

汽车发动机罩的神经网络-强繁殖 NSGA-II 算法冲压参数优化

王慧怡¹, 王岫鑫², 刘 学³

(1. 长春汽车工业高等专科学校 质量控制处, 吉林 长春 130013; 2. 重庆邮电大学 生物信息学院, 重庆 400065;

3. 长春汽车工业高等专科学校 汽车工程学院, 吉林 长春 130013)

摘要: 为了提高车辆发动机罩内板的冲压质量, 以减小冲压制件的最大减薄率和最大增厚率为目标, 提出了基于神经网络-强繁殖 NSGA-II 算法的冲压参数优化方法。建立了减小最大减薄率和最大增厚率的多目标优化模型。使用最优拉丁抽样法在思维空间抽取了采样点, 依据数值模拟获得了采样点的性能参数。使用 BP 神经网络拟合冲压参数与质量参数的关系, 经验证, 回归精度较高, BP 神经网络可以用于质量参数的预测。定义了多点随机交叉和排交叉位随机变异法, 将其应用于 NSGA-II 算法, 给出了基于强繁殖 NSGA-II 算法的优化模型求解方法。经验证, 强繁殖 NSGA-II 算法的 Pareto 解集可以支配 NSGA-II 算法解集, 验证了改进策略的有效性。优化后最大减薄率均值和最大增厚率均值分别减小了 15.14% 和 18.93%, 验证了优化方法的有效性和优越性。

关键词: 发动机罩内板; 冲压; BP 神经网络; 强繁殖 NSGA-II 算法; 最大减薄率; 最大增厚率

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.07.014

中图分类号: TP319

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2022) 07-0100-07

Parameter optimization on stamping of neural network-strong reproduction NSGA-II algorithm for automobile engine hood

Wang Huiyi¹, Wang Xiuxin², Liu Xue³

(1. Quality Control Department, Changchun Automobile Industry Institute, Changchun 130013, China;

2. School of Bioinformatics, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

3. College of Automobile Engineering, Changchun Automobile Industry Institute, Changchun 130013, China)

Abstract: In order to improve the stamping quality of automobile engine hood inner panel and reduce the maximum thinning rate and the maximum thickening rate of stamping parts, a stamping parameter optimization method based on neural network-strong propagation NSGA-II algorithm was proposed, and a multi-objective optimization model for reducing the maximum thinning rate and the maximum thickening rate was established. Then, the sampling points in the thinking space were extracted by using the optimal Latin sampling method, and the performance parameters of the sampling points were obtained according to the numerical simulation. Furthermore, through using BP neural network to fit the relationship between stamping parameters and quality parameters, it was verified that the regression accuracy was high, and the BP neural network could be used to predict quality parameters. Finally, the multi-point random crossover and row crossover random mutation methods were defined and applied to NSGA-II algorithm, and the solution method of optimized model based on strong reproduction NSGA-II algorithm was given. The verification results show that the Pareto solution set of strong reproduction NSGA-II algorithm can dominate the solution set of NSGA-II algorithm, which verifies the effectiveness of the improved strategy. After optimization, the average values of the maximum thinning rate and the maximum thickening rate are reduced by 15.14% and 18.93% respectively, which verifies the effectiveness and superiority of the optimized method.

Key words: engine hood inner panel; stamping; BP neural network; strong reproduction NSGA-II algorithm; maximum thinning rate; maximum thickening rate

节能、环保、安全是汽车行业的发展趋势, 使

用高强轻质材料替代传统钢材可以降低油耗和排放, 同时满足车辆强度要求。目前, 铝合金板料因密度小、强度大等优点在车身中得到了越来越广泛的应用^[1]。但是铝合金冲压件质量受工艺参数的影响极大, 因此, 研究铝合金冲压参数优化问题具有重要的理论价值和实际价值。

收稿日期: 2021-07-16; 修订日期: 2021-10-19

基金项目: 吉林省职业教育与成人教育教学改革研究课题 (2020ZCY205)

