



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117409155 A

(43) 申请公布日 2024. 01. 16

(21) 申请号 202310856687.8

G06V 10/26 (2022.01)

(22) 申请日 2023.07.12

G06V 10/764 (2022.01)

(30) 优先权数据

G06V 10/82 (2022.01)

22185206.4 2022.07.15 EP

G06N 3/04 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(71) 申请人 莱卡地球系统公开股份有限公司

地址 瑞士海尔博瑞格

(72) 发明人 J·扎普莱塔尔 M·贝克罗娃

(74) 专利代理机构 北京三友知识产权代理有限公司

公司 11127

专利代理师 刘爱勤 党晓林

(51) Int. Cl.

G06T 17/05 (2011.01)

G06T 17/20 (2006.01)

G06V 20/13 (2022.01)

G06V 20/17 (2022.01)

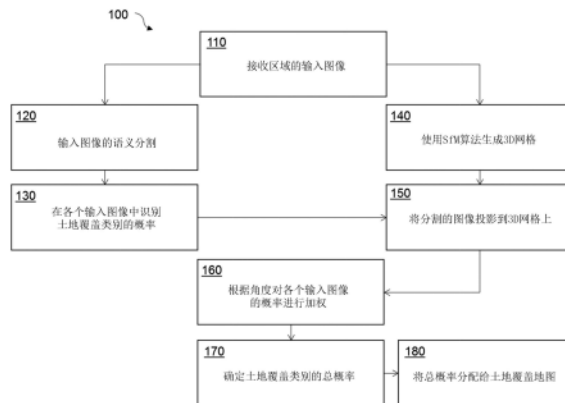
权利要求书3页 说明书7页 附图8页

(54) 发明名称

用于生成土地覆盖地图的方法

(57) 摘要

本发明涉及用于生成土地覆盖地图的方法。一种用于生成区域的土地覆盖地图的计算机实现的方法包括：接收数字输入图像，各图像对区域的至少一部分进行成像并包括多个图像像素；在图像中执行语义分割，单独地且用语义类别对各图像进行分割，各语义类别与土地覆盖类别相关；识别用于相应分割图像的像素的至少子集的语义类别的单图像概率值的集合；使用运动恢复结构算法基于数字输入图像来生成区域的3D网格；将该集合投影在3D网格的顶点上；基于3D网格与相应摄像机的已知定向之间的角度，对各分割的图像的单图像概率值的集合进行加权；使用加权的集合确定语义类别的总概率值的集合；及将总概率值的集合中的总概率值分配给地图的像素的至少子集。



1. 一种用于生成区域(1)的一个或多个土地覆盖地图(20至24)的计算机实现的方法(100),所述方法包括以下步骤:在计算机系统(4)中,

- 接收(110)多个数字输入图像(11至15),各个输入图像对所述区域(1)的至少一部分进行成像并且包括多个图像像素,各个输入图像由多个摄像机(31至35)中的一个摄像机从已知位置并且以相对于公共坐标系的已知定向来捕获;

- 在所述输入图像(11至15)中执行语义分割(120),单独地且利用多个语义类别对各个图像进行分割,各个语义类别与来自土地覆盖类别的集合中的土地覆盖类别相关;以及

- 在各个所分割的图像(11'至15')中并且基于所述语义分割(120)来识别(130)用于相应的分割的图像(11'至15')的图像像素的至少子集的一个或多个语义类别的单图像概率值(51至55)的集合,

其特征在于,

- 使用运动恢复结构算法(45)基于所述多个数字输入图像(11至15)来生成(140)所述区域(1)的3D网格(25);

- 将各个分割的图像(11'至15')的所述单图像概率值(51至55)的集合投影(150)在所述3D网格(25)的顶点上;

- 基于所述3D网格(25)与已经捕获了相应的输入图像(11至15)的所述摄像机(31至35)的所述已知定向之间的角度,对每个分割的图像(11'至15')的所述单图像概率值(51至55)的集合进行加权(160);

- 使用所加权的单图像概率值(61至65)的集合来确定(170)一个或多个语义类别的总概率值(50)的集合;以及

- 将所述总概率值(50)的集合中的一个或多个总概率值分配(180)给所述一个或多个土地覆盖地图(20至24)的像素的至少子集。

2. 根据权利要求1所述的方法(100),所述方法(100)包括以下步骤:

- 将图形指示符分配给所述土地覆盖类别的至少子集的各个土地覆盖类别,所述图形指示符特别是颜色值或亮度值;以及

- 在屏幕上显示具有所分配的图形指示符的所述一个或多个土地覆盖地图(20至24)。

3. 根据权利要求2所述的方法(100),其中,

- 为同一区域(1)生成多个土地覆盖地图(20至24),

- 接收用户输入,所述用户输入包括选择要显示的所述多个土地覆盖地图(20至24)中的一个,以及

- 显示所选择的土地覆盖地图,

特别是其中,显示所述多个土地覆盖地图(20至24)的能够选择的土地覆盖地图的指示符,并且所述用户输入包括选择所述能够选择的土地覆盖地图中的一个。

4. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法(100),其中,所述一个或多个土地覆盖地图(20至24)至少包括:

- 组合的土地覆盖地图(20),所述组合的土地覆盖地图(20)示出了所述地图的每个像素的最可能的土地覆盖类别;和/或

- 一个或多个每个类别的土地覆盖地图(21至23),所述一个或多个每个类别的土

地覆盖地图 (21至23) 示出了针对所述地图的每个像素的一个土地覆盖类别的概率。

5. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 其中, 所述一个或更多个土地覆盖地图 (20至24) 包括基于所述3D网格 (25) 生成的至少一个2D土地覆盖地图, 特别是其中, 所述2D土地覆盖地图是通过将所述3D网格 (25) 光栅化到正交视图来生成的。

6. 根据权利要求5所述的方法 (100), 其中, 针对所述2D土地覆盖地图 (20至23) 的各个像素, 创建在垂直方向上从相应像素穿过所述3D网格 (25) 延伸的光线, 所述光线在一个或更多个交叉点处与所述3D网格 (25) 的表面相交。

7. 根据权利要求6所述的方法 (100), 其中, 所述区域 (1) 包括三维对象, 所述三维对象包括建筑物 (71)、车辆 (72) 和树木 (73) 中的至少一个, 所述至少一个2D土地覆盖地图 (20至23) 至少包括:

- 视觉相关的土地覆盖地图, 所述视觉相关的土地覆盖地图示出了从正交视图可见的所述3D网格 (25) 的那些表面的土地覆盖信息; 和/或

- 地面相关的土地覆盖地图, 所述地面相关的土地覆盖地图示出了所述3D网格 (25) 的地面表面的土地覆盖信息, 特别地包括从正交视图不可见的所述3D网格 (25) 的表面,

