

轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的正交试验分析与神经网络预测

张华伟¹, 王永喆², 吴佳璐¹, 王新刚¹

(1. 广东石油化工学院 机电工程学院 广东省石化装备故障诊断重点实验室, 广东 茂名 525000;

2. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 对轧制差厚板盒形件的充液拉深成形过程进行了仿真, 采用正交试验获取了成形参数对轧制差厚板成形缺陷的影响规律和最优参数组合, 并在此基础上建立了 BP 神经网络模型, 对轧制差厚板盒形件的充液拉深成形缺陷进行了预测。结果表明: 对于最大厚度减薄率, 各因素的影响程度顺序为摩擦因数>厚侧液池压力>厚侧压边力>薄-厚侧液池压力之比>薄-厚侧压边力之比; 对于轧制差厚板底部过渡区移动量和法兰处过渡区移动量, 各因素的影响程度顺序为厚侧压边力>薄-厚侧压边力之比>厚侧液池压力>薄-厚侧液池压力之比>摩擦因数。综合考虑厚度减薄率和过渡区移动情况, 得到最优参数组合为厚侧压边力为 20 kN、薄-厚侧压边力之比为 1.5、厚侧液池压力为 0.5 MPa、薄-厚侧液池压力之比为 2.0、摩擦因数为 0.200。基于正交试验分析结果建立的 BP 神经网络模型能够实现对轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的准确预测。

关键词: 轧制差厚板; 充液拉深; 盒形件; 厚度减薄; 过渡区移动; 神经网络模型

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.10.014

中图分类号: TG386.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2022) 10-0096-07

Orthogonal test analysis and neural network prediction on forming defects in hydroforming for tailor rolled blank box part

Zhang Huawei¹, Wang Yongzhe², Wu Jialu¹, Wang Xingang¹

(1. Guangdong Provincial Key Lab. of Petrochemical Equipment and Fault Diagnosis, College of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Petrochemical Technology, Maoming 525000, China;

2. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: The hydroforming process of tailor rolled blank (TRB) box part was simulated, and the influencing laws of forming parameters on the forming defects of TRB and the optimal parameters combination were obtained by the orthogonal test. Then, on this basis, the BP neural network model was established to predict the forming defects of TRB box part in hydroforming. The results indicate that for the maximum thinning rate, the order of the influence degree of each factor is friction coefficient>liquid pressure on thicker side>blank holder force (BHF) on thicker side>ratio of liquid pressure on thinner side to thicker side>ratio of BHF on thinner side to thicker side. For the movement of transition area at the bottom of TRB and the movement of transition area at the flange, the order of the influence degree of each factor is BHF on thicker side>ratio of BHF on thinner side to thicker side>liquid pressure on thicker side>ratio of liquid pressure on thinner side to thicker side>friction coefficient. Taking into account the thinning rate and the movement of transition area, the optimal parameters combination is the BHF on thicker side of 20 kN, the ratio of BHF on thinner side to thicker side of 1.5, the liquid pressure on thicker side of 0.5 MPa, the ratio of liquid pressure on thinner side to thicker side of 2.0, and the friction coefficient of 0.200. Thus, the BP neural network model based on the orthogonal test analysis results can precisely predict the forming defects of TRB box part in hydroforming.

Key words: tailor rolled blanks; hydroforming; box part; thickness thinning; movement of transition area; neural network model

轧制差厚板 (Tailor Rolled Blanks, TRB) 在减

轻重量、简化工艺、降低成本等方面展现了较大优势, 因此, 在汽车行业有着广阔的应用前景^[1]。然而, 轧制差厚板的几何特征以及力学性能的非均一性导致其在成形过程中容易诱发厚度过分减薄、过渡区移动等缺陷, 从而加剧模具磨损, 减少模具寿命^[2-3]。将充液拉深成形工艺引入到轧制差厚板零件的制造过程后, 能够有效抑制差厚板的成形缺陷。

收稿日期: 2021-10-09; 修订日期: 2022-01-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51475086); 广东石油化工学院校级科研基金项目 (2020rc020); 茂名市科技计划立项项目 (2022025)

