

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.07.010

基于 WOA-Kriging 算法的钛合金 切削力预测数学模型研究*

向莹¹, 张祺²

(1. 常州机电职业技术学院 文化基础部, 江苏 常州 213164; 2. 攀枝花学院 智能制造学院, 四川 攀枝花 617000)

摘要:针对钛合金难加工且质量和效率不高的问题,提出了一种基于鲸鱼优化算法的 Kriging 模型建模方法。建立了其参数优化的数学模型,提高了其加工质量和效率,通过鲸鱼优化算法优化了传统 Kriging 模型变异函数的参数,提高了 Kriging 模型的建模精度;采用正交实验设计方法,对 TC4 钛合金铣削加工进行了样本点采集,得到了包含设计变量和性能响应的 16 个样本点;采用 WOA-Kriging 代理模型技术,建立了钛合金加工工艺参数与切削力之间的近似模型,并与传统的 Kriging 代理模型技术进行了比较。研究结果表明:采用基于鲸鱼优化算法的 Kriging 模型建立的钛合金加工工艺参数与切削力之间的近似模型精度更高,能够为其加工工艺参数优化提供更加精确的数学模型。

关键词:钛合金;加工工艺参数;代理模型;鲸鱼优化算法;数字仿真

中图分类号:TH163;TP301.6;TG501.3

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)07-0789-06

Cutting force prediction mathematical model of titanium alloy based on WOA-Kriging algorithm

XIANG Ying¹, ZHANG Qi²

(1. Cultural Foundation Department, Changzhou Vocational Institute of Mechatronic Technology, Changzhou 213164, China; 2. School of Intelligent Manufacturing, Panzhihua University, Panzhihua 617000, China)

Abstract: Aiming at the difficult processing of titanium alloy and its quality and efficiency are not high, a Kriging model modeling method based on whale optimization algorithm was proposed. The variation function parameters of the traditional Kriging model to improve the modeling accuracy of the Kriging model was optimized, the mathematical model of parameter optimization was established to improve the machining quality and efficiency. Using the orthogonal experimental design method, the sample points of TC4 titanium alloy milling were collected, and 16 sample points including design variables and performance response were obtained. The approximate model of the processing parameters and the cutting force for titanium alloy was obtained based on the WOA-Kriging surrogate model, and was compared with the traditional Kriging surrogate model. The results show that the approximate model accuracy established by the Kriging model based on whales optimization algorithm is higher than the traditional Kriging surrogate model, which can provide more accurate mathematical model for its processing parameters optimization.

Key words: titanium alloy; processing parameters; surrogate model; whale optimization algorithm(WOA); numerical simulation

0 引言

钛合金具有耐高温、强度高、耐磨、抗腐蚀强等特点,被广泛应用于航空航天、汽车、医疗、石油化工等行

业领域中^[1],但因其具有弹性模量小、导热性差等特点,导致钛合金加工困难^[2]。因此学者们就如何提高其加工效率和控制质量进行了研究^[3-4]。为优化加工工艺参数,提高其加工效率和控制质量,本文提出采用

收稿日期:2019-11-07

基金项目:四川省科技支撑计划项目(2013JYZ009);四川省教育厅科研项目(16ZA0407)

