

基于UWB和IMU的电力巡检机器人定位方法

Localization Method of Electric Power Inspection Robot Based on UWB and IMU

★ 杭州电力设备制造有限公司桐庐白云源成套电气制造分公司 刘磊, 许晓伟, 周桂珍, 叶超

摘要: 为了满足日益增长的电力需求,我国建设了大量发电站和电能转换设施。长时间的负载运行使电力设备运行的不稳定性增加,一般需要通过人工巡检的方式进行检测和维护,但传统的人工巡检方法存在着较大的安全风险,在精度方面满足不了需求,维护效率也比较低。随着人工智能技术的发展,智能巡检机器人的出现给这一问题带来希望,它克服了传统人工巡检方式存在的弊端,但目前的巡检机器人在复杂电力环境中仍存在空间定位不准确等问题。为此,本文提出了一种将超宽带(UWB)和惯性传感器(IMU)以无迹卡尔曼滤波(UKF)进行融合的定位方法,该方法克服了UWB定位方法在有障碍物的非视距情况下定位误差大的问题,改进了复杂电力环境下智能巡检机器人的定位精度。

关键词: 超宽带定位; IMU惯性导航; 非视距识别; 非视距识别误差抑制; 无迹卡尔曼滤波

Abstract: In order to meet the growing demand for electric power, China has built a large number of power stations and electric energy conversion facilities. The long-term load operation increases the instability of power equipment operation. Electric facilities are generally inspected and maintained by manual inspection. However, the traditional manual inspection method has security risk, which cannot meet the demand in terms of accuracy, and the maintenance efficiency is also relatively low. With the development of artificial intelligence technology, the emergence of intelligent inspection robot brings hope to this problem. It overcomes the aforementioned disadvantages of traditional manual inspection methods. However, the current inspection robot still has some problems such as inaccurate positioning in the complex power environment. Therefore, this paper proposes a positioning method based on the fusion of UWB and IMU with UKF, and selects the observed values in the model through the residual method. This positioning method of electric inspection robot overcomes the problem of large positioning error of UWB positioning method in the case of non-line of sight, and improves the positioning accuracy of intelligent inspection robot in complex electric environment.

Key words: UWB wideband localization; IMU inertial navigation; NLOS recognition error suppression; NLOS error mitigation; Unscented Kalman filter

1 引言

电能是维持现代社会运转的重要能源,而电力系统是生产和输送电能的主要设备,需随着电力系统规模的扩大持续进行日常维护^[1~2]。但人力巡检电力设施安全性差、效率低、成本高,由此发展出了自动巡检机器人,它可以分为移动式和固定式巡检机器人^[3~4]。相较于固定式机器人,移动式的自动巡检机器人的优点是可以自主定位,灵活地规划巡检路线。

本文研究对比了多种定位算法,创新性地提出了一种融合超宽带(Ultra Wide Band, UWB)技术和惯性传感器(IMU)数据的定位方法,并且通过残差法对模型中的观测值进行选择,解决复杂电力环境中常见的非视距状态(Non-Line-Of-Sight State, NLOS,即固定装置和移动设备之间有障碍物,与之对应的是视距状态Line-Of-Sight State, LOS,即固定装置和移动设备之间没有障碍物)时引起的误差,实现了更好的定位精度^[5]。

本文研究只用了三个基站的UWB定位系统在长期处于NLOS状态的移动机器人巡检定位问题,创新性地使用了UWB定位系统与IMU方式融合,达到较为理想的定位效果。

2 UWB定位方法理论与技术

2.1 常用的机器定位方法

当今,越来越多智能化机器走进千家万户,机器在室内的定位问题成为了一个重要研究课题,目前室

内定位技术主要有：蓝牙定位技术、Wi-Fi定位技术、ZigBee技术、UWB超宽带技术等。其中，UWB是应用较为广泛的一种^[6-7]。表1是多种定位方法精度的比较。

UWB是指信号的相对带宽大于20%或者信号的绝对带宽大于500MHz的无线信号。相对于其他无线电波信号，UWB信号由于其特殊的信号类型及频谱，在复杂室内环境下不受多路效应影响，并具有极佳的障碍物穿透能力，定位精度可以达到厘米级别^[8]。

表1 各种定位系统定位范围定位精度对比表^[9]

