

基于环境特征有效提取的机械手末端位姿嵌入式控制研究

张琼, 史磊, 王榆

(陕西机电职业技术学院, 陕西 宝鸡 721000)

摘要: 在柔性机械手的作业环境中, 光照变化与物体表面反射特性之间具有非线性, 待抓取物体表面复杂的形状和纹理特征也呈现出非线性, 严重影响了对环境特征的提取效果, 导致最终的控制精度偏低; 针对这一问题, 利用双 RBF 神经网络具有的局部逼近特性和泛化学习能力, 设计针对作业环境特征的提取方法; 同时, 以嵌入式的方式设计位姿控制器, 针对柔性机械手末端位姿嵌入式控制方法展开研究; 首先, 利用内置传感器检测柔性机械手末端的当前位姿; 然后, 针对采集到的机械手作业环境图像实施预处理, 再利用双 RBF 神经网络提取复杂的、非线性的环境特征; 通过特征匹配确定作业目标, 并将其作为控制目标; 最后, 以当前位姿为起点、以控制目标为终点, 规划机械手末端移动轨迹, 根据实际位姿与轨迹点之间的偏差确定位姿控制量, 实现位姿控制; 根据测试可知: 相比于基于倾角传感器的位姿控制方法、基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法, 以 1 关节机械手为例, 新方法对机械手位置的控制误差分别减小了 17.3 mm、9.3 mm; 在姿态角控制误差方面, 针对 1 关节机械手, 新方法的控制误差分别减少 0.39°、0.17°; 针对 2 关节机械手, 新方法的控制误差分别减少 0.11°、0.06°; 由此可知, 应用新方法控制后, 机械手末端位置控制误差明显降低, 姿态角控制误差减小。

关键词: 柔性机械手; 末端控制; 位姿控制; 双 RBF 神经网络; 非线性特征; 位姿控制量

Research on Embedded Control of Robot Arm End Pose Based on Effective Extraction of Environmental Features

ZHANG Qiong, SHI Lei, WANG Yu

(Shaanxi Institute of Mechatronic Technology, Baoji 721000, China)

Abstract: In the working environments of flexible robotic arms, there is a non-linear relationship between changes in lighting and the reflection characteristics of object surfaces. The complex shape and texture features of the object surfaces to be grasped also exhibit non-linearity, which seriously affects the extraction of environmental features thus leading to low final control accuracy. To address this issue, a feature extraction method for the working environment is designed by utilizing the local approximation characteristics and generalization learning ability of the dual RBF neural network. Meanwhile, a pose controller is designed in an embedded manner to conduct research on embedded control methods for the end pose of flexible robotic arms. Firstly, use built-in sensors to detect the current pose of the end effector of the flexible robotic arm; Then, preprocess the collected images of the operating environment of the robotic arm, extract complex and nonlinear environmental features by using a dual RBF neural network, and as a control objective, determine the task objective through feature matching. Finally, starting from the current pose and ending at the control target, plan the end effector movement trajectory of the robotic arm, and determine the pose control quantity based on the deviation between the actual pose and the trajectory point to achieve pose control. Experimental results show that compared with the pose control method based on inclination sensors and the pose trajectory tracking control method based on fuzzy logic, for a 1-joint robotic arm as an example, the new

收稿日期:2024-08-07; 修回日期:2024-09-22。

基金项目:2022 年度陕西省教育厅科学研究计划项目(22JK0026); 陕西省职业教育“1+X”证书制度专项研究课题(ZJX02015)。

作者简介:张琼(1976-),女,硕士,副教授。

引用格式:张琼,史磊,王榆. 基于环境特征有效提取的机械手末端位姿嵌入式控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(9):135-143.

method reduces the control error of the robotic arm position by 17.3 mm and 9.3 mm respectively, and reduces the control errors of attitude angle by 0.39° and 0.17° , respectively; For a 2-joint robotic arm, the control errors of the new method are reduced by 0.11° and 0.06° , respectively. Therefore, the new method significantly reduces the end position control error and the attitude angle control error of the robotic arm.

Keywords: flexible robotic arm; end control; pose control; dual RBF neural network; nonlinear characteristics; pose control quantity

0 引言

与传统的刚性机械手相比,柔性机械手具有更高的自适应性、灵活性和安全性,可以适应各种复杂的环境和任务,这使得其在医疗、工业、航空航天等领域得到了广泛的应用。柔性机械手的优势在于其结构可以弯曲和扭曲,可以匹配各种不同的形状和尺寸的目标物体^[1]。

末端执行器或夹具是机械手的重要组成部分,用于与目标物体进行直接接触和操作。柔性机械手末端的移动位置与姿态直接决定了机械手操作的准确性和效率。

机械手末端位姿是指机械手末端执行器在空间中的位置和姿态,是描述机械手操作过程中位置和方向的参数。位姿控制是机器人技术中的重要概念,涉及到对机器人末端执行器在空间中的位置和姿态的精确控制。位姿控制的目标是使机器人能够准确地跟踪目标位姿,并在执行任务时保持稳定和准确。

现阶段,发展较为成熟的位姿控制方法主要应用传感器技术、智能算法或者博弈论展开控制。例如:文献[1]中提出了基于倾角传感器的机械手位姿控制方法,该方法应用传感器技术展开控制。该方法通过求解机械手末端在水平或竖直运动时的位置获得关节角度,利用倾角传感器实时监测关节角度,形成位置闭环,进而驱动关节完成喷浆动作。然后建立基于倾角传感器和负载敏感比例阀控液压系统的关节位置闭环控制系统的仿真模型,使用 MATLAB/Simulink 进行模拟。采用电压阶跃补偿消除比例阀死区带来的延迟,并采用改进型 Smith 预估器消除纯滞后环节对控制系统的影响,确保对机械手末端的精确控制。该方法通过倾角传感器实时监测关节角度,形成位置闭环控制,能够快速响应机械手末端的位置变化,实时性较强。但该方法主要适用于水平或竖直运动的机械手末端作业环境,对于复杂多变的作业环境适应性较差。文献[2]中提出了改进 RBF 神经网络的机械臂位姿控制方法,使用 Lagrange 函数定义机械臂系统的动力学方程,再引入关节变量的偏导数,得到描述系统运动的标称模型运动微分方程,进而构建机械臂的动力学模型。然后采用 Newton 算法中的术语函数,推导出非线性积分滑模控制方程。最后通过训练 RBF 神经网络,不断更新滑模控制补偿器,实现对机械手末端的精确跟踪控制。该方法通过训练神经网络,