作者简介: 张华伟 (1983-), 男, 博士, 副教授

E-mail: zhanghw@neuq.edu.cn

该工艺是通过凸模将板料拉入充满高压液体的凹模中从而建立反向液压的成形方法，能够实现盒形件等形状复杂零件的成形^[4-5]。

将充液拉深工艺应用于轧制差厚板盒形件的成形时，轧制差厚板的料厚差仅在高压液体侧体现，轧制差厚板表面能够与高压液体紧密贴合，从而使轧制差厚板零件的成形质量提高。同时，高压液体替代凹模起作用，无需加工出凹模型面，进而简化了模具制造工艺，缩减生产成本^[6]。另外，高压液体的摩擦保持效应能够抑制轧制差厚板过渡区的移动，液体压力可以实时调整以确保板料各区域的均匀变形，使得轧制差厚板零件的成形性能提高^[7]。

Krux R 和 Kleiner M 等^[8-9]将高压钣金成形工艺用于 TRB 零件的制造，讨论了密封系统对 TRB 高压液体成形工艺的影响。Urban M 等^[10-11]同时实现了柔性轧制工艺和液压成形工艺的模拟，并完成了 TRB 零件的厚度以及刚度的优化。张渝等^[12]研究了几何参数对 TRB 胀形性能的影响规律，并通过神经网络模型预测了 TRB 管材的最大成形高度。综上所述，关于轧制差厚板板材充液拉深成形缺陷的影响因素及预测方面的系统研究还未见报道。

BP 神经网络是人工神经网络体系中的精华，目前已被广泛应用于识别、预测、逼近、回归、压缩等领域。在工程实际中，超过 80% 的神经网络模型为 BP 网络或其变化形式^[13]。将 BP 神经网络技术应用于轧制差厚板充液拉深成形缺陷的预测，能够有效提高轧制差厚板的成形性能，抑制成形缺陷的出现^[14]。因此，本文采用 BP 神经网络进行轧制差厚板盒形件充液拉深成形工艺分析。首先，完成轧制差厚板盒形件充液拉深成形仿真；然后，通过正交试验分析液池压力、压边力、摩擦因数等参数对轧制差厚板成形性能的影响，获取各因素对轧制差厚板成形性能评价指标的影响程度，并得到各因素的最优水平组合；最后，建立 BP 神经网络模型，实现对轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的准确预测，为轧制差厚板零件的实际生产提供技术参考。

1 基于 Dynaform 的轧制差厚板盒形件充液拉深成形仿真

轧制差厚板盒形件充液拉深的几何模型如图 1 所示。凹模尺寸为 84 mm×84 mm，圆角半径为 10 mm，凸模尺寸为 80 mm×80 mm，凸模型面为能够与轧制差厚板表面贴合的阶梯形状，厚板侧圆角半径为

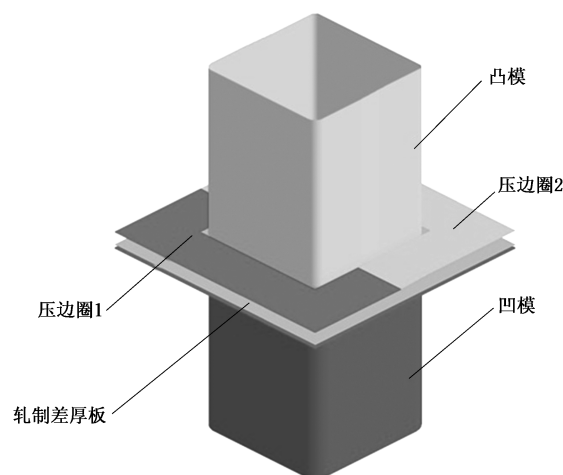


图 1 轧制差厚板盒形件充液拉深几何模型

Fig. 1 Geometric model of TRB box part in hydroforming

5.2 mm、薄板侧圆角半径为 6.3 mm，压边圈也为分块阶梯状，如图 2 所示。轧制差厚板的材料牌号为 SPHC，材料的力学性能参数如表 1 所示^[15]。轧制差厚板的坯料尺寸为 180 mm×180 mm，厚度组合为 1.2 mm/2.0 mm，过渡区位于板料中心且长度为 20 mm。网格尺寸为 3 mm×3 mm，最大自适应等级设置为 3。模具与板料、模具与模具之间的摩擦因数均为 0.17。合模过程中，压边圈 1 与压边圈 2 的压下速度为 2000 mm·s⁻¹，直至压边圈与凹模表面接触工序结束。该工序对轧制差厚板成形的分析精度的影响较小，为了减少有限元分析时间，合模工序帧数设置为 5 帧。拉深过程中，凸模下行速度为 5000 mm·s⁻¹，凹模、压边圈静止，液体压力施加于板料上，薄侧和厚侧液池中间通过隔板分开，以保证在薄、厚侧能够施加不同大小的液体压力。拉深过程的帧数为 50 帧。成形过程采用位移控制，拉深最大位移为 40 mm。

