

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615106

基于变可信度近似模型的钛合金薄壁件 铣削加工变形预测方法*

邓聪颖¹, 苗天翼¹, 禄 盛¹, 赵 洋¹, 苗建国²

(1. 重庆邮电大学集成电路学院 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

摘 要:薄壁件铣削过程中易出现较大加工变形而影响加工质量,传统研究多局限于固定的工件-刀具组合,采用仿真或实验建立加工变形的单一精度近似模型,存在仿真耗时长、泛化性差等问题。为此,提出一种变刀具下基于变可信度近似模型的薄壁件铣削变形高效预测方法。首先,基于有限元仿真获取源刀具下充足铣削参数组合的薄壁件加工变形值,并依据余弦相似性度量准则筛选目标刀具下少量代表性铣削参数组合,计算相应的变形仿真值;然后,利用仿射变换与目标域数据更新源域变形数据,以缩减两域间薄壁件变形特征的分布差异;最后,以更新后源域数据为低可信度信息、目标域少量数据为高可信度信息,通过协同克里金(Co-Kriging)模型融合高、低可信度信息,建立以铣削参数为输入的目标域薄壁件加工变形预测模型。以 L 型 TC4 钛合金薄壁件为对象,采用两把不同螺旋角立铣刀开展实验验证。结果表明,当目标域标记样本比例为 0.4 时,所提方法预测的薄壁件加工变形平均绝对误差百分比均值为 8.94%,低于仅利用已标记样本建模所获得的 10.69%;在各标记比例下,该模型预测精度均优于随机选点、无仿射变换及迁移学习等对比模型,验证了所提方法在保证预测精度的同时可减少新刀具下对样本量的依赖,为薄壁结构变工况铣削变形控制提供了高效的建模手段。

关键词:加工变形;有限元仿真;钛合金薄壁件;变可信度模型

中图分类号: TH16 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.3530

Prediction method for machining deformation of titanium alloy thin-walled parts based on variable-fidelity surrogate models

Deng Congying¹, Miao Tianyi¹, Lu Sheng¹, Zhao Yang¹, Miao Jianguo²

(1. College of Integrated Circuits, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Thin-walled parts are prone to large machining deformation during milling, which compromises machining quality. Conventional studies are mostly limited to fixed tool-workpiece combinations and rely on simulations or experiments to build single-fidelity surrogate models, which are time-consuming and poor in generalization. To address these issues, this paper proposes a variable-fidelity surrogate modeling method for efficient prediction of machining deformation of thin-walled parts under varying tool conditions. First, finite element simulations are performed to obtain deformation data for a source tool under sufficient milling parameter combinations. A cosine similarity criterion is then applied to select a small set of representative parameter combinations for a target tool and compute the corresponding deformation values. Subsequently, affine transformation together with target-domain data is used to update the source-domain deformation data, reducing the distribution discrepancy between the two domains. Finally, the updated source-domain data and the limited target-domain data serve as low- and high-fidelity information, respectively, which are fused via a collaborative Kriging (Co-Kriging) model to establish a prediction model for machining deformation of thin-walled parts in the target domain with milling parameters as inputs. Experiments are conducted on L-shaped TC4 titanium alloy thin-walled parts using two end mills with different helix angles. Results show that at a labeled sample ratio of 0.4, the proposed method achieves an average mean absolute percentage error of 8.94%, lower than 10.69% obtained by the model using only the labeled target data. Moreover, the prediction accuracy of the

收稿日期: 2026-04-03 Received Date: 2026-04-03

* 基金项目: 国家自然科学基金(51705058)、重庆市教委科技计划(KJQN202300640, KJZD-K202300611)、重庆市自然科学基金(CSTB2025NSCQ-GPX1292)项目资助

proposed model is superior to that of the comparison models based on random selection, without affine transformation, or using transfer learning, demonstrating that the proposed method ensures prediction accuracy while significantly reducing the required sample size for a new tool. This work provides an efficient modeling tool for deformation control of thin-walled structures under varying milling conditions.

Keywords: milling deformation; finite element simulation; titanium alloy thin-walled parts; variable-fidelity modeling

0 引 言

钛合金材料因具有高强度、低密度、耐腐蚀和耐高温等综合优异性能,被广泛应用于航空航天、汽车船舶等领域厚度薄、精度高的结构件中^[1]。薄壁零件的厚度远低于同面最大轮廓尺寸^[2],因存在弱刚性、材料去除率高且钛合金材料难加工的特性,在切削力作用下易产生较大的变形,严重影响工件的表面质量和尺寸精度。铣削是此类薄壁零件的主要加工方法,其加工质量直接受制于铣削参数的选择^[3]。因此,研究不同铣削参数下薄壁零件加工变形,对于合理选择铣削参数、确保薄壁零件高质高效加工至关重要。铣削实验法可直接获取薄壁件加工变形量,实验结果的可信用度也更高,但在变工况场景下需重复大量的薄壁件铣削加工实验,极大地增加了实验成本且效率较低。因此,部分学者引入代理模型建模技术,结合实验数据提出不同铣削参数下的加工变形量预测方法。刘建翔等^[4]设计并进行了以铣削参数为变量的正交加工实验,结合综合平衡法和极差分析法探讨了各铣削参数对加工变形影响规律。李欣伟^[5]设计铣削加工实验采集多源传感信息,提取工况信息、切削力信号、主轴振动信号等多源异构数据特征,基于集成思想和深度学习建立了薄壁件铣削加工工件变形预测模型。

考虑实验试切法人力物力资源消耗较高,大量学者引入有限元仿真技术模拟薄壁件铣削过程,利用有限元数值仿真可以直观展现铣削加工过程,获取切削力、位移以及温度等分布情况。Wang 等^[6]利用 AdvantEdge 软件建立了铝合金薄壁框的三维铣削模型,采用仿真数据和多项式模型描述了进给速度、切削力和加工变形之间的映射关系。Wu 等^[7]重点关注薄壁零件铣削中切削载荷引起的变形,在建模过程中考虑切削热源和刀具后刀面磨损的发展,结合有限元分析方法和高效的迭代算法来预测工件变形。张铭^[8]考虑钛合金 Ti6Al4V 在不同温度下的应变-温度耦合效应,结合实验数据提出了约翰逊-库克 (Johnson-Cook, JC) 本构模型修正方法,提高了薄壁件有限元加工变形预测精度。岳彩旭等^[9]提出合理的网格划分方法来保证计算效率和仿真精度,建立了 AL750-T6 薄壁腔体结构的有限元模型,通过仿真数据得到铣削参数与加工变形之间的经验公式。各学者提出的有限元建模方法促进了仿真与实际铣削过程的逐步逼近,但有

限元法需进行三维仿真模型的计算,对计算机资源要求较高且耗时较长。

目前,薄壁件铣削加工变形预测主要集中在利用加工实验或数值仿真构造数据集,然后利用经验公式或近似模型实现不同铣削参数下加工变形的智能预测^[10]。然而,建立变工况下精确的预测模型需要大量充足的数据,无论是实验法或仿真法均存在时间与经济成本较高的问题。此外,现有研究多在固定刀具或工件的加工条件下建立加工变形预测模型,导致所建模型泛化性较差而无法满足薄壁件铣削加工的动态需求。因此,在刀具-工件组合改变时,需通过重复大量仿真或实验建立新的预测模型,进一步加剧了计算资源与实验成本的消耗。近年来,国内外学者提出了变可信用度近似建模方法,可通过利用较多的已知低可信用度信息,辅助少量的高可信用度样本建立近似模型,以平衡模型精度与建模成本的矛盾关系^[11]。

