

(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
2024 年 1 月 11 日 (11.01.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/007485 A1

(51) 国际专利分类号:

G06T 17/05 (2011.01) **G06V 10/80** (2022.01)
G06T 17/00 (2006.01) **G06V 20/40** (2022.01)
G06T 7/73 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/127636

(22) 国际申请日: 2022 年 10 月 26 日 (26.10.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202210791822.0 2022年7月5日 (05.07.2022) CN

(71) 申请人: 苏州大学 (SOOCHOW UNIVERSITY) [CN/
CN]; 中国江苏省苏州市工业园区仁爱路
199号, Jiangsu 215000 (CN)。

(72) 发明人: 孙荣川 (SUN, Rongchuan); 中国江苏省
苏州市工业园区仁爱路 199 号, Jiangsu 215000
(CN)。 陆锦宇 (LU, Jinyu); 中国江苏省苏州市

工业园区仁爱路 199 号, Jiangsu 215000 (CN)。
郁树梅 (YU, Shumei); 中国江苏省苏州市工业
园区仁爱路 199 号, Jiangsu 215000 (CN)。 孙立
宁 (SUN, Lining); 中国江苏省苏州工业园区仁
爱路 199 号, Jiangsu 215000 (CN)。

(74) 代理人: 苏州见山知识产权代理
事务所 (特殊普通合伙) (SUZHOU
JIANSHAN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY
(SPECIAL GENERAL PARTNERSHIP)); 中国江苏
省苏州市工业园区东环路 1500 号现代创展大厦
1 幢 1701 室袁丽花, Jiangsu 215000 (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,
CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI,
GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ,
IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ,
LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN,

(54) Title: AERIAL-GROUND MULTI-VEHICLE MAP FUSION METHOD BASED ON VISUAL FEATURE

(54) 发明名称: 基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法

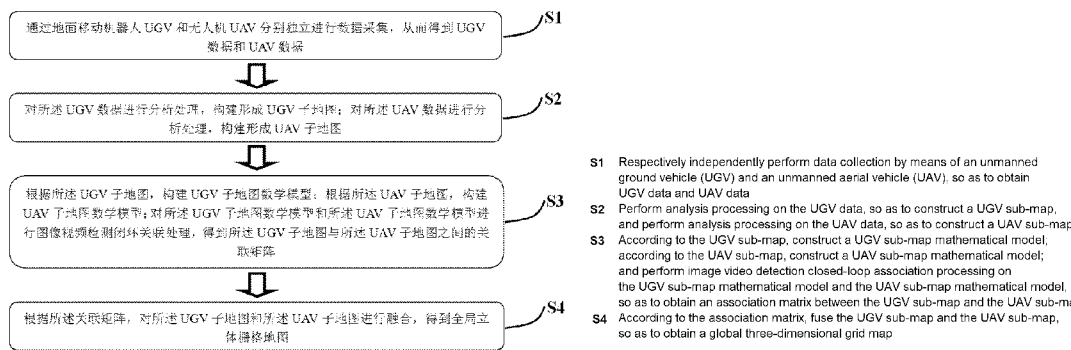


图 1

(57) Abstract: Provided in the present invention is an aerial-ground multi-vehicle map fusion method based on a visual feature. The method comprises: independently collecting data by using an unmanned ground vehicle (UGV) and an unmanned aerial vehicle (UAV), and creating respective sub-maps; according to the corresponding sub-maps, respectively constructing corresponding sub-map mathematical models, and performing image video detection closed-loop association processing on different sub-map mathematical models, so as to obtain an association matrix between the UGV sub-map and the UAV sub-map; and then, according to the association matrix, fusing the UGV sub-map and the UAV sub-map, so as to obtain a global three-dimensional grid map. In the method, local sub-maps are respectively constructed by means of the UGV and the UAV and by using algorithms, the local maps have the characteristics of a small error and high precision, the respective sub-maps are fused by means of data association, and finally, a global consistency map with relatively high precision can be formed by means of combination, such that a map obtained by using the method is more complete and has a smaller error.

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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, 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, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, 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, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:
— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。
— 在修改权利要求的期限届满之前进行，在收到该修改后将重新公布(细则48.2(h))。

(57) 摘要: 本发明提供了基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法，其利用地面移动机器人和无人机独立采集数据并创建各自的子地图；根据相应的子地图，分别构建相应的子地图数学模型，并对不同子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到UGV子地图与UAV子地图之间的关联矩阵；再根据关联矩阵，对UGV子地图和UAV子地图进行融合，得到全局立体栅格地图；上述方法分别通过UGV和UAV使用算法构建局部子地图，局部地图拥有误差小、精度高的特性，通过数据关联将各自的子地图进行融合，最终能够合并成精度较高的全局一致性地图，使得利用本方法得到的地图更加完整，并且具有更小的误差。

基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法

技术领域

本发明涉及图像定位的技术领域，特别涉及基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法。

背景技术

目前，单独使用地面移动机器人(Unmanned Ground Vehicle, UGV)或无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)解决室内大场景中定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)问题的效果各有优劣。UGV 具有负载大的优势，可以携带多个高性能传感器实现精准的环境建模，但是受限于对环境的通过性，UGV 无法遍历全部环境以构建完整地图。相对应的，UAV 具有良好的环境通过能力，通过搭载小型深度相机可以快速构建稠密的点云地图，但是续航弱，且搭载的传感器性能有限导致大场景下效果较差。

虽然使用地空多机器人能够有效解决 SLAM 存在的众多问题，但是 UGV 和 UAV 使用不同传感器所创建地图存在差异性，存在无法提取出相同特征实现子地图数据关联的问题，这无法有效合并形成精度较高的全局一致性地图。

发明内容

针对现有技术存在的缺陷，本发明提供基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法。

本发明提供基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法，其包括如下步骤：

步骤 S1，通过地面移动机器人 UGV 和无人机 UAV 分别独立进行数据采集，从而得到 UGV 数据和 UAV 数据；

步骤 S2，对所述 UGV 数据进行分析处理，构建形成 UGV 子地图；对所述 UAV 数据进行分析处理，构建形成 UAV 子地图；

步骤 S3，根据所述 UGV 子地图，构建 UGV 子地图数学模型；根据所述 UAV 子地图，构建 UAV 子地图数学模型；对所述 UGV 子地图数学模型和所述 UAV 子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间的关联矩阵；

步骤 S4，根据所述关联矩阵，对所述 UGV 子地图和所述 UAV 子地图进行融合，得到全局立体栅格地图。

相比于现有技术，该基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法利用地面移动机器人和无人机独立采集数据并创建各自的子地图；根据相应的子地图，分别构建相应的子地图数学模型，并对不同子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵；再根据关联矩阵，对 UGV 子地图和 UAV 子地图进行融合，得到全局立体栅格地图；上述方法分别通过 UGV 和 UAV 使用算法构建局部子地图，局部地图拥有误差小、精度高的特性，通过数据关联将各自的子地图进行融合，最终能够合并成精度较高的全局一致性地图，使得利用本方法得到的地图更加完整，并且具有更小的误差。

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。

图 1 为本发明提供的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法的流程示意图。

图 2 为图 1 所示的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法对应的流程框图。

图 3 为图 1 所示的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法中空地多机器人数据关

联结结构图。

图 4 为图 1 所示的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法中子地图位姿变换优化函数对应的优化情况示意图。

图 5, 7, 9 分别为本发明实际的实验场景 1, 2, 3 对应的 UGV 创建的子地图。

图 6, 8, 10 分别为本发明实际的实验场景 1, 2, 3 对应的 UAV 创建的子地图。

图 11 为本发明实际的实验场景 1 的建图结果对比示意图。

图 12 为本发明实际的实验场景 2 的建图结果对比示意图。

图 13 为本发明实际的实验场景 3 的建图结果对比示意图。

图 14 为本发明实际的实验场景 1, 2, 3 的建图精度误差对比图。

具体实施方式

参阅图 1, 为本发明实施例提供的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法的流程示意图。该基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法包括如下步骤:

步骤 S1, 通过地面移动机器人 UGV 和无人机 UAV 分别独立进行数据采集, 从而得到 UGV 数据和 UAV 数据;

步骤 S2, 对 UGV 数据进行分析处理, 构建形成 UGV 子地图; 对 UAV 数据进行分析处理, 构建形成 UAV 子地图;

步骤 S3, 根据 UGV 子地图, 构建 UGV 子地图数学模型; 根据 UAV 子地图, 构建 UAV 子地图数学模型; 对 UGV 子地图数学模型和 UAV 子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理, 得到 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵;

步骤 S4, 根据关联矩阵, 对 UGV 子地图和 UAV 子地图进行融合, 得到全局立体栅格地图。

上述技术方案的有益效果为: 该基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法利用地面移动机器人和无人机独立采集数据并创建各自的子地图; 根据相应的子地图, 分别构建相应的子地图数学模型, 并对不同子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理, 得到 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵; 再根据关联矩阵, 对 UGV 子地图和 UAV 子地图进行融合, 得到全局立体栅格地图; 上述方法分别通过 UGV 和 UAV 使用算法构建局部子地图, 局部地图拥有误差小、精度高的特性, 通过数据关联将各自的子地图进行融合, 最终能够合并成精度较高的全局一致性地图, 使得利用本方法得到的地图更加完整, 并且具有更小的误差。

请参阅图 2, 为图 1 所示的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法对应的流程框图。该图 2 以流程框图的形式简化地呈现出本发明的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法的过程, 其与上述图 1 本质上是相同的, 故这里不对图 2 进行详细的叙述。

优选地, 在步骤 S1 中, 通过地面移动机器人 UGV 和无人机 UAV 分别独立进行数据采集, 从而得到 UGV 数据和 UAV 数据具体包括:

当地面移动机器人 UGV 在室内场景的地面进行移动过程中, 指示地面移动机器人 UGV 的激光雷达设备对室内场景进行扫描检测, 得到 UGV 激光雷达数据;

