

基于多源信息融合和集成学习的薄壁件 铣削加工变形误差预测

尹佳¹ 郑健² 刘尧^{3*} 贾保国¹ 段晓蕊¹

1.中航西安飞机工业集团股份有限公司,西安,710089

2.西安电子科技大学机电工程学院,西安,710071

3.西安邮电大学通信与信息工程学院,西安,710121

摘要:在实际加工过程中,薄壁件加工精度易受到切削力、强迫振动、颤振、工件几何特征、材料等因素影响,导致薄壁件变形难以预测和控制。提出了一种多源信息融合的薄壁件铣削加工变形误差预测方法,融合加工过程信息和振动信号等数据,基于 Stacking 集成学习思想构建薄壁件铣削加工变形误差预测模型,并进行了实验验证。对比实验表明,相比于常规数据驱动方法,所构建模型的鲁棒性和准确度更高,实用性更好。

关键词:薄壁件;铣削加工;变形误差;多源信息融合;集成学习

中图分类号:TH17

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.06.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Thin-walled Workpiece Milling Deformation Error Prediction Based on Multi-source Information Fusion and Ensemble Learning

YIN Jia¹ ZHENG Jian² LIU Yao^{3*} JIA Baoguo¹ DUAN Xiaorui¹

1.AVIC Xi'an Aircraft Industry Group Company Ltd., Xi'an, 710089

2.School of Mechano-Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, 710071

3.School of Communications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, 710121

Abstract: In practical machining processes, the dimensional accuracy of thin-walled workpiece was significantly affected by multiple factors including cutting forces, forced vibrations, chatter phenomena, geometric characteristics of workpiece and material properties, rendering deformation prediction and control particularly challenging. A multi-source information fusion method for deformation error prediction in thin-walled workpiece milling processes was developed. Machining parameters, vibration signals, and other relevant data were integrated to establish a deformation error prediction model through Stacking ensemble learning methodology, with comprehensive experimental validation performed. Comparative analyses reveal that the constructed model demonstrates superior robustness, higher accuracy, and enhanced practicality when compared with conventional data-driven prediction methods.

Key words: thin-walled workpiece; milling process; deformation error; multi-source information fusion; ensemble learning

0 引言

薄壁零件广泛应用于电子信息、航空航天等领域,是一类非常重要的典型零部件,但其刚度较低,在铣削加工过程中受切削力、强迫振动、颤振等多方面因素影响极易出现较大的变形误差,导致最终产品加工质量下降。开展薄壁件加工变形误差预测研究可以明确其变形误差的关键影响要素,指导工艺参数优化,提高加工质量和效率,降

低损耗和成本,具有重要的理论意义和工程应用价值^[1]。

当前,薄壁件变形预测方法主要可分为解析法和数值模拟法^[2]。解析法主要是分析引起工件变形的参数,建立这些参数与薄壁件变形的理论关系模型和数学方程,进而预测加工变形量。YI等^[3]基于混合边界力学分析,通过融合多物理场参数,构建了微薄壁铣削变形预测有限元模型。李曦等^[4]基于 Rayleigh-Ritz 法建立了薄壁件铣削变形预测模型,通过离散化余量单元设计有效减小了表面误差。YUE等^[5]通过铣削力-弹性变

形耦合分析建立了迭代表面误差预测模型,获取随机旋转角度下的切削力和工件变形量。SUN 等^[6]面向航空叶片加工开发了基于稀疏贝叶斯学习的轻量化原位预测方法。王骏腾^[7]聚焦残余应力变形机制,提出了虚实映射的应力场修正预测策略。然而解析法只是理想情况下的理论分析结果,缺乏对多源工艺参数的系统整合与动态耦合作用解析。

数值模拟法以加工过程中的关键参数作为输入,通过构建薄壁件铣削加工多物理场耦合模型来实现变形量预测。GE 等^[8]采用刚度矩阵折减技术建立了动态刀具-工件相互作用模型。朱卫华等^[9]与 ZHANG 等^[10]分别通过残余应力深度分布建模和加工诱发残余应力(MIRS)均值法提高应力场表征精度。在此基础上,LI 等^[11]通过集成 MIRS 与毛坯初始残余应力(IRS)显著提高了预测精度。CHEN 等^[12]基于弹性梁理论构建了力-变形侧铣加工解析模型。SHI 等^[13]开发了含可变挠度系数的半解析预测方法。然而,现有数值模拟方法仍普遍受限于高准确度初始和边界条件与计算复杂度间的矛盾,难以满足实时准确预测需求。

综上所述,薄壁件加工过程具有典型的动态特性、非线性以及多源异构信息特征,导致传统机理建模存在本质局限。随着智能传感技术的发展,铣削加工过程数据采集更加方便可靠,采集的数据维度更加广泛,为基于数据驱动的薄壁件加工变形预测研究提供了良好的数据基础。丛靖梅等^[14]基于支持向量回归机实现了切削参数-残余应力映射建模。田海东^[15]结合遗传算法与 BP 神经网络,基于静态工艺参数实现了薄壁件加工变形误差预测。然而,现有数据驱动方法普遍聚焦于静态参数分析,未考虑实际加工过程中的动态信息,因而难以全面地反映加工过程的特性。

