

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.11.004

钛合金切削加工参数优化数学模型及工艺参数分析研究*

杜红春¹, 张 祺^{2*}

(1. 江苏食品药品职业技术学院 基础部, 江苏 淮安 223002; 2. 攀枝花学院 智能制造学院, 四川 攀枝花 617000)

摘要: 钛合金材料在加工过程中, 由于加工参数选择不合理存在材料变形的问题, 为优化钛合金机械加工参数, 提出了一种采用基于量子粒子群算法的 Kriging(克里金)代理模型。建立了钛合金切削加工参数与主切削力之间的数学模型; 探讨了 BOX-BEHNKEN 试验、正交试验、优化拉丁超立方试验、全因子试验 4 种不同试验设计方案对 Kriging 代理模型精度的影响, 确定了 Kriging 代理模型的最佳试验设计方案; 采用量子粒子群算法对传统的 kriging 的变异函数参数进行了优化, 提高了 Kriging 模型拟合精度; 在建立的数学模型的基础上, 讨论了加工参数对切削力的影响。研究结果表明: 改进后算法的 KRIGING 模型的精度评价指标得到提升, 模型精度得到了明显的提高; 进给量、刀具前角与钛合金主切削力呈负相关, 切削速度与钛合金主切削力呈正相关。

关键词: 参数优化; 数学模型; 试验设计; 量子粒子群算法; 变异函数

中图分类号: TH161; TG506

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2020)11-1280-08

Mathematical model of machining parameters optimization for titanium alloy cutting and process parameter analysis

DU Hong-chun¹, ZHANG Qi²

(1. Department of Basic Courses, Jiangsu Food & Pharmaceutical Science College, Huaian 223002, China;

2. School of Intelligent Manufacturing, Panzhihua University, Panzhihua 617000, China)

Abstract: Aiming at the deformation of titanium alloy material caused by the unreasonable selection of machining parameters in the process of machining titanium alloy materials, the Kriging surrogate model was proposed to establish the mathematical model between machining parameters and main cutting force of titanium alloy. The accuracy of Kriging model established by different sample data was studied. The influence of four design of experiment methods including box-behnken design of experiment, orthogonal design of experiment, optimized Latin hypercube design of experiment and full-factor design of experiment on the accuracy of Kriging model was discussed based on the analysis results of different cutting parameters obtained under the same working condition. Meanwhile, quantum particle swarm optimization with levy was adopted to optimize the variation function parameters of traditional kriging to improve the fitting accuracy of Kriging model based on the best experimental design scheme, and proposed a mathematical model with higher accuracy for the optimization of titanium alloy cutting parameters. The influence of machining parameters on cutting force was discussed based on the established mathematical model. The simulation results indicate that the precision evaluation index of the Kriging model based on quantum particle swarm optimization with levy are improved. The accuracy of the optimized Kriging model has been significantly improved. Feed and tool front angle are negatively correlated with the main cutting force, while cutting speed is positively correlated with the main cutting force.

Key words: parameter optimization; mathematical model; design of experiment; quantum particle swarm optimization; variation function

收稿日期: 2020-03-11

基金项目: 四川省科技支撑计划项目(2013JYZ009); 四川省钎钛材料工程技术研究中心重点项目(2020FTGC-Z-02); 四川省教育厅科研项目(16ZA0407)

作者简介: 杜红春(1972-), 女, 江苏淮安人, 副教授, 主要从事高等数学及应用方面的研究。E-mail: duhongchun1972@163.com

通信联系人: 张祺, 男, 博士, 副教授。E-mail: pzhuq@126.com

0 引言

钛合金材料在加工过程中,由于加工参数选择不合理,会导致材料存在变形问题。有必要对钛合金切削加工参数进行优化,提出精度更高的数学模型;并在建立的数学模型的基础上,讨论加工参数对切削力的影响。

实际工程优化问题通常需要建立一个或者是多个优化目标函数,在特定的条件和约束下实现工程优化^[1]。代理模型是解决实际工程优化问题关键技术之一,能够以少量样本数量建立满足工程实际使用的数学模型^[2],同时减少了物理试验次数,提高了优化效率^[3]。代理模型是一种主要包含试验设计和近似方法的建模方法,试验设计为代理模型的建立提供了数据样本。根据样本抽取方式不同,试验设计方法主要有全因子试验、BOX-BEHNKEN、中心组合设计、正交试验、拉丁超立方试验、优化拉丁超立方试验、均匀设计等^[4-5]。近似方法则主要包括了包括多项式响应面(PRSM)^[6]、径向基函数(RBF)^[7]、Kriging 模型^[8]、人工神经网络(ANN)^[9]、支持向量回归(SVR)^[10]、基因表达编程^[11]等多种代理模型方法。Kriging 模型是一种常用的近似方法,由 Krige 提出^[12]。为提高其精度,学者们先后对其进行了改进和优化,特别是利用智能算法对其变异函数参数进行优化。如朱恒军等人^[13]采用改进灰狼优化算法,优化了 Kriging 模型的变异函数参数;李晨霖等人^[14]采用 PSO 算法优化了 Kriging 模型变异函数参数;薛小锋^[15]利用 GA 算法对模型的变异函数进行了寻优;刘辉元等人^[16]用模拟退火算法,提高了其理论变异函数拟合精度;刘夏等^[17]用模拟退火和人工蜂群,对 Kriging 模型变异函数进行了优化。

