



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110121733 A

(43)申请公布日 2019.08.13

(21)申请号 201780081492.3

(22)申请日 2017.12.21

(30)优先权数据

16306836.4 2016.12.28 EP

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.06.28

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2017/084008 2017.12.21

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/122087 EN 2018.07.05

(71)申请人 交互数字CE专利控股公司

地址 法国巴黎

(72)发明人 T.罗

(74)专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

11105

代理人 叶齐峰

(51)Int.Cl.

G06T 7/50(2006.01)

G06T 7/12(2006.01)

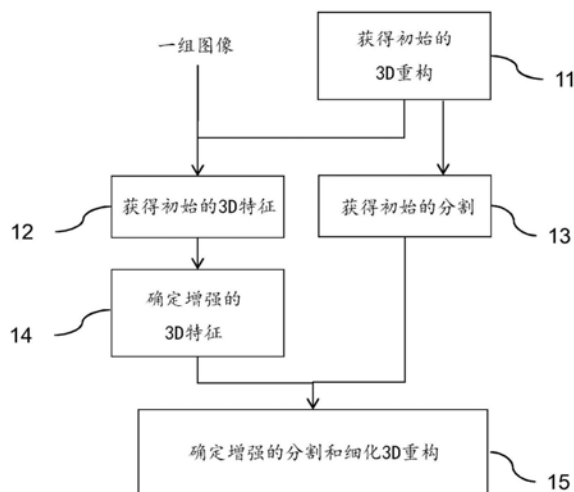
权利要求书2页 说明书10页 附图6页

(54)发明名称

用于场景的联合分割和3D重构的方法和设
备

(57)摘要

一种用于从场景的一组至少一个图像进行联合分割和3D重构的方法,包括:-获得(11)场景的初始3D重构;-获得(12)与初始3D重构相关联的初始3D特征;-获得(13)初始3D重构的初始分割;-从该组的至少一个图像中确定的初始3D特征和初始2D特征来确定(14)增强3D特征,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及-从初始分割和增强3D特征确定(15)增强分割和细化3D重构二者。应用于增强现实。



1. 一种用于从场景的一组至少一个图像进行场景的联合分割和3D重构的方法,场景的分割对应于将场景的3D重构划分成片段,该方法包括:

-获得 (11) 场景的初始3D重构;

-获得 (12) 与初始3D重构相关联的初始3D特征;

-获得 (13) 初始3D重构的初始分割;

-从该组的至少一个图像中确定的初始2D特征和初始3D特征来确定 (14) 增强的3D特征,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强的3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及

-从初始分割和增强的3D特征来确定 (15) 增强的分割和细化的3D重构。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述3D特征是3D特征线,所述2D特征是2D特征线。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,获得 (11) 场景的初始3D重构包括从深度数据构建初始3D重构。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法,其中,获得 (12) 所述初始3D特征包括:使用几何特性和/或局部特征描述符来识别场景的初始3D重构中的3D特征。

5. 根据权利要求1至4中任一项所述的方法,其中,场景的该组至少一个图像包括至少两个图像,所述方法包括从以下来确定所述初始2D特征:

-选择被称为可见图像的包含初始3D特征的该组的图像,以及

-识别可见图像中与初始3D特征匹配的初始2D特征,

并且其中,确定增强的3D特征包括:

-通过在至少两个可见图像上匹配初始2D特征来生成几何线索,以及

-利用几何线索增强初始3D特征,以确定增强的3D特征。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的方法,包括以下的至少一次迭代:

-从该组的所述至少一个图像中确定的增强的2D特征和增强的3D特征确定进一步增强的3D特征,如对应于与场景的细化的3D重构相关联的增强的3D特征;以及

-从增强的分割和进一步增强的3D特征来确定进一步增强的分割和进一步细化的3D重构。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中,当达到所述进一步增强的3D特征和所述增强的2D特征之间的至少一项匹配的预定的精度阈值时,停止迭代。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中,所述预定的精度阈值被联合应用于以下中的至少一项:将场景的3D重构划分成所述片段的程度给出的分割级别、在所述进一步细化的3D重构上测量的相邻的类似3D元素之间的标记的一致性,以及该组的至少一个图像与所述进一步细化的3D重构之间的对齐。

9. 根据权利要求6至8中任一项所述的方法,其中,当达到预定数量的迭代时停止迭代。

10. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法,其中,确定所述增强的分段依赖于分割约束。

11. 根据权利要求10所述的方法,其中,所述分割约束与至少一个片段形状相关。

12. 根据权利要求1至11中任一项所述的方法,包括:接收所述初始3D重构和该组至少一个图像作为至少一个输入,利用至少一个处理器确定增强的3D特征,增强的分割和细化的3D重构,并且从至少一个输出端输出增强的分割和细化的3D重构,用于向用户显示细化

的3D重构,并用于通过增强的分割来处理细化的3D重构。

13.一种计算机程序产品,其可从通信网络下载和/或记录在可由计算机读取的和/或由处理器执行的介质上,其包括软件代码,所述软件代码适于在由处理器执行时实施根据权利要求1至12中任一项所述的方法。

14.一种用于从场景的一组至少一个图像进行场景的联合分割和3D重构的设备,场景的分割对应于将场景的3D重构划分成片段,该设备包括至少一个处理器,其适于并且配置为:

- 获得场景的初始3D重构;
- 获得与初始3D重构相关联的初始3D特征;
- 获得初始3D重构的初始分割;
- 从该组的至少一个图像中确定的初始2D特征和初始3D特征来确定增强的3D特征,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强的3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及
- 从初始分割和增强的3D特征来确定增强的分割和细化的3D重构。

15.一种装置,其特征在于,包括根据权利要求14所述的设备,所述装置是移动装置,其优选地从移动电话,平板电脑或头戴式显示器中选择,或所述装置是自动装置,其优选地从机器人,自动驾驶装置或智能家居装置中选择。

用于场景的联合分割和3D重构的方法和设备

技术领域

[0001] 本公开涉及信号处理领域,并且更具体地涉及图像或视频的处理。

[0002] 更具体地,本公开涉及一种用于场景的联合分割和3D重构的方法,目的在于与一些现有技术相比改进场景的分割和重构。

[0003] 本公开具体适用于3D重构感兴趣的任何应用。这可以是例如在像导航,自动机器人,虚拟现实,增强和/或混合现实,智能家居装置等领域中的情况。

背景技术

[0004] 该部分旨在向读者介绍本领域的各个方面,其可以与下面描述和/或要求保护的本公开的各个方面相关。相信该讨论有助于向读者提供背景信息以促进更好地理解本公开的各个方面。因此,应该理解,这些陈述应该鉴于此地阅读,而不是作为对现有技术的承认。

