

引用格式:刘彬,刘学军,张华,等.线性的增量式三维稀疏重建系统设计[J].电光与控制,2019,26(7):100-104,109. LIU B, LIU X J, ZHANG H, et al. Linear incremental 3D sparse reconstruction system design[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(7):100-104, 109.

线性的增量式三维稀疏重建系统设计

刘彬¹, 刘学军¹, 张华², 郑锴³

(1. 空军指挥学院,北京 100097; 2. 中国人民解放军63686部队,江苏 江阴 214431;

3. 中国人民解放军32146部队,河南 焦作 454150)

摘要: 针对倾斜摄影大数据三维重建的需求,对增量式运动恢复结构(SFM)系统进行研究,对传统的SFM系统进行改造。设计并实现了一套高效鲁棒的线性增量式三维重建系统,解决传统增量式三维重建系统效率低、无法适应大数据等不足,为大数据的三维重建提供一套完整的解决方案。

关键词: 倾斜摄影; 大数据; SFM系统; 线性增量式结构; 三维重建

中图分类号: TB864 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.07.020

Linear Incremental 3D Sparse Reconstruction System Design

LIU Bin¹, LIU Xue-jun¹, ZHANG Hua², ZHENG Kai³

(1. Air Force Command College of PLA, Beijing 100097, China; 2. No. 63686 Unit of PLA, Jiangyin 214431, China;

3. No. 32146 Unit of PLA, Jiaozuo 454150, China)

Abstract: Aiming at the requirement of 3D reconstruction of big data in oblique photography, the incremental Structure From Motion (SFM) system is studied, and the traditional SFM system is modified. A highly efficient and robust linear incremental 3D reconstruction system is designed and implemented to solve the problems of low efficiency and inability to adapt to big data in traditional incremental 3D reconstruction systems, which provides a complete solution for 3D reconstruction of big data.

Key words: oblique photography; big data; SFM system; linear incremental structure; 3D reconstruction

0 引言

传统摄影测量的空中三角测量自动化程度低,智能化程度不高,无法处理海量的倾斜数据。近年来,随着计算机科学技术、信息科学技术的发展,基于视觉的三维重建技术迅猛发展,给摄影测量与遥感带来了巨大的推动。计算机视觉技术与传统摄影测量结合,利用先进的倾斜摄影数据获取技术,以增量式运动恢复结构(SFM)技术为代表的自动空中三角测量技术已成功应用于对大场景如城市及地形的全自动三维重建^[1-9]。

大场景的三维重建主要需要解决的是大数据处理效率问题,虽然可将大场景图像数据分割成一系列重建子集分别进行重建,但其重建的时间复杂度仍然为照片数的4次方。文献[10]提出了时间复杂度为

照片数的3次方的SFM方法,然而面对倾斜摄影的大数据三维重建,仍然是巨大的运算开销。

1 增量式三维重建

1.1 基本流程

增量式三维重建系统具有较高的稳定性,能够自动标定相机的参数,自动剔除影像集中的弱连接影像。一个典型的增量式三维重建^[3]基本过程如图1所示。

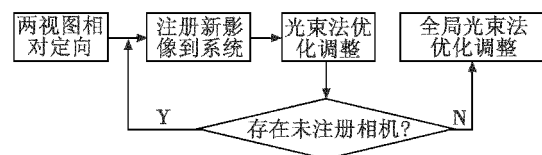


图1 典型增量式三维重建基本过程

Fig.1 Typical incremental 3D reconstruction process

首先筛选两帧进行初始重建,初始像对应应具有较高重叠率和较宽的摄影基线,进而使用五点算法^[11]进行相对定向,伴随着光束平差法^[12]进行非线性优化最小误差;接着反复注册其余影像到系统中,并不断优化

收稿日期:2018-07-10

修回日期:2018-08-31

基金项目:军队科研项目

作者简介:刘彬(1981—),男,四川邛崃人,博士,工程师,研究方向为大数据的三维重建、计算机视觉与摄影测量。

结构和相机参数,直到所有相机注册完毕,其中光束法优化贯穿于增量式注册相机的整个过程。

1.2 存在的问题

增量式 SFM 系统已成功应用于大场景散乱图像的三维重建,相比于全局 SFM 系统,具有较高的鲁棒性和稳定性,但就其重建过程而言,存在一定不足,具体表现为以下 3 个方面问题。

