

基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态 调节控制方法^{*}

王宽田 李 鹏 周光祥

(桂林电子科技大学海洋工程学院 北海 536000)

摘 要:爬壁机器人姿态调节受其运动状态的影响,控制中心难以实时纠正爬壁机器人方向与角度,存在机器人运动失衡的问题,为此设计基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态调节控制方法。建立机器人运动方程与静力学方程,判断机器人运动失衡状态,采用径向基神经网络对爬壁机器人姿态进行纠偏控制,并通过控制中心传输指令,实现基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态调节控制。实验结果表明,应用所提方法后爬壁机器人偏航角、俯仰角误差与滚转角的误差平均值分别为 0.20×10^3 、 0.15×10^3 、 0.45×10^3 rad,在无干扰和有干扰的情况下,所提方法控制后到达的位置与目标位置的最大误差分别为2及10 m,体现了爬壁机器人姿态调节控制的优异性能。

关键词:径向基神经网络;爬壁机器人;姿态调节;静力;纠偏

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Attitude adjustment control method of wall-climbing robot based on radial basis neural network

Wang Kuantian Li Peng Zhou Guangxiang

(Ocean Engineering College, Guilin University of Electronic Technology, Beihai 536000, China)

Abstract: The attitude adjustment of the wall-climbing robot is affected by its motion state, and it is difficult for the control center to correct the direction and angle of the wall-climbing robot in real time, and there is a problem of unbalanced motion of the robot. A control method for the attitude adjustment of a wall robot. The motion equation and statics equation of the robot were established to judge the unbalanced state of the robot. The RBF neural network was used to correct the posture of the wall-climbing robot, and the RBF neural network was used to control the posture adjustment and control of the wall-climbing robot. The experimental results show that after applying the proposed method, the average errors of yaw Angle, pitch Angle and roll Angle of the wall-climbing robot are 0.20×10^3 , 0.15×10^3 and 0.45×10^3 rad, respectively. The maximum errors of the reached position and the target position are 2 and 10 m respectively, which reflects the excellent performance of the attitude control of the wall-climbing robot.

Keywords: radial basis neural network; wall-climbing robot; attitude adjustment; static force; deviation correction

0 引 言

随着计算机技术的发展,智能机器人逐渐走入人们的视野,并迅速成为人工智能领域研究的热点^[1]。爬壁机器人是能够在垂直墙壁上攀爬并完成作业的自动化机器人。基于控制系统的差异,爬壁机器人会根据指令表现出不一样的姿态,由于机器人的运动轨迹是人为控制的,不能自

身进行调节^[2],因此在系统中设计一个自主调节功能,调节爬壁机器人的方向与角度,使其按照规划的方向运动,已经成为当前相关领域的重点研究课题。

为准确调节控制爬壁机器人的运动姿态,当前相关领域学者已对此做出了研究。Xu等^[3]研究了分体式四轮爬壁机器人姿态控制方法。分析了分体式四轮爬壁机器人的壁面与车轮的接触点的位置,得到了车身左右两侧的方

收稿日期:2022-09-26

^{*} 基金项目:广西自然科学基金面上项目(2022GXNSFAA035616)、广西高等教育本科教学改革工程项目(2020JGB189)资助

向。用坐标变换矩阵来描述方向,利用空间几何关系得到了车身的朝向角和四轮接触点相对于左侧车身姿态角的位置。该方法的抗干扰性能较好,但控制稳定性较差。刘杰超等^[4]设计了一种基于RBFNN最小参数学习方法的移动机器人反步式运动控制方法。利用径向基神经网络对不确定项进行近似处理,利用最小参数学习法,将各参数的权重作为移动机器人反步式运动控制总权重,从而达到最优解的目的,实现移动机器人反步式运动最优控制。该方法对机器人方向与角度的纠偏控制稳定性较好,但控制准确性较差。张铁等^[5]研究了四足管道爬壁机器人周向运动位姿规划方法,首先,建立了管线的坐标系统,建立了姿态方程,并对运动中的位姿进行了规划。该方法的控制误差较小,但抗干扰能力较差。闫安等^[6]研究了一个基于模糊强化学习的双轮机器人姿态平衡控制方法,该方法运用拉格朗日法建立系统动力学模型,设计表格型强化学习方法,实现姿态平衡控制。该方法的控制准确性较好,但姿态平衡控制效果较差,存在机器人运动失衡的问题。Mastalli等^[7]提出基于耦合规划的腿式机器人姿态规划方法。联合优化了机器人运动、步伐持续时间和立足点选择,应用姿态规划器对角加速度施加限制。保证机器人的稳定性,同时避免打滑以及运动学和扭矩限制。但该方法无法实时获取机器人运动状态,难以准确纠正爬壁机器人方向与角度。

