

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2017年7月6日 (06.07.2017)



(10) 国际公布号
WO 2017/113260 A1

- (51) 国际专利分类号: G06T 17/00 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2015/100005
- (22) 国际申请日: 2015年12月30日 (30.12.2015)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 中国科学院深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。
- (72) 发明人: 黄惠 (HUANG, Hui); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 伍世浩 (WU, Shihao); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 龚明伦 (GONG, Minglun); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 兹维克马蒂亚斯 (ZWICKER, Matthias); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 科恩丹尼尔 (COHEN-OR, Daniel); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。
- (74) 代理人: 北京三友知识产权代理有限公司 (BEIJING SANYOU INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.); 中国北京市金融街35号国际企业大厦A座16层, Beijing 100033 (CN)。
- (81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。
- (84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO,

[见续页]

(54) Title: THREE-DIMENSIONAL POINT CLOUD MODEL RE-ESTABLISHMENT METHOD AND APPARATUS

(54) 发明名称: 一种三维点云模型重建方法及装置

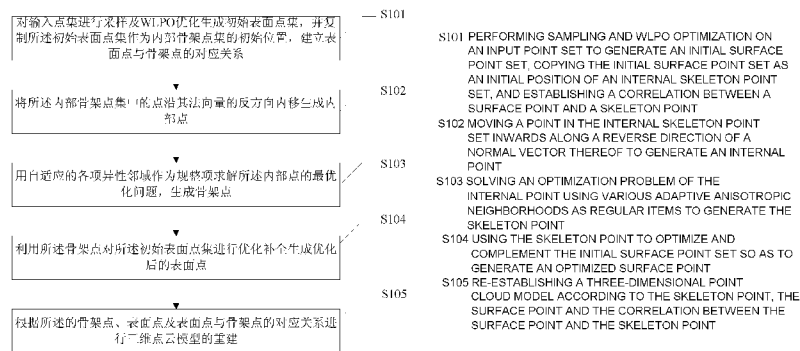
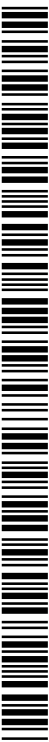


图1

(57) Abstract: Provided are a three-dimensional point cloud model re-establishment method and apparatus. The method comprises: 1) performing sampling and WLPO optimization on an input point set to generate an initial surface point set, copying the initial surface point set as an initial position of an internal skeleton point set, and establishing a correlation between a surface point and a skeleton point; 2) moving a point in the internal skeleton point set inwards along a reverse direction of a normal vector thereof to generate an internal point; 3) solving an optimization problem of the internal point using various adaptive anisotropic neighborhoods as regular items to generate the skeleton point; 4) using the skeleton point to optimize and complement the initial surface point set so as to generate an optimized surface point; and 5) re-establishing a three-dimensional point cloud model according to the skeleton point, the surface point and the correlation between the surface point and the skeleton point.

(57) 摘要:

[见续页]



WO 2017/113260 A1

RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, **本国际公布:**
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, — 包括国际检索报告(条约第 21 条(3))。
TG)。

本发明提供了一种三维点云模型重建方法及装置，方法包括：1)对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；2)将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；3)用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点；4)利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点；5)根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重建。

一种三维点云模型重建方法及装置

技术领域

本发明涉及图像处理技术，具体的讲是一种三维点云模型重建方法及装置。

背景技术

5 在当今的生产应用中，计算机辅助设计，逆向工程，虚拟现实，三维动画和游戏等三维技术发展的一个主要瓶颈是：至今仍没有一个便利的方法快速获得用计算机存储的三维模型。近年来，三维激光扫描仪凭借其能够方便灵活地获取现实物体的三维表面数据的优势，得到了广泛应用。经过二十多年的研究，从较为完整的点云数据中重构三维模型的技术已经较为成熟。然而，制约其成为一种通用的逆向重构技术的关键在于，点
10 云数据往往有大面积的缺失，这是现有硬件扫描设备无法解决的问题。

所谓点云模型，一般指由三维扫描设备发射扫描光到被测物体表面上，接收反射光，并以此推算出物体表面的三维坐标点的集合。所谓点云三维重建，是指在一定的点云模型数据基础上，补全并重建出能表示源模型的网格数据，便于计算机渲染和用户交互。如何直接从扫描点云数据出发，直接快速得到实用的点云模型，仍是一个难题。
15 点云数据处理的难点在于，点云数据一般是散乱的，有大量缺失，噪声和外点的。并且，点云补全是公认的病态问题，所有方法都是根据已有的信息去推断未知的信息，没有一种方法能保证用算法补全的区域和源模型保持一致。

现有技术的点云补全方法是根据点云模型的局部信息，用二次曲面去拟合并填充缺失信息。这种方法能很好填充小面积的空洞，但无法处理大面积的缺失。考虑更多的全局信息是提高现有补全方法的重要途径。
20

发明内容

本发明实施例提供了一种三维点云模型重建方法，包括：

- 1) 对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；
25
- 2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；
- 3) 用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点；
- 4) 利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点；

5) 根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重建。

同时, 本发明还提供一种三维点云模型重建装置, 包括:

扫描模块, 扫描模型获得输入点集;

5 存储器, 存储程序指令;

处理器, 与所述扫描模块和存储器相连接, 执行存储器中的程序指令, 按如下步骤对输入点集进行处理:

1) 对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集, 并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置, 建立表面点与骨架点的对应关系;

10 2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点;

3) 用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题, 生成骨架点;

4) 利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点;

15 5) 根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重建。

为了让本发明的上述和其他目的、特征和优点能更明显易懂, 下文特举较佳实施例, 并配合所附图式, 作详细说明如下。

附图说明

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的前提下, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 为本发明提供的三维点云模型重建方法的流程图;

图 2 为本发明提供的三维点云模型重建装置的结构示意图;

25 图 3 为本发明的点云表达与现有方式的点云表达方式的对比图;

图 5 为本发明实施例中的示意图;

图 6 为本发明的点云表达与现有方式的点云表达方式的对比图;

图 7 为本发明的点云表达与现有方式的点云表达方式的对比图;

图 8 为本发明的点云表达与现有方式的点云表达方式的对比图;

30 图 9 为本发明一实施方式的示意图;

图 10 为本发明实施例中的技术方案流程图；

图 11 为本发明实施例中表面点内移和两种邻域的示意图。

具体实施方式

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，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。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他实施例，都属于本发明保护的范围。

本发明实施例提供了一种三维点云模型重建方法，如图 1 所示，为本发明提供的三维点云模型重建方法的流程图，包括：

10 步骤 S101，对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；

步骤 S102，将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；

步骤 S103，用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点；

15 步骤 S104，利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点；

步骤 S105，根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重建。

同时，本发明还提供一种三维点云模型重建装置，如图 2 所示，为本发明提供的三维点云模型重建装置 20 的结构示意图，包括：

扫描模块 321，扫描模型获得输入点集；

存储器 323，存储程序指令；

处理器 323，与所述扫描模块和存储器相连接，执行存储器中的程序指令，按如下步骤对输入点集进行处理，输出模型：

25 1) 对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；

2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；

3) 用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点；

30 4) 利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点；

5) 根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重建。

本发明主要提出一种新的点云表达方式，可用于解决点云模型去噪和补洞的问题。

如图 3 所示，给定一个用现代三维点云扫描设备可以快速获得对应的计算机三维点云数据，这种数据往往伴有大量的缺失和噪声（如图 3 右图的黑点）。我们方法的目标是自动获得如左图的线段集合，线段的一端是优化后的表面点，另一端是能表达物体全局拓扑信息的骨架点。该方法的主要创新点是统一处理三维模型的局部表面和半全局骨架信息，即根据模型的表面信息来提取骨架信息，并利用提取的骨架信息来补全缺失信息，最终联合优化这两种对偶信息。

为了更好地补全点云数据，从点云中提取骨架是很重要的一步。因为骨架中包含了物体的半全局的拓扑和体积信息。所以点云骨架的提取其实相当于对原物体的形状的理解过程。一旦得到了点云的骨架后，我们可以利用骨架来反补缺失和增强点云数据。与现有的点云骨架提取方法不同，本发明提取的骨架不是传统的一维曲线骨架，而是兼有一维曲线和二维薄片的混合骨架。两者相比，一维曲线骨架更抽象，而组合骨架表达能力更丰富。具体来说，在模型的管状结构区域，本方法会产生一维曲线，在其他区域，会产生二维薄片。利用组合骨架的这种特性，在点云补全的时候可以采用有针对性的策略。因此，如何从点云中提取组合骨架是本发明的关键点之一。

最相近的解决方案：本发明提出一种新的点云表达方式，涉及现有技术中的点云去噪优化、点云骨架提取、点云补全和重建，本方面针对现有技术中的点云去噪优化、点云骨架提取、点云补全和重建进行改进。下面分别介绍这现有技术中三个方向的最好方法，以及与本方法的不同。

点云去噪优化：

点云去噪优化最好的方法是 WLOP 方法。下面对其做简单介绍：

局部最优化投影（Locally Optimal Projection）是将一个散乱点云投影（下采样）到一个新的点集，该点集能更好地表达物体的潜在模型。它除了有传统滤波算法的降噪功能以外，还能精简和均匀化点云，同时有利于点云法向量和拓扑结构的计算。该算法的优点是：无参数的、鲁棒的、高效的，并且不需要用到点的法向量信息。该算法原理如下：

给定一个散乱的点集 $C = \{c_j\}_{j \in J} \subset R^3$ ，LOP 定义了一个投影点集 $P = \{p_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 。假设要进行 k 次迭代运算， $k=0,1,2,\dots$ ，则有如下最优化方程，目标是 5 最小化 P ：

$$P^k = E_1 + \mu E_2$$

$$E_1 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \|p_i - c_j\| \theta(\|p_i^k - c_j\|)$$

$$E_2 = \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \eta(\|p_i - p_{i'}\|) \theta(\|p_i^k - p_{i'}^k\|)$$

