

连杆衬套强力旋压成形的多目标优化与决策

张 冰, 徐嘉锋

(许昌职业技术学院 信息工程学院, 河南 许昌 461000)

摘要: 为了减小连杆衬套强力旋压成形的圆柱度误差和壁厚偏差, 提出了基于加权相对距离的最优决策策略。介绍了连杆衬套的强力旋压成形工艺, 以减小圆柱度误差和壁厚偏差为目标建立了多目标优化模型。使用 RBF 神经网络和有限元仿真软件拟合了工艺参数与目标参数之间的函数关系, 经验证 RBF 神经网络的拟合精度较高。使用非支配排序遗传算法对多目标优化模型进行求解, 得到了 Pareto 前沿解集。建立了理想解和非理想解的概念, 提出了基于加权相对距离的最优决策方法。经生产验证, 优化后的圆柱度误差均值比厂家生产的圆柱度误差均值减小了 23.16%, 壁厚偏差均值减小了 23.94%, 且两个质量参数的标准差也有所下降。实验结果说明: 优化后的连杆衬套圆柱度误差和壁厚偏差均有所减小, 且生产稳定性有所提高。

关键词: 连杆衬套; 强力旋压; 圆柱度误差; 壁厚偏差; Pareto 前沿解; 加权相对距离; 非支配排序遗传算法

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.02.018

中图分类号: TG306

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2022) 02-0119-07

Multi-object optimization and decision on power spinning for connecting rod bushing

Zhang Bing, Xu Jiafeng

(College of Information Engineering, Xuchang Vocational Technical College, Xuchang 461000, China)

Abstract: In order to reduce the cylindricity error and wall thickness deviation of connecting rod bushing in power spinning, an optimal solution decision-making strategy based on weighted relative distance was proposed. Then, the power spinning process of connecting rod bushing was introduced, and a multi-objective optimization model was established to reduce the cylindricity error and wall thickness deviation. Furthermore, the functional relationship between process parameters and target parameters was fit by RBF neural network and finite element simulation software, and the fitting accuracy of RBF neural network was verified to be higher. In addition, the multi-objective optimization model was solved by the non-dominant sorting genetic algorithm to obtain Pareto frontier solution set, and the concepts of ideal solution and non-ideal solution were established to propose the optimal solution decision-making method based on weighted relative distance. Through production verification, after optimization the mean value of cylindricity error was reduced by 23.16% compared with the mean value of cylindricity error produced by the manufacturer, the mean value of wall thickness deviation was reduced by 23.94%, and the standard deviation of the two quality parameters was also reduced. The experimental results show that the cylindricity error and wall thickness deviation of the optimized connecting rod bushing are reduced, and the production stability is improved.

Key words: connecting rod bushing; power spinning; cylindricity error; wall thickness deviation; Pareto frontier solution; weighted relative distance; non-dominant sorting genetic algorithm

连杆衬套是发动机中的重要零部件, 其用于连接连杆小头和活塞销, 可以避免二者之间的接触磨损。但是, 在发动机工作过程中, 连杆衬套会受交变应力和环境高温的多重影响, 这对连杆衬套质量提出了较高要求。强力旋压是连杆衬套成形的新技术, 具有成本低、成形精度高、表面光洁等诸多优

点^[1]。然而, 成形工艺参数设置对连杆衬套成形质量的影响较大^[2], 因此, 研究强力旋压工艺参数优化问题对于提高连杆衬套成形质量具有重要意义。

当前, 关于强力旋压成形技术的研究包括成形机理分析、数值模拟仿真、成形工艺优化等方面, 取得了较多成果。文献 [3] 分析了减薄率、热处理温度、进给比等参数对屈服强度的影响, 对 Box-Behnken 设计实验结果进行了分析, 得到了较优参数组合, 此方法有效地提升了成形件的屈服强度, 但是优化程度受限于响应面模型的拟合精度。文献 [4] 针对 GH3030 高温合金锥形回转件强力旋压成

收稿日期: 2021-01-04; 修订日期: 2021-04-02

基金项目: 河南省科技攻关项目 (1821022100508)

