

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2026.04.013

生物力学与材料

软组织牵拉中的自适应Transformer柔顺力控制

高磊, 胡陟

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

【摘要】针对复杂软组织环境中手术机器人面临的环境刚度突变与动态不确定性挑战,传统阻抗控制适应性不足问题,提出融合Transformer序列预测机制的自适应阻抗控制策略。通过对历史接触力与位移序列进行多变量建模,利用Transformer模型预测环境刚度、接触位置及控制参数演化趋势,实现控制参数前馈调节,增强系统对非线性、非平稳环境的适应能力。软组织牵拉实验中,与固定阻抗控制、传统自适应阻抗控制及模型预测控制(MPC)的对比显示:10 N目标力场景下,所提方法1.7 s达到目标力,稳态误差 ± 0.2 N左右,最大力过冲约0.26 N;环境刚度突变时,恢复时间0.35 s,收敛时间为1.43 s;扰动实验中,正弦扰动条件下最大偏差3.17 N,积分绝对误差(IAE)降至3.52,阶跃扰动条件下恢复时间0.34 s。实验证实该方法在响应速度、稳态精度、过冲抑制及抗扰性能上均优于对比方法,为医疗机器人高精度柔顺控制提供了新的技术支持。

【关键词】自适应阻抗控制;力反馈;预测控制;Transformer

【中图分类号】R318;TP242

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)04-0503-07

Adaptive Transformer-based compliant force control for soft tissue retraction

GAO Lei, HU Zhi

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract: An adaptive impedance control strategy incorporating Transformer-based sequence prediction mechanisms is proposed to address the challenges of environmental stiffness variations and dynamic uncertainties faced by surgical robots in complex soft tissue environments, in which traditional impedance control methods struggle with insufficient adaptability. The proposed method performs multivariate modeling on historical contact force and displacement sequences, and utilizes Transformer models to predict the evolution trends of environmental stiffness, contact positions, and control parameters, thereby achieving feedforward adjustment of control parameters and improving system adaptability to nonlinear and non-stationary environments. Comparative experiments against fixed impedance control, conventional adaptive impedance control, and model predictive control during soft tissue retraction demonstrate that, under a 10 N target-force condition, the proposed method reaches the target force within 1.7 s, with a steady-state error of about ± 0.2 N and a maximum force overshoot of about 0.26 N; during environmental stiffness variations, the recovery time is 0.35 s and the settling time is 1.43 s; in disturbance experiments, under sinusoidal disturbance, the maximum deviation is 3.17 N and the integral absolute error (IAE) is reduced to 3.52, while under step disturbance, the recovery time is 0.34 s. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms comparative approaches in response speed, steady-state accuracy, overshoot suppression, and disturbance rejection performance, providing new technical support for high-precision compliant control of medical robots.

Keywords: adaptive impedance control; force feedback; predictive control; Transformer

【收稿日期】2025-12-16

【基金项目】国家自然科学基金(62003207);国家重点研发计划(2019YFC0119303);中国博士后基金面上资助项目(2021M690629)

【作者简介】高磊,硕士研究生,研究方向:机器人技术,E-mail: 2449300781@qq.com

【通信作者】胡陟,副教授,研究方向:力触觉反馈、力控制,E-mail: hu-zhi26@126.com

前言

近年来,机器人辅助外科手术技术发展迅速,在提高手术精度和减少创伤方面潜力巨大^[1]。人工智能与机器人系统的融合正在推动微创手术向更高精度、更低风险方向发展^[2]。在颅颌面手术中,手术区域通常位于口腔深处,患者可能面临张口受限或病灶显露不充分等问题^[3]。这些问题增加了手术难度,

尤其是在进行软组织牵拉操作时,医生需要通过精细操作来拓展解剖结构的可视化,从而扩大手术视野。由于手术空间狭小且软组织较为脆弱,机器人需要具备较高的柔顺控制能力,以确保精确且安全地施加牵拉力。与此同时,软组织的刚度在手术过程中会发生变化,外部干扰因素也可能影响力反馈^[4]。如何通过柔顺控制有效调节施加的力,尽量减小力跟踪误差,成为颅颌面手术机器人面临的关键问题^[5]。