作者简介:向莹(1981-),女,江苏常州人,硕士,讲师,主要从事应用数学方面的研究。E-mail:xiangyin1981@163.com

代理模型技术建立加工工艺参数与切削力之间的数学模型,后续采用优化算法实现其加工工艺参数的优化。

采用模拟实验来评估采用不同设计参数时的目标函数时,需要进行大量的物理实验,而代理模型是基于有限的样本建立的一种近似模型。基于近似模型建立的模型与原模型非常接近,减少了物理实验次数和时间,提高了效率。常用的代理模型技术主要有响应面法、支持向量机、Kriging 算法、神经网络等^[5-6]。Kriging 算法是一种常用的代理模型,其模型由于存在随机过程,更适用于复杂非线性的结构输入、输出模型,具有非常高的精度^[7]。为了提高 Kriging 模型的精度,岳建平等人^[8]采用 PSO 算法实现了对 Kriging 插值变异函数参数优化;游海龙^[9]基于遗传算法对 Kriging 模型参数寻优;刘夏等^[10]提出了基于混合模拟退火算法和人工蜂群算法优化克里金模型的变异函数参数;朱恒军等人^[11]通过分组和差分进化策略改进灰狼优化算法实现了 Kriging 模型的变异函数参数优化;李晨霖等人^[12]提出了一种 PSO-GA-Kriging 插值算法实现了对变异函数参数优化;TONG 等人^[13]提出了一种改进的粒子群算法,并用于 Kriging 的全局优化;ZHAO 等人^[14-15]采用量子粒子群算法对 Kriging 模型的变异

函数参数进行了优化。鲸鱼优化算法是由 MIRJALILI 等人^[16]于 2016 年提出的新型智能优化算法,鲸鱼算法原理来自于座头鲸的“泡泡网”觅食行为,鲸鱼群在捕食过程中主要有游走觅食、包围捕食、攻击猎物这 3 种行为,它们通过判断与猎物之间的距离来选择有效的捕食方式。

为建立钛合金铣削深度、每齿进给量、切削速度、铣削宽度与切削力之间的关系,本文提出一种基于鲸鱼优化算法的 Kriging 模型变异函数参数优化算法,通过 WOA 算法实现对其变异函数参数进行优化,从而进一步提高其拟合精度;根据不同零件特征的钛合金加工,采用实验设计和有限元分析,得到不同铣削深度、每齿进给量、切削速度、铣削宽度的切削力仿真结果,以建立不同零件特征的切削参数与切削力之间的关系。

1 基于代理模型的钛合金切削力预测模型建模流程

基于近似模型的钛合金切削力预测模型建模流程如图 1 所示^[17]。

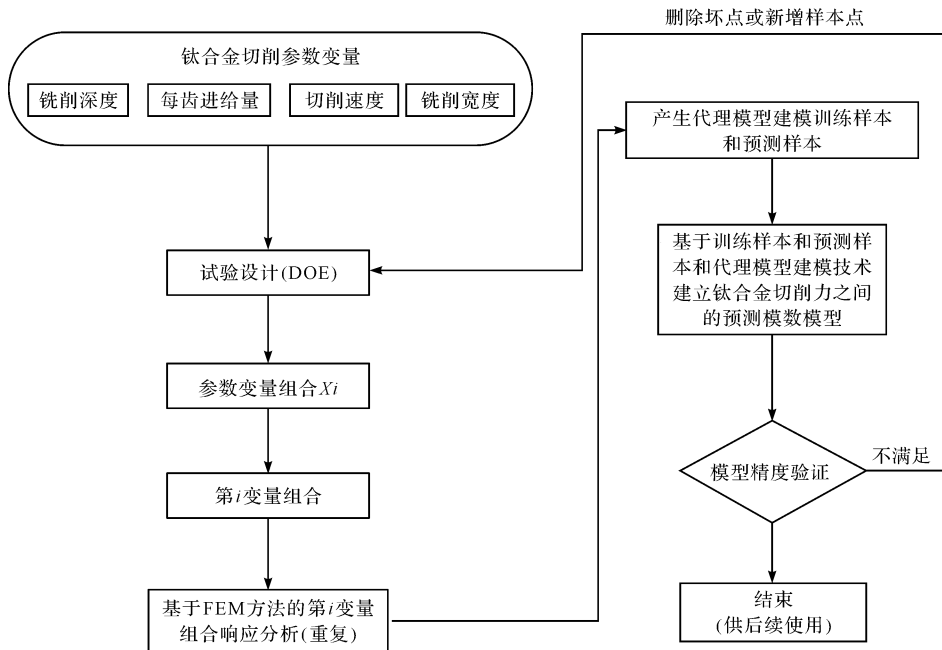


图 1 基于近似模型的钛合金切削力预测模型建模流程

根据图 1 可知,建模流程主要包括了确定变量及其水平取值(本文参数变量主要为:铣削深度、每齿进给量、切削速度、铣削宽度)、DOE 实验设计与采样(响应结果为切削力)、近似模型建立与误差验证。

