

基于神经网络-遗传算法的泵体零件热锻模具磨损与应力分析

刘寿军¹, 肖开永², 牛 腾¹, 王 永², 王雷刚¹

(1. 江苏大学 材料科学与工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 昆山惠众机电有限公司, 江苏 昆山 215331)

摘要: 基于 Archard 磨损模型和 BP 神经网络-遗传算法, 采用有限元模拟研究泵体零件锻造过程中工艺参数对模具的磨损深度及最大应力的影响规律。首先, 选取锻造温度、预热温度、摩擦因数、硬度和下压速度进行 5 因素 5 水平正交试验, 借助灰色关联的分析确定关键影响因子, 即锻造温度和摩擦因数。然后, 采用拉丁超立方抽样法对关键影响因子随机取样, 并采用 DEFORM 软件进行模拟, 再将锻造温度和摩擦因数作为输入, 将磨损深度和最大应力作为输出, 构建 $2 \times 12 \times 2$ 的神经网络-遗传算法优化模型, 确定最优锻造温度为 $481.6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、摩擦因数为 0.38, 此时最小磨损深度为 $1.44 \times 10^{-5}\text{ mm}$ 、最大应力为 1362 MPa。最后, 通过实际生产进行验证, 得到磨损深度和最大应力的模拟值与预测值吻合, 相对误差仅为 0.7% 和 4.0%, 主要磨损区域和应力分布情况与实际生产基本吻合, 验证了优化模型的可行性。

关键词: 神经网络; 遗传算法; Archard 磨损模型; 锻造温度; 模具磨损深度

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.02.026

中图分类号: TG316.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2024) 02-0208-07

Analysis on wear and stress of hot forging die for pump body parts based on neural network-genetic algorithm

Liu Shoujun¹, Xiao Kaiyong², Niu Teng¹, Wang Yong², Wang Leigang¹

(1. College of Materials Science and Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;

2. Kunshan Huizhong Electromechanical Co., Ltd., Kunshan 215331, China)

Abstract: Based on Archard wear model and BP neural network-genetic algorithm, the influence laws of process parameters on die wear depth and maximum stress during the forging process of pump body parts were studied by finite element simulation. Firstly, the orthogonal test of five factors and five levels was conducted by selecting forging temperature, preheating temperature, friction coefficient, hardness and pressing speed, and the key influencing factors, namely forging temperature and friction factor were determined by grey correlation analysis. Then, the key influencing factors were randomly sampled by Latin hypercube sampling method, and the simulation was conducted by software DEFORM. Furthermore, taking forging temperature and friction coefficient as the input and wear depth and maximum stress as the output, a $2 \times 12 \times 2$ neural network-genetic algorithm optimization model was constructed, and the optimum process parameters were determined as the forging temperature of $481.6\text{ }^{\circ}\text{C}$, the friction coefficient of 0.38, the minimum wear depth of $1.44 \times 10^{-5}\text{ mm}$ and the maximum stress of 1362 MPa. Finally, through actual production verification, the simulated values of wear depth and maximum stress were consistent with the predicted values, with the relative errors of only 0.7% and 4.0%, and the main wear area and the stress distribution were basically consistent with the actual production, verifying the feasibility of the optimized model.

Key words: neural network; genetic algorithm; Archard wear model; forging temperature; die wear depth

模锻工艺因为具有较高的产品质量和生产效率而被广泛用于零件的生产制造。在锻件成形过程中, 由于坯料流动充满模具型腔会导致模具表面磨损,

坯料的变形抗力使型腔内部存在较大的应力, 导致模具因磨损或开裂而失效, 严重减少了其服役次数^[1-2]。采用有限元模拟结合智能算法来探究锻造成形工艺, 对减少模具失效、增加其服役次数具有重要意义。车路长等^[3]将数值模拟和神经网络结合, 优化了筋板类吊挂锻件终锻模具的锻造工艺参数。马敬敬等^[4]构建了 4 层拓扑结构的神经网络模型, 优化了锻造工艺。初红艳等^[5]结合 DEFORM 模拟结果构建了 BP 神经网络模型, 有效预测了锻件

