

基于遗传算法优化神经网络的拼焊板压边力预测

张华伟, 郑晓涛

(东北大学秦皇岛分校 控制工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 通过数值模拟与神经网络技术对拼焊板盒形件拉深成形过程中的压边力预测问题进行研究. 运用数值模拟分析压边力加载形式对拼焊板盒形件成形性能的影响, 找到一种较优的变压边力加载方式. 建立适用于拼焊板盒形件拉深成形压边力预测的 BP 神经网络模型. 采用遗传算法对神经网络模型进行优化, 在基因选择过程中加入精英保留策略, 最终通过基于遗传算法优化的神经网络模型获取了理想的压边力曲线, 用以预测随拉深行程变化的压边力数值, 为实现智能化冲压奠定了技术基础.

关键词: 拼焊板; 压边力预测; BP 神经网络; 遗传算法; 盒形件

中图分类号: TG 386, TP 183

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2020)02-0241-05

Blank Holder Force Prediction of Tailor Welded Blank Based on Neural Network Optimized by Genetic Algorithm

ZHANG Hua-wei, ZHENG Xiao-tao

(School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China.
Corresponding author: ZHANG Hua-wei, E-mail: zhanghw@neuq.edu.cn)

Abstract: Numerical simulation and neural network technology were used for the blank holder force (BHF) prediction of tailor welded blank (TWB) box part in deep drawing. The influence of BHF loading type on the formability of TWB box part was analyzed by numerical simulation, and a preferable BHF loading type was obtained. Then BP neural network model suitable for BHF prediction was developed. At last, the neural network model was optimized by the genetic algorithm. The elitism strategy was introduced into the course of gene selection, and finally an ideal BHF curve was obtained by the neural network model optimized by the genetic algorithm, which can predict BHF value varying in deep drawing process and can lay the technical foundation for intelligent stamping.

Key words: tailor welded blank; blank holder force prediction; BP neural network; genetic algorithm; box part

盒形件作为一种常见的冲压件应用非常广泛. 将激光拼焊板应用到盒形件后, 由于焊缝及热影响区的存在, 不同厚度、不同部位的非均匀变形会使整个零件的成形变得非常困难^[1-2]. 人工智能技术应用于板料冲压成形具有广阔的应用前景, 智能预测压边力系统的开发更是具有较为实际的意义, 将其应用于指导实际生产将产生较大的经济效益.

Manabe 等^[3]基于人工神经网络技术和弹塑

性理论提出一种新的参数识别方法, 并应用于拉深零件压边力的自适应控制. 李新城等^[4]建立了以焊接工艺参数为输入变量的基于主成分分析的 BP 神经网络模型, 能够准确预测拼焊板力学性能. 姜银方等^[5]建立了拼焊板回弹的 BP 神经网络预测模型, 对拼焊板 U 型零件的回弹进行预测. 陈水生等^[6]建立了基于人工神经网络的拼焊板成形极限预测模型, 分析了摩擦系数对拼焊板最小极限应变的影响. 然而, 目前关于拼焊板成形

压边力预测方面的研究还比较少。

本文将数值模拟、人工神经网络技术及正交试验相结合,对拼焊板盒形件拉深成形压边力进行预测。首先完成拼焊板盒形件拉深成形的数值模拟,重点讨论压边力加载方式对拼焊板盒形件成形质量的影响规律。在此基础上,基于 BP 神经网络技术建立拼焊板盒形件拉深成形压边力预测模型,通过正交试验结合数值模拟,建立神经网络模型所需的训练及测试样本数据库,并通过遗传算法对神经网络模型进行优化,最终获取理想的压边力预测曲线,为实现智能化冲压奠定基础。