具体的基于近似模型建立钛合金切削力预测模型的流程为:首先要明确输入变量及其取值,确定输出变量,采用试验设计方法完成试验设计,基于试验设计结果,采用实验或者是数值仿真的方法得到每一个试验

组合所对应的输出值的响应值并形成试验设计的响应样本,根据得到的试验设计及其对应的响应值样本,采用代理模型技术进行建模并验证,若满足精度要求则结束,若不满足重新进行试验设计(删除或者是新增样本),直到满足精度要求。

2 试验设计与响应结果

常用的试验设计方法主要有均匀试验交、正交试

验、拉丁方试验等方法。本文研究铣削深度 a_p (mm)、每齿进给量 f /(mm/min)、切削速度 v /(mm/min)、铣削宽度 a_e (mm) 与切削力之间的关系,利用回归正交试验法原理设计仿真方案选择 4 个因素 4 个水平。

切削仿真试验因素水平表如表 1 所示。

表 1 切削仿真试验因素水平表

水平	铣削深度 a_p /mm	每齿进给量 f /(mm · min ⁻¹)	切削速度 v /(mm · min ⁻¹)	铣削宽度 a_e /mm
水平 I	1	0.14	120	14
水平 II	0.8	0.1	100	11
水平 III	0.6	0.06	80	8
水平 IV	0.4	0.02	60	5

正交表用符号表示为 $L_n(r^m)$, 其中: L —正交表代号; n —正交表格的行次(即要求做的多少次试验); r —因素水平数; m —正交表格的列次(因素变量数的最大值)。

根据正交试验结果,参考文献采用 DEFORM 有限元方法实进行数值仿真得到试验条件下切削力仿真结果数据^[18-19]。

$L_{16}(4^4)$ 正交试验切削力仿真结果如表 2 所示。

表 2 $L_{16}(4^4)$ 正交试验切削力仿真结果

编号	铣削深度 a_p /mm	每齿进给量 f / (mm · min ⁻¹)	切削速度 v / (mm · min ⁻¹)	铣削宽度 a_e /mm	切削 F/N
1	1	0.06	100	11	410.3
2	1	0.14	80	5	124
3	1	0.02	120	8	196.6
4	1	0.1	60	14	426.6
5	0.8	0.06	60	11	306.2
6	0.8	0.14	120	5	479
7	0.8	0.02	80	11	142.7
8	0.8	0.1	100	5	288.6
9	0.6	0.14	60	8	385.3
10	0.6	0.06	120	14	244.5
11	0.6	0.1	80	8	188.1
12	0.6	0.02	100	14	85.4
13	0.4	0.14	100	8	138.3
14	0.4	0.06	80	14	27.4
15	0.4	0.1	120	11	134.5
16	0.4	0.02	60	5	23.46

3 改进 Kriging 代理模型

3.1 Kriging 代理模型

Kriging(克里金)模型在解决非线性程度较高的问题时,可较容易获得理想的拟合结果。它将未知函数看成是某个静态随机过程的具体实现,即对于任意位置的 x ,对应的函数值 $Y(x)$ 被一个随机函数 $y(x)$ 代替,而 $y(x)$ 只是 $Y(x)$ 的可能结果之一。

