



基于 DGPS-SINS 组合导航系统的 定日镜清洗机器人设计

■ 徐能¹ 宓霄凌^{1*} 张旭中¹ 胡玉超¹ 陈康立¹ 薛刚强¹ 熊步青²

(1. 浙江中控太阳能技术有限公司; 2. 青海中控太阳能发电有限公司)

摘要: 针对国内外现有塔式太阳能热发电站中定日镜清洗存在的运维成本高、清洗效率低、影响镜场利用率等突出问题, 开发了一款基于 DGP-SINS 组合导航系统的定日镜清洗机器人, 并对组合导航系统进行了研究: 首先, 建立了机器人地面导航系统坐标系, 推导了 WGS-84 坐标系到当地导航系统坐标系的转换方程; 其次, 针对机器人运动学模型开发了基于扩展 Kalman 滤波的状态估算法, 对激光雷达数据聚类算法和模板匹配算法进行开发, 对立柱和障碍物进行区分, 在此基础上利用已知精确坐标的立柱信息, 完成机器人局部环境下的定位和建图, 有效提高了导航系统精度和稳定性; 最后, 基于模型机器人对设计的系统和算法进行了测试和仿真研究, 测试结果验证了系统和算法的有效性, 能够满足镜场环境下对定日镜的清洗需求。本文的成果还可应用于槽式、碟式太阳能热发电站及光伏发电系统等聚光器的自动清洗系统或其他具有类似应用背景的场景。

关键词: 太阳能热发电站; 定日镜; 清洗机器人; DGPS-SINS; 组合导航; SLAM

0 引言

定日镜作为塔式太阳能热发电站中聚光集热系统的核心部件, 其光学效率会直接影响整个电站的性能。由于定日镜在户外环境运行, 空气中的粉尘及其他污染物等逐渐在其表面堆积, 使其表面的光学反射率下降。因此, 必须设计高效的定日镜清洗方式, 对定日镜进行周期性清洗, 以提升整个电站的发电效率。

目前, 针对世界范围内已投运的塔式太阳能热发电站的定日镜清洗方式, 有大量的研究和试验。Sener 公司和 Torresol Energy 公司针对西班牙已投运的 19.9 MW Gemasolar 塔式热发电站联合开发了一款智能清洗机器人^[1], 该机器人被放

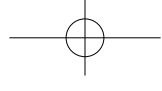
置在水平镜面上, 可自动行走完成清扫。美国 BrightSource 公司针对其 2014 年 2 月投运的 392 MW Ivanpah 塔式热发电站设计了一款基于 GPS 定位的自动清洗车^[2], 清洗车本体为一台起重机, 清洗刷辊通过一根长 24.5 m 的可伸缩机械臂固定在本体上, 在同一个位置可清洗约 24.5 m 范围内的定日镜, 并可通过增加机械臂长度来减少清洗车在镜场内的行进里程。美国 2015 年 3 月投运的新月沙丘 110 MW 塔式热发电站采用的清洗车是通过在重型车辆本体上搭载水箱的方式, 由人工操纵清洗定日镜。

虽然上述清洗方式在清洗单个镜面时可实现自动清洗, 但在整个镜场的清洗过程中仍需要人工干预, 如人工控制机械臂的位置、控制执行机

收稿日期: 2018-10-30

基金项目: 太阳能热发电多元熔盐开发及工程化验证(2017-GX-A3)

通信作者: 宓霄凌(1985—), 男, 硕士、工程师, 主要从事塔式太阳能热发电技术方面的研究。mixiaoling@supcon.com



构的姿态、移动清洗车位置等。这样既增加了运维成本,又使在清洗过程中待清洗的定日镜必须由正常运行状态切换至清洗状态,导致这部分定日镜无法用于“追日”,影响了镜场的可利用率。

基于上述分析,浙江中控太阳能技术有限公司以中控德令哈 50 MW 塔式太阳能热发电站为背景,设计了一款全自主执行清洗任务的机器人,可用于塔式太阳能热发电站定日镜的清洗,结构如图 1 所示。该清洗机器人通过在本体上搭载清洗水箱,并结合高压喷嘴、刷辊及精密的距离传感器控制执行机构主动靠近镜面,以完成清洗任务。

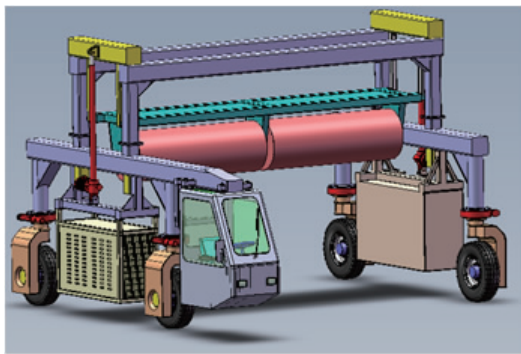


图 1 定日镜清洗机器人结构图

由于该清洗机器人的行进和清洗任务均是在无人工干预的情况下自主完成的,因此可将清洗任务安排在镜场关场后的非日间时段。这样做避免了日间清洗时定日镜处于待清洗状态而造成的能量损失,有效提高了镜场的运营效率,降低了运维成本。

