

基于深度学习的柔性机械臂轨迹跟踪控制研究

徐飞

山东中福环保设备有限公司, 中国·山东 泰安 271608

摘要: 柔性机械臂具备灵活与安全的特点, 在精密制造等领域有着广泛的应用, 不过它存在非线性动力学以及参数时变的情况, 这使得传统控制方法很难得到理想的跟踪效果。本文针对这种情况展开研究, 提出依靠深度学习的柔性机械臂轨迹跟踪控制方法, 深度学习经由多层非线性变换可以逼近复杂的非线性函数, 而且能够自动从传感数据当中学到系统的特征, 免除建模误差, 但是当前的研究存在一些主要难题: 模型训练需大量带有标签的数据, 而收集这些数据的成本很高; 对于系统参数的变化不够稳定; 无法很好地兼顾即时控制的精准度和计算的繁杂程度, 本研究表现出深度学习在柔性臂控制方面的长处和不足之处, 给工业应用赋予理论支持。

关键词: 深度学习; 柔性机械臂; 轨迹跟踪控制; 神经网络

Research on Trajectory Tracking Control of Flexible Manipulators Based on Deep Learning

Xu Fei

Shandong Zhongfu Environmental Protection Equipment Co., Ltd., China Shandong Tai'an 271608

Abstract: Flexible manipulators are characterized by flexibility and safety, and have wide applications in fields such as precision manufacturing. However, they suffer from nonlinear dynamics and time-varying parameters, making it difficult for traditional control methods to achieve satisfactory tracking performance. This paper addresses these challenges by proposing a trajectory tracking control method for flexible manipulators based on deep learning. Deep learning can approximate complex nonlinear functions through multiple layers of nonlinear transformations and automatically learn system features from sensor data, thereby eliminating modeling errors. Nevertheless, current research faces several major challenges: model training requires large amounts of labeled data, which is costly to collect; the system's response to parameter variations lacks stability; and there is difficulty in balancing real-time control accuracy with computational complexity. This study highlights both the strengths and limitations of deep learning in controlling flexible manipulators, providing theoretical support for industrial applications.

Keywords: Deep learning; Flexible manipulator; Trajectory tracking control; Neural network

0 引言

柔性机械臂具备结构轻巧, 安全系数高以及适应能力较强等特性, 在精密制造, 航空航天, 医疗手术等领域被全面采用。与刚性机械臂相比, 柔性机械臂有着更高的灵活性和人机协作水平, 不过它的非线性动力学特点, 参数随时间变化的情况以及环境不确定因素等因素让轨迹跟踪控制变繁杂。传统控制方法比如比例 - 积分 - 微分控制器, 要精准的系统模型以及参数信息才好用, 遇到柔性机械臂这种复杂的工况就很难达到理想的追踪效果, 其控制精度和自适应能力都会被大幅限制^[1]。

1 深度学习的理论基础与研究现状

深度学习在控制领域的应用成为推动智能制造发展的关键技术, 神经网络凭借多层非线性变换可以逼近任意复

杂的非线性函数, 这种特性让它在应对柔性机械臂的动力学建模及控制时表现出独特的优势, 传统控制理论依靠精确的数学模型, 而深度学习却能直接从即时传感数据当中自行适应地学习系统特征, 有效地防止了由于建模误差和参数不确定而导致的控制性能下滑状况。

当下, 深度学习针对机械臂轨迹跟踪控制领域的研究正朝着多架构深度融合且不断更新的方向发展, 研究者们既想改善卷积神经网络, 循环神经网络以及强化学习这些单个模型的结构, 又积极探究把它们融合起来, 用 *cnn* 来获取关节状态的空间特征, *rnn* 去把握时序动态依赖关系, 再结合 *rl* 做到自适应策略优化, 这样就形成起具备感知, 记忆和决策功能的复合控制框架, 这些方法依靠大量离线数据集预先训练或者在线即时交互学习机制, 使得控制器

