

引文格式: 岳源, 王璋. 基于改进粒子群算法的钛合金 TC25 铣削参数优化 [J]. 航空制造技术, 2022, 65(22): 119-124.

YUE Yuan, WANG Zhang. Optimization of titanium alloy TC25 milling parameters based on improved particle swarm optimization[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(22): 119-124.

基于改进粒子群算法的钛合金TC25 铣削参数优化*

岳源¹, 王璋²

(1. 中国民用航空飞行学院航空电子电气学院, 广汉 618307;

2. 中国民用航空飞行学院航空工程学院, 广汉 618307)

[摘要] TC25 钛合金是一种在航空制造领域被广泛应用的材料。为了在铣削加工中平衡其加工效率和表面质量, 提出了一种改进粒子群算法对其加工参数进行寻优计算。首先, 基于加工效率模型和表面质量模型建立 TC25 钛合金铣削加工的优化模型。然后, 引入佳点集方法初始化粒子群算法种群, 并借鉴共生/竞争机制构建自适应参数。同时分别基于支配关系和鸣叫召唤机制建立粒子群算法中个体和种群最优更新策略。最后, 使用优化后参数对工件加工, 并测量其表面粗糙度。通过对 6 个点位的测量, 发现相较优化前, 优化后的表面粗糙度降低了 16.7%, 加工效率提高了 36.2%。优化结果经过形貌仪验证, 为后续 TC25 钛合金加工提供有益的参考。

关键词: TC25 钛合金; 铣削加工; 多目标优化; 表面质量; 改进粒子群算法

Optimization of Titanium Alloy TC25 Milling Parameters Based on Improved Particle Swarm Optimization

YUE Yuan¹, WANG Zhang²

(1. Institute of Electronic and Electrical Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;

2. College of Aviation Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

[ABSTRACT] TC25 titanium alloy is a material widely used in the aviation manufacturing field. In order to balance the machining efficiency and surface quality in milling, an improved particle swarm optimization algorithm was proposed to optimize the machining parameters. Firstly, based on the machining efficiency model and surface quality model, the optimization model of TC25 titanium alloy milling was established. Then, the good point set method was introduced to initialize the population of the particle swarm optimization algorithm, and the adaptive parameters were constructed based on the symbiosis/competition mechanism. At the same time, the optimal updating strategies of individual and population in particle swarm optimization algorithms are established based on dominance relationship and calling mechanism. Finally, the workpiece is machined using optimized parameters and its surface roughness is measured. Through the measurement of 6 points, it is found that the surface roughness after optimization is reduced by 16.7% and the machining efficiency is increased by 36.2%. The roughness instrument verified the optimization results, which can provide a valuable reference for the subsequent processing of TC25 titanium alloy.

Keywords: TC25 titanium alloy; Milling processing; Multi objective optimization; Surface quality; Improved particle swarm optimization

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2022.22.119

* 基金项目: 国防科技重点实验室基金(6142101200108); 中国民用航空飞行学院面上项目基金(J2021-046); 民航局教育人才类基金(14002600100017J173)。

TC25 钛合金在 600 °C 时仍有较好的力学性能,因此被广泛应用于航空制造领域^[1]。特别是在发动机机匣、整体叶盘等关键零部件的制造中,TC25 钛合金占据了重要的地位^[2]。为了满足工程需要,通常需要对这类零部件进行铣削加工,由于该类零部件具有刚度低、壁厚薄的特性,在加工过程中容易出现加工余量大、表面质量差的问题,因此,提高加工效率和改善加工质量是提升加工能力的基础^[3]。然而,加工效率和加工质量同时达到最优是十分困难的,这需要对加工参数进行精确设计,以平衡加工效率和加工质量。

