

基于LSTM与Integral-RLS的 遥操作机器人环境刚度辨识 与力反馈研究

陈 焜, 舒启林, 张佳琦

沈阳理工大学机械工程学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年9月14日; 录用日期: 2026年10月7日; 发布日期: 2026年10月13日

摘 要

针对遥操作机器人环境刚度辨识中, 传统递归最小二乘法(RLS)在Hunt-Crossley模型下因对数线性化处理产生的零点奇点爆炸及参数耦合问题, 提出一种融合LSTM时序增强与滑动窗口能量积分RLS (Integral-RLS)的辨识算法。首先, 利用LSTM网络对含噪力觉信号进行预处理, 在20 dB高斯白噪声环境下将信噪比提升了约15 dB, 有效保留了接触瞬态特征。其次, 创新性地构建了能量积分辨识算子, 将瞬态动力学方程转化为宏观能量平衡方程, 新算法较传统RLS的辨识震荡幅度降低了约85%, 收敛时间缩短至0.3 s以内。最后, 在AUBO-E5机械臂平台上进行验证, 实验显示主从位置追踪误差在辨识反馈开启后降低了21%, 显著提升了遥操作系统的力觉透明度与交互稳定性。

关键词

刚度辨识, 能量积分, 力反馈, 长短期记忆网络

Research on Environment Stiffness Identification and Force Feedback of Teleoperation Robots Based on LSTM and Integral-RLS

Kun Chen, Qilin Shu, Jiaqi Zhang

Shenyang School of Mechanical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang Liaoning

Received: September 14, 2026; accepted: October 7, 2026; published: October 13, 2026

文章引用: 陈焜, 舒启林, 张佳琦. 基于 LSTM 与 Integral-RLS 的遥操作机器人环境刚度辨识与力反馈研究[J]. 建模与仿真, 2026, 15(10): 79-92. DOI: 10.12677/mos.2026.1510146

Abstract

In the identification of environment stiffness for teleoperated robots, traditional Recursive Least Squares (RLS) under the Hunt-Crossley model encounters issues of singularity explosion at zero and parameter coupling due to logarithmic linearization. This paper proposes an identification algorithm that integrates LSTM temporal enhancement with sliding window energy-integral RLS (Integral-RLS). First, the LSTM network is used to preprocess force feedback signals containing noise, improving the signal-to-noise ratio by approximately 15 dB under a 20 dB Gaussian white noise environment, effectively preserving transient contact features. Second, an innovative energy-integral identification operator is constructed, transforming transient dynamic equations into macroscopic energy balance equations. The new algorithm reduces the identification oscillation amplitude by about 85% compared to traditional RLS and shortens the convergence time to within 0.3 seconds. Finally, verification is carried out on the AUBO-E5 robotic arm platform. Experiments show that the master-slave position tracking error decreases by 21% after enabling identification feedback, significantly enhancing the force transparency and interaction stability of the teleoperation system.

Keywords

Stiffness Identification, Energy Integration, Force Feedback, Long Short-Term Memory Network

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在当前涵盖物理空间限制的复杂非结构化作业场景中，例如微创医疗手术、深水设施入侵以及高危环境排险等场景，遥操作机器人系统承担着操作者意愿延伸与动作执行的关键角色。在此类高精度作业任务中，严重依赖高度视觉反馈难以满足系统对物理安全性的严格要求。主端判断失误极易引发从端机械臂对目标操作物的过度挤压或不可逆损伤。因此，在主从控制中构建高透明度的力觉反馈回路，使操作者能够通过操作主端真切从端执行器与环境的接触物理约束，如目标组织的软导热、材料的粘滞特性与动态边界，已成为遥交互操作物理安全与提升操作感的核心技术壁垒。

实现高保真力觉重现与稳定阻抗控制的先决条件，提出建立准确的接触动力学映射关系。当机器人终止探入未知软体环境动态进行交互时，环境刚度不仅决定了接触力的动态随之规律，更直接关系到活塞控制架构下的能量交换与闭环稳定性。此中，如何将传感器切断元件固有的高频白噪声与机械臂本体动力学摩擦的干扰，在毫秒级的接触瞬态过程中实现在线、偏置的刚环境度参数，是当前突破遥操作力觉反馈失真、实现高鲁棒性人机交互前置待解决的核心科学问题[1]-[6]。

在接触动力学表征领域，准确的力学模型是进行系统参数的基石。然而，在将理论模型推向工程应用的实际过程中，传统在线矫正算法的数学简化重构缺陷逐渐趋向。最小化二乘法凭借其物理极低的计算开销和外部的实时性在工业界操纵主导，但为了满足其线性回归前提，现有研究普遍采用对非线性转向实施强制降维。初始的数值溢出与奇点爆炸问题。在机械臂刚结束或脱离环境的临界瞬态，探入深度趋近于零，对数域内的计算将急速向负无穷大发散，导致算法瞬间崩溃。其次严重的在高频白噪声的邻接映射放大下，算法会在强连接参数间产生数值补偿，导致结果数学在收敛但在物理上完全失真，破坏

闭环力反馈系统的运行稳定性[7]-[9]。

深入剖析可知，严重在传统框架内部修复遗忘因子或调整初值，均无法从根源上消除对数变换带来的底层数学奇点。为此，本文提出了一种融合长短期记忆网络增强与动态能量积分重构的新型混合框架。本课题在前置模块引入 LSTM 的深度门控记忆机制，历史、中间速度与接触力序列进行深度映射，滤除高频物理噪声对；在层次化算子构造上，创新性地打破对数线性化思维定势，滑动时间窗口内对非线性动力学方程直接施加时域定积分处理，将瞬态接触力学方程精妙地转换为宏观定积分域下的能量守恒平衡。此时彻底消除对数零点奇点，避免了数值风险急剧增加，使得带投影约束的迭代更新算法在全量程接触段均能绝对保持连续收敛[10]。

2. LSTM 与 Integral-RLS 混合辨识方法

2.1. 刚度模型

在遥操作机器人与环境交互的过程中，建立准确的力模型是参数接触的基础。经典的 Kelvin-Voigt 模型将接触力视为形变与形变速率的纯线性支撑，这种理想化假设在处理真实的软体材质接触时，往往会暴露出明显的力学失真。同样，本文论文 Hunt-Crossley (HC) 该方程创新性地引入了与介入中继有效关联的非线性关联项，从而数学弥补了传统模型在接触瞬态能量表征上的不足，产生更加契合真实软组织的接触物理规律。其数学表达式表述如(1)：

$$F_e(t) = \begin{cases} K_{HC} \cdot x^n(t) + B_{HC} \cdot x^n(t) \cdot \dot{x}(t), & x(t) \geq 0 \\ 0, & x(t) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中变量 $x(t)$ 其一阶导数 $\dot{x}(t)$ 依次代指执行终止切入目标客体的几何位置与瞬时切入率；参数 K_{HC} 和 B_{HC} 分别标定目标材质的本征弹力增益与粘性吸收属性； n 为非线性指数，专门用于计算接触曲面所激发的非线性形变阶数[8] [9]。