针对上述方法存在的问题,本文提出基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态调节控制方法。通过分析机器人运动方程及静力学模型,判断机器人运动失衡状态,引入径向基神经网络对爬壁机器人姿态进行纠偏控制,求解步态误差的最大值与最小值作为临界值,通过控制中心传输指令,将函数严格控制在两者之间,以实时纠正爬壁机器人方向与角度,实现基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态调节控制。

1 基于径向基神经网络的爬壁机器人姿态调节控制方法

1.1 机器人运动方程建立

爬壁机器人接收控制中心发出的指令后,会立即执行指令做出相应的动作,机器人姿态调节控制的核心就是数据的传递。为此,构建爬壁机器人运动方程,针对其主要姿态逐步分析,确定其运动过程处于坐标系中。将静态坐标系的原点记作 O ,记作为 (O, X, Y) ,当其移动时的坐标就可以用 (P, X', Y') 来表示,其中 P 代表机器人后轮移动的距离,令其逐渐向右移动,两轮之间的步伐长度为 L ,匀速向前运动,忽略机器人运动产生的损耗和拐弯时的角度,步态的表达式为:

$$v = \frac{v_p + v_o}{2}, u = \frac{v_m - v_p}{L} \quad (1)$$

式中: v_o 代表移动的初始速度; v_p 代表后轮运动速度; v_m 代表姿态终止时的速度; v 代表纵向移动速度; u 代表平

均速率。两个轮之间的速度差决定姿态的稳定性与灵活性,并且机器人的姿态调节偶尔会出现误差,转弯的速度也会使步态混乱,那么得到的每个速度形成的矩阵可表示为:

$$\alpha = \begin{bmatrix} v \\ u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 \\ -1/L & 1/R^{1/2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_p \\ v_m \end{bmatrix} \quad (2)$$

矩阵中的速度参数都是可逆的,当机器人调转方向,其速度就会呈对称性分布,可表示为:

$$\begin{bmatrix} v_p \\ v_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -L/2 \\ 1 & L/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ u \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: R 代表后轮的半径。

当半径确定后,每个轮运动的速率会随着角度的变化而变化,确定其变化过程,完成机器人运动方程的建立。

1.2 静力学建模

爬壁机器人主要通过履带的相互摩擦来完成姿态活动,当下发指令控制机器人运动时,履带就会根据方向与角度的变化纠正自身的原有姿态,使两轮能够在光滑或者陡峭的路面仍然能够保持稳定。此时不能用数学公式描述出机器人姿态的动态调节方式,因此通过静力学建模方式,建立机器人在静态时的函数模型。当机器人保持不动时,履带就会与地面紧紧接触,接触面积越大,其稳定性越高。当机器人运动时,随着运动履带的受力面积逐渐减小,控制中心需加大姿态的调节水平,使机器人保持稳定。这一变化不仅增加了机器的消耗,还减少了机器人运动的时间,因此建立函数的前提是要忽略机器人拐弯与快速移动的情况,获取爬壁机器人在静止状态时的力学函数关系。

设 C 为履带上接触的铁块数量为 n ,令接触面积达到最大,受到的压力与摩擦力就会相对增大^[8],两侧的履带接触地面的铁块分别用 l_1, l_2, l_3, l_4 与 r_1, r_2, l, r_3 表示,受到的压力用 P_{l1}, P_{l2}, L, P_l 与 $P_{r1}, P_{r2}, \dots, P_r$ 表示,那么左侧履带的力学关系为:

$$P_l = \sum_{j=1}^k P_{lj}, \quad i \in [1, k] \quad (4)$$

右侧履带力学关系可以表达为:

$$P_r = \sum_{j=1}^k P_{rj}, \quad i \in [1, k] \quad (5)$$

式中: P_l 代表左侧压力; P_r 代表右侧压力; i 代表接触面积。

从上述公式可以看出,当爬壁机器人处于平面时,左右侧两端接触面受到的压力几乎相同,代表中间的摩擦力也几乎相同,而受力的大小主要取决于履带中心与平面之间的距离,距离越短^[9],受力越大,摩擦力也会相对增大。只要履带运动,就会产生摩擦^[10],那么每侧的摩擦力可以表示为:

$$F_n = \mu \sum_{i=1}^k P_{Li} \quad (6)$$

式中: μ 代表摩擦系数; F_n 代表总摩擦力。

当地面粗糙或者凹凸不平时,爬壁机器人就需利用其吸附的能力紧紧贴住表面,履带上也会安装吸附装置,此时机器人需调节姿态与活动方式,解决速度降低的问题^[11]。除了压力与摩擦力外,与其对称的还有机器人运动速度加快产生的冲击力 F_s , 表示为:

$$F_s = 0.745q\sqrt{p} \quad (7)$$

式中: q 代表磁吸程度,该值越大代表动态运动越稳定。通过对压力分解使单向受压转换为均匀分布的压力,其总和仍与所受到的冲击力相同,那么对姿态的调节就需要控制吸附力的强弱^[12],计算得知压力与摩擦力的和与吸附力与冲击力的和是相同的,证明了无论机器人受到多少外界因素的干扰,控制中心都会根据环境的改变做出调节,使机器人始终维持自身的平衡,方程可表示为:

$$G_y + F_s + P_t + P_r + T_s = F_x + F_{ch} \quad (8)$$

式中: G_y 代表向上的冲击力; T_s 代表吸附力; F_x 代表向下的压力分量; F_{ch} 代表摩擦力分量。由此可以判断自身产生的支持力 N 的公式为:

$$N = P_t + P_r = F_x + F_{ch} - F_s - G_r \sin\theta - T_s \quad (9)$$

式中: G_r 代表向右的冲击力; θ 代表压力与冲击力之间的夹角。

上述过程建立静力学模型为后续姿态调节提供基础。

1.3 基于径向神经网络的纠偏控制

建立静力学模型后,当机器人的运动轨迹与预测的不一致产生误差时,需通过激光测量来确定偏移的距离与角度。激光扫描包括两个步骤:1)要保证激光设备的位置固定,利用传感器来识别机器人运动时的姿态规律^[13];2)通过激光反射初步测量出两脚之间的距离,与原有的轨迹对比,调整到最合适的方向。

假设激光设备与机器人间的距离为 d , 当轮子与轨迹的初始位置重合时,立即使用激光感应器,控制姿态的改变,当反射后的激光按照相同的路线返回时,就能够偏移回原来的轨迹。而当机器人出现运动失衡,不能以正常的速度运动时^[14],立即调整激光设备的位置,传输指令给控制中心,控制机器人姿态稳定,表达式为:

$$\theta = \arctan \frac{s_1 - s_2}{m} \quad (10)$$

$$b = \left(\frac{s_1 + s_2}{2}\right) \cos\left(\arctan \frac{s_1 - s_2}{m}\right) - s$$

式中: s 代表机器人运动的姿态路线; s_1 代表激光发射的路线; s_2 代表激光返回的路线; b 代表机器人偏移的距离。

机器人姿态众多,每个姿态的纠偏标准均不相同,因此将径向神经网络应用到其中。径向神经网络的结构与多层前向网络结构类似,是一种3层网络结构,分别为输入层、隐含层以及输出层。输入层到隐含层的计算过程是非线性转换,到输出层的转换是线性转换。径向神经网络的基本思路是以径向神经网络为基础,在确定网络的中心点后,确定映射关系,而隐含层与输出层之间的

关系则是一种线性关系,网络的输出与隐含层的输出是线性加权的,这里的权重是一个可调整的网络参数^[15]。因此,从整体上讲,从输入到输出之间的关系是非线性的,这种计算方式能够大大提高了学习的效率,同时也避免了计算结果陷入局部最优的问题^[16]。