相比于单一信息源建模方法,多源信息融合可充分利用多种信息源,增强信息互补性和容错能力,因此,本文提出基于多源信息融合和集成学习的薄壁件铣削加工变形误差预测方法。根据机械加工原理,融合加工工件的几何特征、工况信息以及加工过程状态信息,利用 Stacking 集成学习方法构建铣削加工变形误差预测模型,提高薄壁件加工变形误差预测精度和鲁棒性。

1 铣削加工变形误差预测建模

本文基于多源信息融合和集成学习的薄壁件铣削加工变形误差预测方法的总体技术路线如图

1 所示。具体步骤如下:①薄壁件铣削加工多源信息获取。采集薄壁件铣削加工过程中的多源信息,包括工件几何特征信息、工况信息和加工过程状态信息。考虑测试鲁棒性、安装便携性和传感器成本,同时避免对加工过程造成不必要的干扰,本文选择主轴振动信号来表征加工过程状态信息。②数据预处理及特征提取。按照数据的离散或连续属性对工件几何特征、工况信息采取不同的预处理方法,对离散特征进行编码,对高频时序的加工过程状态信号利用小波包变换进行多尺度分解,然后提取特征,并进行多源信息特征降维融合。③模型构建。综合步骤②得到的特征作为模型输入,以测量计算得到的各零件变形误差作为模型输出,构造变形误差建模数据集,基于 Stacking 集成学习方法训练薄壁件铣削加工变形误差预测模型,并对模型进行应用验证。

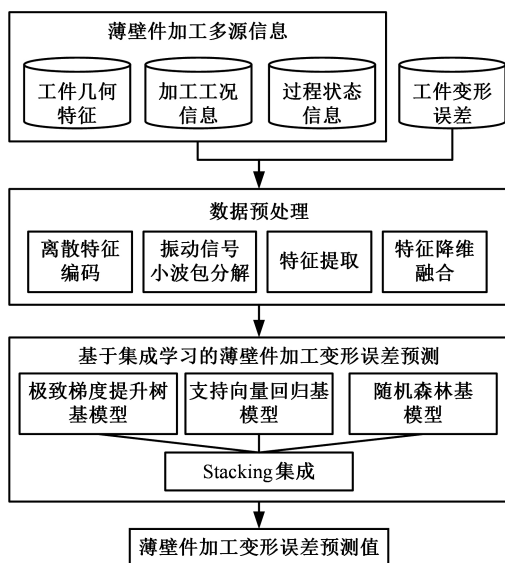


图 1 技术路线图

Fig.1 Technology roadmap

1.1 数据预处理

1.1.1 工艺信息处理

铣削加工过程中的工艺信息包括两部分:一部分为工况参数,包括主轴转速、刀具进给量和刀具背吃刀量;另一部分为加工工件几何特征。工况参数为连续变量,因而使用其实际值作为模型输入。工件几何特征信息包括形状和尺寸两部分。对于离散的工作几何形状,采用独热编码进行处理。

实际薄壁件铣削加工中所加工的几何特征以槽、缝、孔等为主,对于连续的工件尺寸信息,可选择其典型几何尺寸进行描述,如对矩形槽、缝等选择长和宽进行量化,对圆孔可选择直径作为其几何特征。

1.1.2 振动信号多尺度分解

在薄壁件铣削加工多源信息采集过程中,过程状态信息通过刀具-主轴系统振动信号实时表征。研究表明,振动信号的不同频带对工件的加工精度有不同的敏感度,一般认为低频段对几何尺寸精度影响较大,高频段对波纹度、表面粗糙度影响较大^[16]。小波包分解是一种信号多尺度分解方法,利用一组高低通滤波器将信号频带进行多尺度划分,提高信号的时域分辨率,因此小波包分解具有精细的局部分析能力^[17],适用于高采样频率的振动信号的分析。

对于不同切削参数下采集的振动信号 $X_i(t) (i = 1, 2, \dots, N, N$ 为原始数据长度),其三层小波包分解如图 2 所示,其中 A 为各层分解后的低频部分,D 为各层分解后的高频部分。

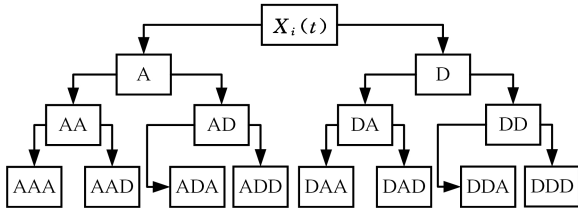


图 2 三层小波包分解

Fig.2 Three-layer wavelet packet decomposition

1.1.3 振动信号特征提取

振动信号常用的有量纲时域统计特征包括均值、最大值、峰峰值、标准差、均方根、偏斜度等指标。由于有量纲统计特征的数值受工艺参数变化的影响显著,因此同时使用量纲一统计指标,包括峰值指标、脉冲指标、偏斜度指标、峭度指标。此外,计算小波包分解后各频带能量比率以及小波包能量熵特征。经过 k 层小波包分解,第 m 频带的能量表示为

