

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108272

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*

邓聪颖¹, 叶波¹, 禄盛¹, 林丽君³, 苗建国²

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 四川大学空天科学与工程学院 成都 610065;
3. 成都大学机械工程学院 成都 610106)

摘要: 铣削工艺系统的动态特性随着刀具夹持长度改变而变化,影响关联的铣削稳定性与加工表面质量,进而导致铣削加工的工艺规划具有不确定性。针对此问题,本文综合刀具悬伸量与传统铣削用量作为输入,分别建立极限切削深度与表面粗糙度的反向传播神经网络模型(BPNN),并进一步以其表达铣削稳定性与加工质量约束,构建以刀具悬伸量和粗/精加工阶段铣削用量为优化变量,以粗/精铣总加工时间为目标的铣削工艺参数优化模型,采用麻雀搜索算法(SSA)对模型进行寻优求解。以某型数控机床的夹具型腔铣削加工为例,采用刀具悬伸量与各阶段铣削用量的优化配置进行加工实验,总切削时间12.577 min与表面粗糙度值3.01 μm 验证了优化模型的可行性和有效性。

关键词: 铣削稳定性;表面质量;刀具悬伸量;工艺参数优化;人工神经网络

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

Optimization of milling process parameters considering the constraints of cutting stability and surface quality

Deng Congying¹, Ye Bo¹, Lu Sheng¹, Lin Lijun³, Miao Jianguo²

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. School of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
3. School of Mechanical Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China)

Abstract: The dynamic characteristics of the milling process system respond to the variation tool clamping length, which affect the related milling stability and machined surface quality. In further, they lead to the uncertainty of milling process planning. To address this issue, the tool overhang length and traditional milling parameters are combined as the inputs. Then, two back propagation neural networks (BPNNs) are introduced to predict the limiting axial cutting depth and the surface roughness, respectively. Furthermore, two BPNNs are used to express the constraints of milling stability and machining quality. Then, an optimization model is formulated to decrease the total cutting time of the rough and finish milling processes, where the tool overhang length and the milling parameters for rough and finish processes are designed as the optimization variables. The sparrow search algorithm is used to solve the optimization model. A case study is implemented on a CNC machine tool to milling the fixture cavity. The optimal configuration of tool overhang length and milling parameters are achieved. The total cutting time is 12.577 min and the measured surface roughness is 3.01 μm , which verify the feasibility and effectiveness of the proposed optimization model.

Keywords: milling stability; surface quality; tool overhang length; process parameters optimization; artificial neural network

收稿日期:2021-07-20 Received Date: 2021-07-20

* 基金项目:国家自然科学基金(51705058)、中国博士后科学基金(2018M633314)、重庆市博士后科研项目(XmT2018040)、2021重庆市研究生科研创新项目(CYS21317)资助

0 引 言

数控加工利用刀具与工件的相对运动去除工件材料,实现零件规定的几何形状和尺寸。铣削加工过程中,不合理的工艺参数选择将加剧刀具振动、诱发颤振,严重恶化零件加工精度并限制加工效率^[1]。因此,开展稳定性约束下的工艺参数优化研究,是保证产品加工质量和提高生产效率的重要途径。

目前,国内外学者围绕工艺参数优化模型的建立与求解展开了深入研究^[2-3]。李聪波等^[4]通过分析加工工艺参数对能耗的影响机理,以能量效率与生产时间为目标建立了铣削工艺参数多目标优化模型;王进峰等^[5]以工件最小表面粗糙度和加工过程最大功率系数为目标,结合多响应权重因子的灰色关联法建立并求解了切削参数的优化模型;Maier 等^[6]提出了基于高斯过程约束的贝叶斯优化方法,用于求解以表面粗糙度和加工时间等参数为目标的优化模型;Kumar 等^[7]采用回归模型建立加工参数与表面粗糙度和材料去除率的函数关系,并以此为目标结合遗传算法求解最优工艺参数。上述研究成果的优化目标与约束条件注重加工能耗、加工质量等问题,但其大多忽略了铣削稳定性约束而导致优化后的工艺参数仍有可能引发颤振。

已有部分学者将切削稳定性分析融合到工艺参数优化模型中^[8-9],黄华等^[10]提出机床动力学不确定下的切削稳定性预测方法,建立了以材料切除率为目标的优化模型并求解最佳无颤振切削参数;胡瑞飞等^[11]采用极限切削深度表达稳定性约束条件,结合遗传算法求解具有最优材料切除率与刀具寿命的铣削参数。鉴于切削稳定性与工艺系统动态特性密切相关,黄华等^[12]与邓聪颖等^[13]基于代理模型预测机床不同位姿的切削稳定性,由此建立并求解考虑空间位姿效应的工艺参数优化模型。此外,刀具悬伸量变化将改变工件-刀具系统动态特性,进而改变关联的工艺系统切削稳定性^[14-15]。然而,现有工艺参数优化模型中的切削稳定性约束,仍然根据刀具固定悬伸量下的工艺系统动态特性计算得到,无法通过优化刀具悬伸量进一步提高加工质量与生产效率。同时,刀具悬伸量变化引起的工艺系统动态特性变化,将通过稳定切削下的强迫振动映射到工件表面,影响零件的表面粗糙度,但是现有的表面粗糙度预测模型,尚未考虑刀具悬伸量的影响,导致求解的铣削参数优化配置具有局限性。

针对上述问题,本文将刀具悬伸量引入铣削系统的工艺参数优化过程,首先以主轴转速、铣削宽度、每齿进给量与刀具悬伸量为输入,建立反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)预测极限切削深度;其

次,进一步综合无颤振铣削参数与刀具悬伸量,建立基于 BPNN 的铣削表面粗糙度预测模型;然后,采用极限切削深度与表面粗糙度预测模型,设计铣削稳定性约束与加工表面质量约束,建立以粗加工与精加工切削总时间为目标的优化模型;最后,通过麻雀搜索算法求解无颤振切削参数与刀具悬伸量的最优配置,并结合铣削过程实例验证所建优化模型的有效性。

