

## 锆合金条带冲压成形的多目标工艺优化

袁佳健<sup>1</sup>, 毛建中<sup>2</sup>, 张小民<sup>2</sup>, 雷从一<sup>3</sup>, 王 犇<sup>4</sup>

(1. 湖南交通职业技术学院 机电工程学院, 湖南 长沙 410132; 2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082;  
3. 湖南工商大学 智能工程与智能制造学院, 湖南 长沙 410205; 4. 国核宝钛锆业股份公司, 陕西 宝鸡 721013)

**摘要:** 为了降低锆合金条带冲压时的减薄开裂风险, 针对条带级进冲压时其特征成形具有相同的冲压速度、压边力与摩擦因数的特点, 建立条带的简化有限元模型, 并通过物理试验对有限元模拟的准确性进行验证。利用支持向量机分别建立条带弹簧与刚凸特征的减薄率预测模型, 针对条带整体成形减薄这一多目标问题, 基于非支配排序遗传算法和熵权-TOPSIS法, 求得3种润滑条件下的Pareto前沿解和对应工艺参数的综合排序。结果表明: 条带的刚凸特征相较于弹簧特征的减薄率对工艺参数的变化更敏感; 不同润滑条件下条带的最优冲压工艺差异明显; 常用无润滑条件下, 冲压速度为 $134.41 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 、压边力为7862 N时, 条带级进冲压具有最小的减薄开裂风险。

**关键词:** 锆合金条带; 冲压成形; 减薄开裂; 弹簧; 刚凸

**DOI:** 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.07.013

**中图分类号:** TG386

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-3940 (2023) 07-0093-07

## Optimization on multi-objective process for zirconium alloy strip stamping

Yuan Jiajian<sup>1</sup>, Mao Jianzhong<sup>2</sup>, Zhang Xiaomin<sup>2</sup>, Lei Congyi<sup>3</sup>, Wang Ben<sup>4</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Communication Engineering Polytechnic, Changsha 410132, China;  
2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;  
3. School of Intelligent Engineering and Intelligent Manufacturing, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China;  
4. State Nuclear Bao Ti Zirconium Industry Co., Ltd., Baoji 721013, China)

**Abstract:** In order to reduce the risk of thinning and cracking during stamping for zirconium alloy strips, for the strip progressive stamping, its feature forming has the same stamping speed, blank holder force and friction coefficient, a simplified finite element model of strip was established, and the accuracy of finite element simulation was verified by physical test. Then, support vector machine was used to establish thinning rate prediction models for strip spring and rigid convexity feature respectively, and aiming at the multi-objective problem of overall strip thinning during forming process, based on non-dominated sorting genetic algorithm and entropy weight TOPSIS method, the Pareto front solutions and the comprehensive ordering of corresponding process parameters under three lubrication conditions were calculated. The results show that the thinning rate of rigid convex feature for strip is more sensitive to the change of process parameters than that of spring feature, and the optimum stamping process of strip varies obviously under different lubrication conditions. Thus, under the common no-lubrication condition, when the stamping speed is  $134.41 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$  and the blank holder force is 7862 N, the strip progressive stamping has the minimum risk of thinning and cracking.

**Key words:** zirconium alloy strip; stamping; thinning and cracking; spring; rigid convex

锆合金因具有较低的热中子吸收截面、优异的耐腐蚀性以及良好的综合性能, 被广泛运用于核燃

料结构件与定位格架的条带中<sup>[1]</sup>; 锆合金条带所用板材相较于其他材料条带所用的板材, 如钢镍合金, 其具有各向异性明显、成形裕度小等特点, 进行条带冲压成形时存在较高的减薄开裂风险<sup>[2-3]</sup>。因此, 以锆合金条带冲压成形的减薄为研究对象, 对冲压工艺进行优化, 有助于提高条带的产品质量与合格率, 促进我国核电事业发展。

减薄开裂作为金属板料冲压时常见的缺陷之

收稿日期: 2022-05-24; 修订日期: 2022-09-03

基金项目: 湖南省教育厅资助科研项目 (22C0951)

