



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110378224 A

(43)申请公布日 2019. 10. 25

(21)申请号 201910515105.3

(22)申请日 2019.06.14

(71)申请人 香港理工大学深圳研究院  
地址 518057 广东省深圳市南山区高新园  
南区粤兴一道18号香港理工大学产学  
研大楼205室

(72)发明人 史文中 张敏

(74)专利代理机构 深圳中一专利商标事务所  
44237  
代理人 曹小翠

(51)Int.Cl.  
G06K 9/00(2006.01)  
G06N 3/04(2006.01)  
G06T 7/00(2017.01)

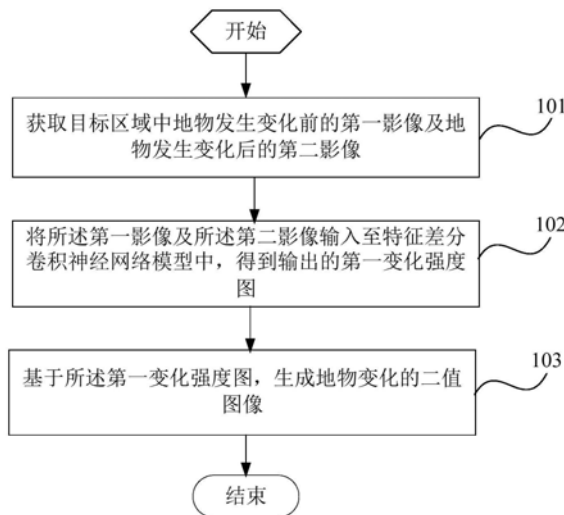
权利要求书2页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

一种地物变化的检测方法、检测系统及终端

(57)摘要

本申请适用于图像处理技术领域,提供一种地物变化的检测方法、检测系统及终端,其中方法包括:获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像,提升遥感影像变化检测的鲁棒性和稳定性,提升变化检测的精度。



1. 一种地物变化的检测方法,其特征在于,所述检测方法包括:  
获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;  
将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;  
基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;  
其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。
2. 根据权利要求1所述的检测方法,其特征在于,所述将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图,包括:  
将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中;  
基于所述第一影像及所述第二影像,通过所述孪生深度卷积神经网络,分别生成所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图;  
基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所述特征差分网络,得到特征差异影像;  
基于所述特征差异影像,通过所述特征融合网络,生成所述第一变化强度图。
3. 根据权利要求2所述的检测方法,其特征在于,  
所述基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所述特征差分网络,得到特征差异影像,包括:  
将所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,进行差分和归一化,得到所述特征差异影像 $FD(i) = \frac{|F_1^i - F_2^i|}{\max(|F_1^i - F_2^i|)}$ ,  $i = 1, \dots, N$ ;  
其中,  $F_1^i$ 表示输入图像为第一影像时,得到的第*i*个深度特征;  $F_2^i$ 表示输入图像为第二影像时,得到的第*i*个深度特征;  $N$ 表示深度特征总数。
4. 根据权利要求1所述的检测方法,其特征在于,所述将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图之前,还包括:  
基于构建的遥感场景分类训练数据集,对初始深度卷积神经网络进行训练,所述遥感场景分类训练数据集中的样本数据包括:不同遥感地物场景的遥感影像和对应的场景标签;  
基于训练完成的所述初始深度卷积神经网络,生成所述孪生深度卷积神经网络。
5. 根据权利要求4所述的检测方法,其特征在于,所述基于构建的遥感场景分类训练数据集,对初始深度卷积神经网络进行训练,包括:  
基于构建的遥感场景分类训练数据集进行样本增广,得到目标遥感场景分类训练数据集,其中,所述目标遥感场景分类训练数据集中的样本包括:设定像素大小的三波段遥感影像块和对应的场景真值标签;  
依据所述目标遥感场景分类训练数据集,对所述初始深度卷积神经网络进行训练。
6. 根据权利要求1所述的检测方法,其特征在于,所述将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图之前,还包括:

构建遥感影像变化检测训练数据集,所述遥感影像变化检测训练数据集中包括:随机区域中地物发生变化前的第三影像、所述随机区域中地物发生变化后的第四影像及对应的变化真值;

基于所述第三影像及所述第四影像,生成第二变化强度图;

根据所述第二变化强度图,生成变化强度权值矩阵;

基于所述变化真值,计算影像中变化像素数量占总像素数量的第一比例及未变化像素数量占所述总像素数量的第二比例;

基于所述变化强度权值矩阵、所述第一比例及所述第二比例,得到交叉熵损失函数:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n [\beta_- y_n \log \hat{y}_n + \beta_+ (1 - y_n) \log (1 - \hat{y}_n)];$$

N为样本数量,其中一组样本包括一个所述第三影像及所述第四影像;W为所述变化强度权值矩阵,其中,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值小于变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度均值,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值大于或等于所述变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度值; $\beta_+$ 为所述第一比例, $\beta_-$ 为所述第二比例; $y_n$ 为所述变化真值; $\hat{y}_n$ 为变化强度的预测值;

基于所述交叉熵损失函数和所述遥感影像变化检测训练数据集,对所述特征差分卷积神经网络模型进行训练。

7. 一种地物变化的检测系统,其特征在于,所述检测系统包括:

获取模块,用于获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;

第一得到模块,用于将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;

第一生成模块,用于基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;

其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

8. 根据权利要求7所述的检测系统,其特征在于,所述第一得到模块具体用于:

将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中;

基于所述第一影像及所述第二影像,通过所述孪生深度卷积神经网络,分别生成所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图;

基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所述特征差分网络,得到特征差异影像;

基于所述特征差异影像,通过所述特征融合网络,生成所述第一变化强度图。

9. 一种终端,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至6任一项所述方法的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至6任一项所述方法的步骤。

