

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311218

有限样本下基于迁移学习的铣削稳定性预测方法*

邓聪颖¹, 邓子豪¹, 赵洋¹, 孙惠娟², 禄盛¹

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 重庆工业职业技术学院机械工程与自动化学院 重庆 401120)

摘要:传统铣削稳定性分析因采用静态刀尖点频响函数和平均切削力系数而使其在真实工况下的预测精度降低。为此,引入迁移学习提出一种基于少量实验样本的铣削稳定性预测方法。首先,生成静态刀尖点频响函数和平均切削力系数在全转速范围内多个系列的随机值,并在各系列下进行铣削稳定性分析,通过计算少量极限切削深度实验值与对应的预测值之间的误差,确定最优系列并以其构造源域稳定域数据;然后,利用大量源域数据建立极限切削深度的预训练模型,通过少量实验样本全局微调此模型使其适应真实加工场景。以40组颤振实验样本展开实例验证,所提方法比采用少样本建模的预测精度提升32%,并对比不同数据规模下各类模型预测精度,共同验证所提方法的有效性。

关键词: 铣削稳定性; 有限样本; 迁移学习; 多层感知机

中图分类号: TH113.1 TG506.5 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.3520

Milling stability predictions under limited samples based on transfer learning

Deng Congying¹, Deng Zihao¹, Zhao Yang¹, Sun Huijuan², Lu Sheng¹

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. School of Mechanical Engineering and Automation, Chongqing Industry Polytechnic College, Chongqing 401120, China)

Abstract: Traditional milling stability analysis has relatively low prediction accuracy under real working conditions for using the static tool tip frequency response functions (FRFs) and average cutting force coefficients. Therefore, a milling stability prediction method based on a small number of experimental samples is proposed by introducing transfer learning. First, the tool tip FRFs at idle state and the average cutting force coefficients are measured to generate multiple series of random values within the spindle speed range. An optimal series is determined by comparing the limited experimental stability limits and their related predicted values, and it is used to further construct sufficient source stability data close to the real data. On the basis, a multi-layer perceptron model for predicting the stability limits is formulated by the source data, and it is globally fine-tuned by the limited target experimental samples for adapting to the real machining scene. Forty groups of chatter experimental samples are used to develop a validation case study. The prediction accuracy of the proposed method is 32% higher than that of the model constructed only using the 40 samples. In addition, accuracies of different types of prediction models trained by different target data sizes are also compared to evaluate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: milling stability; limited samples; transfer learning; multilayer perceptron

0 引言

航空航天、轨道交通、电力能源等领域的快速发展,促使数控机床不断提升其加工性能。铣削加工作为现代化制造的主要加工方式,铣削过程的稳定性直

接影响工件加工质量和加工效率^[1-2]。颤振失稳是铣刀断续切削过程中在无周期性外力作用下出现的自激振动,将严重恶化工件表面精度并降低刀具和数控机床的使用率^[3]。切削用量选取不合理或工艺系统刚度不足,极易诱发颤振而限制数控机床充分发挥其加工性能。因此,众多学者围绕切削用量和工艺系统动态

收稿日期:2023-03-26 Received Date: 2023-03-26

* 基金项目:国家自然科学基金(51705058)、四川省区域创新合作项目(2023YFQ0019)、重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202300640, KJZD-K202300611)资助

特性展开铣削稳定性预测研究,其中绘制稳定性叶瓣图可有效避免颤振。

稳定性叶瓣图描述了主轴转速和切削深度的关系曲线,用于区分颤振区域和非颤振区域,以指导实际加工中铣削用量的合理选择^[4]。目前,叶瓣曲线预测方法可主要分为频域法和时域法^[5]。两类方法均需首先获取刀具-工件系统的频响函数和切削力系数,由此建立铣削加工过程的动力学模型,进而分别在频域和时域范围求解铣削稳定性边界^[6]。

刀尖频响函数通常在刀具静止时由锤击实验获取,但运行过程中的噪声干扰、工况环境变化以及主轴转速诱发的离心力和陀螺力矩等,将改变静止状态下的刀尖频响函数(frequency response functions, FRFs),进而导致铣削稳定性叶瓣图发生显著变化^[7]。Özsahin等^[8]结合铣削稳定性理论解析模型和颤振实验,逆向辨识主轴运行状态下刀尖频响函数的主要阶模态参数,由此重构各转速下的刀尖频响函数并预测对应的极限切削深度。马维贞等^[9]进一步拓展该逆向辨识法研究了刀尖点动力学行为的分异特征,提出考虑刀尖点刚度随转速的变化可提高铣削稳定性预测精度。然而,此类方法中铣削稳定性的预测精度受限于刀尖FRFs模态参数的辨识精度,且需在每一个转速下进行颤振实验以构建完整的叶瓣图。

切削力系数通常被假定为常数,主要采用平均切削力法和斜角切削力法求解^[10]。两种方法均需采集切削力实验数据,通过回归分析辨识平均切削力系数。但是,辨识误差将影响稳定性预测精度,且研究发现切削力系数随铣削参数变化而变化^[11]。因此,部分学者通过建立代理模型描述切削力系数与各铣削变量的函数关系。Campatelli等^[12]结合不同工艺条件下的铣削力实验,建立了以各铣削参数为变量的切削力系数响应面模型。然而,建立精确的回归模型需依赖大量的切削实验。此外,已有研究将切削力系数作为随机变量。Graham等^[13]通过定义切削力系数和系统模态参数的变化区间,通过引入棱边定理求解保守的稳定性叶瓣图。刘宇等^[14]将切削力系数和刚度系数作为随机变量,采用四阶矩法计算不同切削深度下,各变量变化时的切削颤振可靠度。

