基于UWB和IMU信息融合的室内定位算法研究

Research on indoor localization algorithm based on UWB and IMU information fusion 胡文龙¹,周宇飞¹*,宋全军²,曹平国²

HU Wen-long¹, ZHOU Yu-fei^{1*}, SONG Quan-jun², CAO Ping-guo²

(1.安徽大学 电气工程与自动化学院, 合肥 230601,

2.中国科学院合肥物质科学研究院 智能机械研究所, 合肥 230031)

摘 要:室内复杂环境下,移动机器人精确定位是实现机器人在半结构化场景下工程应用的关键。超宽带(UWB)测距定位是一种当前广泛应用于室内定位的高精度定位技术,最小二乘算法是精确定位的主流算法之一。受非视距(NLOS)、多径效应等因素影响,UWB定位在室内定位应用过程中存在定位数据抖动严重的问题,同时最小二乘法无法解算极值点定位数据,导致定位信息中断。为了解决UWB定位技术在室内定位过程中存在的精度低和稳定性差等难题,提出了基于扩展卡尔曼滤波(EKF)框架下融合UWB和IMU传感器信息的室内定位数据增强处理方法。其中IMU测量值作为滤波器的预测,UWB的测量值作为滤波器测量更新。融合定位算法可以弥补短期内定位数据丢失,降低定位数据的抖动,提高定位系统的稳定性,在半结构环境下具有更好的工程优势。

关键词:室内定位;扩展卡尔曼滤波;数据融合;UWB;IMU

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1009-0134(2023)02-0193-05

0 引言

随着机器人智能化技术和人类社会生活的多样性发展,机器人装备的室内外工作已经成为一种必然的趋势。与室外环境具备全球化的实时定位系统不同,室内定位技术面临着环境复杂、干扰因素和信号微弱等难题。现有室内定位技术大致分为两类,一类是需预设基站的定位技术,如超宽带(UWB)、超声波、红外线和ZigBee^[1,2]等。另一类是不需要预设基站可自主独立的定位技术,如惯性导航定位技术^[3]。单独使用这些室内定位技术,它们在不同场景下有各自的优点和缺点。

对于需要预设基站的定位技术,目前因超宽带(UWB)具有脉冲间隔短、时间分辨率高可到达到厘米级别的测距精度,成为这些定位主流方案。超宽带(UWB)是一种无线电技术,在多个波段(3.1GHz-10.6GHz)上同时传输几百MHz的宽带(大于500GHz)。超宽带这一技术特点,在视距条件下,定位精度能到厘米级别;但当存在遮挡非视距(NLOS)时,其提供的定位精度会大大降低。UWB定位常采用最小二乘法解算,但缺点是会因为出现奇异矩阵而无法解算的情况。这些缺点,都会严重影响系统定位精度和稳定性。目前对UWB定位的研究大多集中在提升精度上,如王川阳等人提了一种新的降噪方法^[4],提高UWB定位精度,但没有解决UWB非视距的缺点;曾玲等人利用加权最小二乘法提升UWB定位精度,但同样存在最小二乘法自身解算的缺陷^[5]。

惯性导航是一种独立的导航技术,它不需要预先布置环境,主要使用惯性测量单元(IMU)提供的测量值,即加速度和角速度。在已知初始位置的情况下,可以求出载体的位置、速度和姿态(方向)。因其这种技术特点,惯性导航技术是一种很好的解决非视距(NLOS)的问题方案。但由于定位信息是通过积分得到且系统自身存在加速度计和陀螺仪偏差,故系统误差会随着时间增长变大^[6]。Zhuang等人使用零素修正的方法改善惯性导航的误差问题^[7]。

综上所述,单一的传感器进行定位有自身优点,但同样存在着无法忽视的缺点。故将传感器进行数据融合互补传感器之间的优势,成为当前定位技术研究的趋势。李中道等人,提出了UWB与激光雷达的融合^[8],能提高室内定位的精度,但依然没有解决UWB非视距的问题;ZIHAJEHZADEHS等人采用级联KF方式融合UWB和IMU^[9],但是算法计算量复杂,时效性不足;KOK等人采用了UWB和IMU组合系统紧耦合^[10],改善了定位效果。故本文提出了基于UWB和IMU的信息融合,利用扩展卡尔曼算法互补UWB传感器和IMU传感器的特性。本文融合算法计算量简单时效性强,能很好的克服非视距和多径效应带来的影响,可满足复杂室内环境下长时间稳定且高精度的定位需求。

