

双面渐进成形工艺参数优化及减薄率的预测^{*}

张澧桐^① 田 雨^① 顾 鹏^② 张 鑫^①

(^①长春理工大学机电工程学院, 吉林 长春 130022; ^②长春设备工艺研究所, 吉林 长春 130000)

摘 要: 渐进成形的减薄率是衡量成形件质量的重要指标。文章采用 **Box-Behnken** 设计实验方案进行试验, 分析了刀具直径 D 、层间距 Δz 、成形角 α 和板厚 t 对减薄率的影响, 并得到试验最优的参数组合。建立了工艺参数到减薄率的 **BP** 神经网络模型, 用数据训练集训练网络, 计算测试集减薄率预测模型的精度。针对 **BP** 神经网络平均误差大(6.42%)的问题, 用粒子群算法(**PSO**)优化了 **BP** 神经网络模型参数, 使预测误差降低到 2.24%。**PSO-BP** 神经网络模型可以有效预测工艺参数和减薄率的关系。

关键词: 双面渐进成形; 减薄率; 智能神经网络; 粒子群算法; 正交试验

中图分类号: TG306

文献标识码: A

DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2024.07.019

Optimization of process parameters and prediction of thinning rate for double-sided incremental forming

ZHANG Litong^①, TIAN Yu^①, GU Peng^②, ZHANG Xin^①

(^①School of Mechanical and Electrical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, CHN; ^②Changchun Equipment Technology Research Institute, Changchun 130000, CHN)

Abstract: The rate of thinning in incremental forming is a crucial indicator for assessing the quality of formed parts. In this study, we conducted experiments using a Box-Behnken design experimental scheme to analyze the impact of tool diameter (D), layer spacing (Δz), forming angle (α), and plate thickness (t) on the thinning rate. By obtaining an optimal combination of these parameters, we established a BP neural network model that correlates process parameters with thinning rate. The model was trained using a data training set and its accuracy in predicting the thinning rate for a test set was evaluated. To address the issue of high average error in the BP neural network model (6.42%), we employed particle swarm optimization (PSO) to optimize its parameters, resulting in a reduced prediction error of 2.24%. The PSO-BP neural network model effectively predicts the relationship between process parameters and thinning rate.

Keywords: double-sided incremental forming; thinning rate; intelligent neural network; particle swarm optimization; orthogonal experiment

渐进成形是一种先进的快速无模柔性钣金成形技术, 适用于几乎任意 3D 形状的原型制造和低生产运行制造。柔性好、成本低、自动化程度高和成形性强是该工艺在钣金件定制化、小批量生产中, 特别是在人工、医疗器械、航空航天和家居产品等领域的特点。成形质量, 包括壁厚减薄过程中的加工速度较快使壁厚过薄的问题, 仍然是渐进成形发

展的最大挑战之一^[1-3]。减薄率与成形件的成形性能直接相关; 因此, 研究成形件的减薄率具有重要意义^[4]。Hussain G 等^[5]利用正弦定律得到了不同壁角成形件的最终厚度。Bouffieux C 等^[6]模拟了成形过程, 提供了较好的壁厚预测。Young D 等^[7]通过理论分析发现变形区的厚度仅取决于成形角度。王华毕等^[8]研究发现板厚较大和适当的层间距有利于

^{*} 吉林省科技发展计划项目重点研发 (JJKH20220732KJ)



提高制件性能。肖洪力等^[9]用响应曲面法建立多元回归破裂预测模型。姜志宏等^[10]通过试验结果和BP神经网络预测验证误差在允许范围。李燕乐等^[11]建立了工艺参数与减薄率的响应曲面模型,分析了工艺参数对减薄率的影响。王玉槐等^[12]用改进蚁群算法优化了成形时工艺参数。

由于柔性板材的渐进成形方法,成形刀具在金属板材的表面上以点状的方式将金属板材挤压成形,而最终达到变形极限,从而使板材在成形过程中得到连续稳定化。在渐进成形中,整个材料周围是完全固定的,在任何一种变形区域中的变形都会使板材减少,并且形成零件的厚度分布不均匀且减薄量较大,而一般产业领域所要求的零部件在厚薄分布上均具有相应的特点,所以迅速而精确地估计和掌握渐进成形零部件的厚薄分布是板料渐进成形实际遇到的一项重大挑战。在实际加工中,由于成形厚度与众多工艺参数相关,工艺参数选择和减薄率高精度预测,成为影响成形质量和工艺效率的关键因素。

