

基于 MLP-PSO 算法的锆合金支撑架成形质量优化

楚 岩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: 为了提高锆合金支撑架的冲压成形质量, 基于 Dynaform 软件和正交试验设计方法, 将最大减薄率作为评价指标, 研究了折弯半径、板料厚度、摩擦因数、凸凹模间隙、压边力和冲压速度等参数对支撑架成形质量的影响规律。通过数值模拟获得了样本数据, 利用多层感知机神经网络训练出预测支撑架减薄率的模型, 对各因素的相关性进行分析, 并通过粒子群优化算法得到了最优参数方案。结果表明: 多层感知机神经网络模型能够有效预测支撑架的减薄率。在影响支撑架冲压的各参数中, 折弯半径和摩擦因数的影响较大, 凸凹模间隙和冲压速度的影响较小。采用粒子群算法优化后的参数方案进行冲压成形, 最大减薄率降低 24.2%, 可有效降低支撑架的破裂率, 提高支撑架的冲压成形质量。

关键词: 锆合金; 支撑架; 冲压成形; 减薄率; 多层感知机; 粒子群优化算法

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.03.008

中图分类号: TG386

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2023) 03-0061-07

Optimization on forming quality for zirconium alloy support frame based on MLP-PSO algorithm

Chu Yan¹, 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 improve the stamping quality of zirconium alloy support frame, based on Dynaform software and orthogonal experimental design method, taking the maximum thinning rate as the evaluation index, the influence laws of parameters such as bending radius, sheet thickness, friction factor, clearance between punch and die, blank holder force and stamping speed on the forming quality of support frame were investigated. Then, the sample data was obtained by numerical simulation, and the model for predicting the thinning rate of support frame was trained by using the multi-layer perceptron neural network. Furthermore, the correlation of each factor was analyzed, and the optimal parameter scheme was obtained by the particle swarm optimization algorithm. The results show that the multi-layer perceptron neural network model can effectively predict the thinning rate of support frame. Among the parameters affecting the stamping of support frame, the bending radius and friction factor have a greater influence, while the clearance between punch and die and the stamping speed have less influence. Using the parameter scheme optimized by particle swarm algorithm for stamping, the maximum thinning rate is reduced by 24.2%, which can effectively reduce the fracture rate of support frame and improve the stamping quality of support frame.

Key words: zirconium alloy; support frame; stamping; thinning rate; multi-layer perceptron; particle swarm optimization algorithm

环形燃料组件相较于传统燃料组件可大幅提高燃料元件的传热效率、核电厂的发电效率和反应堆的安全性和经济性^[1]。锆合金因具有良好的耐腐蚀

性能和较低的原子热中子吸收截面等特点, 被广泛地用于核燃料组件格架中^[2]。支撑架是核燃料组件格架的关键结构部件, 对燃料组件的安全稳定至关重要。锆合金支撑架所用板料相比于其他格架所用板料, 具有明显的各向异性、成形裕度小等特点, 在冲压成形时存在开裂风险^[3]。

在传统制造领域, 工程师与学者们普遍依靠经验法、极差分析法和相关性分析等方式对影响产品质量的因素进行分析, 但这些传统分析方法严重依赖工人经验且只能进行简单的分析, 无法对多因素

收稿日期: 2022-06-10; 修订日期: 2022-09-14

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: 楚 岩 (1998-), 男, 硕士研究生

E-mail: chuy0807@163.com

通信作者: 毛建中 (1963-), 男, 博士, 教授

E-mail: maojianzhong66@163.com

耦合的情况进行预测和优化。近年来,越来越多的学者开始采用神经网络等智能算法建立以成形减薄率或其他参数为指标的预测模型。李燕乐等^[4]利用响应曲面法预测了渐进成形件的最大减薄率与层间步距、板材厚度和工具头直径的关系;何彦等^[5]利用卷积神经网络与支持向量回归预测了汽车仪表质量的指针偏转角度与原始生产数据的关系;鲍宏等^[6]利用支持向量回归模型预测了熔丝制造 3D 打印的加工时间和能效与层高、打印速度和热床温度的关系,并通过 NSGA-II 算法对两者进行优化;冯斌^[7]分别利用 SVR 算法和 MLP 神经网络进行刚凸特征成形最大减薄率的预测,通过对比发现 MLP 神经网络的预测结果更加准确;谢延敏等^[8]提出了一种改进的粒子群优化算法,对高强钢复杂件冲压后扭曲回弹的小波神经网络模型进行迭代优化,优化后可有效减小弯曲梁的扭曲回弹。

