

基于模糊小波极限学习机的刀具磨损状态识别

刘学为,蔡旭林

(南京航空航天大学,江苏 南京 210000)

摘 要:刀具磨损作为机械加工过程中的常见现象,直接导致了切削力增加、工件表面粗糙度恶化以及尺寸超差等不良后果,极大地影响加工效率。采集加工过程中切削力、振动及声发射信号,利用线性回归法对信号进行特征提取及降维;采用不同刀具的磨损数据训练模糊小波极限学习机(FWELM),降低加工过程的不确定性对识别模型的影响,并解决加工系统的信息模糊造成的建模困难问题,提升刀具磨损识别模型的泛化能力。利用标准刀具磨损数据集测试结果证明,基于FWELM构建的刀具磨损状态识别模型识别的每个刀具磨损阶段的准确率及总体识别准确率皆高于极限学习机构建的识别模型。

关键词:模糊小波函数;极限学习机;刀具磨损;状态识别;线性回归

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2021)05-0012-04

Tool Wear Status Recognition Based on Fuzzy Wavelet Extreme Learning Machine

LIU Xuewei, CAI Xulin

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210000, China)

Abstract: Being the common phenomena in manufacturing process, tool wear can directly cause cutting force increase, deteriorating surface roughness of the workpiece and the size of the workpiece beyond the tolerance requirements ect., which greatly affect machining efficiency. The cutting force, vibration and acoustic emission signals in the machining process are collected, and the linear regression method is used to extract features and reduce the dimensions of the signals. A fuzzy wavelet limit learning machine (FWELM) is trained with the tool wear data of different tools to reduce the influence of the uncertainty of the machining process on the identification model, so as to overcome the modeling difficulties caused by the fuzzy information of the machining system and improve the generalization ability of the tool wear identification model. The demonstration carried out with the standard tool wear data set proves that the accuracy of each tool wear stage and the overall recognition accuracy of the tool wear state recognition model based on FWELM are higher than that of the identification model based on extreme learning machine.

Keywords: fuzzy wavelet function; extreme learning machine; tool wear; status recognition; linear regression

0 引言

随着先进制造技术的发展及其在航空制造领域的广泛应用,航空零部件的材料及结构也越来越复杂,极大地增加了加工难度,加剧了加工过程中刀具的磨损,而刀具作为加工制造直接的执行者,刀具磨损加重将导致切削力增加、工件表面粗糙度增大、工件尺寸超出公差要求,甚至导致加工停止,使得加工效率降低^[1]。应用刀具状态识别技术可以及时掌握刀具磨损状态,这对于提高加工质量和工件的表面精度以及提高产品经济效益、节省加工时间等有重要而深远的意义^[2-3]。为寻找更好的识别方法,提取与刀具磨损关系紧密的原始信号,进行分析并获取与刀具磨损状态映射关系明显的特征信息,采用泛化性能良好的识别模型进行刀具状态的辨识^[4]。然而,由于加工制造过程中,切削力、切削热、切削振动及加工环境是不断变化的,以及加工制造中的装夹、参数设置、加工与拆卸等操

作的随机误差,导致整个加工过程中充满了动态不确定性,这些不确定性直接影响着刀具磨损以及工件加工过程的质量^[5]。加工过程动态不确定性使得加工过程中的切削力、切削热及刀具磨损呈现出强烈的随机性,造成了加工过程参数的不可知性、状态变化的不确定性、信息的模糊性和多维信息的耦合性,导致加工过程模型建立的不确定性。因此,进行不确定加工环境下刀具磨损状态识别对保证加工系统的安全、加工的顺利进行、降低生产成本以及提高生产效率等方面具有重要意义。

刀具作为数控加工设备中最重要的部件之一,其在加工过程中的磨损状态主要取决于工件材料、加工参数、加工环境等随着加工任务的变化而变化的信息。众多学者通过检测电流、电压及声发射信号,建立深度学习模型,实现加工过程中的刀具磨损状态监测。聂鹏等^[6]基于刀具切削的声发射信号及小波包分解算法,结合BP神经网络建立刀具磨损状态识别模型;STAVROPOULOS P等^[7]通过同时检测加速度和主轴驱动电流传感器信号来识别刀具磨损状态;刘成颖等^[8]

