

基于 ANFIS 算法的天然石材铣削加工条件下的切削载荷预测方法

赵德宏,张 帅

(沈阳建筑大学机械工程学院,辽宁 沈阳 110168)

摘 要 目的 建立有效的切削载荷预测模型,解决大理石材料在铣削过程中存在的切削载荷难以预测的问题。方法 使用自适应神经模糊推理系统算法,通过进给速度、切削速度、背吃刀量和切削振动信号,建立铣削加工条件下的切削载荷预测模型,进行切削载荷的预测。结果 该方法能够较准确预测天然石材铣削加工条件下的切削载荷,并且优化后的自适应神经模糊推理系统算法能够使切削载荷预测准确性达到92%,相对于传统的载荷预测模型,该模型预测精度更好。结论 优化后的自适应神经模糊推理系统算法可以准确预测天然石材切削载荷,为天然石材铣削加工条件下的工艺参数优化提供了参考。

关键词 自适应神经模糊推理系统;切削载荷预测;铣削加工;天然石材

中图分类号 TU69;TH162

文献标志码 A

Research on Cutting Force Prediction under the Milling Condition of Natural Stone Based on ANFIS Algorithm

ZHAO Dehong,ZHANG Shuai

(School of Mechanical Engineering,Shenyang Jianzhu University,Shenyang,China,110168)

Abstract: This paper proposed a model to predict the cutting force of natural stone during the milling process based on the algorithm of the adaptive neuro-fuzzy inference system. The parameters of feed speed, rotation speed, depth of cut, and the signal of cutting vibration were used to establish the prediction model of cutting force during the milling process. The result showed that this method could predict the cutting force of natural stone more accurately during the milling process, and after using the achievable algorithm of the adaptive neuro-fuzzy inference system, the prediction accuracy could reach 92%. Compared to traditional prediction models of cutting force, this model has shown a better prediction accuracy. The conclusion is that the achievable algorithm of an adaptive neuro-fuzzy inference system could predict the cutting force of natural stone more

收稿日期:2020-10-15

基金项目:国家自然科学基金项目(51705341);辽宁省教育厅项目(LJZ2017025);教育部"长江学者"研究项目(IRT_15R45)

作者简介:赵德宏(1980—),男,副教授,博士,主要从事智能制造方面研究。

accurately, and could give the suggestion for optimizing process parameters of natural stone during the milling process.

Key words: adaptive neuro-fuzzy inference system; prediction of cutting force; milling production; natural stone

近些年研究发现,在天然大理石材料铣削加工过程中,CVD 金刚石涂层刀具的使用可以明显提升加工质量。吴玉厚等^[1]通过相应的铣削加工实验得出 CVD 金刚石涂层刀具相较于传统的未涂层硬质合金刀具具有更高的寿命和切削稳定性。闫广宇等^[2]在此基础上更进一步研究,发现该刀具在切削时切削载荷相对较小,且具有更长时间的切削稳定期。赵德宏等^[3]研究发现该刀具可以同时提高工艺特性和加工表面质量,并且得到相较于传统刀具,该刀具可以使切削载荷降低 40%。天然石材属于硬脆材料,这就使得该石材对铣削加工中的载荷变化更加敏感。在铣削加工过程中,切削载荷与切削速度成正比,而与进给速度和背吃刀量成反比,并且在弧区范围内的影响更大。因此通过人工智能算法建立新的切削载荷预测模型,不仅可以避免这些因素对载荷的影响,而且使其硬脆性得到保护。

目前,很多学者经过实验研究,对铣削加工中的切削载荷的智能预测已经得到了众多研究成果。刘显波等^[4]推导得出谐波残差的多元函数,并在此基础上得到频域多目标优化的铣削载荷预测方法。向国齐等^[5]基于支持向量回归机和带精英策略的非支配排序遗传算法,通过仿真试验验证了钛合金材料 Ti6Al4V 的铣削加工切削载荷。杨吟飞等^[6]利用传统的回归分析方法得出铣削载荷的预测模型,并通过有限元仿真进行了验证。李鑫等^[7]使用神经网络算法预测铣削加工条件下的切削载荷。T. Benkedjouh 等^[8]以体素模型为理论基础,以有限单元法为研究方法实现了五轴铣削加工预测模型的建立。然而针对铣削加工条件下的切削载荷

