

## 同时定位与制图辅助的 GPS/DR 组合导航\*

程见童,张为华,江振宇

(国防科技大学 航天科学与工程学院,湖南 长沙 410073)

**摘要:**针对全球定位系统在信号失锁条件下与航位推算组合导航的系统误差快速累积问题,提出一种基于压缩扩展卡尔曼滤波的同时定位与制图的辅助的全球定位系统/航位推算组合导航方法。该方法利用同时定位与辅助实现运动平台在全球定位系统信号无效时连续稳定导航,抑制航位推算定位误差的累积,并利用全球定位系统定位结果校正同时定位与辅助制图误差,减小地图的不确定性。设计基于压缩扩展卡尔曼滤波的同时定位与辅助/全球定位系统组合滤波器,实现大尺度环境下同时定位与辅助/全球定位系统的实时解算。真实实验数据计算结果分析表明,相对于同时定位与辅助定位结果,同时定位与辅助的全球定位系统/航位推算组合导航可有效提高系统定位性能,使得制图精度提高 10m。

**关键词:**同时定位与制图;压缩扩展卡尔曼滤波;组合导航;航位推算

**中图分类号:**V241.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)03-0072-05

## GPS/DR integrated navigation aided by simultaneous localization and mapping

CHENG Jiantong, ZHANG Weihua, JIANG Zhenyu

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Considering the performance of Global Positioning System (GPS)/Dead Reckoning (DR) integrated system degrading dramatically when GPS signal is outage or blocked, a Compressed Extend Kalman Filter (CEKF)-based Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) aided GPS/DR integrated navigation method was addressed. The error of DR system was restrained with SLAM correction when the GPS solutions were unavailable. Accordingly, the GPS location corrected the error and improves the uncertainty of SLAM mapping when GPS positioning was accessible. A filter of CEKF-based SLAM/GPS integrated was designed to realize the real time implement of SLAM/GPS in a large scale environment. Compared with the SLAM locating using the real experiment dataset, the SLAM aided GPS/DR integrated method enhanced the system performance of positioning as well as the accuracy of SLAM mapping raised approximate 10m.

**Key words:** simultaneously localization and mapping; compress extended kalman filter; integrated navigation; dead reckoning

连续可靠定位是自主导航系统核心组成部分。航位推算系统(Dead Reckoning, DR)是一种自主导航系统,如惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)和里程计等,具有输出频率高、隐蔽性强和抗干扰等优点,已广泛应用于地面车辆导航系统<sup>[1-3]</sup>。然而,随时间推移,DR定位误差迅速累积,导致系统性能显著下降。全球定位系统(Global Positioning System, GPS)以空间导航卫星为基础,可实现全球、全天候、低成本的高精度绝对导航,并具有长期稳定性特点,已成为目前广泛应用的导航系统<sup>[4-5]</sup>。但GPS信号易受干扰、输出频率低和多路径效应明显等缺点,尤其在复杂环境中,如市区和森林环境,GPS信号易于丢失和失锁。为保持GPS信号丢失状态下的

自主导航精度,地形匹配导航<sup>[6-7]</sup>开始应用于自主导航系统。然而,地形匹配导航系统需要各种空间或太空制图设施,完成预导航区域地形或地图信息获取,从根本上限制了地形匹配导航的广泛应用。

同时定位与制图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是为实现机器人在未知环境中自主导航,由Smith和Chessemann<sup>[8]</sup>于1986年首次提出的一种新概念。SLAM核心思想是,不需要环境的任何先验信息,机器人通过增量式地构建环境地图,并利用该地图实现对机器人位姿的估计。Durrant-Whyter<sup>[9]</sup>首先利用贝叶斯理论描述地图特征与机器人位姿不确定性间关系,为SLAM问题求解奠定了理论基础。Dissanayake

\* 收稿日期:2013-12-11

作者简介:程见童(1987—),男,江西上饶人,博士研究生,E-mail:chengjiantong@gmail.com;