1 基于UWB和IMU融合定位系统

如图1所示,基于UWB和IMU融合室内定位系统图,包括三轴加速度计、三轴陀螺仪和一个未知位置的UWB定位标签,同时包括四个已知位置的UWB传感器作为基站。

收稿日期: 2021-04-16

基金项目:中国科学院合肥物质科学研究院院长基金青年"火花"项目(YZJJ2020QN18),中国科学院合肥物质科学研究院院长基金融合专项(YZJJZX202017),安徽省重点研究与开发计划(202004a07020051)

作者简介:胡文龙(1995-),男,安徽阜阳人,硕士研究生,研究方向为机器人的空间定位技术。

通讯作者:周宇飞(1973-),男,江苏溧水人,教授,博士,研究方向为电力电子电路建模与控制。

第45卷 第02期 2023-02 【193】

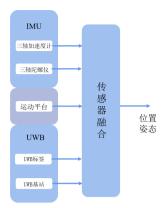


图1 基于UWB和IMU融合定位系统

1.1 基于IMU惯性导航定位

如式(1)所示,室内定位坐标系(E系)下运动平 台位置和速度,可以通过对三轴加速度进行积分得到。 a_{xm}^N , a_{ym}^N , a_{zm}^N 表示运动平台在导航坐标系 (N系) 下的三 轴加速度:

$$\begin{bmatrix} x_{p}(t) \\ y_{p}(t) \\ z_{p}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{p}(t_{0}) \\ y_{p}(t_{0}) \\ z_{p}(t_{0}) \end{bmatrix} + \int_{t_{0}}^{t} \begin{bmatrix} \hat{v}_{xp}(\tau) \\ \hat{v}_{yp}(\tau) \\ \hat{v}_{zp}(\tau) \end{bmatrix} d\tau$$

$$\begin{bmatrix} v_{xp}(t) \\ v_{yp}(t) \\ v_{yp}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{xp}(t_{0}) \\ v_{yp}(t_{0}) \\ v_{zp}(t) \end{bmatrix} + \int_{t_{0}}^{t} \begin{bmatrix} a_{xm}^{N}(\tau) \\ a_{ym}^{N}(\tau) \\ a_{xm}^{N}(\tau) \end{bmatrix} d\tau$$

$$\begin{bmatrix} a_{xm}^{N}(\tau) \\ a_{xm}^{N}(\tau) \end{bmatrix} d\tau$$

$$\begin{bmatrix} a_{xm}^{N}(\tau) \\ a_{xm}^{N}(\tau) \end{bmatrix}$$
(1)

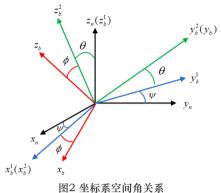
式中 $x_p(t_0)$, $y_p(t_0)$, $z_p(t_0)$, 表示运动平台的初始位置 $v_{xp}(t_0)$, $v_{yp}(t_0)$, $v_{zp}(t_0)$, 表示运动平台在室内坐标系的初始 速度; a_{xm}^N , a_{vm}^N , a_{zm}^N 可以由坐标系转换计算得出:

$$a_{m}^{N} = \begin{bmatrix} a_{xm}^{N} \\ a_{ym}^{N} \\ a_{xm}^{N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{B}^{N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{xm}^{B} \\ a_{ym}^{B} \\ a_{mm}^{B} \end{bmatrix} + g^{N}$$
(2)

其中R®表示载体坐标系转到导航坐标系下的旋转矩 阵: a_{rm}^{B} , a_{rm}^{B} , a_{rm}^{B} 表示运动平台基于载体坐标系(B系)下 的三轴加速度; g^N 表示世界坐标系的重力值; 如式(3)其中 任意的旋转矩阵 R_R^N 都可以由基本的矩阵组合而成。注: c 表示cos函数,s表示sin函数。