当无人机 UAV 在室内场景进行飞行过程中, 指示无人机 UAV 的摄像设备对室内场景进行拍摄, 得到 UAV 图像数据。

上述技术方案的有益效果为: 在实际测量工作中, 地面移动机器人上会安装有激光雷达设备, 当地面机器人在室内空间的地面进行移动过程中, 激光雷达设备会对室内空间的地面区域进行激光雷达扫描, 从而得到相应的激光雷达数据; 其中, 该激光雷达数据包括室内空间地面区域的激光点云数据。相应地, 无人机上会安装有深度相机等摄像设备, 当无人机在室内空间的上空进行飞行过程中, 摄像设备会对室内空间的上空区域进行拍摄, 从而得到相应的图像数据; 其中, 该图像数据包括室内空间上空区域的影像。

优选地,在步骤 S2 中,对 UGV 数据进行分析处理,构建形成 UGV 子地图具体包括:
利用 Cartographer 算法对 UGV 激光雷达数据进行处理,根据 UGV 激光雷达数据包含的每个激光雷达数据帧,生成对应的局部子地图;

计算连续两个局部子地图之间的变换矩阵;再根据变换矩阵,将所有局部子地图,共同构建形成 UGV 子地图。

上述技术方案的有益效果为: Cartographer 算法为常用的 SLAM 计算方法,在实际操作中,每当激光雷达设备完成一次激光雷达扫描后,会相应形成一个激光雷达数据帧,此时对当前形成的激光雷达数据帧进行 Cartographer 算法处理,生成对应的局部子地图,这样当激光雷达设备在连续进行多次激光雷达扫描后,会形成多个局部子地图。再计算连续连个局部子地图之间在三维空间上的变换矩阵,以此对所有局部子地图进行三维空间上的组合。

在实际应用中,利用 Cartographer 算法对 UGV 激光雷达数据进行处理,根据 UGV 激光雷达数据包含的每个激光雷达数据帧,生成对应的局部子地图可包括:

每当获取得到最新一次激光雷达扫描后形成的激光雷达数据帧后,便与当前最近建立的局部子地图进行匹配,使得上述最新的激光雷达数据帧插入到当前最近建立的局部子地图最优位置,其具体利用下面公式 (1) 来实现上述过程:

$$\arg \min_{\xi} \sum_{k=1}^K (1 - M_{smooth}(T_{\xi} h_k))^2 \quad (1)$$

在上述公式 (1) 中, h_k 表示最新一次激光雷达扫描后形成的激光雷达数据帧; T_{ξ} 表示将最新一次激光雷达扫描后形成的激光雷达数据帧插入到当前最近建立的局部子地图对应旋转矩阵; K 表示激光雷达扫描得到的激光雷达数据帧的总数量; M_{smooth} 表示平滑处理函数; $\arg \min$ 表示使用高斯牛顿方法求解最小二乘问题;

通过上述公式 (1),在不断插入最新的激光雷达数据帧的同时更新局部子地图,当不再有新的激光雷达数据帧插入到局部子地图时,即认为当前局部子地图已经创建完成。

此外,局部子地图还可使用基于八叉树数据结构的立体栅格地图 Octomap,上述地图由占据、空闲和未知三种立体栅格组成;其中,每一个立体栅格可通过下面公式 (2) 进行实时更新,

$$L(n|z_{1:t+1}) = L(n|z_{1:t-1}) + L(n|z_t) \quad (2)$$

在上述公式 (2) 中, $L(.)$ 函数表示对数比(Log Odds Ratio); $L(n|z_{1:t+1})$ 表示已知时刻 1 到时刻 $t+1$ 之间测量数据 $z_{1:t+1}$ 条件下叶子节点 n 的对数比; $L(n|z_{1:t-1})$ 表示已知时刻 1 到时刻 $t-1$ 之间测量数据 $z_{1:t-1}$ 条件下叶子节点 n 的对数比; $L(n|z_t)$ 表示已知时刻 t 时刻测量数据 z_t 条件下叶子节点 n 的对数比。

优选地,在步骤 S2 中,计算连续两个局部子地图之间的变换矩阵具体包括:计算激光雷达设备在时间上连续的两次扫描检测得到的两个激光雷达数据帧分别对应的两个局部子地图之间的变换矩阵;其中,变换矩阵是指两个局部子地图在室内场景对应的三维空间上的三维空间坐标变换矩阵。

上述技术方案的有益效果为:两个不同局部子地图是分属不同激光雷达扫描形成的,这样两个局部子地图相互之间不可避免存在三维空间坐标的差异,通过计算连续两个局部子地图之间在三维空间坐标变换矩阵,能够保证两个局部子地图之间精确进行组合,有效减小组合产生的误差。

优选地，在步骤 S2 中，根据变换矩阵，将所有局部子地图，共同构建形成 UGV 子地图具体包括：

根据变换矩阵，对所有局部子地图中所有连续的两个局部子地图分别进行拼接，从而构建形成 UGV 子地图。

上述技术方案的有益效果为：通过上述方式，利用在三维空间的坐标变换矩阵，能够将所有局部子地图中所有相邻连续的两个局部子地图分别进行拼接，从而实现所有局部子地图的相互逐一拼接，保证最终形成的 UGV 子地图能够全面反映室内场景地面区域的真实情况。

优选地，在步骤 S2 中，对 UAV 数据进行分析处理，构建形成 UAV 子地图具体包括：

利用 RGBD SLAM 方法，将 UAV 图像数据的每一帧图像与其对应的拍摄景深进行关联，提取得到每一帧图像的 2D 特征点对应的深度信息，从而将每一帧图像的 2D 特征点转换为 3D 特征点；

再根据每一帧图像的所有 3D 特征点信息，将 UAV 图像数据的所有帧图像组合转换为 3D 形式的 UAV 子地图。

上述技术方案的有益效果为：RGBD SLAM 方法为常用的 SLAM 计算方法，在实际操作中，当深度相机等摄像设备对室内场景的上空区域进行深度拍摄后，会得到帧序列形式的 UAV 图像数据，该 UAV 图像数据中的每一帧图像一一对应不同的拍摄景深，将 UAV 图像数据的每一帧图像与其对应的拍摄景深进行关联，并将每一帧图像的 2D 特征点转换 3D 特征点，能够实现 UAV 图像数据的三维转换，从而提高后续进行地图融合后的地图三维视觉可靠性。

在实际应用中，RGBD SLAM 方法具体包括：

SLAM 前端将一帧图像和对应的深度数据关联，利用针孔相机模型构建相似三角形，结合相机内参数、相机外参数转换后得到点云信息。前端视觉里程计的局部帧间匹配采用 PnP Ransac(Perspective-n-Point Random sample consensus)的方式来实现，其中的特征描述因子通过汉明距离进行初步筛选后结合随机采样一致性算法进行匹配。还有，将筛选后的 2D 特征点恢复处深度信息，从而转变为 3D 特征点，再通过 3D-3D 点对来计算相机的位姿变换。上述局部帧间匹配采用光束平差法重投影进行优化位姿 μ ，其可用下面公式 (3) 表征，

$$\mu^* = \operatorname{argmin}_{\mu} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| u_i - \frac{1}{s_i} K \exp(\mu^\wedge) P_i \right\|_2^2 \quad (3)$$

在上述公式 (3) 中， μ^* 表示优化后的位姿对应的向量； μ 表示优化前的位姿对应的向量； $\wedge$ 表示将向量转换为反对称矩阵； K 表示相机内参矩阵； P_i 表示第 i 个空间坐标点； u_i 表示第 i 个像素坐标； $\exp$ 表示指数映射； n 表示每一帧图像包含的像素点总数量； argmin 表示使用高斯牛顿方法求解最小二乘问题； s_i 表示第 i 个像素的像素深度； $\sum_{i=1}^n \left\| u_i - \frac{1}{s_i} K \exp(\mu^\wedge) P_i \right\|_2^2$ 表示计算每一个投影点在图像上的实际像素坐标 u_i 与预测像素坐标 $\frac{1}{s_i} K \exp(\mu^\wedge) P_i$ 之间的误差，利用所有像素坐标的二阶范数 $\|\cdot\|_2^2$ ，使其取最小值的位姿，即为相机的最优姿态估计 μ^* ；

SLAM 后端则使用位姿图优化方法估计机器人的位姿 E ，其通过下面公式 (4) 所示，

$$E = \sum_{i,j} \left\| x_i^* - T_{i,j} x_j^* \right\|_2^2 \quad (4)$$

在上述公式 (4) 中， x_i^* 表示第 i 个待优化关键图像帧的位姿； $T_{i,j}$ 表示第 i 个待优化关键图像帧与第 j 个待优化关键图像帧之间的位姿变换； $\sum_{i,j} \left\| x_i^* - T_{i,j} x_j^* \right\|_2^2$ 表示利用位姿约束 $T_{i,j}$ 将第 j 个关键帧位姿 x_j^* 投影到第 i 个关键帧位姿 x_i^* 所在的坐标系中，计算它们之间的位姿误差的二阶范数 $\|\cdot\|_2^2$ ，使其取最小值，即得到所有关键帧的最优状态估计 E ；

通过构建一个最小二乘问题优化所有位姿，使得 E 最小 x_i^* 的就是机器人的最优状态估

计。

优选地，在步骤 S3 中，根据 UGV 子地图，构建 UGV 子地图数学模型具体包括：

以 UGV 子地图对应的坐标系 C_1 为基准，从 UGV 子地图中提取得到点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据，从而构建形成 UGV 子地图数学模型。其中，对应的点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据可分别表示为 $\{pc_1^g, pc_2^g, \dots, pc_n^g\}$, $\{im_1^g, im_2^g, \dots, im_n^g\}$, $\{d_1^g, d_2^g, \dots, d_n^g\}$, $\{p_1^g, p_2^g, \dots, p_n^g\}$ 。