作者简介: 袁佳健 (1991-), 男, 硕士, 工程师

E-mail: danny66163@163.com

通信作者: 毛建中 (1963-), 男, 博士, 教授

E-mail: maojianzhong66@163.com

一,受到学者们的广泛关注,随着有限元技术与各类智能算法的不断发展与应用,减薄开裂的预测与优化成为研究热点。董晓传等<sup>[4]</sup>针对铝合金挡风梁热成形的减薄率建立了预测模型,分析了成形工艺参数对工件减薄破裂的影响,并通过物理试验验证了预测的准确性。王康康等<sup>[5]</sup>应用有限元模拟结合 GA-BP 神经网络的方法,对汽车行李箱盖内板冲压的最大减薄率进行预测,对预测模型利用遗传算法获取了一组最优的工艺参数,并通过数值模拟验证了优化参数的合理性。Lei C Y 等<sup>[6]</sup>研究了冲压速度、冲压间隙、压边力等冲压工艺参数对铝合金板料减薄的影响,并建立了能够准确预测铝合金最大减薄率的支持向量机预测模型。庞秋等<sup>[7]</sup>针对高强钢帽形梁塑性差、结构复杂、易出现减薄开裂的情况,利用有限元模拟与 BP 神经网络建立了工件减薄率的预测模型,并进一步比较了不同材料的抗减薄性。施为钟等<sup>[8]</sup>利用有限元模拟结合响应面法,得到了汽车 C 柱零件最大减薄率的多项式回归响应模型,并以最大减薄率为优化目标之一,使用 NSGA II 算法求得了冲压工艺参数的 Pareto 最优解集。综上,利用有限元技术结合智能算法对板料冲压减薄开展研究,是一种可行的研究方法。

本文针对铝合金材料价格昂贵、条带成形特征多且采用级进模冲压的特点,建立条带冲压的简化有限元模型,利用改进支持向量机算法建立条带弹簧与刚凸特征的减薄率预测模型,通过 NSGA II 算法以条带弹簧与刚凸特征的减薄率为优化目标,分别求解出不同润滑条件下的工艺参数 Pareto 前沿解,并使用熵权-TOPSIS 法选择出最优的工艺参数,以期降低铝合金条带冲压的减薄破裂风险。

## 1 条带冲压有限元模型建立

### 1.1 条带冲压成形的简化模型

本文研究对象为某试验型条带,其形状如图 1 所示。图 1 中,条带存在两处成形深度较大的特征,分别为弹簧与刚凸,条带成形过程中弹簧与刚凸处最易发生减薄开裂。

条带由厚度为 0.457 mm 的某铝合金板料通过级进模冲压而成。条带进行级进冲压时,所有特征的成形在一套模具中完成,具有相同的冲压速度、压边力与摩擦因数。因此,条带冲压成形可以简化

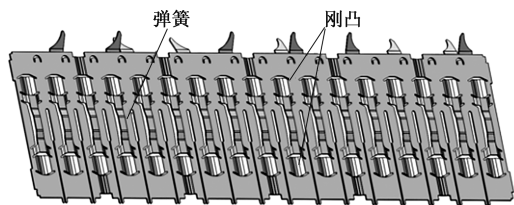


图 1 某试验型铝合金格架条带

Fig. 1 Lattice strip for a tested zirconium alloy

为如图 2 所示的有限元模型,在相同的冲压速度、压边力与摩擦因数的工艺条件下,对最易出现减薄开裂的特征进行模拟分析。

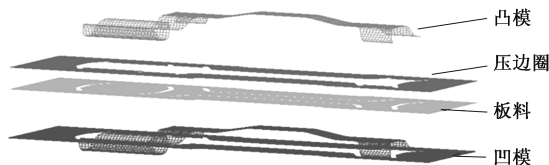


图 2 条带冲压成形的简化有限元模型

Fig. 2 Simplified finite element model for strip stamping

### 1.2 有限元模型的验证

分别制造条带弹簧与刚凸特征的单工序冲压试验模具,将模具安装在 MING XU CHS-40 型压力机上冲压试验。冲压试验时,通过在板料与模具内部涂刷油、脂来改变摩擦因数。冲压试验得到的弹簧与刚凸特征样件如图 3 所示。