定义运动平台所确定的坐标系为载体坐标系(B 系),IMU参数解算后的坐标系设为导航坐标系(N系)。 载体的航向角为Yaw (用 ψ 表示), 俯仰角Pitch (用 θ 表 示),翻滚角 $Roll(用\phi表示)$;载体的空间变换关系, 如图2所示。

$$\begin{split} & {}^{E}R_{g} = R(X,\phi)*R(Y,\theta)*R(Z,\psi) \\ & = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & s\phi & c\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c\theta & 0 & s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\theta & 0 & \infty \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s\psi & \alpha\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ & = \begin{bmatrix} c\theta\alpha & -c\theta s\psi & s\theta \\ s\phi s\theta\alpha\psi + \alpha\phi s\psi & -s\phi s\theta s\psi + c\phi a\psi & -s\phi c\theta \\ -c\phi s\theta\alpha + s\phi s\psi & c\phi s\theta s\psi + s\phi a\psi & c\phi\omega \end{bmatrix} \end{aligned}$$
 (3)



1.2 基于UWB无线测距定位

基于UWB无线测距定位包括两部分:

- 1) 通过测量飞行时间, 计算发射器(定位标签)和接 收器(四个定位基站)之间的距离;
 - 2) 使用所得距离结合算法来确实运动平台的位置信息。

图3是UWB的到达时间(TOF)测距原理图。其中T1表 示定位标签向基站发送信号的时间与定位标签接收到定位 基站返回信号的时间差。T2表示定位基站接受信号的时间 与基站向标签返回信号的时间差。可以通过T1和T2计算定 位标签和定位基站的距离。具体公式如下:

$$TOF = \frac{T1 - T2}{2} \tag{4}$$

$$r = C * TOF C = 3*10^8 m/s$$
 (5)

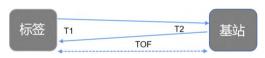


图3 到达时间测距原理图

假设UWB定位系统中有N个定位基站,在室内定位坐 标系(E系)下,测量所有基站的坐标值为 (x_i, y_i, z_i) ;定 位标签的坐标未知,设为(x, y, z);记标签到第i个基站的 距离值为R_i。UWB测距定位常采用最小二乘法解算,具体 公式如下:

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 = R_1^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2)^2 = R_2^2 \\ \dots \\ (x-x_n)^2 + (y-y_n)^2 + (z-z_n)^2 = R_n^2 \end{cases}$$
(6)

可以将方程消元得:

$$2\begin{bmatrix} x_{1}-x_{n} & y_{1}-y_{n} & z_{1}-z_{n} \\ x_{2}-x_{n} & y_{2}-y_{n} & z_{2}-z_{n} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n-1}-x_{n} & y_{n-1}-y_{n} & z_{n-1}-z_{n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{1}^{2}-R_{n}^{2} \\ R_{2}^{2}-R_{n}^{2} \\ \dots \\ R_{n-1}^{2}-R_{n}^{2} \end{bmatrix} + C$$
(7)

其中C指与基站坐标值有关的常数。上式满足线性方 程组AX=b的形式,故上式可以用最小均方误差求解系统坐 标为:

[194] 第45卷 第02期 2023-02

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} (A^{T} A)^{-1} A^{T} \begin{pmatrix} R_{1}^{2} - R_{n}^{2} \\ R_{2}^{2} - R_{n}^{2} \\ \dots \\ R_{n}^{2}, -R^{2} \end{bmatrix} - C$$
(8)

如式(9)矩阵A为各个基站的坐标值之差。注:式(8)中当(A^TA)出现不可逆矩阵(奇异矩阵)时,最小二乘法无法解算。

$$A = \begin{bmatrix} x_1 - x_n & y_1 - y_n & z_1 - z_n \\ x_2 - x_n & y_2 - y_n & z_2 - z_n \\ \dots \\ x_{n-1} - x_n & y_{n-1} - y_n & z_{n-1} - z_n \end{bmatrix}$$
(9)