1) 初始重建像对选择比较敏感。增量式重建需要一对宽基线、重叠区域大的图像对进行初始重建。若选择了纯旋转的初始像对,容易引起重建结构的不稳定。倾斜摄影的多角度影像之间存在着纯旋转的情况,若初始像对选择不当的话,会直接导致重建失败。

2) 增量式重建效率低下。由于增量式重建是逐张图像进行注册的,单张图像在使用 Ransac + DLT 算法^[13]解算相机姿态时都存在一定误差,多张图像注册容易形成累积误差,传统消除累积误差是进行全局光束法平差。但是随着照片数量的增加,需要优化的相机及重建点不断增多,需要全局光束法优化消耗大量的运算时间,对于 n 张影像的时间复杂度是照片数的 4 次方,在有限的运算资源情况下,难以实现海量数据的高效优化,这已成为大数据空中三角测量的性能瓶颈。

3) 存在大量冗余的计算。增量式重建是一个反复迭代的过程,随着重建影像数量的增加,每一次优化都将消耗大量的运算时间,但实际上很多影像及重建点在经过几次的优化后会很快稳定下来,但增量式重建的优化并未考虑到这些因素,以至于做了大量冗余的工作,随着注册影像的增多,系统重建的效率越来越低。

2 线性的增量式重建系统设计

上文就增量式三维重建基本过程及存在的不足进行了分析,表明增量式三维重建无法直接应用于倾斜摄影的大场景三维重建,对此,本文提出线性速度的增量式三维重建系统设计方案,以适应大数据的三维重建。

2.1 系统总体框架设计

线性增量式三维重建系统的总体框架如图 2 所示,输入为多视角倾斜影像,经过处理输出稀疏三维点云和相机的内外方位元素。

图 2 中,本文设计的线性增量式重建系统相对于传统增量式重建系统主要做了以下改进工作:1) 针对倾斜摄影存在大量纯旋转像对的特点,改进了增量式三维重建初始像对的筛选策略,避免了初始像对选择不当造成重建结构退化的问题;2) 在传统增量式重建系统的基础上新增加了局部的光束法优化、局部外点过滤以及局部三角化新增外点 3 个环节,通过三者的组合来消除增量式过程中的累积误差;3) 实时跟踪新注册影像的

重建精度,以确定是否切换到全局光束法优化、全局外点三角化以及全局外点过滤等步骤,确保三维重建的鲁棒性,同时系统采用基于 GPU/CPU 的共轭梯度法优化引擎^[14]代替基于 LM 算法^[12]稀疏光束法优化引擎,使得整个系统的重建效率接近线性速度 $O(n)$ 。

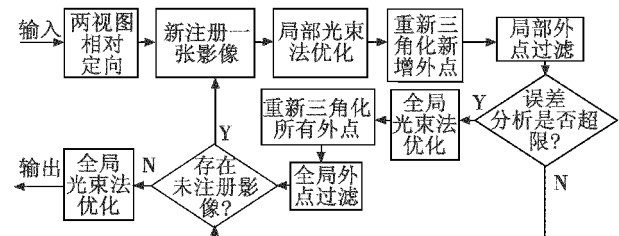


图 2 线性增量式三维重建系统总体框架

Fig. 2 The general framework of linear incremental 3D reconstruction system

2.2 系统关键环节设计

2.2.1 两视图相对定向

增量式重建初始像对若满足纯旋转,必然会造成初始重建结构不稳定,对此,本文提出对重建结构退化分析的策略来解决这个问题,主要采用以下 4 个步骤:

1) 筛选两视图匹配点数最多的前 N 对图像(两视图匹配点数至少大于 100 个),设为 $M_1 = \{m_1, m_2, \dots, m_N\}$,其中, m_1 表示一对图像, $N = 80$;

2) 进一步筛选上述图像对 M_1 中具有三视图匹配点的图像对(三视图匹配点至少大于 30 个,以增强影像注册的鲁棒性),得到 $M_2 = \{m_1, m_2, \dots, m_H\}$, $H \leq N$;

