

# 基于熵权 TOPSIS 决策的汽车吸能盒冲压成形质量多目标优化

赵洪林<sup>1</sup>, 姜金花<sup>1</sup>, 赵永顺<sup>2</sup>, 李冬芳<sup>1</sup>

(1. 天津翔铄车身科技有限公司, 天津 301600; 2. 天津丰通晟源科技有限公司, 天津 301600)

**摘要:** 针对汽车吸能盒顶部圆角区域在冲压时易产生材料过度减薄进而引起开裂的成形缺陷问题, 以压料力、脱料力和模具间隙为试验因素, 以吸能盒最大减薄率最小化和成形极限图安全域占比最大化为质量优化目标, 应用拉丁超立方试验设计方法结合有限元分析构建试验因素同质量优化目标之间的多种近似模型, 并对近似模型的预测精度进行分析。基于多目标粒子群算法 (MOPSO), 在优选出的克里金 (Kriging) 近似模型内进行多目标寻优计算并得到帕累托 (Pareto) 解集, 提出基于熵权逼近理想解排序法 (TOPSIS), 从 Pareto 解集中决策出 1 组最优工艺参数组合, 并进行模拟和实际冲压生产验证。试验结果证明所提方法的可靠性及有效性, 可为具有类似结构的汽车吸能盒的冲压生产提供有益借鉴。

**关键词:** 吸能盒; 压料力; 脱料力; 模具间隙; Kriging 近似模型

**DOI:** 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.10.010

**中图分类号:** TG386

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-3940 (2023) 10-0067-08

## Multi-objective optimization on stamping quality for automotive energy absorption box based on entropy weight TOPSIS decision-making

Zhao Honglin<sup>1</sup>, Jiang Jinhua<sup>1</sup>, Zhao Yongshun<sup>2</sup>, Li Dongfang<sup>1</sup>

(1. Tianjin Xiangshuo Automobile Body Technology Co., Ltd., Tianjin 301600, China;

2. Tianjin Fengtong Shengyuan Technology Co., Ltd., Tianjin 301600, China)

**Abstract:** For the problem of forming defects in the rounded corner area at the top of automobile energy absorbing box that was prone to excessive material thinning and cracking during the stamping, taking pressing force, stripping force and die clearance as the test factors and the minimization of maximum thinning rate of energy-absorbing box and the maximization of safe domain proportion of forming limit diagram (FLD) as the quality optimization objective, a variety of approximate models between experimental factors and quality optimization objective were constructed by the Latin Hypercube experiment design method combined with finite element analysis, and the prediction accuracy of the approximate models was analyzed. Furthermore, based on the multi-objective particle swarm algorithm (MOPSO), the multi-objective optimization calculation was carried out within the optimized Kriging approximate model to obtain the Pareto solution set, and based on the entropy weight approximation ideal solution sorting method (TOPSIS), a set of optimal process parameter, combination was determined from Pareto solution set. Finally, the process was simulated and verified by actual stamping production. The experimental results show that the proposed method is effective and can provide useful reference for the stamping production of automobile energy-absorbing box with similar structure.

**Key words:** energy absorbing box; pressing force; stripping force; die clearance; Kriging approximate model

吸能盒是汽车保险杠系统中重要的吸能装置, 一般通过连接板和螺栓将其安装在前防撞梁与车架前纵梁之间, 可以随时拆卸, 如图 1 所示。车辆发

生正面碰撞时, 吸能盒一方面通过压溃变形方式将前防撞梁传来的碰撞能量吸收, 从而降低碰撞力对汽车车身前部主要部件 (如散热器、发动机、变速箱等) 的损坏程度; 另一方面是将碰撞力传递给前纵梁并将其分散, 有效降低碰撞力对车辆司乘人员的伤害。此外, 部分车型 (如一汽丰田卡罗拉) 在其横梁下侧空间加装一根副保险杠, 副保险杠两端通过螺栓连接吸能盒, 吸收行人腿部碰撞过程中产生的能量, 从而降低胫骨加速度与膝关节弯曲角度的峰值, 有效降低行人与车辆碰撞时对其小腿造成的伤害。

收稿日期: 2023-02-19; 修订日期: 2023-05-10

基金项目: 天津市科技型中小企业技术创新资金项目 (13ZXCXGX67600)

作者简介: 赵洪林 (1970-), 男, 硕士, 工程师

E-mail: 772180168@qq.com

通信作者: 赵永顺 (1995-), 男, 学士

E-mail: 2740663941@qq.com



图 1 某型吸能盒在前保险杠系统中的位置

Fig. 1 Location of a type of energy absorption box in front bumper system

吸能盒的吸能特性与吸能盒加工工艺直接相关。吸能盒关键尺寸的成形精度会影响吸能盒的吸能特性,在冲压成形过程中,冲压工艺参数(冲压速度、摩擦因素、压边力、模具圆角半径、模具间隙等)对冲压成形质量存在复杂的非线性影响,两者之间尚不存在既定的关系式,如何快速、有效地挑选出成形效果最好的冲压工艺参数,以保证吸能盒的成形质量,避免成形过程中出现起皱、开裂等成形缺陷,成为冲压工艺设计开发的关键。