考虑难以获取精确的刀尖点频响函数和切削力系数,部分学者利用颤振实验绘制稳定性叶瓣图。Grossi等^[15]提出基于转速提升的颤振实验方法以减少实验次数,但其在切削宽度和每齿进给量变化时仍需重复实验。切削颤振实验表明理论叶瓣图和实测叶瓣图在曲线演变趋势上具有相似性,利用丰富的低可信用度理论数据能提供稳定性先验信息,然后通过引入实验数据的反馈修正来提高稳定性预测精度。迁移学习能将源域数据、知识

或模型,经过相应方法流程应用到相似的目标领域,可弥补目标工况数据不足的缺陷^[16]。因此,国内外学者已将基于样本和基于模型的迁移学习方法引入铣削稳定性相关领域,以减小目标工况对大量高可信用度数据的依赖^[17-18]。Postel等^[19]以静态刀尖频响函数和平均切削力系数为变量,通过对各变量抽样建立多个用于颤振分类的深度神经网络,并以少量铣削实验样本进行各预训练模型迁移学习,集成各网络输出更符合真实工况的铣削振动状态,但其未考虑每齿进给量变化且需间接逼近稳定性边界。

鉴于迁移学习在平衡预测精度和实验成本方面的有效应用,针对如何利用少量铣削实验补偿传统理论铣削稳定性的预测精度问题,本文将随机变量和模型迁移思想引入铣削系统稳定性极限预测,利用源域充足的理论数据辅助目标域的有限实验数据建立铣削稳定性预测模型。首先,以刀尖点主要阶模态参数和各向切削力系数为随机变量,结合主轴转速效应对各变量的影响规律,对不同转速下各变量的取值进行随机抽样,生成包含全转速范围内所有变量的一个取值系列,通过重复随机抽样生成多个取值系列;然后,在不同系列下进行传统铣削稳定性预测,评估各系列下少量极限切深实验值与相应预测值的差异,通过最小平均绝对百分比误差确定最优系列,采用该系列生成大量极限切削深度样本构造源域数据,建立铣削稳定性多层感知机预测模型;最后,将此模型作为源域预训练模型,引入采集的少量目标域实验样本进行微调,建立面向真实加工场景的铣削稳定性模型,采用实验验证所提方法可在小样本情况下有效提高铣削稳定性预测精度。

1 基于迁移学习的铣削稳定性预测

1.1 铣削稳定性迁移预测问题描述

铣削工艺系统通常可等效为图1所示的二自由度系统,通过在频域内求解其动力学方程得到式(1)的极限切削深度 a_{plim} :

$$a_{plim} = -2\pi\Lambda_R N_i^{-1} K_i^{-1} [1 + (\Lambda_i \Lambda_R^{-1})^2] \det[\mathbf{I} + \Lambda[\mathbf{A}][\mathbf{G}(i\omega_c)]] = 0 \quad (1)$$

式中: K_i 为切向切削力系数, N_i 为刀具齿数, Λ_R 和 Λ_i 为特征值 Λ 的实部与虚部, \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{A} 为方向系数矩阵, $\mathbf{G}(i\omega_c)$ 为工件-刀具接触区域频响函数矩阵。由式(1)可看出,刀尖频响函数和切削力系数的变动必然影响铣削稳定性预测。因而,直接采用非运行状态下测量的刀尖频响函数以及辨识的恒定平均切削力系数,将致使极限切削深度的理论预测值与真实值产生偏差。

图2所示为根据式(1)绘制的稳定性叶瓣图,同时列出不同转速下通过颤振实验标定的极限切削深度,可看

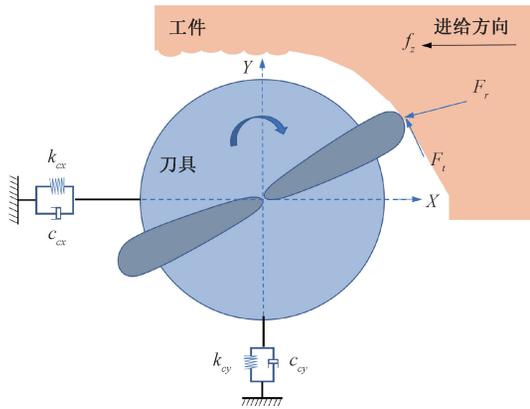


图1 二自由度铣削工艺系统

Fig. 1 Two degree of freedom milling process system

出 a_{plim} 的预测值与真实值具有明显差异。然而,虽然理论预测的叶瓣图不够精确,但其仍然可反映真实叶瓣曲线的大致形状和演变趋势。因此,本文利用低可信度的刀尖频响函数和平均切削力系数,建立极限切削深度预测模型作为预训练模型,进而引入迁移学习和较少的颤振实验数据,通过微调源模型构建更符合真实加工状态的铣削稳定性预测模型。

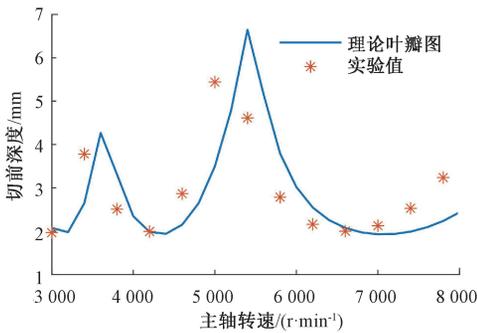


图2 铣削稳定性叶瓣图

Fig. 2 The milling stability lobe diagram

根据迁移学习的基本概念和术语,本文涉及的铣削稳定性预测迁移学习问题可描述为^[20]:

1) 源域由主轴转速 n_s 、切削宽度 $a_{e,s}$ 、每齿进给量 $f_{z,s}$ 和对应的极限切削深度理论值 $a_{plim,s}$ 组成,记为 $D_s = \{X_s, Y_s\}$,其中 $X_s = \{n_s, a_{e,s}, f_{z,s}\}$ 、 $Y_s = a_{plim,s}$;

2) 目标域由主轴转速 n_t 、切削宽度 $a_{e,t}$ 、每齿进给量 $f_{z,t}$ 和实验标定的极限切削深度值 $a_{plim,t}$ 组成,记为 $D_t = \{X_t, Y_t\}$,其中 $X_t = \{n_t, a_{e,t}, f_{z,t}\}$ 、 $Y_t = a_{plim,t}$;

3) 源域样本数量远大于目标域样本数量,在源域上建立预训练模型 $f_s: X_s \rightarrow Y_s$,利用少量目标域数据 $\{X_t, Y_t\}$ 微调源模型 f_s ,获取在目标域上具有较高预测精度的铣削稳定性预测模型 f_t 。

1.2 有限样本下目标域铣削稳定性预测

1) 源域数据集构造方法

若源域和目标域差异较大,将影响迁移学习的精度,甚至可能出现负迁移情况。考虑刀尖频响函数和切削力系数的变动是改变铣削稳定性的主要因素,本文以静态刀尖点频响函数和平均切削力系数为随机变量,引入主轴转速效应对各变量的影响趋势,对不同转速下各变量的取值进行随机采样,在全转速范围内生成一个包含所有变量的取值系列,通过重复随机采样获取多个不同的取值系列,进而对比少量极限切削深度的实测值与理论值,寻找全转速范围内模态参数和切削力系数的最优系列,在此基础上生成源域的大量低可信度数据,具体可按以下步骤实现。

(1) 采用锤击实验获取数控机床停机状态下的刀尖频响函数,辨识 x, y 向各主要阶的模态参数,然后进行不同工艺方案下的切削实验,采用平均切削力法辨识切向和法向切削力系数,形成模态参数和切削力系数的名义值 $\{\omega_{nx}, \xi_x, k_x, \omega_{ny}, \xi_y, k_y, K_r, K_t\}$ 。

(2) 针对各方向的模态固有频率和模态刚度,研究表明其随主轴转速增加而呈现降低趋势^[8-9]。因此,以 200 r/min 为间隔离散主轴转速区间,以 0 r/min 下各参数的名义值 $\{\omega_{nx}, k_x, \omega_{ny}, k_y\}$ 为起点,依次递增主轴转速进行各参数的随机采样,采样时以前一个主轴转速下各参数的取值为基准,在 $[0.99, 1]$ 区间内生成各参数对应的随机数,定义当前主轴转速下模态固有频率和模态刚度的取值为基准值与随机数的乘积,重复此过程直至覆盖主轴转速的最大值。

(3) 考虑各方向模态阻尼比未随主轴转速增加而呈现明显演变规律^[8-9],以 0 r/min 下各参数的名义值 $\{\xi_x, \xi_y\}$ 为起点,在步骤(2)中每个离散的主轴转速下,以前一主轴转速下各参数的取值为基准,在 $[0.95, 1.05]$ 区间内生成各模态阻尼比的随机数,定义各基准值与随机数的乘积为当前主轴转速下的模态阻尼比。

(4) 考虑切削力系数的辨识误差及其在加工过程中的随机性,在步骤(2)中每个离散的主轴转速下,以各向切削力系数的名义值 $\{K_r, K_t\}$ 为基准,在 $[0.8, 1.2]$ 区间内分别生成各向切削力系数对应的随机数,定义各基准值与随机数的乘积为当前主轴转速下的切削力系数。

(5) 根据步骤(2)~(4)可获取全转速范围内的一系列模态参数和切削力系数,设定转速间隔低于 200 r/min 时模态参数和切削力系数不发生变化,则可在各转速下采用对应的模态参数进行频响函数重构,然后结合切削力系数共同作为式(1)的输入,即可获取当前主轴转速对应的极限切削深度 a_{plim} 。

(6) 重复步骤(2)~(4)对每个主轴转速下的模态参数和切削力系数进行重复的随机采样,由此可得到全

主轴转速范围内模态参数和切削力系数的多个取值系列,然后再结合步骤(5)即可获取每个取值系列下不同主轴转速对应的极限切削深度 a_{plim} 。

(7) 以铣削参数 $\{n, a_e, f_z\}$ 为设计变量,采用拉丁超立方实验选取 N_i 个少量的实验方案,在每组方案下进行切削颤振实验,获取极限切削深度的实验值,进一步将各方案中的铣削参数代入步骤(5)和(6),每组方案下根据每个系列的模态参数和切削力系数预测 a_{plim} ,进而通过 a_{plim} 的真实值与预测值按式(2)计算每个系列下 N_i 个方案的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE),以具有最小 MAPE 值的系列为最优系列,表明该系列下的模态参数和切削力系数可能更接近于真实分布,由此采用该系列预测任意 $\{n, a_e, f_z\}$ 组合下的 a_{plim} ,以生成与目标域更为相似的大量低可信度数据作为源域数据。

$$MAPE = \frac{100\%}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \left| \frac{a_{plim_pi} - a_{plim_ri}}{a_{plim_ri}} \right|$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (a_{plim_pi} - \bar{a}_{plim_r})^2}{\sum_{i=1}^n (a_{plim_ri} - \bar{a}_{plim_r})^2} \quad (2)$$

