

同步定位及地图创建算法在车载移动测绘系统中的应用

胡少兴¹ 陈春朋^{1*} 张爱武²

(¹北京航空航天大学机械工程及自动化学院, 北京 100191
²首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100037)

摘要 为了解决车载移动测图中全球卫星定位系统(GPS)失锁及无 GPS 导致的导航定位问题,提出了一种利用水平布设二维激光扫描仪和里程计结合的快速同步定位及地图创建(SLAM)方法。在详细分析车载移动测图系统定位误差来源的基础上,科学合理地设置系统的预测参数及重预测参数,并给出了宽间隔预测及状态重预测改进后的卡尔曼滤波算法。在不损失计算精度的前提下,提高了计算速度。利用上述算法在实验室环形走廊中进行了实验,实验结果证明了本算法的有效性。

关键词 测量;车载三维信息采集;同步定位及地图创建;扩展卡尔曼滤波;累积定位误差

中图分类号 TP274.2 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201239.1108012

Application of SLAM in Vehicle-Borne Mobile Mapping System

Hu Shaoxing¹ Chen Chunpeng¹ Zhang Aiwu²

(¹ School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191, China
² Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Capital Normal University, Beijing 100037, China)

Abstract To solve the GPS-denies or no GPS positioning problem of the vehicle-borne mobile mapping system (VBMMS), a fast simultaneous localization and mapping (SLAM) method using the horizontal 2D laser scanner and the odometer is proposed. Through position error analysis of VBMMS, the scientific prediction and re-prediction parameters are set. An improved extended Kalman filter (EKF) based on wide-interval prediction and re-prediction are presented to speed up. The experiments done in the closed corridor show the method mentioned above are reliable.

Key words measurement; vehicle-borne three-dimensional acquisition; simultaneous localization and mapping; extended Kalman filter; accumulated positioning error

OCIS codes 120.6080; 150.0150; 140.1135; 140.1488; 140.6910

1 引言

三维激光测绘是近年来迅速发展的新型测绘技术,在城市规划、地貌测绘、数字交通和矿产调查等重要领域已得到广泛应用^[1~3]。其中的车载移动测绘,由于其系统机动性的特点,成为当今三维激光测绘领域的一个研究热点。如何准确地对系统进行定

位,是提高最终的测绘精度的关键所在。当今主流的车载移动测绘系统采用基于全球卫星定位系统(GPS)进行定位^[4,5],这种方法是基于全球坐标的,不存在系统定位积累误差,但在 GPS 信号不能到达的矿山、隧道等地,会出现 GPS 失锁问题,使得系统无法进行定位^[4]。且当测绘任务为室内环境时,对

收稿日期: 2012-05-28; 收到修改稿日期: 2012-07-19

基金项目: 国家科技支持计划(2012BAH31B01)、国家自然科学基金(40601081、41071255)、国防基础预研(SDDX2008117)和博士学科点基金新教师项目(20070006031)资助课题。

作者简介: 胡少兴(1972—),男,博士,副教授,主要从事三维激光扫描、计算机视觉等方面的研究。

E-mail: husx@buaa.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: abc2757447@163.com

系统的定位精度要求会比较高,这是基于 GPS 定位方法不能满足的。

针对此问题,测绘系统采用里程计和倾角仪,基于航位推算方法计算系统位姿。由于里程计及倾角仪属于系统的内部传感器,解决了系统定位失锁问题。但航位推算方法的最大缺点就是存在定位误差积累,即系统在任一时刻的定位误差,都会随着系统的运动积累在一起,严重影响最终的测绘精度。针对此问题,提出利用移动机器人领域中的同步定位及地图创建(SLAM)算法,解决系统定位误差积累问题^[5]。同步定位及地图创建是机器人定位及导航的研究热点,实现方法主要包括基于扩展卡尔曼滤波(EKF)法^[6,7]、基于期望最大值法^[8]和基于粒子滤波的同步定位及地图创建(FASTSLAM)算法^[9]。