收稿日期: 2023-06-17; 修订日期: 2023-09-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51775249)

作者简介: 刘寿军 (1999-), 男, 硕士研究生

E-mail: sjliu_you@qq.com

通信作者: 王雷刚 (1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师

E-mail: lgwang@mail.ujs.edu.cn

的等效应力。李月超等^[6]提出了一种带齿轴套的闭式锻造工艺，并利用有限元技术对改进后的工艺进行全面分析。

本文以模具的磨损深度和最大应力为优化目标，采用正交试验法得到不同影响因子在不同水平条件下的输出值。借助灰色关联度分析获取关键工艺参数，然后利用神经网络-遗传算法寻优，获取最优工艺参数组合，最后，利用最优工艺参数组合进行实际生产试验和模拟，以验证本文优化方法的准确性。

1 泵体热锻模具有限元模拟及其结果分析

1.1 Archard 磨损模型及其修正

Archard 磨损模型是经典的金属体积塑性成形理论^[7]，认为金属表面磨损是由于磨削粒子在金属表面间移动产生局部压力，从而产生磨损。一般计算公式为：

$$dV = K \frac{dP \cdot dL}{H} \quad (1)$$

式中： dV 为磨损体积； K 为磨损因子，普通钢材料的 K 取值范围为 $1 \times 10^{-7} \sim 1 \times 10^{-2}$ ，文中 $K=10^{-5}$ ； dP 为模具与工件接触面的法向压力； dL 为模具与工件之间的切向相对滑移距离； H 为模具初始硬度。

Jahamir S 等^[8]以 H13 钢为研究对象对 Archard 磨损模型进行了修正：

$$W(T) = K(T) \cdot \frac{\sigma_n \cdot v \cdot dt}{H(T)} \quad (2)$$

式中： $W(T)$ 为随温度变化的磨损深度； $K(T)$ 为随温度变化的磨损因子； $H(T)$ 为随温度变化的材料硬度； T 为磨损过程中的温度； σ_n 为模具与工件接触的正应力； v 为模具与工件的相对滑移速度； t 为模具与工件的接触时间。

在 DEFORM 软件中^[9]，磨损模型如式 (3) 所示：

$$W = \int K \frac{P_m^a \cdot v^b}{H^c} dt \quad (3)$$

式中： W 为模具磨损深度； P_m 为模具与工件接触的表面正压力； $a=1$ ， $b=1$ ， $c=2$ ，均为与材料相关的标准常数。

1.2 锻造成形工艺及有限元模型建立

泵体零件的锻造工艺过程如图 1 所示，采用型材下料—火精锻工艺。使用 Solidworks 进行三维造型并保存 STL 格式文件，导入 DEFORM 软件中模拟热锻过程。模具结构及有限元模型如图 2 所示。模具材料为 H13 模具钢，划分 13 万个网格并进行局部细化；坯料为 Al-6082 铝合金材料，划分 12 万个网格，设置模拟步长为 0.25 mm。