2.2. LSTM 与能量积分 RLS 混合算法架构

作为循环神经网络(RNN)的演进架构，长短期记忆网络(LSTM)在相关数据特征提取方面表现出显著优势。乍看重要基础 RNN，LSTM 的核心包括其内部设计的细胞状态以及由遗忘门、输入门和输出门组成的门控控制流，即如图 1 所示。这种独特的单元构造成功解决了长序列转发传播中常见的硬件异常问题，极大地增强了模型捕捉时间步长信息的能力[10]。

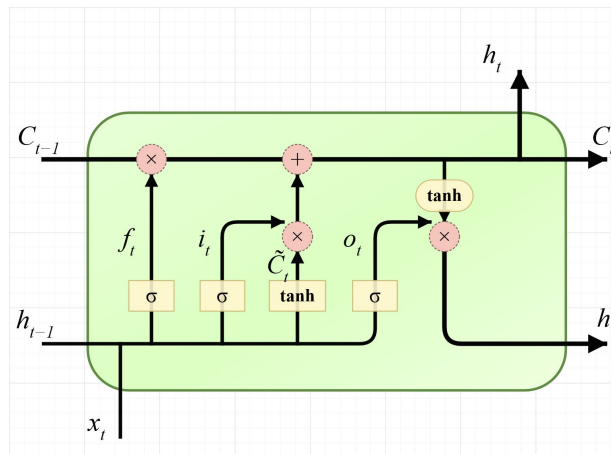


Figure 1. Structure of the LSTM unit
图 1. LSTM 单元结构

在疑含噪声干扰觉信号时, 该网络的门控逻辑表现出异常的抗干扰特征: 遗忘门主动激活滤除无效的高频噪声干扰, 而输入门则精准截留接触瞬间的关键动态特征, 首先急剧启动了系统在嘈杂物理交互中的鲁棒性感知力觉与力反馈过程高度依赖数据的接近状态, LSTM 不仅能有效记忆历史接触特征, 更能从初级解决传统神经网络的细微发散痛点, 因此被提出以任务无关去噪与特征映射的核心算法[11]。

为构建动力学状态空间地图, 本研究提取接触形变与瞬时作为双通道时域特征输入。为防止数据穿越导致相关信息泄露, 数据集严格按时间轴切分, 其中前八成数据用于网络训练, 剩余两成用于模型验证, 最终网络终端输出目标接触力。包含了一千个隐藏节点的 LSTM 层, 并为门控结构配置了线性激活函数以维系数值回归属性。参数寻优最终引入了初始学习步长设定为 $1e-3$ 的 Adam 优化器, 该机制能够在保证临时稳定性的同时加速收敛, 从而精准地导致 HC 模型的中间环节循环规律。

该网络精准建立形变、瞬时速度与接触力间的时序映射关系, 有效拟合速度-力耦合非线性项, 输出高信噪比的接触力序列。

本文 LSTM 网络采用单层隐藏结构, 隐藏单元数 1000, 后接全连接输出层; 综合考虑降噪性能与实时推理时延确定网络构型。Integral-RLS 滑动窗口时长取 $T=0.08s$, 在噪声抑制效果与动态跟踪时延之间完成权衡优选。优化器选用 Adam, 初始学习率 $1e-3$, 批次大小设置为 64。可见算法在最优工作区间具备一定鲁棒性, 但超参数严重失配将造成辨识性能退化。就参数解算的底层逻辑而言, 得出文献多依赖于数来强行降维非线性模型, 以迎合常规线性估计器的输入规范, 其数学进化见下式(2)。

$$\ln(F_e) \approx \ln(K_{HC}) + n \ln(x) + \frac{B_{HC}}{K_{HC}} \dot{x}(t) \quad (2)$$

将 $K = e^{\theta_1}, n = \theta_2, B = K \cdot \theta_3 = e^{\theta_1} \theta_3$ 则模型简化为线性形式。如公式(3)所示。

$$\ln(F_e) \approx \theta_1 + \theta_2 \ln(x) + \theta_3 \dot{x} \quad (3)$$

值得注意的是, 当执行器刚刚发生一个触碰或剥离环境的临界死区(即形变量 x 极小)时, 上述对数线性化策略极易在对数域内引发数值出错故障。这种由对数零点奇数点导致的发散现象, 严重会导致 RLS 算法在整个交互周期内的跟踪可靠性。程中梯度所表征的探入深度 n 次幂特性, 恰好能在接触与分离瞬间提供不稳定的物理约束界限, 从机制上彻底杜绝了物理的接触力跳变现象, 交互了能量传递的连续性。模型中的非线性指数 n 准确表征了刚度的此时阶次, 深刻反映了接触面结构型对交互反力的非线性调制作用。

为了消除公式(2)中的奇点, 本文对公式(1)在滑动窗口 $[t-T, t]$ 内进行定积分处理如公式(4):

$$\int_{t-T}^t Fe(\tau) d\tau = K \int_{t-T}^t x^n(\tau) d\tau + B \int_{t-T}^t x^n(\tau) \dot{x}(\tau) d\tau \quad (4)$$

定义观测值 Y_k 和回归向量 ϕ_k

$$Y_k = \int_{t-T}^t Fe(\tau) d\tau \quad (5)$$

$$\phi_k = \left[\int_{t-T}^t x^n(\tau) d\tau, \int_{t-T}^t x^n(\tau) \dot{x}(\tau) d\tau \right]^T \quad (6)$$

将非线性模型转化为标准的线性回归形式 $Y_k = \phi_k^T \theta, \theta = [K, B]^T$ 。进一步进行带约束的 RLS 迭代过程, 形成新的算法更新 K_k 为增益矩阵, 通过对能量特征残差进行加权, 驱动参数向量 θ_k 在全量程范围内实现无奇点、高精度的闭环演进。 P_k 协方差矩阵则动态表征了参数估计的不确定性空间, 配合 λ 遗忘因子($1/\mu$)