其中，点集 P 是从原点集 C 中随机下采样得来。一般 P 的点数越少，算法的效果越好。但点数过少可能会丢失原型的细节。 $\|\cdot\|$ 是二次范式， $\theta(r) = e^{-r^2/(h/4)^2}$ 是一个快速下降的权值函数，用来定义邻点搜索的范围大小。 $\eta(r) = -r$ 是另一个快速下降的惩罚函数，用来防止点集 P 中的点互相之间距离太近。参数方面， $0 \leq \mu < .5$ 是用来控制 E_2 部分的能量，通常取 $\mu = 4.5$ 即可。至于 h 的默认是 $h = 4\sqrt{d_{bb}/m}$ ，其中 d_{bb} 是三维模型绑定立方体的对角线， m 是 C 中点的个数，该默认值能适应绝大部分需求。从直观的几何意义来讲， E_1 相当于一种“引力”，把 P^k 中的每个点 x_i 拉到它对应的在 C 中的邻点集合的中心位置，目的是让 P^k 在消除噪声的同时尽可能表达 P 中隐含的原模型。 E_2 相当于是一种“斥力”，让 P^k 中的点相互排斥。两点的距离越近，斥力越大，从而达到全局均匀化的目的。当 P^k 中的这两个力达到最小化时，即这两个力相对平衡，得到的投影点集 P 就比较精简和均匀化了。10

带稠密度权值的局部最优化投影 **WLOP** (Weighted LOP)：经观察，LOP 算法在某些情况下不会聚合或产生振荡，全局均匀化效果不够好。原因是 E_1 的作用是把每个点投影到本地分布的中心位置。当输入点集高度不均匀的时候，无论我们选取怎样的 P^0 ，最终结果在稠密的地方还是相对稠密。这样的话，对法向量的计算还是会产生不良影响。因此，**WLOP** 加入了描述点云稠密程度的权重函数：20

$$v_i = 1 + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \theta(\|c_j - c_{j'}\|)$$

$$w_i^k = 1 + \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \theta(\|p_i^k - p_{i'}^k\|), \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

其中， $c_j \in C, p_i \in P$ 。对于点云的稠密部位，可用 v_i 来减少“引力”， w_i^k 来增大“斥力”。把这两个函数加入 LOP，并求解最优化方程，可得：25

$$p_i^{k+1} = \sum_{j \in J} c_j \frac{\alpha_{ij}^k / v_j}{\sum_{j \in J} (\alpha_{ij}^k / v_j)} + \mu \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} (p_i^k - p_{i'}^k) \frac{w_{i'}^k \beta_{ii'}^k}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} (w_{i'}^k \beta_{ii'}^k)}$$

其中, $\alpha_{ij}^k = \frac{\theta(\|p_i - c_j\|)}{\|p_i - c_j\|}$, $\beta_{ii'}^k = \frac{\theta(\|p_i^k - p_{i'}^k\|) \eta(\|p_i^k - p_{i'}^k\|)}{\|p_i^k - p_{i'}^k\|}$, p_i^{k+1} 是指第 $k+1$ 次迭代中第 i 个点的

坐标。另一方面, 扫描点云的时候有时会获得一些模型外部的点。此时, 可利用稠密度的定义, 快速把这些相对低稠密度的点消除。

5 以上是现有技术中 WLOP 的简介, 本发明在去噪方面继承了 WLOP 的思想, 但有如下不同:

1. 本方案的目标除了数据去噪以外, 还有数据补全, 也就是说我们的采样点 p 有可能走到周围没有输入数据点位置。所以简单可以分两种情况考虑:

10 (1) 如果采样点 p_i 附近有较多的输入点 c_j , 则沿用 WLOP 的数据拟合项 (“引力”)。

(2) 如果采样点 p_i 没有足够的输入点 c_j 作为数据拟合的依据, 则用我们新定义的体积保持项, 即采样点 p_i 与其周围的邻点 p_j 的 “体积” 应尽可能保持一致。在具体操作中, 假设我们已经计算得到了骨架点集 $Q = \{q_i\}_{i \in I} \subset R^3$, 并且每个采样点与一个骨架点一一对应。我们用采样点 p_i 与其一一对应的骨架点 q_i 之间的连线来表达该点的体积信息。具体算法会在后文介绍。

15 实际上, 本方案的算法并没有把采样点 P 硬性分为两种不同情况的点, 而是加了一个权重函数来混合数据拟合项和体积保持项。即如果采样点 p_i 更靠近输入数据点, 并且周围体积变化较大, 则数据拟合项的权重较大; 如果采样点 p_i 离输入数据点较远, 并且周围的体积变化较为一致, 则体积保持项的权重较大。因此, WLOP 只能在已有数据上保持表面平滑, 而本方案新加了一个体积保持 (平滑) 项, 使得在没有数据的地方, 也能得到充分优化, 如图 4 所示, 其中, a 是输入点云, b 是在 a 输入点云上直接做网格重建的结果。c 是 WLOP 的结果, d 是对应的网格重建。e 是我们方法的结果, f 是对应网格重建。可以看到, 使用我们的方法, 在数据缺失的地方也能得到较好的优化。

25 2. 提出带方向约束的 WLOP。本发明提出把 WLOP 中的 “引力” 和 “斥力” 分别投影到模型表面的法向量和切平面上。这样做有两大好处: 一是 “引力” 只作用在表面点 (表面点与采样点基本同义) 的法向量方向上, 也就是说表面点在 “引力” 的作用下只能沿着其法向量正反方向移动。这样一来, 相比 WLOP, 采样点就有可能走出输入模型的边界, 即走到没有输入点支持的区域, 使得补洞成为可能。否则, 若按原来的 “引力” 计算, 即使采样点被 “斥力” 推出模型边界, 仍会被权重较大的 “引力” 吸引回

去，则达不到补洞的效果。二是“斥力”只作用在表面点的切平面方向上，也就是说表面点在斥力的作用下只会沿着该点的切平面方向移动。这样就能保证采样点不管在有数据的区域，都只沿着当前所在的局部平面上移动。采用这个技术，从效果上看，在有数据的区域，采样点的分布比 WLOP 更平滑；在没有数据的区域，相当于把已有数据

5 逐步向没有数据的区域进行外插，实现平滑式补洞，如图 4 所示。

3.新的计算法向量方式。从上文可知，我们提出的带方向约束的 WLOP 是依赖于表面点的法向量的，而局部的切平面也是由法向量决定。值得注意的是，我们的方法并不考虑法向量的朝向（朝里或朝外）。因此，在有数据的区域，可以使用传统的 PCA 算法不断计算更新采样点的法向量。关键技术难题是，在没有数据的区域，直接沿用 PCA 计算得到的法向量会产生问题。在数据严重缺失的情况下，比如一个圆球模型只被扫描了半边面，如果采用 PCA 法向量，采样点将沿着模型边界的切平面向外逃逸，无法进行封闭式的补洞。针对这种点，我们首次提出利用表面点和骨架点的连线信息来修正没有数据支持的采样点的法向量，具体算法将在后文介绍。通过该技术的使用，即使在数据严重缺失的区域，采样点也能在骨架点的辅助下很好地完成补洞的任务。

15 点云骨架提取：

点云去噪优化最好的方法是 L1 中心骨架。下面对其做简单介绍：

L1 中心骨架方法的核心是带规整项的局部 L₁ 中值，可用如下一个最优化公式概括：

$$\underset{x}{\operatorname{argmin}} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \|x_i - q_j\| \theta(\|x_i - q_j\|) + R(X) \quad (1)$$

20 其中 $Q = \{q_j\}_{j \in J} \subset R^3$ 是输入点集， $X = \{x_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 一开始是从 Q 随机下采样的点集，并且点数 $|I| \ll |J|$ 。最小化上述公式后，X 变成了规整的，处于输入模型中心的“骨架点集”，如图 5 所示。

一般用分散或密集程度来描述空间中的点的分布情况。在骨架分支点的部位，骨架点的分布在各个维度上是相对分散的。相反，在骨架主干部位，骨架点是连续集中分布

25 在一维直线上。对于三维样本，我们借助协方差矩阵的特征值来描述采样点的分散程度。对于任意采样点 $x_i \in I$ ，不难计算其协方差矩阵：

$$C_i = \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \theta(\|x_i - x_{i'}\|) (x_i - x_{i'})^\top (x_i - x_{i'})$$

其中，距离权重函数 θ 的作用和局部化 \mathbb{I}_1 中值一样，是为了考虑采样点的局部分布而不是权重分布情况。 x_i 是行向量， C_i 是一个 3×3 的矩阵。接着我们计算得到该矩阵的三个排序后的特征值 $\lambda_i^0 \leq \lambda_i^1 \leq \lambda_i^2$ ，以及对应的特征向量 $\{v_i^0, v_i^1, v_i^2\}$ 。这三个特征向量形成一个正交标架，也就是该点集的三个主方向。一个主方向对应的特征值的大小，指示了该主方向上的点分布的密集程度，也可称之为该方向的能量。如果三个特征值的大小近似，说明三个主方向的密集程度相似，即该点集在三维空间的分布较为分散。相反，如果最大的特征值远远大于其他两个特征值，说明该点集中在某一方向上分布。我们可以定义一个分布度量值来描述点集的分布情况：

$$\sigma_i = \sigma(x_i) = \frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^0 + \lambda_i^1 + \lambda_i^2}$$

有了上述的点分布度量工具，就可以给出公式(1)中的带点分布度量的规整项的定义：

$$R(X) = \sum_{i \in I} \gamma_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\theta(\|x_i - x_{i'}\|)}{\sigma_i \|x_i - x_{i'}\|}$$

