

基于非支配排序遗传算法的锆合金栅元管冲制工艺

许清尚¹, 毛建中¹, 张小民¹, 袁佳健²

(1. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湖南交通职业技术学院 机电工程学院, 湖南 长沙 410132)

摘要: 为探究不同冲制工艺方案对栅元管成形质量的影响, 以减薄率和回弹量作为评价指标, 建立了“先胀后压”和“先压后胀”两种有限元冲制模型, 并通过拉丁超立方抽样得到 128 组不同工艺参数下的减薄率和回弹量数据样本。利用贝叶斯优化算法-多层感知机 (BOA-MLP) 进行成形质量预测, 将预测模型导入到多目标优化算法 NSGA-II 中, 求得两种冲制方案下的 Pareto 最优前沿解, 并采用灰色关联度分析方法, 计算不同工艺参数对成形质量的灰色关联度系数。结果表明: 建立的两种冲制模型均能够较为准确地预测栅元管的成形质量, 综合考虑回弹量和减薄率因素, “先压后胀”方案得到的栅元管的成形性能更优, 有助于指导栅元管的冲制加工。

关键词: 栅元管; 冲制工艺; 减薄率; 回弹量; NSGA-II; BOA-MLP; 锆合金

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.10.013

中图分类号: TG386 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2023) 10-0088-08

Punching process on zirconium alloy grid tube based on NSGA-II

Xu Qingshang¹, Mao Jianzhong¹, Zhang Xiaomin¹, Yuan Jiajian²

(1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Communication Engineering Polytechnic, Changsha 410132, China)

Abstract: In order to explore the influence of different punching process schemes on the forming quality of grid tube, taking the thinning rate and springback amount as the evaluation indexes, two finite element punching models of “expanding before pressing” and “pressing before expanding” were established, and 128 sets of data samples of thinning rate and springback amount under different process parameters were obtained by Latin hypercube sampling. Then, the forming quality was predicted by BOA-MLP algorithm, and the prediction model was introduced into the multi-objective optimization algorithm (NSGA-II) to obtain the Pareto optimal frontier solution under the two punching schemes. Furthermore, the grey correlation degree of different process parameters on the forming quality were calculated by using the grey correlation analysis method. The results show that the two kinds of punching model can predict the forming quality of the grid tube accurately. Comprehensive consideration of springback amount and thinning rate, the forming performance of grid tube by “pressing before expanding” scheme is better, which is helpful to guide the punching process of the grid tube.

Key words: grid tube; punching process; thinning rate; springback amount; NSGA-II; BOA-MLP; zirconium alloy

锆及锆合金因具有优异的热中子吸收截面、良好的耐腐蚀性能、高硬度和高延展性等特点, 常被应用于核能发电技术领域^[1]。目前, 用于核能发电的压水堆环形核燃料组件中, 定位格架是重要构件之一, 其主要由外条带和栅元管焊接而成^[2]。栅元管由一圆柱形锆合金管材冲制而成, 锆合金在弹

塑性变形时, 材料流动性较差, 易发生局部减薄与应力集中现象。栅元管的冲制顺序势必会对材料的流动造成影响, 从而影响栅元管的成形质量。因此, 选择合适的冲制工艺, 以提升栅元管的成形质量, 已成为一个急需解决的问题。

由于核用锆合金材料成本高昂, 难以采用大批量冲制试验方式进行冲制工艺研究。随着有限元技术和智能算法的不断发展进步, 利用数值模拟仿真方法来替代物理实验进行前期测试分析, 并利用智能算法来进行预测和参数优化, 已成为一种重要的研究方法。国内外学者针对冲制工艺的数值仿真和参数优化进行了大量研究, 取得了许多重要的成果。孙占坤等^[3]利用 ANSYS 软件,

收稿日期: 2022-09-01; 修订日期: 2022-12-18

基金项目: 国家科技重大专项子课题 (761215007); 湖南省教育厅资助科研项目 (22C0951)