目前,变可信用度近似建模方法已广泛应用于复杂装备优化设计中并拓展应用至加工制造领域^[12]。王超超^[13]建立了焊缝形貌和角变形数值仿真模型,利用 Kriging 模型融合 32 组数值仿真和 16 组物理实验数据,建立了焊接结果变可信用度近似模型,其预测精度优于单可信用度近似模型。Yang 等^[14]建立了铣削加工过程的有限元模型,通过仿真计算获取 48 组温度、功率及能耗的低可信用度数据,利用铣削加工实验测量 16 组高可信用度数据,进而引入层次 Kriging 模型构建可变可信用度近似模型,以有限的实验数据修正了仿真模型的预测精度。于敬丹等^[15]设计不同的网格细化方案进行有限元仿真,利用 Co-Kriging 模型融合高/低精度仿真数据进行焊点可靠性预测,在同等预测精度下相较于单一精度模型所需的样本量减少 75%。

针对刀具变化时传统研究方法需重新获取大量数据以建立单精度加工变形预测模型的局限,本文利用变可信用度近似模型在平衡预测精度与样本数量方面的优势,联合有限元数值仿真提出一种少样本条件下薄壁件铣削加工变形的变可信用度近似模型构建方法。首先,定义一把源刀具和目标刀具,采用 ABAQUS 软件模拟薄壁件铣削加工过程;其次,引入相似度量筛选目标刀具下有限的铣削参数组合,获取源刀具大量和目标刀具少量铣削参数组合的薄壁件加工变形仿真数据;然后,采用仿射变换更新源域低可信用度数据,缩小高/低可信用度数据间的差异,结合源域增强数据和目标域少量高可信用度数据,建立

描述切削参数与加工变形映射关系的目标域变可信用度近似模型;最后,通过设计不同刀具下的对比实验,验证了所提方法可在保障预测精度的前提下,有效降低目标域样本需求量。

1 问题描述

钛合金薄壁件因材料去除率高、结构刚度低,在铣削力及材料去除等因素作用下易产生加工变形。图1示意了顺铣方式下L型薄壁件的变形状态,通过对比理论模型(受力前)与实际模型(受力后),描述了薄壁件的弯曲变形特征及变形量沿 z 向的分布规律。

为进一步揭示L型薄壁件的变形规律,采用两把刀具在图2所示L型薄壁件(长50 mm)上分别开展铣削加工仿真分析。沿进给方向(x 向)以10 mm为间隔布点,

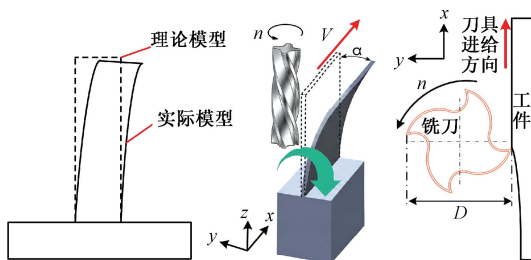


图1 L型薄壁件顺铣加工及变形示意图

Fig.1 Schematic diagram of down milling and deformation of an L-shaped thin-walled workpiece

高度方向(z 向)切削深度为4.8 mm,自工件顶端向下以1 mm为间距布点,最后一段采样间隔调整为0.8 mm,共在加工表面规划36个采样点。通过有限元仿真计算,得到图2中各采样点的加工变形量。

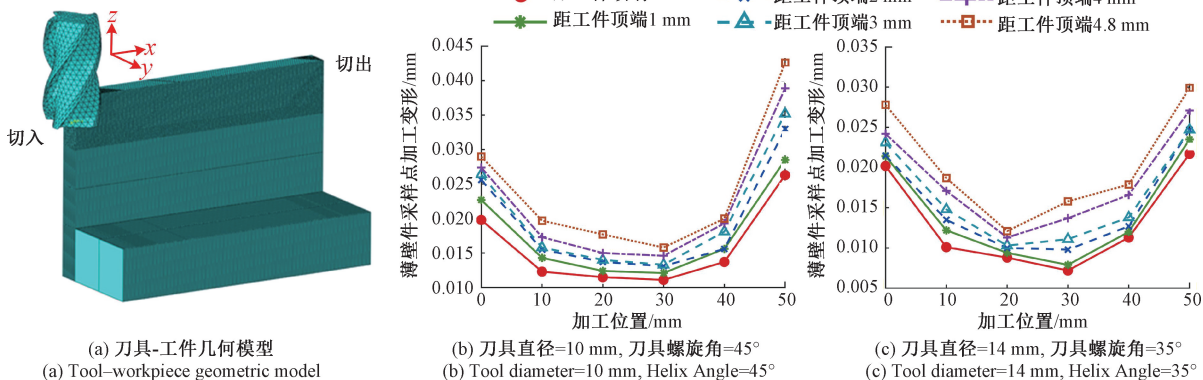


图2 刀具-工件几何模型与采样点加工变形量仿真分布

Fig.2 Tool-workpiece geometric model and simulated distribution of deformation at sampling points

结果表明,沿进给方向,L型薄壁件的加工变形量呈现“由大变小、再变大”的变化趋势;在高度方向上,距离工件顶端越近的采样点,其变形量越大;在切出阶段,随着材料逐渐被去除,薄壁件整体质量减小,导致工件刚度下降,因此切出段的变形量大于切入段。此外,采用两把不同刀具加工时,薄壁件的变形规律基本一致,仅变形幅值有所不同。基于此相似性,本文提出一种面向少样本、变刀具条件的薄壁件铣削加工变形预测方法,即基于变可信用度近似模型的预测方法,涉及的思路和术语如下:

1) 在给定的源刀具下设计充足的 N_s 组由主轴转速 n 、切削宽度 a_c 、切削深度 a_p 和每齿进给量 f_z 组成的铣削参数方案,其中第 i 个方案记为 $\mathbf{x}_{si} = \{n_i, a_{ci}, a_{pi}, f_{zi}\}$,薄壁件已加工表面采样点的加工变形 $\mathbf{s}_{si}$ 则为一组方案的标签 $\mathbf{y}_{si} = \{\mathbf{s}_{si}\}$;

2) 在新的目标刀具下提出基于相似度量的选点策略,设计少量的 N_t 组铣削参数方案,其中第 j 个方案记为 $\mathbf{x}_{tj} = \{n_j, a_{ej}, a_{pj}, f_{zj}\}$,对应的薄壁件已加工表面采样点

加工变形 $\mathbf{y}_{tj} = \{\mathbf{s}_{tj}\}$,且 N_s 取值远大于 N_t 取值;

