

数据驱动的 KDP 晶体加工表面质量分类研究



张川东, 汪承毅, 王 伟*

(电子科技大学 机械与电气工程学院, 成都 611731)

摘要 为辅助监控超精密飞切机床对磷酸二氢钾 (KDP) 精加工过程中偶发的加工误差, 结合机床加工过程中的振动数据和温度数据关键特征提取, 建立晶体加工表面的预测模型。基于 ResNet-18 分析振动数据与 KDP 晶体表面是否合格之间的联系进行二分类预测, 最终在测试集上模型准确率达到 88.5%。同时, 基于 XGBoost 模型分析温度数据与 KDP 晶体表面质量低频指标 P-V 的联系并进行预测, 实验结果表明预测模型能较快预测加工元件表面质量, 且整体误差在可接受范围内。对加工误差进行溯源分析, 构建机床的整机模型, 利用有限元分析计算长时间的加工状态下机床的瞬态温度场, 仿真结果表明在机床运行 8 580 s 后机床最高温度达 26.9 °C, 并开展实验证明了仿真结果的准确性, 证实了“KDP 晶体加工后期质量变化”与“机床主轴系统随加工过程持续升温”有关的推论。

关键词 有限元分析; KDP 晶体; ResNet; 超精密飞切机床; XGBoost

中图分类号 TL632.1; TQ131.13

文献标志码 A

DOI 10.12178/1001-0548.2023242

Research on Data-Driven Surface Quality Classification for KDP Crystal Processing

ZHANG Chuandong, WANG Chengyi, and WANG Wei*

(School of Mechanical and Electrical Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract To assist in monitoring occasional processing errors in the precision machining of Potassium Dihydrogen Phosphate (KDP) on ultra-precision fly-cutting machines, this paper combines key feature extraction of vibration data and temperature data during the machining process to establish a predictive model for crystal processing surfaces. Based on ResNet-18, the relationship between vibration data and KDP crystal surface qualification is analyzed for binary classification predictions. The established model achieves an accuracy of 88.5% on the test set. Meanwhile, based on the XGBoost model, the relationship between temperature data and the low-frequency index P-V (Peak-to-Valley) of KDP crystal surface quality is analyzed and predicted. The experimental results show that the prediction model can predict the surface quality of the processed element quickly, and the overall error is within an acceptable range. By analyzing the processing errors, a complete machine tool model is constructed. The transient temperature field of the machine tool under long-time processing is calculated using finite element analysis. The simulation results show that the maximum temperature of the machine tool reaches 26.9 °C after 8 580 s of the operation. Experimental verification confirms the accuracy of the simulation results and supports the conclusion that the “decline in KDP crystal processing quality in the later stage” is related to “the continuous warming of the machine tool spindle system during the processing”.

Key words finite element analysis; KDP crystal; ResNet; ultra-precision flying cutting machine; XGBoost

磷酸二氢钾 (Potassium Dihydrogen Phosphate, KDP) 晶体作为必需的高能激光装置, 是调节激光方向、改变激光波长等至关重要的光学元件。但因其存在各向异性, 且质地偏脆软、表面易潮解等特性, 传统的磨削、抛光等工艺难以用于加工 KDP 晶体^[1-3]。当前, 使用“金刚石单点切削”的超精密

飞切机床已经成为高效、有效、稳定的 KDP 晶体加工方式^[4-7]。目前, 激光装置对光学元件质量和口径的要求愈发严苛, 如何进一步提高 KDP 晶体表面质量的问题亟须解决。

超精密飞切机床具有高刚度与大阻尼的机械结构, 其动静态性能是影响加工元件亚微米级形态误

收稿日期: 2023-09-20; 修回日期: 2023-12-12

基金项目: 国家自然科学基金 (52175456)

作者简介: 张川东, 博士研究生, 主要从事数据驱动的智能制造方面的研究。

*通信作者 E-mail: wangwhit@163.com

差、纳米级表面粗糙度的主要因素。文献 [8] 提出了从元件表面形态出发的优化结构设计方法, 量化分析直线度、动态刚度、机床固有频率对工件表面形貌的影响, 通过改善系统刚度、机床动态特性、机床控制系统来提高超精密飞切机床性能。文献 [9] 将元件表面形成机制直接与刀尖的振动相关联, 提出了一种集成了机床动态特性模型与表面形成模型的新模型。

