DOI: 10.3901/JME.2020.02.027

复合材料钻削表面粗糙度在线监测与加工参数自适应优化*

安 华¹ 王 喆¹ 王国锋¹ 宋庆月¹ 刘 峰² 钟才川¹

(1. 天津大学机械工程学院 天津 300350;

2. 天津金岸重工有限公司 天津 300350)

摘要: 针对碳纤维复合材料钻孔加工过程中无法实现加工质量与效率统一以及离线优化得到的钻削参数没有考虑变参数刀具磨损等不确定因素影响问题, 提出一种新的粗糙度在线监测与加工参数自适应优化方法。采用一组新的无量纲特征以实现变参数刀具磨损监测; 以刀具磨损状态值、进给速度以及主轴转速构成特征向量, 进而建立基于支持向量回归的孔壁粗糙度在线监测模型。当监测系统判定孔壁粗糙度不合格时, 利用模拟退火算法在当前刀具磨损状态下进行钻削参数优化。利用复合材料变参数钻削试验来验证上述方法的有效性。试验结果表明, 该方法能够准确判定粗糙度的质量状态, 同时有效实现钻削参数自适应优化, 解决了复合材料制孔过程中加工质量与效率统一的问题。

关键词: 碳纤维复合材料; 变参数; 刀具磨损; 粗糙度; 支持向量机回归; 模拟退火

中图分类号: TP306

Research on On-line Monitoring of Surface Roughness in Composite Drilling and Adaptive Optimization of Parameters

AN Hua¹ WANG Zhe¹ WANG Guofeng¹ SONG Qingyue¹ LIU Feng² ZHONG Caichuan¹

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350;

2. Tianjin JinAn Heavy Equipment Co.,Ltd., Tianjin 300350)

Abstract: A new method for on-line monitoring of surface roughness and adaptive optimization of processing parameters is proposed to overcome the drawback that the current drilling process of carbon fiber reinforced plastics (CFRP) can't obtain the uniformity of machining quality and efficiency, as well as the drilling parameters obtained by offline optimization don't consider the influence of uncertain factors such as tool wear. A new set of dimensionless features is used to achieve variable parameter tool wear monitoring, and then the SVR-based online monitoring model of roughness is established by the feature vector which is formed by tool wear state value, feed rate and spindle rate. When the hole wall roughness is unqualified, the simulated annealing algorithm is used to optimize the drilling parameters under the present tool wear condition. The drilling experiment with the variable cutting parameters is used to verify the effectiveness of the proposed method in the end. The results show that the proposed method is able to not only realize the online monitoring of roughness effectively and optimize the cutting parameters adaptively, but also solve the problem of compromising the quality and efficiency in drilling process of CFRP.

Key words: carbon fiber reinforced plastics; variable parameter; tool wear; roughness; support vector regression; simulated annealing

0 前言

由于复合材料具有比强度高、比刚度大以及可

设计性强等其他传统材料不可比拟的优越性质^[1-2], 因此成为航空领域应用的基本材料之一。而复合材料的钻孔技术是设计研发过程中的一项关键性技术, 例如一架 F-16 战斗机有 24 万个连接孔, 一架波音 747 飞机有 300 多万个连接孔, 美国较为先进的 F-22 战斗机每副机翼有 14 000 个精密孔^[3]。

综上所述, 航天航空领域的钻孔加工具有如下特点: ① 制孔数量要求大, 巨大的制造量使制孔成

* 国家自然科学基金(51675369)、天津市自然科学基金(17JCZDJC40100)、航空科学基金(2017ZE25003)、国防基础科研计划(JCKY2018205C002)和 2018 年度天津市交通运输科技发展项目计划(2018-b10)资助项目。20190120 收到初稿, 20190901 收到修改稿

为飞机装配过程中的重要任务之一^[4]；② 制孔质量要求高，连接孔质量极大地影响着飞机的寿命^[5]；③ 制孔材料工艺性差。由于复合材料加工工艺性差，导致刀具在加工过程中磨损快，降低生产效率。

