

基于 XGBoost 算法的精密铣削加工质量预测研究

苏欣¹,郭昌荣²,李沿江¹,白龙¹,赖复尧¹,许剑锋¹

(1. 西南电子技术研究所,四川 成都 610036; 2. 华中科技大学,湖北 武汉 430074)

摘要:研究 XGBoost 算法在精密铣削加工领域的应用,实现对铣削加工质量的预测。对一种精密结构件进行铣削加工实验,采集加工过程中的切削力信号与加工参数;使用 XGBoost 算法建立精密结构件共性特征的加工误差回归预测模型,进行铣削加工质量预测并与实验进行比较。结果表明:XGBoost 对精密结构件加工误差预测有良好的表现,3 种加工特征(方孔、圆孔、缝)的尺寸误差预测准确率分别达到 91.74%、97.79% 和 94.56%。

关键词:铣削加工;加工质量;XGBoost;加工误差预测;切削力

中图分类号:TG54 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)02-0072-05

Processing Quality Prediction of Precision Milling Based on XGBoost

SU Xin¹, GUO Changrong², LI Yanjiang¹, BAI Long¹, LAI Fuyao¹, XU Jianfeng¹

(1. Southwest Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China;

2. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: The paper explores the application of XGBoost algorithm in precision milling to achieve the prediction of the milling quality. A milling experiment was carried out for the production of structural components to collect cutting force signals and processing parameters in the machining process. The XGBoost algorithm was used to establish the machining error regression prediction model with common features of precision structural components. The results show that XGBoost has a good performance in predicting the machining error of structural components with prediction accuracy of the three processing features (square holes, rounded holes, and slots) as 91.74%, 97.79% and 94.56% respectively.

Keywords: milling; processing quality; XGBoost; machining error prediction; cutting force

0 引言

目前,人工智能技术作为一种可模拟人类智能的科学,在某些具体数据集或者场景中的学习、推理能力非常优秀,尤其是对经验数据集的学习与总结能力远远超过人类大脑,在机械加工领域,也有许多研究者开始利用人工智能技术对数控加工质量进行分析研究。BREZOCNIK M 等^[1]利用遗传算法,通过对铣削加工的切削参数以及振动等相关参数进行分析,对表面粗糙度进行了建模;CORREA M 等^[2]发现朴素贝叶斯(naive bayes)和树增强网络(tree-augmented network)具有高鲁棒性,非常适用于数控高速铣削这样的非线性过程的预测,结果表明 NB-TAN 模型在实验数据中的准确度高达 81.2%;AZOUZI R 等^[3]基于传感器数据融合技术对表面粗糙度和尺寸偏差进行实时监测和在线预测,具体方式是通过传感器实时监测铣削的切削力,建立神经网络模型对监测数据和切削参数进行处理,从而建立输入与 Ra 和尺寸偏差的关系模型,模型对尺寸偏差的预测误差在 2~20 μm 之间;彭彬彬等^[4]建立以铣削速度、进给量和铣削深度为输入参数,表面粗糙度为输出参数的 RBF 神经网络模型,实现了对表

面粗糙度的预测,并与 BP 神经网络模型进行对比,发现 RBF 神经网络的预测准确率较高。

XGBoost^[5](extreme gradient boosting)是一种改进的 GBDT(gradient boosting decision tree)算法^[6],通常用于解决分类和回归问题。近年来,XGBoost 算法以其卓越的效率和较高的预测精度而受到广泛关注。本文将 XGBoost 算法应用于一种精密结构件铣削加工质量预测研究,根据零件材料、加工参数、切削力数据以及加工后的尺寸误差建立回归预测模型。结果表明:XGBoost 回归预测模型对精密结构件不同特征的尺寸误差均能准确预测。

1 实验

1.1 实验方案与实验平台

基于正交实验原则,并结合实际加工条件,实验选取主轴转速、进给速度及切深 3 个因素作为影响加工质量的主要因素。主轴转速范围 30 000~40 000 r/min,进给速度范围 2 800~4 000 mm/min,切深范围 0.03~0.20 mm,各因素水平如表 1 所示。