随着人工智能发展, 近年来已有不少学者使用各式数据分析算法实现机床误差的纠错或预测: 文献 [10] 通过边缘计算的方式监控、记录三轴铣削过程的数据, 针对多参数的时间序列分类问题将 9 种机器学习算法和 4 种深度学习算法进行了深入的对比和实验, 结果显示在基于数据的质量预测中, 机器学习中的集成式模型如随机森林和深度学习中的 ResNet 效果良好。文献 [11] 应用模糊神经网络 (Fuzzy Neural Network, FNN) 对数控机床的热误差进行分析, 识别误差准确率较高, 预测了故障。文献 [12] 基于长短期记忆网络的机床热误差建模和预测方法, 通过类截断的训练方式提高网络中参数更新的速度, 成功拟合带有时空信息的温度信号与机床热误差之间的映射关系。文献 [13] 采用卷积神经网络, 通过小波包变换将采集的 CNC 主轴 3 个方向的振动时域信号转换为频域图像, 并在迁移学习的思想下利用预训练的模型进行参数微调, 实现多个主轴故障的检测与分类。

基于上述分析可以看出, 针对机床各项误差的溯源分析方法不易, 目前还没有形成一套可靠的系统理论, 且还未应用在超精密飞切机床领域。

在研究超精密飞切机床的误差时, 因其加工时间长、样本数小、信号微弱、变化不大等特点, 传统有限元分析软件的仿真、模拟、优化方法已到达一定的瓶颈。因此, 本文研究基于超精密飞切机床, 以数据与机理融合为主要研究方法, 以实现 KDP 晶体表面质量的预测为目标, 对机床振动、温度传感器数据进行分析、挖掘, 建立相关晶体质量数据集, 实验并优化一系列数据分析算法模型, 解释在晶体加工过程中出现的典型误差情况, 并结合有限元分析进行误差溯源。

1 KDP 晶体加工数据采集系统

一块加工合格的 KDP 晶体经过干涉仪检测结果如图 1a 所示, 其进给方向为从右往左, 刀盘旋转方向为逆时针。由飞切机床大直径刀盘旋转带动

金刚石刀具切削 KDP 晶体, 从而在表面形成较为明显的圆弧形条纹。通过中频滤波后晶体表面形态如图 1b 所示, 表面圆弧形条纹更加明显, 且在图中呈现不均匀、无规律的颜色分布, 其中绿色表示切削质量较好, 而红色则表示较差。从理论上说, 每一次刀尖接触晶体表面进行切削, 形成的表面形貌应该是大致相同的, 但由于工作台进给导致的直线度问题、主轴轴向振动导致的切深变化等都会最终造成切削表面的变差。

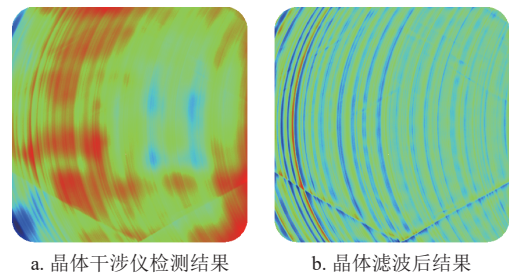


图 1 一块加工合格的 KDP 晶体检测图

数据采集系统传感器布置如图 2 所示, 包含 3 种振动 (横梁振动、工作台振动以及地面振动)、8 种温度 (主轴前端温度、主轴后端温度、定子油槽温度、室温、油槽温度、滑台底温度、直线前端温度以及直线后端温度) 信号。

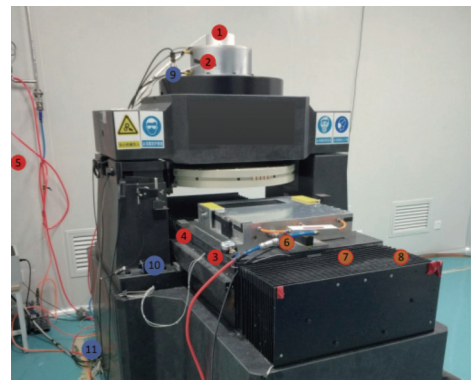


图 2 机床监控系统传感器布置

2 KDP 晶体质量分类

为全面保存振动信号的特征, 并符合香农-奈奎斯特采样定理, 综合实验条件和前人经验, 设置振动信号采样频率为 1 000 Hz。因 KDP 晶体加工时间长, 为避免数据过大造成计算压力和数据冗余, 本实验提取信号深层特征并将其转换为二维图进行信号处理。采用连续小波变换对振动信号进行相应的特征提取, 并将得到的小波变化结果转换为图片, 把问题转换为使用卷积神经网络 (Convolutional