廉冰娴等<sup>[1]</sup>应用 CAE 分析软件对不锈钢板件冲压过程进行数值模拟,基于响应面法,确定了最优冲压工艺参数组合。Dambarudhar D 等<sup>[2]</sup>基于正交试验结合响应面法以及 MINITAB 软件,以拉延筋槽半径、拉延筋距模腔的距离、拉延筋长度等模具结构为输入参数对非对称型零件的拉延筋进行了优化设计,求得了制品壳层厚度和平均应变的最佳值。Kleiber M 等<sup>[3]</sup>采用梯度法与响应面近似模型相结合的方法,对摩擦因素、材料性能、板料厚度和压边力等重要成形参数进行了优化设计,避免了制品在成形过程中出现拉裂、起皱等成形缺陷。Kitayama S 等<sup>[4]</sup>以产品最大减薄率和最大增厚率为质量目标,采用平均分配法对优化目标的权重系数进行赋值,最后基于序列近似优化(Sequential Approximate Optimization, SAO)方法求解多目标优化问题的 Pareto 最优解,基本达到了预期优化效果。刘强等<sup>[5]</sup>为了解决冲压成形工艺多目标优化问题,提出一种基于 Dynaform 与智能算法融合的多目标优化方法,通过建立径向基函数神经网络结合非支配排序遗传算法评价筛选出最优工艺,在一定程度上提升了优化设计的效率和精度。

现有研究中,试验样本多采用正交试验获取,其优选值只能是试验所用水平的某种组合,存在一定局限性;在近似模型上,常构建较低阶次的响应面近似模型,对于成形过程较为复杂的产品,冲压

工艺参数同成形质量目标之间非线性关系的拟合精度不高;Pareto 解集中最优解的选取多采用模糊处理,权重系数依靠设计人员经验设定,质量目标的优化提升效果有限。

针对上述问题,以天津翔铄车身科技有限公司生产的某型吸能盒为研究对象,通过 CAE 分析结合拉丁超立方试验设计方法建立分析样本,进而构建冲压工艺参数同成形质量之间的多种近似模型,并对近似模型的拟合精度进行评判,以表征二者之间的非线性关系。通过编译多目标粒子群(Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)算法 Matlab 程序,在优选出的近似模型内进行计算以期获得 Pareto 解集,提出采用熵权逼近理想解排序法(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS),从 Pareto 解集中客观决策出一组最优工艺参数组合,并通过实际冲压试验对本文提出方法的有效性进行验证,为具有类似结构的汽车吸能盒的生产提供方法指导。

## 1 产品工艺性分析及有限元模型建立

### 1.1 产品工艺性分析

某型汽车保险杠系统用吸能盒的产品结构如图 2 所示。整体尺寸为 86.0 mm×91.0 mm×146.2 mm,为方便后续其与保险杠及车辆其他部件连接,在吸能盒顶部开有 3 个螺丝过孔,底部法兰处设计 6 个螺丝过孔。为保证吸能盒的吸能特性,客户要求 CAE 分析阶段成形极限图(Forming Limit Diagram, FLD)中的安全域占比不低于 10%、冲压成形后的吸能盒的最大减薄率不超 30%,产品不允许有开裂、起皱等成形缺陷且吸能盒表面不能出现凹点、凸点、拉伤和划痕。

吸能盒材质为 DC06 钢,板料厚度为 1.1 mm,依据 GB/T 228.1—2010<sup>[6]</sup>制备拉伸试样,如图 3 所示。

从垂直于轧制方向(90°)、平行轧制方向(0°)和 45°轧制方向对 DC06 钢进行单向拉伸试验,每次试验选 2 组试样以保证重复性,如图 4 所示。拉伸试验得到的材料载荷-位移曲线,如图 5 所示。

计算相关试验数据可得 DC06 钢的抗拉强度为 265.4 MPa、屈服强度为 132 MPa、断后伸长率为 25.7%、硬化指数为 0.23、0°塑性应变比为 1.89、45°塑性应变比为 1.93、90°塑性应变比为 2.09。依据上述材料特性参数数值,在 Autoform 有限元分析