## 一种地物变化的检测方法、检测系统及终端

### 技术领域

[0001] 本申请属于图像处理技术领域,尤其涉及一种地物变化的检测方法、检测系统及终端。

### 背景技术

[0002] 遥感影像能够直接或间接的反应地表覆盖和土地利用信息,是用来获取地球表面变化信息的重要手段。遥感影像的变化检测是指在同一地理位置的不同时期遥感影像中识别变化的过程。基于遥感影像的变化检测在地质灾害、城市变化、环境监测、农业、林业等领域都有重要应用。

[0003] 近年来,多种传感器的高空间分辨、高时间分辨率的遥感影像的出现,对变化检测算法提出了新的需求,需要实现快速的从这些海量的遥感数据中获取有效的变化信息。

[0004] 而由于遥感影像本身的复杂性,以及变化过程中的不确定性都会影响变化检测的精度,使得现有的遥感影像变化检测缺少鲁棒性和稳定性,变化检测结果与实际情况差异很大。

### 发明内容

[0005] 有鉴于此,本申请实施例提供了一种地物变化的检测方法、检测系统及终端,以解决现有的遥感影像变化检测缺少鲁棒性和稳定性,变化检测结果与实际情况差异很大的问题。

[0006] 本申请实施例的第一方面提供了一种地物变化的检测方法,所述检测方法包括:

[0007] 获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;

[0008] 将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;

[0009] 基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;

[0010] 其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

[0011] 本申请实施例的第二方面提供了一种地物变化的检测系统,所述检测系统包括:

[0012] 获取模块,用于获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;

[0013] 第一得到模块,用于将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;

[0014] 第一生成模块,用于基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;

[0015] 其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

[0016] 本申请实施例的第三方面提供了一种终端,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如第一方面所述方法的步骤。

[0017] 本申请实施例的第四方面提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如第一方面所述方法的步骤。

[0018] 本申请的第五方面提供了一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括计算机程序,所述计算机程序被一个或多个处理器执行时实现如上述第一方面所述方法的步骤。

[0019] 由上可见,本申请实施例中,通过获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像,将第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的变化强度图,基于该变化强度图,生成地物变化的二值图像,其中,特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络、特征差分网络及特征融合网络,提升遥感影像变化检测的鲁棒性和稳定性,提升变化检测的精度。

## 附图说明

[0020] 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申请的一些实施例,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他的附图。

[0021] 图1是本申请实施例提供的一种地物变化的检测方法的流程图一;

[0022] 图2是本申请实施例提供的一种地物变化的检测方法的流程图二;

[0023] 图3是本申请实施例提供的一种地物变化的检测系统的结构图;

[0024] 图4是本申请实施例提供的一种终端的结构图。

## 具体实施方式

[0025] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请实施例。然而,本领域的技术人员应当清楚,在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中,省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明,以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0026] 应当理解,当在本说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0027] 还应当理解,在此本申请说明书中所使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的而并不意在限制本申请。如在本申请说明书和所附权利要求书中所使用的那样,除非上下文清楚地指明其它情况,否则单数形式的“一”、“一个”及“该”意在包括复数形式。

[0028] 还应当进一步理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0029] 如在本说明书和所附权利要求书中所使用的那样,术语“如果”可以依据上下文被

解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地,短语“如果确定”或“如果检测到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0030] 具体实现中,本申请实施例中描述的终端包括但不限于诸如具有触摸敏感表面(例如,触摸屏显示器和/或触摸板)的移动电话、膝上型计算机或平板计算机之类的其它便携式设备。还应当理解的是,在某些实施例中,所述设备并非便携式通信设备,而是具有触摸敏感表面(例如,触摸屏显示器和/或触摸板)的台式计算机。

[0031] 在接下来的讨论中,描述了包括显示器和触摸敏感表面的终端。然而,应当理解的是,终端可以包括诸如物理键盘、鼠标和/或控制杆的一个或多个其它物理用户接口设备。

[0032] 终端支持各种应用程序,例如以下中的一个或多个:绘图应用程序、演示应用程序、文字处理应用程序、网站创建应用程序、盘刻录应用程序、电子表格应用程序、游戏应用程序、电话应用程序、视频会议应用程序、电子邮件应用程序、即时消息收发应用程序、锻炼支持应用程序、照片管理应用程序、数码相机应用程序、数字摄影机应用程序、web浏览应用程序、数字音乐播放器应用程序和/或数字视频播放器应用程序。

[0033] 可以在终端上执行的各种应用程序可以使用诸如触摸敏感表面的至少一个公共物理用户接口设备。可以在应用程序之间和/或相应应用程序内调整和/或改变触摸敏感表面的一个或多个功能以及终端上显示的相应信息。这样,终端的公共物理架构(例如,触摸敏感表面)可以支持具有对用户而言直观且透明的用户界面的各种应用程序。

[0034] 应理解,本实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

[0035] 为了说明本申请所述的技术方案,下面通过具体实施例来进行说明。

[0036] 参见图1,图1是本申请实施例提供的一种地物变化的检测方法的流程图一。如图1所示,一种地物变化的检测方法,该方法包括以下步骤:

[0037] 步骤101,获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像。

[0038] 其中,该第一影像及第二影像具体为遥感影像。

[0039] 这里是变化检测过程,需要获取目标区域中的两时期的遥感影像。所述两时期的遥感影像是指地物发生变化前T1时刻的遥感影像和地物发生变化后T2时刻的遥感影像, $T1 \neq T2$ 。

[0040] 步骤102,将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图。

[0041] 其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

[0042] 孪生神经网络有两个输入,将两个输入喂送进入两个神经网络(Network1 and Network2)。该特征差分卷积神经网络模型中,两时期影像为孪生深度卷积神经网络的输入,孪生深度卷积神经网络的输出作为特征差分网络的输入,特征差分网络的输出作为特征融合网络的输入。