为研究不同样本数据建立 Kriging 模型的精度问题,笔者探讨不同试验方法产生的数据样本对 Kriging 模型精度的影响;同时在最佳的试验设计方案基础上,采用量子粒子群算法对传统的 Kriging 算法进行改进,优化变异函数参数,以提高 Kriging 算法的拟合精度。

1 克里金代理模型

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,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:

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

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

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。

式(3)中的 θ 为 Kriging 模型的变差函数的参数,其大小通过极大似然估计法求解优化问题的方式来确定:

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

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{N_s} (y_s - \mathbf{F}\tilde{\beta})^T \mathbf{R}^{-1} (y_s - \mathbf{F}\tilde{\beta}) \quad (4)$$

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 模型的近似表达式为:

$$\tilde{y}(x) = f_x^T \tilde{\beta} + [\mathbf{R}(x, x^{(1)}), \mathbf{R}(x, x^{(2)}), \dots, \mathbf{R}(x, x^{(N_s)})]^T \mathbf{R}^{-1} (y_s - \mathbf{F}\tilde{\beta}) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{F}$ —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; $\mathbf{R}$ —相关性矩阵; N_s —样本点数。

2 试验设计

2.1 切削仿真试验因素水平

参考文献[18],笔者讨论建立切削速度、进给量以及刀具前角 3 个参数与切削力之间的数学模型。切削速度、进给量以及刀具前角 3 个参数各取 3 个水平,则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	进给量/ mm · r ⁻¹	刀具前角/ (°)	切削速度/ m · min ⁻¹	水平
水平 1	0.1	5	60	水平 1
小平 2	0.15	8	90	小平 2
水平 3	0.2	10	120	水平 3

2.2 试验设计及其响应

笔者研究不同试验方法产生的数据样本对 KRIGING 模型精度的影响,分别对文献中的 3 个因素 3 个水平进行 BOX-BEHNKEN 试验^[19]、正交试验^[20]、优化拉丁超立方试验^[21]、全因子试验^[22],然后分析得到的试验及其主切削力响应情况。

全因子试验设计及其切削力响应如表 2 所示。

表 2 全因子试验设计及其切削力响应

编号	进给量/ $\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$	刀具前角 $/(^{\circ})$	切削速度/ $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$	主切削力 F_z/N
1	0.1	5	60	204.5
2	0.1	5	90	180.2
3	0.1	5	120	177.1
4	0.1	8	60	196.6
5	0.1	8	90	197.3
6	0.1	8	120	175.2
7	0.1	10	60	191.3
8	0.1	10	90	193.8
9	0.1	10	120	168
10	0.15	5	60	294
11	0.15	5	90	292
12	0.15	5	120	285.9
13	0.15	8	60	299.1
14	0.15	8	90	282.5
15	0.15	8	120	280.4
16	0.15	10	60	290.9
17	0.15	10	90	267.8
18	0.15	10	120	271.5
19	0.2	5	60	401.9
20	0.2	5	90	402.8
21	0.2	5	120	400.7
22	0.2	8	60	383.9
23	0.2	8	90	383.9
24	0.2	8	120	393.4
25	0.2	10	60	373.9
26	0.2	10	90	375.6
27	0.2	10	120	373

BOX-BEHNKEN 试验设计及其切削力响应如表 3 所示。

表 3 BOX-BEHNKEN 试验设计及其切削力响应

编号	进给量/ $\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$	刀具前角 $/(^{\circ})$	切削速度/ $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$	主切削力 F_z/N
1	0.15	5	60	294
2	0.15	5	120	285.9
3	0.15	10	60	290.9
4	0.15	10	120	271.5
5	0.1	5	90	180.2
6	0.2	5	90	402.8
7	0.1	10	90	193.8
8	0.2	10	90	375.6
9	0.1	8	60	196.6
10	0.2	8	60	383.9
11	0.1	8	120	175.2
12	0.2	8	120	393.4
13	0.15	8	90	282.5

正交试验设计及其切削力响应如表 4 所示。

表 4 正交试验设计及其切削力响应

编号	进给量/ $\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$	刀具前角 $/(^{\circ})$	切削速度/ $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$	主切削力 F_z/N
1	0.1	5	60	204.5
2	0.15	5	90	292
3	0.2	5	120	400.7
4	0.15	8	60	299.1
5	0.2	8	90	383.9
6	0.1	8	120	175.2
7	0.2	10	60	373.9
8	0.1	10	90	193.8
9	0.15	10	120	271.5