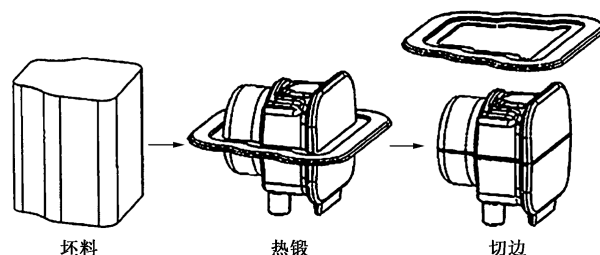


图1 型材下料及锻造工艺

Fig. 1 Profile cutting and forging process

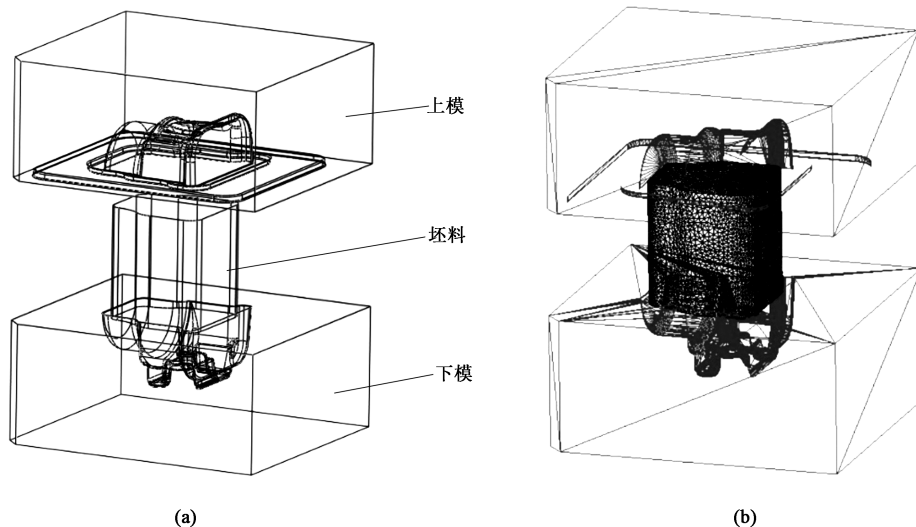


图2 热锻模具结构 (a) 及有限元模型 (b)

Fig. 2 Hot forging die structure (a) and finite element model (b)

1.3 正交试验及评价指标

根据 Archard 磨损模型, 选择锻造温度 T_w 、模具预热温度 T_m 、摩擦因数 f 、模具初始硬度 H 、锻压速度 V_1 为主要影响因子。铝合金在 420 ℃ 以上温度锻造时, 无润滑情况下的摩擦因数为 0.48~0.50, 润滑剂可以使摩擦因数降低 15%~25%, 因此, 加润滑时的摩擦因数为 0.360~0.425。铝合金的锻压速度通常在 15~50 mm·s⁻¹ 之间。正交试验的影响因子及水平如表 1 所示。以热锻模具的单次磨损深度 D 和最大应力值 P 为评价目标, 选择 $L_{25}(5^6)$ 正交试验表, 试验结果如表 2 所示。

表 1 正交试验因子及水平

Table 1 Factors and levels of orthogonal test					
水平	试验因子				
	锻造温度 $T_w/^\circ\text{C}$	预热温度 $T_m/^\circ\text{C}$	摩擦因数 f	模具初始硬度 H/HRC	锻压速度 $V_1/$ (mm·s ⁻¹)
1	400	100	0.36	40	10
2	425	175	0.38	42	20
3	450	250	0.40	44	30
4	475	325	0.42	46	40
5	500	400	0.44	48	50

表 2 正交试验方案和结果

Table 2 Schemes and results of orthogonal test

试验号	试验因子					评价目标	
	锻造温度 $T_w/^\circ\text{C}$	预热温度 $T_m/^\circ\text{C}$	模具初始硬度 H/HRC	摩擦因数 f	锻压速度 $V_1/$ (mm·s ⁻¹)	磨损深度 $D/$ ($\times 10^{-5}$ mm)	最大应力 P/MPa
1	400	100	40	0.36	10	3.61	1606
2	400	175	44	0.42	50	2.79	2142
3	400	250	48	0.38	40	2.35	2025
4	400	325	42	0.44	30	3.03	1984
5	400	400	46	0.40	20	2.37	1914
6	425	100	48	0.42	30	2.18	1883
7	425	175	42	0.38	20	2.97	2033
8	425	250	46	0.44	10	2.56	1870
9	425	325	40	0.40	50	3.35	2162
10	425	400	44	0.36	40	2.65	1832
11	450	100	46	0.38	50	2.52	2000
12	450	175	40	0.44	40	3.18	1880
13	450	250	44	0.40	30	2.52	1983
14	450	325	48	0.36	20	1.97	1648
15	450	400	42	0.42	10	2.62	1757
16	475	100	44	0.44	20	2.41	1696
17	475	175	48	0.40	10	2.13	2029
18	475	250	42	0.36	50	2.69	1695
19	475	325	46	0.42	40	2.03	1797
20	475	400	40	0.38	30	2.66	1575
21	500	100	42	0.40	40	2.71	1983
22	500	175	46	0.36	30	1.97	1762
23	500	250	40	0.42	20	3.00	1719
24	500	325	44	0.38	10	2.09	1550
25	500	400	48	0.44	50	1.97	1515