Ringgaard 等^[4]以材料去除率最大为目标,采用基于梯度的优化方法对加工参数进行了优化,但这种方法对加工中多种因素的共同作用考虑不足。相较于传统优化方法,智能优化算法更容易处理非线性、多目标的优化问题,因此,国内外学者探索了智能算法在加工参数优化中的应用。Solarte-pardo 等^[5]采用遗传算法求解了铣削加工参数优化问题。韩变枝等^[6]应用灰关联分析法对镍基高温合金 GH4698 的铣削加工参数进行了多目标优化。迟玉伦等^[7]基于遗传算法对铣削工艺参数进行了优化。张克道等^[8]利用帝王蝶算法,以最小生产成本和最大生产效率为目标,建立了铣削参数的数学优化模型。陈虹松等^[9]使用遗传算法研究了航空叶片加工中的最佳工艺参数组合。Kumar^[10]和秦建华^[11]等综合使用遗传算法和粒子群算法对铣削加工参数的优化进行了研究。

上述研究基于智能优化算法,对不同加工参数的优化问题进行了研究,但是面向 TC25 钛合金铣削问题的参数优化十分有限,原因有:

- (1) 粒子群算法虽然具备迭代速度快的优势,但是其解容易陷入局部最优;
- (2) 多数优化算法验证的方法相对单一,对优化结果的验证不够充分。

根据 TC25 钛合金铣削加工过程和工艺特点,本文通过对粒子群算法进行改进来优化铣削加工工艺参数。首先,根据主轴转速、轴向切深、径向切深、进给速度建立了加工效率模型。然后,基于钛合金 TC25 加工效率和表面质量模型,建立了铣削加工参数优化模型,再从种群初始化方法、权重协同自适应变化、个体最优更新机制、种群最优更新机制多个方面对粒子群算法进行改进。最后利用表面粗糙度测试仪进行了试验验证。

1 TC25 铣削试验

1.1 工件理化特性与试验条件

为了研究铣削过程中不同参数对表面粗糙度和加工效率的影响,选用 TC25 (Ti-Al-Sn-Zr-Mo-W-Si) 钛

合金为试验工件材料进行试验。工件为 250 mm × 150 mm × 10 mm 的钛合金板,其化学成分与物理力学特性分别如表 1 和 2 所示。

试验在 VMC63 立式加工中心上进行,使用刀具为 $\Phi 8$ mm 四刃硬质合金立铣刀,装夹工件为液压平口虎钳,冷却方式为油冷,加工现场如图 1 所示。

1.2 试验设计

在考虑到实际加工条件后,本文以 TC25 钛合金铣削的主轴转速 n 、轴向切深 a_p 、径向切深 a_e 、每齿进给量 f_z 为试验因素,以表面粗糙度和加工效率为试验指标。基于马尧等^[12]研究中的正交试验方法,确定各因素的水平如表 3 所示。

2 铣削加工参数优化模型

为了达到较好的铣削效果,需要优化铣削加工参数。和传统的优化问题不同,铣削过程中,需要兼顾加工效率与表面质量,即需要在获得较高的加工效率的基础上取得较好的表面质量。故基于加工效率模型和表面质量模型上提出铣削加工参数的优化目标函数。

表 1 钛合金 TC25 试验工件的化学成分(质量分数)

Table 1 Chemical composition of TC25 titanium alloy (mass fraction) %

Ti	Al	Mo	Sn	Zr	W	Si	杂质
余量	6.1	2.12	1.95	1.05	1.05	0.135	0.2

表 2 试验工件力学性能

Table 2 Mechanical properties of test work pieces

密度/(kg · m ⁻³)	弹性模量/GPa	泊松比
6.9	2.1	1.7



图 1 铣削加工图

Fig.1 Milling drawing

2.1 加工效率模型

如图2所示,铣削加工效率可以用单位时间的铣削体积来表征,因此TC25钛合金铣削表面加工效率模型为

$$V = a_p \cdot a_e \cdot v_f \quad (1)$$

式中, V 为单位时间的铣削体积; a_p 为轴向切深; a_e 为径向切深; v_f 为进给速度。其中,进给速度 v_f 受每齿进给量 f_z 、转速 n 、立铣刀齿数 m 的影响,即