优化拉丁超立方试验设计及其切削力响应如表 5 所示。

表 5 优化拉丁超立方试验设计及其切削力响应

编号	进给量/ $\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$	刀具前角 $/(^{\circ})$	切削速度/ $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$	主切削力 F_z/N
1	0.15	10	90	267.8
2	0.1	8	60	196.6
3	0.1	5	120	177.1
4	0.1	5	120	177.1
5	0.15	8	120	280.4
6	0.2	10	60	373.9
7	0.2	5	90	402.8
8	0.2	10	60	373.9
9	0.15	8	90	282.5

3 基于不同试验设计的主切削预测模型精度研究

3.1 模型指标情况

根据参考文献,对于代理模型的模型精度检验指标,目前主要使用确定性系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对最大绝对值误差(RMAE)。其中,前 2 个指标主要表征了模型的全局近似精度,相对最大绝对值误差(RMAE)则用于反映模型的局部精度^[23]。根据参考文献[24],其数学表达式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

$$RMAE = \frac{\max\{|f_1 - \hat{f}_1|, |f_2 - \hat{f}_2|, \dots, |f_n - \hat{f}_n|\}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2}} \quad (8)$$

式中: n —测试样本点数目; f_i —第 i 个测试样本点处实际模型的真值; $\hat{f}_i$ —第 i 个测试样本点处代理模型的预测值。

R^2 越接近于 1,表明代理模型全局逼近的效果越好; $RMSE$ 越小,则代理模型的精度越高; $RMAE$ 值越小,表明代理模型的精度越高。

根据第 4 节中的试验设计及其响应值,基于不同试验设计的主切削预测模型指标情况如表 6 所示。

表 6 基于不同试验设计的主切削预测模型指标情况

指标	BOX-BEHNKEN 试验	正交试验	优化拉丁超 立方试验	全因子 试验
R^2	0.992 8	0.992 9	0.977 7	1
RMSE	7.005 4	6.944 3	12.352 4	1.238 2E-14
RMAE	0.203 4	0.243 8	0.464 1	5.690 7E-13

根据表 6 中的 BOX-BEHNKEN 试验、正交试验、优化拉丁超立方试验、全因子试验 4 种试验设计方法下建立的 kriging 代理模型, R^2 指标都大于 0.9,属于可用的范围。其中,全因子试验为最好,其次是全因子试验; $RMSE$ 指标中,全因子试验接近于 0,正交试验为 6.944 3,小于 BOX-BEHNKEN 试验和优化拉丁超立方试验; $RMAE$ 指标中,全因子试验接近于 0,正交试验为 0.243 8,小于优化拉丁超立方试验,但大于小 BOX-BEHNKEN 试验。

根据确定性系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对最大绝对值误差(RMAE)的情况可知,全因子试验最优,其次是正交实验。但是全因子试验需要对所在可能的试验进行全面试验,加大了试验成本,效率不高;综合判断正交试验的效果相对而言更好。

3.2 主切削力预测结果残差分析

笔者采用 BOX-BEHNKEN 试验、正交试验、优化拉丁超立方试验、全因子试验方法建立的 Kriging 近似模型,对全因子试验及其主切削力响应表中的主切削力进行预测。

BOX-BEHNKEN 试验残差图如图 1 所示。

从图 1 可以看出全因子实验中 27 个主切削力响应的预测情况;14 点与实际值偏差,偏差最大值接近 20 MPa;BOX-BEHNKEN 试验拟合误差在 $(-20, -10)$ 区间上 3 个点,在 $(-10, 0)$ 区间上 3 个点, $(0, 10)$ 区间上 6 个点, $(10, 20)$ 区间上 2 个点。

正交试验残差图如图 2 所示。

从图 2 可以看出全因子实验中 27 个主切削力响应的预测情况;17 点与实际值偏差,偏差最大值接近 20 MPa;正交试验拟合误差在 $(-20, -10)$ 区间上 4