上述技术方案的有益效果为：通过上述方式，在 UGV 子地图对应的空间坐标系中，以点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据作为 UGV 子地图数学模型的四个模型元素，能够最大限度地全面有效地表征 UGV 子地图数学模型，从而提高 UGV 子地图数学模型的构建可靠性；其中，利用点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据构建相应子地图数据模型属于本领域的常规技术，这里不做详细的叙述。

优选地，在步骤 S3 中，根据 UAV 子地图，构建 UAV 子地图数学模型具体包括：

以 UAV 子地图对应的坐标系 C_2 为基准，从 UAV 子地图中提取得到点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据，从而构建形成 UAV 子地图数学模型。其中，对应的点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据可分别表示为 $\{pc_1^a, pc_2^a, \dots, pc_n^a\}$, $\{im_1^a, im_2^a, \dots, im_n^a\}$, $\{d_1^a, d_2^a, \dots, d_n^a\}$, $\{p_1^a, p_2^a, \dots, p_n^a\}$ 。

上述技术方案的有益效果为：通过上述方式，在 UAV 子地图对应的空间坐标系中，以点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据作为 UAV 子地图数学模型的四个模型元素，能够最大限度地全面有效地表征 UAV 子地图数学模型，从而提高 UAV 子地图数学模型的构建可靠性；其中，利用点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据构建相应子地图数据模型属于本领域的常规技术，这里不做详细的叙述。

综上，UGV 的位姿数据和 UAV 的位姿数据均可采用 4 元数的形式表示，其可如下面公式 (5) 所示，

$$\{t, x, y, z, q_x, q_y, q_z, q_w\} \quad (5)$$

在上述公式 (5) 中， t 表示时间戳； x, y, z 表示在 X、Y、Z 轴上的平移； q_x, q_y, q_z, q_w 表示以四元数形式表示的旋转。四元数表示的姿态信息可以转换为位姿变换矩阵 T ，包含 3×3 的旋转矩阵 R 、 3×1 的平移向量 t 和维数兼容的值全为 1 的向量 I ，即 $T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & I \end{bmatrix}$ ；

其中，上述旋转矩阵 R 可通过下面公式 (6) 表示，

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2q_y^2 - 2q_z^2 & 2q_xq_y + 2q_wq_z & 2q_xq_z - 2q_wq_y \\ 2q_xq_y - 2q_wq_z & 1 - 2q_x^2 - 2q_z^2 & 2q_yq_z + 2q_wq_x \\ 2q_xq_z + 2q_wq_y & 2q_yq_z - 2q_wq_x & 1 - 2q_x^2 - 2q_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)。$$

请参阅图 3 所示，为图 1 所示的基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法中空地多机器人数据关联结构图。该图 3 完整反映了空地多机器人中点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据之间的关联方案。在该图 3 中，对于 UGV 采集的数据， $SubmapC1$ 是其建立的子地图， $\{p_i^g\}$ 代表 UGV 位姿及对应变换矩阵集合， $\{im_i^g\}$ 代表图像帧数据集合， $\{w_i^g\}$ 代表其它深度数据、点云数据等。对于 UAV 采集的数据， $SubmapC2$ 代表其建立的子地图， $\{p_j^a\}$ 代表 UAV 位姿及对应变换矩阵集合， $\{im_j^a\}$ 代表图像帧数据集合， $\{d_j^a\}$ 代表深度数据流集合，中间的双实线框代表图像相似性检测部分。单实线代表数据对应关系，点划线代表构建初始解的关联关系，粗线代表图像相似度匹配部分。

优选地，在步骤 S3 中，对 UGV 子地图数学模型和 UAV 子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵具体包括：

从 UGV 子地图数学模型和 UAV 子地图数学模型各自对应的图像序列中分别提取得到相应的 ORB 特征；

基于 ORB 特征, 确定 UGV 子地图与 UAV 子地图之间所有相似的图像;

根据 UGV 子地图与 UAV 子地图之间所有相似的图像, 构建 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的全局约束;

根据全局约束, 得到将 UAV 子地图进行坐标转换到 UGV 子地图上的变换矩阵最优解, 并将变换矩阵最优解作为 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵。

上述技术方案的有益效果为: 通过上述方式, 以 UGV 子地图数学模型和 UAV 子地图数学模型各自对应的图像序列的 ORB 特征为基准, 并利用汉明距离作为两个图像序列中图像相似性的判断依据 (即若两个图像序列中对应的两个图像的 ORB 特征之间的汉明距离小于预设阈值, 则确定对应的两个图像属于相似的图像; 否则, 确定对应的两个图像不属于相似的图像); 再以所有相似的图像为基准, 构建 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的全局约束关系, 并且对该全局约束关系进行相应的最小二乘问题优化解算, 能够得到将 UAV 子地图进行坐标转换到 UGV 子地图上的变换矩阵最优解, 从而实现对 UAV 子地图与 UGV 子地图的同一空间坐标融合。其中, 构建上述全局约束关系和对上述全局约束关系进行相应的最小二乘问题优化解算均属于本领域的常规技术, 这里不做详细的叙述。

在实际应用中, 分别从 UGV 和 UAV 创建的子地图中的图像序列提取 ORB 特征, 使用描述子对它们进行数据关联。使用汉明距离作为图像相似性的判断依据, 当 ORB 特征之间的汉明距离小于预设预设, 则确定对应的两个图像属于相似的图像, 此时判读 ORB 特征关联成功, 以及统计成功匹配的 ORB 特征数量; 否则, 确定对应的两个图像不属于相似的图像。

比如, 当 UGV 和 UAV 里对应的图像分别是 im_i^g 和 im_j^a 时, 它们之间成功关联的 ORB 特征的数量记为 $nof(im_i^g, im_j^a)$ 。计算子地图中所有图像之间的特征关联数 $nof(im_i^g, im_j^a), 0 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m$ 之后, 其中 n, m 分别表示 UGV 子地图和 UAV 子地图各自包含的图像数量, 最终得到满足一定特征关联数的 L 个成功关联的图像对, 形成如下集合: $\{(im_{i_1}^g, im_{j_1}^a), (im_{i_2}^g, im_{j_2}^a), \dots, (im_{i_L}^g, im_{j_L}^a)\}$ 。

在得到 UGV 和 UAV 子地图中的关联图像对之后, 利用 UAV 图像数据中的深度信息计算对应视觉特征的 3D 位置信息, 之后, 采用 EPNP (Estimation Perspective N Point) 方法计算它与 UGV 图像之间的相对位姿变换。

EPNP 利用多对匹配成功的特征信息计算机器人位姿变换, 在世界坐标系中使用虚拟控制点的加权表示特征三维坐标, 通过求解控制点在相机参考坐标系下的坐标来计算机器人的位姿变换, 如下面公式 (7) 所示:

$$\begin{cases} R = UV^T \\ t = p_c^e - Rp_c^w \end{cases} \quad (7)$$

在上述公式 (7) 中, U 和 V 表示奇异分解后得到的酉矩阵, p_c^e 和 p_c^w 表示两个相机下 ORB 特征点集的质心坐标。

再输入两幅匹配好的图像 $im_{i_k}^g$ 和 $im_{j_k}^a$ 以及对应的深度数据流 $d_{j_k}^a$ 到 EPNP 中, 计算得到 UAV 相机图像 $im_{j_k}^a$ 变换到 UGV 相机图像 $im_{i_k}^g$ 的位姿变换, 再通过各自的相机坐标系转换为 UAV 和 UGV 基础坐标系之间的变换关系 T_k 。

将位姿变换矩阵 T_k 转换为旋转矩阵, 并通过反对称以李代数形式的位姿 ξ 表示, 使用 BA 构建最小二乘问题对其优化, 其如下面公式 (8) 所示,

$$\xi^* = \operatorname{argmin}_{\xi} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \left\| u_j - \frac{1}{s_j} K \exp(\xi^\wedge) P_j \right\|_2^2 \quad (8)$$

在上述公式 (8) 中, ξ^* 表示优化后的位姿对应的向量; $^\wedge$ 表示将向量转换为反对称矩阵; K 表示相机内参矩阵; P_j 表示第 j 个空间坐标点; u_j 表示第 j 个像素坐标; $\exp$ 表示指数映射; n 表示每一帧图像包含的像素点总数量; argmin 表示使用高斯牛顿方法求解最小二乘问题;

s_j 表示第 j 个像素的像素深度; $\sum_{j=1}^n \left\| u_j - \frac{1}{s_j} \text{Kexp}(\xi^\wedge) P_j \right\|_2^2$ 表示计算每一个投影点在图像上的实际像素坐标 u_j 与预测像素坐标 $\frac{1}{s_j} \text{Kexp}(\xi^\wedge) P_j$ 之间的误差, 利用所有像素坐标的二阶范数 $\|\cdot\|_2^2$, 使其取最小值的位姿, 即为相机的最优姿态估计 ξ^* 。

在优化结束后得到位姿, 将 ξ^* 转换为位姿变换矩阵 $\hat{T}_k$ 。选取具备最多特征关联束的图像对, 利用里程计算信息计算它们之间的初始位姿变换矩阵, 基于关联特征形成的约束进行优化, 最后得到最优的位姿变换矩阵 $\hat{T}_{a,g}$ 。

具体地, 根据上述公式 (5) 和 (6) 将 UGV 在 i_k 的位姿矩阵化得到 $p_{i_k}^g$, 将 UAV 在 j_k 的位姿矩阵化得到 $p_{j_k}^a$ 。根据上述公式 $\text{nof}(im_i^g, im_j^a)$ 中匹配的图像 $(im_{i_k}^g, im_{j_k}^a)$, 计算 UAV 子图坐标系到 UGV 子图的初始变换矩阵为 $T_{a,g}^k$, 其如下所示:

$$T_{a,g}^k = p_{i_k}^g * \hat{T}_k * p_{j_k}^a{}^{-1} \quad (9)$$

在上述公式 (9) 中, $\hat{T}_k$ 表示匹配图像之间的相机位姿变换。

再根据下面公式 (10) 中的所有 L 对相似图像集合计算每个 $T_{a,g}^k$, 得到矩阵集合如下:

$$\{T_{a,g}^1, T_{a,g}^2, \dots, T_{a,g}^L\} \quad (10)$$

基于上式建立关于子地图位姿变换优化函数, 选定具备最多特征关联数的初始解, 基优化后得到 $\hat{T}_{a,g}$:

$$\hat{T}_{a,g} = \text{optimize}(T_{a,g}^1, T_{a,g}^2, \dots, T_{a,g}^L) \quad (11);$$