不断更新滑模控制补偿器,可以实现自适应控制。但神经网络和滑模控制的结合导致计算复杂度较高,导致该方法的实时性可能受到影响,不适用于实时性要求极高的场景,如高速运动控制。文献[3]中提出了基于 1 型和区间 2 型模糊逻辑方法的机械手跟踪控制方法,将机械手的动态模型转化为部分线性化形式后,基于线性二次调节器控制器,设计线性化系统的 1 型模糊控制器。为了更好地处理不确定性并间接提升机械手的控制效果,利用模糊 1 型模糊控制器的隶属函数,设计了区间 2 型模糊逻辑控制器。该方法通过区间 2 型模糊逻辑控制器处理不确定性,可以提升控制过程的鲁棒性。但该方法主要适用于存在不确定性和非线性特性的机械手控制,在线性系统中的应用效果不佳。此外,可以看出,上述两种方法为典型的应用智能算法展开控制的方法。文献[4]中提出了基于模糊逻辑非零和对策的机械手控制方法,该方法应用博弈论展开控制。该方法利用联合转矩反馈技术建立机械臂动力学模型。基于差异博弈策略,将 HRC 任务的最优控制问题转化为多个子系统的非零和博弈问题。通过自适应动态规划算法,求解耦合的汉密尔顿·雅可比方程,继而建立分布式近似最优控制策略。该方法通过非零和博弈策略实现协同控制,适用于多智能体系统中的协同控制问题。但博弈论和动态规划参数调整较为复杂,调试难度较大。

然而,在实际工作中发现,对环境的感知效果会直接影响机械手末端控制的效果。但是,由于作业环境中光照变化与物体表面反射特性的关系呈非线性关系,物体复杂的形状和纹理特征也表现出非线性的特点。上述传统方法因不能有效处理复杂的非线性关系,导致最终的控制精度偏低。

针对上述问题,本研究设计了一种新的柔性机械手末端位姿嵌入式控制方法。本研究旨在提高柔性机械手末端位姿作业精度,通过内置传感器检测当前位姿,并对作业环境图像进行预处理,并利用双 RBF 神经网络的局部逼近和泛化学习能力。双 RBF 神经网络是一种基于径向基函数神经网络的扩展^[2],主要优势在于能够处理复杂的、非线性的输入输出关系,并能够适应不同的任务需求,有效处理光照变化与物体表面反射特性之

间的非线性关系, 以及待抓取物体表面复杂的形状和纹理特征的非线性特点。在此基础上, 基于当前位姿和控制目标, 规划末端移动轨迹, 并根据位姿偏差调整控制量, 实现精确位姿控制。本文研究可以有效应对光照变化和物体表面特性带来的挑战, 提升环境感知和控制决策的准确性与效率。

1 柔性机械手末端位姿嵌入式控制方法设计

本研究综合考虑柔性机械手的组成结构和工作原理, 利用构建的机械手运动学和动力学机理, 确定柔性机械手末端的当前位姿, 以此作为位姿控制的初始值。在双 RBF 神经网络算法的支持下, 通过对图像的采集与分析, 确定末端位姿作业目标, 根据当前机械手末端位置的目标位置之间的关系, 规划柔性机械手末端的实际移动轨迹, 以规划轨迹作为末端位姿的控制目标。通过比对位姿初始值与控制目标, 计算出柔性机械手末端位姿控制量, 最后在嵌入式控制器的支持下, 通过控制指令生成、控制任务执行等步骤, 实现柔性机械手末端位姿嵌入式控制工作。

该方法的控制框图如图 1 所示。

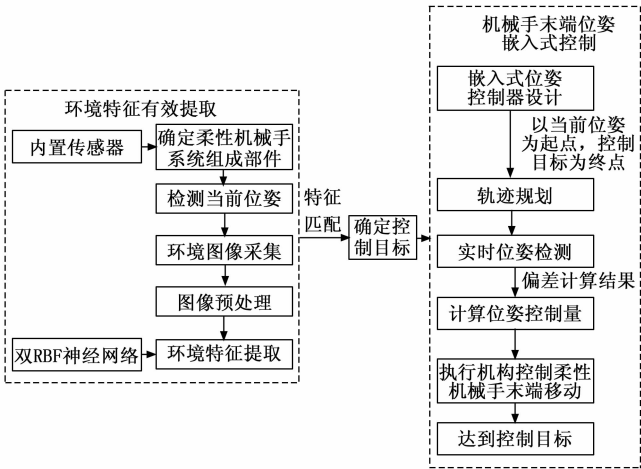


图 1 控制原理框图

1.1 检测柔性机械手末端的当前位姿

柔性机械手由末端、手腕和驱动机构等组件构成。在工作时, 机械手的末端安装有摄像头, 以基坐标系为基础, 利用图像识别技术确定目标对象的质心位置和姿态。驱动机构使机械臂以最优路径和最佳角度移动至目标位置。机械手在机械臂的带动下精确到达目标位置。此时, 安装在机械手掌中心的传感器与目标对象产生接触, 可以实时采集力学信号。这部分信号经过 AD 转换后进入单片机。如果力信号超过设定阈值, 单片机将驱动手指进行抓取。在稳定抓取后, 手掌会升高以隔离所抓取的对象, 避免随后的手掌旋转对周边对象造成损