3) 对图像对 M_2 利用 Ransac 算法^[13]分别计算满足单应约束匹配点数 a 和满足极线约束的匹配点数 b 的比率 $r = a/b$,并按照由小到大的顺序对图像对 M_2 进行排序得到 $M_3 = \{m'_1, m'_2, \dots, m'_H\}$;

4) 设重建得到稀疏重建点为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$,对排序后的图像对 M_3 分别进行初始重建和多视图影像注册,同步进行光束法优化和下文介绍的外点过滤,筛选外点比率低于重建点 V 数量的 $1/3$ 的像对作为初始像对。

以上步骤中,比较关键的是外点过滤以及多视图影像注册环节,若选择了纯旋转像对 m'_i 进行初始重建,会产生重建结构的退化,得到退化的稀疏三维点 V ,从而在外点过滤环节中,会将 V 的大部分甚至全部的重建点过滤成外点被删除。在实际测试中,通过对短基线近似旋转的像对进行初始重建,步骤 4) 提出的初始重建像对筛选策略能够正确地识别出这些影像,自动选择一组宽基线的像对进行初始重建,从而为增量式三维重建提供一组可靠的初始重建像对。

2.2.2 混合光束法优化

本节介绍的光束法优化分为全局光束法优化和局部光束法优化。大场景三维重建需要优化的重建点数

多达到百万甚至千万级别,全局光束法优化每一次迭代都是巨大的开销,如何设计高效的非线性优化引擎,是完成大场景三维重建的一个关键。本文主要参考文献[14]提出的基于共轭梯度法^[15-16]的多核并行非线性优化引擎,它充分利用 CPU/GPU 多核并行构架进行加速,提升算法对大数据的优化效率,快速完成大数据的全局光束法优化。

在实际优化过程中,新注册相机和重建点经过有限的几次优化便会稳定下来^[7],完全没有必要每次都进行全局光束法优化。因此,本文提出以局部光束法优化来代替全局光束法优化,通过局部光束法优化消除新注册影像的误差,尽可能减少全局光束法优化的次数,以提升系统的整体效率。局部光束法优化是仅对新注册的单张影像旋转矩阵 \mathbf{R} 、平移矩阵 \mathbf{T} 以及对应的三维重建点进行优化调整,处理的数据量小、优化的速度快,其时间复杂度是常数。

2.2.3 混合外点过滤

外点过滤主要考虑两个方面因素。

1) 考虑重建点的像素重投影误差,若重投影误差超过一定阈值,则被视为外点,即

$$d_{\perp}^2 = (x - x')^2 + (y - y')^2 \quad (1)$$

式中: d_{\perp} 记为像素重投影误差; (x', y') 为三维重建点向图像的重投影像素位置; (x, y) 是重建点对应图像特征点;

2) 考虑重建点与两两相机光心的夹角,若夹角小于一定角度,则被视为外点,即

$$\angle O_1 P O_2 = \arccos[\text{dot}(\text{normalize}(\overrightarrow{O_1 P}), \text{normalize}(\overrightarrow{O_2 P}))] \quad (2)$$

式中: O_1 和 O_2 为相机光心, P 为三维重建点; $\text{normalize}(\cdot)$ 表示向量归一化; $\overrightarrow{O_1 P}$ 与 $\overrightarrow{O_2 P}$ 为相机光心指向重建点的方向向量; $\text{dot}(\cdot)$ 为向量之间的点积。若夹角 $\angle O_1 P O_2$ 小于 2° ,则被视为外点,以去掉离相机光心位置较远的点,这部分重建点往往出现在重建结构退化的情况。

本文对外点的过滤分为全局外点过滤以及局部外点过滤,全局外点过滤是对所有的重建点按照以上约束条件进行外点的剔除,其时间复杂度呈线性增长;局部外点过滤则是对新注册相机进行外点剔除,由于单幅影像的重建点数量较为稳定,从而其时间复杂度为常数,通过局部外点过滤代替全局外点过滤,可提高三维重建的整体效率。

2.2.4 重新三角化外点

为了解决增量式重建过程中累积误差的问题,本文提出在增量式重建过程中重新三角化局部外点的策略。考虑到新注册相机位姿参数在趋于稳定之前,其外点估计不完全准确,在剔除误差较大的外点同时也