移动机器人的自主导航方式一般包括 GPS 导航、惯性导航(INS)、激光雷达导航^[3-9]等。GPS 导航具有全球性、全天候、高精度和三维定位等优点,但也存在数据易丢失、可靠性差等缺点;INS 完全依靠载体自身设备独立导航;不与外界发生联系,数据不易受到干扰,但是 INS 的误差会随着时间累积,不适合长距离导航。所以将两者进行融合,可有效提高导航的精度和可靠性。然而在机器人行进过程中,不可避免地会出现 GPS-INS 信息丢失、行进轨迹发生偏移等情况,此时需要机器人具备感知周围局部环境的能力,激光雷达导航因测量精度高、数据量小、不受环

境中光线影响等优点,在机器人局部环境感知领域得到了广泛应用^[6]。

基于上述分析,结合清洗机器人需具备高精度运行轨迹的要求,本文拟采用差分全球定位系统(Differential Global Positioning System, DGPS)与捷联惯性导航系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)相组合的导航方式,以获得机器人 cm 级的定位精度。同时,结合二维激光雷达完成障碍物检测,并充分利用镜场运行环境特性,开发了基于定日镜立柱识别的同时定位和建图(Simultaneous localization and mapping, SLAM)^[7-10],对机器人清洗过程中的路径进行优化,降低了因 DGPS-SINS 故障或漂移导致清洗机器人与定日镜发生碰撞的风险。该清洗机器人在行进过程中,结合红外相机、可见光相机等测量单元,对定日镜相对机器人的姿态进行识别,完成镜面防撞检测,确保自主执行任务期间的稳定性和安全性。

本文主要针对定日镜清洗机器人的组合导航系统进行设计和验证。首先,建立了机器人系统地面导航系统坐标系,给出了 WGS-84 坐标系至当地导航系统坐标系的转换方程;其次,建立了基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法的机器人导航方程;然后,介绍了二维激光雷达测量原理,对点云数据聚类算法进行了设计和测试,同时根据聚类结果对立柱特征进行模板匹配,基于对立柱的观测信息研究了清洗机器人即时定位与地图构建(SLAM)算法;最后,基于模型样车对设计的导航系统在模拟镜场环境下进行测试验证。

1 地面导航系统坐标系(ENU)

由于 GPS 广播星历采用 WGS-84 坐标系,其输出为测点的经度 B 、纬度 L 和高度 H 信息,不利于地面导航系统方程的建立,因此需要将其转换至地面导航系统坐标系 O_N-ENU 下。该坐标系原点为地面上 1 个已知精确经度、纬度、高度信

息的测站点 O_N ； $O_N N$ 轴为过点 O_N 的子午线切线，指向正北方向； $O_N E$ 轴为过点 O_N 的椭球平行圈切线，指向正东方向； $O_N U$ 由 $O_N E$ 、 $O_N N$ 根据右手定则确定，指向天顶方向。具体如图 2 所示。

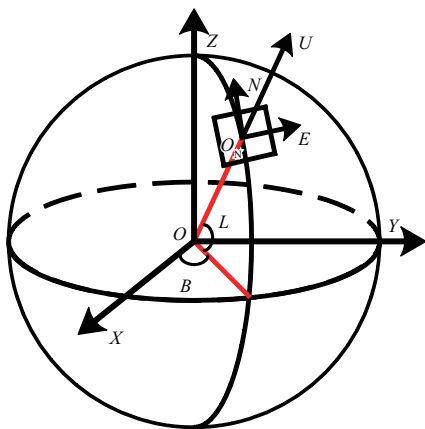


图2 地面导航系统坐标系

将 WGS-84 坐标系转换到地面导航系统坐标系，需要将基准站 O_N 的经度、纬度和高度信息 (B, L, H) 转换至 $O-XYZ$ 直角坐标系下，即：

$$\begin{cases} X_0 = (N+H)\cos B \cos L \\ Y_0 = (N+H)\cos B \sin L \\ Z_0 = \{N(1-e^2) + H\}\sin B \end{cases} \quad (1)$$

式中， e 为 WGS-84 坐标系椭球对应的第一偏心率； N 为纬度 L 处卯酉圈曲率半径。

$$e^2 = \frac{a^2 - b^2}{a^2} \quad (2)$$

式中， a 、 b 分别为 WGS-84 坐标系椭球对应的长半轴、短半轴。

$$N = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 B}} \quad (3)$$

在机器人实时测量时，将获取的 WGS-84 坐标系下的经度、纬度、高度坐标 (B_m, L_m, H_m) 按照式(1)计算得到其空间直角坐标为 (X_m, Y_m, Z_m) 。