伤, 并避免与周边事物的相互干扰^[3]。当手掌将对象提升到一定高度后, 便会作用于目标对象上, 完成相应的作业操作。

在柔性机械手作业环境中, 机械手末端的位置和姿态如图 2 所示。

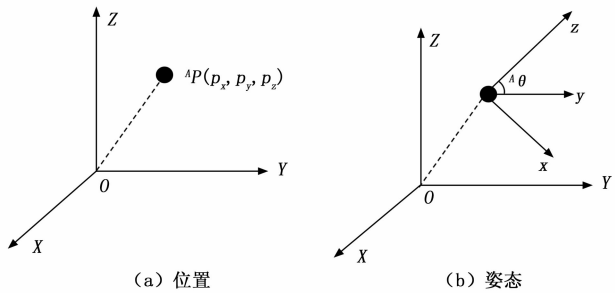


图 2 柔性机械手末端位姿示意图

任意时刻柔性机械手末端姿态 Q 可以量化表示为:

$$Q = \{ {}^A\boldsymbol{P}, {}^A\boldsymbol{\theta} \} \tag{1}$$

式中, ${}^A\boldsymbol{P}$ 和 ${}^A\boldsymbol{\theta}$ 分别为机械手末端相对于基坐标系 A 中的位置和姿态^[4]。对 ${}^A\boldsymbol{P}$ 的描述为:

$${}^A\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中, p_x 、 p_y 和 p_z 分别为机械手末端位置在 x 、 y 和 z 轴上的 3 个坐标分量。

对 ${}^A\boldsymbol{\theta}$ 的描述为:

$${}^A\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中, 矩阵内的参数 $r_{\cdot\cdot}$ 表示正交矩阵中的不同旋转分量^[5]。在柔性机械手末端当前位姿的检测过程中, 利用末端内置的传感器设备, 确定公式 (2)、(3) 中各个分量的具体取值, 通过联立上述三项公式, 即可确定柔性机械手工作状态下任意时刻末端位姿的检测结果。

1.2 利用双 RBF 神经网络算法确定机械手末端作业目标

在柔性机械手末端作业环境中, 利用内置的摄像头设备, 获取可能包含作业目标的图像, 在双 RBF 神经网络算法的支持下, 采用特征提取与匹配的方式确定包含目标图像中作业目标的实际位置, 根据图像与实际空间之间的转换, 得出机械手作业目标的实际位置坐标。这一过程中, 需要输入到双 RBF 神经网络的输入层中的信息为柔性机械手末端作业环境图像的预处理结果, 输出层得到的信息为图像特征提取结果。

1.2.1 采集柔性机械手末端作业环境图像

利用图 3 所示的光学成像原理, 生成柔性机械手末

端作业环境的实时图像。

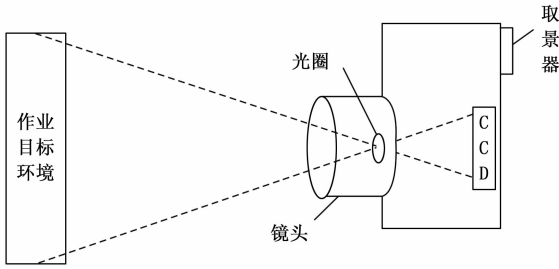


图 3 光学成像原理图

按照图 2 表示原理,得出机械手末端作业环境任意位置 $[I(x), I(y)]$ 如下:

$$\begin{bmatrix} I(x) \\ I(y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \kappa x_{\text{reality}} + z_{\text{reality}} \cos \vartheta \\ \kappa y_{\text{reality}} + z_{\text{reality}} \sin \vartheta \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $(x_{\text{reality}}, y_{\text{reality}}, z_{\text{reality}})$ 为成像目标在三维空间中的实际位置信息, κ 为成像系数, ϑ 为成像角度, 也就是机械手末端与成像对象之间的夹角^[6]。在得到作业环境中所有位置上像素点的生成结果后, 根据各像素点之间的空间关系, 可以得到作业环境图像。

1.2.2 柔性机械手末端作业环境图像预处理

柔性机械手末端作业环境图像的生成质量直接决定了作业目标的确定精度, 间接的对柔性机械手末端位姿的控制效果产生影响, 因此以提升图像质量为目的, 对初始生成图像进行预处理。

预处理步骤包括滤波降噪与图像增强。其中:

1) 环境图像滤波降噪处理的目的是降低图像获取过程中由于传感器干扰、光照条件不一致、压缩失真等现象产生的噪声。为了能够在消除图像噪声的同时, 保留图像中的有效数据, 采用均值滤波和高斯滤波相结合的方式。均值滤波能够快速降低噪声水平, 而高斯滤波则能够在保留图像细节的同时降低噪声。结合使用这两种方法, 可以在降低噪声的同时, 尽量保留图像中的有效数据和边缘细节。滤波降噪的公式如下:

$$\begin{cases} I_{\text{avg}}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{pixel}}} g_i}{n_{\text{pixel}}} \\ I_{\text{Gaussian}}(y) = \frac{\exp\left(-\frac{I(x)^2 + I(y)^2}{2\delta^2}\right)}{2\pi\delta^2} \end{cases} \quad (5)$$

式中, n_{pixel} 为生成柔性机械手末端作业环境图像中包含的像素点数量, g_i 为第 i 个像素点的灰度值, δ 为图像像素标准差^[8], $I_{\text{avg}}(x)$ 为图像的平均灰度值, $I_{\text{Gaussian}}(y)$ 为机械手末端作业环境中位置 $[I(x), I(y)]$ 处的概率密度值。

2) 图像增强采用对比度增强和直方图均衡化的方式, 公式如下:

$$\begin{cases} I_{\text{cont}}(x) = \kappa_{\text{sharpening}} \times I_{\text{avg}}(x) \\ I_{\text{hist}}(y) = \frac{0.01B \times I_{\text{Gaussian}}(y)}{\lg_{10}(b_{\text{max}} + 1)} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\kappa_{\text{sharpening}}$ 为图像锐化处理强度系数, B 和 b_{max} 为最大亮度值和亮度通道的最大值^[9]。同理执行柔性机械手末端作业环境初始生成图像的归一化与平滑处理工作, 完成对初始生成图像的预处理操作, 得到预处理后的图像 $[I_{\text{cont}}(x), I_{\text{hist}}(y)]$ 。