Neutral Networks, CNN) 且输入为包含时频域信息的图像二分类问题。

2.1 连续小波变换

本文使用Morlet连续小波变换对机床3种振动信号进行特征提取:

$$\psi(t) = e^{i\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (1)$$

式中, ω_0 表示Morlet函数的中心频率, 即对其做傅里叶变换所得频率。选定 ω_0 后, 通过尺度量 a 、平移量 b 变化可得到一连串不同的基函数, 再通过式(2)进行相应运算:

$$\text{WT}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

式中, $f(t)$ 为研究对象, 其产生的极值对应的频率就是原信号当前的频率。

小波变换可以更好地分析非平稳信号、表征时间刻度信息以及捕捉局部特征, 本文利用所述连续小波变换分别对3种振动信号进行特征提取所得二维时频谱结果如图3所示。

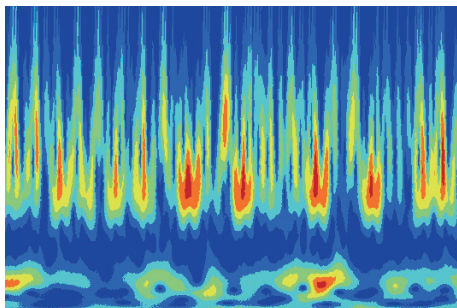


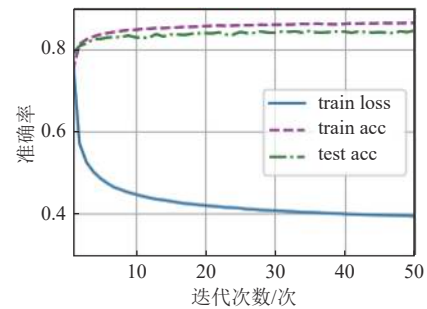
图3 经过连续小波变换的3种振动信号时频图

2.2 ResNet-18 模型与训练结果

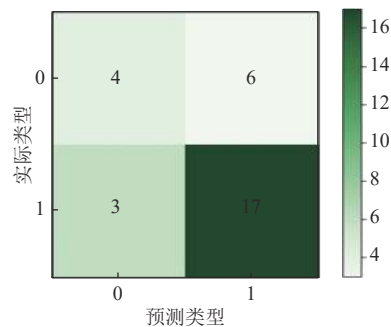
基于卷积神经网络架构的算法模型在图像识别、目标检测或语义分割相关的学术研究上广泛应用, 本文所使用的是在ImageNet数据集上训练收敛的ResNet-18模型。采集约150个晶体加工过程数据作为数据集, 其中合格与不合格的数据集比例为4:6, 并根据标签为1/0(合格/不合格)进行分类。基于Morlet连续小波变换提取特征得到对应的振动信号二维时频图。将训练集与测试集打乱后划分比例为7:3, 经过50个epoch迭代后模型基本收敛, 在训练集上准确率约为86.38%, 测试集上准确率为84.28%, 如图4所示。

模型性能不佳原因可能基于以下几点: 1) 数据集不大, 模型未完全收敛。2) 参数(如学习率、批量大小等)设置不理想。3) 振动信号相互

耦合、影响。



a. 模型训练过程中的损失变化图



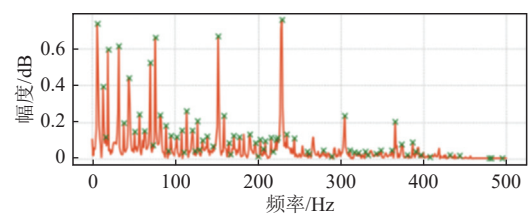
b. 模型在测试集上的混淆矩阵图

图4 模型损失图与混淆矩阵图

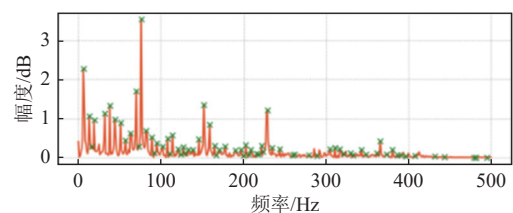
2.3 振动信号的相似性分析

为优化算法模型, 对3种振动信号相互耦合影响进一步分析。对同一时间段内的工作台振动、横梁振动、地面振动信号时域数据进行采集, 根据傅里叶变换的计算结果得出频域信号, 用绿色标注3种振动信号共有的峰值(即共同的频域分量), 如图5所示。