近年来，大批国内外学者对表面质量加工状态的监测及优化进行了深入研究。梁艳芳等^[6]根据复合材料钻孔试验数据分析结果，给出了提高粗糙度质量的碳纤维复合材料钻孔加工优化工艺参数。LATHA 等^[7]利用模糊逻辑算法对复合材料钻削过程中的表面粗糙度进行预测，提出了一种基于模糊规则的复合材料钻削表面粗糙度监测模型。孙鑫^[8]在综合分析了复合材料制孔的关键工艺问题后，探讨了工艺参数、刀具等对制孔的影响规律，提出对工艺参数和刀具选用的建议。VRABEL 等^[9]利用神经网络来确定钻削参数与表面粗糙度之间的关系，之后用选定的参数对钻削过程进行监测。

孔壁粗糙度作为钻孔质量的一项重要内容不容忽视。然而，当前孔壁粗糙度的研究工作主要是通过离线钻削试验对钻削参数和刀具参数等因素进行优化^[10-11]，这就导致研究工作不能充分地考虑到实际加工过程中的不确定因素，具有一定的局限性。因此，本文提出了一种复合材料钻削加工中孔壁粗糙度监测与加工参数自适应优化方法。该方法相比传统的“离线分析+优化参数”方法^[12-13]，其优势在于充分考虑实际加工中孔壁粗糙度的一切影响因素，并基于提出的新特征对变钻削参数的刀具磨损状态进行在线监测，之后用刀具磨损状态、主轴转速及进给速度做输入，采用支持向量机回归方法对孔壁粗糙度进行在线监测。当监测值超过设定阈值时，利用模拟退火算法在当前刀具磨损状态下对钻削参数进行优化以保证钻孔质量。因此克服了传统方法以下不足：① 在孔壁粗糙度监测方面，不能很好适应实际钻削加工中的动态过程，很难考虑到例如变钻削参数刀具磨损等不确定因素；② 在钻削加工参数优化方面，只是单纯地进行离线分析，不能在线优化钻削参数并有效地控制孔壁粗糙度。

1 支持向量回归

目前机械健康监测领域所常用的专家系统和神经网络等智能诊断方法往往需要大量的故障数据以及先验知识。但获取大量的故障样本数据非常困难。例如粗糙度在线监测的样本数目通常有限，这就导致这些智能诊断方法在一定程度上具有局限性，因而限制了这些方法的推广应用。

支持向量机是 VAPINK^[14]根据统计学理论提出

的一种新的通用学习方法，它通过统计学理论的 VC 维理论和寻求结构风险最小来提高学习机的泛化能力，并实现经验风险和置信范围的最小化，从而达到能较好地解决小样本、非线性、高维数等实际问题。

1.1 支持向量回归理论

支持向量机判定函数形式上类似于一个神经网络，输出是 N 个中间节点的线性组合，每个中间节点均对应着一个支持向量，原理如图 1 所示。

图1 支持向量机的网络结构

支持向量机回归就是将判别函数的结论推广到实函数回归中。回归函数表达式为

$$f(x)=wx+b \quad (1)$$

式中， w 为权系数， b 为偏置。设训练样本集为

$$D=\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (2)$$

式中， x_i 为输入矢量， y_i 为系统的期望输出，且 $x_i, y_i \in R$ 。支持向量回归的基本思想为：可容忍模型输出 $f(x)$ 与期望输出 y 之间的差别绝对值最多为 ε ，仅当两者差值大于 ε 时计算损失。假定存在能够在精度 ε 下估计所有数据的 f 函数，则支持向量回归的问题可化为求最小化误差函数

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N E_{\varepsilon}(f(x_i) - y_i) \quad (3)$$

式中， C 为正则化常数， N 为训练样本数目， E_{ε} 是 ε -insensitive 误差函数，具体表示形式为

$$E_{\varepsilon}(f(x) - y) = \begin{cases} 0 & |f(x) - y| \leq \varepsilon \\ |f(x) - y| - \varepsilon & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

