

# 基于机器学习的零件加工质量预测及优化

苏欣<sup>1</sup>,高晓旭<sup>2</sup>,赖复尧<sup>1</sup>,刘德坤<sup>2</sup>

(1. 西南电子技术研究所,四川 成都 610036; 2. 西安电子科技大学,陕西 西安 710071)

**摘要:**为了提高机械零件的加工质量,构建基于机器学习算法的工艺参数预测以及质量优化模型;利用热力图分析和特征重要度分析提取影响质量的强相关特征参数;采用 XGBoost 机器学习算法分别进行质量预测分析;通过遗传算法进行质量目标优化分析。通过对质量实测值以及优化后预测值的对比,验证该方法的有效性和准确性。

**关键词:**机器学习;零件加工;质量预测;XGBoost;遗传算法

**中图分类号:**TP183 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2022)05-0136-04

## Prediction and Optimization of Processing Quality of Machine Part Based on Machine Learning

SU Xin<sup>1</sup>, GAO Xiaoxu<sup>2</sup>, LAI Fuyao<sup>1</sup>, LIU Dekun<sup>2</sup>

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

2. Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** In order to improve the quality of machine part, a process parameter prediction and quality optimization model based on machine learning algorithms is constructed. The analysis on heat map and feature importance is applied to extract the related feature parameters which significantly affect the quality. By XGBoost machine learning algorithm, the quality prediction is studied, and the quality target analysis is optimized with genetic algorithm. The effectiveness and accuracy of the method are verified by the comparison between the actual measured value of the quality and the optimized predicted value.

**Keywords:** machine learning; parts processing; quality prediction; XGBoost; genetic algorithm

### 0 引言

数控机床作为重要装备,其加工过程稳定性和质量提升亟需应用机器学习为核心的工业大数据技术支撑。加工工艺参数的选择是数控加工中的重要组成部分。切削参数智能推荐是数控加工智能化的必要条件,更是保证产品质量的关键<sup>[1-2]</sup>。目前,对于数控加工参数选择方面主要依赖人工经验,虽然有相关数据的采集与存储,但数据的价值没有被充分挖掘。为了解决这些问题,迫切需要在数控加工过程中实现工艺参数的自动推荐和持续优化。

本文以包含多个不同特征的机械零件为研究对象,提出了一种基于 XGBoost 结合遗传算法的质量目标优化模型,运用热力图分析和特征重要度分析方法对特征进行筛选,找出影响质量的强相关特征。通过筛选出的特征进行基于 XGBoost 的回归预测分析,并通过改进的遗传算法进行质量目标优化,最终获得最优的零件加工工艺参数。

### 1 基于 XGBoost 算法的薄壁零件质量预测方法

本文提出基于 XGBoost 机器学习的质量预测分析方法,具体实现步骤包括(图 1):

第一作者简介:苏欣(1989—),男,四川自贡人,工程师,硕士研究生,研究方向为电子产品整机工艺设计。

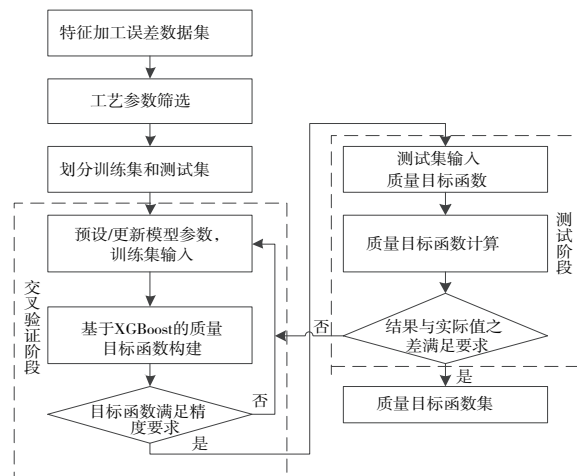


图 1 基于 XGBoost 机器学习的质量预测分析流程图

1) 特征加工误差数据集采集:数控加工过程中,使用采集信号设备采集数控机床上的加工工艺参数值以及相应的各个特征的加工误差;

2) 特征参数筛选:通过热力图分析和特征重要度分析,发现各个特征之间的相关程度和重要度,获取影响质量的强相关特征参数;

3) 划分数据集:基于筛选的特征参数,将数据集划分

为训练集和测试集;