本文解决系统在室内环境中的定位问题,结合室内环境的特点,利用扩展卡尔曼滤波方法实现 SLAM 算法(EKF-SLAM),提高系统最终的测绘精度。系统需要解决的问题是“我在哪里”,并不关心系统“我要去哪”的问题,即系统需解决自身定位问题,无需关心自主导航问题,故对采集的激光数据及里程计数据进行线下处理,从而大大降低了同步定位及地图创建算法在本系统应用中的复杂度。为减少 SLAM 算法执行次数,提高运算效率,根据系统单位时间内位姿变换不明显的特点,在预测系统状态时,提出了宽间隔预测法。针对宽间隔预测可能出现的预测错误问题,提出了状态重预测方法。

2 系统简介

2.1 系统组成及原理

系统主要包括里程计,倾角仪,三维信息采集系统,二维激光扫描仪(见图 1)。里程计采集系统平面位姿;三维信息采集系统是由舵机带动一个二维激光扫描仪进行俯仰扫描。三维激光采集系统采集空间三维数据,实现测绘任务。二维激光扫描仪采集平面数据,进而提取环境特征,实现 EKF-SLAM 算法。倾角仪采集系统运动时横滚角及俯仰角变化。本文主要研究室内平面环境中的系统定位,故对倾角仪获取的数据暂不予考虑。系统采用双前轮驱动,双后轮为方向轮。通过控制左驱动轮速度 v_l 及右驱动轮速度 v_r 来控制系统运动。系统直行时, $v_l = v_r = 102.3 \text{ mm/s}$,系统左转时, $v_l = 63.4 \text{ mm/s}$, $v_r = 10.6 \text{ mm/s}$;系统右转时, $v_l = 10.6 \text{ mm/s}$, $v_r = 63.4 \text{ mm/s}$ 。

系统的工作原理是上位机通过通信系统驱动电

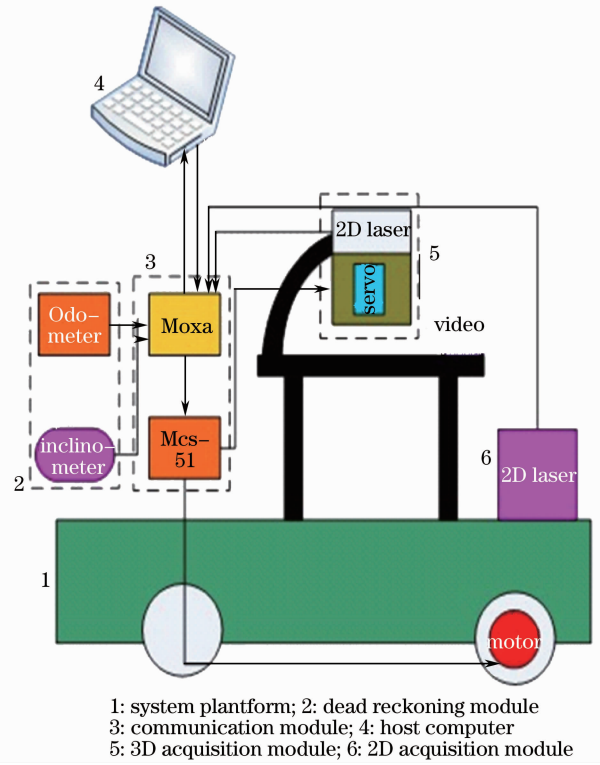


图 1 车载移动测绘系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of vehicle-borne mobile mapping system

动机带动整个系统运动,里程计获取系统的原始位姿。三维信息采集系统采集的空间三维数据,是基于激光极坐标系下的。通过坐标系转换与里程计获取的系统原始位姿进行融合,获取基于世界坐标系下的初始三维测绘数据^[4]。

由于系统定位积累误差的影响,这时获得的测绘数据有较大误差。通过二维激光测距仪获取环境特征后,利用 EKF-SLAM 算法进行系统位姿修正,将修正后的系统位姿数据传递给三维信息采集系统,进行数据的重新融合,从而提高最终的测绘精度。