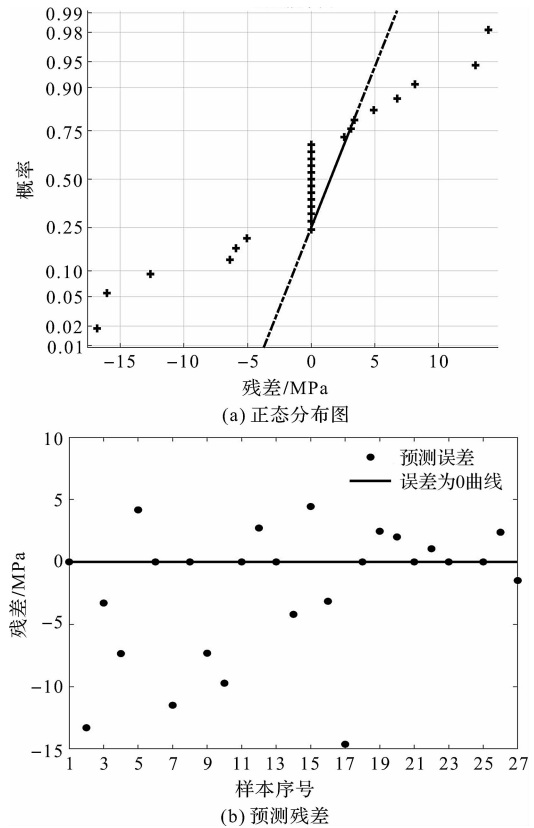


图 1 BOX-BEHNKEN 试验残差图

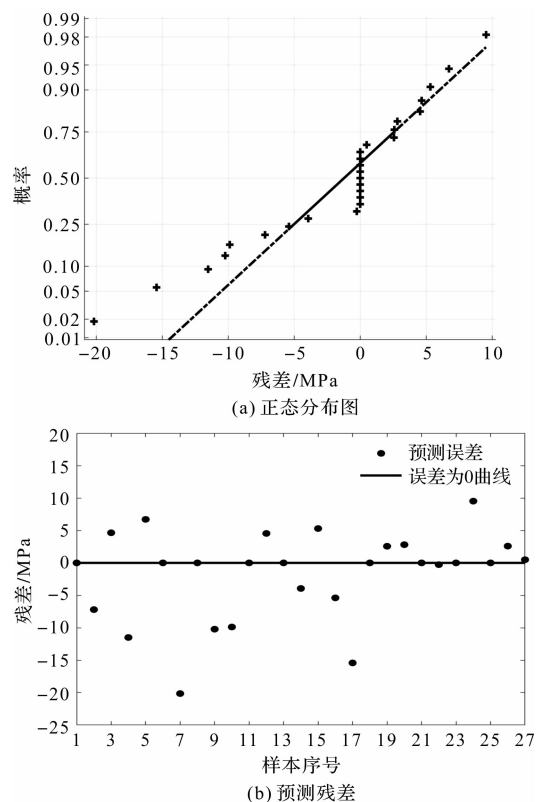


图 2 正交试验残差图

个点, $(-10, 0)$ 区间上 5 个点, $(0, 10)$ 区间上 9 个点。优化拉丁超立方试验残差图如图 3 所示。

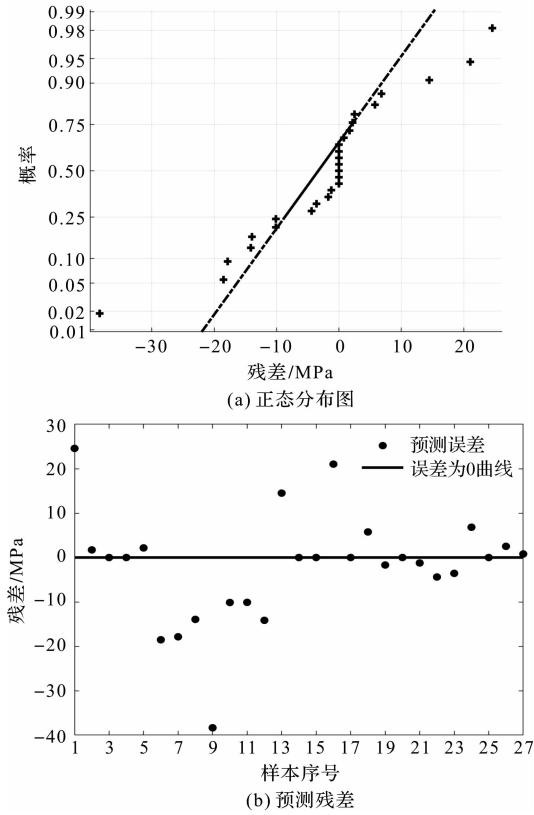


图3 优化拉丁超立方试验残差图

从图3可以看出全因子实验中27个主切削力响应的预测情况;19与实际值偏差,偏差最大值接近40 MPa;优化拉丁超立方试验拟合误差在 $(-40, -20)$ 区间上1个点, $(-20, -10)$ 区间上6个点, $(-10, 0)$ 区间上4个点, $(0, 10)$ 区间上5个点, $(10, 20)$ 区间上1个点, $(20, 30)$ 区间上2个点。

全因子试验残差图如图4所示。

从图4可以看出全因子实验中27个主切削力响应的预测情况;9点与实际值偏差,偏差值均小于1。

综合来看,从残差的正态分布全因子试验最好,次之是正交试验,其次 BOX-BEHNKEN;从3.1中的基于不同试验设计的主切削预测模型 R^2 、RSME 指标情况来看,正交试验方法的效果最好;综合残差图的偏差、残差的正态分布、 R^2 和 RSME 指标情况来看全因子试验最好,次之是正交试验,其次是 BOX-BEHNKEN,效果最差的是优化拉丁超立方试验。但是全因子试验需要对所有可能的试验进行全面试验,加大了试验成本,效率不高;综合判断正交试验的效果相对而言更好。