作者简介: 许清尚 (1997-), 男, 硕士研究生

E-mail: qingshangxu@hnu.edu.cn

通信作者: 毛建中 (1963-), 男, 博士, 教授

E-mail: maojianzhong66@163.com

对中厚板 U 形冲压成形过程进行有限元模拟仿真,提出模具回弹角补偿和增大凹凸模间隙两种方法来减小回弹量。吕志敏等^[4]利用 Deform 软件建立了某铝合金封板冲压模型,通过冲压流程仿真分析与评价函数寻优,使封板的成形质量得到了明显改善。王树飞等^[5]针对异形薄壁零件冲压过程中成形不足与起皱的问题,借助 Dynaform 软件建立该零件的有限元模型,并通过优化工艺参数与增设拉延筋方法,使上述成形质量问题得到有效抑制。Zhou J 等^[6]针对汽车车身定制结构件,对其热冲压工艺进行数值模拟仿真研究,采用 Abaqus 子程序模块,建立了冶金-场耦合有限元模型,成功模拟了车身结构件在成形和淬火过程中的相变、硬度变化、形状轮廓和厚度分布等。王辉等^[7]通过研究电流强度、主轴转速和旋压轮进给速率与镁合金旋压件回弹量之间的关系,得到了一组最优的工艺参数组合,并借助于 BP 神经网络建立回弹角预测模型,所得结果与实际值的误差小于 3%,为实际生产提供了理论指导。王慧怡等^[8]以发动机罩内板冲压过程中最大减薄率和最大增厚率为优化指标,建立了基于神经网络-强繁殖 NSGA-II 算法的冲压参数优化方法,优化后最大减薄率均值减小 15.14%、最大增厚率均值减小 18.93%,验证了该方法的有效性和优越性。

本文针对锆合金材料价格昂贵和成形性能较差等问题,利用有限元软件 Dynaform 进行其栅元管冲制过程数值模拟仿真。采用两种常用的栅元管冲制成形方案,改变冲制工艺参数即冲制速度、冲压间隙、压边力和摩擦因数等,观察其减薄率和回弹量的变化。利用贝叶斯优化算法-多层感知机 (Bayesian Optimization Algorithm-Multi-layer Perceptron, BOA-MLP) 算法构建栅元管成形质量预测模型,通过非支配排序遗传算法 (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II),以减薄率和回弹量作为优化目标进行参数寻优,分别求解出两种冲制方案下的 Pareto 最优前沿解,以期选择出适应于栅元管冲制的加工方案,对实际生产提供借鉴与依据。

1 栅元管冲制工艺有限元模型

1.1 材料参数及结构特征

本文以 Zr-4 合金某试验型中间栅元为研究对象,其厚度为 0.3 mm,化学成分如表 1 所示^[9]。

表 1 Zr-4 合金的化学成分 (%, 质量分数)
Table 1 Chemical compositions of Zr-4 alloy
(%, mass fraction)

Zr	Sn	Fe	Cr	N	C
98.150	1.500	0.200	0.100	0.008	0.027

该栅元管的三维模型如图 1 所示。栅元管由直径为 $\Phi 17.65$ mm 的锆合金管材冲制而成,具有两处明显特征:管壁折弯和特征弹簧。栅元管在冲制过程中,管壁折弯和弹簧特征需多次冲出,并且在冲制过程中需要考虑冲制工艺参数,如冲压速度、摩擦因数、压边力和冲压间隙,对工件成形质量指标(减薄率和回弹量)的影响。

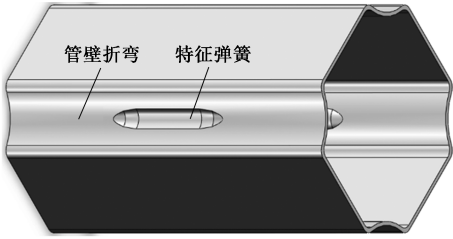


图 1 环形燃料组件栅元管三维模型
Fig. 1 3D model of grid tube for annular fuel assembly

1.2 冲制方案选择

栅元管在冲制过程中,首先将锆合金圆管冲压为方形,然后冲压管壁的折弯特征,形成类八边形结构,最后冲压特征弹簧。目前实际生产中,常采用以下两种冲制方案:(1)冲制方案 A,先内胀后外压;(2)冲制方案 B,先外压后内胀。其冲制示意图如图 2 所示,其中,不同线条之间,从内向外分别表示为:内模、管坯料、外模 1、外模 2,带圈数字表示冲压顺序,箭头表示冲压方向。