径向神经网络函数不是单独存在的,是按照迭代次数从小到大的顺序持续进行的^[17-19],在高斯函数的基础上优化径向神经网络函数,公式为:

$$\Psi_j(X) = \exp\left(-\frac{\|c_j - \mathbf{I}\|^2}{2R_j^2}\right) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中: X 代表横坐标,范围表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_j)^e$, e 代表指数; c_j 代表隐含层中的调节参数。那么 $\Psi_j(X)$ 就代表第 j 个输出的函数, n 代表数量, R_j^2 代表第 j 个移动时的半径平方, \mathbf{I} 代表特征向量,大小可以看作 $n \times n$, 那么在该条件下构成的输出层的高斯函数的表达式为:

$$y_k = \sum_{j=1}^n w_j \Psi_j(X) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

式中: w_j 代表权重因子; k 代表网格的数量; m 为常数项变量。每一层的权重都是随着机器人运动的重心变化而变化的^[20-22],而函数的最小值与阈值必须要保证在 $[0, 1]$ 之内,才能继续下一层的计算,假设初始步态^[23]的样本用 $[X_0, Y_0]$ 表示,那经过神经网络系统处理后的就变为:

$$x_j = \frac{x_{0j} - x_{0j,\min}}{x_{0j,\max} - x_{0j,\min}}, y_i = \frac{y_{0j} - y_{0j,\min}}{y_{0j,\max} - y_{0j,\min}} \quad (13)$$

式中: $x_{0j,\max} - x_{0j,\min}$ 代表机器人横向移动的步态差; $y_{0j,\max} - y_{0j,\min}$ 代表纵向移动的步态差。

在实际计算中,将最大值与最小值作为临界值^[24],将函数严格控制在两者之间,以此完成姿态调节控制。

2 实验对比

将某厂家生产的爬壁机器人作为实验对象,以验证基于径向神经网络的爬壁机器人姿态调节控制方法的有效性,该厂家爬壁机器人的基本参数如表1所示。

表1 机器人模型参数

序号	参数	取值
1	轮质量/kg	15
2	轮 x 轴转动惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	0.045
3	轮 y 轴转动惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	0.045
4	轮 z 轴转动惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	0.090
5	车身主轴惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	15
6	轮质心高度/m	0.2
7	重力加速度/(N/kg)	10

文献[5]提出的足管道爬壁机器人周向运动位姿规划方法的控制误差较小,但抗干扰能力较差,文献[6]提出的基于模糊强化学习的双轮机器人姿态平衡控制方法控制准确性较好,但姿态平衡控制效果较差。本文为了验证爬壁机器人姿态调节控制方法的抗干扰能力及姿态平衡控

制效果,保证实验的严谨性,将四足管道爬壁机器人周向运动位姿规划方法^[5]、基于模糊强化学习规划方法^[6]作为实验对比方法。设定在无干扰情况下,机器人的行走路线如图1所示。