其插值结果定义为已知样本函数响应值的线性加权,即:

$$y(x) = \sum_{j=1}^k \beta_j f_j(x) + Z(x) \quad (1)$$

式中: $f_j(x)$ —函数,一般为多项式; β_j —相对应的系数; $Z(x)$ —静态随机过程,其满足均值为 0,方差为 σ^2 。

且对于设计空间内不同两点处所对应的随机变量之间的协方差为:

$$Cov[Z(x^i), Z(x^j)] = \sigma^2 R(x^i, x^j) \quad (2)$$

$$R(x^i, x^j) = \prod_{l=1}^{N_s} R_l(\theta_l, x_i^l, x_j^l) \quad (3)$$

式中: $R(x^i, x^j)$ —相关性函数,它表示不同位置处随机变量之间的相关性,常用的相关性函数为高斯型函数。

为保证 Kriging 预测值与真实函数值之间的均方根误差(RMSE)最小,可得到 Kriging 模型的近似表达式:

$$\tilde{y}(x) = f_x^T \tilde{\beta} + [R(x, x^{(1)}), R(x, x^{(2)}), \dots, R(x, x^{(N_s)})]^T R^{-1} (y_s - F\tilde{\beta}) \quad (4)$$

式中: F —由基函数向量 f_x^T 组成的矩阵; $\tilde{\beta}$ —KRG 模型系数的最小二乘估计值; R —相关性矩阵; N_s —样本点数。

式(3)中的 θ 为 Kriging 模型的超参数,它可以通过极大似然估计法求解优化问题来确定:

$$\max \left\{ -\frac{N_s}{2} \ln(\tilde{\sigma}^2) - \frac{1}{2} \ln(R) - \frac{N_s}{2} \ln(2\pi) \right\}, \theta > 0$$

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{N_s} (y_s - F\tilde{\beta})^T R^{-1} (y_s - F\tilde{\beta}) \quad (5)$$

3.2 鲸鱼算法

鲸鱼算法原理来自于座头鲸的“泡泡网”觅食行为,座头鲸“泡泡网”捕食方式示意图如图 2 所示。

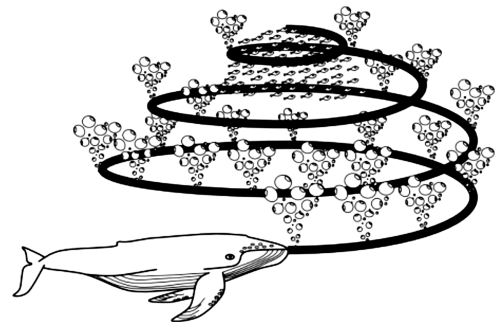


图 2 座头鲸“泡泡网”捕食方式示意图

基于这一特殊捕食策略的数学表达如下:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (6)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (7)$$

式中: t —当前迭代次数; $X(t)$ —当前一座头鲸的坐标向量; $X(t+1)$ —下一次迭代后的目标坐标向量; $X^*(t)$ —到目前得到的最佳位置向量,它将随时间不

断更新; D —当前这条座头鲸和最佳位置之间的距离。

A 和 C 是系数, 它们分别表示为:

$$A = 2a \cdot r - a \tag{8}$$

$$C = 2r \tag{9}$$

式中: a — 在值域 $[0, 2]$ 上并随迭代时间线性递减的参数; r — 区间 $[0, 1]$ 内的随机向量。

在鲸鱼算法中, 根据系数向量 A 的大小来选择不同的搜索方式。当 $|A| > 1$ 时, 对应鲸鱼群的游走觅食行为。利用种群的随机个体坐标 X_{rand} 来定位导航寻找食物, 其数学表达式如下:

$$X(t + 1) = X_{rand}(t) - A \cdot D \tag{10}$$

当 $|A| < 1$ 时, 对应鲸鱼群的包围捕食和攻击猎物这两种行为, 即鲸鱼在数螺旋形状接近猎物时, 同时又收缩包围猎物。鲸鱼在包围猎物之后, 通过螺旋式运动来捕获食物, 这一动作的数学模型描述如下:

$$X(t + 1) = X^*(t) - D \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \tag{11}$$

式中: b — 与螺旋形状的常数; l — 区间 $[-1, 1]$ 上的随机数。

由于鲸鱼的收缩包围机制和螺旋更新位置是一种同步行为, 笔者在数学上选取概率相同方式来进行位置更新, 于是可以得到表达:

$$X(t + 1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & p < 0.5 \\ X^*(t) - D \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) & p \geq 0.5 \end{cases} \tag{12}$$

