



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110288602 B

(45) 授权公告日 2021. 07. 09

(21) 申请号 201910390121.4

G06T 7/155 (2017.01)

(22) 申请日 2019.05.10

G06T 7/62 (2017.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110288602 A

(56) 对比文件

CN 109685081 A, 2019.04.26

CN 108168526 A, 2018.06.15

CN 105989322 A, 2016.10.05

CN 102819023 A, 2012.12.12

CN 109613513 A, 2019.04.12

(43) 申请公布日 2019.09.27

(73) 专利权人 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

张雅莉.《面向对象高分辨率遥感数据滑坡灾害信息提取研究》.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(基础科学辑)》.2016,第2016年卷(第1期),第A011-16页.

赵福军.《遥感影像震害信息提取技术研究》.《中国博士学位论文全文数据库(基础科学辑)》.2010,第2010年卷(第10期),第A012-10页.

(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

审查员 王春圆

(51) Int. Cl.

G06T 7/10 (2017.01)

G06T 7/136 (2017.01)

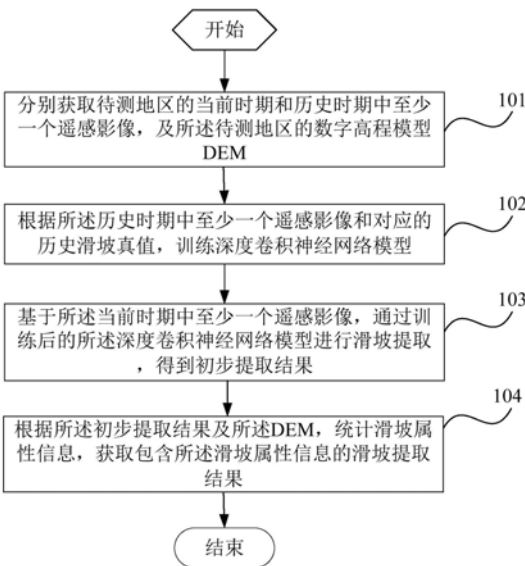
权利要求书3页 说明书17页 附图7页

(54) 发明名称

滑坡提取方法、滑坡提取系统及终端

(57) 摘要

本申请适用于遥感测控领域,提供一种滑坡提取方法、滑坡提取系统及终端,其中方法包括:分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,提高滑坡提取的可靠性和精度,提升滑坡提取的速度和自动化程度。



1. 一种滑坡提取方法,其特征在于,包括:

分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;

根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;

基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;

根据所述当前时期中滑坡后遥感影像,生成亮度指数图像及植被指数图像;

根据所述DEM,生成高程均值差分图像及坡度图像;

利用生成的亮度指数图像、植被指数图像、高程均值差分图像、坡度图像,通过阈值算法,得到二值化图像作为滑坡候选区域;

基于所述滑坡候选区域,通过如下掩模运算规则,优化所述初步提取结果:

$$P_{new} = 0 \cap \{P \cup [(BI > T_{b1}) \cap (VI < T_{v1})] \} \cap \{[(DEM > T_h) \cap (T_{s1} < S < T_{s2}) \cap (MD > T_m) \cap (BI > T_{b2}) \cap (VI < T_{v2})]\};$$
其中,0表示其他辅助掩模数据,所述其他辅助掩模数据用于表明可能发生滑坡的位置;P表示待优化的滑坡提取结果; P_{new} 表示优化后的滑坡提取结果;BI表示亮度指数图像; T_{b1} 和 T_{b2} 表示亮度指数图像的阈值;VI表示植被指数图像; T_{v1} 表示植被指数的第一阈值, T_{v2} 表示植被指数的第二阈值; T_h 表示高程阈值; T_{s1} 表示第一坡度阈值, T_{s2} 表示第二坡度阈值; T_m 表示高程均值差分阈值; $\cap$ 表示掩模求交集; $\cup$ 表示掩模求并集;MD表示高程均值差分图像;S表示坡度图像;

根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

2. 如权利要求1所述的滑坡提取方法,其特征在于,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像;

所述根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型,包括:

根据所述至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像和对应的历史滑坡真值,生成第一训练数据集,所述第一训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡后遥感影像和同时期的分类真值标签;

根据所述第一训练数据集及增加有样本比例权重的SoftmaxLoss损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

3. 如权利要求1所述的滑坡提取方法,其特征在于,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像与滑坡后遥感影像;

所述根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型,包括:

根据所述至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像及分别对应的历史滑坡真值,生成第二训练数据集,所述第二训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像和对应的滑坡变化真值标签;

根据所述第二训练数据集及增加有样本比例权重的交叉熵损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

4. 如权利要求1所述的滑坡提取方法,其特征在于,

所述基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果,包括:

将所述当前时期中至少一个遥感影像分块成 $N \times N$ 像素大小的数据块,其中, N 为大于零的整数;

基于所述数据块,将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

5. 如权利要求4所述的滑坡提取方法,其特征在于,所述基于所述数据块,将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果,包括:

采用矩形缓冲区扩大分块后的所述数据块的读取范围湖;

依据扩大后的所述读取范围湖,对所述当前时期中至少一个遥感影像进行分块读取;

将分块读取的所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

6. 如权利要求1所述的滑坡提取方法,其特征在于,

所述根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,包括:

通过快速主动轮廓算法,优化所述初步提取结果中的滑坡边界;

利用骨架线提取算法,提取所述初步提取结果中滑坡区域的骨架线;

利用平滑算法平滑所述骨架线,得到滑坡滑动轨迹;

通过优化的所述滑坡边界和所述DEM,统计滑坡属性信息;

生成包含所述滑坡边界、所述滑坡滑动轨迹及所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

7. 一种滑坡提取系统,其特征在于,包括:

第一获取模块,用于分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;

模型训练模块,用于根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;

滑坡提取模块,用于基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;根据所述当前时期中滑坡后遥感影像,生成亮度指数图像及植被指数图像;根据所述DEM,生成高程均值差分图像及坡度图像;利用生成的亮度指数图像、植被指数图像、高程均值差分图像、坡度图像,通过阈值算法,得到二值化图像作为滑坡候选区域;基于所述滑坡候选区域,通过如下掩模运算规则,优化所述初步提取结果: $P_{new} = 0 \cap \{P \cup [(BI > T_{b1}) \cap (VI < T_{v1})]\} \cap \{[(DEM > T_h) \cap (T_{s1} < S < T_{s2}) \cap (MD > T_m) \cap (BI > T_{b2}) \cap (VI < T_{v2})]\}$;其中, 0 表示其他辅助掩模数据,所述其他辅助掩模数据用于表明可能发生滑坡的位置; P 表示待优化的滑坡提取结果; P_{new} 表示优化后的滑坡提取结果; BI 表示亮度指数图像; T_{b1} 和 T_{b2} 表示亮度指数图像的阈值; VI 表示植被指数图像; T_{v1} 表示植被指数的第一阈值, T_{v2} 表示植被指数的第二阈值; T_h 表示高程阈值; T_{s1} 表示第一坡度阈值, T_{s2} 表示第二坡度阈值; T_m 表示高程均值差分阈值; $\cap$ 表示掩模求交集; $\cup$ 表示掩模求并集; MD 表示高程均值差分图像; S 表示坡度图像;

第二获取模块,用于根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

8.一种终端,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。

9.一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。

滑坡提取方法、滑坡提取系统及终端

技术领域

[0001] 本申请属于遥感测控领域,尤其涉及一种滑坡提取方法、滑坡提取系统及终端。

背景技术

[0002] 滑坡事件作为一自然灾害在广大山区地区频发,给人们的生产、生活及人身安全带来极大危害,滑坡灾害发生后也需要对滑坡发生位置进行第一时间的范围确定及地形监测。目前主要方法还是通过人工解译航片来确定滑坡发生的位置及相关信息。

[0003] 由于遥感影像本身的复杂性,以及传统滑坡特征提取的局限性,使得检测出的滑坡区域总是存在不确定性,影响了滑坡提取的精度。且现有的基于遥感影像的自动或半自动的滑坡提取技术,由于遥感影像的复杂性,在处理大幅面和场景复杂的遥感数据时,方法缺少鲁棒性,时间效率不高。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本申请实施例提供了一种滑坡提取方法、滑坡提取系统及终端,以解决现有技术中滑坡提取的精度不高,在处理大幅面和场景复杂的滑坡遥感数据时方法缺少鲁棒性,时间效率不高的问题。

