

基于神经网络的机械臂摩擦力参数辨识方法

赵柏山,刘丹丹

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院,辽宁 沈阳 110870)

摘要:非线性摩擦是导致机械臂末端振动、引起跟踪轨迹偏移、控制误差的主要原因之一,因此对机械臂的摩擦力进行估计是非常必要的。在柔性关节机械臂的动力学模型中引入库仑-黏性摩擦力,获取摩擦力与特征信号之间的关系数据,将数据送入卷积神经网络与门控循环单元组合模型中对摩擦力进行参数辨识。分别对关节1处和关节2处的摩擦力进行辨识,辨识精度达到了99%以上。为建立更精确的机械臂模型、提高控制精度提供了理论基础。

关键词:柔性关节机械臂;卷积神经网络;门控循环单元;参数辨识

中图分类号:TP241 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)05-0155-04

Identification Method of Friction Force Parameters of Manipulator Based on Neural Network

ZHAO Baishan, LIU Dandan

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: As nonlinear friction is one of the main reasons for the vibration of the end of the manipulator, the deviation of the tracking trajectory and the control error, it is of necessity to estimate the friction force of the manipulator. Introduces the Coulomb-viscous friction force into the dynamic model of the flexible joint manipulator for numerical solution, obtains the data between the friction force and the characteristic signal and feeds the data into the combined model of convolutional neural network and gated recurrent unit for parameter identification of friction force. The friction parameters of joint 1 and joint 2 were identified respectively with the identification accuracy as over 99%, which provides a theoretical basis for establishing a more accurate manipulator model and improving the precision of motion control.

Keywords: flexible joint manipulator; convolutional neural network; gated recurrent unit; parameter identification

0 引言

摩擦是引起机械臂控制精度变低、性能变差的重要因素。为了更好地控制机械臂的运动,需要对机械臂中的摩擦大小进行辨识分析,从而得到更高精度的控制。文献[1]对于机械系统中常用的摩擦模型以及摩擦引起的振动控制等问题进行了详细研究。文献[2]采用粒子群优化算法来识别球形电机的摩擦参数。文献[3]对轻型机器人采用了拉格朗日方程进行动力学建模,考虑库仑-黏性摩擦,采用K均值聚类算法(K-means)和支持向量回归算法(SVR)对摩擦力进行了辨识。文献[4]建立了机器人的数学模型,通过分析关节速度和摩擦力矩之间的映射关系,提出了一种改进的Stribeck摩擦模型,采用混合遗传算法对相关的参数进行了辨识。本文考虑关节柔性和摩擦力两种非线性因素建立了机械臂动力学模型,获取加速度信号,通过经验模态分解得到多个IMF分量,再对其进行样本熵的计算。分析不同频域成分IMF信号的复杂度变化特性,建立摩擦与特征信号之间的联系。利用神经网络对数据高效学习的特点,建立了卷积神经网络

(CNN)与门控循环单元(GRU)联合模型对摩擦力参数进行辨识的方法。

1 机械臂动力学模型的建立

柔性关节机械臂具有使用灵活、质量轻的特点,能够完成更多任务,未来将会朝着更加轻型化方向发展^[5]。机械臂的关节处由谐波减速器、转矩传感器等构成,这些组件存在柔性,因而在机械臂建模过程中需要考虑关节柔性因素。本文采用Spong模型^[6]对关节柔性进行描述,具有柔性关节的n-连杆机械臂的动力学模型可以表述如下^[7]:

$$\begin{cases} \mathbf{M}(q)\ddot{q} + \mathbf{C}(q, \dot{q})\dot{q} + \mathbf{G}(q) = \mathbf{K}(\theta - q) \\ \mathbf{J}\ddot{\theta} + \mathbf{K}(\theta - q) = \tau \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}(q) \in R^{n \times n}$ 为惯量矩阵; $\mathbf{C}(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 为离心力和科氏力矩阵; $\mathbf{G}(q) \in R^{n \times 1}$ 为重力矩阵; $\mathbf{K} \in R^{n \times n}$ 为刚度系数矩阵; $\mathbf{J} \in R^{n \times n}$ 为电机转动惯量矩阵; $\tau \in R^{n \times 1}$ 为系统的驱动力矩; q, \dot{q}, \ddot{q} 均 $\in R^{n \times 1}$,分别为连杆的角位移、角速度、角加速度; $\theta, \dot{\theta}$ 均 $\in R^{n \times 1}$,分别为电机的角位移、角加速度。