式中: N_t 为样本的总数量, a_{plim_pi} 与 a_{plim_ri} 分别为预测值与真实值,而 \bar{a}_{plim_r} 为真实值的平均值, R^2 为评估后续预测模型的拟合优度。

2) 基于模型迁移的铣削稳定性预测

考虑源域上生成的大量低可信度数据,可反映一些真实叶瓣图的特征信息,而通过颤振实验可额外获取叶瓣图的真实信息,用于反馈修正源域的低可信度模型参数,因此本文引入模型迁移方法来实现此反馈修正过程,以考虑刀尖动力学的测量误差、切削力系数的辨识误差和加工过程中不确定因素等影响。

由 1.1 节可知,本文旨在预测不同工艺参数下的铣削稳定性,以主轴转速、切削宽度和每齿进给量为预测模型的输入,极限切削深度值为预测模型的输出。铣削稳定性预测模型由多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 建立,MLP 是将输入映射到输出的前馈神经网络。图 3 所示为 MLP 的基本拓扑结构,其主要特征为多个神经元层,分为输入层、隐藏层和输出层,各层神经元之间通过权重连接,对每个神经元的输入进行加权求和后,经激活函数处理得到每个神经元输出,具体描述如式(3)所示^[21]。

$$y_p = \varphi_o \left\{ \sum_{i=0}^N w_{ip}^o \left[\varphi_H \left(\sum_{i=0}^M w_{ij}^H x_i \right) \right] \right\} \quad (3)$$

式中: x_i 为给定样本的 i 个特征的输入, w_{ij} 和 w_{jp} 分别为相邻两层神经元连接权重以及隐藏层与输出层的连接权重, φ_H 为隐藏层的激活函数,而 φ_o 为输出层的激活函数。常见的激活函数主要包括 Sigmoid 函数、Tanh 函数和 ReLU 函数。

针对线性回归问题,常采用式(4)中的均方误差函数作为损失函数:

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2 \quad (4)$$

式中: n 为有效实验数据总个数, Y_i 为第 i 个数据, \bar{Y}_i 为数据均值, s^2 即为均方误差。因此,确定网络层数、神经元个数以及激活函数之后,即可根据 1.2 节源域数据集构造方法,生成大量的低可信度数据进行模型训练,通过输出层神经元的预测值和真实值,最小化损失函数来反向更新各神经元权值,在源域上建立精度较高的极限切削深度预训练模型。

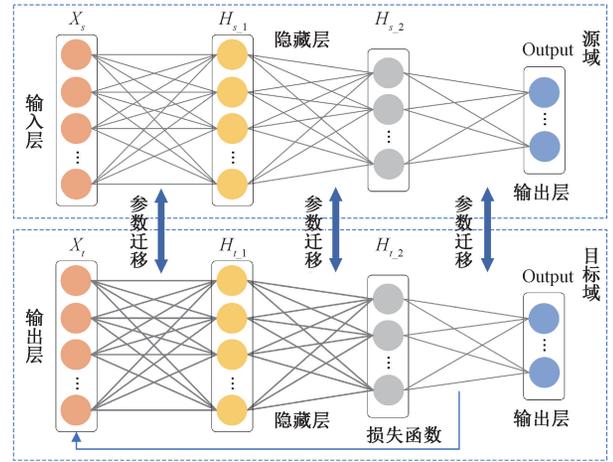


图3 MLP 基本拓扑结构

Fig. 3 Topologic structure of an MLP

考虑建立有效的 MLP 需要大量的样本数据,引入模型迁移来减小目标域建模的样本需求量,图 3 描述了模型迁移的基本思路:将源域预训练模型的网络结构和参数全部迁移至新模型,以其作为目标域新模型参数的初始值,然后采用 1.2 节源域数据集构造方法,采集的少量目标域样本微调整个源模型网络参数,进而建立适用于目标域的铣削稳定性预测模型。

2 实验验证

2.1 实验条件与数据采集

基于本文提出的方法建立铣削稳定性预测模型,需要采集刀尖频响函数和铣削加工数据,因此在图 4 所示的立式加工中心 VMC850 上展开实例验证,采用直径为 20 mm 的 4 齿硬质合金刀具,在 120 mm×100 mm×80 mm 的铝件上进行铣削加工,各铣削参数的变化区间分别为: $n = [3\ 000\ \text{r/min}, 8\ 000\ \text{r/min}]$, $a_e = [2\ \text{mm}, 20\ \text{mm}]$, $f_z = [0.03\ \text{mm/z}, 0.3\ \text{mm/z}]$ 。

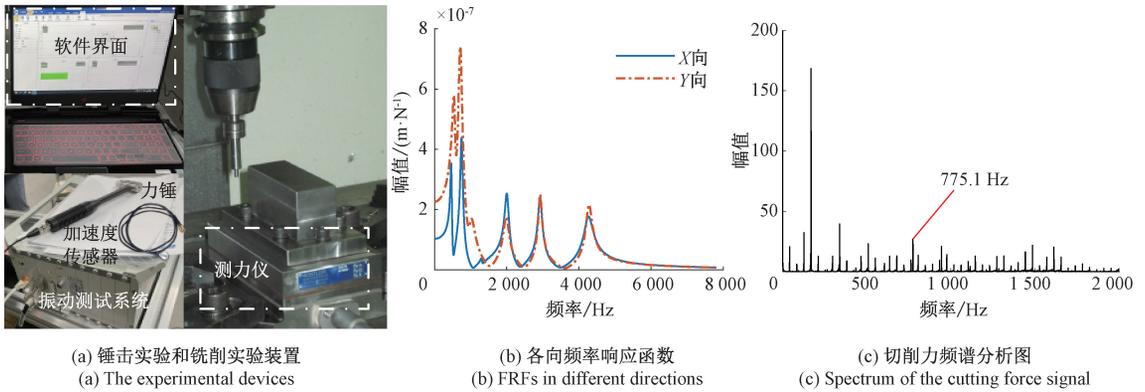


图 4 相关实验装置与实验结果
Fig. 4 Related experimental devices and results

首先,采用图 4(a) 中东华测试振动系统进行锤击实验,通过力锤激振刀尖部位,并由粘贴在刀尖的加速度传感器 1A83E 拾取振动信号,经动态信号采集分析系统进行数据采集和处理,得到图 4(b) 中停机时 X、Y 向刀尖点频响函数并辨识其模态参数。然后,选用主轴转速 $n = 6\ 000\ \text{r/min}$ 、切削宽度 $a_e =$