冲制方案 A 为“先胀后压”工艺方案,具体流程为:固定管坯料—内模进行内胀形—外模 1 进行正向外压—外模 2 进行 4 角外压。

冲制方案 B 为“先压后胀”工艺方案,具体流程如下:固定管坯料—外模 1 进行正向外压—内模进行内胀形—外模 2 进行 4 角外压。

两种冲制方案中工序 1 和工序 2 的目的均为成形管壁折弯特征,工序 3 的目的为成形特征弹簧。

1.3 工艺参数确定

栅元管冲制过程中工艺参数的确定十分重要,本文根据相关研究成果^[10]和生产过程中的经验总结,利用拉丁超立方抽样方法对冲压速度、压边力、冲压间隙和摩擦因数这 4 个工艺参数进行抽样。工艺参数的初始取值范围为:冲压速度为 $100\sim 400\text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$ 、

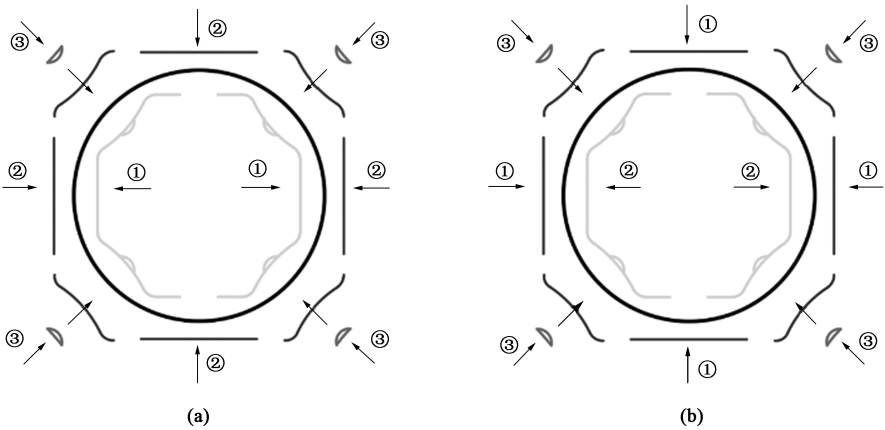


图 2 栅元管冲制顺序示意图
(a) 冲制方案 A (b) 冲制方案 B
Fig. 2 Schematic diagrams of punching sequence for grid tube
(a) Punching scheme A (b) Punching scheme B

压边力为 10~50 kN、摩擦因数为 0.05~0.20、冲压间隙为 0.301~0.345 mm。经拉丁超立方抽样后得到 64 组数据，如表 2 所示。

表 2 拉丁超立方抽样结果
Table2 Results of Latin hypercube sampling

压边力/N	冲压速度/(mm·s ⁻¹)	冲压间隙/mm	摩擦因数
19557.4	197.945	0.307	0.069
44462.9	293.382	0.332	0.159
14511.8	143.456	0.316	0.067
⋮	⋮	⋮	⋮
20886.1	153.719	0.343	0.125
28029.3	127.089	0.311	0.101
45579.3	394.863	0.317	0.066

1.4 Dynaform 冲压有限元模型建立

采用 Dynaform 软件进行数值模拟仿真计算，将管坯料、内模、外模等导入到软件中，根据文献 [11] 和文献 [12]，本文中 Zr-4 合金的本构模型采用 Backofen 粘塑性本构方程，塑性屈服阶段采用 Barlat89 屈服准则，有限元模型中屈服面指数为 8，进行应力、应变分析，最终得到的有限元模型如图 3 所示。

将抽样后的冲压工艺参数输入到软件中进行运算，可以得到栅元管成形后的减薄率和回弹量分布云图，如图 4 和图 5 所示。栅元管的减薄率含义为冲压前后的管料厚度差与原始管料厚度的比值，如式 (1) 所示；回弹量含义为回弹前后特征弹簧处的高度变化量，如式 (2) 所示。