作者简介: 王慧怡 (1982-), 女, 硕士, 副教授

E-mail: gg_hy2490@163.com

随着冲压材料、冲压成形件、板料形状的多样化,依据传统专家经验进行工艺优化的方法不仅难以得到最优工艺,而且无法适应冲压的多样化需求。因此,具有一定普遍适用性的智能化优化方法成为研究热点。铝合金板料冲压优化的研究大致可以分为 3 类:(1)以正交实验设计为基础,使用极差分析法得到设定参数中的最优组合^[2],此方法的优点为简单易行,可以在一定程度上优化参数,缺点为最优参数组合为设定组合中的最优解,并非可行域内的最优解;(2)以数值模拟为基础,使用有限元软件得到不同参数组合下的性能参数,而后通过求解极值得到最优参数^[3],此方法的优点为成本低、开发周期短,缺点为数值模拟结果与实际生产可能存在误差,导致优化结果不合理;(3)使用智能仿生算法,通过建模与编码,将参数优化问题转化为最优解搜索问题^[4],此方法的优点为普遍适用性好,缺点为优化程度与算法搜索能力的关系极强。文献[5]针对汽车侧围外板拉延问题,基于 Auto Form 有限元软件对拉延不充分问题进行了数值模拟和优化,有效地提高了拉延质量和板料利用率。文献[6]针对汽车后围内板冲压优化问题,使用粒子群算法优化冲压参数,优化后的冲压件无开裂和起皱问题。鉴于智能优化方法具有一定的普遍适用性,本文使用智能仿生算法对冲压工艺进行优化,但是优化结果与算法优化能力的关系极大,因此,智能仿生算法优化能力的提高和在冲压优化中的应用仍是研究热点。

本文针对发动机罩内板的冲压成形优化问题,以减小最大减薄率、最大增厚率为目标建立了优化目标函数,基于有限元模型获得了实验点数据,并拟合了冲压参数与质量参数的回归关系。使用强繁殖 NSGA-II 算法求解了优化模型,达到了减小最大减薄率和最大增厚率的目的。

1 实验材料与工艺

1.1 实验材料

冲压所用材料为西南铝业(集团)有限责任公司提供的 6061 铝合金薄板,其化学成分如表 1 所示^[7]。后文建立发动机罩内板的冲压成形有限元模型时需使用 6061 铝合金薄板的力学性能参数,根据厂家提供的数据和力学性能测试结果,得到材料的力学性能参数如表 2 所示。

表 1 6061 铝合金化学成分(%,质量分数)

Table 1 Chemical compositions of 6061 aluminum alloy (%, mass fraction)

Si	Zn	Mg	Cu	Fe	Mn	Zr	Al
1.00	0.60	0.55	0.18	0.12	0.10	0.08	余量

表 2 材料力学性能参数

Table 2 Mechanical property parameters of material

参数	密度/ (g · cm ⁻³)	伸长率/%	泊松比	弹性模量/ GPa	屈服强度/ MPa
	数值	2. 70	22. 59	0. 35	67
参数	硬化指数	厚向各向异性			
		<i>r</i> ₀	<i>r</i> ₄₅	<i>r</i> ₉₀	
数值	0. 26	0. 75	0. 45	0. 69	

表 2 中的材料密度为厂家所提供,其余参数通过实验测试得到。实验方法为:拉伸样品的尺寸如图 1 所示。拉伸性能测试^[8]在 CMT5105-SANS 型电子万能拉伸试验机上进行,拉伸速率为 5 mm·min⁻¹,每个样品采用 3 根平行试样进行测试,根据测试结果可以计算出材料的力学性能参数。

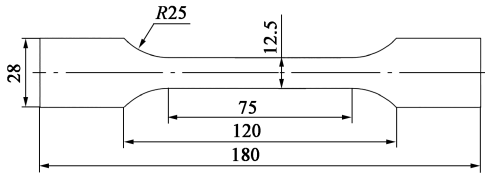


图 1 试样尺寸

Fig. 1 Sample sizes

毛坯形状对成形结果的影响较大,毛坯外形设置合理时可以减少变形需要的拉伸力,减小模具磨损;而且可以减少材料浪费,防止拉深时出现起皱和开裂等问题。基于 Pam-Stamp 软件的 Inverse 模块,使用有限元逆向算法预估毛坯形状和尺寸,得到的毛坯形状如图 2 所示,厚度为 1.2 mm。