$$E_{k,m} = \int |D_{k,m}(t)|^2 dt \quad (1)$$

式中: $D_{k,m}(t)$ 为每个频带从低频到高频的小波包重构系数; t 为相应频带信号的时间。

进一步为使能量通用化,采取能量比率来表示各频带能量,即分解频带信号能量占信号总能量的分数表示。总能量为

$$E_i = \sum_{m=1}^M E_{k,m} \quad (2)$$

式中: M 为小波包分解得到的频带总数。

第 m 频带信号的能量比率为

$$p_{k,m} = E_{k,m} / E_i \quad (3)$$

得到小波包能量熵为

$$H_{k,m} = - \sum_{m=1}^M p_{k,m} \ln p_{k,m} \quad (4)$$

1.1.4 特征降维融合

主轴振动信号经过小波包分解和特征提取后,特征维数较多,增大了计算负担,且存在多重共线性问题,因此,本文利用核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)算法进行降维融合,其原理如图 3 所示。将输入数据 x 经过映射函数 $\varphi(x)$ 映射到高维特征空间 F 中,在此基础上再进行 PCA 降维处理。KPCA 将高维特征映射到低维空间,一方面能够提高模型的计算速度,另一方面可去除特征中的冗余信息。本文选择径向基核函数,保留累计贡献率占比达到 95% 以上的前 K 个主成分。综合降维后的振动信号特征、工件几何特征和工况参数形成最终的多维铣削加工变形误差预测宽表数据,作为工件变形误差预测模型的输入。

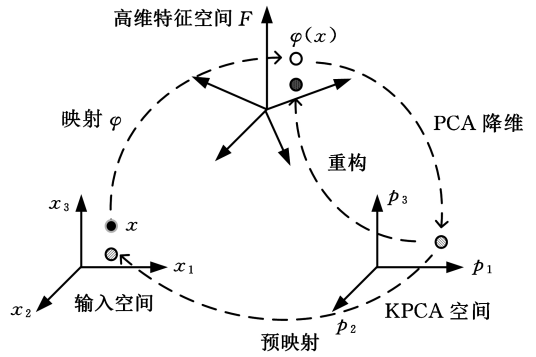


图 3 KPCA 原理图

Fig.3 KPCA principle diagram

1.2 基于 Stacking 集成学习的薄壁件铣削加工变形误差预测

为进一步提高模型预测精度和鲁棒性,本文利用 Stacking 集成学习思想构建两层的铣削加工变形误差预测模型。整体流程如下:第一层选择支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)、极致梯度提升树(XGBoost)三种典型机器学习算法构建基学习器,对每个基模型分别训练,设置各个超参数的变化范围和步长,利用粒子群优化(PSO)算法对各超参数进行调整,最终形成三组铣削加工变形误差预测值;第二层将三组预测值纵向拼接形成新的特征集,作为元回归模型的输入,再次训练得到最终的铣削加工变形误差预测模型,其中元回归模型选择 XGBoost 算法,整体流程图见图 4。

基模型训练优化流程如图 5 所示,每个基模型的超参数变化范围如表 1 所示。

为了充分发挥 Stacking 集成模型的效果,对训练数据进行划分,如图 6 所示。首先将原始训练集随机划分为 4 份,分别为训练 1、训练 2、训练 3、训练 4,任选 3 份合并为训练数据作为基模型

