

DOI:10.11918/202407011

旋转刀尖点频响函数的迁移学习预测技术

王贤钧, 王玲, 李洋洋, 陈春霞, 殷国富

(四川大学 机械工程学院, 成都 610065)

摘要: 针对刀尖点频响函数受机床主轴位置、主轴转速和刀具参数的影响较大的难点, 为快速准确地获取机床刀尖点频响函数, 文中引入迁移学习提出了一种基于少量试验样本来获取不同刀具参数的旋转刀尖点频响函数预测模型的方法。首先, 生成机床主轴位置和转速的正交规划表, 基于空运行自激励法和卷积神经网络(CNN)算法, 建立与机床加工位置和主轴转速相关的刀尖点频响函数预测模型。其次, 考虑刀具伸长量、直径和种类等参数的影响, 利用少量的相关数据样本, 基于迁移学习训练出不同刀具工况的刀尖点频响函数预测模型。最后, 基于加工中心 VMC80IV 开展了锤击实验和空运行自激励实验, 采用实验数据对预测模型进行训练, 以各阶次模态参数为模型输出值, 通过模态叠加法重构出刀尖点频响函数, 并对比模型预测值和实际测量值。结果表明, 对于不同刀具工况下的旋转刀尖点频响函数预测模型, 各阶次固有频率的预测误差不超过 2%, 阻尼比的预测误差不超过 5%, 验证了该预测模型的有效性和准确性。

关键词: 刀尖点频响函数; 激励实验; 卷积神经网络; 有限样本; 迁移学习

中图分类号: TH113.1; TG71 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2025)08-0134-09

Transfer learning prediction technology for frequency response function prediction of rotary tool tip

WANG Xianjun, WANG Ling, LI Yangyang, CHEN Chunxia, YIN Guofu

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Tool tip frequency response function (FRF) changes with the position of the machine tool spindle, spindle speed, and tool parameters. In order to quickly and accurately obtain the frequency response function of the machine tool tip, a method based on a small number of experimental samples to predict the rotating tool tip FRFs under different tool parameters is proposed by introducing transfer learning. Firstly, an orthogonal programming table for the position and speed of the machine tool spindle is generated, and the prediction model of the rotating tool tip FRFs related to the machining space and the spindle speed is established based on the combination of the self-excitation method and the convolutional neural network (CNN) algorithm; Then, considering the influence of parameters such as tool elongation, diameter and type, transfer learning is adopted to train the prediction model of tool tip FRFs under different tool conditions by a small amount of data. Finally, the prediction model is trained using experimental data from hammer impact experiments and self-excitation experiments at the machining center VMC80IV. The modal parameters of each order output by the model are reconstructed to obtain the tool tip FRFs using the modal superposition method, and the predicted values of the model are compared with the actual measured values. The experimental results show that for the prediction model of the FRFs of the rotating tool tip under different tool working conditions, the prediction error of each order of natural frequency did not exceed 2%, and the prediction error of damping ratio did not exceed 5%, which verifies the effectiveness and accuracy of the prediction model.

Keywords: tool tip frequency response function; excitation method; convolutional neural network; limited samples; transfer learning

随着航空军事等诸多领域的发展, 对数控机床的加工性能提出了更高的要求^[1]。然而, 在机床切削加工过程中产生的振动会使刀具与工件之间会产生

强烈的颤振, 是导致工件表面光洁度差、材料去除率低、刀具磨损和机床故障的主要因素^[2]。目前预防颤振的有效方法是基于绘制切削稳定性叶瓣图来

收稿日期: 2024-07-03; 录用日期: 2024-12-18; 网络首发日期: 2025-06-11

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20250611.1144.002>

基金项目: 四川省科技成果转化示范项目(2024ZHCG0058)

作者简介: 王贤钧(1998—), 男, 硕士研究生; 殷国富(1956—), 男, 教授, 博士生导师

通信作者: 王玲, wanglynn@scu.edu.cn

选择合适的主轴转速和切削深度,而计算稳定性叶瓣图的必要条件是获取准确的刀尖点频响函数^[3]。影响频响函数的主要因素有:1)机床加工空间的不同,会使得机床的质量矩阵、刚度矩阵和阻尼矩阵的变化,从而导致刀尖频响的不确定;2)主轴转速的不同,产生的离心力和陀螺仪力矩会影响刀尖频响;3)刀具参数的不同,切削加工过程中换刀会导致刀具的伸长量、直径和种类等参数的改变,直接影响主轴-刀具系统的动态特性。因此,刀尖点频响函数研究一直是国内外学术界和工业界的重点关注内容。

目前,基于实验来获得刀尖频响函数的方法是最有效的。尹佳、杨闪闪等^[4-5]基于锤击实验获得机床在不同位置的刀尖点频响函数,探究频响函数随机床位置的变化规律,优化机床切削参数以抑制颤振。但是,锤击实验只能在机床静止状态下进行,不适合主轴旋转的机床。为解决该问题,Matsubara、Tatar等^[6-7]基于激励法,利用可测量的激励,获取旋转刀具的振动响应,分析出旋转刀尖频响函数;马维贞等^[8]采用反稳定性解方法,进行变切深的切削实验来获得稳定性叶瓣图,反向求出旋转刀尖频响函数。Peng等^[9]采用空运行自激励法,并以实验模态法获得的模态常数来弥补空运行自激励法的缺陷,重构出频响函数。然而工程应用中工件加工的位置、转速和刀具变化,将使工艺系统动态特性随之改变,因此需重复实验获取刀尖点频响函数,耗时耗力并严重降低生产加工效率。