[0005] 随着深度传感器的开发,越来越多的设备不得不处理3D数据。因此,挑战性问题出现在处理捕获的数据并获得更好的场景理解。具体地,分割和3D重构对于实现场景的精确3D表示是重要的。

[0006] 3D场景的分割被定义为将3D场景划分成多个片段或分量,每个片段包括一组相邻像素并且有利地由标记识别。

[0007] 首先单独考虑分割和3D重构。结果不令人满意。

[0008] 例如,在Autodesk, Inc.的专利申请US 2015/0146971 A1中描述以3D网格的形式增强点云的3D重构。根据该文献,点云从由照片图像数据和扫描数据的组合生成,从点云数据估计初始粗网格,并且通过最大化3D网格上的图像对之间的照片一致性并最小化3D网格和点云之间的3D距离来迭代地细化粗网格。

[0009] 由于分割的性能通常受到3D重构的影响,反之亦然,因此已经联合考虑分割和3D重构。为此,一些现有技术依赖于基于标记的训练数据集的联合语义分割和重构。

[0010] 例如,C.Hane等人在“Joint 3D Scene Reconstruction and Class Segmentation”(IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013)中公开一种联合分割和密集重构问题的解决方案。将数据图像及其对应的深度图作为输入,并且生成具有精确类标记的3D重构作为输出。作者将传统的体积重构方法扩展到多标记体积分割框架。根据该技术,基于外观的线索(cue)和3D表面取向先验从训练数据中学习,并随后用于类特定的正则化。这些先验是对从深度图获取的测量证据的补充,以一起改进重构和标记。

[0011] 在A.Kundu等人的以单眼图像流开始的“Joint Semantic Segmentation and 3D Reconstruction from Monocular Video”(欧洲计算机视觉会议,2014)中,执行视觉SLAM(“同时定位和映射”)和初始2D场景解析。该技术产生3D图,其描绘3D结构和语义标记二者。根据该技术,类别特定传感器模型用于增强来自SLAM的深度估计,并且来自连续相机位置的未占用空间的知识有助于减少结构模糊。

[0012] 上述两种技术都考虑语义分割,并采用对象类别特定提示来实现3D重构。因此,这

些技术的性能依赖于训练数据,尤其是数据集的可伸缩性,像对象类别的数量。此外,重构表示为体积数据,因此在空间分辨率方面被限制。此外,最终3D重构在几何方面相对粗糙。例如,对象的锐边通常是平滑的,并且直线通常受到噪声数据的影响。因此,3D重构不足以精确到在某些应用中进行更精细的交互。

[0013] 因此需要一种用于场景的联合分割和3D重构的方法,以特别地允许对象几何的良好重构质量。

发明内容

[0014] 本公开涉及一种用于从场景的一组的至少一个图像进行场景的联合分割和3D重构的方法,场景的分割对应于将场景的3D重构划分成片段,该方法包括:

[0015] -获得场景的初始3D重构;

[0016] -获得与初始3D重构相关联的初始3D特征;

[0017] -获得初始3D重构的初始分割;

[0018] -从该组的至少一个图像中确定的初始3D特征和初始2D特征来确定增强3D特征,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及

[0019] -从初始分割和增强3D特征确定增强分割和细化3D重构二者。

[0020] 因此,本公开提出用于场景的联合分割和3D重构的新颖的和创造性的解决方案,其中场景显著地可以是对象,以克服上述缺点中的至少一个。具体地,本公开不依赖于训练数据组。

[0021] 由于分割的性能可以通过场景的3D重构改进,反之亦然,分割和重构二者可以相互有贡献并且可以联合考虑。

[0022] 分割和3D重构是所谓的“联合”在于分割受到3D重构的影响,而3D重构受到分割的影响。这通过不仅从初始分割而且从增强3D特征确定增强分割,以及通过不仅从增强3D特征而且从初始分割确定细化3D重构来表达。

[0023] 更具体地,由于在图像数据中确定的初始2D特征,本公开提供用于细化场景的初始3D重构(也称为初始3D模型)和增强分割的解决方案。因此,根据本公开的至少一个实施例,联合地确定细化3D重构和增强分割。

[0024] 通过考虑2D特征,因此可以显著在几何方面实现场景的精确3D重构。还可以获得增强分割。

[0025] 然后,可以在诸如纹理映射,变形,增强现实中的碰撞检测等的其他应用中使用这样的细化或精确的3D重构和增强分割。

[0026] 例如,场景的3D重构属于包括以下的群组:

[0027] -点云,

[0028] -网格模型,

[0029] -体积模型。

[0030] 因此,可以通过在细化3D重构上更新3D元素的分量的标记(即,在从增强3D特征细化的初始3D重构上)来增强分割。“3D元素”例如是点云的点,多边形网格模型的多边形,体积模型的体素(voxel)等,“分量”是具有相同标记的3D元素的群组,例如平面区域。

[0031] 取决于实现方式,增强3D特征通过初始3D特征和/或通过从初始3D特征和初始2D特征确定增强3D特征而至少部分地对应于初始分割。

[0032] 因此,在特定实现方式中,初始分割的分量之间的边界提供初始3D特征点或特征线作为初始3D特征中的至少一些。然后使用后者来构建增强3D特征,其本身用于确定增强分割和细化3D重构。

[0033] 在可以与先前实现方式组合的其他实现方式中,增强3D特征不仅从初始3D特征和初始2D特征确定,而且从初始分割确定,由此直接贡献于增强3D特征,以及因此贡献于细化3D重构。在一些相关实施例中,从初始3D特征、初始2D特征和初始分割与增强3D特征一起确定细化3D重构。

[0034] 对于增强分割,通过利用增强3D特征从初始分割推导出。

[0035] 一致地,从初始分割和增强3D特征两者确定增强分割,而细化3D重构也从初始分割和增强3D特征确定(即使在像上面的特定实现方式中,也可以经由增强3D特征考虑初始分割)。