作者简介: 张 冰 (1982-), 男, 硕士, 讲师

E-mail: wcdmcu@163.com

形过程,在分析其成形机理的基础上建立了成形有限元模型,经实验验证了有限元模型的有效性,为控制锥形件的强力旋压成形质量提供了依据。文献[5]对连杆衬套的强力旋压成形质量进行优化,基于灰色关联法得到了各参数对成形质量的影响程度和最优参数组合,经验证,优化后的强力旋压成形工艺参数组合对应的成形质量非常高。文献[6]以筒形件的内外轴线直线度误差为目标,使用 Taguchi 方法对减薄率、道次分配比、进给比进行了优化,有效地降低了筒形件内外轴线直线度误差。关于强力旋压成形的多目标优化问题,一般有 2 种处理方法:(1)使用加权系数法将其转化为单目标优化问题,但是系数的设置一般没有理论依据;(2)基于非支配排序理论给出非支配解,但是此类文章一般只给出解集,对解的确定方法很少提及。

为了提高连杆衬套强力旋压成形质量,本文建立了以减小圆柱度误差和壁厚偏差为目标的多目标优化模型,使用非支配排序遗传算法进行了模型求解,并给出了基于加权相对距离的决策方法。经过优化,有效地提高了连杆衬套的强力旋压成形质量。

1 建立优化模型

1.1 强力旋压工艺及毛坯

强力旋压工艺是利用金属的可塑性,将金属毛

坯加工成筒形件。强力旋压加工过程为:将毛坯固定在芯模上,主轴转动时芯模与毛坯一起转动,毛坯在芯模尾顶和旋压挤压作用下变形,如图 1 所示。

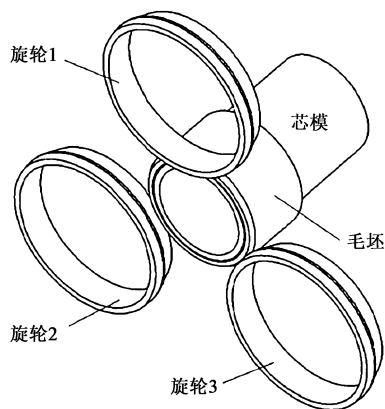


图 1 强力旋压工艺示意图

Fig. 1 Schematic diagram of power spinning technology

旋轮在毛坯周向间隔 120° 呈均匀分布,可以保持芯模的居中位置,防止发生偏转。另外,三旋轮错距旋压的加工方式,使得减薄率分配给了 3 个旋转,可以提高成形质量。本文所用旋轮直径为 $\Phi 150\text{ mm}$,工作角为 23° ,退出角为 30° 。

连杆衬套强力旋压成形工艺所用毛坯为筒形,长度为 50 mm ,外径为 $\Phi 64\text{ mm}$,内径为 $\Phi 50.48\text{ mm}$,底部厚度为 5 mm ,底部倒角为 20° 。毛坯材料为锡青铜 (QSn7-0.2),材料的性能参数如表 1 所示^[1]。

表 1 QSn7-0.2 锡青铜材料的性能参数

Table 1 Performance parameters of QSn7-0.2 tin bronze material

参数	杨氏模量/ GPa	比热容/ ($\text{J} \cdot (\text{kg} \cdot \text{K})^{-1}$)	泊松比	导热系数/ ($\text{W} \cdot (\text{m} \cdot \text{K})^{-1}$)	最小屈服强度/ MPa	屈服强度/ MPa	热膨胀系数/ K^{-1}	材料硬化 指数
数值	110	343	0.3	75.4	220	320	$1.8 \times 10^{-0.05}$	0.13

1.2 目标函数模型

连杆衬套是一个筒形件,其尺寸精度可以使用圆柱度误差和壁厚偏差来进行描述。本文使用强力旋压方式加工连杆衬套,成形过程中毛坯内表面紧贴芯模,旋轮加工的是外表面,因此,以外表面的圆柱度误差和成形件的壁厚偏差作为成形质量标准。

强力旋压成形后,将毛坯的底部和端口切除,剩余部分为最终的连杆衬套生产件。将连杆衬套长度记为 H ,则从连杆衬套底部开始每隔 $0.1H$ 取一个截面,则包括顶端截面在内共得到 10 个截面。在每个截面上均匀选取 4 个测量点,每两个测量点间隔 90° ,如图 2 所示。根据 10 个截面的测量尺寸对连杆