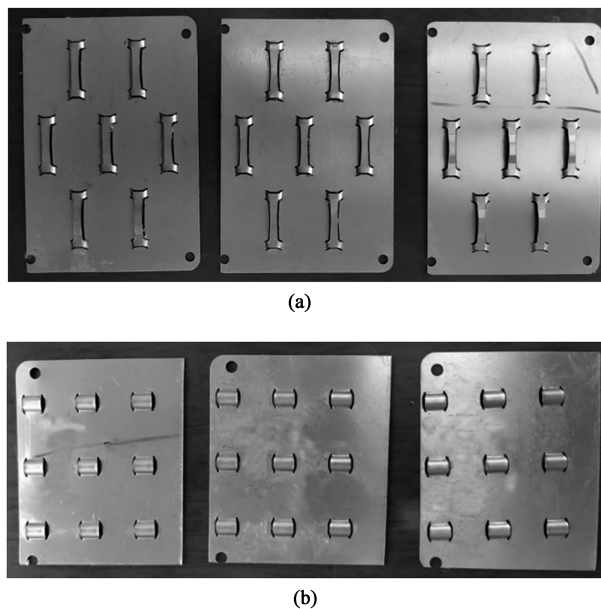


图 3 冲压试验样件

(a) 弹簧样件 (b) 刚凸样件

Fig. 3 Stamping test samples

(a) Spring samples (b) Rigid convexity samples

利用线切割工艺将样件中的弹簧与刚凸成形特征切割出来, 并采用 LY-WN-HPCCD20 型超景深显微镜 (图 4), 对弹簧与刚凸的特征厚度面的图像进行连续拍照拟合, 从而测得弹簧与刚凸的减薄率, 其中刚凸的测量效果如图 5 所示,  $P_1 \sim P_6$  表示刚凸不同位置的厚度测量值。

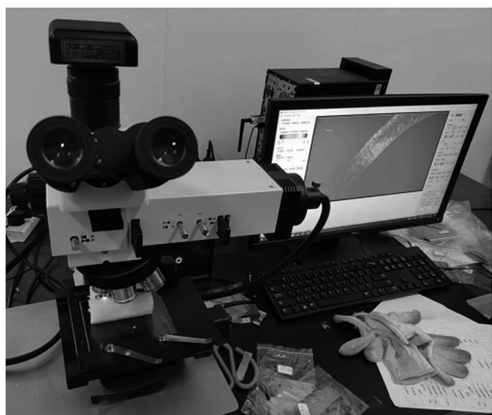


图 4 超景深显微镜

Fig. 4 Ultra depth of field microscope

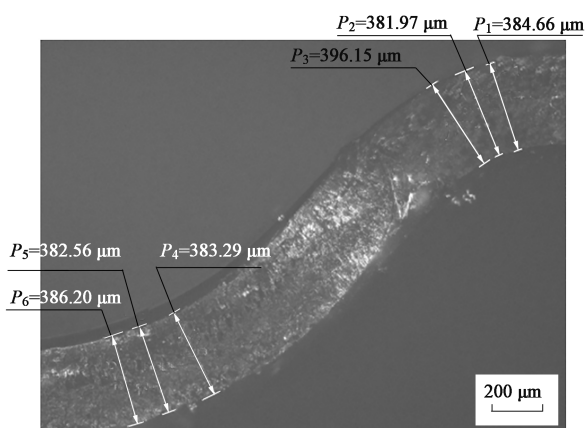


图 5 刚凸样件的厚度测量结果

Fig. 5 Thickness measurement results of rigid convex sample

将冲压试验的工艺参数转换至有限元模型中进行模拟, 定义无润滑、油润滑、脂润滑的摩擦因数分别为 0.20、0.12、0.05。对比分析物理试验与有限元模拟所得数据, 结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 通过有限元模拟的条带特征成形减薄率与物理试验所得数据的最大差值为 0.84%, 占此条件下物理试验减薄率的 4.73%。因此, 通过建立的有限元模型能够较为精准地模拟出条带成形特征的减薄效果。

## 2 基于 SVM 的条带特征的减薄预测

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是

表 1 条带成形特征减薄率对比

Table 1 Comparison of thinning rate for strip forming

成形特征	冲压速度/ (mm · s <sup>-1</sup> )	压边力/N	润滑方式	feature		
				物理试验最大减薄率/%	有限元模拟最大减薄率/%	减薄率差值/%
弹簧	122	25752	无	11.78	11.46	-0.32
			油	11.15	11.43	0.28
			脂	10.60	11.10	0.50
刚凸	122	25752	无	17.77	18.61	0.84
			油	16.95	16.43	-0.52
			脂	10.07	10.29	0.22

一种以统计学习理论为基础的机器学习方法, 通过定义的核函数实现输入空间映射到高维特征空间, 将输入的非线性问题转换为特征空间的线性问题, 并在高维特征空间中求解最优回归函数<sup>[9]</sup>。SVM 回归预测函数模型可表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) [\varphi(\mathbf{x}_i) - \varphi(\mathbf{x})] + b = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{SV}} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (1)$$

式中:  $f(\mathbf{x})$  为 SVM 回归预测函数;  $\mathbf{x}$  为输入向量;  $\varphi(\mathbf{x})$ 、 $\mathbf{x}(\mathbf{x}_i)$  分别为  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{x}_i$  的特征空间映射;  $\mathbf{x}_i$  为对应于训练对象的第  $i$  个特征向量;  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子,  $\alpha_i^* \in [0, C]$ ;  $i$  为样品序号;  $i = 1, \dots, n$ ;  $n$  为样本总数;  $C$  为惩罚系数;  $\mathbf{SV}$  为支持向量;  $b$  为常数;  $K$  为核函数。

