

基于差分进化算法的叶片辊轧工艺参数优化

张 瑜¹, 嵇子杰², 赵 飞¹

(1. 安阳工学院 机械工程学院, 河南 安阳 455000; 2. 辽宁工程技术大学 机械工程学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 针对因轧制工艺排布不合理而降低叶片表面质量的问题, 采用单因素实验方法分析不同压下率 ε 、摩擦因数 μ 和轧制速度 v 等工艺参数对叶片表面性能的影响规律。采用正交实验方法建立叶片的表面粗糙度、硬度以及残余应力预测模型, 并基于 Design-Expert 检验法验证预测模型的显著性。以表面粗糙度最小、硬度和残余应力最大为多目标函数, 采用差分进化算法对不同轧制工艺进行了优化, 获得叶片轧制工艺优化参数为 $\varepsilon=13\%$ 、 $\mu=0.04$ 、 $v=6\text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$, 对应的硬度值为 329.8 HV、表面粗糙度为 0.317 μm 、残余应力为 -738.5 MPa, 该研究结果为叶片的轧制加工提供了数据支撑。

关键词: 叶片; 辊轧工艺; 差分进化算法; 表面粗糙度; 残余应力

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2025.04.017

中图分类号: TG337.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2025) 04-0141-07

Optimization on blade rolling process parameters based on differential evolution algorithm

Zhang Yu¹, Ji Zijie², Zhao Fei¹

(1. College of Mechanical Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, China;

2. College of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: For the problem of reducing the surface quality of blade due to unreasonable rolling process arrangement, the influences of different process parameters such as reduction rate ε , friction coefficient μ and rolling speed v on the surface performance of blade were analyzed by single factor experiment method. Then, the surface roughness, hardness and residual stress prediction model of blade were established by orthogonal experiment method, and the significance of the prediction model was verified based on Design-Expert test method. Furthermore, taking minimum surface roughness, maximum hardness and maximum residual stress as the multi-objective function, the different rolling processes were optimized by differential evolution algorithm, and the optimization parameters of rolling process for blade were obtained as $\varepsilon=13\%$, $\mu=0.04$, $v=6\text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$. The corresponding hardness was 329.8 HV, the surface roughness was 0.317 μm , and the residual stress was -738.5 MPa. Thus, the research results provide data support for the rolling processing of blade.

Key words: blade; rolling process; differential evolution algorithm; surface roughness; residual stress

航空发动机叶片的楔横轧技术可实现无余量精密塑性成形, 能够直接获得叶片的复杂型面 (三维空间曲面), 已成为国内外叶片制造技术的重要工艺之一^[1]。然而, 轧制工艺排布不合理将引起叶片的表面粗糙度、硬度以及表层残余应力分布不均匀等问题, 导致叶片表面质量、疲劳强度降低^[2]。因此, 优化叶片轧制工艺参数对提高叶片表面质量具有重要的实际意义。

淮文博等^[3]提出了水平区间优先方法, 对 GH4169 高温合金叶片的抛光工艺参数进行了多目标

优化。刘德等^[4]采用灰色关联模型对钛合金叶片的抛光工艺参数进行了优化分析。此外, 国内外学者对轧制工艺优化也进行了相应的研究。崔金星等^[5]基于轧辊振动数据, 建立了基于工艺机理的贝叶斯神经网络数据模型, 实现了轧制状态精准预测。张华伟等^[6]采用正交实验结合灰色关联分析方法对差厚板盒形件轧制工艺参数进行了多目标优化。张欣等^[7]建立了不锈钢冷连轧多目标函数, 采用遗传算法完成了轧制规程优化。陈乐乐等^[8]通过 ABAQUS 软件分析了 7050 铝合金非等厚带筋壁板的压弯成形。戴南等^[9]基于网格搜索算法和粒子群优化算法对 GH4169 高温合金叶片精锻工艺进行了优化。孙杰等^[10]对冷连轧的轧制工艺进行了协调优化控制, 并提出了板形控制优化方法, 开发了基于数据融合的轧机振动控制策略。张殿华等^[11]基于神经网络和 Topkis-Veinott 协同优化算法