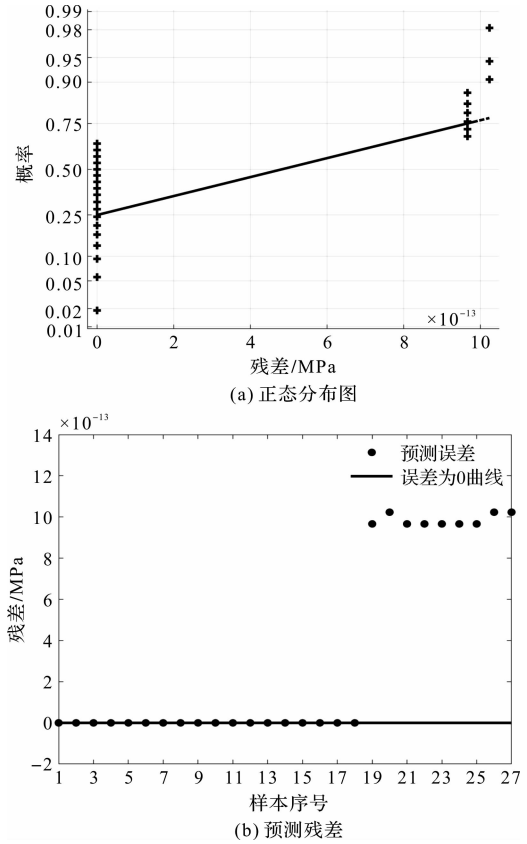


图4 全因子试验残差图

4 基于 QPSO 算法的预测模型改进及仿真

4.1 预测模型改进

标准粒子群算法粒子的速度和位置更新公式为:

$$V_{i,j}(t+1) = w(t)V_{i,j}(t) + c_1r_1[P_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] + c_2r_2[P_{g,j}(t) - X_{i,j}(t)] \quad (9)$$

$$X_{i,j}(t+1) = X_{i,j}(t) + V_{i,j}(t+1) \quad (10)$$

式中: $*_{i,j}(t)$ —第 t 次迭代粒子 i 第 j 维 $*$ 分量, $*$ = V , P, X ; $V_{i,j}$ 一般在限制在 $[X_{\min}, X_{\max}]$; c_1, c_2 —加速度常数,用于调整学习步长; r_1, r_2 — $[0, 1]$ 之间的随机数。

令 $\varphi_{i,j}(t) = \frac{c_1(t)r_{1,j}(t)}{[(c_1(t)r_{1,j}(t) + c_2(t)r_{2,j}(t))]}$, 取 $c_1 = c_2$, 因此有 $\varphi_{i,j}(t) \sim U(0, 1)$, $1 \leq j \leq N$, 则粒子收敛时以点为吸引, 且 $p_i(t)$ 为 p_{best} 和 g_{best} 间的随机值, 其表达式为:

$$p_{i,j}(t) = \varphi_{i,j}(t)P_{i,j}(t) + (1 - \varphi_{i,j}(t))P_{g,j}(t) \quad (11)$$

在迭代过程中, 粒子不断地靠近并最终到达点 p_i 。因此, 此时如果存在着一种势能(吸引势)在引导粒子向着 p_i 点靠近, 就能保证了整个粒子群体的聚集性, 而不会趋向无穷大。

具有量子行为的粒子群算法的位置更新方程表达式为:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \frac{L_{i,j}(t)}{2} \ln(1/u_{i,j}(t)),$$
$$u_{i,j}(t) \sim U(0,1) \tag{12}$$

笔者采用 $L_{i,j}(t) = 2\alpha |C_j(t) - X_{i,j}(t)|$, 则 QPSO 方程可转换为:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \alpha |C_j(t) - X_{i,j}(t)| \ln(1/u_{i,j}(t)), u_{i,j}(t) \sim U(0,1) \tag{13}$$

$$p_{i,j}(t) = P_{g,j}(t) + \varphi_{i,j}(t)[P_{i,j}(t) - P_{g,j}(t)] \tag{14}$$

$$C_j(t) = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,1}(t), \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,2}(t), \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,N}(t) \right) \tag{15}$$

式中: α —扩张—收缩因子。

笔者采用 QPSO 算法对其变异函数参数进行优化,以提高其拟合精度。

基于 QPSO 算法的 kriging 预测模型改进流程如图 5 所示。

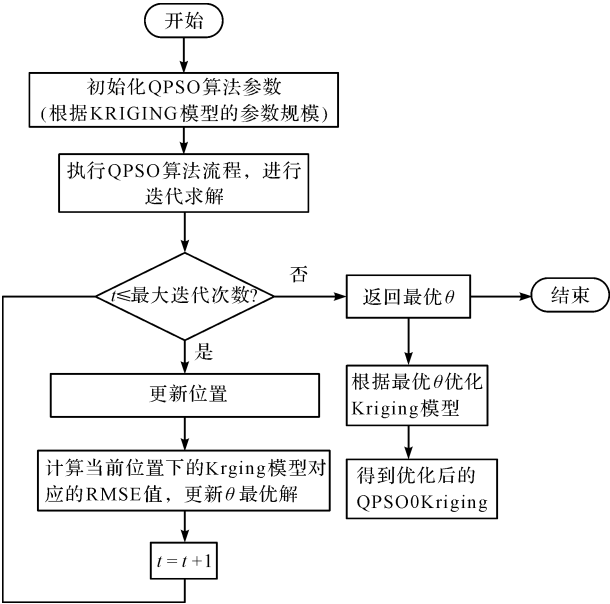


图 5 基于 QPSO 算法的 Kriging 预测模型改进流程

4.2 仿真与分析

利用 4.1 中的 QPSO-Kriging 模型算法,采用正交试验结果,基于 MATLAB 仿真平台建立优化后的 QPSO3KRIGING 模型,可得到其优化前后的 R^2 、RMSE、RMAE 的结果。