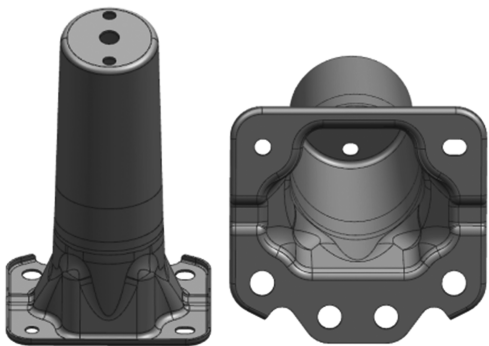


图 2 产品结构  
Fig. 2 Product structure

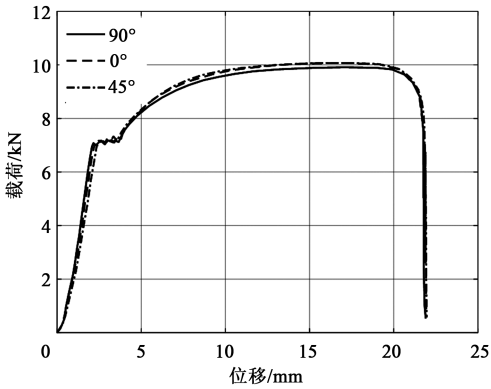


图 5 拉伸试验的载荷-位移曲线  
Fig. 5 Load-displacement curves of tensile test

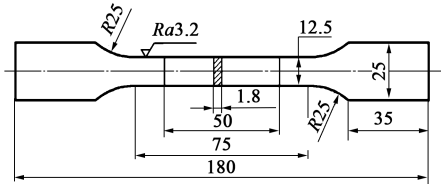


图 3 拉伸试样尺寸示意图  
Fig. 3 Dimensions schematic diagram of tensile sample

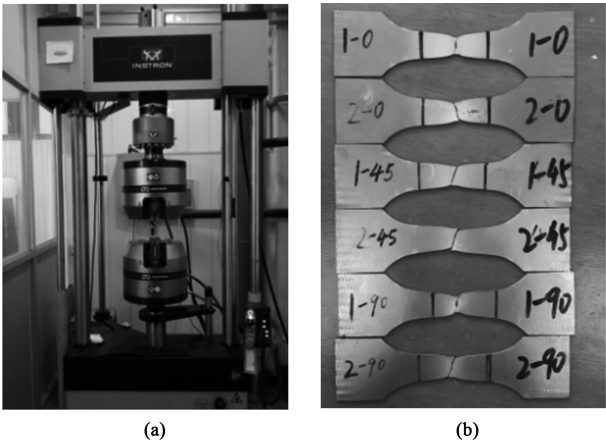


图 4 拉伸试验  
(a) 万能试验机 (b) 拉伸试样断裂形式

Fig. 4 Tensile test

(a) Universal testing machine (b) Fracture pattern of tensile samples

软件中完成 DC06 钢材料的定义，为后续有限元分析奠定基础。

1.2 有限元模型建立

拉伸工序直接决定吸能盒的成形质量，后续的翻边和冲孔等工序对吸能盒的减薄率和 FLD 安全域占比无影响。因此，根据图 1 所示的吸能盒产品结构，在 UG 中完成工具体的创建并导入 Autoform 中建立如图 6 所示的拉伸工序有限元分析模型。

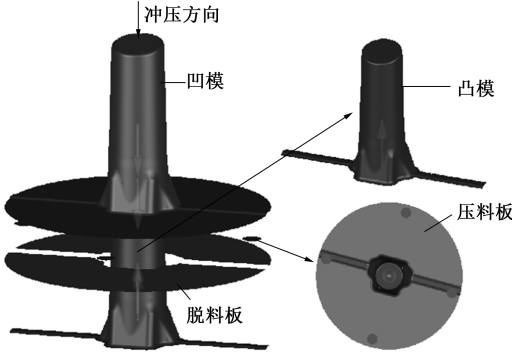


图 6 吸能盒冲压成形有限元分析模型  
Fig. 6 Finite element analysis model of stamping for energy absorption box

2 初始 CAE 分析

通过相关计算<sup>[5]</sup>确定初始工艺参数如下：压料力为 700 kN、脱料力为 50 kN、摩擦因数为 0.15、模具间隙为 0.75 mm。初始分析结果如图 7 所示，

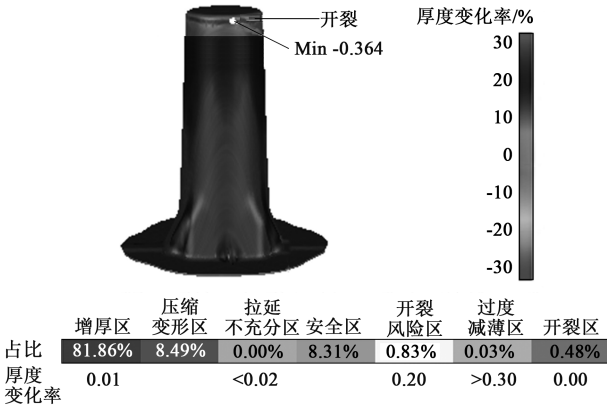


图 7 初始 CAE 分析结果  
Fig. 7 Initial CAE analysis results

材料最大减薄率为 36.4%，FLD 安全域占比为 8.31%，两项成形指标均未达到客户要求，且在顶部圆角区域出现了开裂区（开裂区占比为 0.48%），需对成形工艺参数进行优化。

3 拉丁超立方试验设计

拉丁超立方试验设计（Latin Hypercube Design, LHD）的样本点数量可人为控制，灵活性较大。为了使拉丁超立方试验的结果具有实际意义，本文选择拉深成形时对制件质量影响较大的 3 个参数，即压料力、脱料力和模具间隙作为试验因素，最大减薄率和 FLD 安全域占比为优化目标。