2 灰色关联度分析及拉丁超立方抽样

2.1 灰色关联度分析

通过计算评价目标与变量间的关联度系数，再根据相应权重计算出灰色关联度，将复杂的多目标问题转化为关联度分析问题。对泵体精锻过程的评价目标进行灰色关联度分析，一般过程如下^[10-11]。

对原始数据进行标准化处理，以消除单位不同引起的差异，标准化处理公式如式（4）所示。

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}$$

(5)

式中： $\xi_i(k)$ 为关联度系数； ρ 为分辨系数，一般 ρ 取 0.5。

采用熵值法计算各工艺参数的权重值。计算得到的磨损深度 D 和最大应力 P 的响应权重值分别为 $\omega_k(D) = 0.559$ 、 $\omega_k(P) = 0.441$ 。灰色关联度定义如式（6）所示。

$$\gamma_i = \sum_{k=1}^n \bar{\omega}_k \cdot \xi_i(k)$$

(6)

式中： γ_i 为灰色关联度； $\bar{\omega}_k$ 为第 k 个响应变量的权重。

对灰色关联度进行极差分析，分析结果见表 3，其中 $K_1 \sim K_5$ 为各试验因子水平。由表 3 可知，关键影响因子为锻造温度 T_w 和摩擦因数 f ，其极差分别为 0.216 和 0.144。其余因子的最佳参数值分别为： $T_m = 400\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $H = 48\text{ HRC}$ 和 $V_1 = 10\text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

表 3 灰色关联度极差分析结果

Table 3 Range analysis results for grey correlation degree						
因子	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	极差 R
T_w	0.562	0.563	0.640	0.713	0.778	0.216
T_m	0.622	0.608	0.603	0.709	0.714	0.111
H	0.577	0.578	0.655	0.698	0.715	0.138
f	0.718	0.659	0.574	0.645	0.659	0.144
V_1	0.682	0.665	0.671	0.613	0.625	0.069

2.2 拉丁超立方抽样

为保证样本分布更离散及后续拟合优化的准确性，采用拉丁超立方抽样进行参数确定，对区间 $[460\text{ }^\circ\text{C}, 500\text{ }^\circ\text{C}]$ 的锻造温度及 $[0.36, 0.44]$ 的摩擦因数进行随机取样。设定样本数量为 50，采样数据如图 3 所示。

$$x_i(k) = \frac{x'_i(k)}{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x'_i(k)}$$

(4)

式中： $x'_i(k)$ 为原始序列； $x_i(k)$ 为处理后的数据序列； i 为实验编号， $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ； k 为响应目标编号， $k = 1, 2, \dots, m$ ； n 为实验次数，本文中 $n = 50$ ； m 为响应目标数，本文中 $m = 2$ 。

此时参考序列 $X_0(k) = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(k))$ ，定义式（5）为 $x_i(k)$ 对参考序列 $x_0(k)$ 在 k 时的关联度系数。

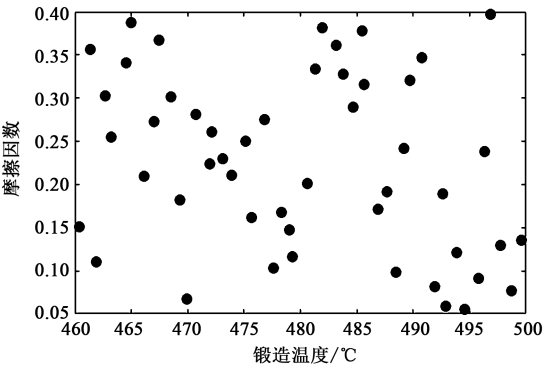


图 3 拉丁超立方抽样数据

Fig. 3 Latin hypercube sampling data

3 神经网络拟合及遗传算法寻优

3.1 BP 神经网络模型构建

BP 神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前向反馈神经网络，网络的权值和阈值通过误差的反向传播来调整，具备处理线性不可分问题的能力，被广泛应用于分类识别、逼近、回归和压缩领域，一个包含 2 层隐含层的 BP 神经网络结构如图 4 所示，其中， x_1, \dots, x_N 为输入值， y_1, \dots, y_N 为输出值， N 为输入和输出数据总数。