针对机器人与环境间接触力的控制,Lachner等^[6]提出基于刚度调节的阻抗控制策略。这种方法虽能实现机器人与环境的柔顺交互,但在面对软组织等未知的刚度变化时,适应性明显不足^[7]。Siciliano等^[8]采用基于雅可比矩阵的混合位置/力控制方法来实现精确力控制,然而该方法难以适应复杂的软组织接触场景。Anderson等^[9]将导纳控制与力反馈相结合,但这种方法在复杂多变的环境中,难以适应软组织刚度的时变特性。

为解决环境刚度不确定问题,Seraji等^[10]设计了自适应阻抗控制器实时调整系统参数,通过在线辨识环境刚度来调整导纳参数。但此方法需要准确的环境模型,且收敛速度较慢^[11]。近年来,变导纳控制策略逐渐采用基于力跟踪误差的参数调整方法,虽可有效提升机器人交互性能,但在环境发生突变时仍存在响应滞后的问题^[12]。

在智能控制与序列建模领域,Liu等^[13]将模糊逻辑应用于机器人力控制,通过模糊规则处理环境不确定性,然而模糊规则设计复杂且难以优化;Li等^[14]提出基于神经网络的自适应阻抗控制方法,利用神经网络逼近未知环境动态,但网络训练时间长且实时性差。在预测控制方面,Chanfreut等^[15]提出的模型预测控制虽有预测能力,但其基于线性模型的假设难以处理软组织的非线性特性。Beck等^[16]设计的LSTM网络在时序建模方面表现优异,可在处理长期依赖关系时仍存在梯度消失问题。

更为关键的是,现有方法大多采用“反应式”控制策略,只有在检测到力误差后才开始参数调整,导致响应滞后^[17]。针对上述问题,本文将Transformer序列建模技术引入机器人阻抗控制领域,构建一种预测性的自适应控制新范式。通过对历史力/位移序列的注意力建模,不仅可识别当前的环境状态,还能预测未来的参数变化趋势,实现参数的预见性调度,将传统的“反应式”控制转变为“预测式”控制,并通过实验验证该方法在软组织环境下的力控制性能。

1 自适应阻抗控制框架

1.1 机器人与环境交互模型

在众多研究工作中,通常将机器人简化为二阶质量-弹簧-阻尼系统,接触环境同样也用线性弹簧模型描述^[18]。在机器人与环境接触后,其末端执行器与环境之间的接触力 f 可表示为:

$$f = k_e(x - x_e) \quad (1)$$

其中, k_e 表示环境刚度, x_e 是环境的初始位置, x 是机器人末端执行器的实际位置。

如图1所示,机器人与环境的接触过程可划分为两个阶段。在初始阶段,机器人依据预设轨迹向环境移动,此阶段末端执行器与环境尚未接触;随后阶段,机器人的末端执行器与环境发生接触,接触瞬间产生冲击力,系统动力学特性发生突变,接触力通过质量-弹簧-阻尼系统反馈至机器人控制系统,引发姿态与运动调整。

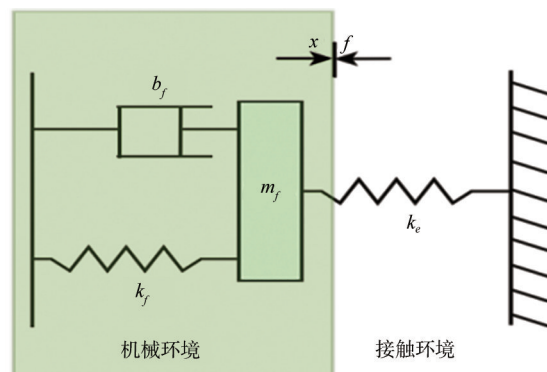


图1 机器人末端执行器与环境的接触等效模型

Figure 1 Equivalent contact model of robot end-effector and environment

1.2 基于位置的阻抗控制

通过建立虚拟质量-阻尼-刚度模型,阻抗控制能够调节机器人末端执行器位置与接触力之间的动态关系。基于位置的阻抗控制包含内部位置控制环和外部间接力跟踪环。如图2所示, F_d 和 F_e 分别为期望力和实际接触力, X_r 、 X_c 、 X_e 、 X 分别表示参考轨迹、指令轨迹、环境位置和机器人末端实际位置。外部阻抗控制器根据力跟踪误差 $\Delta F = F_d - F_e$ 生成轨迹修正量,通过调节末端期望位置,实现对接触力的间接控制。内部位置控制环则确保末端位置能够精确跟踪指令轨迹,尽可能减小位置误差。