$$v_f = f_z \cdot n \cdot m \quad (2)$$

2.2 表面质量模型

根据马尧等^[12]的研究可知,TC25钛合金铣削表面表面质量模型为

$$R_a = 3.5148n^{-0.0256} a_p^{0.0585} a_e^{0.0657} f_z^{0.8353} \quad (3)$$

式中, R_a 为金属表面粗糙度; n 为主轴转速; a_p 为轴向切深; a_e 为径向切深; f_z 为每齿进给量。

2.3 铣削加工参数优化模型

综上所述,根据实际加工条件,可建立如下铣削加工参数优化的数学模型:

$$\begin{aligned} & \min R_a(n, a_p, a_e, f_z); \\ & \max V(a_e, a_p, a_e, a_f); \\ & \text{s.t.} \begin{cases} n_{\min} \ll n \leq n_{\max} \\ a_{p\min} \ll a_p \leq a_{p\max} \\ a_{e\min} \ll a_e \leq a_{e\max} \\ f_{z\min} \ll f_z \leq f_{z\max} \end{cases} \quad (4) \end{aligned}$$

表3 试验因素与水平^[12]

Table 3 Test factors and levels^[12]

水平	主轴转速 $n/(r \cdot \min^{-1})$	轴向切深 a_p/mm	径向切深 a_e/mm	每齿进给量 f_z/mm
1	1000	0.1	2	0.04
2	2000	0.2	3	0.06
3	3000	0.3	4	0.08
4	4000	0.4	5	0.1

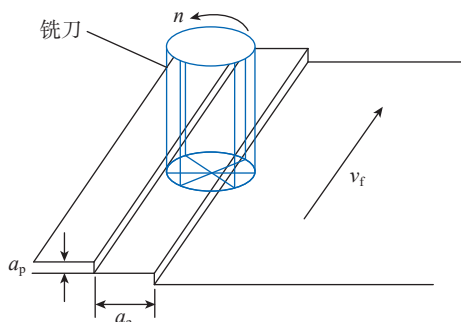


图2 铣刀加工示意图

Fig.2 Schematic diagram of milling cutter

3 基于改进粒子群算法的多目标优化

粒子群算法是对鸟群捕食行为的模拟。粒子在算法中代表了鸟群中的鸟,粒子位置代表了鸟在鸟群中的位置,粒子的速度代表了鸟以多大速度趋近鸟的新位置^[13]。其速度和更新法则为

$$v_i^{t+1} = \omega \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_i^t - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest^t - x_i^t) \quad (5)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (6)$$

式中, v_i^{t+1} 表示第 i 个粒子在 $t+1$ 时刻的速度; x_i^t 表示第 i 个粒子在 t 时刻的位置; $pbest_i^t$ 表示第 i 个粒子的个体极值在 t 时刻的位置; $gbest^t$ 表示种群的全局极值在 t 时刻的位置; ω 表示惯性权重; c_1 表示粒子对个体极值的追随,是粒子的认知因子; c_2 表示粒子对种群极值的追随,是粒子的社会因子; r_1, r_2 表示 $[0, 1]$ 上的随机数。

3.1 引入佳点集的种群初始化

一般粒子群算法中的初始种群由伪随机数法生成,但是这种方法初始种群的均匀性较差,难以覆盖整个种群空间。如果初始化的种群分布离实际解的分布较远,会导致难以找到所求的解。因此,这里引入佳点集,使用分圆域方法生成初始种群,数学表达为^[14]

$$\gamma = \left\{ \left\{ 2 \cos \frac{2\pi}{p} \right\}, \left\{ 2 \cos \frac{2\pi}{p} \right\}, \dots, \left\{ 2 \cos \frac{2\pi}{p} \right\} \right\} \quad (7)$$