2.2 系统定位误差来源

车载移动测绘系统是一个复杂的集成系统,其测绘精度受系统内各组成部分的共同影响^[1],由于定位误差的积累特性,最终的测绘精度主要取决于系统的定位精度。造成定位误差的主要原因是驱动轮打滑带来的里程计量误差,且主要来源于系统发生转向处。这是因为:当系统发生转向时,由于方向轮自身运动特点,不能及时跟随系统进行转向。当系统强行带动方向轮进行转向时,要克服很大的地面摩擦力,这必然导致驱动轮打滑,造成里程计测量不准确。这种定位误差会随着系统的运动不断积累,严重影响最终的测绘精度。

3 SLAM 算法流程

系统采用的 SLAM 算法包含：状态初预测、状态重预测、环境特征提取、数据关联、位姿更新、状态

增广与地图更新六部分。建立其算法流程图如图 2 所示。

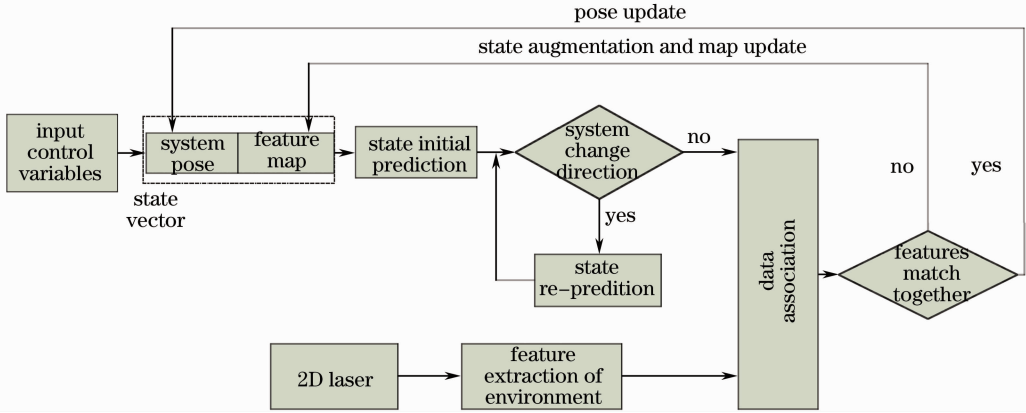


图 2 SLAM 算法框架

Fig. 2 Framework of SLAM algorithm

3.1 系统预测参数选择

在状态预测环节中，必须考虑两个因素：

1) 由于地面路况不同、系统左右驱动轮轮胎的充气状况不同等随机因素的影响，导致左右驱动轮的实际转速(v_l, v_r)与要求转速可能并不完全一致；

2) 在系统转向过程中，由于系统的直行速度与转向速度有很大不同，所以驱动轮发生打滑的程度也应该不同，表征车轮打滑的系统运动噪声 $\epsilon(k)$ 在系统转向时也应取不同的值。

所以，系统需要根据不同的应用环境，对上述几个系统参数进行合理调整，才能对系统状态做出准确的预测(见图 3)。



图 3 系统预测参数选择

Fig. 3 Selection of predictive parameters of this system

3.1.1 状态初预测

系统的最大运行速度为 $v=102.3$ mm/s，而激光扫描仪的采样频率为 37 Hz，也就是说当系统前进 102.3 mm 时，激光扫描仪已进行了 37 次数据扫描。但此时系统的位姿变化并不明显。为了提高算法运算效率，无需对每次激光扫描的点云数据都运

用 SLAM 算法进行处理。本系统让二维激光扫描仪每做 20 次数据扫描，进行一次位姿矫正。设两次位姿矫正的时间间隔为 ΔT ，两次激光扫描的时间间隔为 Δt_s ，即 $\Delta T=20\Delta t_s$ ，称之为宽间隔预测。要对系统的状态进行预测，首先要建立系统的运动模型及观测模型。

系统的运动模型函数为

$$\mathbf{X}(k+1) = f[\mathbf{X}(k), \mathbf{u}(k)] + \boldsymbol{\epsilon}(k). \quad (1)$$

