

板料成形

AZ31B 镁合金电流辅助旋压回弹角预测及工艺参数优化

王 辉, 廖旭洲, 蔡继文, 詹玉婷

(南京航空航天大学 机电学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 在金属旋压工艺中, 回弹是一种无法避免的成形缺陷, 为了减小旋压制件的回弹, 在电流辅助旋压的基础上, 以 AZ31B 镁合金旋压件为研究对象, 通过正交实验探究了电流强度、主轴转速、旋压轮进给速率与回弹角的关系, 对实验结果进行了极差分析和方差分析, 得到了工艺参数对回弹角的影响规律及最小回弹角的工艺参数组合。以实验数据作为训练样本, 建立了 BP 神经网络模型进行回弹角预测, 将实验得到的工艺参数组合作为输入, 进行回弹角预测及实验验证, 结果表明: BP 神经网络模型的预测结果与实验结果的相对误差小于 3%, 能够较准确地预测回弹角, 为实际生产和进一步的实验研究提供了理论指导。

关键词: 电流辅助旋压; 回弹角; AZ31B 镁合金; BP 神经网络; 正交实验

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.08.005

中图分类号: TG306 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2022) 08-0029-06

Prediction on springback angle and process parameter optimization in electro-assisted spinning for AZ31B magnesium alloy

Wang Hui, Liao Xuzhou, Cai Jiwen, Zhan Yuting

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Springback is one of the unavoidable forming defect in metal spinning process. Therefore, in order to reduce the springback of spinning parts, on the basis of electro-assisted spinning, for AZ31B magnesium alloy spinning parts, the relationship between current intensity, spindle rotate speed, spinning roller feeding rate and springback angle was explored by orthogonal experiment, and the experiment results were analyzed by range analysis and variance analysis to obtain the influence laws of process parameters on the springback angle and the process parameters combination of the minimum springback angle. Then, taking the experimental data as training sample, the BP neural network model was established to predict the springback angle, and the combination of the process parameters obtained in the experiment was used as input to predict the springback angle and conduct the experimental verification. The results show that the relative error between the BP neural network model prediction results and the experiment results is less than 3%, which can accurately predict the springback angle. Furthermore, it provides theoretical guidance for actual production and further experimental research.

Key words: electro-assisted spinning; springback angle; AZ31B magnesium alloy; BP neural network; orthogonal experiment

旋压成形是一种节材、环保绿色的成形技术, 通常采用旋轮、滚珠等成形工具对成形材料进行挤压使其产生塑性变形而制得回转零件^[1]。镁合金具有比强度高、刚性好、抗冲击等优良的物理性能, 使其在航空航天有重要应用, 如火箭隔膜、导弹药形罩等^[2-3], 因此镁合金旋压成形具有重要的应用

价值, 但常温下的镁合金塑性成形通常表现出延展性较低、变形回弹严重的特性, 不利于旋压成形加工, 因此, 需要选用加热等辅助手段来提高其塑性成形能力和成形精度^[4]。电流作用对金属塑性变形行为有显著的影响, 通过电流对材料的焦耳热效应和电致塑性效应, 能够提高金属的塑性变形能力^[5-7]。将电流辅助成形技术应用于镁合金的旋压成形, 能够显著提高镁合金的成形性能, 得到尺寸精度较高的成形构件。

BP 神经网络是一种将人工神经网络与误差反向传播算法融合而成的非线性、自适应信息的处理系统, 其具有结构简单、工作状态稳定、易于实现等

收稿日期: 2021-08-04; 修订日期: 2021-11-05

基金项目: 南京航空航天大学科技创新基金 (NS2016052)

作者简介: 王 辉 (1978-), 男, 博士, 讲师

E-mail: wh508@nuaa.edu.cn

通信作者: 廖旭洲 (1995-), 男, 硕士研究生

E-mail: 2909615591@qq.com

优点,在各个领域均有广泛的应用^[8]。吉梦雯等^[9]应用 BP 神经网络实现了强力旋压连杆衬套的轴线直线度预测。冯志刚等^[10]以数值模拟结果作为训练样本,应用 BP 神经网络预测了连杆衬套的壁厚,其实验值与预测值的相对误差为 3.5%。张敏等^[11]针对内螺纹冷挤压成形质量的研究,采用基于主成分分析的 BP 神经网络,准确地预测了内螺纹成形质量的等级。