移动站和基站间的相对坐标 $[\Delta X, \Delta Y, \Delta Z]^T$ 为：

$$\begin{cases} \Delta X = X_m - X_0 \\ \Delta Y = Y_m - Y_0 \\ \Delta Z = Z_m - Z_0 \end{cases} \quad (4)$$

式中， T 为转置。

则移动站在地面导航系统坐标系下的坐标由式(5)确定^[11]：

$$ENU = M[\Delta X, \Delta Y, \Delta Z]^T \quad (5)$$

式中，

$$M = \begin{bmatrix} -\sin L_m & \cos L_m & 0 \\ -\sin B_m \cos L_m & -\sin B_m \sin L_m & \cos B_m \\ \cos B_m \cos L_m & \cos B_m \sin L_m & \sin B_m \end{bmatrix}$$

DGPS-SINS 差分定位定向时，通过解析包含有 UTC 时间、速率、航向角等数据的 \$GPFPD\$ 报文，按照式(1)将与机器人运行相关的状态信息转换至地面导航系统坐标系下，以进行清洗机器人系统的导航与控制。

2 扩展卡尔曼滤波(EKF)方程

全局坐标系下机器人位姿如图 3 所示，图中 L_1 、 C 、 P_0 、 Φ 分别为机器人轮基长度、参考控制点、质心与前轮的偏角。机器人采用后轮驱动前轮转向的结构，其运动学方程满足 Ackerman 转向几何约束^[12]。DGPS-SNIS 系统在运动过程中，由于受路面颠簸、发动机震动等干扰因素的影响，会出现噪声及野值，使获取的位姿数据受到干扰，进而影响机器人的控制。考虑到机器人运动方程的非线性特性，本文采用 EKF 算法对机器人状态数据进行滤波。由于机器人系统在地面上运动，所以这里暂不考虑其在高度方向的状态变化。

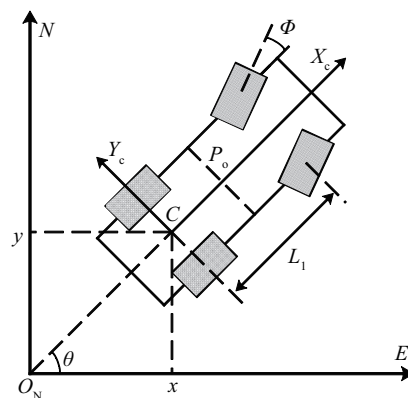
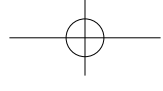


图3 全局坐标系下机器人位姿

机器人系统运动学模型可表示为^[13]：

$$\begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v \\ \omega \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中， v 、 ω 分别为机器人运行的速度、本体转



动角速度^[13-14]； \dot{x} 、 \dot{y} 为机器人在参考点 C 的速度在地面导航系统坐标系下的分量； θ 为车体航向角。

将系统状态向量选为 $X=[x, y, \dot{x}, \dot{y}, \theta, \dot{\theta}]^T$ ，控制向量 $u=[v, \omega]^T$ ，则运动学方程离散化后可得到：

$$X(k)=f[X(k-1), u(k), k]=\begin{bmatrix} x(k)+T_s v(k)\cos\theta(k) \\ y(k)+T_s v(k)\sin\theta(k) \\ v_x(k)+T_s a_x(k) \\ v_y(k)+T_s a_y(k) \\ \theta(k)+T_s v(k)\tan\Phi(k)/L \\ \omega(k)+T_s a_\omega(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中， $\dot{\theta}$ 为车体航向角速度； T_s 为采样周期； a_ω 为角加速度； k 为时刻； a_x 为 x 方向的加速度； a_y 为 y 方向的加速度。

设系统噪声 W 为白噪声，则式(7)可表示为普遍状态方程的形式，即：

$$X_k=f[X(k-1), u(k), k]+W(k) \quad (8)$$

式中， X_k 为第 k 时刻计算的 X 值。

式(8)为非线性方程，在当前状态处 Taylor 公式展开进行线性化处理，得到系统的 Jacobian 矩阵，可表示为：

$$\nabla F_v=\frac{\partial f}{\partial X}=\left[\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \frac{\partial f}{\partial x_3}, \frac{\partial f}{\partial x_4}, \frac{\partial f}{\partial x_5}, \frac{\partial f}{\partial x_6}\right] \quad (9)$$

式中， F_v 为 X 的偏导数。

同理，可计算控制量的 Jacobian 矩阵 ∇F_u ^[8]。

系统观测方程为：

$$Z_k=H_1 X_k+V_k \quad (10)$$

式中， Z_k 为 k 时刻的测量值(观测值)，是滤波的输入， $Z_k=[x(k), y(k), \dot{x}(k), \dot{y}(k), \theta(k)]^T$ ； H_1 为状态变量到测量(观测)的转换矩阵， $H_1=[I_{5 \times 5} \ 0_{5 \times 1}]$ ，其中 I 为单位矩阵； V_k 为观测噪声。