通常,阻抗方程可表示为:

$$F_d - F_e = \mathbf{M}(\ddot{X}_c - \ddot{X}_r) + \mathbf{B}(\dot{X}_c - \dot{X}_r) + \mathbf{K}(X_c - X_r) \quad (2)$$

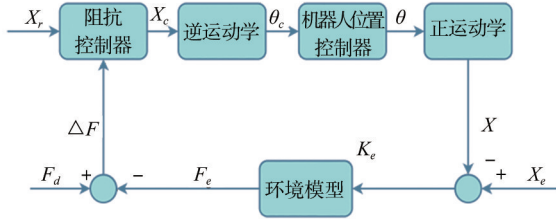


图2 基于位置的阻抗控制算法

Figure 2 Position-based impedance control algorithm

其中, \mathbf{M} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{K} 分别为对角质量、阻尼和刚度矩阵。指令参考轨迹满足 $X_c = X_r + E$, 其中 E 为由阻抗控制器生成的位置修正量。将 X_c 和 X_r 的关系代入公式(2)方程简化为:

$$\Delta F = \mathbf{M}\ddot{E} + \mathbf{B}\dot{E} + \mathbf{K}E \quad (3)$$

1.3 阻抗控制稳态误差分析

为了进一步分析稳态误差, 将阻抗控制系统视为一个二阶系统。其传递函数为:

$$\mathbf{K}(s) = \frac{1}{\mathbf{M}s^2 + \mathbf{B}s + \mathbf{K}} \quad (4)$$

根据阻抗控制的定义, 位置的修正量 E 是由力误差 ΔF 与阻抗模型传递函数 $\mathbf{K}(s)$ 共同作用的结果, 因此指定参考轨迹:

$$X_c = X_r + E = X_r + \Delta F \mathbf{K}(s) \quad (5)$$

由于笛卡尔坐标系中各变量相互独立, 故使用小写标量 x 和 f 分别表示向量 X 和 F 的任意分量, 则力跟踪误差可表示为:

$$\Delta f = f_d - f_e = f_d - k_e(x_c - x_e) \quad (6)$$

将(4)和(5)代入(6), 可得:

$$\Delta f (ms^2 + bs + k + k_e) = (ms^2 + bs + k)(f_d - k_e(x_c - x_e)) \quad (7)$$

由式(7)可进一步推导出系统的稳态力跟踪误差为:

$$\Delta f_{ss} = \frac{k}{k + k_e} [f_d - k_e(x_r - x_e)] \quad (8)$$

从式(8)可以看出, 当满足以下任一条件时, 系统的稳态力跟踪误差将为零:

$$\begin{cases} k = 0 \\ x_r = x_e + \frac{f_d}{k_e} \end{cases} \quad (9)$$

为强制消除稳态误差, “零刚度”方案虽能在理论上实现理想的力跟踪效果, 但会引发一系列问题: 一是动态性能恶化, 系统固有频率显著降低, 对外部扰动敏感度提升, 动态响应性能下降; 二是位置精度丧失, 系统刚度趋近于零, 失去对位置偏差的调节能力, 易引发大幅位置漂移^[19]。

另一种方案, 通过精确获取关于环境位置和刚

度的信息, 就可以准确获得参考轨迹。但在实际中, 由于缺乏足够的环境信息, 通常很难离线指定精确的参考轨迹。因此, 在未知环境下自适应调整环境参数, 动态修正参考轨迹就显得很有必要^[20]。

1.4 未知环境下的自适应阻抗控制

在手术牵拉操作场景中, 机器人面对的作业环境存在显著的动态不确定性与复杂性。由于手术部位的生理结构、组织特性存在个体差异, 且术中状态会因操作进展而实时变化, 导致环境刚度 K_e 与位置 X_e 处于持续动态变化之中。机器人末端微小位移即会引发接触力剧烈波动, 导致控制系统失稳。实时动态估计环境刚度 K_e 和位置 X_e , 可有效提升机器人在复杂手术环境下的恒力控制稳定性。

定义 \hat{x}_e 和 \hat{k}_e 为 x_e 和 k_e 的估计值。参考轨迹 x_r 可以重新表达为:

$$x_r = \hat{x}_e + \frac{f_d}{\hat{k}_e} \quad (10)$$

估计的接触力 \hat{f}_e 为:

$$\hat{f}_e = \hat{k}_e(x - \hat{x}_e) \quad (11)$$

其与实际接触力 f_e 的误差为:

$$\varphi_f = \hat{f}_e - f_e = (\hat{k}_e - k_e)x - (\hat{k}_e\hat{x}_e - k_e x_e) \quad (12)$$