根据基于 Kriging 和 WOA 算法, 基于 WOA 算法的 Kriging 代理模型改进流程如图 3 所示。

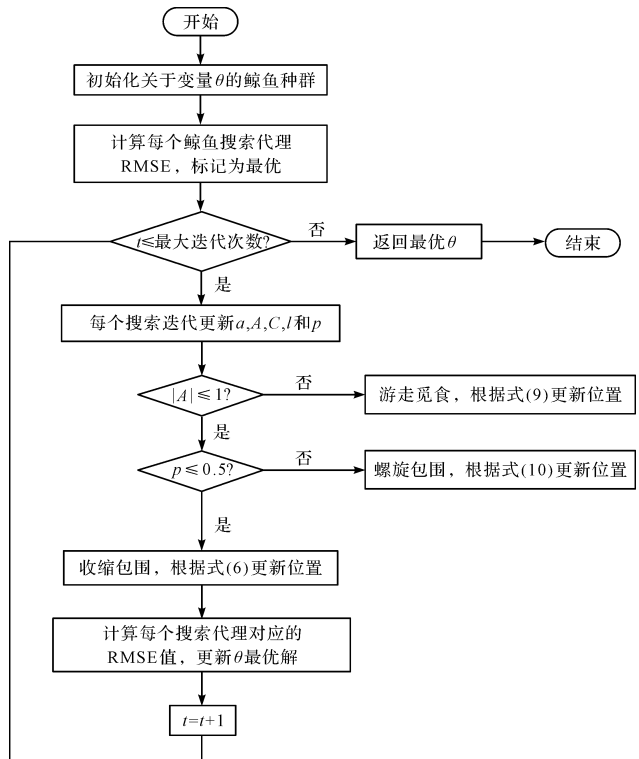


图 3 基于 WOA 算法的 Kriging 代理模型改进流程

4 数值仿真与分析

笔者利用 MATLAB 数字仿真平台, 分别利用 Kriging 和基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法建立钛合金切削力预测模型, 优化前后的相关系数 (R^2) 均方根误差 ($RMSE$) 以及相对最大绝对误差 ($RMAE$) 评价指标情况如表 3 所示。

表 3 优化前后评价指标情况

指标	Kriging	WOA-Kriging	对比/(%)
R^2	0.988 8	0.997 3	0.859 6(提高)
$RMSE$	14.534 7	7.162 1	50.724 1(降低)
$RMAE$	0.219 9	0.099 0	54.979 5(降低)

从表 3 中可以看出: 基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法的全局近似能力得到了一定的提升; 相关系数 (R^2) 为 0.997 3, 提高了 0.859 6%, 其越接近于 1, 则说明其全局近似能力越好; 均方根误差表征了预测值与真实值之间的偏离程度, 越大说明偏离程度越大, 优化后降低了 54.979 5%; 相对最大绝对误差 ($RMAE$) 越接近于 0 则说明其局部误差越小, 优化后 $RMAE$ 降低了 54.979 5%, 减少了局部误差。

综合来看, 采用 WOA 算法对 Kriging 算法进行改进, 提升了 Kriging 算法的拟合能力和精度。

利用 Kriging 和基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法建立钛合金切削力预测模型的预测结果分别如图 (4~5) 所示。