预测仍处于发展阶段。自适应神经模糊推理系统(ANFIS)^[9]能同时发挥神经网络和模糊推理的优点,在非线性建模方面具有很好的性能,其预测的数据相较于前几种方法更具有准确性和稳定性,已经逐渐被人们接受。V. Jain 等^[10]使用 ANFIS 算法作为数学预测基础,以背吃刀量等三要素为特征输入值,可以准确预测出切削载荷数据。V. Nasir 等^[11]以声音信号提取特征作为补充输入值来优化 ANFIS 模型,使预测数据更加准确。但 ANFIS 模型在天然石材铣削载荷预测方面并没有过深的研究,且声音信号不能较好的表达天然石材铣削加工的特点。

鉴于上述分析,笔者在 CVD 金刚石涂层刀具铣削加工天然石材的工况条件下,监测出相应的振动信号,通过小波降噪方法来消除噪音等因素对振动信号的干扰,不同的特征在处理后的振动信号中被提取出来,用来优化传统的自适应神经模糊推理系统模型。研究表明:优化后的自适应神经模糊推理系统算法可以准确预测天然石材切削载荷,准确性较高。

1 实验材料与准备

选用直径 8 mm 的 CVD 金刚石涂层刀具铣削加工天然石材材料,并进行切削载荷方面的预测。在实验中,三个不同的转速(4 300、5 200 和 6 000 r/min),进给速度(800、1 200 和 1 500 mm/min)和三个级别的切削深度(6、8 和 10 mm)进行实验,设计 27 组不同的实验加工处理方式。使用 EMX09 测振仪测量出相对应的 27 组振动信号如图 1 所示,用于以后的实验分析与优化。使用 9257B 测力仪测量出相对应的 27 组切削载

荷数据,如图 2 所示,用于以后的实验验证与数据对比。

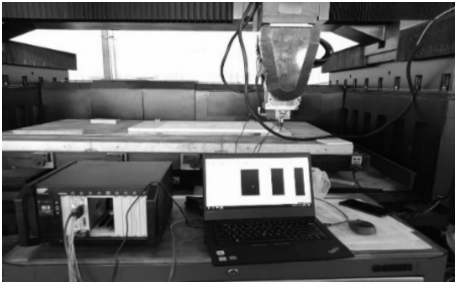


图 1 EMX09 测振仪检测信号

Fig. 1 The signal testing by Kislter EMX09



图 2 测力仪测量切削载荷数据

Fig. 2 The cutting force testing by dynamometer

2 小波降噪处理及特征提取

图 3 所示为第 1 种方案(转速 4 300 r/min, 进给速度 800 m/min, 背吃刀量 6 mm)的时域信号。一般情况下获得的振动时域信号通常被噪声干扰^[18], 因此, 信号去噪声处理过程是不可避免的。近几年来, 该理论^[20]在学

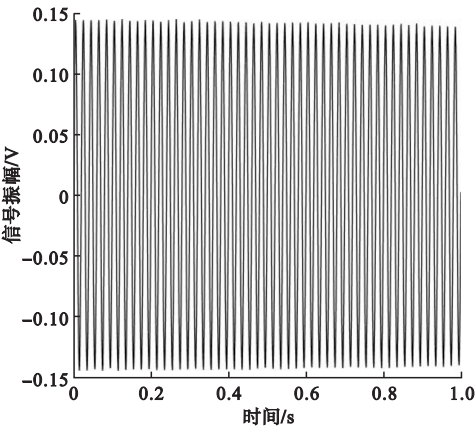


图 3 第 1 种方案的时域信号

Fig. 3 The time domain signal of first experiment

术界得到了普遍认可,应用范围也越来越广泛。在去噪领域中也获得相似的认可,使用该方法进行去噪处理也越来越成为一种趋势。

函数逼近是该理论的核心问题和研究重点,即如何在由小波母函数伸缩和平移版本所展成的函数空间中,以衡量准则作为该理论的基础,找出与原信号最相近的信号,以完成原信号和噪声信号的区分。该理论的特点就在于其对频率区间的局部化分析,它通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,最后完成高频信号和低频信号的区分,以满足对时域信号自动适应的任务,从而实现噪声信号和实验所需的时域信号分别提取,来进行后续的快速傅里叶方法使用和频域信号转换。小波降噪理论的具体流程如图 4 所示。