表 1 精密结构件铣削加工实验因素水平表

因素水平	主轴转速/ (r/min)	进给速度/ (mm/min)	切深/ (mm)
水平一	30 000	2 800	0.03
水平二	32 000	3 000	0.05
水平三	34 000	3 200	0.08
水平四	36 000	3 400	0.10
水平五	38 000	3 600	0.12
水平六	40 000	3 800	0.15

1.2 加工工件设计

一种薄壁类零件的加工特征多为缝、孔类及其组合,本实验设计的实验样件主要包含 3 种特征:方形孔、缝和圆形孔。实验样件的特征加工顺序与参数如表 2 所示。

表 2 子特征加工顺序及参数

加工阶段	设计尺寸/mm	名称	符号
方孔阶段	8.6×8.6	方孔 1	square1
方孔阶段	5.2×5.2	方孔 2	square2
缝阶段	3×8	缝 1	slot1
缝阶段	1×8	缝 2	slot2
方孔阶段	13×13	方孔 3	square3
圆孔阶段	∅6	圆孔 1	circle_1
圆孔阶段	∅6	圆孔 2	circle_2
圆孔阶段	∅6	圆孔 3	circle_3
圆孔阶段	∅6	圆孔 4	circle_4

1.3 切削力采集

在铣削加工中,切削力信号直接反映加工过程的变化情况,不同的切深、刀具的磨损都会导致切削力的变化,加工变形也会导致切削力发生变化。

实验在米克朗 HSM600U LP 高速加工中心铣床上进行,为方便装夹和满足测试精度要求,确定了型号为 9257A 的 Kistler 测力仪,通过机床的铣削工作台借助螺栓或者虎钳直接安装在铣削工作台表面,将工件通过设计特

定夹具安装在测力仪上。整个测力仪系统组成如图 1 所示,典型测试结果如图 2 所示。

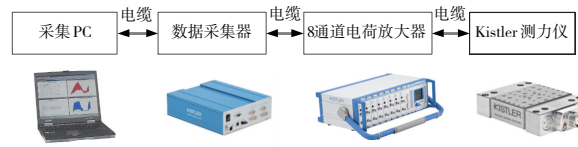


图 1 Kistler 固定式测力仪及系统

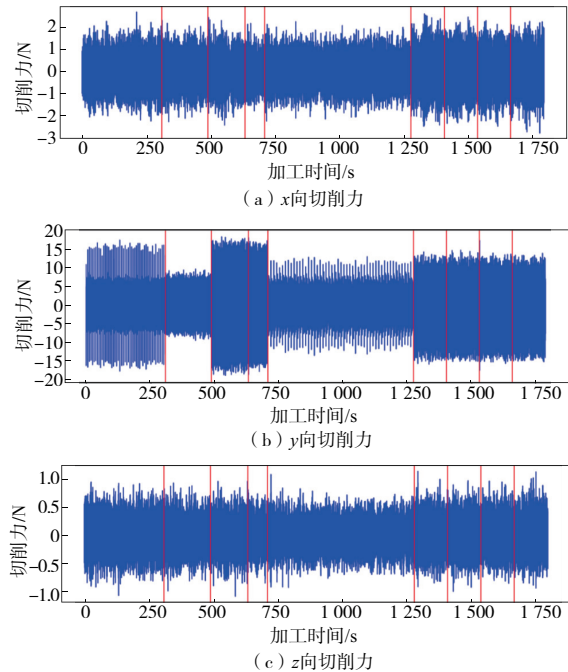


图 2 切削力信号采集结果($n=30\ 000\ \text{r/min}$,
 $f=2\ 800\ \text{mm/min}$, $d=0.03\ \text{mm}$)

1.4 实验结果

加工实验完成后,使用三坐标测量仪对实验样件上的加工特征进行测量,部分圆孔、方孔与缝特征的加工质量尺寸误差如表 3 所示(方孔与缝特征的 x 向代表 x 向尺寸, y 向代表 y 向尺寸)