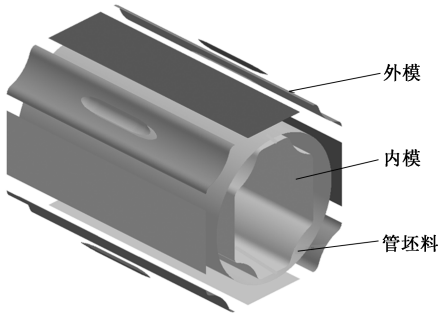


图 3 栅元管冲制有限元模型
Fig. 3 Finite element model of punching for grid tube

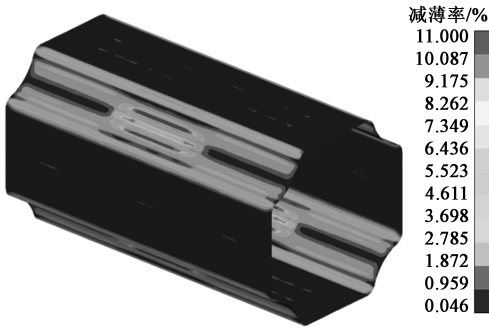


图 4 栅元管减薄率分布云图
Fig. 4 Distribution nephogram of thinning rate for grid tube

$$\Delta h = \frac{h_1 - h_2}{h_1} \tag{1}$$

$$\Delta z = z_1 - z_2 \tag{2}$$

式中： h_1 、 h_2 分别为冲压前后管料的厚度； z_1 、 z_2 分别为回弹前后特征弹簧的高度； Δh 为减薄率； Δz 为回弹量。

由图 4 和图 5 可知，栅元管在冲压成形之后，其最大减薄率和最大回弹量均发生在特征弹簧位置

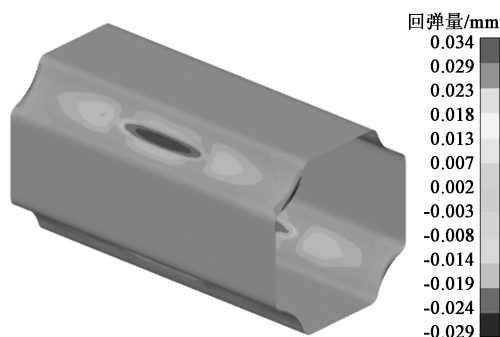


图 5 栅元管回弹量分布云图

Fig. 5 Distribution nephogram of springback amount for grid tube

处。不同的冲制方案下，测量得到相同工艺参数下栅元管的最大减薄率和最大回弹量结果如表 3 所示。

表 3 不同冲制方案的最大减薄率和最大回弹量结果

Table 3 Results of maximum thinning rate and maximum springback amount for different punching schemes

方案 A		方案 B	
最大减薄率/%	最大回弹量/mm	最大减薄率/%	最大回弹量/mm
9.034	0.067	9.723	0.042
12.195	0.028	11.208	0.031
8.498	0.064	9.136	0.045
⋮	⋮	⋮	⋮
10.309	0.042	11.429	0.038
9.608	0.046	11.036	0.042
10.404	0.045	10.179	0.038

2 基于 BOA-MLP 模型的栅元管成形质量预测

多层感知机 (Multi-layer Perceptron, MLP) 是一种以统计学习方法为理论的多层前反馈神经网络模型，其模拟人脑运行方式，形成输入量与输出量之间的一种映射关系，经常用于非线性模型的回归与预测等。

MLP 一般由多层神经单元构成，如图 6 所示。输入层接受外界信息后将其传递给隐含层，隐含层将信息进行加工处理后传递给输出层，输出层称为 M-P 神经元，亦称“阈值逻辑单元”。

2.1 MLP 网络结构设计

针对单个回归问题采用的 MLP 算法，其进行预测的步骤流程如下所示。

步骤 1：神经网络参数初始化。根据本文数据可确定输入神经元为 4 个，输出神经元为 1 个。同

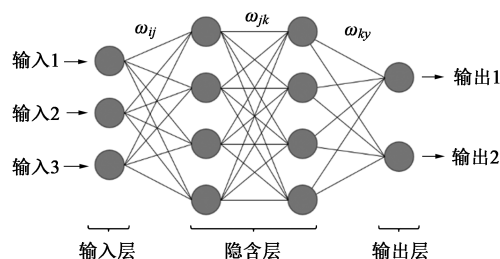


图 6 MLP 神经网络结构图

Fig. 6 Structure diagram of MLP neural network

时，需要确定隐含层层数和隐含层神经元个数，输出神经元阈值，以及学习速率、激活函数等超参数。

步骤 2：隐含层数据计算。根据输入变量 X 、隐含层与输入层权值 ω_{ij} 和隐含层阈值 α_j ，计算可得隐含层数据 H ，如式 (3) 所示：

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^D \omega_{ij} X^i - \alpha_j\right) \quad (3)$$

式中： i 为第 i 个输入神经元， $i=1, \dots, D$ ； j 为第 j 个隐含神经元， $j=1, 2, \dots, L$ ； D 为输入层神经元总个数； L 为隐含层神经元总个数； f 为隐含层激活函数； ω_{ij} 为第 i 个输入神经元和第 j 个隐含神经元之间的权值； X^i 为第 i 个输入神经元的工艺参数数据； α_j 为第 j 个隐含神经元阈值； H_j 为第 j 个隐含神经元的数据。