1 切削稳定性与表面粗糙度 BPNN 预测模型

1.1 考虑刀具悬伸量的铣削稳定性预测

铣削稳定性通常采用式(1)计算的极限切削深度 a_{plim} 表征,当选定的铣削深度 a_p 取值超过 a_{plim} 时,加工系统将出现颤振,急剧恶化加工质量和加工效率:

$$a_{plim} = -2\pi\Lambda_R N_t^{-1} K_t^{-1} [1 + (\Lambda_l \Lambda_R^{-1})^2] \quad (1)$$

式中: N_t 为刀具齿数; K_t 为切向铣削力系数; Λ_R 和 Λ_l 为式(2)计算的系统特征值 Λ 的实部与虚部:

$$\Lambda = -\frac{1}{2a_0} (a_1 \pm \sqrt{a_1^2 + 4a_0})$$

$$a_0 = G_{xx}(i\omega_c) G_{yy}(i\omega_c) (a_{xx} a_{yy} - a_{xy} a_{yx}) \quad (2)$$

$$a_1 = a_{xx} G_{xx}(i\omega_c) + a_{yy} G_{yy}(i\omega_c)$$

式中: a_{xx} 、 a_{yy} 、 a_{xy} 、 a_{yx} 表示平均方向性系数,与由铣削宽度 a_e 决定的刀具输入、输出角度相关; $G_{xx}(i\omega_c)$ 、 $G_{yy}(i\omega_c)$ 分别为刀具-工件系统在 x 、 y 方向的直接频响函数,当工件系统的刚性远大于刀具时,可采用刀具端点频率响应函数表示:

$$G = \sum_{r=1}^n \frac{\omega_{nr}^2 / k_r}{\omega_{nr}^2 - \omega^2 + i2\xi_r \omega \omega_{nr}} \quad (3)$$

式中: ω_{nr} 、 k_r 、 ξ_r 分别为模态固有频率、模态刚度和模态阻尼比等动态特性参数,与数控机床工艺系统的质量、刚度与阻尼分布密切相关。当图 1 中的刀具悬伸量改变时,不仅图中刀具-刀柄结合部间的刚度与阻尼发生变化,刀具-刀柄-主轴系统的质量、刚度、阻尼分布也随之改变,引起刀具端点频率响应函数的变化。

式(1)~(3)表明,极限切削深度主要取决于铣削参数与频率响应函数,因而刀具悬伸量的变化,将通过频响函数的变化作用于铣削稳定性。图 1 描绘了不同刀具悬伸量下的稳定性叶瓣图,可看出两条叶瓣图对应的稳定区域具有一定差异。因此,本文综合切削稳定性理论与模态测试技术,以主轴转速 n 、铣削宽度 a_e 、每齿进给量 f_i 、刀具悬伸量 l 为输入变量,获取不同变量组合下的极限切削深度 a_{plim} ,进而采用 BP 神经网络建立以 (n, a_e, f_i, l) 为输入的 a_{plim} 预测模型,用于合理选择切削深度 a_p ,得到无颤振工艺参数组合 (n, a_p, a_e, f_i, l) 。

BP 神经网络由输入层、输出层和隐含层组成,其基本原理是将输出层真实值与预测值的均方误差根据

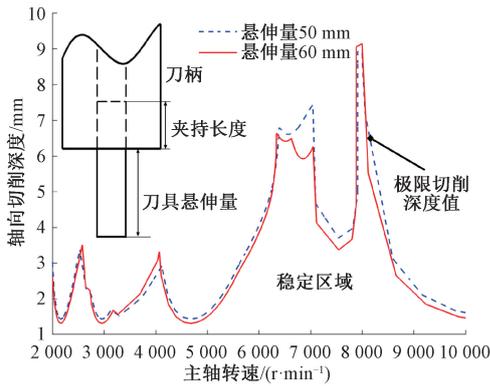


图1 不同刀具悬伸量的稳定性叶瓣图

Fig. 1 Stability lobe diagram of different tool overhang lengths

式(4)进行反向传播,通过调节各层神经元的连接权重与阈值降低误差值。输入层和输出层的神经元个数等于输入变量与输出变量的个数,通过优化隐含层层数与对应的神经元个数,BPNN可用于逼近任意非线性函数^[16]。

$$\begin{cases} \mathbf{W}^i = \mathbf{W}^i - \frac{\mu}{M} \sum_{k=1}^M \frac{\partial E^k}{\partial \mathbf{W}^i} \\ \mathbf{b}^i = \mathbf{b}^i - \frac{\mu}{M} \sum_{k=1}^M \frac{\partial E^k}{\partial \mathbf{b}^i} \end{cases} \quad (4)$$

式中: \mathbf{W}^i 为第*i*层神经元的权重矩阵; μ 为学习效率; M 为样本个数; E^k 为第*k*个样本训练的均方误差; \mathbf{b}^i 为上一层到第*i*层的偏置矩阵。

1.2 考虑刀具悬伸量的表面粗糙度预测

刀具悬伸量改变引起的工艺系统振动特性变化,不仅影响图1中叶瓣曲线下方的切削稳定域范围,也将影响具有相同铣削参数的工件表面加工质量。此外,根据表面粗糙度的切削实验研究,在稳定铣削前提下各铣削参数(n, a_p, a_e, f_t)都在不同程度上影响表面粗糙度,图2描述了各切削参数变化下的表面粗糙度。

因此,以主轴转速 n 、铣削深度 a_p 、铣削宽度 a_e 、每齿进给量 f_t 与刀具悬伸量 l 为变量,确定各变量取值并设计正交实验方案,其中每组方案 a_p 的取值应小于该组方案中(n, a_e, f_t, l)对应的 a_{plim} ,以保证切削过程不发生颤振, a_{plim} 可初步根据1.1节建立的BP神经网络预测获取,进而开展铣削加工实验并测量工件的表面粗糙度。考虑 a_{plim} 预测值与真实值之间的误差,若铣削实验过程中出现颤振,应降低当前实验组的 a_p 取值并重新进行铣削实验,测量无颤振切削下的工件表面粗糙度。