表 3 部分实验数据

转速/(r/min)	进给量/(mm/min)	切深/mm	圆孔直径/ μm	方孔		缝	
				$x/\mu\text{m}$	$y/\mu\text{m}$	$x/\mu\text{m}$	$y/\mu\text{m}$
30 000	2 800	0.03	8.0	20.6	6.6	4.4	25.9
	3 000	0.05	7.0	6.1	8.5	5.7	11.0
	3 200	0.10	23.4	10.9	12.9	0.9	4.4
	3 400	0.15	24.7	2.9	20.1	4.0	2.5
	3 600	0.20	16.4	0.2	17.0	14.5	35.5
32 000	2 800	0.20	17.9	11.6	1.4	9.1	10.1
	3 000	0.03	18.6	5.4	3.6	7.7	4.1
	3 200	0.05	24.2	26.4	17.0	10.7	118.5
	3 400	0.08	32.5	2.3	2.1	2.6	0.3
	3 600	0.10	13.4	4.5	5.8	9.8	4.1
	3 800	0.12	9.7	8.2	10.7	24.6	23.4

2 XGBoost 算法建模

2.1 特征提取

为实现在不同的切削参数下通过采集的信号预测精密结构件的尺寸误差,需要在采集的切削力信号中提取对精密结构件尺寸误差敏感的信号特征。本研究采取时域特征分析手段,借助 Python 中的 Pandas 工具包从 x, y, z 3 个方向的切削力信号中分别提取均值、方差、方均根值、峰值、绝对值均值以及上下包络线均值,并计算各个特征与

尺寸误差的相关系数,筛选相关系数最大的前 10 个时域特征。

将材料种类标签化,并结合主轴转速、进给量、切深、切削力时域特征与尺寸误差,组成完备的样本数据集,如图 3 所示。将数据集按 70%、30% 的占比划分为训练集与测试集,利用 Python 中 XGBoost 算法工具进行建模,如图 4 所示。



图 3 样本数据构成示意图

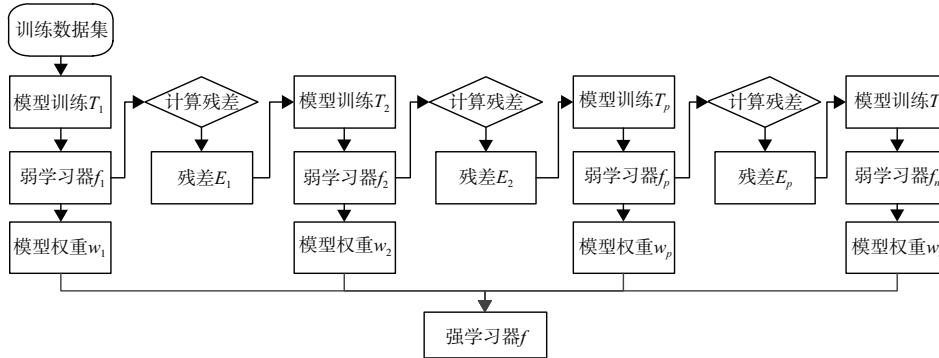


图 4 XGBoost 建模流程

2.2 XGBoost 回归模型建立

本文利用上述实验中零件材料种类、切削三要素参数、切削力数据以及加工后的尺寸误差进行精密结构件尺寸误差预测研究。预测模型的建立过程如图 5 所示。通过设置 XGBoost 的迭代次数和更新叶子节点权重的步长系数,将加工样本训练集数据放入模型进行拟合,并在加工样本测试集上进行泛化能力验证,判断模型预测能力能否达到精度要求,若无法达到要求,则通过网格搜索方法寻找更好的参数值,并以此重新训练直至满足精度要求,最后输出最优化参数,将实际工程中的预测数据放入模型进行预测,可以获得较为理想的精密结构件尺寸误差预测值。