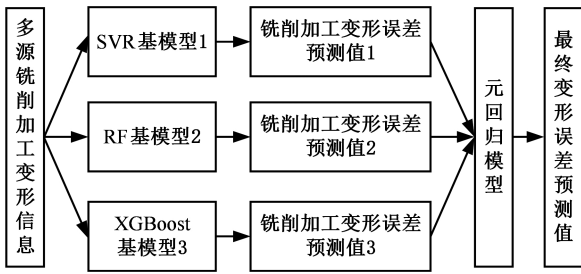


图 4 Stacking 集成模型
Fig.4 Stacking ensemble model

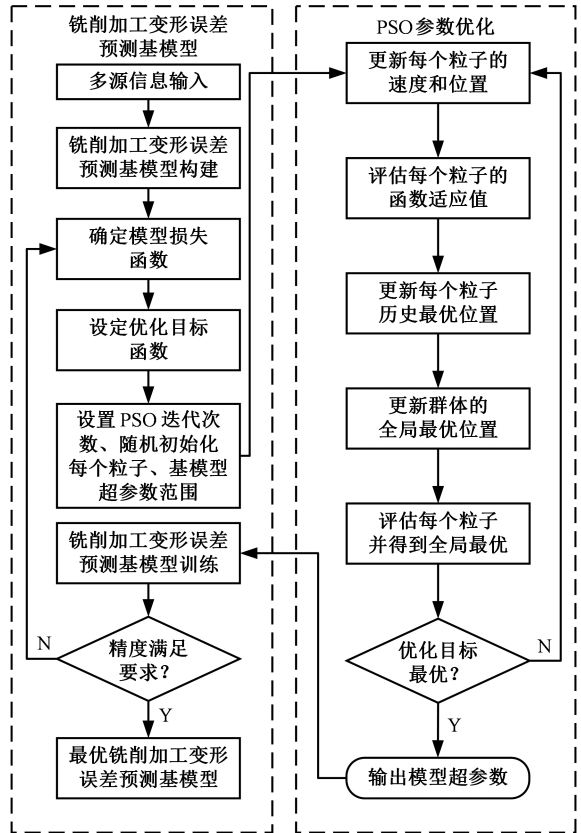


图 5 基模型训练优化流程图

Fig.5 Base model training optimization flow chart

表 1 基模型参数搜索范围

Tab.1 Base model parameter search range

基模型	参数	变化范围
SVR	核函数	径向基核函数
	正则化系数	[1,10]
	核系数	[0.1,1]
RF	估计器数量	[10,200],步长为 1
	最大深度	[1,20],步长为 1
	最小样本分裂数	[2,10],步长为 1
	最小样本叶子数	[1,6],步长为 1
XGBoost	估计器数量	[10,200],步长为 1
	最大深度	[1,20],步长为 1
	学习率	[0.01,0.5]
	子采样比例	[0.1]

输入,剩余 1 份作为基模型测试数据;然后将所有基模型的测试数据预测输出进行纵向合并,作为元模型的训练数据,基模型数据标签和元模型数据标签均为加工变形误差。



图 6 Stacking 集成模型训练过程
Fig.6 Process of stacking ensemble model training

2 实验验证

2.1 数据采集

本文以某型平板裂缝天线的铝合金薄壁样件为实验对象,模拟其辐射板与网络板的典型特征。该部件是通信和雷达系统的核心组件,需要在基材上高精度加工多组矩形槽、裂缝和圆孔。这些几何特征直接影响天线的电性能。为复现实际加工过程,测试实验在一台米克朗 HSM600U LP 高速铣削加工中心上进行,实验所用刀具直径为 1 mm。加工工件如图 7 所示,其上分布着三组几何特征,具体包括 8.6 mm × 8.6 mm 矩形、5.2 mm × 5.2 mm 矩形、3.0 mm × 8.0 mm 槽、1.0 mm × 8.0 mm 裂缝、13.0 mm × 13.0 mm 矩形、φ6.0 mm 圆孔。实验中使用一个三轴加速度传感器 (PCB 356A15) 和动态数据采集卡 (DT-9837B) 采集主轴振动信号,采样频率设定为 25.6 kHz,实验装置布置如图 8 所示。

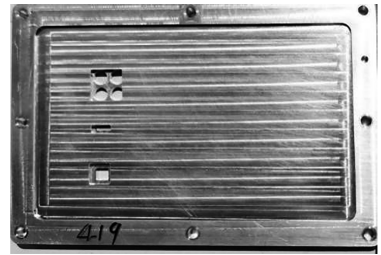


图 7 实验工件几何信息

Fig.7 Experimental workpiece geometry information

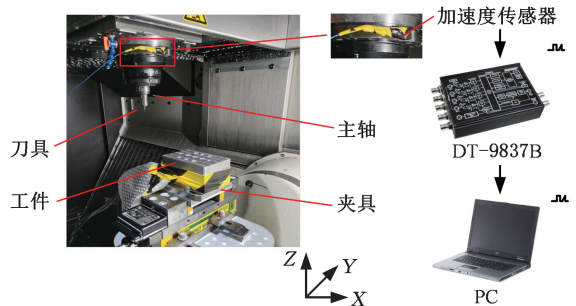


图 8 振动信号采集装置

Fig.8 Vibration signal acquisition device

实验过程中对切削参数进行调整,每组实验均采用相同的切削参数,依次对工件上的所有几何特征进行加工。共进行 52 组实验,以全面评估

不同参数对加工结果的影响。具体加工工况信息如表 2 所示。实验结束后,使用三坐标测量机测量各个几何特征的尺寸信息。

表 2 加工工况信息设置

Tab.2 Machining conditions information setup

参数名称	取值范围
转速 $n/(r \cdot \text{min}^{-1})$	30 000~40 000
切深 a_p/mm	0.03~0.20
进给速度 $f/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	2800~4000

2.2 建模数据集的构建

2.2.1 多源信息处理

实验工件几何特征按形状可分为圆孔、矩形、细缝三种,将这些离散特征进行独热编码。对于连续的工件尺寸信息,选择两个典型几何尺寸进行描述,最终形成总计 5 维的工件几何特征信息,如表 3 所示。

表 3 工件几何特征信息编码

Tab.3 Coding of workpiece geometric feature information

几何特征信息	形状编码	尺寸特征 1	尺寸特征 2
8.6×8.6 矩形	010	8.6	8.6
5.2×5.2 矩形	010	5.2	5.2
3.0×8.0 槽	010	3.0	8.0
1.0×8.0 裂缝	001	1.0	8.0
13.0×13.0 矩形	010	13.0	13.0
φ6.0 圆孔	100	6.0	6.0