1.2.3 利用双 RBF 神经网络算法提取图像特征

以柔性机械手末端作业环境图像的采集与预处理结果为处理对象, 在双 RBF 神经网络算法的支持下完成对图像纹理、边缘等特征的提取。

RBF 神经网络以径向基函数为基础, 能够对非线性关系进行有效建模。这意味着 RBF 神经网络可以更好地适应环境中光照变化与物体表面反射特性之间的非线性关系, 以及物体复杂的形状和纹理特征带来的非线性特征。同时, RBF 神经网络在处理数据时具有局部响应的特性, 输入层将数据传递给隐含层, 而隐含层则是由一组径向基函数神经元构成的。这些神经元具有局部响应的特性, 仅对输入空间中的特定区域 (感受野) 敏感。这种局部响应特性使得 RBF 神经网络能够专注于处理输入数据的局部特征, 如物体的特定形状和纹理特征。通过训练, RBF 神经网络可以学习并识别这些特征, 从而准确地确定作业目标。

双 RBF 神经网络的训练原理如图 4 所示。

双 RBF 神经网络的训练过程通常包括两个阶段:

1) 对两个 RBF 神经网络进行训练, 使其能够适应各自的任务。两个网络具有独立的输入层、隐含层和输出层, 可以共享相同的输入数据或具有不同的输入子集。在训练过程中, 每个网络都会学习如何将其特定的输入特征映射到相应的输出;

2) 在第一阶段的基础上, 通过加权求和的方式组合两个网络的输出结果, 以实现更高级别的任务。

训练所用的样本数据集如下:

利用图像采集设备, 获取机械手作业环境 (覆盖不同光照条件、不同物体表面反射特性以及不同形状和纹理特征的物体) 的图像数据。利用内置传感器实时采集机械手末端的位姿数据, 包括机械手在不同位置和姿态下的传感器读数。记录机械手末端的实际位姿与轨迹点之间的偏差数据。利用这些数据训练双 RBF 神经网络, 使其能够根据偏差数据进行位姿控制。

经训练后, 双 RBF 神经网络输入层到隐藏层的权重设置为 0.75, 隐藏层到输出层的权重设置为 0.50, 偏置项均为 0.1。

RBF 神经网络的基本思想在于使用径向基函数作

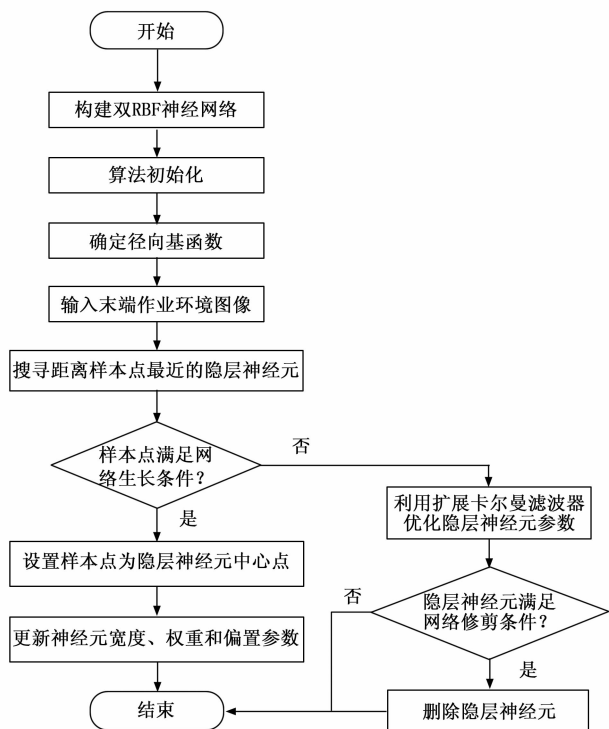


图4 双RBF神经网络训练原理图

为隐单元的基础, 构建出隐含层空间^[10]。基于上述分析, 本研究利用双RBF神经网络算法提取图像特征。首先, 将柔性机械手末端作业环境图像的采集和预处理结果输入到双REF神经网络的输入层中, 使用径向基函数(高斯函数)作为隐单元的基础, 利用隐含层执行非线性处理, 即:

$$u_{\text{imp}} = \exp\left(-\frac{\|u_m^2 - c_j\|^2}{2\beta^2}\right) \quad (7)$$

式中, h_{radial} 为径向基函数, u_m 为双REF神经网络中输入层的输入值, 即输入到神经网络中的环境图像, c_j 为第 j 个隐含层神经元的高斯函数中心, β 为高斯函数的宽度值^[11]。考虑到RBF神经网络通常需要覆盖输入数据的主要分布区域, 因此, β 值为输入数据标准差的1到2倍。高斯函数的表达式如下:

$$h_{\text{radial}} = \exp\left(-\frac{1}{2\chi^2} \|x - c_j \omega_j\|^2\right) \quad (8)$$

式中, χ 为高斯函数方差, x 为输入矢量, ω_j 为隐含层中第 j 个高斯单元的单位矢量^[12]。将多个隐含层的输出结果同步输入到双RBF神经网络的输出层中, 得到输出网络的最终输出结果, 公式如下:

$$u_{\text{out}} = \sum_{e=1}^{n_{\text{imp}}} u_{\text{imp}}(e) \times \bar{\omega}_e \quad (9)$$

式中, $\bar{\omega}_e$ 为第 e 个隐含层的融合权值, n_{imp} 为双RBF神经网络中隐含层的数量。将环境图像输入到双RBF神经网络中, 可以得到图像特征提取结果, 公式如下:

$$\tau = u_{\text{out}} \times I_{\text{cont}}(x) + u_{\text{out}} \times I_{\text{hist}}(y) \quad (10)$$