定义参数误差向量:

$$\boldsymbol{\varphi} = \begin{bmatrix} \hat{k}_e - k_e \\ \hat{k}_e\hat{x}_e - k_e x_e \end{bmatrix} \quad (13)$$

则力误差可线性化为:

$$\varphi_f = [x \quad -1] \boldsymbol{\varphi} \quad (14)$$

基于李雅普诺夫稳定性理论, 为实现误差收敛, 设计具有严格稳定性保证的参数自适应更新律:

$$\dot{\hat{k}}_e = -\gamma_1 x \varphi_f, \quad \dot{\hat{x}}_e = \frac{\gamma_2}{\hat{k}_e} \varphi_f \quad (15)$$

其中, $\gamma_1, \gamma_2 > 0$ 为自适应增益常数。为验证所提方法的稳定性, 构造如下李雅普诺夫函数:

$$V = \boldsymbol{\varphi}^T \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{\varphi} \quad (16)$$

其中, $\boldsymbol{\Gamma}$ 为正定矩阵。通过对该函数求导并代入参数更新律, 可严格证明:

$$\dot{V} = -\varphi_f^2 \leq 0 \quad (17)$$

根据 Lyapunov 稳定性理论, 当 Lyapunov 函数正定且其导数为半负定时, 则所描述的系统是渐进稳定的。根据力估计误差 φ_f 来实时对参数 \hat{k}_e, \hat{x}_e 进行估计, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\varphi_f \rightarrow 0$; 此时, 估计理论接触力 \hat{f}_e 渐近逼近真实的理论接触力 f_e 。

进一步分析可知, 在线估计技术在时变环境中的局限性还体现在对动态模型适应性的不足。其核心机制依赖于实时误差反馈的局部调整, 缺乏对环

境时变规律的全局建模能力,当环境参数发生非连续性突变时,估计结果易出现剧烈波动,甚至引发系统调节失稳。为满足实时性要求,在线估计算法往往需简化模型复杂度,这导致其在处理多因素耦合的时变过程时,精度损失显著^[21]。

显然,在线估计技术的固有局限使其难以满足复杂时变环境下高精度动态调节的需求,因此针对融合环境时变先验知识与实时反馈的混合控制策略开展研究,能够突破现有技术的束缚,为复杂场景下的动态调节问题探寻全新的解决方法^[22]。

2 基于Transformer自适应阻抗控制

2.1 方法概述与系统架构设计

面对复杂软组织环境,本研究提出了一种预测性自适应阻抗控制方法,将Transformer预测机制集成于阻抗框架中。

系统架构如图3所示,数据采集与预处理模块从传感器实时获取位置、力矩等序列输入,并进行噪声过滤与标准化处理;Transformer预测模块随之利用自注意力机制捕捉序列依赖关系,生成未来环境状态预估,包括刚度变化和接触参数;自适应阻抗控制器基于这些预估动态调整阻抗参数,实现柔顺交互和前馈适应;执行器控制模块则将控制指令转换为物理动作,驱动末端执行器完成力-位移调节,同时监测实际输出并提供反馈循环以迭代优化。该设计采用分层模块化结构,通过端到端训练提升整体鲁棒性和可扩展性,确保在复杂软组织环境下的实时响应。

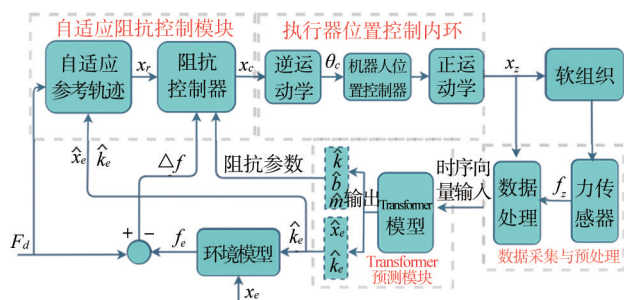


图3 基于Transformer的预测阻抗控制系统

Figure 3 Transformer-based predictive impedance control system

2.2 Transformer预测模型构建

Transformer模型的输入序列由机器人末端在柔顺接触过程中的接触力和位置数据构成,形成长度为 T 的时序向量对:

$$X_i = \{x_z(t-T+1), f_z(t-T+1), \dots, [x_z(t), f_z(t)]\} \quad (18)$$

其中, $f_z(t)$ 为Z轴方向接触力(单位N),由六维力传

感器采集; $x_z(t)$ 为Z轴方向末端执行器位置(单位mm); T 表示历史时间窗长度,每一帧为一个二维向量,最终形成一个 $T \times 2$ 的输入张量。为提升模型训练稳定性,所有输入序列均进行归一化处理,使其分布具有零均值与单位方差。

