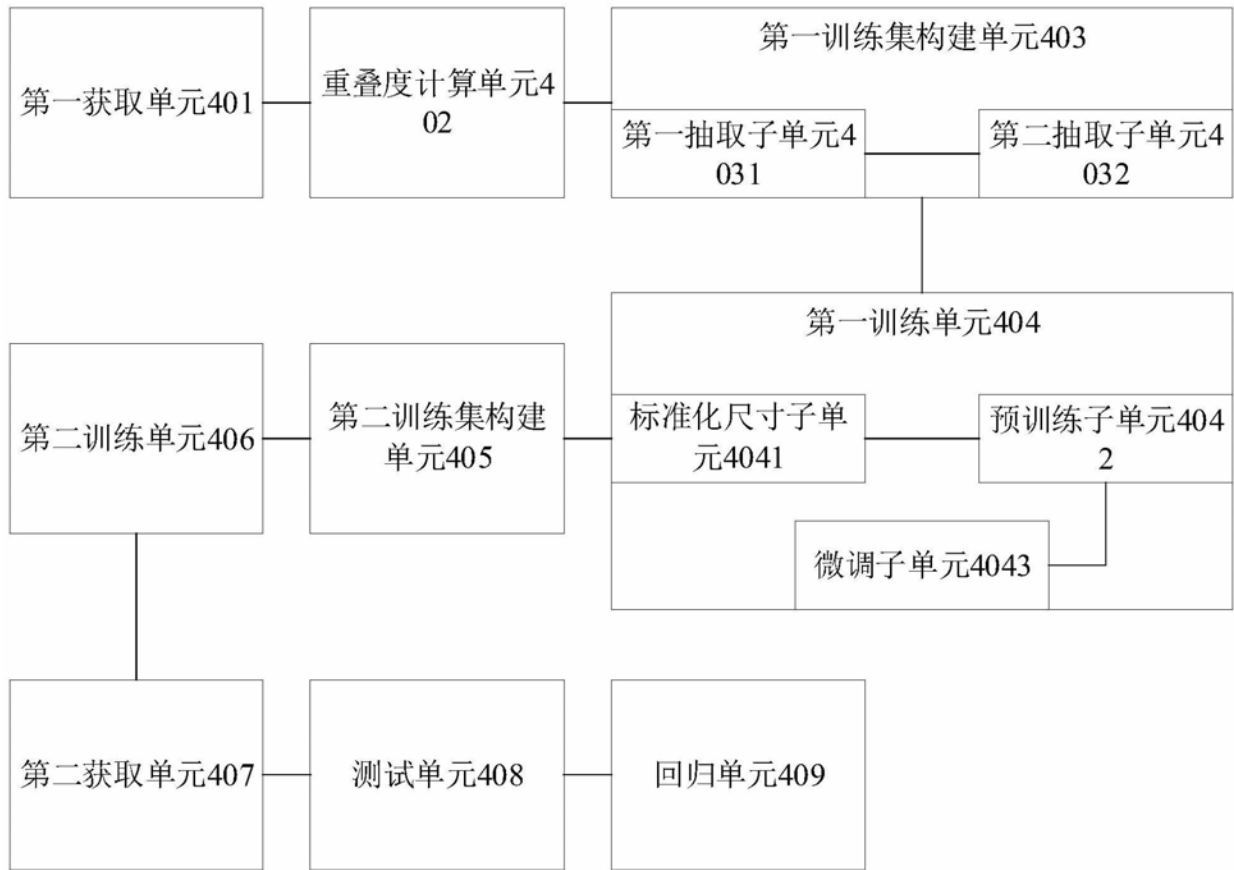


图4