系统的观测模型函数为

$$\mathbf{m}(k) = h[\mathbf{X}(k)] + \boldsymbol{\omega}(k), \quad (2)$$

式中 $\mathbf{X}(k)$ 为 k 时刻系统状态向量， $f(\cdot)$ 为状态转移函数， $h(\cdot)$ 为系统观测函数， $\mathbf{m}(k)$ 为系统 k 时刻采集的特征。 $\mathbf{u}(k)$ 为输入控制向量，包含系统左右轮转速 v_l, v_r 。 $\boldsymbol{\epsilon}(k)$ 和 $\boldsymbol{\omega}(k)$ 分别为 k 时刻运动噪声和观测噪声，假设二者均服从高斯分布，且互不相关，其协方差矩阵分别表示为 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ ^[10]。

将运动模型函数(1)式应用到本系统得

$$\mathbf{X}(k+1 | k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_v(k+1 | k) \\ \hat{\mathbf{m}}(k+1 | k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T \cos\left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T\right] \\ z(k) - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T \sin\left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T\right] \\ \alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{l} \Delta T \\ \hat{\mathbf{m}}(k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\epsilon}(k), \quad (3)$$

式中 $\mathbf{x}_v(k+1 | k)$ 为系统 k 时刻的估计位姿， $[x(k), z(k), \alpha(k)]$ 为 k 时刻系统的位姿，分别表示系统 k

时刻 x 方向坐标, z 方向坐标及转向角。 $\hat{\mathbf{m}}(k+1|k)$ 为 k 时刻的估计特征, l 为驱动轮轮距。系统采集特征均为静态特征, 故可认为 $\hat{\mathbf{m}}(k+1|k) = \hat{\mathbf{m}}(k)$ 。

系统 k 时刻的估计协方差 $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k)$ 为

$$\hat{\mathbf{P}}(k+1|k) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1) & \hat{\mathbf{P}}_{vm}(k+1) \\ \hat{\mathbf{P}}_{vm}^T(k+1) & \hat{\mathbf{P}}_{mm}(k+1) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 $\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1)$ 表示系统位姿估计协方差, $\hat{\mathbf{P}}_{vm}(k+1)$ 为系统位姿及采集特征之间的估计协方差, $\hat{\mathbf{P}}_{mm}(k+1)$ 为特征间估计协方差。

$$\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1) = \nabla \mathbf{F}_{vv} \hat{\mathbf{P}}_{vv}(k|k) \nabla \mathbf{F}_{vv}^T + \nabla \mathbf{F}_{vu} \mathbf{Q}(k|k) \nabla \mathbf{F}_{vu}^T, \quad (5)$$

式中 $\nabla \mathbf{F}_{vv}$ 为系统位姿协方差的雅克比矩阵, $\nabla \mathbf{F}_{vu}$ 为输入控制量的雅克比矩阵^[10]。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_{mm}(k+1) &= \hat{\mathbf{P}}_{mm}(k), \\ \hat{\mathbf{P}}_{vm}(k+1) &= \nabla \mathbf{F}_{vu} \hat{\mathbf{P}}_{vm}(k). \end{aligned} \quad (6)$$

3.1.2 状态重预测

宽间隔预测法虽然能大幅减少算法的运算次数, 提高运算效率, 但可能导致状态预测错误的问题。当对系统进行状态初预测时, 必须预测 20 次数

据扫描时间间隔后的系统位姿, 但系统可能在未达到 20 次扫描时就发生了转向。此时系统运动速度会发生很大变化, 造成之前的状态预测错误, 导致后续的数据关联错误, 进而致使整个算法失效。

针对此问题, 提出“状态重预测”的方法, 即对可能出现的状态预测错误, 进行重预测。具体方法如下: 系统记录激光已采样次数 i , 并实时地检测系统的速度是否发生改变, 当采样次数 i 到达 20 次时, 若系统转速并未发生改变, 说明原始预测正确, $\mathbf{X}(k+1|k)$ 及 $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k)$ 为正确预测, 将采样次数归零。若当采样次数未达到 20 次, 系统转速发生变化, 说明系统发生了转向, 上述 k 时刻预测结果已不能正确预测 $k+1$ 时刻的状态, 清除上述预测过程得到的 $\mathbf{X}(k+1|k)$ 及 $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k)$, 记录此时的数据扫描次数 i 。将 ΔT 分割成两部分 $\Delta T = \Delta T_1 + \Delta T_2$, 其中 ΔT_1 为系统转向前的间隔时间 $\Delta T_1 = \frac{i}{20} \Delta T$, ΔT_2