1 拼焊板盒形件冲压成形数值模拟

本文所用拼焊板(tailor welded blank, TWB)材料牌号为 DQSK T36,其性能参数如表 1 所示。采用工程上比较常用的只建立焊缝位置模型的方法,选取圆形坯料以获得更好的板料成形性能^[7],板料直径为 $\phi 215$ mm。板料有限元网格选取 4 节点 BT 壳单元,网格尺寸 2 mm。压边圈以及凸凹模定义为刚体,压边圈类型选择分瓣刚性压边圈。为了尽可能减少焊缝移动时压边圈对板料流动的影响以及防止焊缝处出现起皱破裂等缺陷,厚板侧压边圈向薄板侧偏移 5 mm,如图 1 所示。拼焊板板料厚度组合取 0.8/1.0, 0.8/1.1, 0.8/1.2, 0.8/1.3, 0.8/1.4 五种情况(对应料厚比依次为 1.25, 1.375, 1.5, 1.625, 1.75),凸模的截面尺寸为 100 mm \times 100 mm,凸模圆角尺寸变化范围 8 ~ 12 mm,凹模圆角尺寸变化范围 10 ~ 14 mm,凹凸模转角半径尺寸变化范围 10 ~ 14 mm。摩擦系数为 0.125,成形深度 50 mm,采用 LS-DYNA 动力显式求解算法计算拼焊板盒形件成形过程,有限元模型如图 2 所示。

表 1 DQSK 性能参数

Table 1 Properties of DQSK

弹性模量 GPa	泊松比	硬化指数	强化指数 MPa	各向异性系数		
				R_{00}	R_{45}	R_{90}
207	0.28	0.24	520.4	1.73	1.35	2.18

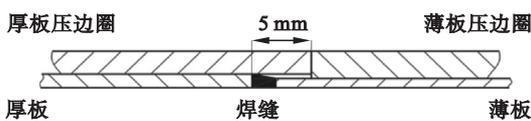


图 1 压边圈结构

Fig. 1 Structure of blank holder

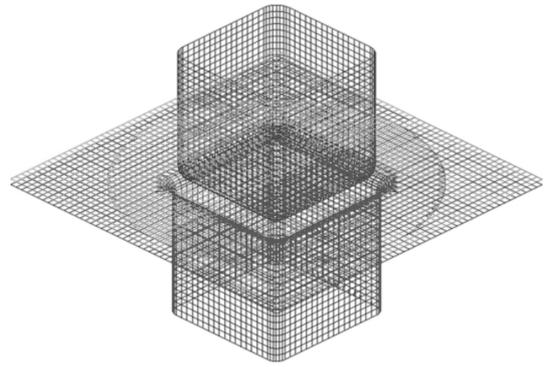


图 2 拼焊板拉深成形有限元网格模型

Fig. 2 FEM mesh model of TWB in deep drawing

2 压边力加载方式对拼焊板盒形件成形质量的影响

本文选取常见的 7 种压边力(blank holder force, BHF)加载方式,分析其对拼焊板盒形件成形质量的影响^[8]。压边力加载方式如图 3 所示。

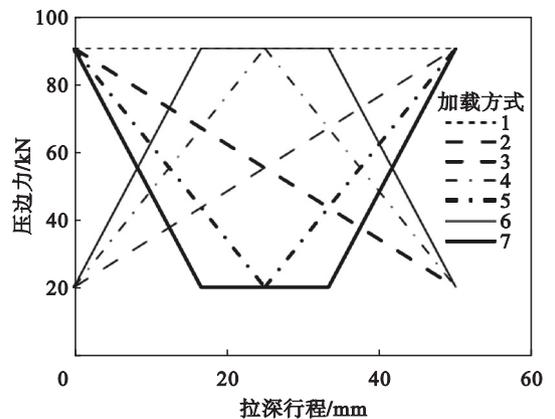


图 3 压边力加载方式

Fig. 3 Loading type of BHF

通过对仿真结果的分析发现,加载方式 7,即减小—恒定—增大的方式可以同时使拼焊板的最大减薄率和焊缝移动量达到最小,即压边力加载方式 7 为相对较优的选择。因此,对加载方式 7 作进一步研究。对拼焊板成形过程中施加恒定压边力进行仿真研究,可以测得拼焊板出现破裂的临界压边力值与出现起皱的临界压边力值,这两个值组成的区间称为压边力安全成形区间。当拉深成形过程中施加的压边力位于该区间时不会产生破裂或起皱等缺陷,本文测得的安全区间为 20 ~ 80 kN。针对这一安全区间设计三种变压边力加载

方案: ① 80—20—20—80 kN; ② 80—30—30—80 kN; ③ 80—40—40—80 kN. 三种加载方案在拉深行程的始末段压边力值均相等, 中间恒定段的压边力值逐渐增加. 仿真结果列于表 2.