Kalman 滤波方程式^[15]为：

$$\begin{cases} \dot{X}_{k,k-1}=f[\dot{X}(k-1k), u, k] \\ P_{k,k-1}=\nabla F_{vk,k-1} P_{k-1} \nabla F_{vk,k-1}^T + \nabla F_{vk,k-1} Q \nabla F_{vk,k-1}^T \\ \dot{X}_k=\dot{X}_{k,k-1}+K_k[Z_k-H_k \dot{X}_{k,k-1}] \\ K_k=P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ P_k=(I-K_k H_k) P_{k,k-1} \end{cases} \quad (11)$$

式中， $\dot{X}(k-1k)$ 为 $k-1$ 时刻的滤波后的状态估值； $\dot{X}_{k,k-1}$ 为根据 $k-1$ 时刻的最优估计值，带入式(8)预测的 k 时刻的状态值； P_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的误差矩阵； $\nabla F_{vk,k-1}$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵； $\nabla F_{uk,k-1}$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻控制量的转移矩阵； Q 为噪声的协方差，用来表示状态转换矩阵与实际过程之间的误差； $P_{k,k-1}$ 为 k 时刻的先验估计的协方差； H_k 为 k 时刻状态变量到测量(观测)的转换矩阵，表示将状态和观测连接起来的关系； R_k 为测量噪声协方差； \dot{X}_k 为 k 时刻的后验状态最优估计值，即 k 时刻滤波的结果； K_k 为滤波增益矩阵，是滤波的中间计算结果； $[Z_k-H_k \dot{X}_{k,k-1}]$ 为实际观测和预测观测的残差； P_k 为 k 时刻的后验估计协方差矩阵。

初始时刻给定状态和误差矩阵初值 \dot{x}_0 与 P_0 ，结合滤波方程式(11)在 $k-1$ 时刻的状态预测值为 $\dot{x}_{k,k-1}$ ，通过测量值 Z_k 对预测值修正即可获得状态估值 \dot{x}_k 。

3 机器人SLAM算法

3.1 激光雷达测量模型

单线激光雷达测量原理如图4所示。

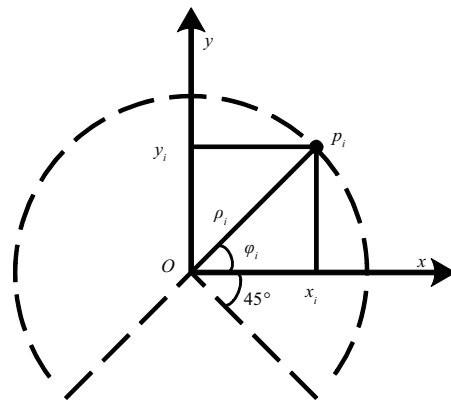


图4 激光雷达测量模型

图4中， ρ_i 为第 i 个测点 p_i 到测量探头的距离； ϕ_i 为 p_i 与 x 轴方向的夹角。单线激光雷达的扫描角度范围为 $-45^\circ \sim 225^\circ$ ，扫描角分辨率 $\Delta\phi=0.25^\circ$ ，完成一次扫描共返回1081个以极坐

标 (ρ_i, φ_i) 形式表示的数据点。

本文采用基于密度分布的聚类(Density-based spatial clustering of applications with noise, DB-SCAN)算法^[16-17],对激光雷达测量的原始数据进行聚类,并进行识别和模板匹配,基本的模板包括基于圆形轮廓辨识的圆柱形目标、基于直线识别^[18]的规则目标物和其他不规则物体,以区分出立柱和障碍物。由于在镜场建设时已获得全镜场立柱的精确坐标,所以对立柱的识别可用于机器人局部环境定位和建图;对障碍物进行识别用于机器人防撞。图5为试验环境下对随机设置的不同形状的物体聚类测试结果,其中白色“o”为原始数据中的测量噪声点,不同颜色类代表扫描范围内不同的物体。该算法能对目标物有效聚类,并滤除测量到的噪声。因此,可根据扫描的立柱信息,获得目标相对于机器人的位置和方位。

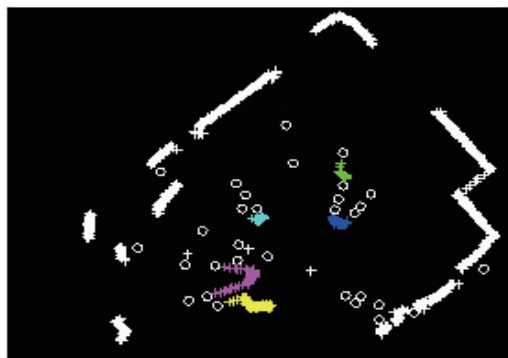


图5 试验环境下对随机设置的不同形状的物体激光雷达数据聚类结果

3.2 EKF-SLAM算法

镜场 SLAM 问题的基本场景如图6所示:清洗机器人在镜场内清洗,通过 DGPS-SINS 获得自己的全局位姿,同时利用测到的立柱信息递增的建立机器人导航地图,完成机器人即时建图和定位,对机器人运行轨迹进行优化确认。

