Research on Dynamic Obstacle Avoidance Planning Method for Industrial Inspection Robots Fused with Multi Sensor Big Data *

SUN Lin[1*], XING Honggen[2], LIU Mengjun[3]
(1.School of Information, Wuhan Vocational College of Software and Engineering, Wuhan Hebei 430205, China;
2.Zhixing College of Hubei University, Wuhan Hebei 430011, China; 3.Normal School(Education School),
Hubei University, Wuhan Hebei 430062, China)

Abstract: There are obstacles such as dynamic moving personnel and fixed equipment in the industrial inspection environment, and the changes and uncertainties in the environment are high, which reduces the obstacle avoidance accuracy of robots. To this end, a dynamic obstacle avoidance planning method for industrial robots is proposed that integrates multi-sensor big data. Multiple sensors are utilized to collect basic kinematic information such as motion speed, angle, and position of industrial inspection robots, and their motion status in the industrial inspection environment is clarified. An extended Kalman filter for data fusion processing is used, effectively eliminating noise and uncertainty, and achieving more accurate position estimation of industrial inspection robots. Introducing the artificial potential field method and improving the repulsive function for dynamic obstacle avoidance planning enable industrial inspection robots to more flexibly and efficiently avoid obstacles. The simulation results show that the proposed method can basically align the industrial inspection robot with the specified coordinates of 5 obstacles, control the dynamic obstacle avoidance positioning error within ±0.02, achieve an obstacle collision rate of 1.28% and a displacement error rate of 0.49%.

Key words: multi sensor big data fusion; industrial inspection robots; dynamic obstacle avoidance planning; extended Kalman filter; artificial potential field method
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2025.10.015

融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法研究 *

孙 琳[1*], 邢宏根[2], 刘梦君[3]
(1.武汉软件工程职业学院信息学院, 湖北 武汉 430205; 2.湖北大学知行学院, 湖北 武汉 430011;
3.湖北大学师范学院(教育学院), 湖北 武汉 430062)

摘 要: 工业巡检环境中存在动态移动人员、固定设备等障碍物, 环境的变化和不确定性较高, 降低了机器人的避障精度。为此, 提出融合多传感器大数据的工业机器人动态避障规划方法。利用多传感器采集工业巡检机器人运动速度及角度及位置等基础运动学信息, 明确机器人在工业巡检环境中的运动状态。采用扩展卡尔曼滤波器对采集信息展开融合处理, 有效地消除噪声和不确定性, 实现更准确的工业巡检机器人位置估计。引入人工势场法, 并改进斥力函数进行动态避障规划, 使工业巡检机器人能够更灵活、高效地规避障碍物。仿真结果表明, 所提方法可将工业巡检机器人与规定的 5 个障碍物坐标基本一致, 动态避障定位误差控制在±0.02, 障碍物碰撞率为 1.28%, 位移误差率为 0.49%。

关键词: 多传感器大数据融合; 工业巡检机器人; 动态避障规划; 扩展卡尔曼滤波器; 人工势场法
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2025)10-1839-07

工业巡检任务通常需要机器人在复杂的环境中移动, 并且要避开可能存在的障碍物, 以确保设备的安全运行[1-2]。而传感器是工业巡检机器人获取环境信息的关键组成部分。这是由于传感器可以提供机器人周围的空间和物体信息, 以帮助机器人规划路径和避开障碍物。通过对传感器收集的大量数据进行处理分析, 可以更好地了解环境, 并为机器人提供更准确的定位和障碍物检测信息。在目前机器人的避障与路径规划控制领域中, 已有相应研究学者进行了该方面的理论研究。

项目来源: 国家自然科学基金项目(72204077); 2018 年度湖北省教育厅科学研究计划指导性项目(B2018323); 数智时代高等职业教育信息技术与数字素养课程改革项目(KJSZ2024097)
收稿日期: 2023-11-23 **修改日期**: 2023-12-19