[0043] 其中,该孪生深度卷积神经网络具体可选为双时相输入权值共享的深度卷积神经

网络,降低前期网络训练的复杂度。

[0044] 具体地,在实施过程中,所述将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图之前,还包括:

[0045] 基于构建的遥感场景分类训练数据集,对初始深度卷积神经网络进行训练,所述遥感场景分类训练数据集中的样本数据包括:不同遥感地物场景的遥感影像和对应的场景标签;

[0046] 基于训练完成的所述初始深度卷积神经网络,生成所述孪生深度卷积神经网络。

[0047] 这里是场景分类任务的实施过程。通过构建的遥感场景分类训练数据集,实现对初始深度卷积神经网络的预训练,再基于训练后的初始深度卷积神经网络,生成孪生深度卷积神经网络,以实现后续特征差分卷积神经网络模型的构成与组建。

[0048] 构建遥感场景分类训练数据集D,按照一定比例分为训练集和测试集,默认70%的数据作为训练集,30%的数据作为测试集。其中,数据集由包含特定地物场景的遥感影像和对应的场景标签,其中遥感影像对应有多种遥感传感器类型、多种分辨率、多种地物场景。

[0049] 构建遥感场景分类CNN模型(即初始深度卷积神经网络模型),该CNN基于VGG16结构,VGG16网络是一个深度卷积神经网络,它的作用就是提取从低层次到高层次的地物特征,从而能够正确识别地物场景。深度学习的目的就是学习这些深度特征。其中,VGG16由卷积层、最大化池化层和全连接层(内积层)组成,卷积层结合了ReLU函数,包括13个卷积层、5个最大池化层和3个全连接层。conv(i)表示第i个卷积神经层,例如conv3表示第3个卷积层。其输出结果表示输入图像属于各个遥感场景类别的概率。

[0050] 可以利用数据集D和Softmax损失函数训练该初始深度卷积神经网络模型,利用该模型学习遥感影像的深度特征。具体地,通过Softmax损失函数和随机梯度下降策略进行训练,当损失函数值不再下降时停止训练。

[0051] 具体地,通过数据集D进行深度特征学习,通过对不同遥感地物场景进行分类来学习各个地物的特征,当初始深度卷积神经网络模型能够正确区分各个遥感地物场景时,表示该学习到了所有训练样本中的地物场景的特征,此时损失函数达到最小值,即停止训练过程,模型训练完成。

[0052] 其中,上述过程中,基于构建的遥感场景分类训练数据集,对初始深度卷积神经网络进行训练,具体包括:

[0053] 基于构建的遥感场景分类训练数据集进行样本增广,得到目标遥感场景分类训练数据集,其中,所述目标遥感场景分类训练数据集中的样本包括:设定像素大小的三波段遥感影像块和对应的场景真值标签;依据所述目标遥感场景分类训练数据集,对所述初始深度卷积神经网络进行训练。

[0054] 在数据集D的基础上,通过随机裁剪、图像镜像、颜色抖动等样本策略增广样本。最终得到的每个样本由 $224 \times 224$ 像素大小的三波段遥感影像块和对应的场景真值标签组成,真值标签是指遥感场景中主要的地物类型。

[0055] 该过程,利用遥感场景分类任务训练卷积神经网络模型,通过该网络学习不同遥感地物场景下的深度特征,用于生成后续的特征差异图和进行变化检测过程。

[0056] 进一步地,在对初始深度卷积神经网络进行训练完成,初始深度卷积神经网络学习到地物深度信息后,需要基于训练完成的初始深度卷积神经网络,生成所述孪生深度卷

积神经网络。

[0057] 该孪生深度卷积神经网络可选为双时相输入权值共享的深度卷积神经网络。

[0058] 在具体实现过程中,利用迁移学习思想,将两时期影像学习到的多层次深度特征通过权值共享的方式,形成权值共享的目标深度卷积神经网络(Sub-VGG16 Net),该目标深度卷积神经网络具体为两个,两个目标深度卷积神经网络之间彼此双时相输入权值共享。

[0059] 其中,在由训练完成的初始深度卷积神经网络生成孪生深度卷积神经网络时,需要对训练完成的初始深度卷积神经网络模型进行截取,形成VGG16的子网络Sub-VGG16,由该截取得到的子网络得到孪生深度卷积神经网络。该孪生深度卷积神经网络可以是伪孪生或者是双时相输入权值共享的两个深度卷积神经网络。如表1所示,作为特征差分卷积神经网络模型中的构成部分。其中,VGG16子网络(Sub-VGG16)构成的双通道卷积网络,如表1中的Sub-VGG16 Net部分。

[0060] 表1特征差分卷积神经网络模型(FDCNN)的参数信息

[0061]

	Type	Name	Route	Filters (w, b)	Kernel	Output
<b>Input</b>	Data	T1	-	-	-	224×224×3
		T2	-	-	-	224×224×3
<b>Sub-VGG16 Net</b>	Conv+ReLU	conv1, conv2	T1	64	3×3/1	224×224×64
	Max pooling	pool1	-	-	2×2/2	112×112×64
	Conv+ReLU	conv3, conv4	-	128	1×1/1	112×112×128
	Max pooling	pool2	-	-	2×2/2	56×56×128
	Conv+ReLU	conv5, conv6, conv7	-	256	3×3/1	56×56×256
	Conv+ReLU	conv1_p, conv2_p	T2	shared with conv1, conv2	3×3/1	224×224×64
	Max pooling	pool1_p	-	-	2×2/2	112×112×64
	Conv+ReLU	conv3_p, conv4_p	-	shared with conv3, conv4	1×1/1	112×112×128
	Max pooling	pool2_p	-	-	2×2/2	56×56×128
	Conv+ReLU	conv5_p, conv6_p, conv7_p	-	shared with conv5, conv6, conv7	3×3/1	56×56×256
<b>FD-Net</b>	FD	fd1	T1, T2	-	-	224×224×3
	FD	fd2	conv2, conv2_p	-	-	224×224×64
	FD	fd3	conv4, conv4_p	-	-	112×112×128
	FD	fd4	conv7, conv7_p	-	-	56×56×256
	Upsample	up1	fd3	-	-	224×224×128
	Upsample	up2	fd4	-	-	224×224×256
<b>FF-Net</b>	Concat	concat	fd1, fd2, up1, up2	-	-	224×224×451
	Conv+ReLU	conv_f	-	30	1×1/1	224×224×30
	Conv+Sigmoid	conv_cm	-	1	1×1/1	224×224×1