无线定位系统	定位技术	适用范围	定位精度
Dolphin	TOA，三边测量	房间	2cm
RFID/INS	RSS/INS	室内	2m
UWB	TOA/TDOA，三边测量	15m	10cm
RFID/FPM	RSS/INS	室内	1.7m
Land Marc	RSS，三边测量	50m	1~2m
GPS	TOA，三边测量	全球	1~5m
Radar	RSS，三边测量	房间规模	2~3m
Cricket	TOA，三边测量	10m	2cm
Active Bats	TOA，三边测量	9cm	50m
Active Badge	TOA，三边测量	5m	7cm
COMPASS	RSS，三边测量	15m	1.65m
WhereNet	RSS，三边测量	20m	2~3m
Bluetooth	RSSI指纹技术	室内	2~5m

2.2 UWB定位方法

UWB定位是通过移动设备（MS）和固定设备（BS）及上位机位置坐标解算平台协作完成的^[9]，需要定位的目标和固定基站通过UWB脉冲通信，也就是测距交互过程，之后固定基站将通信距离上传到解算平台，即可算出移动目标在空间中的位置。

目前有如下几种UWB测量方法：基于接收信号强度测量法、基于信号到达角度测量法、基于信号到达时间差测量法、基于信号到达时间测量法、双向飞行时间测量法^[10]。使用这些方法可以使UWB定位在LOS状态时取得较高的精度，但是NLOS时障碍物的反射率、穿透率等都会导致发射的信号在强度、方向等特征上产生改变从而造成定位严重误差，因此在复杂的室内环境NLOS是影响UWB定位精度的重要因素^[11-12]。

3 基于UWB和IMU的巡检定位方法

虽然UWB在定位精度上具有较好的性能，但是当UWB基站数较少，并且一个或几个基站处在NLOS状

态下时，UWB定位方式会有很大的误差。本文应用多传感器融合的方法，利用传感器间的优势互补，采用UWB和IMU设备数据进行融合。在UWB的基站处于NLOS状态时利用IMU设备数据与UWB设备数据结合滤波算法进行最终的位置估计，并采用无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter，UKF）方式，因为UKF比扩展卡尔曼滤波算法（Extended Kalman Filter，EKF）在非线性系统中有更好的性能。

3.1 UKF滤波

当使用UWB定位系统时，至少需要三个定位基站才可以进行定位，但是在复杂的环境中会遇到障碍物，此时处于LOS下的定位基站就小于三个，大大影响定位精度，解决办法有两种，第一种增加基站数量，但是这种方法不能从根本上解决问题，依然可能遇到处在LOS状态下的基站数小于三个的情况，而且大量铺设基站会大大增加成本。第二种方法是加入目标跟踪算法得到NLOS下的测距值，本实验选用了UKF^[13]，它是通过提前选择与状态变量有关的采样点，对其进行加权来表示状态向量的分布，然后通过非线性变换以及加权得到状态向量的非线性变换。

在非线性问题上UKF因其特殊的滤波效果，相比于EKF可以进行进一步的线性化，UKF的核心是利用UT（Unscented Transform）变换来对均值和协方差进行处理，从而避免线性化带来的误差^[14]。

3.2 UWB与IMU融合方法

3.2.1 UWB和IMU融合定位系统模型

在实际应用中，基于UWB和IMU的数据进行融合，利用不同传感器的定位优势互补实现比单独UWB或者单独IMU定位方式更好的定位效果。在融合过程中，各子系统在组合上分为松耦合、紧耦合和深耦合，不同在于测出的数据是否直接互相校正。本文采用深耦合的方式，它相较于松耦合性能更好，但是实现难度也比松耦合高。深耦合是指在传感器观测的数据上进行最优估计，不同系统的传感器可以相互辅助修正提高精度。

UWB在LOS状态下可以获得厘米级的定位精度，但是在NLOS状态时误差很大，而IMU定位方式可以忽略NLOS的影响，缺点是随着测量过程累计误差不断增加^[15]。为此，本文采用UWB和IMU数据融合的定位方式，在采集数据阶段使用直接滤波的方式获取传感器的