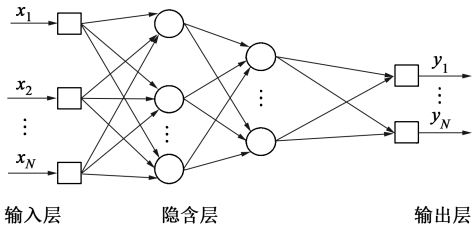


图 4 BP 神经网络结构

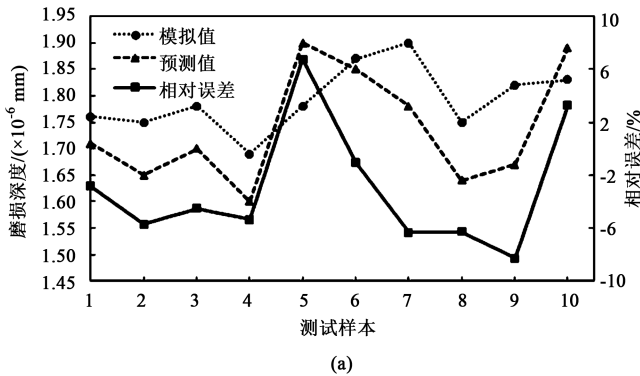
Fig. 4 BP neural network architectures

理论上已经证明，单个隐含层的网络可以通过适当增加神经元节点数实现任意非线性映射。本文构建包含输入层、隐含层和输出层的 3 层网络，隐含层节点数通常根据经验公式确定。

$$M = \sqrt{d + e} + a \tag{7}$$

式中： M 为隐含层神经元个数，本文中 $M = 10$ ； d 为输入层节点数； e 为输出层节点数； a 为 $[0, 10]$ 之间的常数。

选取抽样后重新模拟的 40 组数据作为训练样本，剩余 10 组作为测试数据，构建以磨损深度、最大应力为优化目标的 BP 神经网络。



3.2 BP 神经网络模型预测结果及分析

验证其余 10 组数据，将网络模型输出的预测值与数值模拟的实际值进行比较，使用相对误差（相对误差 = $\frac{\text{预测值} - \text{模拟值}}{\text{模拟值}} \times 100\%$ ）来衡量 BP 神经网络模型的可靠性，相对误差分布如图 5 所示。测试结果的最大误差为 -6.54% 和 -8.24%，最小误差为 -1.04% 和 -1.07%，误差均在 10% 以内，为正常误差范围。故该神经网络预测结果可靠，能较准确地预测锻造过程中模具的磨损情况和最大应力值。

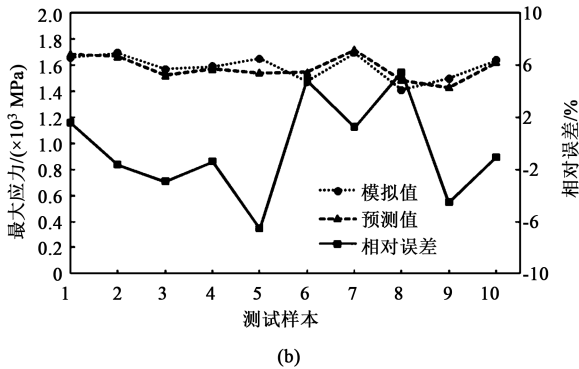


图 5 预测值与实际值的相对误差分布
(a) 磨损深度 (b) 最大应力

Fig. 5 Relative error distribution between predicted and actual values
(a) Wear depth (b) Maximum stress

3.3 遗传算法寻优

遗传算法是一种高效求解复杂非线性问题的全局寻优搜索方法^[12]。将上文构建的 BP 神经网络函数作为功能函数，以磨损深度和最大应力为优化目标，使用 MATLAB 多目标遗传算法（Gamultiobj）进行多目标优化。设置初始种群为 100，遗传代数数为 100，交叉概率为 0.8，变异概率为 0.1，分布指数为 20。在多目标优化求解问题中，由于要同时优化两个及以上目标才达到期待值，所以，其最优解通常为一个解集，这个最优解集被称作非支配解或帕累托（Pareto）最优解。在多目标优化求解中，最优前端上的所有解均可作为本次多目标优化方案的解，Pareto（帕累托）最优解集中前 5 个最优解如表 4 所示。

