

• 机械工程 •

DOI:10.12454/j.jsuese.202201000



本刊网刊

## 多因素影响下基于Bagging-NSGA II的数控铣削 稳定性预测与优化研究

邓聪颖<sup>1</sup>, 游倩<sup>1</sup>, 赵洋<sup>1</sup>, 林丽君<sup>2</sup>, 殷国富<sup>3\*</sup>

(1.重庆邮电大学 先进制造工程学院, 重庆 400065; 2.成都大学 机械工程学院, 四川 成都 610106; 3.四川大学 机械工程学院, 四川 成都 610065)

**摘要:** 数控机床铣削过程中出现的颤振失稳是影响数控机床加工效率和加工质量的关键因素。铣削稳定性与工艺参数、工艺系统动力学特性密切相关, 而工艺系统动力学特性又随加工位置、刀具悬伸量的变化或刀具的更换而变化。因此, 针对多因素影响下的铣削稳定性预测和无颤振工艺参数选择问题, 本文以数控机床各向移动部件位置、刀具直径、刀具悬伸量和切削参数为变量, 提出一种基于引导聚集算法(Bagging)与带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)的切削稳定性预测与工艺参数优化方法。该方法首先采用正交实验设计离散数控机床的工作空间, 在每个加工位置对不同悬伸量下的刀具进行锤击实验, 由此得到各把铣刀对应的刀尖点频率响应函数; 然后, 在不同工艺参数方案下进行铣削稳定性理论预测, 进而引入Bagging算法建立以各向运动部件位置 $(x, y, z)$ 、刀具直径 $d$ 、刀具悬伸量 $h$ 、主轴转速 $n$ 、切削宽度 $a_e$ 、每齿进给量 $f_z$ 为输入的极限切削深度 $a_{plim}$ 预测模型; 在此基础上, 采用该Bagging模型作为铣削稳定性约束, 以加工位置和工艺参数 $(x, y, z, d, h, n, a_p, a_e, f_z)$ 为优化变量, 建立最大材料切除率和刀具寿命的多目标优化模型, 采用NSGA-II算法求解该模型得到Pareto最优解集, 并结合熵权法和优劣解距离法(TOPSIS)选出Pareto解集中的最佳解。以一台三轴立式加工中心展开实例分析, 所建极限切削深度Bagging模型的预测误差为2.99%, 且铣削加工实验表明获取的 $(x, y, z, d, h, n, a_p, a_e, f_z)$ 最优配置可实现稳定铣削, 验证所提方法的可行性和有效性。

**关键词:** 铣削稳定性; 工艺参数优化; 多目标优化模型; 刀具悬伸量; 引导聚集算法; NSGA-II 遗传算法

中图分类号: TG54

文献标志码: A

文章编号: 2096-3246(2024)04-0238-12

数控机床加工位置、刀具参数、切削参数等众多因素将直接影响铣削过程的加工质量和生产效率, 尤其是工艺参数选择不合理, 容易引起铣削过程中出现颤振失稳, 从而恶化工件表面质量、加速刀具磨损, 极大地限制了数控机床发挥其高速、高精度的加工优势<sup>[1-3]</sup>。因此, 研究多因素影响下的铣削稳定性预测及工艺参数优化, 有助于切削加工行业提高生产率、降低生产成本。

目前, 基于刀具-工件系统动力学特性提出的铣削稳定性理论分析方法是获取由主轴转速和切削深度构成的稳定性叶瓣图<sup>[4-5]</sup>进行无颤振切削参数选

择的主要途径。然而, 在实际切削过程中, 加工位置、刀具参数(直径、悬伸量)等不确定因素将改变刀具-工件系统的动力学特性, 导致铣削稳定性预测结果随之变化<sup>[6-7]</sup>。黄华等<sup>[8]</sup>以机床各移动部件位置为变量, 结合实验设计和响应面模型, 建立最小极限切削深度预测模型, 研究加工空间切削稳定性分布规律。Postel等<sup>[9]</sup>考虑刀具夹持长度对铣削稳定性的影响, 以切削参数和刀具悬伸量作为变量, 建立预测铣削颤振状态的深度神经网络。然而, 现有铣削稳定性研究多在固定刀具和加工位置的条件下建立切削稳定性预测模型, 难以适应机械加工过程的动态需求。

收稿日期:2022-09-15 修回日期:2022-10-23 网络出版日期:2023-12-05

基金项目:国家自然科学基金项目(51705058); 四川省科技计划资助项目(2023YFQ0035); 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202300640; KJZD-K202300611)

作者简介:邓聪颖(1991—), 女, 副教授。研究方向:数控机床动力学; 数字化设计与制造。E-mail: dengcy@cqupt.edu.cn

\*通信作者:殷国富, 教授, E-mail: gyf@scu.edu.cn

同时,为满足企业对加工质量和生产效率的需求,众多学者在工艺参数优化领域开展了相关研究。刘志杰等<sup>[10]</sup>以刀具角度为优化变量,对车削加工过程的碳排放进行了优化分析;Yang等<sup>[11]</sup>综合了机床功率、刀具寿命及铣削力等约束条件,以加工成本作为适应度函数,利用模糊粒子群算法对优化模型进行求解。然而,随着机械加工行业的发展,优化模型中需考虑的约束条件和优化目标逐渐增多,全局最优解的求解问题变得更加复杂。因此,国内外学者进一步围绕多目标工艺参数优化模型的建立与求解进行了深入研究。Fratila等<sup>[12]</sup>以切削参数作为优化变量,采用田口法求解满足最优工件加工质量和最低加工能耗的切削参数。陈行政等<sup>[13]</sup>建立了最小化加工能耗和加工时间的多目标优化模型,并采用基于自适应网格的多目标粒子群算法求解该模型,实现工艺参数和工步数的同时优化。鄢威等<sup>[14]</sup>以最小系统能耗和最短加工时间为目标函数,建立面向节能高效需求的多目标优化模型,并提出一种基于小生境遗传算法的求解方法。上述研究可为求解工艺参数的优化配置提供有效的途径。然而,现有的优化模型大多未考虑切削稳定性约束,或仅采用传统的铣削颤振解析表达式,尚未综合考虑加工位置和刀具参数的不确定性,导致求解的工艺参数优化组合具有局限性,从而限制了加工质量和生产效率的提升。

综上,本文综合考虑加工位置、切削参数、刀具直径和刀具悬伸量等多源数据,利用引导聚集算法(Bagging)建立以多源数据为输入的极限切削深度预测模型,并以此模型作为铣削稳定性约束,建立材料去除率和刀具寿命的多目标优化模型,再通过带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II),求解一组无颤振工艺参数的最优配置,通过该配置下的稳定切削实验验证了所提方法的有效性。

## 1 机床铣削稳定性铣刀参数预测建模

### 1.1 考虑刀具直径和刀具悬伸量的铣削稳定性预测

铣削加工过程通常可等效为图1所示的两自由度振动系统。

图1中: $\varphi_j$ 为瞬时径向接触角; $f_z$ 为每齿进给量; $k_X$ 、 $k_Y$ 、 $c_X$ 、 $c_Y$ 分别为 $X$ 、 $Y$ 方向的刚度系数和阻尼系数,对应的各向动态切削力 $F_X$ 、 $F_Y$ 采用式(1)表达<sup>[15-16]</sup>:

$$\mathbf{F}(t) = \begin{bmatrix} F_X(t) \\ F_Y(t) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} a_p K_{tc} A_0 \Delta S(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{F}(t)$ 为 $t$ 时刻整个系统受到的切削力; $a_p$ 为轴向切削深度; $K_{tc}$ 为切向铣削力系数; $\Delta S(t)$ 为 $t$ 时刻刀齿在前后切削周期内 $X$ 、 $Y$ 方向的位移变化量; $A_0$ 为平均

方向系数矩阵,取决于刀具的切入角 $\psi_{st}$ 和切出角 $\psi_{ex}$ ,而 $\psi_{st}$ 、 $\psi_{ex}$ 需采用刀具的直径 $d$ 计算。