行进过程中,由运动学方程可将机器人位姿 $x_{v,k}$ 表示为:

$$x_{v,k} = \begin{bmatrix} x_{v,k} \\ y_{v,k} \\ \theta_{v,k} \end{bmatrix} = f_{v,k}(x_{v,k-1}, u_k) + W_k \quad (12)$$

式中, $x_{v,k}$ 、 $y_{v,k}$ 分别为 k 时刻 x 方向、 y 方向

的速度; $Q_{v,k}$ 为 k 时刻的航向角; W_k 为零均值,协方差为 Q_k 的高斯白噪声。

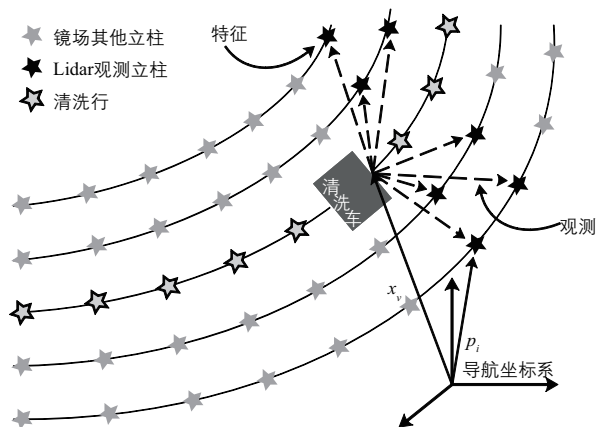


图6 镜场SLAM场景示意图

将第 f_i 个立柱在机器人移动过程中的观测向量 Z_k 的方程可表示为距离 ρ_i 和方位 φ_i 的形式,即:

$$Z_k = \begin{bmatrix} \rho_i \\ \varphi_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{f_i,k} - x_{v,k})^2 + (y_{f_i,k} - y_{v,k})^2} \\ a \tan 2 \left(\frac{y_{f_i,k} - y_{v,k}}{x_{f_i,k} - x_{v,k}} \right) - \theta_{v,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{i1} \\ v_{i2} \end{bmatrix} = h(x_k) + V_k \quad (13)$$

式中, V_k 为零均值,协方差为 R_k 的高斯白噪声; $h(x_k)$ 为 x_k 对应的转换矩阵。

本节基于式(11)的 EKF 基本框架推导机器人的 SLAM 算法。根据机器人运动时序,将 SLAM 算法分成预测、观测、更新和增广 4 个阶段。

预测阶段需要在车辆运动后更新系统状态向量和协方差矩阵。

系统协方差矩阵 P_k 可表示为:

$$P_k = \nabla f_{xk}^T P_{k-1} \nabla f_{xk} + \nabla f_{uk} Q_{k-1} \nabla f_{uk}^T \quad (14)$$

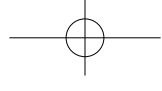
$$\text{其中, } \nabla f_{xk} = \frac{\partial f}{\partial x_k}, \nabla f_{uk} = \frac{\partial f}{\partial u_k}。$$

系统协方差矩阵 P_k 还可表示为:

$$P_k = \begin{bmatrix} P_{vv} & P_{vm} \\ P_{mv} & P_{mm} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中, P_{vv} 为机器人位姿协方差矩阵; P_{vm} 为机器人和立柱的互协方差矩阵,且有 $P_{mv} = P_{vm}^T$; P_{mm} 为立柱协方差矩阵。

观测阶段通过激光雷达扫描获取立柱的状态信息,观测向量的预测值 $\hat{Z}_k = h(\hat{x}_k)$,线性化后形



成式(16):

$$\dot{Z}_k \approx h(\dot{x}_k) + \nabla H_k[x_k - \dot{x}_k] + V_k \quad (16)$$

式中, ∇H_k 为观测方程的 Jacobian 矩阵。

协方差矩阵 $P_{zz,k}$ 可表示为:

$$P_{zz,k} = E[(z_k - \dot{z}_k)(z_k - \dot{z}_k)^T] \quad (17)$$

式(17)展开后可简化为:

$$P_{zz,k} = \nabla H_k P_{k+1|k} \nabla H_k^T + R_k \quad (18)$$

式中, $P_{k+1|k}$ 为根据 k 时刻的 P_k 值及系统模型预测的第 $k+1$ 时刻的 P 值。

∇H_k 可表示为:

$$\nabla H_k = \frac{\partial h}{\partial x_k} \quad (19)$$

针对第 1 根观测到的立柱, 则有:

$$\nabla H_k = \left[\frac{\partial h}{\partial(x_{vk}, y_{vk}, \theta_{vk})}, \frac{\partial h}{\partial(x_{fk}, y_{fk})}, 0, \dots, 0 \right] \quad (20)$$