式中, p 为素数,且 $p \geq 2s+3, s=2, s$ 为所构造佳点的序数。

如图3所示,同时生成种群规模为100的二维初始种群分布图。图3(b)中的种群分布更加均匀,其多样性也较随机法更好。

3.2 基于共生/竞争机制的自适应参数改进

粒子群算法的参数影响着算法的全局搜索能力和局部搜索能力,粒子的控制参数往往是随着迭代次数的增加而非线性变化的。根据吕柏行^[15]和冯茜^[16]等的研究可知,惯性权重 ω 、认知因子 c_1 在搜索初期取较大值有利于加快搜索效率,在搜索末期取较小值有利于搜索收敛,社会因子 c_2 则相反,这种趋势和自然界生物种群繁衍的情况类似。 ω 和 c_1 的关系类似两种共生的生物种群, c_2 和 ω 、 c_1 的关系类似互相竞争的生物种群。因此,借鉴生物种群生长函数,可得

$$\omega(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{-1}{1 + e^{-t}} + \omega_{\min} \quad (8)$$

$$c_1(t) = (c_{1\max} - c_{1\min}) \cdot \frac{-1}{1 + e^{-t}} + c_{1\min} \quad (9)$$

$$c_2(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{-1}{1 + e^{-t}} + \omega_{\min} \quad (10)$$

式中,下标 \max 和 \min 表示算法中参数最大值和最小值; t 表示当年迭代次数。

可见,随着迭代次数的增加, ω 、 c_1 从较大值变为较小值, c_2 从较小值变为较大值。这意味着在迭代前期,粒子追求全局搜索能力,而在迭代的后期,粒子追求局部搜索能力。

3.3 基于支配关系的个体最优粒子更新

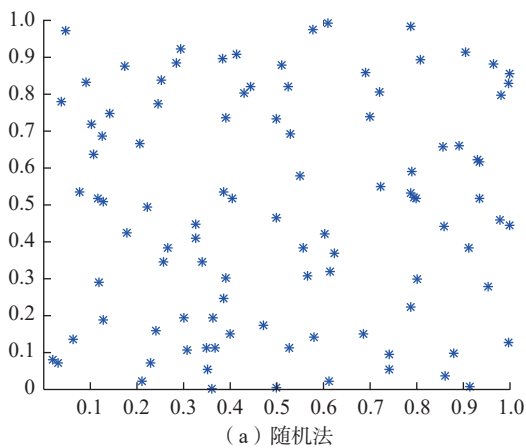
为了获取更快的求解速度,需要对所得的解进行筛选得到非劣解集。通过更新非劣解集对个体最优粒子进行更新。具体步骤如下:

首先设置初始非劣解集,当不存在其他粒子更优于当前粒子时,则称该粒子不受其他粒子支配;然后,将该粒子储存在初始非劣解集中;最后,每次粒子更新前,都从非劣解集中随机筛选一个粒子作为群体最优粒子。

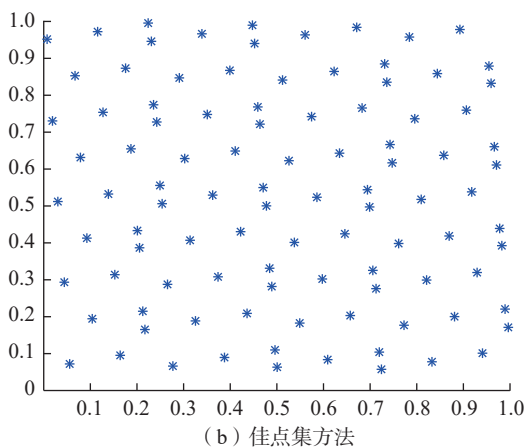
输入: 初始 pop (), 种群规模 sizepop

输出: 新种群 pbest ()

- (1) pop (i)
- (2) pop (j)
- (3) for i=1:sizepop
- (4) for j=1:sizepop



(a) 随机法



(b) 佳点集方法

图3 随机法和佳点集方法生成初始种群

Fig.3 Random method and good note method to generate initial population

- (5) if $j \sim i$
- (6) 对 pop (i) 和 pop (j) 的支配关系进行判断
- (7) 生成非劣解集
- (8) 选取生成 pbest()
- (9) end if
- (10) end for
- (11) end for