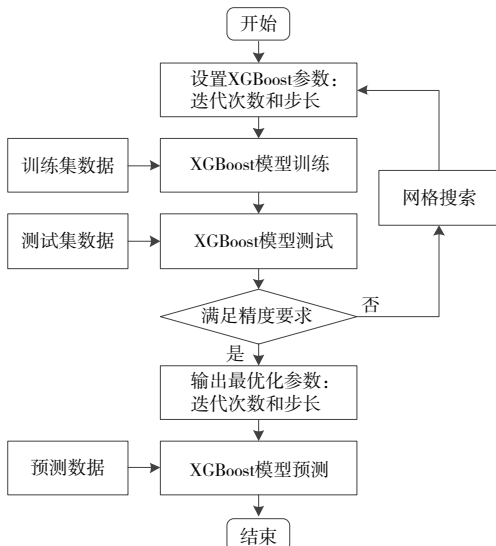


图 5 精密结构件尺寸误差预测流程

3 预测结果及分析

本研究采用 3 种模型评价标准,分别是均方误差 $R_{MSE}^{[7]}$ 、 $R_{2_score}^{[8]}$ 和 $A_{accuracy}$,表达式如下所示。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$R_{2_score} = 1 - \frac{[\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2] / m}{[\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2] / m}$$

$$A_{accuracy} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\hat{y}_i - y_i}{\hat{y}_i}$$

式中: y_i 为尺寸误差的真实值; \hat{y}_i 为尺寸误差的预测值。

通过网格搜索调优,获得 XGBoost 模型上的最优参数如表 4 所示。

表 4 XGBoost 模型最优参数表

特征类型	booster	树的最大深度	迭代次数	步长
方孔	基于树的模型	15	1 750	0.01
圆孔	基于树的模型	40	5 000	0.01
缝	基于树的模型	15	5 000	0.01

方孔、圆孔和缝特征的训练过程与测试结果如图 6-图 8 所示,其中测试结果图中横坐标为尺寸误差真实值,纵坐标为尺寸误差预测值。图中结果描述了预测值与真实值的偏离程度,可见这些点大多集中在直线 $y=x$ 周围,表明尺寸误差预测值与实际值较为接近。