通过1.1节的BP神经网络基本原理,结合切削实验方案与测量的表面粗糙度,可建立稳定切削下关于主轴转速 n 、铣削深度 a_p 、铣削宽度 a_e 、每齿进给量 f_t 、刀具悬伸量 l 的表面粗糙度 R_a 预测模型。

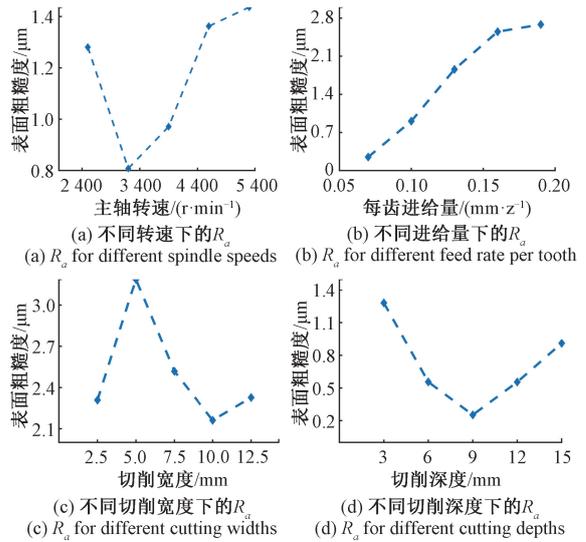


图2 各切削参数对表面粗糙度的影响

Fig. 2 Effects of each cutting parameter on surface roughness

2 考虑刀具悬伸量的铣削工艺参数优化建模与求解

2.1 优化模型

1) 优化变量

主轴转速 n 、铣削深度 a_p 、铣削宽度 a_e 、每齿进给量 f_t 是直接影响加工效率和加工质量的切削参数,刀具悬伸量 l 则通过改变工艺系统的动态特性而影响铣削加工过程。因此,本文在传统铣削参数组 $\mathbf{X} = (n, a_p, a_e, f_t)$ 基础上,引入刀具悬伸量 l 共同作为优化变量,记为 $\mathbf{V} = (n, a_p, a_e, f_t, l)$,各变量定义域范围根据具体加工要求与刀具几何参数确定。

2) 优化目标函数

数控机床用户重点关注加工过程的生产效率与生产成本,本文以粗加工和精加工的总切削时间为优化目标。假设工件待加工区域的长度、宽度和高度分别为 L, W 与 H ,精加工径向与轴向的加工余量分别为 w_y 和 h_y ,设定多步粗加工与单步精加工,则总切削时间 T_t 为:

$$T_t = T_c + T_f$$

$$T_c = \frac{(H - h_y)(W - w_y)L}{N_t n_c a_{pc} a_{ec} f_{tc}} \quad (5)$$

$$T_f = \frac{L h_y (W - w_y)}{N_t n_{f1} a_{pf1} a_{ef1} f_{f1}} + \frac{L w_y (H - h_y)}{N_t n_{f2} a_{pf2} a_{ef2} f_{f2}} + \frac{L w_y h_{yf}}{N_t n_{f3} a_{pf3} a_{ef3} f_{f3}}$$

式中:各铣削用量脚标中的 c, f 表示粗加工和精加工阶段; $a_{pf1} = h_y, a_{ef2} = w_y, a_{pf3} = h_{yf}$ 。

通过式(5)可看出,总切削时间与各铣削参数成反比,然而增大铣削参数将加剧刀具振动、加速刀具磨损,导致优化结果难以保证加工质量和加工经济性要求,因

此在 2.1 节的 3) 中进行优化模型的约束关系分析。

3) 约束条件

(1) 铣削稳定性约束

设定铣削深度变量 a_p 低于极限切削深度 a_{plim} 时, 满足铣削过程稳定性:

$$a_p \leq a_{plim} = f_1(n, a_e, f_t, l) \quad (6)$$

将优化变量 n, a_e, f_t, l 的数值输入建立的极限切削深度 BPNN 预测模型 $f_1(\cdot)$ 中, 计算对应的 a_{plim} 值并分析其与 a_p 的数值大小关系, 判定此组优化变量是否满足铣削稳定性要求。

(2) 加工质量约束

表面粗糙度 R_a 作为加工质量的重要评定指标, 必须满足低于零件表面粗糙度的最大允许值 R_{amax} :

$$R_a = f_2(\mathbf{V}) \leq R_{amax} \quad (7)$$

将优化变量 $\mathbf{V} = (n, a_p, a_e, f_t, l)$ 输入建立的表面粗糙度 BPNN 预测模型 $f_2(\cdot)$ 中, 计算对应的 R_a 值并判断其是否低于 R_{amax} , 若满足则表明此优化变量组合符合加工质量要求。

(3) 刀具寿命约束

从低成本切削角度, 不同工艺参数下的刀具寿命 T_{tool} 应高于企业设定的下限值 $T_{tool-min}$:

$$T_{tool} = \frac{K_v^{1/q} C_v^{1/q} D^{(a-1)/q}}{n^{1/q} f_t^{d/q} a_p^{e/q} a_e^{g/q} N_t^{w/q}} \geq T_{tool-min} \quad (8)$$

式中: D 为刀具直径, $K_v, C_v, q, a, d, e, g, w$ 为与工件材料和切削条件相关的刀具寿命系数。

(4) 铣削功率约束

切削加工所需的功率 P 必须低于机床的额定功率 P_{max} :

$$P = \frac{C_F a_p^{x_F} f_t^{y_F} a_e^{u_F} N_t \pi}{1000 D^{q_F} n^{w_F}} K_F \leq \eta P_{max} \quad (9)$$