由于目标函数含有绝对值不可微，故引入松弛因子 ξ_i ， ξ_i^* ，将式(4)重写为

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i, \xi_i^*) \quad (5)$$

对应的约束条件为

$$\begin{cases} y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 (i=1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (6)$$

引入拉格朗日乘子, 得到拉格朗日函数

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i, \xi_i^*) - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\xi_i + \varepsilon - y_i + f(x_i)) - \sum_{i=1}^N \alpha_i^* (\xi_i^* + \varepsilon + y_i - f(x_i)) - \sum_{i=1}^N (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (7)$$

式中, $\eta_i, \eta_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*$ 为拉格朗日乘子, 且满足

$$\begin{cases} \eta_i \geq 0, \eta_i^* \geq 0, \alpha_i \geq 0, \alpha_i^* \geq 0 \\ C > 0 \end{cases} \quad (8)$$

根据 KKT 条件可得

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (\alpha_i \geq 0, \alpha_i^* \leq C) \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (10)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} = C - \alpha_i^* - \eta_i^* = 0 \Rightarrow C = \alpha_i^* + \eta_i^* \quad (11)$$

$$W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \quad (12)$$

将式(9)作为约束条件, 最大化式(12)便可求得 α_i, α_i^* 两个参数, 将其代入式(10)中, 由式(6)便可求得回归函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i^T x) + b \quad (13)$$

式中, 使 $\alpha_i - \alpha_i^* \neq 0$ 的样本数据即为支持向量。

1.2 核参数和惩罚因子

本文选择径向基作为支持向量回归的核函数^[15]。径向基核函数具有两个可调参数: 核参数 g 和惩罚因子 c 。其中 c 值表示对误差的宽容度。 c 值大, 学习误差小, 但容易发生拟合; c 值小, 容易发生欠拟合。因此 c 值过大或过小都会使模型泛化能力变差。选择网格搜索算法来寻找最优的支持向量回归模型参数。通过网格搜索遍历范围内所有的 $[c, g]$ 同时进行交叉验证, 通过比较验证精度寻找到最优参数 $[c, g]$ 组合。

2 复合材料钻削监测及加工参数自适应优化方法

在实际加工过程中, 由于机械装备结构复杂, 运行环境恶劣多变, 无法实现实时有效地监测钻削质量并优化钻削参数的问题日益突出。传统监测方法依靠信号处理和诊断经验离线分析机械信号, 利

用各种方法优化钻削加工参数。然而离线优化得到的钻削参数并不能很好地适应实际的动态加工过程, 并且离线优化的工艺参数为了保证钻孔质量, 选取相对保守, 这导致加工设备的利用率大大降低; 而且利用抽样监测更换刀具的传统方法也会大大影响加工效率。

本文充分发挥支持向量机的优势, 提出了基于支持向量机回归的复合材料钻削过程的监测及参数自适应优化方法。该方法主要分为变钻削参数孔壁粗糙度监测以及加工参数自适应优化两大模块。该方法实现了监测和优化控制的有机结合, 克服了传统方法在监测和参数优化中的不足。该方法整体流程如图 2 所示。

图 2 监测优化系统结构原理图

图 2 中, R_a^p 为系统预测粗糙度、 R_a^d 为钻孔加工时设定的粗糙度阈值。首先获取加工过程中的进给速度、主轴转速及切削力信号, 然后将其输入到变钻削参数刀具磨损及粗糙度在线预测系统中, 得到当前刀具磨损状态及孔壁粗糙度预测值。最后判定当前孔壁粗糙度是否超过设定阈值, 若未超过阈值则继续加工; 若超过阈值则将当前刀具磨损状态及进给速度和主轴转速输入到钻削参数在线优化系统, 得到新的进给速度并以新进给速度继续加工。下面将分别对变钻削参数刀具磨损及粗糙度预测方法、钻削参数自适应优化方法进行详细介绍。