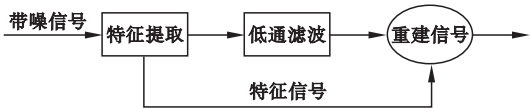


图 4 小波降噪方法处理流程

Fig. 4 The process of wavelet de-nosing

该理论的处理流程:

- (1)对输入信号进行小波分解,得到高频分量和低频分量;
- (2)对高频分量进行阈值处理;
- (3)重新构建进行阈值处理后的分量,得到去噪后的信号。

运用 Matlab 中的 wavelet de-nosing method 函数来实现小波降噪的方法,去噪后的时域信号函数如图 5 中的实线所示,大大降低了噪声对振动时域信号的影响,进而可以保证信号的稳定性和准确性。经过小波降噪处理后得到稳定的时域信号,再使用快速傅立叶变换算法将时域信号转换成实验所需的频域信号。再从频域信号中提取 5 个重要的特征^[19](偏度、峰度、香农熵、标准差和均方根)用于代表电主轴振动信号,提取特征

的具体数学表达方法如表 1 所示。

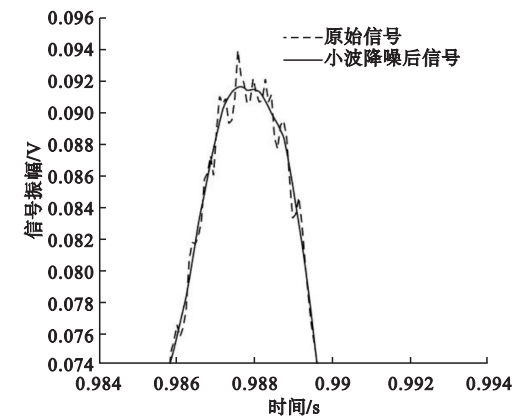


图 5 第 1 种方案时域信号的小波降噪处理

Fig. 5 The wavelet de-nosing signal of first experiment

表 1 特征的数学公式

提取特征	数学公式
偏度	$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right)^3}$
峰度	$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2}$
香农熵	$S = - \sum_{i=1}^N x_i^2 \log(x_i^2)$
标准差	$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N A_i - \bar{x} ^2}$
均方根	$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$

3 自适应神经模糊推理系统理论基础

自适应神经模糊推理系统算法 (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) 是一种以人工智能方法 (Takagi-Sugeno) 为理论基础的推理模型, ANFIS 使用传统的神经网络方法来实现, 包括反模、模糊推理和反模糊化三个基本步骤^[13]。

ANFIS 算法在传统的神经网络算法的基础上添加了模糊处理, 进而生成了自适应神经模糊推理器, 通过机器学习方法和自学

习系统来进行该推力器的控制和调整, 实现了两种算法: 神经网络和模糊推理的相辅相成^[12]。从而实现模仿人脑系统进行研究数据的智能预测, 最大程度上减小了预测误差, 提高了预测精度。模糊推理的规则如以下两个公式, 并在此基础上通过神经网络对实验数据进行模拟和训练。

if X is X1 and Y is Y1

$$f_1 = p_1 X + q_1 Y + r_1.$$

(1)

if X is X2 and Y is Y2

$$f_2 = p_2 X + q_2 Y + r_2.$$

(2)

其中, p 、 q 和 r 是预测实验中特定的参数^[15], 输入节点代表实验的训练数值。输出节点代表实验预测值。而隐含层中包括实验所需的隶属度函数 (MFs) 和相应的功能节点^[17]。与模糊推理 (FIS) 的架构相似, ANFIS 算法的架构中也包括输入函数的模糊化, 模糊规则推理和火力计算 (蕴含), 输出函数去模糊化的基本流程。ANFIS 模型的模糊推理步骤如图 6 所示。

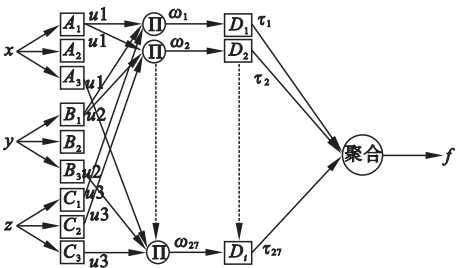


图 6 自适应神经模糊推理系统基本框架

Fig. 6 The framework of ANFIS model

ANFIS 算法的基本框架中, 位于第一层的自适应节点被普遍命名为前提参数, 来对输入函数 MF 进行处理。

$$Q_{1,i} = \mu_{A_i}(x), i = 1, 2.$$

(3)

$$Q_{2,i} = \mu_{B_i}(y), i = 1, 2.$$

(4)