步骤 3：输出层数据计算。根据隐含层数据 H 、隐含层和输出层的权值 ω_{jk} 和输出层阈值 α_k ，计算可得输出层数据 Y ，如式 (4) 所示：

$$Y_k = \sum_{j=1}^L \omega_{jk} H_j - \alpha_k \quad (4)$$

式中： k 为第 k 个输出神经元， $k=1, 2, \dots, M$ ； M 为输出层神经元总个数； ω_{jk} 为第 j 个隐含神经元和第 k 个输出神经元之间的权值； Y_k 为第 k 个输出神经元数据； α_k 为第 k 个输出神经元阈值。

输出层数据的计算公式与隐含层类似，重要的区别是输出结果过程中不需要使用激活函数。

步骤 4：预测误差计算。假定第 k 个输出神经元的期望输出为 O_k ，误差为 ε ，则误差计算公式如式 (5) 所示：

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^M |Y_k - O_k| \quad (5)$$

根据预测误差大小，更新每一层之间的权值 ω 和阈值 α ，直至预测误差大小满足要求，迭代结束，输出结果。

2.2 改进 BOA-MLP 模型

由上述分析可看出，MLP 模型回归预测的准确

度与输入和输出神经元个数、激活函数、权重和阈值等各种超参数有关。不同的超参数对于模型的泛化能力和精度影响较大, 本文为了得到更好的预测结果, 采用贝叶斯优化算法 (Bayesian Optimization Algorithm, BOA) 进行超参数寻优, 贝叶斯优化算法是一种非常有效的全局优化算法, 通过利用采集函数, 适合求解解析式不明确、非凸、评估成本高等特点的优化问题, 只需较少的目标函数评估就可以获得理想解^[13]。本文构建了贝叶斯优化算法-多层感知机 (BOA-MLP) 预测模型, 其流程图如图 7 所示。

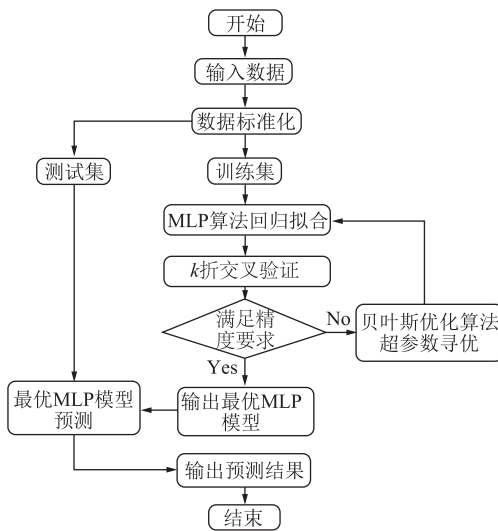


图 7 BOA-MLP 预测模型流程图

Fig. 7 Flow chart of BOA-MLP prediction model

根据 Dynaform 软件所得数据, 随机抽取 51 组数据作为训练集, 剩余 13 组数据作为测试集。以工艺参数作为特征变量, 减薄率和回弹量作为预测值, 分别建立栅元管减薄率和回弹量预测模型。设置 MLP 模型超参数区间, 如表 4 所示。

表 4 MLP 神经网络参数设置

Table 4 Setting for MLP neural network parameters

参数	调参范围
惩罚函数	$[1 \times 10^{-6}, 1 \times 10^{-1}]$
隐含层神经元数量	$[20, 200]$
优化公差	$[1 \times 10^{-6}, 1 \times 10^{-1}]$
最大迭代次数	$[20, 250]$

输入两种冲制方案下的工艺参数数据, 经如图 7 所示流程计算后, 得到不同方案下的减薄率与回弹量预测模型。将测试集数据与模型预测所得数据进行对比分析, 结果如图 8、图 9 所示。