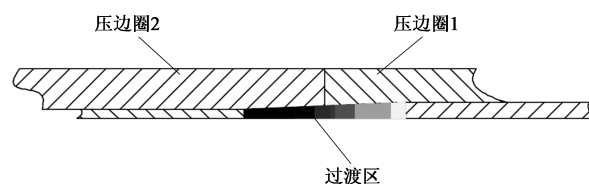


图 2 分块压边圈

Fig. 2 Segmented blank holder

2 正交试验设计及结果分析

2.1 试验方案的确定

由于充液拉深工艺的影响因素较多，且各因素

表 1 轧制差厚板的力学性能参数
Table 1 Mechanical property parameters of TRB

板料厚度 t/mm	弹性模量 E/GPa	屈服强度 R_{el}/MPa	抗拉强度 R_{m}/MPa	硬化指数 n	厚向异性系数 r	强化系数 K/MPa	最大伸长率/%
1.2	186	170.7	237.5	0.27	1.98	443	42.5
2.0	196	179.5	264.9	0.24	1.50	472.5	45.2

对成形又有交叉影响,因而量化地表示每个因素的作用以及各因素之间相互作用的大小是成功优化的基础,而采用正交试验设计对充液拉深成形工艺进行分析将取得事半功倍的效果。本文确定了对轧制差厚板充液拉深成形影响较为显著的 5 个因素,即:板料厚侧压边力 A 、薄-厚侧压边力之比 B 、板料厚侧液池压力 C 、薄-厚侧液池压力之比 D 、摩擦因数 E 。每个因素确定 4 个水平,进行 5 因素 4 水平正交试验,正交试验安排及试验方案如表 2 所示^[16-17]。其中,厚侧压边力为 20、30、40 和 50 kN,薄-厚

侧压边力之比为 1.5、2.0、2.5 和 3.0,厚侧液池压力为 0.5、1.0、1.2 和 2.0 MPa,薄-厚侧液池压力之比为 1.6、1.8、2.0 和 2.2,摩擦因数则分为 0.050、0.125、0.170 和 0.200 这 4 种情况,各组参数在变化范围内均能够保证轧制差厚板零件不发生起皱现象。本文考虑了轧制差厚板的破裂和过渡区移动两种缺陷,分别采用最大厚度减薄率和底部过渡区中心最大位移和法兰过渡区中心最大位移这 3 个指标进行表征,其中过渡区位移的测量方法如图 3 所示。

表 2 正交试验方案和结果
Table 2 Schemes and results of orthogonal test

序号	试验因素					试验结果		
	A 厚侧压边力/ kN	B 薄-厚侧压 边力之比	C 厚侧液池 压力/MPa	D 薄-厚侧液池 压力之比	E 摩擦因数	最大厚度 减薄率/%	底部过渡区中心 最大位移/mm	法兰过渡区中心 最大位移/mm
1	20	1.5	0.5	1.6	0.050	42.497	0.272	0.512
2	20	2.0	1.0	1.8	0.125	34.582	0.064	0.183
3	20	2.5	1.5	2.0	0.170	36.054	0.160	0.304
4	20	3.0	2.0	2.2	0.200	34.290	0.228	0.497
5	30	1.5	1.0	2.0	0.200	33.210	0.210	0.477
6	30	2.0	0.5	2.2	0.170	32.676	0.455	1.009
7	30	2.5	2.0	1.6	0.125	35.617	0.402	0.782
8	30	3.0	1.5	1.8	0.050	43.784	0.406	0.951
9	40	1.5	1.5	2.2	0.125	43.126	0.163	0.266
10	40	2.0	2.0	2.0	0.050	44.641	0.086	0.134
11	40	2.5	0.5	1.8	0.200	33.855	1.091	2.350
12	40	3.0	1.0	1.6	0.170	37.082	1.246	2.923
13	50	1.5	2.0	1.8	0.170	33.622	0.575	0.909
14	50	2.0	1.5	1.6	0.200	37.880	0.995	2.212
15	50	2.5	1.0	2.2	0.050	44.885	0.584	1.426
16	50	3.0	0.5	2.0	0.125	34.815	1.282	2.430