其中,

- 为了生成所述视觉相关的土地覆盖地图, 将每条光线的最高的交叉点的总概率值分配 (180) 给所述相应像素, 并且

- 为了生成所述地面相关的土地覆盖地图, 将每条光线的最低的交叉点的所述总概率值分配 (180) 给所述相应像素。

8. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 其中, 所述一个或更多个土地覆盖地图 (20至24) 包括基于所述3D网格 (25) 生成的所述区域 (1) 的至少一个3D模型, 特别是其中, 所述3D模型

- 是分类的网格 (24) 或点云, 和/或

- 示出了最可能的土地覆盖类别。

9. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 所述方法 (100) 包括接收所述区域 (1) 的正射图像 (10), 特别是其中,

- 所述土地覆盖地图 (20至24) 的所述像素至少对应于所述正射图像 (10) 的像素的子集; 和/或

- 基于所述正射图像 (10) 来选择所述多个摄像机 (31至35)。

10. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 其中, 所述多个输入图像 (11至15) 包括:

- 由安装在卫星、飞机或无人驾驶飞行器处的一个或更多个航空摄像机 (31、32) 捕获的一个或更多个航拍图像 (11、12), 特别是其中, 至少一个航拍图像是正射图像 (10); 以及

- 由固定安装的摄像机 (33至35) 和/或安装在地面车辆上的摄像机捕获的多个附加输入图像 (13至15), 特别是至少15个附加输入图像 (13至15)。

11. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 其中, 所述方法包括: 接收深度信息并使用所述深度信息来生成所述3D网格 (25), 特别是其中, 所述摄像机 (31至35) 的至少子集被具体实现为立体摄像机或测距成像摄像机并且被配置为提供所述深度信息。

12. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法 (100), 其中, 使用人工智能和经训练的

神经网络,特别是使用机器学习算法、深度学习算法或特征学习算法来在所述输入图像(11至15)中执行所述语义分割(120),特别是其中,所述土地覆盖类别的集合包括至少十个土地覆盖类别,特别是至少二十个土地覆盖类别。

13. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法(100),其中,所述加权(160)包括:

- 对单图像概率值(51至55)的集合的概率加权得越高,相应的单图像概率值(51至55)的集合的输入图像(11至15)的图像轴相对于3D网格(25)的在其上投影有所述单图像概率值(11至15)的集合的表面点处的所述3D网格(25)的角度越尖锐,特别是其中,所述加权(160)包括使用所述角度的余弦;和/或

- 将置信度值分配给每个单图像概率值(11至15)的集合,特别是其中,通过将所述相应的单图像概率值(51至55)的集合与所述置信度值相乘来计算所加权的单图像概率值(61至65)的集合。

14. 一种计算机系统(4),所述计算机系统(4)包括处理单元(41)和数据存储单元(42),其中,所述数据存储单元(42)被配置为接收和存储输入数据,以存储一种或更多种算法,并且存储和提供输出数据,所述输入数据特别地包括输入图像数据,所述算法至少包括运动恢复结构算法,特别是其中,所述算法还包括机器学习算法、深度学习算法或特征学习算法,

其特征在于,

所述处理单元(41)被配置为基于所述输入数据并使用所述算法,通过执行根据前述权利要求中的任一项所述的方法(100)来生成区域(1)的至少一个土地覆盖地图(20至24)作为输出数据。

15. 一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括程序代码,所述程序代码存储在机器可读介质上,或者通过包括程序代码段的电磁波来具体实现,并且具有计算机可执行指令,所述计算机可执行指令用于特别是当在根据权利要求14所述的计算机系统(4)的处理单元(41)上执行时执行根据权利要求1至13中的任一项所述的方法(100)。

用于生成土地覆盖地图的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种用于基于多个输入图像自动生成包括区域的土地覆盖 (land-cover) 信息的地图的计算机实现的方法。特别地,生成包括所生成的土地覆盖信息的纹理,并将该纹理用于对区域的三维网格或正射图像 (orthoimage) 进行纹理化,以向用户提供土地覆盖信息 (例如作为二维土地覆盖地图)。基于多个输入图像并使用人工智能 (AI) 来创建土地覆盖信息。

背景技术

[0002] 使用AI (例如,包括诸如深度学习和特征学习的机器学习 (ML) 技术) 来生成具有土地覆盖信息的地图是既定的研究主题。例如,在D.Hester等人的如下文章中描述了一种在卫星图像中使用逐像素分类来确定土地覆盖的方法:“Per-pixel Classification of High Spatial Resolution Satellite Imagery for Urban Land-cover Mapping”,摄影测量工程与遥感,第4期/2008年4月,第463页至第471页,美国摄影测量和遥感协会。另一种方法在M.Herold等人的如下文章中进行了描述:“The spectral dimension in urban land cover mapping from high-resolution optical remote sensing data”,第三届城市遥感学术研讨会论文集 (Proceedings of the 3rd Symposium on Remote Sensing of Urban Areas),2002年6月,伊斯坦布尔。

[0003] 然而,现有的方法依赖于正射影像或卫星图像,使得所获得的土地覆盖信息仅基于单个视图 (或者例如,在重叠正射图像的情况下,基于非常相似的视图)。因此,不利地,可能无法以足够的确定性确定区域的某些部分的土地覆盖信息。此外,某些区域可能在单个视图中被遮挡,例如由于物体阻挡卫星或航空摄像机与地面 (例如,诸如树木的植被、诸如车辆的移动物体或诸如有盖人行道的屋顶 (roofing)) 之间的视线。在这种情况下,与这些区域处的地面相关的土地覆盖信息不能直接确定,而是必须例如基于可见的周围区域进行猜测。

[0004] 期望提供一种方法,该方法增加确定土地覆盖信息的确定性,并且允许直接确定正射图像中被遮挡的区域的地面土地覆盖。

发明内容

[0005] 因此,本发明的目的是提供一种用于自动生成区域的土地覆盖信息的改进的计算机实现的方法。

[0006] 另一个目的是提供这样一种方法,其允许以较高的确定性来生成土地覆盖信息。

[0007] 另一个目的是提供这样一种方法,其允许使用土地覆盖信息来生成土地覆盖地图。

[0008] 本发明的第一方面涉及一种用于生成区域的一个或更多个土地覆盖地图的计算机实现的方法。该方法包括在计算机系统中执行的以下步骤:

[0009] -接收多个数字输入图像,各个输入图像对所述区域的至少一部分进行成像并且

包括多个图像像素,各个输入图像由多个摄像机中的一个摄像机从已知位置并且以相对于公共坐标系的已知定向来捕获;

[0010] -在所述输入图像中执行语义分割,单独地且利用多个语义类别对各个图像进行分割,各个语义类别与来自土地覆盖类别的集合中的土地覆盖类别相关;以及

[0011] -在各个所分割的图像中并且基于所述语义分割来识别用于相应的分割的图像的图像像素的至少子集的一个或更多个语义类别的单图像概率值的集合。

[0012] 根据本发明的第一方面,所述方法进一步包括:

[0013] -使用运动恢复结构(SfM)算法基于所述多个数字输入图像来生成所述区域的3D网格;

[0014] -将各个分割的图像的所述单图像概率值的集合投影在所述3D网格的顶点上;

[0015] -基于所述3D网格与已经捕获了所述相应的输入图像的所述摄像机的所述已知定向之间的角度,对每个分割的图像的所述单图像概率值的集合进行加权;

[0016] -使用所加权的单图像概率值的集合来确定一个或更多个语义类别的总概率值的集合;以及

[0017] -将所述总概率值的集合的一个或更多个总概率值分配给所述一个或更多个土地覆盖地图的像素的至少子集。

[0018] 根据一个实施方式,该方法包括:

[0019] 将图形指示符(诸如颜色值或亮度值)分配给土地覆盖类别的至少子集的各个土地覆盖类别;以及

[0020] 在屏幕上显示具有所分配的图形指示符的一个或更多个土地覆盖地图。

[0021] 在一个实施方式中,为同一区域生成多个不同的土地覆盖地图,并且所述方法包括接收用户输入,该用户输入包括选择要显示的所述多个土地覆盖地图中的一个,以及在屏幕上显示所选择的土地覆盖地图。可选地,显示多个土地覆盖地图的可选择的土地覆盖地图的指示符,并且用户输入包括选择可选择的土地覆盖地图中的一个。

[0022] 根据所述方法的另一个实施方式,所述一个或更多个土地覆盖地图至少包括组合的土地覆盖地图,所述组合的土地覆盖地图示出了所述地图的每个像素的最可能的土地覆盖类别。

[0023] 根据所述方法的又一实施方式,一个或更多个土地覆盖地图包括至少一个或更多个每个类别的土地覆盖地图,所述至少一个或更多个每个类别的土地覆盖地图示出了针对地图的每个像素的一个土地覆盖类别的概率。

[0024] 根据所述方法的另一实施方式,一个或更多个土地覆盖地图包括基于3D网格生成的至少一个2D土地覆盖地图。例如,所述2D土地覆盖地图可以通过将3D网格光栅化到正交视图来生成。

[0025] 在一个实施方式中,为了生成2D土地覆盖地图,为所述2D土地覆盖地图的每个像素创建光线(ray),该光线在垂直方向上从相应像素穿过3D网格延伸,该光线在一个或更多个交叉点处与3D网格的表面相交。

[0026] 在一个实施方式中,该区域包括3D对象,3D对象包括建筑物、车辆和/或树木。

[0027] 在这种情况下,所述至少一个2D土地覆盖地图可以包括:

[0028] -视觉相关的土地覆盖地图,该视觉相关的土地覆盖地图示出了从正交视图可见

的3D网格的那些表面的土地覆盖信息;和/或

[0029] -地面相关的土地覆盖地图,该地面相关的土地覆盖地图示出了3D网格的地面表面的土地覆盖信息,例如包括从正交视图不可见的3D网格的表面,

[0030] 其中,为了生成视觉相关的土地覆盖地图,将每条光线的最高的交叉点的总概率值分配给相应像素,并且为了生成地面相关的土地覆盖地图,将每条光线的最低的交叉点的总概率值分配给相应像素。

[0031] 根据该方法的另一实施方式,一个或更多个土地覆盖地图包括区域的至少一个3D模型,该3D模型是基于3D网格生成的。例如,3D模型是分类的网格或点云,和/或示出了最可能的土地覆盖类别。

[0032] 根据另一实施方式,该方法包括接收该区域的正射图像。例如,土地覆盖地图的像素可以对应于正射图像的像素的至少子集。在一个实施方式中,基于正射图像来选择多个摄像机。

[0033] 根据所述方法的另一实施方式,所述多个输入图像包括:

[0034] a)由安装在卫星、飞机或无人驾驶飞行器处的一个或更多个航空摄像机捕获的一个或更多个航拍图像,例如其中,至少一个航拍图像是正射图像;以及

[0035] b)由固定安装的摄像机和/或安装在地面车辆上的摄像机捕获的多个附加输入图像(例如,至少15个附加输入图像)。

[0036] 根据另一实施方式,所述方法包括接收深度信息并使用深度信息来生成3D网格。例如,摄像机的至少子集可以被具体实现为立体摄像机或测距成像摄像机,并且被配置为提供所述深度信息。

[0037] 根据所述方法的又一实施方式,使用人工智能(AI)和经训练的神经网络(例如,使用机器学习算法、深度学习算法或特征学习算法)来在输入图像中执行语义分割。在一个实施方式中,土地覆盖类别的集合包括至少十个土地覆盖类别,更特别地至少二十个土地覆盖类别。

[0038] 根据所述方法的一个实施方式,所述加权包括:将单图像概率值的集合的概率加权得越高,相应的单图像概率值的集合的输入图像的图像轴相对于3D网格的在其上被投影有所述单图像概率值的集合的表面点处的所述3D网格的角度越尖锐。例如,加权可以包括使用角度的余弦。

[0039] 根据所述方法的另一实施方式,加权包括将置信度值分配给每个单图像概率值的集合。例如,可以通过将相应的单图像概率值的集合与置信度值相乘来计算所加权的单图像概率值的集合。

[0040] 本发明的第二方面涉及一种计算机系统,该计算机系统包括处理单元和数据存储单元,其中,数据存储单元被配置为接收和存储输入数据,例如包括输入图像数据,以存储一个或更多个算法,并且存储和提供输出数据。算法至少包括SfM算法,并且可选地还包括机器学习算法、深度学习算法或特征学习算法。处理单元被配置为基于输入数据并使用算法,通过执行根据本发明的第一方面的方法来生成区域的至少一个土地覆盖地图作为输出数据。

[0041] 本发明的第三方面涉及一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括存储在机器可读介质上的程序代码,或者通过包括程序代码段的电磁波来具体实现,并且具有计算机

可执行指令,所述计算机可执行指令用于特别是当在根据本发明的第二方面的计算机系统的处理单元上执行时执行根据第一方面所述的方法

附图说明

[0042] 下面将通过参考附图的示例性实施方式来详细描述本发明,其中:

[0043] 图1示出了区域的正射图像;

[0044] 图2示出了由用于使用图1的正射图像生成土地覆盖信息的现有技术方法获得的土地覆盖地图;

[0045] 图3示出了由根据本发明的用于生成相同区域的土地覆盖信息的示例性方法获得的土地覆盖地图;

[0046] 图4示出了用于捕获区域的图像的摄像机的示例性分布;

[0047] 图5示出了图1的区域的3D网格,其包括具有土地覆盖信息的分类网格顶点;

[0048] 图6a至图6c示出了图1的区域的三个示例性每个类别的土地覆盖地图;

[0049] 图7示出了例示出根据本发明的方法的示例性实施方式的步骤的流程图;