综上所述,电流辅助旋压成形技术适用于镁合金的塑性成形,将 BP 神经网络与电流辅助旋压结合,能较为有效地控制电流辅助旋压的成形缺陷,对实验及生产均具有实际意义。本文以 AZ31B 镁合金锥形制件的回弹角为研究对象,通

过控制电流辅助旋压中的电流大小、主轴转速、旋压轮进给速率开展正交实验,发现了工艺参数对回弹角的影响规律,建立了工艺参数与回弹角的 BP 神经网络模型,以实验结果作为训练样本,实现了回弹角的预测。

1 实验材料和实验方案

1.1 实验材料

材料为热轧、退火态的 AZ31B 镁合金板,板料的规格为直径为 $\Phi 120$ mm,厚度为 1.5 mm;成形件的规格为高度为 40 mm、角度为 45° 的锥形件,制件如图 1 所示。



图 1 镁合金制件

(a) 旋压前 (b) 旋压后

Fig. 1 Magnesium alloy parts

(a) Before spinning (b) After spinning

1.2 实验指标表征

对于剪切旋压成形件而言,难以对其进行直接的回弹量测量,可以通过回弹角对回弹量进行间接表征,回弹角的示意图如图 2 所示。假设成形件不存在回弹,则成形件的壁部轮廓应当贴合芯模,但是实际上因为回弹而导致成形件的壁部轮廓难以完全贴合芯模,在芯模和实际轮廓之间存在一定的间隙,即为图 2 中的回弹角 θ 。

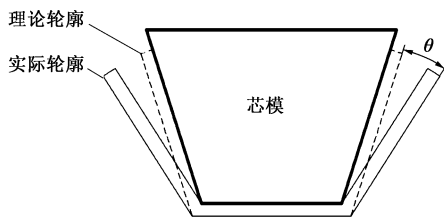


图 2 回弹角示意图

Fig. 2 Schematic diagram of springback angle

1.3 实验设备及原理

该实验在数控强力旋压机床 PS-CNCT600-3X 上进行,该机床的定位精度高、主轴刚度性能好、成形力大,同时配备先进的液压、伺服控制系统,结合电流辅助加热装置,能实现钛合金、镁合金等常温下难成形材料的电流辅助旋压。电流辅助旋压实验装置如图 3a 所示,包括高频低压直流电源、导线、固定架、碳刷、尾顶、镁合金板、旋压轮、芯模、导电装置、绝缘电木和硅胶板。导电工具头与旋压轮对称安装在机床刀具基座上,并与主轴回转轴线呈 45° 夹角,有利于曲母线形制件的旋压成形。芯模和导电装置与机床之间采用电木做绝缘处理,尾顶和机床之间采用硅胶和绝缘螺栓做绝缘处理;同时绝缘电木和硅胶板可以承受较高的温度,能够起到隔热的作用。芯模固定在三爪卡盘上,尾顶将镁合金板压紧在芯模上,尾顶和镁合金板随主轴而转动,保证芯模、

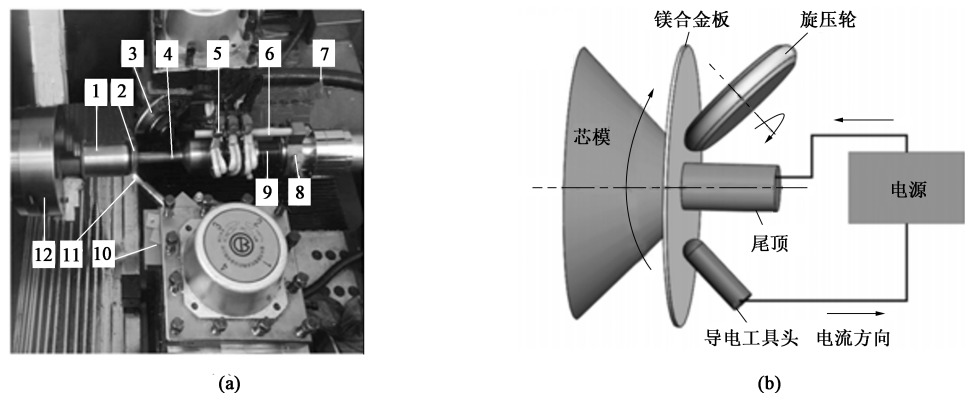


图 3 电流辅助实验装置实物图 (a) 和示意图 (b)