式中: $K_F, C_F, x_F, y_F, u_F, q_F, w_F$ 为相关的切削力系数, η 为铣削效率。

综上所述, 考虑刀具悬伸量影响的切削稳定域下铣削工艺参数优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{V}) &= \min T_t \\ \mathbf{V} &= (n, a_p, a_e, f_t, l) \\ \text{s. t. } &\begin{cases} a_{pc} \leq a_{plim} \\ a_{pf} \leq a_{plimf} \\ [R_{ac} \quad R_{af}] \leq R_{amax} \\ [T_{toolc} \quad T_{toolf}] \geq T_{tool-min} \\ [P_c \quad P_f] \leq \eta P_{max} \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

2.2 基于麻雀搜索算法 (SSA) 的优化模型求解

SSA 是受麻雀觅食行为和反捕食行为的启发而提出的一种新型群体智能优化算法, 具有较强的全局寻优能

力, 能快速在最优值附近收敛, 适合解决式 (10) 中单目标函数的全局优化问题^[17-18]。

在 SSA 中, 每一只麻雀所在的位置, 代表一组满足所有约束条件的优化变量, 则由 N 只麻雀组成的种群, 对应 N 个位置组成的矩阵集合, 表示为:

$$\mathbf{X}_N = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^m \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^m \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_N^1 & x_N^2 & \cdots & x_N^m \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: \mathbf{X}_N 为整个种群的位置信息矩阵; m 为待优化问题的变量的维数。

每只麻雀所在位置对应的解的优劣, 可采用适应度 f_N 来描述, 整个麻雀种群的适应度矩阵 \mathbf{F}_x 表示为:

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} f_N([x_1^1 \quad x_1^2 \quad \cdots \quad x_1^m]) \\ f_N([x_2^1 \quad x_2^2 \quad \cdots \quad x_2^m]) \\ \cdots \\ f_N([x_N^1 \quad x_N^2 \quad \cdots \quad x_N^m]) \end{bmatrix} \quad (12)$$

SSA 根据麻雀种群的觅食特征, 引入发现者和加入者。发现者为适应度最优的麻雀, 可以率先获取食物并引导种群的觅食方向, 在种群中的占比为 PD (一般取 10% ~ 20%), 其位置更新式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot iter_{max}}\right), & R_2 < ST \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{B}, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (13)$$

式中: t 为当前迭代次数; $\mathbf{X}_{i,j}$ 为第 i 只麻雀在第 j 维的位置信息; α 为 $(0, 1]$ 之间的随机数; $iter_{max}$ 为最大迭代次数; $R_2 \in [0, 1]$ 和 $ST \in [0.5, 1]$ 分别为预警值和安全值; Q 为服从标准正态分布的随机数; \mathbf{B} 为一个元素均为 1 的 $1 \times m$ 矩阵。当 $R_2 < ST$ 时, 表明觅食环境周围没有危险, 发现者可以执行广泛的搜索操作; 当 $R_2 \geq ST$ 时, 表明部分麻雀已意识到危险并向种群预警, 此时所有麻雀都要迅速飞到其他安全区继续觅食。

除发现者以外的麻雀均为加入者, 它们不仅参与觅食, 还伺机取代原发现者, 其位置更新式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{worst}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{N}{2} \\ \mathbf{X}_{best}^{t+1} + |\mathbf{X}_{i,j} - \mathbf{X}_{best}^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{B}, & i \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \mathbf{X}_{worst}^t 为种群第 t 次迭代时的全局最差位置; \mathbf{X}_{best}^{t+1} 为种群第 $t+1$ 次迭代时的全局最优位置; \mathbf{A} 为一个元素随机赋值 1 或 -1 的 $1 \times m$ 矩阵, 且满足 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T) - 1$ 。当 $i > N/2$ 时, 适应度较差的第 i 个加入者没有获得食物, 将飞往其他地方觅食; 当 $i \leq N/2$ 时, 第 i 个加入者将在当前最优位置 \mathbf{X}_{best}^t 附近随机找一个位置觅食。

在整个种群中,每次迭代都会随机选取部分麻雀使其具有预警功能,占比为 SD (一般取 10% ~ 20%),其位置更新式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t + \beta \cdot |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{best}^t|, & f_i \neq f_b \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), & f_i = f_b \end{cases} \quad (15)$$

式中: β 为步长调控系数,是一个服从均值为 0、方差为 1 的正态分布的随机数; K 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数; f_i 为第 i 个麻雀的适应度, f_b 和 f_w 分别为当前全局最优和最差的适应度; ε 为一个极小常数,防止分母为 0。当 $f_i \neq f_b$ 时,表明该麻雀处于种群边缘,位置极其危险;当 $f_i = f_b$ 时,表明处于种群中间的麻雀意识到了危险,需要向其它安全位置的麻雀靠拢。

本文采用 SSA 算法求解式 (10) 中的铣削工艺参数优化模型,麻雀位置信息由各工艺参数取值表示,麻雀适应度最优为切削总时间最小,具体求解步骤如下:

1) 初始化麻雀种群规模 N 、麻雀位置信息矩阵 \mathbf{X}_N , 以及麻雀位置更新所需的发现者占比 PD 、预警者占比 SD 、预警值 R_2 等基本参数。

2) 根据式 (5) 计算每只麻雀的适应度值并排序,找到最优和最差适应度值的麻雀及它们所在的位置,确定首代麻雀中的最佳适应度值为初始最优。

3) 根据排序选取适应度更优的 $PD \times N$ 只麻雀为发现者,通过式 (13) 更新发现者的位置,并将剩余麻雀作为加入者,采用式 (14) 更新加入者的位置。