同时,本文还将铣削加工过程中主轴的振动信号作为样本过程状态信息的实时反映。由于原始振动信号的采样频率(25.6 kHz)较高,而每个工件加工完成的时间长达 5~7 min,造成后续数据计算量较大,故在不丢失关键信息的前提下,本文对振动信号进行降采样,从而减小数据量以提高模型训练速度。降采样频率为 5120 Hz,主轴振动信号如图 9 所示(以切削参数 $n = 40\ 000\ \text{r}/\text{min}, a_p = 0.1\ \text{mm}, f = 4000\ \text{mm}/\text{min}$ 为例),根据 X 向、Y 向振动信号波形变化特征,信号可以

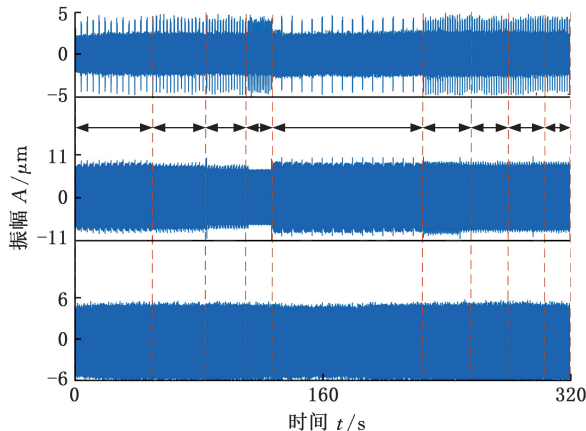


图 9 主轴振动信号波形

Fig.9 Spindle vibration signal waveform

分为 9 段,其中从 220 s 后开始是对 4 个圆孔的加工,可合并为一组,所以整个加工过程依次对应 6 种几何特征。

使用小波包分解方法对主轴振动信号进行多尺度分解,小波基函数选择为 db6,分解到三层,分解后的频带带宽为 640 Hz。以 $n = 40\ 000\ \text{r}/\text{min}, a_p = 0.1\ \text{mm}, f = 4000\ \text{mm}/\text{min}$ 切削实验为例,选取加工过程中某一段的 X、Y、Z 三向振动信号,经分解后各频带信号波形如图 10~图 12 所示。

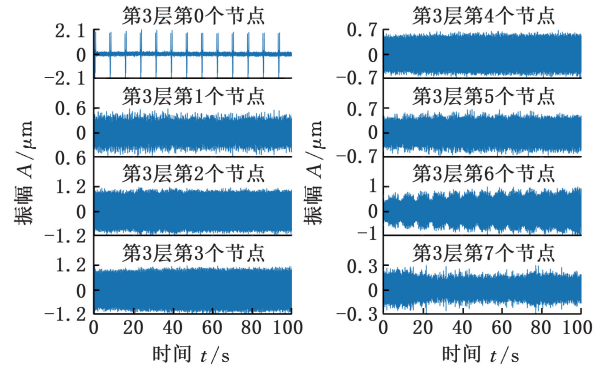


图 10 X 向振动信号三层小波包分解波形

Fig.10 Three-layer wavelet packet decomposition waveform of X-direction vibration signal

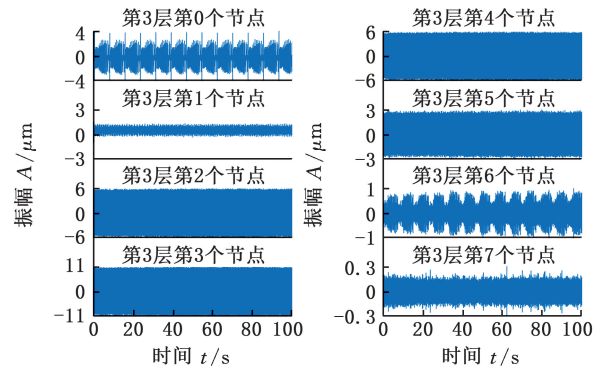


图 11 Y 向振动信号三层小波包分解波形

Fig.11 Three-layer wavelet packet decomposition waveform of Y-direction vibration signal

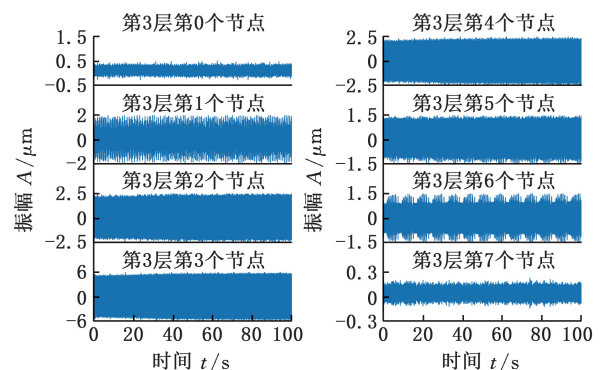


图 12 Z 向振动信号三层小波包分解波形

Fig.12 Three-layer wavelet packet decomposition waveform of Z-direction vibration signal