1. 芯模 2. 镁合金板 3. 旋压轮 4. 尾顶 5. 碳刷 6. 绝缘杆 7. 电缆 8. 固定架 9. 硅胶板 10. 绝缘电木 11. 导电工具头 12. 主轴
Fig. 3 Physical diagram (a) and schematic diagram (b) of electro-assisted experiment device

镁合金板和尾顶回转轴线重合，尾顶在旋转的同时与固定的碳刷滑动接触导通电流。高频低压直流电源、尾顶、碳刷、镁合金板、导电工具头和导线组成电流回路，如图 3b 所示。

1.4 实验方案

范有发等^[12]将 AZ31B 镁合金板在升温至 250~400 ℃，主轴转速保持在 300~900 r·min⁻¹ 之间时，得到了成形质量较好的旋压制品。

Wang L F 等^[13]发现 AZ31B 镁合金在 200 ℃时，应变速率越低，AZ31B 镁合金的成形性能越好，旋压有效应变速率公式如式 (1) 所示^[14]：

$$\varepsilon_e = \frac{2}{\sqrt{3}} \times \frac{v_0 \sin \alpha_p}{t_0 (1 - \varphi_t)^2} \quad (1)$$

式中： ε_e 为有效应变速率； v_0 为旋压轮进给速率； α_p 为旋轮成形角； t_0 为板料旋压前厚度； φ_t 为厚度减薄率。

本实验中 α_p 为 53°、 t_0 为 1.5 mm、 φ_t 为 29.3%，均为固定值，所以应变速率主要与旋压轮进给速率有关，可以控制旋压轮进给速率使板料的应变速率保持在较低水平。

根据数值模拟及实验结果得到，当电流强度为 500~700 A 时，板料温度分布在 213~290 ℃之间。

综合以上条件，为了在尽量少的实验次数前提下研究工艺参数对旋压件回弹角的影响，确定更小回弹角的工艺参数，本文选取了 3 个因素，每个因素 3 个水平，开展正交实验，如表 1 所示。

2 实验分析方法和结果分析

2.1 分析方法

极差分析和方差分析是正交实验结果分析的常

表 1 正交实验的因素和水平

Table 1 Factors and levels of orthogonal experiment

水平	因素		
	主轴转速 $A/(r \cdot \min^{-1})$	电流强度 B/A	旋压轮进给速率 $C/(mm \cdot \min^{-1})$
1	400	500	30
2	500	600	40
3	600	700	50

用方法。极差分析可以表征测定值的最大离散范围，判定各因素之间对实验指标影响的强弱，可以得到影响指标的因素的主次关系及最优实验指标的因素组合，但极差分析无法判断实验指标的波动是由因素水平波动导致，还是由实验误差导致，而方差分析可以得到实验指标波动中，因素水平与实验误差导致的实验指标波动的主次关系，因此将两者配合使用，可以得到因素改变和实验误差对实验指标影响的强弱^[15]。

2.2 结果分析

2.2.1 极差分析

极差分析中， K_i 和 k_i 分别为某因素在第 i 水平的样本和与样本均值 ($i=1, 2, 3$)，且极差 R 的大小决定了因素对实验指标影响的强弱，由表 2 可知，主轴转速的 R 值最大，电流强度的 R 值次之，旋压轮进给速率的 R 值最小，可以得到在不考虑实验误差的情况下，各因素对回弹角的影响强弱顺序为：主轴转速>电流强度>旋压轮进给速率。

2.2.2 方差分析

方差分析结果如表 3 所示，误差项的均方差表示由实验误差导致的指标波动，通过各因素的均方差与误差项均方差的比值，可以得到 F ，查阅 F 分

表 2 极差分析结果

Table 2 Range analysis results

实验序号	因素			回弹角/ (°)
	A	B	C	
1	500	400	30	3.63
2	500	500	40	4.93
3	500	600	50	4.50
4	600	400	40	2.57
5	600	500	50	4.13
6	600	600	30	3.53
7	700	400	50	3.23
8	700	500	30	4.13
9	700	600	40	4.27
K_1	13.06	9.43	11.29	
K_2	10.23	13.19	11.77	
K_3	11.63	12.30	11.86	
k_1	4.35	3.14	3.76	
k_2	3.41	4.40	3.92	
k_3	3.87	4.10	3.95	
R	0.94	1.25	0.19	