为快速评估准确的刀尖频响函数,许多研究人员建立了深度学习回归模型。张云飞等^[10]基于KNN(K-nearest neighbors)算法训练位置相关的刀尖频响预测模型。Liu等^[11]构建位置相关的刀尖频响预测模型,利用迁移学习训练出不同长度和直径的刀具相关预测模型。Qiu等^[12]通过改进的半监督图卷积网络,在有限的的数据下迁移训练出与位置和速度相关的刀尖频响预测模型。当回归模型将位置、转速和刀具参数均作为变量时,模型所需的训练数据会呈倍数增加,这意味着需要进行大量的实验。

针对上述问题,本文提出了一种基于迁移学习来获取不同刀具的旋转刀尖频响函数预测模型的方法。首先,采用空运行自激励法和实验模态法来辨识出刀尖频响函数,构建充足的源域样本,基于卷积神经网络建立位置和速度相关的刀尖频响预测源模

型。其次,考虑刀具参数变化的影响,对目标刀具工况下刀尖频响预测模型采用相同实验方法进行获取,构建少量的目标域样本。最后引入迁移学习,考虑样本特征相同,直接微调源模型,快速训练出目标刀具工况预测模型,准确预测出不同刀具的旋转刀尖频响函数。

1 旋转刀尖频响函数实验原理

刀尖点频响函数是数控机床动态特性在刀尖处的体现,是构建和求解机床稳定性模型的基础,其定义为机床系统在激振力作用下的响应位移与激振力之比。

根据模态理论,频响函数可以看作是各个模态的叠加。因此,对于具备 n 阶模态的频响函数,可重构为

$$H(\omega) = \frac{X(\omega)}{F(\omega)} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{K_i \left[\left(1 - \left(\frac{\omega}{\omega_{n,i}} \right)^2 \right) + j2\zeta_i \frac{\omega}{\omega_{n,i}} \right]} \quad (1)$$

式中: X 为结构响应的位移向量, F 为受到的外界力, ω_n 为固有频率, ζ 为阻尼比, K 为模态刚度。

锤击模态实验是测量静止状态下机床刀尖频响函数的一种简单且有效的方法,将采集到激振力和加速度响应的信号输送到计算机中,数据处理后得到静止刀尖点频响函数。但该方法难以对旋转刀尖点频响函数进行直接获取,需引入空运行自激励法。

空运行自激励法是一种工作模态分析法,主要利用机床自身的自激励振动来测量机床系统的模态参数。机床自激励来源于机床可动部件的加减速运动,包括平移运动和旋转运动。由于机床可动部件具备一定质量,在加减速运动中会产生惯性力或偏心力,对机床本身结构施加激励,然后实验测量得到结构的响应信号,基于模态辨识方法来获得机床系统的模态参数。

采用空运行自激励法将获得机床运行状态下的振动响应,并转变为自功率谱函数,通过模态辨识方法可以获得该状态下的模态参数,即固有频率 $\omega_{0n,i}$ 、阻尼比 ζ_{0i} 和模态刚度 K_i 。但由于缺少激振力的信息,空运行自激励法辨识的模态刚度是未归一化的。当机床在旋转状态下的模态刚度与在静止状态下的模态刚度相差不大时,可采用静止状态下的模态刚度来重构在机床在旋转状态下的刀尖点频响函数,见图1。

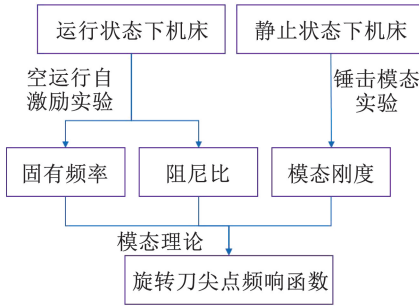


图 1 旋转刀尖频响函数实验原理

Fig. 1 Experimental principle of frequency response function of rotary tool tip

基于式(1), 旋转状态下刀尖点频响函数表达式为

$$H(\omega)_0 = \sum_{i=1}^n \frac{1}{K_{0i} \left[\left(1 - \left(\frac{\omega}{\omega_{0n,i}} \right)^2 \right) + j2\zeta_{0i} \frac{\omega}{\omega_{0n,i}} \right]} \quad (2)$$

式中: $H(\omega)_0$ 为机床在运行状态下的刀尖点频响函数, K_{0i} 为机床静止状态下的归一化模态刚度, $\omega_{0n,i}$ 、 ζ_{0i} 分别为机床旋转状态下的固有频率和阻尼比。

2 迁移学习

迁移学习^[13-16]是一种机器学习方法,能把源域的数据迁移到目标域中,使得能够用较少的目标数据获得目标域模型。卷积神经网络是深度神经网络中的一种,训练出旋转刀尖频响函数源域模型。迁移学习建立在卷积神经网络的基础上,通过少量样本数据将一个旋转刀尖频响函数模型迁移训练到另一刀具参数的旋转刀尖频响函数模型中。迁移学习避免重复的数据获取实验,极大减少了模型对目标数据的需求,能够在较短的时间内训练出新的刀尖频响函数预测模型。

2.1 卷积神经网络设计

本文采用卷积神经网络^[17-20]建立源域模型。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)算法结构一般分为特征提取(包含卷积层、激活层、池化层)和全连接层。根据输入数据类型不同, CNN 可分为一维 CNN、二维 CNN 和三维 CNN,分别对应一维数据、图像数据和视频数据的输入。本文模型的输入和输出均属于一维数据,故需要构建一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1D-CNN)。

在 CNN 中选择合理的卷积层数和卷积核数是十分关键的,适当增加卷积层数和卷积核数能够提高 CNN 的准确率,但过量的卷积层数和卷积核数会使得模型所需的参数大大增加,可能导致过拟合,同