收稿日期: 2024-03-21; 修订日期: 2024-06-19

基金项目: 河南省科技攻关项目 (252102220083); 河南省高等学校重点科研项目 (25A460018); 安阳市科技攻关项目 (2023C01GX034)

作者简介: 张 瑜 (1987-), 男, 博士, 副教授

E-mail: z13464238735@sina.com

对薄带材冷连轧轧制工艺进行了优化。曹丽茹等^[12]基于非支配排序遗传算法对 42CrMo 钢超声滚挤压工艺参数进行了多目标优化。秦勤等^[13]基于 ABAQUS 有限元仿真方法对皮尔格冷轧管机轧制力的影响参数进行了分析,并优选出合理的工艺参数。郝坤羽等^[14]建立了 C-Mn 钢的支持向量机力学性能预测模型,实现了 C-Mn 钢的轧制工艺参数优化。Li Y 等^[15]基于差分进化算法对串联冷连轧规程进行了优化。

综上所述,学者们分别采用了不同的智能算法对轧制工艺进行了优化,本文以轧制镍基高温合金叶片为研究对象,采用单因素实验测试,分析了压下率、摩擦因数和轧制速度等因素对叶片表面性能的影响规律。在此基础上,采用正交实验方法建立叶片的表面粗糙度、硬度以及残余应力预测模型,并以表面粗糙度最小、硬度和残余应力最大为多目标函数,采用差分进化算法,对不同轧制工艺下的叶片表面质量进行优化分析。最后,通过实验验证所提出的预测模型以及优化方法的有效性。

1 实验样品制备及测试

1.1 样品制备

本文研究的叶片为国产锻造的 GH4169 高温合

金,其化学成分如表 1 所示。在保证其他参数不变的条件下,通过调整叶片辊轧机的轧制速度、压下率和摩擦因数等工艺参数获得测试样品,探究不同的轧制工艺对叶片表面性能(硬度、表面粗糙度以及残余应力)的影响规律。

表 1 GH4169 高温合金的化学成分(%,质量分数)

Table 1 Chemical compositions of superalloy GH4169

(%, mass fraction)

C	Cr	Ni	Co	B	Mg	Mn	Si
≤0.08	17~21	50~55	≤1	≤0.006	≤0.01	≤0.35	≤0.35
Mo	Al	Ti	Nb	P	S	Cu	Fe
2.8~3.3	0.2~0.8	0.65~1.15	4.75~5.5	≤0.015	≤0.015	≤0.3	余量

叶片表面硬度通过 HVT-100 显微硬度测试系统进行测量,采用 Proto-LXRD 高速 X 射线残余应力分析仪进行残余应力测试,使用白光干涉表面三维形貌采集系统进行叶片表面三维微观形貌采集,测试过程如图 1 所示。