张为华(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:zwh\_kjs@163.com

等<sup>[10]</sup>证明地图不确定性具有单调收敛特性,地图绝对精度由机器人初始不确定性决定。为提高数据关联鲁棒性,Neira<sup>[11]</sup>提出基于分支界限搜索算法的联合兼容数据关联方法,即分支界限联合兼容(Joint Compatibility Branch and Bound, JCBB)。JCBB以独立兼容(如最近邻域)为准则,判断同一时刻所有观测与地图特征间的联合相容性,并将具有最大相容性的集合作为最优关联集合。由于基于扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)的SLAM问题求解中,将环境特征点扩充为系统状态变量,在大尺度环境中,系统状态维数巨大,导致计算效率低下。Guivant<sup>[12]</sup>根据子地图思想,提出压缩扩展卡尔曼滤波(Compressed EKF, CEKF)方法,以及Montemerlo等<sup>[13]</sup>以粒子滤波(Particle Filter, PF)为基础提出了FastSLAM方法均有效提高系统计算效率。CEKF通过分析系统稀疏特性,将全局地图分为局部和邻域区域。只有当机器人运行至邻域地图时,才进行一次全局更新,从而有效提高运算效率。FastSLAM将SLAM问题分离为非线性状态估计和地图估计两部分,状态估计应用PF,而地图估计则采用EKF,并且只需更新观测到的地图特征,从而避免计算全局特征。然而,FastSLAM通过对地图概率边缘化,消除各特征间的相关性,但导致系统精度降低,并且对长时间导航,面临粒子衰退和枯竭问题。为精确求解SLAM问题,要求机器人需对相同区域进行重复观测,既实现闭环运动<sup>[14-15]</sup>,因为系统不确定性不断累加直到机器人闭环运动的发生。尤其当机器人进行大闭环运动时,系统不确定性将可能导致闭环检查的失败,最终导致SLAM问题求解失败。

Kim<sup>[16]</sup>和曹梦龙<sup>[17]</sup>将基于EKF的SLAM与GPS进行组合,实现当GPS定位有效时,利用GPS观测进行运动平台状态和地图校正,当GPS信号丢失时,采用已构建地图约束系统误差发散。然而文献[16]和文献[17]只涉及较少数目特征点或小尺度的环境,并只给出仿真实验结果。

## 1 SLAM问题估计模型

SLAM问题最常用表示和求解方法为基于高斯噪声假设的状态空间模型。SLAM模型包括状态模型和观测模型。以地面车辆为研究对象,里程计、角度编码器和激光扫描仪为外部传感器,假设车辆运动学模型<sup>[18]</sup>已知时,可得到离散线性化车辆状态模型

$$\mathbf{X}_v(k+1) = \mathbf{F}_v(k)\mathbf{X}_v(k) + \mathbf{u}_v(k) + \mathbf{V}_v(k) \quad (1)$$

其中:

- $\mathbf{X}_v(k)$  车辆  $k$  时刻状态变量,包括东向和北向位置坐标,以及车辆航向角,  $\mathbf{X}_v(k) = [x, y, \varphi]^T$ ;
- $\mathbf{F}_v(k)$  状态转移矩阵;
- $\mathbf{u}_v(k)$  控制输入矢量;
- $\mathbf{V}_v(k)$  过程噪声,零均值,协方差  $Q$ 。

由于地图特征点选取为静态标志,环境特征点状态模型中,地图状态变量保持不变。记第  $i$  个特征点为  $\mathbf{m}_i = [x, y]^T$ ,若有  $M$  个特征点,地图状态矢量为  $\mathbf{X}_m = [\mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_M]^T$ ,则系统全状态运动模型可表示为

$$\mathbf{X}(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_v(k+1) \\ \mathbf{X}_m(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v(k) & \mathbf{0}_{3 \times 2M} \\ \mathbf{0}_{2M \times 3} & \mathbf{I}_{2M \times 2M} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{X}_v(k) \\ \mathbf{X}_m(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{u}_v(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{V}_v(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (2)$$