3) 构造源域数据集 $\mathbf{D}_s = \{\mathbf{X}_s, \mathbf{Y}_s\}$, $\mathbf{x}_{si} \in \mathbf{X}_s$ 且 $\mathbf{y}_{si} \in \mathbf{Y}_s$,构造目标域数据集 $\mathbf{D}_t = \{\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t\}$, $\mathbf{x}_{tj} \in \mathbf{X}_t$ 且 $\mathbf{y}_{tj} \in \mathbf{Y}_t$,引入仿射变换缩小源域与目标域数据差距,得到更新后的源域数据集 $\mathbf{D}_{s_new} = \{\mathbf{X}_s, \mathbf{Y}_{s_new}\}$;

4) 以 $\mathbf{D}_{s_new}$ 为低可信用数据集、 $\mathbf{D}_t$ 为高可信用数据集,采用协同克里金 Co-Kriging 模型同时利用高/低可信用数据,建立以铣削参数为输入、采样点加工变形为输出的变可信用度近似模型,实现新刀具变工况下薄壁件铣削加工变形的高效预测。

2 薄壁件铣削加工有限元仿真

有限元法已逐渐发展为金属切削领域的一种可行方法,能够解决零件加工过程中的各类复杂物理问题。ABAQUS 有限元仿真软件具有良好的非线性分析能力,可有效模拟钛合金薄壁件的铣削加工过程。

TC4 (Ti-6Al-4V) 钛合金因具有高强度、良好耐腐蚀性和优异加工性能,被广泛应用于航空航天、汽车工业等多个领域,而 L 型薄壁件也兼具结构、力学与加工的综合优势,是飞机蒙皮、发动机支架的重要组成部分。因此,本文以典型 L 型薄壁件为研究对象,导入在 SolidWorks 软件中建立的刀具简化模型,将待切削工件的起点设定为加工原点,按照实际切削参数调整刀具-工件的相对位置关系,得到图 2(a) 所示的铣削过程刀具-工件几何模型。材料本构模型描述了应力与应变的函数关系,其类型选择和参数设置将影响仿真结果的精确性。JC 本构模型的适用性广,且可综合考虑应变硬化、应变率效应和温度软化等物理效应,因此采用式(1)中的 JC 本构模型描述钛合金材料的非线性塑性变形过程:

$$\sigma = (A + B\varepsilon^q) \left(1 + C \ln \frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \left[1 - \left(\frac{T - T_0}{T_m - T_0} \right)^m \right]$$

(1)

式中: σ 是材料的应力; ε 是塑性应变; $\dot{\varepsilon}$ 表示材料塑性应变率; $\dot{\varepsilon}_0$ 为材料参考应变率; T_0 为室温; T 为材料参照温度; T_m 为材料熔点; A 为材料初始屈服强度值; B 为材料应变强化系数; C 为材料应变率强化系数; q 为材料硬化指数; m 为材料热软化指数。TC4 材料 JC 本构模型参数的如表 1 所示^[16]。

表 1 TC4 材料 J-C 本构模型参数

Table 1 Parameters of the J-C constitutive model for TC4 material

材料	$A/$ MPa	$B/$ MPa	n	C	m	$T_m/$ ℃	$T_0/$ ℃	$\dot{\varepsilon}/$ (s^{-1})
TC4	997.9	653.1	0.45	0.019 8	0.7	1 668	25	1

进一步地,采用式(2)中的 JC 损伤模型来描述切屑分离的准则,以模拟加工过程中切屑形成现象:

$$\omega = \frac{\bar{\varepsilon}_0^{pl} + \sum \Delta \bar{\varepsilon}^{pl}}{\bar{\varepsilon}_f^{pl}}$$

(2)

式中:当损伤程度 $\omega > 1$ 时,材料已发生失效破坏,此部分材料将根据 JC 材料损伤原则被删除; $\bar{\varepsilon}_0^{pl}$ 为初始值, $\Delta \bar{\varepsilon}^{pl}$ 为等效塑性应变增量; $\bar{\varepsilon}_f^{pl}$ 为式(3)计算的失效应变,可描述为:

$$\bar{\varepsilon}_f^{pl} = \left[d_1 + d_2 \exp \left(d_3 \frac{p}{q} \right) \right] \left[1 + d_4 \ln \left(\frac{\dot{\varepsilon}^{pl}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \right] \cdot$$

(1 + d_5 \hat{\theta})

(3)

式中: $d_1 \sim d_5$ 是材料失效常数; ε_0 为参考应变率; $\dot{\varepsilon}^{pl}$ 为塑性应变率,由式(4)计算:

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 0, & \theta < \theta_i \\ \frac{\theta - \theta_i}{\theta_m - \theta_i}, & \theta_i \leq \theta \leq \theta_m \\ 1, & \theta > \theta_m \end{cases}$$

(4)

式中: θ 表示此刻温度; θ_m 表示材料熔点温度; θ_i 表示室温。TC4 钛合金 JC 剪切失效参数和材料特性参数如表 2 和 3 所示。

表 2 TC4 钛合金 J-C 剪切失效参数

Table 2 J-C shear failure parameters for TC4 titanium alloy

材料	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
TC4	-0.09	0.25	-0.5	0.014	3.87

表 3 TC4 钛合金材料特性参数

Table 3 Material properties of TC4 titanium alloy

材料	弹性模量/GPa	泊松比	密度/ ($kg \cdot m^{-3}$)	比热容/ ($J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$)	热导率/ ($W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}$)
TC4	113	0.342	4 430	546	7.0

铣削过程中工件、刀具和切屑之间存在摩擦接触,将影响加工过程中的热量产生和传递,决定了切削力、切削温度和加工质量。因此,合理构建刀具与工件之间的摩擦关系模型,是利用有限元技术精确模拟实际切削过程中的关键。本文采用如式(5)所示的基于库仑摩擦定律的摩擦模型来描述刀具-工件间的接触^[17]:

$$\begin{cases} T_f = \bar{\tau}_s & \text{当 } \mu \sigma_n \geq \bar{\tau}_s, \text{为粘性摩擦} \\ T_f = \mu \sigma_n & \text{当 } \mu \sigma_n < \bar{\tau}_s, \text{为滑动摩擦} \end{cases}$$

(5)

式中: T_f 表示摩擦力; $\bar{\tau}_s$ 表示极限剪切应力; μ 表示摩擦系数; σ_n 表示法应力。将刀具和工件设置为面-面接触,采用罚函数定义接触面的切向行为,在粘性摩擦和滑动摩擦区域中,摩擦系数分别设置为 1 和 0.2~0.35。

工件网格采用八节点线性减缩积分六面体单元,铣刀设置为四节点热-力耦合四面体单元,刀具网格最小尺寸需大于工件网格最小尺寸,在刀具-工件接触区域合理细化网格,对未参与铣削的区域适当稀疏化网格。考虑铣刀与工件切削区域之间会发生互相作用,对刀具表面与切削区域设置面-面接触,刀具表面类型为网格表面,切削区域表面类型为结点表面。

图 3 描述了刀具-工件的边界条件设置。工件底面采用固定约束,限制其 6 个自由度,以模拟实际装夹状态。考虑实体单元节点不具备转动自由度,将参与铣削的刀刃区域通过表面刚性耦合约束至参考点,以该参考点作为运动载荷施加媒介。在参考点处分别定义沿 x 轴负方向的平动线速度与绕刀具轴线(z 轴)的旋转速度,分别表征刀具的进给运动与主轴旋转运动。此外,考虑