2.1 变钻削参数刀具磨损及粗糙度预测方法

变钻削参数刀具磨损及粗糙度监测方法流程如图 3 所示, 步骤可总结如下: 首先, 利用支持向量回归算法建立不同特征下钻削参数与该特征在刀具后刀面磨损值 VB 为 0 mm 时的特征最小值以及严重磨损 VB 值为 0.3 mm 以上时的特征最大值之间的映射关系, 即将进给速度及主轴转速作为输入, 得到在不同钻削参数条件下 3 组模型对应的特征最大值

及最小值；其次，利用实际得到特征与支持向量回归模型输出的特征得到三组新特征；然后，将这三组新特征输入到刀具磨损预测模型中得到当前刀具

磨损状态；最后，将模型输出的刀具磨损状态值与进给速度 f 和主轴转速 n 作为 SVR 粗糙度预测模型的输入，输出为预期孔壁粗糙度 R_a^p 。

图3 变参数刀具磨损及粗糙度监测系统

图中所提到的三个新特征是在旧特征的基础上，通过改进研究采用了以下三个无量纲的特征，这里称为新特征。新特征对钻削参数变化不敏感，而仅对刀具变化敏感。旧特征及新特征的数学表达式如表1、2所示。

表1 旧特征数学公式

特征名称	符号表示	计算式
频带功率和	SP	$SP = \text{sum}(P_{xx})$
频带功率方差	Vbp	$Vbp = \text{var}(P_{xx})$
频带功率均值	MP	$MP = \text{mean}(P_{xx})$

表2 新特征数学公式

特征名称	符号表示	计算式
频带功率和归一化	SSP	$SSP = \frac{SP - SP_0}{SP_{0.3} - SP_0}$
频带功率方差归一化	$VVbp$	$VVbp = \frac{Vbp - Vbp_0}{Vbp_{0.3} - Vbp_0}$
频带功率均值归一化	MMP	$MMP = \frac{MP - MP_0}{MP_{0.3} - MP_0}$

表1中， P_{xx} 代表信号功率谱估计值。表2中， $SP_{0.3}$ 和 SP_0 分别对应该钻削参数下刀具磨损 VB 值达到0.3 mm以上时的频带功率和以及新刀时的频带功率和。 $Vbp_{0.3}$ 和 Vbp_0 分别对应该钻削参数下刀具磨损 VB 值达到0.3 mm以上时的频带功率方差以及新刀时的频带功率方差。 $MP_{0.3}$ 和 MP_0 分别对应该

钻削参数下刀具 VB 值达到0.3 mm以上时的频带功率均值以及新刀时的频带功率均值。

2.2 钻削参数自适应优化方法

钻削参数自适应优化方法流程如图4所示，步骤可总结如下：首先，判断粗糙度监测系统的监测值是否达到设定的阈值；如果未达到要求阈值，继续加工；如果超过要求阈值，则以当前刀具磨损值

图4 钻削参数自适应优化流程图

及主轴转速作为参数优化系统的固定值, 并基于模拟退火算法优化选择加工系统的进给速度, 之后继续进行加工。

基于模拟退火算法的具体优化过程如图 5 所示。

图 5 基于模拟退火算法的钻削参数优化流程

图 5 中, 目标函数即为孔壁粗糙度与钻削参数和刀具磨损状态的映射关系, 记为 $R(f)$ 。首先以当前钻削加工的进给速度 f 为初始值, 递减得到新的进给速度 f' , 运行监测模型计算目标函数 $R(f')$ 。计算函数差值 ΔRa , 若差值不大于 0, 则接受新解; 反之则按照 Metropolis 准则接受新模型。当达到迭代次数后, 若满足终止条件则运算结束返回最优解, 否则缓慢降低温度并重置迭代次数并继续迭代。

3 试验验证

3.1 试验及数据准备

本次试验采集及测量系统如图 6 所示, 具体包括课题组自行研制的数控小型加工平台、Kistler

9257A 型三向测力仪、Kistler 5070 型电荷放大器、力信号采集软件以及汤普森 SQ200A 型电子数码显微镜和粗糙度测量仪。钻头选择型号为 YG6X 的钨钢硬质合金, 直径 10 mm, 刃长 40 mm。钻削加工材料选用型号 T700 双马来酰亚胺树脂碳纤维复合材料, 采用热压罐成型工艺制备。样板尺寸为 200 mm×120 mm, 厚度为 5 mm, 其性能为准各向同性。