其中， $\{\gamma_i\}_{i \in I}$ 是平衡参数，用来控制源输入点的引力和采样点间的斥力这两个能量间平衡。

现求解公式(1)。当该能量函数梯度值为0时，采样点满足如下关系：

$$\sum_{j \in J} (x_i - q_j) \alpha_{ij} - \gamma_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{x_i - x_{i'}}{\sigma_i} \beta_{ii'} = 0, \quad i \in I,$$

$$\text{其中 } \alpha_{ij} = \frac{\theta(\|x_i - q_j\|)}{\|x_i - q_j\|}, \quad j \in J; \quad \beta_{ii'} = \frac{\theta(\|x_i - x_{i'}\|)}{\|x_i - x_{i'}\|^2}, \quad i' \in I \setminus \{i\}.$$

$$\text{设 } \mu = \frac{\gamma_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}}{\sigma_i \sum_{j \in J} \alpha_{ij}}, \quad \forall i \in I,$$

$$\text{整理后可以得到: } (1 - \mu \sigma_i) x_i + \mu \sigma_i \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} x_{i'} \beta_{ii'}}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}} = \frac{\sum_{j \in J} q_j \alpha_{ij}}{\sum_{j \in J} \alpha_{ij}}.$$

这公式可以看做 X 是未知数的方程组，也就是说， $AX = BQ$ 。因此，需要满足 $0 \leq \mu \sigma_i < 1/2$ ，才能保证 A 是严格对角占优的，非奇异矩阵。这样，该方程组的解为 $X = A^{-1}BQ$ 。

运用动点迭代法，给定当前迭代的点集 $X^k = \{x_i^k\}$ ， $k = 0, 1, \dots$ ，可以得到下一个迭代的点集， $X^{k+1} = A^{-1}(X^k)B(X^k)Q$ ，也就是说：

$$x_i^{k+1} = \frac{\sum_{j \in J} q_j \alpha_{ij}^k}{\sum_{j \in J} \alpha_{ij}^k} + \mu \sigma_i^k \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} (x_i^k - x_{i'}^k) \beta_{ii'}^k}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}^k}$$

其中, $\alpha_{ij}^k = \frac{\theta(\|x_i^k - q_j\|)}{\|x_i^k - q_j\|}$, $j \in J$; $\beta_{ii'}^k = \frac{\theta(\|x_i^k - x_{i'}^k\|)}{\|x_i^k - x_{i'}^k\|^2}$, $i' \in I \setminus \{i\}$; $\sigma_i^k = \sigma(x_i^k)$ 。由以上公式可知, $\sigma_i^k \in (0, 1]$ 能够自动计算并调整局部的斥力。

以上是L1-中心骨架的简介, 本发明在点云骨架计算方法继承了它的思想, 但有如下不同:

- 5 点云骨架提取的一个重要应用是点云数据补全。在数据缺失较为严重的情况下, 点云骨架能帮助保证补全后的数据能较好地保持模型原有的拓扑结构。经观察发现, 只使用一维曲线骨架并不利于三维形状的补全。对于物体非圆柱形的部位, 用二维的曲面骨架表达更方便。如下图所示, 一维曲线骨架在类圆柱形物体的补全方面有较大帮助。但是, 本方法独创的一维曲线加二维曲面的混合型骨架能更好地表达非圆柱形的物体部位, 因而补全效果更好。
- 10

图6 不同类型点云骨架对点云补全的作用。(a)是直接对输入点云进行网格重构。(b)和(c)分别是用L1点云中心骨架和ROSA点云骨架算法计算一维曲线骨架, 并将其用于点云补全。(d)是用我们的方法计算得到的混合型点云骨架进行点云补全的效果。

- 15 在具体算法上, 本方案对L1-中心骨架做了两点改进:

- (1) 利用点云的法向量信息, 让表面点进行初步内移, 得到一个在物体内部的点集。表面点内移的主要思路是, 让表面点沿着其法向量的反方向(即朝着物体的内部的方向)走, 直到遇到物体对面的内移点才停下。这个预处理操作的好处有两个。一是避免了现有方法存在的计算得到的骨架有可能坐落于物体外部的问题。一旦点云骨架处于物体外部, 将会对点云补全产生灾难性的影响, 破坏了模型整体的拓扑结构。二是避免了L1-中心骨架中通过逐步增大邻域来解决邻域歧义的问题, 大大节省了算法计算量和用户调整算法参数(初邻域和邻域增长速度)的时间。
- 20

- (2) 因为本方案的目标是形成一维曲线加二维曲面的混合型骨架, 所以对L1-中心骨架的带权重的规整项中的点分布权重函数 $\sigma_i = \sigma(x_i) = \frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^0 + \lambda_i^1 + \lambda_i^2}$ 进行了改造。其主要思路是用一个各项异性的规整项取代L1-中心骨架的带权重的规整项。带权重的规整项是通过局部点的分布情况控制规整项的“斥力”作用的大小, 而我们的各项异性的规整项是根据内部点的分布和内外点连线的分布把“斥力”投影到各个局部主方向上。如果局部点的分布呈一维曲线, 那所有“斥力”都只会作用在该一维曲线上; 如果局部点
- 25

的分布呈二维曲面，那“斥力”只会作用在该二维曲面上。这样做的结果是一个分布均匀的一维曲线加二维曲面的混合型骨架，同时也避免了L1-中心骨架中的桥接点的使用。

点云补全和重建：

对于大面积数据缺失的点云，现有技术的Poisson重建算法是目前最好的补全和重建方法。

这类传统的隐式曲面重构算法在局部有数据的区域的拟合做得很好，但在全局数据大量缺失的区域，只能保证输出的网格是密封的。另一类方法是先用点云骨架对缺失数据进行补全，保证物体的全局性拓扑结构得到保持，再用传统方法进行曲面重建。本文方法与上文提到的L1-中心骨架和ROSA骨架属于第二类方法。如以下二图所示，特别是对于严重缺失或薄片型的数据，我们方法利用了骨架这一半全局的信息，更好地还原了物体的整体拓扑结构。图7中（b）是Poisson重建算法在（a）输入点云上的结果。（c）

（d）和（e）分别是我们方法产生的骨架点，优化后的表面点和Poisson重建在表面点上的结果。图8中，（a）物体图片。（b）WLOP优化后的点云。（c）我们算法的优化结果。（d）Poisson重建在（b）上的结果。（e）Poisson重建在（c）上的结果。

本发明的主要技术内容有：

（1）一种新的点云表达方式-深度点。深度点的每个表面都与一个骨架点一一对应。是一种结合了物体局部表面和半全局体积信息的表达方式。

（2）一种一维曲线和二维薄面结合的混合型点云骨架的提取方法，是构建深度点的关键技术。

（3）一种利用深度点改进WLOP的点云优化方法，在没有输入数据的区域也能得到信息补充和加强。

如图10是本发明的技术方案流程图。图9是一个实物例子，其中，我们通过扫描模型得到输入散乱点云（a）；然后从（a）的点云数据中随机下采样少数点，并用传统WLOP算法对其进行优化去噪，获得（b）；接着，我们通过表面点内移和内部点收缩的技术，计算得到骨架点（c）；然后，我们利用骨架点对表面采样点进行进一步的优化和补全（d）；最终，得到一个完整的我们提出的深度点集（e）。下面将分步介绍具体的实现细节。

（1）点云预处理，即点云下采样及WLOP优化。对于输入点集 $C = \{c_j\}_{j \in J} \subset R^3$ ，我们进行随机采样得到点集 $P = \{p_i\}_{i \in I} \subset R^3$ ，并用上文介绍的传统WLOP算法对其进行平滑优化。然后，我们通过复制表面点集P，得到内部骨架点集

$Q = \{q_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 的初始位置。此时两个点集完全相同，并且在后续算法中，不会对两个点集进行任何的增删或改变点序号的操作，由此自然地保证了每个表面点及其对应骨架点始终保持一一对应的关系。

(2) 深度点的定义。本发明实施例中，一个深度点由一个点对 $\langle p_i, q_i \rangle$ 组成，其中 p_i 和 q_i 分布坐落于模型的表面和内部骨架上。一个完备的深度点集 $\langle P, Q \rangle = \{\langle p_i, q_i \rangle\}_{i \in I} \subset R^6$ 应符合以下特性：

- 表面点 P 坐落于模型的隐式曲面上并均匀地分布；
- 骨架点集 Q 构成了一个由一维曲线而二维薄面组成的模型的混合骨架；
- 深度点对的方向 $m_i = (p_i - q_i) / \|p_i - q_i\|$ 和表面点的法向量一致。

(3) 确定邻域大小。通过计算 WLOP 优化后的采样点的平均每个采样点与最近邻点的距离 $r = \frac{1}{|P|} \sum_{i \in I} \min_{i' \in I \setminus \{i\}} \|p_i - p_{i'}\|$ ，作为主要参数的准绳。首先，我们定义表面点的

邻域为 $\tilde{P} = \{p_{i'} \mid \|p_{i'} - p_i\| < \sigma_p r\}$ ，其中， σ_p 的默认值为 5。内部点的邻域为 $\tilde{Q}_i = \{q_{i'} \mid \|q_{i'} - q_i\| < \sigma_q r\}$ ，其中， σ_q 的默认值为 2。其中，表面点的邻域是静态的，只需计算一次。而内部点的邻域是动态的，每次迭代都要重新计算。

(4) 表面点内移，形成内部点。即对作为骨架点初始位置的复制的表面点集内衣，利用点云的法向量信息，让点集 $Q = \{q_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 进行初步内移，得到一个在物体内部的内部点集。

点内移的主要思路是，让点沿着其法向量的反方向（即朝着物体的内部的方向）走，直到遇到物体对面的内移点才停下。首先，我们定义点停止内移的条件为：在该点的邻域 Q_i 内，与该点的最大法向量夹角小于一个阈值，即 $\max_{i' \in I_i^Q} n_{i'} \cdot n_i \leq \cos(\omega)$ ，其中， ω 的默认值为 45° 。接着，每个内部点沿着法向量反方向移动，即 $q_i = q_i - tn_i$ 。在开始的时候，每个点的移动步长 t 设为 $r/2$ 。在后续的移动中，各采样点后续的移动步长为其邻点在上一次迭代的移动步长的平均，用的是动态邻域 $Q_i = \{q_{i'} \mid \|q_{i'} - q_i\| < \sigma_q r\}$ 。其次，在每步移动后，我们对当前内部点做一次双边平