表 4 中的 5 组优化参数组合均是本次多目标优化的解，选择各参数的均值作为本次优化的最优解，则锻造温度为 481.6 ℃、摩擦因数为 0.38，此时磨损深度为 1.44×10^{-5} mm，最大应力值为 1362 MPa。

表 4 Pareto 最优解集

Table 4 Pareto optimal solution set

序号	工艺参数		优化目标	
	锻造温度/ T_m	摩擦因数/ f	磨损深度 D / ($\times 10^{-5}$ mm)	最大应力 P /MPa
1	460.01	0.38	1.40	1393
2	499.87	0.37	1.81	1380
3	499.95	0.36	1.98	1167
4	460.64	0.38	1.31	1409
5	487.75	0.43	0.71	1462

4 有限元模拟与试验验证

模拟结果如图 6a 和图 6b 所示，可以看到，模具最大磨损深度为 1.43×10^{-5} mm、最大应力值为 1418 MPa，同预测结果 1.44×10^{-5} mm、1362 MPa 接近，相对误差分别为 0.7% 和 4.0%，说明优化模型

预测结果可靠。模具磨损主要分布在飞边桥部和头部区域，如图 6a 所示，最大应力出现在底部深、窄腔处，如图 6b 所示。在 630 kN 双盘摩擦压力机上 进行生产验证。由于铝合金锻造变形抗力大、流动性差，粘模倾向严重，在相同锻造温度下，铝合金与模具表面的摩擦因数约为钢的 3 倍，而流动速度 仅为 其 一 半，因此，在锻造铝合金时需进行适当地

润滑^[13]。采用 FRANCOOL BEClube © 518 铝合金 脱模剂润滑，模块锻造比为 5.3，高温固溶后球化 退火，然后真空淬火+3 次回火，最后进行机加工， 去应力退火后进行验证。失效锻模如图 6c 所示，圆 圈处为失效锻模内裂纹分布情况，与最大应力分布 区域一致，飞边桥部和头部是主要磨损区域，与模 拟结果一致。