图 6 数据采集及测量系统

试验以自行研制的数控小型加工平台为基础展开, 使用测力仪、电荷放大器及计算机数据采集软件采集钻削力信号, 利用显微镜测量刀具磨损值, 粗糙度测量仪测量孔壁粗糙度。本次试验的具体试验参数设计如表 3 所示。选取 0.6 mm/s、1.2 mm/s、1.8 mm/s、2.4 mm/s 四种不同进给速度, 1 000 r/min、2 000 r/min、3 000 r/min 三种不同主轴转速进行试验。针对 12 组组合的试验, 每一组都进行一次刀具全寿命周期的加工试验, 每完成一个孔都测量一次 VB 值, 记下当前磨损值。工程中一般认为, VB 值在 0 到 0.06 mm 区间的刀具为新刀, 而根据刀具磨损标准 ISO 8688-2-1989, VB 值达到 0.3 mm 以上时

表 3 钻孔试验切削参数

试验序号	进给速度/(mm/s)	主轴转速/(r/min)
1	0.6	2 000
2	0.6	3 000
3	0.6	4 000
4	1.2	2 000
5	1.2	3 000
6	1.2	4 000
7	1.8	2 000
8	1.8	3 000
9	1.8	4 000
10	2.4	2 000
11	2.4	3 000
12	2.4	4 000

认为刀具破损,所以介于上述两个区间的基础上,再将刀具状态细分为轻度磨损 $0.06\sim 0.15$ mm)、中度磨损 $0.15\sim 0.22$ mm)和重度磨损 $0.22\sim 0.30$ mm)。刀具 VB 值对应的刀具磨损状态如表 4 所示。完成加工部分的试验后,将工件的孔剖开,测量不同钻削参数及不同刀具磨损状态下加工孔的孔壁的粗糙度,同时记录下每个孔的孔壁粗糙度值。试验中不同切削参数与不同刀具磨损情况下孔壁粗糙度测量结果如表 5 所示。

表 4 刀具磨损状态

状态一	状态二	状态三	状态四	状态五
VB/mm	VB/mm	VB/mm	VB/mm	VB/mm
0~0.06	0.06~0.15	0.15~0.22	0.22~0.30	0.3 及以上

表 5 不同因素下粗糙度测量值

试验序号	轮廓算术平均偏差 $Ra/\mu\text{m}$				
	状态一	状态二	状态三	状态四	状态五
1	1.629 6	1.784 8	1.951 7	1.984 6	2.134 5
2	1.243 7	1.438 6	1.567 9	1.610 3	1.742 7
3	0.804 3	0.961 5	1.132 4	1.183 1	1.458 2
4	2.130 4	2.195 4	2.356 5	2.396 7	2.527 9
5	1.854 6	2.093 7	2.183 4	2.231 8	2.365 8
6	1.678 4	1.819 6	1.994 1	2.031 1	2.256 8
7	2.476 3	2.614 7	2.783 6	2.816 7	2.974 3
8	2.243 7	2.398 3	2.557 2	2.594 6	2.730 5
9	1.933 5	2.094 6	2.268 2	2.323 8	2.446 3
10	2.603 8	2.764 3	2.930 5	2.985 6	3.238 7
11	2.346 2	2.514 1	2.647 3	2.678 7	2.867 2
12	2.178 1	2.306 2	2.475 3	2.513 2	2.613 9

3.2 粗糙度影响因素分析

根据表中粗糙度测量数据,分别建立进给速度以及刀具磨损对复合材料孔壁粗糙度的影响分析。

如图 7 所示,选取刀具磨损状态一,转速为 $n=2\ 000$ r/min、 $n=3\ 000$ r/min、 $n=4\ 000$ r/min 共计 12 种状态下的粗糙度情况进行分析。