4) 在麻雀种群中随机选取 $SD \times N$ 只麻雀,使其具备预警功能并通过式 (15) 更新位置。

5) 一次迭代完成后,重新计算每只麻雀的适应度值,并按照新的适应度值排序重复步骤 2) ~ 5)。

6) 当满足最大迭代次数时结束循环,输出最优适应度值及其对应的麻雀位置信息。

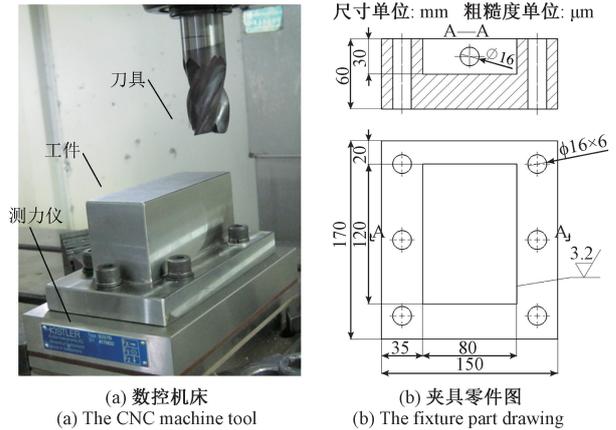
3 案例分析与实验验证

3.1 实验条件

采用图 3(a) 所示的某型立式加工中心进行夹具体型腔的铣削加工,要求图 3(b) 中零件最终配合表面的粗糙度不超过 $3.2 \mu\text{m}$,机床-工件-刀具系统的基本参数如表 1 所示。

3.2 基于 BPNN 的铣削稳定性预测

根据刀具几何信息设定悬伸量 l 离散取值为 $[35, 45, 55, 65]$ (单位: mm),采用锤击模态实验获取每个悬伸量下的刀具端点频率响应函数,图 4(a) 反映出工艺系统主导模态随着刀具悬伸量增加而变化,由主轴系统模态决定转变为取决于刀具模态,引起图 4(b) 中极



(a) 数控机床 (a) The CNC machine tool
(b) 夹具零件图 (b) The fixture part drawing

图 3 数控机床与夹具零件

Fig. 3 The machine tool and fixture part drawing

表 1 数控机床工艺系统基本参数

Table 1 Basic parameters of the CNC machine tool process system

系统元素	描述
机床	主轴电机功率 $P_{\max} = 5.5 \text{ kW}$, 功率系数 $\eta = 0.8$, 功率计算系数 $K_F, C_F, x_F, y_F, u_F, q_F, w_F$ 分别为 1.0、119、0.9、0.76、0.83、0.81、0.15。
刀具	4 齿 $\phi 14$ 硬质合金铣刀, 总长度 83 mm、刀刃长度 24 mm, 最小寿命要求为 60 min, 寿命系数 $K_e, C_e, q, a, d, e, g, w$ 为 318、262、0.37、0.44、0.24、0.12、0.26、0.13。
工件	立铣 45 号钢, 待加工尺寸 $120 \text{ mm} \times 80 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$ 。

限切削深度在较低转速区域随悬伸量增加而增加,反之在较高转速区域呈现明显下降趋势。以 $200 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 离散主轴转速 n 区间 $[1000, 8000] \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、 1.75 mm 离散铣削宽度 a_e 区间 $[1.75, 14] \text{ mm}$ 、 0.0375 mm/z 离散每齿进给量 f_1 区间 $[0.0375 \text{ mm/z}, 0.3 \text{ mm/z}]$, 结合 4 个刀具悬伸量形成 $4 \times 36 \times 8 \times 8 = 9216$ 组输入样本,并将采集的频率响应函数代入式 (1) ~ (2), 计算每组变量下的极限切削深度响应值 a_{plim} 。

随机选取 8294 组样本作为训练数据, 剩余 922 组样本作为测试数据。输入层与输出层神经元个数为 4 和 1, 试算表明 2 个隐含层的预测精度高于 1 个隐含层。因此, 本文最终建立并训练一个 4 层 BP 神经网络, 隐含层神经元个数为 16 和 12、激活函数为 tansig 与 logsig 函数, 输出层激活函数为 tansig 。图 4(c) 对比 922 组 a_{plim} 的真实值与预测值, 其相对误差的绝对值最大为 5.89%、相对误差绝对值的平均值为 1.80%, 表明训练的 BPNN 可用于切削稳定性预测。图 5(a) 进一步对比 BPNN、径向基神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN)、

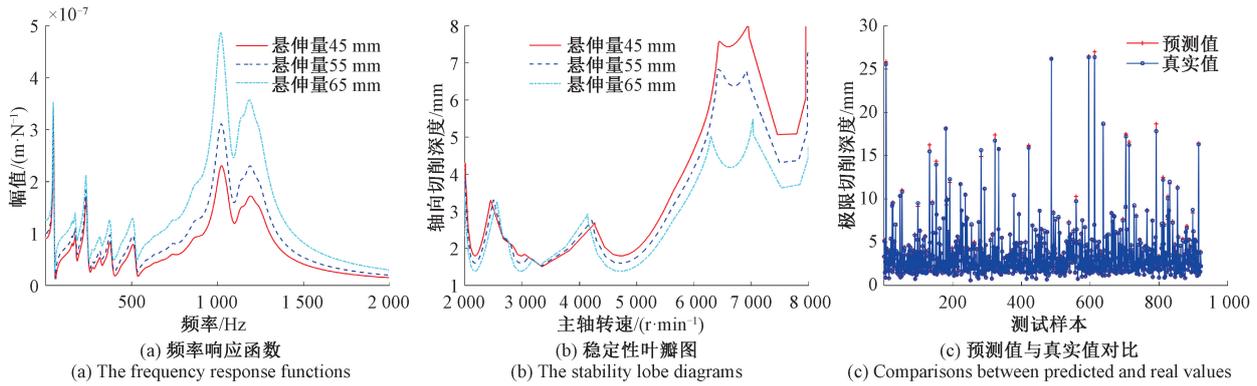


图 4 不同悬伸量下的刀具端频响函数与稳定性叶瓣图以及 BPNN 的预测精度

Fig. 4 Tool tip FRFs and SLDs under different overhang lengths and the accuracy of the BPNN for a_{plim} prediction