以拟合优度 R^2 作为模型准确度评价指标, 冲制

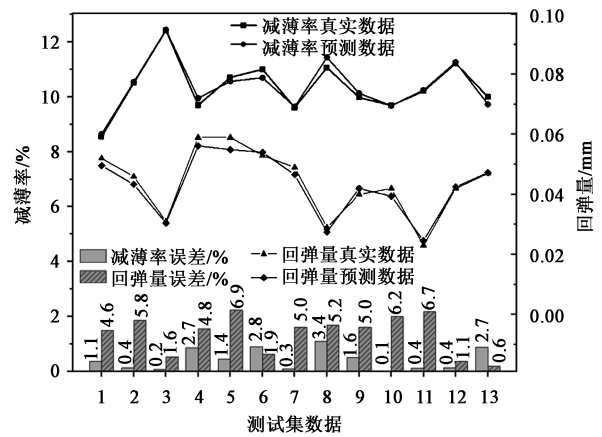


图 8 冲制方案 A 测试集数据预测结果

Fig. 8 Prediction results of test set data for punching scheme A

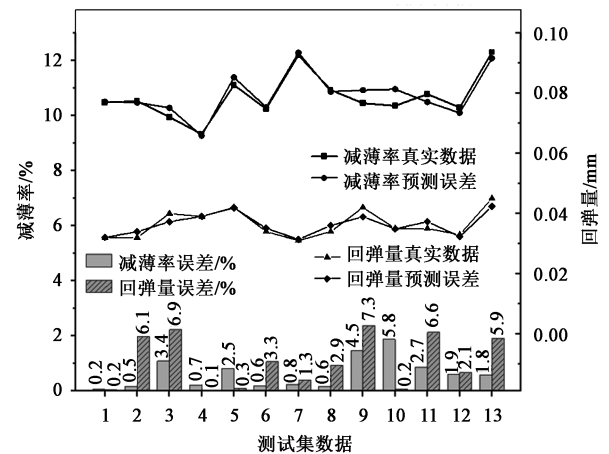


图 9 冲制方案 B 测试集数据预测结果

Fig. 9 Prediction results of test set data for punching scheme B

方案 A 的减薄率预测模型的 $R_{A1}^2 = 0.96075$ 、回弹量预测模型的 $R_{A2}^2 = 0.94723$; 方案 B 的减薄率预测模型的 $R_{B1}^2 = 0.92068$ 、回弹量预测模型的 $R_{B2}^2 = 0.93712$ 。可见, 均为高精度可信预测模型, 可以很好地应用于定位格架栅元管的减薄率和回弹量预测。

2.3 工艺参数影响因子分析

为进一步了解冲制工艺参数对栅元管减薄率和回弹量的影响, 直观清晰地描述成形质量对于冲压速度、冲压间隙、压边力和摩擦因数等工艺参数的敏感程度, 采用灰色关联度分析法进行不同工艺参数的重要性指标评判。

灰色关联度分析法是一种评判系统发展过程中, 两个因素之间变化趋势大小的方法。通过比较样本数据中的参考序列和比较系列的关联度大小, 来衡量各因素之间的影响关系^[14]。灰色关联度分析的表达式如式 (6) 所示:

$$\xi_p(t) = \frac{\min_p \min_i |x_0(t) - x_p(t)| + \rho \cdot \max_p \max_i |x_0(t) - x_p(t)|}{|x_0(t) - x_p(t)| + \rho \cdot \max_p \max_i |x_0(t) - x_p(t)|} \quad (6)$$

式中： $\xi_p(t)$ 为变量 t 的灰色关联度系数； $x_0(t)$ 为参考列； $x_p(t)$ 为比较列， p 为变量 t 的总个数； ρ 为分辨系数，范围为 $(0, 1)$ ，其作用为控制区分度，本文取 0.5。

通过导入方案 A 数据，可得工艺参数关于减薄率和回弹量的灰色关联度系数，如图 10 所示，由图 10 可看出：减薄率与压边力的关联程度最大，与冲压速度和摩擦因数的关联程度相当；回弹量与冲压间隙的关联程度最大，与压边力的关联程度最小。

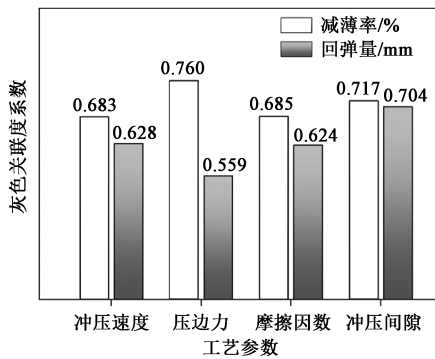


图 10 工艺参数对成形质量的影响

Fig. 10 Influence of process parameters on forming quality

3 基于 NSGA-II 的栅元管成形质量多目标优化

栅元管的成形质量受到减薄率和回弹量两方面因素的影响，在实际的加工生产过程中，既要满足尺寸要求，又要满足较小的开裂风险。因此，不同冲制方案下的成形质量优化是一个多目标问题，本文构建的多目标优化函数如式 (7) 所示：