1.3 传感器融合处理

IMU传感器定位的优点是当已知运动平台的初始位置和速度时,短时间内能够独立且不受外部环境干扰下进行定位;但缺点是惯性导航单元(IMU)的定位是通过积分计算得到,故随时间推移会严重发散,导致系统的定位精度严重下降;UWB传感器定位的优点是可以长期可靠的进行定位;但缺点系统的定位需要依赖基础设施的布置且容易受到外部环境干扰,如当受到非视距和多径效应等影响时,短时间内系统定位精度会大幅度降低。

为了结合上诉两定位技术的各自优点和克服单个技术定位的缺点,我们利用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)将这两个定位信息进行融合。我们可以通过UWB定位数据测量来约束IMU定位方案中存在长时间发散的问题;同时我们通过IMU测量作为预测来消除UWB系统中短时间内受到非视距和多径效应环境影响时的系统大幅度震荡。此融合算法优点是可以提高定位系统的精度和稳定性。其中我们所用到扩展卡尔曼算法(EKF)[10]如下:

1) 初始状态

$$\hat{x}(0|-1) = \overline{x}_0$$

$$P(0|-1) = \sum_{0}^{\infty} x_0$$

2) 时间更新

表1 时间更新方程

$$\hat{x}_{k}^{-} = f\left(x_{k-1}, u_{k-1}, 0\right)$$

$$P_{k}^{-} = A_{k} P_{k-1} A_{k}^{T} + W_{k} Q_{k-1} W_{k}^{T}$$

3) 状态更新

表2 状态更新方程

$$K_{k} = P_{k}^{-} H_{k}^{T} \left(H_{k} P_{k}^{-} H_{k}^{T} + V_{k} R_{k} V_{k}^{T} \right)^{-1}$$

$$\hat{x}_{k} = x_{k}^{-} + K_{k} \left(z_{k} - h \left(x_{k}^{-}, 0 \right) \right)$$

$$P_{k} = \left(I - K_{k} H_{k} \right) P_{k}^{-}$$

2 基于扩展卡尔曼滤波的运动平台状态量 推导

2.1 运动学方程

我们在惯性导航中采用15阶状态量建立系统的运动学

方程。我们忽略地球自转对惯性导航系统的影响,故运动 学方程简化如下:

$$\begin{cases}
{}^{n}\mathbf{p}_{k+1} = {}^{n}\mathbf{p}_{k} + {}^{n}\mathbf{v}_{k}\Delta T + {}^{n}\mathbf{a}_{k}\Delta T^{2} / 2 \\
{}^{n}\mathbf{v}_{k+1} = {}^{n}\mathbf{v}_{k} + {}^{n}\mathbf{a}_{k}\Delta T
\end{cases}$$

$${}^{n}\mathbf{q}_{k} = {}^{n}\mathbf{q}_{k} \otimes \mathbf{\omega}_{k} / 2$$

$${}^{\mathbf{\delta}_{f,k+1}} = \mathbf{\delta}_{f,k} + \mathbf{w}_{b_{a}}$$

$${}^{\mathbf{\delta}_{\mathbf{\omega},k+1}} = \mathbf{\delta}_{\mathbf{\omega},k} + \mathbf{w}_{b_{a}}$$
(10)

其中式运动方程中的状态量 $["p_k"v_k"q_k"\delta_{\rho_k}"\delta_{\omega_k}]$ 依次为载体的位置、速度、姿态、加速度计零偏和陀螺仪零偏;式中的 $"a_k="_BR("a_k-\delta_{\iota_k}-W_*)-\mathbf{g}$ 为导航坐标系下的加速度, ΔT 为采样周期;陀螺仪测量的角速度经过误差补偿后为 $\omega_k=\widetilde{\omega}_k-\delta_{\omega_k}-W_g$;其中的过程噪声包括加速度计高斯噪声和随机噪声 W_a , W_g 和角速度的高斯噪声和随机噪声 W_b , W_g ,设载体坐标系到导航坐标系下的变换矩阵为 R_B^N 。

将运动学方程进一步变换为矩阵形式:

其中 $\mathbf{B}_{k} = \begin{bmatrix} \Delta T^{2}\mathbf{R}/2 & \cdots & \mathbf{O} \\ \Delta T\mathbf{R} & \mathbf{O} & \cdots \\ & \cdots & \mathbf{I} \\ & \cdots & \mathbf{I} \end{bmatrix}$ 表示为误差矩阵; $\mathbf{e}_{k} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{a}\mathbf{w}_{g}\mathbf{w}_{b_{k}}\mathbf{w}_{b_{k}} \end{bmatrix}$ 表示为过程噪声, $\begin{bmatrix} s & \tilde{\mathbf{f}}_{k}^{s} & \tilde{\mathbf{O}}_{k} \end{bmatrix}^{T}$ 表示IMU测量的加速度计和陀螺仪的值 $\Omega(\mathbf{a}) = \begin{bmatrix} 0 & a_{1} & -a_{2} \\ -a_{3} & 0 & a_{1} \\ a_{2} & -a_{1} & 0 \end{bmatrix}$ 表示反对称矩阵。

2.2 测量方程

本文采用的的是UWB_IMU紧组合系统,测量方程是估计位置与各基站的距离和UWB测距值之差,具体公式推导如下:

设有N个基站,基站的坐标相对于导航坐标系的值为 p_{AD}^{n} , $(i=1,2,\cdots N)$,UWB测量值与当前系统位置估算值得距离之差。

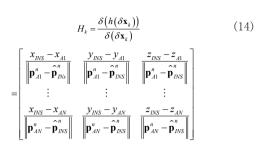
$$h_i = \left\| p_{Ai}^n - \hat{p}_{SINS}^n \right\| - \hat{r}_i, i = 1, 2, \dots, N$$
 (12)

其中, \hat{p}_{SINS}^n 表示定位估计值。 $h=[h_1 \ h_2 \ h_3\cdots h_N]^T$ 表示系统量测,将测量和系统状态量关联如下:

$$h_{k+1} = f(x_{k+1}) + v_{r,k+1} \tag{13}$$

其中 V_r 表示测量噪声,我们需要求出测量函数的雅克比矩阵:

第45卷 第02期 2023-02 【195】



3 实验及分析

3.1 实验配置

本章对论文中所提的融合算法进行实验验证和分析。 实验平台如图4所示,移动平台(四轮车)搭载了一个PC和 一个UWB定位标签。其中UWB定位标签内部集成了IMU传感器 (UWB和IMU时间戳已对齐)。PC用于采集UWB测距信息和 IMU传感器测量值和进行算法处理。本实验的设备具体型号 配置如表3所示。

表3 实验设备具体配置信息

PC	Intel Core I7-9750H CPU 20GB RAM
IMU	MPU6050
UWB	空循环; DW1000

注: 其中UWB标签内部集成了IMU模块,两传感器保持时间同步

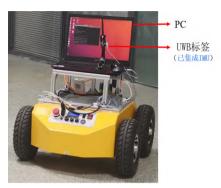


图4 实验平台装置

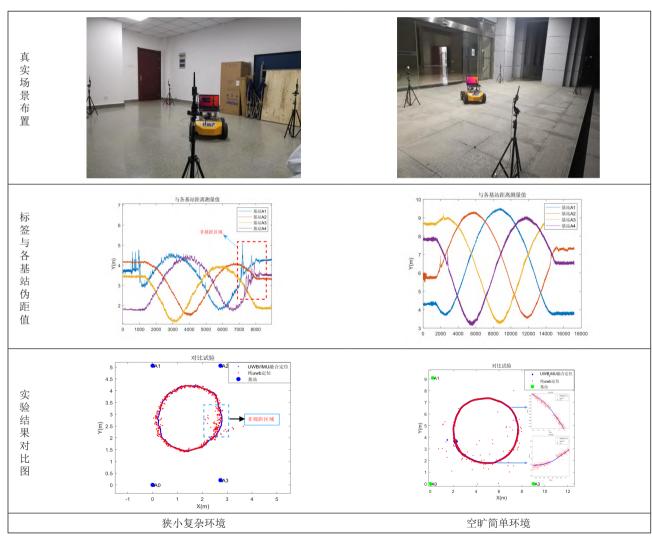


图5 不同实验场景下实验结果对图

【196】 第45卷 第02期 2023-02

3.2 实验部分

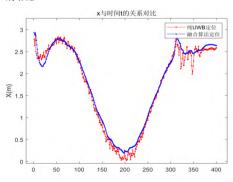
为验证UWB IMU融合系统可以有效抑制单纯UWB定位受非 视距(NLOS)、多径效应的影响和克服最小二乘法因极值点 无法解算的缺陷, 我们试验选择了两个不同场景下进行, 如图5 (左图)狭小复杂环境,(右图)空旷简单环境。