采用不同的核函数可以构建出不同的 SVM 回归预测模型, 本文使用具有较好泛化能力的高斯径向基核函数, 其函数式为:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp[-g(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^2] \quad (2)$$

式中:  $g$  为高斯径向基核函数参数。

### 2.1 改进 SVM 算法

SVM 回归预测模型中, 核函数参数  $g$  与惩罚系数  $C$  对预测的精度和泛化能力影响显著。参数  $g$  越大, 表示高斯径向基核函数的拟合性能越好, 但过大的  $g$  也会导致模型的泛化能力变差; 惩罚系数  $C$  越大, 对拟合精度的要求越高, 训练与校验的误差减少, 但过大的  $C$  会导致过拟合现象, 使得预测误差增大<sup>[10]</sup>。因此, 为了获得更好的预测效果, 需要通过一些优化算法对参数  $g$  和  $C$  进行调整。本文选用粒子群寻优 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法对 SVM 回归预测模型中的参数进行优化, 通过不断更新粒子的位置和速度对设计空间进行搜索,



并向全局最优解聚集,称为 PSO-SVM 回归预测模型,其计算流程如图 6 所示。

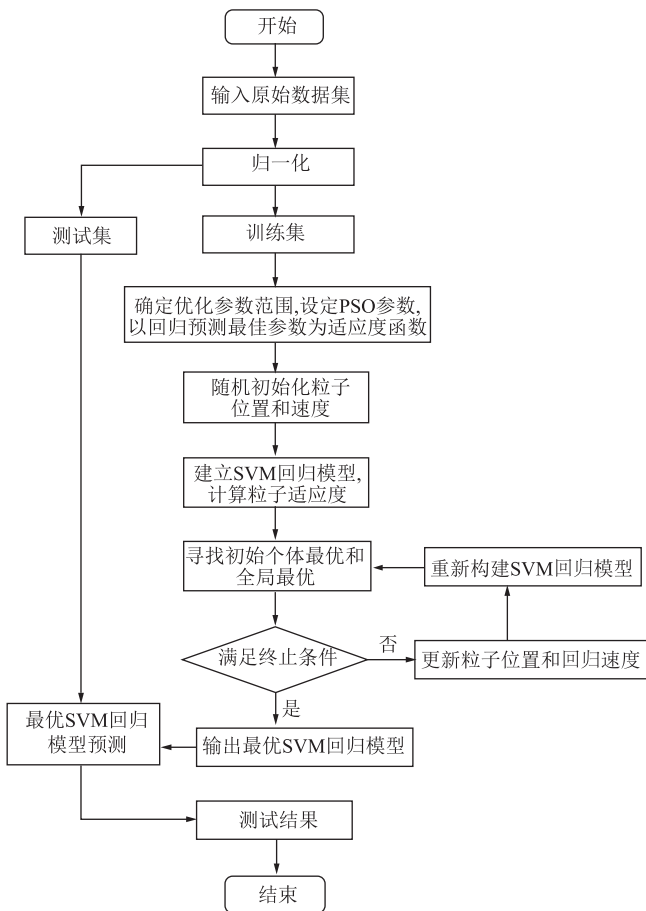


图 6 PSO-SVM 回归预测模型计算流程

Fig. 6 Calculation flow of PSO-SVM regression prediction model

## 2.2 条带成形特征的减薄率预测

分别以条带弹簧与刚凸特征的成形减薄率为预测对象,以冲压速度、压边力和摩擦因数为输入变量,建立两个 PSO-SVM 回归预测模型。依据一般条带冲压生产条件,设计输入变量的取值范围为:冲压速度为  $50 \sim 500 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ ,压边力为  $500 \sim 50000 \text{ N}$ ,摩擦因数为  $0.20$ 、 $0.12$ 、 $0.05$ 。由于摩擦因数在实际生产时根据润滑条件直接取固定值,在制定试验方案时,先对摩擦因数进行分层,再使用拉丁超立方抽样法对冲压速度与压边力进行随机抽样,得到 60 组试验方案;对所有方案进行有限元模拟,得到条带特征的减薄率结果如表 2 所示。

根据有限元模拟所得减薄率数据,随机选取其中 50 组数据作为训练集数据,剩余 10 组作为测试集数据,分别建立弹簧与刚凸特征的减薄率预测模型。设置 PSO-SVM 回归预测模型的参数范围为:  $C \in [2^{-10}, 2^5]$ ,  $g \in [2^{-14}, 2^2]$ ,粒子种群规模为 100,迭代 100 次。