时训练模型会需要更多的训练时间和更高的计算成本。本文将采用控制变量法,设计 3 种 CNN 结构,卷积层数分别为 2、3、4 层,相对应的卷积核数分别为(32、64)、(32、32、64)和(32、32、64、64),其他参数均一致,每种模型重复进行 5 次实验,其平均均方根误差分别为 0.078、0.051、0.045。考虑到模型训练效率和训练精度,选择含有 4 层卷积层的网络结构,卷积神经网络的结构图见图 2。

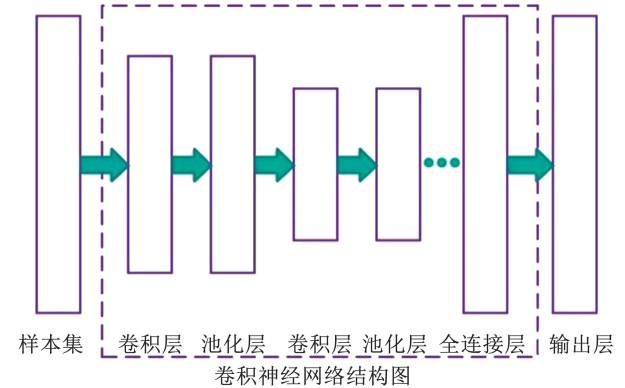


图 2 卷积神经网络结构

Fig. 2 Convolutional neural network structure diagram

本文将采用 1D-CNN 建立以机床加工空间位置坐标和主轴转速为输入,机床系统模态参数为输出的预测模型,再根据模态叠加法理论,故任意位置和转速的刀尖频响函数都能通过预测出的模态参数求出。

2.2 迁移训练

在本文中,源域的数据样本是机床位置和转速相关的模态参数,目标域的数据样本是不同刀具工况下机床位置和转速相关的模态参数,两者的数据样本具有特征相同的输入和输出,故可直接进行迁移训练。模型迁移的技术路线如图 3 所示,主要分为以下 5 个步骤:

- 1) 基于空运行自激励实验获得不同刀具工况下的模态参数样本,用来组成源域的数据集和目标域的数据集。
- 2) 构建卷积神经网络预测模型,设置网络结构参数,并采用源域数据集训练模型。
- 3) 建立卷积神经网络微调模块,其结构应与步骤 2) 的网络结构一致。
- 4) 保持微调模块的部分卷积层不变,通过损失函数的数值来判断是否结束对卷积神经网络的微调。
- 5) 将目标域测试集的数据输入到新的卷积神经网络预测模型,验证模型的性能。

调用源域卷积网络预测模型,并对网络模型的最后一层,即输出层进行微调,得到卷积网络参数迁移模型。其他工况下的目标域样本数据,均为源域样本数据量的 10%,作为卷积网络参数迁移模型的输入,开始训练迭代,得到该工况下的预测模型,迁移学习原理图见图 3。

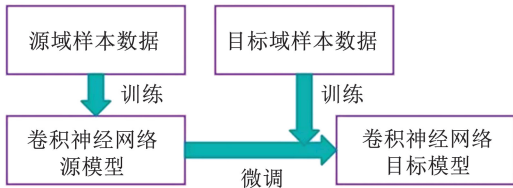


图 3 迁移学习原理图

Fig. 3 Schematic diagram of transfer learning

3 结果分析

3.1 建立卷积神经网络模型

本文的旋转频响特性实验在五轴立式加工中心 VMC80IV 上进行实验研究,对四刃铣刀进行空运行自激励试验。为了建立性能优秀的模态参数预测模型,需要设计正交试验表(见表 1)。实验因素为机床主轴坐标(X, Y, Z)和主轴转速 N ,机床主轴坐标(X, Y, Z)的每个因素对应 7 个水平,主轴转速 N 因素对应 8 个水平,正交规划表总共包含的 126 组正交实验方案。

表 1 正交试验表

Tab. 1 Orthogonal test planning table

因素	X/mm	Y/mm	Z/mm	主轴转速/($r \cdot min^{-1}$)
区间范围	-401 ~ 401	-411 ~ 391	-451 ~ 1	0 ~ 8 000
1	-300	-310	-394	1 000
2	-200	-210	-338	2 000
3	-100	-110	-281	3 000
水	4	0	-10	4 000
平	5	100	90	5 000
6	200	190	-113	6 000
7	300	290	-56	7 000
8				8 000

首先进行空运行自激励模态实验以获取机床的模态参数,搭建实验测试平台。实验测量平台主要由 ICP 型三向加速度传感器 3273A2、数据采集器 NI9234 和振动噪声测试平台 M + P VibPilot 组成。把 ICP 三向加速度传感器粘贴在主轴头部件上,并与数据采集器相连接,把采集到的数据传输到电脑

中。布置好测量平台后,在 M + P 振动噪声测试平台中对实验参数进行设置。测试试验的激励方式设置为数据采集,采样频率为 200 ~ 1 500 Hz,采样时间应长于结构系统的最低固有频率周期乘以 2 000。对于每一个方案组,在机床数控系统操作界面上编写代码,使得机床坐标以 2 000 mm/min 进给速度到达方案组的坐标位置,然后立即使进给速度变为零,对机床系统产生激振力。为了降低激振时运行位置变化对模态参数的影响,直线进给范围应在 ± 25 mm 之内,此范围内可认为机床为线性时不变结构。为减小测试误差,采用重复 5 次锤击实验取平均值,获得一组方案对应的频响函数。基于模态分析方法来处理机床响应的加速度信号,获得机床结构的模态参数,即机床旋转状态下各阶模态的固有频率、阻尼比。