为了研究冲制参数对支撑架成形质量的影响,本文采用 Dynaform 软件对支撑架的冲制过程进行模拟仿真,并结合正交试验设计、多层感知机神经网络预测支撑架的减薄率,同时对各个参数的相关性进行分析。通过粒子群优化算法来优化参数方案,降低支撑架的破裂率,提高支撑架结构的冲压成形质量。

1 材料试验

根据 GB/T 228.1—2021^[9]对锆合金板料 Zr-4 进行单轴拉伸试验。试验时,在平行材料轧制方向(RD)、与轧制方向成 45° 夹角、垂直轧制方向(TD)共 3 个方向取样。在试样拉伸过程中,电脑采集响应时间点的力学性能数据,对 3 个方向的动态时间历程数据进行处理。试验中采集的真实应力-真实应变曲线如图 1 所示。通过单轴拉伸试验测得的锆合金板料的基本力学性能参数如表 1 所示。

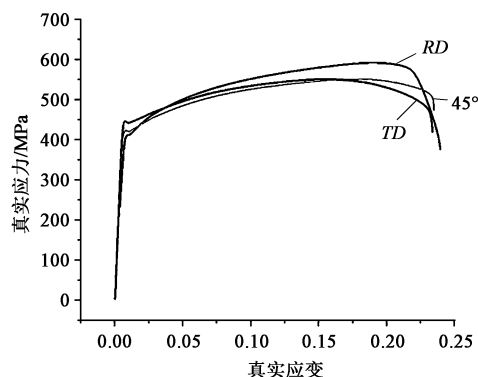


图 1 试验中采集的真实应力-真实应变曲线

Fig. 1 True stress-true strain curves collected in experiment

表 1 Zr-4 锆合金材料的力学参数

Table 1 Mechanical properties of Zr-4 zirconium alloy material

与轧制方向的 夹角/(°)	杨氏模量 E/MPa	泊松比 ν	硬化指数 n	各向异性 系数 r
0	75285	0.34	0.13	4.20
45				5.52
90				5.85

2 有限元模型的建立及验证

2.1 有限元模型的建立

由于锆合金较为昂贵,且受到现有设备的限制,无法进行大批量的物理冲制实验。借助有限元软件分析板料的冲制过程,利用数值模拟替代物理实验进行分析,成为重要的研究方法。因此,本文在部分物理试验数据的基础上,采用有限元数据进行分析。

支撑架的加工过程由板料冲裁开始,而后经过弹簧和刚凸成形、折弯等工序,图 2 为支撑架的加工过程示意图。根据支撑架结构的二维图纸以及实际的加工过程,建立了支撑架三维模型,如图 3 所示,刚凸和弹簧是其主要成形特征。

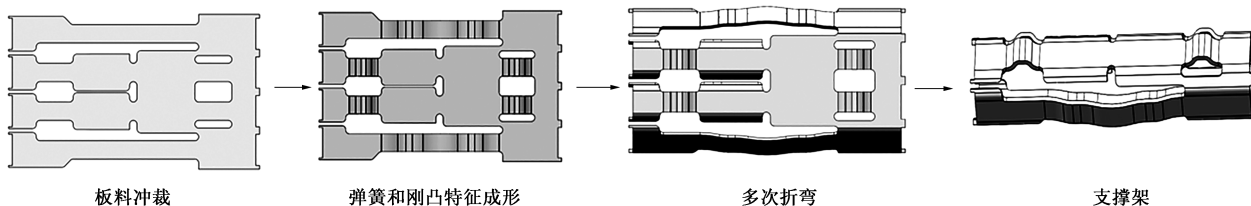


图 2 支撑架加工过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of processing process for support frame