3.3 实验结果分析

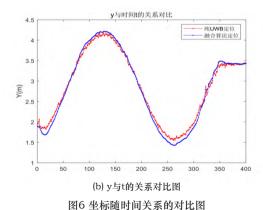
如图5,可以看出在狭小复杂环境下,受非视距 (NLOS) 和多径效影响下,标签与基站的伪距值抖动很 大;在空旷环境下且未对移动平台进行干扰下,标签与基 站的伪距值相对平滑。

3.3.1 狭小复杂环境下

如图5(左),我们本次实验选择在狭小复杂环境下 进行。将UWB定位基站预先放置在已知位置的四个角落。使 用PC上的ROS系统发布指令,驱动运动平台做类似圆形轨迹 运动,同时在运动过程中随机加入遮挡模拟非视距情况。 如图5中实验结果对比(左)所示当受到非视距影响时,红 色轨迹(纯UWB解算)会出大量离散点(左图虚线框)。 但是蓝色轨迹(融合定位)在短时间内靠着惯性导航单元 (IMU) 保持平滑定位, 避免出现纯UWB解算中大量离散 点。如图6所示将狭小复杂环境坐标x,y轴进行对比,可以 从图中分看出融合后的算法在非视距和多径效应下比纯UWB 解算平滑很多。



(a) x与时间的关系对比图



3.3.2 空旷遮挡少的环境

如图5(右),可以看出,本次实验我们选择空旷且

遮挡少的环境下进行。实验前期工作和狭小环境下相同, 不同之处在于运动过程不加入随机遮挡模拟理想环境。如 图5实验结果部分(右)放大部分可以看出红色轨迹(纯 UWB解算)会因为最小二乘法极值点原因出现短时间内定 位数据无法解算的情况。蓝色轨迹(融合算法)在最小二 乘法无法解算情况下,依靠扩展卡尔曼滤波器短时间内的 位置估计保持定位数据的完整。下图扩展卡尔曼滤波算法 (EKF) 中所使用的15维状态量随时间变化图。

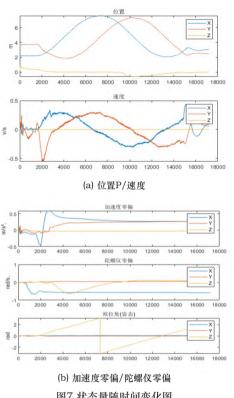


图7 状态量随时间变化图

4 结语

本文提出了基于UWB和IMU融合的室内定位系统,并利 用扩展卡尔曼滤波算器 (EKF) 将两传感器进行融合。其中 用IMU传感器数据建立滤波器状态方程,用UWB传感器测量 值作为滤波器观测方程。实验验证表明,融合室内定位算 法可以短时间内有效抑制UWB定位中受到多径效应和非视距 (NLOS) 的影响和克服最小二乘法因奇异矩阵无法解算的 问题,从而提高定位系统的稳定性和定位精度。可以使移 动机器人更好在半结构化场景下进行定位。

参考文献:

- [1] 陶为戈,朱昳华,钱志文,等.基于ZigBee有源电子标签和Internet 的区域定位系统[J]. 制造业自动化, 2012, 34(23):61-63.
- [2] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2007, 37 (6):1067-1080. 【下转第213页】

第45卷 第02期 2023-02 [197]

4 结语

本文对基于经典反向可恢复A*算法RRA*的时间窗分层协作A*算法WHCA*进行了改进,提出了运动学-反向可恢复A*算法KRRA*。首先,根据机器人的运动学特性,设计了辅助坐标系和最小转弯时间计算公式,通过精确计算机器人的最小转弯时间对预估代价函数进行优化,提高了RRA*算法的搜索质量和搜索速度。其次,采用基于Aengt的离散事件仿真技术和C#. net6框架,建立了RMFS可视化仿真平台进行实验验证。仿真结果表明:在机器人平均行驶距离没有显著增加的情况下,KRRA*-WHCA*算法在最大完工时间和任务平均完成时间上均优于RRA*-WHCA*算法,且随着机器人数量的提升优势愈发明显。所提出的算法提高了RMFS多机器人路径规划的求解效率和解的质量,可以有效提高系统的整体效率,并适用于机器人数量较多的场景。