优化前后主切削力 Kriging 预测模型指标情况如表 7 所示。

根据表 7 中的优化前后主切削预测模型指标情况可以看出,采用 QPSO 算法对 Kriging 算法进行优化后,

表 7 优化前后主切削力 Kriging 预测模型指标情况

指标	KRIGING	QPSO - KRIGING	改进情况
R^2	0.992 9	0.995 2	提升 0.231 6%
RMSE	6.944 3	5.732 6	降低 17.449%
RMAE	0.243 8	0.177 0	降低 27.400%

确定性系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对最大绝对值误差(RMAE)都得到了一定的改善。其中,确定性系数(R^2)提升 0.231 6%,均方根误差(RMSE)降低 17.449%,相对最大绝对值误差(RMAE)降低 27.400%,优化后的 Kriging 模型的全局拟合精度和拟合精度都得到了提高。

基于 MATLAB 仿真平台建立优化后的 QPSO-Kriging 模型, QPSO-Kriging 模型建模残差图如图 6 所示。

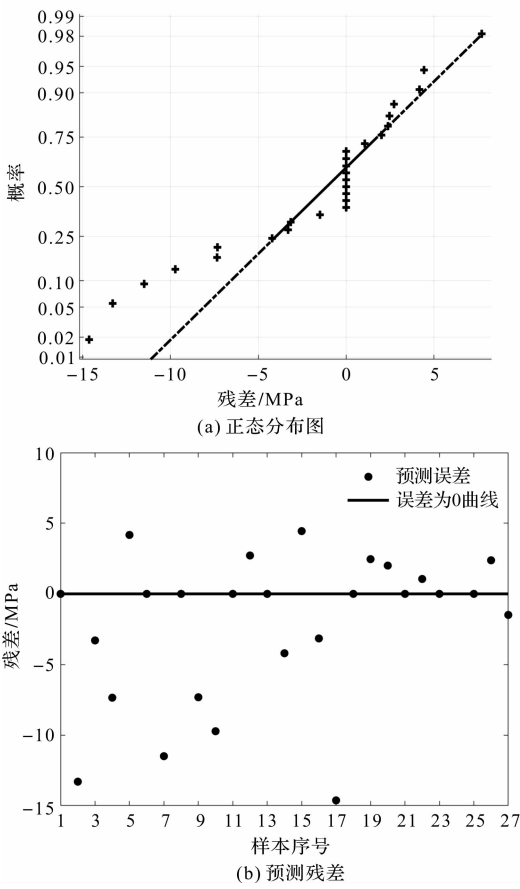


图 6 QPSO-Kriging 模型建模残差图

图 6 中,与图 3 相比较,从残差的正态分布和残差大小来看,优化前的 Kriging 算法误差分布在 $(-20, -10)$ 区间上 4 个点, $(-10, 0)$ 区间上 5 个点, $(0, 10)$ 区间上 9 个点;优化后的 Kriging 算法误差分布在 $(-15, -10)$ 区间上 3 个点, $(-10, 0)$ 区间上 7 个点, $(0, 10)$ 区间上 8 个点;优化前的误差范围在 $(-20, 10)$, 优化后的误差范围在 $(-15, 10)$ 。由此可见,误差范围得到了进一步的缩小,提高了其精度。