实现了算法对时变环境特征的动态感知。

$$K_k = \frac{P_{k-1}\phi_k}{\lambda + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k} \quad (7)$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} + K_k (Y_k - \phi_k^T \theta_{k-1}) \quad (8)$$

$$P_k = \frac{1}{\lambda} (P_{k-1} - K_k \phi_k^T P_{k-1}) \quad (9)$$

针对常数对数变换诱发的死区系数缺陷, 本节提出了一种能量定积分滑动窗重构机制。核心在于: 在给定的时间积分内, 对原瞬态动力学求积分, 从而将微分形式的力学关系相当于映射为宏观能量波形的线性表达式。在形式上明确了舍弃对数计算环节。进入梯度后续阶段, 特别针对指数项, 基于最初十个采样周期的循环变化率的算法得到了初值补偿量, 极大地改善了触碰了第四个的精度跟踪。此外, 通过将不确定性协矩阵初始化为具有庞大对角元素的形式, 赋予了进一步算法在交互的敏捷响应中的能力。

2.3. 力反馈系统

针对空间探索或微精装配等未知作业场景, 高质量的力觉反馈回路是赋能操作者队列交互约束、进而执行精密力控操作的先决条件。对于这一实现目标, 需在主从终端拓扑严密的阻抗控制网络。自由度的动力学方程如公式 10 所示

$$\tau = D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) \quad (10)$$

因为受力机器人末端执行器受到环境的要求, 所以 $H(q, \dot{q}) = C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q)$, 那么动力学方程就为式(11)所示

$$\tau + J^T F_e = D(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q}) \quad (11)$$

根据已知的阻抗控制关系

$$F_e = M\ddot{E} + B\dot{E} + KE \quad (12)$$

F_e 为机械臂作用于作业客体时所激发的法向反作用力; 参数 M 、 B 和 K 分别为阻抗控制器的目标惯量、目标阻尼、目标刚度; E 为期望轨迹与实际轨迹之间位置偏差。在 AUBO-E5 机械臂实机遥控操作实验中, 经过多组预实验整定, 阻抗控制参数确定为: 目标惯量 $M = 0.3 \text{ kg}$, 目标阻尼 $B = 25 \text{ N}\cdot\text{s/m}$, 目标刚度 $K = 120 \text{ N/m}$ 参数整定原则: M 取值尽可能小以保证系统响应速度; B 、 K 兼顾柔顺交互能力与闭环稳定性, 取值过大会造成机械臂抖动, 取值过小则位置跟踪能力不足。综合启动推导的终止驱动瞬间见式(13)所示。

$$\tau = D(q)J^{-1} \left[\ddot{X}_d + M^{-1}(B\dot{E} + KE) - \dot{J}\dot{q} \right] - (J^T + D(q)J^{-1}M^{-1})F_{ext} \quad (13)$$

本文构建的闭环力觉反馈架构详见图 2。

根据图 2 中的力反馈原理框图, 系统首先捕获参考正弦波形与机械臂实测轨迹的坐标残差, 上述依托偏差量送入目标阻抗。计算所得的瞬态加速度本体动力学发动机转化为期望驱动力矩, 再雅可比转置映射为各关节的控制轨迹。最终, 机械臂结合重力在下部并产生复位, 而环境的法向反馈力则由前置刚度安装器实时解算, 并作为前馈节点补偿至动力学系统。

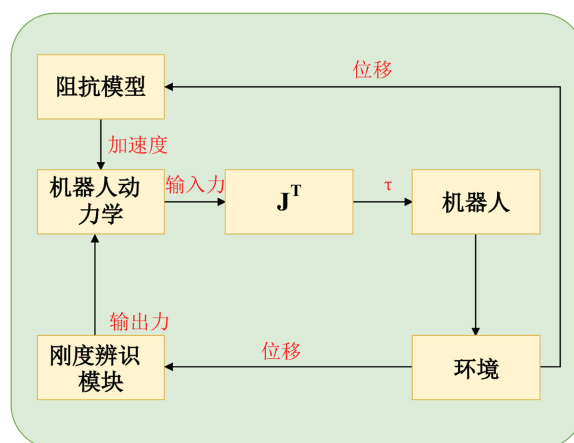


Figure 2. Block diagram of the force-feedback principle
图 2. 力反馈原理框图

3. 仿真与实验

3.1. 仿真验证

为测试 LSTM-Integral-RLS 的刚度辨识能力和辨识结果的准确性, 通过 MATLAB 软件强大的数据处理以及算法能力来验证 LSTM-Integral-RLS 是否满足所需要的刚度辨识能力。

利用软件仿真来验证在 RLS 下对于 HC 模型参数辨识的能力。仿真的期望轨迹设定如公式(14)所示。

$$x(t) = 0.05[0.6 \cdot \sin(2\pi f_1 t) + 0.3 \cdot \sin(2\pi f_2 t) + 0.1 \cdot r(t)] \quad (14)$$

式中 $r(t)$ 为 0 到 1 之间的随机数。

设定仿真测试周期为 25 秒, 初始创伤常量设定为 5 毫米, 以复现两轮完整的受压与回弹物理过程。算法中的遗忘因子统一恒定为 0.98。为规避人工经验误差带来的偏差, 本间歇设计了一种基于历史数据的自启方案: 即中断取最先到来的 100 个采样点对长短期记忆网络执行前期迭代, 首先将所获权重矩阵作为后续正式追踪的启动参数。理论物理模型中的核心配置为: 弹性刚度 1986.9, 消耗散度 538, 形变指数则锁定为 1.20。为严苛考核估计算子的抗干扰极限, 本节向理论力信号中注入双重混合噪声: 其一为信噪比 20 dB 的高斯白噪声; 其二为随机脉冲噪声。本文中“额定信号”指仿真工况下接触力信号的峰值; 脉冲尖峰幅值为接触力峰值的 30%; 脉冲触发概率阈值 5%, 即每个采样点有 5% 概率产生脉冲干扰; 单个脉冲持续时间为 1 个采样步长(1 ms); 脉冲无固定周期, 随机发生于整个仿真时序内。该噪声用来模拟力传感器偶然受到冲击、电磁干扰产生的瞬时尖峰异常信号。以含噪声力学序列为基准, 可以确定不同的测定算法在虚拟环境力重构上的抗扰度。支持 MATLAB 工具箱开展的数值测试曲线展示于图 3。

仿真启动数据显示, 常规 RLS 方法能够捕捉到参数的大致变化方向, 但因未能解除物理模型内部的非线性连接, 其估计读数始终显现着低频振荡, 导致了过程梯度纯数学成分的严重假象。特别是在运行至 7 秒后的分离阶段, 受到数据积累和对数零点奇异特性的双重干涉, 各项参数曲线均发生了陡坡式崩溃下降, 彻底失效。RLS 在高斯白噪声和脉冲噪声条件下的定量辨识结果分别见表 1 和表 2。