[0036] 根据一个实施例,3D特征是3D特征线,并且2D特征是2D特征线。在另一实施例中,3D特征是3D点,并且2D特征是2D点。

[0037] 因此,分割基于几何特征,而不是基于语义特征。

[0038] 因此,根据该实施例的分割和3D重构不依赖于语义/标记的训练数据的质量和/或可伸缩性。

[0039] 因此,本公开的至少一个实施例公开了一种用于场景的分割和3D重构的联合优化的算法,目的在于例如从RGB-D数据(从红绿蓝和深度数据)确定一组具有细化几何形状的分割区域。细化几何形状使分割更加精确,并且更精确的分割为几何形状的细化提供额外几何线索。

[0040] 根据一个实施例,获得场景的初始3D重构包括从深度数据构建初始3D重构。因此,场景的初始3D重构可以在上游确定并且直接在操作装置中接收,或者在操作装置中构建。

[0041] 根据一个实施例,获得初始3D特征包括使用几何形状特性和/或局部特征描述符识别场景的初始3D重构中的3D特征。替代地,初始3D特征可能已经在上游确定并且直接在操作装置中接收。

[0042] 根据一个实施例,在场景的该组(多个)图像包括至少两个图像的情况下,该方法包括从以下确定初始2D特征:

[0043] -选择被称为可见图像的包含初始3D特征的该组的图像,以及

[0044] -识别可见图像中与初始3D特征匹配的初始2D特征,

[0045] 并且确定增强3D特征包括:

[0046] -通过在至少两个可见图像上匹配初始2D特征来生成几何线索,以及

[0047] -利用几何线索增强初始3D特征,以确定增强3D特征

[0048] 因此,初始2D特征可以从图像数据确定(即,从该组的图像推导出),或者在上游预处理之后在操作装置中接收。具体地,在该组图像中选择可见图像使得进一步处理能够在计算上有效。还使得减少由不精确相机姿态估计(例如,在位置和/或取向方面)可能生成的误差。

[0049] 可以通过在可见图像上匹配初始2D特征来确定增强的3D特征。这样的2D特征的匹

配确实用于例如通过利用多视图立体方法构造3D几何线索。

[0050] 根据一个实施例,该方法包括以下的至少一次迭代:

[0051] -从组的所述至少一个图像中确定的增强2D特征和增强3D特征确定进一步增强的3D特征,如对应于与场景的所述细化3D重构相关联的增强3D特征;以及

[0052] -从增强分割和进一步增强3D特征确定进一步增强分割和进一步细化3D重构。

[0053] 具体地,该组的所述图像优选地是所选择的可见图像。

[0054] 以该方式,可以实现一个或多个迭代以进一步增强分割并进一步细化3D重构。

[0055] 根据一个实施例,当达到预定精度阈值时停止迭代。这样的预定精度阈值可以是至少在进一步增强3D特征与增强2D特征之间的匹配的阈值。

[0056] 例如,所述预定精度阈值被联合应用于由将场景的3D重构划分成所述片段的程度给出的分割级别、所述进一步细化3D重构上测量的相邻类似3D元素之间的标记的一致性和该组的所述至少一个图像(例如,可见图像)与所述进一步细化3D重构之间的对齐中的至少一个。

[0057] 然后可以从该组的图像与进一步细化3D重构之间的全局对应性中特别地注意到进一步增强3D特征和增强2D特征之间的匹配,该全局对应性可以特别地从对应能量函数的值建立(如下面更详细描述)。

[0058] 根据一个实施例,在用于相同迭代的至少一个能量函数中考虑细化或进一步细化3D重构以及增强或进一步增强的分割。然而,优化问题的解决方案可以以两个步骤实现:在第一步骤中,固定3D重构以增强分割,并且在第二步骤中,固定增强分割以细化3D重构。

[0059] 更具体地,在初始化时,从初始3D重构和增强3D特征确定细化3D重构。固定细化3D重构,以确定增强分割。根据一个实施例,还可以固定增强分割,以确定进一步细化3D重构。

[0060] 对于随后的迭代,固定在之前的迭代获得的3D重构以确定进一步增强分割。然后固定进一步增强分割以确定进一步细化3D重构。

[0061] 对于每次迭代,因此,存在增强分割和细化3D重构的联合确定。

[0062] 优选地,结合预定精度阈值,或者,替换地,当达到预定数量的迭代时停止迭代。

[0063] 根据一个实施例,确定增强分割依赖于分割约束。这样的分割约束也称为“先验”。

[0064] 具体地,分割约束与至少一个片段形状相关,像平面形状,凸形,长方体形,圆柱形等。

[0065] 根据一个实施例,该方法包括:接收所述初始3D重构和该组至少一个图像作为至少一个输入,利用至少一个处理器确定增强3D特征,增强分割和细化3D重构,并且从至少一个输出端来输出所述增强分割和所述细化3D重构,用于向用户显示所述细化3D重构,并用于通过所述增强分割处理所述细化3D重构。

[0066] 本公开的另一方面涉及一种计算机程序产品,其可从通信网络下载和/或记录在可由计算机读取的介质上和/或由处理器执行,计算机程序产品包括软件代码,所述软件代码适于在由计算机或处理器执行时实施其实施例中的任一个的用于联合分割和3D重构的上述方法。

[0067] 本公开的另一方面涉及一种存储计算机程序产品的非暂时性计算机可读载体介质,该计算机程序产品在由计算机或处理器执行时使计算机或处理器实施其不同实施例中的任一个中的用于联合分割和3D重构的上述方法。

[0068] 本公开还涉及一种用于从场景的一组至少一个图像进行场景的联合分割和3D重构的设备,场景的分割对应于将场景的3D重构划分成片段,该设备包括:

[0069] -用于获得场景的初始3D重构的部件;

[0070] -用于获得与初始3D重构相关联的初始3D特征的部件;

[0071] -用于获得初始3D重构的初始分割的部件;

[0072] -用于从该组的至少一个图像中确定的初始2D特征和初始3D特征确定增强3D特征的部件,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及

[0073] -用于从初始分割和增强3D特征来确定增强分割和细化3D重构二者的部件。

[0074] 本发明还涉及一种用于从场景的该组至少一个图像进行场景的联合分割和3D重构的设备,场景的分割对应于将场景的3D重构划分成片段,该设备包括至少一个处理器,适于并且配置为:

[0075] -用于获得场景的初始3D重构;