表 3 方差分析结果

Table 3 Variance analysis results

因素	偏差平方和	自由度	均方差	F 值
A	1.335	2	0.667	11.501
B	2.574	2	1.287	22.177
C	0.063	2	0.031	0.539
误差	0.116	2	0.058	—

布表可得, $F_A > F_{0.05}(2, 2) = 19$, $F_B > F_{0.1}(2, 2) = 9$, 说明主轴转速和电流强度对制件的回弹均有显著影响, $F_C < F_{0.1}(2, 2) = 9$, 说明旋压轮进给速率对制件回弹无显著影响, F_A 、 F_B 、 F_C 分别为主轴转速、电流强度和旋压轮进给速率的 F 值, $F_{0.05}$ 为假设因素影响不明显的接受概率为 0.05 的 F 值, $F_{0.1}$ 为假设因素影响不明显的接受概率为 0.1 的 F 值。

根据实验结果, 工艺参数对于回弹角的估算边际均值折线图如图 4 所示。从图 4 估算边际均值中可知, 在不考虑工艺参数交互作用时, 回弹角随着电流强度的增大, 先减少后增大; 回弹角随着主轴转速的增大, 先增大后减少; 回弹角随着旋压轮进给速率的增大, 先增大后不变。在本实验范围内,

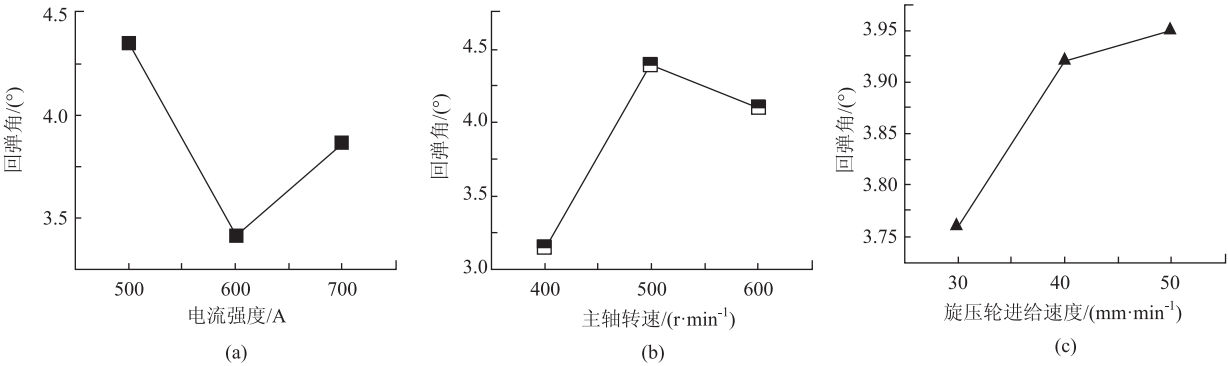


图 4 工艺参数对回弹角的估算边际均值

(a) 电流强度 (b) 主轴转速 (c) 旋压轮进给速度

Fig. 4 Estimated marginal mean values of process parameters on springback angle
(a) Current intensity (b) Spindle rotate speed (c) Spinning roller feeding speed

选取各工艺因素回弹角最小的工艺参数值, 得到最小回弹角的工艺参数组合为: 电流强度为 600 A、主轴转速为 400 r · min⁻¹、旋压轮进给速度为 30 mm · min⁻¹。

3 BP 神经网络模型的建立

3.1 网络模型及参数确定

一个完整的 BP 神经网络包含输入层、输出层、隐含层、激活函数、损失函数, 输入层的神经元数由工艺参数的维度决定, 本实验有 3 种不同的工艺

参数, 因此有 3 个输入神经元, 输出层的神经元由输出参数的维度决定, 本实验仅有回弹角 1 个输出参数, 因此有 1 个输出神经元。本实验选择了 1 层隐含层, 而隐含层节点数由式 (2) 决定。

$$h = \sqrt{m + n} + a \tag{2}$$

式中: h 为隐含层节点数; m 、 n 分别为输入层神经元数和输出层神经元数; a 为 [1, 10] 之间的整数。

根据式 (2) 可知, 本实验的隐含层神经元数为 [3, 12] 的整数, 综合考虑模型的训练时间和

预测精度后，选择隐含层神经元数为 7 个。针对本文的实验，隐含层选择 Sigmoid 作为激活函数，输出层选择 Relu 作为激活函数，损失函数选择交叉熵损失函数。由此建立如图 5 所示的 3-7-1 的回弹角预测 BP 神经网络结构。