4)交叉验证阶段:采用 XGBoost 模型进行建模,构建质量目标函数,以满足精度要求;

5)测试阶段:使用构建的目标函数对测试集进行测试,预测结果需满足精度,否则重新进行模型训练,最终获得对质量/效率的精准预测;

6)生成目标函数集:质量目标函数集刻画了工艺参数(转速、切深和转速等)与质量之间的映射关系。

## 1.1 特征参数筛选

对数据集进行特征参数筛选可以减少特征数量、降维、减少过拟合;也可以增强对特征和特征值之间的理解<sup>[3]</sup>。本文采用皮尔森相关系数与基于学习模型的特征排序相结合的方式对特征进行筛选,既可以利用皮尔森相关系数对线性关系进行准确分析,又可以结合基于学习模型对非线性关系建模较佳的优势对特征进行准确地筛选。

## 1.2 目标函数构建

目前机器学习算法中关于回归算法主要有逻辑回归算法(Logistic)、基于核函数的支持向量机(SVM)以及基于决策树的回归算法(包括随机森林回归算法,GBDT 回归算法和 XGBoost 回归算法等)。本文以工艺参数为自变量,质量目标(即不同特征的加工误差)为因变量,采用 XGBoost<sup>[4-6]</sup>算法构建质量目标函数,作为目标优化的基础。

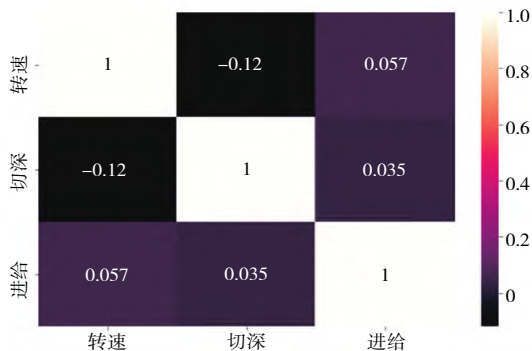
XGBoost 是一种提升树模型,将许多树模型集成在一起,形成一个很强的分类器,其优化目标函数为

$$O_{bj}^{(t)} = \sum_{j=1}^T [G_j w_j + \frac{1}{2} (H_j + \lambda) w_j^2] + \gamma T$$

式中: $O_{bj}^{(t)}$ 为第  $t$  次迭代后的损失值, $t$  为迭代次数; $T$  为叶子个数; $G_j$  为叶子节点  $j$  所包含的样本的一阶导数累加之和; $w_j$  为第  $j$  个叶子节点的权重值; $H_j$  为叶子节点  $j$  所包含样本的二阶导数累加之和; $\gamma$  为叶子个数的惩罚力度。

## 2 基于遗传算法的目标优化方法

在传统基于遗传算法的神经网络或模糊神经网络<sup>[7]</sup>中,适应度函数一般取目标函数的倒数,而目标函数取网络的全局误差函数,即



(a) 热力图分析

$$F = \frac{1}{2} \sum_{d=1}^q \sum_{l=1}^g (y_{dl} - Y_{dl})^2$$

式中: $q$  为输入的样本数; $g$  为相应样本输出数; $y_{dl}$  为实际输出; $Y_{dl}$  为期望输出。

为克服  $q$ 、 $g$  对目标函数的影响,对目标函数进行如下改进:

$$F_1 = \frac{1}{qg} \sum_{d=1}^q \sum_{l=1}^g (y_{dl} - Y_{dl})^2$$

调整后的新目标函数既保留了前者的优点,又避免了输入输出数对寻优过程的影响,故选取新的适应度函数为

$$F_{it} = \frac{1}{F_1}$$

本文基于线性求和方法建立零件级质量目标优化函数,采用改进后的遗传算法进行优化,优化变量为转速  $n$  (r/min)、切深  $t$  (mm) 和进给  $s$  (mm):

$$T(n, t, s) = \sum_i^n Q_i(n, t, s)$$

式中: $T$  为综合目标函数; $i$  为零件上加工特征总数量; $Q_i$  为第  $i$  个特征加工误差。

## 3 实验验证

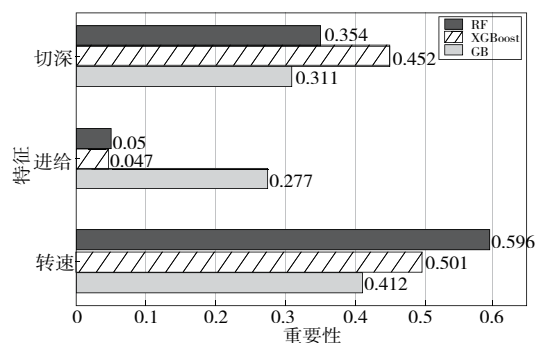
为验证上述方法的准确性,以典型零件中的加工特征分别构建质量目标函数并进行优化。该零件上加工特征及对应尺寸如表 1 所示。