激光扫描仪为系统提供特征点与载体相对距离  $\rho$  和方位  $\beta$  信息。假设  $k$  时刻观测到第  $i$  个特征点,则线性化观测模型为

$$z_i(k) = \mathbf{H}_i(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{w}_i(k) \quad (3)$$

其中:

- $z_i(k)$   $k$  时刻,第  $i$  个特征点观测信息,  $z_i(k) = [\rho, \beta]^T$ ;
- $\mathbf{H}_i(k)$   $k$  时刻,第  $i$  个特征点观测矩阵;
- $\mathbf{w}_i(k)$  观测噪声,零均值,协方差  $R$ 。

以上各参数具体形式详见文献[18]。依据贝叶斯滤波理论,EKF最早应用于求解上述SLAM问题。然而,进行SLAM系统状态更新时,滤波计算量与系统状态维数平方成正比。从式(2)可知,系统状态维数由环境特征点个数决定。在小尺度环境下,如室内环境,特征点数目较小,基本可以实现SLAM问题实时求解。然而,大尺度环境中,特征点个数可增至数百或数千,系统状态变量维数巨大,实时求解SLAM问题成为制约SLAM应用的关键问题之一。为此,本文以CEKF为基础,设计SLAM/GPS观测信息的融合滤波,实现SLAM问题的实时解算。

## 2 SLAM/GPS组合滤波器设计

### 2.1 压缩扩展卡尔曼滤波

为提高滤波效率,CEKF将全局地图分为局部地图与邻域地图两部分。当车辆在局部地图运行时,只需实时更新局部地图中所有地图特征点,避免全局地图的高频更新。如图1所示,全局地图分为局部地图A和邻域地图B。则全局状态变

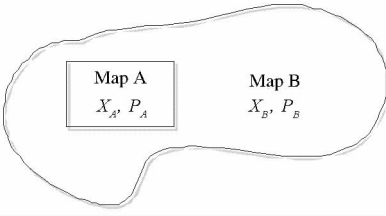


图 1 局部和邻域地图

Fig. 1 Local and neighbour maps

量和方差可表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_A \\ \mathbf{X}_B \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_A & \mathbf{P}_{AB} \\ \mathbf{P}_{AB}^T & \mathbf{P}_B \end{pmatrix} \quad (4)$$

由于 SLAM 系统观测值只与局部地图特征点相关,因此车辆状态更新由局部地图决定。假设系统完成  $k$  次预测后,进行一次全局状态更新,可得到如下系统状态 CEKF 滤波方程。各参数形式详见文献[12]。

运动更新:

$$\mathbf{X}_A(k+1, k) = \mathbf{F}_A(k) \mathbf{X}_A(k, k) + \mathbf{G}_u(k) \mathbf{u}_v(k) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_A(k+1, k) = \mathbf{F}_A(k) \mathbf{P}_A(k, k) \mathbf{F}_A^T(k) + \mathbf{G}_u(k) \mathbf{Q} \mathbf{G}_u^T(k) \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\phi}(k+1, 1) = \mathbf{F}_A(k) \boldsymbol{\phi}_k, \boldsymbol{\phi}_1 = \mathbf{I}, \theta_1 = 0, \psi_1 = 0 \quad (7)$$