本文以 6061 铝板成形方锥件作为研究对象,结合试验设计方案,深入剖析刀具直径 D 、层间距 Δz 、成形角 α 和板厚 t 对减薄率的影响得到最佳参数组合方案。将试验数据作为训练集,建立 BP 和粒子群算法优化后 BP 神经网络模型,利用测试集验证模型精度,实现对减薄率的预测。

1 渐进成形制件壁厚和减薄率

1.1 渐进成形制件壁厚

在渐进成形过程中,板材不断地进行拉伸,随着挤压时间的延长,工件成形部位材料逐渐减薄,因而柔性板材的变形不断增大。成形件的壁厚或者减薄程度是衡量其成形极限的重要指标,同时也直接影响成形件的实际服役功能。普遍认为单道次渐进成形之后,制件的壁厚都与正弦律吻合。但是,这个规则假定塑性变形的变形模式是剪切变形,从塑性变形的体积上看,板材厚度的变化与正弦理论一致。 ab 、 cd 为板材上两条线段(图1),成形之前 dx 是 ab 与 cd 的间距, ab 和 cd 都为板材初始厚度记为 t_0 。成形后 ab 成为 $a'b'$, cd 成为 $c'd'$, 由于径向没有位移, $a'd'$ 与 $c'd'$ 的间距还是 dx , 假设体积不变,则 $a'b'=c'd'=t_0$, 变形表示方式为将矩形 $abcd$ 改为平行四边形 $a'b'c'd'$, 则 ab 与 cd 在竖直方向上有位移变化。这种情况使剪切变形为最主要成形方式。

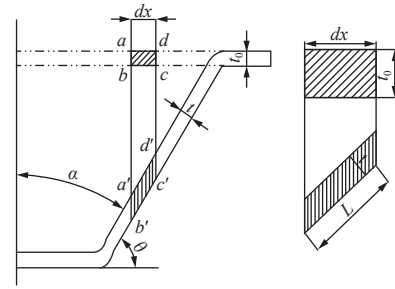


图1 板材变形过程

如图1所示, θ 是成形角, α 是半锥角。 t 是变形后板材厚度, 成形后 $a'b'$ 与 $c'd'$ 之间的距离为 L , 则有

$$t_0 dx = tL, \quad dx = L \sin \alpha$$

可以得出 $tL = t_0 L \sin \alpha$, 即

$$t = t_0 \sin(90^\circ - \theta) \quad (1)$$

式中: t 代表成形后板材厚度; t_0 代表初始板料厚度; θ 代表板材的成形角。

由于其变形机理的复杂性,在板材成形过程中,成形后的板料壁厚与正弦理论计算结果未完全相符,其主要是因为原材料加工的过程中会产生径向分布不同的流动,使得板材不均匀。虽然板材实际与理论的壁厚有一定的偏差,但是为了更好地设计成形路径,通常也用正弦定理来预测实际过程中加工零件的壁厚。

1.2 渐进成形制件减薄率

减薄率是数控机床上渐进成形过程中的板材减薄指标,是整个板材在工艺流程中一个重要的参数,用 ψ_t 表示。

$$\psi_t = \frac{t_0 - t}{t_0} \times 100\% \quad (2)$$

式中: t 为板料变形后的厚度; t_0 为板料变形前的厚度。

将式(1)代入式(2),得

$$\psi_t = (1 - \sin \alpha) \times 100\% \quad (3)$$

厚度的对数变化率 η_t 用下式计算

$$\eta_t = \ln \frac{t_0}{t} \times 100\%$$

将式(1)代入上式,得

$$\eta_t = \ln \frac{1}{\sin \alpha} \times 100\% = -(\ln \sin \alpha) \times 100\% \quad (4)$$

数控成形过程控制板料减薄率随着成形角的增大而不断减少。由于当该制备物的角度小于该限制角度时,为了能够得到角度更大的制件,必须采用多个步骤进行成形以便控制角度。利用多道次连续变形工艺通过一次次地降低板材厚度从而控制其均

匀变形, 因此对于板材连续成形工艺而言, 只要每道工序中的成形角均能合理分配, 板材可以得到充分的变形, 从而达到提高板材成形性能的目的, 从而最终能够加工出成形角 90° 的零件, 即直壁型成形零件。

2 双面渐进成形仿真验证与试验设计

通过双面渐进成形仿真进行分析验证成形轨迹可以用来进行试验加工零件并且通过开展系统的渐进成形试验, 对方锥件探究了成形工艺参数对成形件减薄率的影响, 获得了较为准确的减薄率试验结果。