基金项目:2019年研究生创新基地(实验室)开放基金项目(kfj20190515)

第一作者简介:刘学为(1997—),男,湖北天门人,硕士研究生,研究方向为智能制造、机器学习。

提出了一种基于最小二乘支持向量机的刀具磨损状态识别方法,并利用粒子群优化算法对模型参数进行自动寻优; CAGGIANO A^[9] 基于主成分分析提取加工过程传感信息的特征,并基于人工神经网络建立刀具磨损识别模型。虽有利用直接法或间接法研究加工过程中刀具磨损状态的报道,但针对加工过程中不确定信息对刀具状态识别影响的研究较少。本文将基于模糊小波极限学习机(FWELM)构建机器学习模型,并进一步构建刀具磨损状态识别模型,识别加工过程中刀具的磨损状态。

1 极限学习机(ELM)

对于 N 个任意不同的样本 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{t}_i)$, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{im}]^T$ 是输入向量, $\mathbf{t}_i = [t_{i1}, \dots, t_{im}]^T$ 是目标(期望输出)向量,带有 $\tilde{N}$ 个隐藏节点数和激活函数 $G(x)$ 的标准 SLFN 用数学式表示为

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i G(\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j + b_i) = o_j \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$ 是第 i 个隐藏节点连接到输入节点的权重向量; $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 是将第 i 个隐藏节点连接到输出节点的权重向量; b_i 是第 i 个隐藏节点的阈值; o_j 是给定输入向量 $\mathbf{x}_j$ 时标准 SLFN 的实际输出; $\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j$ 表示 $\mathbf{w}_i$ 和 $\mathbf{x}_j$ 的内积。具有 $\tilde{N}$ 隐藏节点数和激活函数 $G(x)$ 的标准 SLFN 可以零误差近似 N 个样本,即

$$\sum_{j=1}^{\tilde{N}} \|\mathbf{o}_j - \mathbf{t}_j\| = 0 \quad (2)$$

因此,存在 β_i 、 $\mathbf{w}_i$ 及 b_i 使得

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i G(\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j + b_i) = t_j \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

以上等式可以等效地以矩阵形式写为

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{T} \quad (4)$$

式中:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} G(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_1 + b_1) & \dots & G(\mathbf{w}_{\tilde{N}} \cdot \mathbf{x}_1 + b_{\tilde{N}}) \\ G(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_2 + b_1) & \dots & G(\mathbf{w}_{\tilde{N}} \cdot \mathbf{x}_2 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & & \vdots \\ G(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_N + b_1) & \dots & G(\mathbf{w}_{\tilde{N}} \cdot \mathbf{x}_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}} \quad (5)$$

$$\beta = [\beta_1^T \ \beta_2^T \ \dots \ \beta_{\tilde{N}}^T]^T_{\tilde{N} \times N} \quad (6)$$

$$\mathbf{T} = [t_1^T \ t_2^T \ \dots \ t_N^T]^T_{N \times m} \quad (7)$$

训练 SLFN 等同于找到式(4)中 β 的最小二乘解

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (8)$$

式中 $\mathbf{H}^+$ 为 $\mathbf{H}$ 的 Moore - Penrose 广义逆矩阵。

2 模糊小波极限学习机(FWELM)