根据公式(10), 双RBF神经网络输出结果即为图像特征的提取结果。

1.2.4 检测图像中柔性机械手末端作用目标

根据柔性机械手末端作用目标的几何特征, 设置作用目标的标准特征, 将其标记为 τ_s 。采用特征匹配的方式, 匹配双RBF神经网络输出的图像特征提取结果与标准目标特征, 公式如下:

$$s = \frac{\tau_s \cdot \tau}{\|\tau_s\| \cdot \|\tau\|} \quad (11)$$

将公式(10)得到的特征提取结果代入到公式(11)中, 即可得出特征匹配度的计算结果^[13]。针对上述过程, 虽然神经网络可以直接进行特征直接分类, 但其需要针对每个新目标重新训练网络。而且柔性机械手作业环境中的光照变化、物体表面反射特性以及物体形状和纹理的非线性特征使得直接分类变得复杂。因此, 本研究中先采用神经网络进行特征提取, 然后再通过匹配来分类目标。若公式(11)的计算结果高于阈值 s_0 , 说明当前图像中包含机械手末端作用目标, 特征匹配点对应位置即为作用目标在图像中的位置, 由此可以得到图像中柔性机械手末端作用目标的检测结果, 公式如下:

$$\begin{cases} x_{\text{target}} = x_{\text{mate}} \arccos \vartheta \\ y_{\text{target}} = y_{\text{mate}} \arcsin \vartheta \end{cases} \quad (12)$$

式中, $(x_{\text{mate}}, y_{\text{mate}})$ 分别为与标准特征匹配成功的像素点^[14]; 若公式(11)的计算结果不满足阈值条件, 则需要重复上述操作, 直至确定末端作用目标位置信息为止。

1.3 规划柔性机械手末端移动轨迹

以当前柔性机械手末端当前位姿的检测结果为起点, 机械手末端作用目标的确定结果 (p_x, p_y) 为终点, 对机械手末端的移动轨迹 l_0 进行规划, 公式如下:

$$l_0 = \frac{p_x(x_{\text{target}} - p_x)}{y_{\text{target}} - p_y} + p_y \quad (13)$$

在实际的柔性机械手末端嵌入式控制过程中, 除了需要保证机械手末端能够完成相应的作业任务外, 还需要考虑机械手的移动环境中是否存在障碍物, 采用环境图像中作业目标的检测方式, 通过特征提取和特征匹配两个步骤, 确定初始规划的移动轨迹中是否存在障碍物, 若存在, 则需要对初始移动轨迹中的对应轨迹点 $(x_{\text{adjust}}, y_{\text{adjust}})$ 进行调整。水平、竖直方向的调整量 x_{adjust} 、 y_{adjust} 可以量化表示为如下公式:

$$\begin{cases} x_{\text{adjust}} = x_l \pm \Delta x \\ y_{\text{adjust}} = y_l \pm \Delta y \end{cases} \quad s. t. \quad (x_l, y_l) \in l_0 \quad (14)$$

式中, (x_i, y_i) 为初始规划移动轨迹中的任意一个轨迹点, Δx 和 Δy 为轨迹点在水平和竖直方向上的调整量^[15]。

为了保证柔性机械手末端移动的连贯性, 需要对规划的移动轨迹进行插值处理, 插值处理的基本原理是通过数学函数对原始数据进行拟合, 以生成一条经过所有数据点的曲线。这个曲线不仅需要经过所有的数据点, 还要尽可能地保持平滑, 避免剧烈的转折和突变。机械手末端移动轨迹中任意节点的插补角为:

$$\theta_{\text{interpolation}} = \begin{cases} \arctan 2(y_a, x_a) + 2\pi, y_a < 0 \\ \arctan 2(y_a, x_a), y_a \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, (x_a, y_a) 为待插补节点的位置坐标, 同理可以实现机械手末端移动轨迹中所有调整节点和突变节点插补角的计算结果^[16]。

插补周期决定了机械手末端在每个插补步骤中移动的距离, 从而间接决定移动速度。通过计算合适的插补周期, 可以确保机械手末端在整个移动轨迹中以恒定的速度或平滑变化的速度进行移动, 避免速度的剧烈波动。因此, 按照公式 (16) 计算移动轨迹的插补周期为:

$$N_{\text{interpolation}} = \frac{t_{\text{interpolation}}}{T_c} + 1 \quad (16)$$

式中, $t_{\text{interpolation}}$ 和 T_c 分别为插补操作时间和插补周期。由此可以得到柔性机械手末端移动轨迹的插值结果, 计算公式如下:

$$L = \sum_{i=1}^{N_{\text{interpolation}}} (x_i, y_i) \otimes \theta_{\text{interpolation}} \quad (17)$$

通常情况下, 插补周期越短, 机械手末端在每个周期内移动的距离就越小, 从而能够更精确地控制轨迹的形状和位置。这对于需要高精度轨迹控制的作业任务尤为重要。本研究中设置插补周期为 2.5 ms。

通过联立上述公式, 完成对移动轨迹的插值操作。通过初始轨迹生成、避障调节和轨迹点插补 3 个步骤, 得出柔性机械手末端移动轨迹的规划结果。

1.4 计算柔性机械手末端位姿控制量

通过比对柔性机械手末端移动轨迹的规划结果与当前位姿的检测结果, 即可得出位姿控制量。其中, 末端位置控制量如下:

$$K_p(t) = (\Delta x + x_i) + (\Delta y + y_i) \quad (18)$$

另外, 末端姿态角控制量的计算公式为:

$$K_\theta(t) = \theta(t) - \theta_{\text{target}}(t) \quad (19)$$

式中, $\theta_{\text{target}}(t)$ 为柔性机械手末端姿态角的控制目标, 该变量的求解公式如下:

$$\tan \theta_{\text{target}}(t) = \frac{y_i(t_2) - y_i(t_1)}{x_i(t_2) - x_i(t_1)} \quad (20)$$

式中, $[x_i(t_1), y_i(t_1)]$ 和 $[x_i(t_2), y_i(t_2)]$ 分别为前后两

个连续时间的规划轨迹点位置坐标。根据式 (18) 和 (19) 计算结果的正负属性, 确定柔性机械手末端位姿的控制方向。

1.5 实现柔性机械手末端位姿嵌入式控制

为执行柔性机械手末端位姿控制操作, 以嵌入式^[17]的方式, 结合 PID 控制原理设计位姿控制器, 为控制方法的执行提供硬件支持。位姿嵌入式控制器的内部组成结构如图 5 所示。