2.2 试验结果分析

试验结果分析采用极差分析法^[18]。对最大厚度减薄率、底部过渡区和法兰过渡区移动量的试验结果进行分析,得到各因素对成形指标的影响程度大小以及各因素的最优水平如表 3 所示。其中, K_j ($j=1, 2, 3, 4$) 为因素 i 在 j 水平下的试验指标和, k_j 为 K_j 的平均值, r 为因素 i 的极差。厚度减

薄率越大,则轧制差厚板越容易发生破裂;而过渡区中心位移越大,则板料的成形质量和成形性能亦越差。因此,对正交试验结果进行分析时,认为最大厚度减薄率和过渡区中心最大位移越小,对于轧制差厚板的成形结果越有利。

由表 3 可知:各因素对轧制差厚板盒形件最大厚度减薄率的影响程度由大到小依次为摩擦因数>

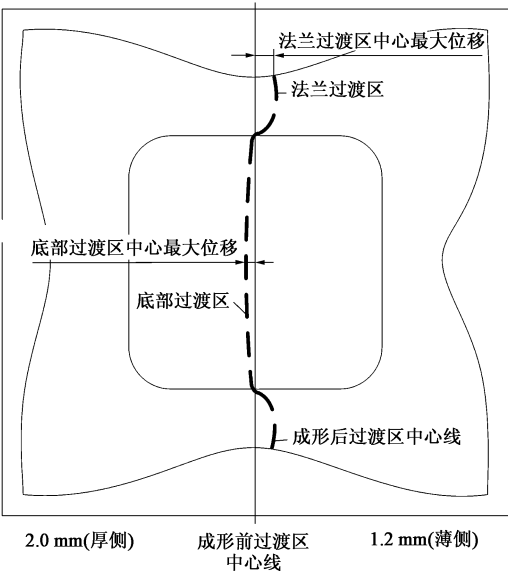


图 3 过渡区位移测量示意图

Fig. 3 Schematic diagram of measurement for transition zone displacement

厚侧液池压力>厚侧压边力>薄-厚侧液池压力之比>薄-厚侧压边力之比，最优参数组合为 $A_2B_2C_1D_2E_4$ ；各因素对轧制差厚板盒形件底部过渡区中心最大位移的影响程度由大到小依次为厚侧压边力>薄-厚侧压边力之比>厚侧液池压力>薄-厚侧液池压力之比>摩擦因数，最优参数组合为 $A_1B_1C_4D_4E_1$ ；各因素对轧制差厚板盒形件法兰过渡区中心最大位移的影响程度由大到小依次为厚侧压边力>薄-厚侧压边力之比>厚侧液池压力>薄-厚侧液池压力之比>摩擦因数，最优参数组合为 $A_1B_1C_4D_4E_1$ 。

在综合评定中，若该水平同时是最大厚度减薄率、底部过渡区中心最大位移和法兰过渡区中心最大位移的最优水平，则可确定其为综合评定中该因素的最优水平。对于剩下若干因素的最优水平，将综合考虑各个因素对成形指标影响的主次顺序来最终确定。以厚侧压边力为例：其对轧制差厚板最大厚度减薄率的影响排在第 3 位，对底部过渡区中心最大位移的影响排在第 1 位，对法兰处过渡区中心最大位移的影响排在第 1 位，可见，厚侧压边力对轧制差厚板最大厚度减薄率的影响小于对过渡区中心最大位移的影响，故在选择时以过渡区中心最大位移对应的最优水平为准，故最优水平确定为 A_1 。采用相同方式对薄-厚侧压边力之比进行分析，可知薄-厚侧压边力之比对轧制差厚板最大厚度减薄率的影响小于对过渡区中心最大位移的影响，故在选择时以过渡区中心最大位移对应的最优水平为准，