[0005] 本申请实施例的第一方面提供了一种滑坡提取方法,包括:

[0006] 分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;

[0007] 根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;

[0008] 基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;

[0009] 根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0010] 本申请实施例的第二方面提供了一种滑坡提取系统,包括:

[0011] 第一获取模块,用于分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;

[0012] 模型训练模块,用于根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;

[0013] 滑坡提取模块,用于基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;

[0014] 第二获取模块,用于根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0015] 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。

[0016] 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。

[0017] 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。

[0018] 由上可见,本申请实施例中,通过待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像及数字高程模型,结合深度卷积神经网络模型,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,提高滑坡提取的可靠性和精度,提升滑坡提取的速度和自动化程度。

附图说明

[0019] 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。

[0020] 图1是本申请实施例提供的一种滑坡提取方法的流程图;

[0021] 图2是本申请实施例中步骤102的实现流程图一;

[0022] 图3是本申请实施例中步骤102的实现流程图二;

[0023] 图4是本申请实施例中步骤103的实现流程图;

[0024] 图5是本申请实施例中步骤104的实现流程图;

[0025] 图6是本申请实施例中深度卷积神经网络模型Seg-Res-Net的结构图;

[0026] 图7是本申请实施例中图像分块处理结构图;

[0027] 图8a是本申请实施例中提取的面状滑坡结果图;

[0028] 图8b是本申请实施例中提取的骨架线提取结果图;

[0029] 图8c是本申请实施例中平滑后的滑坡骨架线结果图;

[0030] 图9是本申请实施例提供的一种滑坡提取系统的结构图;

[0031] 图10是本申请实施例提供的一种终端的结构图。

具体实施方式

[0032] 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。

[0033] 应当理解,当在本说明书和所附权利要求书中使用术语“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。

[0034] 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,除非上下文明确地指明其它情况,否则单数形式的“一”、“一个”及“该”意在包括复数形式。

[0035] 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。

[0036] 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]”。

[0037] 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/或触模板)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/或触模板)的台式计算机。

[0038] 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。

[0039] 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。

[0040] 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。

[0041] 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,而不对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

[0042] 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。

[0043] 参见图1,图1是本申请实施例提供的一种滑坡提取方法的流程图。如图1所示,一种滑坡提取方法,该方法包括以下步骤:

[0044] 步骤101,分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM。

[0045] 其中,数字高程模型DEM为根据待测地区的机载激光雷达点云(LiDAR)数据或等高线数据生成,首先根据LiDAR数据采用四叉树索引和反距离加权算法内插生成DEM数据,或者根据等高线内插生成DEM数据;也可以使用直接提供的DEM数据。

[0046] 其中,该待测地区的历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像,或者至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像与滑坡后遥感影像。

[0047] 其中,该待测地区的当前时期中至少一个遥感影像包括:当前时期中滑坡后遥感影像,或者,当前时期中滑坡前遥感影像和滑坡后遥感影像。

[0048] 步骤102,根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型。

[0049] 利用待测地区在历史时期中的遥感影像及相关数据进行模型训练。

[0050] 可以通过待测地区在历史时期中的单时期(滑坡发生后)或者结合变化检测方法

从两时期(滑坡发生前与滑坡发生后)的遥感影像上,对深度卷积神经网络进行训练。

[0051] 在这里,所述单时期遥感影像是指滑坡发生后T2时刻的遥感影像;两时期的遥感影像是指滑坡发生前T1时刻的遥感影像和滑坡发生后T2时刻的遥感影像, $T1 \neq T2$ 。在这里,为便于描述,将只有单时期遥感影像作为输入的情况记为情况A,将有两时期遥感影像作为输入的情况记为情况B。

[0052] 设计了一种滑坡提取的深度卷积神经网络模型记为Seg-Res-Net,针对情况A和情况B均实现了Seg-Res-Net的训练,并利用该网络实现了的滑坡提取。

[0053] 情况A和情况B中使用的深度卷积神经网络模型Seg-Res-Net的结构参阅图6,具体参数信息参考表1。

[0054] 表1 Seg-Res-Net的参数信息

[0055]

	unit level	layer	route filters		size	output		
[0055]	input	0	-	-	-	256×256×3(6)		
	block 1	1,2	conv	-	64	3×3/1	256×256×64	
		3	conv	0	64	1×1/1	256×256×64	
	shortcut 1	4	eltwise	2,3	-	-	256×256×64	
		5	max	-	-	2×2/2	128×128×64	
	block 2	6,7	conv	-	128	3×3/1	128×128×128	
		8	conv	5	128	1×1/1	128×128×128	
	shortcut 2	9	eltwise	7,8	-	-	128×128×128	
		10	max	-	-	2×2/2	64×64×128	
	encoding	block 3	11,12,13	conv	-	256	3×3/1	64×64×256
		14	conv	10	256	1×1/1	64×64×256	
	shortcut 3	15	eltwise	13,14	-	-	64×64×256	
		16	max	-	-	2×2/2	32×32×256	
	block 4	17,18,19	conv	-	512	3×3/1	32×32×512	
		20	conv	16	512	1×1/1	32×32×512	
	shortcut 4	21	eltwise	19,20	-	-	32×32×512	
		22	max	-	-	-	16×16×512	
	block 5	23,24,25	conv	-	512	3×3/1	16×16×512	
		26	conv	22	512	1×1/1	16×16×512	
	shortcut 5	27	eltwise	25,26	-	-	16×16×512	
		28	max	-	-	-	8×8×512	
	bridge	29	deconv	-	512	3×3/2	16×16×512	
		30,31,32	conv	-	512	3×3/1	16×16×512	

[0056]

decoding	shortcut 6	33	conv	29	512	1×1/1	16×16×512	
		34	eltwise	32,33	-	-	16×16×512	
	block 7	35	deconv	(22)	512	3×3/2	32×32×512	
		36	concat	21,35	-	-	32×32×1024	
		37,38	conv	-	512	3×3/1	32×32×512	
		39	conv	-	256	3×3/1	32×32×256	
	Shortcut 7	40	conv	36	256	1×1/1	32×32×256	
		41	eltwise	39,40	-	-	32×32×256	
	block 8	42	deconv	(16)	256	3×3/2	64×64×256	
		43	concat	15,42	-	-	64×64×512	
		44	conv	-	256	3×3/1	64×64×256	
		45	conv	-	128	3×3/1	64×64×128	
	shortcut 8	46	conv	43	128	1×1/1	64×64×128	
		47	eltwise	21,22	-	-	64×64×128	
	block 9	48	deconv	(10)	128	3×3/2	128×128×128	
		49	concat	9,48	-	-	128×128×256	
		50	conv	-	128	3×3/1	128×128×128	
		51	conv	-	64	3×3/1	128×128×64	
	shortcut 9	52	conv	49	64	1×1/1	128×128×64	
		53	eltwise	51,52	-	-	128×128×64	
	block 10	54	deconv	(5)	64	3×3/2	256×256×64	
		55	concat	4,54	-	-	256×256×128	
		56	conv	-	64	3×3/1	256×256×64	
		57	conv	-	64	3×3/1	256×256×64	
	shortcut 10	58	conv	55	64	1×1/1	256×256×64	
		59	eltwise	57,58	-	-	256×256×64	
	output	-	60	conv	-	2	1×1/1	256×256×2 (1)

[0057] 该网络利用了10个残差网络结构block-shortcut,可以减小训练过程的梯度消失带来的影响;网络还利用了编码encoding(压缩特征)与解码decoding(重构特征)结构,能够有效的提取滑坡的深度特征信息;多次利用concat层连接浅层特征输出,使网络提取结果能够保留细节信息。这些结构的能够有效减少Seg-Res-Net网络的在训练过程中的学习时间,提高训练速度,能够减小对训练样本的数量需求。

[0058] 其中,作为一可选的实施方式,其中,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像。

[0059] 对应地,在该种情况下,结合图2所示,所述步骤102根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型,包括:

[0060] 步骤201,根据所述至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像和对应的历史滑坡真值,生成第一训练数据集。