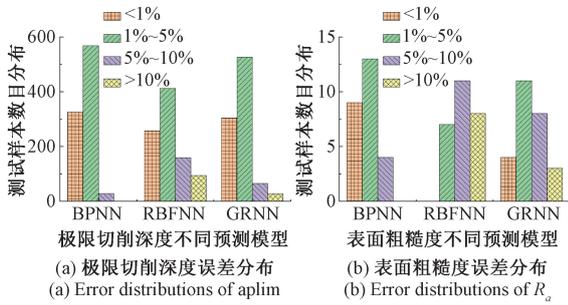


图 5 不同预测模型下 a_{plim} 和 R_a 的相对误差绝对值分布
Fig. 5 Distributions of the absolute relative error for a_{plim} and R_a under different prediction models

广义回归神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 下测试样本 a_{plim} 真实值与预测值间的相对误差绝对值分布, BPNN 对应的相对误差绝对值分布相对于 GRNN、RBFNN, 更集中于较小的取值区间, 因此综合计算精度和效率, 确定采用 BPNN 预测考虑刀具悬伸量的 a_{plim} 。

3.3 基于 BPNN 的表面粗糙度预测

根据刀具制造商与工程师的建议, 设定表 2 所示的铣削参数水平。采用正交实验设计方法规划表 3 描述的 64 组实验方案, 进一步引入 3.2 节中刀具悬伸量的 4 个离散值, 共形成 $64 \times 4 = 256$ 组方案, 表 3 中各因素下每个水平的具体数值与表 2 对应, 在每组实验方案下对 $100 \text{ mm} \times 50 \text{ mm} \times 40 \text{ mm}$ 的 45 号钢块进行侧铣加工, 重复 3 次铣削并测量工件表面粗糙度, 将测量结果平均值作为最终值。图 6 列出 256 组铣削工艺参数对应的表面粗糙度 R_a , 图 6(b) 表明同一组铣削用量下 R_a 随刀具悬伸量增加而增大, 此现象可主要归结于刀具端点振动幅值随刀具悬伸量增加而加剧。

随机选取 230 组样本作为训练数据, 剩余 26 组方案作为测试数据。输入层与输出层的神经元个数分别为

表 2 各铣削参数因素水平

Table 2 Levels of each milling parameter

因素	主轴转速 $n / (r \cdot \text{min}^{-1})$	铣削深度 a_p / mm	铣削宽度 a_e / mm	每齿进给量 $f_t / (\text{mm} \cdot \text{z}^{-1})$
1	1 700	3	1.75	0.037 5
2	2 600	6	3.50	0.075 0
3	3 500	9	5.25	0.112 5
4	4 400	12	7.00	0.150 0
5	5 300	15	8.75	0.187 5
6	6 200	18	10.50	0.225 0
7	7 100	21	12.25	0.262 5
8	8 000	24	14.00	0.300 0

5 和 1, 且 2 个隐含层预测精度优于 1 个隐含层。因此, 最终建立一个 4 层神经网络预测表面粗糙度 R_a , 各隐含层神经元个数为 13 和 11, 对应 tansig 和 logsig 激活函数, 输出层激活函数采用 tansig。图 6(c) 为 26 组 R_a 真实值与预测值的对比折线图, 其相对误差的绝对值最大为 7.41%、相对误差绝对值的平均值为 2.16%, 验证训练的 BP 神经网络可用于表面粗糙度预测, 同时对图 5(b) 中不同预测模型下 R_a 预测值与真实值相对误差绝对值的分布可得, BPNN 的预测精度高于 GRNN、RBFNN, 表明 BPNN 更适用于预测考虑刀具悬伸量的表面粗糙度。

3.4 优化求解与结果分析

根据图 3 和表 1 中夹具待加工型腔的尺寸信息, 设定各铣削工艺参数变化范围为: $n = 500 \sim 8\,000 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、 $a_p = 0.01 \sim 24 \text{ mm}$ 、 $a_e = 0.01 \sim 14 \text{ mm}$ 、 $f_t = 0.01 \sim 0.3 \text{ mm/z}$ 、 $l = 30 \sim 65 \text{ mm}$ 。将训练的极限切削深度与表面粗糙度 BP 神经网络分别代入式 (6) 和 (7), 建立对应的铣削稳定性约束与加工质量约束, 表 1 列出查阅切削手册获取的切削功率与刀具寿命系数。在 MATLAB 软件中编写 SSA

表3 铣削实验正交规划表
Table 3 Designed orthogonal table of the milling experiment

因素				因素				因素						
序号	$n/$ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	a_p/mm	a_e/mm	$f_i/$ ($\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$)	序号	$n/$ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	a_p/mm	a_e/mm	$f_i/$ ($\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$)	序号	$n/$ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	a_p/mm	a_e/mm	$f_i/$ ($\text{mm} \cdot \text{z}^{-1}$)
1	1	6	3	8	23	8	3	1	6	45	8	1	3	4
2	5	8	5	3	24	4	1	7	1	46	4	3	5	7
3	6	8	7	4	25	4	4	8	2	47	3	3	7	8
4	2	6	1	7	26	8	2	2	5	48	7	1	1	3
5	4	8	4	5	27	7	2	4	6	49	8	5	7	7
6	8	6	6	2	28	3	4	6	1	50	4	7	1	4
7	7	6	8	1	29	1	2	7	3	51	3	7	3	3
8	3	8	2	6	30	5	4	1	8	52	7	5	5	8
9	3	5	1	5	31	6	4	3	7	53	5	7	8	6
10	7	7	7	2	32	2	2	5	4	54	1	5	2	1
11	8	7	5	1	33	7	4	2	4	55	2	5	4	2
12	4	5	3	6	34	3	2	8	7	56	6	7	6	5
13	2	7	2	8	35	4	2	6	8	57	6	6	5	6
14	6	5	8	3	36	8	4	4	3	58	2	8	3	1
15	5	5	6	4	37	6	2	1	1	59	1	8	1	2
16	1	7	4	7	38	2	4	7	6	60	5	6	7	5
17	2	3	6	3	39	1	4	5	5	61	7	8	6	7
18	6	1	4	8	40	5	2	3	2	62	3	6	4	4
19	5	1	2	7	41	5	3	4	1	63	4	6	2	3
20	1	3	8	4	42	1	1	6	6	64	8	8	8	8
21	3	1	5	2	43	2	1	8	5					
22	7	3	3	5	44	6	3	2	2					