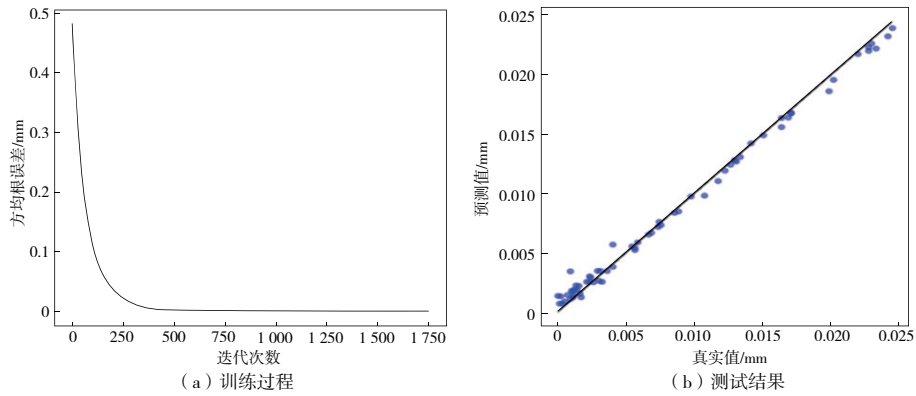


图6 方孔的训练过程与测试结果

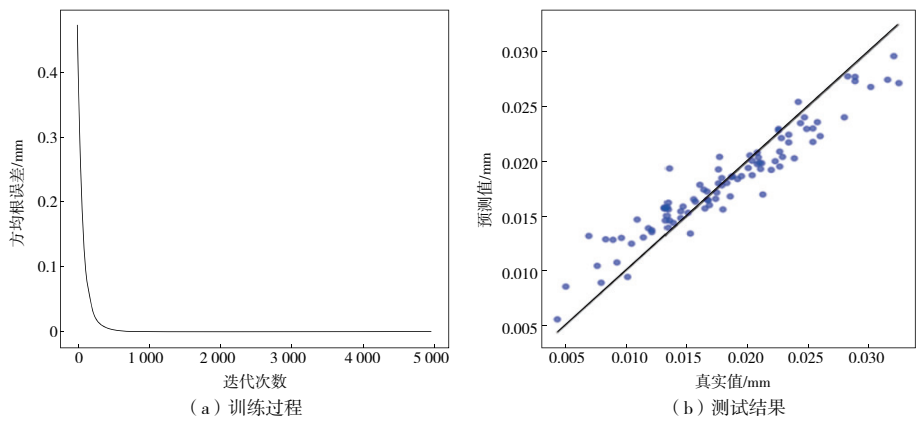


图7 圆孔的训练过程与测试结果

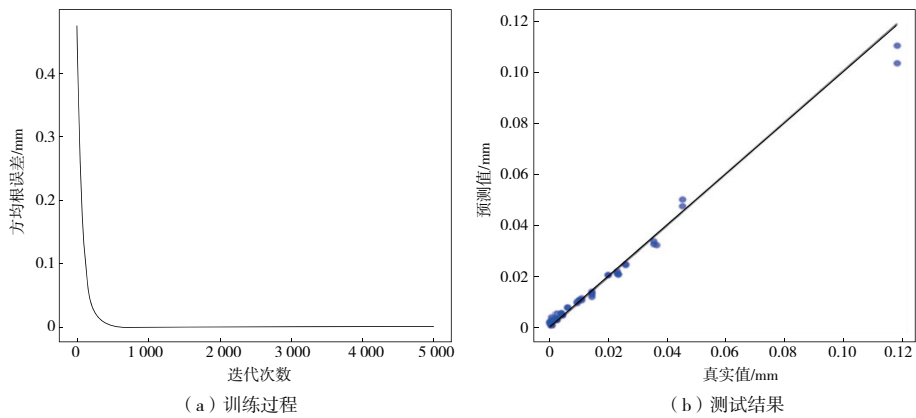


图8 缝的训练过程与测试结果

从图6中可以直观地看到方孔特征的测试集样本获得了很好的拟合,对于圆孔和缝的训练过程和预测结果与

方孔类似。将上述结果量化为评判指标,具体结果如表5所示。

表5 训练集与测试集的模型精度

特征类型	训练集			测试集		
	R_{MSE}/mm	R_2_score	$A_{accuracy}/\%$	R_{MSE}/mm	R_2_score	$A_{accuracy}/\%$
方孔	3.96×10^{-4}	0.996 8	0.879 0	6.42×10^{-4}	0.992 8	0.833 4
圆孔	3.71×10^{-4}	0.998 3	0.976 7	2.20×10^{-3}	0.872 6	0.896 9
缝	4.06×10^{-4}	0.999 6	0.874 2	3.08×10^{-3}	0.984 3	0.754 7

从表 5 可以看到,总体的预测误差 R_{MSE} 很小, R_{2_score} 接近于 1,表示此模型拟合效果良好,总体准确度 ($A_{accuracy}$) 均大于 0.75,表明模型对不同的特征都能进行较为准确地预测。

4 结语

本文利用基于梯度提升树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 的 XGBoost 算法通过不断拟合残差提升了算法的准确性,结合特征提取方法,使其在精密结构件铣削加工中的质量预测上获得了较高的预测精度,对不同材料、不同形状的加工特征具有很高的适用性。因此,可以将本文中的方法推广至精密铣削领域的其他应用场景,可以为工业生产中的质量控制提供数据支撑,具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] BREZOCNIK M, KOVACIC M. Integrated genetic programming and genetic algorithm approach to predict surface roughness [J]. Materials and Manufacturing Processes, 2003, 18(3): 475-491.
- [2] CORREA M, BIELZA C, DE J RAMIREZ M, et al. A Bayesian network model for surface roughness prediction in the machining

process [J]. International Journal of Systems Science, 2008, 39(12): 1181-1192.