文献[3]将自适应控制技术应用在基于闭合形式势的反馈控制器中,对机器人动态模型的不确定性展开补偿,在配置空间变换结果的基础上通过闭环控制器实现机器人的避障规划控制。该方法能够根据机器人的动态模型不确定性进行实时补偿,使得机器人能够更好地适应不同的环境和障碍物,但该方法未采用传感器采集机器人位置状态信息,会影响避障规划控制的精度和效果。文献[4]通过局部导航方法实现机器人的动态避障规划,采用强化学习的方法将机器人避障转变为运动命令,通过局部导航方法指引机器人躲避障碍物运动,实现动态避障。该方法的位移误差率较高,存在规划效果差的问题。该方法能够实时处理机器人的避障问题,使其能够快速响应避障命令,提高机器人的避障效率。但该方法仅采用了局部导航方法,没有融合其他传感器信息,这会限制其对复杂环境和障碍物的感知能力,影响避障效果。文献[5]提出基于激光近场探测传感器的移动机器人动态避障方法。建立了场景的环境坐标系,采用探测传感器对障碍物进行检测,利用多个激光近场光传感信息融合方法对检测到的障碍物进行定位,提取障碍物判定值,制定相应的动态避障策略,实现机器人动态避障。该方法利用激光近场探测传感器能够提供高精度的障碍物信息,对障碍物的识别较为准确。但该方法未对机器人的多源位置大数据展开融合处理,不能精准实现工业巡检机器人位置的全局估计,机器人的动态避障规划精度较差。

随着传感器技术和大数据处理能力的不断发展,利用多传感器融合大数据可以提高工业巡检机器人的功能性和可靠性。研究如何融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法,可以有效提高机器人的智能化水平和操作效率,进一步推动工业自动化的发展。为此,提出了一种融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法。首先通过多传感器采集工业巡检机器人的基础运动学信息,然后利用扩展卡尔曼滤波器对这些数据进行融合处理,实现更准确的机器人位置估计。最后在动态避障规划过程中,采用改进的斥力函数结合人工势场法,更好地响应环境中的动态障碍物,并灵活调整参数以适应环境的不确定性和变化。通过此次融合多传感器大数据和改进的动态避障规划方法,工业巡检机器人能够提高安全性、可靠性和效率,完成复杂工业环境下的任务。

1 工业巡检机器人状态分析

在工业巡检机器人动态避障规划前,首先需分析工业巡检机器人状态,通过对机器人的状态进行分析,可以了解机器人的运动状态,包括速度、方向、位置等,从而为避障规划提供必要的信息。通过对机器人状态的分析,可以识别机器人周围是否存在障碍物,并获取障碍物的位置、大小、形状等信息,从而为避障规划提供障碍物信息。

采用扩展卡尔曼滤波器融合多个传感器的数据,扩展卡尔曼滤波器能够对系统的非线性模型进行估计和预测,从而能够更好地适应工业巡检机器人的运动特性和环境变化。利用多个传感器的观测结果,通过冗余度的增加来提高系统的鲁棒性和可靠性,来减少单一传感器的故障对系统性能的影响,并达到传感器之间互补的优势,从而扩展系统的测量范围和能力,获取机器人位置状态和周围环境信息大数据的精准融合结果。

1.1 基于多传感器的工业巡检机器人的基础运动学数据采集

在工业巡检机器人的动态避障规划过程中,需要考虑机器人的移动速度、加速度、运动轨迹以及与周围环境的交互等因素。依靠单一的传感器采集这些基础运动学数据可能存在覆盖度不足、完整性较差的问题,因此借助多传感器,采集工业巡检机器人的基础运动学数据,以提供机器人的位置、姿态和速度等信息[6]。首先,分析巡检机器人的具体结构,为传感器的布置等提供基础参考。

研究的巡检机器人底盘行走结构如图 1(a)所示,机器人在运动过程中方向和速度的改变通过控制两个驱动轮完成,机器人做直线运动时,两个驱动轮具有相同的速度;当机器人做转弯运动时,两个驱动轮之间存在速度差,工业巡检机器人的运动差速如图 1(b)所示。

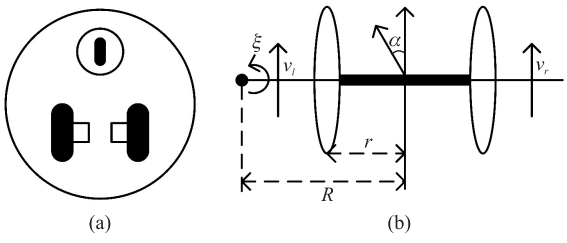

图 1 巡检机器人底盘行走结构与运动差速分析

图 1(b)中,v_l、v_r 分别表示工业巡检机器人左轮和右轮对应的速度,两个驱动轮之间的距离表示为 $2r$。

针对图 1 中的巡检机器人底盘行走结构及运动差速状态,规划机器人行走路径需要明确机器人的运动速度及角度。因此,采用惯性测量单元(Inertial Measurement Unit,IMU)作为传感器 1,它包含有加