从图 4 可以得到上述公式 (11) 对应的优化情况, 在该图 4 所示为优化方向, 将初始解和位姿放入到优化器中, 优化的方法是依据式 (14) 计算得到的 L 组变换矩阵, 计算从 UAV 转换到 UGV 子图中特征点对的距离误差和 $e_l(x)$, 优化后得到这个误差最小的矩阵。

代价函数采用如下的 L 组的匹配图像下的全局误差函数:

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \|e_l(x)\|_2^2 \quad (12)$$

本发明通过 LM 算法进行优化, 得到全局最优的位姿变换矩阵。

其中, LM 算法需要计算误差项关于优化变量相机位姿的导数雅克比矩阵 $J(x)$, 将其线性化后如下式 (13):

$$E(x + \Delta x) \approx E(x) + J(x)\Delta x \quad (13)$$

将最小二乘问题展开对关于 Δx 的求导, 令其为 0, 问题转化为下式 (14):

$$(H + \lambda I)\Delta x = g \quad (14)$$

在上述公式 (14) 中, $H = J(x)^T J(x)$ 表示海森矩阵, g 表示展开的其余部分, λ 表示调节因子。

最后当优化误差与上一次优化的结果在一个很小的范围 δ 内, 或者达到优化次数上限, 算法退出, 如下式 (15):

$$|E(x + \Delta x) - E(x)| < \delta \quad (15)$$

从而在优化完毕后, 得到最优的坐标系变换矩阵 $\hat{T}_{a,g}$ 。

优选地, 在步骤 S4 中, 根据关联矩阵, 对 UGV 子地图和 UAV 子地图进行融合, 得到全局立体栅格地图具体包括:

根据关联矩阵, 将 UAV 子地图转换到 UGV 子地图的坐标系后; 再按照立体栅格地图融合方法, 将 UGV 子地图和 UAV 子地图进行全局地图融合, 从而得到地空多机器人全局一致性地图。

上述技术方案的有益效果为: 通过上述方式, 以关联矩阵作为 UAV 子地图转换到 UGV 子地图的坐标系对应的坐标变换矩阵, 这样可将 UAV 子地图融合统一到 UGV 子地图中, 并且确保融合得到的地空多机器人全局一致性地图在室内场景的地面区域和上空区域均具有完整性和协调性, 避免融合得到地图发生扭曲和失真。

在实际应用中, 以 UGV 的第一个子地图为基准建立全局坐标系, 将 UGV 和 UAV 建立

的所有子地图转换到该坐标系下构建全局地图。对于 UGV 所创建的连续子地图，相应的位姿变换矩阵 T 为：

$$T = \{T_{1,1}^G, T_{2,1}^G, \dots, T_{N,1}^G\} \quad (16)$$

在上述公式 (16) 中， $T_{i,1}^G$ 表示第 i 个子地图相对于第 1 个子地图的位姿变换； $T_{1,1}^G$ 表示单位矩阵。

UAV 创建的子图到 UGV 第 j 张子图的最优变换矩阵为 $\bar{T}_{a,g}^j$ ，UAV 子图转换到全局坐标系的矩阵 $\hat{T}_{a,g}^j$ 如下式 (17) 所示：

$$\hat{T}_{a,g}^j = T_{j,1}^G \bar{T}_{a,g}^j \quad (17)$$

综上，首先根据最优变换矩阵 $\bar{T}_{a,g}^j$ 将 UAV 子地图转换到 UGV 子地图的坐标系下，然后根据 $T_{j,1}^G$ 将空地局部子地图融合结果转换到世界坐标系下，按照立体栅格地图融合方法进行全局地图融合，最后得到空地多机器人全局一致性地图。

UAV 创建的子地图到 UGV 创建的第 j 张子地图的最优变换矩阵为 $\bar{T}_{a,g}^j$ ，UAV 创建的子地图转换到全局坐标系的矩阵 $\hat{T}_{a,g}^j$ 如下式所示，

$$\hat{T}_{a,g}^j = T_{j,1}^G \bar{T}_{a,g}^j \quad (10)$$

首先根据最优变换矩阵 $\bar{T}_{a,g}^j$ ，将 UAV 子地图转换到 UGV 子地图的坐标系下，然后根据 $T_{j,1}^G$ 将空地局部子地图融合结果转换到世界坐标系下，按照立体栅格地图融合方法进行全局地图融合，最后得到空地多机器人全局一致性地图。

从上述实施例的内容可知，该基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法利用地面移动机器人和无人机独立采集数据并创建各自的子地图；根据相应的子地图，分别构建相应的子地图数学模型，并对不同子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到 UGV 子地图与 UAV 子地图之间的关联矩阵；再根据关联矩阵，对 UGV 子地图和 UAV 子地图进行融合，得到全局立体栅格地图；上述方法分别通过 UGV 和 UAV 使用算法构建局部子地图，局部地图拥有误差小、精度高的特性，通过数据关联将各自的子地图进行融合，最终能够合并成精度较高的全局一致性地图，使得利用本方法得到的地图更加完整，并且具有更小的误差。

还有，为了验证本发明中的算法有效性，利用 UGV 和 UAV 在三个场景中进行了实验验证。UGV 为蓝鲸机器人小强 XQ4-PRO，无人机为阿木实验室 P200。其中 UGV 搭载了 RFANS-32 激光雷达与 D435i 深度相机，UAV 搭载了 D435i 深度相机。两者系统均采用 Ubuntu16.04 系统，ROS 版本为 Kinect，数据处理的计算机配置为 I7-4790K CPU，NVIDIA GeForce GTX 970 和 Ubuntu18.04。

UGV 感知环境采用的传感器是北科天绘 RFANS-32 线机械式激光雷达，性能参数如下面表 1：

表 1 RFANS-32 性能参数

	Rfans-32
最大测距范围(m)	200
垂直视场(°)/分辨率	31° (-20°~11°) /1°
水平视场角(°)/分辨率	360°/0.09°~0.36°
重量(g)	738g

UAV 感知环境的主要传感器是 D435i 深度相机，该相机携带了惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)，性能参数如下面表 2：

表 2 D435i 性能参数

	D435i
彩色分辨率	1920x1080
深度分辨率	1280x720
测距范围(m)	0.3m-3m
深度精度(2m ²)	<2%

进一步，UGV 创建的子地图如图 6、9、12 所示。UAV 创建的子地图如图 7、10、13 所示，子地图中每一个立体栅格对应真实环境中的 0.1 米。

对 UGV 和 UAV 子地图的建图结果分析如下：

图 11、图 12、图 13 中的(a1)和(a2)是使用 3.3.3 节中优化前矩阵对 UGV 和 UAV 子地图融合得到的结果局部放大特写。图 11、图 12、图 13 的(b1)和(b2)是根据位姿与特征构建多重约束，通过优化后的变换矩阵对 UGV 和 UAV 子地图融合得到环境模型的局部放大图。对比空地多机器人子地图融合优化前后的效果图可知，位姿矩阵在优化后实现了更好的子地图融合效果。

图 11、图 12、图 13 的(c1)是单 UGV 使用 Cartographer 方法建立的全局地图。UGV 在室内环境采集数据时，机器人在局部小范围内反复扫描，室内狭窄区域限制了激光雷达的发射角，导致传感器无法感知室内所有区域，存在无法对环境进行完整建模的缺点。本发明使用 UAV 获得质量较高的点云地图，然后转化为立体栅格图。然后使用本发明所提方法将 UAV 子地图与 UGV 所建地图进行融合，得到效果更好的全局地图。

基于视觉特征的空地多机器人子地图融合方法得到的全局地图如图 11、图 12、图 13 中的(c2)所示，框线表示使用本文所提算法融合 UGV 和 UAV 子地图的区域。在实际环境中选取若干角点，计算了栅格角点之间的距离，并对真实环境距离进行测量与之对比，结果如下面表 3 所示。

表 3 建图精度对比

场景 1	A 到 B	B 到 C	C 到 D	D 到 A
真实距离(m)	45.57	44.73	45.55	45.54
Cartographer(m)	50.16	45.24	43.59	44.85
本文算法(m)	44.60	45.16	43.88	43.53
场景 2	A 到 B	B 到 C	C 到 D	E 到 F
真实距离(m)	40.30	12.25	58.42	85.28
Cartographer(m)	40.01	11.64	58.37	81.60
本文算法(m)	40.40	12.11	58.51	85.93
场景 3	A 到 B	B 到 C	C 到 D	C 到 E
真实距离(m)	6.65	37.21	34.70	45.85
Cartographer(m)	6.85	36.94	33.81	45.32
本文算法(m)	6.71	36.91	33.81	45.45

计算表 3 中场景 1、2、3 的建图精度算法与真实距离的最大误差和平均误差，结果如表 4、图 14 所示。

表 4 建图精度误差对比

方法误差	场景 1	场景 2	场景 3
Cartographer 最大距离误差(m)	4.59	3.68	0.89
本文方法最大距离误差(m)	1.67	0.65	0.89
Cartographer 平均距离误差(m)	1.94	1.16	0.47
本文方法平均距离误差(m)	1.27	0.25	0.41