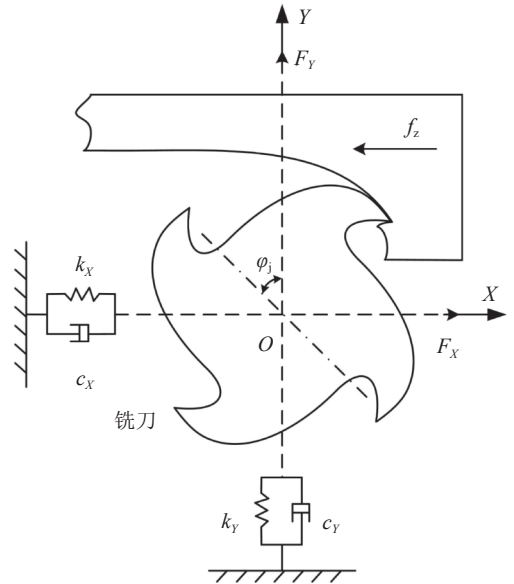


图1 铣削加工两自由度振动系统

Fig. 1 A two degree of freedom vibration system for milling

设刀具-工件接触区的频响函数为 $\Phi(i\omega)$ ,其中, $\omega$ 为频率, $i$ 为虚数单位。利用在颤振频率 $\omega_c$ 处振动函数的频域方程,可得到再生动态位移 $\Delta S(i\omega_c)$ 的表达式:

$$\Delta S(i\omega_c) = (1 - e^{-i\omega_c T}) e^{i\omega_c t} \Phi(i\omega_c) \mathbf{F}(t), \quad (2)$$

式中: $T$ 为等间距刀齿的切削周期, $T = 60\psi_j/2\pi n$ ,其中, $\psi_j$ 为相邻两刀齿夹角, $n$ 为主轴转速; $\omega_c T$ 为相邻刀齿在前后切削周期的振动相位差。将 $\Delta S(i\omega_c)$ 代入式(1)可得:

$$\mathbf{F} e^{i\omega_c t} = \frac{1}{2} a_p K_{tc} (1 - e^{i\omega_c t}) A_0 \Phi(i\omega_c) \cdot \Delta S(t) \mathbf{F} e^{i\omega_c t} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{F}$ 为切削力。令式(3)的行列式为0,可得到动态铣削系统的特征方程及特征值 $\Lambda$ ,其表达式为:

$$\begin{cases} \det \left( \mathbf{I}_c - \frac{1}{2} a_p K_{tc} (1 - e^{-i\omega_c}) A_0 \Phi(i\omega_c) \right) = 0, \\ \Lambda = -\frac{N_t}{4\pi} K_{tc} a_p (1 - e^{i\omega_c t}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\det$ 为相关函数, $\mathbf{I}_c$ 为单位矩阵, $N_t$ 为刀具刃数。

根据式(4),可得到临界轴向切削深度 $a_{plim}$ 和对应的主轴转速 $n$ 为:

$$\begin{cases} a_{plim} = -\frac{2\pi \Lambda_R \left[ 1 + \left( \frac{\Lambda_I}{\Lambda_R} \right)^2 \right]}{K_{tc} N_t}, \\ n = \frac{60\omega_c}{N_t (2k + 1)\pi - 2 \tan^{-1} \left( \frac{\Lambda_I}{\Lambda_R} \right)} \end{cases} \quad (5)$$

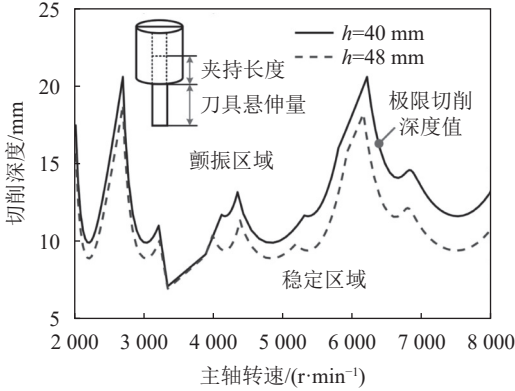
式中, $\Lambda_R$ 和 $\Lambda_I$ 分别为特征值 $\Lambda$ 的实部和虚部。

式(1)~(5)表明, 颤振稳定性除受切削参数影响之外, 还与刀具-工件接触区的频响函数 $\Phi(i\omega)$ 密切相关。当刀具刚度远小于工件系统刚度时,  $\Phi(i\omega)$ 可采用刀尖点频响函数<sup>[17]</sup>表示。因此, 随着悬伸量的增加, 刀尖点的动刚度逐渐下降, 将改变式(5)中的 $a_{plim}$ 。同理, 铣刀直径和加工位置的改变, 都将引起刀尖点频率响应函数的变化, 进而改变极限切削深度值<sup>[18-19]</sup>。

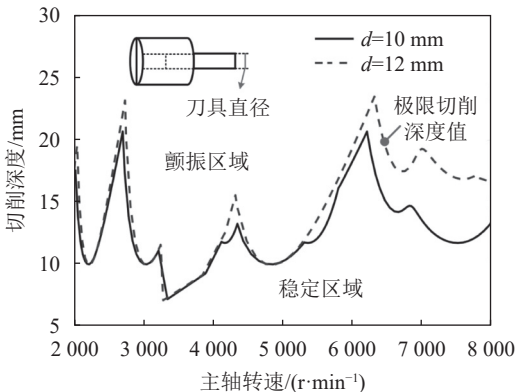
图2为不同铣刀悬伸量(图2(a))和不同铣刀直径(图2(b))下的稳定性叶瓣图。因此, 综合考虑切削参数、加工位置坐标以及铣刀直径、悬伸量的影响, 研究多因素作用下极限切削深度 $a_{plim}$ 的函数表达:

$$a_{plim} = f(x, y, z, d, h, n, a_e, f_z) \quad (6)$$

式中,  $x, y, z$ 为加工位置坐标,  $h$ 为刀具悬伸量,  $a_e$ 为切削宽度,  $f(x, y, z, d, h, n, a_e, f_z)$ 为参数为 $x, y, z, d, h, n, a_e, f_z$ 的极限切削深度函数。



(a) 不同刀具悬伸量下的稳定性叶瓣图



(b) 不同刀具直径下的稳定性叶瓣图

图2 不同刀具悬伸量及直径下的稳定性叶瓣图

Fig. 2 Stability lobe diagrams of different tool overhangs and diameters

### 1.2 多因素影响下的切削稳定性Bagging预测模型

基于引导聚集算法Bagging框架<sup>[20-21]</sup>, 以梯度决策树(GBDT)<sup>[22-23]</sup>作为基学习器, 构建多因素影响下的切削稳定性预测模型, 该预测模型利用Bootstrap抽样使每个GBDT模型具有不同的预测性能, 能

有效解决单个GBDT模型的过拟合问题。图3为Bagging集成学习预测模型的算法结构。

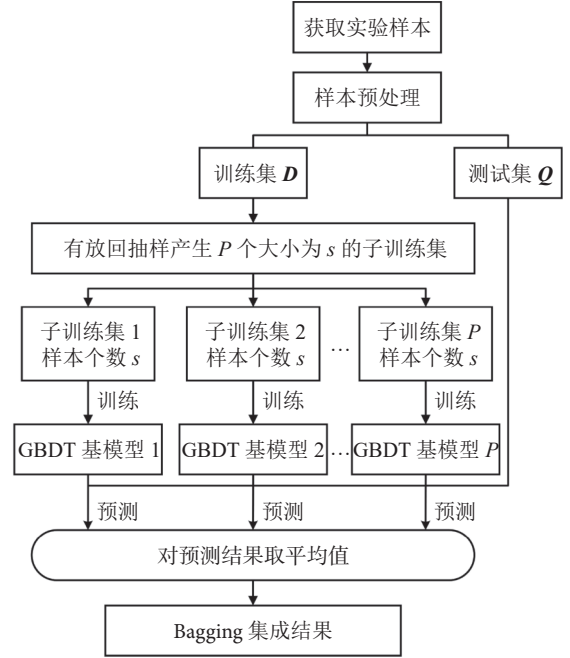


图3 Bagging集成学习算法结构

Fig. 3 Bagging ensemble learning algorithm structure

该算法首先从原样本中抽取训练集 $D$ , 然后采用有放回(Bootstraping)算法选取 $s$ 个训练样本, 重复 $P$ 轮得到 $P$ 个相互独立的训练集, 针对每个训练集建立一个基学习器。对于Bagging框架, 每个基学习器的权重相等。对于每个GBDT基学习器, 首先, 给所有训练样本设置相同的权重, 基于此对该基学习器进行初始训练; 然后, 根据预测结果给误差较高的样本赋予更高的权重, 进而通过迭代训练更新GBDT模型的参数。