为系统转向后的间隔时间 $\Delta T_2 = \frac{20-i}{20} \Delta T$, 进行状态重预测:

$$\mathbf{X}(k+1|k)_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_v(k+1|k)_1 \\ \hat{\mathbf{m}}(k+1|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T_1 \cos \left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T_1 \right] \\ z(k) - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T_1 \sin \left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T_1 \right] \\ \alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{l} \Delta T_1 \\ \hat{\mathbf{m}}(k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}(k), \quad (7)$$

$$\mathbf{X}(k+1|k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_v(k+1|k) \\ \hat{\mathbf{m}}(k+1|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k+1|k)_1 - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T_2 \cos \left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T_2 \right] \\ z(k+1|k)_1 - \frac{v_l + v_r}{2} \Delta T_2 \sin \left[\alpha(k) + \frac{v_r - v_l}{2l} \Delta T_2 \right] \\ \alpha(k+1|k)_1 + \frac{v_r - v_l}{l} \Delta T_2 \\ \hat{\mathbf{m}}(k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}(k), \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1)_1 = \nabla \mathbf{F}_{vv1} \hat{\mathbf{P}}_{vv}(k|k) \nabla \mathbf{F}_{vv1}^T + \nabla \mathbf{F}_{vu1} \mathbf{Q}(k|k) \nabla \mathbf{F}_{vu1}^T, \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1) = \nabla \mathbf{F}_{vv2} \hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1)_1 \nabla \mathbf{F}_{vv2}^T + \nabla \mathbf{F}_{vu2} \mathbf{Q}(k|k) \nabla \mathbf{F}_{vu2}^T, \quad (10)$$

式中 $\mathbf{x}_v(k+1|k)_1$ 、 $\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1)_1$ 、 $\nabla \mathbf{F}_{vv1}$ 、 $\nabla \mathbf{F}_{vu1}$ 分别为对应系统转向前的运动状态向量、位姿协方差矩阵、位姿协方差雅克比矩阵、特征协方差雅克比矩阵。 $\hat{\mathbf{P}}_{vv}(k+1)$ 、 $\nabla \mathbf{F}_{vv2}$ 、 $\nabla \mathbf{F}_{vu2}$ 为系统转向后的位姿协方差矩阵、位姿协方差雅克比矩阵、特征协方差雅克比矩阵。

3.2 特征提取

状态预测完毕后, 要对采集的二维激光点云中的数据点进行特征提取, 鉴于室内结构化环境的特点, 提出了基于角度阈值的直线特征提取算法, 该算法的流程表示:

1) 分割点云数据, 计算一条扫描线内点云间

距,并在距离大于设定阈值 d 的点云处将点云分割成几个区块;

2) 对每个区块中的点云,计算其与邻域点云连线之间的夹角,在夹角大于所设角度阈值处将点云再次分割,保证每个分割后的区块是统计线性的;