对分解后的各频带信号分别提取时域特征、小波包能量比率和小波包能量熵特征,最终得到共计 243 维数据特征。相比于几何特征信息和工况信息,主轴振动信号提取的特征维度过大,因此需要对其进行降维融合。考虑特征之间的非线性关联,对上述振动信号特征利用 KPCA 进行特征融合处理,选择径向基核函数,最终选择前 9 个主成分,累计贡献率占比为 95.36%,如图 13 所示。综合降维后的振动信号特征、工件几何特征和工况参数最终形成 17 维特征(工件几何特征 5 维、切削工况参数 3 维、振动信号特征 9 维)的铣削加工变形误差预测宽表数据,作为工件变形误差预测模型的输入。

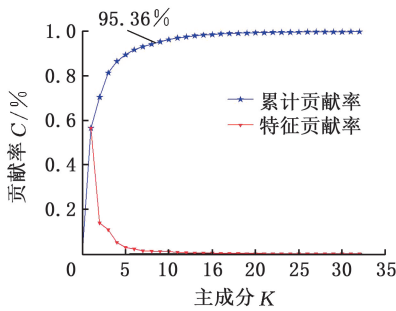


图 13 KPCA 主成分贡献率

Fig.13 Contribution rate of principal components in KPCA

2.2.2 工件变形误差标签构建

对于铣削加工完毕的薄壁件,使用三坐标测量机测量其几何精度,对于 8.6 mm×8.6 mm 矩形、5.2 mm×5.2 mm 矩形、3 mm×8 mm 槽、13 mm×13 mm 矩形,测量其长和宽,将变形误差标签定义为长和宽加工误差的平均值;对 1 mm×8 mm 裂缝测量其宽度,将变形误差标签定义为宽度方向的加工误差;对于 4×φ6 mm 圆孔测量其直径,将变形误差标签定义为直径的加工误差,表 4 展示了一组铣削实验($n=30\ 000\ \text{r/min}$, $a_p=0.03\ \text{mm}$, $f=2800\ \text{mm/min}$)得到的工件变形误差标签值。

表 4 工件铣削加工变形误差

Tab.4 Workpiece milling deformation error

编号	设计尺寸/mm	测量值/mm	变形误差/ μm
1	8.6×8.6	8.5794×8.6066	13.6
2	5.2×5.2	5.1779×5.1705	25.8
3	3×8	3.0044×7.9741	15.15
4	13×13	12.9954×13.0054	5
5	1×8	1.0094	9.4
6	φ6	φ5.989	11.0
7	φ6	φ5.9919	8.1
8	φ6	φ5.9827	7.3
9	φ6	φ5.9959	4.1

2.3 实验结果

对经过上述步骤得到的铣削加工变形误差数据集按照 8:2 的比例划分训练集、测试集,其中训练集用于模型训练,测试集用于模型的验证分析。为了对比集成模型的效果,分别单独基于 SVR、RF、XGBoost 算法训练工件变形误差预测模型。基于 Stacking 集成的铣削加工变形误差预测模型将训练集分层无放回抽样划分为 4 份,3 份作为训练集,1 份作为测试集,共形成 4 组。利用 4 组训练集和测试集分别训练 SVR 基模型、RF 基模型、XGBoost 基模型,形成的预测结果纵向拼接形成三列数据,输入第二层 XGBoost 元模型再次预测铣削加工变形。最后,对训练好的所有模型都使用测试集进行测试。

使用平均绝对误差(MAE)评估模型预测精度以及相关系数 R^2 评估模型的拟合效果,其定义分别如下:

$$e_{MA} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

式中: e_{MA} 为平均绝对误差; N 为样本个数; y_i 为真实值; \hat{y}_i 为预测值; \bar{y} 为样本的平均值。

为验证模型性能,在统一输入数据条件下,各模型预测结果的 MAE 与 R^2 值如表 5 所示。表中数据显示,集成模型取得了最小的 MAE 值以及最大的 R^2 值显著优于所有单一基模型。这一结果证明,本文提出的 Stacking 集成框架通过融合 SVR、RF、XGBoost 的异构预测能力,能够有效提高总体的预测精度。

表 5 模型预测结果

Tab.5 Model prediction results

模型名称	MAE/ μm	R^2
SVR 模型	5.79	0.43
RF 模型	4.83	0.53
XGBoost 模型	4.61	0.40
集成模型	3.62	0.61

为进一步系统评估模型性能,图 14 展示了各模型预测值与实际变形误差的分布关系,其中红色直线为最小二乘拟合线。基模型中,RF 的预测点离散性明显,且存在部分显著离群值,表明其预测结果具有较高的不确定性;SVR 在全局范围内离散点数量最多,且存在大量高误差点,暴露出它对高频噪声和动态切削力的高度敏感性,导致模型性能易受影响;XGBoost 的预测点分布虽较前两者更集中,但在中高预测区间仍存在系统性