根据第1.1节中的多个影响因素和极限切削深度, 定义训练样本量为 $N$ , 总的训练数据集 $D=[(x_1, y_1, z_1, d_1, h_1, a_{e1}, f_{z1}, n_1, a_{plim1}), (x_2, y_2, z_2, d_2, h_2, a_{e2}, f_{z2}, n_2, a_{plim2}), \dots, (x_N, y_N, z_N, d_N, h_N, a_{eN}, f_{zN}, n_N, a_{plimN})]$ , 基学习器的个数为 $P$ , 采样率为 $\varepsilon$ , 极限切削深度的建模流程如下。

1) 基于采样率 $\varepsilon$ 对训练集 $D$ 进行随机采样, 设样本个数为 $s = \varepsilon \times N$ , 得到第 $k$ 个子训练集 $D_k=[(x_1, y_1, z_1, d_1, h_1, a_{e1}, f_{z1}, n_1, a_{plim1}), (x_2, y_2, z_2, d_2, h_2, a_{e2}, f_{z2}, n_2, a_{plim2}), \dots, (x_s, y_s, z_s, d_s, h_s, a_{es}, f_{zs}, n_s, a_{plims})]$ , 对学习器初始化可得:

$$\begin{cases} f_0(k) = \underset{U}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^s L(g_i, U), \\ L(g_i, U) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (g_i - g_i^{\text{pre}})^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $f_0(k)$ 为初始化的GBDT学习器; $i$ 为样本索引, $i=1, 2, \dots, s$ ;  $U$ 为回归树模型; $L(g_i, U)$ 为极限切削深度的均方损失函数; $g_i$ 和 $g_i^{\text{pre}}$ 分别为第 $i$ 个样本的实际值和预测值。

2) 计算残差 $r_{m,i}$ , 表达式为:

$$r_{m,i} = -\frac{\partial L(g_i, f_{m-1}(k_i))}{\partial f_{m-1}(k_i)} \quad (8)$$

式中: $m$ 为迭代次数, $m=1, 2, \dots, M$ ,  $M$ 为最大迭代次数; $f_{m-1}(k_i)$ 为第 $i$ 个样本经过上一次迭代后的预测值。

3) 以 $r_{m,i}$ 为目标值得到新的回归树 $U_{m,j}$ , 设有 $J$ 个叶子节点, 对应叶子节点的区域为 $R_{m,j}$ ,  $j=1, 2, \dots, J$ 。

$$U_{m,j} = \operatorname{argmin}_U \sum_{k \in R_{m,j}} L(g_i, f_{m-1}(k_i) + U) \quad (9)$$

4) 更新强学习器:

$$f_m(k) = f_{m-1}(k) + \sum_{j=1}^J U_{m,j} \mathbf{I}, k \in R_{m,j} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{I}$ 为单位向量。

5) 经过 $m$ 次迭代, 输出最终的强学习器 $F^{\text{GBDT}}(k)$ , 即极限切削深度GBDT模型:

$$F^{\text{GBDT}}(k) = f_0(k) + \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J U_{m,j} \mathbf{I}, k \in R_{m,j} \quad (11)$$

6) 输出Bagging-GBDT集成模型:

$$B(k) = \operatorname{argmax}_{g \in G} \sum_{p=1}^P \mathbf{I}, F^{\text{GBDT}}(k) = f \quad (12)$$

式中, $f$ 为单个GBDT模型输出结果,  $G$ 为所有GBDT模型输出集合,  $p=1, 2, \dots, P$ 。

## 2 基于Bagging预测模型的切削稳定性优化问题描述

### 2.1 基于材料去除率和刀具寿命的铣削稳定性多目标优化

#### 2.1.1 设计优化变量

本文主要考虑数控机床加工位置坐标 $(x, y, z)$ 、刀具几何参数(直径 $d$ 和悬伸量 $h$ )及切削用量(主轴转速 $n$ 、切削宽度 $a_e$ 、每齿进给量 $f_z$ 和切削深度 $a_p$ )对切削效率和加工成本的影响, 因此采用这9个因素作为铣削稳定性多目标优化模型的优化变量 $U$ :

$$U = [x, y, z, d, h, n, a_e, f_z, a_p]^T \quad (13)$$

#### 2.1.2 优化目标函数

本文以提高加工效率和降低刀具成本为目的进行铣削加工的多目标优化。

#### 1) 材料去除率模型

提高单位时间的材料去除率(MRR)能够通过降低加工时间而提高生产效率。材料去除率 $p^{\text{MRR}}$ 取决于切削参数, 可由以下公式表达:

$$p^{\text{MRR}} = \frac{a_p \times a_e \times 1\,000 \times v_c \times f_z \times N_t}{\pi \times d} \quad (14)$$

式中, $v_c$ 为切削速度, 其计算公式为:

$$v_c = \frac{\pi \times d \times n}{1\,000} \quad (15)$$

由式(14)可得, 材料去除率对 $a_p$ 、 $a_e$ 、 $v_c$ 、 $f_z$ 及 $N_t$ 的敏感度相同, 故适量提高 $v_c$ 、 $f_z$ 、 $a_e$ 及加大 $a_p$ 均可提高MRR。然而, 切削参数的提高将加速刀具磨损, 因此, 需结合刀具寿命共同优选切削参数。

#### 2) 刀具寿命模型

刀具寿命 $T_{\text{life}}$ 为刀具的平均更换时间, 除工件材料、刀具结构之外, 切削用量是影响刀具寿命的主要因素。 $T_{\text{life}}$ 主要基于泰勒公式近似计算:

$$T_{\text{life}} = \left( \frac{C_v d^o}{v_c a_p^r f_z^b a_e^c N_t^g} \right)^{1/m_z} \quad (16)$$

式中, $C_v$ 、 $m_z$ 为综合影响系数,  $o$ 、 $r$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $g$ 分别为与刀具直径、切削深度、每齿进给量、切削宽度及刀具齿数相关的寿命系数。

#### 2.1.3 约束条件

##### 1) 加工稳定性约束

若采用的切削深度 $a_p$ 大于极限切削深度 $a_{\text{plim}}$ , 将引起铣削过程中的颤振失稳, 并进一步考虑 $a_{\text{plim}}$ 受到第1.1节中多因素的影响, 采用第1.2节中建立的Bagging集成学习预测模型构建稳定性约束:

$$a_p \leq a_{\text{plim}} = f(x, y, z, d, h, n, a_e, f_z) \quad (17)$$

##### 2) 铣削转速约束

主轴转速 $n$ 取值必须在机床所能提供的最小转速 $n_{\text{min}}$ 和最大转速 $n_{\text{max}}$ 之间:

$$n_{\text{min}} \leq n \leq n_{\text{max}} \quad (18)$$

##### 3) 每齿进给量约束

每齿进给量 $f_z$ 必须在机床允许的最小进给量 $f_{\text{min}}$ 和最大进给量 $f_{\text{max}}$ 之间, 即:

$$f_{\text{min}} \leq f_z \leq f_{\text{max}} \quad (19)$$

##### 4) 径向切削深度约束

径向切削深度 $a_e$ 由铣刀直径和待加工工件共同决定, 其取值不应大于刀具直径 $d$ , 故约束条件为:

$$0 \leq a_e \leq d \quad (20)$$

##### 5) 切削力约束

铣削加工时的切削力 $F$ 的大小 $F_c$ 不能超过机床许用值 $F_c^{\text{max}}$ :

$$F_c = \frac{C_F a_p^{x_F} f_z^{y_F} a_e^{u_F} z}{d^{q_F} n^{w_F}} K_F \leq F_c^{\max} \quad (21)$$

式中,  $K_F$ 、 $C_F$  为综合影响系数,  $x_F$ 、 $y_F$ 、 $u_F$ 、 $q_F$ 、 $w_F$  分别为与切削深度、每齿进给量、切削宽度、刀具直径及主轴转速相关的切削力系数。