根据正交实验方案来调整机床主轴的位置和转速,得到各工况下测点的响应数据,实验现场见图 4。

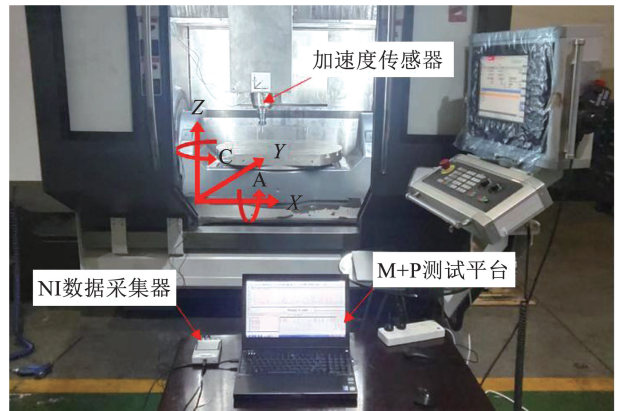


图 4 空运行自激励实验现场

Fig. 4 Field diagram of self-excitation experiment during idle operation

对采集的时域信号进行随机子空间模态分析^[21],辨识出各阶次的固有频率和阻尼比。但获得频响函数还需知道模态刚度,本文采用锤击实验辨识出机床静止状态下的模态刚度。实验测量平台主要由力锤 5800B4、ICP 型三向加速度传感器 3273A2、数据采集器 NI9234 和振动噪声测试平台 M + P VibPilot 组成。激励方式设置为力锤激励,采样频率等其他参数不变,其实验现场见图 5。

以在机床加工空间 X100Y100Z - 100 的位置点为例,在转速为 0、2 000、3 000、4 000 r/min 的工况下,重构机床在 X 方向上和 Y 方向上的刀尖点频响函数,其曲线图见图 6。

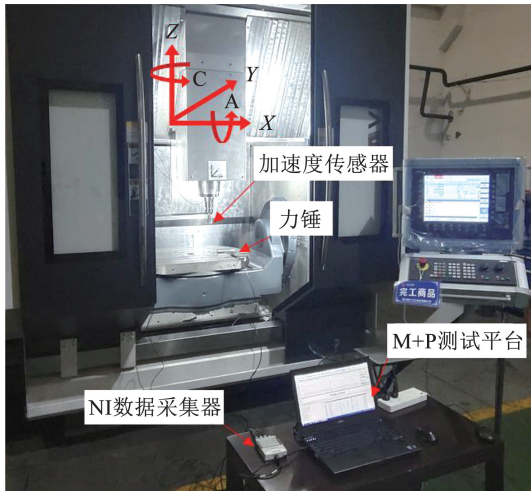


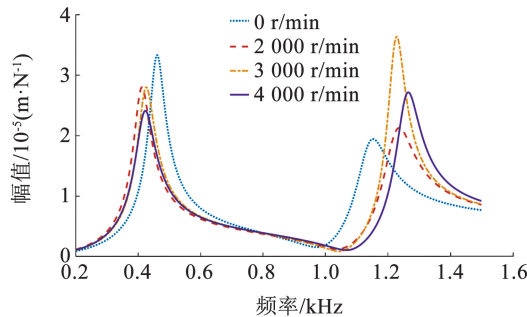
图 5 锤击实验现场

Fig. 5 Diagram of hammer impact experiment site

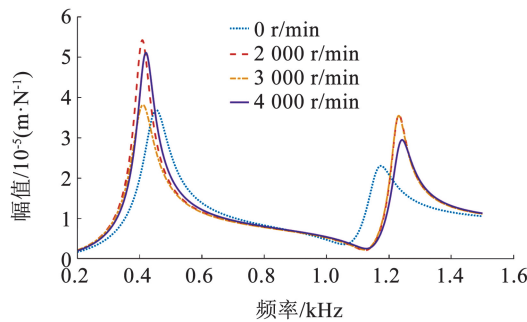
由图 6 可知, X 方向和 Y 方向频响函数分别在旋转状态和静止状态时存在差异, 第 1 阶固有频率最大变化率分别达到 10.63% 和 9.44%, 第 2 阶固有频率最大变化率分别达到 10.45% 和 6.36%。相比于静止状态, 旋转状态下第 1 阶固有频率整体偏小, 第 2 阶固有频率整体偏大。其他模态参数也有不同的变化率, 故机床在不同的工况条件下的动态特性会产生不同的变化, 对固有频率和阻尼比等模态参数也会有影响。

根据正交试验表和辨识出来的模态参数构建原始数据, 其中 75% 作为训练数据, 25% 作为测试数据。卷积神经网络在训练过程中的均方根误差和损失函数见图 7。

训练结束后选取 6 个数组来进行验证, 其在 X 方向和 Y 方向上的预测结果和实际结果对比见表 2。由结果可知, 预测出来的模态参数与实际测量值较为一致, 各阶次模态参数预测误差均不超过 5%。其中, Y 方向 2 阶阻尼比的某项预测误差最大, 达 4.25%; 1 阶固有频率的预测误差不超过 2%, 2 阶固有频率的预测误差不超过 1%。相比于加工空间和主轴转速对模态参数的变动率, 有明显的预测效果, 能较准确地获得机床任意位置的频响函数。



(a) 不同转速的 X 方向频响函数



(b) 不同转速的 Y 方向频响函数

图 6 不同转速的频响函数

Fig. 6 Frequency response functions for different rotational speeds

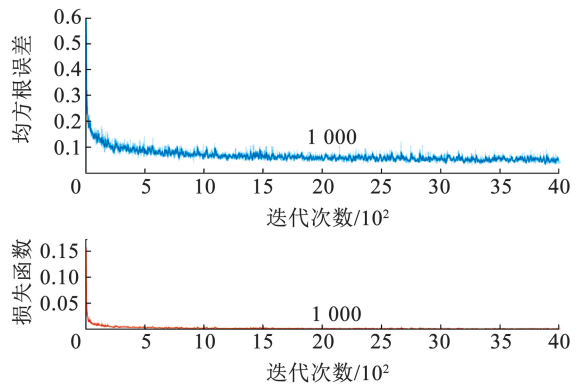


图 7 卷积网络训练中的均方根误差和损失函数

Fig. 7 Root mean square error and loss function in convolutional network training