压料力必须适当，如果过大，就需要增加拉深力，因而会使工件拉裂；而压料力过低，会使工件的边缘起皱。依据公司过往生产实践经验并结合现场冲压机床性能，压料力的取值范围设定为 100 ~ 1000 kN。

脱料力的大小决定脱料板运动是否顺畅进而影响模具能否连续生产，根据模具脱料系统中弹簧设置情况，脱料力的取值范围设定为 10~100 kN。

模具间隙对模具服役寿命和产品成形性能的影响较大。模具间隙过大，易起皱，产品精度差；间隙过小，在加剧模具磨损的同时，还会导致产品严重变薄甚至拉裂。生产实际中模具间隙一般按式（1）取值。

$$d = (0.05 \sim 0.25)t \tag{1}$$

式中： $d$  为模具间隙； $t$  为板料厚度。

由式（1）可知模具间隙取值为 0.055 ~ 0.275 mm。

综上所述，各试验因素的水平取值范围见表 1。

表 1 试验因素水平取值范围

Tabel 1 Level value ranges of test factor

参数	压料力/kN	脱料力/kN	模具间隙/mm
数值	100~1000	10~100	0.055~0.275

依据文献 [7]~文献 [9] 论述的 LHD 原理，根据表 1 中试验因素水平取值范围编译相关 Matlab 程序并生成 30 组试验样本点，样本点较为均匀地分布在采样空间内，如图 8 所示。

根据图 8 所示的样本点，结合 Autoform 有限元分析软件，得到如表 2 所示的模拟试验结果。因数数据较多，表 2 中截取展示部分试验数据。其中，

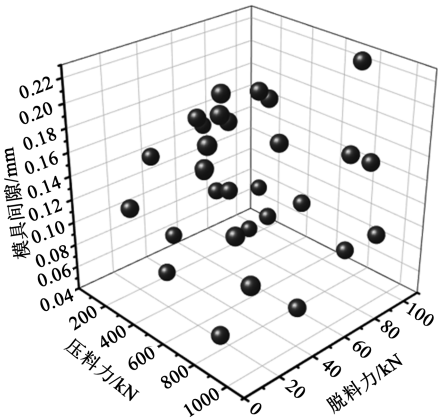


图 8 拉丁超立方试验设计样本点分布

Fig. 8 Distribution of sample points for Latin Hypercube Design

表 2 试验样本及 CAE 分析结果

Tabel 2 Test samples and CAE analysis results

试验号	试验因素			CAE 分析结果	
	$x_1$ /kN	$x_2$ /kN	$x_3$ /mm	$y_1$ /%	$y_2$ /%
1	100.000	68.97	0.1505	36.4	3.6
2	131.034	34.83	0.1443	33.2	5.6
3	162.069	44.14	0.0698	29.6	6.1
4	193.103	96.90	0.0822	30.5	7.8
5	224.138	65.86	0.1009	38.2	6.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	658.621	28.62	0.2126	34.2	5.9
21*	689.655	59.66	0.1753	36.4	7.4
22*	720.690	16.21	0.2002	32.3	5.6
23*	751.724	19.31	0.0450	29.1	6.4
24*	782.759	100.00	0.2250	30.1	9.2
25*	813.793	22.41	0.1319	28.8	4.1
26*	875.862	84.48	0.1629	28.3	8.8
27*	906.897	50.34	0.0574	30.4	1.6
28*	937.931	90.69	0.1567	27.6	4.3
29*	968.966	93.79	0.0947	31.7	9.1
30*	1000.000	13.10	0.1133	29.2	2.7

注：试验号右上角\*号表示近似模型精度检验样本。

$x_1$  为压料力； $x_2$  为脱料力； $x_3$  为模具间隙； $y_1$  为最大减薄率； $y_2$  为 FLD 安全域占比。

4 近似模型的建立及精度检验

4.1 Kriging 近似模型的建立

Kriging 近似模型基于统计学原理在已知信息中插值未知信息，对于工程中的非线性问题的拟合精度很高，其建立过程通常需要两个步骤：一是对回归方程进行求解，二是建立随机过程<sup>[10]</sup>。Kriging 近



似模型的具体构建过程如下。

假设  $X = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_p]$  为试验样本,  $Y = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_q]$  为每组试验样本对应的响应值, 本研究中取  $p=3, q=2$ , 即  $x_1$  为压料力,  $x_2$  为脱料力,  $x_3$  为模具间隙,  $y_1$  为最大减薄率,  $y_2$  为 FLD 安全域占比。试验因素同优化目标之间的 Kriging 近似模型的数学表达式如式 (2) 所示:

$$y(x) = f^T(x)k + v(x) \quad (2)$$

式中:  $x$  为试验因素;  $y(x)$  为 Kriging 近似模型的多项式方程;  $k$  为回归系数;  $f^T(x)$  为  $x$  的高斯函数;  $v(x)$  为随机过程的误差。