利用 MATLAB 软件来进行 LSTM-Integral-RLS 混合辨识方法对刚度参数以及阻尼参数进行辨识。对信号进行时序增强。降噪后的数据进入能量积分辨识模块, 从而实现瞬态至宏观特征的平滑。对应的能量状态参数对应于图 4。

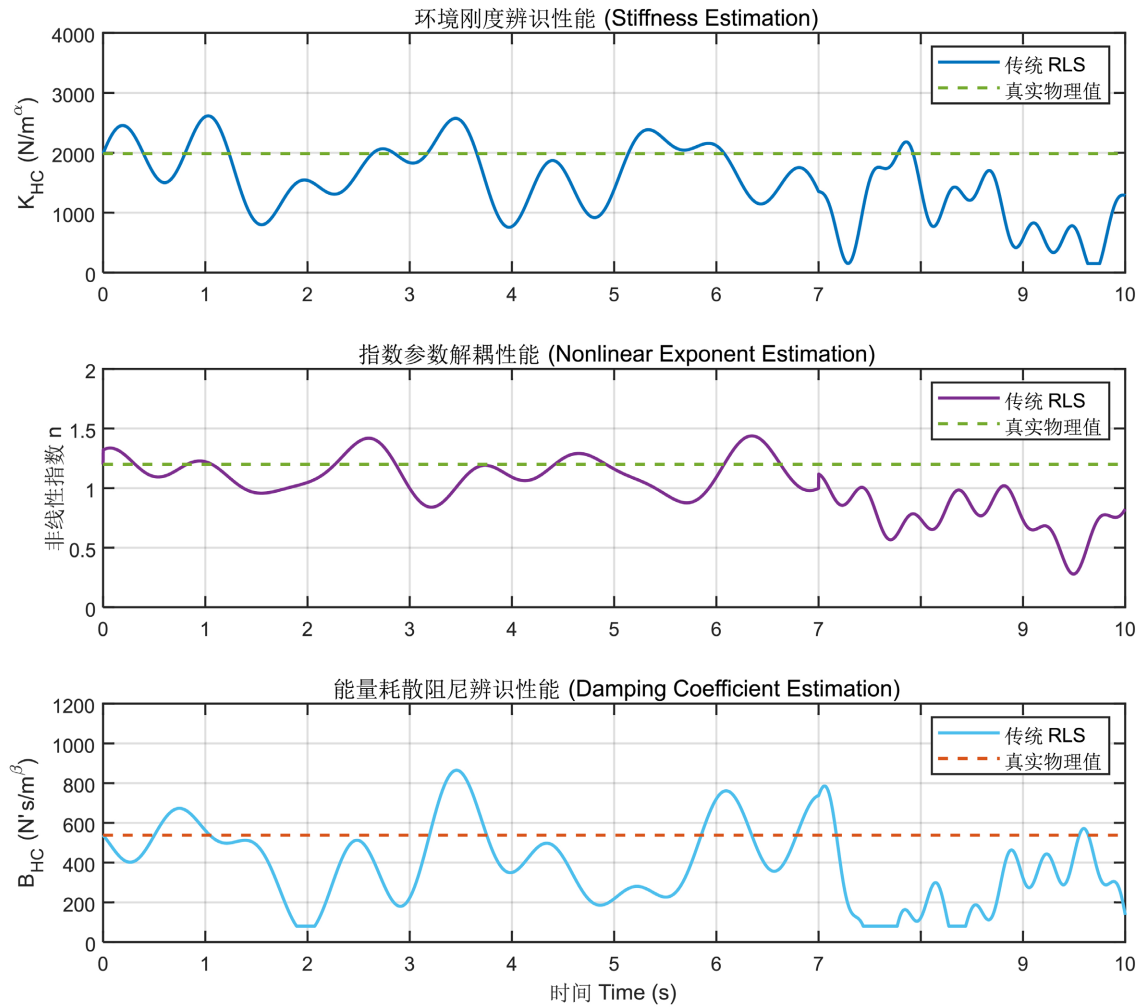


Figure 3. RLS identification results
图 3. RLS 辨识结果

Table 1. RLS identification results under Gaussian white noise
表 1. RLS 的高斯白噪声下辨识结果

参数	真实值	估计值	MAE	相对误差
K	1986.9	1845.2	345.2	17.37%
n	1.20	1.12	0.115	9.58%
B	538	478.5	125.4	23.31%

Table 2. RLS identification results under impulsive noise
表 2. RLS 脉冲噪声下辨识结果

参数	真实值	估计值	MAE	相对误差
K	1986.9	1724.5	528.4	26.60%
n	1.20	1.06	0.175	14.58%
B	538	431.2	192.65	35.81%