[0061] 所述第一训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡后遥感影像和同时期的分类真值标签。

[0062] 其中,该至少一个历史时期可以是至少一个年份,或者至少一次已发生滑坡灾害的历史发生时期。

[0063] 针对情况A,利用历史滑坡真值数据和对应的T2时期遥感影像制作训练数据集D1,通过随机裁剪、图像镜像、颜色抖动等策略增广该数据集,每个样本由一个256×256大小的三波段遥感影像块和同样大小的分类真值标签组成,分类真值标签中1表示滑坡,0表示非

滑坡。

[0064] 步骤202,根据所述第一训练数据集及增加有样本比例权重的SoftmaxLoss损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

[0065] 在情况A下,训练数据集为D1,其中每组样本包括一个时期的遥感影像和同时期的分类真值标签。网络的输入大小为 $256 \times 256 \times 3$,表示输入为T2时期遥感影像 256×256 像素大小红、绿、蓝三个波段的数据;输出大小为 $256 \times 256 \times 2$,表示每个像素对应的结果分别为滑坡和非滑坡两类的概率,因此训练采用的损失函数为改进的SoftmaxLoss,即在现有SoftmaxLoss的损失函数基础上增加样本比例权重,公式为:

$$[0066] \quad \text{Loss} = - (1 - \beta_k) \log p_k$$

[0067] 其中, β_k 表示标签为k的样本像素占全部样本像素的比例,公式如下:

$$[0068] \quad \beta_k = \frac{s_k}{\sum_{j=1}^n s_j}$$

[0069] n表示标签类别,滑坡提取实验中,取n=2。

[0070] p_k 表示属于第k类的概率值,其计算公式为:

$$[0071] \quad p_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$$

[0072] 其中, x_i 为网络第i通道的输出减去所有通道的最大值得到的输出,即:

$$[0073] \quad x_i = x_i - \max(x_1, \dots, x_n)$$

[0074] 实现根据第一训练数据集及增加有样本比例权重的SoftmaxLoss损失函数,对深度卷积神经网络模型进行训练的过程。

[0075] 其中,该样本比例权重为:不同分类真值标签对应的样本像素占全部样本像素的比例。具体应用中,例如100个像素样本中有10个表示滑坡,标签为1;90个表示非滑坡,标签为0。那么 β_0 就是0.9, β_1 就是0.1。

[0076] 进一步地,作为另一可选的实施方式,其中所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像与滑坡后遥感影像。

[0077] 对应地,结合图3所示,所述步骤102根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型,包括:

[0078] 步骤301,根据所述至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像及分别对应的历史滑坡真值,生成第二训练数据集。

[0079] 所述第二训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像和对应的滑坡变化真值标签。

[0080] 针对情况B,在数据集D1的基础上,增加对应T1时期的遥感影像,同样通过随机裁剪、图像镜像、颜色抖动等样本增广策略得到数据集D2。每个样本由T1和T2两个时期 256×256 大小的三波段遥感影像块和同样大小的滑坡变化真值标签组成,滑坡变化真值标签中1表示发生了滑坡变化,0表示未发生变化。

[0081] 步骤302,根据所述第二训练数据集及增加有样本比例权重的交叉熵损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

[0082] 在情况B下,训练数据集为D2,其中每组样本包括两个时期的遥感影像和对应的滑

坡变化真值标签。网络的输入分块大小为 $256 \times 256 \times 6$,表示输入为叠加T1和T2时期遥感影像 256×256 像素大小的红、绿、蓝共六个波段的数据;输出大小为 $256 \times 256 \times 1$,表示每个像素发生变化的概率,因此训练采的损失函数为改进的交叉熵损失函数,即在现有交叉熵损失函数基础上增加样本比例权重,公式为:

$$[0083] \quad Loss(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(\beta L_{i,j} \log(P_{i,j}) + (1 - \beta)(1 - L_{i,j}) \log(P_{i,j}))]$$

[0084] 式中,N表示训练数据的批量大小, β 表示样本中滑坡像素占全部样本像素的比例, $L_{i,j}$ 表示像素点(i,j)的滑坡变化真值标签, $P_{i,j}$ 表示网络输出像素点(i,j)为滑坡的概率。

[0085] 其中,该样本比例权重为:不同滑坡变化真值标签对应的样本像素占全部样本像素的比例。

[0086] 实现根据第二训练数据集及增加有样本比例权重的交叉熵损失函数,对深度卷积神经网络模型进行训练的过程。

[0087] 步骤103,基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果。

[0088] 其中,该当前时期为待测地区当前滑坡的发生时期,该当前时期中至少一个遥感影像为待测区域中此次发生的当前滑坡的遥感影像。

[0089] 可以利用深度卷积神经网络从当前时期的单时期(滑坡发生后)或者结合变化检测方法从两时期(滑坡发生前与滑坡发生后)的遥感影像上获取滑坡的初步提取结果。

[0090] 具体地,在通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取时,利用已经训练好的Seg-Res-Net模型,通过分块、图形处理器GPU加速、并行处理技术,得到滑坡提取初步结果,在这里通过缓冲区读写方式进行。

[0091] 作为一可选的实施方式,其中,结合图4所示,该步骤103基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果,具体包括:

[0092] 步骤401,将所述当前时期中至少一个遥感影像分块成 $N \times N$ 像素大小的数据块,其中,N为大于零的整数。

[0093] 参阅图7,通过分块处理和GPU加速策略增加运算速度。分块并行处理策略将遥感影像分块成 $N \times N$ 像素大小的数据块,由于深度卷积神经网络的输入是四维数组,记为 $batchsize \times channel \times height \times width$,其中 $batchsize$ 表示每次输入样本的数据量,可以根据计算机性能进行自动调整或者人工设置, $channel$ 表示通道段数, $height$ 为高程, $width$ 为宽度,这里 $height$ 等于 $width$ 。

[0094] 步骤402,基于所述数据块,将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

[0095] 该步骤401及步骤402,通过分块处理和GPU加速策略增加运算速度。

[0096] 算法通过使用多线程分块读取遥感影像,批量输入卷积神经网络模型进行GPU运算处理,实现图像的快速分析处理。

[0097] 具体地,作为一优选的实施方式,其中步骤402基于所述数据块,将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初

步提取结果,具体包括:

[0098] 采用矩形缓冲区扩大分块后的所述数据块的读取范围湖;依据扩大后的所述读取范围湖,对所述当前时期中至少一个遥感影像进行分块读取;将分块读取的所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

[0099] 为了消除边界的接边问题,采用矩形缓冲区扩大分块的读取范围湖,缓冲距离为Bd,则实际读取的分块大小为 $(N+2Bd) * (N+2Bd)$,需要满足条件 $N+2Bd=height=width$,而写入的范围实际范围为 $N \times N$ 分块大小,参阅图7。利用分块并行处理策略,GPU加速技术和分块边界优化算法实现大幅面遥感影像快速处理,快速取得较优的滑坡提取结果。

[0100] 其中,可选地,对所述当前时期中至少一个遥感影像进行分块读取时,依次分块读取的图像内容相互之间具有重叠的像素组成部分。

[0101] 遥感影像分块处理主要是为了避免算法在处理大幅面遥感影像时占用大量的计算机资源,尤其是系统内存,因此分块大小可以根据计算机性能进行动态调整;多线程并行处理策略主要是为了充分利用计算机多核的并行处理能力,提升算法处理速度;GPU加速技术主要运用到深度卷积神经网络进行预测的过程,其中涉及到大量的矩阵运算,而一般情况下GPU的处理速度要优于中央处理器CPU,因此算法实现了GPU处理接口;分块边界优化算法主要是避免分块导致的接边问题,尤其是一个滑坡跨越了多个影像块的情况,接边处存在几何偏移,导致提取结果不准确,算法流程利用缓冲区的方法来减小分块带来的接边误差。

[0102] 步骤104,根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0103] 其中,统计的属性信息可以包括滑坡的面积、周长、最高点高程、最低点高程、坡度、坡向等属性信息。

[0104] 该滑坡提取结果中还可以包括滑坡的滑动轨迹、滑坡发生点位置、滑坡边界等图层。

[0105] 作为一可选的实施方式,其中,结合图5所示,该步骤104根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,具体包括:

[0106] 步骤501,通过快速主动轮廓算法,优化所述初步提取结果中的滑坡边界。

[0107] 利用快速主动轮廓算法优化滑坡边界,公式为:

$$[0108] \quad \phi_{i,j}^{n+1} = G_{\sigma} * \text{sign}(\phi_{i,j}^n + \Delta t F_r |\nabla \phi_{i,j}^n|)$$

[0109] 其中n表示迭代次数, G_{σ} 表示标准差为 σ 的高斯滤波器,*表示卷积运算, Δt 表示时间步骤, ∇ 表示梯度算子。 F_r 表示基于区域的水平集曲线演化函数,公式如下:

$$[0110] \quad F_r = \frac{(c^+ - c^-)(2I_0 - c^+ - c^-)}{\max(|(c^+ - c^-)(2I_0 - c^+ - c^-)|)}$$

[0111] 式中, c^+ 和 c^- 分别表示 $\phi \geq 0$ 和 $\phi < 0$ 的区域。

[0112] $\phi_{i,j}^0$ 通过如下公式获得:

$$[0113] \quad \phi_{i,j}^0 = \begin{cases} c_0, & \text{if } (i,j) \in R_0 \\ -c_0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0114] R_0 表示图像给定的区域, c_0 是一个常数, (i, j) 为像素点坐标。当像素点 (i, j) 属于图像给定的区域时, $\phi_{i,j}^0$ 取值 c_0 , 否则, 即当像素点 (i, j) 不属于图像给定的区域时, $\phi_{i,j}^0$ 取值 $-c_0$ 。

[0115] 步骤502, 利用骨架线提取算法, 提取所述初步提取结果中滑坡区域的骨架线。

[0116] 步骤503, 利用平滑算法平滑所述骨架线, 得到滑坡滑动轨迹。

[0117] 骨架线提取流程和平滑算法流程如下:

[0118] 步骤1: 利用提取的面状滑坡结果, 根据如下公式生成初始二值化图DN:

$$[0119] \quad DN(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (i,j) \in \text{landslides} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0120] 其中, (i, j) 为像素点坐标。当像素点 (i, j) 属于滑坡区域时, $DN(i, j)$ 取值1, 否则, 即当像素点 (i, j) 不属于滑坡区域时, $DN(i, j)$ 取值0。

[0121] 步骤2: 基于DN图利用如下算子和算法规则提取骨架线:

[0122]	p_9	p_2	p_3
	p_8	p_1	p_4
	p_7	p_6	p_5

[0123] 其中 p 表示每个像素点对应的像素值, 用该算子进行卷积运算。每一次迭代, 对于每个像素值为1的点, 根据其8邻域的像素值来判断是否更新其像素值为0, 直到不发生变化为止; 每次迭代的规则如下:

[0124] 规则一, 满足以下四个条件, 则令 $p_1 = 0$;

$$[0125] \quad \sum_{k=2}^9 p_k \in [2, 6]; p_2 p_4 p_6 = 0; p_4 p_6 p_8 = 0$$

$$[0126] \quad \sum_{k=2}^8 (p_k = 0 \text{ and } p_{k+1} = 1) + (p_9 = 0 \text{ and } p_2 = 1) = 2$$

[0127] 规则二, 满足以下四个条件, 则令 $p_1 = 0$;

$$[0128] \quad \sum_{k=2}^9 p_k \in [2, 6]; p_2 p_4 p_8 = 0; p_2 p_6 p_8 = 0$$

$$[0129] \quad \sum_{k=2}^8 (p_k = 0 \text{ and } p_{k+1} = 1) + (p_9 = 0 \text{ and } p_2 = 1) = 1$$

[0130] 步骤3: 叠加DEM确定已经提取的骨架线的最高点, 用深度优先的搜索策略得到带方向的骨架线;

[0131] 步骤4: 根据距离和角度两个设置阈值, 删除骨架线上多余的点, 平滑滑坡骨架线。

[0132] 算法效果图参阅图8a、8b、8c, 三幅图依次表示面状滑坡结果、骨架线提取结果和平滑后的滑坡骨架线。

[0133] 步骤504, 通过优化的所述滑坡边界和所述DEM, 统计滑坡属性信息。

[0134] 统计的属性信息包括滑坡的: 面积、周长、最高点高程, 最低点高程、坡度、坡向等属性信息, 最终结果包括滑坡的滑动轨迹、滑坡发生点位置、滑坡边界等图层。

[0135] 步骤505,生成包含所述滑坡边界、所述滑坡滑动轨迹及所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0136] 由于滑坡制图对滑坡的边界要较高,因此针对提取不完整或者不连续的滑坡进行快速主动轮廓算法,优化算法边界。骨架线提取算法、线平滑算法叠加DEM获取滑坡的滑动轨迹,是滑坡制图的重要结果图层。通过将面状滑坡数据和DEM数据进行叠加可以获取每个面状滑坡的属性信息,方便后续的分析 and 统计。通过快速主动轮廓算法、骨架线提取算法、线平滑算法叠加DEM获取最终的包含属性信息的滑坡提取结果。

[0137] 为了定量分析本申请实施例的最终滑坡提取结果,采用面向对象的评价方式根据如下混淆矩阵和三个公式进行定量指标的计算:

[0138]	混淆矩阵		预测值	
			滑坡 (P)	非滑坡 (N)
	真值	滑坡 (P)	TP	FN
		非滑坡 N	FP	TN

[0139] 1. 召回率(查全率),公式为:

$$[0140] \quad \text{Recall}(R) = \frac{TP}{TP + FN}$$

[0141] 2. 准确率,公式为:

$$[0142] \quad \text{Precision}(P) = \frac{TP}{TP + FP}$$

[0143] 3. F1得分,公式为:

$$[0144] \quad F_1(F1score) = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

[0145] F1score是统计学中用来衡量二分类模型精确度的一种指标。

[0146] 表2进一步给出了上述三种滑坡提取结果的定量分析指标。其中实验数据包括T1和T2两个时期的遥感影像,及参考的真值图像。方法A表示通过传统特征选择和阈值方法对T2单个时期遥感影像进行滑坡提取;方法B表示通过对T1和T2两个时期的遥感影像进行直接差分和阈值进行变化检测;方法C表示利用中针对情况A训练的深度卷积神经网络进行滑坡提取;方法D表示利用针对情况B训练的深度卷积神经网络进行滑坡提取。

[0147] 从表2的比对中可得,本发明实施例提供的结合深度卷积神经网络的方法C和方法D明显优于方法A和方法B的滑坡提取结果。总体查全率提高了约5%-35%,总体准确率提高了约20%-30%,F1得分也提高了约0.2-0.3。方法C和方法D的主要区别在于是否使用T1时期的遥感影像进行变化检测,通过实验发现,结合变化检测方法,能够有效的降低滑坡提取的误报。因此,本发明实施例提供的结合深度卷积神经网络和变化检测的方法能够取得较优的滑坡提取结果。

[0148] 表2滑坡提取结果

方法	真值数量	提取数量		未能提取数量 (FN)	Recall (%)	Precision (%)	F1score
		正确 (TP)	错误 (FP)				
[0149] A	45	26	15	19	57.8	63.4	0.60
B	45	40	37	5	88.9	51.9	0.66
C	45	42	6	3	93.3	87.5	0.90
D	45	38	5	7	84.4	88.4	0.86

[0150] 本申请实施例提出的滑坡提取方法,通过待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像及数字高程模型,结合深度卷积神经网络模型,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,提高滑坡提取的可靠性和精度,提升滑坡提取的速度和自动化程度。

[0151] 进一步地,作为一可选的实施方式,所述根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果之前,还包括:

[0152] 根据所述当前时期中滑坡后遥感影像,生成亮度指数图像及植被指数图像;根据所述DEM,生成高程均值差分图像及坡度图像;基于所述亮度指数图像、所述植被指数图像、所述高程均值差分图像、所述坡度图像,采用阈值算法生成滑坡候选区域;基于所述滑坡候选区域,通过掩模算法优化所述初步提取结果。

[0153] 其中,根据所述当前时期中滑坡后遥感影像,生成亮度指数图像及植被指数图像。具体为,根据T2时期遥感影像生成亮度指数图像BI,计算公式为:

[0154] $BI = 0.1140 * B + 0.5870 * G + 0.2989$

[0155] 式中R、G、B分别表示遥感影像红、绿、蓝三波段的像素值。得到提取的BI图像以及根据阈值得到的与BI图像对应的滑坡候选区域。

[0156] 根据T2时期遥感影像生成植被指数图像VI,计算公式为:

[0157] $VI = \frac{2G - R - B}{2G + R + B}$

[0158] 式中R、G、B分别表示遥感影像红、绿、蓝三波段的像素值。提取得到VI图像以及根据阈值得到的VI图像对应的滑坡候选区域。

[0159] 根据DEM生成高程均值差分图像MD,计算公式为:

[0160]
$$MD(i, j) = \frac{1}{(2m+1)^2} \sum_{r=i-m}^{r<2m+1} \sum_{c=j-m}^{c<2m+1} M(r, c) - M(i, j), i, j \geq m$$

[0161] 式中MD表示DEM局部均值影像和DEM的差值影像,用来提取滑坡可能发生的区域,其中M(i, j)表示点(i, j)处的高程值,m表示求一个均值的矩形半径范围。其原理,滑坡区域的高程通常会小于其周围的高程,因此可以通过MD图像提取这些区域。得到MD图像以及根据阈值得到MD图像对应的滑坡候选区域。

[0162] 根据DEM生成坡度图像S,计算公式为:

$$[0163] \quad S = \tan\sqrt{S_{we}^2 + S_{sn}^2}$$

[0164] 其中,

$$[0165] \quad S_{we} = \frac{(e_8 + 2e_1 + e_5) - (e_7 + 2e_3 + e_6)}{8 \times Cellsize}$$

$$[0166] \quad S_{sn} = \frac{(e_7 + 2e_4 + e_8) - (e_6 + 2e_2 + e_5)}{8 \times Cellsize}$$

[0167] 式中, S_{we} 和 S_{sn} 分别表示东西方向和南北方向的坡度图像, $Cellsize$ 表示单个像素点代表的实际大小, $e, e_1 \cdots e_8$ 表示8邻域高程值,如下表:

[0168]

e_5	e_2	e_6
e_1	e	e_3
e_8	e_4	e_7

[0169] 得到S图像以及根据阈值得到的S图像对应的滑坡候选区域。

[0170] 通过阈值算法从上述4个特征图或者其他已有的掩模图获取滑坡的候选区域,利用图层掩模运算叠加所有的滑坡候选区域,例如所有图层求交集,通过决策级图像融合得到滑坡候选区域。

[0171] 利用形态学运算消除碎点和孔洞,以及平滑边缘;利用统计分析方法,获取每个滑坡候选区的统计特征,包括面积、周长、长宽比等,根据这系统统计特征,采用阈值算法进一步筛选滑坡候选区。

[0172] 其中,具体地,基于所述亮度指数图像、所述植被指数图像、所述高程均值差分图像、所述坡度图像,采用阈值算法生成滑坡候选区域,基于所述滑坡候选区域,通过掩模算法优化所述初步提取结果,可以具体包括:

[0173] 利用生成的亮度指数图像、植被指数图像、高程均值差分图像、坡度图像,通过自动阈值算法或人工阈值算法,得到滑坡的候选区域,即二值化图像;然后通过交、并两种掩模运算规则优化滑坡提取结果。算法规则如下:

$$[0174] \quad P_{new} = 0 \cap \{PU[(BI > T_{b1}) \cap (VI < T_{v1})]\}$$

$$[0175] \quad \cap \{[(DEM > T_h) \cap (T_{s1} < S < T_{s2}) \cap (MD > T_m) \cap (BI > T_{b2})]$$

$$[0176] \quad \cap (VI < T_{v2})]\}$$

[0177] 式中,0表示其他辅助掩模数据,该些其他辅助掩模数据可以表明可能发生滑坡的位置,例如地表覆盖、土地利用等数据中可能发生滑坡的地物类型所在区域或者等高线、TIN等数据中可能发生滑坡的地形范围;P表示待优化的滑坡提取结果; P_{new} 表示优化后的滑坡提取结果; T_{b1} 和 T_{b2} 示亮度图像的阈值,默认值分别为180,145; T_{v1} 和 T_{v2} 分别表示植被指数的阈值,默认值分别为0.05和0.1; T_h 表示高程阈值,默认为10; T_{s1} 和 T_{s2} 表示坡度阈值,默认值分别为10和20; T_m 表示高程均值差分阈值,默认为2; $\cap$ 表示掩模求交集; $\cup$ 表示掩模求并集。

[0178] 本申请中上述各实施方式,综合考虑滑坡深度特征提取和变化检测过程,在全面分析现有的滑坡提取算法和深度学习应用的基础上,提出一种结合深度卷积神经网络和变化检测的滑坡提取方案,该方案综合利用深度卷积神经网络学习到的深度特征、变化信息,

通过该方案能够得到较好的滑坡提取结果,也可以通过结合传统的滑坡特征,例如坡度信息、植被指数、光谱信息、形状信息,优化滑坡提取结果。

[0179] 参见图9,图9是本申请实施例提供的一种滑坡提取系统的结构图,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分。

[0180] 该滑坡提取系统600,包括:第一获取模块601、模型训练模块602、滑坡提取模块603及第二获取模块604。

[0181] 第一获取模块601,用于分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;

[0182] 模型训练模块602,用于根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;

[0183] 滑坡提取模块603,用于基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;

[0184] 第二获取模块604,用于根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0185] 其中,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像;所述模型训练模块602具体用于:

[0186] 根据所述至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像和对应的历史滑坡真值,生成第一训练数据集,所述第一训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡后遥感影像和同时期的分类真值标签;

[0187] 根据所述第一训练数据集及增加有样本比例权重的SoftmaxLoss损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

[0188] 其中,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像与滑坡后遥感影像;所述模型训练模块602具体用于:

[0189] 根据所述至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像及分别对应的历史滑坡真值,生成第二训练数据集,所述第二训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像和对应的滑坡变化真值标签;

[0190] 根据所述第二训练数据集及增加有样本比例权重的交叉熵损失函数,训练所述深度卷积神经网络模型。

[0191] 可选地,所述滑坡提取模块603,包括:

[0192] 分块子模块,用于将所述当前时期中至少一个遥感影像分块成 $N \times N$ 像素大小的数据块,其中, N 为大于零的整数;

[0193] 提取子模块,用于基于所述数据块,将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

[0194] 所述提取子模块具体用于:采用矩形缓冲区扩大分块后的所述数据块的读取范围湖;依据扩大后的所述读取范围湖,对所述当前时期中至少一个遥感影像进行分块读取;将分块读取的所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理,得到初步提取结果。

[0195] 可选地,所述第二获取模块604具体用于:

[0196] 通过快速主动轮廓算法,优化所述初步提取结果中的滑坡边界;

