

文章编号 1004-924X(2016)增-0559-08

微惯性传感器加速的序列图像三维重建方法

赵春宇, 孙伟*, 陈许蒙

(西安电子科技大学 空间科学与技术学院, 陕西 西安 710118)

摘要:针对运动恢复结构(SfM)算法求取姿态计算复杂度高的问题,提出了微惯性传感器(IMU)加速的序列图像三维重建方法。利用加速度计计算图像拍摄时刻,结合IMU传感器信息,解算地理坐标系下移动终端拍摄图像时的初始姿态矩阵与位置信息,通过光束平差法去除传感器噪声,使用全局一致性转换获取图像坐标系下的移动终端位姿信息。本方法利用IMU信息恢复序列图像对应的相机位姿,代替SfM算法中遍历匹配特征点求相机位姿的过程,简化了三维结构恢复的计算。实验结果表明:本方法将SfM算法三维结构恢复的速度提升了3倍,三角法重建模型与实际长度的误差低于4.9%,有效降低了SfM方法的计算复杂度,可用于大规模场景的快速重建。

关键词:惯性传感器;三维加速重建;姿态解算;序列图像;运动恢复结构

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162413.0559

Accelerated 3D reconstruction method from image sequence based on inertial measurement unit

ZHAO Chun-yu, SUN Wei*, CHEN Xu-meng

(School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710118, China)

* Corresponding author, E-mail: wsun@xidian.edu.cn

Abstract: Against the high complexity of posture calculation in Structure from Motion (SfM) algorithm, this paper proposed a method of accelerated 3D reconstruction of sequence image based on inertial measurement unit (IMU). Firstly, the captured moments of sequence image were calculated by accelerometer. Then, the initial orientation matrix and position information of mobile terminal at the captured moments were resolved according to moments and IMU's output data. Finally, sensor noise was removed by bundle adjustment, combined with global consistency rotation, the camera's pose information corresponding to sequence image were generated. Since we obtain the camera's position and orientation by the IMU's information, and the process of computing camera pose by traversing matching feature points in SfM algorithm was replaced, and the time consumption of 3D structure recovery was reduced. Experimental results show that the speed of 3D structure recovery in SfM algorithm is improved by 3 times, and the error between the model calculated length and the actual length is within 4.9%. The proposed approach effectively solves the time-consume problem with the structure from motion algorithm, it can be used for the rapid reconstruction of large scale scene.

收稿日期:2016-04-19; **修订日期:**2016-05-31.

基金项目:国家自然科学基金青年项目《视觉原理指导下的动目标检测与跟踪新方法研究》(No. 61201290);国家自然科学基金面上资助项目《基于视觉仿生的无人机环境感知关键技术研究》(No. 61671356);中央高校基本科研业务费(No. JB161301)

Key words: Inertial measurement unit; Accelerated 3D reconstruction; Posture calculation; Sequence image; Structure from motion

1 引言

三维重建是计算机视觉和虚拟现实等领域的主要研究热点之一^[1]。目前,三维重建主要包括主动和被动两种方法,其中主动的方法是指利用机械或非接触性扫描设备对物体进行扫描,如 Kinect 等^[2],进而重构出模型,其结果比较准确,但是由于需采用结构光进行深度估计^[3],不适用于室外场景目标的重建;被动的方法是先通过摄像系统提取二维图像,再利用基于视觉的方法恢复出物体三维结构,其中运动恢复结构 SfM (Structure from Motion)的图像序列重建是计算机视觉中的研究热点^[4-5]。SfM 是指通过分析序列图像来寻找场景中物体的三维结构的过程,具有低成本、方便、灵活的特点。文献[6]利用微旋翼 UAV(Unmanned Aerial Vehicle)获取滑坡影像,并采用 SfM 算法生成 DEM(Digital Elevation Model)来监测滑坡移动。但是,在 SfM 算法的三维结构恢复过程中,需要利用匹配的特征点计算影像所对应相机之间的位姿关系,该方法是一种遍历影像匹配特征点寻找最优解的过程,耗时较高且受图像误匹配点的影响很大。文献[7]利用 UAV 飞控系统提供的运动位置和相机参数构建影像匹配索引表,提高了 SfM 中图像特征检测与匹配阶段的速度,但该方法并未解决相机位姿解算过程中匹配特征点的遍历问题。文献[8]提出了 VisualSfM 算法,该方法通过采用 GPU 并行技术可大幅度提高序列图像的三维重建效率,但该算法需要多核心的 CPU 和性能较高的 GPU,适用性较差。文献[9]利用扩展卡尔曼滤波器融合内窥镜拍摄的图像信息与微惯性传感器(Inertial Measurement Unit, IMU)的输出信息,得到人体组织结构的精确三维模型,但由于引入了扩展卡尔曼滤波而增加了三维重建的时间。除上述问题之外, SfM 算法在利用本质矩阵计算相机平移向量时,会丢失真实比例因子^[10],因此基于运动恢复结构(SfM)的三维重建结果的尺度模糊,不适用于一些需要重建出目标精确物理尺寸