由表 4、图 14 可知，在场景 1、2、3 中，本文所提的空地多机器人子地图融合方法的最大误差与平均误差均小于单机器人 Cartographer 方法。

经实验结果分析，单 UGV 机器人使用激光雷达建图不完整，且易产生误差导致精度较低。使用本发明所提的空地多机器人子地图融合方法可以更加精准、全面地构建全局立体栅格地图。

权利要求书

1. 基于视觉特征的空地多机器人地图融合方法，其特征在于包括如下步骤：
步骤 S1，通过地面移动机器人 UGV 和无人机 UAV 分别独立进行数据采集，从而得到 UGV 数据和 UAV 数据；
步骤 S2，对所述 UGV 数据进行分析处理，构建形成 UGV 子地图；对所述 UAV 数据进行分析处理，构建形成 UAV 子地图；
步骤 S3，根据所述 UGV 子地图，构建 UGV 子地图数学模型；根据所述 UAV 子地图，构建 UAV 子地图数学模型；对所述 UGV 子地图数学模型和所述 UAV 子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理，得到所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间的关联矩阵；
步骤 S4，根据所述关联矩阵，对所述 UGV 子地图和所述 UAV 子地图进行融合，得到全局立体栅格地图。
2. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S1 中，通过地面移动机器人 UGV 和无人机 UAV 分别独立进行数据采集，从而得到 UGV 数据和 UAV 数据具体包括：
当地面移动机器人 UGV 在室内场景的地面进行移动过程中，指示所述地面移动机器人 UGV 的激光雷达设备对室内场景进行扫描检测，得到 UGV 激光雷达数据；
当无人机 UAV 在所述室内场景进行飞行过程中，指示所述无人机 UAV 的摄像设备对所述室内场景进行拍摄，得到 UAV 图像数据。
3. 如权利要求 2 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S2 中，对所述 UGV 数据进行分析处理，构建形成 UGV 子地图具体包括：
利用 Cartographer 算法对所述 UGV 激光雷达数据进行处理，根据 UGV 激光雷达数据包含的每个激光雷达数据帧，生成对应的局部子地图；
计算连续两个局部子地图之间的变换矩阵；再根据所述变换矩阵，将所有局部子地图，共同构建形成 UGV 子地图。
4. 如权利要求 3 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S2 中，计算连续两个局部子地图之间的变换矩阵具体包括：
计算所述激光雷达设备在时间上连续的两扫描检测得到的两个激光雷达数据帧分别对应的两个局部子地图之间的变换矩阵；其中，所述变换矩阵是指两个局部子地图在室内场景对应的三维空间上的三维空间坐标变换矩阵。
5. 如权利要求 4 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S2 中，根据所述变换矩阵，将所有局部子地图，共同构建形成 UGV 子地图具体包括：
根据所述变换矩阵，对所有局部子地图中所有连续的两个局部子地图分别进行拼接，从而构建形成 UGV 子地图。
6. 如权利要求 5 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S2 中，对所述 UAV 数据进行分析处理，构建形成 UAV 子地图具体包括：
利用 RGBD SLAM 方法，将所述 UAV 图像数据的每一帧图像与其对应的拍摄景深进行关联，提取得到每一帧图像的 2D 特征点对应的深度信息，从而将每一帧图像的 2D 特征点转换为 3D 特征点；
再根据每一帧图像的所有 3D 特征点信息，将所述 UAV 图像数据的所有帧图像组合转换为 3D 形式的 UAV 子地图。
7. 如权利要求 6 所述的方法，其特征在于：
在所述步骤 S3 中，根据所述 UGV 子地图，构建 UGV 子地图数学模型具体包括：
以所述 UGV 子地图对应的坐标系 C_1 为基准，从所述 UGV 子地图中提取得到点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据，从而构建形成 UGV 子地图数学模型。

8. 如权利要求 7 所述的方法, 其特征在于:

在所述步骤 S3 中, 根据所述 UAV 子地图, 构建 UAV 子地图数学模型具体包括:

以所述 UAV 子地图对应的坐标系 C_2 为基准, 从所述 UAV 子地图中提取得到点云数据、图像像素数据、图像深度数据和位姿数据, 从而构建形成 UAV 子地图数学模型。

9. 如权利要求 8 所述的方法, 其特征在于:

在所述步骤 S3 中, 对所述 UGV 子地图数学模型和所述 UAV 子地图数学模型进行图像视频检测闭环关联处理, 得到所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间的关联矩阵具体包括:

从所述 UGV 子地图数学模型和所述 UAV 子地图数学模型各自对应的图像序列中分别提取得到相应的 ORB 特征;

基于所述 ORB 特征, 确定所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间所有相似的图像;

根据所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间所有相似的图像, 构建所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间的全局约束;

根据所述全局约束, 得到将所述 UAV 子地图进行坐标转换到所述 UGV 子地图上的变换矩阵最优解, 并将所述变换矩阵最优解作为所述 UGV 子地图与所述 UAV 子地图之间的关联矩阵。

10. 如权利要求 9 所述的方法, 其特征在于:

在所述步骤 S4 中, 根据所述关联矩阵, 对所述 UGV 子地图和所述 UAV 子地图进行融合, 得到全局立体栅格地图具体包括:

根据所述关联矩阵, 将所述 UAV 子地图转换到所述 UGV 子地图的坐标系后; 再按照立体栅格地图融合方法, 将所述 UGV 子地图和所述 UAV 子地图进行全局地图融合, 从而得到地空多机器人全局一致性地图。