#### 6) 切削功率约束

切削功率  $P_c$  必须小于机床可提供的最大有效功率  $P_{\max}$ :

$$P_c = \frac{F_c v_c}{1000} \leq \eta P_{\max} \quad (22)$$

式中,  $\eta$  为机床效率。

基于上述讨论, 考虑多因素影响的铣削稳定性工艺参数多目标优化模型如下:

$$\begin{aligned} \max F(\mathbf{U}) &= (p^{\text{MRR}}, T_{\text{life}}), \\ \text{s.t.} & \begin{cases} a_p \leq a_{\text{plim}}, \\ n_{\min} \leq n \leq n_{\max}, \\ f_{\min} \leq f_z \leq f_{\max}, \\ 0 \leq a_e \leq d, \\ F_c = \frac{C_F a_p^{x_F} f_z^{y_F} a_e^{u_F} z}{d^{q_F} n^{w_F}} K_F \leq F_c^{\max}, \\ P_c = \frac{F_c v_c}{1000} \leq \eta P_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

## 2.2 基于 NSGA-II 算法的多目标优化模型

### 2.2.1 NSGA-II 算法分析

多目标优化算法主要通过协调各个目标函数之间的关系, 寻找使各个适应度函数都尽可能达到最大值或最小值的优化解集。因此, 多目标优化问题的解并不唯一, 而是一个最优解集合, 即帕累托 (Pareto) 最优解集<sup>[24]</sup>。本文采用的 NSGA-II 算法提出快速非支配排序, 引进了精英策略及拥挤度计算, 不仅降低了非劣排序遗传算法的复杂性, 还具有运行速度快、解集收敛性好等优点<sup>[25-26]</sup>。

### 2.2.2 NSGA-II 算法改进策略

#### 1) 快速非支配排序

快速非支配排序是基于帕累托支配而提出的。定义种群的每个个体  $u$  对应  $H_u$  和  $W_u$  两个参数,  $H_u$  为种群中被个体  $u$  支配的个体集合,  $W_u$  为种群中支配个体  $u$  的个体数, 具体步骤为: 通过循环找到所有满足  $H_u = 0$  的个体, 赋予非支配等级 1, 并将这些个体存入非支配集合 rank1 中; rank1 中的每个个体  $q$  都将其所支配的个体集合中每个个体的  $H_q$  减去 1, 若  $H_q - 1 = 0$ , 则将个体  $q$  存入集合 rank2 中, 并赋予非支配等级 2; 对 rank2 中的个体重复上述操作, 直至所有个体都被赋予了非支配等级。

#### 2) 拥挤度计算

拥挤度  $Q_d$  表示在种群中给定点周围的个体密度,

具体计算式为:

$$Q(v)_{\text{dis}} = + \frac{g_{v+1,m} - g_{v-1,m}}{g_{m_Q}^{\max} - g_{m_Q}^{\min}} \quad (24)$$

式中,  $Q(v)_{\text{dis}}$  为第  $v$  个个体的拥挤度距离,  $g_{v+1,m}$  和  $g_{v-1,m}$  为第  $v+1$  个点和第  $v-1$  个点的目标函数值,  $g_{m_Q}^{\max}$  和  $g_{m_Q}^{\min}$  为第  $m_Q$  个目标分量的最大值和最小值。

### 2.2.3 NSGA-II 算法步骤

图 4 为 NSGA-II 算法的基本流程, 具体步骤如下。

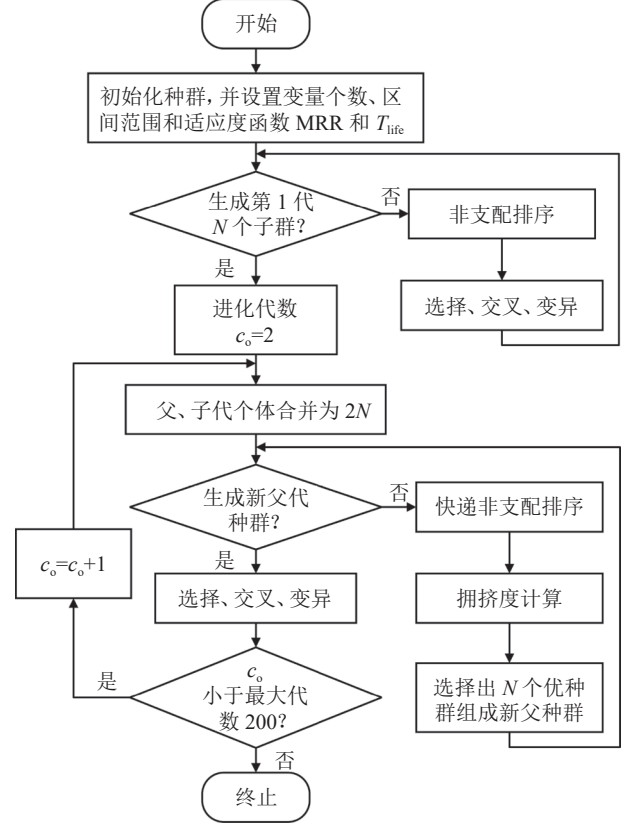


图 4 NSGA-II 算法基本流程

Fig. 4 Basic flow of NSGA-II algorithm

1) 初始化算法参数, 定义各工艺参数的变化区间, 随机产生规模为  $N$  的初始种群。

2) 将材料去除率和刀具寿命作为适应度函数, 并计算适应度值。利用非支配排序为种群每个个体分配等级, 采用二进制锦标赛选择、模拟二进制交叉、多项式变异 3 个基本操作得到第 1 代种群。

3) 从第 2 代开始, 将父代与子代种群合并, 此时种群规模为  $2N$ , 继续进行快速非支配排序。

4) 从合并后的种群中选出满足各约束条件的种群并保留, 对每个非支配层中的个体进行拥挤度计算, 在剩下种群中进行个体选择, 直到选择出  $N$  个较优种群。

5) 若未达到最大迭代代数  $c_0$ , 则转而执行步骤 3); 反之, 则终止算法并输出最优解。

### 3 基于Bagging-NSGA II算法的铣削参数优化与算例验证

实验在如图5所示的立式加工中心进行平面铣削,工作台、床鞍、主轴分别沿着 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 方向移动,对应的行程范围依次为 $[0, 400]$ 、 $[0, 500]$ 、 $[0, 400]$  mm。选择3把具有不同几何参数的立铣刀进行案例分析,依照实际工况下铣刀的总长,确定刀具悬伸量和切削宽度,表1为3把立铣刀的具体参数信息。工件材料选用45号钢,待加工尺寸是 $100\text{ mm}\times 60\text{ mm}\times 80\text{ mm}$ ,刀具寿命 $T_{\text{life}}$ 不低于60 min,刀具寿命系数 $C_v$ 、 $o$ 、 $r$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $g$ 、 $m_z$ 分别为262、0.44、0.24、0.26、0.10、0.13、0.37,机床的额定功率为8 kW、效率 $\eta$ 为0.8。

表1 3把不同立铣刀的参数信息

Tab. 1 Parameters information for 3 different end mills

刀具编号	刀具直径 $d/\text{mm}$	刀具材料	总长度/ $\text{mm}$	悬伸量取值/ $\text{mm}$	刀具齿数	铣削宽度 $a_e/\text{mm}$
1	10	硬质合金	72	32、40、48	4	[1, 10]
2	12	硬质合金	83	38、46、55	4	[1, 12]
3	16	硬质合金	92	44、53、62	4	[1, 16]

#### 3.1 建立极限切削深度Bagging预测模型

考虑极限切削深度是加工位置、切削参数和刀具直径、悬伸量综合作用的结果,在不同刀具直径下,对加工位置、切削参数和刀具悬伸量进行采样。首先,加工位置采用各移动部件位移表达,表2为在各方向位移变化区间内均匀获取的8个水平;对于各切削参数,由图2的叶瓣图可以看出,主轴转速与极限切削