2.1 铝合金材料参数

试验材料为尺寸 $300\text{ mm} \times 300\text{ mm}$ 的 AL6061 板材, 铝合金属于可加工性好、焊接性、成形塑性和屈服强度的热处理强化合金。退火后仍能保持一定的可操作性。表 1 是其材料参数。

表 1 AL6061 材料参数

弹性模量/ (N/m^2)	泊松比	质量密度/ (kg/m^3)	抗剪模量/ (N/m^2)	张力强度/ (N/m^2)	屈服强度/ (N/m^2)
6.90×10^{10}	0.33	2.69×10^3	2.60×10^{10}	1.24×10^8	1.88×10^8

试验模型为方锥件, 如图 2 所示。零件上边的开口尺寸为 $120\text{ mm} \times 120\text{ mm}$, 成形角 40° , 成形深度 30 mm ; 厚度为 2 mm 。

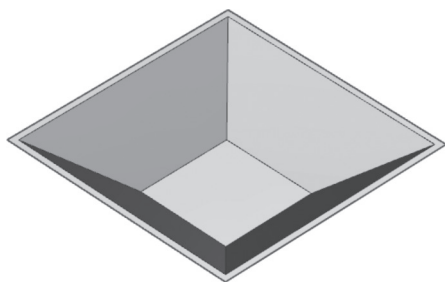


图 2 试验零件模型图

2.2 有限元模型分析

双面渐进成形仿真模型的基础模型在 Abaqus/explicit 进行运算。有限元模型中, 夹具位置固定不动, 工件四周使用螺丝与夹具固定在一起, 工件在此处变形受到约束, 工件中间待加工部分为自由端, 将在刀具加工过程中产生塑性变形。因采取工件相对静止方式进行仿真, 刀具主轴将与工件产生方形运动, 为实现这一仿真过程, 定义刀具为刚体, 在边界条件中, 主轴中心沿工件径向进给速度。薄壁板采用四节点四边形单元进行划分, 工件沿轴

向 1 mm , 切向 1 mm 进行网格划分, 单元总数 27 905, 节点数 43 721。工件材料为 6 061 铝合金, 其材料性能参数见表 1, 工件与刀具的库伦摩擦系数为 0.1。

图 3 所示为有限元模型。部件 1 为零件的夹具等效件具体形状, 2、3 为主刀具和辅助加载刀具, 4 为成形区。其中 1~3 为离散刚体, 4 为可变形实体。在相互作用模块中将毛坯与夹具绑定, 使得仿真过程中毛坯与夹具不发生相对运动, 同时刀具与毛坯之间采用运动接触算法——有限滑移, 切向摩擦系数设为 0.1。

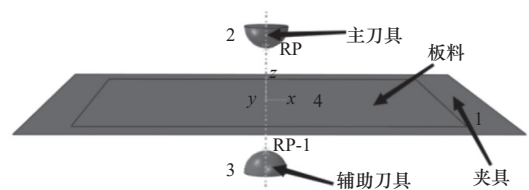


图 3 有限元模型

对于双面渐进成形技术, 需要在板材的正反面分别加载工具头, 其中一侧为主加载端, 另一侧作为随动端, 在成形过程中分析机床的动态特点, 对数控机床刀具结构进行分析, 与加载端保持一定距离。利用 Matlab 建模可以精确、快速地实现轨迹规划以典型渐进成形制件方锥盒件作为最终成形目标。如图 4 所示。在 Abaqus 中实现轨迹的动态加载直接决定着数值模拟能否顺利进行。

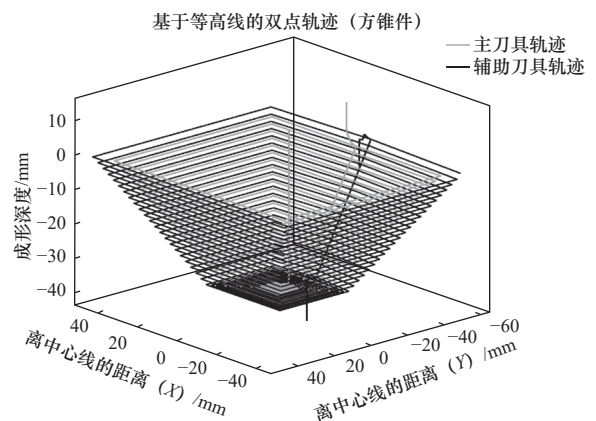


图 4 双面渐进成形加工轨迹

图 5 和图 6 为以上轨迹得到的双面渐进成形的应力应变图。从图中可知, 应力最大处在刚刚加工时刀具与板料接触的边线和加工结束时底面的边线, 高达 356.0 MPa , 应力最小处在刀具与板料加工过程中, 侧边处低 29.67 MPa 。应力从顶端到底部,