根据实际生产经验,发现支撑架减薄率的变化主要集中在弹簧和刚凸等特征的成形,为了简便计算,本文选取支撑架折弯前的工序进行有限元模拟

仿真,使用曲面工具将每个工序的凹模、凸模和压边部分分离导出曲面,图 4 为支撑架的冲压模型。通过 Hypermesh 软件来划分网格,将板料网格划分

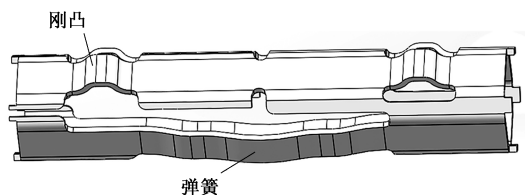


图 3 支撑架三维模型
Fig. 3 3D model of support frame

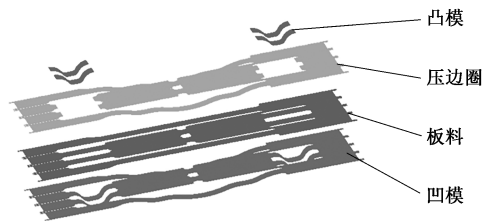


图 4 支撑架冲压模型
Fig. 4 Stamping model of support frame

为四边形，网格大小为 0.15 mm。将划分后的网格导入 Dynaform 软件，对该模型进行数值模拟，材料的性能参数采用单轴拉伸试验测得的力学性能数据。

为测试铝合金支撑架结构的冲压性能，选取一组合适的参数（折弯半径为 0.5 mm，板料厚度为 0.425 mm，摩擦因数为 0.17，凸凹模间隙为 0.425 mm，冲压力为 20000 N，冲压速度为 $150\text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ ），将设置完成的有限元模型提交计算，在 Dynaform 软件的后处理模块中，对板料的减薄率、应力分布和变形情况等进行提取。

图 5 为有限元仿真的支撑架厚度减薄率分布云图，危险位置为支撑架刚凸特征圆角过渡处，该位置减薄最严重，最大减薄率为 15.589%，最易发生破裂。

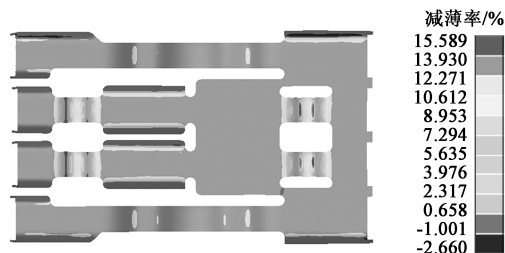


图 5 支撑架厚度减薄率分布云图
Fig. 5 Thickness thinning rate distribution cloud map for support frame

2.2 冲压试验

为验证有限元仿真结果的准确性，按照有限元仿真的冲制参数在支撑架冲压模具上进行冲制试验。在 200 倍显微镜下观测到的试验结果如图 6 所示，支撑架刚凸特征的圆角过渡处出现开裂，这与支撑

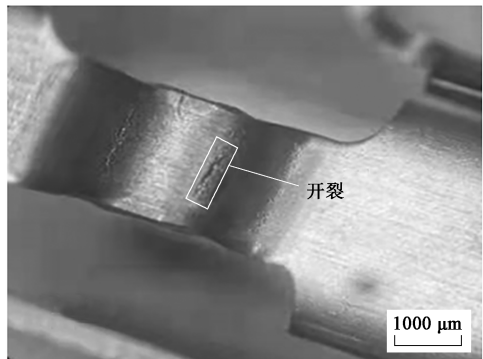


图 6 支撑架结构冲压试验结果
Fig. 6 Stamping experiment result of support frame structure

架的有限元仿真结果一致，验证了有限元模型的合理性及数值模拟的准确性。

2.3 正交试验设计及结果

正交试验是基于正交表的设计而对多因素多水平的问题进行分析与优化的一种试验方法^[10]。为了研究铝合金条带支撑架结构的冲压成形质量与模具设计、冲制工艺之间的关系，提高条带支撑架结构的冲压成形质量，本文将折弯半径 r 、板料厚度 t 、摩擦因数 μ 、凸凹模间隙 d 、压边力 f 和冲压速度 v 这 6 个参数作为冲压成形正交试验的影响因子，将最大减薄率 Y 作为评价指标。根据工厂经验和设备限制，折弯半径的选择范围为 0.4~0.8 mm，板料厚度的选择范围为 0.405~0.445 mm，摩擦因数的选择范围为 0.05~0.20，凸凹模间隙的选择范围为 0.405~0.445 mm，压边力的选择范围为 20~60 kN，冲压速度的选择范围为 $100\sim 300\text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

将折弯半径、板料厚度、摩擦因数、凸凹模间隙、压边力和冲压速度这 6 个参数作为支撑架成形质量的影响因子，采用 6 因素 5 水平标准正交表设计正交试验。将设计的 25 种试验方案导入 Dynaform 软件进行有限元仿真，正交试验模拟结果如表 2 所示。