3) 用最小二乘法拟合每个线性区块中的点云,拟合完毕后对所有拟合线段进行同线性判断,对符

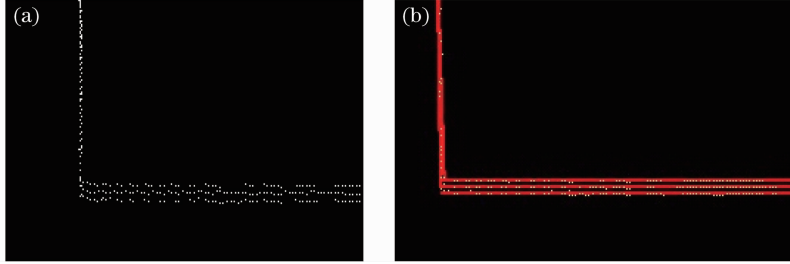


图4 (a)扫描点云;(b)点云拟合直线

Fig. 4 (a) Cloud points; (b) fitting lines by these cloud points

3.3 特征预测

由于特征位置被增广到系统状态向量中,因此,根据状态预测得到的机器人状态 $\mathbf{X}(k+1|k)$ 包含了对特征位置的预测,即 $\hat{\mathbf{m}} = [\hat{m}_{m_1}(k+1|k) \quad \hat{m}_{m_2}(k+1|k) \quad \cdots \quad \hat{m}_{m_n}(k+1|k)]$,根据系统观测函数(2)式将特征位置坐标转换成特征相对于二维激光扫描仪的距离和方位角:

$$\hat{\mathbf{m}}_i(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{m}_r^i(k+1) \\ \hat{m}_\theta^i(k+1) \end{bmatrix} = h_i[\mathbf{x}_v(k+1)] + \boldsymbol{\omega}(k) = \begin{bmatrix} \sqrt{[x_i - x(k+1|k)]^2 + [z_i - z(k+1|k)]^2} \\ \arctan\left[\frac{z_i - z(k+1|k)}{x_i - x(k+1|k)}\right] - \alpha(k+1|k) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\omega}(k+1). \quad (11)$$

根据误差传递定律求取信息协方差矩阵 \mathbf{S} :

$$\mathbf{S}_j(k+1) = \nabla \mathbf{h}_j \mathbf{P}(k+1|k) \nabla \mathbf{h}_j^T + \mathbf{R}(k+1), \quad (12)$$

式中 $\nabla \mathbf{h}_j$ 为量测函数的雅克比矩阵。

3.4 数据关联

通过上述步骤,获得了实际测量特征值集合 $\mathbf{m}(k+1)$ 和预测观测特征值集合 $\hat{\mathbf{m}}(k+1)$,通过比较这两个集合间的关系,来对系统位姿进行更新或对状态向量进行扩维^[11],

$$\mathbf{v}_{ij}(k+1) = \mathbf{m}_i(k+1) - \hat{\mathbf{m}}_j(k+1) = \mathbf{m}_i(k+1) - \mathbf{h}_j \hat{\mathbf{X}}(k+1|k), \quad (13)$$

式中 \mathbf{v}_{ij} 为新息,表示特征之间的差别。根据信息计算实际观测特征与预测特征之间的马氏距离,如若两特征间的马氏距离小于设定的椭圆门限,则认为二者是

合同线性条件的线段,将其对应的线性区块融合,并重新进行线段拟合;

4) 将拟合成的特征线段进行降维,用世界坐标原点到拟合直线的垂直坐标表示特征 $m_i = (x_i, z_i)$ 。

利用本算法可以有效地获取室内结构化环境中的直线特征,如图4所示。

相似特征,进行状态更新^[8]。反之,则认为所采集的特征为新特征,进行特征地图增广与地图更新。

3.5 状态更新

假设获得了 n 对相似特征,对每对相似特征,求相应的卡尔曼增益系数 $\mathbf{W}_j(k+1)$ 为^[6,7]

$$\mathbf{W}_j(k+1) = \hat{\mathbf{P}}(k+1|k) \nabla \mathbf{h}_j^T \mathbf{S}_j^{-1}(k+1), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

更新系统的状态估计及协方差估计。

状态估计更新:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_j(k+1) \mathbf{v}_{ij}(k+1); \quad (15)$$

协方差估计更新:

$$\hat{\mathbf{P}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{P}}(k+1|k) - \sum_{j=1}^n \mathbf{W}_j(k+1) \mathbf{S}_j(k+1) \mathbf{W}_j(k+1)^T. \quad (16)$$

把当前时刻获得的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$ 和协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}(k+1|k+1)$ 作为 $k+1$ 时刻的已知条件,进入状态预测环节。

3.6 状态增广与地图更新

对于新特征,要进行状态增广与地图更新。状态增广及地图更新涉及到两个方面:扩展状态向量中新路标位置的初始化;扩展状态向量对应的协方差矩阵中新添加行列元素的赋值^[10]。更新完毕后,进入状态预测环节。