从图(4~5)中可以看出: 基于采用 WOA 算法对 Kriging 算法进行改进, 预测精度得到了明显的提升。

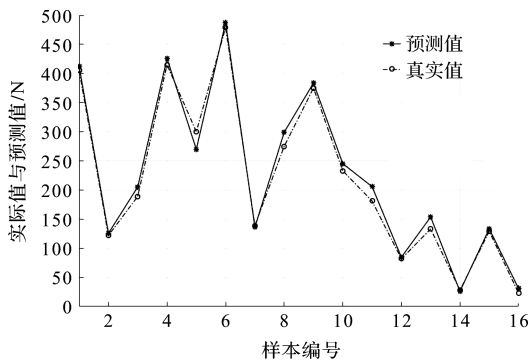


图 4 基于 Kriging 的钛合金切削力预测模型

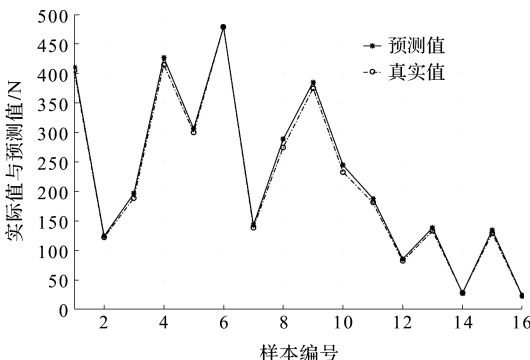
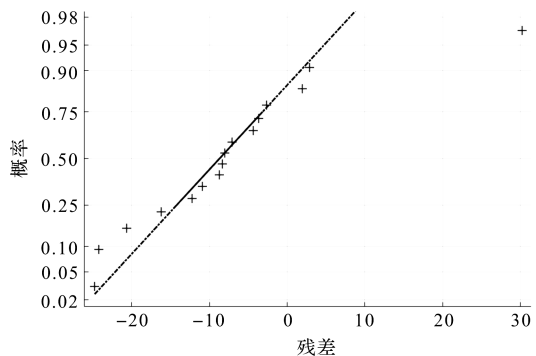


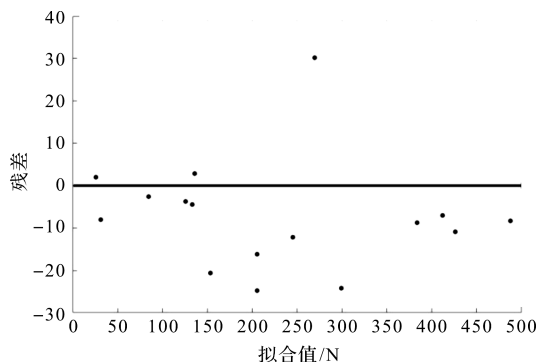
图 5 基于 WOA-Kriging 的钛合金切削力预测模型

利用 Kriging 和基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法建立钛合金切削力预测模型的残差图分别如图(6