第一作者简介:赵柏山(1980—),男,辽宁铁岭人,副教授,工学博士,研究方向为非线性统理论、无线通信技术及数字信号处理,1767895416@qq.com。

含摩擦的两连杆柔性关节机械臂,在不考虑重力的影响时,其动力学方程表示为

$$\begin{cases} M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + F_q = K(\theta - q) \\ J\ddot{\theta} + K(\theta - q) + F_\theta = \tau \end{cases} \quad (2)$$

式中: $F_q = [F_{q1} \ F_{q2}]^T$, 为关节侧的摩擦力; $F_\theta = [F_{\theta1} \ F_{\theta2}]^T$, 为电机侧的摩擦力。

采用库仑-黏性摩擦力,具体参数如下:

$$\begin{cases} F_{qi} = F_{c,j} \text{sign}(\dot{q}_i(t)) + F_{v,j} \dot{q}_i(t) \\ F_{\theta i} = F_{c,j} \text{sign}(\dot{\theta}_i(t)) + F_{v,j} \dot{\theta}_i(t) \end{cases} \quad (j=1,2,3,4) \quad (3)$$

式中: $i=1,2$, 为关节序号; $F_{c,j}$ 为对应的库仑摩擦力系数; $F_{v,j}$ 为对应的黏性摩擦力系数; $\text{sign}()$ 为符号函数。

2 基于状态信号的摩擦力特征分析

2.1 基本理论

经验模态分解 (EMD) 对于分析非平稳、非线性的信号具有很好的效果^[8]。不需要对原始信号进行任何预处理,可以直接将一个频率非常复杂的信号 $X(t)$ 分解成为若干个单一频率的固有模态函数 (IMF) 分量 $c_i(t)$ 以及一个残余分量 $r_N(t)$, 表达式如下:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_N(t) \quad (4)$$

样本熵 (SE) 用于衡量信号中产生新模式的概率大小, 概率越大, 熵值越大, 信号的复杂性就越大, 其计算不依赖数据长度并且具有更好的一致性^[9]。

2.2 摩擦的特征数据获取

机械臂是非常复杂的动力学系统, 具有强非线性、强耦合和时变性。摩擦的存在会导致机械臂产生运动误差, 引起振动。了解机械臂的振动特性关键在于通过有效的信号处理方法, 对信号进行特征分析。对式 (2) 中机械臂相关参数设置为臂长分别为 2.2 m 和 2 m, 连杆的质量分别为 2.65 kg 和 2.82 kg, 连杆的转动惯量设置为 $0.7 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 和 $0.8 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, 刚度系数为 $550 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1}$ 和 $800 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-1}$, 减速比都为 150, 转子的转动惯量为 $0.046 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 和 $0.026 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, 初始状态全部设置为 0, 驱动力矩均加入为 $\tau_1 = \tau_2 = \sin(2\pi t)$, 仿真时间 $t = 20 \text{ s}$, 对机械臂连杆 2 的加速信号进行 EMD 分解得到不同的 IMF 分量, 再计算其样本熵, 选取重构维数为 2, 阈值 $r = 0.25 \text{ std}(\text{IMF})$, 对于关节 1 处和关节 2 处分别存在摩擦的两种情况进行了分析, 将摩擦力初始值分别设置为: $F_{c1} = F_{c2} = 5 \times 10^{-6} \text{ N} \cdot \text{m}$; $F_{c3} = F_{c4} = 2 \times 10^{-6} \text{ N} \cdot \text{m}$; $F_{v1} = F_{v2} = 8 \times 10^{-7} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$; $F_{v3} = F_{v4} = 3 \times 10^{-7} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$ 。经过多次实验, 分别获取 1 500 次数据。由于在机械臂系统中库仑摩擦力起主要作用, 则库仑摩擦力与各个 IMF 熵值数据的关系如图 1 和图 2 所示 (本刊为黑白印刷, 如有疑问请咨询作者)。