数据,通过紧耦合的方式利用不同性能和优势的传感器获得的数据互相校正。同时,提出UWB和IMU融合定位系统模型。

先将IMU传感器中加速度计获得的数据 $x_b y_b z_b$ 作为系统的输入^[15]($a_{bx,k}$ 、 $a_{by,k}$ 、 $a_{bz,k}$ 分别表示k时刻在 $x_b y_b z_b$ 坐标系中x、y、z方向上的加速度),UWB测得距离 $Z_k = [d_{1,k} \ d_{2,k} \ d_{3,k}]^T$ 作为观测向量($d_{i,k}$ 表示k时刻第i个基站测得的距离),将目标的位置和速度作为状态向量 $X_k = [P_{x,k} \ P_{y,k} \ v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$ ($P_{x,k}$ 、 $P_{y,k}$ 分别表示k时刻x、y方向上的位置坐标, $v_{x,k}$ 、 $v_{y,k}$ 分别表示k时刻x、y方向上的速度)建立系统模型如式(1)所示:

$$\begin{cases} X_{k+1} = FX_k + Bu_k + Gw_k \\ Z_{k+1} = HX_{k+1} + n_{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

其中,

F: 状态转移矩阵;

G: 噪声驱动矩阵;

B: 输入控制矩阵;

H: 系统观测矩阵;

$w_k = [w_{px,k} \ w_{py,k} \ w_{vx,k} \ w_{vy,k}]$,表示系统过程噪声矩阵($w_{px,k}$ 和 $w_{py,k}$ 表示k时刻x、y方向上的位置噪声,和表示k时刻x、y方向上的速度噪声);

$n_{k+1} = [n_{d1,k} \ n_{d2,k} \ n_{d3,k}]$,表示系统观测噪声矩阵($n_{di,k}$ 表示k时刻第i个基站测得的距离噪声)。

3.2.2 基于UKF的UWB和IMU融合定位

当室内环境复杂,对于大多数时刻处于NLOS的UWB定位误差很大,针对这种情况,本文提出了一种改进UKF滤波算法用于UWB和IMU定位数据的融合。

对于上一小节已建立的定位系统模型,系统的状态方程如式(2)所示:

$$\begin{cases} P_{x,k} = P_{x,k-1} + v_{x,k-1}t_s + \frac{1}{2}a_{nx,k-1}t_s^2 \\ P_{y,k} = P_{y,k-1} + v_{y,k-1}t_s + \frac{1}{2}a_{ny,k-1}t_s^2 \\ v_{x,k} = v_{x,k-1} + a_{nx,k-1}t_s \\ v_{y,k} = v_{y,k-1} + a_{ny,k-1}t_s \end{cases} \quad (2)$$

其中,

$P_{x,k}$ 和 $P_{y,k}$: k时刻位置坐标;

$v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$: k时刻在x、y方向速度分量;

$v_{x,k-1}$ 和 $v_{y,k-1}$: k时刻在x、y方向速度分量;

t_s : 采样间隔。

$[a_{nx} \ a_{ny}]^T$ 为 $[a_{bx} \ a_{by}]^T$ 经过旋转矩阵转换得到的UWB定位坐标系下的加速度(a_{nx} 、 a_{ny} 表示在 $x_n y_n z_n$ 坐标系下

x、y方向上的加速度, a_{bx} 、 a_{by} 表示在 $x_b y_b z_b$ 坐标系下x、y方向上的加速度),坐标变换示意图如图1所示。

$$\begin{bmatrix} a_{nx} \\ a_{ny} \\ a_{nz} \end{bmatrix} = C_b^n \begin{bmatrix} a_{bx} \\ a_{by} \\ a_{bz} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix}$$

得到:

$$\begin{bmatrix} a_{nx} \\ a_{ny} \end{bmatrix} = C_{bn}^{xy} \begin{bmatrix} a_{bx} \\ a_{by} \end{bmatrix}$$

其中, C_{bn}^{xy} 为姿态矩阵,

$C_{bn}^{xy} =$

$$\begin{bmatrix} \cos \gamma \cos \psi + \sin \gamma \sin \psi \sin \theta & \sin \psi \cos \theta & \sin \gamma \cos \psi - \cos \gamma \cos \psi \sin \theta \\ \sin \gamma \cos \psi \sin \theta - \cos \gamma \sin \psi & \cos \psi \cos \theta & -\sin \gamma \sin \psi - \cos \gamma \cos \psi \sin \theta \end{bmatrix}$$

其中, ψ 为初始载体坐标系 $x_n y_n z_n$ 绕 z_n 旋转的角度,旋转后得到 $x_1 y_1 z_1$, θ 为旋转后的坐标系再绕 x_1 轴旋转的角度,旋转后得到 $x_2 y_2 z_2$, γ 为第二次旋转后的坐标系统 y_2 轴旋转的角度,旋转后得到 $x_b y_b z_b$,坐标变换如图1所示。