铣削区与周围环境的热交换,设置环境温度为 25℃,并定义金属膜层散热系数为 0.07。

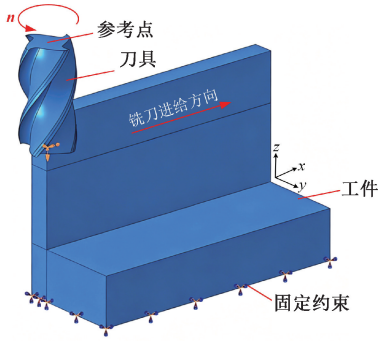


图3 刀具-工件边界条件设置

Fig. 3 Setting the tool-workpiece boundary conditions

基于上述网格划分、边界条件设置等步骤建立薄壁件铣削过程仿真模型,输入主轴转速、每齿进给量等参数,定义时间间隔以在每个间隔输出仿真计算结果,进而求解刀具在不同位置的工件变形云图,获取工件已加工表面各点的变形量。

3 基于 Co-Kriging 模型的薄壁件铣削加工变形预测

3.1 引入相似度量的选点策略

由第2章可知,在目标刀具下需规划少量的铣削参数样本点,若直接在各设计变量变化空间随机选择样本点,样本点的分布可能缺乏科学性和代表性,容易导致样本点过于集中在某些参数区间,从而影响所建薄壁件加工变形预测模型的准确性。因此,本文提出一种基于相似度量的有限样本顺序选择方法。余弦相似度广泛用于衡量两个非零向量之间相似性,其值越大(趋近于1)则表示两个向量在空间中的方向越接近、相似性越强。

首先,以 n 、 a_e 、 a_p 和 f_z 为设计变量,采用正交实验设计方法确定充足的铣削参数方案;其次,对各设计变量进行归一化处理,采用式(6)计算每组铣削参数与余下各组铣削参数之间的余弦相似度 $S_{\cos}$,将各组铣削参数关联的余弦相似度相加,以总和值表征此组铣削参数的代表性;然后,根据总和值的大小对各组铣削参数按降序排列,并提出式(7)中的样本标记比例顺序选择待标记的 N_{tr} 组铣削参数组合;同时,考虑样本点距离接近易造成建模失败,评估相邻铣削参数组合的总和值差距,若距离过小则选择后续组合为待标记样本;最后,在每个比例值 R_1 下,根据样本排序和相邻距离筛选代表性铣削参数组合,采用数值仿真计算各组铣削参数下薄壁件已加工表面采样点的变形量。

$$S_{\cos}(\mathbf{x}_{si}, \mathbf{x}_{ij}) = \frac{\mathbf{x}_{si} \cdot \mathbf{x}_{ij}}{|\mathbf{x}_{si}| \cdot |\mathbf{x}_{ij}|} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_{si}$ 为源刀具第 i 个铣削参数向量; $\mathbf{x}_{ij}$ 为目标刀具第 j 个铣削参数向量; $\mathbf{x}_{si} \cdot \mathbf{x}_{ij}$ 为两个向量的内积; $|\mathbf{x}_{si}|$ 与 $|\mathbf{x}_{ij}|$ 分别为两个向量的模。

$$N_{tr} = \text{round}(N_{\text{total}} \times R_1) \quad (7)$$

式中: R_1 为样本标记比例; N_{total} 为总样本数; $\text{round}(\cdot)$ 表示取整。

3.2 基于仿射变换的数据增强

若源域与目标域的数据分布存在显著差异,直接对二者数据进行融合处理,将致使目标域构建的近似模型精度欠佳。因此,本文引入仿射变换缩小源域与目标域的数据差异。

仿射变换是一种保持线性和平行性的几何变换,通过线性变换(矩阵乘法)和平移变换(向量加法)的组合,将原始坐标映射到目标坐标。首先,定义仿射变换矩阵 $\mathbf{H}$,使得 $\mathbf{D}_{s-1} \cdot \mathbf{H}$ 靠近目标域数据集 $\mathbf{D}_t = \{\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t\}$,如式(8)所示。

$$\min \|\mathbf{D}_{s-1} \cdot \mathbf{H} - [\mathbf{D}_t \quad \mathbf{I}]\| \quad (8)$$

由于源域和目标域样本数量不一致,难以直接利用式(8)求解 $\mathbf{H}$ 。因此,利用源域数据建立代理模型并计算与目标域输入一致的源域样本标签,如式(9)所示,构造源域新数据集 $\mathbf{D}_{s-1}$:

$$\mathbf{D}_{s-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{t1} & f_s(\mathbf{x}_{t1}) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_{tm} & f_s(\mathbf{x}_{tm}) & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}_{t1}$ 和 $\mathbf{x}_{tm}$ 分别表示目标域第1个和第 m 个样本; $f_s(\cdot)$ 为源域上建立的预测模型。进一步地,考虑 $\mathbf{D}_{s-1}$ 与矩阵 $[\mathbf{D}_t \quad \mathbf{I}]$ 具有部分相同的列,将式(8)改写为:

$$\min \left\| \mathbf{D}_{s-1} \cdot \mathbf{W} - \begin{bmatrix} y_{t1} \\ \vdots \\ y_{tm} \end{bmatrix} \right\| \quad (10)$$

然后,利用最小二乘法求解式(10)中的变换矩阵 $\mathbf{W}$,如式(11)所示。

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}_{s-1}^T \mathbf{D}_{s-1})^{-1} \mathbf{D}_{s-1}^T \begin{bmatrix} y_{t1} \\ \vdots \\ y_{tm} \end{bmatrix} \quad (11)$$

最后,如式(12)所示,采用获取的 $\mathbf{W}$ 更新源域所有数据 $\mathbf{D}_s$,得到更接近目标域数据分布的源域新数据 $\mathbf{D}_{s\text{-new}}$:

$$\mathbf{D}_{s\text{-new}} = [\mathbf{X}_s, [\mathbf{D}_s \quad \mathbf{I}] \cdot \mathbf{W}] \quad (12)$$

3.3 铣削加工变形可信度预测模型

采用仿射变换后,源域和目标域数据的分布彼此接近,因而可以利用它们训练变可信度近似模型,用于预测目标刀具不同铣削参数的加工变形量,主要包括数据准

备、模型训练与模型测试 3 个步骤。Co-Kriging 作为 Kriging 的拓展,是一种较常用的变可信用近似建模方法,其通过有效融合不同精度的多源数据,利用空间相关性构建变可信用代理模型,可在保证预测精度的同时显著降低高成本样本的需求量^[18]。

1) 数据准备:在源刀具下通过数值仿真计算求解充足样本点 $\mathbf{X}_s$ 的加工变形量 $\mathbf{Y}_s$,在目标刀具下筛选少量的样本点 $\mathbf{X}_t$ 求解其加工变形量仿真值 $\mathbf{Y}_t$,结合仿射变换和目标域数据 $\mathbf{D}_t$ 更新源域数据集 $\mathbf{D}_s$ 为 $\mathbf{D}_{s_new}$;