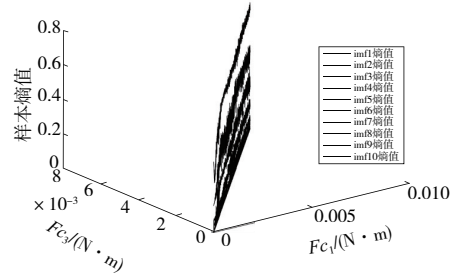


图 1 关节 1 库仑摩擦力参数与各个 IMF 熵值

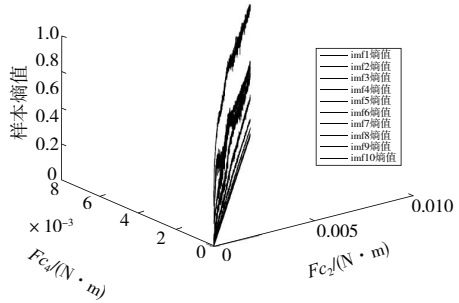


图 2 关节 2 库仑摩擦力参数与各个 IMF 熵值

由实验结果可知, 随着摩擦力的增大, 每个 IMF 分解的熵值也增大, 其中前 5 个 IMF 分量的熵值变化显著, 表明摩擦对机械臂的振动特性影响较大, 验证了通过对熵值的分析可以有效地建立摩擦力与末端机械臂特征信号之间的关系。

3 CNN-GRU 摩擦力参数辨识模型

3.1 基本原理

一个完整的卷积神经网络 (CNN) 由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层组成, 是一种前馈神经网络^[10]。卷积层是核心层, 隐式地从数据中进行抽象学习, 从而捕捉原始数据中不同角度下的特征, 高效地完成数据的特征提取, 通过加入激励函数使网络具有非线性; 池化层是在不改变原始特征数据的条件下对其主要特征进行筛选, 提高了运算速度, 达到了降维的目的; 全连接层将训练得到的特征进行重新组合对数据进行预测, 最后通过输出层将结果输出。

门控循环单元 (GRU) 是循环神经网络 (RNN) 的一种变体, 在一定程度上解决了 RNN 存在的梯度问题^[11]。GRU 相对于长短期记忆网络 (LSTM) 模型结构更为简单, LSTM 由输入门、遗忘门和输出门组成, 而 GRU 则只包含更新门和重置门^[12], 减少了参数, 训练时考虑了前后神经元的影响, 具有很好的预测效果。

3.2 CNN-GRU 模型搭建

本文结合 CNN 和 GRU 各自的优势, 对于机械臂中存在的摩擦力的辨识问题构建了完整的联合模型。具体流程如图 3 所示。

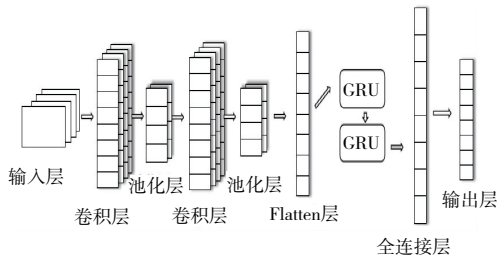


图3 CNN-GRU 机械臂摩擦力参数辨识模型

输入数据为多维离散的熵值数据,需要将数据转换成适合模型的矩阵形式。根据输入数据具有非线性,不同的熵值之间取值范围较大的特点,为避免不同量纲对模型预测效果的影响,提高预测结果的准确度,将数据进行了标准差方法的预处理,其公式为

$$\bar{y}_i = \frac{y_i - \mu}{\sigma} \quad (5)$$

式中: μ 为原始样本数据的均值; σ 为对应的标准差; \bar{y}_i 为归一化后的数据。

本文采用了二维 CNN 网络,两层卷积层均设置为 32 个大小为[2,2]的卷积核,加入 Relu 激励函数,步长为 1;

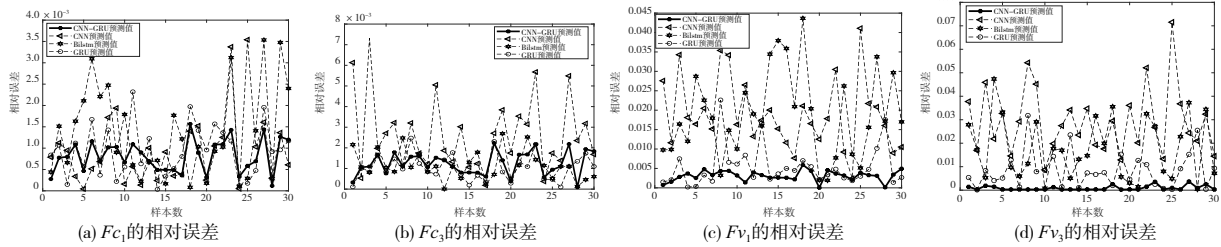


图4 摩擦力参数的相对误差曲线图

从图 4 得出,CNN-GRU 模型较 GRU、CNN、BiLSTM 网络模型的相对误差曲线平坦,误差最小,具有良好的运行效率,表明了 GNN-GRU 模型相对于 CNN、CRU、BiLSTM 辨识的效果最优。