衬套强力旋压件的圆柱度误差和壁厚偏差进行评价。

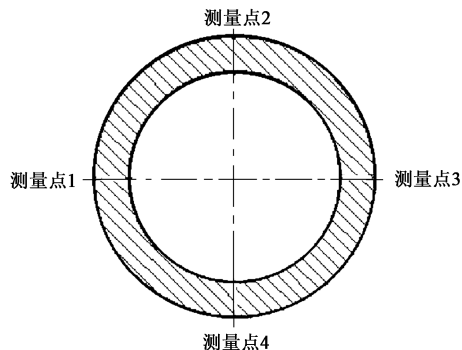


图 2 测量点分布

Fig. 2 Distribution of measurement points

(1) 连杆衬套的圆柱度误差。使用所有截面中的最大外径与最小外径之差进行描述。测量 10 个截面的外径值, 则可以得到 10 个截面各自的最大外径和最小外径, 所有最大外径的最大值记为 R_{\max} , 所有最小外径的最小值记为 R_{\min} , 则连杆衬套的圆柱度误差 f_1 为:

$$f_1 = R_{\max} - R_{\min} \quad (1)$$

(2) 连杆衬套的壁厚偏差。使用 10 个截面的壁厚误差均值作为连杆衬套的壁厚偏差, 第 j 个截面的最大壁厚记为 $B_{j\max}$ 、最小壁厚记为 $B_{j\min}$, 则连杆衬套的壁厚偏差 f_2 为:

$$f_2 = \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} (B_{j\max} - B_{j\min}) \quad (2)$$

1.3 优化参数选择与分析

根据材料属性及强力旋压理论, 经计算和仿真发现本文所研究连杆衬套可以单道次成形, 也可以多道次成形, 考虑到成形效率, 本文确定为单道次成形。强力旋压成形工艺参数中减薄率、进给比、轴向错距等参数对强力旋压成形质量影响较大, 但是对于固定的零部件, 单道次成形的减薄率为固定值。因此, 选择进给比和轴向错距作为优化参数。

(1) 进给比的影响分析。进给比与连杆衬套的成形质量密切相关: 进给比过小会阻碍金属流动而产生夹层, 使成形件表面发生鳞皮现象; 进给比过大会产生塑性变形, 材料发生堆积, 使连杆衬套表面发生起皮现象。因此, 将进给比作为一个优化参数。根据旋轮进给速度和主轴转速、生产经验, 得到进给比的可调范围为 $0.1 \sim 1.1 \text{ mm} \cdot \text{r}^{-1}$ 。

(2) 轴向错距的影响分析。轴向错距的选择直接影响连杆衬套的尺寸精度。当轴向错距较小时, 旋轮间会发生干涉现象, 即使得前一个旋轮接触不到毛坯, 但后一个旋轮减薄压力急剧增加, 从而降低连杆衬套的尺寸精度; 轴向错距过大时, 在毛坯周向容易产生不平衡力, 从而影响成形件的圆柱度误差。根据设备调节范围及生产经验, 将轴向错距范围设置为 $1.5 \sim 5.5 \text{ mm}$ 。

2 基于 RBF 神经网络的模型拟合

响应面模型是一种显式模型, 可以通过求导得到优化参数, 因此, 多数研究中使用二阶响应面模型对输入、输出进行拟合^[7-8]。但是, 响应面模型的拟合精度较低, 使得参数难以深度优化。为了提

高拟合精度, 本文使用 RBF 神经网络对工艺参数与目标参数之间的关系进行回归。

2.1 数据获取及预处理

在优化空间的采样方法较多, 包括均匀设计法、正交实验设计法、Box-Behnken 抽样、拉丁超立方抽样、全实验设计法等, 以上抽样方法特点不同, 适用场合也不同。为了获得充足的神经网络训练样本, 本文采用二维全实验设计法, 实验点分布如图 3 所示, 实验点即为图 3 中网格交叉点。

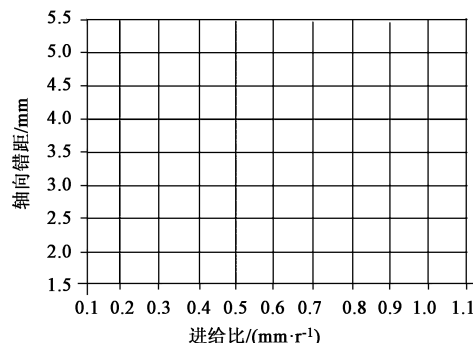


图3 实验点分布

Fig. 3 Distribution of experiment points

使用 Simufact. forming 软件对连杆衬套的成形过程进行模拟, 得到连杆衬套的仿真成形件。基于 Simufact. forming 软件的连杆衬套有限元建模及模型准确性验证方法可参考文献 [9], 由于篇幅限制这里不再赘述。Simufact. forming 软件自带测量外径和壁厚的工具, 经计算可以得到仿真成形件的圆柱度误差和壁厚偏差。使用二维全实验设计法和 Simufact. forming 仿真软件得到 99 组实验数据, 如表 2 所示。