$v(x)$  的统计特性如式 (3) 所示:

$$\begin{cases} E[v(x)] = 0 \\ \text{Var}[v(x)] = \sigma^2 \\ \text{Cov}[v(x_i), v(x_k)] = \sigma^2[R(\theta, x_i, x_k)] \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $E$  为  $v(x)$  的期望值;  $\text{Var}[v(x)]$  为方差函数;  $\sigma^2$  为  $v(x)$  的方差;  $\text{Cov}[v(x)]$  为协方差函数;  $x_i, x_k$  为试验样本中的任意两个因素;  $R(\theta, x_i, x_k)$  为以  $\theta$  为参数的相关模型, 表示试验样本的空间相关性;  $\theta$  为相关性参数。

依据本节论述的 Kriging 近似模型拟合原理和表 3 中前 20 组数据, 应用 Matlab 编译拟合程序构建试验因素与优化目标之间的 Kriging 近似模型。

#### 4.2 近似模型精度检验

为了评价 Kriging 近似模型对非线性关系的拟合精准度, 选取表 3 中编号 21~30 的 10 组样本作为检验样本, 并与文献中应用较为广泛的椭圆基神经网络模型<sup>[11]</sup> (Ellipsoidal Basis Function, EBF)、径向基函数神经网络模型<sup>[12]</sup> (Radial Basis Function, RBF) 做对比, 通过直接比较其预测精度从而间接地对 3 种模型的拟合精准度做出评判。3 种模型对吸能盒最大减薄率的预测对比分析结果见图 9, 从图 9 中可以看出, 3 种模型对最大减薄率的预测趋势基本相同, 但从预测精准度的角度来看, Kriging 近似模型的预测值更接近有限元仿真计算值。3 种模型对吸能盒 FLD 安全域占比的预测对比分析结果见图 10, 从图 10 中可以看出, 3 种模型对 FLD 安全域占比的预测趋势基本相同, 但 Kriging 近似模型的预测值更接近有限元仿真计算值。

综上, Kriging 近似模型的预测精度高于 EBF 和 RBF 神经网络模型, Kriging 近似模型能准确地描述吸能盒试验因素同吸能盒最大减薄率和 FLD 安全域占比之间的非线性关系。

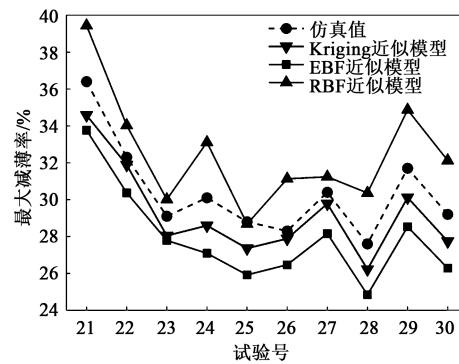


图 9 3 种模型对吸能盒最大减薄率的预测对比

Fig. 9 Prediction comparison of maximum thinning rate for energy absorption box by three models

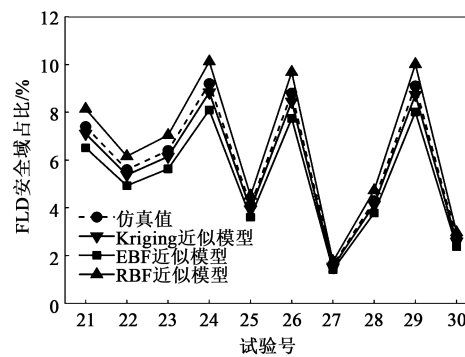


图 10 3 种模型对吸能盒 FLD 安全域占比的预测对比

Fig. 10 Prediction comparison of FLD security domain ratio for energy absorption box by three models

## 5 基于近似模型的成形质量多目标优化

多目标优化问题包含两个实施步骤: 步骤 1 是多目标的优化, 即通过数学优化算法在冲压工艺参数等试验因素的取值区间范围内求解获得 Pareto 解集; 步骤 2 是多目标的决策, 即运用决策方法对实施步骤 1 中获得的 Pareto 解集进行定量评价并排序, 继而实现对 Pareto 解集的优选。

### 5.1 MOPSO 算法多目标寻优

本研究中涉及两个冲压成形质量优化目标, 即最大减薄率数值最小以及 FLD 成形安全域占比最大。多目标粒子群 (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO) 算法是在单目标粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 的基础上发展起来的一种智能数学寻优算法, 适用于多目标优化求解。MOPSO 算法相比与遗传算法而言, 其不需要对“变异”和“交叉”进行处理, 因此, MOPSO 算法编程相对遗传算法较为简易。其次, 通过设定

初始粒子的惯性权重、全局增量等参数使粒子群在解空间中进行搜索,求解最优粒子,全局最优粒子的获得仅与设定的收敛精度有关,因此,其搜索过程不受其他参数影响,搜索求解过程客观性强,易于获得全局最优解<sup>[13-14]</sup>。

综上,粒子个数设为 20、惯性权重为 0.9、全局增量为 0.9,收敛精度为  $1.0 \times 10^{-7}$ 。以吸能盒最大减薄率最小化和 FLD 安全域占比最大化为优化目标,基于 MOPSO 算法在 4.1 节构建的 Kriging 近似模型内进行最优粒子搜索,求解得到 120 个 Pareto 解集,如图 11 所示。