表2 各铣削参数因素水平

Tab. 2 Levels of each milling parameter

水平	$x$ 向位置/ $\text{mm}$	$y$ 向位置/ $\text{mm}$	$z$ 向位置/ $\text{mm}$	铣削宽度 $a_e/\text{mm}$	每齿进给量 $f_z/\text{mm}$
1	25	30	25	1.25、1.50、2.00	0.025
2	75	100	75	2.50、3.00、4.00	0.050
3	125	170	125	3.75、4.50、6.00	0.075
4	175	240	175	5.00、6.00、8.00	0.100
5	225	310	225	6.25、7.50、10.00	0.125
6	275	380	275	7.50、9.00、12.00	0.150
7	325	450	325	8.75、10.50、14.00	0.175
8	375	520	375	10.00、12.00、16.00	0.200

同时,在每个刀具的悬伸量变化区间内选取表1所示的3个悬伸量。由式(1)~(5)可知,刀尖点频响函数是计算极限切削深度的前提,因此,每个悬伸量下根据表3调整加工位置,在每个加工位置进行刀具端点锤击实验,每把刀具在加工空间内需进行 $64\times 3=192$ 组锤击实验,3把刀具共可获得 $64\times 3\times 3=576$ 组刀尖点频响函数。图6描述了不同刀具悬伸量(图6(a))和刀具直径(图6(b))下的频率响应函数。由图6可知,主要阶模态的幅值随悬伸量增加而增大(图6(a)),

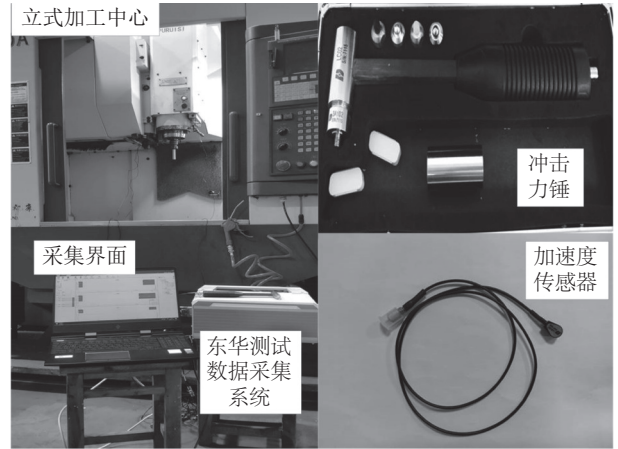


图5 数控机床与相关设备

Fig. 5 CNC machine tool and relative devices

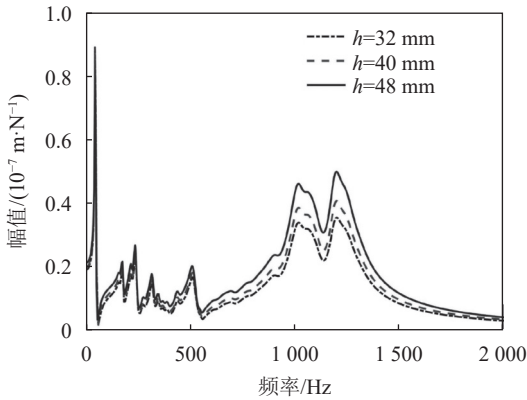
深度密切相关,因此,采用50 r/min离散主轴转速区间 $[2\ 000, 8\ 000]$  r/min,每齿进给量以0.025 mm均匀离散其变化区间 $[0.02, 0.20]$  mm,并分别以1.25、1.50、2.00 mm离散3把刀具的铣削宽度区间 $[1, 10]$ 、 $[1, 12]$ 、 $[1, 16]$  mm。将表2中各向移动部件位移共同作为正交实验因素( $x$ 、 $y$ 、 $z$ 、 $a_e$ 、 $f_z$ ),规划表3所示的64组正交实验设计方案。

模态固有频率和幅值呈现出明显差异(图6(b))。在每把刀具的每个悬伸量下,将采集的64组刀尖点频响函数代入式(1)~(5),结合表3中各加工位置对应的切削宽度和每齿进给量,可计算得到64组铣削稳定性叶瓣图,进而根据主轴转速的121个离散值,得到 $64\times 121=7\ 744$ 个极限切削深度值 $a_{\text{plim}}$ ,则每把刀具对应 $7\ 744\times 3=23\ 232$ 组样本,3把刀具共规划 $23\ 232\times 3=69\ 696$ 组样本,其中, $69\ 696\times 0.9=62\ 726$ 组样本作为训练集,其余6 970组作为测试集。

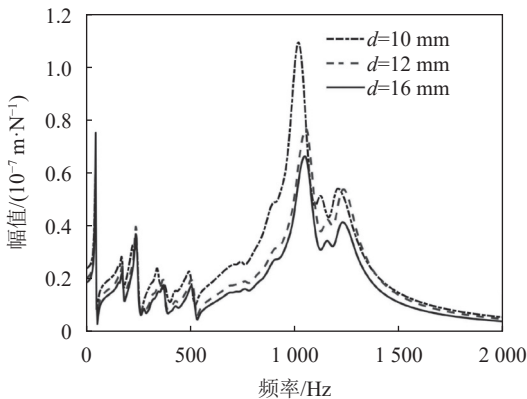
表 3 正交实验方案

Tab. 3 Orthogonal experimental schemes

序号	x/mm	y/mm	z/mm	$a_c$ /mm	$f_z$ /mm	序号	x/mm	y/mm	z/mm	$a_c$ /mm	$f_z$ /mm	序号	x/mm	y/mm	z/mm	$a_c$ /mm	$f_z$ /mm
1	7	3	1	4	8	23	1	8	3	2	5	45	4	7	3	7	2
2	3	1	2	8	5	24	5	7	8	8	3	46	2	2	2	1	2
3	4	1	8	3	7	25	8	8	8	1	8	47	3	6	1	2	7
4	3	7	5	4	4	26	7	4	8	7	5	48	8	1	6	2	4
5	8	2	3	5	1	27	2	3	6	3	5	49	7	6	3	3	4
6	6	6	6	1	6	28	6	8	7	8	4	50	6	5	3	6	7
7	1	5	7	4	2	29	7	5	6	8	1	51	2	5	1	7	4
8	6	1	5	7	8	30	5	8	1	3	2	52	4	5	2	2	8
9	4	3	5	6	1	31	4	2	1	8	6	53	1	3	4	8	7
10	8	3	7	7	6	32	5	4	7	2	1	54	3	4	6	6	2
11	2	7	4	2	6	33	6	3	8	2	2	55	3	5	8	5	6
12	7	7	7	1	7	34	1	6	2	7	3	56	2	1	7	6	3
13	5	5	5	1	5	35	2	6	8	4	1	57	5	6	4	6	8
14	1	2	8	6	4	36	7	8	2	6	6	58	2	8	5	5	7
15	3	8	4	7	1	37	8	5	4	3	3	59	3	2	7	3	8
16	4	4	4	1	4	38	1	7	6	5	8	60	6	2	4	4	5
17	8	4	2	4	7	39	4	8	6	4	3	61	2	4	3	8	8
18	5	2	6	7	7	40	7	2	5	2	3	62	6	4	1	5	3
19	1	1	1	1	1	41	8	6	5	8	2	63	6	7	2	3	1
20	5	3	2	5	4	42	1	4	5	3	6	64	5	1	3	4	6
21	4	6	7	5	5	43	8	7	1	6	5						
22	7	1	4	5	2	44	3	3	3	1	3						



(a) 不同刀具悬伸量下的频响函数曲线



(b) 不同刀具直径下的频响函数曲线

图 6 不同刀具悬伸量及直径下的频响函数曲线

Fig. 6 Frequency response function curves of different tool overhangs and diameters

本文通过调节梯度决策树的参数来选取Bagging模型的参数,最终设定Bagging集成学习算法的弱回归树为200棵,最大树深度为4,学习率为0.05,采样率为0.8。利用网格搜索法(Grid Search)对Bagging框架的子模型个数进行寻优,通过在训练集上进行5折交叉验证,最终得到基学习器的最优个数为100,内部节点再划分的最小样本数为5,叶子节点最小样本数为2,采用式(25)中的绝对百分比误差 $e_{\text{MAPE}}$ 及平方相关系数 $R^2$ 评价模型的有效性:

$$\left\{ \begin{aligned} e_{\text{MAPE}} &= \frac{100\%}{N_N} \sum_{l=1}^{N_N} \left| \frac{a_{\text{plim\_pl}} - a_{\text{plim\_rl}}}{a_{\text{plim\_rl}}} \right|, \\ R^2 &= \frac{\sum_{l=1}^{N_N} (a_{\text{plim\_pl}} - a_{\text{plim\_rm}})^2}{\sum_{l=1}^{N_N} (a_{\text{plim\_rl}} - a_{\text{plim\_rm}})^2} \end{aligned} \right. \quad (25)$$