测量更新:

$$\mathbf{X}_A(k+1, k+1) = \mathbf{X}_A(k+1, k) + \mathbf{P}_A(k+1, k) \mathbf{H}_A^T(K+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{v}(k+1) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_A(k+1, k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{W}_A(k+1) \mathbf{H}_A^T(K+1)] \mathbf{P}_A(k+1, k) \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\phi}_{k+1} = [\mathbf{I} - \mathbf{P}_A(k+1, k) \mathbf{H}_A^T(K+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{H}_A(k+1)] \boldsymbol{\phi}(k+1, 1) \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k + \boldsymbol{\phi}^T(k+1, 1) \mathbf{H}_A^T(K+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{v}(k+1) \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\psi}_{k+1} = \boldsymbol{\psi}_k + \boldsymbol{\phi}^T(k+1, 1) \mathbf{H}_A^T(K+1) \mathbf{S}^{-1}(k+1) \mathbf{H}_A(k+1) \boldsymbol{\phi}(k+1, 1) \quad (12)$$

全局更新:

$$\mathbf{P}_{AB}(k+1, k+1) = \boldsymbol{\phi}_{k+1} \mathbf{P}_{AB}(1, 1) \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_B(k+1, k+1) = \mathbf{X}_B(1, 1) + \mathbf{P}_{AB}^T(1, 1) \boldsymbol{\theta}_{k+1} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_B(k+1, k+1) = \mathbf{P}_B(1, 1) - \mathbf{P}_{AB}^T(1, 1) \boldsymbol{\psi}_{k+1} \mathbf{P}_{AB}(1, 1) \quad (15)$$

从上述方程中可知,局部地图中状态变量预测和更新与传统 EKF 相同。而邻域中状态变量预测与更新信息则由中间变量  $\boldsymbol{\phi}$ 、 $\boldsymbol{\theta}$ 、 $\boldsymbol{\psi}$  预测和更新代替,只有当车辆从局部地图运行至邻域地图

时,才完成一次更新。通过计算量计算分析,可得系统计算量与局部地图中特征点个数平方成正比。由于邻域  $B$  中包含大多数环境特征点,因此状态变量  $\mathbf{X}_A$  维数远小于全局状态变量  $\mathbf{X}$ ,从而可有效提高系统运算效率。

## 2.2 GPS/SLAM 组合滤波设计

基于 CEKF 的 SLAM 辅助 GPS/DR 组合导航系统中,当 GPS 定位有效时,将利用 GPS 观测值对车辆位姿和环境地图进行滤波校正。相对于 SLAM 系统观测值, GPS 系统观测变量和观测模型均发生变化。局部地图 A 中相应状态为实时更新,进行 GPS 观测更新时,其与 EKF 滤波校正相同。对于邻域地图 B 中状态变量  $\mathbf{X}_B$ 、 $\mathbf{P}_B$  以及  $\mathbf{P}_{AB}$ , SLAM 预测和更新过程中,信息更新由中间变量  $\boldsymbol{\phi}$ 、 $\boldsymbol{\theta}$  和  $\boldsymbol{\psi}$  传递。因此,进行 GPS 观测更新中,需完成  $\boldsymbol{\phi}$ 、 $\boldsymbol{\theta}$  和  $\boldsymbol{\psi}$  预测与更新。为区分 SLAM 系统参数, GPS 系统参数以下标  $g$  表示。根据滤波状态变量  $\mathbf{X}$ ,取车辆水平位置为 GPS 观测值,则 GPS 观测模型为

$$\mathbf{Z}_g = \mathbf{H}_g \mathbf{X} + \mathbf{r} = [\mathbf{H}_{gA} \quad \mathbf{H}_{gB}] \begin{bmatrix} \mathbf{X}_A \\ \mathbf{X}_B \end{bmatrix} + \mathbf{r} \quad (16)$$