偏移,反映出单一梯度提升树对复杂非线性耦合关系的表征局限。相比之下,本文提出的 Stacking 集成模型虽然仍有极个别预测值偏离拟合线,但整体密集分布于拟合线附近,离散性显著降低,同时拟合线斜率更接近理论值 1,表明其预测精度更高,从整体水平上来看性能明显优于其他基模型,这一结论与表 5 结果高度一致,充分证明了本文所提方法的有效性。

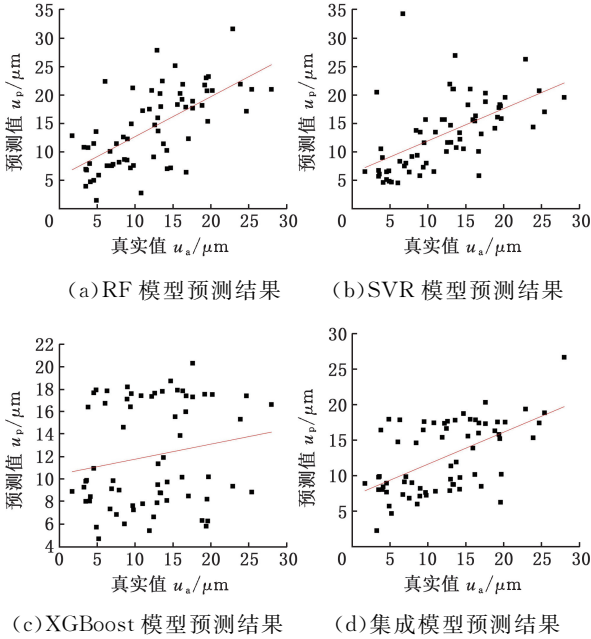


图 14 各模型预测结果图

Fig.14 Plots of prediction results for each model

2.4 对比分析

本文使用主轴振动信号、工件几何特征信息和工况信息作为数据源,对不同源信息分别处理,形成格式统一的宽表数据。主轴振动信号属于时序数据,工件几何特征信息和工况信息属于宽表数据,两者数据类型不同,信息表达形式也不同。为了验证本文所提多源信息融合方法的有效性,对比以下三种输入信息源:①单独输入主轴振动信号;②单独输入工件几何特征和工况信息;③联合输入主轴振动信号、工件几何特征和工况信息,并进行特征融合,即本文所提多源信息融合方式。同时分别采用三种基模型和集成模型进行对比实验,模型测试 MAE 值结果如图 15 所示。

由图 15 可知,在不同输入信息源下,集成模型对比三个基模型取得了最佳结果,相较于次优模型,MAE 值分别减小 0.46 μm (9.44%)、0.97 μm (19.48%)、0.99 μm (21.48%),说明了本文所提 Stacking 集成学习方法的有效性。本文所提基于多源信息融合和集成学习的铣削加工变形误差预测模型在所有模型中取得了最佳的预测效果

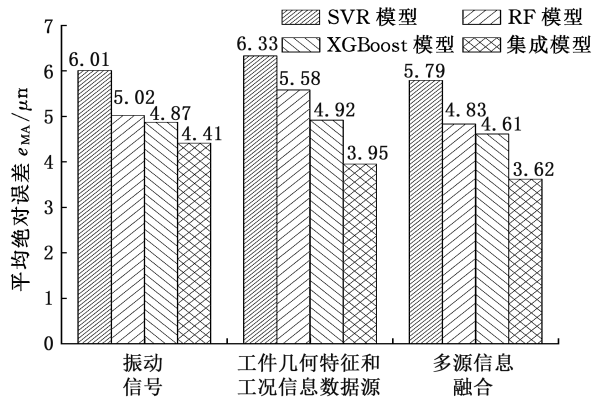


图 15 多源信息融合对比实验

Fig.15 Multi-source information fusion comparison experiment

$e_{MA} = 3.62 \mu\text{m}$,相比于单一振动信号输入源的集成模型,预测误差减小 0.79 μm (17.91%),相比于工件几何特征和工况信息输入源的集成模型,预测误差减小 0.33 μm (8.35%),这一结果进一步验证了本文所提多源信息融合方法在提高预测精度方面的显著优势和有效性。

3 结论

1)相比于单独使用主轴振动信号作为数据源和使用工件几何信息、工况信息作为数据源两种方式,将上述多源信息进行融合输入能够更加全面地反映铣削加工过程的动静态信息,从而提高铣削加工变形误差预测精度。

2)通过采用 Stacking 集成学习思想,将多个基模型进行有机融合,可进一步提高模型预测结果的鲁棒性和精度。

参考文献:

[1] 岳彩旭,张俊涛,刘献礼,等.薄壁件铣削过程加工变形研究进展[J].航空学报,2022,43(4):106-131.
YUE Caixu, ZHANG Juntao, LIU Xianli, et al. Research Progress on Machining Deformation during Milling of Thin-walled Parts[J]. Acta Aeronauticae Astronautica Sinica, 2022, 43(4):106-131.
[2] 刘醒彦.基于变形力监测数据的航空结构件加工变形预测与控制方法[D].南京:南京航空航天大学,2020.
LIU Xingyan. Machining Deformation Prediction and Control of Aerospace Structural Parts Based on Deformation Force Monitor Data [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.
[3] YI J, WANG X B, JIAO L, et al. Research on Deformation Law and Mechanism for Milling Micro