1.2 发动机罩内板冲压成形工艺

本文研究的冲压件为发动机罩内板,冲压采用双动式冲压,如图 3 所示。具体过程为:首先将板料定位,而后压边圈向下运动压紧板料,要求压边圈以一定的压力压紧坯料的法兰部分;最后凸模向下运动,凹凸模闭合后保压一段时间,在凸模挤压和压边力共同作用下,板料发生塑性变形,冲压过程结束。

1.3 优化目标与参数选择

覆盖件冲压成形的表面缺陷包括起皱、破裂等。

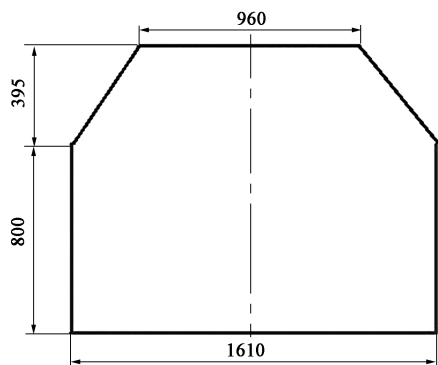


图 2 毛坯外形

Fig. 2 Shape of blank

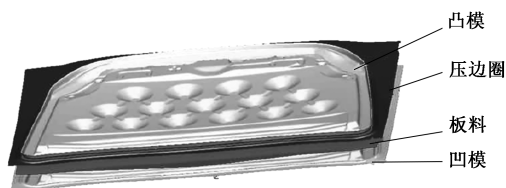


图 3 冲压成形示意图

Fig. 3 Schematic diagram of stamping

从外观上讲,优化后的冲压件不能存在起皱、破裂等缺陷。另外,冲压成形件的厚度均匀性对其强度、耐冲击等性能影响较大,为了使成形件具有较好的厚度均匀性,本文以减小最大减薄率和最大增厚率为优化目标。则优化目标函数为:

$$\text{obj. } G = \min \{f_{\max}, t_{\max}\} \quad (1)$$

式中: G 为目标函数; f_{\max} 为最大减薄率; t_{\max} 为最大增厚率。

选择优化参数的原则主要有两个方面:(1)所选参数与优化目标具有较强的关联;(2)所选参数绝对可控或相对可控。按照上述原则,选择压边力、摩擦因数、模具间隙、凸模速度为优化参数,其中压边力、模具间隙、凸模速度为绝对可控因素,摩擦因数难以调整为具体值,但是却可以人为调大或调小,因此为相对可控因素。参数选择分析如下。

压边力通过控制法兰区域材料的流动阻力来调节板料的流动以及应力应变的分布,压力过大会使板料拉深时的减薄率过大甚至开裂;压力过小会使板料局部出现起皱问题。

摩擦因数影响板料的流动,当摩擦因数过大时板料流动困难,容易出现减薄和开裂问题;当摩擦因数过小时板料流动容易,但是却会出现增厚和起皱的问题。

模具间隙对板料的流动具有引导和控制作用,模具间隙较大时板料塑性变形不充分;模具间隙较

小时板料可以充分变形,但是容易出现减薄和破裂问题。

凸模速度对板料成形质量的影响较大,当凸模速度较大时板料成形速度过大,会因材料流动不及时而出现开裂问题;当凸模速度过小时则极大地影响冲压效率。

根据冲压设备参数的可调整范围,同时参考工厂的实际冲压参数,设置各参数的优化范围为:

$$\text{s. t. } \begin{cases} 150 \text{ kN} \leq x_1 \leq 550 \text{ kN} \\ 0 \leq x_2 \leq 1 \\ 1.0t \leq x_3 \leq 1.2t \\ 2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \leq x_4 \leq 8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_1 为压边力; x_2 为摩擦因数; x_3 为模具间隙; x_4 为凸模速度; t 为板料厚度, mm。

2 性能预测模型

2.1 基于数值模拟的数据获取

最优拉丁超立方抽样^[9]是在随机拉丁超立方抽样基础上改进的方法,该方法抽取的实验点具有更好的空间填充性和均匀性。本文使用最优拉丁超立方抽样法在 4 维优化空间中抽取 70 个采样点,采样点在 3 维空间的分布如图 4 所示。