[0076] -用于获得与初始3D重构相关联的初始3D特征;

[0077] -用于获得初始3D重构的初始分割;

[0078] -用于从该组的至少一个图像中确定的初始2D特征和初始3D特征确定增强3D特征,如对应于与场景的所述初始3D重构相关联的初始3D特征,所述增强3D特征至少部分地对应于所述初始分割;以及

[0079] -用于从初始分割和增强3D特征来确定增强分割和细化3D重构二者。

[0080] 这样的设备特别适用于实现根据本公开的用于场景的联合分割和3D重构的方法。它可以包括与根据本公开的任何实施例的方法有关的不同特性,其可以组合或单独采用。换句话说,这样的设备适于实施根据本公开的用于联合分割和3D重构的方法的任何执行模式。

[0081] 因此,该设备的特性和优点与所公开的用于在其不同实施例的任一个中的场景的联合分割和3D重构的方法相同。

[0082] 本公开的另一方面涉及一种装置,包括用于场景的联合分割和3D重构的设备,例如上述设备。

[0083] 因此,这样的装置的特性和优点与所公开的用于在其不同实施例的任一个中的场景的联合分割和3D重构的方法相同。

[0084] 具体地,这样的装置可以是移动装置,优选地在移动电话,平板电脑和头戴式显示器中选择。

[0085] 根据不同的实施例,这样的装置可以是自动装置,优选地在机器人,自动驾驶装置和智能家居装置中选择。

[0086] 因此,本公开特别适用于像导航,自动机器人,虚拟现实,增强和/或混合现实,智能家居设备等领域中的应用。

[0087] 因此,本公开还涉及本公开在这些领域中的应用。

[0088] 下面阐述与所公开的实施例的范围相当的某些方面。应该理解,呈现这些方面仅仅是为了向读者提供本公开可能采取的某些形式的简要概述,并且这些方面不旨在限制本公开的范围。实际上,本公开可以包含可能未在下面阐述的各种方面。

附图说明

[0089] 参考附图以非限制性方式,通过以下实施例和执行示例将更好地理解示例公开,在附图中:

[0090] -图1是示例根据本公开的实施例的用于联合分割和3D重构的方法的主要步骤的流程图;

[0091] -图2例示其中2D和3D特征是特征线的本公开的实施例;

[0092] -图3例示场景的初始3D重构的示例;

[0093] -图4例示与图3的场景的初始3D重构相关联的初始3D特征的示例;

[0094] -图5例示与图3的场景的初始3D重构相关联的初始分割的示例;

[0095] -图6A和6B是图3中表示的场景的多视图图像的示例;

[0096] -图7A和7B例示在图6A和6B的多视图图像中确定的初始2D特征的示例;

[0097] -图8例示增强3D特征的示例;

[0098] -图9例示细化3D重构和增强分割的示例;

[0099] -图10是根据本公开的实施例的实现用于联合分割和3D重构的方法的设备的框图。

[0100] 在图1,2和10中,表示的块是纯功能实体,其不一定对应于物理上分离的实体。即,它们可以以软件,硬件的形式开发,或者在包括一个或多个处理器的一个或若干集成电路中实现。

具体实施方式

[0101] 要理解,已经简化本公开的附图和描述以例示与本公开的清楚理解相关的元件,同时为了清楚起见,消除在典型操作装置中发现的许多其他元件,像移动装置(例如,移动电话,平板电脑,头戴式显示器等)或自动装置(例如,机器人,自动驾驶装置,智能家居装置等)。

[0102] 本公开的一般原理依赖于从场景的初始3D重构并且从场景的一组图像中的至少一个图像中确定的初始2D特征确定场景的细化3D重构和增强分割,如对应于与场景的初始3D重构相关联的初始3D特征。

[0103] 场景可以显著是对象。因此,场景可以由一个或多个对象组成。

[0104] 具体地,由于从初始2D和3D特征获得的增强3D特征,确定场景的细化3D重构,并且从细化3D重构确定增强分割。

[0105] 根据本公开的实施例的用于联合分割和3D重构的方法的主要步骤在图1中例示。

[0106] 例如,输入是RGB-D数据,像场景的图像序列及其深度数据。在变型中,输入是场景的初始3D重构(也称为初始3D模型)及其多视图图像。

[0107] 在块11中,获得场景的初始3D重构。这样的初始3D重构可以从深度数据或从场景的一组图像构建,或者在上游确定并直接在操作装置/设备中接收。应该注意,初始3D重构可以通过任何已知技术构建。例如,它可以通过现成的深度融合工具(像KinectFusion®)或深度传感器(像Intel RealSense®)来确定。

[0108] 在块12中,获得与初始3D重构相关联的初始3D特征。这样的初始3D特征可以通过分析初始3D重构来获得,或者可以在上游确定并且直接在操作装置/设备中接收。

[0109] 在块13中,获得初始3D重构的初始分割。这样的初始分割可以是场景的粗略分割。要注意,初始分割可以通过任何已知技术确定。例如,它可以通过随机标记或平面区域生长来确定。初始分割也可以通过分割先验来约束,如稍后在说明书中描述。具体地,如果分割通过高级技术确定,诸如例如X.Chen等人在“A Benchmark for 3D Mesh Segmentation”(ACM Transaction on Graphics,2009)中公开的技术,则不需要使用分段先验。但是,分割先验也可以与高级分割技术一起使用,具体取决于目标应用。

[0110] 在块14中,从该组的至少一个图像中确定的初始2D特征和初始3D特征确定增强的3D特征,如对应于与场景的初始3D重构相关联的初始3D特征。初始2D特征可以从该组图像确定,或者在上游确定并且直接在操作装置/设备中接收。

[0111] 在块15中,从初始分割和增强3D特征确定场景的增强分割和细化3D重构。优选地,增强分割被分割先验约束。应当注意,由于初始分割通常被设计为将3D模型粗略地分割成平面区域,如果不被分割先验约束,则增强分割可以传递具有精确边界的平面区域。因此,场景的完整对象被分割成一系列平面分量。对于高级应用,利用分割先验(例如,凸形)来分割完整的对象。

[0112] 为了进一步改进场景的分割和3D重构,可以迭代地实现块14和15,直到满足停止条件为止。更具体地,在每次迭代时,可以从该组的图像中确定的增强3D特征和增强2D特征确定进一步增强的3D特征,如对应于与场景的细化3D重构相关联的增强3D特征,然后,可以从增强分割和进一步增强3D特征确定进一步增强分割和进一步细化3D重构。