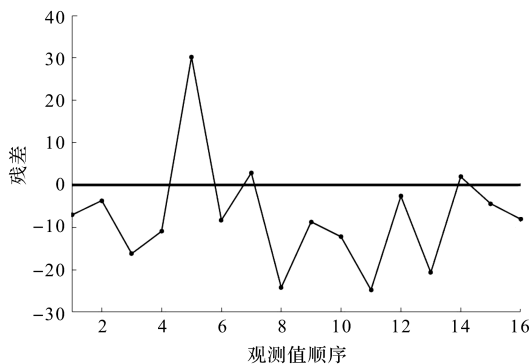
~7)所示。



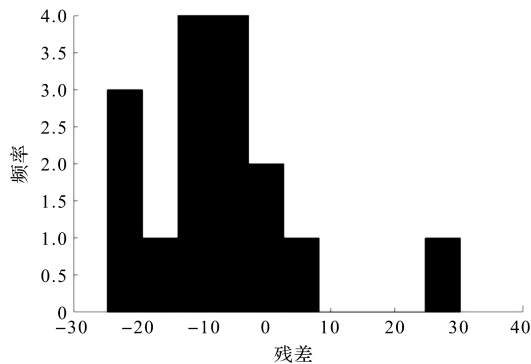
(a) 正态分布图



(b) 拟合值误差分布

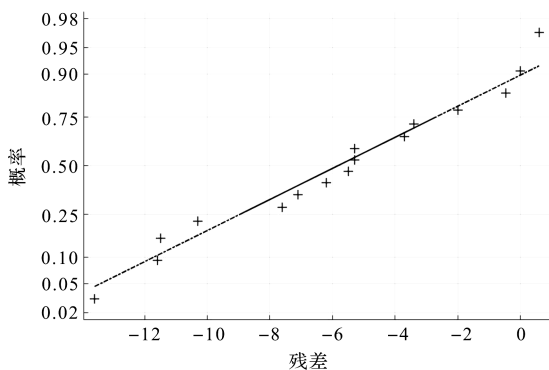


(c) 样本拟合误差

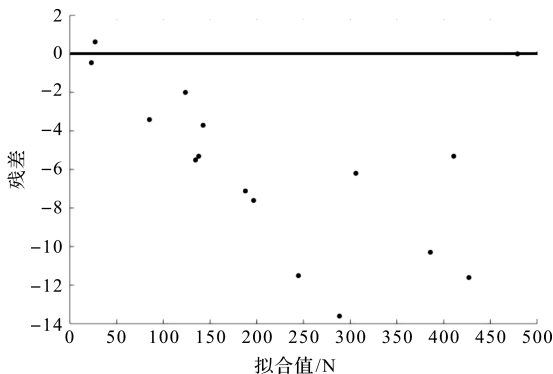


(d) 直方图

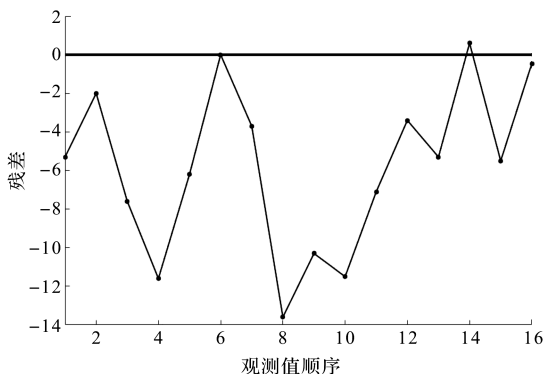
图6 基于 kriging 的钛合金切削力预测模型残差图



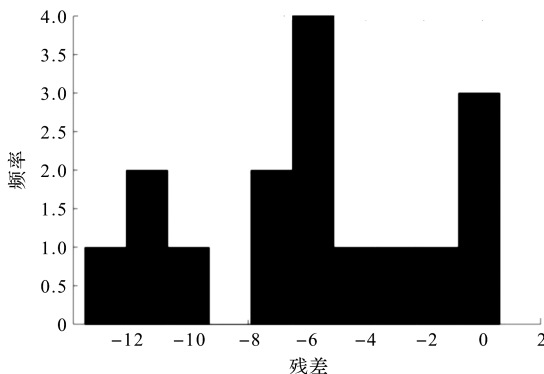
(a) 正态分布图



(b) 拟合值误差分布



(c) 样本拟合误差



(d) 直方图

图7 基于 WOA-Kriging 的钛合金切削力预测模型残差图

从图(6~7)中可以看出;Kriging 和基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法都可以很好地建立钛合金切削力预测模型,精度都在可使用的范围之内,但是 Kriging 的误差范围在 ± 30 之内,基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法误差范围在 $-15 \sim 0$ 之间;精度得到了明显的提高。

5 结束语

本文以提升高合金加工质量和效率为对象,利用 Kriging 代理模型建立了切削速度、切削宽度、切削深度与切削力之间的数学模型;同时,提出了一种基于鲸鱼优化算法(WOA)的 Kriging 模型建模方法,通过鲸鱼优化算法优化传统 Kriging 模型变异函数的参数,提高了 Kriging 模型的建模精度。主要结论如下:

(1)改进后的算法其相关系数(R^2),均方根误差(RMSE)以及相对最大绝对误差(RMAE)均得到了不同程度的改良,提高了传统 Kriging 算法的全局近似能力,减少了局部误差,提升了拟合精度;