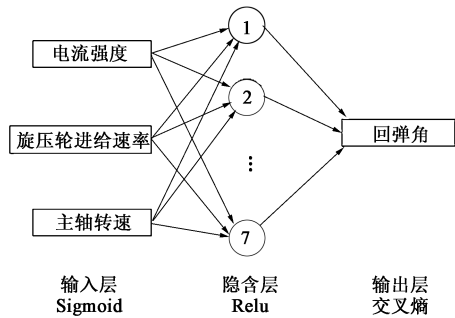


图 5 BP 神经网络示意图
Fig. 5 Schematic diagram of BP neural network

3.2 训练样本参数处理

实验采集的原始数据数量级存在较大的差异，直接对原始数据进行网络模型训练，会使训练的结果误差较大，因此需要进行数据归一化处理。本文采用最大最小法对 3 种工艺参数和回弹角进行处理，计算方法如式（3）所示。

$$x = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{3}$$

式中： x 为数据归一化结果； x_k 为样本的值； x_{\min} 、 x_{\max} 分别为样本中最小值和最大值。

表 4 最大回弹角、最小回弹角工艺参数组合下实验值与预测值的比较

Table 4 Comparison between experimental and predicted values under combinations of process parameters for maximum and minimum springback angles

实验序号	电流强度/ A	主轴转速/ (r · min ⁻¹)	旋压轮进给速率/ (mm · min ⁻¹)	回弹角/(°)		相对误差/%
				实验值	预测值	
1	600	400	30	2.30	2.25	2.17
2	500	500	50	5.20	5.07	2.50

4 结论

（1）在本文实验范围内，对实验结果进行极差分析和方差分析，发现工艺参数对制件回弹角的影响强度依次为：主轴转速>电流强度>旋压轮进给速率。

（2）回弹角随主轴转速的增大先增大后减小，随电流强度的增大先增大后减小，随旋压轮进给速率的增大先增大后不变，回弹角最小的工艺参数组合为：电流强度为 600 A、主轴转速为 400 r · min⁻¹、旋压轮进给速率为 30 mm · min⁻¹。

通过式（3）得到结果 x 为 $[0, 1]$ 的常数。

3.3 网络模型训练结果及实验验证

将归一化的数据输入网络模型进行训练，预测结果与实际结果的比较结果如图 6 所示，预测值相对于实验值的最大误差为 2.89%。

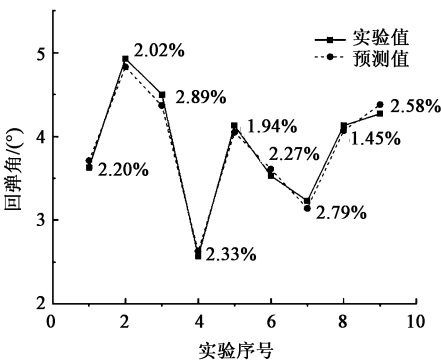


图 6 实验值和预测值的相对误差
Fig. 6 Relative errors between experimental and predicted values

由上文中得出的最小回弹角及相应的最大回弹角的工艺参数组合进行验证，两组工艺参数分别为：电流强度为 600 A、主轴转速为 400 r · min⁻¹、旋压轮进给速度为 30 mm · min⁻¹ 和电流强度为 500 A、主轴转速为 500 r · min⁻¹、旋压轮进给速度为 50 mm · min⁻¹。

实验结果和预测结果如表 4 所示，可以看出，第 1 组实验的回弹角预测值相对于实验值的误差为 2.17%，第 2 组实验的相对误差为 2.50%，说明此模型能较为准确地预测出制件的回弹角。

（3）建立了回弹角预测的 BP 神经网络模型，通过训练及实验验证了回弹角的工艺参数组合及预测的回弹角的准确性，相对误差值均小于 3%，该模型能够较为准确地预测出制件的回弹角。