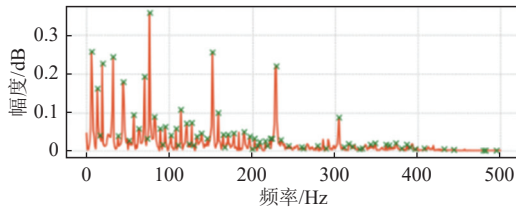
分析得出3种振动信号具有一定的相似性, 因此导致进行连续小波变换后的时频谱得到的图像基本一致。从而减少数据集中不同状态的图像数量, 使得模型的效果不如预期。



a. 工作台振动信号的峰值



b. 横梁振动信号的峰值



c. 地面振动信号的峰值

图 5 3 种振动信号的共同频域分量

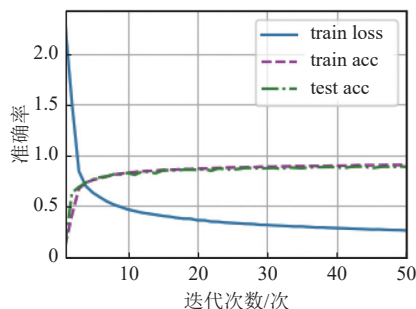
2.4 振动信号关键特征及训练结果展示

机床振动是由多振源共同作用、互相影响的结果, 由传感器采集到的信号成分复杂, 难以准确表达机床内部情况, 甚至会受到环境噪声等不可控因素影响。对传感器振动信号的准确分析, 即对振动信号关键振动特征的提取, 减少无关杂乱数据对算法模型的偏差, 是提高模型收敛速度和预测准确率的关键。

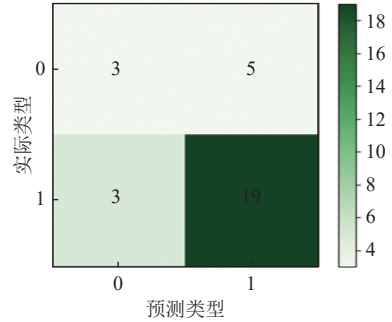
利用 EMD 将各个振动信号进行分解, 将快速独立成分分析 (Fast Independent Component Analysis, FastICA) 应用于明显具有模态混叠现象的固有模态分量, 通过虚拟多通道映射与相空间重构的思想对分量进行多维展开, 统计各个成分的独立最大化值, 并与其他模态分量进行组合, 得到抑制了模态混叠现象的固有模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMFs)。计算各个固有模态分量与原信号的相似性来剔除与原信号不太相关的虚假分量, 得到新的振动信号。

将 2.2 节中晶体加工振动数据经过 EMD 分解—ICA 解混叠—权重计算后重构振动信号, 再进行 2.1 节 Morlet 连续小波变换提取特征得到对应的振动信号二维时频图, 以此得到新的图像数据集。

在不改变 2.2 节中使用的模型结果和参数设置的情况下, 新模型在训练集上的准确率为 90.5%, 比原先模型高出 4 个百分点, 效果提升显著; 在测试集上准确率也相比原模型提升了超过 4 个百分点, 为 88.5%, 如图 6 所示。



a. 重训练的模型损失变化曲线



b. 重训练的模型在测试集上的混淆矩阵

图 6 重训练后模型的损失情况与混淆矩阵

为进一步验证模型的有效性和可靠性, 建立新的验证数据集: 5 次加工过程振动数据与加工结果, 如表 1 所示。使用收敛后的新模型进行预测: 预测效果良好, 在 5 次数据中仅有 A4 数据出错。

表 1 验证集标签与预测结果表

结果	编号				
	A1	A2	A3	A4	A5
加工结果	合格	合格	不合格	不合格	不合格
预测结果	合格	合格	不合格	合格	不合格
相应概率	81.9%	88.6%	90.7%	55.6%	91.3%

分析晶体的编号为 A4, 是缺陷较不明显的 KDP 晶体元件。其表面光滑透亮、无明显凹坑裂纹, 但存在少量的麻点, 表面有轻微点状缺陷。该晶体元件加工结果不合格, 模型预测结果为合格, 预测出错。结合模型预测其加工合格概率为 55.6%, 略微超过 50%, 且该元件加工表面仅存少量缺陷, 整体评估模型预测误差并不大。

结合 ResNet-18 模型在训练集和验证集的预测指标, 从准确度、响应时长等关键数据来看, 训练优化的 ResNet-18 模型整体可在实际生产加工场景中可大幅度减少人为检测的时间、仪器成本, 提高超精密飞切机床加工 KDP 晶体的效率, 为控制机床加工质量提供指导。