10 mm、每齿进给量 $f_z = [0.03, 0.06, 0.09, 0.12, 0.15]\ \text{mm/z}$ 进行 5 组铣削加工实验,采用三向动态测力仪采集加工过程的铣削力信号,通过获取的平均切削力辨识得到切向、法向切削力系数分别为 $K_t = 607\ \text{MPa}$ 、 $K_r = 238\ \text{MPa}$ 。表 1 列出详细的模态参数和平均切削力系数信息。

表 1 各阶模态参数和切削力系数名义值

Table 1 Nominal values of modal parameters and cutting force coefficients of each order

阶数		1	2	3	4	5	6
X 向模态参数	固有频率/Hz	466.30	750.70	1 307	2 008	2 925	4 263
	刚度/(N·m ⁻¹)	0.36×10 ⁸	0.25×10 ⁸	13.6×10 ⁸	0.68×10 ⁸	1.07×10 ⁸	0.95×10 ⁸
	阻尼比	0.044	0.046	0.019	0.029	0.020	0.030
Y 向模态参数	固有频率/Hz	550.5	717.8	1016	1 987	2 926	4 277
	刚度/(N·m ⁻¹)	1.67×10 ⁷	0.85×10 ⁷	5.61×10 ⁷	7.22×10 ⁷	11.9×10 ⁷	11.8×10 ⁷
	阻尼比	0.083	0.083	0.084	0.040	0.017	0.020
切力系数/MPa	切向	607	-	-	-	-	-
	法向	238	-	-	-	-	-

2.2 源域与目标域数据获取

分析表 1 中非精确的模态参数信息,若考虑各方向的每一阶模态参数,将导致不确定性变量数目急剧增加,且不同模态参数的变化对铣削稳定性有不同影响。因此,首先采用拉丁超立方实验从 n 、 a_e 和 f_z 变化区间内随机抽样 2 000 组铣削参数,然后根据表 1 中各参数的名义值,由式(1)计算 2 000 组 $a_{p\lim}$ 作为标准集,进而设计 12 组单因素实验考虑每阶模态的缺失,每组实验下重构刀尖点 FRFs 计算 2 000 组新的 $a_{p\lim}$,根据式(2)计算其与标准集的相对误差,用于评价当前阶模态对铣削稳定性的影响。通过表 2 可看出 X 向第 2 阶、Y 向第 1~3 阶具有较高的相对误差值,因此以该 4 阶作为主要阶模态

并考虑其模态参数的变化。在此基础上,采用 200 r/min 离散主轴转速区间[3 000 r/min, 8 000 r/min],按照 1.2 节源域数据集构造方法步骤(2)~(6)随机生成全转速范围内主要阶模态参数和切削力系数的 5 000 个不同取值系列,进而在每个系列的不同转速下采用主要阶和非主要阶模态参数重构刀尖频响函数,由此可结合切削力系数计算对应的极限切削深度理论值。进一步地,采用拉丁超立方实验在 $\{n, a_e, f_z\}$ 变化区间内生成 300 组数据,在每组条件下递增切削深度进行颤振实验,铣削过程中采用图 4(a) 中的测力仪拾取切削力信号并进行频谱分析,图 4(c) 中除主轴转动频率和刀齿切削频率及其倍频外,新出现的频率 775.1 Hz 接近 X、Y 向最薄弱阶模态频率

750.70 Hz 和 717.8 Hz,表明该组铣削参数的加工过程中出现了颤振,标定当前的切削深度为极限切削深度,进而确定 300 组高可信度数据形成目标域数据集 $D_t = \{n_i, a_{e_i}, f_{z_i}, a_{plim_i}\}$ 。随机选取 D_t 中图 5 所示的 40 组实验数据作为基准,根据 5 000 个系列下的模态参数和切削力系数,按式(1)预测每个系列下 40 组 $\{n_i, a_{e_i}, f_{z_i}\}$ 对应的极限切削深度,计算 40 组预测值 a_{plim_s} 与实验值 a_{plim_t} 的平均绝对百分比误差,共获取

表 2 不同缺失模态下的极限切削深度预测误差

Table 2 Prediction errors of the limiting axial cutting depths under different missing modes

方向	X 向						Y 向					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
误差	0.032	0.96	0.01	0.05	0.03	0.03	0.15	1.52	0.11	0.05	0.03	0.03