[0113] 现在参考图2,我们例示其中2D和3D特征是几何特征(像特征线)的本公开的实施例。我们将RGB-d数据视为输入,包括图像数据(也称为图像组)和对应深度数据。

[0114] 根据该实施例,主要块被设计成建立与场景的初始3D重构相关联的3D特征和从图像数据推导的几何线索之间的对应,并且联合优化分量标记并细化(多个)3D对象的几何形状。通过考虑形状约束(即,分割先验)也增强分割。

[0115] 例如,图像数据21,深度数据22和相机姿势23通过深度传感器获得,像Intel RealSense®(例如,通过深度传感器的软件开发套件)。我们假设图像和深度数据很好地对齐,并且在没有大误差的情况下计算相机姿势。可以实现预处理以对齐图像和深度数据,或者如果需要则处理相机姿势。

[0116] 在块221中,预处理输入的深度数据进行以产生“干净”数据,即适合于场景的3D重构的数据。例如,预处理操作包括以下中的至少一个:去除异常值,去噪,采样,深度修复,过分割等。

[0117] 在块222中,合并处理的深度数据(深度融合)以生成场景的初始3D重构。例如,像KinectFusion®这样的现成工具用于生成场景的初始3D重构。输出3D重构可以表示为点云,网格模型,体积模型等。

[0118] 在块223中,获得与初始3D重构相关联的初始3D特征。例如,3D特征是使用几何特征(诸如,曲率,凸度/凹度或局部特征描述符)从场景的初始3D重构中提取的3D特征线。提取的初始3D特征线描绘场景中的(多个)对象的形状。

[0119] 在块224中,在场景的初始3D重构上定义初始分割,以将要分割为一个分量的每个3D元素标记。如已经提到的,“3D元素”可以是点云的点,多边形网格模型的多边形,体积模型的体素等,并且“分量”是具有相同标记的3D元素的群组,例如,平面区域。初始分割例示

不同分量之间的分段边界。它也可以通过分割先验来约束。

[0120] 在块211中,基于在块223中从场景的初始3D重构中提取的初始3D特征线,在图像数据21中选择可见图像。为了选择可见图像,一种解决方案是使用初始3D重构的投影将3D特征线投影在该组图像的每个图像上,并且对图像上的投影的可见像素的数量进行计数,以确定图像是否可见(3D-2D匹配)。因此,对于每个3D特征线,可以找到一系列可见图像。

[0121] 在块212中,在所选择的可见图像中提取与初始3D特征线匹配的初始2D特征线。为了匹配可见图像中的3D特征线和2D特征线,定义测量,其可以考虑2D特征线和3D特征线的对应投影线之间的取向和距离。

[0122] 一旦提取了初始2D特征线,就可以在块213中构建不同图像中的2D特征线之间的2D匹配。例如,针对所选择的可见图像上的2D特征线定义2D匹配。

[0123] 由于相机姿势23可以具有偏差的事实,可以在块214中过滤可见图像上的2D特征线之间的2D匹配,以去除对应于含噪声的相机姿势的不准确匹配。例如,如果我们考虑一对图像上的一对2D匹配线,则每个2D线可以用于通过使用例如极线匹配方法(诸如例如在“Incremental Line-based 3D Reconstruction using Geometric Constraints”(M.Hofer et al.,British Machine Vision Conference,2013)中定义)来重构3D线。通过比较两条重构3D线的相似性,可以估计这对匹配的可靠性。例如,可以通过使用它们的长度,取向和/或距离来评估3D线的相似性。如果相似度高,则对应2D线的匹配是可靠的,这意味着这对图像之间的相机姿态的估计是可靠的。如果相似度低,则意味着相机姿势有很大的误差,并且应该消除该匹配。

[0124] 在过滤相机姿势之后,在块215中从可见图像上的剩余2D匹配产生可靠的几何线索。换句话说,例如通过使用多视图立体方法,在过滤214之后剩余的2D特征线用于构造3D特征线,其称为几何线索。

[0125] 这样的几何线索可以对初始3D特征提供约束,目的在于定义用于在联合优化的块25中细化3D几何形状的增强的3D特征。

[0126] 最后,在块25中,联合优化来自初始分割224的每个3D元素的分量标记和3D元素的几何形状,以获得场景的增强分割和细化3D重构。具体地,这样的优化依赖于分段约束24,也称为3D分割先验。例如,典型分割先验包括但不限于平面性,连通性,凸度/凹度等。分割先验可以以单独或组合的方式设置以用于联合优化。这样的分割先验可以设置为由用户或应用类型选取的默认值,显式或隐式使用等。

[0127] 根据本公开的实施例,提出一种用于导入分割先验的界面,其可以预先配置。例如,用户可以调整与不同分割级别对应的滚动条。后者可以通过将3D场景划分成片段(诸如,显著是划分中的片段的数量)的程度来给出。当考虑大规模场景时,对应于像平面区域的分割先验来选择低级别的分割。当考虑小尺寸场景时,像接近桌子表面,对应于像长方体,圆柱形状的分割先验,选择高级别的分割。

[0128] 可以为联合优化定义若干能量函数。可以通过最小化能量函数中的至少一个来实现增强分割和细化3D表示的确定。

[0129] 例如,可以为联合优化定义三个能量函数:分割,平滑度和几何细化。可以取决于例如场景的3D重构的期望质量来调整每个能量函数的权重。

[0130] 在第一次迭代中,分割能量函数可以考虑初始分割224,分割先验24和初始3D特征

223。这样的分割能量函数可以例如通过“A Benchmark for 3D Mesh Segmentation”(X.Chen,等人,ACM Transaction on Graphics,2009)中公开的技术来定义。

[0131] 平滑度能量函数可以考虑在场景的初始重构中测量的相邻类似3D元素之间的标记的一致性。例如,可以通过针对每个3D元素测量其标记和其相邻3D元素的标记之间的差异来定义平滑度能量函数。

[0132] 细化能量函数可以测量从所选择的可见图像生成的几何线索215和初始3D特征线223之间的对齐。可以例如通过测量初始3D特征线(包括分割边界)和重构几何线索之间的距离,方向和/或长度的差异来定义细化能量函数。