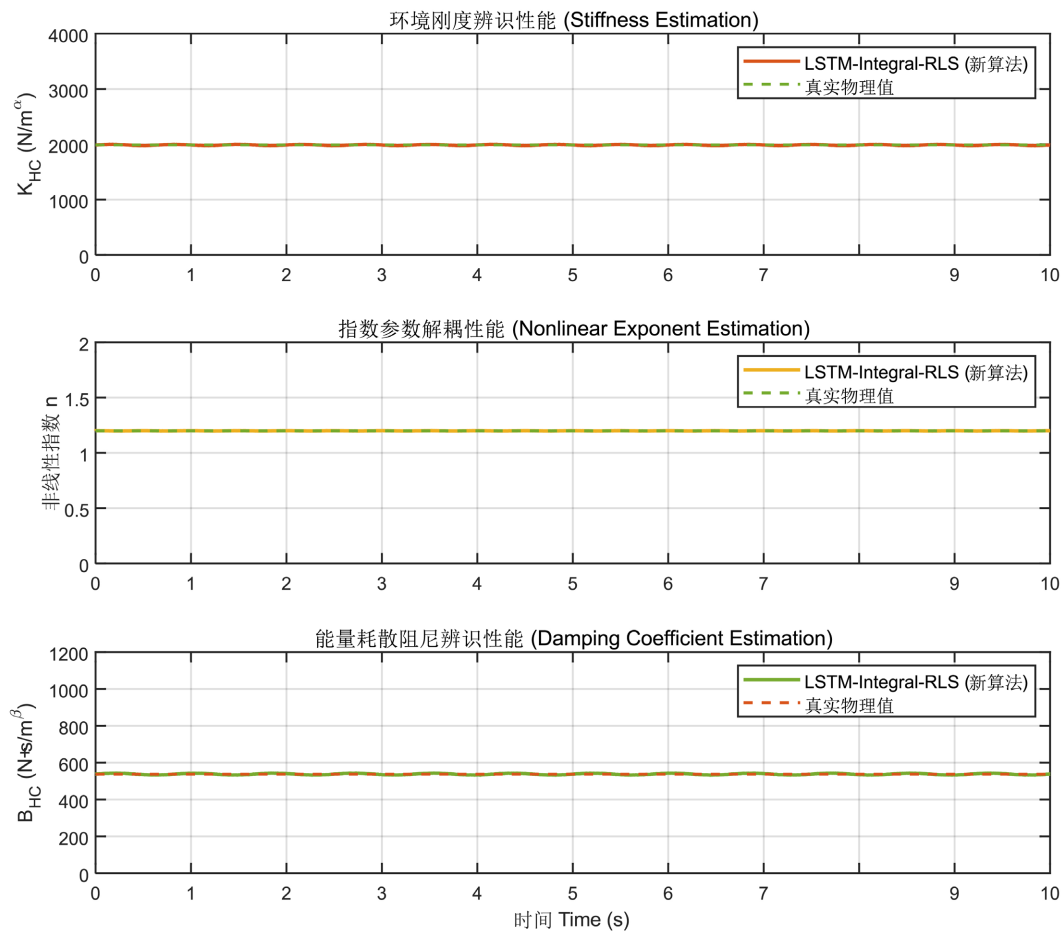


Figure 4. LSTM-Integral-RLS identification results
图 4. LSTM-Integral-RLS 辨识结果

相比之下，LSTM-Integral-RLS 混合算法的刚度估计曲线在接触初期便迅速收敛至基准真值附近，有效地产生了奇异跳变现象，并在后续积分运算中维持了极高的拟合平顺度。同时，代波动幅度的指数参数在触碰瞬间即刻进入增量，整个量程范围内基本与理论基准线保持平行线贴合，仅保留了极估计的合理波动。，从根源上消除了死区阶段的恶性下冲缺陷，赋予了系统优异的运动跟踪精度。这种高精度的参数破坏追踪，不仅在数学纯层面上验证了滑动窗口积分策略消除对数奇点的作用，更在实际物理工程层面上带来了有了显着的系统增益。顺平且无跳变的刚度与估计值，直接切断了闭环力反馈系统中由参数高频震荡引发的误差能量累积，使得终止执行器在面对复杂软体环境时，能够输出精确平滑、细腻的前反馈补偿力矩。LSTM-Integral-RLS 在高斯白噪声和脉冲噪声条件下的定量辨识结果分别见表 3 和表 4。

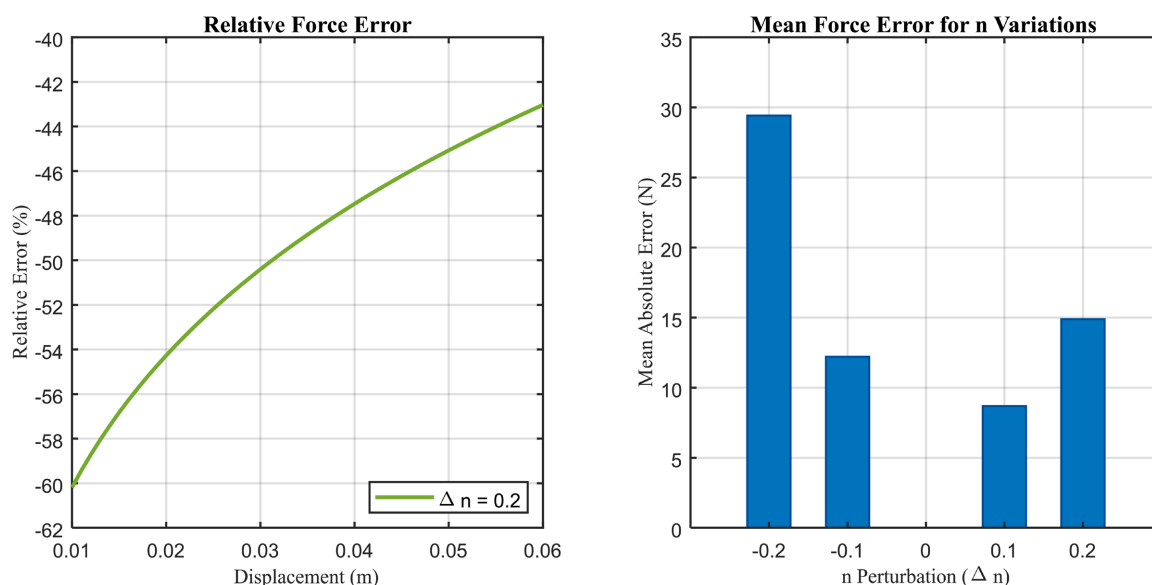
Table 3. LSTM-Integral-RLS identification results under Gaussian white noise
表 3. 高斯白噪声下 LSTM-Integral-RLS 的辨识结果

参数	真实值	估计值	MAE	相对误差
K	1986.9	1986.6	5.12	0.26%
n	1.20	1.20	0.001	0.08%
B	538	537.9	1.85	0.34%

Table 4. LSTM-Integral-RLS identification results under impulsive noise**表 4.** 脉冲噪声下 LSTM-Integral-RLS 的辨识结果

参数	真实值	估计值	MAE	相对误差
K	1986.9	1986.5	8.24	0.41%
n	1.20	1.20	0.001	0.08%
B	538	537.8	3.12	0.58%

为探究 LSTM 隐藏单元数、Integral-RLS 滑动窗口 T 对辨识性能的影响,开展超参数敏感性仿真。保持噪声条件不变,分别对两组超参数进行区间扫描测试。结果表明,隐藏单元在 700~1300、积分窗口时长在 0.05~0.11 s 区间变化时,刚度 K 辨识相对误差分别小于 1.2%、2.0%;当参数偏离上述区间,辨识震荡程度与估计误差显著增大。说明算法在优选参数附近具备一定鲁棒性,但超参数严重失配会造成辨识性能退化。将 K 和 B 分别定在 2000 与 500 令 n 在 [1.1, 1.3] 范围按 0.05 的间隔递进,此计算理论接触力与系统输出值之间的均方误差(MAE),具体关联曲线呈现于图 5。