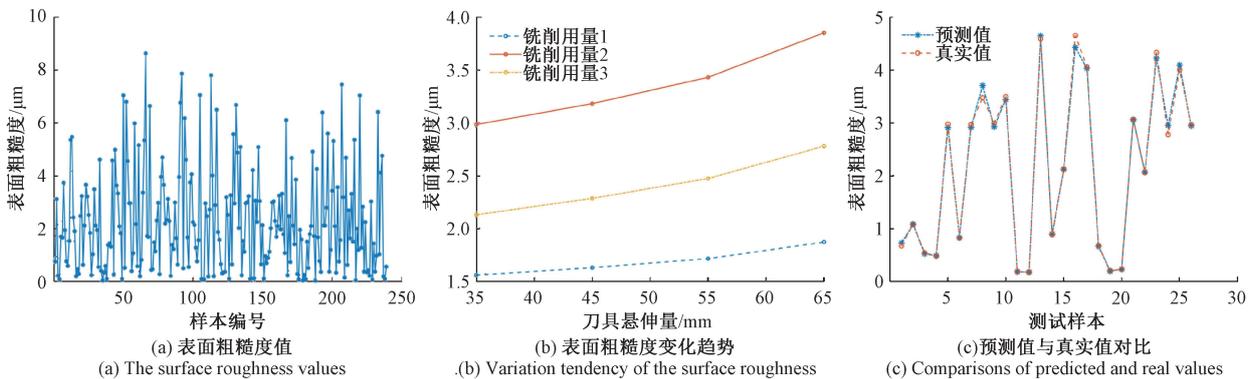


图6 表面粗糙度取值以及关联的BPNN预测精度

Fig. 6 The surface roughness values and the accuracy of the BPNN for R_a prediction

算法程序求解优化模型,设置种群大小为150,变量维数为5,最大迭代次数为1500,发现者占比为20%,预警者

占比为20%,预警值为0.8。从图7(a)中的实线可看出,经过952次迭代计算之后,总切削时间 T_t 已趋于收敛值

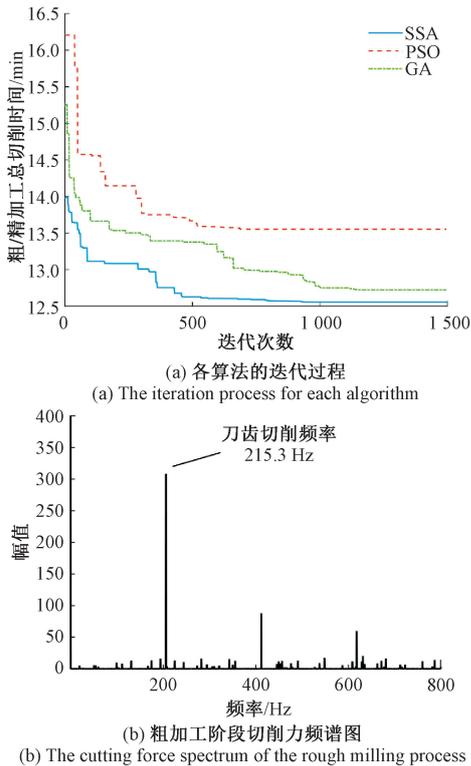


图 7 总切削时间迭代优化与粗加工阶段切削力频谱
Fig. 7 The convergence process of the total cutting time and the cutting force frequency spectrum in roughing process

表 4 粗/精加工过程工艺参数优化结果

Table 4 The optimized process parameters for rough and finish machining processes

加工类型	刀具悬伸量 L/mm	主轴转速 $n/(r \cdot \min^{-1})$	铣削深度 a_p/mm	铣削宽度 a_e/mm	每齿进给量 $f_z/(mm \cdot z^{-1})$	工步		刀具寿命/ min	功率/ kw	切削时间/min	
						轴向	径向			单阶段	总和
粗加工		3 091	1.68	4.16	0.27	17	19	60.65	4.39	11.61	
精加工	61.20	3 229	1.44	8.78	0.11	1	9	60.02	3.73	0.760	12.557
		3 193	11.46	0.98	0.12	2	1	132.24	4.40	0.145	
		3 787	7.08	0.98	0.19	1	1	76.21	4.40	0.042	

4 结 论

本文综合传统铣削参数和刀具悬伸量作为输入变量,结合铣削稳定性理论、实验测试技术与人工神经网络,分别建立极限切削深度和表面粗糙度的 BP 神经网络模型,预测刀具悬伸量作用下两指标的演化规律,可为铣削加工过程中合理设定刀具悬伸量提供理论依据。

考虑粗加工与精加工阶段的全局优化,以刀具悬伸量和各阶段铣削用量为优化变量,在刀具寿命、铣削功率等通用约束基础上,引入极限切削深度和表面粗糙度

12.557 min,预测的精加工表面粗糙度值为 2.94 μm 。同时,图 7(a) 中对比列出具有相同种群数目的遗传算法 (generic algorithm, GA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 的收敛曲线,可看出 PSO 虽然收敛较快,但是搜寻的总切削时间 T_t 相对较大,易陷入局部最优;GA 搜寻的总切削时间 T_t 与 SSA 差异较小,但其迭代次数高于 SSA。因此,综合寻优精度与迭代计算效率,采用 SSA 求解建立的铣削过程优化模型。