剔除掉了部分的内点,通过对外点重新进行三角化,便将很多错误估计的外点重新划为内点,以消除新注册相机位置姿态在趋于稳定之前所带来的偏差,同时也为获得更多的内点,对外点的重新三角化类似于一个闭环检测系统^[7],对闭环图像对的光束法优化能够消除增量式重建的累积误差。

全局外点三角化是对重建过程中的所有外点重新进行结构计算,以剔除在重建过程中相机参数在未稳定之前产生的外点,也是消除增量式重建过程累积误差的关键环节,其时间复杂度是线性速度;局部外点三角化仅对新注册相机外点重新计算结构,其时间复杂度是常数,它贯穿于整个重建过程。通过局部三角化外点策略来代替全局三角化外点过程,尽可能减少全局外点三角化的次数,可在消除累积误差的前提下,提高系统的整体重建效率。

2.2.5 系统误差分析

误差分析主要是跟踪新注册影像的精度,以确定是否切换到全局光束法优化、全局外点三角化以及全局外点过滤等步骤。本文对新注册影像的外点比率以及重建精度进行分析,以下为条件。

1) 外点比率。设新注册影像的重建点数目为 N ,局部外点过滤检测到 M 个外点,当满足 $M/N \geq 0.5$,即若外点比率超过 50%,则说明当前新注册影像局部重建精度较低。

2) 单张影像注册精度。进行局部光束法优化后,计算新注册影像重建点的重投影像素中误差 R_{repError} ,当满足 $R_{\text{repError}} > 6$,即若新注册影像的重投影像素中误差 R_{repError} 大于 6 个像素,则说明当前新注册影像局部重建精度较低。

满足以上任意一条,则说明当前增量式重建系统的误差过大,造成局部注册影像的误差偏大,切换到全局光束法优化、全局外点三角化以及全局外点过滤等步骤及时消除累积误差,否则继续注册其余影像,以上对新增影像的误差分析的时间复杂度是常数。

2.2.6 系统重建效率分析

本文提出的线性增量式 SFM 系统的重建过程中较为耗时的是全局光束法优化,但是由于采用基于 CPU/GPU 的共轭梯度法优化引擎^[14],其时间复杂度接近线性速度;全局外点过滤以及全局外点三角化步骤时间复杂度也是线性速度;局部外点过滤、局部外点三角化以及局部光束法优化时间复杂度为常数;另外,较为耗时的部分是 PnP 相机姿态估计,采用基于 Ransac + DLT 算法^[13,17]计算新注册相机的姿态初值,其时间复杂度是常数;对多视图重建点的跟踪、筛选,候选注册相机的选取、局部优化影像子集的筛选也会占用一定的时间,以

上过程的时间复杂度均呈线性增长,但可以通过对算法的优化一定程度上减轻这种压力。总体来说,以上的时间复杂度为线性速度,重建时间随着重建模型的增大呈线性增长,相比传统的增量式重建效率(照片数的4次方)有质的提高。

3 实验验证

采用3组数据对所提出的线性增量式系统进行实验测试,系统运行在图像处理工作站 CPU i7-6700k 4.0 GHz,显卡 Nvidia GTX1070,内存 64 GiB 的 Windows7 64 位系统。测试中若影像焦距 F 未知,将 $1.2 \times (w, h)$ 作为焦距的初值,畸变参数采用 OpenCV^[18] 中 5 个参数模型 k_1, k_2, k_3, p_1, p_2 ,主点偏移和多项式畸变参数均初始化为零。

3.1 实验一

第1组数据是由无人飞艇获取低空航拍影像,4条航线共计188张,采用 MAMIYA645 相机,影像分辨率 5344×4016 (单位,像素),航向重叠率约为 60%,旁向重叠率约 20%,初始焦距设置为 6 412.8 像素(即 $1.2 \times \max(5344, 4016)$),主点偏移及畸变参数均初始化为 0,空中三角测量同时对焦距、主点、以及畸变参数进行调整,空中三角解算结果如图 3 所示。

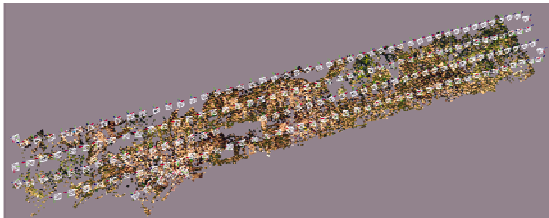


图3 低重叠度影像的自动空中三角测量
Fig.3 Automatic aerial triangulation for low-overlapped images