表 3 正交试验结果分析						
Table 3 Result analysis of orthogonal test						
成形指标	因素	A	B	C	D	E
最大厚度减薄率/%	K_1	147.423	152.455	143.843	153.076	175.807
	K_2	145.287	149.779	149.759	145.843	148.140
	K_3	158.704	150.411	160.844	148.720	139.434
	K_4	151.202	149.971	148.170	154.977	139.235
	k_1	36.856	38.114	35.961	38.269	43.952
	k_2	36.321	37.445	37.440	36.461	37.035
	k_3	39.676	37.603	40.210	37.180	34.859
	k_4	37.801	37.493	37.043	37.844	34.809
	r	3.355	0.669	4.249	1.808	9.143
	主次排序 $E>C>A>D>B$					
	最优参数组合	A_2	B_2	C_1	D_2	E_4
底部过渡区中心最大位移/mm	K_1	0.724	1.220	3.100	2.915	1.348
	K_2	1.473	1.600	2.104	2.136	1.911
	K_3	2.586	2.237	1.724	1.738	2.436
	K_4	3.436	3.162	1.291	1.430	2.524
	k_1	0.181	0.305	0.775	0.72875	0.337
	k_2	0.368	0.400	0.526	0.534	0.47775
	k_3	0.647	0.55925	0.431	0.4345	0.609
	k_4	0.859	0.7905	0.32275	0.3575	0.631
	r	0.678	0.486	0.452	0.371	0.294
	主次排序 $A>B>C>D>E$					
	最优参数组合	A_1	B_1	C_4	D_4	E_1
法兰过渡区中心最大位移/mm	K_1	1.496	2.164	6.301	6.429	3.023
	K_2	3.219	3.538	5.009	4.393	3.661
	K_3	5.673	4.862	3.733	3.345	5.145
	K_4	6.977	6.801	2.322	3.198	5.536
	k_1	0.374	0.541	1.575	1.607	0.756
	k_2	0.805	0.885	1.252	1.098	0.915
	k_3	1.418	1.216	0.933	0.836	1.286
	k_4	1.744	1.700	0.581	0.800	1.384
	r	1.370	1.159	0.994	0.807	0.628
	主次排序 $A>B>C>D>E$					
	最优参数组合	A_1	B_1	C_4	D_4	E_1

故最优水平确定为 B_1 。再次采用相同方式对厚侧液池压力进行分析，可以发现厚侧液池压力对轧制差厚板最大厚度减薄率的影响大于对过渡区中心最大位移的影响，故在选择时以最大厚度减薄率对应的

最优水平为准,故最优水平确定为 C_1 。同理,可以确定薄-厚侧液池压力之比的最优水平为 D_4 ,摩擦因数的最优水平为 E_4 。故本次正交试验得到的最优水平组合为 $A_1B_1C_1D_4E_4$ 。

3 BP 神经网络模型

正交试验分析能够获取各个工艺参数对轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的影响趋势和显著性,但参数范围仅限于正交试验方案所包含的因素水平,实际应用中可能用到更多的参数组合,不可能一一进行模拟。若在正交试验分析结果的基础上建立神经网络模型,便可以预测任一参数组合的试验结果,为指导实际生产提供依据^[19]。

BP 算法的主要思想为:输入训练样本,使用反向传播算法对网络的权值和偏差反复进行调整训练,使实际输出与期望输出尽可能接近,从输出层依次经各中间层直至输入层逐层修正各连接权。不断重复这一过程,直至网络输出层的误差平方和小于一定误差时训练结束,保存网络的权值、偏差,完成整个训练过程。具体步骤为^[20]:

- (1) 初始化,随机确定各层的权值、阈值;
- (2) 计算隐含层、输出层各单元输出;
- (3) 计算各层新的连接权值及阈值;
- (4) 返回第 2 步反复训练,直至网络输出误差达到要求或达到最大迭代次数则结束训练。

设 BP 神经网络有 N 个训练样本 (X_k, O_k) ($k=1, 2, \dots, N$), 其中 X_k 为第 k 个训练样本的输入参数、 O_k 为第 k 个训练样本的期望输出参数。 X_k 经网络正向传播后得到的实际输出为 Y_k , 则实际输出 Y_k 与期望输出 O_k 之间的均方差 E_k 为:

$$E_k = \frac{1}{2} (Y_k - O_k)^2 \quad (1)$$

因此,所有训练样本的总误差 E 可表示为:

$$E = \sum_{k=1}^N E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (Y_k - O_k)^2 \quad (2)$$

采用梯度下降法修改神经网络的各个节点的权值,使得 E_k 取得最小值,单个训练样本对权值 W 的修正值为:

$$\Delta W(k) = -\eta \left(\frac{\partial E_k}{\partial W} \right) \quad (3)$$

式中: $\Delta W(k)$ 为第 k 个训练样本对权值的修正值; η 为学习速率。

所有训练样本对权值 W 的修正值 ΔW 为:

$$\Delta W = \sum_{k=1}^N \Delta W(k) \quad (4)$$

通过不断调整权值和阈值,直至满足理想的目标要求时终止计算。

本文通过建立 BP 神经网络模型实现轧制差厚板盒形件充液拉深成形的缺陷预测,网络模型的输入层包含厚侧压边力、薄-厚侧压边力之比、厚侧液池压力、薄-厚侧液池压力之比和摩擦因数这 5 个参数,输出层包括最大厚度减薄率、底部过渡区中心最大位移和法兰过渡区中心最大位移这 3 个参数。采用单隐含层,隐含层节点转移函数选择 Tan-sig 函数,将输出值限制在 $-1 \sim 1$ 之间,输出层节点转移函数选择 Purelin 以保证输出值是任意的,训练函数选择 Trainlm,学习速率确定为 0.3,神经网络的隐含层节点数目由 Kolmogorow 定理确定为 11 个。