式中, $a_{\text{plim\_pl}}$ 和 $a_{\text{plim\_rl}}$ 分别为极限切削深度值 $a_{\text{plim}}$ 的预测值和实际值, $a_{\text{plim\_rm}}$ 为实际值的均值, $N_N$ 为测试集样本数量。

建立Bagging回归模型与其他多个回归模型进行比较,图7为相关实验结果。图7(a)和图7(b)为Bagging回归模型的预测结果(仅选取前2000组样本用于展示),由式(25)计算得出 $e_{\text{MAPE}}=2.99\%$ 、 $R^2=0.986$ ,表明此模型具有较高的预测精度,可用于后续的铣

削工艺参数优化;图7(c)对比了Bagging模型与K最邻近模型、多层感知机、支持向量机模型的预测精

度<sup>[27-29]</sup>,进一步验证了本文采用的Bagging集成学习算法更适用于多因素影响下的极限切削深度预测。

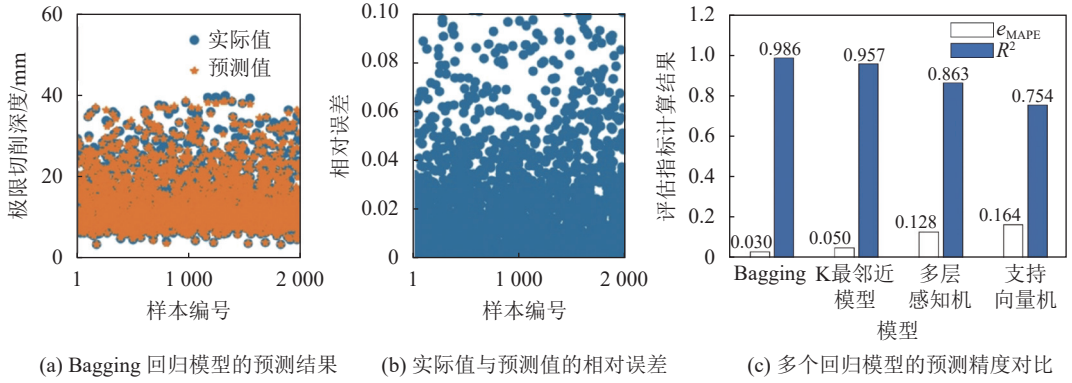


图7 Bagging回归模型的真实值与预测值对比及不同回归模型的预测精度对比

Fig. 7 Comparison of the true and predicted values of Bagging regression model and comparison of the prediction accuracy of different comparative models

### 3.2 铣削参数优化实例分析

#### 3.2.1 切削参数优化实例

采用平面铣削加工方式确定待加工工件尺寸,并设定多目标优化模型中铣削工艺参数的取值范围及适应度函数。将训练完成的Bagging集成学习预测模型作为稳定性约束代入式(17),查阅切削手册获取刀具寿命系数及铣削力相关系数<sup>[30]</sup>。在PyCharm软件中编写NSGA-II算法程序,参数设定如下:初始种群数目为200,迭代次数为300,交叉概率为0.9,交叉分布指数为20,变异概率为0.1,变异分布指数为20,最终得到图8所示的Pareto解集。

中各个指标初始量纲不一致,需要对指标单位归一化处理,本文采用熵权法对原始数据进行归一化处理:

$$\begin{cases} x_{E,H} = \frac{k_{E,H} - \min(k_{E,H})}{\max(k_{E,H}) - \min(k_{E,H})}, & k_{E,H} \text{ 为正向指标;} \\ x_{E,H} = \frac{\max(k_{E,H}) - k_{E,H}}{\max(k_{E,H}) - \min(k_{E,H})}, & k_{E,H} \text{ 为负向指标} \end{cases} \quad (26)$$

式中: $E$ 、 $H$ 分别为评估指标和对象; $k_{E,H}$ 为评价指标体系初始值; $\max(k_{E,H})$ 和 $\min(k_{E,H})$ 分别为指标 $k_{E,H}$ 的最大值和最小值; $x_{E,H}$ 为标准化后的值,经标准化得到大小为 $W \times V$ 的矩阵 $A$ :

$$A = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1V} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{W1} & \cdots & x_{WV} \end{bmatrix} \quad (27)$$

2) 标准化矩阵 $A$ 获得矩阵 $f$ , $f$ 元素 $f_{E,H}$ 为:

$$f_{E,H} = \frac{x_{E,H}}{\sqrt{\sum_{H=1}^V x_{E,H}^2}} \quad (28)$$

3) 以熵权法计算指标权重 $\omega_E$ :

$$\omega_E = \frac{1 - e_{cE}}{W - \sum_{E=0}^W e_{cE}} \quad (29)$$

式中, $e_{cE}$ 为第 $E$ 个评估指标的熵值。

4) 构建Topsis模型。为评价结果客观,根据指标权重得到标准化矩阵 $B$ , $B$ 的元素 $y_{E,H}$ 计算方式为:

$$y_{E,H} = \omega_E \times x_{E,H} \quad (30)$$

5) 确定正负理想值,正理想解 $Z^+$ 和负理想解 $Z^-$ 为第 $E$ 个指标在 $H$ 个评估对象中的最大值和最小值:

$$\begin{cases} Z^+ = \max(y_{E,H}), \\ Z^- = \min(y_{E,H}) \end{cases} \quad (31)$$

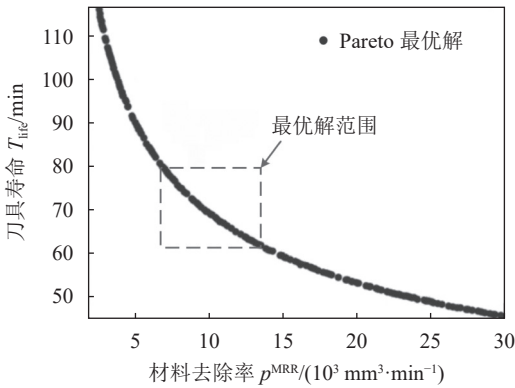


图8 NSGA-II算法的Pareto前沿

Fig. 8 Pareto frontier of NSGA-II algorithm

#### 3.2.2 基于熵权法的TOPSIS模型决策结果

实际加工中往往基于经验和偏好,从Pareto曲线上选择和决策最优解,且通常取曲线中间点以兼顾各优化目标,但是此方式存在主观性、缺乏理论依据,仍然难以得到唯一的最优解。因此,本文采用熵权法修正TOPSIS(technique for order preference by similarity to an ideal solution)模型<sup>[31-32]</sup>,从图8的Pareto解集中选出均衡 $p^{\text{MRR}}$ 和 $T_{\text{life}}$ 的最优解,具体过程如下:

1) 确定目标序列。由于各工艺参数的评价体系

6) 运用欧式距离计算  $p^{\text{MRR}}$  和  $T_{\text{life}}$  指标到正负理想解的距离  $D^+$  和  $D^-$ ,  $D^+$  为第  $E$  个指标到  $Z^+$  的距离,  $D^-$  为第  $E$  个指标到  $Z^-$  的距离, 具体公式为:

$$\begin{cases} D^+ = \sqrt{\sum_{E=1}^W (Z_E^+ - y_{E,H})^2}, \\ D^- = \sqrt{\sum_{E=1}^W (Z_E^- - y_{E,H})^2} \end{cases} \quad (32)$$

7) 计算得到 Pareto 最优解中第  $h$  个解与最优水平的接近指数  $Q_E$ , 并按降序排列, 取值越大说明材料去除率和刀具寿命越接近于最优, 计算公式为:

$$Q_E = \frac{D_{E,h}^-}{D_{E,h}^+ + D_{E,h}^-} \quad (33)$$

式中,  $D_{E,h}^+$  为第  $E$  个指标第  $h$  个解到  $Z^+$  的距离,  $D_{E,h}^-$  为第  $E$  个指标第  $h$  个解到  $Z^-$  的距离。