对第 2 根观测到的立柱, 则有:

$$\nabla H_k = \left[\frac{\partial h}{\partial(x_{vk}, y_{vk}, \theta_{vk})}, 0, \frac{\partial h}{\partial(x_{fk}, y_{fk})}, 0, \dots, 0 \right] \quad (21)$$

其他情况以此类推。

下一步利用预测值和观测值来更新系统的状态向量和协方差矩阵, 具体的步骤为式(22)~式(24):

$$K_k = P_k \nabla H_k^T (\nabla H_k P_k \nabla H_k^T + R_k)^{-1} \quad (22)$$

$$\dot{x}_k = \dot{x}_{k-1} + K_k(Z_k - H_k) \quad (23)$$

$$P_k = (I - K_k \nabla H_k) P_{k-1} \quad (24)$$

新状态向量的协方差矩阵为:

$$P_{\text{new},k} = \begin{bmatrix} P_{vv} & P_{vm} & \nabla g_x P_{vv} \\ P_{mv} & P_{mm} & \nabla g_x P_{vm} \\ (\nabla g_x P_{vv})^T & (\nabla g_x P_{vm})^T & \nabla g_x P_{vv} \nabla g_x^T + \nabla g_z Q \nabla g_z^T \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中, $\nabla g_x, \nabla g_z$ 分别为 g 对 $x_{v,k}$ 和 $z_{j,k}$ 的 Jacobian 矩阵。

清洗机器人现场运行时, 通过传感器不断测量, 将新观测到的立柱向量加入到联合状态向量, 并对清洗机器人估计的位置进行更新, 完成清洗机器人局部环境定位和建图, 对清洗机器人局部运行轨迹进行修正优化, 降低清洗机器人与定日镜碰撞的风险。

由于机器人执行清洗任务的清洗行有几百甚至上千个被扫描的“路标”立柱, 随着移动机器人观测路标的增多, 系统状态向量的维数不断增加, 协方差矩阵和 Jacobian 矩阵的计算量急剧加大, 从而导致算法运行的效率和定位精度^[19]降低, 因此本方案采用以 DGPS-SINS 导航为主, 以基于激光雷达的机器人 SLAM 导航为辅的组合导航方式, 有效完成清洗机器人全局和局部环境下的自主导航, 提高了系统的精度、稳定性和容错鲁棒性。

4 仿真测试及分析

对设计的组合导航算法进行了基于模型机器人的圆形轨迹跟踪测试, 并对基于激光雷达的 SLAM 算法进行了仿真验证。

模型机器人基本参数为轮基长度 $L_1=1.02$ m, GPS 帧率为 20 Hz, 控制周期为 0.1 s, 机器人名义线速度 $v_n=0.4$ m/s, 圆形轨迹半径 $R=7.48$ m, 测试结果如图 7~图 11 所示。