图 1

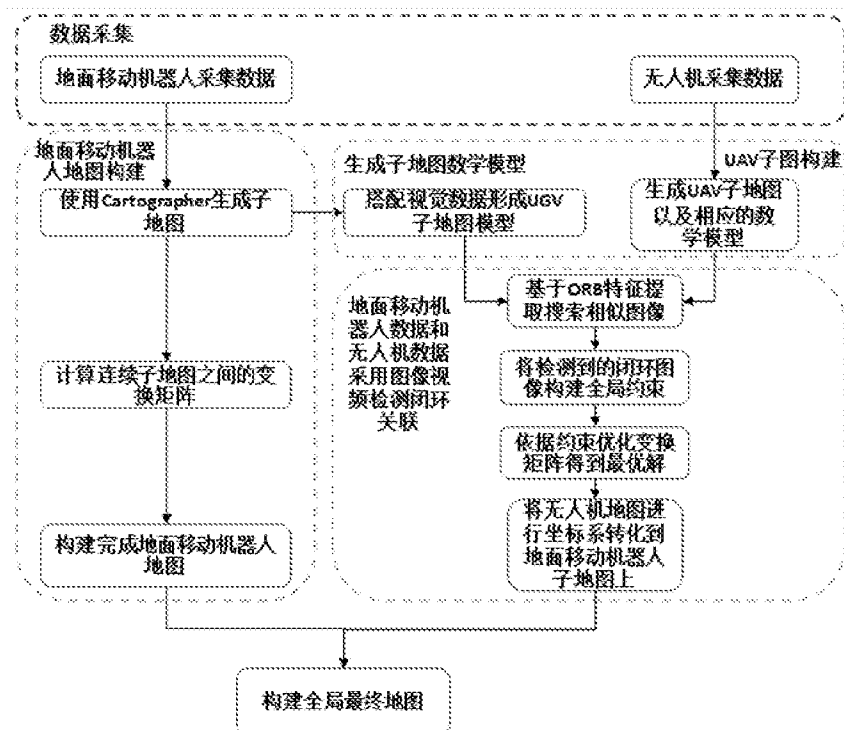


图 2

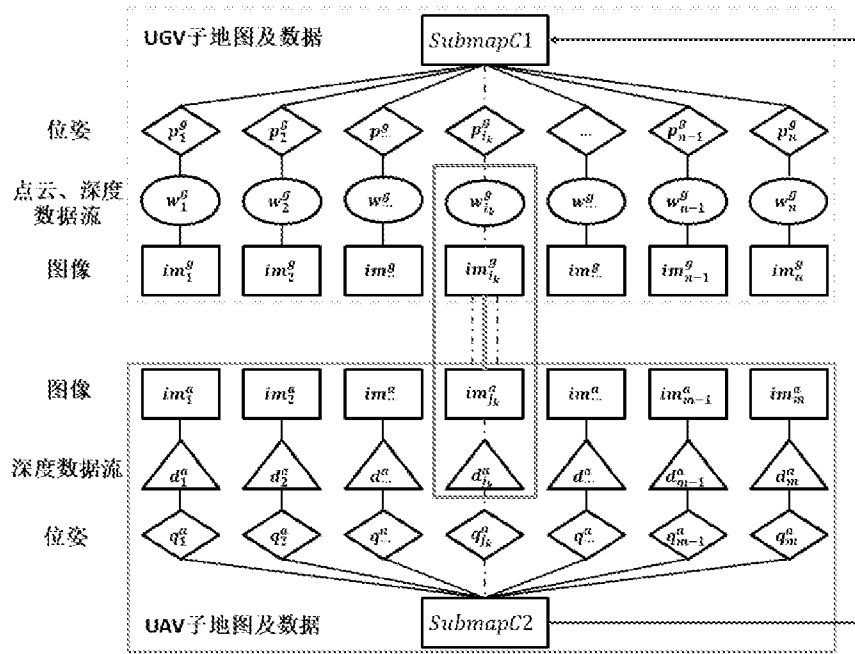


图 3

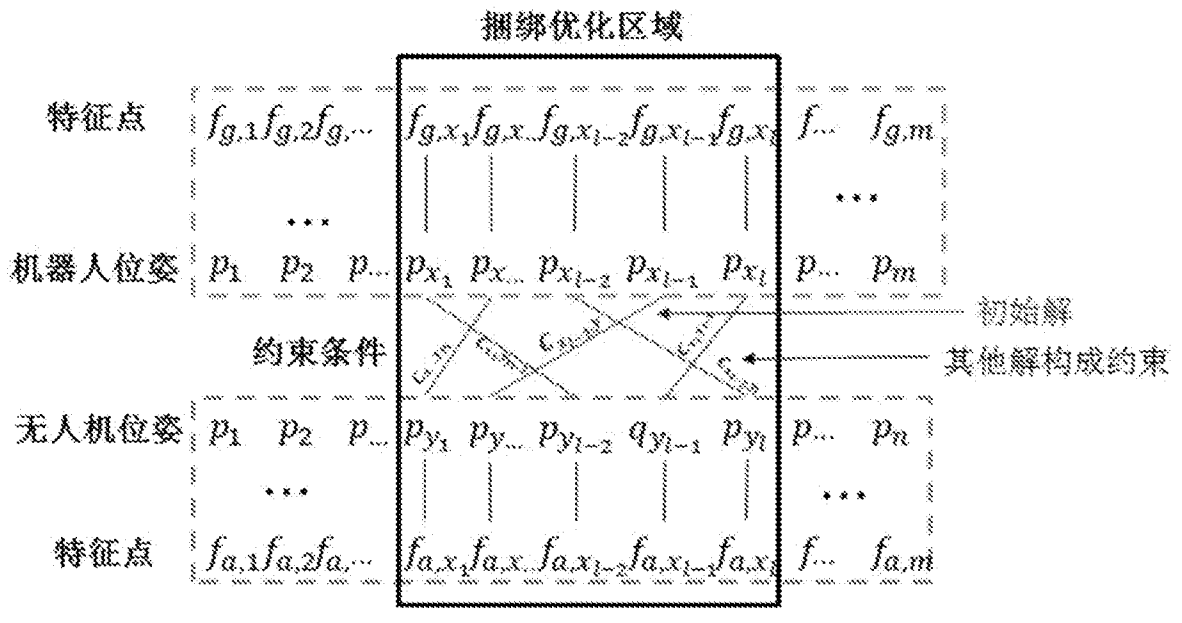


图 4

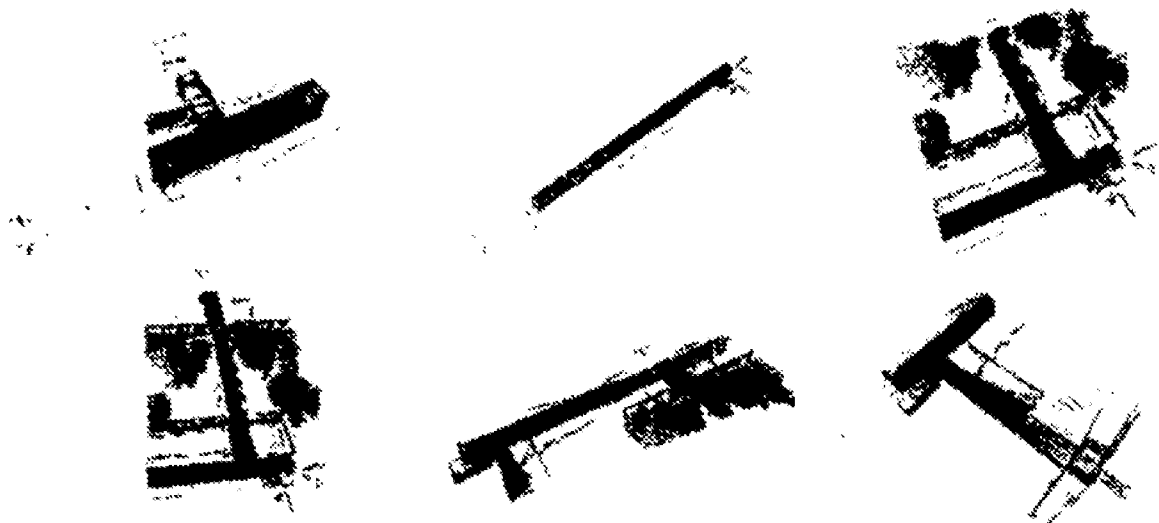
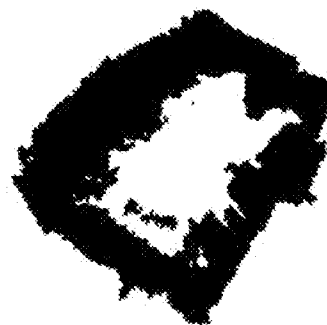
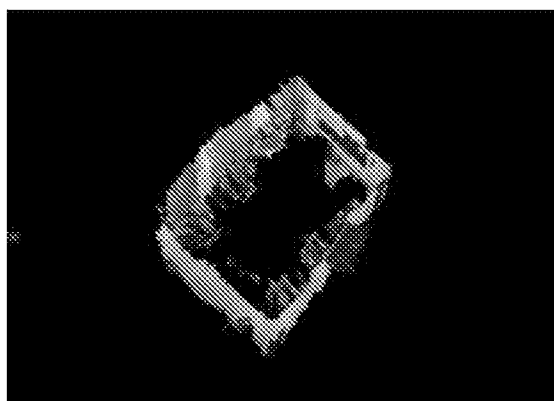
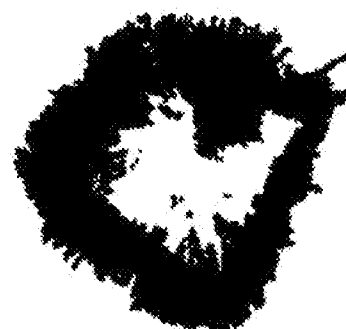
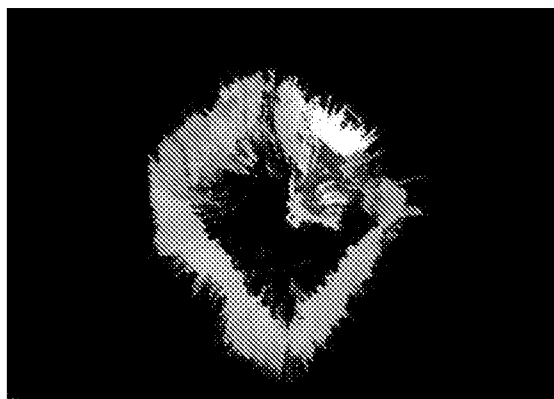


图 5



(a) UAV 子地图场景 1



(b) UAV 子地图场景 2

图 6

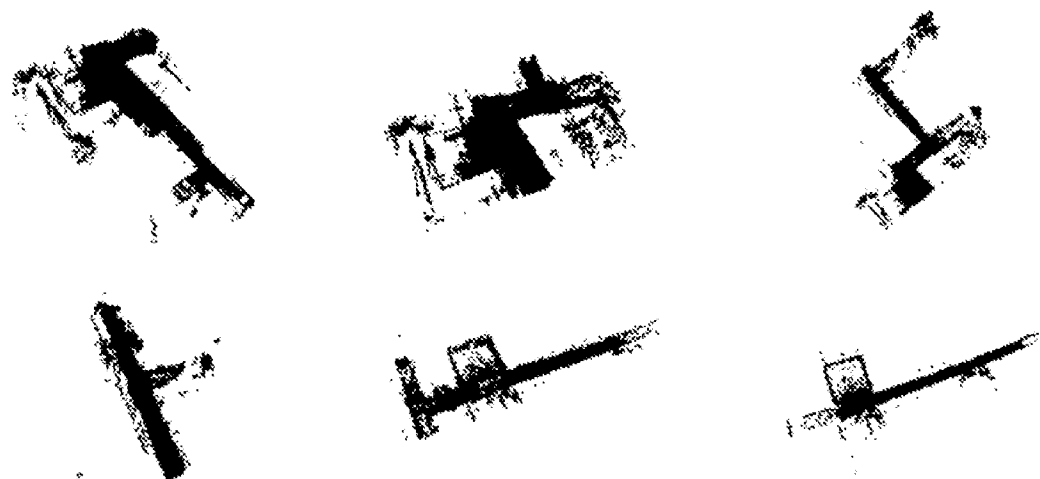
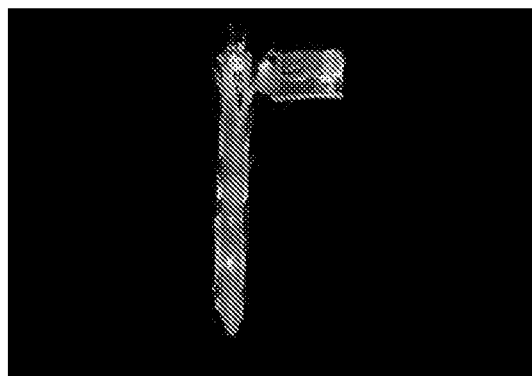
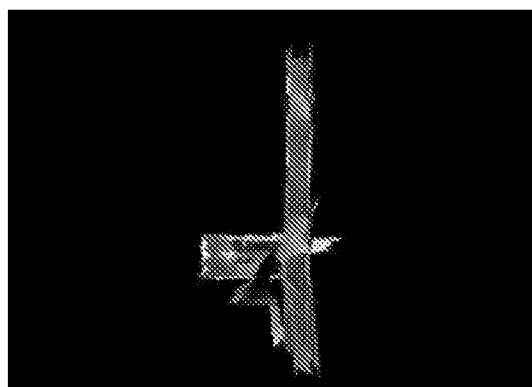