参考文献：

[1] 徐洪烈. 强力旋压技术 [M]. 北京：国防工业出版社，1984.
Xu H L. Power Spinning Technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1984.
[2] 李珊, 王伯健. 变形镁合金的研究与开发应用 [J]. 热加工工艺, 2007, (6): 65-68.
Li S, Wang B J. Research and application development of wrought

- magnesium alloy [J]. Hot Working Technology, 2007, (6): 65-68.
- [3] 蒋斌, 刘文君, 肖旅, 等. 航空航天用镁合金的研究进展 [J]. 上海航天, 2019, 36 (2): 22-30.
- Jiang B, Liu W J, Xiao L, et al. Development of magnesium alloys for aerospace application [J]. Aerospace Shanghai, 2019, 36 (2): 22-30.
- [4] 李晓光, 杨文兵, 单易, 等. 轻合金电致塑性成形技术研究进展 [J]. 模具技术, 2020, (4): 56-63.
- Li X G, Yang W B, Shan Y, et al. Development of electroplastic forming technique for light alloys [J]. Die and Mould Technology, 2020, (4): 56-63.
- [5] Conrad H. Thermally activated deformation of metals [J]. JOM, 1964, 16 (7): 582-588.
- [6] Troitskii O A, Likhtman V I. The anisotropy of the action of electron and radiation on the deformation of zinc single crystal in the brittle state [J]. Soviet Physics Doklady, 1963, 17 (148): 332-334.
- [7] Conrad H, Troitskii O A. The electroplastic effect in metals [J]. Strength of Materials, 1984, 16 (2): 277-281.
- [8] 周政. BP 神经网络的发展现状综述 [J]. 山西电子技术, 2008, (2): 90-92.
- Zhou Z. Survey of current progress in BP neural network [J]. Shanxi Electronic Technology, 2008, (2): 90-92.
- [9] 吉梦雯, 樊文欣, 张涛, 等. 基于 BP 神经网络的连杆衬套强力旋压轴线直线度预测 [J]. 塑性工程学报, 2018, 25 (1): 137-141.
- Ji M W, Fan W X, Zhang T, et al. Prediction of axial straightness of connecting rod bushing power spinning based on BP neural network [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2018, 25 (1): 137-141.
- [10] 冯志刚, 樊文欣, 赵俊生, 等. 基于 BP 神经网络的强力旋压成形连杆衬套壁厚预测 [J]. 热加工工艺, 2014, 43 (3): 129-130, 134.
- Feng Z G, Fan W X, Zhao J S, et al. Wall thickness prediction of connecting rod bushing of power spinning forming based on BP neural network [J]. Hot Working Technology, 2014, 43 (3): 129-130, 134.
- [11] 张敏, 黎向锋, 左敦稳, 等. 基于主成分分析的 BP 神经网络内螺纹冷挤压成形质量预测 [J]. 中国机械工程, 2012, 23 (1): 51-54.
- Zhang M, Li X F, Zuo D W, et al. Forming quality forecast for internal threads formed by cold extrusion based on principal component analysis and neural networks [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23 (1): 51-54.
- [12] 范有发, 李东南, 陈文哲. AZ31B 镁合金板材旋压成形工艺研究 [J]. 中国机械工程, 2012, 23 (11): 1272-1275.
- Fan Y F, Li D N, Chen W Z. Study on spinning process of AZ31B magnesium alloy sheet [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23 (11): 1272-1275.
- [13] Wang L F, Huang G S, Li H C, et al. Influence of strain rate on microstructure and formability of AZ31B magnesium alloy sheets [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2013, 23 (4): 916-922.
- [14] 毛柏平, 汪发春, 赵云豪, 等. 钛合金旋压性能的试验研究 [J]. 稀有金属, 2004, 28 (1): 271-273.
- Mao B P, Wang F C, Zhao Y H, et al. Study on spinning properties of titanium alloy [J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2004, 28 (1): 271-273.
- [15] 邱铁兵. 试验设计与数据处理 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2008.
- Qiu Y B. Experiment Design and Data Processing [M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2008.

欢迎关注“锻压技术杂志”微信公众号

@杂志动态 @行业信息 @企业宣传



• 锻造 • 冲压 • 钣金 • 模具 • 加热 • 标准化 •