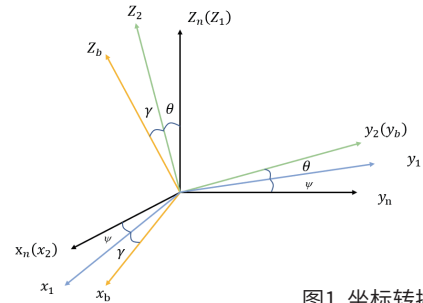


图1 坐标转换示意图

将方程组用矩阵表示如式(3)所示:

$$\begin{bmatrix} P_{x,k} \\ P_{y,k} \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{x,k-1} \\ P_{y,k-1} \\ v_{x,k-1} \\ v_{y,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}t_s^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}t_s^2 \\ t_s & 0 \\ 0 & t_s \end{bmatrix} C_{bn}^{xy} \begin{bmatrix} a_{bx,k-1} \\ a_{by,k-1} \\ a_{bz,k-1} \end{bmatrix} + V_{k-1} \quad (3)$$

其中 V_k 为系统过程噪声,其对应协方差为 Q_n ,系统的状态转移矩阵和控制输入矩阵如式(4)所示:

$$\begin{cases} F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ B = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}t_s^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}t_s^2 \\ t_s & 0 \\ 0 & t_s \end{bmatrix} C_{bn}^{xy} \end{cases} \quad (4)$$

在所有基站的坐标已知情况下,通过测距方程可以得到目标的位置方程如式(5)所示:

$$d_i = \sqrt{(P_x - x_i)^2 + (P_y - y_i)^2}, i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

d_i 为第*i*个固定基站距离移动基站的距离。

计算得出系统观测矩阵如式(6)所示:

$$\begin{bmatrix} d_{1,k} \\ d_{2,k} \\ d_{3,k} \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} P_{x,k} \\ P_{y,k} \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{d1,k} \\ w_{d2,k} \\ w_{d3,k} \end{bmatrix} \quad (6)$$

系统观测矩阵如式(7)所示:

$$\text{设 } M_i = \sqrt{(P_{x,k} - x_i)^2 + (P_{y,k} - y_i)^2}$$

$$H = \begin{bmatrix} \frac{P_{x,k} - x_1}{M_1} & \frac{P_{y,k} - y_1}{M_1} & 0 & 0 \\ \frac{P_{x,k} - x_2}{M_2} & \frac{P_{y,k} - y_2}{M_2} & 0 & 0 \\ \frac{P_{x,k} - x_3}{M_3} & \frac{P_{y,k} - y_3}{M_3} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

由此可以通过UKF对上述模型进行融合。

4 实验验证及结果分析

4.1 实验设备及环境

当电力环境下的遮挡物较多、UWB处在NLOS状态时定位精度会受到很大影响,为了解决这个问题本文提出以UKF方式对UWB和IMU数据进行融合的巡检机器人定位方法,改进了单独UWB在NLOS状态下精度不足的问题。

为了验证本文提出方法的精确性和有效性,设计了如下实验:使用三个固定基站BS和一个装在移动机器人(模拟电力巡检机器人)上的移动基站MS作为实验装置,每个UWB基站都使用DW1000芯片;实验在一个摆放有多个障碍物的、模拟复杂电力场景的室内进行。