1.2 单因素测试

选择叶片轧制过程中的 3 个关键工艺参数——压下率 ε 、摩擦因数 μ 和轧制速度 v 作为单因素变量,通过改变 3 个影响因素研究其对叶片的表面粗

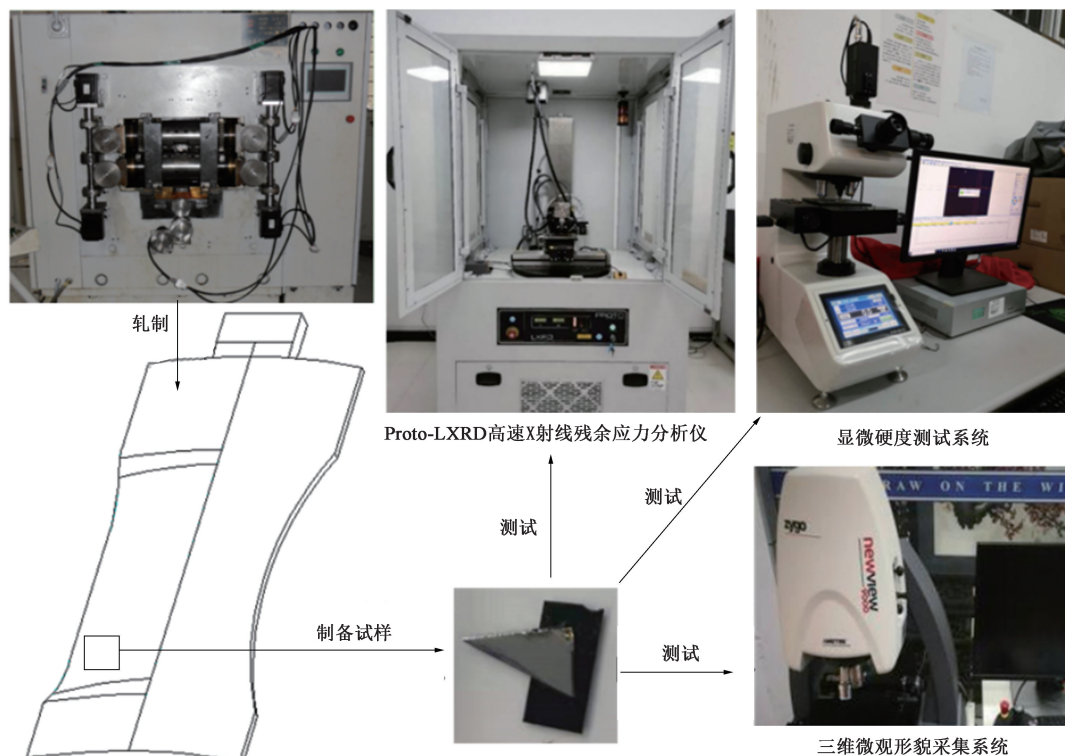


图 1 叶片试样测试过程

Fig. 1 Testing process of blade

糙度、硬度以及残余应力的影响，工艺参数布置如表 2 所示^[16]。选取如图 2 所示的叶片背截面关键节点进行表面粗糙度、硬度、残余应力测试，测试结果如图 3~图 7 所示。通过分析可知，各工艺参数均对叶片的表面粗糙度、硬度以及残余应力产生一定的影响。叶片表面硬度随着压下率、摩擦因数的增大呈非线性增大趋势，随着轧制速度的增大呈先增大后降低趋势。表面粗糙度随着摩擦因数的增大而增大，随着压下率的增大呈现下降趋势，而随着轧制速度的增大呈现非线性波动分布规律。表面残余应力随着各变量的增加均呈现先上升达到最高值后下降的趋势。

表 2 轧制工艺参数设置
Table 2 Setting of rolling process parameters

参数	数值
轧制速度 $v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	4、6、8、10、12
压下率 $\varepsilon/\%$	10、12、14、16、18
摩擦因数 μ	0.030、0.040、0.055、0.065、0.088