其中,局部地图观测矩阵  $\mathbf{H}_{gA} = [\mathbf{I}_{2 \times 2}, \mathbf{0}]_{2 \times n_A}$ ,  $n_A$  为状态变量  $\mathbf{X}_A$  维数。邻域地图观测矩阵  $\mathbf{H}_{gB} = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{r}$  为 GPS 观测零均值噪声,方差为  $\mathbf{R}_g$ 。代入 KF 测量更新方程有滤波增益矩阵为

$$\mathbf{W}_g(k+1) = \mathbf{P}(k+1, k) \mathbf{H}_g^T \mathbf{S}_g^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_A(k+1, k) \mathbf{H}_{gA}^T \mathbf{S}_g^{-1} \\ \mathbf{P}_{BA}(k+1, k) \mathbf{H}_{gA}^T \mathbf{S}_g^{-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{gA} \\ \mathbf{W}_{gBA} \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中,信息协方差矩阵为

$$\mathbf{S}_g = \mathbf{H}_g \mathbf{P}(k+1, k) \mathbf{H}_g^T + \mathbf{R}_g = \mathbf{H}_{gA} \mathbf{P}_A(k+1, k) \mathbf{H}_{gA}^T + \mathbf{R}_g \quad (18)$$

将式(16)和(17)代入 KF 状态协方差更新方程,可得

$$\mathbf{P}_{AB}(k+1, k+1) = (\mathbf{I} - \mathbf{W}_{gA} \mathbf{H}_{gA}) \mathbf{P}_{AB}(k+1, k) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_B(k+1, k+1) = \mathbf{P}_B(k+1, k) - \mathbf{W}_{gBA} \mathbf{H}_{gA} \mathbf{P}_{AB}(k+1, k) \quad (20)$$

$$\mathbf{X}_B(k+1, k+1) = \mathbf{X}_B(k+1, k) + \mathbf{W}_{gBA} (\mathbf{Z}_g - \mathbf{H}_{gA} \mathbf{X}_A) \quad (21)$$

将式(13)、(14)和(15)分别代入式(19)、(20)和(21),可求得 GPS 观测更新时邻域地图更新递推方程。

$$\boldsymbol{\psi}_{k+1} = \boldsymbol{\psi}_k + \boldsymbol{\phi}^T(k+1, 1) \mathbf{H}_{gA}^T \mathbf{S}_g^{-1} \mathbf{H}_{gA} \boldsymbol{\phi}(k+1, 1) \quad (22)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \phi^T(k+1, 1) \mathbf{H}_{gA}^T \mathbf{S}_g^{-1} (\mathbf{Z}_g - \mathbf{H}_{gA} \mathbf{X}_A) \quad (23)$$

$$\phi_{k+1} = (I - \mathbf{W}_{gA} \mathbf{H}_{gA}) \phi(k+1, 1) \quad (24)$$

### 3 实验结果与分析

为验证系统性能,实验以 Victoria 公园跑车实验数据<sup>[19]</sup>为基础进行计算分析。

数据采集系统由陆地车辆、速度里程计、角度编码器、2D 激光扫描仪和 GPS 接收机组成。速度里程计和角度编码器分别用于输出车辆行驶速度和测量车辆舵向角,两者构成车辆 2D 航位推算系统,测量精度分别约为 0.3m/s 和 3°,输出频率为 40Hz。SLAM 系统以激光扫描仪为观测敏感器,以树干为环境特征点,通过在水平方向 180°视角扫面,返回特征点相对车辆距离与视线角,测量精度分别为 1m/s 和 1.5°,输出频率为 5Hz。GPS 输出位置信息精度为 3m,频率 1Hz。SLAM 问题求解中采用分支界限联合兼容数据关联方法与压缩卡尔曼滤波方法。

如图 2 为 GPS 定位结果以及 DR 和 GPS/DR 组合估计车辆轨迹。从图中可知,由于车辆运行环境树木稠密,GPS 信号频繁丢失,甚至产生较大定位误差。GPS/DR 组合导航系统,实现 GPS 信号失锁时,由 DR 系统估计车辆位姿,改善系统在 GPS 定位无效时为车辆提供连续导航性能。然而在 GPS 信号长时间失锁时,组合系统导航误差快速累积。