表 2 正交试验模拟结果
Table 2 Simulation results of orthogonal experiment

方案	r/mm	t/mm	μ	d/mm	f/kN	$v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	$Y/\%$
1	0.4	0.405	0.05	0.405	20	100	14.128
2	0.4	0.415	0.15	0.435	60	150	18.669
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	0.8	0.435	0.15	0.415	20	300	14.205
25	0.8	0.445	0.20	0.445	60	100	14.056

3 多层感知机预测模型

3.1 MLP 模型

多层感知器 (Multi-layer Perceptron, MLP), 是一种前向的神经网络, 映射一组输入向量到一组输出向量。它由多个节点层组成, 每一层全连接到下一层, 除了输入节点, 每个节点均是一个带有非线性激活函数的神经元, MLP 克服了感知器不能对线性不可分数据进行识别的弱点^[11]。典型的 MLP 神经网络由 3 层基本神经单元组成, 如图 7 所示, 分别为输入层、隐含层和输出层。

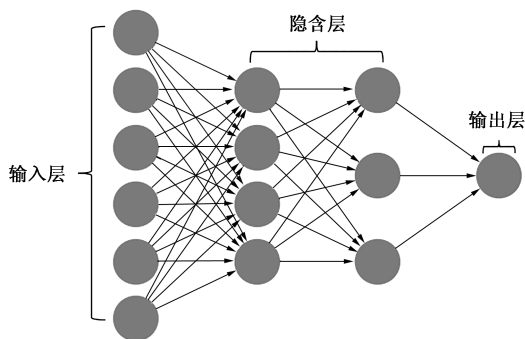


图 7 典型的 MLP 神经网络

Fig. 7 Typical MLP neural network

3.2 模型建立

基于 MLP 神经网络的回归问题的算法流程可以分为 MLP 神经网络构建、MLP 神经网络训练和 MLP 神经网络预测 3 步^[12], 如图 8 所示。

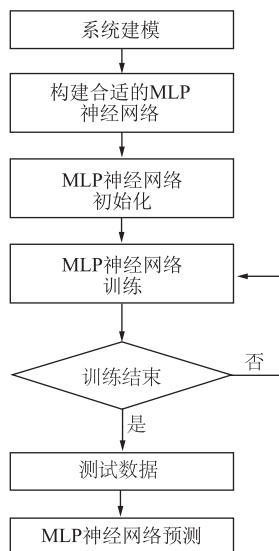


图 8 MLP 算法流程图

Fig. 8 Flow chart of MLP algorithm

首先, 对样本参数进行标准化处理, 再使用贝

叶斯算法进行超参数寻优。贝叶斯参数寻优中, 隐含层初始单元数设置为 160; 激活函数选择 “relu”, 修正线性单元函数; 权重优化器选择 “lbfgs”、quasi-Newton 方法的优化器; alpha 设置为 1×10^{-3} ; 学习率默认设置为 “constant”; 最大迭代次数为 167 次; 容忍度为 1×10^{-5} 。

3.3 模型分析

多层感知机预测模型的预测值与实际结果的平均绝对误差为 0.42, 最大误差为 1.01, 中值误差为 0.38, 可释方差得分 0.93, 均方差为 0.30, 决定系数 R^2 为 0.91。 R^2 数值较为合理, 模型精度良好, 可以用于支撑架减薄率的预测。

4 结果与讨论

由于样本数据有限, 在模型训练过程中采用五折交叉验证, 建立了高精度的钎合金支撑架多层感知机预测模型。通过多层感知机预测模型得到的预测结果与有限元仿真结果对比如图 9 所示, 从图 9 中可以看到最大相对误差为 7.22%, 平均相对误差为 2.80%, 其预测精度较为理想。