图 7 进给速度对孔壁粗糙度的影响分析

从图 7 可以看出,当主轴转速不变时,随着进

给速度的增加,孔壁粗糙度也会逐渐增大;当进给速度不变时,随着主轴转速的增加,孔壁粗糙度会逐渐减小。

固定主轴转速 $n=2\ 000$ r/min,对四种进给速度与四种刀具磨损磨损状态共计 16 种状态下的粗糙度情况进行分析,结果如图 8 所示。

图 8 刀具磨损对孔壁粗糙度的影响分析

由图 8 可以看出,当进给速度不变时,随着刀具磨损的增加,孔壁的粗糙度也会随之增加。因此,对于钻削过程的粗糙度监测,刀具磨损是一个不可忽略的因素。

3.3 变钻削参数刀具磨损及粗糙度监测

3.3.1 变钻削参数刀具磨损状态分类监测

进给速度 $f=2.4$ mm/s,转速 $n=4\ 000$ r/min 工艺参数下的轴向力信号变化曲线如图 9 所示。根据实际钻孔过程将其划分为 a、b、c 三个阶段。

图 9 钻削过程力信号变化曲线

a 阶段为钻头钻入过程,c 阶段为钻出过程,b 阶段为完全钻削过程,截取 b 阶段部分作为分析对象。首先构造 3 个“特征 SVR 模型”。对每组钻削参数试验对应的磨损状态一和磨损状态五的力信号分别提取 3 组特征($SP_{0.3}$ 和 SP_0 ; $Vbp_{0.3}$ 和 Vbp_0 ; $MP_{0.3}$ 和 MP_0),将钻削参数作为输入,特征值作为输出构成训练样本集后,利用网格交叉验证法对模型参数进行优化,优化所得模型参数如表 6 所示。

表 6 特征模型参数优化

	特征模型 I	特征模型 II	特征模型 III
惩罚因子 c	256	100	89.612 5
核参数 g	0.574 4	0.089 39	0.01

采用该模型优化参数后，特征模型 I 平均方均根误差为 0.069 1，特征模型 II 平均方均根误差为 0.024，特征模型 III 平均方均根误差为 0.028 9。

构造“变参数刀具磨损监测模型”。针对每组试验参数，分别截取各刀具磨损状态下力信号样本 10 个，总计 720 个样本。然后分别对每个信号样本提取新特征组成一个新特征训练样本，提取旧特征组成一个旧特征训练样本。获得变切削参数下模型的 10-fold 交叉识别分类精度对比如图 10 所示。

图 10 10-fold 交叉验证平均分类识别精度

由图 10 可以看出，在变参数刀具磨损监测中，新特征下 10-fold 交叉验证的分类精度平均为 95.84%，旧特征下 10-fold 交叉验证的分类精度平均为 29.17%。通过两组数值对比可以看出，新特征对切削参数变动不敏感而只对刀具磨损变化敏感。

3.3.2 粗糙度回归监测

基于 SVR 的粗糙度监测模型同样基于上述步骤建立，但粗糙度监测模型的输入包含进给速度、主轴转速以及刀具磨损三个向量，输出为孔壁粗糙度。利用网格交叉验证法对模型进行优化，优化所得模型参数 $c = 256$ ， $g = 0.020 6$ ，以刀具磨损状态一(新刀)为例，验证粗糙度监测模型的准确性。

表 8 粗糙度监测试验结果

序号	监测刀具磨损/mm	刀具磨损/mm	监测粗糙度/ μm	测量粗糙度/ μm	监测结果	实际结果
1	状态一	状态一	2.770 0	2.707 6	正常	正常
2	状态二	状态二	2.857 8	2.854 7	正常	正常
3	状态三	状态三	2.966 0	2.985 6	异常报警	不正常
4	状态四	状态四	3.175 0	3.210 3	异常报警	不正常