对于 N 个不同的训练数据 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{t}_i)$, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{im}]^T$, $\mathbf{t}_i = [t_{i1}, \dots, t_{im}]^T$, L 为模糊规则数, 则包含参数 $(\beta_i, \mathbf{c}_i, \mathbf{a}_i)$ 的 FWELM 模型为

$$f_L(\mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i G_{FW}(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_i, \mathbf{a}_i) = t_j \quad j = 1, \dots, N \quad (9)$$

$$\beta_i = \Psi_{ie}^T(\mathbf{x}_j) \mathbf{q}_{iFW} \quad (10)$$

式中 $\mathbf{q}_{iFW} (i = 1, \dots, L)$ 为

$$\mathbf{q}_{iFW} = \begin{bmatrix} q_{i1,0} & \dots & q_{ik,0} & \dots & q_{im,0} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ q_{i1, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor} & \dots & q_{ik, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor} & \dots & q_{im, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \end{bmatrix}_{(\lfloor \frac{n}{2} \rfloor + 1) \times m} \quad (11)$$

基于 n 的奇偶性, FWELM 中的小波函数为:

当 n 为偶数时,

$$\Psi_{ie}(\mathbf{x}) = [1, \sum_{j=1}^2 \Psi_{ij}(\mathbf{x}_j), \dots, \sum_{j=n-1}^n \Psi_{ij}(\mathbf{x}_j)]^T \quad (12)$$

当 n 为奇数时,

$$\Psi_{ie}(\mathbf{x}) = [1, \sum_{j=1}^2 \Psi_{ij}(\mathbf{x}_j), \dots, \sum_{j=n-2}^{n-1} \Psi_{ij}(\mathbf{x}_j), \Psi_{in}(\mathbf{x}_n)]^T \quad (13)$$

根据上述公式得到 FWELM 模型为

$$f_L(\mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^L \Psi_{ie}^T(\mathbf{x}_j) G_{FW}(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_i, \mathbf{a}_i) = t_j \quad j = 1, \dots, N \quad (14)$$

将其改写为矩阵形式:

$$\mathbf{H}\mathbf{Q} = \mathbf{T} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{H}$ 为模糊小波模型的参数矩阵; $\mathbf{Q}$ 为线性参数矩阵;

$$\mathbf{H}(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_L, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_L; \mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_L, \mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_L; \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) = [\Psi_{ie}^T(\mathbf{x}_j; \mathbf{b}_1, \mathbf{d}_1) G_{FW}(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_1, \mathbf{a}_1) \dots \Psi_{ie}^T(\mathbf{x}_j; \mathbf{b}_L, \mathbf{d}_L) G_{FW}(\mathbf{x}_j, \mathbf{c}_L, \mathbf{a}_L)] \quad (16)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{1FW} \\ \vdots \\ \mathbf{q}_{LFW} \end{bmatrix}_{L \times (\lfloor \frac{n}{2} \rfloor + 1) \times m} \quad (17)$$

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{t}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{t}_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (18)$$

对于 N 个不同的训练数据 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{t}_i)$, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{im}]^T$, $\mathbf{t}_i = [t_{i1}, \dots, t_{im}]^T$, L 为模糊规则数, FWELM 的算法步骤为:

- 1) 随机设置隶属函数及小波函数的参数 $\mathbf{c}_i = [c_{i1}, \dots, c_{in}]^T$, $\mathbf{a}_i = [a_{i1}, \dots, a_{in}]^T$, $\mathbf{b}_i = [b_{i1}, \dots, b_{in}]^T$, $\mathbf{d}_i = [d_{i1}, \dots, d_{in}]^T$, $i = 1, \dots, L$;
- 2) 计算 $\mathbf{H}$ 矩阵;
- 3) 根据 $\mathbf{H}\mathbf{Q} = \mathbf{T}$, 得 $\mathbf{Q} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T}$, 式中 $\mathbf{H}^+$ 为 $\mathbf{H}$ 的广义逆矩阵。

3 基于 FWELM 的刀具磨损状态识别

本文提出的基于 FWELM 的刀具磨损状态识别流程由 4 个主要步骤构成。第 1 步是完成刀具磨损数据的特征提取, 该部分包括时域、频域及时频域特征提取; 第 2 步是通过线性回归从所有特征中选择代表性特征, 该步骤需要通过线性回归中与每个特征相对应的系数来确定每个特征的重要性; 第 3 步是初始化 FWELM 的隶属函数及小波函数的参数; 第 4 步是利用刀具磨损源域数据训练自适应 FWELM 分类器, 并将目标域数据输入到训练后的 FWELM 分类器中, 得到目标刀具的磨损状态。识别过程分为以下步骤:

1) 根据几种刀具的不同磨损曲线获取源域数据 S 及一个目标域数据 T , 并利用线性回归法对数据进行特征提取及特征降维;

2) 初始化 FWELM 随机输入权重并计算其模糊隐含层输出矩阵 H ;

3) 利用刀具磨损源数据训练自适应 FWELM 分类模型;

4) 利用自适应 FWELM 分类模型测试目标刀具的磨损状态。

4 实验结果与分析

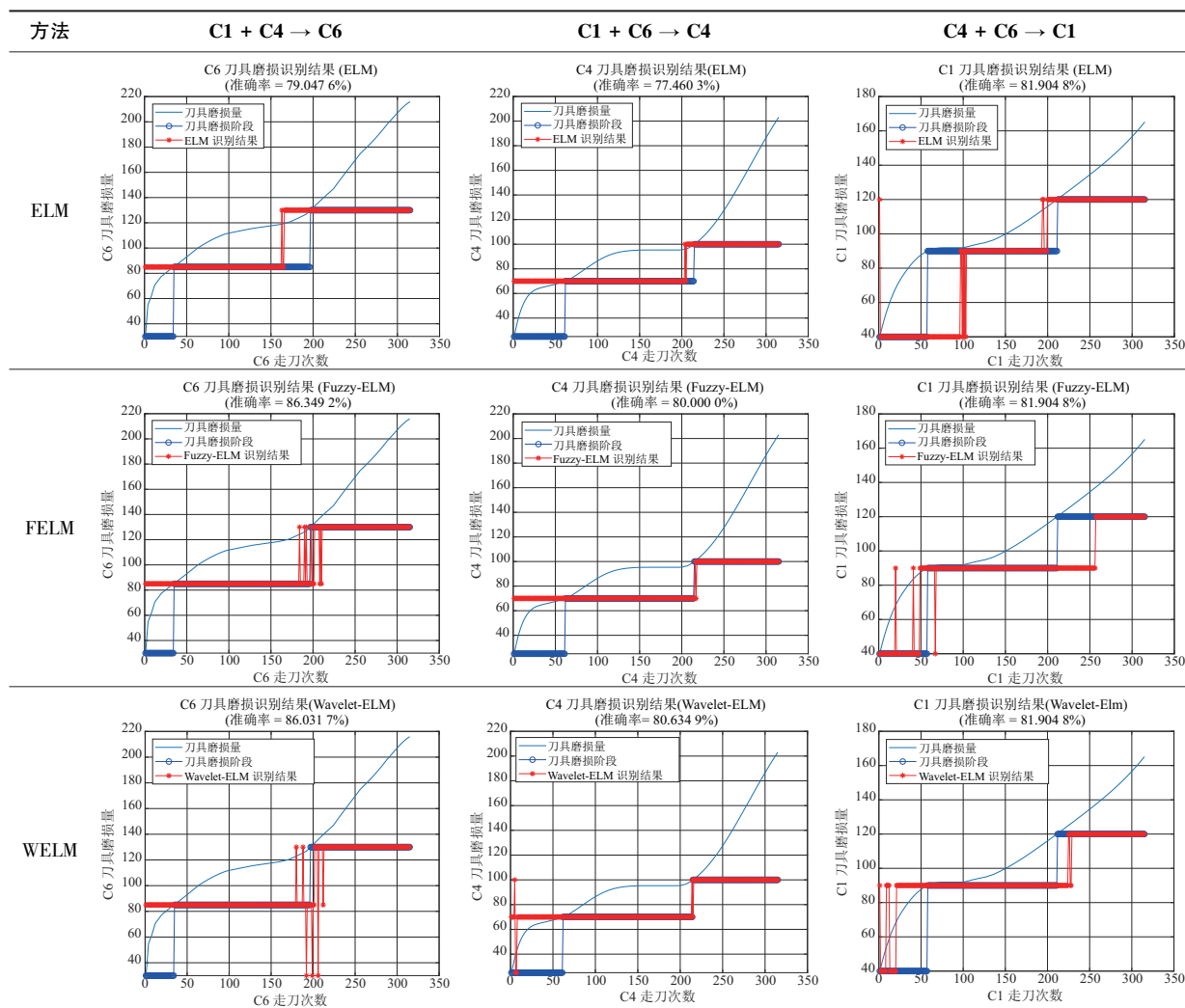
4.1 实验数据

为验证本文提出的基于 FWELM 的刀具磨损状态识别方法的正确性, 使用的铣刀工作条件数据是在 2010 PHM 协会数据竞赛中发布的刀具磨损数据集, 包括 C1、C4 及 C6 数据集, 每个刀具收集 315 个铣削走刀次数的数据, 每次铣削走刀分别测量 x 、 y 和 z 轴的铣削力信号和振动信号以及刀具的声发射信号, 总共 7 个数据通道, 每个刀具的磨损量分为 3 组: 前刀面磨损量、侧刀面磨损量和后刀面磨损量, 其中铣削过程的主轴转速为 10 400 r/min, 进给速度为 1 555 mm/min, 轴向切削深度为 0.2 mm, 径向切削深

度为 0.125 mm, 刀具磨损数据的采样频率为 50 kHz。