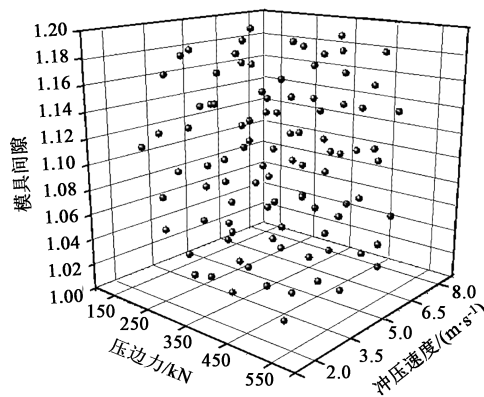


图 4 采样点分布

Fig. 4 Distribution of sampling points

使用 Hypermesh 软件建立冲压成形的有限元模型,将凹模、凸模、压边圈定义为刚体,凸模和凹模的网格数量分别为 93548 和 74950 个,压边圈的网格数量为 18598 个,板料的网格数量为 15929 个。摩擦模型采样库伦摩擦模型,材料准则为正交各向异性 Hill48 等向强化模型。

使用冲压成形的有限元模型,得到基于数值模拟的各采样点对应的性能参数如表 3 所示。

表3 采样点性能参数

Table 3 Property parameters of sampling points

采样点	x_1/kN	x_2	x_3	$x_4/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$f_{\max}/\%$	$t_{\max}/\%$
1	100	0.08	1.05t	3	25.64	12.80
2	200	0.09	1.10t	7	28.58	10.88
3	500	0.12	1.06t	5	6.78	4.97
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
69	490	0.11	1.07t	6	29.11	6.86
70	290	0.10	1.20t	4	29.05	6.98

2.2 基于神经网络的性能预测模型

1989年Hecht-Nielsen R^[10]证明了万能逼近定理,即对于任何闭区间的连续函数,均可以使用单隐含层BP神经网络逼近。因此BP神经网络在数值拟合中的应用极为广泛,本文使用BP神经网络拟合工艺参数 $x_1 \sim x_4$ 与质量参数 f_{\max} 、 t_{\max} 之间的关系。单隐含层BP神经网络结构如图5所示,图5中 $x_1 \sim x_M$ 为 M 个输入参数, $y_1 \sim y_N$ 为 N 个输出参数。

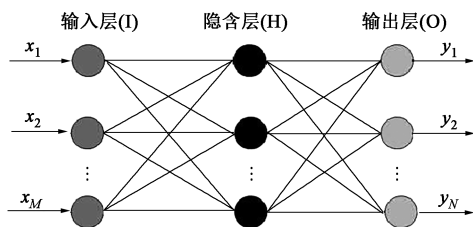


图5 单隐含层BP神经网络

Fig. 5 BP neural network with single hidden layer

根据选择的工艺参数的数量和优化的性能参数的数量,输入层节点数设置为4,输出层节点数为2。BP神经网络中隐含层节点数 n_H 的经验公式为:

$$n_H \geq \frac{n_I - 1}{2} \quad (3)$$

式中: n_I 为输入层节点数。按照经验公式,设置隐含层节点数 $n_H=3$ 。

BP神经网络之间依据权值、阈值、激活函数进行信息传递,输入层神经元 m 与隐含层神经元 b 之间的权值记为 w_{mb} ,输入层神经元 m 的阈值记为 θ_m ,隐含层激活函数记为 $g_1(\cdot)$;隐含层神经元 b 与输出层神经元 n 之间的权值记为 w_{bn} ,隐含层神经元 b 的阈值记为 θ_b ,输出层激活函数记为 $g_2(\cdot)$,则输出层神经元 n 的输出值 y_n 为^[11]:

$$y_n = g_2 \left[\sum_{b=1}^3 w_{bn} \cdot g_1 \left(\sum_{m=1}^4 w_{mb} \cdot x_m + \theta_m \right) + \theta_b \right] \quad (4)$$

其中, $g_1(\cdot)$ 使用S型函数, $g_2(\cdot)$ 使用Purelin函数。

BP神经网络反向训练过程使用Widrow-Hoff学习规则,即根据梯度下降法反复修正神经元权值和阈值。从70组数据中随机选择50组作为训练样本,另外20组作为测试样本,最大训练次数设置为 5×10^4 ,学习效率设置为0.05,训练目标设置为 10^{-3} ,参数的训练过程如图6所示。