表 2 模态参数实测预测对比

Tab. 2 Comparison of measured and predicted modal parameters

输入因素 (X, Y, Z, N)	数据项	X 方向 1 阶模态		X 方向 2 阶模态		Y 方向 1 阶模态		Y 方向 2 阶模态	
		固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%
(-200, -200, -200, 1 000)	实测值	463.87	6.69	1 226.44	2.84	408.78	7.58	1 227.67	2.48
	预测值	454.69	6.50	1 226.34	2.79	401.46	7.80	1 226.13	2.47
	误差/%	1.98	2.92	0.01	1.91	1.79	2.98	0.13	0.36
(-200, -200, -200, 7 000)	实测值	466.66	6.39	1 253.12	3.01	466.62	6.16	1 261.06	2.76
	预测值	472.38	6.51	1 259.11	3.05	469.78	6.35	1 258.13	2.64
	误差/%	1.23	1.98	0.48	1.16	0.68	3.02	0.23	4.25

表 2(续)

输入因素 (X, Y, Z, N)	数据项	X 方向 1 阶模态		X 方向 2 阶模态		Y 方向 1 阶模态		Y 方向 2 阶模态	
		固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%	固有频率/Hz	阻尼比/%
(-200, -200, -200, 8 000)	实测值	454.88	7.28	1 259.89	3.20	440.53	8.16	1 260.76	2.37
	预测值	469.52	7.48	1 263.55	3.12	436.58	8.08	1 261.55	2.38
	误差/%	3.22	2.73	0.29	2.43	0.90	0.98	0.06	0.17
(100, 100, -100, 4 000)	实测值	421.19	6.46	1 259.14	3.03	418.71	6.41	1 233.83	2.51
	预测值	426.67	6.55	1 260.15	3.07	416.04	6.38	1 231.26	2.44
	误差/%	1.30	1.36	0.08	1.58	0.64	0.52	0.21	2.54
(100, 100, -100, 2 000)	实测值	411.08	6.46	1 226.03	3.94	407.53	6.04	1 226.55	2.02
	预测值	416.62	6.65	1 226.31	4.05	406.39	6.00	1 226.22	2.03
	误差/%	1.35	2.90	0.02	2.63	0.28	0.72	0.02	0.73
(100, 100, -100, 3 000)	实测值	424.81	7.51	1 225.09	2.23	408.02	8.60	1 225.18	2.04
	预测值	432.55	7.68	1 224.23	2.24	409.24	8.65	1 224.58	2.02
	误差/%	1.82	2.31	0.07	0.26	0.30	0.59	0.09	1.28

3.2 建立迁移训练模型

为建立迁移学习模型,需要获得源数据模型和目标数据。源数据模型采用本文建立的卷积神经网络模型,其刀具为伸长量 70 mm、直径 20 mm 的四刃铣刀。目标数据需要对不同刀具下的机床进行空运行自激励模态分析实验来获取。在目标域的空运行自激励实验中,原理和步骤应与源域基本一致。本文将基于源域模型应用到 3 个迁移任务中:

1) 刀具伸长量的迁移学习实验。基于伸长量 70 mm 的四刃铣刀模态参数预测模型,迁移学习为伸长量 60 mm 的四刃铣刀模态参数预测模型。

2) 刀具尺寸的迁移学习实验。基于直径 20 mm 的四刃铣刀模态参数预测模型,迁移学习为直径 16 mm 的三刃铣刀模态参数预测模型。

3) 刀具种类的迁移学习实验。基于四刃铣刀

模态参数预测模型,迁移学习为玉米铣刀的模态参数预测模型。

实验测试平台的布局和本文建立的卷积神经网络模型基本一致,主要差异是刀具的不同。实验中得到不同刀具工况下的静态频响函数,以工位 X100Y100Z-100 为例,不同刀具工况下频响函数见图 8。由图 8 可知,不同的刀具工况的频响函数具有较大的差异,对应的模态参数也有较大的不同,故采用迁移学习快速预测不同刀具工况的频响函数具有重要意义。

训练好新的卷积神经网络模型后,调整模型中的输入层变量数值,获得模型预测的模态参数,基于模态叠加法获得其频响函数。对比 3 种刀具工况下的预测结果和实际测量结果,分别以 3 个不同的主轴工况点为例。

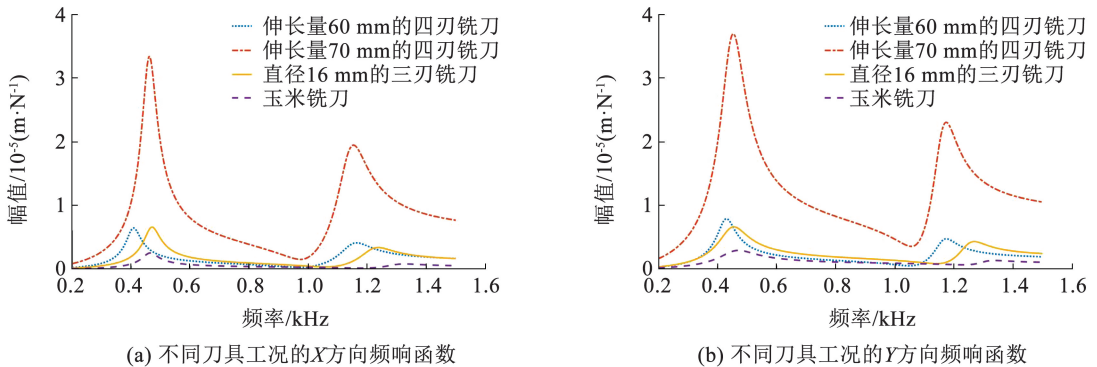


图 8 不同工况下频响函数曲线

Fig. 8 Frequency response function curves under different operating conditions

伸长量为 60 mm 的四刃铣刀的频响函数曲线对比见图 9。结果表明,预测出来的曲线和实际测量曲线一致性较好,固有频率的预测误差不超过 2%,阻尼比的预测误差不超过 4%,对比于整体加