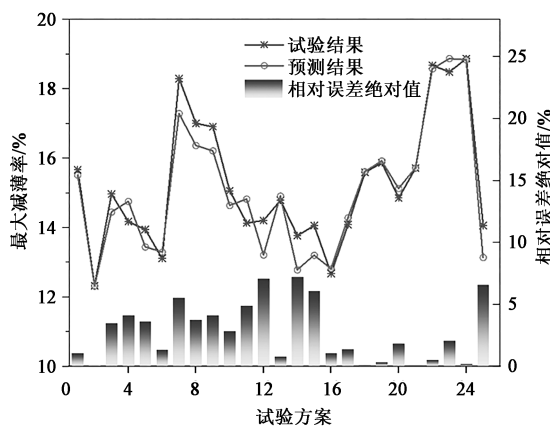


图 9 预测结果与实验结果比较

Fig. 9 Comparison between predicted and experiment results

两个变量 X_1 、 X_2 之间的相关系数的计算公式为:

$$\rho_{X_1 X_2} = \frac{Cov(X_1, X_2)}{\sqrt{D(X_1) \times D(X_2)}} = \frac{E(X_1 X_2) - E(X_1) \times E(X_2)}{\sqrt{D(X_1) \times D(X_2)}} \quad (1)$$

式中: $\rho_{X_1 X_2}$ 为变量 X_1 、 X_2 的相关系数; $Cov(X_1, X_2)$ 为变量 X_1 、 X_2 的协方差; $E(X_1)$ 、 $E(X_2)$ 、 $E(X_1 X_2)$ 分别为 X_1 、 X_2 、 $X_1 X_2$ 的期望; $D(X_1)$ 、 $D(X_2)$ 分别为 X_1 、 X_2 的方差。

根据式(1)，对模型中各因素对减薄率的影响程度进行评定，评定结果如图10所示。其中，折弯半径的相关系数最高，为0.8，因此，支撑架的减薄率主要取决于折弯半径的选取；凸凹模间隙和成形速度的相关性较弱，对支撑架减薄率的影响不大。

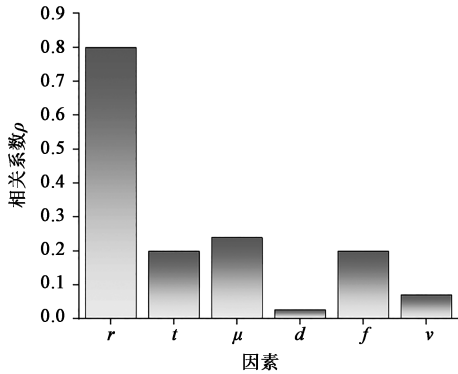


图10 各因素的相关系数比较
Fig. 10 Comparison of correlation coefficients for various factor

将随机生成的参数方案导入多层感知机模型中预测支撑架的减薄率，通过观察减薄率预测值的变化趋势，来判断多因素耦合的情况对减薄率的影响。

根据图10可以看出：折弯半径对支撑架减薄率的影响程度较大，且认为折弯半径与其他参数不存在明显的交互作用；凸凹模间隙和成形速度对减薄率的影响程度较小。因此，忽略折弯半径、凸凹模间隙和冲压速度，对板料厚度、摩擦因数和压边力进行分析。

为了直观地分析支撑架减薄率对多因素的敏感程度，折弯半径、凸凹模间隙和成形速度取中间参数，曲面图设定参数如表3所示，绘制曲面图，得到各因素对减薄率的影响如图11所示。从图11中可以看出：减薄率随着摩擦因数的增大而增大，随着板料厚度的增加，先减小后增大；当板料厚度较小或摩擦因数较大时，减薄率随着压边力的增大而

表3 曲面图设定参数						
Table 3 Setting parameters of surface plot						
曲面图	r/mm	t/mm	μ	d/mm	f/kN	$v/(\text{mm}\cdot\text{s}^{-1})$
图11a	0.7	—	—	0.425	40	150
图11b	0.7	—	0.15	0.425	—	150
图11c	0.7	0.425	—	0.425	—	150
图11d	0.7	—	—	0.425	—	150