表2 仿真实验数据

Table 2 Simulation experiment data

编号	进给比/ ($\text{mm} \cdot \text{r}^{-1}$)	轴向错距/ mm	圆柱度误差/ mm	壁厚偏差/ mm
1	0.1	4.0	0.1313	0.0860
2	0.6	6.0	0.1865	0.1069
3	0.5	4.5	0.0908	0.0653
4	0.6	4.0	0.1366	0.1011
5	0.4	5.5	0.1222	0.0875
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
98	1.0	2.5	0.1866	0.1065
99	0.9	3.5	0.1546	0.1191

为了防止参数间数量级差别过大而影响 RBF 神经网络的预测精度, 因此, 对数据进行归一化预处

理, 方法为:

$$x = \frac{x' - x'_{\min}}{x'_{\max} - x'_{\min}} \quad (3)$$

式中: x 为归一化数据; x' 为归一化前的原始数据; x'_{\min} 、 x'_{\max} 分别为原始数据的最小值和最大值。

2.2 RBF 拟合原理

RBF 神经网络由感知层、隐藏层、激活层组成, 本文中待优化参数为进给比和轴向错距 2 个参数, 优化目标为圆柱度误差和壁厚偏差 2 个参数, 因此, 感知层设置 2 个神经元 x_1 和 x_2 , 激活层也设计 2 个神经元 y_1 和 y_2 , 隐藏层依据经验公式设置 4 个神经元 $h_1 \sim h_4$, 最终得到的 RBF 网络结构如图 4 所示。

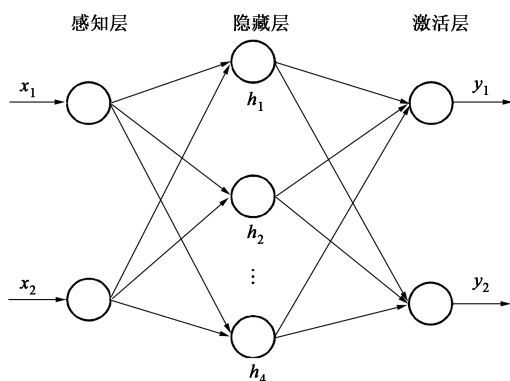
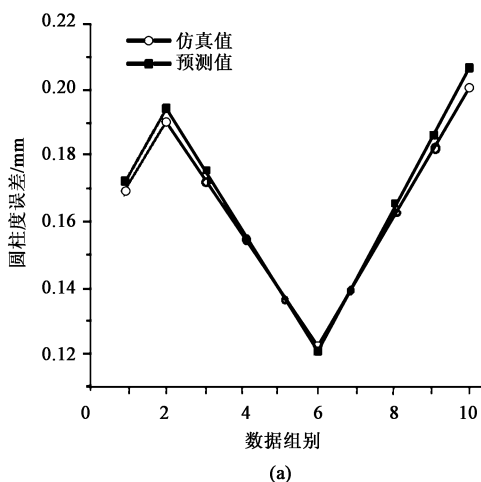
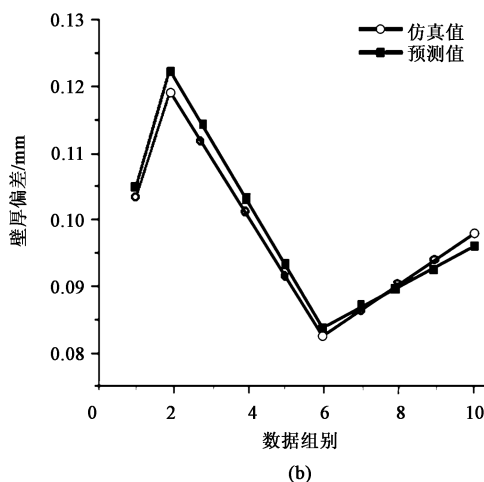


图 4 RBF 神经网络结构

Fig. 4 Structure of RBF neural network



(a)