表 2 仿真结果
Table 2 Simulation results

加载方案	最大减薄率/%		最大减薄率/%	焊缝移动量/mm
	厚板	薄板		
①	19.417	14.750	19.417	0.950
②	20.500	16.125	20.500	1.019
③	21.083	17.250	21.083	1.095

分析表 2 中数据变化发现, 当始末段压边力大小不变时, 随着中间恒定段施加的压边力值的增大, 拼焊板的最大减薄率与焊缝移动量均呈现上升趋势, 即恒定段压边力数值增大不利于最终的板料成形. 临界起皱压边力值对应为安全区间的最小值 20 kN, 临界破裂压边力值对应为安全区间的最大值 80 kN. 因此为了保证成形质量, 恒定段压边力值最小可减少至临界起皱压边力值 20 kN, 故认为恒定段压边力数值较小且接近临界起皱压边力值更有利于成形.

通过上述分析, 较优压边力的加载方式可以确定为: 随着拉深行程的增加, 由初始压边力 80 kN 开始减小, 然后维持在临界起皱压边力 20 kN 一段时间, 再逐渐增大至 80 kN.

3 基于 BP 神经网络的压边力模型建立及优化

3.1 神经网络模型的建立

通过 MATLAB 建立 BP 神经网络模型实现对拼焊板盒形件压边力值的实时预测. 网络模型的输入、输出层包含对拉深成形有较大影响的主要因素^[9-10]. 输入层参数: 凹凸模转角半径、凸模圆角半径、凹模圆角半径和拼焊板的料厚比; 输出层参数: 随拉深行程变化的压边力数值(压边力曲线). 采用单隐含层, 当隐含层节点数为 16 个时, 实测神经网络的性能较好. 隐含层节点转移函数选择 tansig, 函数可以将输出值限制在 $[-1, 1]$ 之间, 而输出层节点转移函数选择 purelin, 输出可以是任意值^[11].

3.2 训练样本获取

采用正交试验法结合有限元数值模拟获取样本数据^[12-13]. 采用 5 水平 6 因素正交表 $L_{25}(5^6)$

设计正交试验, 其中最后两列为空列, 所得正交试验方案如表 3 所示. 其中, 材料类型为 DQSK T36, 磨擦系数 0.125, 拉深深度 50 mm, 压边力加载类型为加载方式 7. 在正交试验基础上, 再设计 25 组试验, 共 50 组作为总试验样本. 训练样本数据进行归一化处理, 然后即可在 MATLAB 中进行神经网络的训练. 训练时将随机选取 49 组样本作为训练样本, 余下 1 组样本作为测试样本用以测试神经网络的预测能力.

表 3 正交试验水平因素表
Table 3 Level and factor table of orthogonal test

水平	凹凸模转角半径/mm	凸模圆角半径/mm	凹模圆角半径/mm	拼焊板料厚比
1	10	8	10	1.25
2	11	9	11	1.375
3	12	10	12	1.5
4	13	11	13	1.625
5	14	12	14	1.75

3.3 神经网络预测性能检验

神经网络经 49 组样本训练完成后, 采用剩下的 1 组数据进行神经网络预测能力的检测, 随机抽取的检测样本参数如表 4 所示, 预测得到的压边力值及预测误差如表 5 所示.

表 4 测试样本参数
Table 4 Sample parameters for test

凹凸模转角半径/mm	凸模圆角半径/mm	凹模圆角半径/mm	拼焊板料厚比
14	8	14	1.625

由表 5 中数据可知, BP 神经网络对压边力的预测误差在拉深行程的中间段 (10 ~ 35 mm) 相对较小, 而在起始段 (0 ~ 10 mm) 与结束段 (35 ~ 50 mm) 相对较大, 且在拉深行程为 45 mm 时达到最大值 15.68%, 很难满足实际生产的工艺要求. 因此, 需要对 BP 神经网络进行优化, 进一步提高预测精度.

3.4 遗传算法优化神经网络模型

采用遗传算法对神经网络的初始权值和阈值进行优化, 算法流程见图 4. 个体编码方式采用实数编码, 选择方法为轮盘赌法; 为了保证个体适应度值较高的个体在选择时不被淘汰, 选择过程中加入了精英保留策略; 交叉概率 0.2, 变异概率 0.02.

测试样本仍采用表 4 中的相关参数, 将这些参数输入优化后的神经网络, 得到的预测值如表

6 所示. 表 6 中同时列出了样本值, 并计算了预测误差. 对样本值进行插值, 最后得到如图 5 所示的

优化后神经网络的预测压边力加载曲线.