在本文中, 采用的 3 组 C1、C4 及 C6 数据集的数据皆为 315×7。首先, 采样频率为 50 kHz, 每个刀具磨损面获取的数据数量约为 2×10^6 , 而过大的数据量使得在后续阶段很难提取特征。因此, 采取采样比为 1:10 的下采样方法对数据进行下采样, 将每个铣削槽的铣削数据约降为 2×10^4 。数据集中给出的磨损值对应于每个刀具磨损面的真实测量磨损值, 即磨损面对应 315 个磨损值。但每个刀具磨损面都包含大量的数据, 这将极大地增加刀具磨损识别模型的训练时间。因此, 有必要减少每次铣削的数据信息的维数, 并将其处理为可以代表单个铣削过程的多维特征值。本文通过时域特征、频域特征及时频域特征对铣削数据信息进行特征提取, 共得到 63 个特征, 并利用线性回归法将特征数降维到 12 个。之后分别利用 ELM、模糊极限学习机 (FELM)、小波极限学习机 (WELM) 及 FWELM 4 种不同的机器学习方法建立识别模型, 对 C1、C4 及 C6 的刀具磨损状态进行预测, 分别将 C1 和 C4 作为训练集, C6 作为训练集 ($C1 + C4 \rightarrow C6$); 将 C1 和 C6 作为训练集, C4 作为训练集 ($C1 + C6 \rightarrow C4$); 将 C4 和 C6 作为训练集, C1 作为训练集 ($C4 + C6 \rightarrow C1$), 得到表 1 (本刊黑白印刷, 相关疑问请咨询作者) 及表 2 的结果。