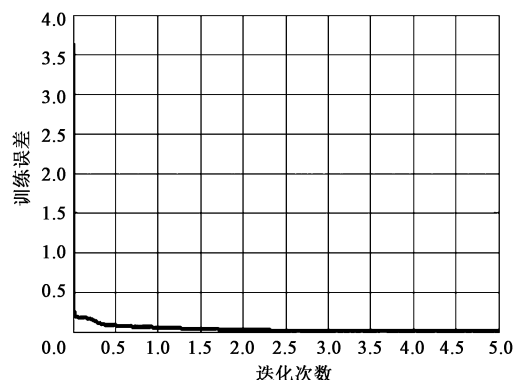


图6 参数训练过程

Fig. 6 Process of parameter training

使用训练后的BP神经网络对20组测试样本的输出进行预测,得到的预测结果如图7所示。

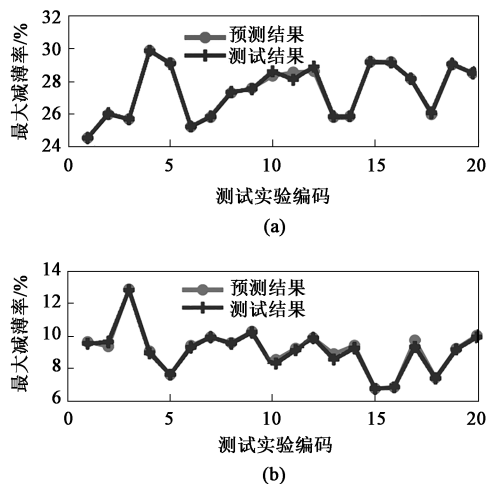


图7 BP神经网络预测结果

(a) 最大减薄率 (b) 最大增厚率

Fig. 7 Prediction results of BP neural network

(a) Maximum thinning rate (b) Maximum thickening rate

统计图7中最大减薄率、最大增厚率的误差,最大减薄率预测的最大相对误差为3.5%,最大增厚率预测的最大相对误差为3.9%,两个参数的预测精度均较高,训练后的BP神经网络可以用于最大减薄率、最大增厚率的预测。

3 强繁殖 NSGA-II 算法

在 1.3 节中建立了以减小最大减薄率和最大增厚率为目标的多目标优化函数,并给出了优化参数的取值范围。将优化参数编码为由 4 维基因组成的染色体 $x=(x_1, x_2, x_3, x_4)$, 每个染色体代表一个可行解。将优化目标函数视为染色体的评价函数,则可以将 1.3 节的参数最优化问题转化搜索最优染色体的问题,因此可以使用 NSGA-II 算法进行求解。但是 NSGA-II 算法的优化能力有限,针对这一问题,本文提出了具有强繁殖能力的 NSGA-II 算法。

3.1 算法构造思路与染色体繁殖能力

NSGA-II 算法存在算法收敛性与个体多样性之间的矛盾^[12-13],为了有效地平衡算法的多样性和收敛性,本文提出了具有强繁殖能力的 NSGA-II 算法。

强繁殖 NSGA-II 算法的构造思路为:将染色体根据繁殖能力从小到大进行排序,繁殖能力大于均值的个体划分为强繁殖子群,繁殖能力小于均值的个体划分为弱繁殖子群。强繁殖子群由于具有较强的繁殖能力,因此使用传统遗传操作;弱繁殖子群的繁殖能力较弱,使用改进的遗传操作促进染色体进化。两个子群每进化 5 代进行一次混合,并重新划分子群。

以染色体 t' 为例对繁殖能力进行定义,染色体规模记为 T ,则繁殖能力的计算步骤为:

Step 1: 从染色体群体中随机抽取 $1/2T$ 作为测试染色体;

Step 2: 将测试染色体逐个与染色体 t' 进行交叉,交叉方式为传统方式,传统交叉方式在后文中明确;

Step 3: 若 2 个子代中存在支配染色体 t' 的个体,说明染色体实现了进化,染色体 t' 的繁殖能力 +1; 若 2 个子代均无法支配染色体 t' ,说明染色体未进化,则染色体 t' 繁殖能力不变;