针对第三组和第四组的异常报警，通过模拟退火优化切削参数，分别得到新的进给速度为 1.68 mm/s 和 1.84 mm/s。利用新的切削参数再次进行加

工。图中每组工况信息对应表 3。从图 11 可以看出，除在第六组试验处识别出现较大误差，其余都可以实现很好识别。粗糙度监测模型的平均均方根误差为 0.056 2，Pearson 相关系数为 0.994 3。其余刀具磨损状态下粗糙度监测模型的方均根误差及 Pearson 相关系数如表 7 所示。

图 11 实际粗糙度与监测粗糙度的对比

表 7 不同刀具磨损状态下粗糙度监测模型的准确性

刀具磨损状态	方均根误差	Pearson 相关系数
状态二	0.053 9	0.994 7
状态三	0.050 5	0.994 8
状态四	0.056 9	0.994 0
状态五	0.054 1	0.993 9

3.4 加工参数自适应优化

将实时采集的钻削力信号的频带功率和、频带功率方差及频带功率均值三个特征和“特征 SVR 模型”输出的三组特征结合，得到新特征作为“变参数刀具磨损监测模型”的输入，得到当前刀具的磨损状态；然后基于 SVR 的粗糙度监测模型依据刀具磨损状态与钻削参数进一步得到孔壁粗糙度，最后根据设定的粗糙度阈值优化钻削参数。

将粗糙度的在线监测与参数优化模型集成到数控系统中进行验证试验。设定粗糙度报警阈值为 2.9 μm ，以进给速度为 2.4 mm/s、转速为 2 000 r/min，刀具磨损状态为状态一、状态二、状态三、状态四的四组试验数据作为测试数据验证粗糙度监测与控制方法的可靠性。试验结果如表 8 所示。

工的监测试验数据如表 9 所示。

从表中数据可以看出，调整进给速度之后的孔壁粗糙度达到加工要求，说明模拟退火算法可以有

效地实现切削参数的优化调整, 且优化时间平均只有 1 s 左右, 完全可以在退刀并开始下一个孔加工这段时间内完成, 不会影响正常加工。

表 9 钻削参数优化结果

序号	监测刀具 磨损/mm	刀具磨损/ mm	监测粗糙度/ μm	测量粗糙度/ μm	监测结果
3	状态三	状态三	2.680 0	2.624 5	正常
4	状态四	状态四	2.873 0	2.873 9	正常

4 结论

(1) 本文简述了复合材料钻削加工的特点, 指出传统监测方法在粗糙度监测诊断方面的不足, 提出一种基于支持向量理论的粗糙度监测及加工参数自适应优化的方法。

(2) 提出的新无量纲特征对钻削参数不敏感而仅对刀具磨损变化敏感, 可以有效监测变钻削参数刀具磨损状态; 此外, 针对粗糙度监测, 充分考虑实际加工中钻削参数及刀具磨损对粗糙度的影响规律, 提出基于支持向量回归的理论方法对粗糙度进行监测, 并在实际验证中取得了较高的监测精度。

(3) 提出基于模拟退火算法建立钻削参数的优化模型, 当粗糙度超过加工要求时, 钻削参数优化模型对进给速度进行优化, 利用新的钻削参数继续加工, 并且此时粗糙度符合加工要求。