3 KDP 晶体表面质量预测

KDP 晶体整体水平可通过指标峰谷值 (Peak-to-Valley, P-V) 来评价, 即计算整个面上检测结果的最大值减去最小值的差值。为探究 KDP 晶体表面质量与温度数据之间的潜在联系, 设置温度传感器的采样频率设为 1 Hz, 利用集成式的机器学习模型 XGBoost 构建温度数据—晶体表面质量数据的映射关系。

3.1 温度-PV 模型构建及温度数据共线性研究

P-V 值分布的空间周期为 2.5~33.0 mm, 属于

低频指标, 使用机床所监控的 8 种温度数据对低频指标 P-V 进行建模。

干涉仪检测后的晶体表面质量数据文件, 可在由中物院提供的光学可视化软件 phase 中打开, 对其做低通滤波可模糊给进方向, 留下反应晶体不同位置波长 λ 大小的 RGB 图像, 并对滤波后的晶体表面质量数据文件进行数据整合。对温度数据进行处理: 对采集到的 8 种温度数据根据所记录的加工时间进行精确的时间裁剪, 得到 8 个相同时间段不同位置的温度文件, 并进行顺序合并得到过程温度数据。将质量数据和过程数据进行合并和对齐, 以此计算每个矩阵的 P-V 值作为数据集的标签。

表 2 某次加工过程温度的 VIF 计算结果表

特征名称	主轴前端温度	主轴后端温度	定子油槽温度	室温	油槽温度	滑台底温度	直线前端温度	直线后端温度
VIF	15.279	16.966	44.811	15.554	22.165	21.208	6.329	28.908

3.2 基于 XGBoost 的训练结果分析

利用加工过程中的温度数据来预测 KDP 晶体元件表面质量 P-V 的回归任务, 将数据集打乱后拆分为 8:2 的训练集与测试集, 通过网格搜索算法遍历超参数组合保存并打印模型性能最好的一次参数详情。

在测试集中随机选取 100 个样本, 绘制预测值与真实值曲线, 将两者在同一个样本点上的差值作为损失值, 如图 7 所示。从指标上看模型性能优异, 基本拟合温度特征与 P-V 目标值之间的潜在关系。

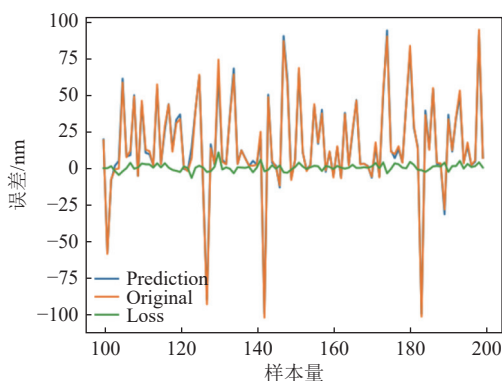


图 7 随机选取测试集中 100 个样本的预测值、真实值、差值曲线

回归模型的预测指标使用可决系数 R^2 、均方误差 MSE、平均绝对值误差 MAE, 计算模型在测试集上的表现, 可决系数 R^2 为 0.984、均方误差 MSE 为 5.111、平均绝对值误差 MAE 为 1.632。从指标来看, 模型的整体损失较小, R^2 非常接近

为了减少共线性对特征系数大小和取值的影响导致模型不稳定和不可信, 对某次加工过程温度数据进行方差膨胀因子 (Variance Inflation Factor, VIF) 计算, 如表 2 所示, 说明超精密飞切机床的各个温度之间存在共线性, 在输入模型之前需要解决共线性问题。

本文使用人工特征工程的方式来弱化共线性对于模型稳定性的影响: 除了 8 种温度特征外, 加入其他典型时域特征, 包括均方根值、峭度因子、峰值因子、绝对平均值对每一行数据增加特征维度, 故最终模型特征维度有 12 维。

1, 表示模型性能优异, 对数据集的分布拟合较好, 学习到了温度特征与 P-V 目标值之间的潜在关系。

选用 XGBoost 作为研究加工过程温度数据与 KDP 晶体表面质量 P-V 值之间映射关系的算法, 模型达到了较好的效果, 并可从特征对模型增益大小的角度计算每个特征跟最终预测结果的重要性排序, 来指导研究人员进行更加深入的研究和优化。按照影响程度从高到低排序分别为: 主轴前端温度影响程度占比 15%, 主轴后端温度影响程度占比 15%, 定子油槽温度影响程度占比 14%, 室温影响程度占比 13%, 油槽温度影响程度占比 12%, 滑台底温度影响程度占比 11%, 直线前端温度影响程度占比 10%, 直线后端温度影响程度占比 10%。