Step 4: 当染色体 t' 与所有测试染色体完成测试后,计算染色体 t' 的繁殖能力,迭代过程结束。

3.2 种群分割与遗传操作

根据前文所述,将染色体分为强繁殖子群和弱繁殖子群。

(1) 对于强繁殖子群,自身具有较强繁殖能力,因此使用传统遗传操作方式即可保持种群优势。染色体交叉使用随机单点交叉方式,变异使用单基因位随机变异。

(2) 弱繁殖子群由于自身繁殖能力弱,需使用改进的交叉变异方式,使其繁殖能力强制提高。

交叉使用改进的多点随机交叉方法,操作方法为:从 $\{1, 2, 3, 4\}$ 中随机产生除空集和全集外的子集,而后根据子集将相应的基因位交叉。这种交叉方式摒弃了传统单点和双点交叉对基因位的限制,最大限度地实现了随机交叉。

对于弱繁殖子群,变异是提高染色体繁殖能力较为根本的方法。本文提出了“排交叉位的随机变异法”,执行方法为:排除交叉操作时的基因位,对未进行交叉操作的基因位进行随机变异操作。

强繁殖子群与弱繁殖子群之间的交流方式为融合交流,即每迭代 5 次,将强繁殖子群和弱繁殖子群进行混合,再次计算各染色体的繁殖能力,并进行种群的重新划分。

3.3 强繁殖 NSGA-II 算法步骤

根据强繁殖 NSGA-II 算法的构造思路,得到强繁殖 NSGA-II 算法步骤如下:

Step 1: 设置算法参数,即染色体规模、交叉概率、变异概率、最大迭代次数等;

Step 2: 染色体以随机方式进行初始化;

Step 3: 计算各染色体的繁殖能力,并依据繁殖能力将染色体划分为强繁殖子群和弱繁殖子群;

Step 4: 强繁殖子群和普通子群按照各自的方式进行交叉变异和选择,每迭代一次则迭代次数+1;

Step 5: 判断迭代次数是否达到最大值,若否,则判断迭代次数是否为 5 的倍数,若为 5 的倍数则转至 Step 3,若不为 5 的倍数则转至 Step 4;若迭代次数达到了上限,则算法结束。

4 实验验证与分析

4.1 参数优化过程

强繁殖 NSGA-II 算法的参数设置为:染色体规模为 100,最大迭代次数为 100,交叉概率设置为 0.5,变异概率设置为 0.1。为了进行对比,同时使用传统 NSGA-II 算法进行冲压参数优化,算法参数设置与强繁殖 NSGA-II 算法一致。两种算法得到的 Pareto 前沿解如图 8 所示,图 8 中标出的验证点为后文实验验证对应点。

从图 8 中可以看出,强繁殖 NSGA-II 算法得到的 Pareto 前沿解在分布上处于支配地位,传统 NSGA-II 算法的 Pareto 前沿解处于被支配地位,即强繁殖 NSGA-II 算法的优化能力、搜索能力、求解结

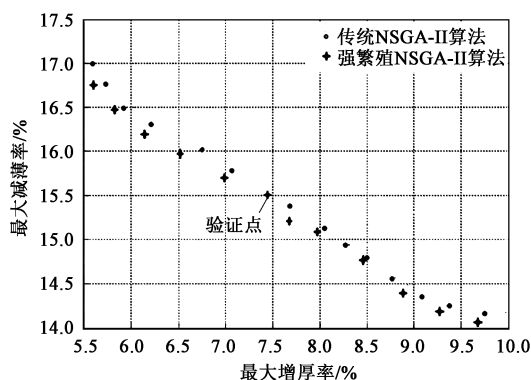


图8 两种算法的 Pareto 前沿解

Fig. 8 Pareto front solutions of two algorithms

果优于传统 NSGA-II 算法。这是因为强繁殖 NSGA-II 算法根据染色体繁殖能力分为两个子群，针对弱繁殖子群繁殖能力弱的问题，提出了改进的随机交叉和“排交叉位的随机变异方法”，可以强制提升算法的繁殖能力，因此强繁殖 NSGA-II 算法的优化结果优于传统 NSGA-II 算法。