参考文献:

- [1] 徐翔斌, 马中强. 基于移动机器人的拣货系统研究进展[J]. 自动化学报, 2022, (1):1-20.
- [3] 孙阳君,赵宁.多机器人存取系统动态调度方法[J/0L]. 计算机 集成制造系统:1-25.
- [4] 杨友良, 胡少辉, 赵丽宏. 快件分拣机器人群的路径规划及智能调度[J]. 华北理工大学学报(自然科学版), 2018, 40(1):91-97.
- [5] 余娜娜, 李铁克, 王柏琳. 自动化分拣仓库中多AGV在线协 同调度算法[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-23[2023-01-10]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 5946. TP. 20211112. 1616. 016. html.
- [6] 张丹露, 孙小勇, 傅顺, 等. 智能仓库中的多机器人协同路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, (2):410-418.

- [7] 王云峰, 曹小华, 郭兴. 基于改进A*算法和系统短期状态预测的仓储AGV路径规划方法[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-22[2023-01-10]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 5946. TP. 20210809. 1137. 008. html.
- [8] 张中伟, 张博晖, 代争争, 等. 基于动态优先级策略的多AGV无冲 突路径规划[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(7):2108-2111.
- [9] 张新艳, 邹亚圣. 基于改进A*算法的自动导引车无碰撞路径规划[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(1):240-246.
- [10] Li J, Tinka A, Kiesel S, et al. Lifelong Multi-Agent Path Finding in Large-Scale Warehouses[J]. arXiv e-prints, 2020.
- [11] Sharon G, Stern R, Felner A, et al. Conflict-based search for optimal multi-agent pathfinding[J]. Artificial Intelli gence, 2015, 219(feb.):40-66.
- [12] Barer M, Sharon G, Stern R, et al. Suboptimal Variants of the Conflict-Based Search Algorithm for the Multi-Agent Pathfinding Problem[C]//Annual Symposium on Combinatorial Search 2014.
- [13] Silver D. Cooperative Pathfinding[C]//Proceedings of the First Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference, June 1-5, 2005, Marina del Rey, California, USA. AAAI Press, 2005.
- [14] Ma H, Harabor D, Stuckey P J, et al. Searching with Consistent Prioritization for Multi-Agent Path Finding[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33:7643-7650.
- [15] Merschformann M, Xie L, Erdmann D. Multi-Agent Path Finding with Kinematic Constraints for Robotic Mobile Fulfillment Systems[J]. 2017.

- [3] Wang Y, Li X, Zou J. A foot-mounted inertial measurement unit (IMU) positioning algorithm based on magnetic constraint[J]. Sensors, 2018, 18(3):741.
- [4] 王川阳, 王坚, 宁一鹏, 等. 超宽带定位的降噪方法研究[J]. 测绘 科学, 2019, 4.
- [5] 曾玲, 彭程, 刘恒. 基于非视距鉴别的超宽带室内定位算法[J]. 计算机应用, 2018 (2018. z1):131-134, 139.
- [6] Guo J, Du J, Xu D. Navigation and positioning system applied in underground driverless vehicle based on IMU[C]//2018 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS). IEEE, 2018:13-16.
- [7] Zhuang Y, El-Sheimy N. Tightly-coupled integration of WiFi and MEMS sensors on handheld devices for indoor pedestrian navigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 16(1):224-234.

- [8] 李中道, 刘元盛, 常飞翔, 等. 室内环境下UWB与LiDAR融合定位 算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(6): 260-266.
- [9] Zihajehzadeh S, Yoon P K, Park E J. A magnetometerfree indoor human localization based on loosely coupled IMU/UWB fusion[C]//2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2015:3141-3144.
- [10]Kok M, Hol J D, Schön T B. Indoor positioning using ultrawideband and inertial measurements[J].IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4):1293-1303.

第45卷 第02期 2023-02 【213】