2) 模型训练阶段:如式(13)所示,Co-Kriging 模型通常由高可信用度(high fidelity, HF)模型 $Z_h(\mathbf{x})$ 和低可信用度(low fidelity, LF)模型 $Z_l(\mathbf{x})$ 构成:

$$Z_h(\mathbf{x}) = \rho Z_l(\mathbf{x}) + Z_d(\mathbf{x}) \tag{13}$$

式中: ρ 为比例参数; $Z_d(\mathbf{x})$ 表示 HF 与 LF 模型预测值差值的高斯过程。如式(14)所示,Co-Kriging 代理模型的协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 可表示为:

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \sigma_l^2 R_l(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) & \rho \sigma_l^2 R_l(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_h) \\ \rho \sigma_l^2 R_l(\mathbf{x}_h, \mathbf{x}_i) & \rho^2 \sigma_l^2 R_l(\mathbf{x}_h, \mathbf{x}_h) + \sigma_d^2 R_d(\mathbf{x}_h, \mathbf{x}_h) \end{pmatrix} \tag{14}$$

式中: $R_l(\cdot)$ 和 $R_d(\cdot)$ 分别表示低可信用度模型和差值模型的相关函数,其与所选的核函数密切相关,常采用高斯核函数表达,如式(15)所示。

$$R(\mathbf{x}_{si}, \mathbf{x}_{sj}) = \exp\left(-\sum_{k=1}^d \theta_k |x_{si}^k - x_{sj}^k|^2\right) \tag{15}$$

式中: θ_k 为第 k 个维度的权重参数; x_{si}^k 为源域第 i 组铣削参数在 k 维上的取值; x_{sj}^k 为目标域第 j 组铣削参数在 k 维上的取值。为获取式(14)和(15)中的超参数,可基于最大似然估计法求解式(16)中的两个似然函数:

$$\begin{cases} L_l = -\frac{n_l}{2} \ln(2\pi) - \frac{n_l}{2} \ln(\sigma_l^2) - \\ \quad \frac{1}{2} \ln |\mathbf{R}_l| - \frac{(\mathbf{Z}_l - i\boldsymbol{\mu}_l)^T \mathbf{R}_l^{-1} (\mathbf{Z}_l - i\boldsymbol{\mu}_l)}{2\sigma_l^2} \\ L_d = -\frac{n_h}{2} \ln(2\pi) - \frac{n_h}{2} \ln(\sigma_d^2) - \\ \quad \frac{1}{2} \ln |\mathbf{R}_d| - \frac{(\mathbf{Z}_d - i\boldsymbol{\mu}_d)^T \mathbf{R}_d^{-1} (\mathbf{Z}_d - i\boldsymbol{\mu}_d)}{2\sigma_d^2} \end{cases} \tag{16}$$

式中: $\mathbf{Z}_d = \mathbf{Z}_h(\mathbf{x}_h) - \rho \mathbf{Z}_l(\mathbf{x}_h)$; n_l 和 n_h 为低可信用度和高可信用度样本总量; $\boldsymbol{\mu}_l$ 、 $\boldsymbol{\mu}_d$ 、 σ_l 、 σ_d 分别为低/高精度目标的均值和方差。以 $\mathbf{D}_{s_new}$ 为低可信用度数据、 $\mathbf{D}_t$ 为高可信用度数据,结合式(13)~(16)即可协同训练 Co-Kriging 模型。

3) 设计目标刀具充足的铣削参数组合,求解每组参数对应的加工变形仿真值,由此构造目标域测试集 $\mathbf{D}_{t_test} = \{\mathbf{X}_{t_test}, \mathbf{Y}_{t_test}\}$,将 $\mathbf{X}_{t_test}$ 输入所建 Co-Kriging 模型,预测薄壁件加工变形量 $\mathbf{Y}_{t_test}$,采用式(17)中平均绝对误

差百分比(mean absolute percentage error, MAPE)评估 $\mathbf{Y}_{t_test}$ 与 $\mathbf{Y}_{t_test_pre}$ 之间的差距,以验证所建 Co-Kriging 变可信用度近似模型的可行性。

$$MAPE = \frac{100\%}{n_{test}} \sum_{i=1}^{n_{test}} \left| \frac{y_{t_testi} - y_{t_test_prei}}{y_{t_testi}} \right| \tag{17}$$

式中: y_{t_testi} 和 $y_{t_test_prei}$ 分别为加工变形的实际值和预测值; n_{test} 为测试集样本数量。

4 案例分析

4.1 实验设计与数据集描述

以表 4 中具有不同螺旋角的两把常用硬质合金刀具 T_1 、 T_2 为研究对象,定义 T_1 、 T_2 分别为源刀具和目标刀具,设计在 50 mm×4 mm×25 mm 的 TC4 钛合金薄壁件上进行铣削加工,根据常用工况列表 5 所示的各铣削参数变化区间,采用拉丁超立方方法规划表 6 中的 64 组实验方案。

表 4 不同立铣刀的参数信息

Table 4 Parameter information for different end mills

刀具	直径/mm	材料	刀具长度/ mm	刀具螺旋 角/(°)	齿数
T_1	10	硬质合金	75	35	4
T_2	10	硬质合金	75	45	4

表 5 铣削参数变化区间

Table 5 Variation range of milling parameters

加工参数	参数范围	增量
主轴转速 $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	2 100~5 100	300
切削宽度 a_e/mm	0.4~2.0	0.2
切削深度 a_p/mm	3.0~8.0	0.2
每齿进给量 $f_z/(\text{mm} \cdot \text{z}^{-1})$	0.02~0.15	0.01

在 T_1 刀具条件下,基于表 6 中的 64 组铣削参数,利用有限元软件 ABAQUS 建立刀具-工件热力耦合模型,依次进行薄壁件铣削加工过程仿真计算。图 4 分别展示了刀具切入、居中、切出 3 个典型时刻的工件变形仿真云图(以其中一组铣削参数为例)。可以看出,薄壁件两端的变形量较大,中间位置的变形量较小。同时,在薄壁件加工表面设置图 5 所示的 9 个采样点,提取每组仿真方案下各采样点的加工变形量,以构造源域数据集 $\mathbf{D}_s = \{\mathbf{D}_{s1}, \mathbf{D}_{s2}, \dots, \mathbf{D}_{si}, \dots, \mathbf{D}_{s8}, \mathbf{D}_{s9}\}$, $\mathbf{D}_{si}$ 为第 i 个采样点对应的 64 组切削方案的加工变形量。