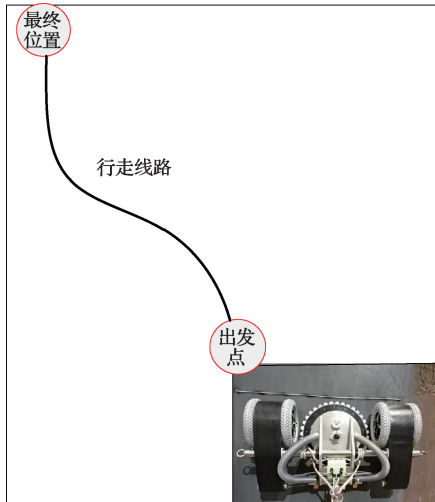


图1 行走路线

利用3种方法分别对爬壁机器人的运动姿态进行调节控制,得到机器人偏航角误差、俯仰角偏差误差及滚转角偏差误差对比结果如图2~4所示。

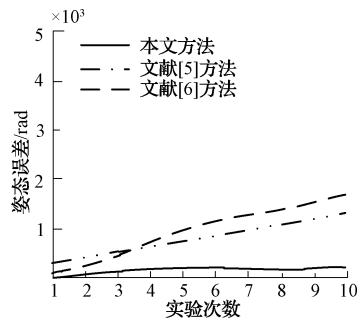


图2 机器人偏航角误差对比

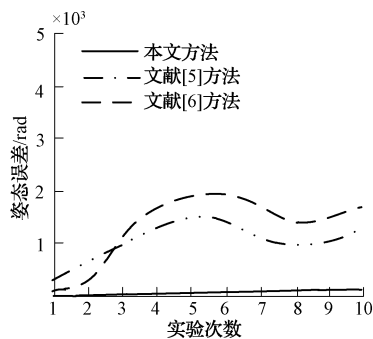


图3 机器人俯仰角偏差误差对比

基于上述结果可知,在各个角的控制上,所提出的姿态调节控制方法控制后偏航角、俯仰角误差与滚转角的误

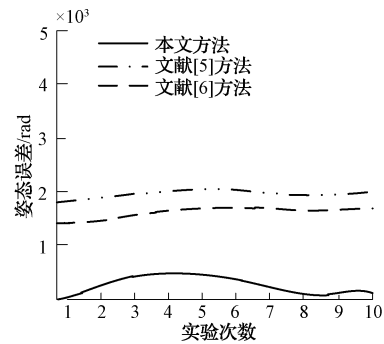


图4 机器人滚转角偏航误差对比

差平均值分别为 0.20×10^3 、 0.15×10^3 、 0.45×10^3 rad,机器人运动姿态控制误差明显小于另外两种方法。这是因为所提方法采用径向神经网络控制运动姿态的单一变量,降低了误差出现的概率,提升了爬壁机器人姿态调节控制准确性。

为进一步分析控制效果,分析3种方法控制后,机器人到达的最终位置坐标,对比结果如表2所示。

表2 最终位置对比 (m)

目标位置坐标 (x,y)	所研究方法 位置坐标 (x,y)	文献[5]方法 位置坐标 (x,y)	文献[6]方法 位置坐标 (x,y)
(21,36)	(21,38)	(25,42)	(22,25)
(5,36)	(5,36)	(10,25)	(10,30)
(10,25)	(10,25)	(12,30)	(12,15)
(52,45)	(52,46)	(50,62)	(52,46)
(36,48)	(36,48)	(42,69)	(37,49)
(50,124)	(52,124)	(51,110)	(55,128)
(62,41)	(60,41)	(60,39)	(65,46)
(36,14)	(36,15)	(35,12)	(38,18)
(12,145)	(12,147)	(10,120)	(15,142)

由表2可知,在没有干扰的情况下,3种方法的控制误差均较小,对比可知,所提出方法控制后到达的位置与目标位置基本一致,最大误差为2 m。文献[5]方法最大误差为27 m,文献[6]方法最大误差为12 m。由此可见,所提方法的爬壁机器人姿态调节控制准确性较好。

由于爬壁机器人在工作过程中会受到干扰,为进一步分析所研究方法方法的控制效果,人为加入扰动,最终结果如表3所示。

由表3发现,在有干扰情况下,3种方法误差均有所增加,而所提出控制方法的控制误差明显小于另两种方法,最大误差为10 m。而文献[5]方法最大误差为34 m,文献[6]方法最大误差为35 m。分析原因可知,所提方法采用径向神经网络进行爬壁机器人姿态纠偏控制,并通过控制中心传输指令实现机器人姿态的转换,提升爬壁机器人姿态调节控制的稳定性,因此该方法的抗干扰性能较好。

表3 干扰情况下最终位置对比 (m)

目标位置坐标 (x, y)	所研究方法 位置坐标 (x, y)	文献[5]方法 位置坐标 (x, y)	文献[6]方法 位置坐标 (x, y)
(14,56)	(14,58)	(20,60)	(25,40)
(20,68)	(20,60)	(25,90)	(25,50)
(36,78)	(36,76)	(50,80)	(39,80)
(141,65)	(141,55)	(150,70)	(150,90)
(120,36)	(120,46)	(140,50)	(141,45)
(10,45)	(19,45)	(15,66)	(15,60)
(162,45)	(169,45)	(150,24)	(150,60)
(18,140)	(10,140)	(10,160)	(30,160)
(45,120)	(42,120)	(60,110)	(50,140)

3 结论

本文利用神经网络模型分析了机器人运动时的受力情况,确定了其控制姿态的原理,通过径向基神经网络实现了爬壁机器人姿态纠偏与调节控制。经实验验证得出,应用所提出的机器人姿态调节控制方法控制后,爬壁机器人的偏航角、俯仰角与滚转角的控制误差都较小,并且在有干扰和无干扰的情况下,机器人运动位置与目标到达位置相差都较小,证明所提出的控制方法具有较好的控制效果,在保证作业效果的同时,提升了爬壁机器人运动的安全与可靠性。