图 7



(a) UAV 子地图场景 1



(b) UAV 子地图场景 2

图 8

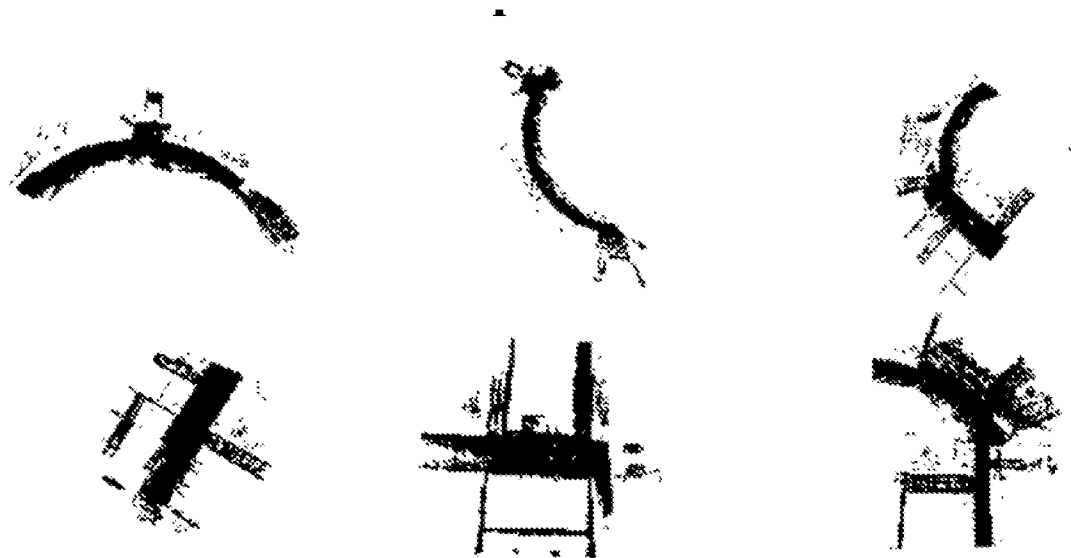
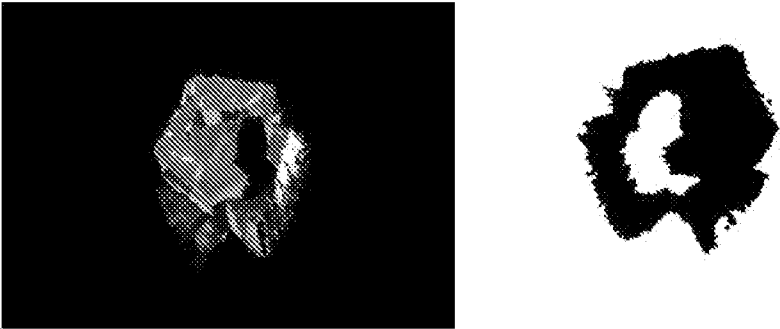
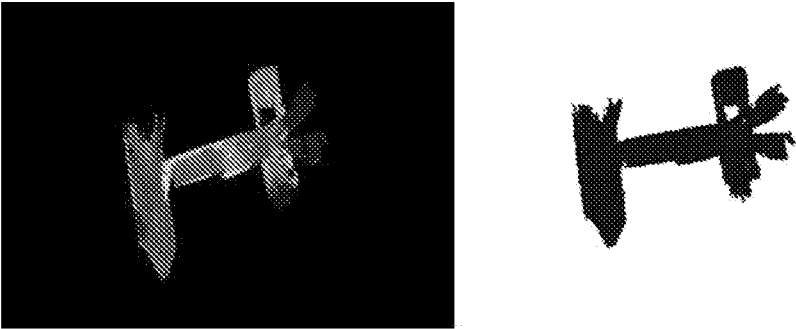