在图 6 所示的立式加工中心 VM702S 上开展 TC4 薄壁件铣削实验,采用顺铣方式以减小刀具弹性变形对加

表 6 铣削参数实验方案

Table 6 Experimental design of milling parameters

编号	因素				编号	因素			
	$n/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	a_e/mm	a_p/mm	$f_z/(\text{mm}\cdot\text{z}^{-1})$		$n/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	a_e/mm	a_p/mm	$f_z/(\text{mm}\cdot\text{z}^{-1})$
1	2 100	1.2	3.6	0.08	33	3 600	1.4	4.4	0.09
2	2 100	0.4	4.0	0.07	34	3 600	1.8	4.8	0.12
3	2 100	0.8	4.8	0.07	35	3 600	2.0	6.0	0.09
4	2 100	1.8	5.6	0.13	36	3 600	1.8	6.4	0.07
5	2 100	1.0	6.4	0.05	37	3 600	0.4	7.2	0.09
6	2 100	1.6	6.8	0.10	38	3 900	0.8	4.4	0.13
7	2 400	1.0	4.0	0.12	39	3 900	1.8	5.6	0.08
8	2 400	0.8	4.4	0.08	40	3 900	1.0	6.0	0.03
9	2 400	0.8	4.8	0.04	41	3 900	1.2	6.0	0.06
10	2 400	1.4	5.6	0.11	42	3 900	1.0	6.4	0.09
11	2 400	1.6	6.8	0.10	43	3 900	0.6	7.6	0.02
12	2 400	1.6	7.6	0.04	44	4 200	0.6	3.2	0.09
13	2 700	0.6	3.6	0.11	45	4 200	0.6	3.2	0.02
14	2 700	1.2	5.0	0.15	46	4 200	1.2	3.6	0.07
15	2 700	1.4	6.0	0.13	47	4 200	0.4	5.2	0.13
16	2 700	1.0	6.4	0.15	48	4 200	1.6	7.6	0.05
17	2 700	0.6	6.8	0.14	49	4 200	1.0	8.0	0.12
18	2 700	0.8	7.6	0.07	50	4 500	1.2	3.2	0.05
19	3 000	1.4	3.2	0.08	51	4 500	1.6	4.0	0.14
20	3 000	1.4	4.0	0.04	52	4 500	2.0	4.4	0.03
21	3 000	1.2	4.8	0.15	53	4 500	1.4	7.2	0.13
22	3 000	1.8	5.6	0.05	54	4 500	1.8	7.2	0.06
23	3 000	1.0	6.8	0.14	55	4 500	1.6	8.0	0.11
24	3 000	1.0	7.2	0.05	56	4 800	0.8	3.2	0.10
25	3 300	0.4	3.6	0.13	57	4 800	1.8	4.4	0.03
26	3 300	0.6	4.0	0.06	58	4 800	0.8	5.2	0.08
27	3 300	0.8	4.8	0.11	59	4 800	2.0	6.0	0.02
28	3 300	1.2	4.8	0.11	60	4 800	1.4	6.8	0.05
29	3 300	0.6	5.2	0.10	61	4 800	2.0	8.0	0.02
30	3 300	1.2	6.4	0.14	62	5 100	1.6	3.0	0.04
31	3 300	1.4	7.6	0.14	63	5 100	1.6	5.2	0.12
32	3 600	0.6	3.6	0.02	64	5 100	1.8	7.2	0.02

工过程的干扰,工艺参数设置如下:主轴转速 4 200 r/min,切削宽度 0.6 mm,切削深度 3.2 mm,每齿进给量 0.09 mm/z。加工完成后,采用图 6 中的三坐标测量机 CROMA686 获取 9 个采样点的加工变形数据,该测量系统具有微米级精度与良好的重复性,适用于薄壁件这类弱刚性结构的

几何测量,具体步骤如下^[19-20]:

1) 加工前,将薄壁件装夹于专用夹具并固定于测量平台,建立统一工件坐标系后,测量未加工表面预设的 9 个采样点的三维坐标;

2) 铣削加工后,将工件重新装夹于同一夹具,以相

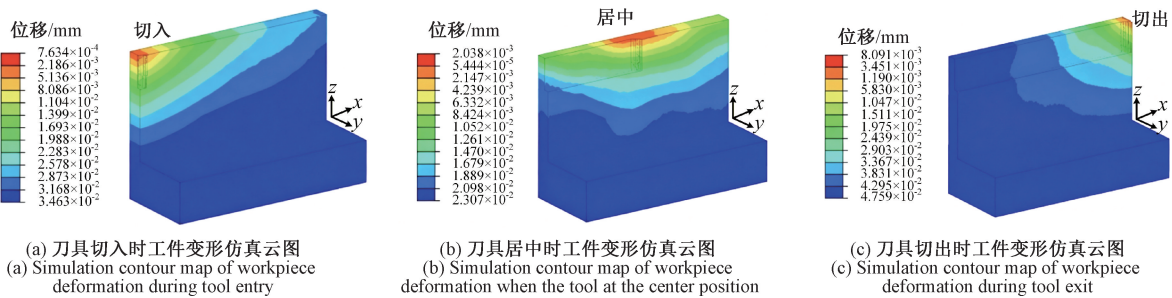


图 4 薄壁件铣削过程工件加工变形仿真云图
Fig. 4 Simulated deformation contour of thin-walled workpiece in milling process

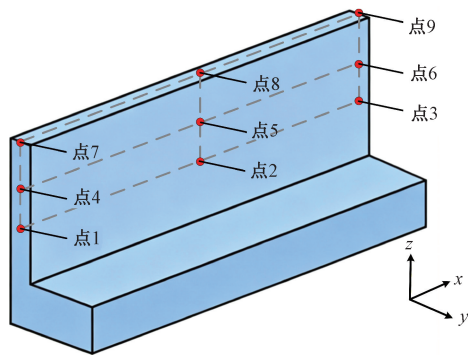


图 5 薄壁件加工表面加工变形量采样点分布
Fig. 5 Distribution of deformation sampling points on the machined surface of a thin-walled workpiece



图 6 立式加工中心和加工变形测量设备
Fig. 6 Vertical machining center and machining deformation measurement equipment

同定位基准面重建坐标系,待工件冷却至室温后,依据加工前记录的 x 、 z 坐标定位已加工表面对应的 9 个采样点,测量其 y 坐标值;

3) 鉴于铣削变形主要沿已加工表面的法向方向(即 y 方向),以加工前后采样点 y 坐标的差值 Δy 作为该点的加工变形量实测值。实际切削过程中,受刀具磨损以及工艺系统柔性等因素影响,仿真与实验结果之间不可避免地存在一定偏差。

图 7 给出了 9 个采样点变形量的实验值与仿真结果

对比,两者之间的平均相对误差为 7.55%,最大相对误差为 10.36%。在当前仿真条件下,计算结果在可接受范围内,表明有限元方法能够较好地模拟 TC4 薄壁件的铣削加工过程,可用于揭示该类结构的加工变形规律。后续研究也将综合考虑刀具-工艺系统柔性、结合面动态特性等因素,在仿真精度与计算效率之间寻求合理平衡,进一步完善薄壁件铣削过程仿真模型,使其更贴近实际切削工况,提升仿真结果的准确性与工程适用性。

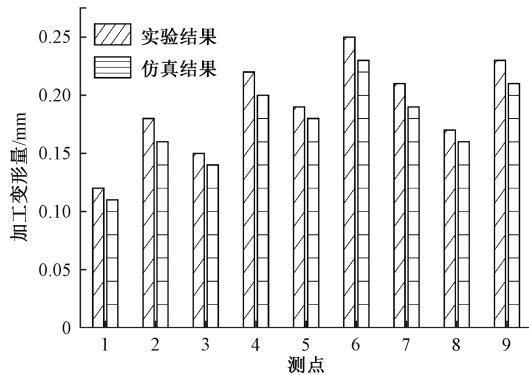


图 7 各测点加工变形实验值与仿真值对比
Fig. 7 Comparison of experimental and simulated machining deformation at various measurement points