- [0197] 利用骨架线提取算法,提取所述初步提取结果中滑坡区域的骨架线;
- [0198] 利用平滑算法平滑所述骨架线,得到滑坡滑动轨迹;
- [0199] 通过优化的所述滑坡边界和所述DEM,统计滑坡属性信息;
- [0200] 生成包含所述滑坡边界、所述滑坡滑动轨迹及所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。
- [0201] 可选地,滑坡提取系统还包括:
- [0202] 第一生成模块,用于根据所述当前时期中滑坡后遥感影像,生成亮度指数图像及植被指数图像;
- [0203] 第二生成模块,用于根据所述DEM,生成高程均值差分图像及坡度图像;
- [0204] 第三生成模块,用于基于所述亮度指数图像、所述植被指数图像、所述高程均值差分图像、所述坡度图像,采用阈值算法生成滑坡候选区域;
- [0205] 优化模块,用于基于所述滑坡候选区域,通过掩模算法优化所述初步提取结果。
- [0206] 本申请实施例中,通过待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像及数字高程模型,结合深度卷积神经网络模型,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果,提高滑坡提取的可靠性和精度,提升滑坡提取的速度和自动化程度。
- [0207] 本申请实施例提供的滑坡提取系统能够实现上述滑坡提取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。
- [0208] 图10是本申请实施例提供的一种终端的结构图。如该图10所示,该实施例的终端9包括:处理器90、存储器91以及存储在所述存储器91中并可在所述处理器90上运行的计算机程序92。
- [0209] 示例性的,所述计算机程序92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91中,并由所述处理器90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92在所述终端9中的执行过程。例如,所述计算机程序92可以被分割成第一获取模块、模型训练模块、滑坡提取模块、第二获取模块、第一生成模块、第二生成模块、第三生成模块、优化模块。其中,滑坡提取模块可以被分割成分块子模块及提取子模块。各模块具体功能如下:
- [0210] 第一获取模块,用于分别获取待测地区的当前时期和历史时期中至少一个遥感影像,及所述待测地区的数字高程模型DEM;
- [0211] 模型训练模块,用于根据所述历史时期中至少一个遥感影像和对应的历史滑坡真值,训练深度卷积神经网络模型;
- [0212] 滑坡提取模块,用于基于所述当前时期中至少一个遥感影像,通过训练后的所述深度卷积神经网络模型进行滑坡提取,得到初步提取结果;
- [0213] 第二获取模块,用于根据所述初步提取结果及所述DEM,统计滑坡属性信息,获取包含所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。
- [0214] 其中,所述历史时期中至少一个遥感影像包括:至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像;所述模型训练模块具体用于:
- [0215] 根据所述至少一个历史时期中的滑坡后遥感影像和对应的历史滑坡真值,生成第一训练数据集,所述第一训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡后遥感影像和同时期

的分类真值标签；

[0216] 根据所述第一训练数据集及增加有样本比例权重的SoftmaxLoss损失函数，训练所述深度卷积神经网络模型。

[0217] 其中，所述历史时期中至少一个遥感影像包括：至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像与滑坡后遥感影像；所述模型训练模块具体用于：

[0218] 根据所述至少一个历史时期中的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像及分别对应的历史滑坡真值，生成第二训练数据集，所述第二训练数据集中每组样本包括一个时期的滑坡前遥感影像、滑坡后遥感影像和对应的滑坡变化真值标签；

[0219] 根据所述第二训练数据集及增加有样本比例权重的交叉熵损失函数，训练所述深度卷积神经网络模型。

[0220] 可选地，所述滑坡提取模块，包括：

[0221] 分块子模块，用于将所述当前时期中至少一个遥感影像分块成 $N \times N$ 像素大小的数据块，其中， N 为大于零的整数；

[0222] 提取子模块，用于基于所述数据块，将所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理，得到初步提取结果。

[0223] 所述提取子模块具体用于：采用矩形缓冲区扩大分块后的所述数据块的读取范围湖；依据扩大后的所述读取范围湖，对所述当前时期中至少一个遥感影像进行分块读取；将分块读取的所述当前时期中至少一个遥感影像输入训练后的所述深度卷积神经网络模型进行图形运算处理，得到初步提取结果。

[0224] 可选地，所述第二获取模块具体用于：

[0225] 通过快速主动轮廓算法，优化所述初步提取结果中的滑坡边界；

[0226] 利用骨架线提取算法，提取所述初步提取结果中滑坡区域的骨架线；

[0227] 利用平滑算法平滑所述骨架线，得到滑坡滑动轨迹；

[0228] 通过优化的所述滑坡边界和所述DEM，统计滑坡属性信息；

[0229] 生成包含所述滑坡边界、所述滑坡滑动轨迹及所述滑坡属性信息的滑坡提取结果。

[0230] 可选地，第一生成模块，用于根据所述当前时期中滑坡后遥感影像，生成亮度指数图像及植被指数图像；

[0231] 第二生成模块，用于根据所述DEM，生成高程均值差分图像及坡度图像；

[0232] 第三生成模块，用于基于所述亮度指数图像、所述植被指数图像、所述高程均值差分图像、所述坡度图像，采用阈值算法生成滑坡候选区域；

[0233] 优化模块，用于基于所述滑坡候选区域，通过掩模算法优化所述初步提取结果。

[0234] 所述终端9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9可包括，但不仅限于，处理器90、存储器91。本领域技术人员可以理解，图10仅仅是终端9的示例，并不构成对终端9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。

[0235] 所称处理器90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。

[0236] 所述存储器91可以是所述终端9的内部存储单元,例如终端9的硬盘或内存。所述存储器91也可以是所述终端9的外部存储设备,例如所述终端9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91还可以既包括所述终端9的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器91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91还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0237] 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。

[0238] 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。

[0239] 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。

[0240] 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。

[0241] 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。

[0242] 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。

[0243] 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时,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。