速度计和陀螺仪。加速度计可以测量机器人的加速度,从而推断其速度。陀螺仪则可以测量机器人的旋转速度,并结合时间积分可以计算机器人的姿态变化。通过使用 IMU,获得机器人的线速度和角速度数据。利用编码传感器作为传感器 2,将其安装在机器人的关节上,通过测量关节的旋转角度来计算机器人的关节位置。将视觉传感器作为传感器 3,用于估计机器人的位置变化。由此,获取工业巡检机器人的角速度 ξ 和线速度 v:

$$\begin{cases}\xi=(v_r-v_l)/r\\ v=(v_r+v_l)/2\end{cases} \tag{1}$$

用 $\boldsymbol{X}$ 表示工业巡检机器人的运动速度及角度状态量,其表达式如下:

$$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{a}_b^{w\mathrm{T}}\quad \boldsymbol{v}_b^{w\mathrm{T}}\quad \boldsymbol{q}_b^{w\mathrm{T}}]=[\xi\quad v\quad v_x\quad v_y\quad \vartheta]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{a}_b^w$ 表示巡检机器人的位置矢量,(x,y) 代表的是机器人所处的位置坐标;$\boldsymbol{q}_b^w$ 表示巡检机器人的角速度和偏航角 ϑ 矢量;$\boldsymbol{v}_b^w$ 描述的是巡检机器人的线速度矢量,v_x、v_y 分别代表的是 x 方向和 y 方向中机器人对应的速度。

1.2　多传感器大数据融合

由于单个传感器在应用过程中可能存在误差和不确定性,因此为提高测量和估计的精度,综合利用多个传感器的观测结果,对多传感器采集得到的大数据进行融合处理。融合多个传感器的数据可以通过冗余度的增加来提高系统的鲁棒性和可靠性,减少单一传感器的故障对系统性能的影响,达到传感器之间互补的优势,扩展系统的测量范围和能力。故本节采用扩展卡尔曼滤波融合处理多个传感器采集的数据[7],采集机器人的全局位置状态估计信息,即多传感器大数据融合结果,为后续的路径规划提供数据支撑。

1.1 部分获取的线速度可以估计机器人到达目标位置的时间,从而帮助制定合理的避障策略和路径规划,角速度可以确定机器人的前进方向和旋转角度,并调整机器人的运动轨迹以避开障碍物,以适应工业巡检环境中的特定任务需求。多传感器大数据融合可以综合利用不同传感器提供的速度和角度测量结果,得到更精确和可靠的机器人位置估计结果,有助于提高工业巡检机器人在复杂环境下的定位精度、路径规划和动态障碍物避让能力。因此,将 1.1 节中获取的工业巡检机器人角速度、线速度信息作为输入[8-9],并将其作为扩展卡尔曼滤波的位置测量结果 $\boldsymbol{a}_b^w=[x,y]$,为了避免扩展卡尔曼滤波器受不同传感器测量结果不同影响出现的振荡现象,对其展开差分处理,获得速度测量结果 $\boldsymbol{v}_b^w=[v_x,v_y]$,获得测量结果 $\boldsymbol{q}_b^w=[\xi,\vartheta]$。

$\boldsymbol{a}_b^w$、$\boldsymbol{v}_b^w$、$\boldsymbol{q}_b^w$ 对应的观测噪声协方差分别表示为 $R_a=\mathrm{diag}\{1\times10^{-2},1\times10^{-2}\}$、$R_v=\mathrm{diag}\{1\times10^{-2},1\times10^{-2}\}$、$R_q=\mathrm{diag}\{1\times10^{-3},1\times10^{-4}\}$,融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法采用扩展卡尔曼滤波器融合多传感器大数据[9],得到机器人位置状态的全局估计信息,具体过程如下:

①机器人位置状态初始化

当扩展卡尔曼滤波器收到工业巡检机器人的第一个位置测量值时[10],通过下述公式初始化处理机器人的位置状态协方差,获得位置状态量初始值 P_0:

$$P_0=\mathrm{diag}\{1\times10^{-2},1\times10^{-2},1\times10^{-2},1\times10^{-2},1\times10^{-3},1\times10^{-4}\} \tag{3}$$

②机器人位置预测

根据式(2)所示的工业巡检机器人的运动速度及角度状态量建立位置状态转移矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}(k,k-1)$,其中,将上一时刻工业巡检机器人的位置状态 X_{k-1} 作为依据,通过位置状态转移矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}(k,k-1)$ 对当前时刻工业巡检机器人的位置状态 X_k 展开预测:

$$X_k=P_0\,\|\,\boldsymbol{\Gamma}(k,k-1)X_{k-1}\,\| \tag{4}$$

一阶泰勒展开工业巡检机器人的位置状态转移函数,建立雅克比矩阵 $\boldsymbol{G}$,结合过程噪声协方差 Q 对当前工业巡检机器人的位置状态协方差 P_k 展开预测:

$$P_k=\|\,\boldsymbol{G}\,\|\,P_{k-1}\,\|\,\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\,\|+Q \tag{5}$$