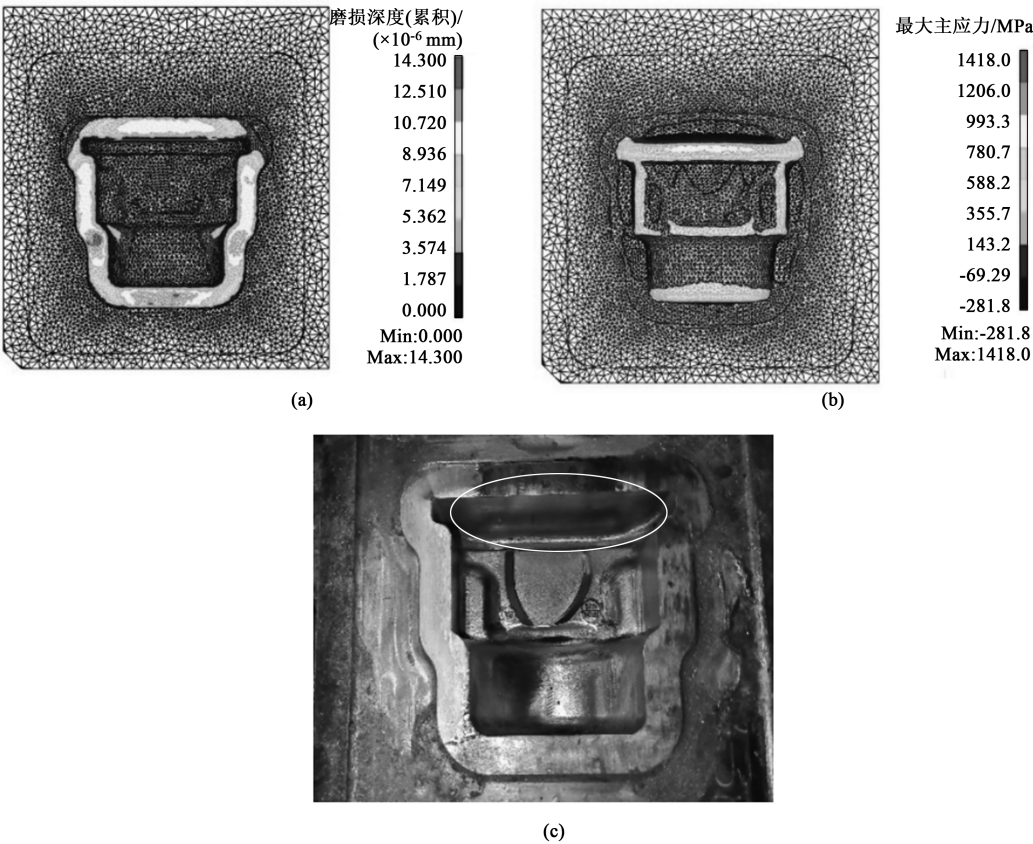


图 6 有限元模拟结果及热锻模具
(a) 磨损深度 (b) 最大应力 (c) 热锻模具
Fig. 6 Finite element simulation results and hot forging die
(a) Wear depth (b) Maximum stress (c) Hot forging die

5 结论

(1) 利用正交试验法及灰色关联度分析，并结合有限元模拟，确定了锻造温度和摩擦因数是影响该泵体锻件模具磨损深度和最大应力的主要因素。
(2) 建立了一种 BP 神经网络-遗传算法模型，对锻造温度和摩擦因数进行参数优化，获得最佳工艺参数组合：锻造温度为 481.6 ℃，摩擦因数为 0.38，预热温度为 400 ℃，模具硬度为 48 HRC，锻压速度为 10 mm · s⁻¹，此时热锻模具磨损深度及最大应力分别为 1.44×10⁻⁵ mm 和 1362 MPa。

(3) 对最优工艺参数进行 DEFORM 模拟和实际生产验证，结果表明磨损深度及最大应力的模拟值与预测值吻合，实际生产中锻模底部开裂频率降低，失效裂纹减小，服役次数增加，验证了优化模型的可行性。

参考文献：

[1] 刘洋, 李峰光, 刘建永, 等. 基于 CAE 分析的热锻模具磨损部位预测及验证 [J]. 湖北汽车工业学院学报, 2021, 35 (2): 58-63, 69.
Liu Y, Li F G, Liu J Y, et al. Prediction and verification of wear parts of hot forging dies based on CAE analysis [J]. Journal of