能在反复尝试错误并不断总结经验的过程中渐渐接近理想的控制规律,在负载扰动,摩擦非线性以及外部干扰等复杂情况下表现出明显优于传统方法的泛化能力和稳定性。

当下许多成果都是以刚性机械臂为前提或者只是把单连杆,低阶模态当作简化柔性模型来对待,这样就无法准确体现实际柔性机械臂所具备的多自由度强耦合,分布参数时变,振动模态繁杂又容易被激发这些复杂的动力学特点。当这个系统处于高速运动或者执行精密任务的时候,弹性变形和刚体运动就会相互交织在一起,使得传统依靠数据的模型碰上诸多难题,比如样本利用率低,模拟与现实存在很大差别,难以保证稳定等等,所以怎样按照真实柔性机械臂那高维非线性与时变的核心特征,创建起既具物理意义又能做到数据高效的新式学习控制方法,成了急需解决的重大科学课题,这样的空白既表现出当前理论和工程应用之间存在的差距,也给后面针对实际系统展开建模,识别,控制一体化的研究赋予了必需的理论支撑和操作依照。

1.1 神经网络模型在动态系统中的适用性

神经网络是种通用函数逼近器,具备很强的非线性映射能力,可以学习到复杂系统输入输出之间的关系,柔性机械臂属于高度非线性的多自由度耦合动态系统,传统线性控制方法很难精准描绘它的实际运动特点。深度学习模型借助多层特征获取和非线性转换,能从诸多系统状态及控制数据里自行找出隐藏的动态规则,并渐渐形成针对系统非线性特性的精确表现形式,这种端到端的学习方式不必事先创建准确的数学模型,而是直接由数据生成控制方案,极大地减小了系统建模时的繁杂程度。

柔性机械臂轨迹跟踪控制属于高度复杂的非线性问题,深度学习在此方面有着独特优势,关键在于它可端到端地应对关节角度,角速度,末端位姿,应变反馈甚至环境扰动等各类多源异构输入特征与全面度控制目标间的紧密联系,不需要人工解耦或者做简化假定,在训练时,神经网络经由反向传播算法不断计算损失梯度,并自动调节上万个网络权重,让模型渐渐靠近理想映射关系,以此来有效地缩减动态跟踪误差,而且,这种参数改良过程不是单纯的拟合,可以在在线学习或者迁移学习框架当中一直回应系统由于磨损,温漂,负载改变等因素产生的时变特性,还有外部未建模扰动的影响,做到控制策略的动态发展。

传统依靠物理模型的控制方法需依赖精确的动力学方程,而深度学习模型则不必具备完整的先验知识,它能够

从诸多实测或者仿真数据当中隐晦地学到系统实际的行为规律,所以其泛化能力更为强大,即便工况大幅偏离训练集分布的时候,经过恰当正则化和域适应设计的网络仍然可以守住稳定的控制性能,不会像传统方法那样由于模型不匹配而造成性能突然下降甚至失去稳定性。这些特性使得神经网络变成应对柔性机械臂高维非线性,强耦合以及时变不确定性的有力工具,还给达成亚毫米级甚至更高精度的轨迹跟踪带来新的理论支持和技术手段,促使智能控制由“模型推动”向“数据-模型协同推动”范式深入转变。

1.2 柔性机械臂控制研究的进程与难点

深度学习应用于柔性机械臂轨迹跟踪控制方面已有明显发展,卷积神经网络和循环神经网络常被用来学习系统动态特征,经由大量训练数据找出非线性对应关系,其比传统参数化模型更具适应能力,强化学习框架依靠同环境交互来获取奖励信号,并渐渐改善控制策略,在应对多约束,多目标的控制任务时表现出长处。笛卡尔空间的力补偿策略同深度学习相融合,这使得柔性机械臂在复杂工作环境中的跟踪精度和稳定性得到了进一步加强^[9]。

当下研究存在一些关键瓶颈急需冲破,深度学习模型要依靠大量标注数据来训练,但是柔性机械臂系统的数据收集成本很高而且耗时,很难涵盖所有工作场景。模型缺乏可解释性使得控制决策过程难以回溯,在那些对安全性要求很高的工业应用当中会碰上信任难题,而且,深度学习模型对于系统参数改变的稳定性较差,一旦机械臂的刚度,负载等特性背离了训练条件,其控制性能就极易大幅下滑,跨域迁移学习和在线自适应机制不够完善,这限制了深度学习方法在实际工程中的推广运用。