[0062] 这里,我们通过迁移学习,将从场景分类任务中学习到的深度特征直接用于变化检测过程。该部分基于迁移学习的思想,利用两个Sub-VGG16分别生成T1和T2两时期影像的不同深度和尺度的深度特征。为了减小模型的复杂度和大小,两个Sub-VGG16之间是权值共享的。本实施例中选择的是conv2(conv2\_p),conv4(conv4\_p),和conv7(conv7\_p)输出的三个不同尺度和不同深度的特征,Sub-VGG16网络的输入图像大小是224×224像素,因此对应的尺度分别是224×224×64,112×112×128,56×56×256像素。

[0063] 其中,特征差分卷积神经网络模型中还包括构建的特征差分网络(FD-Net),该网络生成多个不同尺度、不同深度、代表不同特征的差异影像。

[0064] 如表1所示,还需要构建特征融合网络(FF-Net)。具体可以是基于FD-Net生成的特征差异影像,根据变化检测任务的样本量大小,构建特征融合网络(FF-Net),具体为构建一个参数量很少的卷积神经网络,该FF-Net网络生成最终变化强度图像。

[0065] 前述过程,在全面分析现有的变化检测算法和深度学习应用的基础上,提出了一种基于特征差分的变化检测卷积神经网络变化检测方案,该方案利用深度卷积神经网络通



过场景分类任务学习遥感影像的深度特征,在获取遥感影像的深度特征后,通过构建特征差分网络和特征融合网络模块,得到一个能够输出变化强度图的变化检测网络。

[0066] 进一步地,在进行变化检测之前,还需要实现对特征差分卷积神经网络模型的训练。具体地,考虑到Sub-VGG16Net的特征是通过遥感场景分类的训练过程进行学习的,可以将其学习速率设为0,减少可训练参数数量,从而减少对训练样本的需求;FD-Net生成特征差异影像不需要引入新的可训练的参数,因此不需要实现该网络的反向传播。因此变化检测问题就转换成了如何利用这些特征差异影像进行变化检测的问题。对FF-Net训练的过程并不需要学习新的深度特征,而是像随机森林或者支持向量机一样,它的作用类似于特征选择和降维。因此需要的样本量很少,从而避免了需要大量像素级标签数据进行训练的难题。因此训练FDCNN的过程,本质是训练FF-Net的过程,因此训练过程中参数量分析和训练策略是一个很重要的问题。如果参数量过小,则不能够较好的完成特征融合,不能充分利用深度差分特征,模型分类能力弱,导致变化检测结果低;如果参数量过大,小样本量容易过拟合,导致泛化能力弱,这里根据训练样本的数量设计的结构如下:仅使用一个 $3 \times 3$ 的卷积层conv\_f进行特征融合,以及一个的卷积层conv\_cm输出变化强度图。

[0067] 而对应地,作为一可选的实施方式,所述将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图之前,还包括:

[0068] 构建遥感影像变化检测训练数据集,所述遥感影像变化检测训练数据集中包括:随机区域中地物发生变化前的第三影像、所述随机区域中地物发生变化后的第四影像及对应的变化真值;

[0069] 基于所述第三影像及所述第四影像,生成第二变化强度图;

[0070] 根据所述第二变化强度图,生成变化强度权值矩阵;

[0071] 基于所述变化真值,计算影像中变化像素数量占总像素数量的第一比例及未变化像素数量占所述总像素数量的第二比例;

[0072] 基于所述变化强度权值矩阵、所述第一比例及所述第二比例,得到交叉熵损失函数:

$$[0073] \quad L = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n [\beta_- y_n \log \hat{y}_n + \beta_+ (1 - y_n) \log (1 - \hat{y}_n)];$$

[0074] N为样本数量,其中一组样本包括一个所述第三影像及所述第四影像;W为所述变化强度权值矩阵,其中,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值小于变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度均值,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值大于或等于所述变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度值; $\beta_+$ 为所述第一比例, $\beta_-$ 为所述第二比例; $y_n$ 为所述变化真值; $\hat{y}_n$ 为变化强度的预测值;

[0075] 基于所述交叉熵损失函数和所述遥感影像变化检测训练数据集,对所述特征差分卷积神经网络模型进行训练。

[0076] 在对特征差分卷积神经网络模型进行训练时,基于遥感影像变化检测训练数据集中的两时期影像作为输入,并同时结合变化真值及生成的变化强度指导的加权交叉熵损失函数,实现模型训练。

[0077] 其中,基于第三影像及第四影像,生成第二变化强度图的方法有多种,包括但不限

于变化向量检测CVA,多元变化检测MAD,迭代加权的多元变化检测IR-MAD等方法。本实施例中选择CVA作为变化强度生成方法,其公式为:

$$[0078] \quad CM = CVA(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (DN_{1j} - DN_{2j})^2};$$

[0079] 式中,  $DN_{1j}$ 表示T1时期影像第j波段的像素值,  $DN_{2j}$ 表示T2时期影像第j波段的像素值,  $n$ 是总的波段数,默认等于3。

[0080] 其中,  $W$ 为变化强度权值矩阵,  $W$ 的生成中用到的归一化后的第二变化强度图  $\widetilde{CM} = CM / \max(CM)$ , 其中,  $\max(\cdot)$ 表示变化强度图中像素的最大变化强度值,  $CM$ 为第二变化强度图。