[0244] 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。

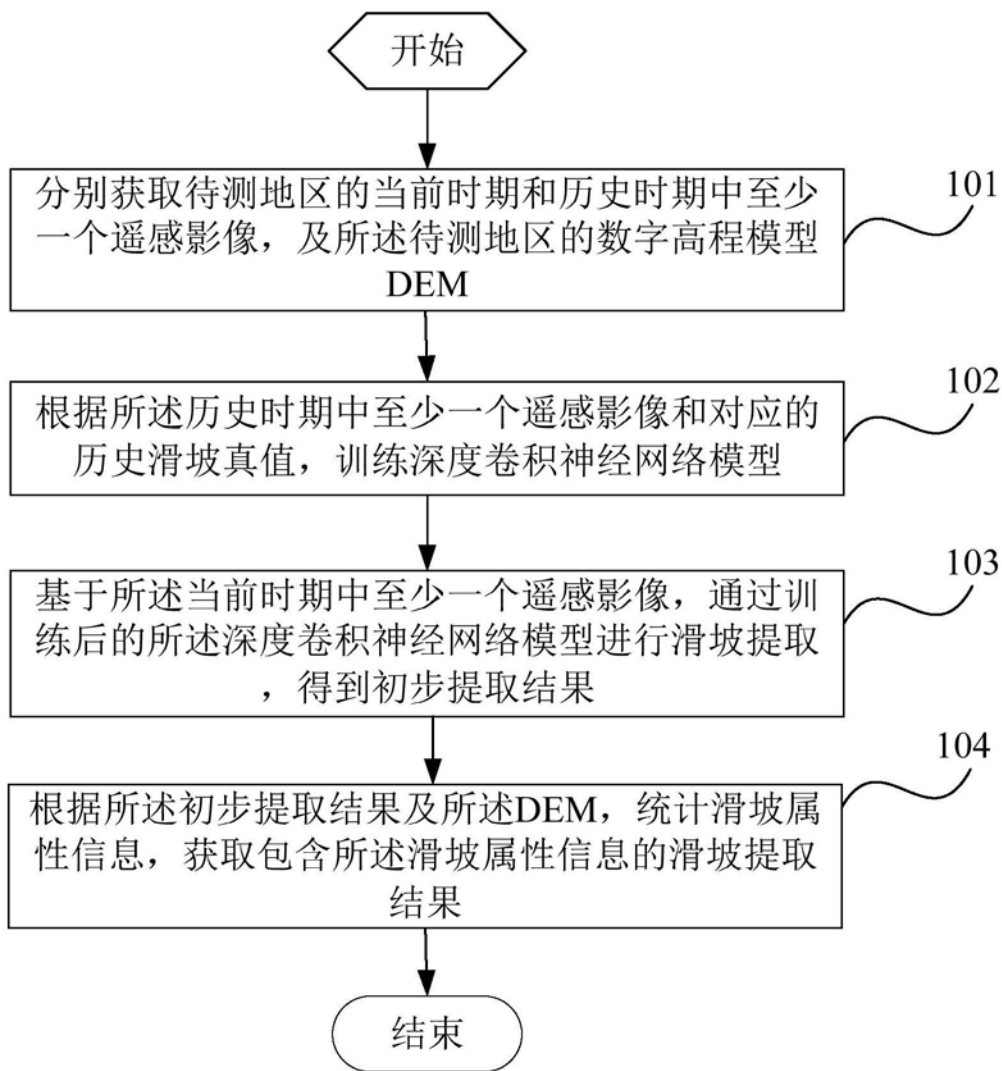


图1

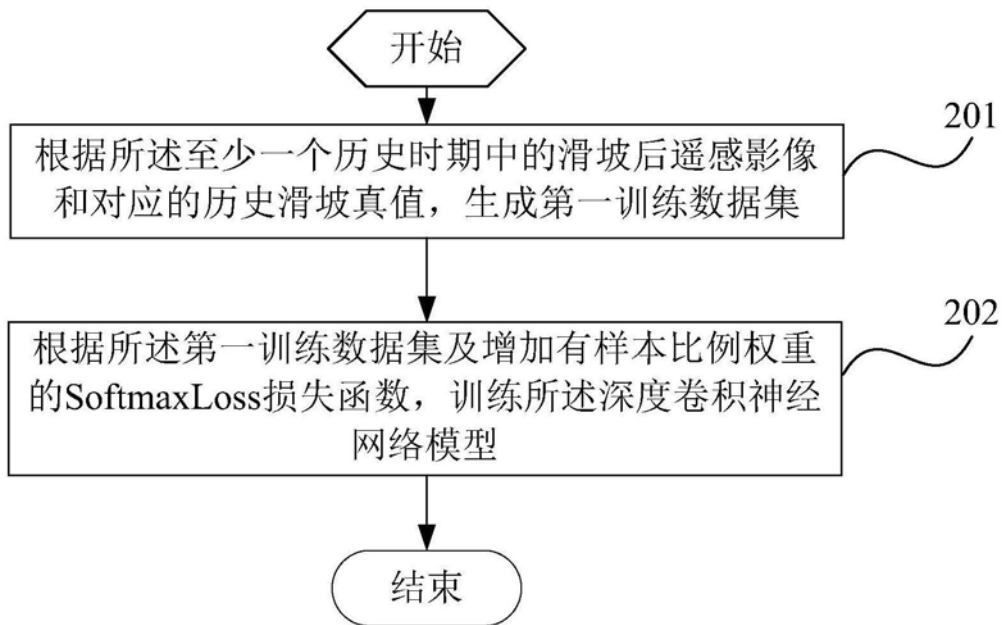


图2

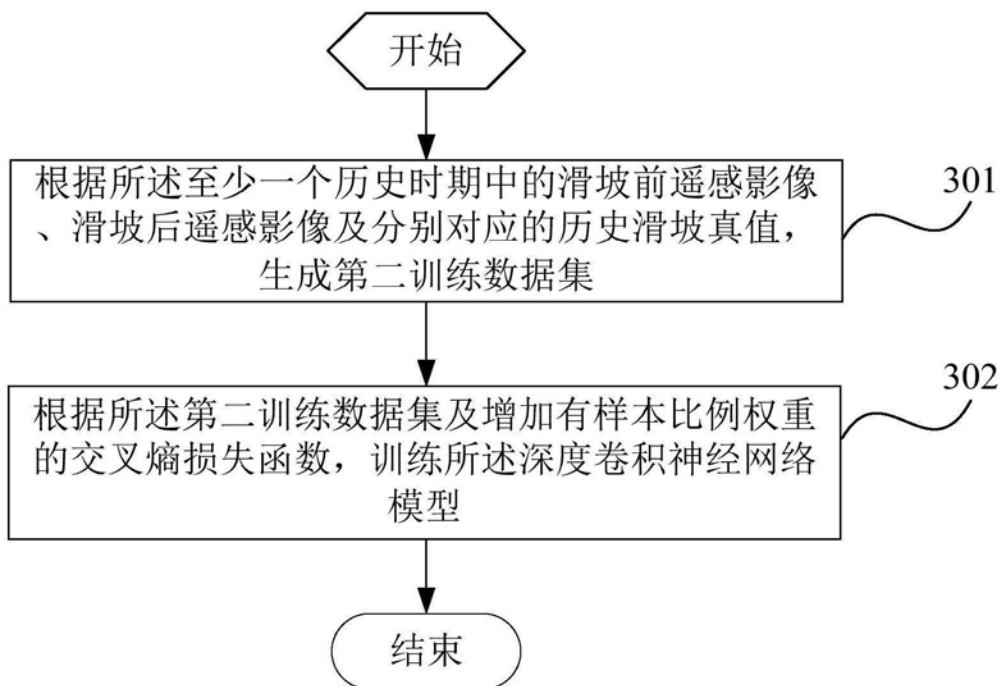


图3

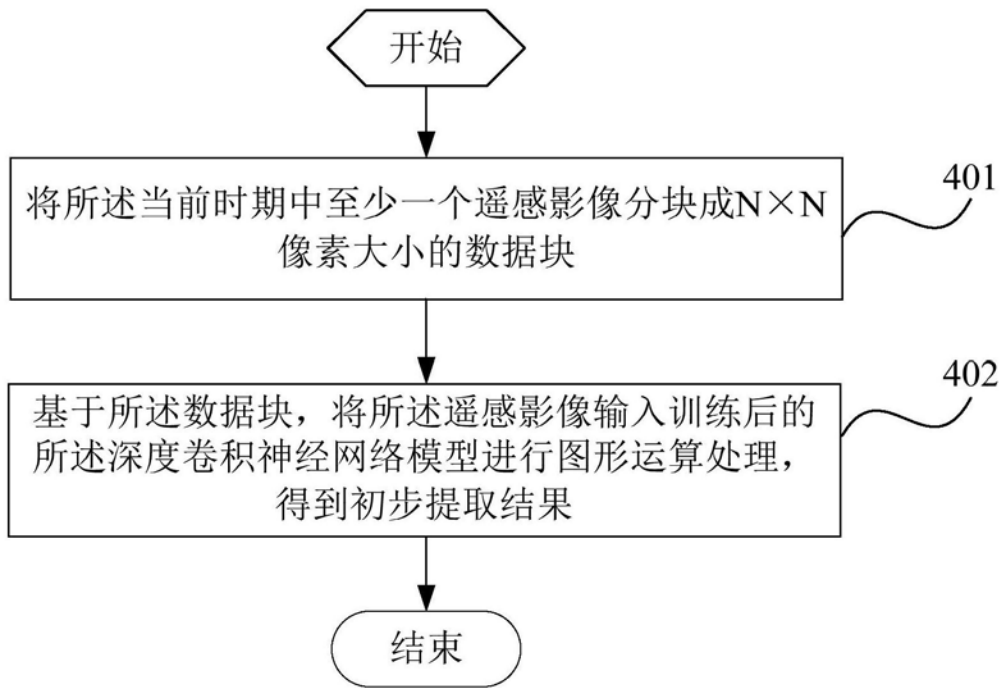


图4

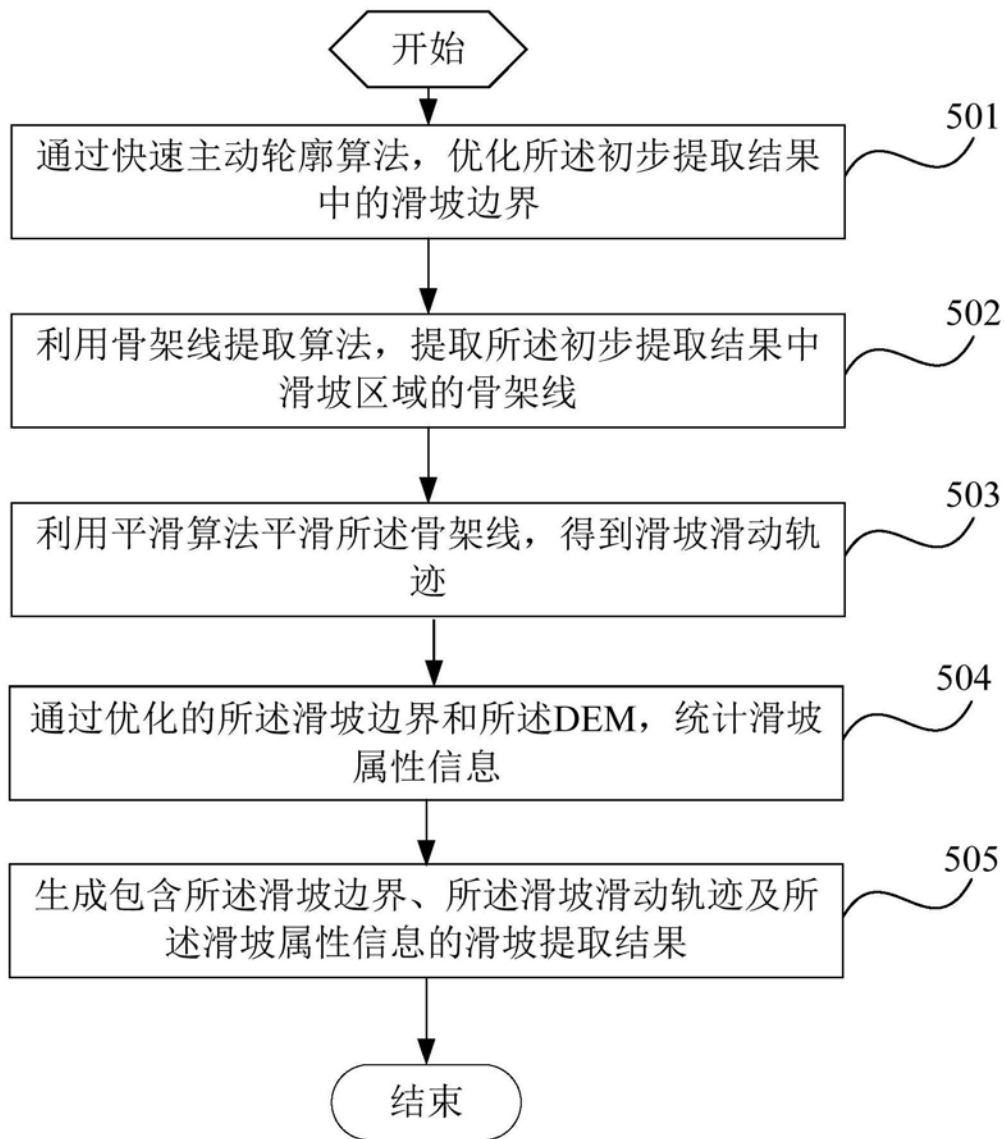