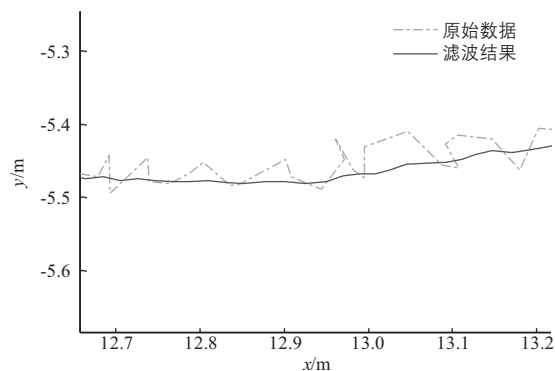


图7 圆形轨迹局部放大图

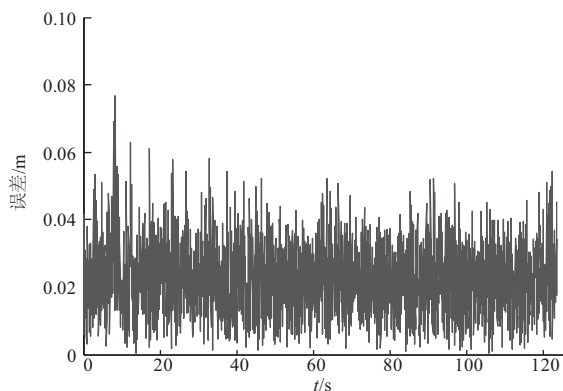
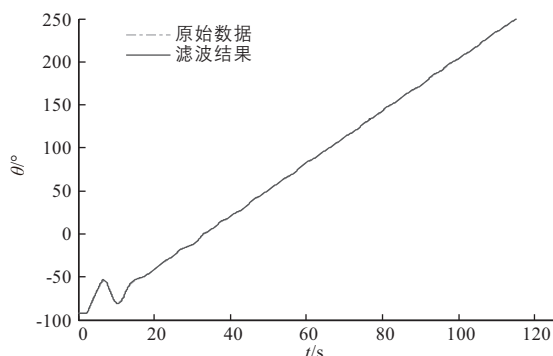
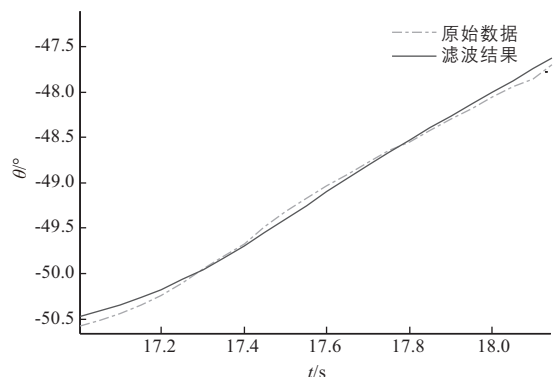
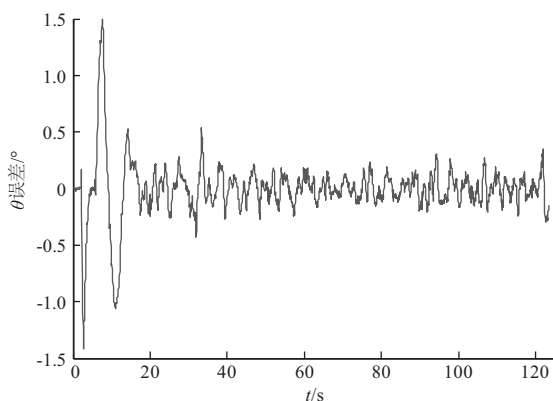


图8 Kalman 滤波误差

图9 车体航向角 θ 跟踪曲线图10 车体航向角 θ 跟踪曲线局部放大图图11 车体航向角 θ 跟踪误差曲线

从图7和图10可以看出,算法对设备输出的具有剧烈抖动特性的原始数据进行了有效地滤波和平滑,保证了机器人导航和控制系统的精度和稳定性。在实际测试过程中也发现,这种高频抖动的原始数据也会给控制执行机构带来剧烈抖动,会严重影响控制执行机构的安全性能,设计的滤波算法有效地解决了上述问题。

仿真开始前约15 s内,机器人位于圆形轨迹外任意一点并处于静止的预备状态。15 s以后,机

器人开始进行轨迹跟踪,测试结果表明,Kalman滤波器对机器人位置的估计误差均值为0.023 m,对航向角估计误差均值为 0.0043° 。由于模型机器人GPS天线基线长度与机器人轮基长度均为1.02 m,所以机器人在静止状态下,前后天线的定位波动会导致约 $\pm 1.5^\circ$ 的航向角计算误差;一旦机器人处于移动状态,该误差会降低且趋于稳定(如图11所示)。而实际的清洗机器人轮基长度约为2 m,因此估计的航向角精度将优于此次测试的情况。

基于二维激光雷达的清洗机器人SLAM算法仿真测试结果如图12所示。清洗机器人在行进过程中,不断扫描获取清洗机器人周围的立柱信息并完成对立柱的匹配;进而结合该观测量对清洗机器人进行局部环境下的定位和建图,有效降低了系统的运行风险。

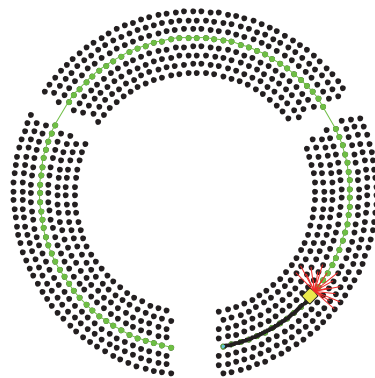
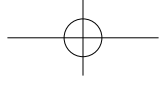


图12 清洗机器人SLAM路径导航结果

5 结论

针对现有塔式太阳能热发电站定日镜清洗方案存在的运维成本高、影响镜场利用率、人工干预清洗效率低等突出问题,本文设计了一款全自主清洗机器人,重点设计了基于DGPS-SINS组合导航系统的机器人,同时针对机器人导航系统设计了EKF算法,对系统状态进行滤波和最优估计,有效提高了导航系统的精度和稳定性;并结合太阳能热发电站定日镜布局特性和机器人运行环境特点,提出了采用二维激光雷达实现机器人SLAM算法,通过多传感器融合方案,优化了



机器人清洗过程中的位置精度,降低了机器人本体与镜面碰撞的风险。最后,对设计的方案进行了样机测试仿真验证,结果表明,设计的方案和算法能够满足镜场环境下清洗机器人的运行需求。