由于Transformer不具备内在时序建模能力,本文引入基于正余弦函数的固定位置编码,以显式注入时间顺序信息。具体地,对于输入序列中第 t 个时间步,维度为 d 的位置编码向量 $PE(t) \in R^d$ 定义如下:

$$PE(t, 2i) = \sin\left(\frac{t}{10000^{2i/d}}\right) \quad (19)$$

$$PE(t, 2i+1) = \cos\left(\frac{t}{10000^{2i/d}}\right)$$

其中, i 表示维度索引, d 为嵌入向量的总维度。该位置编码通过正余弦函数在不同频率下嵌入时间信息,使模型能够学习位移与力之间的时间依赖性。

在引入位置编码后,输入序列被送入多头自注意力机制(Multi-Head Self-Attention)进行特征重建。该机制通过构造查询(Query)、键(Key)和值(Value)之间的相似度聚合序列信息。其计算公式如下:

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d}}\right)\mathbf{V} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V} \in R^{T \times d_k}$ 分别是通过线性变换获得的查询、键和值矩阵, d_k 为键向量的维度。

随后,每个时间步的表示将送入前馈全连接网络(Feed-Forward Network, FFN),进一步增强模型的非线性建模能力。该网络由两层线性变换构成,中间使用ReLU激活函数,表达式如下:

$$\text{FFN}(x) = \text{ReLU}(x\mathbf{W}_1 + b_1)\mathbf{W}_2 + b_2 \quad (21)$$

其中, $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$ 分别为第一层和第二层的权重矩阵, b_1, b_2 为偏置项。

为确保模型训练的稳定性和效率,每个Transformer编码器子模块外部均引入残差连接(Residual Connection)与层归一化(Layer Normalization)机制。该结构既可缓解深层网络中梯度消失与梯度爆炸的问题,有助于保持输入特征分布稳定,加速训练收敛。

通过上述结构组合,Transformer模型能够对机器人在过去一段时间内的接触力和位移序列进行高维表示和时序建模,并在最后一层输出5个预测值:

$$\hat{y} = [\hat{k}_e, \hat{x}_e, \hat{k}, \hat{b}, \hat{m}] \quad (22)$$

其中, \hat{k}_e 表示环境刚度预测值, \hat{x}_e 为接触点位置预测值, $\hat{k}, \hat{b}, \hat{m}$ 分别为阻抗控制器中所需的刚度、阻尼和质量参数预测值。

3 实验与结果分析

3.1 牵拉实验平台搭建与任务设置

本实验以UR5机械臂构成的控制系统为主体,被控对象为模拟头颈部的口腔区域,含多种软组织材质,且设计局部刚度可切换区域,以模拟手术中软硬组织交界或突变情况,研究辅助牵拉口腔的力控制策略。实验平台硬件包括:六自由度UR5机械臂、控制柜、人体头部模型、驱动器、工控机、人机交互设备及示教器,如图4所示。软件环境基于Ubuntu20.04与ROS Noetic开发;自适应阻抗控制器与Transformer预测模型在工控机并行运行,力控制与模型推理延迟 ≤ 10 ms,保障实时性。