表 5 神经网络预测的压边力值及预测误差
Table 5 Prediction values and errors of BHF from neural network

拉深行程/mm	预测值/N	样本值/N	预测误差/%	拉深行程/mm	预测值/N	样本值/N	预测误差/%
0	72 269	80 000	9.66	33.3	20 030	20 000	0.15
2.5	61 951	71 000	12.75	35	23 044	24 000	3.98
5	55 931	62 000	9.79	37.5	27 825	30 000	7.25
7.5	47 969	53 000	9.49	40	33 305	36 000	7.49
10	40 294	44 000	8.42	42.5	36 766	42 000	12.46
12.5	33 037	35 000	5.61	45	40 472	48 000	15.68
15	25 357	26 000	2.47	47.5	45 539	54 000	15.67
16.7	20 019	20 000	0.10	50	51 216	60 000	14.64
25	20 012	20 000	0.06				

对比表 5 中数据可以发现, 优化后神经网络的压边力预测值与样本值在拉深行程中间段非常接近, 在起始段与结束段误差略大, 在拉深行程为 50 mm 时达到最大值, 仅为 5.08%; 相比未优化网络的最大预测误差 15.68% 有较大幅度的降低. 优化后网络在起始段与结束段的预测误差相比未优化网络均有所改善. 通过图 5 也能够知道, 优化后神经网络预测得到的压边力加载曲线更接近样本压边力加载曲线, 尤其在中间段几乎完全重合, 且整体变化趋势保持一致, 即优化后的神经网络具有更好的预测性能.

将优化后神经网络模型预测得到的压边力曲线输入到有限元模拟软件中进行拼焊板盒形件的冲压成形仿真, 得到拼焊板的最大减薄率为 18.000%, 焊缝移动量为 1.192 mm, 成形效果较为理想.

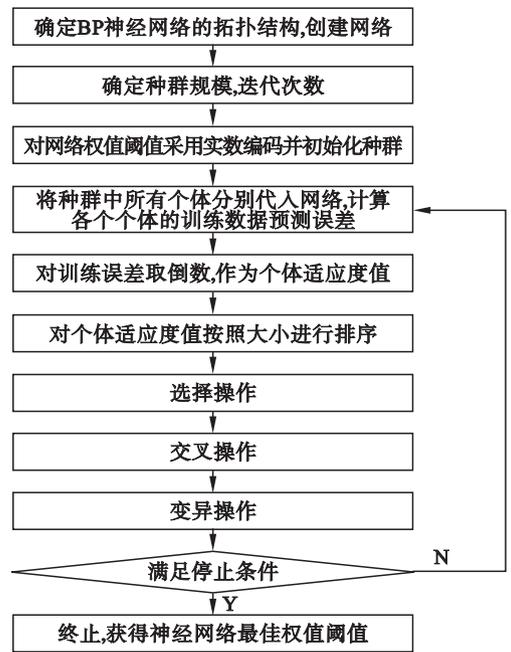


图 4 遗传算法优化 BP 神经网络流程
Fig. 4 Flow chart of BP neural network optimized by genetic algorithm

表 6 优化后的神经网络预测压边力值及预测误差
Table 6 Prediction values and errors of BHF from optimized neural network

拉深行程/mm	预测值/N	样本值/N	预测误差/%	拉深行程/mm	预测值/N	样本值/N	预测误差/%
0	76 417	80 000	4.48	33.3	20 057	20 000	0.29
2.5	67 958	71 000	4.28	35	23 741	24 000	1.08
5	59 492	62 000	4.05	37.5	29 295	30 000	2.35
7.5	51 048	53 000	3.68	40	34 815	36 000	3.29
10	42 590	44 000	3.20	42.5	40 348	42 000	3.93
12.5	34 142	35 000	2.45	45	45 881	48 000	4.41
15	25 686	26 000	1.21	47.5	51 417	54 000	4.78
16.7	20 051	20 000	0.26	50	56 953	60 000	5.08
25	20 052	20 000	0.26				