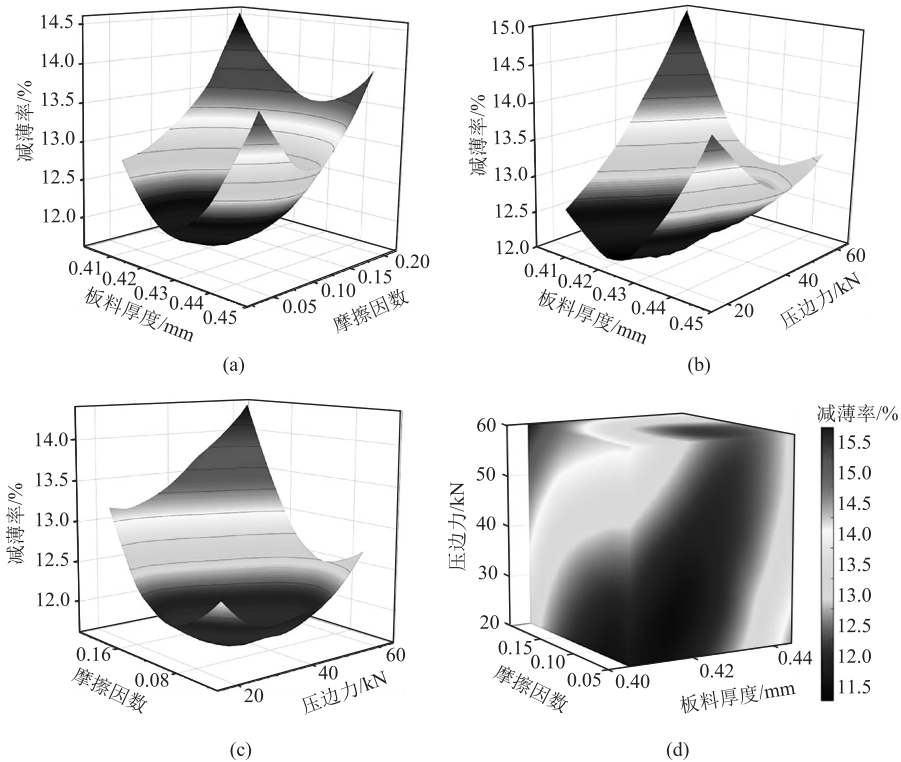


图11 各因素对减薄率的影响
(a) 板料厚度和摩擦因数 (b) 板料厚度和压边力 (c) 摩擦因数和压边力 (d) 板料厚度、摩擦因数和压边力
Fig. 11 Influences of various factor on thinning rate
(a) Sheet thickness and friction coefficient (b) Sheet thickness and blank holder force
(c) Friction coefficient and blank holder force (d) Sheet thickness, friction coefficient and blank holder force

增大。三者中,摩擦因数对减薄率的影响最大,减薄率随着摩擦因数的增大而增大,板料厚度与压边力对减薄率的影响较小。这三者均对减薄率有一定的影响,三者之间具有一定的耦合关系。

综上所述,折弯半径和摩擦因数对支撑架减薄率的影响较大,摩擦因数和压边力有一定的耦合关系,其余因素之间无明显的交互作用。

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法是一种全局搜索算法,它属于遗传算法、群体智能算法^[13]。使用粒子群优化算法对支撑架的减薄率进行优化,减薄率随迭代次数的变化情况如图 12 所示。从图 12 中可以看出,算法初期的收敛速度较快,迭代至 8 次后,收敛速度趋于缓慢。经过 42 次迭代后,PSO 算法收敛到全局最优值,此时减薄率为 11.595%,对应的各因素的取值为:折弯半径为 0.68 mm,板料厚度为 0.408 mm,摩擦因数为 0.056,凸凹模间隙为 0.414 mm,冲压力为 26562 N,冲压速度为 $203 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

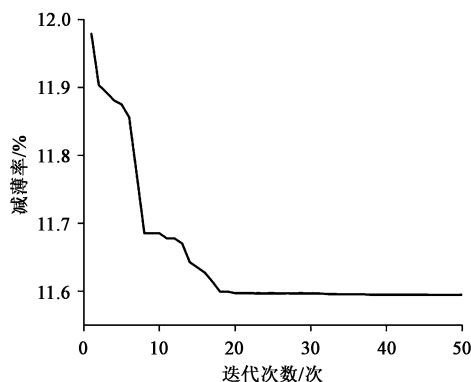


图 12 粒子群迭代优化过程

Fig. 12 Iterative optimization process of particle swarm

为了验证 PSO 算法得到的最优参数,将得到的最优参数代入有限元模型进行仿真分析,得到支撑架的最大减薄率为 11.815%,相比于优化前的方案,最大减薄率降低 24.2%,且未出现破裂现象。支撑架刚凸特征的圆角过渡处为危险位置,减薄最严重,最易发生破裂。因此,本文研究刚凸特征圆角过渡处的应变路径来探究支撑架破裂的原因。