按照最大减薄率和最大增厚率同等重要的原则，选择图 8 中标出的点为验证点，该点对应的最优参数组合为：压力为 234 kN、摩擦因数为 0.01、模具间隙为 $1.06t$ 、凸模速度为 $8.60 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ；相应的成形质量参数为：最大减薄率为 15.5%，最大增厚率为 7.4%。

4.2 有限元验证

将优化后的参数输入到 CAE 软件中，得到制件的减薄率云图如图 9a 所示，安全阈值云图如图 9b 所示。

由图 9 可以看出，优化后的冲压制件的质量较好。冲压件的最大减薄率为 15.5324%，最大增厚率为 7.4432%。由图 9b 可知，制件的起皱区域集中在工艺补充面上，会在修边过程中切除，因此不影响冲压成形质量。综合图 9a 和图 9b 可知，制件厚度分布均匀，除切除的工艺补充面外，不存在开裂和起皱问题。以上分析结果表明，基于强繁殖 NSGA-II 算法的参数优化结果是可用的，可以进一步进行生产验证。

4.3 生产验证

根据优化后的工艺参数，对铝合金板料进行冲压试制，冲压设备为 YT28-1200/1600C 型冲压机，如图 10a 所示。使用该冲压设备，并使用优化后的工艺参数得到 10 个冲压试制件，其中一个试制件如图 10b 所示。

观察 10 个试制件可以看出，10 个试制件均未

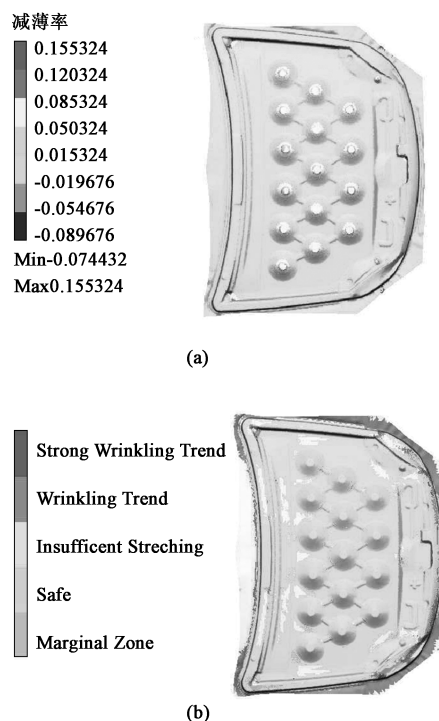


图9 优化后的有限元仿真结果

(a) 减薄率 (b) 安全阈值

Fig. 9 Finite element simulation results after optimization

(a) Thinning rate (b) Safety margin



(a)



(b)

图10 冲压设备 (a) 及试制件 (b)

Fig. 10 Stamping equipment (a) and trial piece (b)

有明显的起皱和开裂问题,即 10 个试制件的表面质量合格。使用激光测厚仪测量试制件的厚度,统计 10 个试制件的最大减薄率均值和最大增厚率均值,并与厂家提供的数据进行对比,结果如表 4 所示。

表 4 质量参数对比 (%)

Table 4 Comparison of quantity parameters (%)

参数	最大减薄率 均值	最大减薄率 标准值	最大增厚率 均值	最大增厚率 标准值
厂家	18.43	4.22	8.98	2.08
优化后	15.64	3.27	7.28	1.85

由表 4 可知,经过优化,发动机罩内板的最大减薄率均值由 18.43% 减小至 15.64%,减小了 15.14%;最大增厚率均值由 8.98% 减小至 7.28%,减小了 18.93%。以上两个质量参数表明,经过优化发动机罩内板的平均质量有所提高。另外,优化后最大减薄率和最大增厚率的标准差也略有下降,说明生产稳定性也略有提高。结合表 4 和图 9、图 10 可以看出,基于强繁殖 NSGA-II 算法的发动机罩内板冲压优化方法是有效的,能够有效地减小制件的最大减薄率和最大增厚率。

5 结论

(1) 3 层 BP 神经网络对冲压参数与质量参数的函数关系的拟合精度较高。

(2) 基于强繁殖 NSGA-II 算法得到的 Pareto 前沿解支配传统 NSGA-II 算法,其优化能力优于传统算法。

(3) 基于强繁殖 NSGA-II 算法的发动机罩内板冲压方法是有效的,冲压试制件不存在开裂和起皱问题,最大减薄率和最大增厚率均有所减小。

参考文献:

- [1] 王艳艳,高崇阳. 车辆底板冲压的响应面拟合与改进蜂群算法优化 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (3): 89-95.
Wang Y Y, Gao C Y. Response surface fitting and improved bee colony algorithm optimization for vehicle bottom plate in stamping [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (3): 89-95.
- [2] 么大锁. 汽车引擎盖外板拉伸成形工艺参数优化研究 [J]. 机电工程, 2020, 37 (7): 795-800.
Yao D S. Optimization of drawing process parameters for automobile engine hood outer plate [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020, 37 (7): 795-800.
- [3] 韦韡,姚佐平,李开文,等. 基于 Autoform 的汽车侧围回弹补偿分析 [J]. 精密成形工程, 2021, 13 (3): 172-178.
Wei W, Yao Z P, Li K W, et al. Analysis on compensation for

- spring back of auto-bodyside based on Autoform [J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2021, 13 (3): 172-178.
- [4] 刘强,俞国燕,梅端. 基于 Dynaform 与 RBF-NSGA-II 算法的冲压成形工艺参数多目标优化 [J]. 塑性工程学报, 2020, 27 (3): 16-25.
Liu Q, Yu G Y, Mei D. Multi-objective optimization of stamping forming process parameters based on Dynaform and RBF-NSGA-II algorithm [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27 (3): 16-25.
- [5] 蒋磊,龚剑,王龙,等. 侧围外板浅拉延成形工艺数值模拟 [J]. 塑性工程学报, 2020, 27 (9): 73-81.
Jiang L, Gong J, Wang L, et al. Numerical simulation of shallow drawing for body side outer panel [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27 (9): 73-81.
- [6] 胡锦达. 汽车后围内板冲压工艺的高斯扰动粒子群优化 [J]. 锻压技术, 2020, 45 (12): 46-52.
Hu J D. Stamping process optimization of automobile rear inner panel based on Gaussian perturbation particle swarm [J]. Forging & Stamping Technology, 2020, 45 (12): 46-52.
- [7] 夏明勇. 汽车用 6016 铝合金板材预时效工艺研究及冲压成形数值模拟 [D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
Xia M Y. Study on Pre-aging Technology and Numerical Simulation of Stamping Forming of 6016 Aluminum Alloy Sheet for Automobile [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [8] 刘文辉,罗号,谭永胜,等. 横轧对 6016 铝合金组织及力学性能的影响 [J]. 稀有金属, 2020, 44 (3): 242-248.
Liu W H, Luo H, Tan Y S, et al. Effects of cross-rolling on microstructure and mechanical properties of 6016 Aluminum alloy [J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2020, 44 (3): 242-248.
- [9] 孙晓东,刘健,陈雅琪,等. 往复式压缩机轴系扭振参数优化设计 [J]. 机械设计与制造, 2019, (5): 171-174.
Sun X D, Liu J, Chen Y Q, et al. Optimization design of reciprocating compressor shafting torsional vibration parameters [J]. Machinery Design & Manufacture, 2019, (5): 171-174.
- [10] Hecht-Nielsen R. Neurocomputer Applications [M]. New York: Springer-Verlag New York Inc., 1989.
- [11] Sun C. Creep deformation constitutive model of BSTMUF601 superalloy using the BP neural network method [J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2020, 49 (6): 1885-1893.
- [12] 郑夏,马良. 一种多目标非线性优化的 NSGA-II 改进算法 [J]. 微电子学与计算机, 2020, 37 (7): 47-53.
Zheng X, Ma L. An improved NSGA-II algorithm for multi-objective nonlinear optimization [J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37 (7): 47-53.
- [13] 顾清华,莫明慧,卢才武,等. 求解约束高维多目标问题的分解约束支配 NSGA-II 优化算法 [J]. 控制与决策, 2020, 35 (10): 2466-2474.
Gu Q H, Mo M H, Lu C W, et al. Decomposition-based constrained dominance principle NSGA-II for constrained many-objective optimization problems [J]. Control and Decision, 2020, 35 (10): 2466-2474.