表 2 分层-拉丁超立方抽样试验结果

Table 2 Stratified-Latin hypercube sampling test results

分层	序号	试验条件			模拟减薄率/%	
		冲压速度/ ( $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$ )	压边力/ N	摩擦 因数	弹簧 特征	刚凸 特征
无润 滑层	1	74.54	6184	0.2	11.196	11.487
	2	255.96	49232	0.2	12.582	22.976
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	19	127.79	20203	0.2	11.489	18.053
油润 滑层	20	421.66	22394	0.2	12.035	19.146
	21	74.54	6184	0.12	10.842	8.752
	22	255.96	49232	0.12	12.035	20.788
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
脂润 滑层	39	127.79	20203	0.12	11.485	14.770
	40	421.66	22394	0.12	11.787	17.505
	41	74.54	6184	0.05	10.393	6.565
	42	255.96	49232	0.05	11.488	15.864
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	59	127.79	20203	0.05	10.694	8.753
	60	421.66	22394	0.05	10.941	10.941

根据如图 6 所示的流程计算后,得到的弹簧特征的减薄率预测模型中,  $C_{\text{弹簧}} = 15.95$ ,  $g_{\text{弹簧}} = 0.0127$ ;刚凸特征的减薄率预测模型中,  $C_{\text{刚凸}} = 8.12$ ,  $g_{\text{刚凸}} = 0.0713$ 。将测试集数据代入预测模型,得到对比数据,如图 7 所示,其中原始数据为表 2 中的模拟减薄率。弹簧特征的减薄率预测模型的相关系数  $R^2_{\text{弹簧}} = 0.9494$ ,刚凸特征的减薄率预测模型的相关系数  $R^2_{\text{刚凸}} = 0.9167$ ,均属于高精度的预测模型。

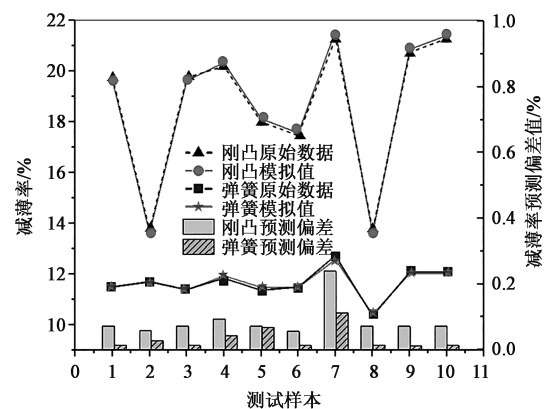


图 7 测试集减薄率数据对比

Fig. 7 Comparison of thinning rate data for test sets

## 2.3 减薄率预测结果的工艺分析

为直观地分析条带弹簧与刚凸特征受到各工艺参数影响的敏感程度,绘制其在无润滑和脂润滑两种状态下的减薄率高斯拟合曲面图,如图 8 所示。

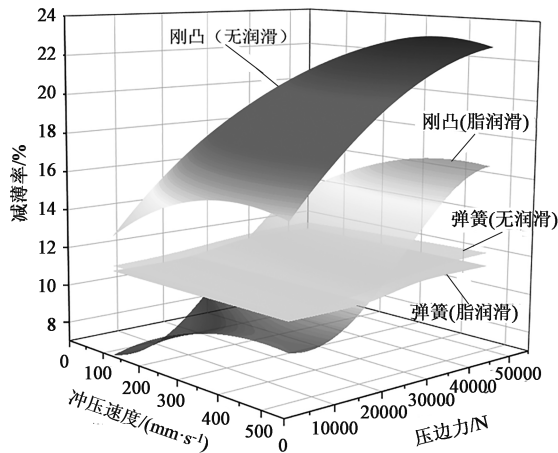


图8 工艺参数对成形特征减薄率的影响

Fig. 8 Effect of process parameters on thinning rate of forming features

图8中可以发现,在设定的工艺参数范围内,随着压边力、冲压速度以及摩擦因数的增大,弹簧与刚凸特征的减薄率均增大。这是由于压边力、冲压速度以及摩擦因数的增大,均会阻碍成形过程中的材料流动,使得材料更容易出现局部减薄。此外,刚凸特征的减薄受到工艺参数的影响程度要显著强于弹簧特征,即刚凸特征的减薄率对工艺参数的变化更敏感,这是因为刚凸特征的成形高度要大于弹簧特征,且成形减薄还受到特征的成形角度、成形圆角等形状因素的影响。