表 1 加工特征及尺寸表 单位:mm

特征种类	设计尺寸
圆孔	直径 6.00
裂缝	长 8.00, 宽 1.00
矩形 1	长 8.60, 宽 8.60
矩形 2	长 5.20, 宽 5.20
矩形 3	长 8.00, 宽 3.00
矩形 4	长 13.00, 宽 13.00

### 3.1 特征筛选分析

采用皮尔森相关系数与基于学习模型的特征排序相结合的方式对特征进行筛选,结果如图 2 所示。



(b) 各个特征重要性对比

图 2 特征热力图及特征重要度分析图

通过热力图和特征重要度排序分析,由热力图分析可知各个工艺参数之间相关性较小,通过重要度分析可知各个工艺参数中重要度降序排列分别为:转速、切深、进给。综合分析,3个参数均要作为之后的分析特征。

### 3.2 质量目标函数构建

采用 XGBoost 算法构建质量目标函数,结果如表 2 所示。

表 2 质量目标函数构建结果

特征种类	预测均值/mm	预测标准差/mm	$M_{SE}$	$R^2$
矩形 1 长	-0.000 05	0.002 0	$2.827 \times 10^{-6}$	0.943
矩形 1 宽	-0.000 07	0.000 6	$4.066 \times 10^{-7}$	0.995
矩形 2 长	-0.000 04	0.000 6	$3.785 \times 10^{-7}$	0.991
矩形 2 宽	-0.000 10	0.000 9	$8.327 \times 10^{-7}$	0.994
矩形 3 长	0.000 10	0.005 0	$3.381 \times 10^{-6}$	0.956
矩形 3 宽	-0.000 02	0.000 8	$6.482 \times 10^{-7}$	0.995
矩形 4 长	-0.000 20	0.005 0	$3.110 \times 10^{-7}$	0.996
矩形 4 宽	-0.000 08	0.000 7	$6.286 \times 10^{-6}$	0.995
裂缝宽	-0.000 005	0.000 6	$3.732 \times 10^{-7}$	0.995
圆孔直径	0.000 038	0.004 0	$2.315 \times 10^{-6}$	0.579

从表 2 可以得出,不同特征下基于 XGBoost 的质量目标函数拟合值与真实值之间差值的均值接近于 0,标准差也接近于 0,拟合稳定性较强。 $M_{SE}$  接近于 0 且  $R^2$  的值接近于 1,说明拟合精度很高,拟合效果较佳。

### 3.3 质量目标优化

采用改进后的遗传算法以整个零件加工误差为目标进行优化,最优优化结果如表 3 所示。

表 3 最优优化结果

参数	转速/(r/min)	切深/mm	进给/mm
优化结果	34 945.644	0.030	2 938.176

最终实际选择的加工参数为转速 35 000 r/min,切深 0.03 mm,进给 2 900 mm。在该工艺参数下利用 XGBoost 算法对质量进行预测,预测值与原有的实际加工误差之间的对比如表 4、图 3-图 7 所示。

表 4 质量优化工艺参数与其他工艺参数加工误差对比

名称	加工均值/mm	优化后的值/mm	变化率/%
矩形 1 长误差	0.008	0.002	75.00
矩形 1 宽误差	0.011	0.005	54.54
矩形 2 长误差	0.006	0.002	66.67
矩形 2 宽误差	0.010	0.003	70.00
矩形 3 长误差	0.018	0.002	88.89
矩形 3 宽误差	0.012	0.002	83.33
矩形 4 长误差	0.006	0.003	50.00
矩形 4 宽误差	0.012	0.001	91.67
裂缝宽误差	0.010	0.005	50.00
圆孔误差	0.021	0.009	57.14
平均值	—	—	68.72