- Hubei University of Automotive Technology, 2021, 35 (2): 58-63, 69.
- [2] 白植雄, 郑铭达, 王宇斌, 等. 4Cr5Mo2V 钢曲轴热锻模具失效分析 [J]. 金属热处理, 2019, 44 (1): 214-218.
Bai Z X, Zheng M D, Wang Y B, et al. Failure analysis of hot forging die for 4Cr5Mo2V steel crankshaft [J]. Heat Treatment of Metals, 2019, 44 (1): 214-218.
- [3] 车路长, 蒋平, 刘俊, 等. Ti-6Al-4V 钛合金筋板类吊挂锻造成形工艺优化及模具磨损研究 [J]. 精密成形工程, 2022, 14 (7): 106-115.
Che L C, Jiang P, Liu J, et al. Ti-6Al-4V titanium alloy rib plate hanging forging process optimization and die wear research [J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2022, 14 (7): 106-115.
- [4] 马敬敬, 李梦婷. 基于神经网络的 6A02 铝合金连接板锻造工艺优化 [J]. 热加工工艺, 2023, (7): 106-109.
Ma J J, Li M T. Optimization of forging process of 6A02 aluminum alloy connecting plate based on neural network [J]. Hot Working Technology, 2023, (7): 106-109.
- [5] 初红艳, 赵凯林, 程强. 盘形锻件等效应力分析及神经网络预测 [J]. 北京工业大学学报, 2021, 47 (2): 103-111.
Chu H Y, Zhao K L, Cheng Q. Equivalent stress analysis and neural network prediction of disc forgings [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2021, 47 (2): 103-111.
- [6] 李月超, 李婷. 基于 Deform-3D 的带齿轴套锻造工艺仿真与实践 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (6): 93-98.
Li Y C, Li T. Forging process simulation and practice of gear sleeve based on Deform-3D [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (6): 93-98.
- [7] Archard J F. Microscopic aspects of adhesion and lubrication [J]. Tribology International, 1982, 15 (5): 242.
- [8] Jahamir S, Suh N P. The delamination theory of wear and the wear of a composite surface [J]. Wear, 1975, 32 (1): 33-49.
- [9] 胡建军, 李小平. DEFORM-3D 塑性成形 CAE 应用教程 [M]. 北京: 北京大学出版社, 2011.
Hu J J, Li X P. DEFORM-3D Plastic Forming CAE Application Tutorial [M]. Beijing: Peking University Press, 2011.
- [10] Equbal M I, Equbal A, Equbal M A, et al. Optimisation of forging parameters of 35C8 steel using grey relational analysis [J]. International Journal of Microstructure and Materials Properties, 2018, 13 (3-4): 198.
- [11] 丁世林, 黄海松, 康佩栋, 等. 基于灰色关联分析的 7050 铝合金轮毂锻造工艺优化 [J]. 铸造技术, 2018, 39 (5): 1045-1049.
Ding S L, Huang H S, Kang P D, et al. Optimization of forging process of 7050 aluminum alloy wheel hub based on grey correlation analysis [J]. Foundry Technology, 2018, 39 (5): 1045-1049.
- [12] 梁强, 张贤明, 杜彦斌, 等. 基于灰色关联分析的齿环热精锻成形工艺参数优化 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (4): 1020-1029.
Liang Q, Zhang X M, Du Y B, et al. Optimization of hot precision forging process parameters of gear ring based on grey relational analysis [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28 (4): 1020-1029.
- [13] 倪红梅, 王维刚, 李敏, 等. 基于遗传算法和 BP 神经网络的裙座锻造结构优化设计 [J]. 压力容器, 2008, (9): 20-24.
Ni H M, Wang W G, Li M, et al. Optimization design of skirt forging structure based on genetic algorithm and BP neural network [J]. Pressure Vessel Technology, 2008, (9): 20-24.

关于中国机械工程学会塑性工程分会发展会员的通知

中国机械工程学会塑性工程（锻压）分会成立于 1963 年，是全国性的锻压科学技术工作者的学术性社会团体，是依法登记的法人社团。经本会理事会研究决定：凡承认本会章程并符合条件者，可申请为本会会员。

会员的权利与义务：1. 颁发个人/团体会员证书及铜牌，铜牌由秘书处统一制作并颁发，可申请定制；2. 参加本学会组织的年会会议费可享受适当优惠；3. 优先参加本会组织举办的国内外有关学术活动和其他活动；4. 优先获得本会的有关学术资料，免费获赠全年学会会刊《锻压技术》杂志；5. 在学会网站主页进行企业宣传、logo 链接；6. 享有本会的选举权、被选举权和表决权；7. 接受本会委托，进行论证、评议、咨询等工作；8. 享有入会、退会的自由。

申请手续：提交入会申请表。申请个人会员，需填写《个人会员入会申请表》，同时提交“个人身份证复印件”、“一寸免冠照片两张”。申请团体会员，需填写《团体会员入会申请表》，同时提交“法人登记证书复印件”。材料均需一式一份寄至学会秘书处，并以电子邮件方式将表格发送至我会邮箱；也可登陆学会网站，进行在线注册。经审批通过后，将及时通知申请单位或个人。会员缴纳会费后正式登记，由学会秘书处颁发会员证书。

地 址：北京市海淀区学清路 18 号 707 室塑性工程分会 **联系人：**李佳盈、秦思晓、周 林、金 红

电 话：010-62912592 **传 真：**010-62912592 **邮 箱：**duanya@cmes.org **网 址：**http://www.cstp-cmes.org.cn

中国机械工程学会塑性工程分会