优化前支撑架刚凸特征的圆角过渡处的应变路径如图 13 所示。从图 13 中可以看出,优化前模型危险位置的应变路径末端越过了铝合金的成形极限曲线,成形裕度 $d_1 = -0.83\%$,这表明支撑架有限元模型在该位置附近存在破裂的风险,这从理论层面解释了图 6 中冲压试验支撑架结构出现破裂的情况。优化后支撑架刚凸特征的圆角过渡处的应变路径如图 14 所示。从图 14 中可看出,优化后模型的支撑架刚

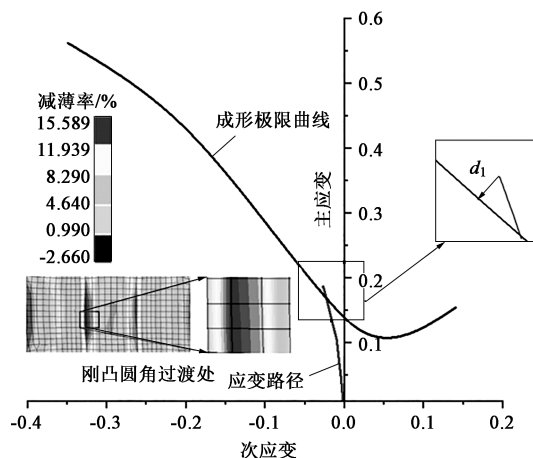


图 13 优化前危险位置的应变路径

Fig. 13 Strain path of hazardous location before optimization

凸特征的圆角过渡处的应变路径末端未越过成形极限曲线,成形裕度 $d_2 = 2.96\%$,说明该模型不会出现破裂的情况。优化前后均为同种材料,其成形极限曲线未发生变化,成形裕度的改变是由应变路径变化所导致的。应变路径的变化源于冲制参数的改变,因此,可以通过改变冲制参数提高支撑架的成形质量。

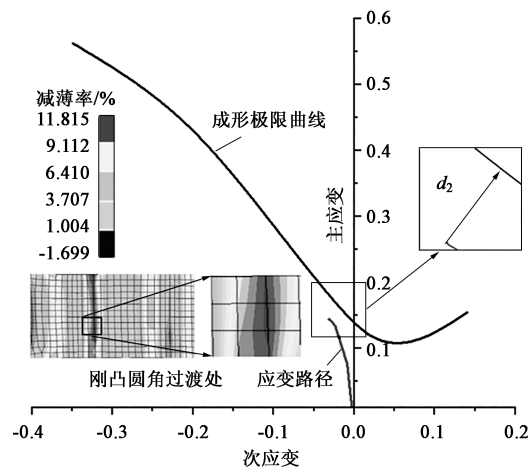


图 14 优化后危险位置应变路径

Fig. 14 Strain path of hazardous location after optimization

根据优化后的最优参数方案,对支撑架进行试验验证,其他试验条件与上文冲压试验相同。试验结果如图 15 所示,支撑架未开裂,优化后危险位置处于安全状态,验证了上文中应变路径分析的合理性。由此可看出,基于 MLP 神经网络和 PSO 算法对支撑架的冲压参数进行优化,可以提高支撑架的冲压成形质量。

5 结论

(1) 多层感知机神经网络能够有效地预测铝合

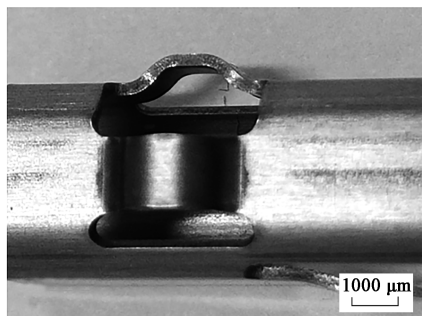


图 15 优化后的冲压试验结果

Fig. 15 Optimized stamping experiment results

金支撑架的减薄率, 预测模型的预测数据和试验数据的平均相对误差为 2.80%, 决定系数 R^2 值为 0.91, 属于高精度预测模型。

(2) 影响铝合金支撑架冲压的各因素中, 折弯半径和摩擦因数的影响程度较大, 板料厚度和压边力的影响程度适中, 凸凹模间隙和冲压速度的影响程度较小。其中, 摩擦因数和压边力有一定的耦合关系, 其余因素之间没有明显的交互作用。

(3) 通过改变冲压参数来改变应变路径, 优化后的支撑架减薄率相比于优化前降低 24.2%, 且优化后的危险位置 (支撑架刚凸特征的圆角过渡处) 处于安全状态, 不会出现破裂现象, 达到了提高铝合金支撑架冲压成形质量的目的。