3.4 基于鸣叫机制的种群更新策略

鸟群中的鸟一般通过观察其他鸟的飞行位置来更新自己的位置,但鸟也可以通过其他鸟的鸣叫声来决定自己的位置。当鸟发现食物时会发出召唤声,召唤声越强意味着此处离食物越近,应该加速前往该位置。鸣叫声会随着鸟与鸟之间距离的增大而减弱。这里借鉴这种机制,引入召唤激励因子来更新粒子群算法的粒子位置。

该策略首先计算群体解的聚集程度 Q , 然后判断聚集程度 Q 是否高于设定值 Q_1 。如果高于设定值 Q_1 , 则通过引入召唤激励因子 α , 使粒子加速运动。如果不高于设定值, 则按原更新机制更新, 具体为

$$Q = \frac{|gbest'_{max} - gbest'_{min}|}{gbest'_{max}} \quad (11)$$

$$\alpha = e^{t/t_{max}} \quad (12)$$

$$\begin{cases} c_2 \cdot \alpha (gbest'_i - x'_i) & \text{if } Q > Q_1 \\ c_2 \cdot r_2 (gbest'_i - x'_i) & \text{if } Q \leq Q_1 \end{cases} \quad (13)$$

3.5 优化结果与分析

基于上述算法设计,在 Inter 2.5 GHz 主频, 16 GB 内存的 PC 机上,使用 Matlab 2017b 进行仿真试验。

其中,使用传统遗传算法 (Genetic algorithm, GA)、粒子群算法 (Particle swarm algorithm, PSO)、本文改进粒子群算法 (Improved particle swarm algorithm, IPSO) 对文中 2.3 节问题进行求解。算法具体的参数设置如表 4~6 所示。

经过迭代计算后,得到非劣解构成 Pareto 最优前沿如图 4 所示。可以看出, IPSO 算法得到解集均匀分布在 Pareto 前沿,且分布范围较广; PSO 算法得到的解集分布不够均匀,特别是其解集在表面粗糙度 R_a 大于 0.25 时,分布不均匀的现象更加明显; GA 算法得到解集虽然分布均匀,但距离 Pareto 前沿较远。因此 IPSO 算法性能更好。

同时,据图 4 可知,当材料去除率增加时,表面粗糙度 R_a 也在增加。航空零部件都对表面质量有较高的要求,因此,为符合实际加工需要,这里选取表面质量要求达到 R_a 0.2 μm 附近的点作为优化设计点。取表 3 中第 14 组加工参数的表面质量实际测量值与优化后结果进

行对比,结果如表 7 所示。可以看出,对于所选点,优化后的方案相较于优化前^[12],表面粗糙度降低 15.9%,加工效率增加 32.6%。为了进一步验证优化后方案合理性,采用优化后的加工参数对工件进行加工,并测量其表面粗糙度的数值。

4 验证试验

为了验证优化方案的科学性,按照优化后的参数对材料进行加工。并对加工后的材料进行表面粗糙度测量。如图 5 所示,选取两个加工轨道上的 6 个点位进

表 4 GA 算法参数设置
Table 4 GA algorithm parameter setting

参数名	值
变异概率 P_m	0.1
交叉概率 P_c	0.9
最优个体系数 P	0.3
种群规模 N	50
最大迭代次数 T_{max}	150

表 5 PSO 算法参数设置
Table 5 PSO algorithm parameter setting

参数名	值
学习因子 c_1	1.49
学习因子 c_2	1.49
惯性权重 ω	0.5
种群规模 N	50
最大迭代次数 T_{max}	150

表 6 IPSO 算法参数设置
Table 6 IPSO algorithm parameter setting

参数名	值
学习因子 c_{1min}	0.5
学习因子 c_{1max}	2.5
学习因子 c_{2min}	0.5
学习因子 c_{2max}	2.5
惯性权重 ω_{min}	0.1
惯性权重 ω_{max}	1.4
种群规模 N	50
最大迭代次数 T_{max}	150
聚集度 Q_1	0.5