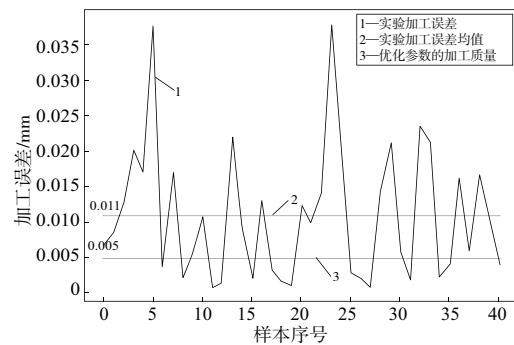
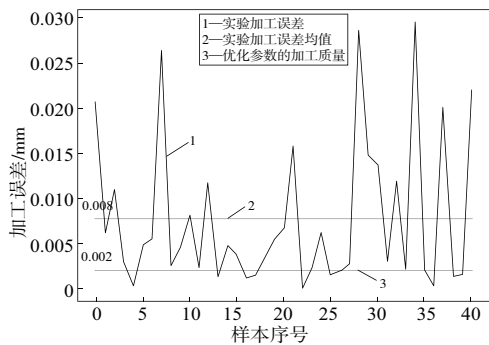


图 3 矩形 8.6 mm×8.6 mm 优化前后误差对比图

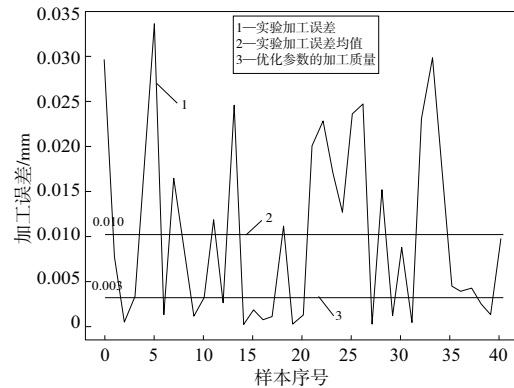
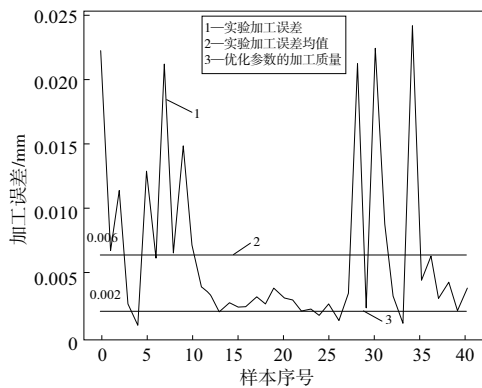