滑，保证内部点间尽可能紧密连接，即 $q_i = \frac{\sum_{i' \in I_i^P} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'}) q_{i'}}{\sum_{i' \in I_i^P} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'})}$ ，其中

$$\theta(q_i, q_j) = e^{-\left(\frac{\|q_i - q_j\|}{r}\right)^2}, \quad \phi(n_i, n_j) = e^{-\left(\frac{1 - n_i^T n_j}{1 - \cos(\omega)}\right)^2}.$$

图 11 为本发明实施例中，表面点内移和两种邻域的示意图。

(5) 内部点收缩，形成骨架点。首先，我们复制步骤 (4) 得到的点集作为内部点集 $H = \{h_i\}_{i \in I}$ ，并进一步收缩和规整点集 Q ，形成骨架点，即求解最优化问题：

$$5 \quad \operatorname{argmin}_Q \sum_{i \in I} \sum_{k \in I} \mathcal{G}(q_i, h_k) \|q_i - h_k\| + R(Q) \quad \text{其中, } \mathcal{G}(q_i, h_k) = e^{-d_e^2(q_i, h_k)/r^2}.$$

跟传统的 L1 中心骨架不同，本发明实施例中，规整项用了自适应的各项异性邻域。目标是，在圆柱形部位，邻域范围的形状呈一个细而长的椭球；在类平面部位，邻域范围的形状呈一个大而扁的椭球；在端点和平面部位的边缘，邻域范围的形状是一个较小的椭球，避免边界过度收缩，保持整体形状。为了达到这个目标，我们对 q_i 的邻域 Q_i 做 PCA 主成分分析，得

10 到邻域椭球的三个主轴 $\{\tilde{v}_i^1, \tilde{v}_i^2, \tilde{v}_i^3\}$ ，每个主轴的长度为 $\{l_i^1, l_i^2, l_i^3\}$ 。接着，我们通过把邻域 \tilde{Q} 内的点的法向量投影到每个主轴，并用以下公式确定各个轴的长度：

$$l_i^m = \left(\frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} |\tilde{v}_i^m|^T \tilde{v}_i^m|}{|i|} + \epsilon \right)^{-1}, \quad m = 1, 2, 3. \quad \epsilon \text{ 的默认参数为 } 0.1.$$

这样，回到上述最优化问题公式，可以定义 $R(Q) = \sum_{i \in I} \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^3}$ 。其中 $d_e(q_i, h_k) = \|\hat{A}_i^T (q_i - h_k)\|$ ， $\hat{A}_i = [\tilde{v}_i^1/l_i^1; \tilde{v}_i^2/l_i^2; \tilde{v}_i^3/l_i^3]$ 。分析该最优化问题，可推导得到以下解析式：

$$15 \quad q_i = \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{i' i} q_{i'}}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{i' i}} + \mu \|l_i\|^2 \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{i' i} \hat{A}_i^T \hat{A}_i (q_{i'} - q_i)}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{i' i}}. \quad \text{其中, } \alpha_{i' i} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|q_i - q_{i'}\|}, \beta_{i' i} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^5},$$

$$\mu \|l_i\|^2 = \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{i' i} / \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{i' i}, \quad l_i = [l_i^1; l_i^2; l_i^3]. \quad \text{默认参数 } \mu = 0.4.$$

(6) 表面点的优化及补全。跟传统 WLOP 算法不同，我们的最优化问题有三项：

$$\operatorname{argmin}_P \sum_{i \in I} \eta(p_i) \sum_{c_j \in \mathcal{C}_i} \theta(p_i, c_j) \|(p_i - c_j) n_i^T\| + \hat{R}(P) + G(P).$$

第一项是数据拟合项，采用局部输入点作为邻域 $\mathcal{C}_i = \{c_j \mid \|c_j - p_i\| < \sigma_p r\}$ 。 $\eta(p_i) = 1 + \sum_{c_j \in \mathcal{C}_i} \theta(c_j, p_i)$ 是一个密度函数，

20 即表面点越靠近源点，数据拟合项的权重越大。第二项 $\hat{R}(P)$ 是规整项，定义为：

$$\hat{R}(P) = \sum_{i \in I} \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T (p_i - p_{i'})\|^3}$$

其中 $B_i = [u_i^1; u_i^2]$ ，是垂直于法向量的切平面上的任意两个正交向量。第三项是形状（体积）保持项，定义为：

$$G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (\|p_i - q_i\| - L(p_i))^2 \quad \text{其中 } L(p_i) = \frac{\sum_{i' \in I^p} \theta(p_i, p_{i'}) \|p_i - q_{i'}\|}{\sum_{i' \in I^p} \theta(p_i, p_{i'})}$$

是当前点的平均体积

厚度。 $\gamma(p_i) = (1 + \text{var}(\{\|p_{i'} - q_i\|\}_{i' \in I_i^p}))^{-1}$ 是一个权重函数，即局部体积厚度的差异越小，形状保持项的权重越大。同时，根据不同需求，可以替换体积保持项为体积最小化，即 $G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (L(p_i))^2$ 。求解以上最优化问题，可得到解析式：

$$p_i = \frac{\eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \alpha_{ij} (c_j - p_i) n_i^T}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \alpha_{ij}} + \frac{\gamma(p_i) (q_i + L(p_i) m_i)}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \alpha_{ij}} + \hat{\mu} \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'} A_i^T A_i (p_i - p_{i'})}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'}} \quad \text{其中}$$

$$5 \quad \alpha_{ij} = \frac{\theta(p_i, c_j)}{\|p_i - c_j\|}, \quad \hat{\beta}_{i'} = \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T (p_i - p_{i'})\|^5}, \quad \hat{\mu} = \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'} / (\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \alpha_{ij}), \quad i' \text{ 采样点的邻近点。}$$

(7) 法向量修正。在每次迭代中，我们利用深度点的朝向，以及该点周围的输入点的分布情况来修正PCA计算得到的法向量，即修正步骤(6)中的法向量，修正后的

$$\text{法向量即 } n_i = \frac{(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i}{\|(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i\|}。$$

10 一种新的点云表达方式：深度点。深度点的每个表面都与一个骨架点一一对应。是一种结合了物体局部表面和半全局体积信息的表达方式。可应用于点云补全和重构，特征提取，点云变形，点云配准等方面。

一种一维曲线和二维薄面结合的混合型点云骨架的提取方法，是构建深度点的关键技术。该混合型骨架比起传统的一维曲线骨架的表达能力更丰富，可应用于点云补全，15 三维匹配检索，三维动画等方面。

一种利用深度点改进WLOP算法的点云优化方法。传统WLOP方法只能在有输入数据的区域进行去噪和平滑，而本方法在没有输入数据的区域也能进行数据补充和加强。

一种利用深度点形成过程中，对表面点和骨架点进行联合最优化的技术概念。也就是说，骨架点的形成是依赖于经优化后的表面点提供的表面邻域等关系信息。而表面点20 的补全和加强是依赖于形成的骨架点所提供的体积和内外朝向等信息。两者互为补充，可以进行不断地来回迭代优化。

相比现有的点云去噪和骨架提取方法，本发明提出了一种更有利于点云补全的点云骨架表达方式，并结合深度点的概念，使得现有最好的点云去噪方法 WLOP 能够在去噪同时25 进行点云补全。在补全和优化后的点云基础上做三维重构，比起直接做三维重构，更能应付数据大量缺失的情况，重构的模型在拓扑结构上更为正确。

本领域内的技术人员应明白，本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此，本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且，本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。

本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备（系统）、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器，使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中，使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制品，该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上，使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理，从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

本发明中应用了具体实施例对本发明的原理及实施方式进行了阐述，以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想；同时，对于本领域的一般技术人员，依据本发明的思想，在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处，综上所述，本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

权利要求书

1.一种三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的方法包括：

1) 对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；

5 2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；

3) 用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点；

4) 利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点；

5) 根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重
10 建。

2. 如权利要求 1 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的步骤 1) 中所述的建立表面点与骨架点的对应关系包括：

根据表面点集和骨架点集构建深度点集 $\langle P, Q \rangle = \{ \langle p_i, q_i \rangle \}_{i \in I} \subset R^6$ ，深度点集中的一深度点由一个点对 $\langle p_i, q_i \rangle$ 组成，其中， p_i 为表面点集 $P = \{ p_i \}_{i \in I} \subset R^3$ 中的点， q_i 为
15 骨架点集 $Q = \{ q_i \}_{i \in I} \subset R^3$ 中的点， I 采样后的点集；

所述的深度点对的方向 $m_i = (p_i - q_i) / \| p_i - q_i \|$ 和表面点的法向量一致。

3. 如权利要求 2 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的步骤 1) 和步骤
2) 之间还包括：

确定表面点集和内部骨架点集中各点的邻域大小；其中，

20 表面点的邻域为 $\tilde{P} = \{ p_r \mid \| p_r - p_i \| < \sigma_p r \}$ ，其中， σ_p 的默认值为 5；

内部骨架点的邻域为 $\tilde{Q}_i = \{ q_r \mid \| q_r - q_i \| < \sigma_q r \}$ ，其中， σ_q 的默认值为 2； r 为每个采样

点与邻点的平均距离 $r = \frac{1}{|P|} \sum_{i \in I} \min_{i \in I \setminus \{i\}} \| p_i - p_i \|$ ， $|P|$ 为表面点数目， p_i 为表面点集中的点，

p_i 为与 p_i 邻近的表面点。

4. 如权利要求 3 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的步骤 2) 将所
25 述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点包括：

确定内部骨架点集中的各采样点停止内移的条件，其中，采样点停止内移的条件为在采样点的邻域 \tilde{Q} 内，与该采样点的最大法向量夹角小于预设阈值 ω ，即

$$\max_{p_r \in \tilde{Q}} n_r \cdot n_i \leq \cos(\omega), \text{ 其中, } \omega \text{ 的默认值为 } 45^\circ;$$

根据确定的采样点停止内移的条件，将各采样点沿其法向量的反方向移动；

5 在各点的每步移动后，对当前点做一次双边平滑，确定 $q_i = \frac{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'}) q_{i'}}{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'})}$ ，