[0081] 该 $W$ 的生成过程中,考虑图像中未变化的图像占大多数,而且变化强度会很低,导致学习速率过小,训练速度降低,而且对于变化强度为0的像素,没有学习速率,因此为了避免这个问题,利用第二变化强度图中像素的变化强度均值作为截断点,实现对变化强度权值矩阵的生成。其中,  $W$ 中元素的取值范围为 $[0, 1]$ ;  $y_n$ 为所述变化真值,元素取值为0或者1。

[0082] 进一步地,其中,考虑到 $\beta_+$ 和 $\beta_-$ 是一个全局性质的数值,与样本的空间分布和特性无关,因此可以通过每个像素的变化强度作为先验知识进行学习。变化的界限是模糊和不确定的,即便是获取真值的过程中也很难界定变与不变的界限。本实施例提出基于变化强度的交叉熵函数,通过变化强度进行损失函数的加权,它考虑到每个像素空间的对应关系和变化强度信息。

[0083] 上述过程利用变化强度指导的加权交叉熵损失函数对FF-Net网络进行训练,得到基于特征差分的变化检测卷积神经网络,该网络输入两时期影像,输出变化强度图。

[0084] 首先利用遥感场景分类CNN模型学习遥感场景中的深度特征;然后基于迁移学习思想,将两时期影像学习到的多层次深度特征通过权值共享的方式,构建特征差分网络(FD-Net),该网络能够生成多个不同尺度、不同深度、代表不同特征的差异影像;然后基于FD-Net生成的特征差异影像,根据变化检测任务的样本量大小,构建特征融合网络(FF-Net),该网络生成最终变化强度图像;然后利用变化强度指导的加权交叉熵损失函数对上述网络进行训练,得到基于特征差分的变化检测卷积神经网络(FDCNN),该网络输入两时期影像,输出变化强度图;最后在最终变化强度图像的基础上利用阈值算法或者分类算法得到变化检测的二值图像。

[0085] 具体地,在对FDCNN进行训练时,可以构建变化检测样本数据集 $C$ ,按照一定比例分为训练集和测试集,默认50%的数据作为训练集,50%的数据作为测试集。数据集 $C$ 中的每个样本均包括两时期影像(地物变化前的影像及地物变化后的影像)和对应的变化真值图像。两时期遥感影像都经过几何校正和辐射校正等预处理过程,包括R, G, B三个波段,变化真值图像为二值图像,用1表示变化,0表示未变化。其中变化真值包括多种地物变化类型。在数据集 $C$ 的基础上,通过随机裁剪、图像镜像、颜色抖动等样本策略增广样本。最终得到的每个样本由 $224 \times 224$ 像素大小的三波段遥感影像块和对应的 $224 \times 224$ 像素大小变化真值标签组成。利用变化强度指导的加权交叉熵损失函数和随机梯度下降策略进行训练FDCNN,当损失函数值不再下降时停止训练。

[0086] 在这里,通过数据集 $C$ 进行特征融合网络(FF-Net)学习,通过学习训练样本中多种

地物变化类型的先验知识,FF-Net能够有效的选取和组合FD-Net生成的特征差异图像,生成变化强度图像,当网络能够正确区分各种地物变化类型时,表示FDCNN学习到了所有训练样本中的地物变化情况,此时损失函数达到最小值,即停止训练过程。

[0087] 上述过程,考虑到地物变化是一个模糊和不确定的过程,设计了一种变化强度指导的加权交叉熵损失函数对变化检测网络训练,该损失函数旨在减少变化检测结果的误报和提高网络的训练速度,以取得更优的变化检测结果。

[0088] 步骤103,基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像。

[0089] 在生成地物变化的二值图像时,可以利用阈值算法或者分类算法得到变化检测的二值图像。

[0090] 在这里,使用阈值算法或者分类算法将变化强度图中的像素点分成变化和未变化两类,得到最终的二值变化检测结果,实现对地物变化的检测。默认选择K-Means分类算法。

[0091] 上述实施例中,基于迁移学习思想,利用遥感场景分类CNN模型学习遥感影像的多层次深度特征,设计了一种基于特征差分的卷积神经网络结构和一种适用于变化检测任务的变化强度指导的加权交叉熵损失函数,只需要少量像素级样本进行训练就可以得到变化检测任务的卷积神经网络,能够缓解遥感应用中像素级训练样本获取困难的问题,且本实施例利用深度学习保证提取特征的多样性,利用先验知识移除一些伪变化,在变化检测任务中能够取得较高的精度,具有较好的鲁棒性和实用性。

[0092] 本申请实施例中,通过获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像,将第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的变化强度图,基于该变化强度图,生成地物变化的二值图像,其中,特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络,提升遥感影像变化检测的鲁棒性和稳定性,提升变化检测的精度。

[0093] 本申请实施例中还提供了地物变化的检测方法的不同实施方式。

[0094] 参见图2,图2是本申请实施例提供的一种地物变化的检测方法的流程图二。如图2所示,一种地物变化的检测方法,该方法包括以下步骤:

[0095] 步骤201,获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像。

[0096] 该步骤的实施过程与前述实施方式中的步骤101的实现过程相同,此处不再赘述。

[0097] 进一步地,需要将第一影像及第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图,具体包括:

[0098] 步骤202,将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中。

[0099] 该特征差分卷积神经网络模型为训练完成的网络模型,需要将两时期影像作为输入,以实现后续地物变化的检测过程。

[0100] 步骤203,基于所述第一影像及所述第二影像,通过所述孪生深度卷积神经网络,分别生成所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图。