[0133] 可以通过将这些能量函数放在一起最小化来实现联合分割和细化。每个能量函数受到至少一个其他能量函数的变量的影响,由此实现这些能量函数之间的相互作用。例如,如果在分割能量函数中修改初始分割224,则这影响初始3D特征223,其在场景的初始重构中改变标记以及3D元素,由此影响平滑度能量函数和细化能量函数。

[0134] 还可以定义第四能量函数,以在不精确的相机姿势的情况下对来自图像和深度数据的对齐误差建模。

[0135] 在联合优化25的第一次迭代之后,可以更新每个3D元素的分量标记和特征线周围的几何形状。换句话说,在联合优化25的第一次迭代之后,可以进一步增强和细化增强分割和细化3D重构。

[0136] 例如,在第二次迭代中,分割能量函数可以考虑与场景的细化3D重构相关联的增强分割,分割先验24和增强3D特征。平滑度能量函数可以考虑在场景的细化3D重构中测量的相邻类似3D元素之间的标记的一致性。细化能量函数可以测量从所选择的可见图像生成的几何线索和增强3D特征线之间的对齐。

[0137] 当达到预定精度阈值时(例如,至少在所述增强3D特征和所述增强2D特征之间的匹配的阈值),或者当达到预定数量的迭代时,可以停止迭代。

[0138] 与单独分割和3D重构相比,根据至少一个实施例的用于联合分割和3D重构的方法因此使得分割和3D重构相互贡献,并且实现更好的结果。

[0139] 图3至图9例示根据本公开的实施例的用于联合分割和3D重构的算法的结果,用于包括桌子上的盒子的场景的示例。

[0140] 图3例示例如在块222中由KinectFusion®工具获得的场景的初始3D重构。

[0141] 图4例示与例如在块223中获得的场景的初始3D重构相关联的初始3D特征。

[0142] 图5例示例如在块224中获得的初始分割。例如,如果场景的初始3D重构由网格表面表示,则3D元素可以是网格的三角形面,并且分量是标记为L1,L2,L3和L4的分割区域。

[0143] 图6A和6B是从块211中的一组输入图像中选择的桌子上的盒子的多视图图像。

[0144] 图7A和7B例示在例如块212中获得的图6A和6B的多视图图像中确定的初始2D特征。

[0145] 图8例示通过将由几何线索定义的约束应用于初始3D特征而获得的增强3D特征,其中几何线索例如在块215中从过滤214之后剩余的2D特征线生成。

[0146] 图9最终例示例如在联合优化块25中获得的细化3D重构和增强分割。

[0147] 现在参考图10,我们例示根据本公开的至少一个实施例的可以用于实现用于场景的联合分割和3D重构的方法的示例性设备的结构块。

[0148] 在一个实施例中,用于实现公开的方法的设备100包括非易失性存储器103(例如,只读存储器(ROM)或硬盘),易失性存储器101(例如,随机存取存储器或RAM)和处理器。非易失性存储器103是非暂时性计算机可读载体介质。它存储可执行程序代码指令,其由处理器102执行,以使得能够实现在其各种实施例所述的方法。

[0149] 在初始化时,上述程序代码指令从非易失性存储器103传送到易失性存储器101,以由处理器102执行。易失性存储器101同样包括用于存储执行所需的变量和参数的寄存器。

[0150] 根据本公开的至少一个实施例的用于场景的联合分割和3D重构的方法的步骤可以同样等效地实现:

[0151] -通过执行由可重编程计算机器(诸如,PC类型装置,DSP(数字信号处理器)或微控制器)执行的一组程序代码指令。该程序代码指令可以存储在可拆卸(例如软盘,CD-ROM或DVD-ROM)或不可拆卸的非暂时性计算机可读载体介质中;或者

[0152] -通过专用机器或部件,例如FPGA(现场可编程门阵列),ASIC(专用集成电路)或任何专用硬件部件。

[0153] 换句话说,本公开不限于以计算机程序指令的形式的纯基于软件的实现方式,而是还可以以硬件形式或组合硬件部分和软件部分的任何形式实现。

[0154] 在至少一个实施例中,该设备提供在装置中。这样的装置可以是移动装置,像移动电话,平板电脑,头戴式显示器等,或自动装置,像机器人,自动驾驶装置或智能家居装置等。这样的装置可以实现增强/混合现实和自动机器人/驾驶领域的应用。