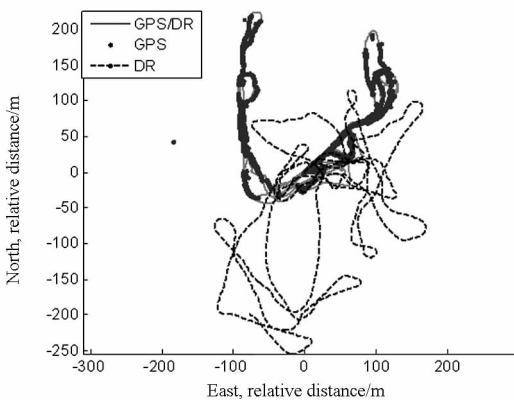


图 2 GPS/DR 与 GPS 定位结果

Fig. 2 GPS/DR and GPS positioning results

基于 CEKF 方法 SLAM 解算以及 SLAM 辅助的 GPS/DR 组合导航结果分别如图 3 和图 4 所示。图中实线为车辆轨迹估计;虚线为 GPS 估计车辆轨迹;点代表 SLAM 构建的环境特征点,既实验环境中树干中心位置估计;为检验地图创建的准确性,在图 3 和 4 中取与真实环境中树干相对

应的三个特征点进行比较,并一一对应标记为#1、#2 和#3 的特征点。为有效比较两种方法性能,将图 3 和图 4 结果重载实际环境卫星图如图 5 和图 6 所示。从图 5 中可知,SLAM 方法在小闭环运动区域中,可精确实现车辆地面导航,然而进行大闭环运动时,SLAM 定位结果将产生较大误差,如标志#1 和#3 与环境特征点,车辆轨迹估计与 GPS 定位结果均存在偏差。通过与标志点实际坐标(从 Google Earth 中获取)比较,误差可达到 10m。比较图 6 可知,标志#1 和#3 与环境特征点有效重合,在视野开阔环境中,车辆轨迹估计与 GPS 定位结果近似相同。因此,SLAM 辅助的 GPS/DR 组合导航增强了 GPS/DR 组合导航性

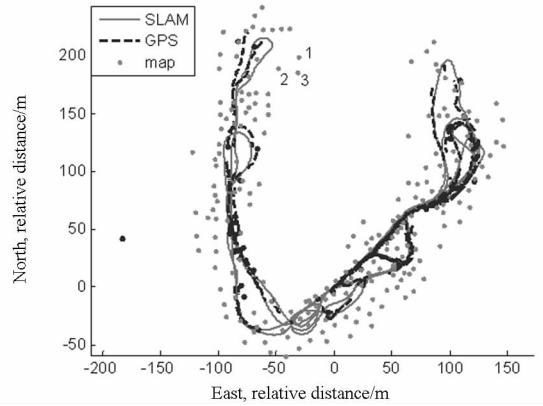


图 3 SLAM 与 GPS 定位结果

Fig. 3 SLAM and GPS positioning results

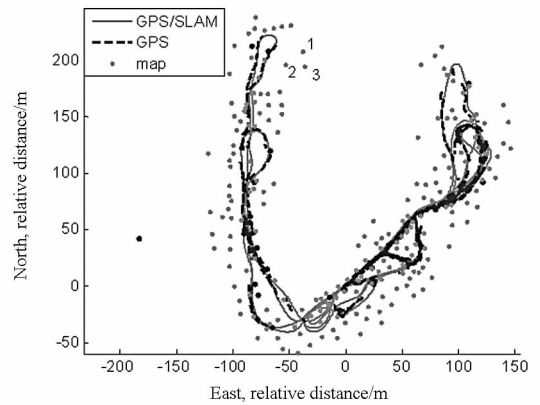


图 4 SLAM/GPS 组合导航与 GPS 定位结果

Fig. 4 SLAM/GPS integrated navigation and GPS positioning results

能,同时有效提高 SLAM 定位与制图精度。

### 4 结论

基于 CEKF 方法,本文提出 SLAM 辅助 GPS/DR 组合导航方法,设计了 SLAM/GPS 组合信息滤波器。当 GPS 定位可用时,利用 GPS 观测对局部地图状态变量进行实时传统 EKF 更新,对邻域