[0101] 通过该孪生深度卷积神经网络对输入的两时期影像进行处理,生成与之对应的地物发生变化前的深度特征图及地物发生变化后的深度特征图。

[0102] 步骤204,基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所

述特征差分网络,得到特征差异影像。

[0103] 特征差分网络(FD-Net)能够生成多个不同尺度、不同深度、代表不同特征的特征差异影像。利用遥感场景分类CNN模型的子网络(Sub-VGG16Net)采用权值共享的方式构成的双通道卷积网络,并将其学习速率设置为0;利用双通道卷积网络进行特征提取,生成两时期影像的不同尺度、不同深度的特征影像,并实现特征差分 and 归一化,得到特征差异影像;对不同尺度的差异影像进行重采样,将尺度统一,与输入影像的尺度保持一致,以进行后续的特征融合过程。

[0104] 作为一可选的实施方式,所述基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所述特征差分网络,得到特征差异影像,包括:

[0105] 将所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,进行差分 and 归一

化,得到所述特征差异影像 $FD(i) = \frac{|F_1^i - F_2^i|}{\max(|F_1^i - F_2^i|)}$ ,  $i = 1, \dots, N$ ;

[0106] 其中, $F_1^i$ 表示输入图像为第一影像时,得到的第*i*个深度特征; $F_2^i$ 表示输入图像为第二影像时,得到的第*i*个深度特征;*N*表示深度特征总数。

[0107] 结合前述过程中的表1,表1中的FD-Net部分,将T1和T2两个时期影像作为输入产生深度特征进行差分 and 归一化,利用上述计算公式,得到三个不同大小的特征差异影像(fd2, fd3, fd4),特征数量分别为64, 128和256。另外为了保留变化检测的一些原始边界信息,通过将两时期影像进行差分,得到了3个波段差分影像(fd1)。由于conv4(conv4\_p)和conv7(conv7\_p)的输出的特征是经过池化的,大小分别为112和56,因此为了与224大小的特征进行叠加,需要进行放大比例为2和4的上采样操作(up1, up2)。

[0108] 步骤205,基于所述特征差异影像,通过所述特征融合网络,生成所述第一变化强度图。

[0109] 特征融合的过程具体为对尺度统一的特征差异影像进行融合,并输出一个反映这些差异影像的变化强度图像。

[0110] 步骤206,基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像。

[0111] 该步骤的实施过程与前述实施方式中的步骤103的实现过程相同,此处不再赘述。

[0112] 本申请实施例中,通过获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像,将第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的变化强度图,基于该变化强度图,生成地物变化的二值图像,其中,特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络、特征差分网络及特征融合网络,提升遥感影像变化检测的鲁棒性和稳定性,提升变化检测的精度。

[0113] 参见图3,图3是本申请实施例提供的一种地物变化的检测系统的结构图,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分。

[0114] 所述地物变化的检测系统300包括:

[0115] 获取模块301,用于获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;

[0116] 第一得到模块302,用于将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神

神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;

[0117] 第一生成模块303,用于基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;

[0118] 其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

[0119] 其中,所述第一得到模块302具体用于:

[0120] 将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中;

[0121] 基于所述第一影像及所述第二影像,通过所述孪生深度卷积神经网络,分别生成所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图;

[0122] 基于所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,通过所述特征差分网络,得到特征差异影像;

[0123] 基于所述特征差异影像,通过所述特征融合网络,生成所述第一变化强度图。

[0124] 进一步地,所述第一得到模块302具体用于:

[0125] 将所述地物发生变化前与所述地物发生变化后的深度特征图,进行差分和归一

化,得到所述特征差异影像 $FD(i) = \frac{|F_1^i - F_2^i|}{\max(|F_1^i - F_2^i|)}, i = 1, \dots, N$ ;

[0126] 其中, $F_1^i$ 表示输入图像为第一影像时,得到的第*i*个深度特征; $F_2^i$ 表示输入图像为第二影像时,得到的第*i*个深度特征;*N*表示深度特征总数。

[0127] 该系统还包括:

[0128] 训练模块,用于基于构建的遥感场景分类训练数据集,对初始深度卷积神经网络进行训练,所述遥感场景分类训练数据集中的样本数据包括:不同遥感地物场景的遥感影像和对应的场景标签;

[0129] 第二生成模块,用于基于训练完成的所述初始深度卷积神经网络,生成所述孪生深度卷积神经网络。

[0130] 其中,该训练模块具体用于:

[0131] 基于构建的遥感场景分类训练数据集进行样本增广,得到目标遥感场景分类训练数据集,其中,所述目标遥感场景分类训练数据集中的样本包括:设定像素大小的三波段遥感影像块和对应的场景真值标签;

[0132] 依据所述目标遥感场景分类训练数据集,对所述初始深度卷积神经网络进行训练。

[0133] 该系统还包括:

[0134] 数据构建模块,用于构建遥感影像变化检测训练数据集,所述遥感影像变化检测训练数据集中包括:随机区域中地物发生变化前的第三影像、所述随机区域中地物发生变化后的第四影像及对应的变化真值;

[0135] 第三生成模块,用于基于所述第三影像及所述第四影像,生成第二变化强度图;

[0136] 第四生成模块,用于根据所述第二变化强度图,生成变化强度权值矩阵;

[0137] 计算模块,用于基于所述变化真值,计算影像中变化像素数量占总像素数量的第一比例及未变化像素数量占所述总像素数量的第二比例;

[0138] 第二得到模块,用于基于所述变化强度权值矩阵、所述第一比例及所述第二比例,得到交叉熵损失函数:

$$[0139] \quad L = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N W_n [\beta_- y_n \log \hat{y}_n + \beta_+ (1 - y_n) \log (1 - \hat{y}_n)];$$

[0140] N为样本数量,其中一组样本包括一个所述第三影像及所述第四影像;W为所述变化强度权值矩阵,其中,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值小于变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度均值,在归一化后的所述第二变化强度图中像素的变化强度值大于或等于所述变化强度均值时,所述变化强度权值矩阵中对应元素确定为所述变化强度值; $\beta_+$ 为所述第一比例, $\beta_-$ 为所述第二比例; $y_n$ 为所述变化真值; $\hat{y}_n$ 为变化强度的预测值;