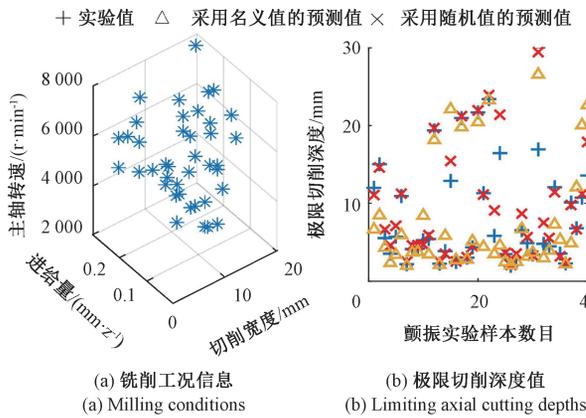


图 5 40 组铣削实验工况及各类极限切削深度值

Fig. 5 40 milling conditions and different a_{plim} values

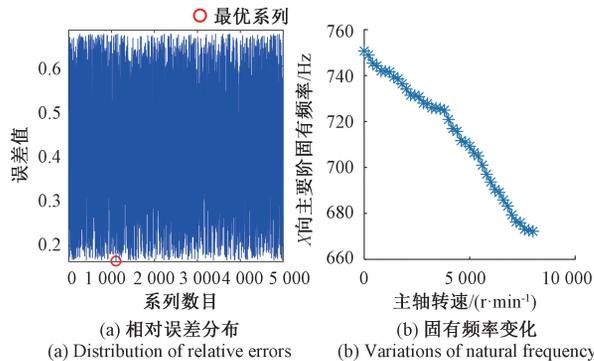


图 6 不同随机系列的相对误差分布及固有频率变化示例

Fig. 6 Relative errors for different random series and an instance for the natural frequency variations

首先,采用拉丁超立方实验在 $\{a_e, f_z\}$ 变化区间内生成 100 组样本,在每组样本下以 200 r/min 离散主轴转速区间 $[3\ 000\ \text{r/min}, 8\ 000\ \text{r/min}]$,共形成 $100 \times 26 = 2\ 600$

图 6 所示的 5 000 个系列平均绝对百分比误差值,图中最优系列对应最小的误差值为 16.63%。图 6 以最薄弱阶模态的模态固有频率为例,描述了最优系列下其随主轴转速的变化。图 5(b) 中描述了基于各随机变量最优系列预测的 a_{plim} 值,其比图中直接采用名义值预测的 a_{plim} 更接近于实际的实验数据。由此,采用最优系列下的模态参数和切削力系数,以生成与目标域更为相似的大量源域数据。

组铣削参数 $\{n_s, a_{e_s}, f_{z_s}\}$,每组参数下通过最优系列的模态参数和切削力系数,按式(1)计算对应的极限切削深度,最终形成 2 600 组源域数据集 $D_s = \{n_s, a_{e_s}, f_{z_s}, a_{plim_s}\}$ 。

2.3 基于模型迁移的目标域铣削稳定性建模

随机选取源域数据 D_s 中 $2\ 600 \times 0.8 = 2\ 080$ 组数据作为训练集,余下 $2\ 600 \times 0.2 = 520$ 组数据作为测试集。输入层由 3 个神经元组成,分别表示主轴转速 n 、切削宽度 a_e 和每齿进给量 f_z 。输出层含有 1 个神经元,表示极限切削深度 a_{plim} 。隐含层层数和神经元节点数根据源域数据进行选择 and 调整,通过多次试验最终选用 3 层隐含层,各隐含层节点数分别为 16、13 和 10。此时,多层感知机可表示为 $3 \times 16 \times 13 \times 10 \times 1$ 的 5 层拓扑结构,3 个隐含层和输出层的激活函数均为 Tanh 函数,定义学习率为 0.01 并通过式(3)的损失函数进行模型训练,最终采用 2 080 组训练集建立源域预训练模型 $Model_r$ 。采用式(2)的平均绝对误差百分比 MAPE 和拟合优度 R^2 评价 $Model_r$ 的有效性,其在 520 组测试集上的 MAPE 值为 1.22%、 R^2 值为 0.987,表明源域上建立的多层感知机拟合程度较好且具有较高的预测精度,可用于后续目标域的迁移学习。

根据图 3 所示的模型迁移思路,保留源域预训练模型的 5 层拓扑结构、各层神经元节点数以及相邻层神经元的连接权重,将其作为目标域铣削稳定性的初始预测模型。然后,采用 2.2 节中已选定的图 5 中 40 组数据作为目标域训练数据 D_{t_p} ,通过均方误差损失函数对预训练模型 $Model_r$ 的连接权重进行全局微调,建立适合目标域的铣削稳定性预测模型 $Model_t$ 。以 2.2 节中采集的 300 组高可信度数据 D_t 作为测试集, $Model_t$ 在该测试集上的 $\text{MAPE} = 6.33\%$ 、 $R^2 = 0.973$,表明 $Model_t$ 已能较好地反映目标域铣削稳定性信息,且优于直接采用

$Model_r$ 在 300 组测试集上得到的 $MAPE = 13.67\%$ 、 $R^2 = 0.922$ 。

此外,直接采用 40 组目标域训练数据建立铣削稳定性预测模型 $Model_3$,其在 300 组测试集上的 $MAPE$ 和 R^2 仅为 38.33% 和 0.677,远差于 $Model_t$ 的 $MAPE = 6.33\%$ 、 $R^2 = 0.973$,进一步表明迁移学习可在小样本情况下辅助目标域铣削稳定性建模。同时,直接采用表 1 中模态参数和切削力系数的名义值生成大量铣削稳定性数据,以其作为源域数据建立铣削稳定性多层感知机预测模型,直接将该模型迁至目标域并采用 40 组数据进行全局微调,得到目标域铣削稳定性预测模型 $Model_4$,此模型在 300 组测试集上的 $MAPE = 15.95\%$ 、 $R^2 = 0.841$,远远差于采用 $Model_t$ 得到的 $MAPE = 6.33\%$ 、 $R^2 = 0.973$,表明本文提出的源域数据构造方法可进一步提高迁移学习模型的预测精度。