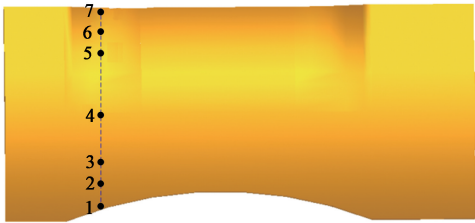


图 2 叶片背截面测试节点
Fig. 2 Test nodes on back section of blade

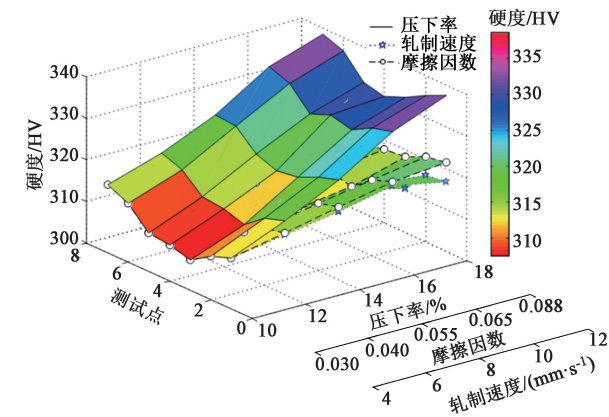


图 3 各工艺参数对表面硬度的影响
Fig. 3 Effect of process parameters on surface hardness

1.3 正交实验

叶片在轧制过程中受各工艺参数的共同作用，并非单个参数独立影响，因此，文中采用正交实验方法，将上述 3 个轧制工艺参数共同作为自变量，

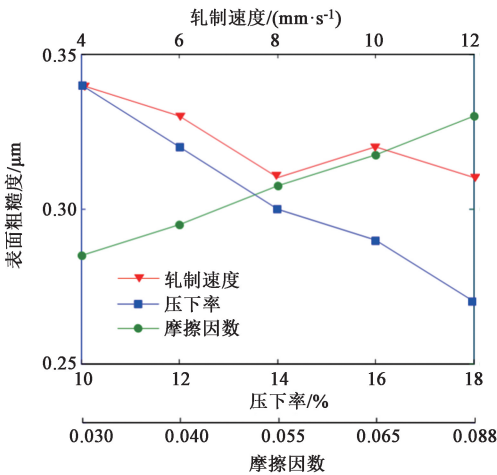


图 4 各工艺参数对表面粗糙度的影响
Fig. 4 Effect of each process parameter on surface roughness

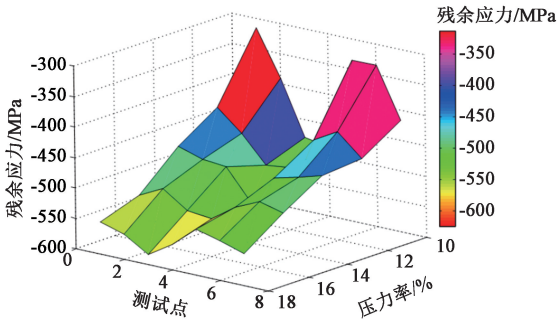


图 5 压下率对残余应力的影响
Fig. 5 Effect of reduction rate on residual stress

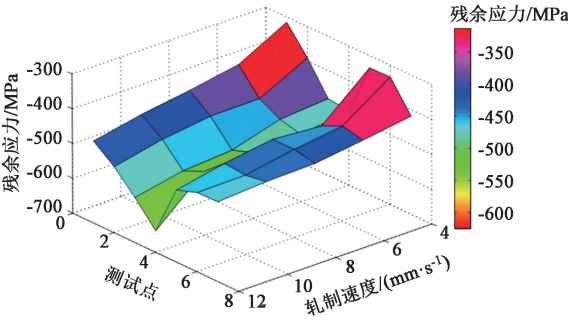


图 6 轧制速度对残余应力的影响
Fig. 6 Effect of rolling speed on residual stress

研究其对叶片表面粗糙度、硬度以及残余应力的影响，考虑表 2 中前 3 组数据为轧制常用工艺参数，且正交试验采用三因素三水平原则，设计正交实验方案如表 3 所示。以图 2 中节点 3 对应的硬度、残余应力以及表面粗糙度数值为例，测试结果如表 4 所示。

为构建上述轧制速度、压下率、摩擦因数与 3 个响应目标之间的非线性函数关系。采用二阶回归方法建立二阶数学模型：

$$y = a + \sum_{j=1}^m b_j x_j + \sum_{k < j} b_{kj} x_k x_j + \sum_{j=1}^m b_{jj} x_j^2 \quad (1)$$