参考文献:

- [1] 刘雪. 环形燃料组件定位格架外条带及栅元模具设计与工艺开发 [D]. 长沙: 湖南大学, 2018.
Liu X. Design and Process Development of Outer Strip and Cell Mold for Annular Fuel Assembly Spacer Grid [D]. Changsha: Hunan University, 2018.
- [2] Lei C Y, Mao J Z, Zhang X M, et al. A comparison study of the yield surface exponent of the Barlat yield function on the forming limit curve prediction of zirconium alloys with M-K method [J]. International Journal of Material Forming, 2021, 14: 467-484.
- [3] 邓振鹏. 新铝合金薄板带材的可冲性及冲制工艺优化 [D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
Deng Z P. Punching Property and Punching Process Optimization of New Zirconium Alloy Sheet Strip [D]. Changsha: Hunan University, 2019.
- [4] 李燕乐, 陈晓晓, 翟维东, 等. 基于响应曲面法的板料渐进成形最大减薄率预测与分析 [J]. 吉林大学学报: 工学版, 2019, 49 (2): 529-535.
Li Y L, Chen X X, Zhai W D, et al. Prediction and analysis of maximum thinning rate of sheet metal incremental forming based on response surface method [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2019, 49 (2): 529-535.

- [5] 何彦, 肖圳, 李育锋, 等. 使用 CNN-SVR 的汽车组合仪表组装质量预测方法 [J]. 中国机械工程, 2022, 33 (7): 825-833.
He Y, Xiao Z, Li Y F, et al. Assembly quality prediction method of automobile combination meter using CNN-SVR [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33 (7): 825-833.
- [6] 鲍宏, 杨靖, 柯庆镒, 等. 基于支持向量回归的熔丝制造 3D 打印能效优化模型 [J]. 中国机械工程, 2022, 33 (18): 2215-2226.
Bao H, Yang J, Ke Q D, et al. Energy efficiency optimization model of fuse filament manufacturing 3D printing based on support vector regression [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33 (18): 2215-2226.
- [7] 冯斌. 基于 MLP 的锆合金刚凸成形减薄率预测 [D]. 长沙: 湖南大学, 2020.
Feng B. Prediction of Thinning Rate of Zirconium Alloy Rigid-convex Forming Based on MLP [D]. Changsha: Hunan University, 2020.
- [8] 谢延敏, 孙新强, 田银, 等. 基于改进粒子群算法和小波神经网络的高强度扭曲回弹工艺参数优化 [J]. 机械工程学报, 2016, 52 (19): 162-167.
Xie Y M, Sun X Q, Tian Y, et al. Optimization of process parameters for twisting springback of high-strength steel based on improved particle swarm optimization and wavelet neural network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52 (19): 162-167.
- [9] GB/T 228.1—2021, 金属材料 拉伸试验 第 1 部分: 室温试验方法 [S].
GB/T 228.1—2021, Metallic materials—Tensile test—Part 1: Test method at room temperature [S].
- [10] 童洲, 谈毅, 段海峰, 等. 基于正交试验和灰色关联的模块锻件热处理工艺优化 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (8): 186-192.
Tong Z, Tan Y, Duan H F, et al. Optimization of heat treatment process for module forgings based on orthogonal test and gray correlation [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (8): 186-192.
- [11] 王格格, 郭涛, 李贵洋. 多层感知器深度卷积生成对抗网络 [J]. 计算机科学, 2019, 46 (9): 243-249.
Wang G G, Guo T, Li G Y. Multilayer perceptron deep convolutional generative adversarial networks [J]. Computer Science, 2019, 46 (9): 243-249.
- [12] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. Matlab 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
Wang X C, Shi F, Yu L, et al. Matlab Neural Network 43 Case Analysis [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2013.
- [13] 孙恒, 耿金亮, 那凤祎, 等. 基于粒子群优化算法的双混合制冷剂液化工艺参数优化 [J]. 天然气化工—C1 化学与化工, 2022, 47 (2): 116-121.
Sun H, Geng J L, Na F Y, et al. Optimization of process parameters for dual-mixed refrigerant liquefaction based on particle swarm optimization algorithm [J]. Natural Gas Chemical Industry, 2022, 47 (2): 116-121.