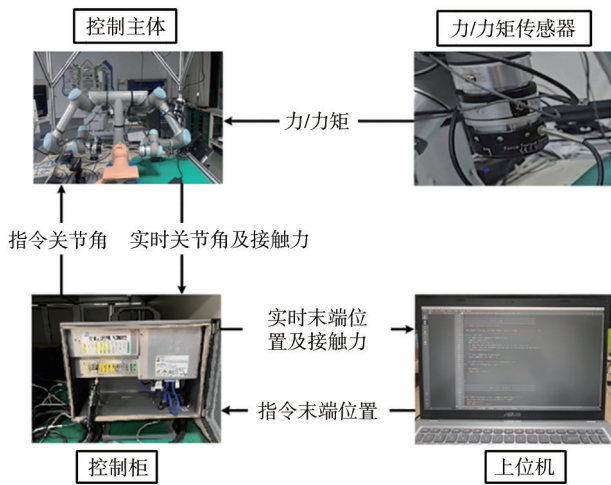


图4 软组织牵拉实验平台

Figure 4 Soft tissue retraction experimental platform

实验任务聚焦于柔性机器人配合下的口腔牵拉操作,目标是实现对口腔软组织的有效牵拉;同时在环境刚度变化或外部扰动下,保持牵拉力的平稳与稳定,避免对组织产生过大或过小的牵引应力。为全面验证控制策略的性能,设计以下3个针对性实验。实验一:基础牵拉任务。机械臂对软组织模型的恒力牵拉,以此评估力输出的平稳性、跟踪误差与响应时间。实验二:环境刚度突变响应实验。在牵拉过程中,操控软组织模型的刚度发生突变,测试不同控制策略对突变刚度的适应性与力响应的平稳性,分析方法的预测调节能力。实验三:扰动干扰下的鲁棒性实验。在牵拉任务执行中,施加外力干扰,观察控制系统的力恢复速度与末端稳定性,评估在非理想工况下的控制鲁棒性。

3.2 结果分析

图5展示了固定阻抗控制、自适应阻抗控制、模型预测控制以及本文提出的基于Transformer的预测

自适应阻抗控制4种控制策略在基础牵拉任务中的力跟踪效果及误差变化情况。通过控制机械臂末端对被控软组织模型施加10 N的恒定牵引力,并要求其在短时间内稳定落入 $\pm 2\%$ 的误差容许区间(即9.8 N~10.2 N),以此来检验各类控制方法的响应速度、过冲抑制能力与稳态精度。

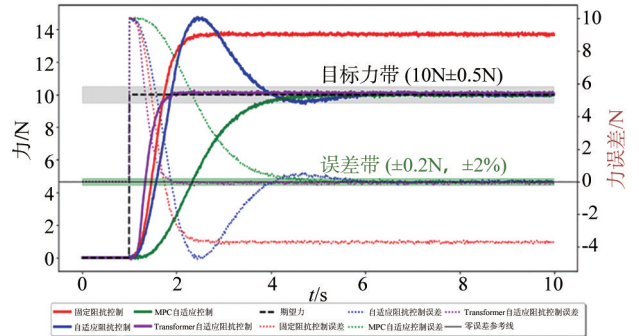


图5 不同控制策略的力跟踪性能对比

Figure 5 Comparison of force tracking performance among different control strategies

从力响应曲线可见:固定阻抗控制初期响应快,但因无法随接触状态调节参数,力值长期维持在13.5 N左右,偏离期望力,稳态误差大;自适应阻抗控制初期预测性强,能快速拉升至目标力,但因模型误差及参数收敛慢,第2~4 s区间出现明显力过冲(最大值超14.6 N),随后力输出振荡,稳定性差;MPC自适应控制虽调节能力优于固定阻抗,最终稳态误差约0.6 N,但响应迟缓、跟踪滞后明显,约4 s后才逐步逼近目标;本文提出的Transformer预测自适应阻抗控制策略在响应速度和稳态性能上均更优,在第1.70 s左右达到目标力,并于第1.84 s收敛至 $\pm 2\%$ 误差带,最大力过冲约0.26 N,误差曲线稳定贴近零误差参考线,且无明显持续振荡,表现出更优的动态响应能力与稳态控制精度。

图6展示了4种控制策略在环境刚度突变时的力响应曲线。其中,红色阴影区域为突变过渡区,以下是对各策略的分析。固定阻抗控制:由于缺乏自适应能力,刚度突变时无法做出任何补偿,力输出直接下降至6.5 N附近,随后缓慢回升,在10 s后才接近稳定,稳定误差约为3.5 N,力波动明显。自适应阻抗控制:具有一定的反馈调节能力,在突变发生后,力输出迅速反弹至目标力附近,约在2 s内完成恢复。但由于调节速率较高,系统在10~13 s间出现二次过冲(最大达14.2 N)及持续震荡,稳定性相对较差。MPC自适应控制:在突变发生后接触力迅速下跌至约4.5 N,但得益于其内置预测模型,控制器能在1.5 s