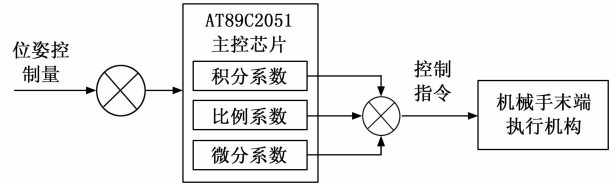


图 5 位姿嵌入式控制器组成结构图

图 5 中, 机械手控制器可以配合柔性机械手末端移动轨迹的规划结果与当前位姿的检测结果的对情况, 计算得出位姿控制量, 从而发出控制指令。机械手动力模型可以以当前柔性机械手末端当前位姿的检测结果为起点, 机械手末端作用目标的确定结果为终点, 对机械手末端的移动轨迹进行规划。

优化设计的位姿嵌入式控制器以 AT89C2051 型号芯片为主控芯片, 提供 2k 字节的 FLASH 闪存、128 字节的内部 RAM、多个 I/O 口线、两个 16 位定时/计数器、一个 5 向量两级中断机构、一个全双工串行通信口、内置一个精密比较器、片内振荡器及时钟电路^[18]。优化设计的位姿嵌入式控制器以 PID 作为控制原理, 该控制器的控制律为:

$$\varphi(t) = \gamma_p \left[K(t) + \frac{1}{\gamma_i} \int K(t) dt + \gamma_d \times \frac{dK(t)}{dt} \right] \quad (21)$$

式中, $K(t)$ 为 t 时刻柔性机械手末端位姿的控制量计算结果, γ_p 、 γ_i 和 γ_d 分别为比例、积分和微分系数^[19-20]。

将嵌入式控制与轨迹规划相结合, 通过计算实际位姿与轨迹点之间的偏差得到位姿控制量, 并实时调整控制指令, 确保机械手能够按照预定轨迹准确到达目标位置。这种融合技术提高了系统的灵活性和适应性。因此, 将柔性机械手末端位姿控制量的计算结果代入到公式 (21) 中, 生成位姿控制指令, 并将其连接到柔性机械手上, 保证控制指令能够直接作用在机械手末端上, 直至机械手末端完成作业, 退出柔性机械手末端位姿嵌入式控制程序。

2 控制效果测试实验分析

为了验证基于双 RBF 神经网络的柔性机械手末端

位姿嵌入式控制方法的控制效果, 设计如下测试实验。

为突出本文方法的优势, 将文献 [1] 中的基于倾角传感器的机械臂位姿控制方法 (以下简称“基于倾角传感器的位姿控制方法”)、文献 [3] 中的基于类型 1 和区间类型 2 模糊逻辑的机械手位姿轨迹跟踪控制方法 (以下简称“基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法”) 作为对比, 通过机械手末端实际位置和姿态角数据的统计, 用于反映控制效果。

2.1 实验准备

实验分别选择 1 关节和 2 关节柔性机械手作为研究控制对象。其中, 2 关节手指可使机械手弯曲成不同形状。

机械手的末端接触果实的部位使用了橡胶和尼龙材料。采用欠驱动的方式来实现驱动。实验前, 在柔性机械手中倒置安装了点触式传感器, 这样的安装方式能够确保在接触物体时, 受力面积得以增大。

柔性机械手末端的作业环境为物品抓取平台, 其中设置有工业照相机设备, 用于采集作业环境图像。利用 IDE 集成开发工具支持柔性机械手末端位姿嵌入式控制方法中控制功能以及双 RBF 神经网络算法的运行。

2.2 生成末端位姿控制任务

通过对实验环境中物品数量与位置的设置, 生成柔性机械手末端位姿的理论控制目标, 由此生成多个末端位姿控制任务。其中部分任务的生成结果, 如表 1 所示。

表 1 柔性机械手末端位姿控制任务生成表

控制任务编号	1 关节柔性机械手			2 关节柔性机械手		
	水平位置分量控制目标/mm	竖直位置分量控制目标/mm	姿态角控制目标/(°)	水平位置分量控制目标/mm	竖直位置分量控制目标/mm	姿态角控制目标/(°)
1	550	90	1.7	610	128	1.7
2	480	110	2.2	270	117	2.2
3	650	215	3.8	390	312	3.8
4	440	280	0.9	258	309	0.9
5	660	330	1.4	365	352	1.4
6	380	342	2.6	340	298	2.6
7	120	450	2.1	290	264	2.1
8	190	379	0.8	558	255	0.8

由于柔性机械手处于动态运行阶段, 因此实时位置均会发生变化, 需要对任意时刻末端控制目标进行标记。

2.3 设定实验参数

为保证实验正常运行, 需要对相关运行参数进行设置。

RBF 神经网络参数设置如下: 设置的算法参数具体包括输入层神经元数量、隐层神经元数量、基函数宽度、迭代次数和停止条件、激活函数等, 其中:

1) 输入层神经元数量与输入数据的特征数量相匹配, 因此设置数量为 30, 隐层神经元数量的初始数量为 50, 在实验运行过程中根据运行需求对该参数进行调整, 避免出现数据拟合现象;

2) 基函数宽度参数在 RBF 神经网络中扮演着关键角色, 它决定了径向基函数的宽度, 从而对网络的学习能力和泛化性能产生重大影响。如果宽度参数选择过小, 可能会导致网络过于复杂, 从而出现过度拟合的问题; 反之, 如果宽度参数选择过大, 则可能会导致网络过于简单, 无法有效地捕捉数据特征。因此, 选择双 RBF 神经网络的宽度参数为 1.5;

3) 激活函数类型选择 tanh 函数。选择 tanh 函数主要是因为其具有良好的非线性映射能力、局部逼近特性、泛化学习能力以及稳定的梯度特性。这些特性使得 tanh 函数在处理复杂的、非线性的环境特征时表现出色, 能够有效提高环境特征的提取效果和位姿控制的精度;

4) 迭代次数设置为 300。

位姿嵌入式控制器参数设置如下:

1) 比例系数为 0.5, 使控制器更快地响应误差; 积分系数为 0.1, 以避免在初始阶段引入过大的积分误差。随着控制趋于稳定, 逐渐增加积分系数的值; 微分系数初始值为 0.1。