是先逐渐减小后增大，板料的应变也呈降低趋势，而4个棱边应变最大（可达3.527）。刀具直径为20 mm时，应力集中得到缓解，整个截面处于一种等值的拉应力状态。因而适当的刀具不仅可以使工件顺利成形，还能使板料变形更均匀。仿真结果验证了成形轨迹是可靠的，可以用来试验加工零件。

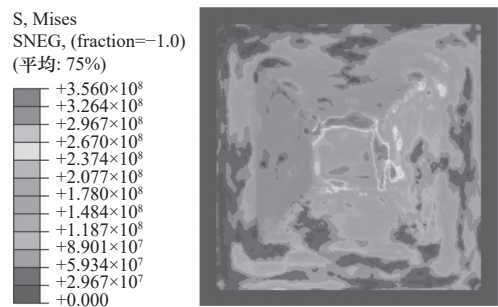


图5 双面渐进成形应力

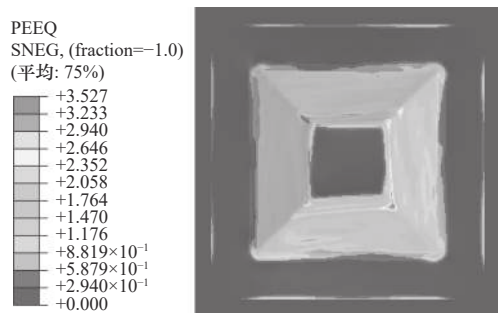


图6 双面渐进成形应变

2.3 试验设备

本文使用并联机构的渐进成形设备进行试验，如图7所示。设备上部分为CNC六自由度数控渐进成形设备，以并联机构的运动来实现在XYZ方向的运动，下部分以十字滑台结构来实现在XYZ方向的运动。各轴运动指令主要靠计算机数控加工模拟软件传输数控加工代码来实现。

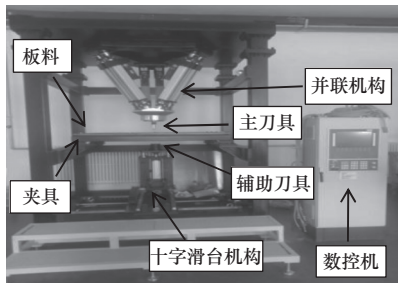


图7 渐进成形试验设备

工具头采用经过淬火的半球形状的GCr15钢，为了保证成形件表面有更好的表面质量，因此将球头底部进行抛光处理。工具头直径分别采用5 mm、

10 mm和20 mm，如图8所示。成形板材采用6061铝合金材料，厚度分别有1、1.5和2 mm。

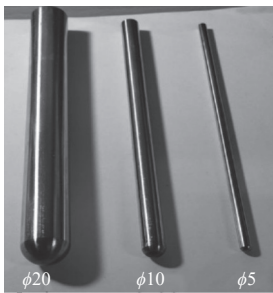


图8 成形刀具

2.4 试验设计

为了分析变形过程中加工参数变化对板材最大减薄率的影响，在试验过程中将渐进成形加工中的刀具直径、层间距、成形角度和板厚这4个工艺参数作为定量。将上述4种工艺参数分别设置为3个水平（表2），共计27组试验，其对应具体参数见表3。按照设计方案的工作次序进行试验。利用A、B、C、D这4个字母分别代表了刀具直径、层间距、成形角和板厚4个工艺参数，通过对不同参数和参数之间的相互作用对减薄率的影响进行更清楚地了解和表述。本文中出现的代号A、B、C、D所代表的意义均同表2。图9为板料加工的工艺参数示意图。

表2 渐进成形试验因素水平表

符号	因素	水平		
		1	2	3
A	刀具直径 <i>d</i> /mm	5	10	20
B	层间距Δ <i>z</i> /mm	0.2	0.6	1
C	成形角α/(°)	40	50	60
D	板厚 <i>t</i> /mm	1	1.5	2