参 考 文 献

- [1] 张琦, 高强, 赵升吨. 碳纤维复合材料板热冲压成形试验研究[J]. 机械工程学报, 2012, 48(18): 72-77.
ZHANG Qi, GAO Qiang, ZHAO Shengdun. Thermoforming experimental study on carbon fiber composite sheet[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(18): 72-77.
- [2] 南成根, 吴丹, 马信国, 等. 碳纤维复合材料/钛合金叠层钻孔质量研究[J]. 机械工程学报, 2016, 52(11): 177-185.
NAN Chenggen, WU Dan, MA Xinguo, et al. Study on the drilling quality of carbon fiber reinforced plastic and titanium stacks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(11): 177-185.
- [3] 沈军, 谢怀勤. 先进复合材料在航空航天领域的研发与应用[J]. 材料科学与工艺, 2008, 16(5): 737-740.
SHEN Jun, XIE Huaqin. Development of research and application of the advanced composite[J]. Materials Science and Technology, 2008, 16(5): 737-740.
- [4] 卜泳, 许国康, 肖庆东. 飞机结构件的自动化精密制孔技术[J]. 航空制造技术, 2009(24): 61-64.
BU Yong, XU Guokang, XIAO Qingdong. Automatic precision drilling technology of aircraft structural part[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2009(24): 61-64.
- [5] 袁红璇. 飞机结构件连接孔制造技术[J]. 航空制造技术, 2007(1): 84-87.
YUAN Hongxuan. Manufacturing technology of connecting hole in aircraft structures[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2007(1): 84-87.
- [6] 梁艳芳, 王春民, 刘小建. 钻削参数对碳纤维复合材料孔壁表面粗糙度影响的研究[J]. 高科技纤维与应用, 2013, 38(1): 40-42.
LIANG Yanfang, WANG Chunmin, LIU Xiaojian. Research of drilling parameters influence on hole surface quality of carbon fiber composite materials[J]. Hi-tech Fiber & Application, 2013, 38(1): 40-42.
- [7] LATHA B, SENTHILKUMAR V S. Modeling and analysis of surface roughness parameters in drilling GFRP composites using fuzzy logic[J]. Advanced Manufacturing Processes, 2010, 25(8): 817-827.
- [8] 孙鑫. 航空材料自动化精密制孔工艺研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
SUN Xin. Research on automatic precision drilling process of aeronautic material[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.
- [9] VRABEL M, MANKOVA I, BENO J, et al. Surface roughness prediction using artificial neural networks when drilling Udimet 720[J]. Procedia Engineering, 2012, 48(1): 693-700.
- [10] BREZOCNIK M, KOVACIC M, FICKO M. Prediction of surface roughness with genetic programming[J]. Journal of Materials Processing Tech, 2004, 157-158(12): 28-36.
- [11] CHEN J C, SAVAGE M. A fuzzy-net-based multilevel in-process surface roughness recognition system in milling operations[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 17(9): 670-676.
- [12] 叶鹰, 李红卫, 龚志强, 等. 碳纤维复合材料导弹舱段高效制孔方法研究[J]. 航天制造技术, 2014(6): 37-40.
YE Ying, LI Hongwei, GONG Zhiqiang, et al. Carbon fiber composite materials missile compartment efficiently holing method research[J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2014(6): 37-40.
- [13] 郑伟. 几种复合材料制孔的若干试验研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007.
ZHENG Wei. Experimental study on drilling several composites[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2007.
- [14] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 2000.

(下转第 42 页)

modeling of ratcheting effects: part 1, experimental facts and properties of classical models[J]. Journal of Engineering Materials and Technology, 1989, 111: 384-392.

- [21] PUN C L, KAN Qianhua, MUTTON P J, et al. An efficient computational approach to evaluate the ratcheting performance of rail steels under cyclic rolling

contact in service[J]. International Journal of Mechanical Science, 2015, 101-102: 214-226.

作者简介: 樊译璘, 女, 1994 年出生。主要研究方向为重载轮轨塑性匹配。

E-mail: yilinfan@foxmail.com

阚前华(通信作者), 男, 1980 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为轮轨滚动接触疲劳。

E-mail: qianhuakan@foxmail.com

(上接第 34 页)

- [15] 陈伟, 李茜, 汤伟. 基于结构风险最小化原则的径向基函数网络[J]. 化工自动化及仪表, 2009, 36(3): 34-37.
CHEN Wei, LI Qian, TANG Wei. Radial basis function networks based on structural risk minimization principle[J]. Control and Instruments In Chemical Industry, 2009, 36(3): 34-37.

作者简介: 安华, 男, 1995 年出生。主要研究方向为智能监测及控制。

E-mail: 245367067@qq.com

王国锋(通信作者), 男, 1975 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为刀具状态监控、非平稳信号处理、加工过程辨识、智能控制。

E-mail: gfwangmail@tju.edu.cn