- [3] AZOUZI R, GUILLOT M. On-line prediction of surface finish and dimensional deviation in turning using neural network based sensor fusion [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1997, 37(9): 1201-1217.
- [4] 彭彬彬, 闫献国, 杜娟. 基于 BP 和 RBF 神经网络的表面质量预测研究 [J]. 表面技术, 2020, 49(10): 324-328, 337.
- [5] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C] // KDD '16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 785-794.
- [6] FRIEDMAN J H. Stochastic gradient boosting [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2002, 38(4): 367-378.
- [7] WILLMOTT C J, MATSUURA K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance [J]. Climate Research, 2005, 30: 79-82.
- [8] NAGELKERKE N J D. A note on a general definition of the coefficient of determination [J]. Biometrika, 1991, 78(3): 691-692.

收稿日期: 2021-11-22

(上接第 47 页)

3.3 重复性测量试验

在测量环境和测量条件不变的情况下,对同一组待测点进行重复测量。首先,围绕测量基准靶标移动相机对基准点进行拍照,再重复 10 次拍摄测量,借助机器人将相机移动到与第 1 组试验相同的位置姿态。利用本文方法解算距离最远的 2 个基准点在基坐标系下的三维空间坐标,并计算其重复测量精度,其中 5 组数据与计算结果如表 2 所示。

表 2 基准点三维坐标的重复测量精度 单位: mm

项目	x_1	y_1	z_1	x_2	y_2	z_2
1 组	-449.297	349.094	-7.248	449.315	-349.689	-17.321
2 组	-449.304	349.220	-7.089	449.359	-349.701	-17.384
3 组	-449.287	349.204	-7.056	449.410	-349.724	-17.516
4 组	-449.195	349.201	-7.133	449.426	-349.740	-17.357
5 组	-449.312	349.216	-7.269	449.305	-349.690	-17.459
平均	-449.290	349.202	-7.191	449.343	-349.722	-17.439
重复测量精度	0.047 8	0.039 0	0.102 8	0.054 6	0.021 8	0.097 7

由表 2 可知,三维坐标重复测量精度高,本文方法具有较好的稳定性。

4 结语

为解决传统摄影测量依赖编码点进行图像拼接的问题,提出一种基于 T-MAC 的高精度定位摄影测量光束法平差优化方法。该方法通过 T-MAC 激光跟踪系统追踪

相机的位姿,建立约束方程优化光束法平差模型,解算三维空间点坐标。试验结果表明:利用本文方法解算空间坐标的测量精度高,基准点测量方均根误差为 0.194 2 mm,且测量系统具有较好的稳定性。

参考文献:

- [1] 王梅, 牛润军. 数字化测量技术在飞机外形检测方面的应用研究 [J]. 航空制造技术, 2013, 56(20): 109-112.
- [2] JING X S, ZHANG C Y, SUN Z L, et al. The technologies of close-range photogrammetry and application in manufacture [C] // Advances in Computer Science Research, "Proceedings of the 3rd International Conference on Mechatronics, Robotics and Automation. Shenzhen, China. Paris, France: Atlantis Press, 2015.
- [3] 屈仁飞, 王培俊, 刘瑞, 等. 近景摄影测量技术在钢轨检测中的应用研究 [J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(3): 175-178.
- [4] 肖志涛, 郎建业, 耿磊, 等. 基于机器人运动参数与特征向量的标记点匹配方法 [J]. 天津工业大学学报, 2017, 36(6): 60-65.
- [5] 王俊威, 西勤, 冯其强, 等. 基于 IGG3 的数字工业摄影测量抗差光束法平差 [J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(4): 411-415.
- [6] 王强. 面向结构化场景的直线特征提取匹配与光束法平差研究 [D]. 北京: 中国矿业大学 (北京), 2018.
- [7] 王君, 董明利, 李巍, 等. 大视场摄影测量相机的相对定向 [J]. 光学技术, 2018, 44(5): 549-554.
- [8] 冯其强, 李广云, 李宗春. 数字工业摄影测量技术及应用 [M]. 北京: 测绘出版社, 2013: 121-126.
- [9] 刘勇, 张志勇, 吴跃. T-Mac 激光跟踪系统动态性能分析 [J]. 宇航计测技术, 2010, 30(4): 1-5.
- [10] 武汉大学测绘学院测量平差学科组. 误差理论与测量平差基础 [M]. 3 版. 武汉: 武汉大学出版社, 2014.

收稿日期: 2021-11-12