工空间的模态参数变动率,有明显的下降,具有较高预测效果,迁移训练的模型能较准确地获得刀具伸长量相关的频响函数。

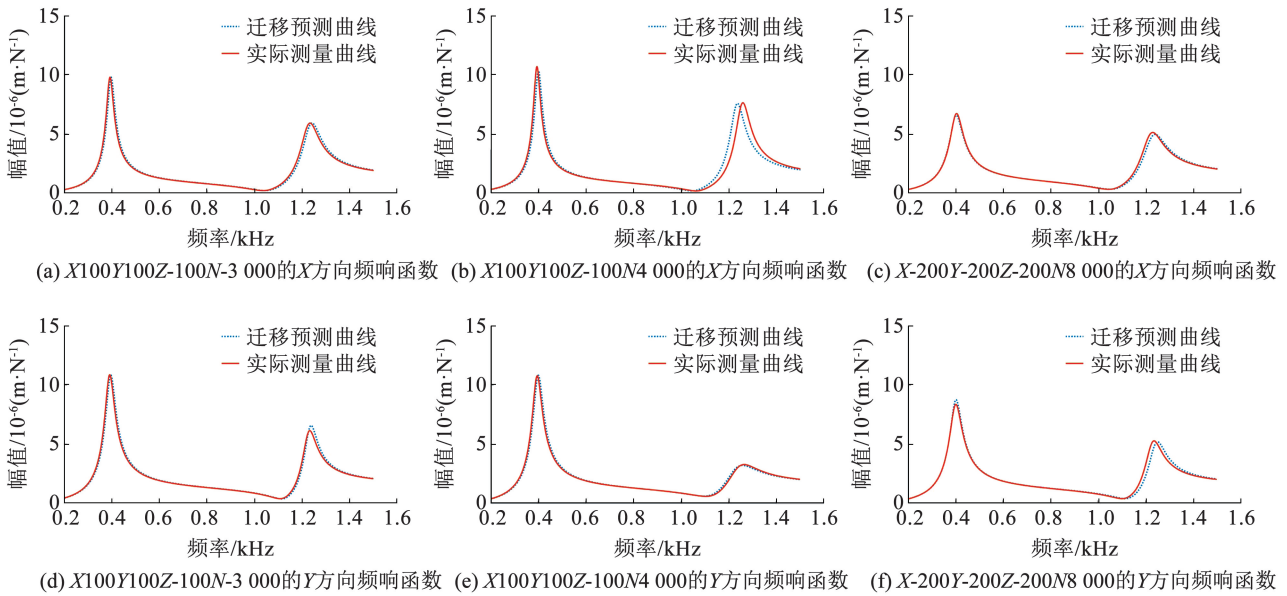


图 9 伸长量 60 mm 的四刃铣刀的频响函数预测和实测对比

Fig. 9 Comparison between predicted and measured FRF of a 60 mm extension four edge milling cutter