综上,条带在级进冲压过程中,不同成形特征的减薄率对工艺参数的敏感性差异较大,单独对某一特征的减薄进行优化研究,难以保证条带整体不出现减薄破裂现象。

### 3 基于NSGAII算法和熵权-TOPSIS法的多目标优化与决策

由第2节可知,条带的弹簧与刚凸特征对冲压工艺参数的敏感性差异较大,要保证条带整体不出现减薄破裂现象,需要考虑全部成形特征在冲压过程中的减薄情况,因此,条带的成形减薄优化是一个多目标优化问题。定义多目标优化函数如下:

$$\begin{cases} \min: f_1 = \text{Model1}(v, F, \mu) \\ \min: f_2 = \text{Model2}(v, F, \mu) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $f_1$ 、 $f_2$  分别为条带弹簧与刚凸特征的减薄率; Model1、Model2 分别为弹簧与刚凸特征的减薄率预测模型;  $v$  为冲压速度;  $F$  为压边力;  $\mu$  为摩擦因数。

根据冲压条件,设置约束如下:

$$\begin{cases} 50 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \leq v \leq 500 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1} \\ 500 \text{ N} \leq F \leq 50000 \text{ N} \\ 0.05 \leq \mu \leq 0.20 \end{cases} \quad (4)$$

#### 3.1 多目标优化与决策模型

非支配排序遗传算法 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA II) 在遗传算法的基础上,加入非支配排序方法、精英保留策略与拥挤度比较算子,是一种复杂度低、最优解迭代迅速的优秀算法<sup>[11]</sup>。本文采用 NSGA II 算法求解条带成形减薄的多目标优化模型,其步骤如下:

(1) 以基因编码的方式,将条带成形减薄的优化问题转化为算法寻优问题,选择待优化的工艺参数,设置基因编码的维度与方式;

(2) 选择合适的基因交叉算法与变异算法;

(3) 初始化算法种群,设置种群规模  $N$ 、交叉概率、变异概率;

(4) 在优化空间中,随机生成初始基因;

(5) 种群经过交叉和变异得到子代种群;

(6) 将子代与和父代种群混合为  $2N$  种群,使用非支配排序方法和拥挤度比较算子,选择最优的  $N$  个个体,算法迭代次数+1;

(7) 若算法迭代次数未达最大值,则再次进行种群的交叉、变异、择优,若算法迭代次数达到最大值,则输出最优解集,即 Pareto 前沿解。

Pareto 前沿解中包含多组工艺参数,在实际条带冲压时,往往需要选择一组最符合需求的最优工艺参数。TOPSIS 法是一种常用的决策方法,其主要步骤是通过评价对象与正理想解、负理想解的距离,来得到每个评价对象的优劣排序。熵权-TOPSIS 法在 TOPSIS 法的基础上,引入熵权法客观求解各指标的权重,使得 TOPSIS 的优劣排序结果更为客观<sup>[12]</sup>。

综上,基于 NSGA II 算法和熵权-TOPSIS 法的多目标优化与决策计算流程如图9所示。

#### 3.2 条带成形减薄的多目标工艺优化与决策

首先,采用 NSGA II 法对条带成形减薄的多目标函数(式(3))进行求解,为使得求解结果更符合工程实际需要,分别取摩擦因数  $\mu$  为 0.20、0.12、0.05 这3个固定值,代表无润滑、油润滑、脂润滑3种情况;剩余两个输入变量——冲压速度和压边力均为连续变化,选择十进制编码方式;使用随机交叉方法与随机变异方法;设置种群规模为100,最大迭代次数为100,交叉概率为0.5,变异概率为0.1。分别求解后得到3种润滑条件下的 Pa-