式中: x 和 y 是节点 i 的输入, A_i 和 B_i 是预测模型的标签, 而 ua 和 ub 则属于隶属函数^[16]。ANFIS 模型可以选取不同的隶属函数。高斯隶属度函数可以对生成时间和处理时间进行非线性处理, 因而该隶属度函数应

用范围较广,可以保证函数的稳定预测。高斯隶属度函数的具体数学表达方法如下:

$$\mu A_i(x) = \exp\left[-0.5\left(\frac{(x - a_{i1})}{b_{i1}}\right)^2\right]. \quad (5)$$

$$\mu B_i(y) = \exp\left[-0.5\left(\frac{(y - a_{i2})}{b_{i2}}\right)^2\right]. \quad (6)$$

式中: a_{i1}, a_{i2}, b_{i1} 和 b_{i2} 是参数集^[14]。

$$Q_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y). \quad (7)$$

第三层和第四层的表达方法如下:

$$Q_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum w_i}, \quad i = 1, 2. \quad (8)$$

$$Q_{4,i} = \overline{w_i} \times f_i, \quad i = 1, 2. \quad (9)$$

其中,第三层代表触发强度,第四层代表结果参数。

f_1 和 f_2 符合下面公式中的模糊推理规则:

if X is A_1 and Y is B_1
 $f_1 = p_1 X + q_1 Y + r_1. \quad (10)$

if X is A_2 and Y is B_2
 $f_2 = p_2 X + q_2 Y + r_2. \quad (11)$

其中, w_i 代表该层的统一发射强度, $[p_i, q_i, r_i]$ 仍然是参数集,并且也可以作为后续参数。

在第五层中,通过对模糊化处理过的函数进行输出求和,得到如下结构:

$$Q_{5,i} = f_{out} = \sum w_i \times f_i = \text{overall output}. \quad (12)$$

在该自适应神经模糊推理系统算法的框架中,第一层和第四层都具有不同的自适应节点。在第一层中,有两个可修改的前提参数,在第四层中,除了这两个前提参数之外,还具有一个可修改的后继参数 $[p_i, q_i, r_i]$ 。ANFIS 模型预测切削载荷的具体步骤如图 7 所示。

从自适应神经模糊推理系统算法的框架中可以得出:一般情况下,如果输入值越多,那么该算法最终得到的预测数据精度也越高,不过伴随着太多的输入量,也会生成不必要的预测网络,不仅无法达到提高预测精度

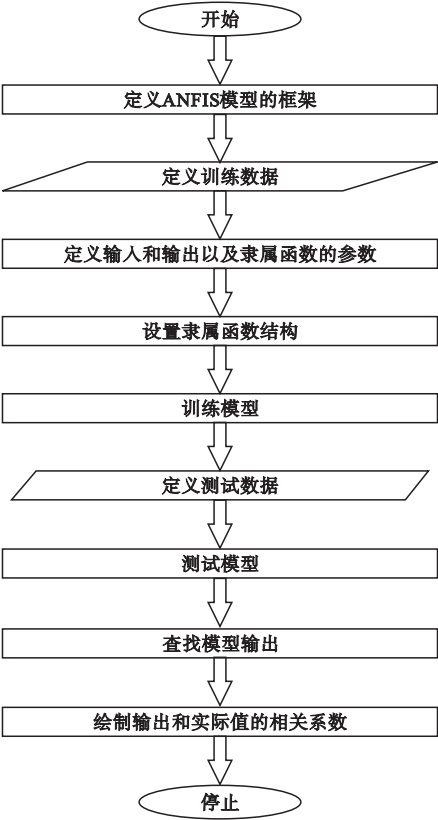


图 7 自适应神经模糊推理系统操作步骤
Fig. 7 The flowchart of the ANFIS method

的效果,反而会使造成不必要的浪费,导致模型崩溃,使得预测精度不会有太大的提升。从理论层面,把从电主轴振动信号中提取的特征作为补充输入量,可以增加 ANFIS 模型预测数据的准确性,但应该合理地控制输入量,所以笔者主要提取了 5 个重要特征。