式中:P_{k-1}表示上一时刻工业巡检机器人的位置状态协方差。

③机器人全局位置状态估计信息更新

利用位置状态协方差 P_k、观测噪声协方差 R 和观测矩阵 $\boldsymbol{J}$ 更新工业巡检机器人的增益矩阵 $\boldsymbol{L}$:

$$\boldsymbol{L}=P_k\,\|\,\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\,\|\,(\,\|\,\boldsymbol{J}\,\|\,P_k\,\|\,\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\,\|+\boldsymbol{R}) \tag{6}$$

在 $\boldsymbol{L}$ 的基础上更新工业巡检机器人的位置状态量,可以得出一个全局的位置状态估计信息 X_k,包括机器人的位置状态和周围环境信息,即多传感器大数据融合结果为:

$$\hat{X}_k=X_k+\boldsymbol{L}\boldsymbol{J}X_k \tag{7}$$

2　工业巡检机器人动态避障规划

工业巡检机器人综合利用多种传感器的融合结果,获取了更准确的机器人位置信息和环境信息,实现了工业巡检环境中动态障碍物实时感知。以此为根据,设计和规划机器人的运动路径和避障策略,不

仅可以减少单一传感器故障对系统性能的影响,提高系统的鲁棒性和可靠性,还能够提供更丰富的环境信息,从而帮助工业巡检机器人更好地适应不同的工作环境和任务需求,提高动态避障规划效果。采用人工势场法[11-12]根据工业巡检机器人的位置状态展开动态避障规划。人工势场法是一种广泛应用于机器人路径规划的技术,在人工势场法中,机器人通过感知环境信息,如障碍物的位置、形状和大小等,来构建一个虚拟的势场。这个势场中,机器人受到引力和斥力的作用,引力和斥力的大小取决于机器人和障碍物之间的距离和相对方向。通过调整势场的分布,机器人可以按照设定的路径移动,并避免与障碍物发生碰撞。当机器人在巡检路径中发现新的障碍物时,需要对势场和势场力展开更新。

根据机器人和障碍物的位置信息,计算人工势场。通常情况下,机器人会受到正面的吸引力和背面的排斥力,而障碍物则受到背面的排斥力。这种力的作用有助于机器人感知周围环境,并做出相应的动作,以避免碰撞,或绕过障碍物。同时,机器人在运动过程中需要考虑到自身的姿态和方向,以及周围物体的位置和状态,以做出正确的决策。在工业巡检地图中,可将机器人作为质点,建立二维势场(x,y)和势场函数$I(q)$,在此基础上计算位置$q=(x,y)$处存在的人工力$G(q)=-\nabla I(q)$,其中$\nabla I(q)$代表的是势场函数$I(q)$在q点对应的负梯度。

设$I_{\mathrm{att}}(q)$表示目标设备产生的引力场;$I_{\mathrm{req}}(q)$表示巡检环境中的障碍物产生的斥力场,根据两者之和,结合工业巡检机器人的位置多传感器大数据融合结果,即可获得工业巡检机器人的势场$I(q)$:

$$I(q)=\|\hat{X}_k\|[I_{\mathrm{att}}(q)+I_{\mathrm{req}}(q)] \tag{8}$$

同理,工业巡检机器人受到的力$G(q)$可由两部分构成,分别是目标设备产生的吸引力$G_{\mathrm{att}}(q)$以及障碍物产生的排斥力$G_{\mathrm{rep}}(q)$:

$$G(q)=G_{\mathrm{att}}(q)+G_{\mathrm{rep}}(q) \tag{9}$$

采用抛物线函数定义吸引力$G_{\mathrm{att}}(q)$:

$$G_{\mathrm{att}}(q)=l_{\mathrm{att}}\times\sigma_g^2(q)/2 \tag{10}$$

式中:$\sigma_g^2(q)$用于表示欧氏距离;l_{att}代表的是正比例因子。$U_{\mathrm{att}}(q)$属于可微的,在此基础上生成吸引力$G_{\mathrm{att}}(q)=-\nabla U_{\mathrm{att}}(q)$,当工业巡检机器人到达目标设备时,受到的引力为零。