### 3.2.3 优化结果分析与实验验证

根据图 8 中  $p^{\text{MRR}}$  和  $T_{\text{life}}$  的关系曲线, 首先选取一个初始最优解集范围, 然后利用式 (26)~(29) 计算得到材料去除率  $p^{\text{MRR}}$  和刀具寿命  $T_{\text{life}}$  的权重分别为 0.563 8、0.436 2, 运用 TOPSIS 决策得到表 4 所示的 Pareto 最优解集中排序前 10 的切削参数优化结果。根据排名第 1 的解确定加工位置坐标 (mm)、刀具直径 (mm)、刀具悬伸量 (mm)、切削宽度 (mm)、每齿进给量 (mm)、主轴转速 ( $\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ )、切削深度 (mm) 的最优组合 (228, 191, 240, 16, 57.45, 4.57, 0.039, 5 304, 3.00), 对应的材料去除率  $p^{\text{MRR}}$  值为  $10\ 128.45\ \text{mm}^3/\text{min}$ , 刀具寿命  $T_{\text{life}}$  为 69.10 min。

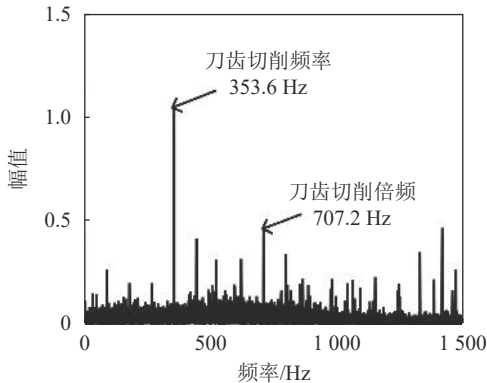
表 4 切削参数优化结果

Tab. 4 Optimization results of cutting parameters

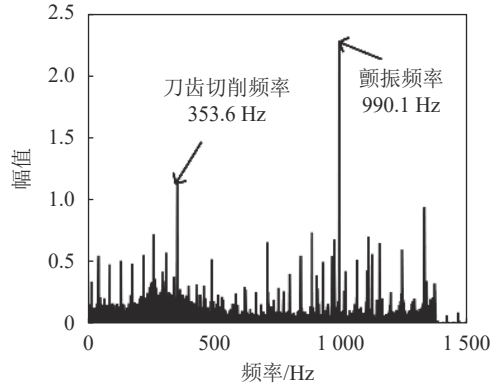
序号	水平									目标		与最优水平接近的指数/ $10^{-3}$
	主轴坐标 x/mm	主轴坐标 y/mm	主轴坐标 z/mm	刀具直径 d/mm	悬伸长度 h/mm	切削宽度 $a_p$ /mm	每齿进给量 $f_z$ (mm)	主轴转速 $n$ ( $\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$ )	切削深度 $a_p$ /mm	材料去除率 $p^{\text{MRR}}$ ( $\text{mm}^3\cdot\text{min}^{-1}$ )	刀具寿命 $T_{\text{life}}$ /min	
1	228	191	240	16	57.45	4.57	0.039	5 304	3.00	10 128.45	69.10	7.95
2	227	194	285	16	47.99	4.46	0.039	4 400	3.00	9 870.82	69.79	7.95
3	234	206	285	16	57.26	4.61	0.039	4 399	3.00	10 228.79	68.85	7.92
4	267	189	326	16	51.74	4.40	0.039	5 247	3.00	9 731.19	70.17	7.91
5	234	206	285	16	47.94	4.71	0.039	6 738	3.00	10 463.01	68.25	7.86
6	311	377	286	16	52.30	4.31	0.039	4 721	3.00	9 535.16	70.72	7.85
7	261	209	254	16	52.86	4.76	0.039	5 880	3.00	10 573.98	67.98	7.82
8	224	382	228	16	52.00	4.23	0.039	4 880	3.00	9 349.45	71.24	7.80
9	236	196	128	16	48.79	4.85	0.039	6 397	3.00	10 787.82	67.46	7.77
10	236	390	228	16	52.36	4.17	0.039	4 336	3.00	9 199.92	71.69	7.76

根据各工艺参数的最优组合展开实验验证, 首先, 根据加工位置坐标调节工作台、床鞍和主轴箱的空间位置; 然后, 将直径 16 mm 的刀具装夹至主轴并保证其悬伸量为 57 mm, 将各切削参数写入数控系统以

进行工件的铣削加工; 同时, 在主轴轴端黏贴 3 向加速度传感器, 拾取最优工艺参数组合下的铣削振动信号, 并递增切削深度继续加工, 采集对应的铣削振动信号进行对比分析。图 9 为加速度信号的频谱分析。



(a) 最优配置加工下的频谱分析



(b) 切削深度 6 mm 时的频谱分析

图 9 加速度信号频谱分析

Fig. 9 Spectrum analysis of acceleration signal

图9(a)描述了最优配置加工下的频谱分析,其中,仅存在刀具切削频率353.6 Hz和主轴转动频率88.4 Hz及其倍频,这表明加工过程中未发生颤振失稳。图9(b)描述了切削深度增至6 mm时的频谱分析,最大幅值处对应的振动频率为990.1 Hz,非刀具切削频率和主轴转动频率及其倍频,且接近X向频响函数的薄弱阶固有频率1 026 Hz,反映此时加工过程中已出现颤振。由图9可知,采用优化后的工艺参数组合可满足稳定切削条件。

## 4 结 论

1) 本文考虑加工位置、切削参数和刀具参数对铣削稳定性的影响,提出以各移动部件位移、主轴转速、切削宽度、每齿进给量、刀具直径和悬伸量为输入变量,采用Bagging集成学习建立极限切削深度的预测模型,可研究多因素综合作用下铣削稳定性的演化规律,有助于合理地选择无颤振铣削工艺参数。

2) 围绕数控机床的广义空间切削稳定性研究铣削过程的加工效率和生产成本,以材料切除率和刀具寿命作为优化目标,以各移动部件位移、切削参数、刀具直径和刀具悬伸量为设计变量,进而引入极限切削深度的Bagging预测模型完善铣削稳定性约束,建立数控铣削加工工艺参数的多目标优化模型。

3) 采用NSGA-II多目标优化算法求解建立的优化模型,得到1组Pareto帕累托最优解集,通过结合熵权法和TOPSIS模型,计算帕累托最优解集中各解的排序,以排序第1的解作为最优解,采用该解下的设计变量作为工艺参数的最优配置,在此基础上进行铣削加工实验,通过加工过程中振动信号的频谱分析,验证了该最优配置可保证稳定铣削,表明本文所提方法能实现多因素作用下铣削工艺参数的多目标优化。

在未来的研究中,可进一步拓展本文所提方法,通过引入多工步、加工能耗等因素,扩充约束条件和优化目标,以使求解的工艺参数最优配置更适应真实的铣削加工过程。

### 参考文献:

[1] Hu Teng, Wang Hu, Yang Hong, et al. Research on the methodology of 3D milling stability prediction on varying cutting conditions[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2021, 53(4): 226–232. [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.]

[2] Li Kai, He Songping, Liu Hongqi, et al. Bayesian uncertainty quantification and propagation for prediction of milling stability lobe[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106532.

[3] Hu Ruifei, Yin Ming, Liu Yan, et al. Optimization of milling parameters under constrain of process stability[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(5): 190–198. [胡瑞飞, 殷鸣, 刘雁, 等. 切削稳定性约束下的铣削参数优化技术研究[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(5): 190–198.]

[4] Chang Wenyang, Chen C C, Wu S J. Chatter analysis and stability prediction of milling tool based on zero-order and envelope methods for real-time monitoring and compensation[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2019, 20(5): 693–700.

[5] Yan Zhenghu, Zhang Changfu, Jiang Xingguang, et al. Chatter stability analysis for milling with single-delay and multi-delay using combined high-order full-discretization method[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 111(5/6): 1401–1413.

[6] Liu Yu, Li Tianxiang, Liu Kuo, et al. Chatter reliability prediction of turning process system with uncertainties[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 66/67: 232–247.

[7] 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. [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.]