[0155] 即使没有描述,这样的设备或装置也可以包括至少一个相机,至少一个显示器或典型设备。

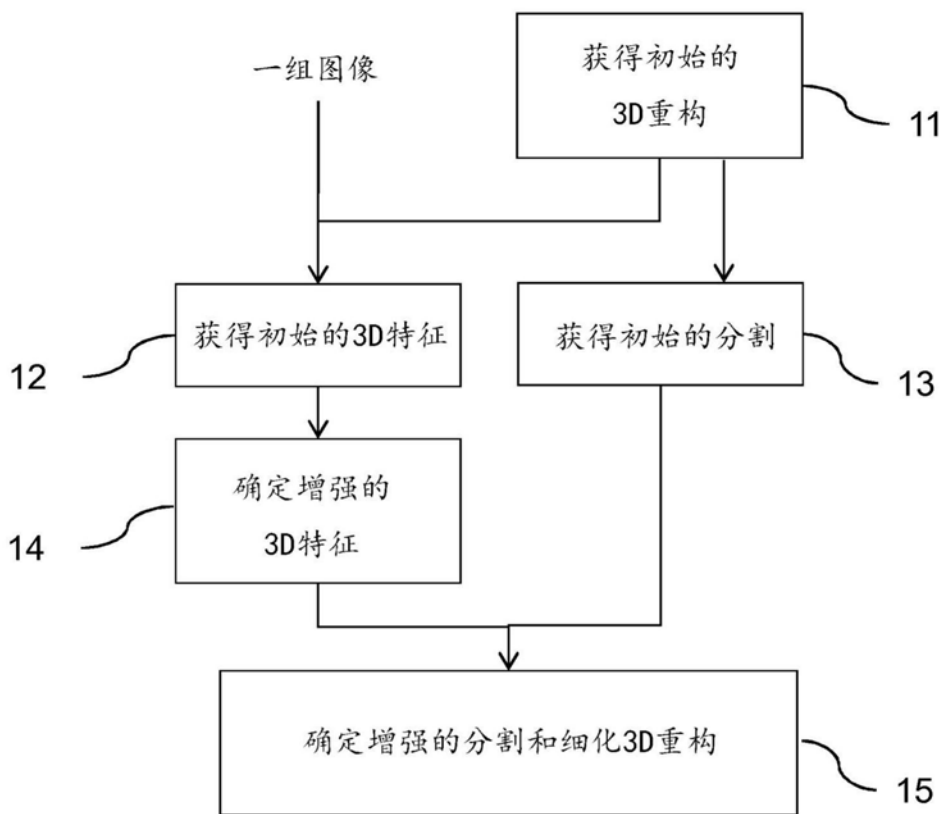


图1

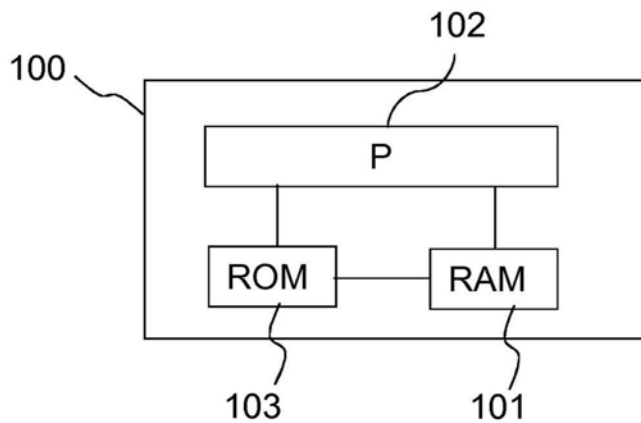


图10

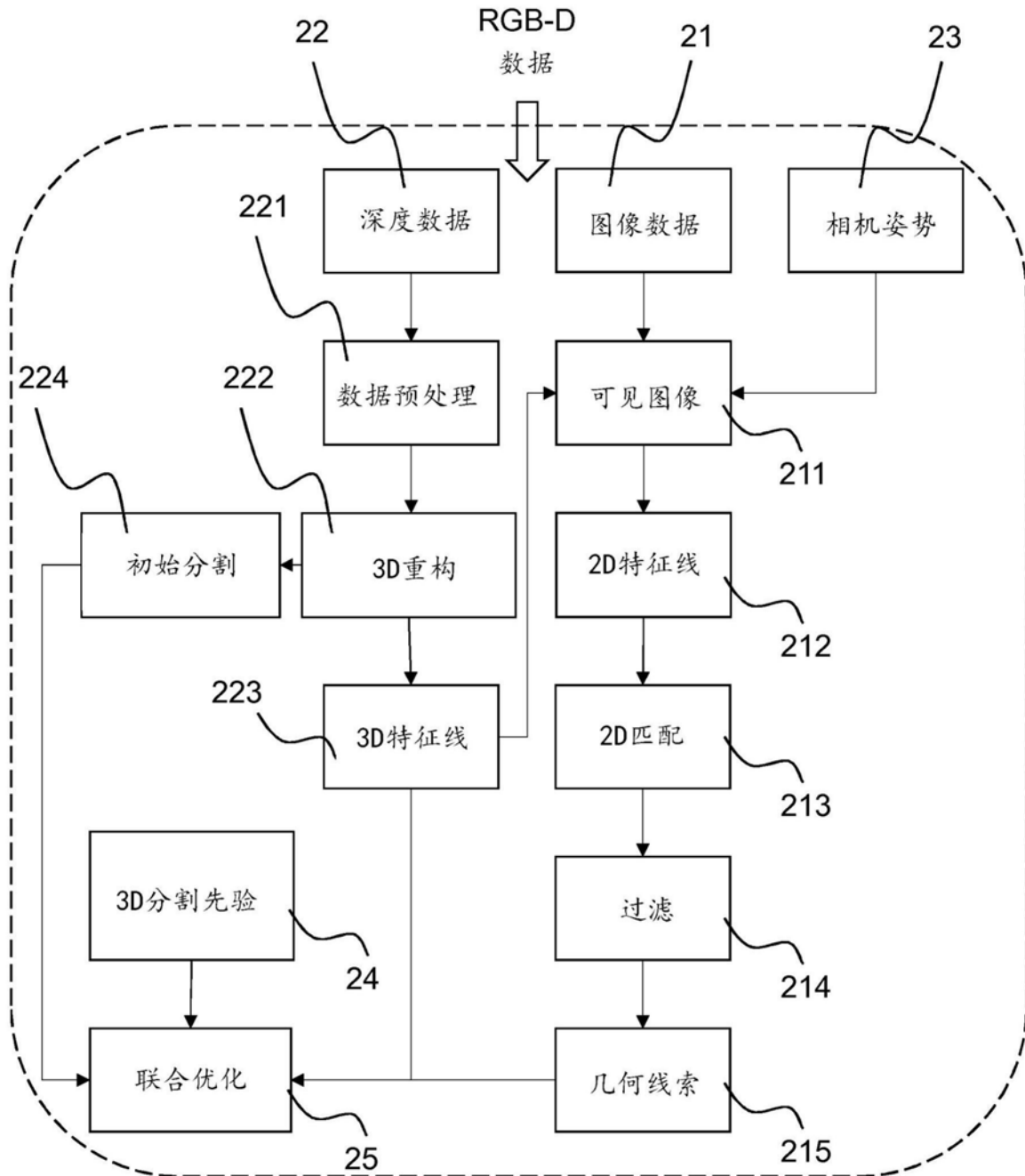


图2

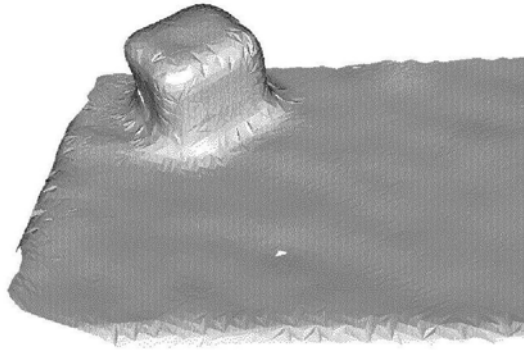


图3

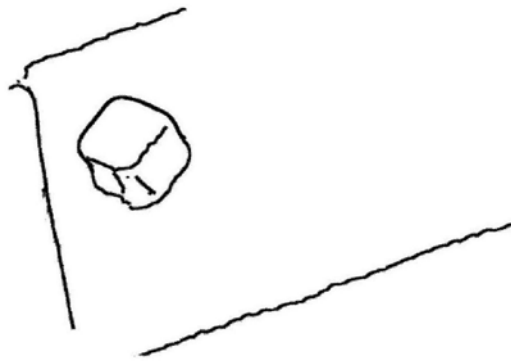


图4

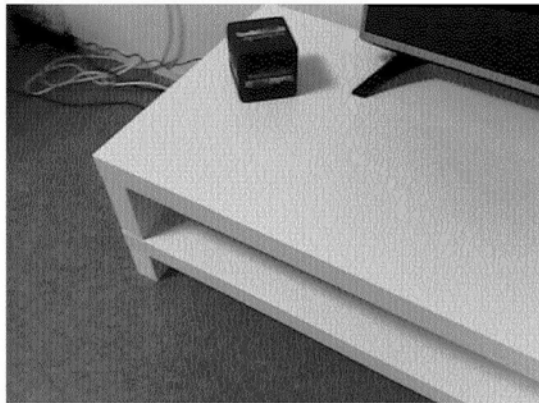