工业巡检机器人在室内、室外、狭窄通道等不同类型的工作环境中巡检。这些环境中存在各种不同形状和尺寸的障碍物,如动态移动的设备和人员、固定的设备和结构、悬挂的电缆和管道等障碍物等。只考虑某一种类型的障碍物规避方法无法应对各种环境下的实际情况。因此,为实现工业巡检机器人动态避障规划,需考虑多种障碍物情况。本文综合考虑工业巡检机器人的工作环境,研究机器人与障碍物之间的距离较大时、障碍物为凸形状时、目标设备所处的范围受到障碍物斥力的影响时这三种情况下,工业巡检机器人的避障规划方法,针对不同情况实现动态避障规划。

当机器人与障碍物之间距离较大时,工业巡检机器人利用自身传感器等设备来探测周围环境,并通过构建排斥势场识别障碍物。随着机器人与障碍物之间的距离减小而减小,当机器人与障碍物之间的距离较大时,斥力场不会影响机器人的正常运动,工业巡检机器人避障规划路径$I_{l1}(q)$的表达式如下:

$$I_{l1}(q)=I(q)G(q)\times\begin{cases}G_{\mathrm{att}}(q)l_{\mathrm{rep}}[\sigma(q)^{-1}-\sigma_0^{-1}] & \sigma(q)\leqslant\sigma_0\\ 0 & \sigma(q)\geqslant\sigma_0\end{cases} \tag{11}$$

式中:$I_{l1}(q)$描述的是障碍物与巡检机器人目前所处位置之间存在的距离。$\sigma(q)$描述的是障碍物与q点之间的距离最小值;l_{rep}表示比例系数;σ_0描述的是障碍物对工业巡检机器人产生作用的最大距离。

当障碍物为凸形状时,此时其产生的排斥势场属于分段可微,凸形状的障碍物可能会导致机器人受挤压或困在狭窄空间中。为了避免这种情况,通过下式对障碍物产生的斥力$G_{\mathrm{rep}}(q)$展开计算,在遇到凸形障碍物时,选择一个能够绕过障碍物的路径,并根据实时环境变化调整路径。此时得出工业巡检机器人避障规划路径$I_{l2}(q)$的表达式如下:

$$I_{l2}(q)=-\nabla I_{\mathrm{req}}(q)=\begin{cases}l_{\mathrm{req}}\left[\dfrac{1}{\sigma(q)}-\dfrac{1}{\sigma_0}\right]\dfrac{q}{\sigma^2(q)\sigma(q)} & \sigma(q)\leqslant\sigma_0\\ 0 & \sigma(q)\geqslant\sigma_0\end{cases} \tag{12}$$

通过上述分析可知,工业巡检机器人在合力$G(q)=G_{\mathrm{att}}(q)+G_{\mathrm{req}}(q)$的作用下远离巡检路径中的障碍物,向目标设备移动。

当目标设备所处的范围受到障碍物斥力的影响时,限制了工业巡检机器人的可移动范围。分析工业巡检机器人受到的合力可知,引力随着机器人与目标设备距离的减小而减小,斥力随着距离的减小而增大,此时目标设备周围会产生势力场为零的点,工业巡检机器人在此状态下无法达到目标设备所处的位置[13]。为了避免上述现象的发生,融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法对斥力函数展开改进,通过与环境的交互来学习并优化路径规

划策略,以在受限范围内实现目标设备的动态避障。改进后工业巡检机器人避障规划路径 $I_{l3}(q)$ 的表达式如下:

$$I_{l3}(q)=\begin{cases}\dfrac{l_r}{2}\left(\dfrac{1}{\sigma(q)}-\dfrac{1}{\sigma_0}\right)\sigma(X,X_{\text{goal}})\hat{X}_k & \sigma(q)\leqslant\sigma_0\\ 0 & \sigma(q)\geqslant\sigma_0\end{cases} \tag{13}$$

式中:$\sigma(X,X_{\text{goal}})$ 代表的是目标设备与巡检机器人目前所处位置之间存在的距离。

综合上述三种避障规划路径,实现融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划。具体规划流程如图 2 所示。