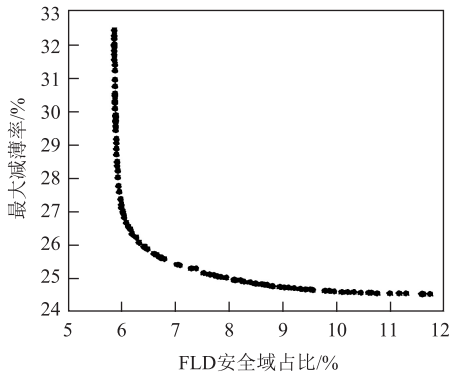


图 11 Pareto 解集

Fig. 11 Pareto solution set

## 5.2 熵权 TOPSIS 决策

熵权 TOPSIS 法基于信息熵计算得到指标的客观权重,具有客观、可靠的优点,减小了主观权重赋值(平均分配法、经验赋值法)带来的偏差,继而可得到更为理想的优化效果。熵权 TOPSIS 多目标决策过程通常需要经过以下 6 个步骤<sup>[15-16]</sup>。

(1) 决策矩阵的构造。构造如式(4)所示的决策矩阵:

$$Y = (y_{ij})_{m \times n} \quad (4)$$

式中:  $m$  为方案数量,本研究中表示 Pareto 解集的数量,即  $m=120$ ;  $n$  为优化目标个数,本研究中  $n=2$ ;  $y_{ij}$  为第  $i$  个方案的第  $j$  个指标值,  $i=1, 2, \dots, m$ ,  $j=1, 2, \dots, n$ 。

(2) 决策矩阵的正则化处理。在得到决策矩阵的基础上,为消除量纲和量纲单位不同所带来的不可公度性,通过式(5)对决策矩阵进行正则化处理,继而得到正则化矩阵  $Q=(t_{ij})_{m \times n}$ ,由式(5)可知,  $Q$  的取值范围为  $[0, 1]$ 。

$$t_{ij} = y_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^m y_{ij}^2} \quad (5)$$

式中:  $t_{ij}$  为正则化矩阵中的元素。

(3) 计算各优化目标的信息熵权重。根据式(6)对正则化矩阵中的元素  $t_{ij}$  进行规范化处理,得到对应元素  $p_{ij}$ 。

$$p_{ij} = t_{ij} / \sum_{i=1}^m t_{ij} \quad (6)$$

将第  $j$  个指标的熵值  $l_j$  定义为:

$$l_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (7)$$

依据式(7)并结合熵值可得第  $j$  个指标的权重  $w_j$ ,其计算公式如式(8)所示:

$$w_j = (1 - l_j) / \sum_{j=1}^n (1 - l_j) \quad (8)$$

(4) 加权正则化。通过强制其权重仅采用较小的值来对模型的复杂性施加约束,使得权重值的分布更“规则”。利用计算出的第  $j$  个指标的权重  $w_j$  对  $t_{ij}$  进行加权,得到加权正则化后的矩阵元素  $\lambda_{ij} = w_j t_{ij}$ 。

(5) 理想解的确定。正理想解和负理想解是理想解的两种类型,其中:正理想解  $s_j^+ = \max \{ \lambda_{ij} \}$ ,即取各指标中的最大值;负理想解  $s_j^- = \min \{ \lambda_{ij} \}$ ,即取各指标中的最小值。

(6) 计算相对贴近度。相对贴近度表征各待决策方案与正理想解之间的接近程度,与负理想解之间的远离程度,贴近度  $c_i$  的计算依据式(9)~式(11)。  $c_i$  越大,决策方案越接近正理想解,方案越优。

$$c_i = \frac{Sd_i^-}{Sd_i^+ + Sd_i^-} \quad (9)$$

$$Sd_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (s_j^+ - \lambda_{ij})^2} \quad (10)$$

$$Sd_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (s_j^- - \lambda_{ij})^2} \quad (11)$$

式中:  $Sd_i^+$  为第  $i$  个方案与正理想解之间的欧式距离;  $Sd_i^-$  为第  $i$  个方案与负理想解之间的欧式距离。

依据上述 6 个步骤,编译决策 Matlab 程序,可计算得到吸能盒最大减薄率和 FLD 安全域占比的信息熵权重分别为 0.5342 和 0.4658,表 3 为 120 组 Pareto 解集的相对贴近度。

表 3 各方案的相对贴近度

Table 3 Relative closeness of each scheme

排序	$x_1/\text{kN}$	$x_2/\text{kN}$	$x_3/\text{mm}$	相对贴近度	方案
1	410.345	56.55	0.1195	0.892	12
2	627.586	81.38	0.1071	0.890	19
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
120	224.138	65.86	0.1009	0.413	5