(b)

图 5 拟合效果检验

(a) 圆柱度误差拟合效果 (b) 壁厚偏差拟合效果

Fig. 5 Fitting effect test

(a) Fitting effect of cylindricity error (b) Fitting effect of wall thickness deviation

由图 5 可以看出, 圆柱度误差和壁厚偏差的网络预测值与仿真值变化趋势一致, 两者的绝对误差

RBF 是一种前馈神经网络, 感知层用于感知外界环境, 是神经网络与外界接口。隐藏层是仅有的隐层, 其作用是提取输入数据的高维特征, 使用径向基高斯函数作为激活函数, 即:

$$h_m = \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_m\|^2}{2\sigma_m^2}\right\} \quad (4)$$

式中: h_m 为第 m 个隐藏层神经元的输出, $m=1 \sim 4$; $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$, 为输入矩阵; \mathbf{c}_m 为矩阵 \mathbf{c} 的第 m 个

列向量; $\mathbf{c} = \begin{bmatrix} c_{11} & \cdots & c_{14} \\ c_{12} & \cdots & c_{24} \end{bmatrix}$, 为高斯基函数中心点;

σ_m 为第 m 个隐藏层神经元的高斯基函数宽度。

隐藏层到激活层使用线性传递函数, 即:

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{h} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{y} = (y_1, y_2)^T$, 为网络输出矩阵; $\mathbf{h} = (h_1, h_2, h_3, h_4)^T$, 为隐藏层神经元矩阵; $\mathbf{w} =$

$\begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{14} \\ w_{12} & \cdots & w_{24} \end{bmatrix}$, 为权值矩阵。

基于梯度下降的网络参数 σ_m 、 \mathbf{c} 、 \mathbf{w} 的训练过程可参考文献 [10], 这里不再介绍。

2.3 网络训练与效果检验

使用 Newrbe 函数创建 RBF 神经网络, 从 99 组样本中随机选择 89 组数据用于 RBF 神经网络训练。将剩余的 10 组数据输入到训练完毕的 RBF 神经网络中, RBF 神经网络的预测值与仿真值的对比结果如图 5 所示。

较小。经计算和统计, 圆柱度误差的网络预测值与仿真值相对误差小于 2%, 壁厚偏差的网络预测值

与仿真值相对误差小于 3%，说明 RBF 神经网络对圆柱度误差和壁厚偏差的拟合精度较高，可以有效地反应工艺参数与目标参数之间的函数关系。

3 多目标优化模型求解与决策

3.1 多目标优化模型求解

使用非支配排序遗传算法^[11]对式(1)和式(2)给出的优化目标模型进行求解。染色体使用 2 个基因位进行编码，即 $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ ， x_1 为进给比， x_2 为轴向错距。

(1) 基因位初始化。基因位使用随机方法进行初始化，即：

$$x_i = x_{i_min} + rand \cdot (x_{i_max} - x_{i_min}) \quad (6)$$

式中： x_i 为基因值， $i=1, 2$ ； x_{i_min} 、 x_{i_max} 分别为 x_i 的最小值和最大值； $rand$ 为 (0, 1) 间的随机数。

(2) 交叉操作。以交叉概率 P_c 从父代种群中选择一定量的个体进行交叉操作，交叉方法为：2 个父代个体均保留第 1 基因位，而交换第 2 基因位，得到 2 个子代个体。

(3) 变异操作。以变异概率 P_m 从父代中选择一定数量的个体进行变异操作，方法为：随机选择一个基因位进行随机变异，随机变异方式同式(6)。

(4) 选择操作。对于多目标优化问题，使用非支配排序法和拥挤度因子进行选择，算法运行结束后得到多个优化目标的 Pareto 前沿解集^[12]。

(5) 算法结束。设置最大迭代次数，达到最大迭代次数后，算法运行结束。

3.2 解的决策策略

3.1 节得到了多个优化目标的前沿解集，因此，还存在解的选择问题。为了解决这一问题，本文提出了基于加权相对距离的决策策略。该策略可以分为 5 个步骤实现，以二维优化为例来详细描述。

Step 1: 依据式(3)进行目标参数归一化，归一化结果写为矩阵形式：

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} \\ z_{21} & z_{22} \\ \vdots & \vdots \\ z_{N1} & z_{N2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中： N 为 Pareto 前沿解中解的数量； (z_{11}, z_{12}) 为第 1 个解的 2 个目标值，其余参数含义与此相同。