其中 $\theta(p_i, p_{i'}) = e^{-\left(\frac{\|p_i - p_{i'}\|}{r}\right)^2}$ ， $\phi(n_i, n_{i'}) = e^{-\left(\frac{1 - n_i^T n_{i'}}{1 - \cos(\omega)}\right)^2}$ ， I_i^p 是表面点集， n_i 为法向量？ n_r 邻近点的法向量。

5.如权利要求 4 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的将各采样点沿其法向量的反方向移动还包括：

10 各采样点的首次移动步长 t 为 $r/2$ ，其中， r 为每个采样点与最近邻点的平均距离；各采样点后续的移动步长为其邻点在上一次迭代的移动步长的平均，用的是动态邻域 $Q_i = \{q_r \mid \|q_r - q_i\| < \sigma_q r\}$

6.如权利要求 5 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的步骤 3) 中用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点中包括：

15 对所述内部点集做 PCA 主成分分析，确定三个主轴及主轴长度；根据确定的主轴及主轴长度确定所述的规整项，其中，

$$R(Q) = \sum_{i \in I} \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\mathcal{G}(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^3}$$

$$d_e(q_i, h_k) = \|\overset{\circ}{A}_i (q_i - h_k)\|, \overset{\circ}{A}_i = [v_i^1 / l_i^1; v_i^2 / l_i^2; v_i^3 / l_i^3], v_i^1, v_i^2, v_i^3 \text{ 为确定的三个主轴,}$$

l_i^1, l_i^2, l_i^3 为所述三个主轴的长度；

20 根据确定的规整项分析最优化问题分析最优化问题

$$\operatorname{argmin}_Q \sum_{i \in I} \sum_{k \in I} \mathcal{G}(q_i, h_k) \|q_i - h_k\| + R(Q), \text{ 生成骨架点;}$$

其中， $\mathcal{G}(q_i, h_k) = e^{-d_e^2(q_i, h_k)/r^2}$ 为所述的自适应的各项异性域， h_k 为内部点集 $H = \{h_i\}_{i \in I}$ 中固定不动的点， Q 为优化后生成的骨架点集， q_i 为优化后生成的骨架点集中的点， $R(Q)$ 为规整项。

7.如权利要求 6 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的确定的骨架点集中的骨架点的解析式为：

$$q_i = \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'} q_{i'}}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'}} + \mu \|\ell_i\|^2 \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'} \overset{\circ}{A}_i^T \overset{\circ}{A}_i (q_i - q_{i'})}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}}$$

其中， $\alpha_{ii'} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|q_i - q_{i'}\|}$ ， $\beta_{ii'} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^5}$ ， $\mu \|\ell_i\|^2 = \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'} / \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'}$ ，

5 $d_e(q_i, q_{i'}) = \|\overset{\circ}{A}_i (q_i - q_{i'})\|$ ， $\ell_i = [l_i^1; l_i^2; l_i^3]$ ， $\mu = 0.4$ ， $q_{i'}$ 为与骨架点 q_i 最邻近的点。

8.如权利要求 7 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点包括：

求解最优化问题 $\operatorname{argmin}_P \sum_{i \in I} \eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \theta(p_i, c_j) \|(p_i - c_j) n_i^T\| + \hat{R}(P) + G(P)$ 对所述初始表面点集进行补全及优化；

10 其中， $\eta(p_i)$ 为密度函数， $\eta(p_i) = 1 + \sum_{c_j \in \epsilon_i} \theta(c_j, p_i)$ ， $\theta(c_j, p_i) = e^{-\left(\frac{\|c_j - p_i\|}{r}\right)^2}$ ，

$$r = \frac{1}{|P|} \sum_{i \in I} \min_{i' \in I \setminus \{i\}} \|p_i - p_{i'}\|;$$

$$\hat{R}(P) \text{ 为规整项， } \hat{R}(P) = \sum_{i \in I} \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T (p_i - p_{i'})\|^3}$$
， $\theta(p_i, p_{i'}) = e^{-\left(\frac{\|p_i - p_{i'}\|}{r}\right)^2}$ ，

$B_i = [u_i^1; u_i^2]$ 是垂直于法向量的切平面上的任意两个正交向量；

15 n_i 为表面点的法向量， $G(P)$ 为根据骨架点确定的体积保持项， q_i 为确定的骨架点集中的点， p_i 为初始表面点集中的点。

9.如权利要求 8 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的体积保持项

$$G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (\|p_i - q_i\| - L(p_i))^2$$
，其中，

$\gamma(p_i)$ 为权重函数， $\gamma(p_i) = (1 + \operatorname{var}(\{\|p_i - q_{i'}\|\}_{i' \in I_i^p}))^{-1}$ ，

$$L(p_i) = \frac{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \|p_i - q_{i'}\|}{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'})}$$
 $L(p_i)$ 为根据骨架点确定的当前点的评价体积厚度， q_i 为确

20 定的骨架点集中的点， p_i 为初始表面点集中的点。

10.如权利要求 8 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的体积保持项

$$G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (L(p_i))^2,$$

$\gamma(p_i)$ 为权重函数， $\gamma(p_i) = (1 + \text{var}(\{\|p_i - q_i\|\}_{i \in I_i^p}))^{-1}$,

$$L(p_i) = \frac{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \|p_i - p_{i'}\|}{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'})} \quad L(p_i) \text{ 为根据骨架点确定的当前点的评价体积厚度, } q_i \text{ 为确}$$

5 定的骨架点集中的点， p_i 为初始表面点集中的点。

11.如权利要求 9 或 10 中任一权利要求所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的优化后的表面点为：

$$p_i = \frac{\eta(p_i) \sum_{c_j \in c_i} \alpha_{ij} (c_j - p_i) n_i^T}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in c_i} \alpha_{ij}} + \frac{\gamma(p_i) (q_i + L(p_i) m_i)}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in c_i} \alpha_{ij}} + \hat{\mu} \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'}^T \hat{A}_i^T \hat{A}_i (p_i - p_{i'})}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'}}$$

其中， $\alpha_{ij} = \frac{\theta(p_i, c_j)}{\|p_i - c_j\|}$ ， $\hat{\beta}_{i'} = \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T (p_i - p_{i'})\|^5}$ ， $\hat{\mu} = \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i'} / (\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in c_i} \alpha_{ij})$ ，

10 $B_i = [u_i; u_i]$ ，是垂直于法向量的切平面上的任意两个正交向量， m_i 深度点对的方向， i 采样点的邻近点。

12.如权利要求 11 所述的三维点云模型重建方法，其特征在于，所述的步骤 4) 与步骤 5) 之间还包括：

利用深度点的朝向，以及该点周围的输入点的分布情况来修正 PCA 计算得到的法

15 向量，即 $n_i = \frac{(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i}{\|(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i\|}$ 。

13.一种三维点云模型重建装置，其特征在于，所述的装置包括：

扫描模块，扫描模型获得输入点集；

存储器，存储程序指令；

处理器，与所述扫描模块和存储器相连接，执行存储器中的程序指令，按如下步骤

20 对输入点集进行处理：

1) 对输入点集进行采样及 WLPO 优化生成初始表面点集，并复制所述初始表面点集作为内部骨架点集的初始位置，建立表面点与骨架点的对应关系；

2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点；

3) 用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题, 生成骨架点;

4) 利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点;

5) 根据所述的骨架点、表面点及表面点与骨架点的对应关系进行三维点云模型的重

5 建。

14. 如权利要求 13 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的步骤 1) 中所述的建立表面点与骨架点的对应关系包括:

根据表面点集和骨架点集构建深度点集 $\langle P, Q \rangle = \{\langle p_i, q_i \rangle\}_{i \in I} \subset R^6$, 深度点集中的一深度点由一个点对 $\langle p_i, q_i \rangle$ 组成, 其中, p_i 为表面点集 $P = \{p_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 中的点, q_i 为

10 骨架点集 $Q = \{q_i\}_{i \in I} \subset R^3$ 中的点;

所述的深度点对的方向 $m_i = (p_i - q_i) / \|p_i - q_i\|$ 和表面点的法向量一致。

15. 如权利要求 14 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的步骤 1) 和步骤 2) 之间还包括:

确定表面点集和内部骨架点集中各点的邻域大小; 其中,

15 表面点的邻域为 $\tilde{P} = \{p_i \mid \|p_i - p_i\| < \sigma_p r\}$, 其中, σ_p 的默认值为 5;

内部骨架点的邻域为 $\tilde{Q}_i = \{q_i \mid \|q_i - q_i\| < \sigma_q r\}$, 其中, σ_q 的默认值为 2; r 为每个采样

点与邻点的平均距离 $r = \frac{1}{|P|} \sum_{i \in I} \min_{i \in I \setminus \{i\}} \|p_i - p_i\|$, $|P|$ 为表面点数目, p_i 为表面点集中的点,

p_i 为与 p_i 邻近的表面点。

20 16. 如权利要求 15 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的步骤 2) 将所述内部骨架点集中的点沿其法向量的反方向内移生成内部点包括:

确定内部骨架点集中的各采样点停止内移的条件, 其中, 采样点停止内移的条件为在采样点的邻域 \tilde{Q} 内, 与该采样点的最大法向量夹角小于预设值 ω , 即

$\max_{p_i \in \tilde{Q}} n_p \cdot n_i \leq \cos(\omega)$, 其中, ω 的默认值为 45° ;

根据确定的采样点停止内移的条件, 将各采样点沿其法向量的反方向移动;

在各点的每步移动后，对当前点做一次双边平滑，确定 $q_i = \frac{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'}) q_{i'}}{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \phi(n_i, n_{i'})}$ ，

其中 $\theta(p_i, p_{i'}) = e^{-\left(\frac{\|p_i - p_{i'}\|}{r}\right)^2}$ ， $\phi(n_i, n_{i'}) = e^{-\left(\frac{1 - n_i^T n_{i'}}{1 - \cos(\omega)}\right)^2}$ ， I_i^p 是表面点集， n_i 为法向量， $n_{i'}$ 邻近点的法向量。