这组数据由于飞艇姿态控制不平稳造成了部分区域的重叠度较低。使用 VisualSFM 系统^[7]仅注册了 4 张影像;使用传统的增量式 SFM 系统^[4]成功注册了 163 张影像,共计 45 min 18 s;使用本文算法成功注册了 190 张影像,影像匹配共得到 80 244 个重建点,外点阈值设为 3 个像素,整个空中三角解算过程共计 92 s,最终优化后焦距为 4 039. 888 808 像素,主点位置为 ($u_0 = 2682. 776331$ 像素, $v_0 = 2 019. 897343$ 像素),畸变参数为 $k_1 = -0. 106917, k_2 = 0. 076737, k_3 = 0. 001690, p_1 = -0. 000257, p_2 = -0. 000035$,像素重投影中误差为 0. 450581 像素。

由以上结果可以看出,本文算法相对于传统的 SFM 系统重建效率有了质的提高,同时能够适应低重叠度情况下的三维重建,能够注册更多的影像。

3.2 实验二

第2组数据是采用 NIKON D300 相机采集的近景航拍影像,影像分辨率 4288×2848 (单位像素),共计 61 张影像,焦距、主点、畸变参数未知,初始焦距设置为 5 145. 6 像素(即 $1.2 \times \max(4288, 2848)$),主点偏移及畸变参数均设为 0,空中三角测量同时对焦距、主点以及畸变参数进行调整,测试对比了 VisualSFM 系统^[7]和本文的 SFM 系统,结果如图 4 所示。

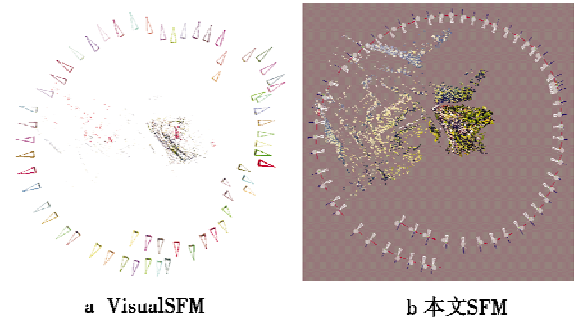


图4 VisualSFM 系统与本文 SFM 系统的对比测试
Fig.4 Comparison between VisualSFM system and SFM system in this paper

VisualSFM 系统成功注册了 61 张影像,生成 17 244 个重建点,空中三角解算 26 s,但是精度较低,其解算的相机位置与影像自带 GPS 位置偏差较大。本文算法共注册 61 张影像,得到 23 802 个重建点,空中三角解算 23 s,相机位置与 GPS 位置(灰色小球)配准到一起,最终优化后焦距为 13 178. 54591 像素,主点位置为 ($u_0 = 2091. 466534$ 像素, $v_0 = 1335. 628354$ 像素),畸变参数为 $k_1 = -0. 361756, k_2 = -0. 500022, k_3 = 8. 159888, p_1 = 0. 005658, p_2 = 0. 000232$,像素重投影中误差为 0. 332727 像素。

由图 4 可看出,相机是围绕目标进行闭环近景航拍,若 SFM 系统无法消除累积误差的话,最终是无法形成相机位置的闭合,但从空中三角的解算结果可看出,本文设计的 SFM 系统能够在保证精度效率前提下有效消除新注册影像的累积误差,适应近景影像的三维重建。

3.3 实验三

第3组数据是无人机搭载倾斜相机采集的多角度影像,倾斜相机由 Sony ILCE-6000 相机组装集成,每个镜头各采集 2000 张影像,5 镜头共计 10 000 张影像。单镜头的焦距、主点、畸变参数均未知,初始焦距设置为 7 200 像素(即 $1.2 \times \max(6000, 4000)$),主点偏移及畸变参数均初始化为零,空中三角测量同时对焦距、主点以及畸变参数进行调整,空中三角解算结果如图 5 所示。