[0050] 图8示出了用于执行根据本发明的方法的示例性计算机系统;以及

[0051] 图9例示出了在执行根据本发明的方法的示例性实施方式的同时在计算机系统内生成数据。

具体实施方式

[0052] 图1示出了城市区域的正射图像10。例如,正射图像可能已经基于通过卫星成像或航空摄影捕获的图像而产生。成像的区域包括若干建筑物、道路、车辆和植被。

[0053] 图2和图3各自示出了在图1的正射图像10中成像的区域的土地覆盖地图20、20'。例如,可以将土地覆盖信息添加到正射图像以生成地图20、20'。通过使用人工智能(AI)为正射图像10的每个像素确定最可能的土地覆盖来生成土地覆盖信息。

[0054] 图2中描绘的地图20'仅基于单个视图,即正射图像10本身的视图,使得区域的某些部分的土地覆盖信息没有被正确地确定。例如,仅依赖于正射图像,AI通常将平坦屋顶或屋顶露台误分类为地面。

[0055] 图3示出了在图1的正射图像10中描绘的区域的另一土地覆盖地图20,其中,根据本发明,地图20包括土地覆盖信息,该土地覆盖信息不仅从正射图像生成,而且从由多个摄像机从不同角度和位置捕获的多个输入图像生成。在这些图像中的每个图像中,对于每个像素,使用AI来确定所有土地覆盖类别的概率。在所示的示例中,所生成的土地覆盖地图20是组合的土地覆盖地图,其示出了针对地图的每个像素的最可能的土地覆盖类别。

[0056] 图4示出了用于捕获区域1的图像的示例性摄像机分布,作为用于生成区域的土地覆盖信息以生成如图3的地图20的土地覆盖地图的源。该区域包括3D对象,诸如建筑物71、车辆72和树木73。单个正射图像只能产生3D对象的2D表示。因此,根据本发明,使用多个输入图像。

[0057] 图4中的摄像机包括多个航空摄像机31、32,该多个航空摄像机31、32用航拍视角捕获区域1的数字图像,即,天底图像或倾斜图像-可选地包括正射图像。这些摄像机31和32可以安装在卫星、飞机或无人驾驶飞行器(UAV)上。航空摄像机31、32可以从不同的位置捕

获同一区域1或同一区域1的不同部分的若干不同的航拍图像11、12。摄像机还包括从不同位置捕获区域1的部分的附加数字图像13至15的多个附加(即,非航空)摄像机33至35。这些摄像机中的一些可以固定地安装在区域1中,例如安装在建筑物71上作为监视摄像机或用于调查交通,其他摄像机可以安装在移动通过区域1的地面车辆72上。优选地,摄像机31至35在捕获图像11至15时(例如,相对于公共坐标系)的位置和定向是已知的。另选地,需要例如使用图像重叠和图像识别方法从捕获的图像推导出相对位置和定向。

[0058] 输入图像可以在不同的位置、使用不同的摄像机系统、在可能不同的闪光(lightning)条件下捕获,并且可以跨越一系列分辨率。例如,每个图像中的地面样本距离(GSD)可以在2cm至15cm之间变化。优选地,摄像机31至35被校准,这允许世界点(真实世界中的点)与捕获相应世界点的各个图像中的像素之间的容易转换。

[0059] 在一些实施方式中,摄像机31至35的至少子集具体实现为提供深度信息和/或允许特征或地形提取的立体摄像机或测距成像摄像机。此外,来自一个或更多个LIDAR设备或3D激光扫描仪(这里未示出)的数据可以用于提供深度信息或距离信息。

[0060] 与基于单视图正射图像的预测相比,使用多个输入图像的这种方法允许更稳健的预测,并且可以被划分为两个主要阶段。

[0061] 在第一阶段,输入图像11至15被分割成若干语义类别,即预定义的土地覆盖类别。该阶段可以分别在每个输入图像11至15上运行,并且包括确定每个输入图像11至15的每个像素的土地覆盖类别的概率。分割可以基于在由计算机视觉流水线处理的数据上训练的公共可用的神经网络。这包括在训练期间使用训练数据集和各种数据增强技术来确保模型的通用性。对于图像的语义分割,可以使用公开可用的最新神经网络架构。合适的网络架构例如包括“Deeplab v3+”或“分层多尺度注意力”。一旦对网络进行了训练,就对每个输入图像11至15按像素或图块进行处理并被分割成期望的类别。

[0062] 第二阶段基于组合分割的图像以生成单个3D模型(例如,网格或点云)的运动恢复结构(SfM)方法。可选地,生成3D模型还包括使用使用3D扫描仪(例如,LIDAR)、立体摄像机和/或测距成像摄像机捕获的深度信息或距离信息。

[0063] 然后将单独分割的图像连同在对每个图像的语义分割期间确定的概率一起投影到3D模型上,例如投影到由SfM算法创建的3D网格的顶点上。根据对网格的冲击角对投影的概率进行加权并求平均。

[0064] 对概率进行加权增加了基于图像轴相对于图像像素投影到其上的3D网格(或其它3D模型)的表面的相应角度的置信因子。例如,某个图像像素的概率可以被加权得越高,相应图像轴相对于所述图像像素被投影到其上的网格的该表面点处的网格的冲击角越尖锐。在一些实施方式中,该加权包括使用角度的余弦。由于每个冲击角在 0° 和 90° 之间,因此相应的余弦值在1和0之间,其中值1表示最高的权重,且值0表示最低的权重。因此,具有高余弦值的锐角被加权得更高,而直角被给予最低的权重。

[0065] 使用3D网格,土地覆盖预测不仅限于2D空间。这在例如树木和建筑物的提取中可能是有益的,即确定屋顶或植被下方的土地覆盖。

[0066] 图5示出了分类网格24,其可以直接从3D网格生成并且可以在屏幕上向用户显示为3D土地覆盖地图。另外或另选地,3D网格或分类网格24可以从正交视图光栅化以生成二维(2D)光栅输出,例如图3的2D土地覆盖地图20。

[0067] 根据本发明的方法允许生成并向用户呈现例如：

[0068] -“组合的土地覆盖地图”20(如图3所示)示出了每个像素的最可能的类别；

[0069] -“每个类别的土地覆盖地图”21至23(如图6a至图6c所示)为每个像素示出了某个类别的概率；

[0070] -“分类的点云或网格”24(如图5所示)，其中，图像预测可以直接投影到网格或点云(使用网格进行遮挡)。

[0071] 组合的土地覆盖地图20和每个类别的土地覆盖地图21至23可以显示为2D地图，而分类的点云或网格24可以显示为3D地图。2D地图可以考虑来自正交视图的3D网格的遮挡(“视觉相关”)，或者忽略3D网格的遮挡，从而允许看到树下和建筑物的外伸(overhang)(“地面相关”)，可选地示出通过所有网格层的最高概率而不会从正交视图中出现遮挡。