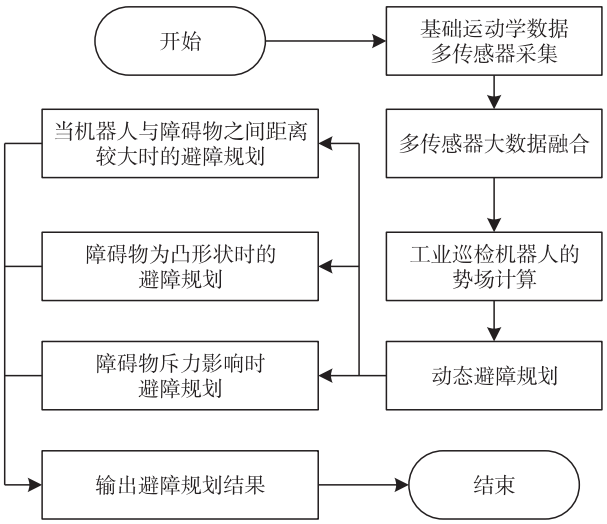

图 2　工业巡检机器人动态避障规划流程

在机器人运动过程中,通过传感器实时检测机器人的位置状态和周围环境信息,根据反馈信息对运动规划进行实时调整,并完成工业巡检机器人避障规划路径的选取,以适应环境的动态变化。

3　仿真分析

为了验证融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法的整体有效性,需要对其展开仿真分析。在 MATLAB 仿真软件中,搭建工业巡检机器人动态避障规划仿真的环境,仿真环境为某工厂生产线,巡检区域大小为 200 m×20 m。生产线内动态障碍物包括狭窄的通道、生产线、弯道,旨在模拟机器人在实际应用中可能遇到的各种情况。选择 SA200 小型化轨道巡检机器人作为仿真对象,该机器人具有可编程的运动能力和多种传感器接口。引入 MLV-9200 型速度传感器、LX34211 电感式位置传感器,根据仿真需求设置不同的传感器配置和参数,为机器人提供真实而全面的环境信息。仿真参数见表 1。

表 1　仿真参数

参数	内容
速度传感器量程	100 m/s
位置传感器量程	50 rad/s
传感器数据融合的权重系数	0.9
传感器数据融合的噪声协方差	0.5

为了验证所提融合多传感器大数据方法的避障规划效果,选取文献[4]提出的局部导航方法、文献[5]提出的激光近场探测传感器方法作为对比方法。两种对比方法采用其对应的最优传感器参数,同时为了保证仿真对比的有效性,统一工业巡检机器人型号为 UR5e,其相关参数见表 2。

表 2　工业巡检机器人参数

参数	内容
外观尺寸	500 mm×280 mm×1180 mm
重量	18.4 kg
额定负载	5 kg
最大工作范围	850 mm
反复定位精度	±0.1 mm
传感器	触觉传感器、力矩传感器、基于相机的视觉系统
控制器	URControl Box
电源	单相交流电源,标准电压为 100 VAC~240 VAC
通信接口	以太网、USB
软件	UR 系列机器人特定编程软件及 URCap 插件

仿真方法步骤如下:①在 MATLAB 仿真环境中建立机器人的运动学模型,为后续机器人的避障规划提供理论依据;②采用扩展卡尔曼滤波器对多传感器大数据展开融合处理,实现工业巡检机器人的定位。根据实际环境中的传感器数据,调整扩展卡尔曼滤波器的参数,使得机器人能够准确地进行定位;③在动态避障规划过程中引入人工势场法,并改进斥力函数。通过调整斥力函数的参数,使得机器人能够更好地避开障碍物。利用改进后的人工势场法完成工业巡检机器人的动态避障规划。

障碍物定位是机器人动态避障的基本步骤,障碍物定位精度直接影响着机器人的避障结果。在仿真环境内,设置 5 个障碍物,其对应的坐标分别为(145.32,167.85),(21.52,36.44),(54.62,84.61),(103.51,124.52),(89.54,78.62),现采用本文提出的融合多传感器大数据方法、局部导航方法和激光近场探测传感器方法对仿真环境内的障碍物展开定位,结果如表 3 所示。

表 3 障碍物定位结果

障碍物实际坐标	定位结果		
	融合多传感器大数据方法	局部导航方法	激光近场探测传感器方法
(145.32,167.85)	(145.33,167.87)	(151.13,165.876)	(142.91,166.77)
(21.52,36.44)	(21.52,36.44)	(23.96,33.57)	(25.14,39.33)
(54.62,84.61)	(54.64,84.59)	(58.95,87.31)	(51.15,87.45)
(103.51,124.52)	(103.52,124.52)	(105.33,127.65)	(101.92,127.38)
(89.54,78.62)	(89.54,78.62)	(90.47,81.57)	(87.32,80.67)

为了进一步准确对比表 3 的定位结果,使用欧几里得距离作为评估指标。欧几里得距离是两点之间的直线距离,得到表 4 所示的三种方法和障碍物实际坐标的误差计算结果(保留两位小数):