将正交试验获取的 16 组数据中的 12 组作为神经网络的训练数据,第 8 组和第 12 组作为验证数据,第 3 组和第 14 组作为测试数据,整个训练过程如图 4 所示。其中,曲线 1 为验证数据的误差,用以检验当前模型的泛化能力;而曲线 2 则表示测试数据的误差,能够评估最终模型的泛化能力;曲线 3 表示训练数据的误差;虚线 4 表示最佳值,虚线 5 表示目标值,虚线 6 与最佳值虚线 4 共同确定验证数据的最小误差值所在的位置(图 4 中圆圈处)。由图 4 可知,神经网络在经过 26 次训练后结束,在第 6 次迭代时取得最小均方差,随后误差趋于稳定。可以看出,轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的预测神经网络模型具有较好的收敛性和精确度,能够用于实际生产过程中的缺陷问题预测。

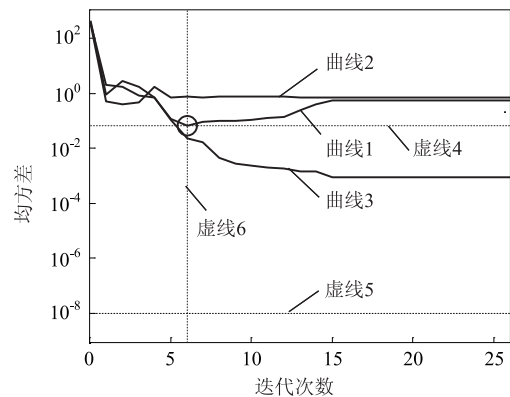


图 4 BP 神经网络训练过程

Fig. 4 Training process of BP neural network

为进一步验证 BP 神经网络预测模型的准确性,引入正交试验外的 4 组数值模拟结果与 BP 神经网络预测结果进行比较,结果如表 4 所示。由表 4 可以

表 4 BP 神经网络预测结果与数值模拟结果比较

Table 4 Comparison between prediction results of BP neural network and numerical simulation results

试验 序号	厚侧压 边力/ kN	薄-厚 侧压边 力之比	厚侧液 池压力/ MPa	薄-厚 侧液池 压力之 比	摩擦 因数	最大厚度减薄率/%			底部过渡区中心最大位移/ mm			法兰过渡区中心最大位移/ mm		
						预测值	仿真值	相对误 差/%	预测值	仿真值	相对误 差/%	预测值	仿真值	相对误 差/%
1	20	3.0	0.5	2.2	0.050	43.95	40.1	9.6	0.99	1.1	10.0	1.41	1.5	6.0
2	30	2.5	1.0	2.0	0.125	31.74	32.3	1.7	1.25	1.4	10.7	0.77	0.8	3.8
3	40	2.0	1.5	1.8	0.170	34.20	33.5	2.1	0.54	0.6	10.0	0.62	0.7	11.4
4	50	1.5	2.0	1.6	0.200	34.21	35.4	3.4	0.53	0.5	6.0	0.63	0.6	5.0

看出：底部过渡区和法兰过渡区中心最大位移的预测值与仿真值的相对误差最小值为 3.8%、最大值为 11.4%；最大厚度减薄率的预测值与仿真值的相对误差最小值为 1.7%、最大值为 9.6%。无论对于过渡区中心最大位移抑或最大厚度减薄率，最大误差值均在 12% 以下，因此，BP 神经网络模型具有较好的预测性能，能够得到与仿真值吻合度较高的预测结果。