通过上述过程的不断循环,可以实现系统基于扩展卡尔曼滤波的同时定位及地图创建算法,进而消除系统定位的积累误差。

4 实验结果

将上述算法应用到自主开发的车载移动测图系统中,实验场地为实验室环形走廊,将世界坐标零点设定在系统开始采集数据处。本次环形扫描中,二维激光扫描仪共采集 6692153 个数据,取其中的 12 个有明显特征的点进行数据比对与分析(见图 5)。从图 5(a)可以明显看出,系统定位误差的主要来源为系统进行转向时,与前文关于系统定位误差来源的分析是一致的。

从表 1 及图 6 可以看出,系统进行 EKF-SLAM 算法处理后,消除了系统定位积累误差,获得了较为准确的系统位姿,将修正后的位姿数据传给三维信息采集系统,进行数据的重新融合。图 7 为三维信息采集系统采集的三维空间数据,共包含 48 次俯仰扫描,采集三维点云 2936555 个。从图 7 可以看出,本算法有效地解决了系统定位误差大的问题,极大地提高了测绘精度。



图 5 (a) 环形走廊的原始点云数据;(b) 车载移动测绘系统;(c) 环形走廊校正后的点云数据

Fig. 5 (a) Primitive cloud points of the circular corridor; (b) vehicle-borne mobile mapping system;

(c) correction cloud points of the circular corridor

表 1 环形走廊特征点云的数据比对

Table 1 Feature cloud points comparison of the circular corridor

Serial number	True data /mm	Original data /mm	Calibration data /mm
1	(-1230, -4200)	(-1139.5, -4332.6)	(-1287.2, -4562.4)
2	(-18030, -4200)	(-18621.2, -6497.6)	(-18062.0, -4182.7)
3	(-17400, 5080)	(-20186.3, 2916.6)	(-17125.1, 5106.2)
4	(-17400, 12300)	(-21745.6, 9442.4)	(-17052.4, 12449.2)
5	(-17400, 20100)	(-23814.8, 17400.2)	(-17561.3, 19865.0)
6	(-18030, 29100)	(-26760.1, 26005.1)	(-17779.4, 29025.3)
7	(-19930, 37300)	(-30826.6, 33093.4)	(-19617.5, 37152.7)
8	(-11500, 31000)	(-21629.3, 30370.3)	(-11492.7, 30839.7)
9	(-1030, 29100)	(-10827.1, 32809.7)	(-1058.2, 29098.1)
10	(830, 20200)	(-4526.2, 26132.2)	(831.9, 20083.1)
11	(830, 4660)	(3563.2, 12833.3)	(759.6, 4463.4)
12	(-1150, 4660)	(1807.6, 11822.9)	(-1244.3, 4558.4)

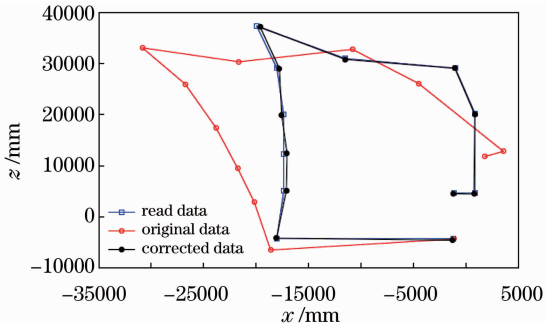


图 6 修正效果

Fig. 6 Results of experiment

5 结 论

通过实验结果可以看出将基于扩展卡尔曼滤波的同步定位及地图创建算法引入测绘系统,可以有效地解决系统定位误差积累问题,提高最终测绘精度。但本文提到的方法仅限于室内平面环境的应用。在室外环境中,系统将进入一个六维环境,系统定位问题将更加复杂,且对环境的特征提取也将会更加困难。这些问题将在后续的工作中利用 6D-SLAM 算法进行更深入的研究。