5 工艺参数分析

根据建立的数学模型,笔者分析钛合金切削加工过程中切削速度、进给量以及刀具前角 3 个参数对切削力的影响。

加工工艺参数对切削力的影响如图 7 所示。

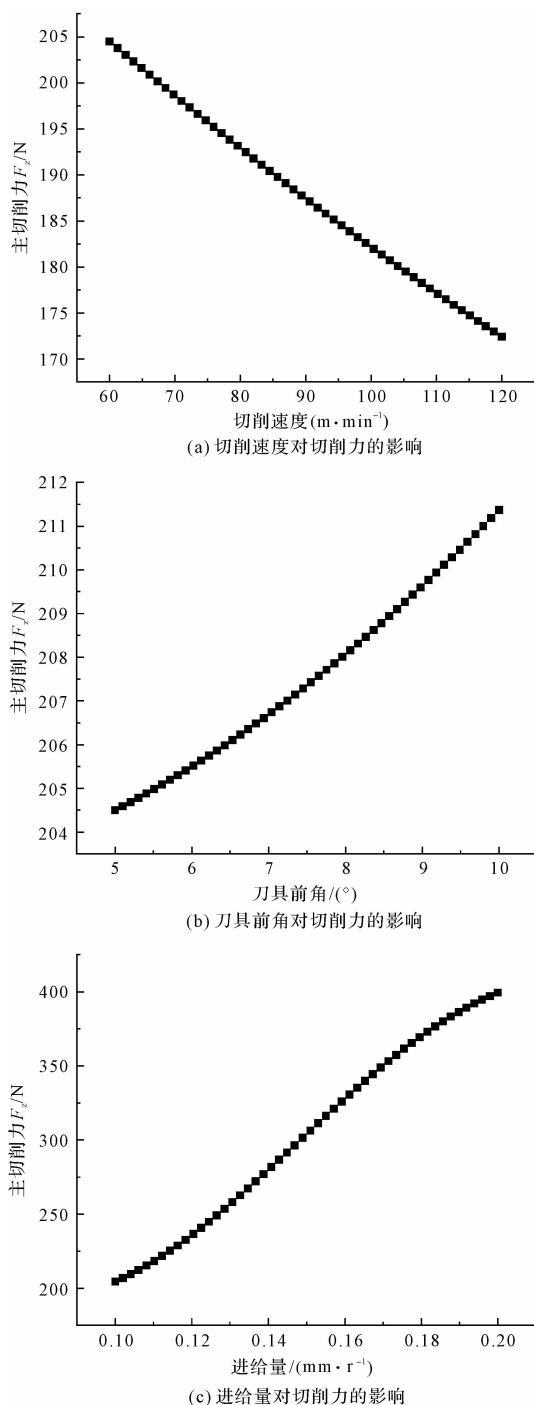


图 7 加工工艺参数对切削力的影响

由图 7 可以看出:切削速度的增大,钛合金切削力的由大变小,呈下降趋势;随着刀具前角、进给量的增大则钛合金切削力的由小变大。

加工工艺参数交叉变化对切削力影响的等高线图

如图 8 所示。

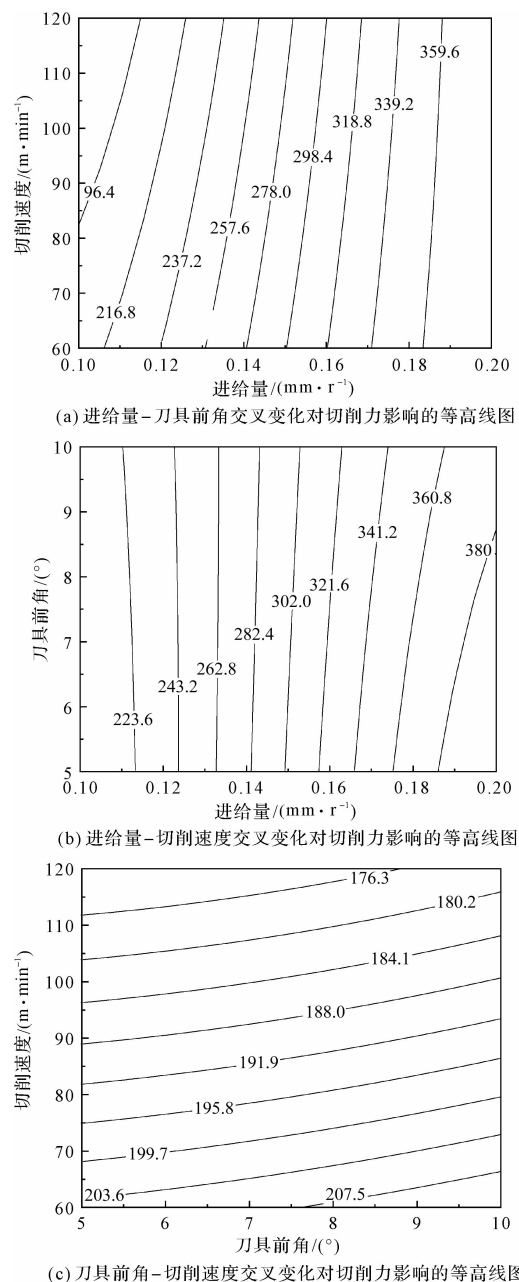


图 8 加工工艺参数交叉变化对切削力影响的等高线图

从图 8 可以看出:切削速度、进给量以及刀具前角 3 个参数两两交叉变化时,没有引起响应面的急剧变化和突变,进给量-切削速度、进给量-刀具前角引起主切削力变化范围增大。

6 结束语

针对钛合金材料在加工过程中加工参数选择不合理导致的变形问题,笔者研究了不同样本数据建立 Kriging 模型的精度问题;同时采用量子粒子群算法,对传统的 Kriging 的变异函数参数进行了优化。

研究表明:

(1) 利用同一工况下取得的不同切削参数的分析

结果,采用 BOX-BEHNKEN 试验、正交试验、优化拉丁超立方试验、全因子试验 4 种试验设计方法下建立的 kriging 代理模型, R^2 、RMAE、RMSE 3 个评价指标,全因子试验最优,其次是正交实验。但是全因子试验需要对所在可能的试验进行全面试验,加大了试验成本,效率不高;综合判断正交试验的效果相对而言更好;

(2)采用 QPSO 算法对 Kriging 算法进行优化后,确定性系数(R^2)提升了 0.231 6%,均方根误差(RMSE)降低了 17.449%,相对最大绝对值误差(RMAE)降低了 27.400%;

(3)优化前的误差范围在(-20,10),优化后的误差范围在(-15,10),误差范围得到了进一步的缩小,提高了其精度,为钛合金切削加工参数优化问题提精度更高的数学模型;

(4)随着切削速度的增大,钛合金切削力由大变小,呈下降趋势;随着刀具前角、进给量的增大则钛合金切削力的由小变大。切削速度、进给量以及刀具前角 3 个参数两两交叉变化时,没有引起响应面的急剧变化和突变,进给量-切削速度、进给量-刀具前角引起主切削力变化范围增大。

参考文献(References):

- [1] 陈国栋,韩旭.基于代理模型的多目标优化方法及其在车身设计中的应用[J].金属加工(冷加工),2014(18):70-70.
- [2] 穆雪峰,姚卫星,余雄庆,等.多学科设计优化中常用代理模型的研究[J].计算力学学报,2005(5):100-104.
- [3] 文桂林,崔中,彭克立.基于近似模型的高速磨床零部件结构优化设计研究[J].中国机械工程,2009(8):27-31.
- [4] 胡昌华,扈晓翔,骆功纯.基于试验设计与弹道仿真的制导工具误差快速评价方法[J].中国惯性技术学报,2007(5):38-41.
- [5] 赵少甫,韩伟.试验设计与优化方法在中药提取中的应用[J].机电信息,2016(20):38-45.
- [6] VAVALLE A, QIN N. Iterative response surface based optimization scheme for transonic airfoil design[J]. *Journal of Aircraft*, 2005,42(2):413-420
- [7] SOBSTER A, LEARY S J, KEANE A J. On the design of optimization strategies based on global response surface approximation models[J]. *Journal of Global Optimization*, 2005,33(1):31-59
- [8] 周丹.基于响应面的轿车主减速齿轮多目标优化设计研究[J].机械传动,2015(10):66-69.
- [9] YAO X, LIU Y. A new evolutionary system for evolving artificial neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997,8(3):694-713.
- [10] YUN Y, YOON M, and NAKAYAMA H. Multiobjective optimization based on meta-modeling by using support vector regression[J]. *Optimization and Engineering*, 2009, 10(2):167-181
- [11] 刘宁,黄樟灿,谈庆.基于 GEP 的高速公路通行费预测方法研究[J].计算机应用研究,2019(7):1998-2002.
- [12] 贾布裕,余晓琳,颜全胜,等.基于 Kriging 改进响应面法的桥梁地震动力可靠度研究[J].振动与冲击,2013(16):87-92,110.
- [13] 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):12,126-132.
- [14] 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.
- [15] 薛小锋,王远卓,路成.基于改进 Kriging 模型的舰载机着舰下沉速度影响性分析研究[J].西北工业大学学报,2019,37(2):15-21.
- [16] 刘辉元,马金辉,黄琼.基于改进克里金插值的室内定位位置指纹库构建方法[J].重庆邮电大学学报:自然科学版,2017,26(6):45-51.
- [17] 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.
- [18] 王雷.基于 BP 神经网络的钛合金加工切削力预测模型研究[D].天津:天津理工大学机械工程学院,2016.
- [19] 贾佳.基于 Taguchi-BBD 方法的 PMSM 齿槽转矩抑制[J].微电机,2019,52(4):12-16.
- [20] 郭喜平,张波,程西送.金刚石锯片锯齿径向槽槽优化设计研究[J].机电工程,2019,36(9):954-958.
- [21] JIN R C, CHEN W, SUDJANTO A. An efficient algorithm for constructing optimal design of computer experiments[J]. *JOURNAL OF STATISTICAL PLANNING AND INFERENCE*. 2005,134(1):268-287.
- [22] 常舟,陈耀龙.基于全因子试验的轴承沟道磨削工艺研究[J].航空制造技术,2018(9):52-58.
- [23] 王大鹏.支持向量回归与常用近似模型的非线性预测性能比较研究[J].工业控制计算机,2010(9):56,60-62.
- [24] JIN R, CHEN W, SIMPSON T W. Comparative studies of metamodeling techniques under multiple modelling criteria[J]. *Structural Optimization*, 2001,23(1):1-13.

[编辑:冯黎雅]

本文引用格式:

杜红春,张祺.钛合金切削加工参数优化数学模型及工艺参数分析研究[J].机电工程,2020,37(11):1280-1287.

DU Hong-chun, ZHANG Qi. Mathematical model of machining parameters optimization for titanium alloy cutting and process parameter analysis[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020,37(11):1280-1287.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>