针对上述三维重建中的问题,本文利用移动终端在采集目标序列图像的过程中微惯性传感器(IMU)输出的信息,来恢复序列图像对应的相机位姿,省去了 SfM 中由匹配特征点计算相机位姿的过程,加速了序列图像的三维重建,并恢复了三维模型的真实尺度。

2 融合 IMU 信息的快速重建方法

2.1 图像特征匹配与拍摄时刻采样点记录

本文中移动终端围绕场景中的待重建目标运动,在运动过程中拍摄 M 幅目标图像,将图像按拍摄的先后顺序进行编号,分别记为 $\{I_1, I_2, \dots, I_j, \dots, I_M\}$ 。通过 SIFT 特征算子^[11-12]对 M 幅图像进行特征检测与匹配,得到序列图像的特征点匹配集合 $NA = \{NA_{1,2}, NA_{1,3}, \dots, NA_{k,l}, \dots, NA_{M-1,M}\}$,其中 $NA_{k,l}$ 为第 k 幅与第 l 幅图像的匹配特征点集。

在拍摄目标图像的过程中,拍摄第 i 个采样点时记录 IMU 中加速度计、磁力计和陀螺仪输出数据,并滤除数据中的随机误差,将预处理后的传感器数据分别记为 a_i, m_i, ω_i 。考虑到移动终端在拍摄图像时会静止一段时间,将加速度计输出数据 a_i 输入到巴特沃斯低通滤波器中,并将滤波器输出方波中第 α 个下降沿对应的采样点值赋给 $t_\alpha, 1 \leq \alpha \leq M-1$,并令 t_M 对应记录的最后一个采样点,从而得到移动终端拍摄图像时刻对应的采样点 $t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_M$ 。

2.2 IMU 信息解算序列图像对应的相机位姿

相机位姿即参考坐标系下相机的旋转矩阵与平移向量,本文利用 IMU 的输出数据计算移动终端在第 i 个采样点时刻的姿态矩阵 R_i 与位置信息 S_i ,根据拍摄图像时对应的采样点 $t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_M$ 恢复移动终端拍摄图像时的位姿信息,进而得到序列图像对应的相机位姿,其省去了 SfM 算法中由匹配特征点计算相机位姿的过程。同时,由于加速度计输出的为米制的真实单位,位置信息 S_i 具有真实的尺度因子,消除了 SfM 三维重建结果的尺度模糊问题。

2.2.1 恢复移动终端拍摄图像时的姿态矩阵

地理坐标系到载体坐标系的旋转矩阵为姿态矩阵,载体坐标系为 IMU 的 PCB 板定义的坐标系。采用互补滤波器^[13]将由陀螺仪求解的旋转四元数 $q_{\omega,i}$ 和由加速度计、磁力计求解的旋转四元数 $q_{v,i}$ 进行融合,得到第 i 个采样点时移动终端的姿态矩阵 R_i ,如图 1 所示。