在刀具 T_2 下,根据 4.1 节计算表 6 中各方案的余弦相似度之和,并按降序对 64 组加工方案进行排序。随后,设定标记样本比例为 0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8。每个比例下根据式(7)计算需选取样本个数 N_{tr} ,并按排序顺序选择对应的铣削参数方案。对每组所选方案进行目标刀具下薄壁件侧铣加工仿真,提取已加工表面 9 个采样点的变形量,构造目标域数据集 $D_t = \{D_{t1}, D_{t2}, \dots, D_{ti}, \dots, D_{t8}, D_{t9}\}$, D_{ti} 为第 i 个采样点对应的 64 组变形量。

4.2 源刀具铣削加工变形预测

针对源刀具下的每个采样点,在 0.2~0.8 的各标记样本比例下,以筛选的铣削参数组合及其对应的薄壁件加工变形仿真数据构造训练集,以全部 64 组铣削参数及

其加工变形数据 D_s 作为测试集,引入克里金 Kriging、反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)和高斯过程回归(gaussian process regressions, GPR)等小样本建模方法,构建以铣削参数 $\{n, a_e, a_p, f_z\}$ 为输入的加工变形量预测模型。在不同已标记样本比例下,利用式(17)计算测试集上各采样点的平均绝对百分比误差 MAPE,进而求得 9 个采样点 MAPE 的均值。图 8 展示了不同已标记样本比例下的 MAPE 均值变化情况。可以看出,随着已标记样本比例的增加,MAPE 均值呈下降趋势;在相同的标记样本比例下,Kriging 模型对应的 MAPE 平均值始终最小,表明该模型能够准确刻画铣削参数与加工变形量之间的函数映射关系。因此,本文采用基于 Kriging 模型拓展的 Co-Kriging 模型,建立新刀具铣削加工变形量的变可信度近似模型。

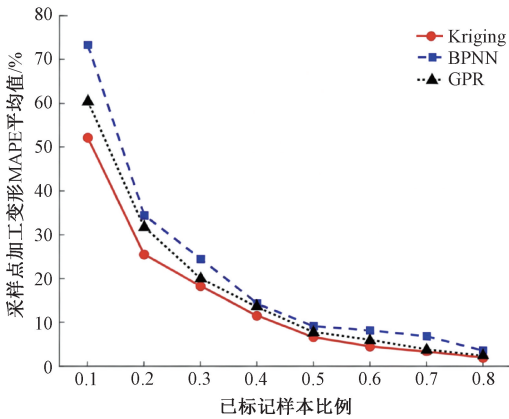


图 8 不同标记比例下各预测模型的采样点 MAPE 平均值

Fig. 8 Average MAPE across sampling points for each prediction model under different labeled ratios

4.3 目标刀具加工变形量预测结果分析

在目标刀具 T_2 的每个标记样本比例下,从源域数据集 D_{si} 中筛选和目标域数据集 D_{ti} 具有相同铣削参数的数据 D_{si_pre} ,根据式(8)~(11)计算仿射变换矩阵 W ,由此更新源域第 i 个采样点数据 D_{si} 为 D_{si_new} 。以 D_{si_new} 和 D_{ti} 分别作为低、高可信度数据,采用 1 阶多项式拟合数据分布趋势,选择高斯协方差函数描述两点间相关性随距离的变化,进而通过 Co-Kriging 模型综合利用 D_{si_new} 和 D_{ti} ,建立目标刀具各采样点的加工变形量变可信度近似模型。以目标域全部 64 组数据为测试集,按式(17)计算各采样点真实值与预测值之间的 MAPE 值,并求取 9 个采样点的 MAPE 均值,结果如图 8 所示。由图可知,目标刀具的 MAPE 均值随标记比例增加而显著下降;当标记比例为 0.4 时,MAPE 均值降至 8.94%,已低于 10%。在此基础上,进一步对比基于 Kriging 模型的预测性能。在每个标记比例下,仅利用各采样点的目标域数据 D_{ti} 建立加

工变形量的 Kriging 预测模型(图 9 中记为 Model_2),并采用相同的测试集计算 9 个采样点的 MAPE 均值。对比图 9 中两类预测模型的 MAPE 均值可知,Co-Kriging 模型(图 9 中记为 Model_1)在各标记比例下的 MAPE 均值低于相同比例下的 Kriging 模型。以标记比例 0.4 为例,Model_1 的 MAPE 均值为 8.94%,相较于 Model_2 的 10.69%降低了 1.75 个百分点。上述结果表明,Co-Kriging 模型通过协同利用低可信度数据,可在目标域仅提供有限样本的情况下,有效提高薄壁件加工变形量预测模型的精度。

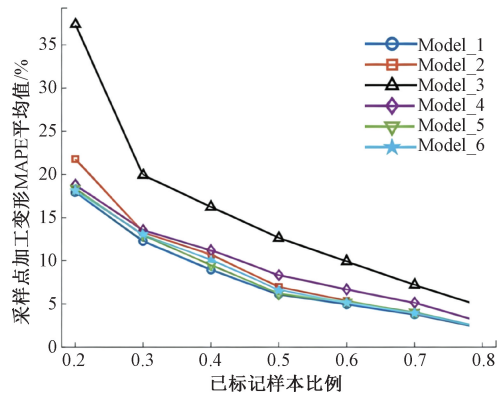


图 9 不同标记比例下各预测模型在目标刀具上的 MAPE 均值

Fig. 9 Average MAPE of each prediction model on the target tool at different labeling ratios

4.4 不同预测方法对比分析

为进一步验证小样本场景下所提薄壁件加工变形量变可信度近似模型的可行性,除 4.3 节所述的 Co-Kriging 模型和 Kriging 模型外,结合目标域样本筛选策略和回归模型类型设计以下 4 个对比模型:

- 1) 根据标记比例 R_l 随机选择目标域铣削参数方案,然后利用仿射变换更新源域数据,联合高、低可信度数据建立 Co-Kriging 预测模型,简记为 Model_3;
- 2) 采用源域和目标域数据直接建立加工变形量的 Co-Kriging 预测模型,即不采用仿射变换处理源域数据,简记为 Model_4;
- 3) 引入模型迁移学习综合利用目标域数据和经仿射变换处理后的源域数据,以多层感知机为基回归器建立加工变形量的预测模型,简记为 Model_5;
- 4) 采用基于加法标度的变可信度近似建模方法,融合目标域与更新后源域数据,结合多层感知机建立加工变形量的变可信度近似模型,简记为 Model_6。

每个已标记样本比例下,分别建立 Model_3 至 Model_6 这 4 类预测模型,以估算目标刀具下工件加工变形量。随后,利用测试集计算各模型在 9 个采样点上的

MAPE 值,并取其平均值,结果如图 9 所示。对比图中各曲线对应的 MAPE 均值,可得出以下结论:

1) 相同比例下 Model_3 的 MAPE 平均值均高于 Model_1 的 MAPE 均值,表明基于相似度量的少样本筛选策略优于随机选点策略,可以更好地挑选出目标域代表性样本;

2) Model_4 的 MAPE 平均值均高于相同比例下 Model_1 的 MAPE 值,验证采用仿射变换可以缩小原始高、低可信度数据之间的差异,有利于提高 Co-Kriging 变可信度近似模型的预测精度;

3) Model_1 的 MAPE 平均值低于同比例下 Model_5 和 Model_6 的 MAPE 平均值,表明 Co-Kriging 模型在捕捉源域与目标域数据相似性方面优于迁移学习和加法标度策略,更适用于描述铣削参数和薄壁件加工变形量之间的函数映射关系。

5 结 论

钛合金薄壁件铣削加工变形预测中,有限元仿真计算效率低下,导致获取每把刀具充足样本点的成本显著增加。针对这一问题,本文提出一种基于变可信度近似模型的加工变形量预测方法。

1) 采用余弦相似度评估准则筛选目标刀具的少量铣削参数组合,进而仿真计算获取源刀具和目标刀具铣削过程中各采样点的加工变形量,构造充足的源域和有限的目标域数据集。

2) 结合仿射变换和目标域数据更新源域数据,以减小其与目标域数据间的差异,将更新后的源域数据赋以低可信度属性,目标域数据赋以高可信度属性。

3) 采用 Co-Kriging 模型融合高、低可信度数据,建立目标刀具下以铣削参数为输入的薄壁件铣削加工变形预测模型。实例验证表明,所提方法在相同标记比例下预测精度更高,能够兼顾建模成本与预测精度,可为薄壁件铣削参数优化提供参考。

参考文献

- [1] 林怀鑫,李占杰,高显胜,等. TC4 钛合金薄壁件低温铣削变形研究[J]. 工具技术, 2024, 58(10): 88-94.
- Lin Huaixin, Li Zhanjie, Gao Xiansheng, et al. Study on cryogenic milling deformation of TC4 titanium alloy thin plate parts[J]. Tool Engineering, 2024, 58(10): 88-94.
- [2] 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 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): 148-160.

- [3] 邓聪颖,叶波,禄盛,等. 基于切削稳定性与表面质量约束的铣削工艺参数优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 190-199.
- Deng Congying, Ye Bo, Lu Sheng, et al. Optimization of milling process parameters considering the constraints of cutting stability and surface quality[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 190-199.
- [4] 刘建翔,辛志杰,鲁辉虎,等. 弧形薄壁件 ZL205A 铣削加工变形规律研究[J]. 精密成形工程, 2025, 17(2): 11-18.
- Liu Jianxiang, Xin Zhijie, Lu Huihu, et al. Deformation law of ZL205A arc thin-walled parts in milling[J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2025, 17(2): 11-18.
- [5] 李欣伟. 基于多源信息融合的薄壁件铣削加工变形预测方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2022: 51.
- Li Xinwei. Research on the prediction of deformation of thin-walled parts by milling based on multi-source information fusion[D]. Xi'an: Xidian University, 2022: 51.
- [6] Wang L Y, Huang H H, West R W, et al. A model of deformation of thin-wall surface parts during milling machining process[J]. Journal of Central South University, 2018, 25(5): 1107-1115.
- [7] Wu G, Li G X, Pan W C, et al. A prediction model for the milling of thin-wall parts considering thermal-mechanical coupling and tool wear[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(11/12): 4645-4659.
- [8] 张铭. 基于修正 JC 本构模型的钛合金薄壁件铣削数值模拟分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学, 2021: 25.
- Zhang Ming. Numerical simulation analysis of thin-walled milling in titanium alloy based on modified JC constitutive model[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021: 25.
- [9] 岳彩旭,李崔昊,王乐,等. 面向变形控制的薄壁件铣削过程参数优化[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2026, 31(2): 34-42, 2.
- Yue Caixu, Li Cuihao, Wang Le, et al. Parameter optimization of thin-walled parts milling process for deformation control[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2026, 31(2): 34-42, 2.

- [10] 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 of thin-walled parts in milling process[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(4): 106-131.
- [11] 赵欢, 高正红, 夏露. 基于新型多可信度代理模型的多目标优化方法[J]. 航空学报, 2023, 44(6): 65-84.
Zhao Huan, Gao Zhenghong, Xia Lu. Novel multi-fidelity surrogate model assisted many-objective optimization method[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(6): 65-84.
- [12] 周奇, 杨扬, 宋学官, 等. 变可信度近似模型及其在复杂装备优化设计中的应用研究进展[J]. 机械工程学报, 2020, 56(24): 219-245.
Zhou Qi, Yang Yang, Song Xueguan, et al. Survey of multi-fidelity surrogate models and their applications in the design and optimization of engineering equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 219-245.
- [13] 王超超. 基于变可信度近似模型的激光深熔焊工艺参数优化[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017: 31.
Wang Chaochao. Research on variable-fidelity metamodeling assisted laser penetration welding process parameters optimization[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017: 31.
- [14] Yang Y, Wang Y, Liao Q F, et al. CNC corner milling parameters optimization based on variable-fidelity metamodel and improved MOPSO regarding energy consumption[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2022, 9(4): 977-995.
- [15] 于敬丹, 王儒, 吴文志, 等. 基于变可信度近似模型的 BGA 焊点可靠性预测与优化方法[J]. 焊接学报, 2024, 45(1): 10-16, 129-130.
Yu Jingdan, Wang Ru, Wu Wenzhi, et al. Reliability prediction and optimization method of BGA solder joints based on variable-fidelity approximation model[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2024, 45(1): 10-16, 129-130.
- [16] Yue C X, Li M, Zhang M, et al. The modified constitutive model considering strain-temperature coupling and dynamic recrystallization effective for FEM simulation of milling process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 119(1/2): 1217-1232.
- [17] Li C, Lu C Y. Analysis of interactions between vibration modes of piezoelectric vibrators[J]. Instrumentation, 2025, 12(1): 30-36.
- [18] 孟原, 史宝军, 张德权. Kriging-高维代理模型建模方法研究与改进[J]. 机械工程学报, 2024, 60(5): 249-263.
Meng Yuan, Shi Baojun, Zhang Dequan. Research and improvement of Kriging-HDMR modeling method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(5): 249-263.
- [19] 张俊涛. 基于数字孪生的薄壁件铣削加工变形控制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2022: 36.
Zhang Juntao. Research on milling deformation control of thin-walled parts based on digital twin[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2022: 36.
- [20] 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.

作者简介



邓聪颖, 2012 年和 2016 年于四川大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为数控机床动力学、数字化设计与制造。

E-mail: dengcy@cqupt.edu.cn

Deng Congying received her B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Sichuan University in 2012 and 2016, respectively. She is currently an associate professor and Ph. D. supervisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the CNC machine tool dynamics and digital design and manufacturing.



苗建国 (通信作者), 2013 年于和 2023 年于四川大学获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为装备健康评估与智能化决策。

E-mail: miaojg@cqupt.edu.cn

Miao Jianguo (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Sichuan University in 2013 and 2023, respectively. He is currently a lecturer and master's supervisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment health assessment and intelligent decision-making.