$$\begin{cases} \text{Min: } G = (f_1(V, F, \Delta, d), f_2(V, F, \Delta, d)) \\ \text{s. t. } \begin{cases} 100 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \leq V \leq 400 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \\ 10000 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \leq F \leq 50000 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \\ 0.05 \leq \Delta \leq 0.20 \\ 0.301 \text{ mm} \leq d \leq 0.345 \text{ mm} \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中： G 为成形质量函数； f_1 、 f_2 分别为栅元管的减薄率和回弹量预测模型； V 为冲压速度； F 为压边力； d 为冲压间隙； Δ 为摩擦因数。

3.1 多目标优化模型

非支配排序遗传算法 (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II) 是一种基于传统遗传算法改进排序和选择两方面而得到的多目标优化算法，由 Deb K 等^[15] 于 2002 年提出。NSGA-II 通过引入快速非支配排序算法、精英策略和拥挤度比较算子，降低了算法的计算复杂度^[16]，能快速准确地 Pareto 最优前沿解附近找到更好的解分布和更好的收敛性，因此常用于求解多目标优化问题。本文结合 MLP 算法所得预测模型，构建栅元管减薄率和回弹量多目标优化模型，采用 NSGA-II 算法来求得两种冲制方案下的 Pareto 最优前沿解，具体步骤及算法流程图如图 11 所示。

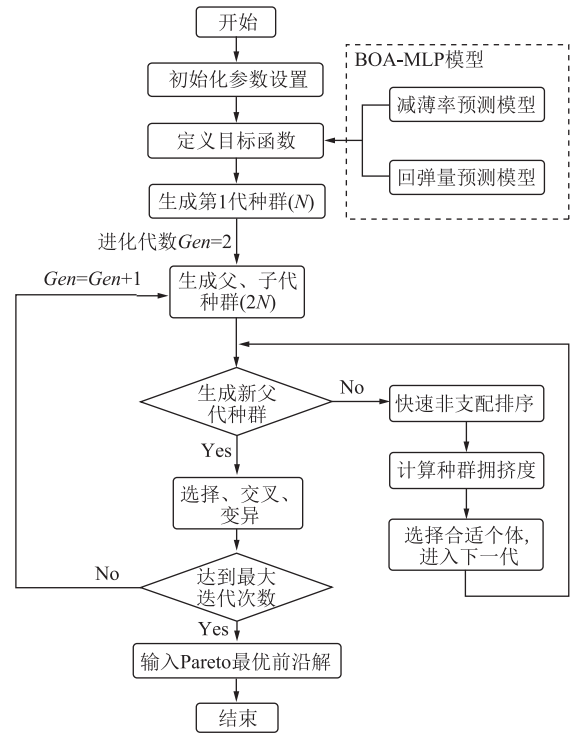


图 11 NSGA-II 多目标优化模型

Fig. 11 NSGA-II multi-objective optimization model

3.2 模型结果

本文中设置 NSGA-II 算法的种群规模 N 为 200，最大迭代次数为 200，交叉概率为 0.8，变异概率为 0.2。分别求解两种冲制方案下的 Pareto 前沿解图线，如图 12 所示。

由图 12 可知，减薄率和回弹量属于互斥关系，且冲制方案 A 的回弹量区间较大，冲制方案 B 的回弹量区间较小。同时，冲制方案 A、冲制方案 B 交于点 P (减薄率为 10.97%，回弹量为 0.0267 mm)，若实际生产中要求减薄率小于 10.97%，则选择方

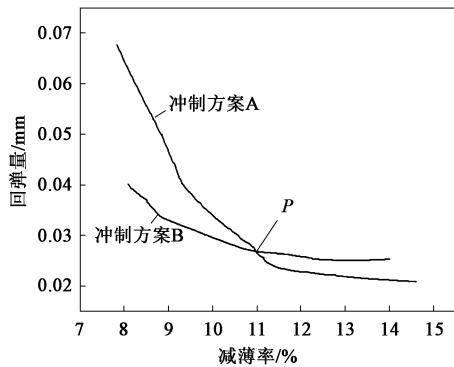


图 12 两种冲制方案下的 Pareto 前沿解

Fig. 12 Pareto front solutions under two punching schemes

案 B 进行冲制；若实际生产中要求减薄率大于 10.97%，则应选择方案 A 进行冲制。

根据该型号栅元管的技术要求，弹簧特征处的高度公差为 0.03 mm，即要求回弹量小于 0.03 mm，且减薄率小于 10%。在综合考虑回弹量和减薄率双重因素下，可以选择方案 B 进行冲制加工。采用方案 B “先压后胀” 冲制工艺进行现场加工，得到的栅元管实物如图 13 所示，成品经 3D 超景深显微成像系统测量，如图 14 所示，特征弹簧处的回弹量、减薄率与 BOA-MLP 模型预测结果相差 8.2% 以内，相关尺寸符合该型号栅元管的技术要求，因此，可认为回弹量、减薄率的预测较为准确。