表 4 三种方法和障碍物实际坐标的误差

障碍物实际坐标	定位结果		
	融合多传感器大数据方法	局部导航方法	激光近场探测传感器方法
(145.32,167.85)	0.02	6.15	2.03
(21.52,36.44)	0.00	3.61	6.19
(54.62,84.61)	0.02	4.82	3.69
(103.51,124.52)	0.01	3.74	2.60
(89.54,78.62)	0.00	3.22	3.11

分析表 3 和表 4 中的数据可知,局部导航方法和激光近场探测传感器方法规划工业巡检机器人避障路径时,误差较大,最小值分别为 3.22 和 2.03,相较于所提方法的最大值更高。其可能的原因是规定的 5 个障碍物为复杂的障碍物形状、且多个障碍物之间存在相互干扰等情况,导致其无法准确地估计障碍物的位置,从而导致误差增大。采用融合多传感器大数据方法对障碍物展开定位时,可将定位误差控制在±0.02 以内,对定位结果产生的影响可忽略不计,局部导航方法和激光近场探测传感器方法的障碍物定位结果与障碍物实际坐标之间的偏差较大。通过上述结果可知,所提方法具有较高的障碍物定位精度,可为后续的避障规划提供可靠依据。得出该结论的原因是所提方法采用扩展卡尔曼滤波器对多传感器采集得到的基础运动学大数据进行融合处理,能够有效地融合多个传感器的数据,提高数据的质量和精度。同时,扩展卡尔曼滤波器能够对系统的非线性模型进行估计和预测,从而能够更好地适应工业巡检机器人的运动特性和环境变化,提升障碍物的定位精度。

在仿真环境内,采用融合多传感器大数据方法、局部导航方法、激光近场探测传感器方法展开 100 次机器人避障仿真,三种方法控制下的机器人障碍物碰撞率如图 3 所示。

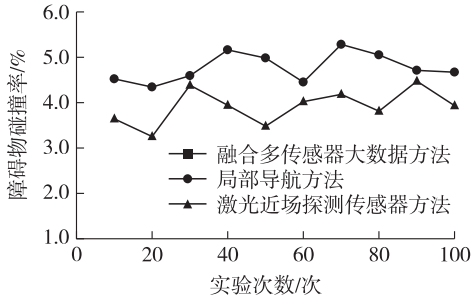

图 3 障碍物碰撞率

由图 3 可知,在 100 次避障仿真过程中,局部导航方法的最小障碍物碰撞率为 3.34%,激光近场探测传感器方法的最小障碍物碰撞率为 4.25%,融合多传感器大数据方法的障碍物碰撞率最低,为 1.28%,表明所提方法可最有效躲避巡检路径中存在的障碍物。局部导航方法和激光近场探测传感器方法的算法没有针对工业复杂环境和不同类型的障碍物进行充分的优化,因此在某些情况下无法有效地避免障碍物碰撞,从而导致了障碍物碰撞率较高。而所提方法具有较低的障碍物碰撞率,图 3 结果与表 3 结果相符,均验证了所提方法良好的避障效果。得出该结论的原因是,所提方法在动态避障规划过程中引入人工势场法,并改进斥力函数,能够更好地模拟机器人与障碍物之间的相互作用,从而更好地规划机器人的运动路径。改进后的斥力函数能够更好地平衡机器人与障碍物之间的排斥力和吸引力,从而避免机器人与障碍物发生碰撞。

位移误差率用来衡量机器人在巡检过程中是否按照规划路径行驶,位移误差率越低,表明方法的控制精度越高,反之则表明方法的控制精度较低。三种方法控制下的机器人位移误差率如图 4 所示。

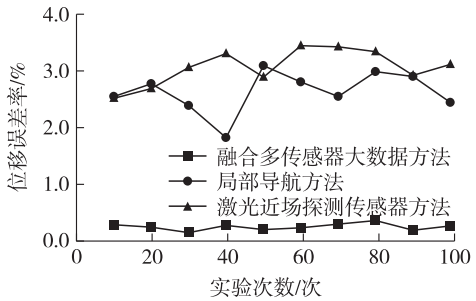

图 4 位移误差率

由图 4 可知,局部导航方法和激光近场探测传感器方法在参数调优过程中未能准确地适应实际环境,导致位移误差率较高,分别为 1.96%和 2.61%,融合多传感器大数据方法的位移误差率为 0.49%,

远低于其他两种方法。表明在所提方法控制下,巡检机器人可精准地根据规划的路径向目标设备移动,验证了所提方法具有较高的控制精度。所提方法利用改进后的人工势场法完成工业巡检机器人的动态避障规划,能够更好地适应机器人的运动特性和环境变化,从而更好地控制机器人的运动速度和角度,减小位移误差率。

4　结束语

为提高巡检机器人避障规划效果,提出融合多传感器大数据的工业巡检机器人动态避障规划方法。在利用多传感器采集得到机器人基础运动学参数的基础上,通过融合多传感器得到的大数据,实现机器人位置估计,采用人工势场方法实现机器人的动态避障规划。仿真结果表明,所提方法在机器人避障和规划过程中表现出良好的性能,为工业巡检机器人的发展与应用奠定了基础。

参考文献:

[1] 刘亚秋,赵汉琛,刘勋,等. 一种基于改进的快速扩展随机树的工业机器人路径避障规划算法[J]. 信息与控制,2021,50(2):235-246,256.