行测量,其中取样长度 $l=0.8\text{ mm}$,评定长度取 $2l$,选择 Rc 滤波,测量结果如表 8 所示,其表面粗糙度平均值为 $0.189\text{ }\mu\text{m}$ 。

对比优化后的表面粗糙度理论值和 6 组实际加工的测量值,发现:

- (1) 优化后的值与实际测量值的平均值误差为 1.05%,小于 5%,优化结果可信;
- (2) 优化后的平均表面粗糙度比优化前降低了 16.7%。

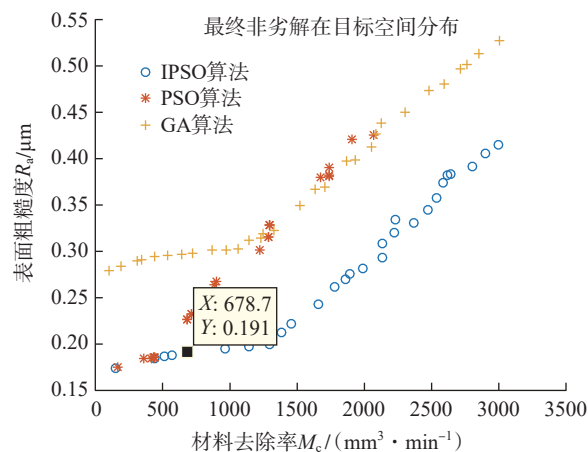


图 4 Pareto 最优前沿
Fig.4 Pareto optimal frontier

表 7 加工参数优化结果
Table 7 Machining parameter optimization results

优化前后	$n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	a_p/mm	a_e/mm	f_z/mm	$R_a/\mu\text{m}$	V/mm^3
优化前	4000	0.2	4	0.040	0.227	512
IPSO 优化后	4000	0.268	3.923	0.040	0.191	679
IPSO 变化率/%	0	34	-1.925	0	-15.9	32.6



图 5 加工后工件测量点位
Fig.5 Measuring point of workpiece after machining

表 8 表面粗糙度实测结果与优化结果对比
Table 8 Comparison between measured results and optimized results of surface roughness

点位	测量值/ μm	误差值/%	平均值/ μm
1	0.190	0.52	0.189
2	0.184	3.66	
3	0.188	1.57	
4	0.186	2.62	
5	0.193	1.05	
6	0.195	2.09	

5 结论

本文以 TC25 合金作为试验材料进行铣削试验,研究钛合金铣削工艺参数对铣削结果的影响,并以表面质量和加工效率为目标进行多目标优化,得出以下结论。

(1) 通过改进粒子群算法可以在较快的加工效率基础上保持较高的表面质量。其优化的效果相较传统算法更好。与早期改进粒子群算法只在粒子更新机制上的改进方法相比,本文中的方法从种群初始化方法、算法参数、粒子更新机制 3 个方面进行了优化,更适合对 TC25 这种难加工材料的铣削参数优化。

(2) 利用改进粒子群算法进行多目标优化,与试验初始参数相比,当选取表面粗糙度 $R_a=0.191 \mu\text{m}$ 时,最优参数组合为 $n=4000 \text{ r/min}$ 、 $a_p=0.268 \text{ mm}$ 、 $a_e=3.923 \text{ mm}$ 、 $f_z=0.04 \text{ mm}$;优化后表面粗糙度 R_a 降低了 15.9%,加工效率增加了 32.6%。

参考文献

[1] 张利军,薛祥义,常辉.我国航空用变形钛合金材料[J].中国材料进展,2012,31(8):40-46.
ZHANG Lijun, XUE Xiangyi, CHANG Hui. Deformation of titanium alloy materials for China aircraft[J]. Materials China, 2012, 31(8): 40-46.

[2] 吴崇周.钛合金在飞行器中的作用[J].宇航材料工艺,2016,46(5):8-12.
WU Chongzhou. Effects of titanium alloy on flying equipments[J]. Aerospace Materials & Technology, 2016, 46(5): 8-12.