图5

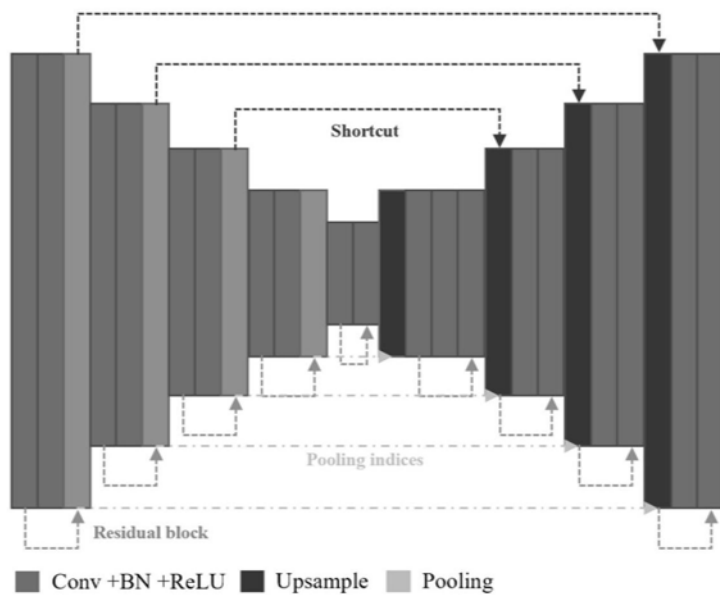


图6

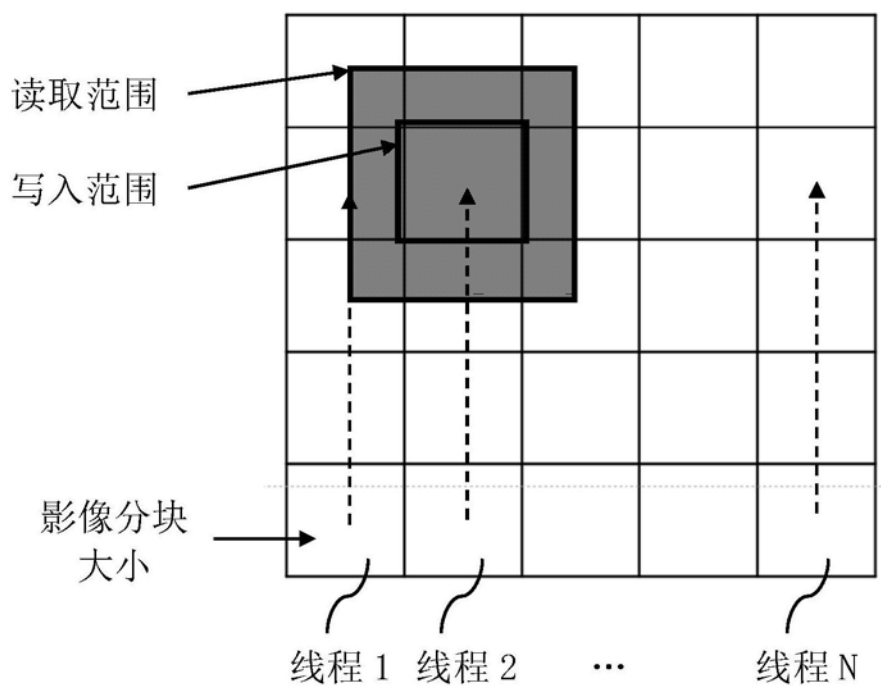


图7



图8a



图8b

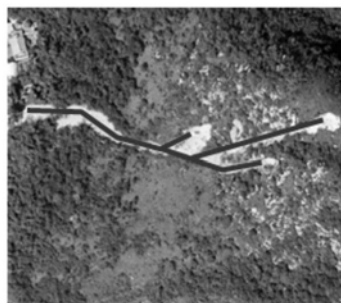


图8c

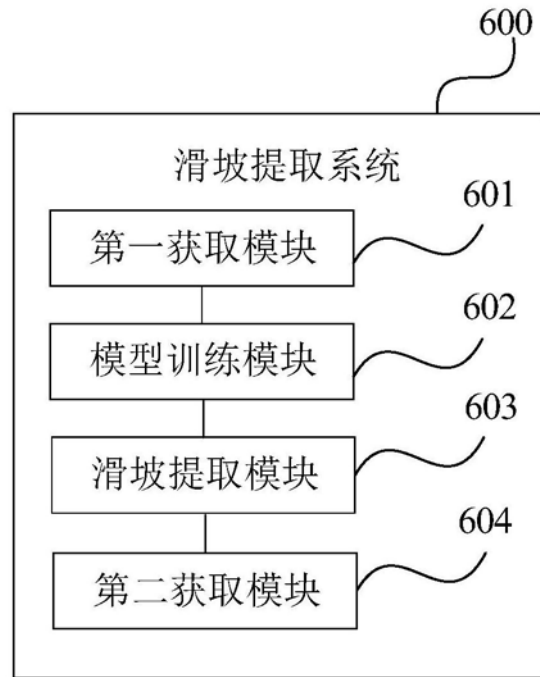


图9

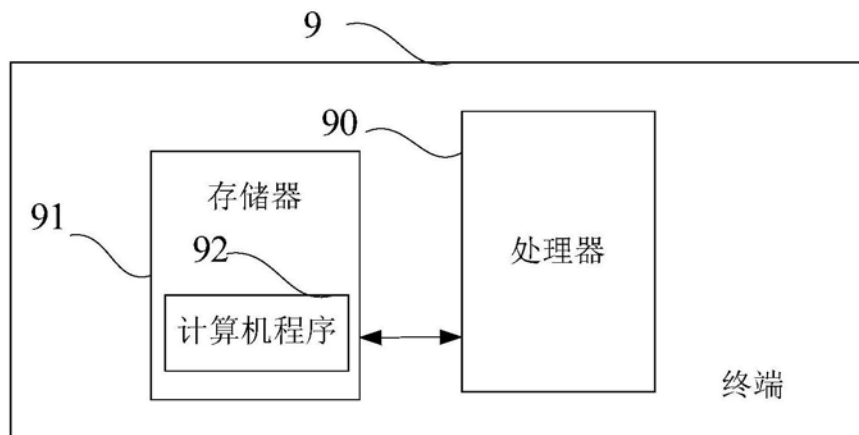


图10