[0072] 对于2D地图的每个像素，创建从相应像素穿过网格25在垂直方向上延伸的光线。因此，该光线在一个或更多个点处与网格25相交。

[0073] 对于视觉相关(例如顶视图)地图，仅使用那些交叉点中的最高的交叉点，并且从平均概率中选择最可能的类别。对于地面相关地图，仅使用那些交叉点中的最低的交叉点，并且从平均概率中选择最可能的类别。

[0074] 对于每个类别的土地覆盖地图，分别需要每个土地覆盖类别的每个像素中的最高概率。因此，对于每个像素，可以使用交叉点中给定类别的最大概率。

[0075] 另外，通过组合来自不同视图的概率，可以在场景中识别非刚性对象，诸如移动的汽车。该信息可用于从纹理中移除导致视觉上令人不愉快的效果的移动对象。在申请人的申请号为EP21204032.3的较早申请中公开了这种从纹理中移除移动车辆的操作。类似于从纹理中移除移动对象，它们也可以在土地覆盖信息中被忽略，而不是示出移动对象下方的地面的土地覆盖信息。

[0076] 图6a至图6c示出了可以使用根据本发明的方法生成的每个类别的土地覆盖地图21至23的三个示例。在这些地图中，仅示出了与某个土地覆盖类别有关的信息。在所例示的示例中，高亮度值意味着高概率且低亮度值意味着低概率，使得白色区域具有100%的概率且黑色区域具有0%的概率。

[0077] 可以为每个土地覆盖类别生成这些每个类别的土地覆盖地图21至23。在图6a中，地图21所示的土地覆盖类别是不透水的地面，即包括道路、行人路、停车场等，在图6b中，地图22中所示的土地覆盖类别是树木，而在图6c中，地图23中所示的土地覆盖类别是车辆。

[0078] 图7示出了例示出根据本发明的方法100的示例性实施方式的步骤的流程图。在所提出的方法100中，使用已知摄像机位置和3D网格在3D空间中组合来自若干视图的图像的预测。这增加了所获得的土地覆盖的鲁棒性。正射投影用于创建2D土地覆盖地图。该方法不仅允许对正交视图进行准确预测，而且还允许对正交视图中被遮挡的区域进行分类。

[0079] 该方法开始于例如从图4所示的摄像机31至35接收110该区域的多个数字输入图像。在每个输入图像中执行语义分割120。例如，提供了在语义分割期间被自动检测为语义类别的至少十个或二十个土地覆盖类别。

[0080] 检测每个像素的多个可能的土地覆盖类别，并且针对每个输入图像的每个像素识别130可能的土地覆盖类别的概率。使用输入图像和运动恢复结构(SfM)算法生成140区域的3D网格。然后将所识别的概率投影150到该网格上。

[0081] 然后通过添加基于图像轴相对于网格表面的相应角度的置信因子来加权160由单个分割的图像为其图像像素中的每一个提供的概率。在一些实施方式中,该加权160包括使用角度的余弦。由于每个角度在 0° 到 90° 之间,因此相应的余弦值在1和0之间,其中值1表示最高的权重,且值0表示最低的权重。直角的权重最低,具有高余弦值的锐角的权重较高。因此,某个图像像素的概率被加权得越高,相应图像轴相对于所述图像像素被投影到其上的网格的该表面点处的网格的角度越尖锐。

[0082] 在对各个概率进行加权160之后,可以确定170所有土地覆盖类别的总概率,并将该总概率分配180给所获得的土地覆盖地图的像素。

[0083] 例如,地图的某个像素可以在三个输入图像中可见。然后将每个图像中的所有类别的概率与相应图像的角度相关加权值(置信因子)相乘。然后可以使用所有图像的所获得的值(包括概率和置信因子两者)来确定总概率并将最可能的土地覆盖类别分配给土地覆盖地图的相应像素。

[0084] 可以将颜色或其他图形指示符(诸如亮度值或图案)分配给土地覆盖类别,并且可以向用户显示土地覆盖地图,其中每个像素具有分配给其最可能的土地覆盖类别的颜色。颜色可以通过用户输入或预定义来分配,例如至少部分地分配颜色以允许用户从所显示的颜色直观地识别土地覆盖类别。例如,可以为树木分配绿色,为街道分配灰色等。

[0085] 图8例示出了用于执行根据本发明的方法的示例性计算机系统。所描绘的计算机4包括处理单元41和存储单元42。存储单元42被配置为存储执行该方法的算法,即SfM算法和ML算法。它还被配置为存储接收到的输入数据、生成的输出数据和在过程中生成的任何中间数据。计算机4接收该区域的至少多个输入图像11至15作为输入,并计算和输出该区域的一个或更多个土地覆盖地图20至24。当然,代替这里所示的单个计算机4,也可以使用云计算。土地覆盖地图20至24可以在计算机4的显示器上输出、被打印和/或例如经由因特网连接提供给其他计算机系统。

[0086] 图9例示出了在执行根据本发明的示例性方法时计算机系统(例如图8的计算机4)中的数据流。计算机系统的SfM算法45使用多个输入图像11至15并且可选地另外从可用深度信息或距离信息生成3D网格25。

[0087] 使用ML算法44对多个输入图像11至15中的每个输入图像11执行语义分割。所获得的分割的图像11'至15'提供单图像概率值51至55的集合,即所分割的图像的每个像素的概率值。

[0088] 所分割的图像11'至15'被投影到3D网格25上,并且基于相应的投影的分割的图像的图像轴相对于网格表面的角度,置信度值61至65被分配给所分割的图像11'至15'的每个像素。