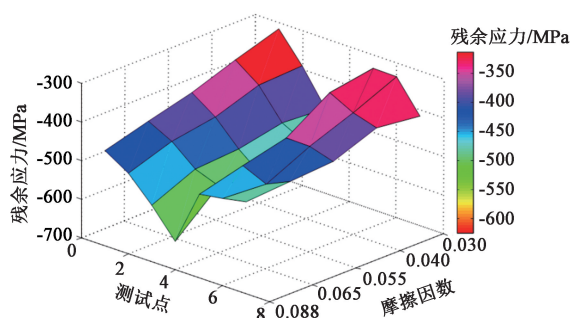


图 7 摩擦因数对残余应力的影响

Fig. 7 Effect of friction coefficient on residual stress

式中: y 为响应值; a 为预测模型系数; b_j 、 b_{kj} 、 b_{jj} 均为二阶数学模型中一次项、交叉项和二次项系数; x_k 、 x_j 为预测模型中的参数; k 、 j 为模型的参数种类, $k, j=1, \dots, m$, 且 $k \neq j$; m 为参数种类数量。

表 3 正交实验因素和水平

Table 3 Factors and levels of orthogonal experiment

因素	水平		
	-1	0	1
$\varepsilon/\%$	10	12	14
μ	0.030	0.040	0.055
$v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	4	6	8

表 4 节点 3 的正交实验结果

Table 4 Orthogonal experiment results for node 3

实验	水平			硬度/ HV	表面粗糙 度/ μm	残余应力/ MPa
	-1	0	1			
1	4	0.055	12	320.35	0.37	-460.3
2	8	0.055	12	323.01	0.38	-505.1
3	4	0.040	10	315.67	0.38	-435.4
4	4	0.040	14	325.47	0.36	-473.5
5	6	0.030	14	326.36	0.31	-470.7
6	6	0.040	12	318.72	0.37	-475.2
7	6	0.055	10	319.24	0.42	-468.4
8	8	0.040	14	322.25	0.35	-503.6
9	8	0.040	10	316.82	0.37	-466.4
10	6	0.030	10	314.54	0.33	-350.6
11	6	0.040	14	320.12	0.36	-491.3
12	8	0.040	12	319.45	0.36	-481.9
13	6	0.055	12	321.17	0.40	-484.8
14	6	0.055	14	324.06	0.39	-510.5
15	4	0.030	12	314.62	0.33	-437.2
16	8	0.030	12	316.85	0.34	-468.5
17	4	0.055	10	317.75	0.43	-450.6

采用非线性回归法对表 4 中数据进行拟合, 可得表面粗糙度、硬度以及残余应力的回归系数, 则多元回归模型为:

$$H = 305.6 - 2.9\varepsilon + 360.7\mu + 2.8v - 58.7\varepsilon\mu - 0.3\varepsilon v + 15.7\mu v + 0.4\varepsilon^2 + 4598.1\mu^2 \quad (2)$$

$$Ra = 0.1876 - 0.0212\varepsilon + 12.89\mu + 0.084v - 0.2301\varepsilon\mu + 0.0007\varepsilon v - 0.0806\mu v + 0.0008\varepsilon^2 - 82.177\mu^2 - 0.001v^2 \quad (3)$$

$$\sigma = 560 - 90\varepsilon - 17950\mu + 20v + 660\varepsilon\mu - 170\mu v + 104450\mu^2 \quad (4)$$

式中: H 为硬度; Ra 为表面粗糙度; σ 为残余应力。

为检验数学模型的显著性, 采用 Design-Expert 检验法对公式 (2) ~ 公式 (4) 的拟合度进行方差分析, 在分析过程中, 概率值 P 值越小, 说明模型显著性越高, 如 $P \leq 0.05$ 表明模型显著, 如 $P \leq 0.001$ 表明模型高度显著; 统计量 F 值越大, 说明工艺参数影响越大。

通过分析表 5 ~ 表 7 可知, 各工艺参数对应的 $P \leq 0.05$, 表明各工艺对表面粗糙度、硬度以及残余应力均具有显著的影响, 硬度模型中交互项对硬度影响显著, 表面粗糙度以及残余应力模型中无交互项影响。