内迅速将力值回升至目标附近。虽然稳态时仍存在约0.2~0.4 N的欠调误差,但整体响应过程平稳,几乎无过冲或振荡,展现出较好的恢复速度与稳定性。Transformer预测自适应阻抗控制:在突变前已有趋势感知,提前微调阻抗参数,在环境刚度突变后表现出最优的综合性能,其恢复时间约为0.35 s,在1.43 s内实现稳定收敛,明显优于固定阻抗控制、自适应阻抗控制和MPC自适应控制。

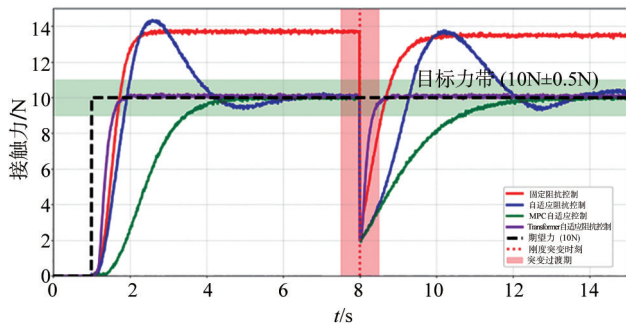


图6 环境刚度突变下的力响应曲线

Figure 6 Force response curves under abrupt environmental stiffness variations

图7展示了4种控制策略在扰动条件下的力跟踪响应曲线,分别涵盖了正弦扰动和阶跃扰动两种典型工况。控制目标为维持末端施力在10 N,扰动力以外部扰动信号形式叠加输入,用于评估系统的鲁棒性与快速恢复能力。

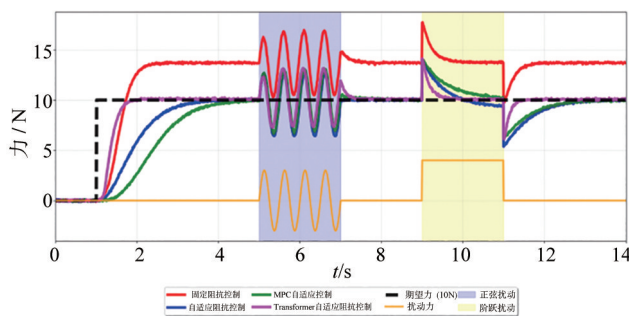


图7 扰动条件下的力跟踪响应曲线

Figure 7 Force tracking response curves under disturbance condition

在正弦扰动阶段,固定阻抗控制因缺乏动态调节能力,力输出与扰动高度耦合,产生显著振荡,最大偏差达6.918 N,IAE值最高(7.161),说明其对扰动几乎无抑制能力。相比之下,自适应阻抗控制和MPC控制分别将最大偏差降至3.640 N与3.355 N,表现出一定的抗扰能力,但前者响应滞后,后者虽预测快速但存在一定振荡。本文提出的Transformer预

测自适应阻抗控制方法在扰动初期即做出趋势判断并调整控制参数,最大偏差为3.171 N,IAE最低(3.522),抑制比为1.059,力输出最为平稳。

在阶跃扰动阶段,固定阻抗控制出现明显超调,最大偏差达7.747 N,IAE值高达8.431。自适应阻抗与MPC方法虽然振荡减小,但均存在较长恢复延迟(1.69 s),稳态误差仍大。相比之下,本文方法能够在0.34 s内将力输出恢复至目标附近,且保持良好的稳定性,IAE仅为0.871,抑制比最接近理想值(1.001),显著优于其余方法。

4 结论

本研究提出的基于Transformer的自适应阻抗控制方法具有卓越的性能表现,其特点是在复杂软组织环境中展现出高精度力跟踪能力,显著抑制力超调现象,并实现快速误差收敛,这是通过两个关键组成部分协同作用实现的。首先,基于Transformer的序列预测模块利用自注意力机制对历史接触力与位移序列进行深度建模,实现环境刚度、接触位置及控制参数演化趋势的前瞻性预测,使系统能够主动感知并适应环境变化。其次,预测驱动的自适应阻抗控制器通过对未来环境状态的预估实现控制参数的前馈调节和实时补偿。这种预测性的方法有效地将传统“反应式”控制转变为“预测式”控制,显著消除力超调和响应滞后问题,并在动态交互过程中大幅增强了整个系统的稳定性和鲁棒性。