参考文献

- [1] Burgaleta J I, Ternero A, Vindel D, et al. Key points for the operation of the plant[A]. Processdings of the 18th SolarPACE International Conference[C]. Marrakech, Morocco, 2012.
- [2] Alon L, Ravikovich G, Mandelbrod M, et al. Computer-Based management of Mirror-Washing in Utility-Scale solar thermal plants[A]. Proceedings of the ASME 2014 8th International Conference on Energy Sustainability[C]. Boston, Massachusetts, USA, 2014.
- [3] Paul D G. Principles of GNSS Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems[M]. London: Artech House, 2008.
- [4] 唐康华. GPS/MIMU 嵌入式组合导航关键技术研究[D].长沙:国防科学技术大学, 2008.
- [5] Mathieu J, John C, Richard D. Boris P. Integrated design of an AGV for improved GPS-based path-following performance[J]. Vehicle Design, 2006, 42(3/4): 263 - 286.
- [6] Mohammed F, Hassan M, Mansour A, et al. Multi-sensors multi-baseline mapping system for mobile robot using stereovision camera and laser-range device[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(6): 1 - 18.
- [7] 李捐. 基于单目视觉的移动机器人SLAM问题的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [8] Paul M N. EKF based navigation and SLAM (Version 2.0)[EB/

(接第20页)

研究中心、浙江大学宁波理工学院、内蒙古工业大学能源与动力工程学院、苏州市职业大学、佛山职业技术学院、内蒙古优利康达新能源培训学院有限公司、中科宇能科技发展有限公司、武汉光谷蓝焰新能源股份有限公司均获得“中国可再生能源科普教育基地”授牌。

第二届“中国可再生能源学会大学生优秀科技作品竞赛”工作于2019年4月启动,共收到92所高校申报的作品500件,涉及风能、生物质能、太阳能、海洋能、可燃冰、氢能、可再生能源发电并网等领域。根据《中国可再生能源学会科学技术奖奖励办法》的要求,大赛承办单位——全国新能源科学与工程专业联盟同华北电力大学、长沙理工大学、华中科技大学、常熟理工学院合作完成了综合组、风能组、生物质能组

- OL]. http://101.96.10.63/ranger.uta.edu/~gianluca/astra/GustavoPuerto/IntroductionToEstimationForNavigation_Newman06.pdf, 2006-06.
- [9] 蔡则苏. 基于同时定位与地图创建的月球车避障路径规划研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
 - [10] Sebastian T, Wolfram B, Dieter F. Probabilistic Robotics[M]. London: The MIT Press, 2006.
 - [11] 黄立人, 高砚龙, 任立生. 关于NEU(ENU)坐标系统[J]. 大地测量与地球动力学, 2006, 26(1): 97 - 99.
 - [12] Rajamani R. Vehicle dynamics and control(Second Edition)[M]. New York: Springer Press, 2011.
 - [13] Corke P. Robotics, vision and control: Fundamental algorithms in MATLAB[M]. Berlin Heidelberg: Springer Tracts in Advanced Robotics, 2011.
 - [14] Min K K, Jin S L, Kyoung L H. Kinematic Path-Tracking of Mobile Robot Using Iterative Learning Control[J]. Journal of Robotic Systems, 2005, 22(2): 111 - 121.
 - [15] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. Kalman滤波与组合导航原理(第二版)[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998.
 - [16] Alex R, Alessandro L. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492 - 1496.
 - [17] Rashid M, Hussain D, Rongfang B, et al. Fuzzy clustering by fast search and find of density peaks[A]. International Conference on Identification, Information, and Knowledge in the Internet of Things(IKI)[C]. Beijing, China, 2015.
 - [18] Geovany A B, Marie J A. Line Extraction in 2D Range Images for Mobile Robotics[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2004, 40(3): 267 - 297.
 - [19] 季秀才, 郑志强, 张辉. SLAM问题中机器人定位误差分析与控制[J]. 自动化学报, 2008, 34(3): 323 - 330. 太阳能

和太阳能组的预赛,共评出108件作品进入决赛。决赛于2019年8月17-19日在长沙理工大学举行,经过分组答辩、作品现场参观和答辩委员会综合评议,最终评出特等奖作品4件、一等奖作品36件、二等奖作品68件;同时评出长沙理工大学等9所高校为优秀组织单位。现场嘉宾为获得特等奖的“天应环境可控的三电极原位X射线电解池”“聚光太阳能驱动生物质梯级利用系统”“基于无人机协同的太阳能光伏板清运维机器人”“基于昼夜温差的相变储热式咸水淡化技术”的作者颁发了奖励证书和奖金。

40年筚路蓝缕,初心不忘。中国可再生能源学会将以40周年为新起点,与可再生能源领域的广大科技工作者携手,共同推动我国可再生能源事业进入高质量发展的新时代。太阳能