经过特征点检测与匹配得到 3 298 186 个重建点,

外点阈值设为3像素,空中三角解算过程共计6 h 39 min 26 s,共注册9990张影像,像素重投影中误差为

0.373973像素,各组影像的相机自检校及平差结果如表1所示。

表1 相机自检校及平差精度

Table 1 Camera self-calibration and adjustment accuracy

组号	最终优化焦距/像素	主点位置/像素	畸变参数	像素重投影中误差/像素
1	9221.774489	$u_0 = 2991.854060, v_0 = 1964.905690$	$k_1 = 0.072129, k_2 = -0.588227, k_3 = 1.261197$ $p_1 = -0.001067, p_2 = -0.000568$	0.359330
2	9232.549566	$u_0 = 2903.125580, v_0 = 2003.405679$	$k_1 = 0.075362, k_2 = -0.589426, k_3 = 1.173146$ $p_1 = -0.000910, p_2 = -0.001533$	0.350230
3	9254.478524	$u_0 = 2994.972468, v_0 = 1966.698161$	$k_1 = 0.080385, k_2 = -0.617712, k_3 = 1.391452$ $p_1 = -0.000083, p_2 = 0.000745$	0.362338
4	9215.323735	$u_0 = 2968.184877, v_0 = 1985.499033$	$k_1 = 0.070438, k_2 = -0.524572, k_3 = 0.997283$ $p_1 = -0.000730, p_2 = -0.000991$	0.387330
5	5200.894699	$u_0 = 2990.781763, v_0 = 1995.147433$	$k_1 = -0.164217, k_2 = 0.115978, k_3 = 0.027330$ $p_1 = 0.001092, p_2 = -0.001146$	0.391988

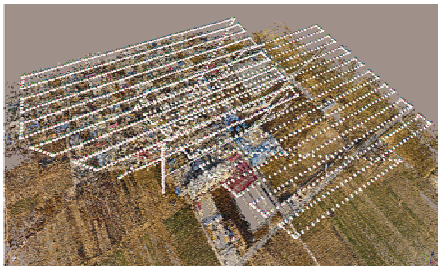


图5 倾斜影像的自动空中三角测量

Fig.5 Automatic aerial triangulation of oblique images

由以上3组实验结果可看出本文提出的增量式SFM系统的合理性及正确性,能够在保证三维重建精度的情况下消除累积误差,有效提高SFM系统的效率和鲁棒性,支持近景影像以及多视角影像的处理,对重叠度较低的影像也具有较好的适应性,系统具备对倾斜摄影大数据的处理能力,相比于传统的三维重建系统更加高效。

4 结论

本文主要对传统的增量式三维重建系统进行改进,针对倾斜摄影数据量大、重叠度高、尺度变化大等特点,提出了线性的增量式三维重建系统,快速实现了倾斜摄影的自动空中三角测量,弥补了传统增量式重建应用于大数据三维重建效率低的不足。实验表明,本文提出的算法可以有效消除增量式三维重建的累积误差,提高三维重建的效率和鲁棒性,为倾斜摄影大数据空中三角测量提供一套完整的解决方案。

参考文献

[1] 陈大凯,陈竹安,方伟,等.基于多旋翼单镜头无人机的城市实景三维重建及精度评估[J].北京测绘,2018(2):200-204.
[2] HAALA N, ROTHERMEL M, CAVEGN S. Extracting 3D

urban models from oblique aerial images [C]//Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE), IEEE, 2015:1-4.

- [3] 弥永宏,张雪萍,李英杰.基于倾斜摄影的三维城市建模研究[J].测绘与空间地理信息,2017(1):215-217.
[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] AGARWAL S, FURUKAWA Y, SNAVELY N, et al. Building Rome in a day [J]. Communications of the ACM, 2011, 54(10):105-112.
[6] WU C. Towards linear-time incremental structure from motion [C]//International Conference on 3D Vision, IEEE Computer Society, 2013:127-134.
[7] KLOPSCHITZ M, IRSCHARA A, REITMAYR G, et al. Robust incremental structure from motion [C]//Proceedings of 3D Processing Visualization and Transmission, 2010:72-79.
[8] HAVLENA M. Incremental structure from motion for large ordered and unordered sets of images [D]. Prague: Czech Technical University in Prague, 2012.
[9] CRANDALL D, OWENS A, SNAVELY N, et al. Discrete-continuous optimization for large-scale structure from motion [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011:3001-3008.
[10] NISTÉR D. An efficient solution to the five-point relative pose problem [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6):756-770.
[11] LOURAKIS M I A, ARGYROS A A. SBA: a software package for generic sparse bundle adjustment [J]. ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS), 2009, 36(1):1-30.