[0089] 基于每个图像的每个像素的置信度值61至65和单图像概率值51至55的集合,概率值被平均以接收每个像素的总概率值50的集合。

[0090] 然后将总概率值50的集合分配给(一个或更多个)土地覆盖地图20至24的像素,其可以可选地基于接收到的该区域的正射图像10来生成。

[0091] 尽管以上部分参考一些优选实施方式例示了本发明,但是必须理解,可以对实施方式的不同特征进行许多修改和组合。所有这些修改都在所附权利要求的范围内。

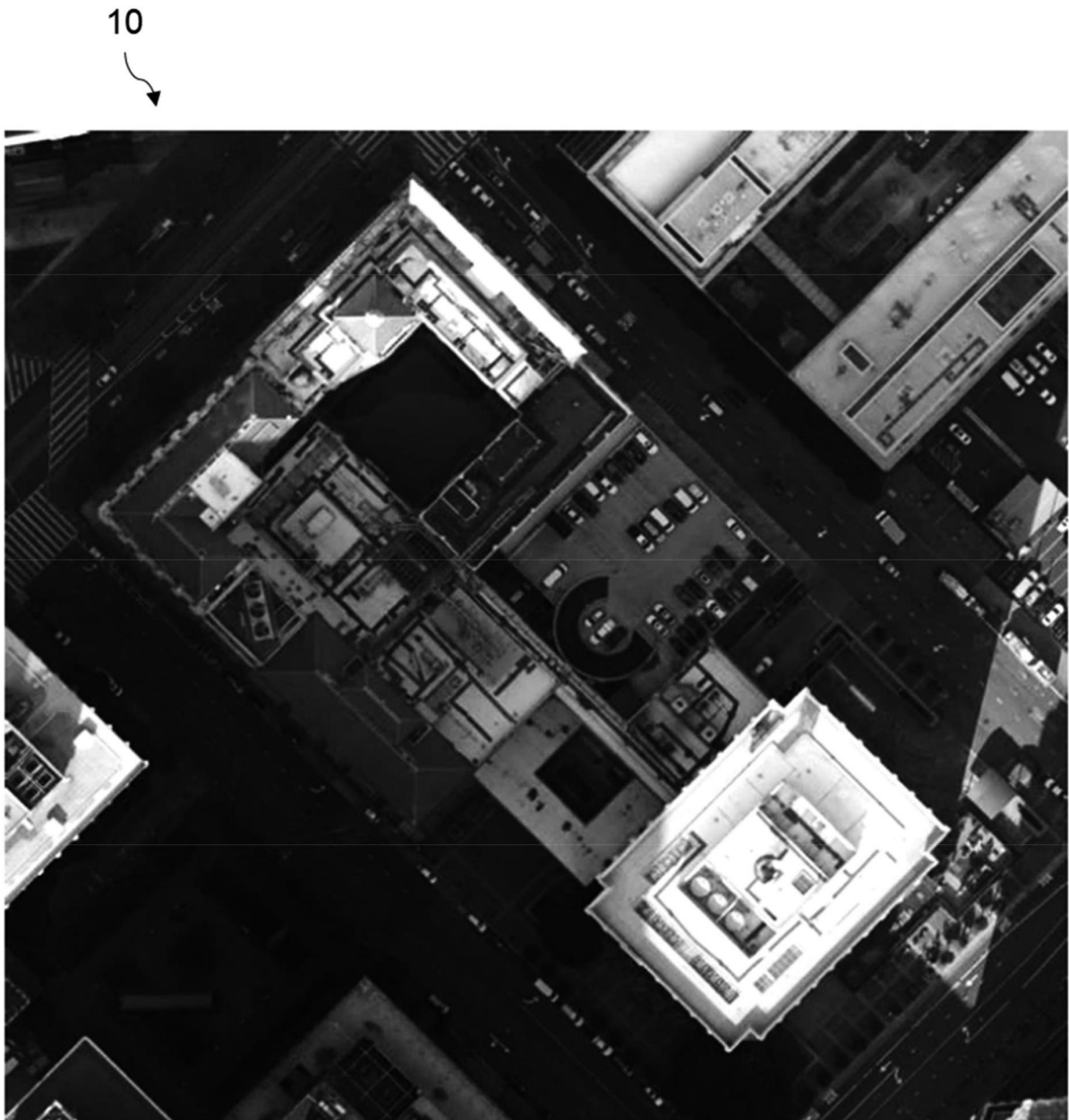


图1

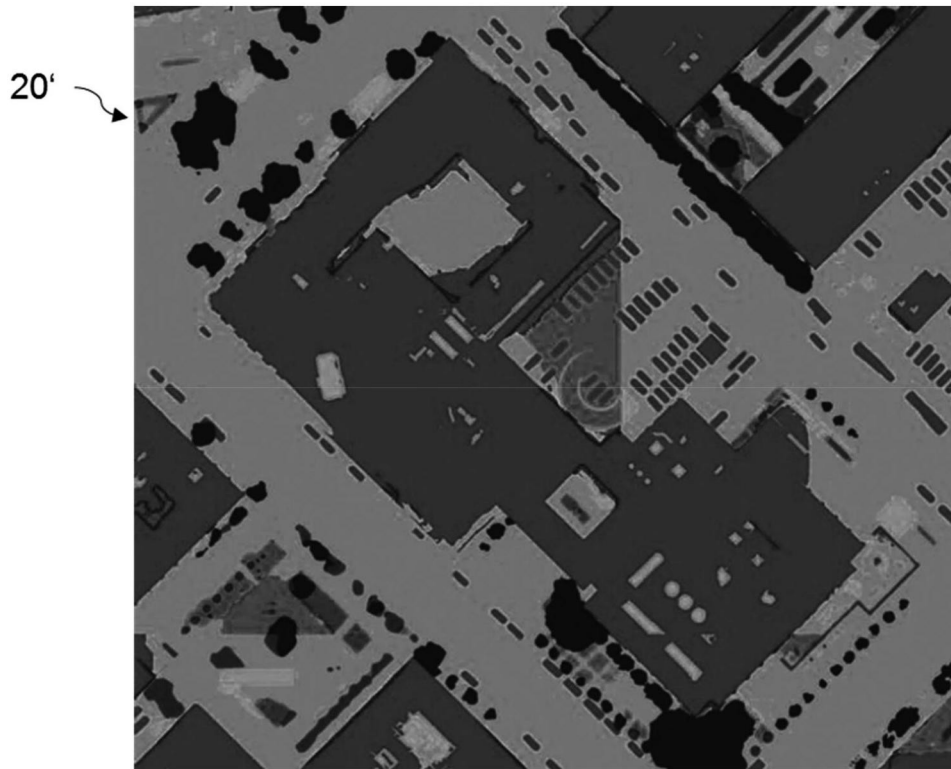


图2

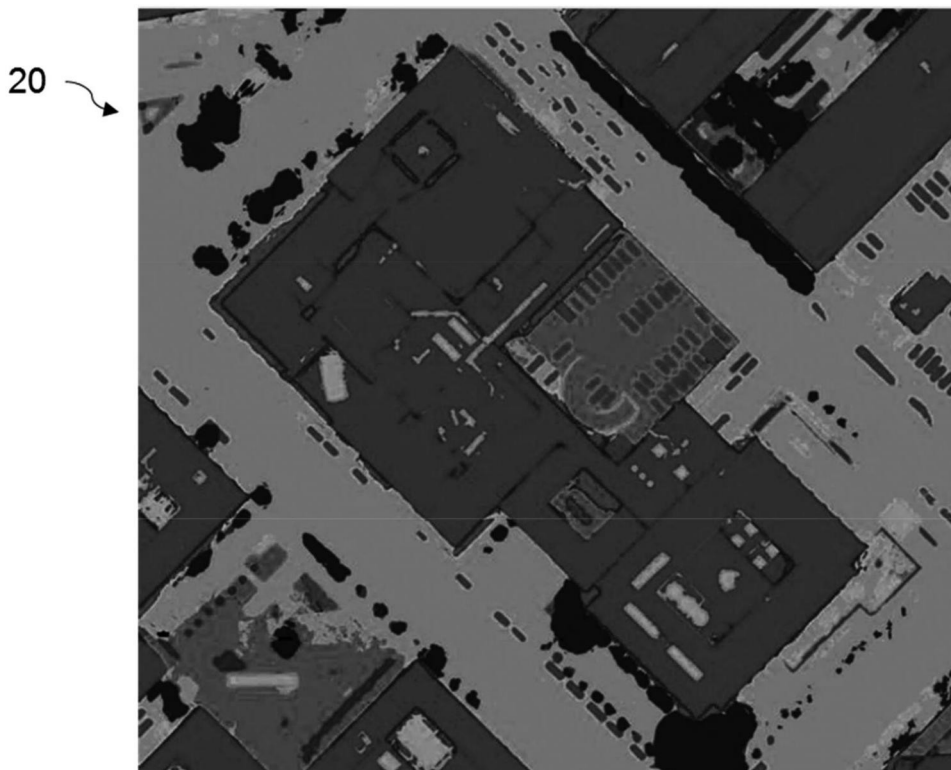


图3

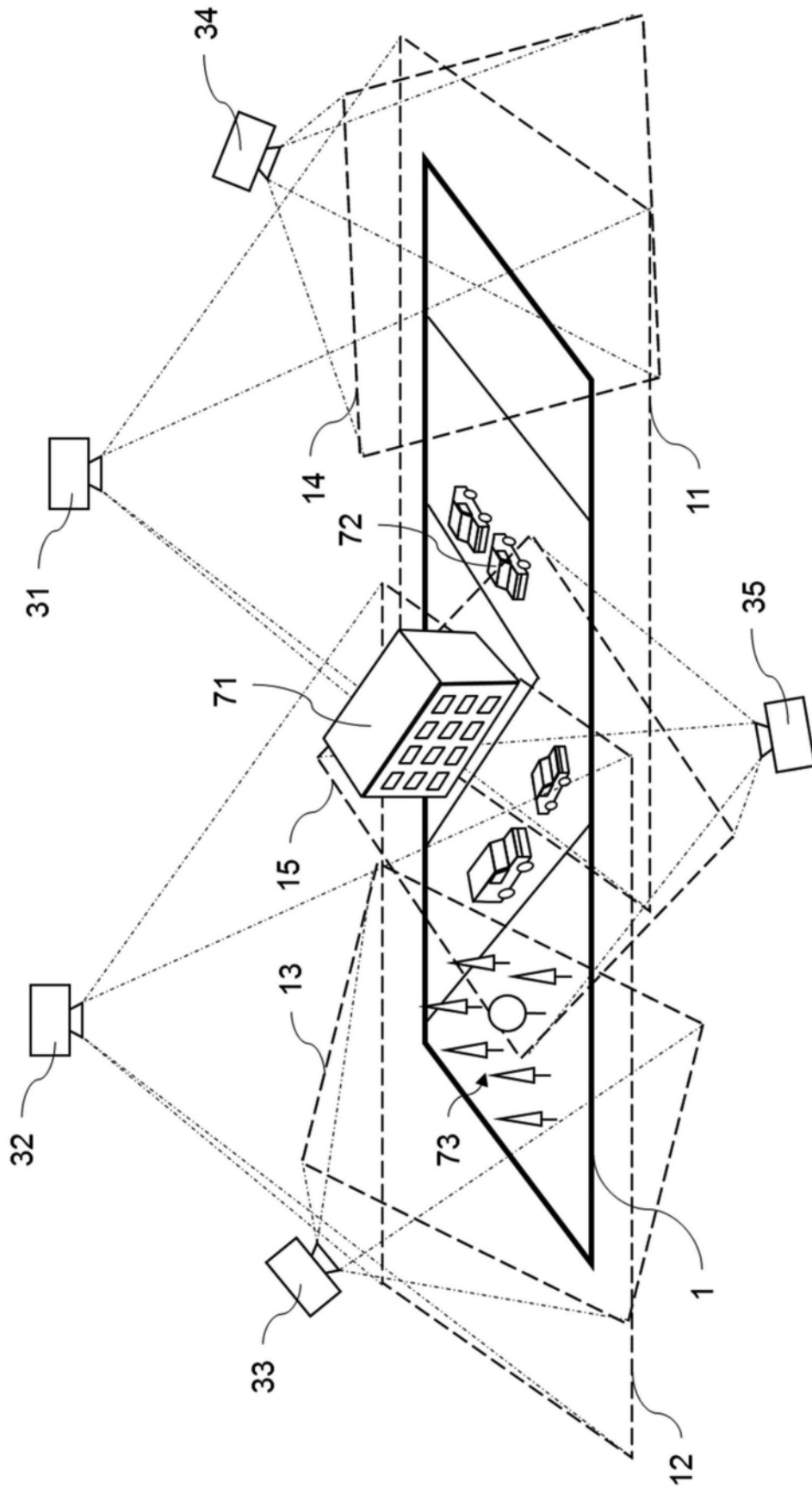


图4

24



图5