4 实验结果与讨论

笔者通过实验生成了 2 种 ANFIS 模型,第一个传统的预测模型是使用切削三要素(进给速度、旋转速度、背吃刀量)作为输入量,第二个 ANFIS 模型是同时使用切削要素和经过小波降噪处理后,从电主轴振动信号中提取的特征同时作为输入量的新的预测模型如图 8 所示。首先在 Matlab 中导入相应的大量训练数据,训练数据用于检测模型构建和评估模型的准确率。

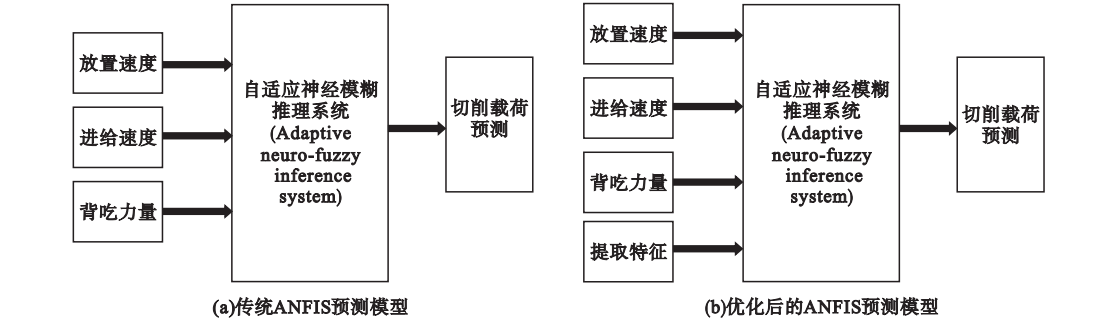


图 8 两种切削载荷预测模型

Fig. 8 Two prediction models of cutting force

参数估计值与参数实际值在预测分析过程中具有重要地位。通过比较两种模型训练数据的相关系数 MSE 和均方误差 R^2 来初步得到结论,如表 2 所示。

表 2 ANFIS 模型实验结果

Table 2 The result of ANFIS model

模型	切削载荷/ N			
	训练数据		测试数据	
	MSE	R^2	MSE	R^2
1	5.9×10^{-8}	0.952	2.67×10^{-2}	0.963
2	2.2×10^{-9}	0.958	1.58×10^{-2}	0.968

从表 2 可以看出,两种模型都具有很好

的预测性能,同时第二种模型也就是优化后的模型均方误差更小,使预测数据的准确性和稳定性越高,同时相关系数绝对值更接近于 1,说明线性相关性越强,上下波动越小,通过训练数据的分析,可以初步得到结论,两种模型都具有很好的预测性能,并且优化后的模型具有更好的预测性能。最后导入本次实验中的实际测试数据,预测结果如表 2 所示,实际测试数据的模糊规则观察模块和输出曲面观察模块如图 9 所示,可以准确地得到输入量(切削速度、进给速度、背吃刀量)与输出量(切削载荷)之间的关系。