表 1 不同机器学习方法的刀具磨损识别曲线



续表1

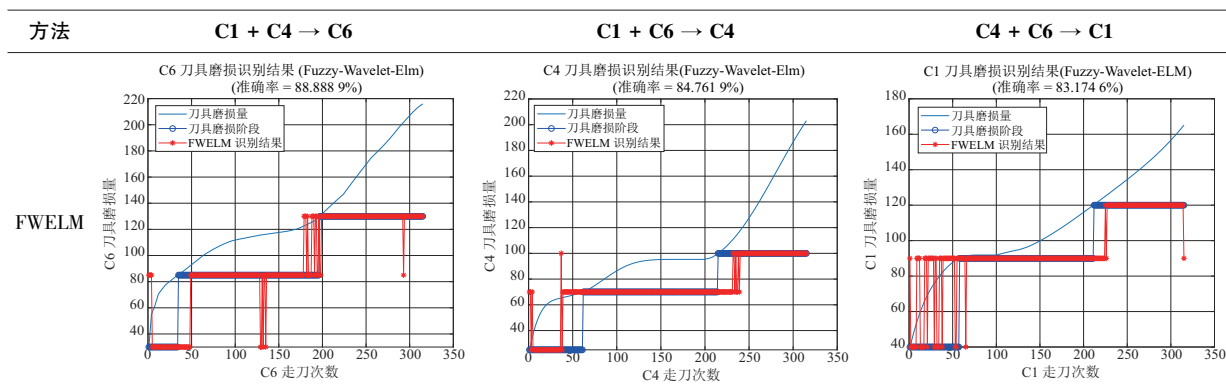


表2 不同机器学习方法的刀具磨损识别准确率

单位: %

方法	C1 + C4 → C6	C1 + C6 → C4	C4 + C6 → C1
ELM	79.047 6	77.460 3	81.904 8
FELM	86.349 2	80.000 0	81.904 8
WELM	86.031 7	80.634 9	81.904 8
FWELM	88.888 9	84.761 9	83.174 6

4.2 实验结果

通过四者间的结果对比可得以下结论:1) FELM 在 3 次实验中的准确率皆不低于 ELM 的准确率;2) WELM 在 3 次实验中的准确率皆不低于 ELM 的准确率;3) FWELM 在 3 次实验中的准确率皆高于 FELM 及 WELM 的准确率,而相比于 ELM 的准确率有更加明显的提高;4)通过图像可以看出 FWELM 显著提高了刀具初始磨损阶段识别的准确率。

5 结语

本文针对加工过程的动态不确定性对刀具磨损状态识别的干扰,基于模糊小波极限学习构建刀具磨损状态识别模型,识别加工过程中刀具的磨损状态,并通过实验得到如下结论:1) FELM 能有效解决加工过程不确定因素引起的信息模糊导致的刀具磨损识别模型难以建模的问题,能应用于系统信息不完全的识别场景;2) WELM 能利用小波函数的动态特性降低加工系统的不确定性对识别模型泛化性能的影响,提升了识别模型的抗干扰性;3)

FWELM 有效结合了 FELM 及 WELM 的优点,降低了加工系统自身的不确定性对环境因素带来的影响,提升了刀具磨损状态识别的准确率。

参考文献:

- [1] 柳洋,陈永洁,杨文恺,等. 刀具磨损在线监测研究现状与发展[J]. 机床与液压,2014,42(19):174-180.
- [2] 董彩云. 刀具磨损状态识别和预测方法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2017.
- [3] NOURI M, FUSSELL B K, ZINITI B L, et al. Real-time tool wear monitoring in milling using a cutting condition independent method [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 89: 1-13.
- [4] 宁倩. 数控机床刀具磨损状态监测系统及其信息传输标准研究[D]. 天津:天津大学,2012.
- [5] 姚小群,姚锡凡,王卫平,等. 加工过程的不确定性信息度量[J]. 河南科技大学学报(自然科学版),2004,25(3):19-23.
- [6] 聂鹏,贾彤,张锴锋,等. 基于 HPSO 优化 BP 神经网络的刀具磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(3):152-155.
- [7] STAVROPOULOS P, PAPACHARALAMPOPOULOS A, VASILADIS E, et al. Tool wear predictability estimation in milling based on multi-sensorial data [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 82(1/2/3/4):509-521.
- [8] 刘成颖,吴昊,王立平,等. 基于 PSO 优化 LS-SVM 的刀具磨损状态识别[J]. 清华大学学报(自然科学版),2017,57(9):975-979.
- [9] CAGGIANO A. Tool wear prediction in Ti-6Al-4V machining through multiple sensor monitoring and PCA features pattern recognition[J]. Sensors,2018,18(3):823.

收稿日期:2020-10-13