近年来,深度学习在柔性机械臂轨迹跟踪控制领域已收获诸多瞩目的成果,渐渐由理论探究向工程验证转变,卷积神经网络(CNN)依靠自身较强的局部特征获取能力,被全面应用于分析关节编码器,应变片以及视觉反馈等大量源传感数据里的空间联系;循环神经网络(RNN)及其衍生品(诸如LSTM,GRU)则长于把握柔性臂振动模态和关节运动之间长时间序列的依存关系,两者融合而成的混合架构可以经由大量离线训练数据自动学习系统非常复杂的输入-输出映射,相比于依靠准确动力学方程的传统参数化模型而言,在应对未建模动态及外部干扰的时候有着更大的适应性和容忍度。

强化学习(RL)框架不断同仿真或者真实环境展开交互,并以奖励信号为指引自行探寻最佳控制策略,在应

对包含避障,力约束,能耗改良等多目标关联的繁杂任务时具备独有的优势。笛卡尔空间力补偿策略同深度学习结合的办法,既保留了任务空间控制的直观性,又凭借神经网络即时补偿残余非线性,大幅改善了柔性机械臂在装配,打磨等接触作业场景中的追踪精度及其交互稳定性^[9]。

当下,虽然已有不少成果,但是当前的研究仍然存在一些关键性的瓶颈问题,这些问题严重阻碍着它们深入到实际的工业系统当中去。

其一,深度学习模型的表现很大程度上依靠大量高质量的标注数据,而柔性机械臂系统的实验数据收集却非常昂贵:要精确校准传感器,还要严格把控环境因素,而且每次有效的轨迹所花费的时间都很长,很难包含臂长改变,负载转换以及温度漂移等各种情况,所以模型的泛化范围就比较小。

其二,深度学习属于“黑箱”映射,它的内部决策逻辑没有物理上的可解释性,控制指令的产生过程无法追查和证实,在像航空航天,医疗机器人这样的对安全性和认证要求很高的领域就形成了本质上的信任难题,当下,这些模型对于系统参数微小变动的稳定性还是很弱的,一旦在实际运行的时候发生刚度下降,关节摩擦性质改变或者负载质量超出训练时的范围,控制性能就会急剧变差,甚至会造成不稳定振动现象出现。

跨域迁移学习和在线自适应机制尚未成熟,现存的方法很难有效地把仿真或者历史工况中获得的知识应用到新场景当中,也没有办法在维持闭合回路稳定的情况下做到轻量级的在线更新,从而造成模型不能随着系统老化或者任务变化一直发展下去,前面提到的问题一起形成起深度学习从实验室原型迈向大规模工程应用的主要障碍,迫切要在数据高效学习,可信人工智能,物理-数据融合建模以及自适应控制理论等方面达成系统的超越。

2 深度学习在柔性机械臂轨迹跟踪控制中的问题分析

深度学习方法应用于柔性机械臂轨迹跟踪控制时存在多层限制,其一,柔性机械臂系统的非线性动态特征及时间依存特性令深度学习模型的数据收集与标注过程变得极为繁杂,很难完全保障数据的质量和代表性。其二,在实际工程应用中,模型训练所须要的计算资源与时间成本成为突出瓶颈,尤其当需频繁更新或者重新训练以适应新工作环境的时候更为如此。其三,深度学习模型对于系统参数改变的泛化能力有所局限,机械臂刚度,负载,摩擦特性等要素哪怕发生些许变动,就有可能致使控制精度大幅

下滑,这些情况使得深度学习方法无法达到工业生产当中对控制稳定性和可靠性的高标准要求。

2.1 模型泛化能力与样本依赖性的矛盾

深度学习模型的泛化能力受限于训练样本的覆盖广度及其分布是否具有代表性,这种固有局限在柔性机械臂轨迹跟踪控制当中被大幅加剧。柔性臂系统存在高度非线性,强耦合与时变动态特征,其末端执行器的运动既依赖关节指令,又受诸多因素共同影响,比如结构弹性变形,关节摩擦非线性,负载惯量改变,环境干扰以及材料老化等等。