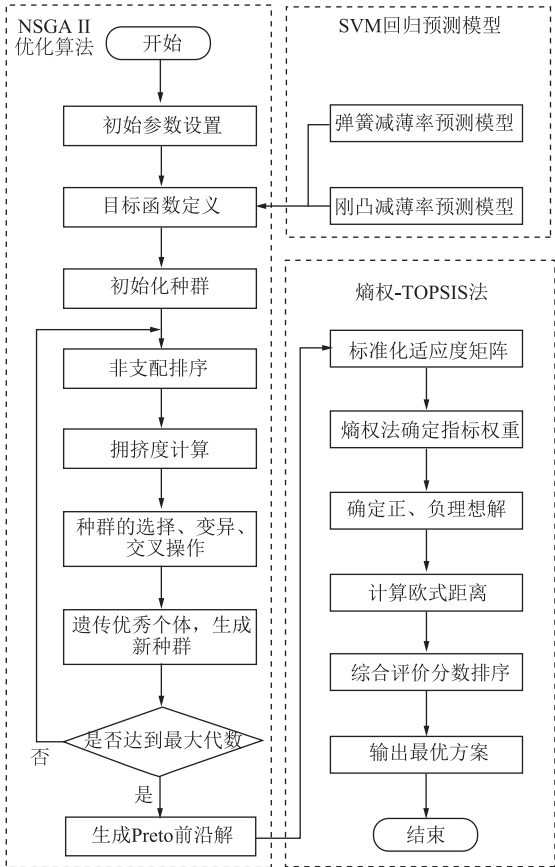


图9 多目标优化与决策计算流程

Fig.9 Calculation flow of multi-objective optimization and decision

reto 前沿解, 如图 10 所示。

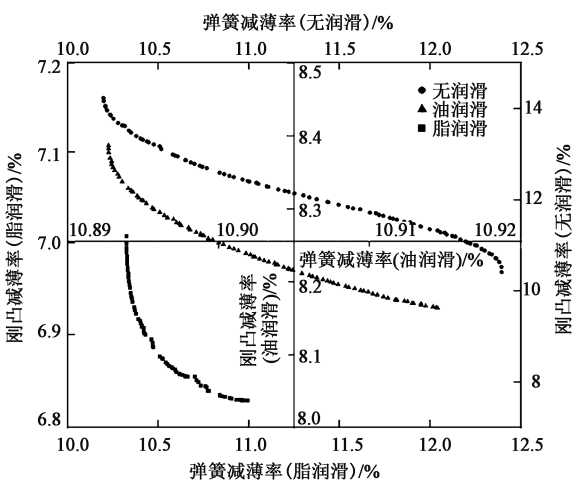


图 10 3 种润滑条件下的 Pareto 前沿解

Fig.10 Pareto front solutions under three kinds of lubrication conditions

通过图 10 可以发现, 脂润滑的 Pareto 前沿解中, 弹簧与刚凸特征样件的减薄率均小于其余两种润滑方式, 是油润滑与无润滑 Pareto 前沿解的支配解。表明通过改善润滑条件的方法可以显著降低条带成形的减薄率。

进一步使用熵权-TOPSIS 法对 3 组 Pareto 前沿解所对应的工艺参数进行评价决策, 通过熵权法得到各指标权重并进行加权标准化, 计算每组数据的正理想解、负理想解, 并进行欧式距离判断与评分, 得到的综合评价数据如表 3 所示。

表 3 熵权-TOPSIS 法所得综合评价数据

Table 3 Comprehensive evaluation data obtained by entropy-TOPSIS method

方案 序号	无润滑 Pareto 前沿解数据				油润滑 Pareto 前沿解数据				脂润滑 Pareto 前沿解数据			
	冲压速度/ (mm · s <sup>-1</sup> )	压边力/ N	综合 评分	综合 排名	冲压速度/ (mm · s <sup>-1</sup> )	压边力/ N	综合 评分	综合 排名	冲压速度/ (mm · s <sup>-1</sup> )	压边力/ N	综合 评分	综合 排名
1	125.25	6078	0.3833	66	53.98	5263	0.4454	41	67.22	11079	0.5925	15
2	130.07	5143	0.1028	78	56.11	5437	0.6895	21	88.46	9665	0.6032	9
3	120.53	6244	0.4393	51	53.86	5313	0.4163	45	87.49	8663	0.4815	74
4	130.13	6969	0.6898	33	51.75	5284	0.2355	65	81.00	9289	0.5008	62
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
最优	134.41	7862	0.9981	1	58.91	5586	0.9753	1	74.92	11063	0.6647	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
97	122.27	5385	0.1563	72	50.85	5237	0.1505	76	92.40	7794	0.4432	90
98	128.18	6879	0.6588	36	52.44	5275	0.2959	58	91.12	7982	0.4479	86
99	131.30	7375	0.8306	18	50.04	5155	0.0788	88	91.80	8533	0.4985	67
100	116.04	5118	0.0857	81	55.55	5477	0.6385	23	73.49	9925	0.5170	54

由表3可知,不同润滑条件下的条带最优冲压工艺的差异明显,这是由于条带的不同成形特征对工艺参数的敏感性不同所导致的。其中,在工程应用中最常见的无润滑条件下,当条带的冲压工艺参数采用冲压速度为  $134.41 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 、压边力为 7862 N 时,具有最小的减薄开裂风险,此时弹簧特征样件的减薄率为 10.19%,刚凸特征样件的减薄率为 14.24%。

## 4 结论

(1) 针对铝合金材料价格昂贵的特点,建立了条带冲压的简化有限元模型,并通过条带弹簧与刚凸特征的物理冲压试验,验证了有限元模拟条带成形减薄的准确性,降低了大量获取减薄率试验数据的成本。