5 17.如权利要求 16 所述的三维点云模型重建装置，其特征在于，所述的将各采样点沿其法向量的反方向移动还包括：

各采样点的首次移动步长 t 为 $r/2$ ，其中， r 为每个采样点与最近邻点的平均距离；

各采样点后续的移动步长为其邻点在上一次迭代的移动步长的平均，用的是动态邻域

$$Q_i = \{q_{i'} \mid \|q_{i'} - q_i\| < \sigma_q r\}$$

10 18.如权利要求 17 所述的三维点云模型重建装置，其特征在于，所述的步骤 3) 中用自适应的各项异性邻域作为规整项求解所述内部点的最优化问题，生成骨架点中包括：

对所述内部点集做 PCA 主成分分析，确定三个主轴及主轴长度；

根据确定的主轴及主轴长度确定所述的规整项，其中，

$$R(Q) = \sum_{i \in I} \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\mathcal{G}(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^3}$$

$d_e(q_i, h_k) = \|\mathring{A}_i^T (q_i - h_k)\|$ ， $\mathring{A}_i = [v_i^1 / l_i^1; v_i^2 / l_i^2; v_i^3 / l_i^3]$ ， v_i^1, v_i^2, v_i^3 为确定的三个主轴，

15 l_i^1, l_i^2, l_i^3 为所述三个主轴的长度；

根据确定的规整项分析最优化问题分析最优化问题

$$\operatorname{argmin}_Q \sum_{i \in I} \sum_{k \in I} \mathcal{G}(q_i, h_k) \|q_i - h_k\| + R(Q)，生成骨架点；$$

其中， $\mathcal{G}(q_i, h_k) = e^{-d_e^2(q_i, h_k) / r^2}$ 为所述的自适应的各项异性域， h_k 为内部点集 $H = \{h_i\}_{i \in I}$

中固定不动的点， Q 为优化后生成的骨架点集， q_i 为优化后生成的骨架点集中的点，

20 $R(Q)$ 为规整项。

19.如权利要求 18 所述的三维点云模型重建装置，其特征在于，所述的确定的骨架点集中的骨架点的解析式为：

$$q_i = \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'} q_{i'}}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'}} + \mu \|l_i\| \sqrt{2} \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'} \mathring{A}_i^T \mathring{A}_i (q_i - q_{i'})}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}}.$$

其中, $\alpha_{ii'} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|q_i - q_{i'}\|}$, $\beta_{ii'} = \frac{\vartheta(q_i, q_{i'})}{\|d_e(q_i, q_{i'})\|^5}$, $\mu \| \ell_i \|^2 = \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'} / \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \alpha_{ii'}$,

$d_e(q_i, q_{i'}) = \|\overset{\circ}{A}_i(q_i - q_{i'})\|$, $\ell_i = [l_i^1; l_i^2; l_i^3]$, $\mu = 0.4$, $q_{i'}$ 为与骨架点 q_i 最邻近的点。

20.如权利要求 19 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的利用所述骨架点对所述初始表面点集进行优化补全生成优化后的表面点包括:

5 求解最优化问题 $\operatorname{argmin}_P \sum_{i \in I} \eta(p_i) \sum_{c_j \in \epsilon_i} \theta(p_i, c_j) \| (p_i - c_j) n_i^T \|^2 + \hat{R}(P) + G(P)$ 对所述初始表面点集进行补全及优化;

其中, $\eta(p_i)$ 为密度函数, $\eta(p_i) = 1 + \sum_{c_j \in \epsilon_i} \theta(c_j, p_i)$, $\theta(c_j, p_i) = e^{-\left(\frac{\|c_j - p_i\|}{r}\right)^2}$,

$r = \frac{1}{|P|} \sum_{i \in I} \min_{i' \in I \setminus \{i\}} \| p_i - p_{i'} \|^2$;

$\hat{R}(P)$ 为规整项, $\hat{R}(P) = \sum_{i \in I} \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T(p_i - p_{i'})\|^3}$, $\theta(p_i, p_{i'}) = e^{-\left(\frac{\|p_i - p_{i'}\|}{r}\right)^2}$,

10 $B_i = [u_i^1; u_i^2]$ 是垂直于法向量的切平面上的任意两个正交向量;

n_i 为表面点的法向量, $G(P)$ 为根据骨架点确定的体积保持项, q_i 为确定的骨架点集中的点, p_i 为初始表面点集中的点。

21.如权利要求 20 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的体积保持项

$G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (\| p_i - q_i \| - L(p_i))^2$, 其中,

15 $\gamma(p_i)$ 为权重函数, $\gamma(p_i) = (1 + \operatorname{var}(\{\| p_i - q_{i'} \| \}_{i' \in I^p}))^{-1}$,

$L(p_i) = \frac{\sum_{i' \in I^p} \theta(p_i, p_{i'}) \| p_i - q_{i'} \|}{\sum_{i' \in I^p} \theta(p_i, p_{i'})}$ $L(p_i)$ 为根据骨架点确定的当前点的评价体积厚度, q_i 为确定的骨架点集中的点, p_i 为初始表面点集中的点。

22.如权利要求 20 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的体积保持项

$G(P) = \frac{1}{2} \sum_{i \in I} \gamma(p_i) (L(p_i))^2$,

$\gamma(p_i)$ 为权重函数, $\gamma(p_i) = (1 + \text{var}(\{\|p_i - q_i\|\}_{i \in I_i^p}))^{-1}$,

$$L(p_i) = \frac{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'}) \|p_i - q_{i'}\|}{\sum_{i' \in I_i^p} \theta(p_i, p_{i'})} L(p_i)$$

$L(p_i)$ 为根据骨架点确定的当前点的评价体积厚度, q_i 为确

定的骨架点集中的点, p_i 为初始表面点集中的点。

23. 如权利要求 21 或 22 中任一权利要求所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的优化后的表面点为:

$$p_i = \frac{\eta(p_i) \sum_{c_j \in i} \alpha_{ij} (c_j - p_i) n_i^T}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in i} \alpha_{ij}} + \frac{\gamma(p_i) (q_i + L(p_i) m_i)}{\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in i} \alpha_{ij}} + \hat{\mu} \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i' i} \dot{A}_i^T \dot{A}_i (p_i - p_{i'})}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i' i}}$$

其中, $\alpha_{ij} = \frac{\theta(p_i, c_j)}{\|p_i - c_j\|}$, $\hat{\beta}_{i' i} = \frac{\theta(p_i, p_{i'})}{\|B_i^T (p_i - p_{i'})\|^5}$, $\hat{\mu} = \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \hat{\beta}_{i' i} / (\gamma(p_i) + \eta(p_i) \sum_{c_j \in i} \alpha_{ij})$,

$B_i = [\tilde{u}_i^1; \tilde{u}_i^2]$, 是垂直于法向量的切平面上的任意两个正交向量, m_i 深度点对的方向, i' 采样点的邻近点。

24. 如权利要求 23 所述的三维点云模型重建装置, 其特征在于, 所述的步骤 4) 与步骤 5) 之间还包括:

利用深度点的朝向, 以及该点周围的输入点的分布情况来修正 PCA 计算得到的法

向量, 即 $n_i = \frac{(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i}{\|(\eta(p_i) - 1) \tilde{n}_i + m_i\|}$ 。