表 5 硬度方差分析

Table 5 Variance analysis of hardness

误差源	平方和 SS	自由度 d_f	均方和 MS	统计量 F	概率值 P
Model 模型	182.47	9	20.27	5.82	<0.0001
压下率 A	0.9941	1	0.9941	20.54	<0.0001
摩擦因数 B	126.96	1	126.96	36.44	<0.0001
轧制速度 C	25.53	1	25.53	7.33	<0.0001
AB	4.77	1	4.77	1.37	0.0028
AC	0.0462	1	0.0462	0.013	0.0031
BC	12.25	1	12.25	3.52	0.0012
A^2	3.16	1	3.16	0.906	<0.0001
B^2	9.18	1	9.18	2.63	<0.0001
C^2	0.0728	1	0.0728	0.0209	0.0148
残差	24.39	7	3.48	—	—
失拟性	17.56	3	5.85	3.43	0.13251
误差	6.83	4	1.71	—	—
总合	206.86	16	—	—	—

表 6 表面粗糙度方差分析

Table 6 Variance analysis of surface roughness

误差源	平方和 SS	自由度 d_f	均方和 MS	统计量 F	概率值 P
Model 模型	0.0088	9	0.0029	5.4	<0.0001
压下率 A	0.0016	1	0.0016	10.14	<0.0001
摩擦因数 B	0.001	1	0.001	18.66	<0.0001
轧制速度 C	0.0078	1	0.0078	14.34	0.0023
残差	0.0071	13	0.0005	—	—
失拟性	0.0034	9	0.0004	0.401	0.003
误差	0.0037	4	0.0009	—	—
总合	0.0159	16	—	—	—

表 7 残余应力方差分析

Table 7 Variance analysis of residual stress					
误差源	平方和	自由度	均方和	统计量	概率值
	SS	d_f	MS	F	P
Model 模型	263.32	3	87.77	5.13	0.0013
压下率 A	249.54	1	249.54	14.59	<0.0001
摩擦因数 B	1.67	1	1.67	18.66	<0.0001
轧制速度 C	121.04	1	121.04	14.34	0.0071
残差	2227.82	13	1709.83	—	—
失拟性	2118.39	9	1906.47	2.68	0.017
误差	3168.35	4	70.59	—	—
总合	2249.13	16	—	—	—

2 工艺参数优化

差分进化算法的原理是在遗传算法进化思想的基础之上提出的，其操作思想为种群中个体通过不断竞争和改良之后生成临时个体，然后随机重组实现种群进化，最终实现目标问题最优化解。该算法主要包括初始化、变异、交叉和选择等步骤^[17-18]，因其在不确定性显著的优化问题中具有较强的搜索能力，因此被广泛应用于工业生产领域。算法流程如图 8 所示，其中， G 为进化代数， i 为计数数量， NP 为种群信息量的大小。

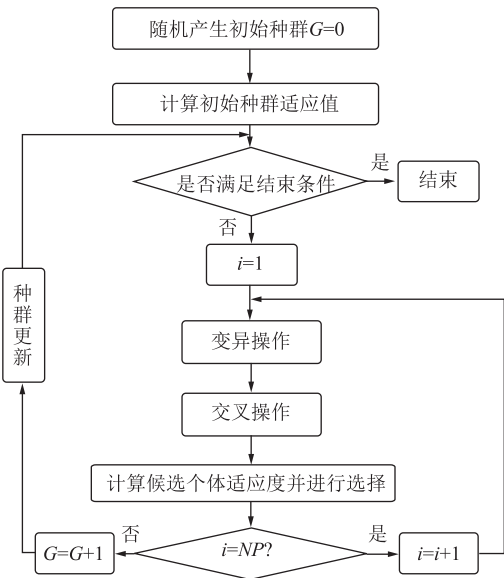


图 8 差分进化算法流程

Fig. 8 Flow of differential evolution algorithm

本文的目标函数为式 (2)~式 (4) 确定的数学模型，以压下率、摩擦因数和轧制速度作为变量，目的是实现叶片表面粗糙度最小、表面硬度以及残余应力最大。因残余应力主要为压应力是负值，为