进一步地,在切削宽度 $a_e = 8.5 \text{ mm}$ 、每齿进给量 $f_z = 0.15 \text{ mm/z}$ 下,采用本文所提方法绘制图 7 所示的稳定性叶瓣图,以 300 r/min 为间隔离散主轴转速区间,然后在每个离散转速下根据 2.2 节进行切削颤振实验,图 7 中 * 号代表实验辨识的极限切削深度值,可看出预测值和实验值吻合程度较高,平均绝对百分比误差为 5.42%、最大相对误差值为 8.80%,且叶瓣曲线变化趋势较为相似,验证所提方法可获取较高预测精度。

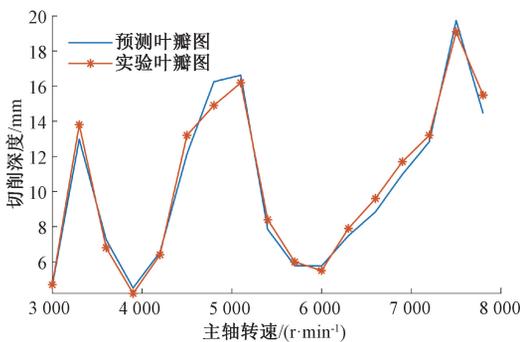


图7 叶瓣图预测值与真实值的对比分析

Fig. 7 Comparison between the predicted and real SLDs

2.4 不同数据规模和模型类型的对比分析

目标域训练样本数量是影响迁移学习精度的重要因素之一,因此以 10 为间隔将样本数量依次从 10 递增至 150,探讨不同样本数量下目标域稳定性预测模型精度的演化趋势。此外,在不同目标域数据规模下,进一步根据迁移学习方法、源域数据来源,将本文所提的 $Model_t$ 建模方法与以下建模方法进行对比分析:1) $Model_3$,直接采用目标域少量样本建立预测模型;2) $Model_4$,基于模态参数和切削力系数名义值生成源域样本,以其建立预训练模型并采用少量目标域样本进行全局微调;

3) $Model_5$,采用本文所提方法构造大量源域数据,与少量目标域数据混合建立预训练模型,并采用此少量目标域数据进行全局微调;4) $Model_6$,采用本文所提方法构造大量源域数据,通过引入样本迁移 TrAdaBoost 算法,结合少量目标域样本建立预测模型^[17]。

图 8 所示为不同数据规模下各类预测模型在 300 组测试集上的精度演化趋势,总体上各类模型的精度都随着目标域训练样本数量的增加而增加,通过对比同一数据规模下不同模型的预测精度,可得出以下结论:1) 对比 $Model_t$ 和 $Model_3$ 在测试集上的精度变化曲线,在小样本情况下难以直接建立有效的目标域稳定性极限预测模型;2) $Model_t$ 的预测精度高于 $Model_4$ 的预测精度,表明本文提出的源域数据构造法,能通过缩小源域与目标域的差距,进一步提高目标域迁移学习模型的精度;3) $Model_t$ 的预测精度稍高于 $Model_5$,有可能是在源域数据中混合目标域样本,影响对源域数据通用特征的学习,从而影响模型迁移的效果;4) 对比 $Model_t$ 和 $Model_6$ 的预测精度,表明本文所提的模型迁移方法相比于样本迁移,更适用于小样本下的稳定性预测建模。

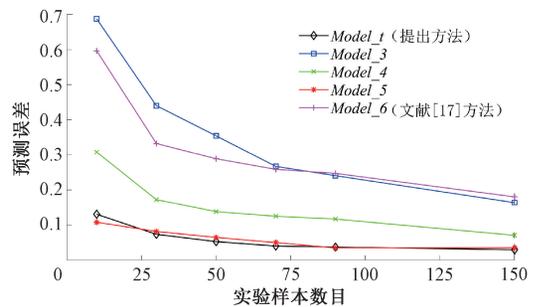


图8 不同实验样本数目下各预测模型的预测误差对比
Fig. 8 Prediction errors of different prediction models under different sizes of experimental samples

3 结 论

本文考虑传统铣削稳定性理论预测值与真实加工场景实测稳定性极限的差异,引入模型迁移思想提出一种基于少量颤振实验样本的铣削稳定性预测方法。

1) 以静态刀尖点模态参数和平均切削力系数为随机变量,考虑主轴转速效应生成多个全转速范围内的模态参数和切削力系数取值系列,并将其用于预测铣削稳定性极限,通过对比少量预测值与实测值确定最优系列,以该系列构造与目标域数据更为接近的源域数据。

2) 采用大量源域数据建立极限切削深度 MLP 预训练模型,通过颤振实验采集的少量目标域样本全局

微调此预训练模型,以补偿刀尖动力学特性和切削力系数的测量误差,并融入加工过程中各不确定因素的影响,建立更符合真实加工场景的目标域铣削稳定性预测模型。

3) 在不同的目标域数据规模下,对比了基于本文方法建立的模型与基于较少数据直接建立的模型、基于样本迁移学习建立的模型的预测性能,结果表明本文所建模型具有最高的预测精度,体现了该方法在小样本下的有效性和优越性。

本文所提方法在给定刀具-工件组合下能通过引入少量实验样本提升稳定性预测精度,但在变工件-工具情况下仍然需重复切削颤振实验。因此,未来将综合考虑刀具、工件的几何和材料属性变化,进一步探究以小样本实验数据为驱动的铣削稳定性预测,且提出目标域有限样本的优化选择方法,以在保证预测精度的同时减小目标域颤振实验次数。