4.2 实验结果

本实验模拟空旷场地作为对照组,设置未摆放障碍物的空旷场景和摆放多个障碍物的复杂室内场景进行算法的实验。图2是无障碍物遮挡的小车UWB定位轨迹图。

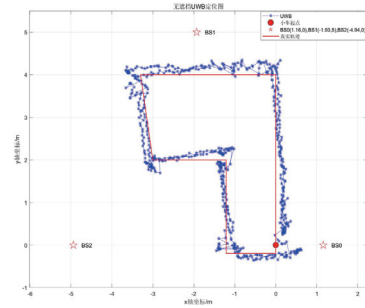


图2 无遮挡时UWB定位轨迹图

由图2可知,无障碍物遮挡时单一UWB算法可以很好地跟踪真实轨迹,定位精准。

当有较少遮挡物存在时,对移动端采用不同算法进行定位轨迹对比。图3是较少遮挡情况移动端采用UWB和UKF融合的UWB/IMU算法的轨迹图。

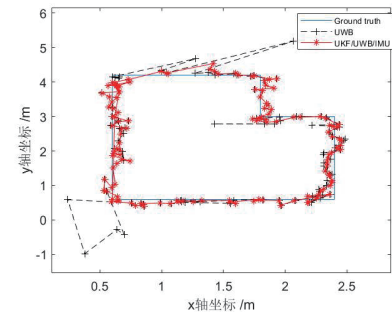


图3 有较少遮挡时残差法融合误差分布图

从图3中可以看出在有遮挡环境下本文提出的UWB和IMU以UKF融合的方法,相比于单独使用UWB算法轨迹的偏移更小。当遮挡物较多时,需将UWB定位算法、UKF仅运用于UWB、UKF融合UWB/IMU的算法进行实验分析,误差分布如图4所示。

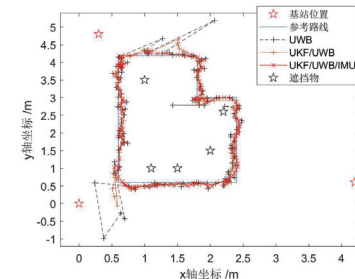


图4 有较多遮挡时残差法融合误差分布图

较多遮挡时采用不同的算法在x轴、y轴方向误差的对比如图5、图6所示。

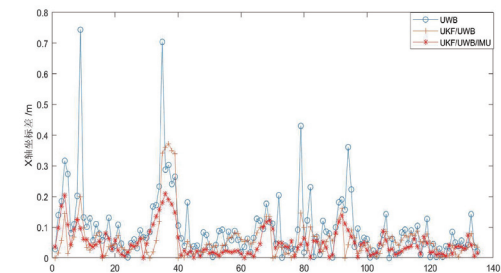


图5 较多遮挡时不同算法x轴坐标误差对比图

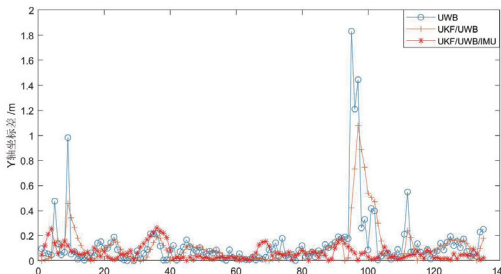


图6 较多遮挡时不同算法y轴坐标误差对比图

从图5、图6可知，当存在较多遮挡时，使用UKF融合UWB和IMU在NLOS环境下对定位误差缓解效果要好于单独UWB定位和仅将UKF应用于UWB的算法，更好跟踪真实的参考轨迹。因此，在移动端存在轨迹突变，如转弯上的非线性严重的情形时，验证了UKF融合的UWB和IMU的算法具有更好的误差缓解性。

再从累计误差分布的角度看，在较少遮挡时使用本文提出的融合方法比单纯的UWB方法的算法误差小，如图7所示。

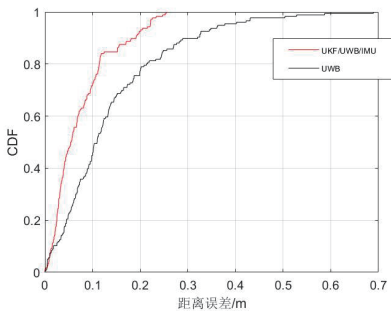


图7 有遮挡时累计误差分布图

在较多遮挡情形时，通过UWB、UKF/UWB、UKF融合UWB/IMU的累积分布图如图8所示。

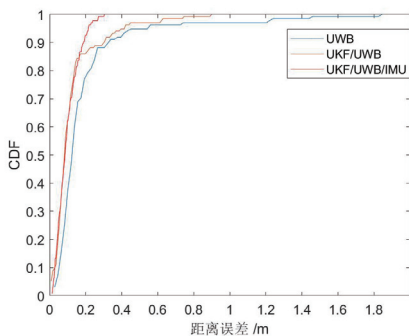


图8 有较多遮挡时累计误差分布图

从累积分布图中可以看到使用UKF融合UWB和IMU的算法在误差0.15~0.2m处就达到了0.9左右，可以明显看出本文提出的算法在定位误差缓解上明显的优越性。

除了从误差累计分布来评判系统性能外，本实验还分别统计了各算法在定位精度上评价指标，分别从最大定位误差（MPE）、均方误差（MSE）和均方根误差（RMSE）的评价指标上进行了比较分析，如表2、表3所示。