Step 2: 设置权重。为相对重要的目标设置较大权重 ω ，要求 $\omega > 1$ ，得到加权后的矩阵形式为：

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \omega z_{11} & z_{12} \\ \omega z_{21} & z_{22} \\ \vdots & \vdots \\ \omega z_{N1} & z_{N2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

本文将 2 个优化目标视为同等重要，即 $\omega = 1$ 。

Step 3: 确定理想解与不理想解。理想解是指由各目标最优值组成的解，而不理想解是指由各目标最差值组成的解。以二维最小化优化为例，理想解与不理想解如图 6 所示。

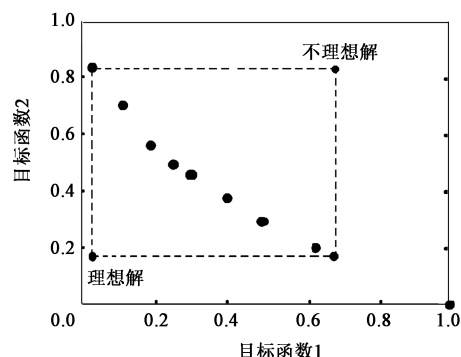


图6 理想解与不理想解的定义

Fig. 6 Definition of ideal solution and non-ideal solution

Step 4: 计算相对距离。计算 Pareto 前沿解集中任一解 k ($k=1, 2, \dots, N$) 与理想解、不理想解的相对距离。

$$D_k^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^2 (z_{ki} - z_{mini})^2} \quad (9)$$

$$D_k^- = \sqrt{\sum_{i=1}^2 (z_{ki} - z_{maxi})^2}$$

式中： D_k^+ 为解 k 与理想解的相对距离； D_k^- 为解 k 与不理想解的相对距离； z_{mini} 为理想解的第 i 维目标值； z_{maxi} 为不理想解的第 i 维目标值。

Step 5: 计算任一解 k 的优劣程度，为：

$$C_k = \frac{D_k^-}{D_k^+ + D_k^-} \quad (10)$$

式中： C_k 为解 k 的优劣指标。 C_k 值越大表示解的质量越高，因此，选择 C_k 值最大的解作为决策结果。

4 实验验证与分析

4.1 参数优化与决策

将非支配排序遗传算法参数设置为：种群数量为 40，最大搜索次数为 200，交叉概率 $P_c = 0.3$ ，变异概率 $P_m = 0.1$ 。使用非支配排序遗传算法得到的 Pareto 前沿解集如图 7 所示，图 7 中同时给出了理想解与不理想解。

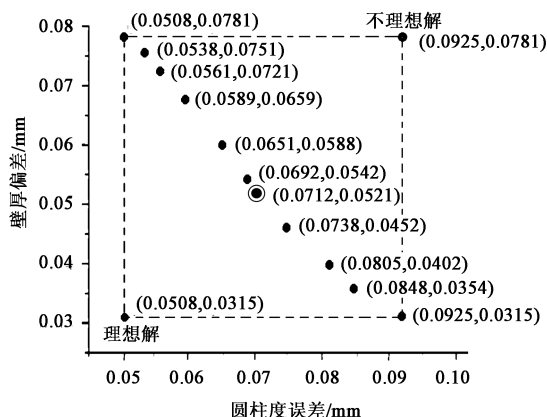
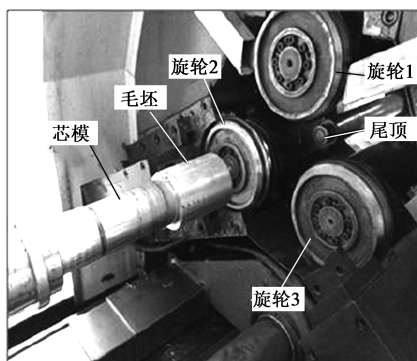


图 7 优化得到的 Pareto 前沿解集

Fig. 7 Pareto solution set obtained by optimization



(a)



(b)