实现其数值最大化，需在目标函数前添加负号。叶片表面性能目标函数和工艺参数优化数学描述如式 (5) 所示：

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ f_3(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \min Ra(v, \mu, \varepsilon) \\ \max H(v, \mu, \varepsilon) \\ \max -\sigma(v, \mu, \varepsilon) \end{bmatrix} \\ 4 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \leq v \leq 8 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \\ 0.03 \leq \mu \leq 0.055 \\ 10\% \leq \varepsilon \leq 14\% \end{cases} \quad (5)$$

式中： $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$ 、 $f_3(x)$ 分别为实现表面粗糙度最小化、硬度最大化、残余应力最大化的目标函数。

本次差分进化算法中模型参数设置如下：种群规模设为 100，交叉因子为 0.6，变异概率为 0.05。经过 100 次迭代后完成遗传算法优化计算，经过换算后的参数优化结果见表 8。

表 8 100 次迭代后参数优化结果

Table 8 Parameter optimization results after iteration of 100 times			
参数	压下率 $\varepsilon/\%$	轧制速度 $v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	摩擦因数 μ
数值	13	6	0.04

3 实验验证

为验证建立的预测模型以及多粒子群优化的有效性，在文中的 3 个模型中的工艺参数范围内随机选择 5 组进行验证实验，其中第 2 组选取本文优化结果进行对比，对比结果如表 9 所示。

表 9 参数优化结果对比

参数	工艺参数组合				
	1	2	3	4	5
压下率 $\varepsilon/\%$	12	13	11	14	16
轧制速度 $v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	4	6	5	8	10
摩擦因数 μ	0.03	0.04	0.055	0.065	0.088
硬度预测/HV	321.0	329.8	322.2	323.9	320.9
硬度测试/HV	310.7	340.6	332.7	311.5	334.6
误差/%	3.3	3.2	3.1	4.0	4.1
粗糙度预测/ μm	0.354	0.317	0.401	0.356	0.387
粗糙度测试/ μm	0.375	0.329	0.424	0.338	0.366
误差/%	5.6	3.6	5.4	5.3	5.7
残余应力预测/MPa	-667.3	-738.5	-648.7	-753.2	-671.1
残余应力测试/MPa	-642.6	-713.7	-621.3	-781.4	-652.5
误差/%	3.8	3.5	4.4	3.6	2.9

分析表 9 可知, 各组工艺参数对应的误差均控制在 10% 以内, 表明文中所建立的预测模型可靠, 且表面粗糙度最小值、硬度以及残余应力的最大值均在第 2 组, 验证了优化算法的有效性。

4 结论

(1) 采用单因素实验, 获得压下率、轧制速度以及摩擦因数对叶片表面粗糙度、硬度以及残余应力的影响分布规律。

(2) 采用正交实验方法建立了叶片轧制后的硬度、表面粗糙度以及残余应力预测模型, 通过方差分析获得了模型的显著性, 并通过实验对预测模型进行了验证。

(3) 通过差分进化算法对轧制工艺进行了多目标优化, 获得的叶片轧制工艺优化参数为: $v = 6 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 、 $\mu = 0.04$ 、 $\varepsilon = 13\%$, 对应的硬度值为 329.8 HV, 粗糙度为 $0.317 \text{ } \mu\text{m}$, 残余应力为 -738.5 MPa 。

参考文献:

- [1] 陆彦良, 吴永斌, 黄联杰, 等. TC6 钛合金叶片形变热处理工艺 [J]. 锻压技术, 2024, 49 (11): 169-174.
Lu Y L, Wu Y B, Huang L J, et al. Deformation heat treatment process of TC6 titanium alloy blades [J]. Forging & Stamping Technology, 2024, 49 (11): 169-174.
- [2] 鲜超, 史耀耀, 蔺小军, 等. 百叶轮抛光航空发动机叶片残余应力建模 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27 (8): 2204-2214.
Xian C, Shi Y Y, Lin X J, et al. Residual stress model of polishing aero-engine blades with abrasive cloth wheel [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27 (8): 2204-2214.
- [3] 淮文博, 史耀耀, 杜羽寅, 等. GH4169 叶片表面粗糙度和残余应力的砂布轮抛光工艺参数区间优选 [J]. 机械科学与技术, 2021, 40 (5): 721-726.
Huai W B, Shi Y Y, Du Y Y, et al. Optimization of polishing process parameters for surface roughness and residual stress of GH4169 blade with abrasive cloth wheel [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40 (5): 721-726.
- [4] 刘德, 史耀耀, 蔺小军, 等. 叶片抛光表面粗糙度与残余应力优化分析 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27 (5): 1328-1340.
Liu D, Shi Y Y, Lin X J, et al. Optimization analysis of surface roughness and residual stress of polished aero-engine blade [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27 (5): 1328-1340.
- [5] 崔金星, 邓烁, 彭艳, 等. 工业数据驱动的轧机振动预测和工艺优化 [J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42 (1): 110-116, 198.
Cui J X, Deng S, Peng Y, et al. Rolling mill vibration prediction and process optimization driven by industrial data [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42 (1): 110-116, 198.
- [6] 张华伟, 王永喆, 吴佳璐. 基于灰色关联分析的轧制差厚板盒形件充液拉深成形工艺参数多目标优化 [J]. 精密成形工程, 2023, 15 (2): 180-187.
Zhang H W, Wang Y Z, Wu J L. Multi-objective optimization of process parameters for tailor rolled blank box parts in hydro deep forming based on grey relation analysis [J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2023, 15 (2): 180-187.
- [7] 张欣, 陈树宗, 李旭, 等. 基于遗传算法的不锈钢冷连轧机轧制规程优化 [J]. 钢铁, 2023, 58 (7): 99-105.
Zhang X, Chen S Z, Li X, et al. Optimization of tandem cold rolling schedule for stainless steel strip based on genetical gorithm [J]. Iron and Steel, 2023, 58 (7): 99-105.
- [8] 陈乐乐, 胡德友, 王振, 等. 7050 铝合金非等厚带筋壁板压弯成形仿真分析与结构优化 [J]. 锻压技术, 2024, 49 (12): 52-58.
Chen L L, Hu D Y, Wang Z, et al. Simulation analysis and structural optimization on bending forming of 7050 aluminum alloy non-equal thickness panel with ribs [J]. Forging & Stamping Technology, 2024, 49 (12): 52-58.
- [9] 戴南, 余心宏, 郭佳鑫, 等. 基于支持向量回归的叶片挤压出料温度预测研究 [J]. 精密成形工程, 2022, 14 (8): 13-19.
Dai N, Yu X H, Guo J X, et al. Prediction of discharge temperature for blade extrusion based on support vector regression [J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2022, 14 (8): 13-19.
- [10] 孙杰, 陈树宗, 王云龙, 等. 冷连轧关键质量指标与轧制稳定性智能优化控制技术 [J]. 钢铁研究学报, 2022, 34 (12): 1387-1397.
Sun J, Chen S Z, Wang Y L, et al. Intelligent optimization control technology for key quality indexes and rolling stability of tandem cold rolling [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2022, 34 (12): 1387-1397.
- [11] 张殿华, 孙杰, 陈树宗, 等. 高精度薄带材冷连轧过程智能优化控制 [J]. 钢铁研究学报, 2019, 31 (2): 180-189.
Zhang D H, Sun J, Chen S Z, et al. Intelligent optimization control of tandem cold rolling process for high precision thins trip [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2019, 31 (2): 180-189.
- [12] 曹丽茹, 王晓强, 王排岗, 等. 基于 NSGA II 算法的超声滚挤压工艺参数优化 [J]. 塑性工程学报, 2022, 29 (7): 19-25.
Cao L R, Wang X Q, Wang P G, et al. Optimization of ultrasonic roll extrusion process parameters based on NSGA II algorithm [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2022, 29 (7): 19-25.

(下转第 200 页)