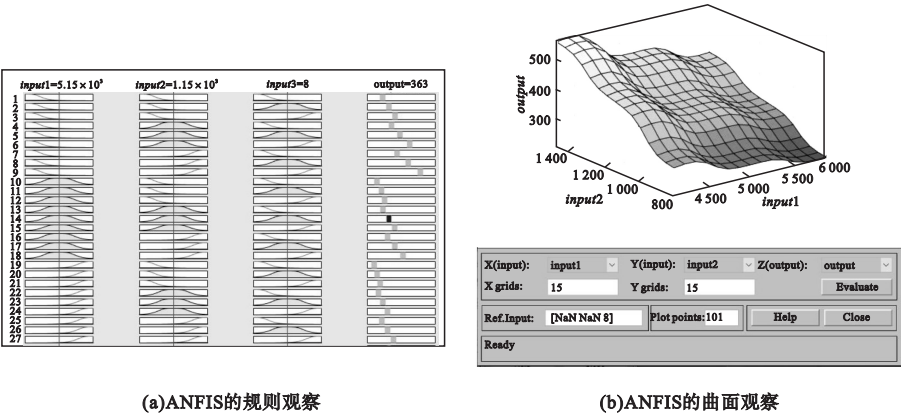


图 9 测试数据的模糊规则观察和输出曲面观察

Fig. 9 The rules and surface of testing data

比较两组模型的切削载荷预测值与实际测量值之间的误差如表 3 所示。可以看出,两种模型都具有很好的预测性能,第二种模型的测试数据的均方误差更小,同时相关系

数绝对值更接近于 1,其具有更好的性能。该方法能够使切削载荷预测准确性达到 92%,相对于传统模型具有更好的预测精度,达到了优化传统预测模型的效果。

表3 铣削载荷预测结果

Table 3 The result of predict of cutting force

实验组	实际切 削载荷/ N	第一种模型		第二种模型	
		预测值/ N	预测误 差/%	预测值/ N	预测误 差/%
1	225.10	198.04	87.74	209.90	92.99
2	338.57	306.82	90.62	320.27	94.60
3	423.21	390.94	92.37	399.50	94.40
4	300.95	343.38	85.90	322.87	92.72
5	451.42	421.48	93.37	426.70	94.52
6	564.28	512.61	90.84	522.54	92.60
7	376.19	346.36	92.07	350.63	93.21
8	564.28	526.21	93.25	533.93	94.62
9	705.35	678.87	96.25	667.23	94.60
10	186.65	205.93	89.67	195.22	95.41
11	279.97	249.80	89.23	261.32	93.34
12	349.96	330.02	94.30	329.71	94.21
13	248.86	270.16	91.44	263.21	94.23
14	373.29	341.44	91.47	356.69	95.55
15	466.62	466.62	90.29	439.54	94.20
16	311.08	276.74	88.96	293.46	94.34
17	466.62	428.58	91.85	440.49	94.40
18	583.27	546.01	93.61	547.99	93.95
19	161.76	121.87	75.34	149.90	92.67
20	242.64	211.15	87.02	228.62	94.22
21	303.30	265.37	87.49	287.86	94.91
22	215.68	172.69	80.07	199.69	92.59
23	323.52	281.84	87.12	299.73	92.65
24	404.40	360.33	89.10	380.32	94.05
25	269.60	252.89	93.80	250.37	92.87
26	404.40	433.40	92.83	428.06	94.15
27	505.50	526.42	95.86	529.39	95.27

5 结 论

(1)针对 CVD 金刚石涂层刀具铣削加工天然石材条件下的切削载荷预测问题,笔者建立了自适应神经模糊推理系统模型,并采用小波降噪的方法从处理后的振动信号中提取出了重要特征,优化了传统的 ANFIS 模型。

(2)优化后的 ANFIS 模型具有更好的预测性能,其充分运用了天然石材铣削工况下的加工特征,提高了预测模型的预测精度。

(3)在铣削设备上进行实验,验证了预测模型数据的准确性和稳定性,也为此模型在石材铣削加工领域中的切削载荷预测提供了参考,为天然石材铣削加工条件下的工艺参数优化奠定了基础。

参考文献

[1] 吴玉厚,闫广宇,赵德宏,等. CVD 金刚石涂层刀具在石材铣削中的磨损特性研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2018(5): 139 – 142.
(WU Yuhou, YAN Guangyu, ZHAO Dehong, et al. Research on wear characteristics of CVD diamond coating tool in milling of stone [J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2018 (5): 139 – 142.)

[2] 闫广宇,吴玉厚,赵德宏,等. CVD 金刚石涂层刀具高效铣削天然理石的切削特性实验研究[J]. 润滑与密封,2018,43(7): 52 – 57.
(YAN Guangyu, WU Yuhou, ZHAO Dehong, et al. Experimental study on cutting characteristics of CVD diamond coated tool in high-efficiency machining of natural marble [J]. Lubrication engineering, 2018, 43 (7): 52 – 57.)

[3] 赵德宏. 异型石材锯铣复合加工工艺与装备技术基础研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
(ZHAO Dehong. Basic research on special stone sawing processing process and equipment technology [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.)

[4] 刘显波,龙新华,孟光,等. 基于频域多目标优化的铣削力系数及偏心参数识别[J]. 机械工程学报,2011,47(7): 185 – 190.
(LIU Xianbo, LONG Xinhua, MENG Guang, et al. The identifications of milling force coefficients and eccentricity based on multi-objective optimization in frequency-domain [J]. Journal of mechanical engineering, 2011, 47(7): 185 – 190.)