图 8 生产设备照片

(a) 生产前照片 (b) 生产过程照片

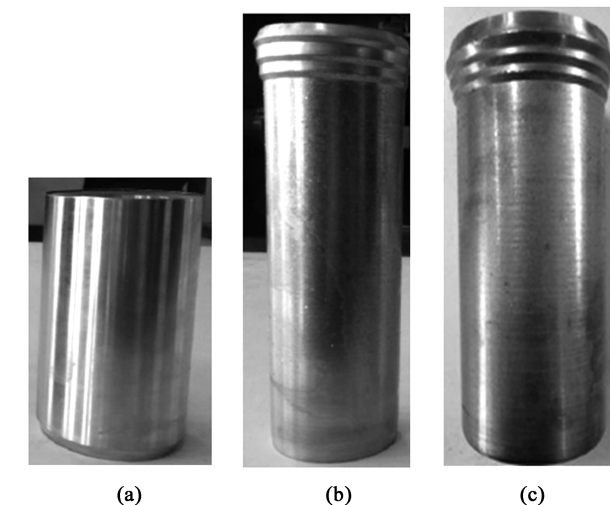
Fig. 8 Photos of production equipment

(a) Photo of pre-production (b) Photo of production process

为了增加生产验证的说服力,按照上述生产方案生产 10 个连杆衬套,从 10 个连杆衬套中随机选择 2 个进行展示,如图 9 所示,图 9 中同时给出了毛坯照片。

从外观上对连杆衬套成形质量进行检查,可以看出,10 个连杆衬套产品的表面光滑,直线度较好,无明显的扩径现象,说明连杆衬套产品的外观合格。进一步通过测量进行质量检测,质量检测借助三坐标测量仪完成。按照 1.2 节的测量方法得到 10 个连杆衬套成品的圆柱度误差和壁厚偏差的均值和标准差,并于厂家当前生产的连杆衬套数据进行比较,连杆衬套成品质量的统计数据如表 3 所示。

由表 3 中数据可知,厂家当前产品的圆柱度误差均值为 0.095 mm,优化生产的圆柱度误差均值为 0.073 mm,比厂家当前的圆柱度误差均值减小了 23.16%;厂家当前产品的壁厚偏差均值为 0.071 mm,



(a)

(b)

(c)

图 9 连杆衬套旋压件照片

(a) 毛坯 (b) 产品 1 (c) 产品 2

Fig. 9 Photos of spinning parts for connecting rod bushing

(a) Blank (b) Product 1 (c) Product 2

使用 3.2 节的决策方法,图 7 中圆圈圈出的解的 C_1 值最大,因此,最终确定此解为本文得到的最优解。相应的工艺参数为:进给比为 $0.16 \text{ mm} \cdot \text{r}^{-1}$,轴向错距为 4.37 mm。目标参数为:圆柱度误差为 0.0712 mm,壁厚偏差为 0.0521 mm。

4.2 生产验证

使用 SXD 100/3-CNC 型号数控强力旋压机进行生产验证,进给比和轴向错距按照 4.1 节的优化结果进行设置,主轴转速设置为 $10 \text{ r} \cdot \text{s}^{-1}$,减薄率根据某型号连杆衬套尺寸和毛坯尺寸设置为 38%。各旋轮下压量按照厂家当前数值设定,即旋轮 1 下压量设置为 2.57 mm、旋轮 2 下压量设置为 4.28 mm、旋轮 3 下压量设置为 5.14 mm,生产照片如图 8 所示。

表 3 连杆衬套成品质量统计结果 (mm)

生产方式	圆柱度误差	圆柱度误差	壁厚偏差	壁厚偏差
	均值	标准差	均值	标准差
厂家生产	0.095	0.011	0.071	0.007
优化生产	0.073	0.007	0.054	0.005

优化后的壁厚偏差均值为 0.054 mm，比厂家当前的壁厚偏差均值减小了 23.94%。以上数据说明：经过优化，连杆衬套的成品质量平均水平得到了提高。但是，为了分析生产的平稳性，还要对比参数的标准差，由表 3 可以看出：经过优化，圆柱度误差和壁厚偏差的标准差均有所减小，说明优化工艺的生产更为稳定，可以尝试应用于实际生产。

5 结语

本文以提高连杆衬套的强力旋压成形质量为研究目标，建立了多目标优化函数，使用 RBF 神经网络和有限元仿真得到了壁厚偏差、圆柱度误差与工艺参数之间的拟合关系，使用非支配排序遗传算法对优化模型进行了求解，并提出了决策算法。经验证，经过优化和决策，连杆衬套的成品质量平均水平和生产稳定性均得到了一定的提高，可以尝试应用于实际生产。

参考文献：

[1] 郭佩剑, 樊文欣, 李志伟, 等. 基于灰色关联度的筒形件二道次强力旋压工艺参数优化 [J]. 锻压技术, 2020, 45 (4): 108-113.
Guo P J, Fan W X, Li Z W, et al. Optimization on two-pass power spinning process parameters for cylindrical parts based on grey correlation degree [J]. Forging & Stamping Technology, 2020, 45 (4): 108-113.