直径 16 mm 的三刃铣刀的频响函数曲线对比图见图 10。结果表明,预测出来的曲线和实际测量曲线一致性较好,固有频率的预测误差不超过 2%,

阻尼比的预测误差不超过 5%,具有较高预测效果,迁移训练的模型能较准确地获得刀具直径相关的频响函数。

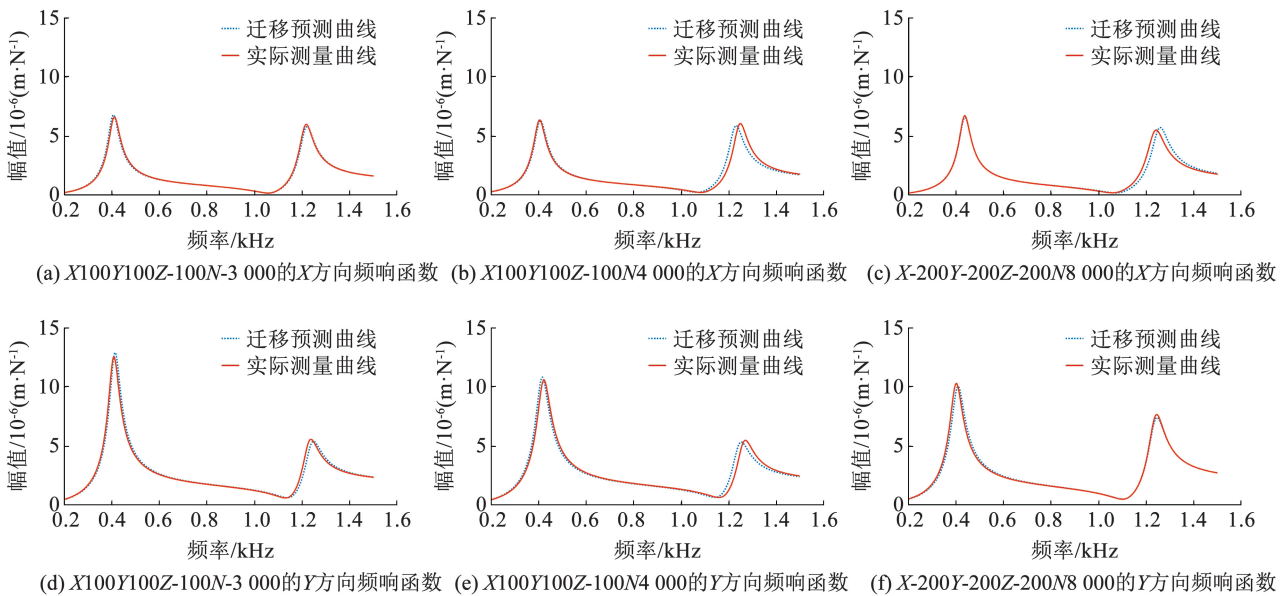


图 10 直径 16 mm 的三刃铣刀的频响函数预测和实测对比

Fig. 10 Comparison between predicted and measured FRF of a three edge milling cutter with a diameter of 16 mm

玉米铣刀的频响函数曲线对比图见图 11。结果表明,预测出来的曲线和实际测量曲线一致性较好,固有频率的预测误差不超过 2%,阻尼比的预测

误差不超过 5%,对于不同形状功能的刀具具有较高预测效果,迁移训练的模型能较准确地获得刀具类型相关的频响函数。

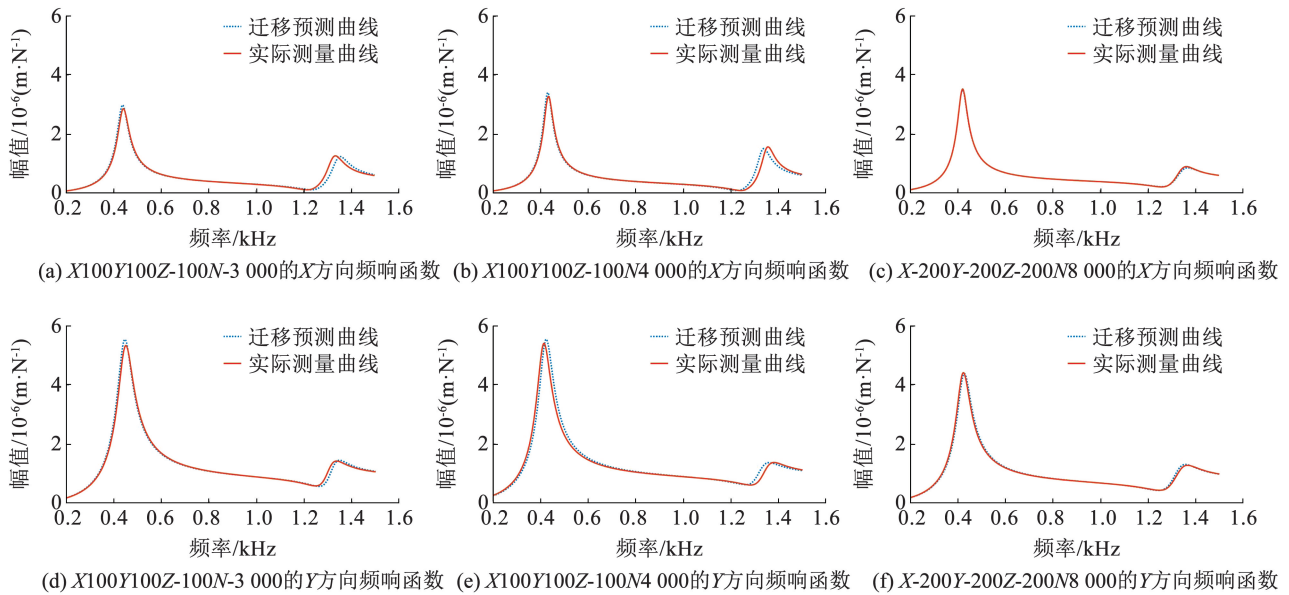


图 11 玉米铣刀的频响函数预测和实测对比

Fig. 11 Comparison between predicted and measured frequency response function of corn milling cutters

4 结 论

1) 提出了一种基于卷积神经网络算法的旋转频响函数预测方法。设计旋转状态数控机床动态特性正交实验,引入主轴旋转对机床动态性能的影响,对比分析主轴旋转前、后机床模态参数的变化规律。针对刀具旋转不能直接测量其频响函数,采用空运行自激励法来获得数控机床的模态参数,并建立旋转数控机床模态参数预测模型,各阶次模态参数预测误差均不超过5%。

2) 提出了一种基于迁移学习的频响函数预测方法。该方法针对不同刀具更换引起的数控机床刀尖点频响函数变化的问题,采用迁移学习重新训练数控机床模态参数预测模型。以卷积神经网络模态参数预测模型为基础,通过安装新刀具工况来获取目标域数据,来调试出新刀具的模态参数预测模型。

3) 进行了空运行自激励实验验证,基于3种不同刀具参数的工况,对X、Y两个方向下的旋转刀尖点频响函数进行迁移预测。各刀具工况下频响函数预测结果表明,各阶次固有频率的预测误差不超过2%,阻尼比的预测误差不超过5%,验证了该模型的有效性和准确性。