如果训练数据大多源自某一种特定工况(比如固定臂长,恒定负载,标准刚度),那么神经网络就很容易过度适应这种情况下的局部动态规律,并把某种参数合成下的补偿方案当成是通用的控制法则,一旦实际运行时出现臂长收缩,材料刚度由于温度漂移而改变或者负载质量有所偏差,该模型学到的对应关系就会立刻失去作用,造成追踪误差大幅上升甚至引发整个系统不稳定。

这种对样本分布极为敏感的情况,使得工程应用中每次更换场景都要重新做实验,收集大量新数据并从零开始训练模型,这既费时又费力,而且极大限制了深度学习方法的快速部署和大规模应用,体现出当下以数据为驱动的控制手段在柔性机械臂领域遭遇的“泛化瓶颈”与工程实际之间存在的深层次矛盾。

2.2 实时控制精度与计算复杂度的平衡问题

深度学习模型本身就有很高的计算复杂度,而柔性机械臂又需要非常严格的实时控制,两者存在无法调和的本质矛盾。柔性臂系统由于低阻尼,弱刚度这些物理特点,很容易产生高频弹性振动模态,所以控制器要有毫秒级甚至亚毫秒级的响应带宽,这样才有可能有效地抑制残余振动并且精准地追踪动态轨迹,但是深度神经网络的前向推断过程实际上就是一系列密集的矩阵乘法加上非线性激活运算,即使使用了模型量化,结构化剪枝或者知识蒸馏之类的轻量化技术,在资源有限的嵌入式控制器上运行时,其执行延时仍然常常超出高频控制回路的时间预算。

这种计算瓶颈让工程人员陷入困境,需在模型表达能力和控制实时性之间做出抉择,其一,扩充网络深度与宽度,采用注意力机制或者时序记忆单元,可以更为细致地描绘柔性臂繁杂的非线性动力学关系,大幅优化稳态追踪准确度,但是另一方面,模型规模增大以后,每一步推理所需时间就会呈线性甚至超线性上升趋势,从而造成控制指令难以按时产生并下达。这种滞后会破坏控制系统的相位裕度,并且会使原先能够及时弥补的动态误差不断积累

扩大,最终引发新的振荡形式,还可能致使闭环失去稳定性。要达成深度学习模型在嵌入式平台执行确定性低延迟推断,又不能牺牲足够的控制精度,这成了限制它迈向实际柔性机械臂应用的关键阻碍之一^[3]。

3 结语

本研究借助深度学习方法针对柔性机械臂轨迹跟踪控制问题展开系统探究,表现出该领域存在的关键难点及其发展走向,深度学习模型应对高维非线性动力学时表现良好,不过它对干扰较为敏感且缺乏足够鲁棒性,这仍然是阻碍其在工业上得以应用的主要障碍,处于嵌入式环境之中时,计算资源受限,还要兼顾即时控制周期并达成精度要求,所以日后的研究需以反向设计思路为引导,既要符合控制性能标准又要改良网络架构才行,探寻混合控制策略十分必要,把深度学习同传统控制理论结合起来,最大

程度利用二者相互补充的优点,大概就能做到更为稳定高效的目标追踪成果,而且,加强模型的泛化能力,完备在线自适应机制,并冲破跨工况迁移学习这些方面,都是以后的研究重点所在。

参考文献:

- [1] 易佳豪,王福杰,胡锦涛等.基于行为克隆的机械臂多智能体深度强化学习轨迹跟踪控制[J].计算机应用研究,2025,42(4):1025-1033.
- [2] 张安龙,林志赟,王博等.基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节协作机械臂轨迹跟踪控制[J].控制与决策,2025,40(6):1807-1816.
- [3] 王丹,易红星,王东霞等.基于机器学习的柔性机械臂轨迹跟踪控制方法[J].长江信息通信,2023,36(5):116-118.