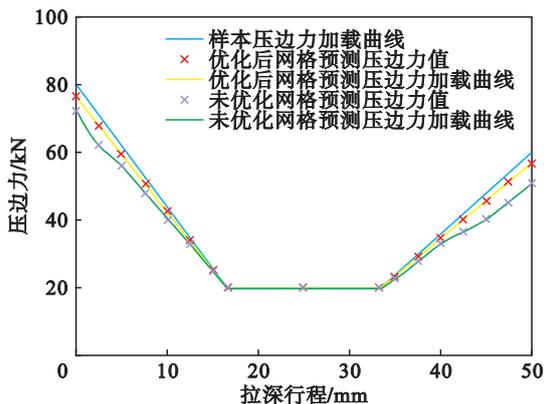


图5 优化前后神经网络预测得到的压边力曲线与样本曲线
Fig. 5 BHF curves from neural network before and after optimization and BHF sample curve

4 结 论

1) 通过数值模拟确定了压边力的安全成形区间为 20 ~ 80 kN, 并找到一条较优的压边力加载曲线, 其大致变化趋势为: 随着拉深行程的增加, 由初始压边力 80 kN 逐渐减小至临界起皱压边力 20 kN 并保持一段时间, 再逐渐增大至 80 kN。

2) 建立了适用于拼焊板盒形件拉深成形压边力预测的 BP 神经网络模型, 采用遗传算法通过在选择过程中加入精英保留策略优化了神经网络的初始权值和阈值, 优化后的神经网络具有较好的预测性能, 最大预测误差由 15.68% 大幅降至 5.08%, 能够满足生产实际的要求。

参考文献:

[1] 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.

[2] Ma X D, Guan Y P, Yang L. Determination of elastoplastic mechanical properties of the weld and heat affected zone metals in tailor-welded blanks by nanoindentation test[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 28(5): 911 - 918.

[3] Manabe K, Yang M, Yoshihara S. Artificial intelligence identification of process parameters and adaptive control system for deep drawing process[J]. *Materials Processing Technology*, 1998, 80/81: 421 - 426.

[4] 李新城, 陈楼, 张绘, 等. 基于主成分分析与 BP 神经网络的激光拼焊板力学性能预测[J]. *热加工工艺*, 2012, 41(5): 171 - 173.

(Li Xin-cheng, Chen Lou, Zhang Hui, et al. Mechanical properties forecasting of laser tailored welded blank based on principal component analysis and BP neural network[J]. *Hot Working Technology*, 2012, 41(5): 171 - 173.)

[5] 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 Yin-fang, Wang Fei, Li Xin-cheng, 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.)

[6] 陈水生, 唐春红. 基于人工神经网络的拼焊板成形极限图预测[J]. *塑性工程学报*, 2014, 21(4): 47 - 51.
(Chen Shui-sheng, Tang Chun-hong. Prediction of forming limit diagram for tailor welded blanks based on artificial neural network[J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2014, 21(4): 47 - 51.)

[7] Jabbari A, Salimi S. Tailor welded blank shape optimization in rectangular cup deep drawing [J]. *Journal of Mechatronics*, 2014, 2(3): 201 - 206.

[8] Ma X D, Guan Y P. Theoretical prediction and experimental investigation on formability of tailor-welded blanks [J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2016, 26(1): 228 - 236.

[9] 石云. BP 神经网络的 Matlab 实现[J]. *湘南学院学报*, 2010, 31(5): 86 - 88, 111.
(Shi Yun. Realization of BP neural network based on Matlab [J]. *Journal of Xiangnan University*, 2010, 31(5): 86 - 88, 111.)

[10] 栾庆林, 卢辉斌. 改进遗传算法在神经网络权值优化中的应用研究[J]. *遥测遥控*, 2008, 29(1): 51 - 54.
(Luan Qing-lin, Lu Hui-bin. Research on the application of the improved genetic algorithm on neural network optimization [J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2008, 29(1): 51 - 54.)

[11] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.
(Zhang De-feng. Application design of MATLAB neural networks[M]. Beijing: China Machine Press, 2012.)

[12] 李庆东. 试验优化设计[M]. 重庆: 西南师范大学出版社, 2016.
(Li Qing-dong. Optimization design of experiments[M]. Chongqing: Southwest China Normal University Press, 2016.)

[13] 林忠钦, 刘呈, 李淑慧, 等. 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 - 88.
(Lin Zhong-qin, Liu Cheng, Li Shu-hui, et al. Application orthogonal experiment design in increasing dimensional accuracy of U-shaped parts [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 38(3): 83 - 88.)