4 结论

- (1) 对于轧制差厚板盒形件的厚度减薄率，各因素的影响程度由大到小依次为摩擦因数、厚侧液池压力、厚侧压边力、薄-厚侧液池压力之比、薄-厚侧压边力之比，最优参数组合为 $A_2B_2C_1D_2E_4$ 。
- (2) 对于轧制差厚板盒形件底部过渡区移动量，各因素的影响程度由大到小依次为厚侧压边力、薄-厚侧压边力之比、厚侧液池压力、薄-厚侧液池压力之比、摩擦因数，最优参数组合为 $A_1B_1C_4D_4E_1$ 。
- (3) 对于轧制差厚板盒形件法兰过渡区移动量，各因素的影响程度由大到小依次为厚侧压边力、薄-厚侧压边力之比、厚侧液池压力、薄-厚侧液池压力之比、摩擦因数，最优参数组合为 $A_1B_1C_4D_4E_1$ 。
- (4) 综合考虑轧制差厚板盒形件的厚度减薄以及过渡区移动，由正交试验得到的最优水平组合为 $A_1B_1C_1D_4E_4$ 。
- (5) 本文建立的 BP 神经网络模型能够实现对包括破裂和过渡区移动在内的轧制差厚板盒形件充液拉深成形缺陷的准确预测。

参考文献：

[1] 张思佳, 刘相华, 刘立忠. 轧制差厚板变厚度区的应力应变关系表征 [J]. 机械工程学报, 2018, 54 (18): 49-54.
Zhang S J, Liu X H, Liu L Z. Characterization of stress-strain relationship of tailor rolled blank's thickness transition zone [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54 (18): 49-54.

[2] Zhang H W, Wu J L, Wang X G. Crack defect of tailor rolled

blank in deep drawing process [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2018, 25 (12): 1237-1243.

[3] Han S W, Hwang T W, Oh I Y, et al. Manufacturing of tailor-rolled blanks with thickness variations in both the longitudinal and latitudinal directions [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 256: 172-182.

[4] Palumbo G, Zhang S H, Tricarico L, et al. Numerical/experimental investigations for enhancing the sheet hydroforming process [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2006, 46 (11): 1212-1221.

[5] Nakamura K, Nakagawa T, Amino H. Various application of hydraulic counter pressure deep drawing [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2010, 71 (1): 160-167.

[6] 汪建敏, 王健, 朱先忠, 等. 差厚拼焊板充液拉深焊缝移动及厚度的研究 [J]. 热加工工艺, 2011, 40 (17): 118-120, 123.
Wang J M, Wang J, Zhu X Z, et al. Research on weld-line movement and thickness of different thickness twbs in hydroforming deep drawing [J]. Hot Working Technology, 2011, 40 (17): 118-120, 123.

[7] 石磊. 拼焊板在径向辅助压力下充液拉深工艺及数值模拟研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2010.
Shi L. Numerical Simulation of Tailor Welded Blank in Hydro-mechanical Deep Drawing with Independent Radial Hydraulic Pressure [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2010.

[8] Krux R, Homberg W, Kleiner M. Properties of large-scale structure workpieces in high-pressure sheet metal forming of tailor rolled blanks [J]. Steel Research International, 2005, 76 (12): 890-896.

[9] Kleiner M, Homberg W, Krux R. High-pressure sheet metal forming of large scale structures from sheets with optimized thickness distribution [J]. Steel Research International, 2005, 76 (2-3): 177-181.

[10] Urban M, Krahn M, Hirt G, et al. Numerical research and optimisation of high pressure sheet metal forming of tailor rolled blanks [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 177 (1-3): 360-363.

[11] Van Putten K, Urban M, Kopp R. Computer aided product optimization of high-pressure sheet metal formed tailor rolled blanks [J]. Steel Research International, 2005, 76 (12): 897-904.

[12] 张渝, 顾栩, 巫洪亮, 等. 过渡区参数 TRB 管液压胀形性能的影响及预测 [J]. 锻压技术, 2017, 42 (11): 99-104.
Zhang Y, Gu X, Wu H L, et al. Influence and prediction of transition zone parameters on hydraulic bulging properties for TRB tube