[3] 唐军,秦卫东,王清江,等.TC25G 钛合金整体叶盘锻件的组织和力学性能研究[J].热加工工艺,2019,48(1):39-42.
TANG Jun, QIN Weidong, WANG Qingjiang, et al. Investigation on microstructure and mechanical properties of TC25G titanium alloy blisk forgings[J]. Hot Working Technology, 2019, 48(1): 39-42.

[4] RINGGAARD K, MOHAMMADI Y, MERRILD C, et al. Optimization of material removal rate in milling of thin-walled structures using penalty cost function[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2019, 145: 103430.

[5] SOLARTE-PARDO B, HIDALGO D, YEH S S. Cutting insert and parameter optimization for turning based on artificial neural networks

and a genetic algorithm[J]. Applied Sciences, 2019, 9(3): 479.

[6] 韩变枝,明伟伟,陈明,等.基于灰关联法的 GH4698 铣削加工参数优化[J].制造技术与机床,2017(9):124-128.
HAN Bianzhi, MING Weiwei, CHEN Ming, et al. Optimum parameters in milling GH4698 based on grey relational analysis[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2017(9): 124-128.

[7] 迟玉伦,李郝林.基于机床刀具加工变形研究的铣削工艺参数优化方法[J].振动与冲击,2014,33(20):86-90.
CHI Yulun, LI Haolin. Milling parameters optimization method based on studying cutting tool deformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(20): 86-90.

[8] 张克道,陈向坚,王平心.帝王蝶优化算法在铣削参数优化中的应用[J].山西大学学报(自然科学版),2022,45(1):68-76.
ZHANG Kedao, CHEN Xiangjian, WANG Pingxin. Application of monarch butterfly optimization algorithm in milling parameter optimization[J]. Journal of Shanxi University (Natural Science Edition), 2022, 45(1): 68-76.

[9] 陈虹松,董定乾,黄兵,等.基于遗传算法的航空叶片铣削加工工艺参数优化[J].工具技术,2021,55(9):68-73.
CHEN Hongsong, DONG Dingqian, HUANG Bing, et al. Optimization of process parameters for Ti-Al alloy milling simulation processing based on genetic algorithm[J]. Tool Engineering, 2021, 55(9): 68-73.

[10] KUMAR A H, SUBBA RAO G, RAJMOHAN T. Comparison of optimum cutting parameters for AISI1042 in turning operation by genetic algorithm and particle swarm optimization[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 813-814: 285-292.

[11] 秦建华,李智.改进型粒子群算法在数控加工切削参数优化中的应用[J].组合机床与自动化加工技术,2005(5):9-11.
QIN Jianhua, LI Zhi. Application of improved particle swarm algorithm in NC machining parameter optimization[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2005(5): 9-11.

[12] 马尧,岳源.钛合金 TC25 铣削表面粗糙度预测模型研究[J].制造技术与机床,2020(8):141-145.
MA Yao, YUE Yuan. Study on predictive model for surface roughness of milling titanium alloy TC25[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2020(8): 141-145.

[13] POLI R, KENNEDY J, BLACKWELL T. Particle swarm optimization[J]. Swarm Intelligence, 2007, 1(1): 33-57.

[14] 张铃,张钺.佳点集遗传算法[J].计算机学报,2001,24(9):917-922.
ZHANG Ling, ZHANG Bo. Good point set based genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Computers, 2001, 24(9): 917-922.

[15] 吕柏行,郭志光,赵韦皓,等.标准粒子群算法的优化方式综述[J].科学技术创新,2021(28):33-37.
LÜ Bohang, GUO Zhiguang, ZHAO Weihao, et al. A review on optimization methods of standard particle swarm optimization[J]. Scientific and Technological Innovation, 2021(28): 33-37.

[16] 冯茜,李擎,全威,等.多目标粒子群优化算法研究综述[J].工程科学学报,2021,43(6):745-753.
FENG Qian, LI Qing, QUAN Wei, et al. Overview of multiobjective particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(6): 745-753.

通讯作者:王璋,讲师,博士,研究方向为表面工程。

(责编 七七)