池化层采用最大池化,其大小为 1,步长为 2;Flatten 层将池化层输出的数据进行了扁平化操作后输入到隐含单元个数分别为 128 和 64 的 GRU 网络中,最后经过全连接层进行特征整合,输出预测的摩擦力参数值。

为了评估模型的预测效果与精度,选用相对误差 (RE) 和预测精度 (FA) 作为精度评价指标。其公式分别为:

$$R_E = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (6)$$

$$F_A = \left(1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \right) \times 100\% \quad (7)$$

式中: \hat{y}_i 为预测的数据; y_i 为实际值。

3.3 实验分析

CNN-GRU 模型采用 Adam 算法进行权值更新,最大迭代次数 100, Batch 为 50,将获取的数据输入模型中,选取其 1 300 个数据进行训练,用 200 个数据进行测试。经过多次实验将初始学习率设置为 0.005,并与 GRU、CNN、双向长短期记忆神经网络 (BiLSTM) 等网络进行对比分析,在假设关节 2 处为理想状态时,对关节 1 处摩擦力的 4 个摩擦力参数进行辨识,结果如图 4 所示。

为了更好地验证本文所提方法的很好效果以及模型的有效性,在考虑关节 2 处和关节 1 处分别存在摩擦的两种情况下,各个网络依然选取 200 个数据为测试数据进行分析,得到的具体预测精度如表 1 所示。

表 1 不同辨识方法的预测精度对比表

单位:%

辨识方法	关节 1 处摩擦力				关节 2 处摩擦力			
	$F_{c1}/$ (N·m)	$F_{c3}/$ (N·m)	$F_{v1}/$ (N·m·s/rad)	$F_{v3}/$ (N·m·s/rad)	$F_{c2}/$ (N·m)	$F_{c4}/$ (N·m)	$F_{v2}/$ (N·m·s/rad)	$F_{v4}/$ (N·m·s/rad)
BiLSTM	99.66	99.69	96.03	95.90	99.51	99.59	95.00	89.14
GRU	99.85	99.81	98.92	98.53	99.48	99.57	96.05	92.68
CNN	99.87	99.68	98.08	97.20	99.71	99.62	96.15	95.75
CNN-GRU	99.88	99.80	99.53	99.90	99.84	99.75	99.40	99.88

由表 1 对比可知 CNN-GRU 模型的预测精度均比其他模型高,8 个摩擦力参数的辨识精度分别为 99.88%、99.80%、99.53%、99.90%、99.84%、99.75%、99.40%、99.88%。实验结果表明,CNN-GRU 对于在同时辨识多个参数的问题上具有一定的优势。

4 结语

本文对于机械臂的摩擦力参数辨识问题进行了研究,

提出了一种建立摩擦力与状态信号之间的关系,再通过神经网络训练来辨识摩擦力参数的方法。验证了通过经验模态分解结合样本熵方法能够有效地建立摩擦力与熵值之间的关系,获取数据,最后通过实验分析表明了本文所提方法对于机械臂的摩擦力参数辨识具有很好的效果。

参考文献:

[1] 丁千,翟红梅. 机械系统摩擦动力学研究进展[J]. 力学进展, 2013,43(1):112-131.

- [2] 李国丽,李浩霖,王群京,等. 永磁球形电机 Stribeck 摩擦模型参数辨识[J]. 电机与控制学报,2022,26(4):121-130.
- [3] 张铁,李秋奋,邹焱颢. 轻载机器人动力学参数辨识中的关节摩擦力辨识[J]. 润滑与密封,2020,45(7):1-7.
- [4] 张铁,胡亮亮,邹焱颢. 基于混合遗传算法的机器人改进摩擦模型辨识[J]. 浙江大学学报(工学版),2021,55(5):801-809,854.
- [5] 于仕泽,王周义,戴振东,等. 一种面向航天需求的仿生柔性机械臂的设计[J]. 机械制造与自动化,2020,49(1):134-137.
- [6] SPONG M W. Modeling and control of elastic joint robots[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1987, 109(4):310-318.
- [7] IBRAHIM K, SHARKAWY A B. A hybrid PID control scheme for flexible joint manipulators and a comparison with sliding mode control[J]. Ain Shams Engineering Journal,2018,9(4):3451-3457.
- [8] 刘泽鹏. 基于经验模态分解和优化概率神经网络的变压器励磁涌流识别研究[D]. 北京:华北电力大学(北京),2021.
- [9] 沈晓燕,王雪梅,王燕. 基于样本熵和模式识别的脑电信号识别算法研究[J]. 计算机工程与科学,2020,42(8):1482-1488.
- [10] 赵兵,王增平,纪维佳,等. 基于注意力机制的 CNN-GRU 短期电力负荷预测方法[J]. 电网技术,2019,43(12):4370-4376.
- [11] 牛哲文,余泽远,李波,等. 基于深度门控循环单元神经网络的短期风功率预测模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):36-42.
- [12] 薛阳,王琳,王舒,等. 一种结合 CNN 和 GRU 网络的超短期风电预测模型[J]. 可再生能源,2019,37(3):456-462.