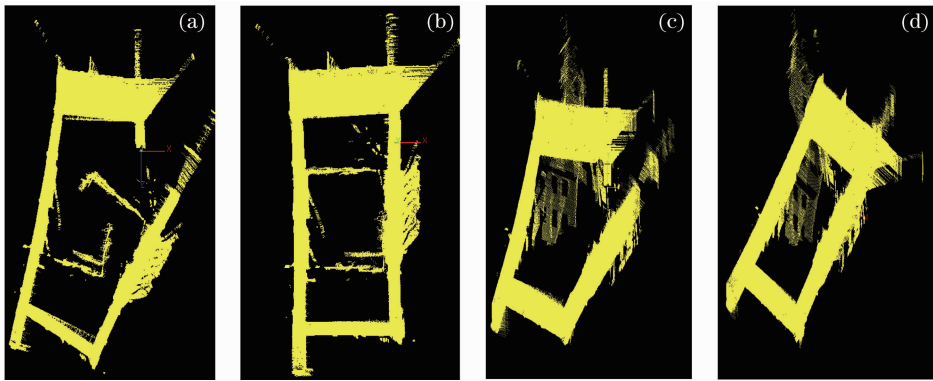


图 7 (a)原始三维点云俯视图;(b)修正三维点云俯视图;(c)原始三维点云轴侧图;(d)修正三维点云轴侧图

Fig. 7 (a) Top view of the primitive 3D cloud points; (b) top view of the correction 3D cloud points; (c) axonometric view of the primitive 3D cloud points; (d) axonometric view of the correction 3D cloud points

参 考 文 献

- 1 Yang Fan, Zhang Aiwu, Dai Yucheng *et al.*. Application of three-dimensional laser scanning technology in granary reserve detection[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(s1): 317~323
杨帆, 张爱武, 戴玉成等. 三维激光扫描技术在粮仓储量检测中的应用[J]. *中国激光*, 2010, **37**(s1): 317~323
- 2 Xie Zexiao, Li Xuyong, Xin Shaohui *et al.*. Underwater line structure-light self-scan three-dimension measuring technology [J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(8): 2010~2014
解则晓, 李绪勇, 辛少辉等. 水下线结构光自扫描三维测量技术[J]. *中国激光*, 2010, **37**(8): 2010~2014
- 3 Hu Shaoxing, Xia Yuyang, Zhang Aiwu. Research and development of 3D scanning system for dam monitoring based on single-point laser sensor[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(s1): s100312
胡少兴, 夏俞扬, 张爱武. 基于单点激光的三维扫描坝体检测系统开发[J]. *光学学报*, 2011, **31**(s1): s100312
- 4 Zhu Linlin. Research on the Key Technologies of Vehicle-Borne Mobile Mapping System[D]. Beijing: Beihang University, 2011
朱林林. 车载移动测图系统关键技术研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2011
- 5 R. Smith, P. Cheeseman. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. *Int. J. Robotic Res.*, 1986, **5**(4): 56~58

- 6 R. Smith, M. Self, P. Cheeseman. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[J]. *Autonomous Robot Vehicles*, 1990, **8**(5): 167~193
- 7 G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark *et al.*. A solution to the simultaneous localization and map building (Slam) problem[C]. *IEEE Transactions of Robotics and Automation*, 2001, **17**(3): 229~241
- 8 W. Burgard, D. Fox, H. Jans *et al.*. Sonar-based mapping of large-scale mobile robot environment using EM [C]. San Francisco: Sixteenth International Conference on Machine Learning, 1999. 67~76
- 9 A. Eliazar, R. Parr. DP-SLAM: fast robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks[C]. Acapulco: International Conference on Artificial Intelligence (IJCAD), 2003. 1135~1142
- 10 Zhang Lujin. Research on Simultaneous Localization and Mapping of Mobile Robot[D]. Changsha: Hunan University, 2006
张路金. 移动机器人同步定位及地图创建研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2006
- 11 R. A. Singer, R. G. Sea. A new filter for optimal tracking in dense multitarget environments [C]. Urbana: Ninth Allerton Conference Circuit and System Theory, 1971. 201~211

栏目编辑:何卓铭