- [J]. Forging & Stamping Technology, 2017, 42 (11): 99-104.
- [13] 王智, 谢延敏, 胡静, 等. 基于改进灰色神经网络模型的板料成形缺陷预测研究 [J]. 中国机械工程, 2013, 24 (22): 3075-3079.
- Wang Z, Xie Y M, Hu J, et al. Research on defect prediction in steel metal forming based on improved gray neural network model [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24 (22): 3075-3079.
- [14] 张华伟, 郑晓涛. 基于遗传算法优化神经网络的拼焊板压边力预测 [J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2020, 41 (2): 241-245.
- Zhang H W, Zheng X T. Blank holder force prediction of tailor welded blank based on neural network optimized by genetic algorithm [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2020, 41 (2): 241-245.
- [15] Zhang H W, Liu X H, Liu L Z, et al. Study on nonuniform deformation of tailor rolled blank during uniaxial tension [J]. Acta Metallurgica Sinica: English Letters, 2015, 28 (9): 1198-1204.
- [16] 姜银方, 王飞, 李新城, 等. 基于正交试验和神经网络的激光拼焊板回弹预测 [J]. 塑性工程学报, 2009, 16 (3): 40-44.
- Jiang Y F, Wang F, Li X C, et al. Study on the springback prediction in laser TWBs forming based on orthogonal experiment and neural network [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2009, 16 (3): 40-44.
- [17] 刘伟, 杨玉英. 基于 FEA 的板料成形工艺优化及评价函数研究 [J]. 材料科学与工艺, 2006, 14 (2): 159-161.
- Liu W, Yang Y Y. Study on process optimization and objective functions of sheet metal forming based on FEA [J]. Materials Science & Technology, 2006, 14 (2): 159-161.
- [18] 林忠钦, 刘呈, 李淑慧. 应用正交试验设计提高 U 形件的成形精度 [J]. 机械工程学报, 2002, 38 (3): 83-89.
- Lin Z Q, Liu C, Li S H. Application orthogonal experiment design in increasing dimensional accuracy of U-shaped parts [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38 (3): 83-89.
- [19] 官英平, 马向东, 张登谦. 拼焊板方盒件拉深成形过程变压力曲线预测 [J]. 塑性工程学报, 2017, 24 (2): 17-21.
- Guan Y P, Ma X D, Zhang D Q. Variable blank holder force curve prediction in deep drawing for square box of tailor-welded blanks [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2017, 24 (2): 17-21.
- [20] 李捷菲. 基于 BP 神经网络的 PID 控制系统研究与设计 [D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- Li J F. Research and Design of PID Control System Based on BP Neural Network [D]. Changchun: Jilin University, 2019.

关于开展第十二期“锻压企业质量工程师”培训班 (有色金属及高温合金锻造工艺与标准)的通知(第三轮)

为促进我国锻压企业实行规范化生产,提高企业生产技术水平、管理水平和市场竞争能力,满足各企业对质量管理体系和安全生产管理体系的需求,同时,提高锻压企业技术人员和质量管理人员对相关国家与行业标准的理解和使用能力,全国锻压标准化技术委员会经研究决定,自 2013 年起,在全国范围内开展“锻压企业质量工程师”的培训与认证工作,以及锻压标准宣贯工作。为配合此项工作,本标委会将按“模锻”、“自由锻”、“特种成形”、“冲压”等专题陆续举办相关培训班,截止目前已成功举办十一期,取得了很好的效果,得到广大锻压企业认可和支持。

第十二期“‘锻压企业质量工程师’培训班——有色金属及高温合金锻造工艺与标准”将于 2022 年举办。请各单位尽快报名,有关事宜通知如下:

一、报名条件

具备中专及以上学历的企业负责人、质量主管、安全卫生主管、标准化工作人员和锻压专业技术人员。

符合报名条件的上述人员,须由本人填写报名表,并经单位审核同意后方可报名。

二、培训内容

(1) 有色金属及高温合金锻造技术、工艺、装备发展现状与发展趋势

(2) 锻造车间安全生产与环境保护

(3) 有色金属及高温合金锻造模拟技术及优化设计

(4) 高温合金锻件质量控制、工艺设计与实例分析

(5) 铝合金锻件质量控制、工艺设计与实例分析

(6) 镁合金、铝合金和铜合金锻件质量控制、工艺设计与实例分析

(7) 钛合金锻件质量控制、工艺设计与实例分析

(8) 有色金属及高温合金锻件的缺陷分析与控制

(9) 企业参观与讨论

(10) 考试与测评

三、主讲教师

我国锻压领域知名专家、企业负责人、高级工程师、现场管理人员、知名院校教授等。

四、培训时间及地点

培训时间: 2022 年 11 月 12—15 日。

培训地点: 安徽省芜湖市新百陵大酒店。

五、报名方式

欲参加培训的学员,请您填好回执表(登陆网站 <http://www.fstjournal.net> 下载),通过 E-mail 发至全国锻压标准化技术委员会秘书处。

六、联络方式

全国锻压标准化技术委员会

联系人: 林玉彤、魏巍、金红

地址: 北京市海淀区学清路 18 号 709 室 (100083)

电话: 010-62920652; 18811346037; 13439515704

E-mail: fst_linyutong@163.com; dyjsjournal@163.com;
duanya2005@126.com

全国锻压标准化技术委员会