通过将深度学习的序列建模能力与传统阻抗控制理论深度融合,在软组织等复杂非线性环境中为高精度外科手术机器人系统提供技术支撑。所提方法不仅在当前的软组织牵拉场景中展现出优异性能,更具有在血管介入手术、神经外科导航、精密组织操作等广泛医疗应用领域发挥巨大潜力的特点。

【参考文献】

- [1] Li CS, Zhang GZ, Zhao BL, et al. Advances of surgical robotics: image-guided classification and application[J]. Natl Sci Rev, 2024, 11(9): nwae186.
- [2] Wah JNK. Revolutionizing surgery: AI and robotics for precision, risk reduction, and innovation[J]. J Robot Surg, 2025, 19(1): 47.
- [3] Kim H, Cho SU, Kim D. Robot-assisted surgeries in oral and maxillofacial area: a narrative review on the present, advantages and its future[J]. Front Oral Maxillofac Med, 2022, 4: 19.
- [4] Roveda L, Piga D. Sensorless environment stiffness and interaction force estimation for impedance control tuning in robotized interaction tasks[J]. Auton Robots, 2021, 45(3): 371-388.
- [5] Iskandar M, Ott C, Albu-Schäffer A, et al. Hybrid force-impedance control for fast end-effector motions[J]. IEEE Robot Autom Lett, 2023, 8(7): 3931-3938.
- [6] Lachner J, Nah MC, Hogan N. A physically consistent stiffness formulation for Contact-Rich manipulation[EB/OL]. (2025-03-09). <https://arxiv.org/abs/2503.06802>.
- [7] Stephens TK, Awasthi C, Kowalewski TM. Adaptive impedance

- control with setpoint force tracking for unknown soft environment interactions[C]//2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1951-1958.
- [8] Siciliano B, Khatib O. Springer handbook of robotics[M]. 2nd ed. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [9] Anderson RJ, Spong MW. Bilateral control of teleoperators with time delay[C]//Proceedings of the 27th IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1988: 167-173.
- [10] Seraji H, Colbaugh R. Force tracking in impedance control[J]. *Int J Rob Res*, 1997, 16(1): 97-117.
- [11] Li Z, Ge SS, Yang C, et al. Adaptive impedance control for robot-environment interaction using neural networks[J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2014, 61(7): 3317 - 3327.
- [12] Jung S, Jeong DJ. Admittance force tracking control schemes for robot manipulators under uncertain environment and dynamics[J]. *Int J Control Autom Syst*, 2021, 19(11): 3753-3763.
- [13] Liu CG, Li JY, Li ZY, et al. Fuzzy logic system-based force tracking control of robot in highly dynamic environments[J]. *Ind Rob*, 2024, 51(4): 536-548.
- [14] Li ZJ, Huang ZC, He W, et al. Adaptive impedance control for an upper limb robotic exoskeleton using biological signals[J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2017, 64(2): 1664-1674.
- [15] Chanfreut P, Maestre JM, Camacho EF, et al. Collaborative learning model predictive control for repetitive tasks[C]//2022 IEEE 61st Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 5291-5296.
- [16] Beck M, Pöppel K, Spanring M, et al. xLSTM: extended long short-term memory[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2024: 107547-107603.
- [17] 丁润泽. 基于阻抗控制的机器人力控制技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
Ding RZ. Research on robot force control based on impedance control[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [18] Wahballa H, Duan J, Dai Z. Constant force tracking using online stiffness and reverse damping force of variable impedance controller for robotic polishing [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 121(9): 5855-5872.
- [19] Liang XQ, Zhao H, Li XF, et al. Force tracking impedance control with unknown environment via an iterative learning algorithm[C]//2018 3rd International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 158-164.
- [20] Duan J, Gan Y, Chen M, et al. Adaptive variable impedance control for dynamic contact force tracking in uncertain environment[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 102: 54-65.
- [21] Mazare M, Tolu S, Taghizadeh M. Adaptive variable impedance control for a modular soft robot manipulator in configuration space [J]. *Meccanica*, 2022, 57(1): 1-15.
- [22] Cao HL, He Y, Chen XA, et al. Smooth adaptive hybrid impedance control for robotic contact force tracking in dynamic environments[J]. *Ind Rob*, 2020, 47(2): 231-242.

(编辑: 薛泽玲)