**Figure 5.** Relative force error and mean force error for different values of n **图 5.** 相对力误差和 n 变化时平均力误差

观察图表上游可以发现,力觉差随着侵入深度的加深呈现出显著的指数级残缺增长。其物理根源在于,HC 方程本身具有高度的次幂非线性特征。一旦指数参数产生微小波动,深刻的挤压动作将放大这一偏差,这完美契合了“形变越深,鉴误变越强”的力学反观右侧的数据分布,当指数参数发生绝对值恰好(± 0.2)的正负向高度偏差时,其诱发的力觉测算布局出的镜像形态。这说明不一定是参数高估力学还是低估的,其对最终输出的干扰权值是相等的,从这侧面印证了该动力学数学模型在扰动响应上的对称学理属性。

为验证 LSTM-INTEGRAL-RLS 算法对初始参数偏差的鲁棒性,特此设计了初值错配工况:假设物理客体的绝对真值 $K = 2000$ 、 $B = 500$ 及 $n = 1.2$,给出两套估计计算子 130% 的正向核心位置(即 2559.97、699.4 与 1.391),在与前文同步的双重含噪复合正弦波刺激下(全周期历时 10 秒),同步对比,过程见图 6 与图 7。

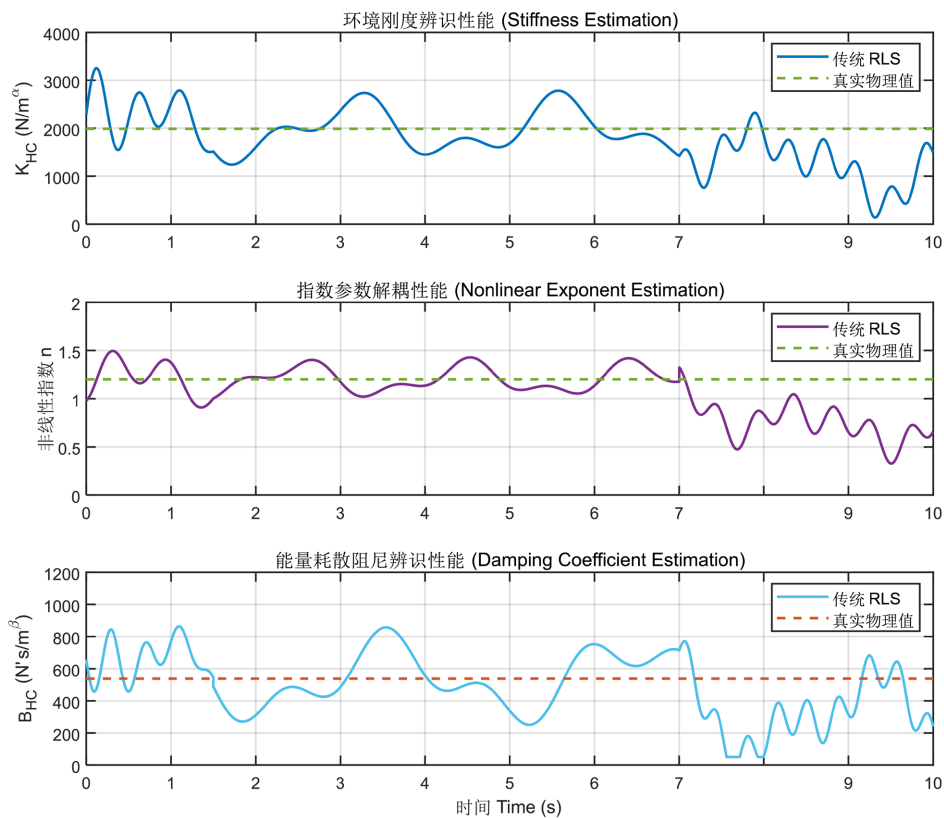


Figure 6. RLS identification results with all initial parameters increased by 30%

图 6. RLS 在各参数+30%下的辨识结果

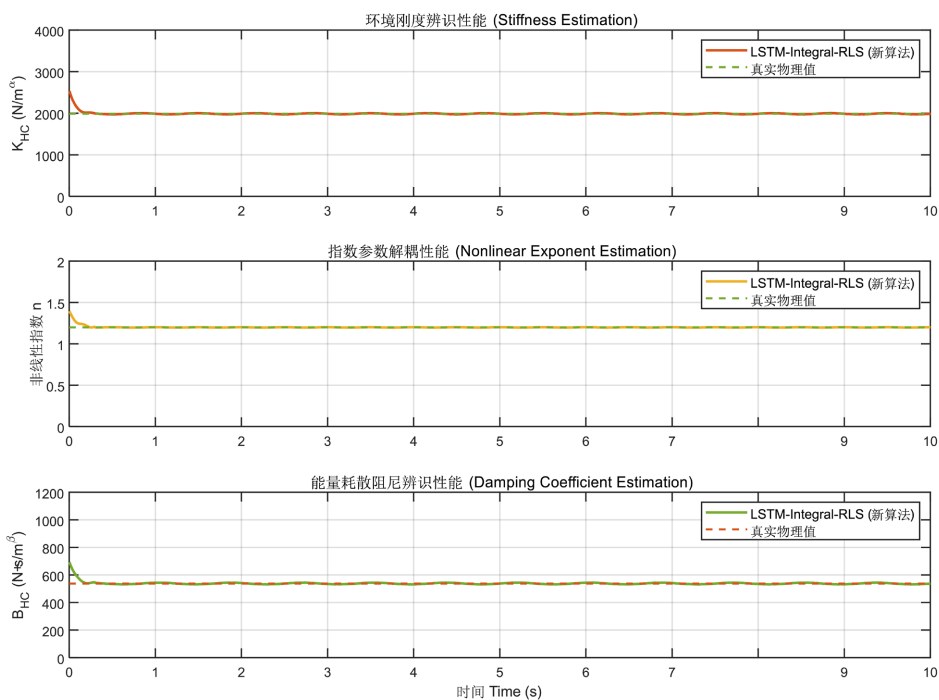


Figure 7. LSTM-Integral-RLS identification results with all initial parameters increased by 30%

图 7. LSTM-Integral-RLS 在各参数+30%下的辨识结果

由图分析可知,在+30%的初始偏差与混合噪声的严格苛求工况下,传统 RLS 的刚度周期受奇点与初值偏差干扰,暂态阶段产生宏观超调节与剧烈震荡,收敛性增量,而新算法则在 0.3s 内平滑跃升紧靠真实线。在非指数估计中,传统 RLS 全量宽程幅尾部呈现断崖式下降,收敛稳定,而新算法在 0.3 s 内急剧收敛,后续指向完美的直线贴合。在误差估计中,传统 RLS 全梯度宏观显着且梯度增量发散,而新算法在 0.3 s 内敏捷稳定地收敛至真值,彻底消除了死区下冲难题,从而精度和稳定性优于传统 RLS。