3.3 XGBoost 在验证集上的效果

为进一步验证模型的可靠性以及说明实际加工场景下的效果, 将训练至收敛的模型 XGBoost 封装至机床监测软件中进行实际效果测试。操作人员每次加工结束后运行相关模型进行温度数据的保存、裁剪、格式转换以及模型的训练, 获取 KDP 晶体检测结果后即可对比模型预测结果与检测结果 (P-V)。

验证集数据大小为 10 次加工过程保存的温度数据与相对应的 KDP 晶体数据, 将检测结果和预测结果统计后得到表 3, 其中, λ 为 633 nm。

模型在大多数情况表现良好, 能够较快地预测加工元件表面质量 P-V, 且整体误差在可接受范围内。

表3 XGBoost 在验证集上的检测结果、预测结果与误差

编号	检测结果 (λ)	预测结果 (λ)	误差 (λ)
B1	6.90	7.31	+0.41
B2	4.70	5.06	+0.36
B3	4.12	4.22	+0.10
B4	4.40	4.15	-0.25
B5	5.94	5.99	+0.05
B6	0.71	1.56	+0.85
B7	3.71	3.67	-0.10
B8	0.22	0.89	+0.77
B9	0.67	1.26	+0.59
B10	3.68	4.21	+0.53

4 超精密机床典型中低频误差分析

4.1 KDP 晶体加工误差来源分析

学术界将超精密加工机床的主轴系统认为是机床主要的误差来源,且主轴的振动频率较高,在KDP晶体的全频段指标中更有可能影响中高频指标,如均方根梯度(RMS Gradient, GRMS)、粗糙度等。同时,主轴电机的持续产热及工作台直线电机的热损耗等均会对机床性能造成影响,这一系列略微的温度波动会导致对加工温度环境要求苛刻的KDP晶体表面质量突发变差。温度具有低频特性,较有可能影响质量指标中的低频部分,如P-V值等。因此,本文分别从中频段和低频段对KDP晶体加工误差进行溯源。

4.2 KDP 晶体切削质量与主轴振动的关系研究

超精密切削机床大直径刀盘旋转带动金刚石切削KDP晶体在干涉仪显示下为圆弧形条纹,通过计算可得出晶体表面圆弧的各项参数,采样点之间的圆弧长作为各个点之间的横坐标差,结合晶体在干涉仪下的检测结果矩阵,补偿得出圆弧形条纹的表面质量情况。通过线速度将每个采样点之间的距离坐标转换为时间坐标,并进行傅里叶变换后得到圆弧条纹质量曲线频域图,如图8所示。从图中可以看出,除低频段的偏置,另一主导频率在1712.0 Hz左右。因刀具与刀盘、刀盘与主轴都可近似为刚性连接,而刚性连接的频率可无损失进行传递,因此该频率分量很有可能是由主轴系统的振动引起。

通过模态分析得到结构的固有振动特性,包括固有频率、阻尼比和模态振型等。对模型进行网格划分,并对主轴系统导入ANSYS进行模态分析,计算前20阶自由模态。用柱状图表示阶数和频率

的对应关系,第10阶到第20阶的模态振动情况如图9a所示,其中第16阶的变形云图如图9b所示,固有频率为1753.6 Hz。变形量较大的恰是刀盘、刀具部分,说明此频率的振动对金刚石刀具的影响较大,反映到切削过程则是切深的变换,最终导致KDP晶体某些地方质量较差,在干涉仪呈现出圆弧形条纹明显变差的误差情况。仿真得到的主轴振动频率1753.6 Hz与数值计算得到的条纹质量曲线振动频率1712.0 Hz非常接近,更说明了仿真结果的准确性,证明在加工过程中切削方向的质量波动确与1753.6 Hz的主轴系统振动具有密切的联系。