[2] Park B S, Yoo S J. Connectivity-Maintaining Obstacle Avoidance Approach for Leader-Follower Formation Tracking of Uncertain Multiple Nonholonomic Mobile Robots [J]. Expert Systems with Application,2021,171(1):114589.

[3] Verginis C K,Dimarogonas D V. Adaptive Robot Navigation with Collision Avoidance Subject to 2nd-Order Uncertain Dynamics[J]. Automatica,2021,123(6):109303.

[4] Dobrevski M,Skoaj D. Deep Reinforcement Learning for Map-Less Goal-Driven Robot Navigation[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2021, 18 (1): 99-134.

[5] 梁莉娟,赵庆,张琰. 激光近场探测传感器在机器人动态避障中的应用[J]. 激光杂志, 2023, 44 (6): 204-208.

[6] 唐新星,张德勇,王瑞,等. 轮足混合式行走机器人运动学建模与仿真[J]. 机械传动,2021,45(11):57-64.

[7] Candan M Y,Ankarali M M. Steady-State Hybrid Extended Kalman Filter Based Sensorless Voltage Controller for a Phase-Shifted Full-Bridge Converter[J]. IET Power Electronics,2023,16(1):53-63.

[8] 丛佩超,吕昆峰,周加超. 复杂场景下移动机器人的SLAM 与路径规划问题[J]. 计算机仿真, 2023, 40 (2):443-448,458.

[9] 林旭梅,刘帅,石智梁. 基于自适应卡尔曼滤波的多传感器信号降噪[J]. 计算机仿真,2022,39(2):507-511.

[10] 钱晓明,黄宇轩,楼佩煌,等. 基于多传感器融合的跟随 AGV 复合导引技术[J]. 农业机械学报,2022,53 (1):14-22,32.

[11] 刘忠,伊戈,张建强. 基于改进人工势场法的无人艇避障算法[J]. 海军工程大学学报,2021,33(5):28-32.

[12] 邵思扬,吴旭航,林远山,等. 基于改进 DWA 和人工势场法的编队控制研究[J]. 电子器件,2024,47(3):711-717.

[13] 李斌,杨豪中,甘旭升,等. 改进 PSO 算法融合人工势场法的工业机器人路径规划设计[J]. 系统科学与数学,2021,41(4):939-952.

孙　琳(1982—),女,汉族,湖北武汉人,硕士,副教授、高级工程师,中国计算机学会职业教育发展委员会(CCF VC)委员;主要研究方向:智能推荐、数据挖掘。荣获湖北省技术能手称号;发表论文 10 余篇,其中中文核心论文 1 篇;主编教材 5 本、副主编教材 6 本;主持省、市级课题 5 项、参与课题 7 项;申报实用新型专利 1 项,软件著作权 2 件,Sunll30552@ 163.com;

邢宏根(1973—),男,汉族,湖北黄石人,硕士,毕业于三峡大学电气工程专业,湖北大学知行学院计算机与信息工程学院副教授,担任计算机与信息工程学院专任教师 20 余年,主要教学和研究方向为教育智能系统,教育大数据等软件工程领域。参于编写了普通高等教育“十二五”规划教材 21 世纪面向计算思维丛书《大学计算机基础》。开发了《湖北省普通高校招生来源计划管理系统》《湖北省普通高校招生划线管理系统》等应用系统,主持了教育部学生司第一期供需对接就业育人项目,国家级大学生创新创业训练计划项目等,主持并参与了多项各级别教研课题、信息化课程建设等;

刘梦君(1988—),男,汉族,湖北黄冈人,博士,湖北大学教育学院副教授,硕士生导师。毕业于武汉大学信息安全专业,国家公派夏威夷大学联合培养博士。现任教育技术学和现代教育技术硕士方向负责人。主持国家自然科学基金和湖北省自然科学基金多项,研究方向为物联网教育应用,人工智能教育应用,教育大数据安全与隐私。