[8] Huang Hua, Zhang Shuyou, Liu Xiaojian, et al. Research on cutting stability of generalized manufacturing space based on response surface model[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2015, 49(7): 1215–1223. [黄华, 张树有, 刘晓健, 等. 基于响应面模型的广义空间切削稳定性研究[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2015, 49(7): 1215–1223.]

[9] 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(9): 4123–4139.

[10] Liu Zhijie, Liu Xiaolong, Lin Chengxin, et al. Modeling and solution of tool geometric parameters optimization for low-carbon turning[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(11): 2988–2994. [刘志杰, 刘晓龙, 林成新, 等. 车削刀具几何参数低碳优化建模与求解[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(11): 2988–2994.]

[11] Yang Wenan, Guo Yu, Liao Wenhe. Optimization of multi-pass face milling using a fuzzy particle swarm optimization algorithm[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2011, 54(1): 45–57.

[12] Fratila D, Caizar C. Application of Taguchi method to selection of optimal lubrication and cutting conditions in face milling of AlMg<sub>3</sub>[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2011, 19(6/7): 640–645.

- [13] Chen Xingzheng, Li Congbo, Li Li, et al. Multi-objective parameter optimization model of multi-pass CNC milling for energy efficiency[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2016, 22(2): 538–546. [陈行政, 李聪波, 李丽, 等. 面向能效的多工步数控铣削工艺参数多目标优化模型[J]. *计算机集成制造系统*, 2016, 22(2): 538–546.]
- [14] Yan Wei, Zhang Hua, Jiang Zhigang, et al. Multi-objective optimization model faced to demands of energy saving and high efficiency for CNC machining systems[J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(21): 2571–2580. [鄢威, 张华, 江志刚, 等. 面向节能高效需求的数控加工系统多目标优化模型[J]. *中国机械工程*, 2018, 29(21): 2571–2580.]
- [15] Altintas Y, Stepan G, Budak E, et al. Chatter stability of machining operations[J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2020, 142(11): 110801.
- [16] Chen Gengxiang, Li Yingguang, Liu Xu, et al. Physics-informed Bayesian inference for milling stability analysis[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2021, 167: 103767.
- [17] Grossi N, Sallese L, Montavecchi F, et al. Speed-varying machine tool dynamics identification through chatter detection and receptance coupling[J]. *Procedia CIRP*, 2016, 55: 77–82.
- [18] Chen Gengxiang, Li Yingguang, Liu Xu. Pose-dependent tool tip dynamics prediction using transfer learning[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2019, 137: 30–41.
- [19] Liu Xu, Li Yingguang, Chen Gengxiang. Multimode tool tip dynamics prediction based on transfer learning[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 57: 146–154.
- [20] Von Krannichfeldt L, Wang Yi, Hug G. Online ensemble learning for load forecasting[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(1): 545–548.
- [21] Xia Tangbin, Zhuo Pengcheng, Xiao Lei, et al. Multi-stage fault diagnosis framework for rolling bearing based on OHF Elman AdaBoost-Bagging algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2021, 433: 237–251.
- [22] Liang Weizhang, Luo Suizhi, Zhao Guoyan, et al. Predicting hard rock pillar stability using GBDT, XGBoost, and LightGBM algorithms[J]. *Mathematics*, 2020, 8(5): 765.
- [23] Zhang Wanhu, Yu Junqi, Zhao Anjun, et al. Predictive model of cooling load for ice storage air-conditioning system by using GBDT[J]. *Energy Reports*, 2021, 7: 1588–1597.
- [24] Li Jielin, Chen Ming, Chen Deji. Multi-objective optimization of switched Ethernet topology based on mapping matrix[J]. *Journal of Sichuan University(Engineering Science Edition)*, 2016, 48(4): 167–174. [李杰林, 陈明, 陈德基. 基于映射矩阵的多目标交换式以太网拓扑优化[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2016, 48(4): 167–174.]
- [25] Verma S, Pant M, Snasel V. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 57757–57791.
- [26] Ghaderian M, Veysi F. Multi-objective optimization of energy efficiency and thermal comfort in an existing office building using NSGA-II with fitness approximation: A case study[J]. *Journal of Building Engineering*, 2021, 41: 102440.
- [27] Huang Shuai, Lyu Yuejun, Peng Yanju, et al. Analysis of factors influencing rockfall runout distance and prediction model based on an improved KNN algorithm[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 66739–66752.
- [28] Hwang J, Lee J, Lee K S. A deep learning-based method for grip strength prediction: Comparison of multilayer perceptron and polynomial regression approaches[J]. *PLoS One*, 2021, 16(2): e0246870.
- [29] Azimi-Pour M, Eskandari-Naddaf H, Pakzad A. Linear and non-linear SVM prediction for fresh properties and compressive strength of high volume fly ash self-compacting concrete[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 230: 117021.
- [30] 马贤智. 实用机械加工手册[M]. 沈阳: 辽宁科学技术出版社, 2002.
- [31] Tang Huimin, Shi Yong, Dong Peiwu. Public blockchain evaluation using entropy and TOPSIS[J]. *Expert Systems With Applications*, 2019, 117: 204–210.
- [32] Rafiei-Sardooi E, Azareh A, Choubin B, et al. Evaluating urban flood risk using hybrid method of TOPSIS and machine learning[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 66: 102614.

## Research on the Stability Prediction and Optimization of CNC Milling Based on Bagging-NSGA II Under the Influence of Multiple Factors

DENG Congying<sup>1</sup>, YOU Qian<sup>1</sup>, ZHAO Yang<sup>1</sup>, LIN Lijun<sup>2</sup>, YIN Guofu<sup>3\*</sup>

(1. School of Advanced Manufacturing Eng., Chongqing Univ. of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. School of Mechanical Eng., Chengdu Univ., Chengdu 610106, China;

3. School of Mechanical Eng., Sichuan Univ., Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The occurrence of chatter in the milling process is a key factor limiting the efficiency and quality of machining. The stability of milling depends mainly on the process parameters and the dynamic characteristics of the tool-workpiece system; however, the system dynamics vary with the machining position and tool properties. Considering these multiple influencing factors, herein, a method is proposed to predict the milling sta-

bility and determine optimal machining parameters based on a bootstrap aggregating (bagging) procedure and the non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II). First, an orthogonal experimental design is used to divide the working space of the machine tool into different machining positions. Under each position, impact testing is then carried out at the tool tip for different tool-overhang lengths to obtain the corresponding frequency response functions (FRFs). Then, limiting axial cutting depth  $a_{plim}$  values are theoretically predicted using the tool-tip FRFs and machining parameters. Using sample information, the bagging algorithm is applied to establish a model for predicting  $a_{plim}$ , in which the inputs are the displacements of the moving parts ( $x, y, z$ ), tool diameter ( $d$ ), tool-overhang length ( $h$ ), spindle speed ( $n$ ), cutting width ( $a_c$ ), and feed rate per tooth ( $f_z$ ). Taking these process parameters ( $x, y, z, d, h, n, a_p, a_c, f_z$ ) as design variables, a multi-objective optimization model is constructed to balance machining efficiency and tool life. Additionally, the pre-established  $a_{plim}$  prediction model is used to express the milling-stability constraint. The multi-objective optimization model is then solved using NSGA-II, and the Pareto-optimal set is obtained. Finally, the entropy weight method and the technique for order preference by similarity to an ideal solution (TOPSIS) are combined to select a unique optimal solution from the Pareto-optimal set. A three-axis vertical machining center was used to carry out a case study. The prediction accuracy of the established bagging model for  $a_{plim}$  was 2.99%, and no chatter was observed when performing a milling test with the determined optimal process parameters. These experimental results validate the feasibility of the proposed method for predicting milling stability and selecting optimal process parameters under multiple influencing factors.

**Key words:** milling stability; process parameter optimization; multi-objective optimization model; tool overhang; bootstrap aggregating algorithm; NSGA-II genetic algorithm

(编辑 吴芝明)

引用格式:Deng Congying, You Qian, Zhao Yang, et al. Research on the stability prediction and optimization of CNC milling based on Bagging-NSGA II under the influence of multiple factors[J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(4): 238-249. [邓聪颖, 游倩, 赵洋, 等. 多因素影响下基于Bagging-NSGA II的数控铣削稳定性预测与优化研究[J]. 工程科学与技术, 2024, 56(4): 238-249.]