表2 有遮挡时各方法的评价指标

	MPE(m)	MSE(m ²)	RMSE(m)
UWB	0.9894	0.0639	0.2528
UKF/UWB/IMU	0.4043	0.0213	0.1461

表3 有较多遮挡时各方法的评价指标

	MPE(m)	MSE(m ²)	RMSE(m)
UWB	0.9894	0.0639	0.2528
UKF/UWB	0.5642	0.0368	0.2117
UKF/UWB/IMU	0.4043	0.0213	0.1461

综上，使用本文提出的UWB和IMU的融合方法可以有效改进电力巡检机器人在复杂电力环境中的NLOS时的定位精度。

5 结论

随着我国发电站和变电所智能化不断深入，电力智能巡检机器人运用场合越来越广泛。针对现有电力巡检机器人在有遮挡复杂环境中空间定位不准确问题，本文提出了一种将UWB和IMU以UKF方式进行融合的电力巡检机器人定位方法，并实验对比了UWB、UKF/

UWB、UKF融合UWB/IMU三种方法的定位误差。实验结果表明UKF融合UWB/IMU定位方法可以有效减小NLOS的定位误差，提高电力巡检机器人在复杂环境中的定位精度。**AP**

★基金项目：杭州电力设备制造有限公司科技项目（YF211601）。

作者简介：

刘 磊（1984-），男，吉林德惠人，硕士，现就职于杭州电力设备制造有限公司桐庐白云源成套电气制造分

公司，研究方向为电力巡检应用。

许晓伟（1978-），男，浙江桐庐人，高级工程师，学士，现就职于杭州电力设备制造有限公司桐庐白云源成套电气制造分公司，研究方向为路径规划。

周桂珍（1979-），女，浙江桐庐人，学士，现就职于杭州电力设备制造有限公司桐庐白云源成套电气制造分公司，研究方向为电力智能化。

叶 超（1987-），男，浙江建德人，工程师，学士，现就职于杭州电力设备制造有限公司桐庐白云源成套电气制造分公司，研究方向为巡检机器人。

参考文献：

- [1] 田实雨. 变电站运行维护风险分析与控制[J]. 中国设备工程, 2021, (01): 61 - 63.
- [2] 赵华. 变电站的运行维护与安全控制[J]. 现代工业经济和信息化, 2020, 10 (03): 114 - 115.
- [3] 黄山, 吴振升, 任志刚, 等. 智能巡检机器人研究综述[J]. 电测与仪表, 2020, 57 (02): 31 - 43.
- [4] 吴昊, 陈山, 冯驰, 等. 电力巡检机器人终端视觉巡检技术[J]. 电力设备管理, 2020, (9): 196 - 199.
- [5] 王勋, 王新, 魏举锋. 智能巡检系统在电力行业中的应用研究[J]. 四川水力发电, 2021, 40 (01): 109 - 112.
- [6] 嵇茂祥. UWB室内定位系统研究与实现[D]. 上海: 华东师范大学, 2017: 9 - 10.
- [7] 邹进贵, 王涛, 龙凤阳. 一种改进的圆柱体定位算法研究与应用[J]. 测绘地理信息, 2014, 39 (6): 7 - 9.
- [8] 谢恩德, 洪毅. 室内定位方法综述[J]. 电脑知识与技术, 2021, 17 (11): 231 - 234, 244.
- [9] 李闯. 基于UWB和IMU的复杂室内环境下定位研究[D]. 浙江: 杭州电子科技大学, 2020: 2 - 3.
- [10] 汪义庭. 基于UWB的无线室内定位系统设计与实现[D]. 安徽: 安徽理工大学, 2019.
- [11] 黄鹤. UWB室内定位技术研究[J]. 数字技术与应用, 2017, (07): 125 - 126.
- [12] 廖凌俊. 基于超宽带的AGV室内无线定位系统研究[D]. 广东: 深圳大学, 2018.
- [13] S Y Chen. Kalman Filter for Robot Vision: A Survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59 (11): 4409 - 4420.
- [14] 王孜洲, 臧利国, 唐一鸣, 贾鹏, 王德海. UWB精确定位自适应无迹卡尔曼滤波算法[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59 (05): 24 - 28, 41.
- [15] 王创, 梁伟, 管启, 丁德锐. 基于IMU阵列的标定方法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (10): 135 - 139.