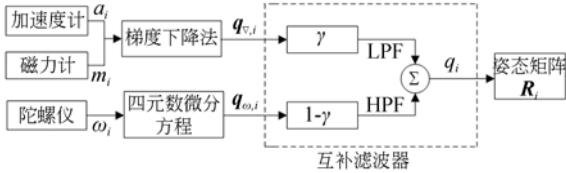


图 1 姿态矩阵 R_i 的求解流程图

Fig. 1 Flow chart of calculating orientation matrix R_i

(1)由陀螺仪求旋转四元数 $q_{\omega,i}$

陀螺仪输出的角速度用四元数可以表示为: $s_i = [0, \omega_{ix}, \omega_{iy}, \omega_{iz}]$,第 i 个采样点时由地理坐标系到载体坐标系的旋转四元数 $q_{\omega,i}$ 为:

$$q_{\omega,i} = q_{i-1} + \frac{1}{2} q_{i-1} \otimes s_i \cdot \Delta t, \quad (1)$$

其中, q_{i-1} 表示第 $i-1$ 个采样点时旋转四元数的

值, \otimes 表示四元数的乘法, Δt 为微惯性传感器的采样间隔。

(2)由加速度计和磁力计求旋转四元数 $q_{v,i}$

根据加速度的输出数据 a_i 和磁力计的输出数据 m_i ,通过梯度下降算法^[14]计算第 i 个采样点由地理坐标系到载体坐标系的旋转四元数 $q_{v,i}$:

$$q_{v,i} = q_{i-1} - \mu_i \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|}, \quad (2)$$

式中: μ_i 表示在梯度方向上的搜索步长, ∇f 是函数

$$\begin{cases} f(q_{i-1}, \mathbf{g}, a_i) = \mathbf{q}_{i-1}^* \cdot \mathbf{g} \cdot \mathbf{q}_{i-1} - a_i \\ f(q_{i-1}, \mathbf{b}, m_i) = \mathbf{q}_{i-1}^* \cdot \mathbf{b} \cdot \mathbf{q}_{i-1} - m_i \end{cases}$$

的梯度, $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 为重力在地理坐标系下的参考矢量, $\mathbf{b} = [0 \ b_x \ 0 \ b_z]^T$ 表示磁场强度在地理坐标系下的参考矢量, $\|\nabla f\|$ 为梯度 ∇f 的二范数。

互补滤波器可以滤除加速度计、磁力计受到干扰等引起的高频噪声,同时消除陀螺仪积分累积的低频噪声,得到第 i 个采样点时表示移动终端准确姿态的旋转四元数 q_i :

$$q_i = \gamma q_{v,i} + (1 - \gamma) q_{\omega,i}, 0 \leq \gamma \leq 1. \quad (3)$$

利用 q_i 计算移动终端在第 i 个采样点时的姿态矩阵 R_i :

$$R_i = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 + q_3 q_0) & 2(q_1 q_3 - q_2 q_0) \\ 2(q_1 q_2 - q_3 q_0) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 + q_1 q_0) \\ 2(q_1 q_3 + q_2 q_0) & 2(q_2 q_3 - q_1 q_0) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

将拍摄图像时所对应的采样点 $t_1, t_2 \dots t_j \dots t_M$ 代入到姿态矩阵 R_i 中得到移动终端拍摄图像时的姿态矩阵 $R_{t_1}, R_{t_2} \dots R_{t_M}$ 。

2.2.2 计算移动终端拍摄图像时的位置信息

加速度计输出数据 a_i 是基于载体坐标系的,载体坐标系的姿态会随着时间变化,无法根据载体坐标系下的加速度计输出数据 a_i 直接计算出移动终端的速度,需要将加速度计的数据 a_i 转换到姿态固定的地理坐标系下,其转换公式如下:

$$Acc_i = R_i^T \cdot a_i. \quad (5)$$

利用地理坐标系下加速度的值 Acc_i 计算移动终端在拍摄第 i 个采样点时的速度:

$$v(i) = v(i-1) + Acc_i \cdot \Delta t. \quad (6)$$

IMU 的加速度计输出数据 a_i 中存在噪声,若通过直接对 $v(i)$ 积分,计算移动终端的位置信息,会产生巨大的累积误差,无法恢复出移动终端

的实际运动轨迹。如图 2 所示,移动终端的实际

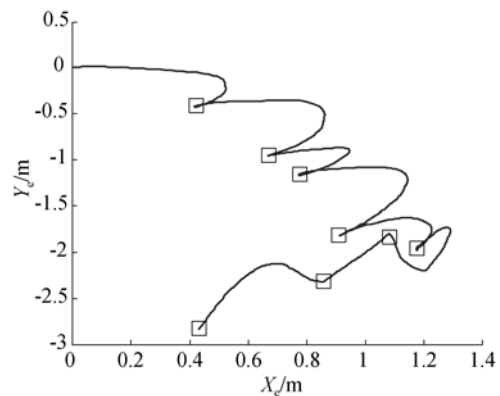


图 2 利用 $v(i)$ 计算移动终端的轨迹在 $X_e O Y_e$ 平面下的投影

Fig. 2 Projection of track computed by $v(i)$ in plane $X_e O Y_e$

运动轨迹应沿着 X_c 轴与 Y_c 轴的正方向, 由于累积误差的作用, 直接恢复出的运行轨迹会出现严重错误, 图中方框表示移动终端拍摄图像时的位置。

本文利用移动终端拍摄图像时对应的采样点 t_1, t_2, \dots, t_M , 将目标序列图像的拍摄过程分为 M 个子过程, 修正第 i 个采样点的速度 $v(i)$, 使每个子过程结束时移动终端的速度为零, 当第 i 个采样点速度为第 j 个子过程时, 第 i 个采样点修正后的速度 $v_c(i)$ 为:

$$v_c(i) = v(i) - \frac{v(t_j)}{t_j - t_{j-1}} \cdot (i - t_{j-1}) \quad (7)$$

$$t_{j-1} < i < t_j, 1 \leq j \leq M$$

对修正后的速度 $v_c(i)$ 进行积分, 计算拍摄目标序列图像中第 i 个采样点时移动终端的位置为:

$$S_i = S_{i-1} + v_c(i) \cdot \Delta t. \quad (8)$$

在计算出 S_i 之后, 根据拍摄图像所对应的采样点 $t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_M$, 得到移动终端拍摄图像时的位置信息 $S_{t_1}, S_{t_2}, \dots, S_{t_j}, \dots, S_{t_M}$ 。对应于图 2 中的移动终端运动轨迹, 经过零速修正之后的运动轨迹如图 3 所示。

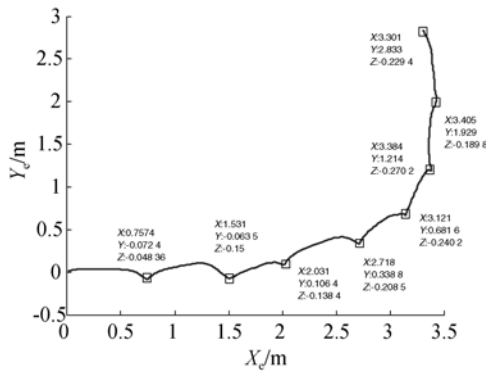


图 3 修正后移动终端的轨迹在 $X_c O Y_c$ 平面下的投影
Fig. 3 Projection of modified trajectory in plane $X_c O Y_c$

2.2.3 全局一致性转换

序列图像所对应的相机姿态是相对于相机坐标系的, 而步骤 2.2.1 与步骤 2.2.2 中解出的移动终端的姿态矩阵与位置信息是地理坐标系下的, 需要进行一致性转换, 在 SfM 方法选择出初始图像对 $\{I_\beta, I_\delta | \beta < \delta\}$ 之后, 将初始图像对中编号小的图像 I_β 对应的相机坐标系作为三维重建

过程的参考坐标系, 编号为 I_j 的图像在参考坐标系下相机的旋转矩阵 \mathbf{Rot}_j 为:

$$\mathbf{Rot}_j = \mathbf{R}_{tra} \cdot \mathbf{R}_j \cdot \mathbf{R}_\beta^{-1} \cdot \mathbf{R}_{tra}^{-1}, 1 \leq j \leq M, \quad (9)$$

其中: \mathbf{R}_{tra} 表示由载体坐标系到相机坐标系的转换矩阵。同时, 编号为 I_j 的图像在参考坐标系下相机的平移向量 \mathbf{T}_j 为:

$$\mathbf{T}_j = -\mathbf{Rot}_j \cdot \mathbf{R}_\beta \cdot \mathbf{R}_{tra} [S_{t_j} - S_{t_\beta}], 1 \leq j \leq M. \quad (10)$$