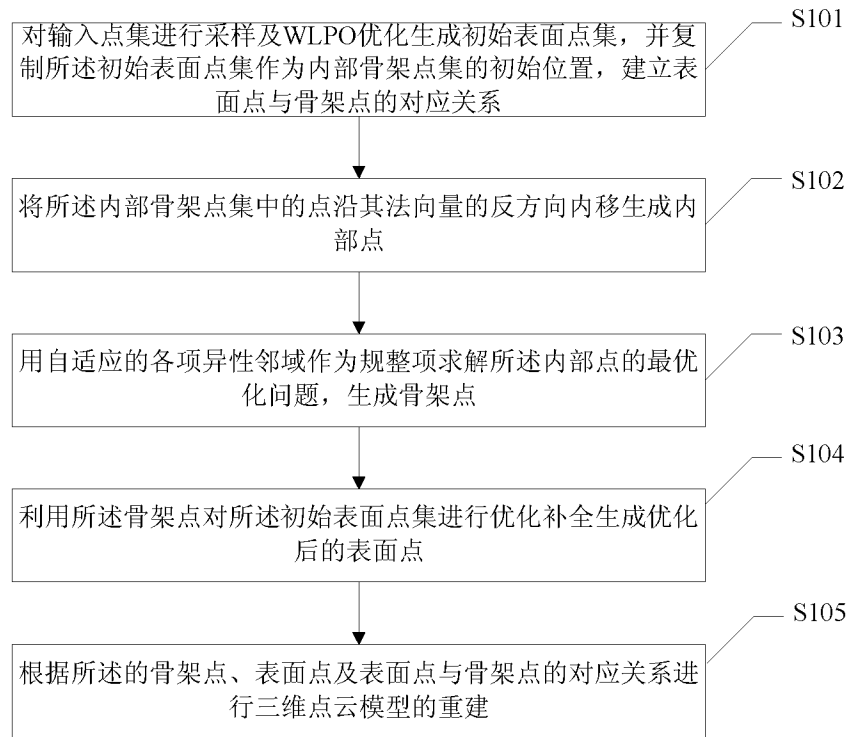


图 1

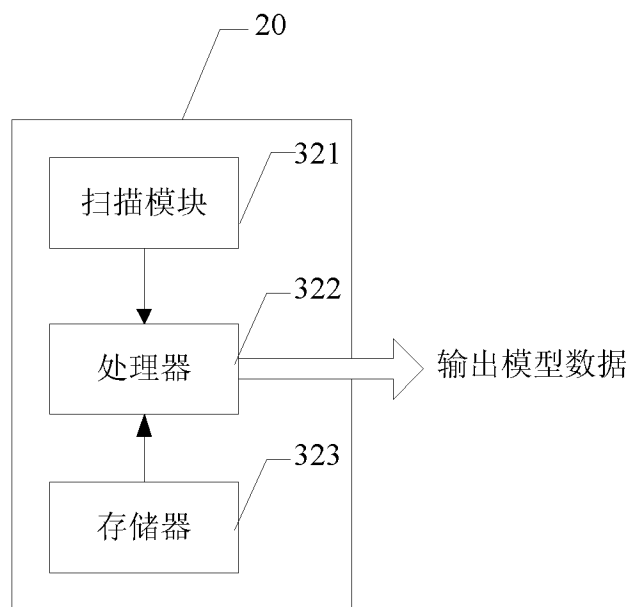


图 2

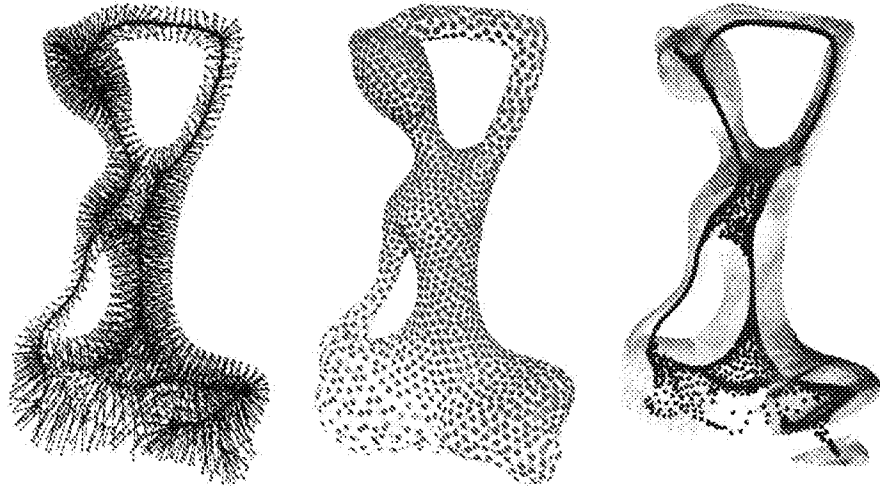


图 3

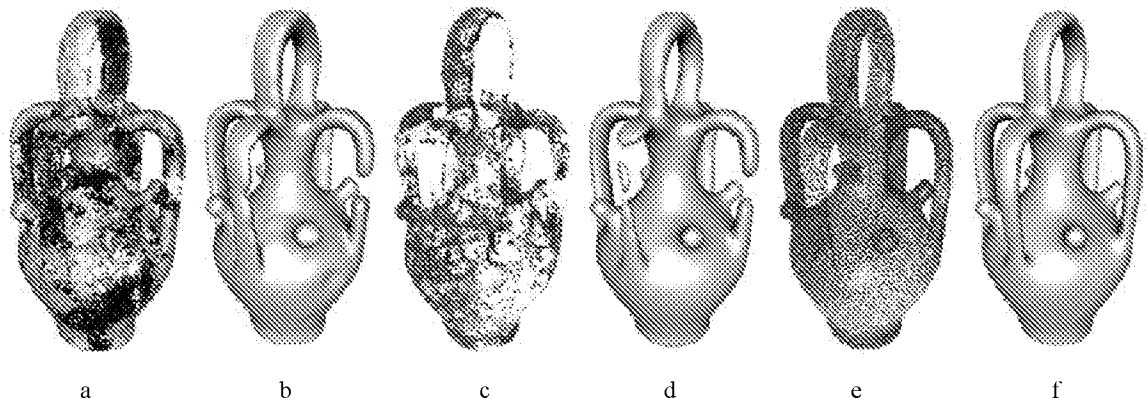


图 4

输入



输出



图 5

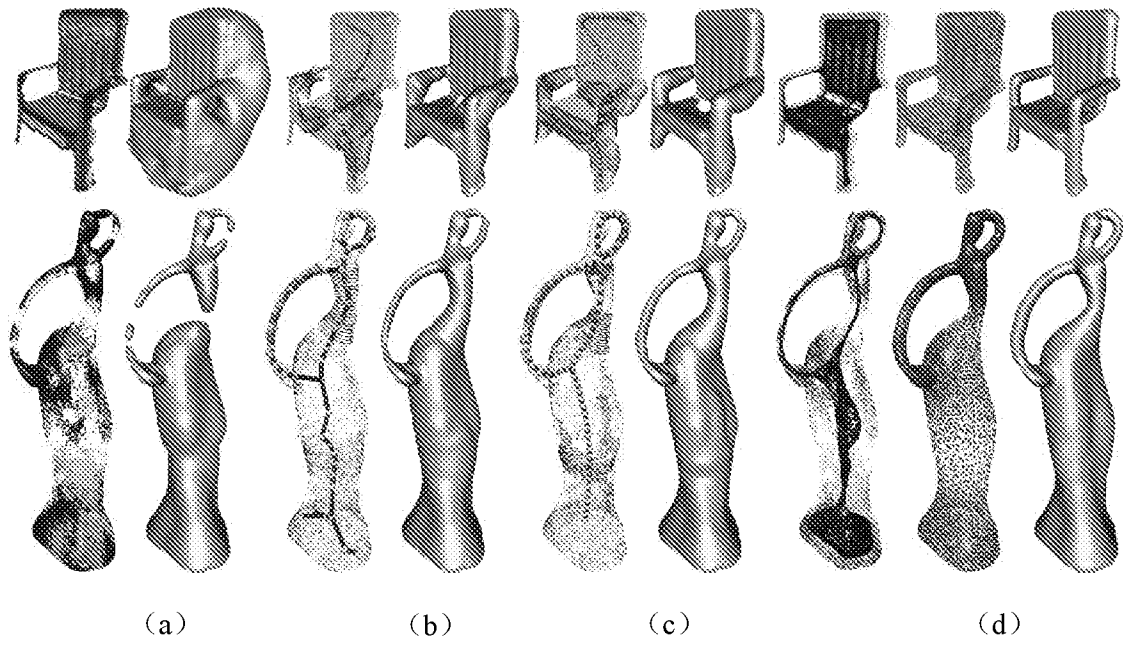


图 6

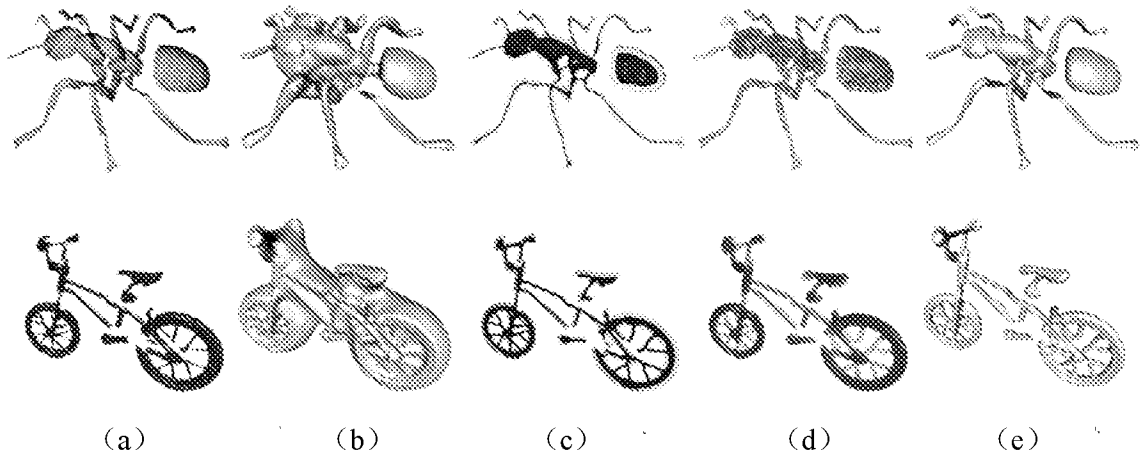


图 7

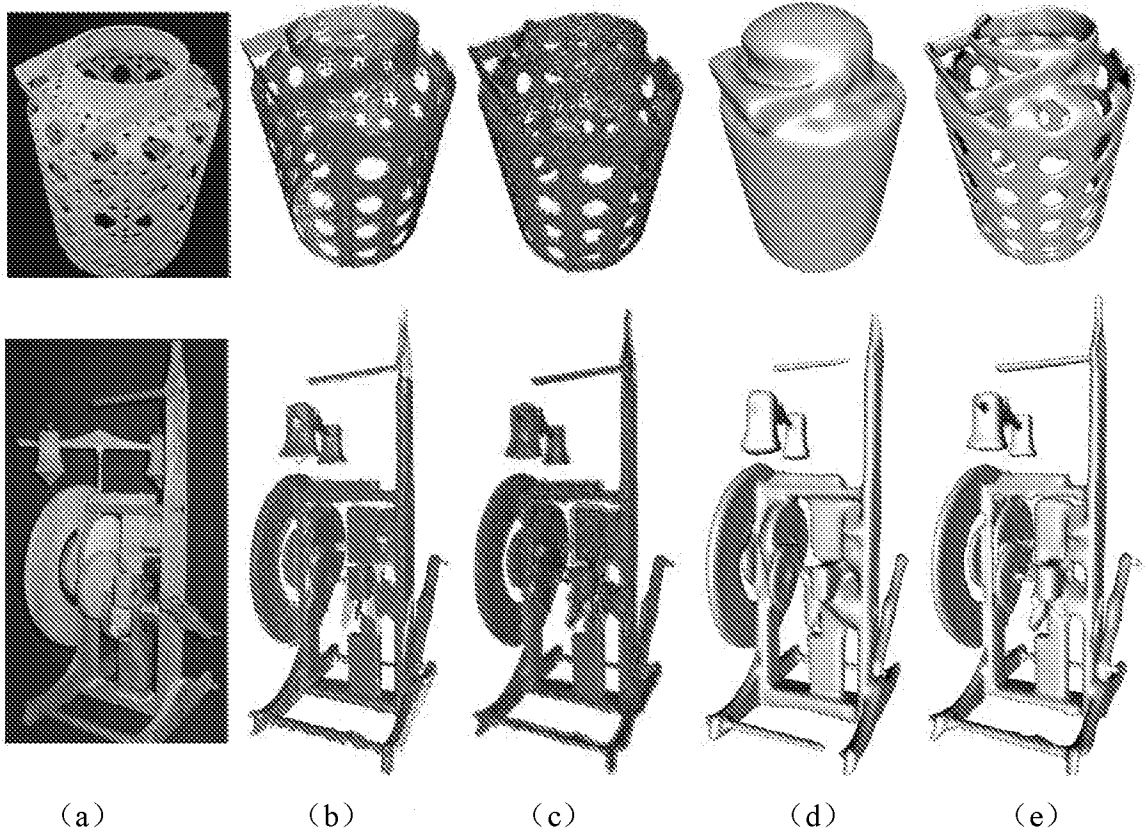


图 8

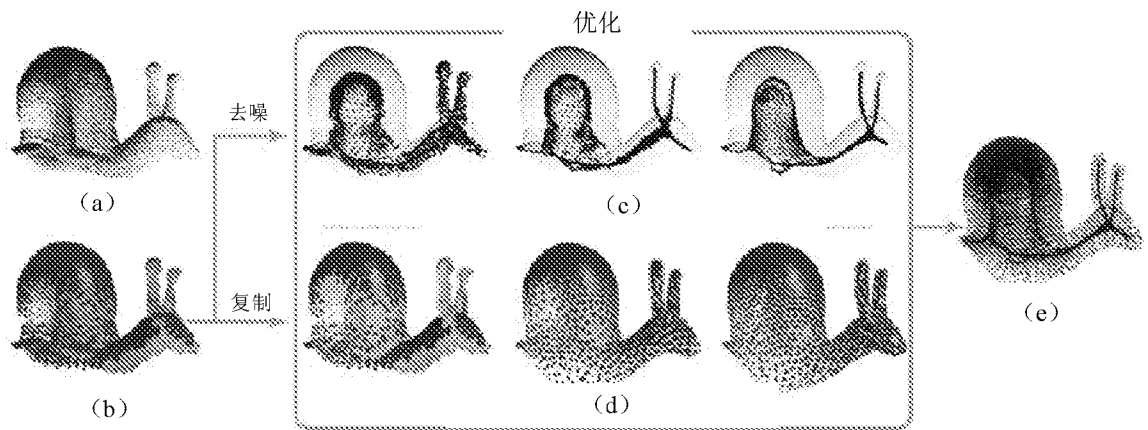


图 9

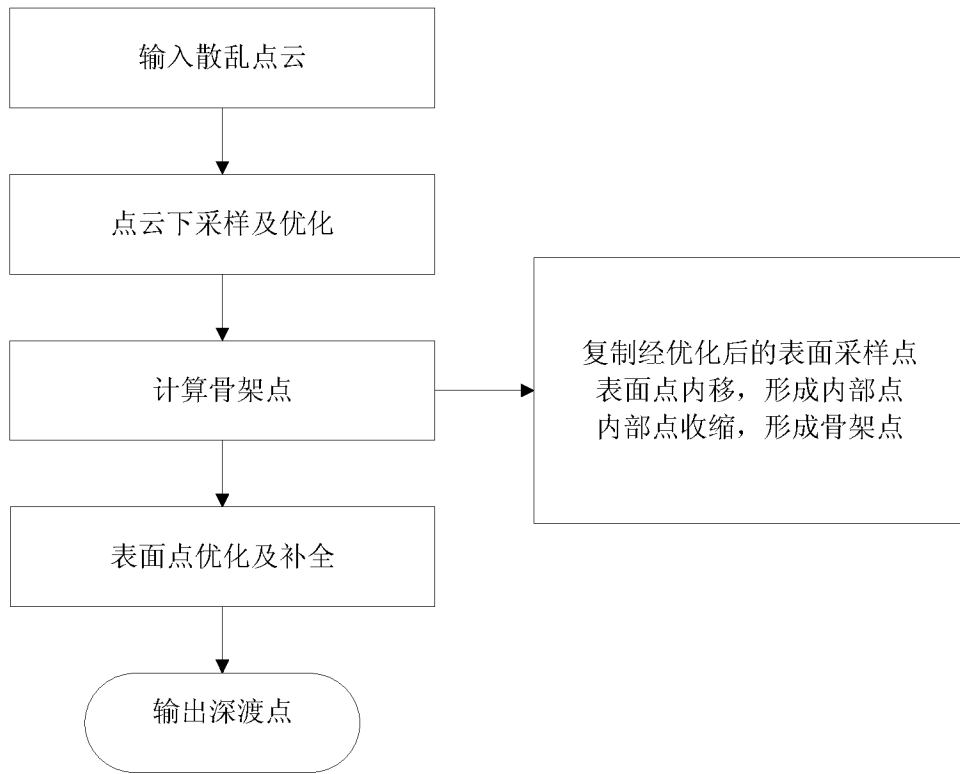


图 10

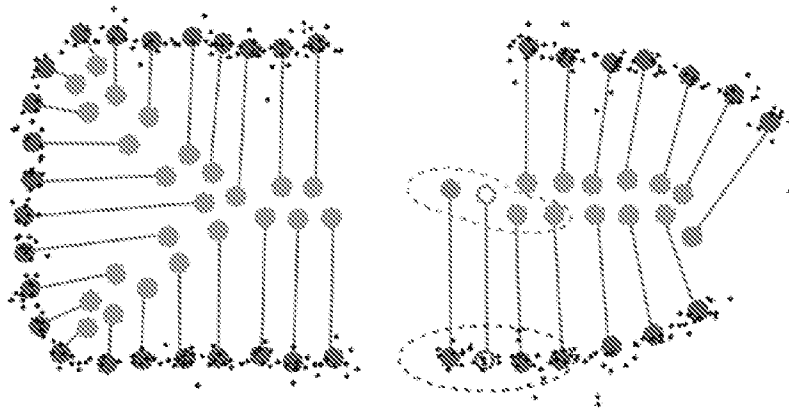


图 11

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2015/100005

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 17/00 (2006.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT; CNKI; WPI; EPODOC: skeleton, model, THREE DIMENSIONAL, POINT CLOUD, FRAMEWORK, PROFILE, MODULE?, RECONSTRUCT, SUPPLEMENT+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 102467753 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES), 23 May 2012 (23.05.2012), abstract	1-24
A	CN 104063898 A (XIAMEN UNIVERSITY), 24 September 2014 (24.09.2014), the whole document	1-24
A	CN 103065354 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES), 24 April 2013 (24.04.2013), the whole document	1-24
A	WO 2015149302 A1 (CHINESE ACAD INST AUTOMATION), 08 October 2015 (08.10.2015), the whole document	1-24

Further documents are listed in the continuation of Box C.

See patent family annex.

<p>* Special categories of cited documents:</p> <p>“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance</p> <p>“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date</p> <p>“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)</p> <p>“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means</p> <p>“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed</p>	<p>“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention</p> <p>“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone</p> <p>“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art</p> <p>“&” document member of the same patent family</p>
---	---

Date of the actual completion of the international search
10 May 2016 (10.05.2016)

Date of mailing of the international search report
01 July 2016 (01.07.2016)

Name and mailing address of the ISA/CN:
State Intellectual Property Office of the P. R. China
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao
Haidian District, Beijing 100088, China
Facsimile No.: (86-10) 62019451

Authorized officer
LIU, Huan
Telephone No.: (86-10) **62411853**

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2015/100005

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
CN 102467753 A	23 May 2012	CN 102467753 B	09 October 2013
CN 104063898 A	24 September 2014	None	
CN 103065354 A	24 April 2013	None	