图 9

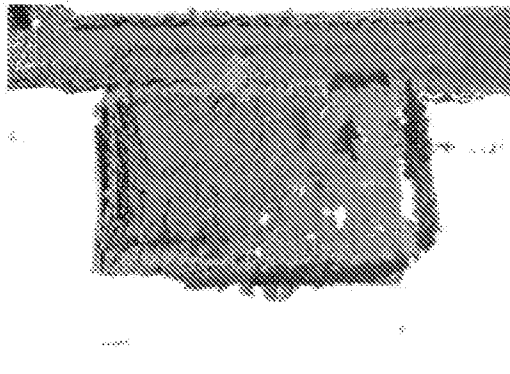


(a) UAV 子地图场景 1



(b) UAV 子地图场景 2

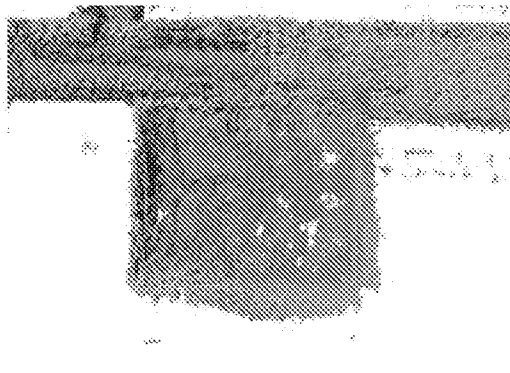
图 10



(a1) 优化前局部放大 1



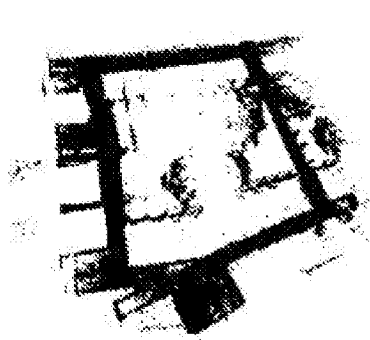
(a2) 优化前局部放大 2



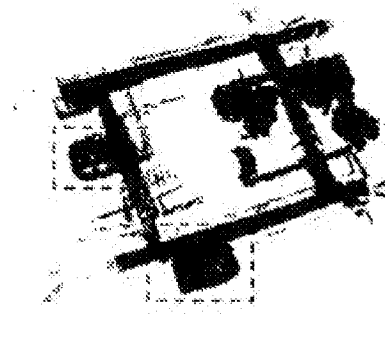
(b1) 优化后局部放大 1



(b2) 优化后局部放大 2



(c1) Cartographer 单机器人建图



(c2) 本文建图方法

图 11

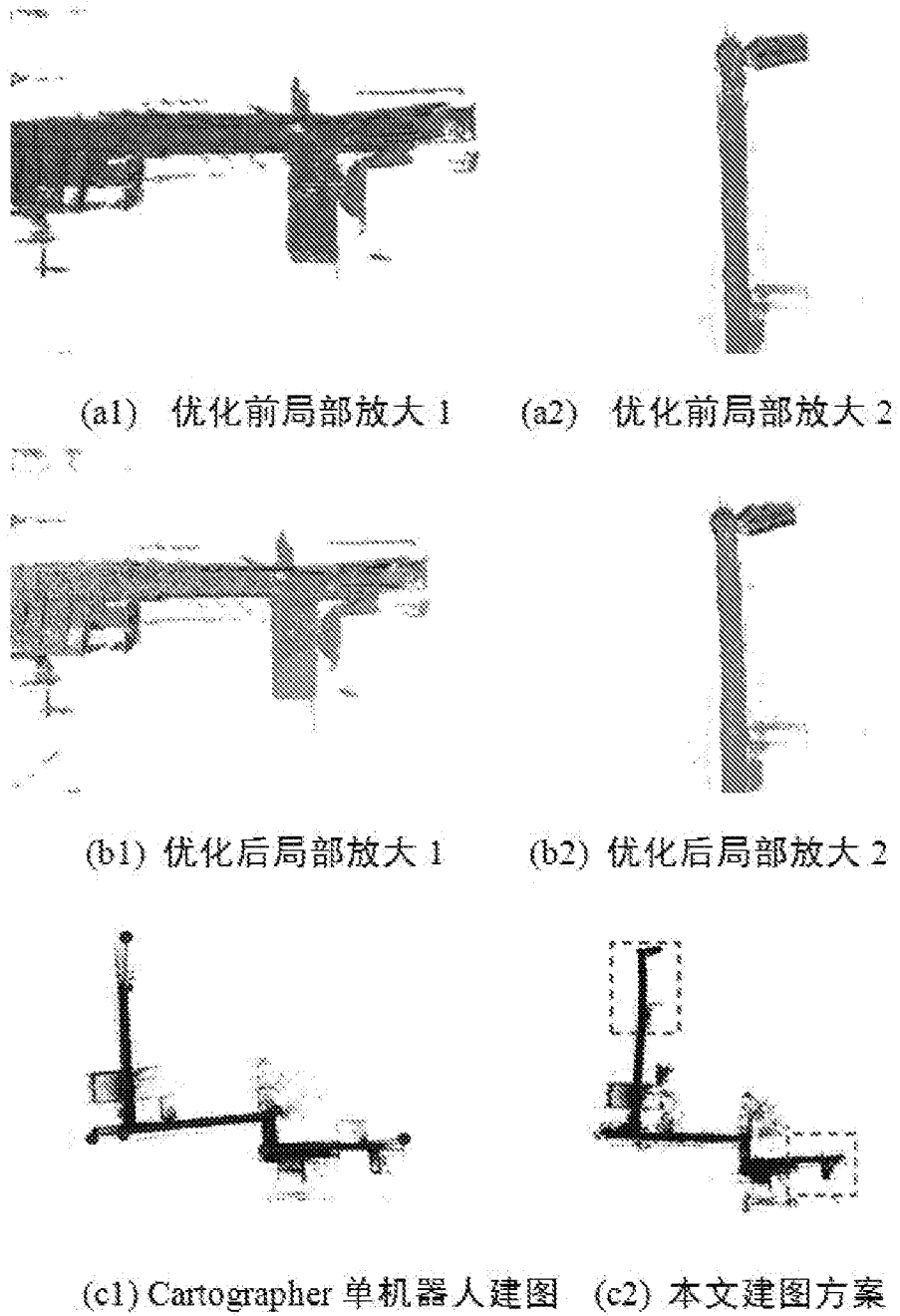


图 12

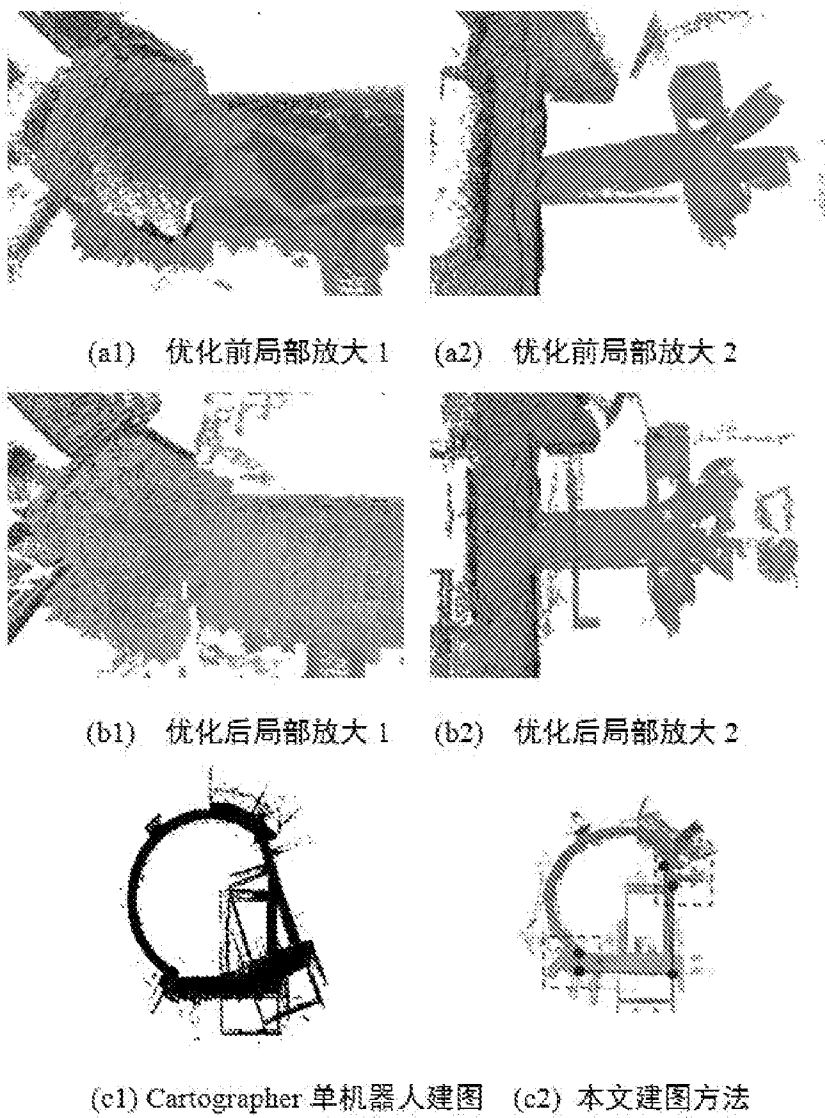


图 13

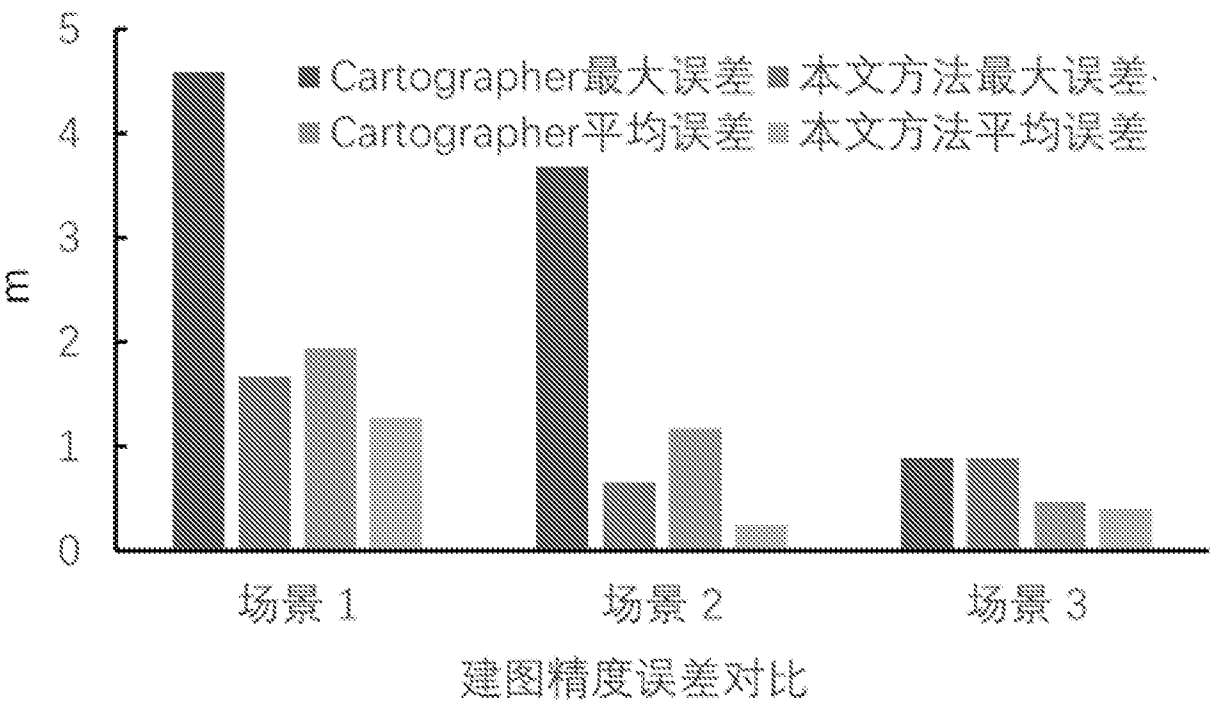


图 14

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/127636

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T17/05(2011.01)i;G06T17/00(2006.01)i;G06T7/73(2017.01)i;G06V10/80(2022.01)i;G06V20/40(2022.01)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)

IPC: G06T G06V

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)

CNTXT, ENTXT, ENTXTC, CNABS, DWPI, CNKI: 移动机器人, 无人机, 地图, 融合, 模型, 闭环; mobile robot, aerial vehicle, map, merge, fusion, model, closed-loop, UGV, UAV

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 103941750 A (NORTHEASTERN UNIVERSITY) 23 July 2014 (2014-07-23) entire document	1-10
A	CN 110119144 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 13 August 2019 (2019-08-13) entire document	1-10
A	CN 111413965 A (XI'AN POLYTECHNIC UNIVERSITY) 14 July 2020 (2020-07-14) entire document	1-10
A	CN 103632606 A (LENOVO (BEIJING) CO., LTD.) 12 March 2014 (2014-03-12) entire document	1-10
PX	CN 115222905 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 21 October 2022 (2022-10-21) entire document	1-10
X	CHEN, Yibin. "基于多模态信息的空地融合协同SLAM方法 (Non-official translation: Air-ground Fusion Collaborative SLAM method based on Multi-modal Information)" 浙江工业大学工学硕士学位论文 (Non-official translation: Master's Degree Thesis of Engineering from Zhejiang University of Technology), 31 December 2019 (2019-12-31), Chapters 2-4, and figures 3-1 and 4-1	1-10

☒ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	"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
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"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
"D" document cited by the applicant in the international application	"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
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"&" document member of the same patent family
"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)	
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search 13 February 2023	Date of mailing of the international search report 31 October 2023
Name and mailing address of the ISA/CN , China	Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/127636

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	He, Yanbing. "基于多传感器融合的空地机器人协同建图技术研究 (Non-official translation: Research on Collaborative Mapping Technology of Air-ground Robots based on Multi-sensor Fusion)" 中国矿业大学硕士学位论文 (Non-official translation: Master's thesis of China University of Mining and Technology), 30 June 2022 (2022-06-30), chapters 3-5	1-10

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2022/127636

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	103941750	A	23 July 2014	CN	103941750	B	31 August 2016
CN	110119144	A	13 August 2019	CN	110119144	B	22 April 2022
CN	111413965	A	14 July 2020	None			
CN	103632606	A	12 March 2014	CN	103632606	B	30 March 2016
CN	115222905	A	21 October 2022	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/127636

A. 主题的分类

G06T17/05(2011.01)i;G06T17/00(2006.01)i;G06T7/73(2017.01)i;G06V10/80(2022.01)i;G06V20/40(2022.01)i

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

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

IPC: G06T G06V

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

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))

CNTXT, ENTXT, ENTXTC, CNABS, DWPI, CNKI: 移动机器人, 无人机, 地图, 融合, 模型, 闭环; mobile robot, aerial vehicle, map, merge, fusion, model, closed-loop, UGV, UAV

C. 相关文件

类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 103941750 A (东北大学) 2014年7月23日 (2014 - 07 - 23) 全文	1-10
A	CN 110119144 A (苏州大学) 2019年8月13日 (2019 - 08 - 13) 全文	1-10
A	CN 111413965 A (西安工程大学) 2020年7月14日 (2020 - 07 - 14) 全文	1-10
A	CN 103632606 A (联想(北京)有限公司) 2014年3月12日 (2014 - 03 - 12) 全文	1-10
PX	CN 115222905 A (苏州大学) 2022年10月21日 (2022 - 10 - 21) 全文	1-10
X	陈一彬. "基于多模态信息的空地融合协同SLAM方法" 《浙江工业大学工学硕士学位论文》, 2019年12月31日 (2019 - 12 - 31), 第2-4章、图3-1、4-1	1-10

☒ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“D” 申请人在国际申请中引证的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“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)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“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

“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

“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

“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

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2023年2月13日

国际检索报告邮寄日期

2023年10月31日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国

受权官员

电话号码

C. 相关文件		
类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
X	何彦兵. "基于多传感器融合的空地机器人协同建图技术研究" 《中国矿业大学硕士学位论文》，2022年6月30日 (2022 - 06 - 30)， 第3-5章	1-10

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2022/127636

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	103941750	A	2014年7月23日	CN 103941750 B	2016年8月31日
CN	110119144	A	2019年8月13日	CN 110119144 B	2022年4月22日
CN	111413965	A	2020年7月14日	无	
CN	103632606	A	2014年3月12日	CN 103632606 B	2016年3月30日
CN	115222905	A	2022年10月21日	无	