2.3 三维结构恢复

根据内参矩阵 \mathbf{K} 得到编号为 I_j 的图像在参考坐标系下的相机投影矩阵 ϕ_j :

$$\phi_j = \mathbf{K} \cdot [\mathbf{Rot}_j \quad \mathbf{T}_j], 1 \leq j \leq M. \quad (11)$$

由序列图像对应的投影矩阵 ϕ_j , 可以得到初始图像对 $\{I_\beta, I_\delta\}$ 对应的投影矩阵: $\mathbf{P}_1 = \phi_\beta, \mathbf{P}_2 = \phi_\delta$, 利用三角化方法计算初始图像对 $\{I_\beta, I_\delta\}$ 的精确匹配点集 $NA_{\beta, \delta}$ 中所有匹配特征点对应的三维点, 构成场景的初始三维点云。

在未使用图像中选择一幅作为增量式重构中新添加的图像, 选择依据是该图像的特征点与已重建三维点对应的特征点的重合度最高。由序列图像对应的投影矩阵 ϕ_j 确定出新添加图像的投影矩阵后, 重建出由新添加图像引入的匹配特征点对应的三维点, 实现点云的拓展。在每次添加图片之后, 利用光束平差法^[4]优化相机投影矩阵参数与场景三维点坐标, 使重建三维点的重投影误差最小, 最终完成序列图像的三维重建。

3 快速三维重建步骤

本文方法包括如下步骤:

(1) 利用移动终端采集场景目标序列图像 $\{I_1, I_2, \dots, I_j, \dots, I_M\}$, 通过 SIFT 算子对序列图像进行特征检测与匹配;

(2) 在拍摄序列图像的过程中, 记录 IMU 中加速度计、磁力计和陀螺仪输出数据, 并对 a_i 进行巴特沃斯滤波, 得到移动终端拍摄图像时刻对应的采样点 $t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_M$;

(3) 通过式(3)对由陀螺仪求解的旋转四元数 $q_{\omega, i}$ 和由加速度计、磁力计求解的旋转四元数 $q_{v, i}$ 进行融合, 恢复出移动终端拍摄图像时的姿态矩

阵 $R_1, R_2 \dots R_M$;

(4)通过式(7)修正第 i 个采样点时的速度 $v(i)$, 根据修正后的速度 $v_c(i)$ 计算出移动终端拍摄图像时的位置信息 $S_1, S_2 \dots S_M$;

(5)利用移动终端拍摄图像时的姿态矩阵 $R_1, R_2 \dots R_M$ 与位置信息 $S_1, S_2 \dots S_M$, 根据式(9)和式(10)解算出序列图像对应的相机位姿;

(6)根据序列图像对应的投影矩阵 ϕ_j , 重建

出初始图像对 $\{I_\beta, I_\delta\}$ 的精确匹配点集 $NA_{\beta,\delta}$ 中所有匹配特征点对应的空间三维坐标, 构成场景初始三维点云;