表 4 列出采用 SSA 求解的粗加工、精加工阶段铣削工艺参数,以及各阶段的铣削功率与刀具寿命。从表 4 中各阶段铣削参数的取值可看出,在切削稳定性、表面质量等约束作用下,总切削时间 T_t 不取决于各铣削用量定义域内的最大值。采用表 4 中求解的优化变量组合进行铣削实验验证,首先调节刀具使其处于最优悬伸量状态,然后根据粗/精加工阶段切削参数的优化值进行图 3 中夹具型腔的铣削加工。采用 Kistler 测力仪拾取加工过程中的切削力信号,图 7(b) 中粗加工阶段切削力频谱的主导频率为刀齿切削频率及其倍频,同时采用粗糙度仪测量的最终表面粗糙度值为 3.01 μm ,共同表明优化后的铣削工艺参数组合可满足铣削稳定性与加工质量要求,验证本文提出的铣削工艺参数优化模型的有效性。

BPNN 模型,分别表达加工稳定性和加工质量约束,建立以粗/精加工总切削时间为目标的铣削工艺参数优化模型。

采用麻雀搜索算法求解建立的铣削工艺参数优化模型,获取刀具悬伸量及各加工阶段铣削用量的优化配置,并以该配置进行工件的铣削加工实验,通过测量的切削力信号与表面粗糙度值,验证提出的优化模型可获取具有较优加工效率和加工质量的无颤振工艺参数。考虑数控机床能耗、多工序、走刀路径等因素对铣削过程的影响,本文将进一步结合理论与实验研究,完善并引入更多的优化目标与工艺约束,以使建立的优化模型更符合实际加工过程。

参考文献

- [1] 马峰, 张华, 曹华军, 等. 面向低能耗少切削液的多目标加工参数优化[J]. 机械工程学报, 2017, 53(11): 157-163.
MA F, ZHANG H, CAO H J, et al. Multi-objective machining parameters optimization for low energy and minimum cutting fluid consumption [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(11): 157-163.
- [2] 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.
CHEN X ZH, LI C B, LI L, 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.
- [3] MOURA R R, SILVA M B S, MACHADO A R, et al. The effect of application of cutting fluid with solid lubricant in suspension during cutting of Ti- 6Al- 4V alloy [J]. Wear, 2015, 332-333: 762-771.
- [4] 李聪波, 朱岩涛, 李丽, 等. 面向能量效率的数控铣削加工参数多目标优化模型[J]. 机械工程学报, 2016, 52(21): 120-129.
LI C B, ZHU Y T, LI L, et al. Multi-objective CNC milling parameters optimization model for energy efficiency[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(21): 120-129.
- [5] 王进峰, 潘丽娟, 邢迪雄, 等. 基于能耗效率的 SiCp/Al 复合材料切削参数多目标优化[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(6): 1565-1574.
WANG J F, PAN L J, XING D X, et al. Multi-objective optimization of cutting parameters on turning SiCp/Al composites based on energy efficiency [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(6): 1565-1574.
- [6] MAIER M, ZWICKER R, AKBARI M, et al. Bayesian optimization for autonomous process set-up in turning[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2019, 26: 81-87.
- [7] KUMAR S P L. Measurement and uncertainty analysis of surface roughness and material removal rate in micro turning operation and process parameters optimization[J]. Measurement, 2019, 140: 538-547.
- [8] VASHISHT R K, PENG Q. Efficient active chatter mitigation for boring operation by electromagnetic actuator using optimal fractional order PD λ controller [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2020, 276: 116423-116423.
- [9] FU X F, LI Z, ZHENG M L, et al. Cutting stability and optimization of process parameters for the large-pitch screw high-feed turning [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2019, 233 (19- 20): 6851-6865.
- [10] 黄华, 张树有, 刘晓健, 等. 基于动力学不确定性的重型切削工艺参数优化[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(5): 907-914, 1024.
HUANG H, ZHANG SH Y, LIU X J, et al. Optimization of process parameters for heavy-duty milling based on the uncertainty of cutting dynamics[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2016, 36(5): 907-914, 1024.
- [11] 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.
HU R F, YIN M, LIU Y, et al. Optimization of milling parameters under constrain of process stability [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53 (5): 190-198.
- [12] 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.
HUANG H, ZHANG SH Y, LIU X J, et al. Research on cutting stability of generalized manufacturing space based on response surface mode [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2015, 49 (7): 1215-1223.
- [13] 邓聪颖, 杨凯, 苗建国, 等. 基于加工位置不确定的多工步数控铣削工艺参数优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 111-118.
DENG C Y, YANG K, MIAO J G, et al. Process parameters optimization of multi-pass CNC milling considering uncertain machining position [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 111-118.
- [14] KURAM E. Overhang length effect during micro-milling of inconel 718 superalloy [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2019, 41(4): 1-12.
- [15] WANG D Q, WANG X B, LIU Z B, et al. Surface location error prediction and stability analysis of micro-

milling with variation of tool overhang length [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(1-4): 919-936.

- [16] 董珍一, 林莉, 孙旭, 等. 基于 BP 神经网络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 31-38.

DONG ZH Y, LIN L, SUN X, et al. Study on the quantitative characterization of metal surface crack depth through BP neural network combined with SAW technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 31-38.

- [17] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. Systems Science and Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

- [18] 李黄曼, 张勇, 张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 123-129.

LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Study of transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 123-129.

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、硕士生导师, 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 a master student advisor 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), 2014 年和 2017 年于四川大学获得学士学位和硕士学位, 现为四川大学博士研究生, 主要研究方向为故障诊断与装备健康评估。

E-mail: jianguomiao1992@163.com

Miao Jianguo (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Sichuan University in 2014 and 2017, respectively. He is currently a Ph. D. student at Sichuan University. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.