[2] 高帅, 赵俊生, 李志伟, 等. 基于 Simufact 的强力热旋压连杆衬套成形精度研究 [J]. 塑性工程学报, 2020, 27 (10): 40-47.
Gao S, Zhao J S, Li Z W, et al. Study on forming accuracy of hot power spinning connecting rod bushing based on Simufact [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27 (10): 40-47.

[3] 李岳桥, 樊文欣, 张厚组, 等. 基于响应曲面法的强力旋压 QSn7-0.2 连杆衬套屈服强度研究 [J]. 塑性工程学报, 2020, 27 (6): 72-78.
Li Y Q, Fan W X, Zhang H Z, et al. Research on yield strength of QSn7-0.2 connecting rod bushing by power spinning based on response surface method [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27 (6): 72-78.

[4] 束学道, 岑泽伟, 王雨, 等. GH3030 高温合金壁厚渐变锥形回转件强力旋压成形仿真及机理分析 [J]. 西北工业大学学报, 2019, 37 (4): 785-793.
Shu X D, Cen Z W, Wang Y, et al. Exploring strong spinning formation mechanisms of GH3030 superalloy tapered rotary part with wall thickness gradient [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2019, 37 (4): 785-793.

[5] 汤传尧, 樊文欣, 郭芳. 采用灰色关联法优化强力旋压连杆衬套旋轮参数的研究 [J]. 热加工工艺, 2018, 47 (3): 129-132.
Tang C Y, Fan W X, Guo F. Study on power spinning rod bushing roller parameters optimized by using grey correlation method [J]. Hot Working Technology, 2018, 47 (3): 129-132.

[6] 贾岩峰, 樊文欣, 邵晓宙, 等. 基于 Taguchi 方法的滑动轴承二道次旋压工艺参数优化 [J]. 特种铸造及有色合金, 2020, 40 (4): 379-382.
Jia Y F, Fan W X, Shao X Z, et al. Optimization of two-pass spinning process parameters of sliding bearing based on Taguchi algorithm [J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2020, 40 (4): 379-382.

[7] 张宏伟. 基于响应面的车用连接板拉伸成形性能及优化 [J]. 中国科技论文, 2020, 15 (2): 240-243.
Zhang H W. Drawing formability and optimization of vehicle connecting plate based on response surface method [J]. China Sciencepaper, 2020, 15 (2): 240-243.

[8] 魏鑫, 王雷刚, 王钊, 等. 基于响应面法的汽车后轮罩工艺参数优化 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (10): 70-77.
Wei X, Wang L G, Wang Z, et al. Optimization on process parameters for automobile rear wheel cover based on response surface method [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (10): 70-77.

[9] 李姝. 基于 Simufact 滑动轴承强力旋压成形仿真研究 [D]. 太原: 中北大学, 2020.
Li S. Research on Forming Simulation of Power Spinning of Sliding Bearing Based on Simufact [D]. Taiyuan: North University of China, 2020.

[10] 赵宏凯, 蒋科坚. 基于 RBF 神经网络的电磁轴承基础激励主动控制研究 [J]. 机电工程, 2020, 37 (12): 1425-1431.
Zhao H K, Jiang K J. Active control for the base motion of active magnetic bearings based on RBF neural network [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020, 37 (12): 1425-1431.

[11] Rajeswari D, Prakash M, Suresh J. Computational grid scheduling architecture using MapReduce model-based non-dominated sorting genetic algorithm [J]. Soft Computing, 2019, 23 (18): 8335-8347.

[12] 赵志彪, 刘浩然, 刘彬, 等. 改进非支配排序精英遗传算法的篦冷机参数优化 [J]. 控制与决策, 2020, 35 (5): 1217-1225.
Zhao Z B, Liu H R, Liu B, et al. Optimization of grate cooler parameters based on improved no-dominated sorting genetic algorithm II [J]. Control and Decision, 2020, 35 (5): 1217-1225.