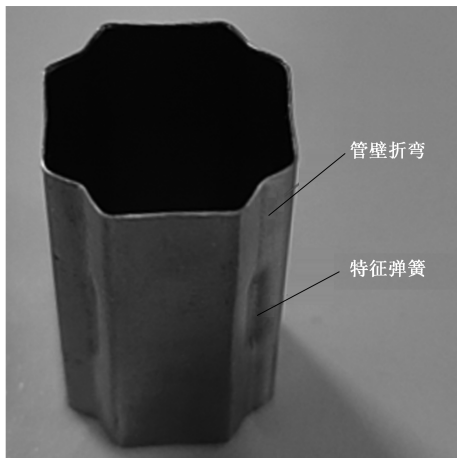


图 13 栅元管加工成品

Fig. 13 Finished product of grid tube

4 结论

(1) 根据栅元管冲制模拟仿真数据，建立 BOA-MLP 机器学习模型，探究工艺参数与栅元管成形质量预测的关系。得到不同冲制方案下的拟合优度分

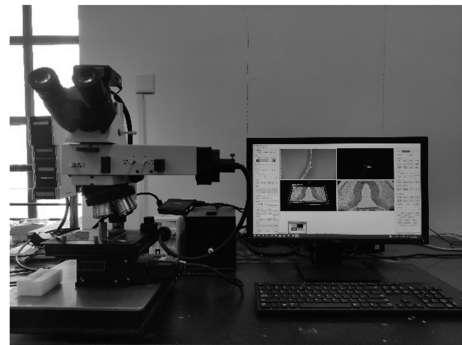


图 14 3D 超景深成像系统

Fig. 14 3D super depth of field imaging system

别为 $R_{A1}^2 = 0.96075$ 、 $R_{A2}^2 = 0.94723$ 、 $R_{B1}^2 = 0.92068$ 、 $R_{B2}^2 = 0.93712$ ，均为高精度可信预测模型，可很好地应用于栅元管成形质量预测中。

(2) 利用灰色关联度分析方法，探究工艺参数对成形质量的灰色关联度系数的大小。研究发现：减薄率与压边力的关联程度最大，与其他工艺参数的关联程度相当；回弹量与冲压间隙的关联程度最大，与压边力的关联程度最小。

(3) 基于 NSGA-II 算法对两种冲制方案下的工艺参数进行多目标优化，结果显示，两种冲制方案的 Pareto 最优前沿解在成形减薄率与回弹量方面各有侧重，选择“先压后胀”方案更符合所研究的栅元管的技术要求。

参考文献：

- [1] 潘金勇. 铝合金薄板成形极限线的理论预测与数值模拟 [D]. 长沙: 湖南大学, 2018.
Pan J Y. Theoretical Research and Numerical Simulation of Forming Limit Line for Zirconium Alloy Sheet [D]. Changsha: Hunan University, 2018.
- [2] 季松涛, 何晓军, 张爱民, 等. 压水堆核电站采用环形燃料元件可行性研究 [J]. 原子能科学技术, 2012, 46: 1232-1236.
Ji S T, He X J, Zhang A M, et al. Study on feasibility of annular fuel applied in PWR nuclear power plant [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2012, 46: 1232-1236.
- [3] 孙占坤, 李涛. 中厚板 U 形冲压成形有限元模拟分析及回弹预测 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (5): 81-88.
Sun Z K, Li T. Simulation analysis and spring back prediction on U-shaped stamping of medium-thickness plate based on finite element simulation [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (5): 81-88.
- [4] 吕志敏, 江豪. 5052 铝合金薄型封板冲压缺陷仿真分析 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (9): 99-104.
Lyu Z M, Jiang H. Simulation analysis on stamping defects for 5052 aluminum alloy thin sealing plate [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (9): 99-104.

(下转第 160 页)