WO 2015149302 A1	08 October 2015	None	

<p>A. 主题的分类</p> <p>G06T 17/00 (2006.01)i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>																	
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>G06T</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))</p> <p>CNPAT; CNKI; WPI; EPODOC: 三维, 点云, 骨架, 骨骼, 轮廓, 模型, 重建, 重构, 补全, THREE DIMENSIONAL, POINT CLOUD, FRAMEWORK, PROFILE, MODULE?, RECONSTRUCT, SUPPLEMENT+</p>																	
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>CN 102467753 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2012年 5月 23日 (2012 - 05 - 23) 摘要</td> <td>1-24</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 104063898 A (厦门大学) 2014年 9月 24日 (2014 - 09 - 24) 全文</td> <td>1-24</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103065354 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2013年 4月 24日 (2013 - 04 - 24) 全文</td> <td>1-24</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>WO 2015149302 A1 (CHINESE ACAD INST AUTOMATION) 2015年 10月 8日 (2015 - 10 - 08) 全文</td> <td>1-24</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	A	CN 102467753 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2012年 5月 23日 (2012 - 05 - 23) 摘要	1-24	A	CN 104063898 A (厦门大学) 2014年 9月 24日 (2014 - 09 - 24) 全文	1-24	A	CN 103065354 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2013年 4月 24日 (2013 - 04 - 24) 全文	1-24	A	WO 2015149302 A1 (CHINESE ACAD INST AUTOMATION) 2015年 10月 8日 (2015 - 10 - 08) 全文	1-24
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求															
A	CN 102467753 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2012年 5月 23日 (2012 - 05 - 23) 摘要	1-24															
A	CN 104063898 A (厦门大学) 2014年 9月 24日 (2014 - 09 - 24) 全文	1-24															
A	CN 103065354 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2013年 4月 24日 (2013 - 04 - 24) 全文	1-24															
A	WO 2015149302 A1 (CHINESE ACAD INST AUTOMATION) 2015年 10月 8日 (2015 - 10 - 08) 全文	1-24															
<p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p>																	
<p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p> <p>“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>“&” 同族专利的文件</p>																	
<p>国际检索实际完成的日期</p> <p>2016年 5月 10日</p>		<p>国际检索报告邮寄日期</p> <p>2016年 7月 1日</p>															
<p>ISA/CN的名称和邮寄地址</p> <p>中华人民共和国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088</p> <p>传真号 (86-10)62019451</p>		<p>授权官员</p> <p>刘欢</p> <p>电话号码 (86-10)62411853</p>															

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2015/100005

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	102467753	A	2012年 5月 23日	CN 102467753 B	2013年 10月 9日
CN	104063898	A	2014年 9月 24日	无	
CN	103065354	A	2013年 4月 24日	无	
WO	2015149302	A1	2015年 10月 8日	无	