(7)添加未使用的图像, 实现三维点云的拓展, 利用光束平差法优化相机投影矩阵的参数与场景三维点坐标, 直到所有的图像都已使用, 完成序列图像的三维重建。

本文所提出方法的总体框图如图 4 所示。

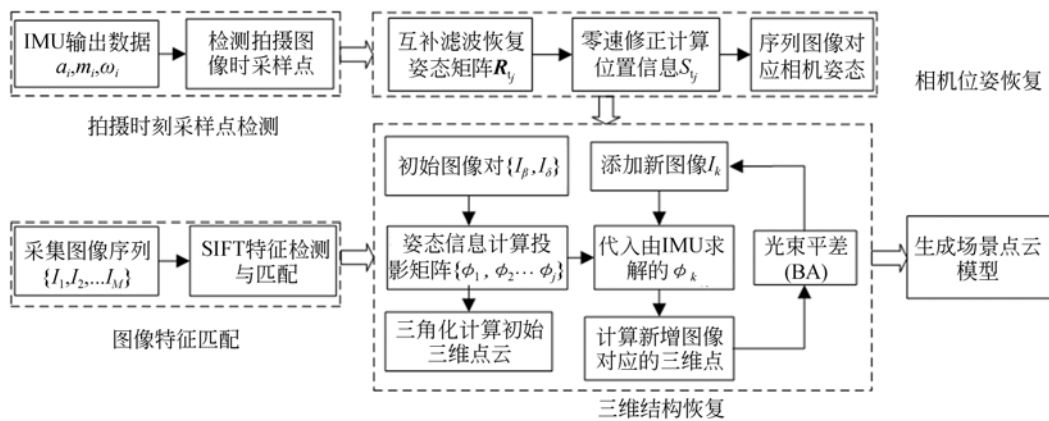


图 4 三维重建算法总体框图

Fig. 4 Framework of 3D reconstruction algorithm

4 实验与分析

为了验证本方法的有效性和可行性, 利用智能手机作为移动终端设备围绕待重建目标拍摄了 9 幅序列图像, 图像大小为 1920 pixel × 1 080 pixel, 在拍摄图像时利用 Andriod 系统提供的传感器监视接口记录 IMU 相应的输出数据。并在待重建目标上选择出 6 个控制点, 人工测量出每个控制点之间的距离, 作为后续模型精度评估的



图 5 移动终端采集的序列图像

Fig. 5 Sequence images captured by mobile terminal

控制点。拍摄的序列图像如图 5 所示。

对采集的加速度计输出数据 a_i 进行巴特沃斯低通滤波, 如图 6 所示。

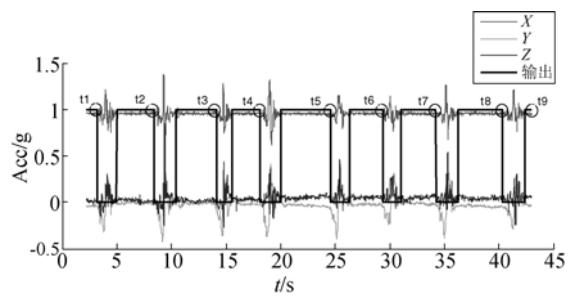


图 6 加速度计数据 a_i 的滤波结果

Fig. 6 Filter results of accelerometer data a_i

图中黑色的方波为滤波器的输出结果, 由上图可以看出, 方波中下降沿所在的时刻与运动开始时刻准确对应, 根据低通滤波器的输出结果, 可以得到移动终端拍摄图像时对应的采样点 $t_1, t_2 \dots t_9$ 。

利用微惯性传感器的输出数据 a_i, m_i, ω_i , 根据步骤 2.2 中的公式(4)与公式(8)恢复出移动终

端拍摄图像时的姿态矩阵 $R_1, R_2 \dots R_M$ 与位置信息 $S_1, S_2 \dots S_M$, 地理坐标系下移动终端的位姿信息如图 7 所示, 在对图 7 中的姿态矩阵与位置信息进行全局一致性转换之后, 根据图 5 中移动终端拍摄的序列图像, 按照步骤 2.3 中的三维重建方法重建出场景目标的三维模型如图 8 所示。

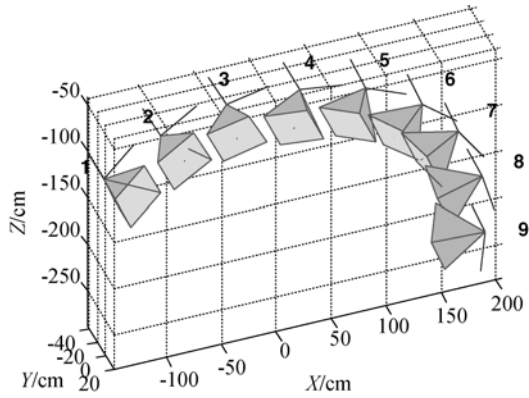


图 7 移动终端拍摄图像时位姿信息

Fig. 7 Position and orientation information of mobile terminal at capturing moment