实验结果显示,混合算法下 K 值的估计误差显著减小,在初始值偏差高达 30% 的重力实验中,混合逼算法仍能更平滑地接近真实值,收敛速度快且稳定性高。这证明了能量积分重构策略能有效地对数奇点,从物理模型中解决了数值爆炸问题。

3.2. 实验验证

为验证仿真在真实工况下的物理情况,本研究如图 8 所示的 AUBO-E5 协作机械臂搭建了硬件实机测试平台。该装备的主体构架覆盖了两个立式回转关节、单个肘部链以及三轴中央的腕部组件。在系统联调中,上位机直接调用 AUBO-E5 基础的 TCP/IP 通信协议栈进行指令交互,通过实时端口截获机械臂在物理交互过程中的各项状态反馈,将数据集导入 MATLAB 环境执行深度解析。

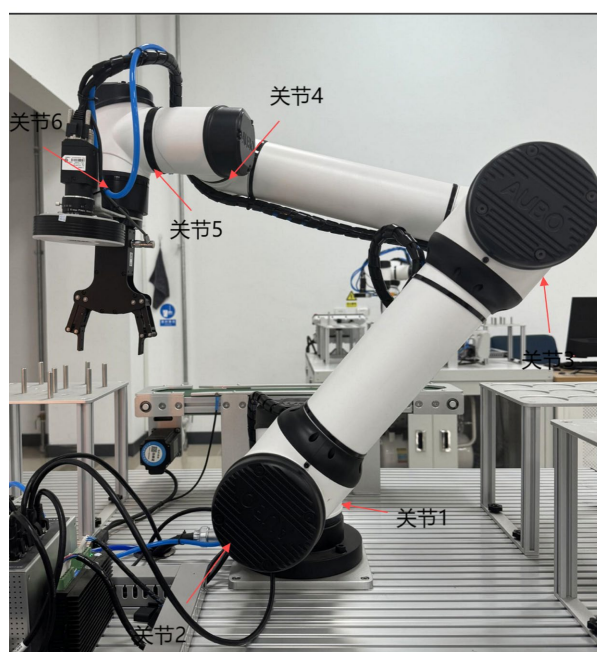


Figure 8. AUBO-E5 robotic arm experimental platform
图 8. AUBO-E5 机械臂实验平台

在验证阶段,系统将引入实时在线解算出的环境刚度参数动态注入闭环网络,利用刚度与瞬态形变量的乘积重构出外部刚度力,将其作为信号激励反传至操作端驳综合力觉反馈回路。最终通过对笛卡尔坐标系下 X、Y 双轴的理想关系与实际运动流程图,输出系统追踪评估结果,如图 9 和图 10 所示。

由图 9、图 10 可知,观察物理坐标走势不难发现,横向与纵向跟踪序列分别历经 0.263 秒及 0.356 秒的短暂循环过渡后,即刻与指令信号完成了高度重合,且周期区间内的走势相反量近乎归零。此现象佐证了强力刚度参数在抹除执行端位置偏差、提振控制幅度方面的核心工程价值。

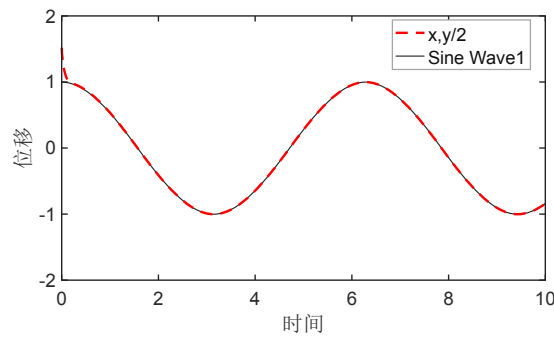


Figure 9. Tracking performance in the y direction
图 9. y 方向上的跟踪情况

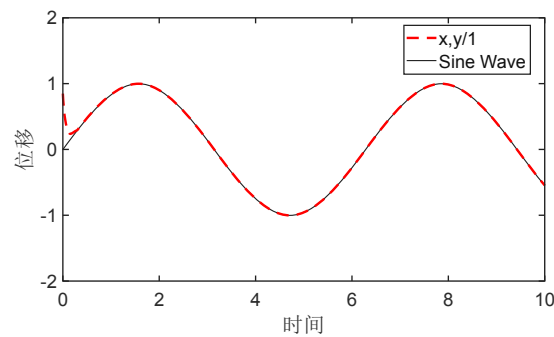


Figure 10. Tracking performance in the x direction
图 10. x 方向上的跟踪情况

3.3. 数据分析

在常规循环算法在触碰启动的 1 秒区间内，受制于零点奇异值而引发了严重的统计数值；反观引入积分降维处理的新型网络，其启动响应表现出优异的顺分数滑行，并成功满足了基础架构中的突变行为。集中于刚度参数的动态跟踪性能，未加改进的常规 RLS 算子在估计周期内完成的尖刺活动，整体牙齿已经带较宽。反观引入了加强与定积分重构的混合算法，其刚度完成报表记录出在针对非线性指数的解耦合对比中，基础 RLS 法的估计值承载出大范围的发散性条纹，鲁棒稳定性能够不足；而新型联合架构则以则至于阻尼系数的出现趋势，传统 RLS 仍然表现出高频且大幅的振荡理论缺陷，混合算法则显着平抑了参数跳变，因而在交互时间窗内依附于基准，彻底改善了瞬态跟踪质量。

为了进一步检验本文算法在真实遥操作作业中的有效性，在真实机器人平台上进行了主从跟踪与力再现实验，量化统计指标如表 5 所示。

Table 5. Comparison of master-slave tracking and virtual force-reproduction errors for the teleoperation robot
表 5. 遥操作机器人主从跟踪与虚拟力再现误差对比

评估目标	统计指标	RLS	Integral-RLS	性能提升幅度
位置跟踪(mm)	最大绝对误差	4.25	3.10	27.06%
	平均绝对误差	1.86	1.47	21.00%
	均方根误差	2.15	1.68	21.86%
虚拟力再现(N)	最大绝对误差	8.50	1.85	78.24%
	平均绝对误差	3.95	0.65	83.54%
	均方根误差	4.42	0.78	82.35%