图 5 重载卫星图的 SLAM 与 GPS 定位结果  
Fig. 5 SLAM and GPS positioning results with environment satellite image



图 6 重载卫星图的 SLAM/GPS 与 GPS 定位结果  
Fig. 6 SLAM/GPS and GPS positioning results with environment satellite image

地图状态变量完成中间变量递推,从而实现了大尺度环境下 SLAM 辅助的 GPS/DR 组合导航实时解算。最后利用 Victoria 真实实验数据进行实验分析,实验结果表明,该方法在复杂环境中 GPS 信号频繁丢失时,可为地面车辆提供连续稳定的导航定位,有效增强 GPS/DR 组合导航性能,并提高 SLAM 定位与制图精度。

## 参考文献 (References)

- [1] Georgy J, Karamat T, Iqbal U, et al. Enhanced MEMS-IMU/odometer/GPS integration using mixture particle filter[J]. *GPS Solutions*, 2011; 15(3):239-52.
- [2] 何晓峰, 胡小平, 唐康华. 无缝 GPS/INS 组合导航系统的设计与实现[J]. *国防科技大学学报*, 2008; 30(1):83-88.  
HE Xiaofeng, HU Xiaoping, TANG Kanghua. Design and evaluation of a seamless GPS/INS integrated navigation system[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2008; 30(1):83-88. (in Chinese)
- [3] 严恭敏. 车载自主定位定向系统研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.  
YAN Gongmin. Research on vehicle automatic positioning and orientation system [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)
- [4] Steffes S R, Theil S, Samaan M A, et al. Flight results from the SHEFEX2 hybrid navigation system experiment [C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [5] Li Y, Rizos C, Wang J, et al. Sigma-point Kalman filtering for tightly coupled GPS/INS integration[J]. *Navigation*, 2008; 55: 167.
- [6] Priestley N. Terrain referenced navigation [C]//Proceedings of Position Location and Navigation Symposium, IEEE, 1990: 482-489.
- [7] Metzger J, Wisotzky K, Wendel J, et al. Sigma-point filter for terrain referenced navigation [C]//Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2005.
- [8] Smith R C, Cheeseman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty [J]. *International Journal of Robotics Research*, 1987; 5(4):56-68.
- [9] Durrant-Whyte H F. Uncertain geometry in robotics [J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1988; 4(1):23-31.
- [10] Dissanayake M W M G, Newman P, Clark S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001; 17(3):229-241.
- [11] Neira J, Tardós J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001; 17(6):890-897.
- [12] Guivant J E, Nebot E M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001; 17(3):242-257.
- [13] Montemerlo M. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2003.
- [14] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: part I [J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(2):99-110.
- [15] Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II [J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(3):108-117.
- [16] Kim J, Sukkarieh S. 6DoF SLAM aided GNSS/INS navigation in GNSS denied and unknown environments [J]. *Journal of Global Positioning Systems*, 2005, 4(1-2):120-128.
- [17] 曹梦龙, 崔平远. 即时定位与制图辅助的 INS/GPS 组合导航系统 [J]. *中国惯性技术学报*, 2007; 15(4):431-434.  
CAO Menglong, CUI Pingyuan. Simultaneous localization and mapping aided INS/GPS navigation system [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2007; 15(4):431-434. (in Chinese)
- [18] Guivant J, Nebot E. Simultaneous localization and map building: Test case for outdoor applications [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002.
- [19] Guivant J. Victoria park experiment dataset [OL]. [http://www-personal.acfr.usyd.edu.au/nebot/victoria\\_park.htm](http://www-personal.acfr.usyd.edu.au/nebot/victoria_park.htm), 2013.