从表 3 可以看出，排序第 1 的是第 12 组方案，其相对贴近度为 0.892，第 12 组方案最接近正理想解，在 120 组决策方案中为最优方案，对应的冲压工艺参数组合为：压料力为 410.345 kN，脱料力为 56.55 kN，模具间隙为 0.1195 mm。将上述最优工艺参数组合带入 Kriging 近似模型中，最大减薄率近似模型的预测值为 25.3%，FLD 安全域占比的近似模型预测值为 11.44%。

6 试验验证

6.1 模拟验证

将 5.2 节中得到的最优冲压工艺参数组合进行 CAE 分析验证，结果如图 12 所示。

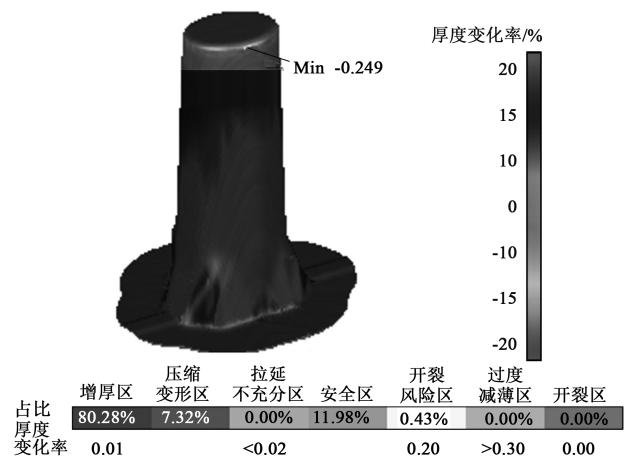


图 12 优化后 CAE 分析结果  
Fig. 12 CAE analysis results after optimization

从图 12 可以看出，吸能盒顶部圆角不存在开裂区且优化后 CAE 分析出的吸能盒的最大减薄率为 24.9%，与熵权 TOPSIS 决策后近似模型最大减薄率预测值 25.3% 之间的相对误差为 1.6%；优化后 CAE 分析出的 FLD 安全域占比为 11.98%，与熵权 TOPSIS 决策后近似模型安全域占比预测值 11.44% 之间的相对误差为 4.7%。

两项指标均达到了客户要求且优化后的 CAE 分析结果与 Kriging 近似模型预测值之间的相对误差均控制在 5% 以内，最大减薄率小于表 2 中所有试验结果，安全域占比大于表 2 中所有试验结果。

相比于初始 CAE 分析结果，优化后的最大减薄率比优化前的 36.4% 降低了 31.59%，优化后的 FLD 安全域占比优化前的 8.31% 提高了 44.2%，优化效果显著。

6.2 实际生产验证

将 5.2 节中熵权 TOPSIS 法决策得到的最优冲压工艺参数组合在本公司金丰 1000 t 多工位全自动冲压生产线上进行应用，随机取 10 个吸能盒并利用奥林巴斯超声测厚仪对吸能盒相关部位进行厚度测量，如图 13 所示，最终测得的吸能盒最薄部位的平均壁厚为 0.83 mm，根据料厚为 1.1 mm 进行换算，得到最大减薄率为 24.5%，与优化后 CAE 分析出的吸能盒最大减薄率 24.9% 之间的相对误差仅为 1.6%。

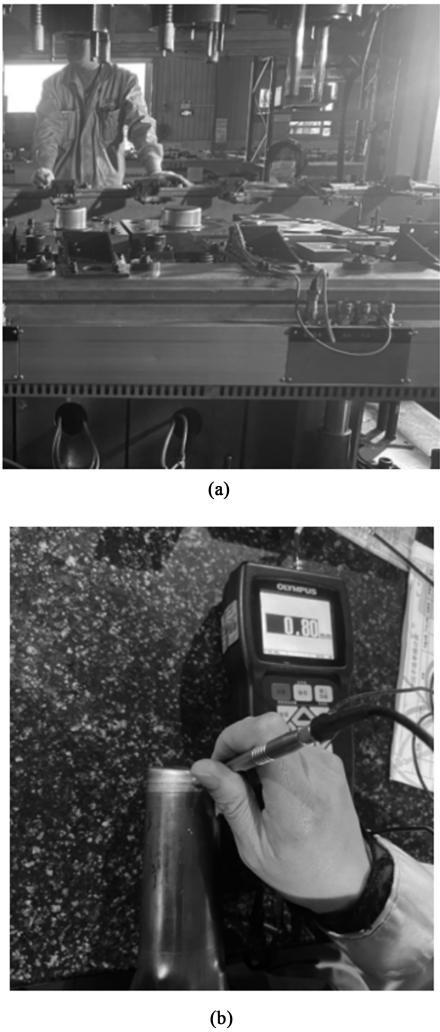


图 13 实际冲压生产现场 (a) 和使用超声测厚仪测量壁厚 (b)  
Fig. 13 Actual stamping production field (a) and wall thickness measurement using ultrasonic thickness gauge (b)

综合 6.1 和 6.2 节试验结果，可以证明本文建立的 Kriging 近似模型和采用的熵权 TOPSIS 决策法是准确、可靠的。应用本文提出的方法生产的吸能盒产品的质量优良且稳定，并大量应用在某款车型中。