(下转第109页)

5 结束语

本文基于电离层模型提出了有无干扰条件下岸舰通信畅通区计算模型、数据采样和可视化方法,并且进行了仿真。从实现效果来看,能够直观形象地展现通信状态,为装备的部署和工作参数选择提供方法。后续工作可对短波通信的其他情况进行拓展研究,完善可视化仿真系统。

参考文献

- [1] 黄威刚,郑红,张兵. 编队岸舰短波通信组网研究[J]. 信息通信,2014(2):13-14.
- [2] 邬昊愨. 对于远距离高频通信频率的选择与分析[J]. 科技创新导报,2011(32):51-52.
- [3] 李伟. 论电离层特性对短波传输的影响[J]. 数字传媒研究,2016,33(6):68-71.
- [4] 孙雷. 短波在无线电通信中的作用及特点[J]. 信息技术,2005(5):86-88.
- [5] 焦培南,杨龙泉,凡俊梅. 短波天波反射/地波绕射组合新传播模式及其可能应用[J]. 电波科学学报,2007,22(5):746-750.
- [6] 邹伟,候德亨,王芊,等. 高功率微波在电离层中传播的折射率研究[J]. 强激光与粒子束,2006,18(10):1673-1676.
- [7] 周文瑜,焦培南. 超视距雷达技术[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
- [8] 戴开良,罗发根,权坤海,等. 亚大地区 F2 电离层预测方法和 CCIR 方法的比较[J]. 空间科学学报,1992,12(2):153-156.
- [9] 李忠勤,权坤海,张雪枫,等. 对 CCIR 预测 f_0F_1 方法精度检验[J]. 电波科学学报,1993,8(3):82-87.
- [10] 孙宪儒. 亚大地区 F2 电离层预测方法[J]. 通信学报,1987,8(6):37-44.
- [11] 丁峻岭. 亚大地区 F2 电离层预测模型[J]. 信息工程学院学报,1996,15(4):28-33.
- [12] 宋铮,张建华,黄冶. 天线与电波传播[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2011:242-245.
- [13] 陈洪普,卢雷. 高频电离层传播轨迹研究[J]. 曲阜师范大学学报,2017,43(2):65-69.
- [14] 李有才,王然,陈锐龙. 基于电场强度的短波干扰压制系数估算[J]. 舰船电子对抗,2008,31(6):22-25.
- [15] 王睿,张海勇,杨曦. 远距离短波通信最低可用频率的计算[J]. 舰船科学技术,2008,30(6):83-85.
- (上接第 99 页)
- [6] CHANG G. Kalman filter with both adaptivity and robustness[J]. Process Control, 2014, 24(3):81-87.
- [7] MEDEIROS C B, WANDERLEY M M. Multiple-model linear Kalman filter framework for unpredictable signals[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(4):979-991.
- [8] CHANG L, HU B, LI A, et al. Transformed unscented Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(1):252-257.
- [9] 岳晓奎,武媛媛,吴侃之. 基于电磁信息的航天器位姿估计迭代算法[J]. 西北工业大学学报,2011,29(4):559-563.
- [10] 毛秀华,吴健. 卡尔曼滤波算法研究[J]. 舰船电子对抗,2017,40(3):64-68.
- (上接第 104 页)
- [12] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [13] WU C, AGARWAL S, CURLESS B, et al. Multicore bundle adjustment[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011:3057-3064.
- [14] SNAVELY N, SEITZ S M, SZELISKI R. Photo tourism: exploring photo collections in 3D[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2006, 25(3):835-846.
- [15] BYRÖD M, ÅSTRÖM K. Conjugate gradient bundle adjustment[C]//The 11th European Conference on Computer Vision-ECCV, 2010:114-127.
- [16] AGARWAL S, SNAVELY N, SEITZ S M, et al. Bundle adjustment in the large[C]//The 11th European Conference on Computer Vision-ECCV, 2010:29-42.
- [17] GAO X S, HOU X R, TANG J, et al. Complete solution classification for the perspective-three-point problem[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8):930-943.
- [18] BRADSKI G. The OpenCV library[J]. Journal of Software Tools, 2000, 25(11):384-386.