收稿日期:2022-02-25

(上接第 154 页)

准确地诊断出公路摊铺机机械故障,更及时地对有故障的公路摊铺机进行维修,从而提高了公路摊铺机的工作效率。

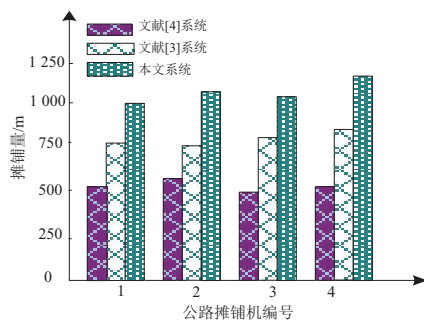


图 5 公路摊铺机摊铺效率对比

AUC 作为不同类别数据区分度的代表,是反映公路摊铺机状态数据异常检测效果的一个重要指标。为验证本文系统在公路摊铺机状态数据异常检测方面的优势,绘制在不同信噪比环境下,应用本文系统进行公路摊铺机状态数据异常检测获得的 AUC 曲线,具体如图 6 所示。分析图 6 可知,随着数据样本点数量的增加,应用本文系统进行公路摊铺机状态数据异常检测时获得的 AUC 值也呈现出下降的趋势,但是下降趋势非常不明显,并且在不同信噪比环境下的 AUC 曲线也十分接近。实验证明:应用本文方法可较好实现对公路摊铺机状态数据的异常检测,将该结果用于公路摊铺机故障诊断,可获得较好的故障诊断效果。

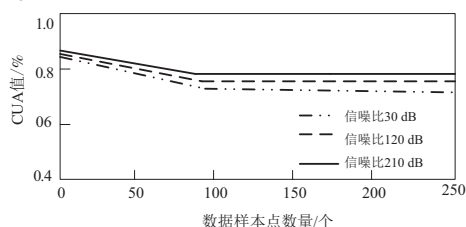


图 6 不同信噪比 AUC 曲线

3 结语

本文设计的基于嵌入式和模糊孤立森林的公路摊铺机机械故障诊断系统,可有效诊断公路摊铺机机械故障,满足实际公路摊铺机故障诊断工作需要。本文系统可实现公路摊铺机机械故障诊断,检测出的异常数据量与实际异常数据量完全相符合。数据信号去噪效果较好,可降低后续运算的复杂性,有效提升公路摊铺机机械故障诊断的准确性与效率。

参考文献:

- [1] 王友宝. 摊铺机摊铺厚度测量系统的测量精度研究[J]. 筑路机械与施工机械化,2018,35(11):86-89.
- [2] 郑建丰,冯虎,李相锋. 基于 AMESim 的摊铺机负荷传感多路阀液压系统仿真[J]. 筑路机械与施工机械化,2018,35(1):97-101,105.
- [3] 齐继阳,刘英豪,王凌云,等. 基于故障率与故障症的设备故障诊断方法[J]. 机械设计与研究,2018,34(3):17-21.
- [4] 白涛,张军,叶敏,等. 多总线接口终端的摊铺机远程监控系统研究[J]. 控制工程,2020,27(10):1788-1794.
- [5] 李长安. 基于模糊 PID 控制的摊铺机布料器控制系统[J]. 筑路机械与施工机械化,2019,36(7):94-98.
- [6] 胡师杰,权磊,田波,等. 水泥混凝土路面滑模摊铺机行进过程颠簸姿态研究[J]. 公路,2018,63(6):6-11.
- [7] 郑近德,潘海洋,程军圣,等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报,2020,56(9):125-136.
- [8] 任世锦,潘剑寒,李新玉,等. 基于 ELMD 与改进 SMSVM 的机械故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报,2019,51(5):693-703.
- [9] 谢军,刘云鹏,刘磊,等. 局放信号自适应加权分帧快速稀疏表示去噪方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(21):6428-6438.

收稿日期:2022-09-19