2) 机械手末端移动轨迹的插补周期为 2.5 ms。

3) 关节传感器: 测量范围为 0~50 Nm; 线性度为 98%; 灵敏度为 0.1 V/Nm; 重复性为 ±0.1% FS (满量程的百分比); 零点偏移为 ±0.5 mV。

2.4 对比方法描述

通过路径规划、控制指令生成等步骤, 实现对柔性机械手末端位姿的控制操作。

实验中, 在不同的控制方法作用下, 统计柔性机械手末端的实时位置和姿态角数据作为实验结果数据。设置的对比控制方法包括: 基于倾角传感器的机械手位姿控制方法和基于模糊逻辑非零和对策的机械手控制方法。在相同实验环境下完成对比方法的开发, 并将生成的控制指令作用在同一类型的柔性机械手控制对象上, 得出对比方法的运行结果。

2.5 设置末端位姿控制效果测试指标

实验设置柔性机械手末端的位置控制误差和姿态角控制误差作为控制效果的量化测试指标, 其中位置控制误差 ϵ_p 为:

$$\epsilon_p = |x_{\text{control}} - x_r| + |y_{\text{control}} - y_r|$$

(22)

式中, $(x_{\text{control}}, y_{\text{control}})$ 和 (x_r, y_r) 分别为柔性机械手末端的实际位置坐标和生成控制任务中设置的控制位置目标值。

姿态角控制误差 ϵ_θ 为：

$$\epsilon_\theta = | \theta_{\text{control}} - \theta_r | \tag{23}$$

式中, θ_{control} 和 θ_r 分别为柔性机械手姿态角的实际控制结果和控制目标值。最终计算得出末端位置和姿态角误差的计算结果越小, 证明对应方法的控制效果越优。

2.6 控制效果测试实验结果与分析

通过相关数据的统计, 得出 1 关节柔性机械手柔性机械手末端位置控制效果的测试结果, 如表 2 所示。

表 2 1 关节柔性机械手末端位置控制效果测试数据表

控制任务编号	应用基于倾角传感器的位姿控制方法后的末端位置		应用基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法后的末端位置		应用本文方法后的末端位置	
	x/mm	y/mm	x/mm	y/mm	x/mm	y/mm
1	558	97	553	93	551	90
2	489	117	484	114	482	110
3	657	211	654	212	650	213
4	447	287	445	284	440	280
5	669	336	666	333	660	330
6	385	349	383	346	382	340
7	128	455	124	452	120	450
8	194	370	192	375	192	376

将表 2 中的数据代入到公式 (22) 中, 计算得出 3 种方法在 1 关节柔性机械手末端位置控制工作中的平均控制误差分别为 13.63、7.25 和 1.75 mm。按照上述方式将 3 种方法作用到 2 关节柔性机械手上, 通过数据统计与公式 (22) 的计算, 得出 2 关节柔性机械手位置控制误差的测试对比结果, 如图 6 所示。

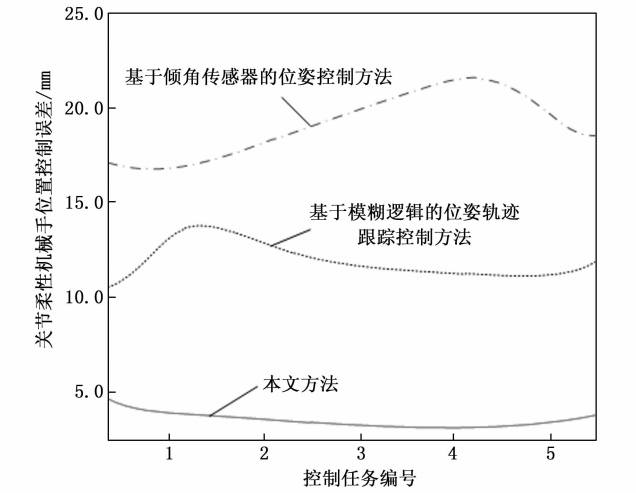


图 6 2 关节柔性机械手位置控制误差测试对比曲线

从图 6 中可以直观地看出, 在不同的控制任务中, 本文方法对机械手位置控制误差的最大值为 3.9 mm, 而基于倾角传感器的位姿控制方法、基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法控制误差的最大值分别为 21.2、

13.2 mm。本文方法对机械手位置的控制误差分别比两种对比方法减小了 17.3、9.3 mm, 说明应用本文方法后, 机械手末端的实际移动位置与控制目标的偏差更小。产生上述结果的原因在于基于倾角传感器的位姿控制方法主要依赖于倾角传感器来监测关节角度, 形成位置闭环。然而, 仅依靠倾角传感器难以全面捕捉机械手的复杂动态和环境变化, 特别是当机械手受到外部扰动或执行复杂任务时。基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法中使用的分布式近似最优控制策略需要各个子系统之间的紧密协调和快速响应。在实际应用中, 由于通信延迟、计算复杂度高等问题, 会影响控制策略的执行效果。

综合 1 关节和 2 关节柔性机械手两种控制对象, 得出机械手末端姿态角控制效果的测试结果, 如表 3 所示。

表 3 柔性柔性机械手姿态角控制误差测试数据表

控制任务编号	应用基于倾角传感器的位姿控制方法后的姿态角实际值/(°)		应用基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法后的姿态角实际值/(°)		应用本文方法后的姿态角实际值/(°)	
	1 关节机械手	2 关节机械手	1 关节机械手	2 关节机械手	1 关节机械手	2 关节机械手
1	1.2	0.2	1.5	0.7	1.6	0.6
2	2.7	1.0	2.0	1.5	2.4	1.7
3	3.3	2.9	3.6	2.0	3.8	2.4
4	0.5	2.2	0.5	2.8	0.8	2.4
5	1.0	2.8	1.4	2.3	1.4	2.6
6	2.1	3.7	2.3	3.0	2.6	3.3
7	2.7	3.0	2.4	3.5	2.0	3.2
8	0.5	0.4	0.6	0.6	0.8	0.5
误差平均值/°	0.45	1.09	0.23	1.04	0.06	0.98