参考文献

- [1] 陈子明, 卢杰, 邓朋, 等. 一种稳定跳跃型机器人的设计与空中姿态控制[J]. 机械工程学报, 2020, 56(23): 34-44.
- [2] 丁燕, 俞观华. 基于凸轮三轨迹吸盘姿态控制的爬壁机器人运动吸附方案[J]. 机械设计, 2020(4): 100-104.
- [3] XU J, QIAN R. Research on position and orientation of wheel-wall contact for four-wheel wall-climbing robot working on cylindrical tank [C]. 2021 6th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE). IEEE, 2021: 70-75.
- [4] 刘杰超, 邓琛, 丁大民, 等. 基于 MPLM-RBFNN 算法的工业机器人姿态控制方法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(3): 68-71.
- [5] 张铁, 吴骄任, 蔡蒂, 等. 四足管道爬壁机器人周向运动位姿规划[J]. 机械传动, 2021, 45(11): 34-40.
- [6] 闫安, 陈章, 董朝阳, 等. 基于模糊强化学习的双轮机器人姿态平衡控制[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(4): 1036-1043.
- [7] MASTALLI C, HAVOUTIS I, FOCCHI M, et al. Motion planning for quadrupedal locomotion: Coupled planning, terrain mapping and whole-body control[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(6): 1635-1648.
- [8] 焦传佳, 江明. 基于 AprilTag 图像识别的机器人定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 110-119.
- [9] 余晨雨, 章政, 黄卫华, 等. 基于互补滤波和粒子滤波融合的球形机器人姿态解算[J]. 机器人, 2021, 43(3): 340-349.
- [10] 谭永营, 晁智强, 韩寿松, 等. 基于重心动力学及虚拟模型的负载型四足步行平台对角步态控制方法[J]. 机器人, 2020, 42(4): 448-459.
- [11] 曾杨吉, 刘自红, 蔡勇, 等. 基于 YOLOv5 的姿态交互球类陪练机器人[J]. 电子技术应用, 2022, 48(1): 76-79.
- [12] 王鸿儒, 刘云平, 马金虎, 等. 基于奇异摄动法的水下机器人串-并联 PID 控制[J]. 空间控制技术与应用, 2021, 47(3): 40-48.
- [13] 黎小巨, 殷素峰, 陈洵凛, 等. 两轮自平衡机器人姿态误差的神经网络补偿研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(15): 44-49.
- [14] 段现银, 张樵, 朱泽润, 等. 基于关节刚度辨识的机器人加工过程姿态优化[J]. 武汉科技大学学报, 2021, 44(6): 459-467.
- [15] 刘沛, 蒋超. 蚁群算法优化 PID 的机器人位置伺服控制[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 59-63.
- [16] 李洪兵, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进梯度下降法的移动机器人姿态解算[J]. 机床与液压, 2020, 48(21): 1-5.
- [17] 陆煜, 蒋赞, 洪刚, 等. 基于激光雷达的火箭推进剂加注机器人姿态估计研究[J]. 中国机械工程, 2021, 32(10): 1200-1204.
- [18] 周朝政, 叶震, 谢叻. 基于力传感器的机器人变导纳控制人机交互策略[J]. 江西师范大学学报: 自然科学版, 2020, 44(3): 221-225.
- [19] 张文斌, 李笑. 基于姿态辨识的遥操作液压工程机器人视觉提示[J]. 机床与液压, 2021, 49(3): 20-24.
- [20] 李东方, 杨弘晟, 邓宏彬, 等. 蛇形机器人跟踪误差预测的自适应轨迹跟踪控制器[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 267-278.
- [21] 苏娜, 张华胜, 俞竹青. 基于自适应模糊 PID 的爬壁机器人运动路径控制研究[J]. 自动化仪表, 2020, 41(9): 59-63.
- [22] 吴亚辉, 刘春阳, 谢赛宝, 等. 基于视觉深度学习的机

- 器人环境感知及自主避障[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20):99-106.
- [23] 滕昊, 庄园, 邓世建. 基于全局稳定的爬壁机器人双环轨迹跟踪控制[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(9):2636-2642.
- [24] 曹保荣. 图像拼接技术在爬壁机器人位置伺服控制

系统中的应用[J]. 机械与电子, 2021, 39(9):76-80.

作者简介

王宽田, 硕士, 讲师, 主要研究方向为智能机器人控制技术。
E-mail:411879705@qq.com