本文研究针对同一台空转工况下的机床,后续可研究切削工况下的机床和多组机床的迁移,且可改进迁移学习算法,以提升刀尖点频响函数预测模型的适应性和预测精度。

参 考 文 献

- [1] 董永亨,李淑娟,张倩,等. 考虑变时滞效应的弱刚度球头铣刀铣削稳定性研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 148
DONG Yongheng, LI Shujuan, ZHANG Qian, et al. Study on milling stability of weak-stiffness ball-end-milling-cutters with variable time delay effect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 148. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108079
- [2] 任国梁,康旭光,杨延钊. 我国机床工业七十年[C]//陕西省机械工程学会2019年论文汇编. 2022: 174. DOI:10.26914/c.cnkihy.2022.007755
- [3] 邓聪颖,邓子豪,赵洋,等. 有限样本下基于迁移学习的铣削稳定性预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 313
DENG Congying, DENG Zihao, ZHAO Yang, et al. Milling stability predictions under limited samples based on transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 313. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311218
- [4] 尹佳,安攀,张威振,等. 五轴机床刀尖点频响特性及切削稳定域位置的演变[J]. 机床与液压, 2021, 49(18): 22
YIN Jia, AN Pan, ZHANG Weizhen, et al. Evolution of tool tip frequency response characteristics and cutting stability region position for five-axis machine tool [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(18): 22. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2021.18.004
- [5] 杨闪闪,王玲,廖启豪,等. 基于径向基函数法的五轴数控机床空间动态性能研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(9): 144
YANG Shanshan, WANG Ling, LIAO Qihao, et al. Study on the spatial dynamic performance of five-axis NC machine tool based on radial basis function method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(9): 144. DOI: 10.3901/JME.2019.09.144
- [6] MATSUBARA A, TSUJIMOTO S, KONO D. Evaluation of dynamic stiffness of machine tool spindle by non-contact excitation tests [J]. CIRP Annals, 2015, 64(1): 365. DOI: 10.1016/j.cirp.2015.04.101
- [7] TATAR K, GREN P. Measurement of milling tool vibrations during cutting using laser vibrometry [J]. International Journal of Machine

- Tools and Manufacture, 2008, 48 (3/4): 380. DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2007.09.009
- [8] 马维贞, 胡腾, 郑华林, 等. 主轴运行状态下机床刀尖点动力学行为为分异特征辨识[J]. 工程设计学报, 2021, 28(6): 694
MA Weizhen, HU Teng, ZHENG Hualin, et al. Identification of dynamics behavior differentiation characteristics of machine tool tip under spindle running operation[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(6): 694. DOI: 10.3785/j.issn.1006-754X.2021.00.086
- [9] PENG Dandan, LIU Zhiliang, WANG Huan, et al. A novel deeper one-dimensional CNN with residual learning for fault diagnosis of wheelset bearings in high-speed trains[J]. IEEE Access, 2018, 7: 10278. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2888842
- [10] 张云飞, 郝小忠, 陈耿祥, 等. 基于 KNN 的机床刀尖点频响函数预测[J]. 航空制造技术, 2020, 63(10): 80
ZHANG Yunfei, HAO Xiaozhong, CHEN Gengxiang, et al. KNN-based tool tip frequency response function prediction method[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2020, 63(10): 80. DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2020.10.080
- [11] LIU Xu, LI Yingguang, CHEN Gengxiang. Multimode tool tip dynamics prediction based on transfer learning[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 57: 146. DOI: 10.1016/j.rcim.2018.12.001
- [12] QIU Chaochao, LI Kai, LI Bin, et al. Semi-supervised graph convolutional network to predict position-and speed-dependent tool tip dynamics with limited labeled data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108225. DOI: 10.1016/j.ymsp.2021.108225
- [13] 崔石玉, 朱志宇. 基于参数迁移和一维卷积神经网络的海水泵故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(24): 180
CUI Shiyu, ZHU Zhiyu. Seawater pump fault diagnosis based on parameter transfer and one-dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(24): 180. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2021.24.022
- [14] 石静雯, 侯立群. 基于一维卷积注意力门控循环网络和迁移学习的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 159
SHI Jingwen, HOU Liqun. Bearing fault diagnosis based on 1D CNN attention gated recurrent network and transfer learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(3): 159. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2023.03.018
- [15] ZHUANG Fuzhen, QI Zhiyuan, DUAN Keyu, et al. A comprehensive survey on transfer learning[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(1): 43. DOI: 10.1109/JPROC.2020.3004555
- [16] 陈良臣, 傅德印. 面向小样本数据的机器学习方法研究综述[J]. 计算机工程, 2022, 48(11): 1
CHEN Liangchen, FU Deyin. Survey on machine learning methods for small sample data[J]. Computer Engineering, 2022, 48(11): 1. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0065347
- [17] 李世晓, 杜锦华, 龙云. 基于一维卷积神经网络的机电作动器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2022, 37(增刊1): 62
LI Shixiao, DU Jinhua, LONG Yun. Fault diagnosis of electromechanical actuators based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(Sup 1): 62. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.190390
- [18] 翟乃琦, 云利军, 叶志霞, 等. 基于一维卷积神经网络的烟叶仓储霉变预测方法研究[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(10): 1833
ZHAI Naiqi, YUN Lijun, YE Zhixia, et al. A tobacco storage moldy prediction method based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Computer Engineering & Science, 2021, 43(10): 1833. DOI: 10.3969/j.issn.1007-130X.2021.10.017
- [19] WANG Huan, LIU Zhiliang, PENG Dandan, et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention 1DCNN for wheelset bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(9): 5735. DOI: 10.1109/TII.2019.2955540
- [20] 鲍文霞, 孙庆, 胡根生, 等. 基于多路卷积神经网络的大田小麦赤霉病图像识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(11): 174
BAO Wenxia, SUN Qing, HU Gensheng, et al. Image recognition of field wheat scab based on multi-way convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(11): 174. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.11.020
- [21] 王燕, 杭晓晨, 姜东, 等. 协方差驱动随机子空间的 Toeplitz 矩阵行数选择方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(7): 71
WANG Yan, HANG Xiaochen, JIANG Dong, et al. Selection method of Toeplitz matrix row number based on covariance driven stochastic subspace identification[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(7): 71. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2015.07.011

(编辑 张红)