图6A

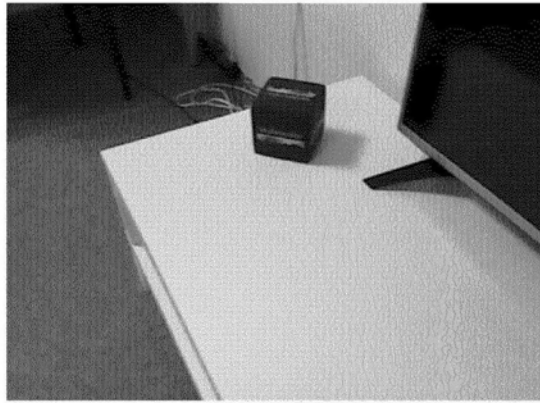


图6B

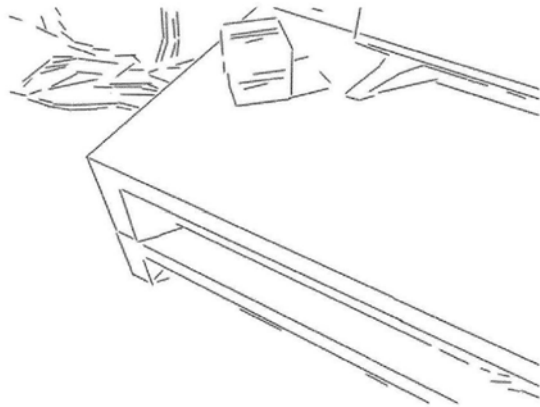


图7A

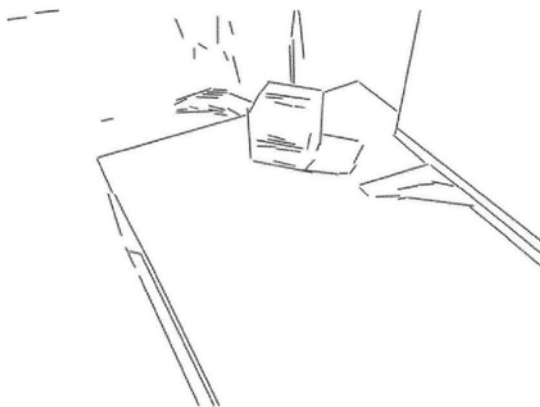


图7B

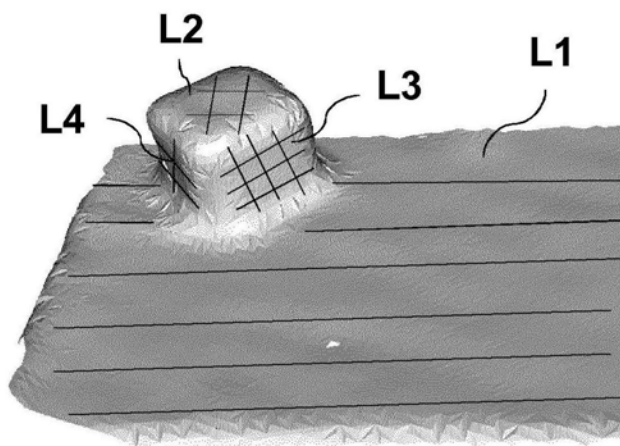


图5

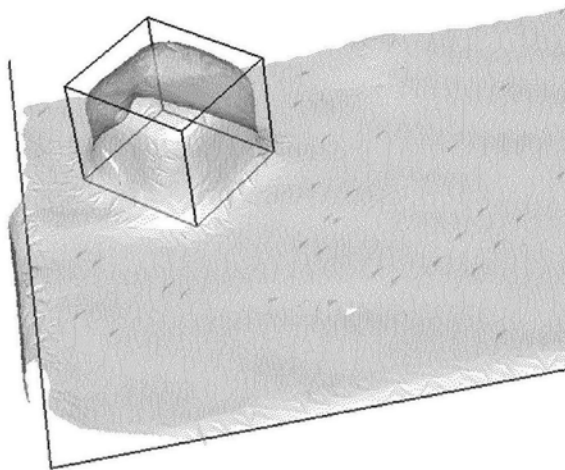


图8

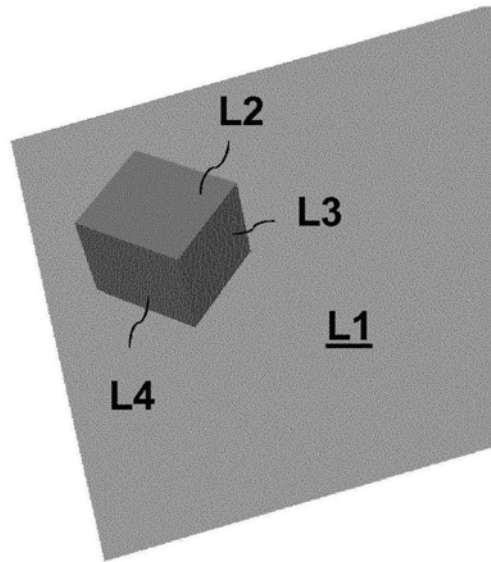


图9