将表 1 和表 3 中的数据代入到公式 (23) 中, 计算两种类型的柔性机械手的末端姿态角控制误差的平均值, 并写于表 3 的最后一行。可以看出, 针对 1 关节机械手、2 关节机械手, 本文方法的控制误差分别为 0.06°、0.98°, 基于倾角传感器的位姿控制方法的控制误差分别为 0.45°、1.09°, 基于模糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法的控制误差分别为 0.23°、1.04°。通过数值对比可知, 针对 1 关节机械手, 本文方法的控制误差分别比两种传统方法少 0.39°、0.17°; 针对 2 关节机械手, 本文方法的控制误差分别比两种传统方法少 0.11°、0.06°。产生上述结果的原因在于基于倾角传感器的位姿控制方法虽然使用了电压阶跃补偿和 Smith 预估器来改进控制性能, 但这些措施不足以完全消除液压系统中固有的非线性和滞后性, 从而限制了控制精度。基于模

糊逻辑的位姿轨迹跟踪控制方法过于依赖精确的动力学模型和自适应动态规划算法,参数的不当调整和环境影响均会显著影响控制效果。

综合上述结果可知,本文方法可以有效减小机械手末端位置控制误差和姿态角控制误差。这是因为本文方法采用双 RBF 神经网络算法进行环境特征提取和目标识别,能够更准确地感知作业环境中光照变化、物体表面反射特性以及复杂形状和纹理特征。这种高效的环境感知确保了对目标位置和姿态的准确识别,从而减小了初始误差。本文方法还利用当前位姿作为起点、通过特征匹配确定作业目标并规划移动轨迹,计算实际位姿与轨迹点之间的偏差并得到位姿控制量,确保在控制过程中机械手能够沿着规划轨迹精确移动,避免了位置误差的累积。将计算结果输入到嵌入式控制器中,可以实现即时的位置和姿态角控制。通过实际位姿与轨迹点的偏差计算,机械手可以实时调整控制量,从而自适应地调节末端位置控制误差和姿态角控制误差,提高控制效果。

3 结束语

柔性机械手末端位姿嵌入式控制方法设计的目的是实现高精度、快速和稳定的机械手末端位姿控制。通过采用双 RBF 神经网络,构建非线性模型,准确描述机械手末端位姿与输入控制信号之间的关系。通过嵌入式控制方法,将神经网络与硬件设备紧密结合,提高控制系统的实时性、可靠性和灵活性。

在此次研究中,由于双 RBF 神经网络强大的学习和泛化能力,双 RBF 神经网络在解决复杂问题时表现出色,因此利用该算法完成对位姿嵌入式控制方法的优化设计,对于实现智能制造和自动化生产中的精细化、高效化操作具有重要意义。此外,该设计方法还有助于推动相关领域的技术创新和进步,促进工业自动化和智能制造的发展。

参考文献:

- [1] 高 波,李法康. 基于倾角传感器的液压比例驱动机械臂位姿控制 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (18): 38-44.
- [2] 陈 军,姜卫东. 改进 RBF 神经网络的机械臂轨迹跟踪控制方法 [J]. 机械设计与制造, 2022 (12): 269-272.
- [3] DING S, PENG L, WEN J, et al. Trajectory tracking control of underactuated tendon-driven truss-like manipulator based on type-1 and interval type-2 fuzzy logic approach [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2022, 37 (6): 3736-3771.
- [4] AN T, ZHU X, ZHU M, et al. Fuzzy logic nonzero-sum game-based distributed approximated optimal control of modular robot manipulators with human-robot collaboration [J]. Neurocomputing, 2023, 543 (28): 1-10.
- [5] 罗玉梅,王 莹,王丽娟. 采用双 RBF 神经网络控制的机械手末端位姿研究 [J]. 中国工程机械学报, 2023, 21 (5): 401-405.
- [6] 陈明方,黄良恩,魏松坡,等. 基于 Jacobian+RBF 的 3-PTT 并联机构末端精确控制方法 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (2): 430-440.
- [7] 潘昌忠,费湘尹,周 兰,等. 柔性关节机械臂的自适应命令滤波输出反馈控制 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56 (5): 199-208.
- [8] 田志程,古华光,宋汉文. 基于视觉测量与神经网络的工业机器人位姿补偿 [J]. 力学季刊, 2022, 43 (2): 281-288.
- [9] 尚东阳,李小彭,尹 猛,等. 采用 RBF 神经网络辨识的柔性机械臂抑振控制策略 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56 (6): 76-84.
- [10] 吴全会,邵旭辉,潘柏松,等. 复合驱动双指柔性机械手的设计与控制 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56 (9): 1845-1855.
- [11] 王春峰. 考虑模型不确定和关节电机动态的柔性机械手滑模控制 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (1): 75-81.
- [12] 朱 安,陈 力. 基于有限时间收敛的双臂空间机器人捕获卫星主动对接力/位姿阻抗控制 [J]. 力学学报, 2022, 54 (10): 2861-2873.
- [13] 李丽平,邵鹏程. 基于有限差分法的巡检机器人位姿伺服控制策略 [J]. 电气传动, 2023, 53 (6): 3-7.
- [14] 黄自鑫,秦翔宇,陈 振,等. 基于智能优化算法的欠驱动机械臂位姿控制 [J]. 控制工程, 2022, 29 (11): 1948-1953.
- [15] 宗 泽,张 磊,贾志煦,等. 目标物有定位偏差的三指机械手位姿调整 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023 (8): 22-26.
- [16] 沈孝龙,王吉芳,秦宇飞,等. 基于改进差分进化算法的机械手轨迹控制 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022 (5): 105-108.
- [17] 宋昊举,李桂琴,熊 妍,等. 基于 Fuzzy-PID 的负载敏感挖掘机位姿控制策略 [J]. 液压与气动, 2023, 47 (8): 50-57.
- [18] 肖 权,郭 斌,向国菲,等. 基于随机采样的多段柔性机械臂路径规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023 (3): 28-34.
- [19] 孟祥斌,张雅彬,田卫华,等. 基于重力感应传感器的六自由度车载机械手控制系统设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2022 (8): 80-84.
- [20] 郭明义,田 颖,赵晓宇. 基于水流环境的水下机械手动力学及控制方法研究综述 [J]. 船舶工程, 2023, 45 (4): 1-7.