## 7 结论

(1) 应用拉丁超立方试验设计方法并结合有限元分析构建了试验因素同成形质量目标之间的 Kriging 近似模型, 并对近似模型的预测精度进行了验证。

(2) 基于 MOPSO 数学寻优算法在建立的 Kriging 近似模型内进行多目标寻优, 得到 120 个 Pareto 解集, 提出基于熵权 TOPSIS 决策法对 Pareto 解集中各方案的相对贴近度进行排序, 得到一组最优冲压工艺参数组合。

(3) 综合模拟试验和实际冲压生产试验结果, 本文提出的吸能盒冲压成形质量多目标优化方法取得了较好的优化效果, 可为具有相似结构的汽车吸能盒的冲压生产提供有益借鉴。

### 参考文献:

- [1] 廉冰娟, 樊文渊. 基于 RSM 的汽车不锈钢板件冲压模具磨损 CAE 分析 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (6): 113-117.  
Lian B X, Fan W Y. CAE analysis on stamping mold wear for automobile stainless steel plate based on RSM [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (6): 113-117.
- [2] Dambarudhar D, Debasish M, Asish T, et al. Optimisation of draw-bead design in sheet metal forming of an part using RSM and LSDYNA [J]. International Journal of Engineering and Technology, 2018, 11 (5): 1747-1754.
- [3] Kleiber M, Knabel J, Rojek J. Response surface method for probabilistic assessment of metal forming failures [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2004, 60 (1): 51-67.
- [4] Kitayama S, Tamada K, Takano M, et al. Numerical optimization of process parameters in stamping forming process for and clamping force using conformal cooling channel [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 32: 782-790.
- [5] 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.
- [6] GB/T 228.1—2010, 金属材料 拉伸试验 第 1 部分: 室温试验方法 [S].  
GB/T 228.1—2010, Metallic material—Tensile testing—Part 1: Method of test at room temperature [S].
- [7] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于最优拉丁超立方抽样方法和 NSGA-II 算法的注射成型多目标优化 [J]. 工程塑料应用, 2020, 48 (3): 72-77.
- [8] Ji N, Zhang W X, Yu Y Y, et al. Multi-Objective optimization of injection molding based on optimal Latin Hypercube sampling method and NSGA-II algorithm [J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48 (3): 72-77.
- [9] Zhang F M, Cui H B, Li Z K, et al. Interactive multi-objective optimization of micro-grid based on improved NSGA-II algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46 (12): 24-31.
- [10] Qian P Z G. Sliced Latin Hypercube designs [J]. Journal of the American Statistical Association, 2012, 107 (497): 393-399.
- [11] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于 Kriging 代理模型和 MOPSO 算法的注塑成型质量多目标优化 [J]. 塑料工业, 2020, 48 (5): 67-71.
- [12] Ji N, Zhang W X, Yu Y Y, et al. Multi-objective optimization of injection molding quality based on Kriging agent model and MOPSO algorithm [J]. China Plastics Industry, 2020, 48 (5): 67-71.
- [13] 张俊红, 陈孔武, 王健, 等. 基于 EBF 神经网络和粒子群算法的注射成型优化设计 [J]. 中国塑料, 2015, 29 (9): 54-59.
- [14] Zhang J H, Chen K W, Wang J, et al. Optimization design of injection molding based on EBF neural network and particle swarm algorithm [J]. China Plastics, 2015, 29 (9): 54-59.
- [15] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于径向基函数神经网络和多岛遗传算法的注射成型质量控制与预测 [J]. 工程塑料应用, 2020, 48 (4): 62-68.
- [16] Ji N, Zhang W X, Yu Y Y, et al. Quality control and prediction of injection molding based on RBF Neural Network and MIGA [J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48 (4): 62-68.
- [17] Borhanazad H, Mekhilef S. Optimization of micro-grid system using MOPSO [J]. Renewable Energy, 2014, (71): 295-306.
- [18] Ghorbani N, Kasaeian A, Toopshekan A, et al. Optimizing a hybrid wind-PV-battery system using GA-PSO and MOPSO for reducing cost and increasing reliability [J]. Energy, 2017, (154): 581-591.
- [19] 张庆, 葛东东, 何也能. 基于 NSGA-II 和熵权 TOPSIS 法的注塑工艺参数多目标优化 [J]. 塑料工业, 2022, 50 (9): 95-100, 197.
- [20] Zhang Q, Ge D D, He Y N. Multi-objective optimization of injection molding process parameters based on NSGA-II algorithm and entropy weight TOPSIS method [J]. China Plastics Industry, 2022, 50 (9): 95-100, 197.
- [21] 董长青, 陈辰, 程旭, 等. 基于 MOPSO 算法与改进熵权 TOPSIS 法的混合动力汽车多目标优化决策 [J]. 制造业自动化, 2018, 40 (11): 155-156.
- [22] Dong C Q, Chen C, Cheng X, et al. Multi-objective optimization decision for hybrid vehicle based on MOPSO algorithm and improved entropy weight TOPSIS method [J]. Manufacturing Automation, 2018, 40 (11): 155-156.