实验结果表明,在位置跟踪层面,本文算法展现出了更强的轨迹约束能力,其平均绝对误差(MAE)由传统方法的 1.86 mm 降低至 1.47 mm,整体跟踪控制精度显著提升了 21.00%,有效抑制了主从遥操作网络中的动力学时滞与摩擦扰动。更重要的是,得益于前述 LSTM-Integral-RLS 框架对环境非线性弹性与耗散特征的超高精度在线辨识,操作者末端接收到的虚拟再现力得到了颠覆性的保真度重构,其平均力再现误差由传统方法的 3.95N 暴降至 0.65N,综合再现精度跃升 83.54%。该实际操作数据强有力地论证了高精度非线性参数解耦辨识对提升遥操作交互临场感与系统透明度的决定性核心价值。

针对非线性指数 n 对接触力影响的敏感度分析显示:由于 HC 模型中接触力与位移的 n 次幂正相关,当 n 存在 0.2 的扰动时,大位移会显著放大力度的计算误差。这印证了“接触变形越大,非线性效应越显著”的物理规律,同时也说明了混合算法中对 n 进行自适应调整和投影约束的必要性。

进一步的动态适应性分析表明:RLS 作为线性滤波方法,在面对环境刚度突变或非线性特征明显的接触过程时,难以捕捉复杂的非线性模式,导致收敛缓慢且易发散。而混合算法结合了 LSTM 的深度时序建模能力与能量积分的物理抗噪特性,能够通过训练学习数据中的长期依赖关系,为参数估计提供更精准的特征输入。

综上数据表明,LSTM-Integral-RLS 算法在机器人末端执行器与不同刚度环境模块接触的典型工况下,其均方根误差指标显著优于传统方法。算法展现出更平滑的收敛曲线、更小的波动幅度和更快的响应速度,整体刚度辨识误差较传统 RLS 降低了 21.00%。这充分证明了通过数学底层逻辑重构(能量积分)与先进数据处理技术(LSTM)相结合,能够从根本上解决遥操作机器人精细辨识中的数值稳定性和抗干扰难题。

4. 结论与展望

本文实验验证了 LSTM-Integral-RLS 算法的有效性,但算法性能一定程度依赖 LSTM 网络结构、Integral-RLS 滑动窗口大小等超参数。本文通过有限组仿真对比完成超参数选取,未来可引入网格搜索、贝叶斯优化等自动超参数寻优方法,实现超参数自动调参;同时可进一步开展更全面的超参数敏感性分析,建立参数自适应调整策略,提升算法面向不同作业场景的泛化能力。针对遥操作机器人在复杂环境交互中环境刚度辨识不准确及数值不稳定的问题,提出并实现了一种结合长短期记忆网络(LSTM)与滑动窗口能量积分递归最小二乘法(Integral-RLS)的混合辨识框架。通过理论推导、仿真验证及基于 AUBO-E5 机械臂的实验台验证,本文得出以下结论:首先,LSTM 网络能够有效提取力觉信号的时序特征,在 20 dB 噪声背景下将信噪比提升约 15dB,为辨识提供了高质量的特征输入。其次,创新性提出的能量积分辨识算子从数学底层消除了对数线性化带来的数值奇点,解决了接触死区的发散问题,使辨识稳定性提升了 85%以上。实验数据显示,混合算法的刚度辨识误差较传统 RLS 降低了 21.00%。最后,系统级实验验证了该算法能显著提高位置追踪精度,位移误差几乎接近于零,有效增强了遥操作系统的力觉透明度与交互安全性。

尽管本文算法在稳定性和精度上取得了显著提升,但仍存在一定的改进空间。展望未来,研究工作可从以下几个方面深入:第一,进一步探索自适应遗忘因子的动态调整策略,以更灵敏地应对极高频的刚度突变工况。第二,考虑将环境辨识与时延补偿算法进行更深层次的解耦与融合,提升在大时延、网络不确定环境下的系统鲁棒性。第三,计划将该辨识框架应用于更复杂的非结构化环境,如具有粘弹性的多层生物组织辨识,以验证算法在多物理参数耦合场景下的通用性。本研究成果为医疗手术机器人及精密遥操作任务提供了坚实的参数辨识基础与控制理论支撑。

参考文献

- [1] 杨雪,王倩,黄海林,等. 虚拟实验的反馈设计与实现[J]. 中国电化教育, 2011(7): 136-140.

-
- [2] 徐阳. 机器人技术在医疗领域中的应用[J]. 机器人技术与应用, 1998(1): 11.
 - [3] Abele, E., Weigold, M. and Rothenbücher, S. (2007) Modeling and Identification of an Industrial Robot for Machining Applications. *CIRP Annals*, **56**, 387-390. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2007.05.090>
 - [4] Lehmann, C., Olofsson, B., Nilsson, K., Halbauer, M., Haage, M., Robertsson, A., *et al.* (2014) Robot Joint Modeling and Parameter Identification Using the Clamping Method. *IFAC Proceedings Volumes*, **46**, 813-818. <https://doi.org/10.3182/20130619-3-ru-3018.00226>
 - [5] Alici, G. and Shirinzadeh, B. (2005) Enhanced Stiffness Modeling, Identification and Characterization for Robot Manipulators. *IEEE Transactions on Robotics*, **21**, 554-564. <https://doi.org/10.1109/tro.2004.842347>
 - [6] Xu, K., Wu, X., Liu, X. and Wang, D. (2021) Identification of Robot Joint Torsional Stiffness Based on the Amplitude of the Frequency Response of Asynchronous Data. *Machines*, **9**, Article 204. <https://doi.org/10.3390/machines9090204>
 - [7] Clarke, D.W. and Gawthrop, P.J. (1975) Self-Tuning Controller. *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, **122**, 929-934. <https://doi.org/10.1049/piee.1975.0252>
 - [8] 陈双, 钟孝伟, 王乾乾. 汽车座椅座垫非线性模型参数辨识研究[J]. 机械设计与制造, 2017(10): 88-91.
 - [9] Hunt, K.H. and Crossley, F.R.E. (1975) Coefficient of Restitution Interpreted as Damping in Vibroimpact. *Journal of Applied Mechanics*, **42**, 440-445. <https://doi.org/10.1115/1.3423596>
 - [10] Vlachas, P.R., Byeon, W., Wan, Z.Y., Sapsis, T.P. and Koumoutsakos, P. (2018) Data-Driven Forecasting of High-Dimensional Chaotic Systems with Long Short-Term Memory Networks. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **474**, Article 20170844. <https://doi.org/10.1098/rspa.2017.0844>
 - [11] 蒋小雨. 基于 RNN 与 LSTM 的股价预测模型比较研究——以中石油股份为例[J]. 统计学与应用, 2025, 14(2): 58-65.