[5] 向国齐. 基于 SVR 和 NSGA-Ⅱ 的钛合金铣削参数多目标优化[J]. 航空精密制造技术, 2016, 52(5): 36 – 40.
(XIANG Guoqi. Cutting parameters multi-object optimization of titanium alloy milling process based on support vector regression and NSGA-Ⅱ [J]. Aviation precision manufacturing technology, 2016, 52 (5): 36 –

- 40.)
- [6] 杨吟飞,史琦,陈波. 钛合金薄壁件铣削力预测模型的建立[J]. 航空精密制造技术,2014,50(2):20-23.
(YANG Yinfei, SHI Qi, CHEN Bo. Milling force forecasting model building for thin-wall part of titanium alloy [J]. Aviation precision manufacturing technology, 2014, 50(2):20-23.)
- [7] 李鑫,史振宇,蒋森河,等. 人工神经网络预测刀具磨损和切削力[J]. 控制理论与应用,2018,35(12):1731-1737.
(LI Xin, SHI Zhenyu, JIANG Senhe, et al. Artificial neural network predicts tool wear and cutting force [J]. Control theory & applications, 2018, 35(12):1731-1737.)
- [8] BENKEDJOUH T, ZERHOUNI N, RECHAK S. Tool wear condition monitoring based on continuous wavelet transform and blind source separation [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2018, 97(7):1-13.
- [9] HEDAYATI A, GHOREISHI S M. Artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy interface system modeling of supercritical CO₂ extraction of glycyrrhizic acid from glycyrrhiza glabra L [J]. Chemical product and process modeling, 2016, 11(3):217-230.
- [10] JAIN V, RAJ T. Prediction of cutting force by using ANFIS [J]. International journal of system assurance engineering and management, 2018, 9(5):1137-1146.
- [11] NASIR V, COOL J, SASSANI F. Acoustic emission monitoring of sawing process; artificial intelligence approach for optimal sensory feature selection [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2019, 102:4179-4197.
- [12] KISHAWY H A, HEGAB H, UMER U, et al. Application of acoustic emissions in machining processes; analysis and critical review [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2018, 98:1391-1407.
- [13] POUR M. Determining surface roughness of machining process types using a hybrid algorithm based on time series analysis and wavelet transform [J]. International journal of advanced manufacturing technology, 2018, 97(3):2603-2619.
- [14] CHEN G S, ZHENG Q Z. Online chatter detection of the end milling based on wavelet packet transform and support vector machine recursive feature elimination [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2018, 95(1/2/3/4):775-784.
- [15] AHMED Y S, ALAM M S, ARIF A F M, et al. Use of acoustic emission and cutting force signals to monitor built-up edge formation in stainless steel turning [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2019, 103:2257-2276.
- [16] FILIPPOV A V, RUBTSOV V E, TARASOV S Y, et al. Detecting transition to chatter mode in peakless tool turning by monitoring vibration and acoustic emission signals [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2018, 95(1/2/3/4):157-169.
- [17] 胡金龙,王杰,王玫,等. 基于系统辨识方法的铣刀磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术,2018(4):107-110.
(HU Jinlong, WANG Jie, WANG Mei, et al. Wear state identification of milling cutter based on system identification method [J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2018(4):107-110.)
- [18] MIKOŁAJCZYK T, NOWICKI K, BUSTILLO A, et al. Predicting tool life in turning operations using neural networks and image processing [J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 104:503-513.
- [19] 赵凯,刘战强. 铣削力预测方法和影响因素综述[J]. 机械科学与技术,2015,34(8):1190-1200.
(ZHAO Kai, LIU Zhanqiang. An overview on milling force prediction methods and influencing factors [J]. Mechanical science and technology for aerospace engineering, 2015, 34(8):1190-1200.)
- [20] 刘璨,吴敬权,李广慧,等. 基于单刃铣削力峰值的铣刀偏心辨识[J]. 机械工程学报,2013,49(1):185-190.
(LIU Can, WU Jingquan, LI Guanghui, et al. Identification of mills eccentricity based on peak force of single edge [J]. Journal of mechanical engineering, 2013, 49(1):185-190.)
- (责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)