(2) 对条带冲压工艺参数进行分层-拉丁超立方抽样试验设计,利用 PSO-SVM 算法,对条带弹簧与刚凸特征的减薄率分别建立了高精度的预测模型。研究发现:在设定的工艺参数范围内,随着压边力、冲压速度以及摩擦因数的增大,弹簧与刚凸特征的减薄率均出现增大现象,其中刚凸的减薄率对工艺参数的变化更敏感。

(3) 基于 NSGA II 算法和熵权-TOPSIS 法,对条带成形减薄优化这一多目标问题进行求解;根据工程实际需要,分别求得无润滑、油润滑、脂润滑 3 种情况下的 Pareto 前沿解。研究发现:不同润滑条件时,条带的最优冲压工艺差异明显;在工程中常用的无润滑条件下,当冲压速度为  $134.41 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 、压边力为 7862 N 时,条带级进冲压具有最小的减薄开裂风险。

### 参考文献:

- [1] Kolesnik M, Aliev T, Likhanskii V. The modeling of the hydrogen solid solubility hysteresis in zirconium alloys [J]. *Acta Materialia*, 2019, 177: 131-140.
- [2] 雷从一. 铝合金条带成形机理及冲制工艺优化 [D]. 长沙: 湖南大学, 2021.  
Lei C Y. The Forming Mechanisms of Zirconium Alloy Strip and the Optimizations of the Stamping Process [D]. Changsha: Hunan University, 2021.
- [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] 董晓传, 倪炆, 蔡玉俊, 等. 7075 铝合金挡风梁热冲压成形减薄预测模型 [J]. *中国有色金属学报*, 2021, 31 (3): 590-597.  
Dong X C, Ni Y, Cai Y J, et al. Prediction model of hot stamping thinning of 7075 aluminum alloy windshield beam [J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2021, 31 (3): 590-597.
- [5] 王康康, 陈泽中, 江楠森, 等. 基于 GA-BP 的汽车行李箱盖板板冲压成形工艺优化 [J]. *塑性工程学报*, 2021, 28 (9): 28-34.  
Wang K K, Chen Z Z, Jiang N S, et al. Process optimization of stamping forming for inner panel of car trunk lid based on GA-BP [J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2021, 28 (9): 28-34.
- [6] Lei C Y, Mao J Z, Zhang X M, et al. Crack prediction in sheet forming of zirconium alloys used in nuclear fuel assembly by support vector machine method [J]. *Energy Reports*, 2021, 7, 5922-5932.
- [7] 庞秋, 罗博峰, 王俊杰. 高强度钢帽形梁零件冲压减薄预测分析 [J]. *精密成形工程*, 2022, 14 (4): 55-60.  
Pang Q, Luo B F, Wang J J. Prediction and analysis of stamping reduction of high strength steel cap beam [J]. *Journal of Netshape Forming Engineering*, 2022, 14 (4): 55-60.
- [8] 施为钟, 龚红英, 王斌, 等. 基于响应面法与 NSGA-II 的汽车 C 柱零件成形质量多目标优化 [J]. *塑性工程学报*, 2021, 28 (8): 30-37.  
Shi W Z, Gong H Y, Wang B, et al. Process optimization of stamping forming for inner panel of car trunk lid based on GA-BP [J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2021, 28 (8): 30-37.
- [9] 杨旭静, 冯小龙, 郑娟, 等. SVM 和改进粒子群算法在冲压成形优化中的应用 [J]. *汽车工程*, 2015, 37 (4): 485-489.  
Yang X J, Feng X L, Zheng J, et al. Applications of SVM and improved particle swarm algorithm to sheet metal forming optimization [J]. *Automotive Engineering*, 2015, 37 (4): 485-489.
- [10] 王雷鸣, 尹升华, 闫泽鹏, 等. 基于 SVM 的粗骨料膏体性能预测及优选方法 [J]. *中国有色金属学报*, 2022, 32 (11): 3517-3527.  
Wang L M, Yin S H, Yan Z P, et al. Study of coarse aggregate paste performance prediction and proportioning optimization method based on SVM [J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2022, 32 (11): 3517-3527.
- [11] Bao L, Zheng M L, Zhou Q, et al. Multi-objective optimization of partition temperature of steel sheet by NSGA-II using response surface methodology [J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2022, 31: 101818.
- [12] 易茜, 柳淳, 李聪波, 等. 基于小样本数据驱动的滚齿工艺参数低碳优化决策方法 [J]. *中国机械工程*, 2022, 33 (13): 1604-1612.  
Yi Q, Liu C, Li C B, et al. A low carbon optimization decision method for gear hobbing process parameters driven by small sample data [J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33 (13): 1604-1612.