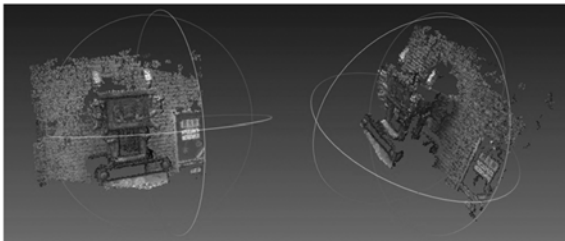


图 8 目标三维重建结果

Fig. 8 Target 3D reconstruction result

为了测试本文算法的三维重建效果, 将本文算法与文献[5]的 Bundler 算法、文献[8]中的 TSfM 算法、文献[10]中的 Vi-SfM 算法、文献[15]的 openMVG 算法在重建点数、重投影误差与三维结构恢复时间 3 个方面进行对比, 测试平台为 PC, Intel(R) Core(TM) i5 CPU, 重建结果的比较如表 1 所示。

由表 1 可以看出, 在重建点数方面, 本文方法与 Bundler、openMVG、Vi-SfM 方法相当, 由于 TSfM 方法在影像拓扑分析中会有出现误判的情况, 故重建点数稍有减少; 重投影误差方面, 本文方法与 Bundler、TSfM、openMVG 方法的重建精度一致, 由于 Vi-SfM 方法中使用扩展卡尔曼滤

波获得了更准

表 1 本文算法与不同 SfM 算法的重建结果比较

Tab. 1 Comparison of reconstruction results between SfM algorithm and proposed method

	重建点数	重投影误差/ 三维结构恢复	
		pixel	时间/s
本文算法	1 599	0.175 958	9
Bundler ^[5]	1 604	0.172 476	36
TSfM ^[8]	1 355	0.180 137	34
Vi-SfM ^[10]	1 639	0.051 30	45
openMVG ^[15]	1 617	0.112 250	31

确的相机位姿, 使得重投影误差较小; 在三维结构恢复时间方面, 由于本文方法借助了移动终端中微惯性传感器的输出数据, 直接利用移动终端拍摄图像时的位姿信息计算序列图像所对应的相机姿态, 代替了 SfM 中利用匹配特征点求解相机位姿的过程, 使得三维重建中运动恢复结构的速度相对于 SfM 的方法提升了 3 倍, 加速了三维重建的过程。

由于利用加速度计的输出数据计算的移动终端位置信息为真实的度量单位, 所以重建出的三维模型具有真实的尺度。本文利用布置在待重建目标上的 6 个控制点, 进行重建模型精度分析。通过比较控制点间的相对误差, 即计算长度与实际长度之差与实际长度的比值可知, 本文算法重建模型的相对精度优于 4.9% (见图 9), 能够满足目标重建的精度需求。

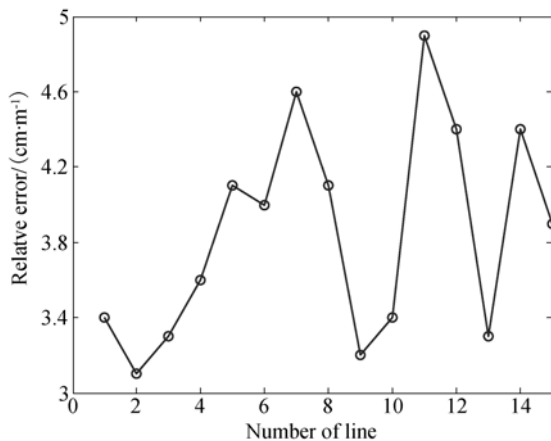


图 9 重建三维模型相对精度

Fig. 9 Relative accuracy of reconstructed 3D models

5 结 论

鉴于移动终端普遍集成了用于检测自身运动状态的微惯性传感器的特点,将微惯性传感器的输出数据融合到序列图像的三维重建过程中。利用移动终端拍摄图像过程中 IMU 的输出数据恢复了序列图像所对应的相机位姿信息,由此代

替了运动恢复结构 SfM 中由匹配特征点求解相机位姿的过程,提高了序列图像三维重建的速度。由于移动终端的位置信息是由加速度计的输出数据得出的,具有真实的度量单位,消除了三维重建中模型的尺度模糊。实验结果证明:本文三维结构恢复的速度较 SfM 算法过程提升了 3 倍;重建模型的相对精度优于 4.9%,可用于场景目标的快速三维重建。