图 4 矩形 5.2 mm×5.2 mm 优化前后误差对比图

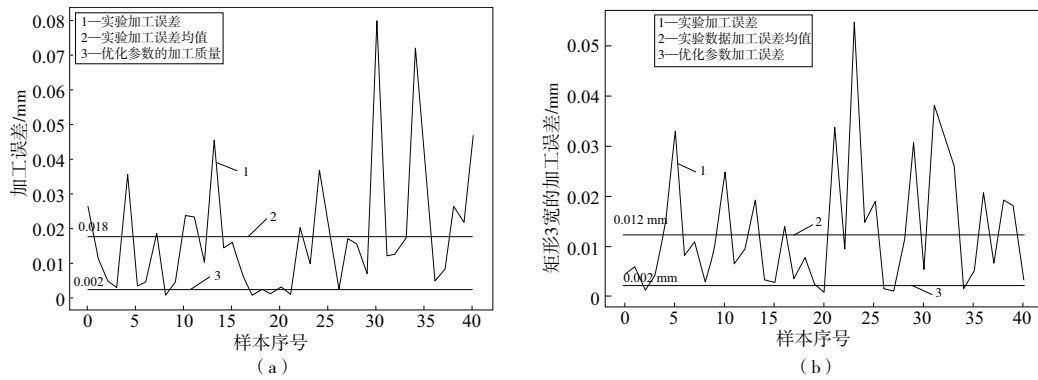


图5 矩形 3 mm×8 mm 优化前后误差对比图

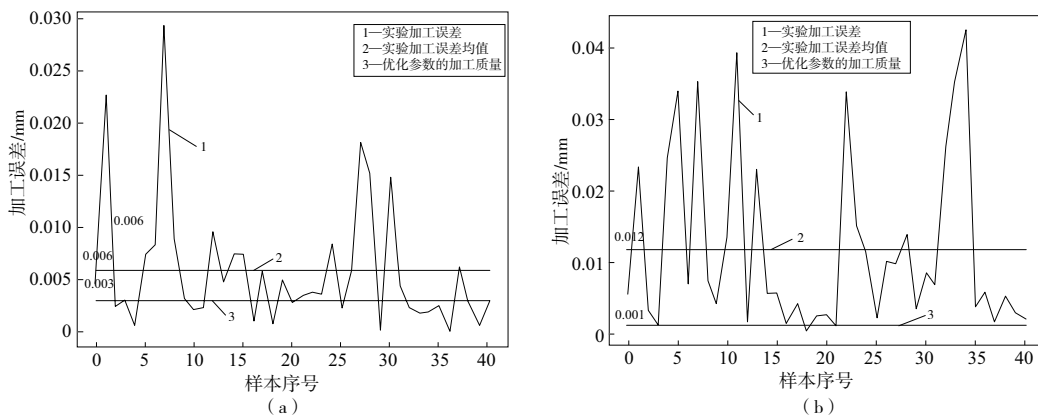
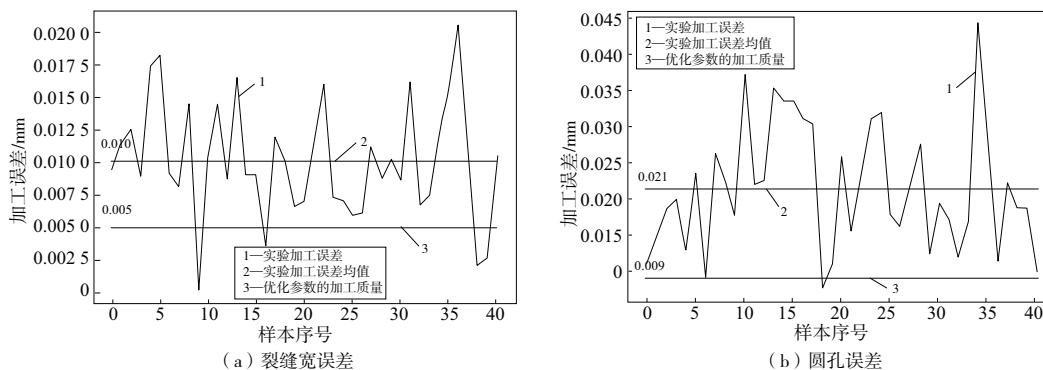


图6 矩形 13 mm×13 mm 优化前后误差对比图

图7 裂缝 1 mm 和圆孔  $\Phi 6$  mm 优化前后误差对比图

## 4 结语

本文提出了一种基于 XGBoost 和遗传算法的优化算法,充分综合了各个加工工艺参数和力学参数的影响因素。通过特征相关性分析与特征重要度排序,找到对质量和效率具有强相关的特征要素,并在此基础上对 XGBoost 模型参数进行质量目标函数构建,有效提升了模型预测精度,进而通过遗传算法进行了多目标优化算法模型构建,提高了加工质量。

### 参考文献:

- [1] 闫金堂,王洪申. 基于 NC 程序的五轴数控加工刀具信息提取算法[J]. 机械制造与自动化,2019,48(6):29-33.
- [2] 连碧华. 薄板零件数控铣削加工变形控制研究[J]. 机械制造

与自动化,2017,46(6):29-30,48.

- [3] 吴俊,柯颀挺,任佳. 参数自动优化的特征选择融合算法[J]. 计算机系统应用,2020,29(7):145-151.
- [4] 吕何,孔政敏,张成刚. 基于混合优化随机森林回归的短期电力负荷预测[J]. 武汉大学学报(工学版),2020,53(8):704-711.
- [5] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22 nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. New York, NY, USA: ACM,2016.
- [6] 杨立洪,白肇强. 基于二次组合的特征工程与 XGBoost 模型的用户行为预测[J]. 科学技术与工程,2018,18(14):186-189.
- [7] 郑旭浩. 遗传算法原理在机械工程中的应用[J]. 中国高新技术企业,2014(34):62-63.

收稿日期:2021-05-06