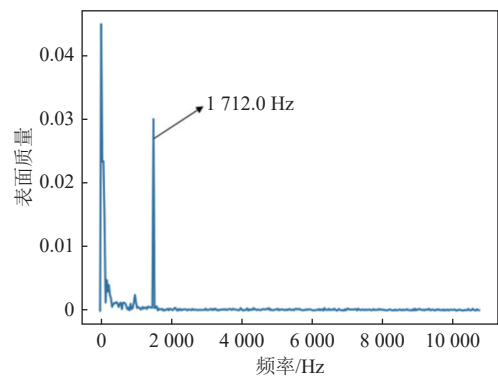
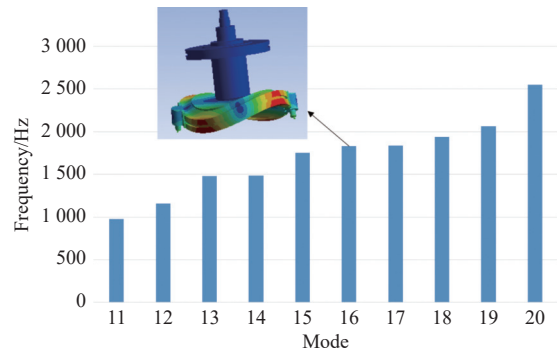
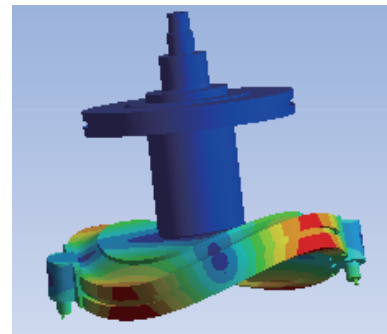


图8 圆弧形条纹质量频域曲线图



a. 第10阶到第20阶的主轴模态振动情况



b. 第16阶(1753.0 Hz)主轴系统变形云图

图9 主轴系统振动变形云图

4.3 KDP 晶体表面质量与温度变化关系研究

飞切机床的主要内部热源有主轴电机、导轨电

机、切削热、导轨油槽摩擦生热以及气体静压轴承摩擦生热。文献 [14] 对飞切机床加工过程产生的切削热进行了详细的理论计算和仿真研究, 结果表明在切削过程大部分切削热将传导至切屑中带走, 相比其他热量数值相差较大, 本文忽略切削热的影响。除切削热之外, 对机床监控的瞬态温变场如表 4 所示: 机床温度整体呈现上升趋势, 以主轴处温度和导轨处温度上升尤为明显, 而油槽处由于摩擦产生的热量并不明显。结合通过均方根 (root mean square, RMS) 计算绘制的加工前后质量对比, 可以推断: 主轴处电机导致的温升是加工元件后期表面质量变差的主要原因, 导轨处电机产生的热量则属次要原因。

根据超精密飞切机床的实际尺寸建立整机的三

维模型, 完成网格划分、热载荷等初始条件设置后, 借助 ANSYS 软件根据有限元热分析法的非稳态热平衡表达式对模型进行瞬态热分析, 根据超精密仿真得到机床 300 s、600 s、1 800 s、3 600 s、8 580 s 的瞬态温度场。

由于加工时间长, 电机持续产热, 机床受到的影响越来越大, 温度越来越高, 逐渐偏离加工初期工况, 在工件上呈现纹路重、质量差。为验证仿真结果的准确性, 在实际 KDP 晶体精加工车间中进行实验, 记录主轴部分温度, 如表 4 所示。实验结果与仿真结果的对比显示, 仿真结果与实验的差距在误差可接受范围内。仿真温度相比实验结果略高, 可能是因为模型未考虑电机内部存在自身绝缘介质。

表 4 主轴处仿真温度与实验温度对比表

时间/s	仿真温度/°C	实验温度/°C	差值/°C
300	23.70	22.80	1.10
600	24.59	23.90	0.69
1 800	26.06	25.10	0.96
3 600	26.67	25.30	1.37
8 580	26.90	25.40	1.50

由此得出结论: 超精密飞切机床各个部件的温度变换对于加工过程的机床稳定性都有一定影响, 影响的比重又以主轴系统处为主导, 并且这一影响会随着温度的上升而影响程度越来越大。

5 结束语

本文以 KDP 晶体在超精密飞切机床上进行精加工的过程为研究对象, 按照数据-现象-机理的纵向链条开展研究。

1) 采集机床加工过程中的横梁振动、工作台振动、地面振动数据, 利用连续小波变换将振动信号转化为二维时频图像, 借助 ResNet-18 模型探究振动信号与加工结果合格与否的映射关系, 并采用 EMD-ICA 方法对振动数据相似性进行关键特征提取, 在测试集上模型准确率达到 88.5%, 可用于预测 KDP 晶体加工合格与否, 为控制机床加工质量提供指导。