21

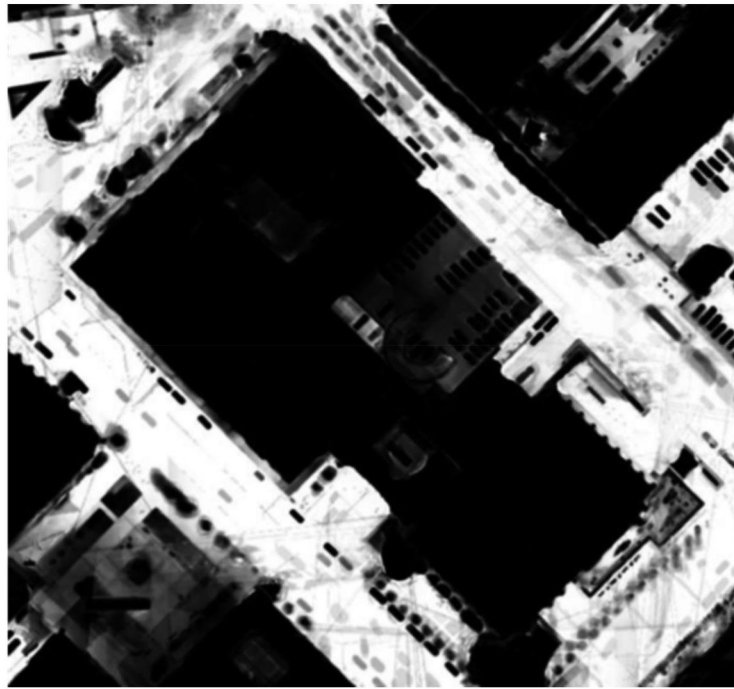


图6a

22



图6b

23



图6c

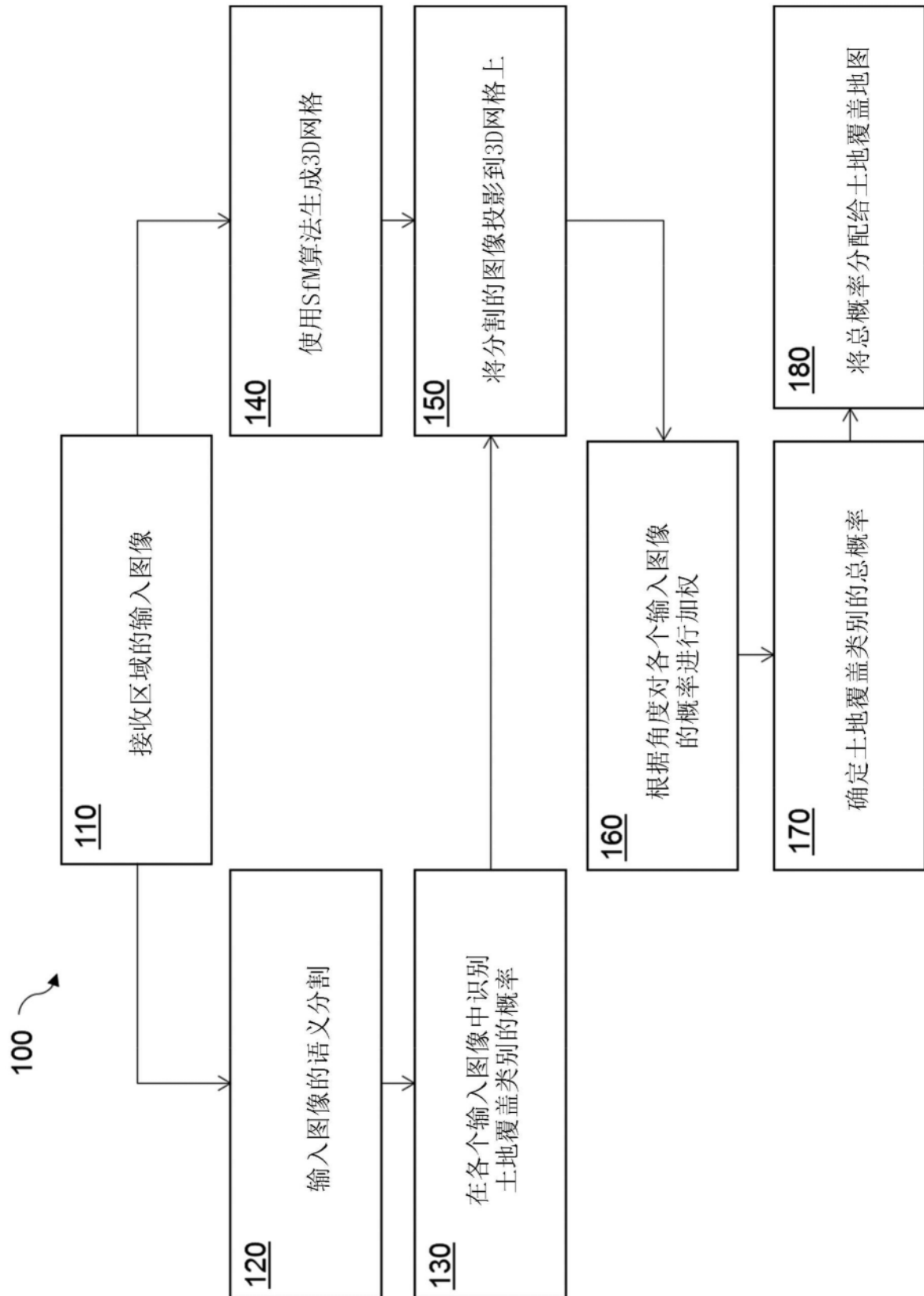


图7

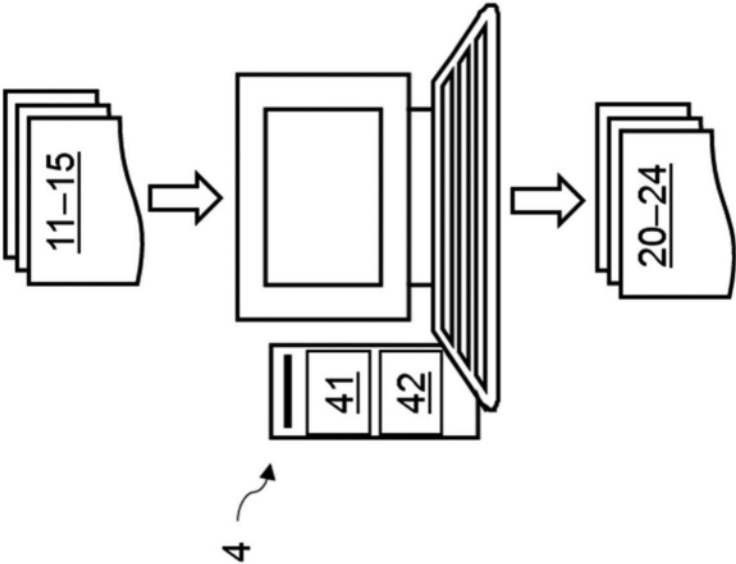


图8

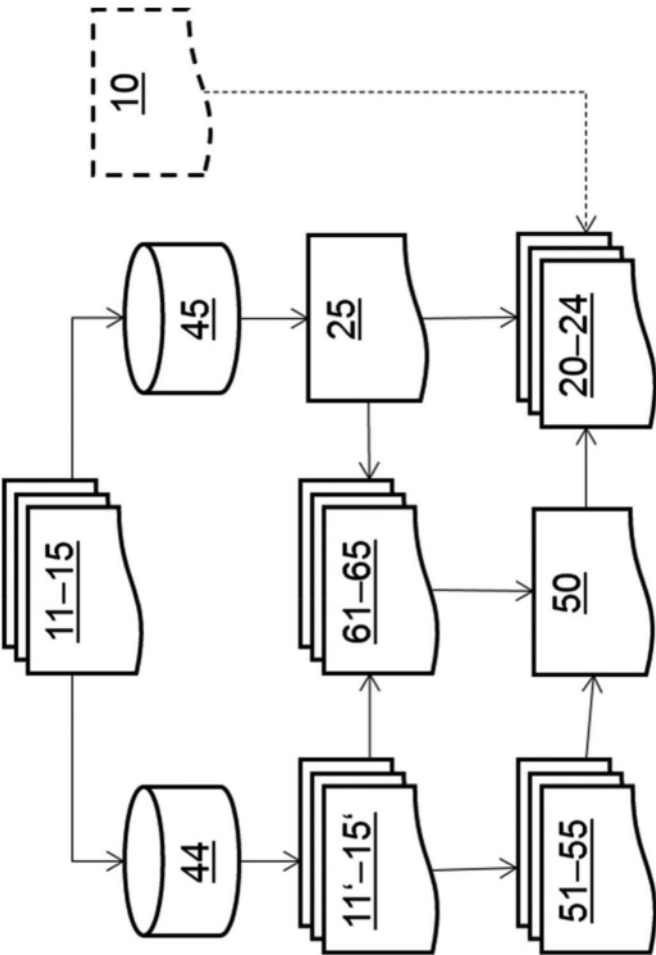


图9