[0141] 基于所述交叉熵损失函数和所述遥感影像变化检测训练数据集,对所述特征差分卷积神经网络模型进行训练。

[0142] 本申请实施例中,通过获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像,将第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的变化强度图,基于该变化强度图,生成地物变化的二值图像,其中,特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络、特征差分网络及特征融合网络,提升遥感影像变化检测的鲁棒性和稳定性,提升变化检测的精度。

[0143] 本申请实施例提供的地物变化的检测系统能够实现上述地物变化的检测方法的实施例的各个过程,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

[0144] 图4是本申请实施例提供的一种终端的结构图。如该图4所示,该实施例的终端4包括:处理器40、存储器41以及存储在所述存储器41中并可在所述处理器40上运行的计算机程序42。

[0145] 示例性的,所述计算机程序42可以被分割成一个或多个模块/单元,所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器41中,并由所述处理器40执行,以完成本申请。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序42在所述终端4中的执行过程。例如,所述计算机程序42可以被分割成获取模块、第一得到模块及第一生成模块,各模块具体功能如下:

[0146] 获取模块,用于获取目标区域中地物发生变化前的第一影像及地物发生变化后的第二影像;

[0147] 第一得到模块,用于将所述第一影像及所述第二影像输入至特征差分卷积神经网络模型中,得到输出的第一变化强度图;

[0148] 第一生成模块,用于基于所述第一变化强度图,生成地物变化的二值图像;

[0149] 其中,所述特征差分卷积神经网络模型中包括:已学习不同遥感地物场景下的深度特征的孪生深度卷积神经网络,与所述孪生深度卷积神经网络联结的特征差分网络,及与所述特征差分网络联结的特征融合网络。

[0150] 所述终端4可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述终端4可包括,但不仅限于,处理器40、存储器41。本领域技术人员可以理解,图4仅仅是终端4的示例,并不构成对终端4的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部

件,或者不同的部件,例如所述终端还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0151] 所称处理器40可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0152] 所述存储器41可以是所述终端4的内部存储单元,例如终端4的硬盘或内存。所述存储器41也可以是所述终端4的外部存储设备,例如所述终端4上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器41还可以既包括所述终端4的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器41用于存储所述计算机程序以及所述终端所需的其他程序和数据。所述存储器41还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0153] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成,即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块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。另外,各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本申请的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0154] 在上述实施例中,对各个实施例的描述都各有侧重,某个实施例中未详述或记载的部分,可以参见其它实施例的相关描述。

[0155] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0156] 在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的终端和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的终端实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块或单元的划分,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讯连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通讯连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0157] 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。

[0158] 另外,在本申请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。

[0159] 所述集成的模块/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,本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。需要说明的是,所述计算机可读介质包含的内容可以根据司法管辖区内立法和专利实践的要求进行适当的增减,例如在某些司法管辖区,根据立法和专利实践,计算机可读介质不包括电载波信号和电信信号。

[0160] 以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,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的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围,均应包含在本申请的保护范围之内。