2) 采集机床加工过程中的 8 种温度数据, 通过将干涉仪检测图转换为矩阵并根据温度数据长度进行划分, 做到时间上的一一对应, 通过 VIF 说明了温度数据之间存在的共线性并提出使用特征工程的方式来削弱共线性对于模型稳定性的影响。借

助 XGBoost 模型预测加工元件表面质量 P-V, 且整体误差在可接受范围内。

3) 对研究数据过程中发现的两个典型加工误差进行机理方面的研究和溯源: 对于中频段, 利用机床加工参数和傅里叶变换将条纹上的质量曲线转换为其频域响应, 对机床主轴系统进行建模和模态分析, 证明了晶体上条纹误差与主轴系统第 16 阶模态 1 753.6 Hz 的振动相关; 对于低频段, 推测加工后期表面质量变差与机床升温相关, 提出数学评判方式并通过数据筛选机床的主次要热源, 建立机床整机模型并利用有限元计算长时间的加工状态下机床的瞬态温度场, 仿真结果表明在机床运行 8 580 s 后机床最高温度达 26.9°C, 并实验证明了仿真结果的准确性。

参考文献

- [1] 郭晓光, 刘子源, 郑桂林, 等. KDP 晶体三倍频晶面微观力学行为及加工性能[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(2): 398-405.
GUO X G, LIU Z Y, ZHENG G L, et al. Micro-mechanical behavior and machining property for triple plane of KDP crystal[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(2): 398-405.

- [2] 曹先锁, 吴东江, 王奔, 等. KDP 晶体各向异性力学特性分析[J]. *人工晶体学报*, 2008(3): 704-709.
CAO X S, WU D J, WANG B, et al. Analysis on mechanical property of anisotropy of KDP crystal[J]. *Journal of Synthetic Crystals*, 2008(3): 704-709.
- [3] BALAMURUGAN N, RAMASAMY P. Investigation of the growth rate formula and bulk laser damage threshold KDP crystal growth from aqueous solution by the Sankaranarayanan-Ramasamy (SR) method[J]. *Crystal Growth & Design*, 2006, 6(7): 1642-1644.
- [4] FUCHS B A, HED P P, BAKER P C. Fine diamond turning of KDP crystals[J]. *Applied Optics*, 1986, 25(11): 1733-1735.
- [5] ZHANG S J, TO S, ZHU Z W, et al. A review of fly cutting applied to surface generation in ultra-precision machining[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2016, 103: 13-27.
- [6] 陈东生, 王宝瑞, 陈吉红, 等. KDP 晶体侧棱高效高精加工装备研制[J]. *制造技术与机床*, 2018(10): 61-64.
CHEN D C, WANG B R, CHEN J H, et al. Development of high efficiency and high precision machining equipment for edge chamfer of KDP crystal[J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2018(10): 61-64.
- [7] DEMANGE P, NEGRES R A, CARR C W, et al. Laser-induced defect reactions governing damage initiation in DKDP crystals[J]. *Optics Express*, 2006, 14(12): 5313-5328.
- [8] CHEN W Q, LU L H, YANG K, et al. A novel machine tool design approach based on surface generation simulation and its implementation on a fly cutting machine tool[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 80(5-8): 829-837.
- [9] 韩立发, 李元元, 夏伟, 等. 基于人工神经网络的滚挤压加工表面质量的预测研究[J]. *机床与液压*, 2005(3): 17-19.
HAN L F, LI Y Y, XIA W, et al. A study on predicting integrity of burnishing process based on the artificial neural network[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2005(3): 17-19.
- [10] FERTIG A, WEIGOLD M, CHEN Y. Machine Learning based quality prediction for milling processes using internal machine tool data[J]. *Advances in Industrial and Manufacturing Engineering*, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aime.2022.100074>.
- [11] 谢刚. 基于模糊推理的五轴数控机床故障预警系统研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
XIE G. Research on early warning system of five-axis CNC machine failure based on fuzzy reasoning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [12] ZHANG Y, YANG J G, JIANG H. Machine tool thermal error modeling and prediction by grey neural network[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 59: 1065-1072.
- [13] SERIN G, SENER B, OZBAYOGLU A M, et al. Review of tool condition monitoring in machining and opportunities for deep learning[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 109: 953-974.
- [14] 冯可. KDP 晶体切削过程热行为分析与实验研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
FENG K. Thermal behavior analysis and experimental research of KDP crystal cutting process[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.

编辑 刘飞阳