- Thin Wall with Mixed Boundaries of Titanium Alloy in Mesoscale[J]. *Thin-walled Structures*, 2019, 144:106329.
- [4] 李曦, 袁军堂, 汪振华, 等. 基于 Rayleigh-Ritz 法的钛合金薄壁件非均匀余量加工变形控制研究[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(11):1378-1385.
- LI Xi, YUAN Juntang, WANG Zhenhua, et al. Study on Deformation Control of Thin-walled Titanium Alloy Parts in Non-uniform Allowance Machining Based on Rayleigh-Ritz Method[J]. *China Mechanical Engineering*, 2020, 31(11):1378-1385.
- [5] YUE C X, CHEN Z T, LIANG S Y, et al. Modeling Machining Errors for Thin-walled Parts According to Chip Thickness[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 103(14):91-100.
- [6] SUN H, ZHAO S Q, PENG F Y, et al. In-situ prediction of Machining Errors of Thin-walled Parts: an Engineering Knowledge Based Sparse Bayesian Learning Approach[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024, 35(1):387-411.
- [7] 王骏腾. 薄壁件铣削残余应力变形的感知预测与工艺优化方法[D]. 西安:西北工业大学, 2018.
- WANG Junteng. Research on Prediction and Optimization Method of Deformation Induced by Residual Stresses in Milling of Thin-walled Parts [D]. Xi'an:Northwestern Polytechnical University, 2018.
- [8] GE G Y, DU Z C, YANG J G. Rapid Prediction and Compensation Method of Cutting Force-induced Error for Thin-walled Workpiece[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106(11/12):5453-5462.
- [9] 朱卫华, 王宗园, 任军学, 等. TC4 钛合金薄壁件铣削残余应力变形研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2020(12):70-72.
- ZHU Weihua, WANG Zongyuan, REN Junxue, et al. Study on Milling Residual Stress and Deformation of TC4 Titanium Alloy Thin Plate Parts[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2020(12):70-72.
- [10] ZHANG Z X, ZHANG Z, ZHANG D H, et al. Milling Distortion Prediction for Thin-walled Component Based on the Average MIRS in Specimen Machining[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 111(11/12):3379-3392.
- [11] LI B H, DENG H B, HUI D, et al. A Semi-analytical Model for Predicting the Machining Deformation of Thin-walled Parts Considering Machining-induced and Blank Initial Residual Stress[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 110(1/2):139-161.
- [12] CHEN Z T, YUE C X, LIANG S Y, et al. Iterative from Error Prediction for Side-milling of Thin-walled Parts[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 107(9/10):4173-4189.
- [13] SHI D M, HUANG T, ZHANG X M, et al. An Explicit Coupling Model for Accurate Prediction of Force-induced Deflection in Thin-walled Workpiece Milling[J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering—Transactions of the ASME*, 2022, 144(8):081005.
- [14] 丛靖梅, 莫蓉, 吴宝海, 等. 薄壁件残余应力变形仿真预测与切削参数优化[J]. *机械科学与技术*, 2019, 38(2):205-210.
- CONG Jingmei, MO Rong, WU Baohai, et al. Prediction of Deformation Induced by Residual Stress in Milling of Thin-walled Part and Optimization of Cutting Parameters[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2019, 38(2):205-210.
- [15] 田海东. 铝合金薄壁结构件铣削变形预测与工艺参数优化[D]. 济南:山东大学, 2020.
- TIAN Haidong. Prediction of Milling Deformation and Optimization of Process Parameters of Aluminum Alloy Thin-walled Structural Parts[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [16] WHITEHOUSE D. Surfaces—a Link between Manufacture and Function[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 1978, 192(1):179-188.
- [17] 张智, 刘成颖, 刘辛军, 等. 采用小波包能量熵的铣削振动状态分析方法研究[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(21):57-62.
- ZHANG Zhi, LIU Chengying, LIU Xinjun, et al. Analysis of Milling Vibration State Based on the Energy Entropy of WPD[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(21):57-62.

(编辑 袁兴玲)

作者简介:尹佳,男,1981年生,研究员级高级工程师。研究方向为航空制造技术。刘尧*(通信作者),男,1988年生,副教授。研究方向为复杂机电装备预测性维护。E-mail: yaoliu@xupt.edu.cn。

本文引用格式:

尹佳,郑健,刘尧,等. 基于多源信息融合和集成学习的薄壁件铣削加工变形误差预测[J]. *中国机械工程*, 2025, 36(6):1261-1268.

YIN Jia, ZHENG Jian, LIU Yao, et al. Thin-walled Workpiece Milling Deformation Error Prediction Based on Multi-source Information Fusion and Ensemble Learning[J]. *China Mechanical Engineering*, 2025, 36(6):1261-1268.