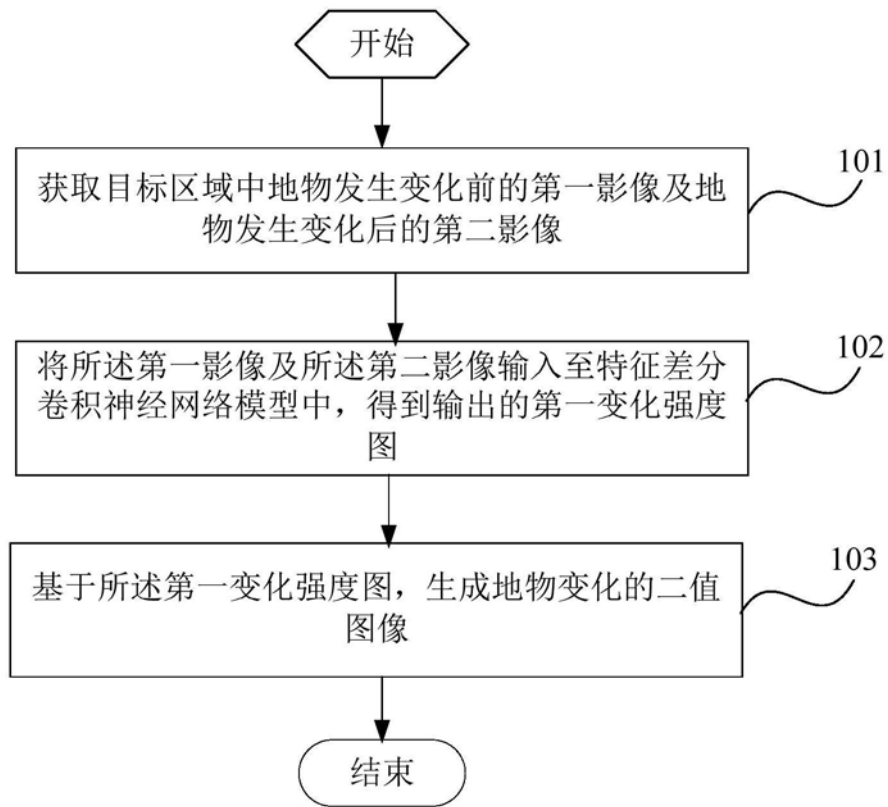


图1

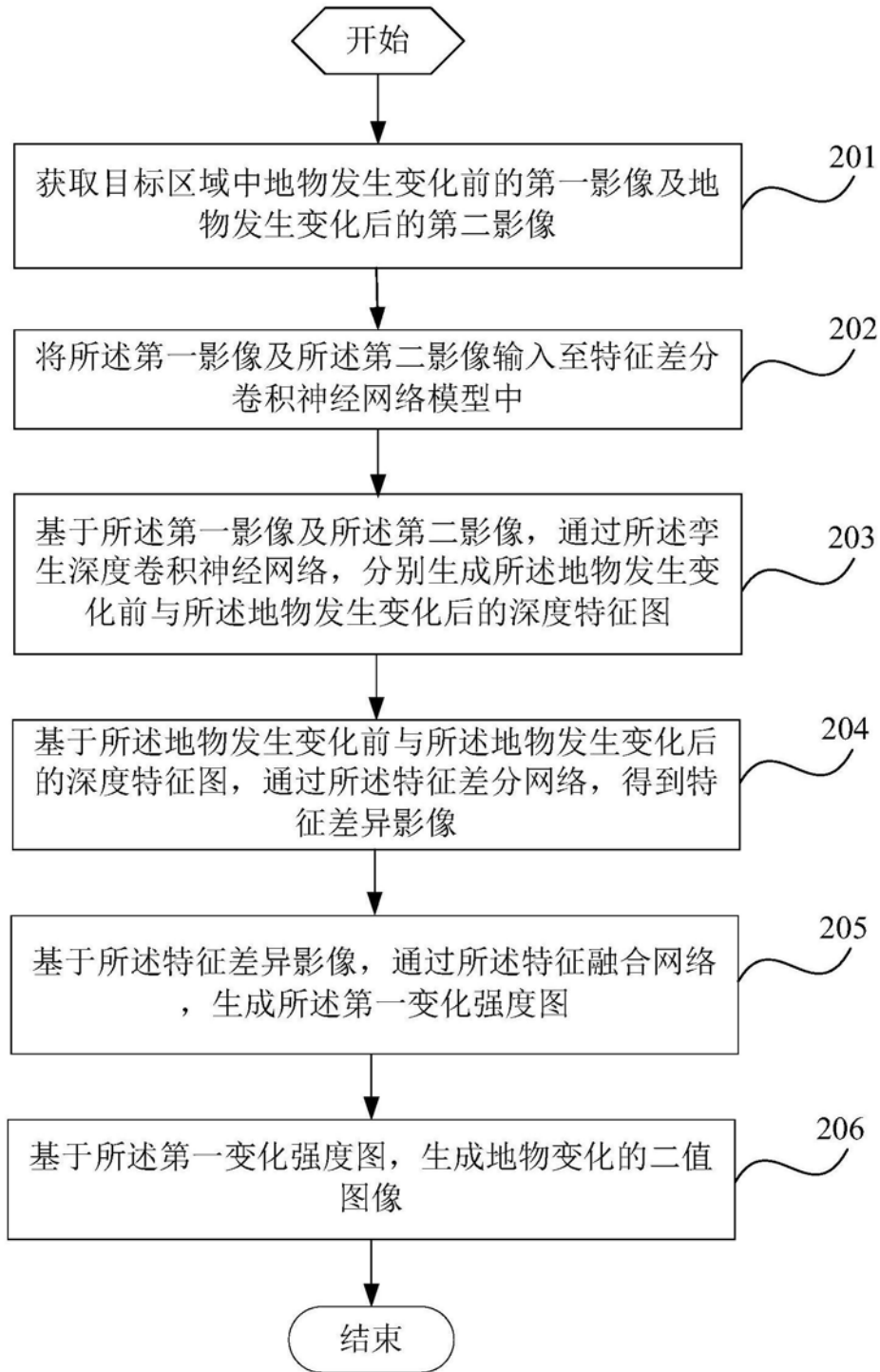


图2

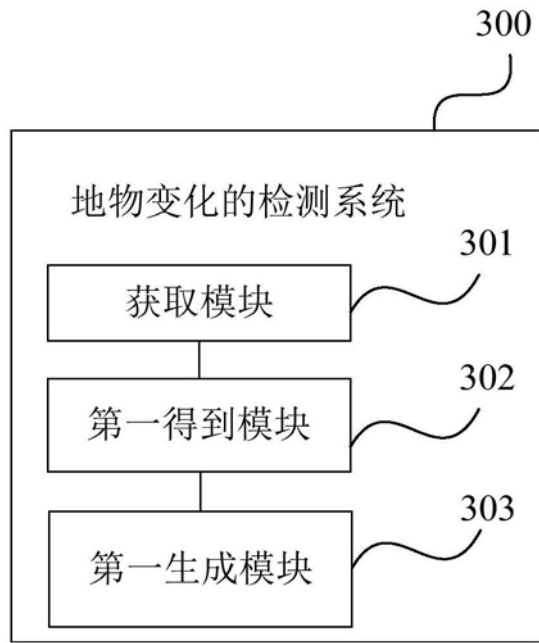


图3

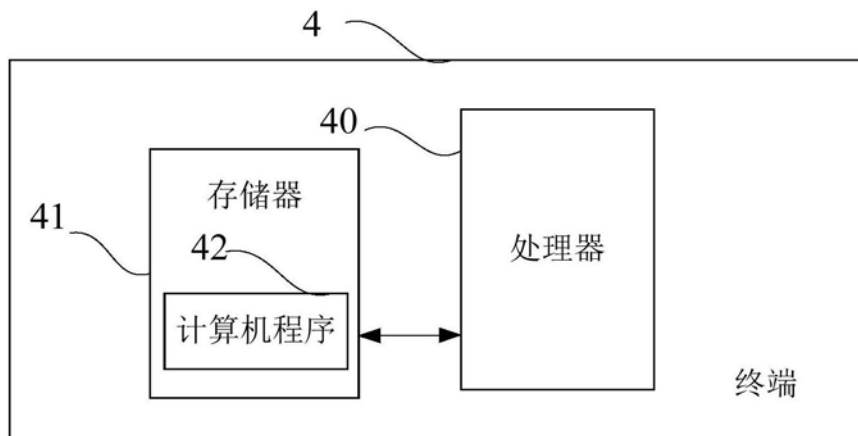


图4