参考文献:

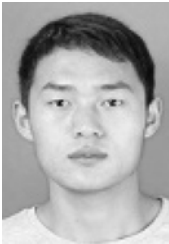
- [1] SUN W, CHEN L, HU B, *et al.*. Binocular vision-based position determination algorithm and system [C]. 2012 *International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring (CDCIEM)*, 2012: 170-173.
- [2] BELLÉS C. A kinect-based system for 3D reconstruction of sewer manholes[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2015, 30(11): 906-917.
- [3] ZHAO D, ZHOU Y, YU Y, *et al.*. A novel peak detection method of structured light stripes for 3d reconstruction [C]. 2011 *International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, IEEE, 2011, 2: 43-46.
- [4] SNAVELY N, SEITZ S M, SZELISKI R. Modeling the world from internet photo collections[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 80(2):189-210.
- [5] 王欣,袁坤,于晓,等. 基于运动恢复的双目视觉三维重建系统设计[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(5):1379-1387.
WANG X, YUAN K, YU X, *et al.*. Design of binocular vision 3D reconstruction system based on motion recovery[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5):1379-1387. (in Chinese)
- [6] LUCIEER A, TURNER D, KING D H, *et al.*. Using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) to capture micro-topography of antarctic moss beds[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2014, 27(4):53-62.
- [7] 许志华,吴立新,刘军,等. 顾及影像拓扑的 SfM 算法改进及其在灾场三维重建中的应用[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2015, 40(5):599-606.
- [8] XU ZH H, WU L X, LIU J, *et al.*. Modification of SfM algorithm referring to image topology and its application in 3-dimension reconstruction of disaster area[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5):599-606. (in Chinese)
- [9] WU C. *Towards linear-time incremental structure from motion*[C]. 2013 *International Conference on 3DV*, 2013:127-134.
- [10] GIANNAROU S, ZHANG Z, YANG G Z. Deformable structure from motion by fusing visual and inertial measurement data[C]. 2012 *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2012: 4816-4821.
- [11] TANSKANEN P, KOLEV K, MEIER L, *et al.*. Live metric 3D reconstruction on mobile phones [C]. *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013:65-72.
- [12] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[C]. *International Journal of Computer Vision*, 2004:91-110.
- [13] SUN W, ZHAO C, CHEN L, *et al.*. Learning based particle filtering object tracking for visible-light systems [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(19): 1830-1837.
- [14] 彭孝东,张铁民,李继宇,等. 基于传感器校正与融合的农用小型无人机姿态估计算法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(4):854-860.
PENG X D, ZHANG T M, LI J Y, *et al.*. Attitude estimation algorithm of agricultural small-UAV based on sensors fusion and calibration[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(4): 854-860. (in Chinese)
- [15] MADGWICK S O H. An efficient orientation filter

for inertial and inertial/magnetic sensor arrays [J]. *Report x-io and University of Bristol (UK)*, 2010.

[15] MOULON P, MONASSE P, MARLET R. Adap-

tive structure from motion with a contrario model estimation[C]. *Asian Conference on Computer Vision, Springer-Verlag*, 2012:257-270.

作者简介:

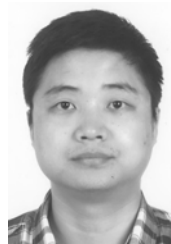


赵春宇(1992—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要从事计算机视觉及图像处理方面的研究。E-mail: zhao_chunyu2014@163.com



陈许蒙(1988—),男,河南安阳人,硕士研究生,主要从事图像处理及嵌入式系统设计的研究。E-mail: xmengchen@126.com

通讯作者:



孙伟(1980—),男,安徽人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为无人机智能环境感知、高性能视觉信息计算及嵌入式系统设计,第一作者发表SCI/EI论文20余篇,获国家发明专利授权6项,主编国家规划教材《数字图像处理系统工程导论》一部,主持国家自然科学基金青年项目一项。E-mail: wsun@xidian.edu.cn