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): 148-160.
DONG Y H, LI SH J, ZHANG Q, et al. Study on milling stability of weak stiffness ball head milling cutter considering variable time delay effect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42 (10): 148-160.
- [2] 籍永建,王西彬,刘志兵,等. 主轴系统-刀具-工件交互效应下的铣削稳定性分析与实验研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(1): 87.
JI Y J, WANG X B, LIU ZH B, et al. Milling stability analysis and experimental study under spindle system-tool-workpiece interaction effect[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(1): 87.
- [3] 吕凯波,娄培生,谷丰收,等. 基于声压信号能量峭度的早期切削颤振预警技术研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 50-55.
LYU K B, LOU P SH, GU F SH, et al. Research on early cutting flutter early warning technology based on sound pressure signal energy steepness[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(20): 50-55.
- [4] 胡腾,王虎,阳红,等. 变工况3维铣削稳定性预报方法研究[J]. 工程科学与技术, 2021, 53(4): 226-232.
HU T, WANG H, YANG H, et al. Research on 3D milling stability prediction method for variable working conditions [J]. Engineering Science and Technology, 2021, 53(4): 226-232.
- [5] 卢晓红,杨昆,栾贻函,等. 薄壁铣削加工颤振稳定性研究综述[J]. 振动与冲击, 2021, 40(8): 50-61,69.
LU X H, YANG K, LUAN Y H, et al. A review of the research on flutter stability of thin-walled milling machining[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(8): 50-61,69.
- [6] CHEN G, LI Y, LIU X, et al. Physics-informed Bayesian inference for milling stability analysis [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2021, 167: 103767.
- [7] POSTEL M, ÖZSAHIN O, ALTINTAS Y. High speed tooltip FRF predictions of arbitrary tool-holder combinations based on operational spindle identification [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2018, 129: 48-60.
- [8] ÖZSAHIN O, BUDAK E, ÖZGÜVEN H N. In-process tool point FRF identification under operational conditions using inverse stability solution [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 89: 64-73.
- [9] 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): 694-700.
MA W ZH, HU T, ZHENG H L, et al. Identification of the dynamic behavior differentiation characteristics of the tool tip point of the machine tool under the running state of the spindle [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(6): 694-700.
- [10] AKBARI V, KUFFA M, WEGENER K. Physics-informed Bayesian machine learning for probabilistic inference and refinement of milling stability predictions[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2023, 45: 225-239.
- [11] GROSSI N. Accurate and fast measurement of specific cutting force coefficients changing with spindle speed[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18: 1173-1180.
- [12] CAMPATELLI G, SCIPPA A. Prediction of milling cutting force coefficients for Aluminum 6082-T4 [J]. Procedia Cirp, 2012, 1: 563-568.
- [13] GRAHAM E, MEHRPOUYA M, PARK S S. Robust prediction of chatter stability in milling based on the analytical chatter stability [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2013, 15(4): 508-517.
- [14] 刘宇,李天翔,刘阔,等. 基于四阶矩法车削颤振可靠性研究[J]. 机械工程学报, 2016, 52(20): 193-200.
LIU Y, LI T X, LIU K, et al. Research on the reliability of turning flutter based on four-order moment method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52 (20): 193-200.

- [15] GROSSI N, SCIPPA A, SALLESE L, et al. Spindle speed ramp-up test: A novel experimental approach for chatter stability detection [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2015, 89: 221-230.
- [16] 李聪波, 王睿, 张友, 等. 基于迁移学习的离心鼓风机故障预警方法[J]. *中国机械工程*, 2021, 32(17): 2090-2099, 2107.
LI C B, WANG R, ZHANG Y, et al. A novel fault early warning method for centrifugal blowers based on transfer learning [J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32(17): 2090-2099, 2107.
- [17] CHEN G, LI Y, LIU X. Pose-dependent tool tip dynamics prediction using transfer learning [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2019, 137: 30-41.
- [18] 邓聪颖, 邓子豪, 林丽君, 等. 基于迁移学习的变刀具-刀柄夹持状态下数控铣削稳定性预测研究[J/OL]. *机械工程学报*, 2023;1-9[2023-08-05].
DENG C Y, DENG Z H, LIN L J, et al. Research on the milling stability prediction under varying tool-holder assembly based on transfer learning [J/OL]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023;1-9[2023-08-05].
- [19] POSTEL M, BUGDAYCI B, WEGENER K. Ensemble transfer learning for refining stability predictions in milling using experimental stability states [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 107: 4123-4139.
- [20] 苏静雷, 王红军, 王政博, 等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(3): 132-140.
SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. Fault diagnosis method of gas turbine rotor with multi-channel convolutionneural network and transfer learning [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(3): 132-140.

- [21] 王冉, 后麒麟, 石如玉, 等. 基于变分模态分解与集成深度模型的锂电池剩余寿命预测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 111-120.
WANG R, HOU Q L, SHI R Y, et al. Prediction method of residual life of lithium battery based on variational modal decomposition and integration depth model [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(4): 111-120.

作者简介



邓聪颖, 分别在2012年和2016年于四川大学获得工学学士和博士学位, 现任重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为机床动力学和故障诊断。

E-mail: dengcy@cqupt.edu.cn

Deng Congying received her B. Sc. and Ph. D. degrees both from Sichuan University in 2012 and 2016 respectively. She is currently an associate professor and a master advisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the machine tool dynamics and equipment fault diagnosis.



禄盛(通信作者), 2004年于西安交通大学获得学士学位, 2009年于韩国仁荷大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为工程结构的力学与控制问题。

E-mail: lusheng@cqupt.edu.cn

Lu Sheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2004, and received his Ph. D. degree from Inha University in 2009. He is currently a professor and a master advisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include the mechanics and controls in engineering structures.