(2)Kriging 和基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法都可以很好地建立钛合金切削力预测模型,精度都在可使用的范围之内,但是 Kriging 的误差范围在 ± 30 之内,基于 WOA 算法改进的 Kriging 算法误差范围在 $-15 \sim 0$ 之间,精度得到了明显的提高,能够为其加工工艺参数优化提供更加精确的数学模型;

(3)本文提出的方法为建立不同零件特征的切削参数与切削力之间的关系,为后钛合金的加工工艺参数优化提供更加准确的数学模型。

参考文献(References):

- [1] 艾 兴,刘战强. 高速切削加工技术[M]. 北京:国防工业出版社,2003.
- [2] 向国齐. 基于支持向量机的钛合金铣削加工参数优化[J]. 组合机床与自动化加工技术,2017(10):139-142.
- [3] 张莉英,纪 煦,蒋 放. 基于遗传算法的 TC21 钛合金高速车削工艺优化研究[J]. 机床与液压,2018,46(10):26-28.
- [4] 杨振朝,张定华,姚倡锋. TC11 钛合金插铣加工铣削力影响参数的灵敏度分析[J]. 航空学报,2009,30(9):1776-1781.
- [5] 韩 江,窦龙龙,夏 链,等. 基于径向基函数近似模型的板料自由折弯成形回弹预测[J]. 锻压技术,2019,44

(6):30-35.

- [6] 王 银,孙泽刚,李开世,等. 基于 Kriging 代理模型液压锥阀抗空化结构优化研究[J]. 液压与气动,2019,329(1):78-83.
- [7] 康俊涛,柯志涵,胡 佳. 基于 Kriging 模型和模拟退火粒子群算法的结构有限元模型修正[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2019,43(4):657-661.
- [8] 岳建平,甄宗坤. 基于粒子群算法的 Kriging 插值在区域地面沉降中的应用[J]. 测绘通报,2012(3):59-62.
- [9] 游海龙,贾新章. 基于遗传算法的 Kriging 模型构造与优化[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(1):64-68.
- [10] 刘 夏,莫树培. 改进克里金插值算法的井下无线定位指纹库构建方法[J]. 传感技术学报,2019,32(7):1100-1106.
- [11] 朱恒军,王冠钰,张 靓. 基于改进 Kriging 插值的煤矿井下定位算法[J]. 东北石油大学学报,2018,42(6):126-132,12.
- [12] 李晨霖,王仕成,张金生,等. 基于改进的 kriging 插值方法构建地磁基准图[J]. 计算机仿真,2018,35(12):278-282.
- [13] TONGX, LIN J, JI Y, et al. Global optimization of wireless seismic sensor network based on the Kriging model and improved particle swarm optimization algorithm[J]. **Wireless Personal Communications**, 2017,95(3):2203-2222.
- [14] YONG Z, LI Ben-Wei, FEIX Z, et al. Surrogate model optimization of compressor characteristics based on QPSO algorithm[J]. **Journal of Propulsion Technology**, 2014, 35(11):1537-1543.
- [15] ZHAO Y, LI B W, ZHANG Y, et al. The optimization and application of Kriging model based on quantum-behaved particle swarm optimization[J]. **Applied Mechanics and Materials**, 2014(599-601):1772-1776.
- [16] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. **Advances in Engineering Software**, 2016(95):51-67.
- [17] 曾 威,丘文生,宋 红,等. 基于 Kriging 插值的钢轨打磨温度预测[J]. 铁道科学与工程学报,2018,15(6):203-210.
- [18] 杨淑花,李 瑜. 莲藕泡菜品质检测中电子鼻检测参数的优化[J]. 包装与食品机械,2018(4):25-29.
- [19] 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.

[编辑:方越婷]

本文引用格式:

向 莹,张 祺. 基于 WOA-Kriging 算法的钛合金切削力预测数学模型研究[J]. 机电工程,2020,37(7):789-794.

XIANG Ying, ZHANG Qi. Cutting force prediction mathematical model of titanium alloy based on WOA-Kriging algorithm[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020,37(7):789-794.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>