2.5 试验结果

根据以上零件模型生成数控代码，刀具按照预定轨迹逐层加工，图10为得到的成品实物。将试验所得方锥盒件沿中截面剖开，利用千分尺对所选位置进行厚度测量如图11所示。将测量厚度进行统计分析，并用式（2）计算可得到减薄率结果，见表3。

2.6 试验结果分析

利用极差分析法确定刀具直径、层间距、成形角度和板厚对平均减薄率的影响程度，结果见表4。

表 3 Box-Behnken 设计实验参数及板材减薄率结果

标准 次序	工作 次序	刀具直径 d/mm	层间距 $\Delta z/\text{mm}$	成形角 $\alpha/(\text{^\circ})$	板厚 t/mm	减薄率/ (%)
15	1	20	0.6	40	1.5	55.23
24	2	20	0.6	50	1.0	48.91
6	3	10	0.6	40	1.0	32.80
20	4	20	1.0	50	1.5	48.21
10	5	20	0.6	60	1.5	56.38
16	6	5	0.6	60	1.5	74.30
26	7	10	0.2	50	2.0	48.88
11	8	5	0.2	50	1.5	48.20
1	9	5	0.6	40	1.5	32.22
23	10	10	0.6	60	2.0	66.13
25	11	5	1.0	50	1.5	48.24
21	12	10	0.6	50	1.5	51.82
19	13	10	0.2	50	1.0	44.26
8	14	10	1.0	50	2.0	48.16
14	15	10	0.6	60	1.0	61.22
12	16	10	1.0	60	1.5	63.19
3	17	20	0.2	50	1.5	50.31
7	18	5	0.6	50	2.0	50.91
18	19	20	0.6	50	2.0	52.11
4	20	5	0.6	50	1.0	46.85
2	21	10	0.2	40	1.5	39.27
13	22	10	0.6	50	1.5	52.98
27	23	10	0.6	40	2.0	41.04
9	24	10	1.0	40	1.5	38.32
22	25	10	0.2	60	1.5	66.37
17	26	10	1.0	50	1.0	41.78
5	27	10	0.6	50	1.5	50.89

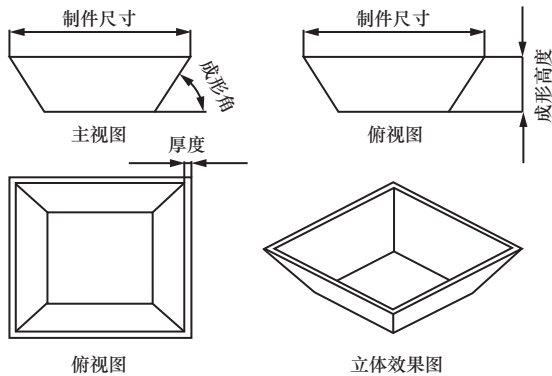


图 9 工艺参数示意图

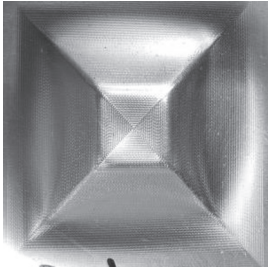


图 10 成形件实物



图 11 截面厚度测量

表 4 极差分析结果

项	刀具直径 d/mm	层间距 $\Delta z/\text{mm}$	成形角 $\alpha/(\text{^\circ})$	板厚 t/mm
K_1	311.15	773.79	238.88	775.93
K_2	747.11	287.9	732.51	275.82
K_3	300.72	297.29	387.59	307.23
$\bar{K}_1$	51.858	51.586	39.813	51.729
$\bar{K}_2$	49.807	47.983	48.834	45.97
$\bar{K}_3$	50.12	49.548	64.598	51.205
R	2.051	3.603	24.785	5.759
因素每水平 实验重复数	9	9	9	9
因素最佳水平	20	0.6	60	1.5
因素主次顺序	成形角 α >板厚 t >层间距 Δz >刀具直径 d			

根据各个因素所对应水平减薄率的平均值大小可以确定 4 个因素的最优水平。通过各因素的极差值可知, 在本试验中, 对减薄率影响最大的是成形角 α , 其次是板厚 t , 随后是层间距 Δz , 影响最小的是刀具直径 d 。

同时, 成形角的极差远大于其他因素的极差, 通过改变成形角可以有效地实现对减薄率的控制。板厚和层间距的极差相近, 表明在本试验水平下两者对减薄率的影响程度也很接近。最优组合为 A3B2C3D2, 即刀具直径 d 为 20.0 mm、层间距 Δz 为 0.6 mm、成形角 α 为 60°、板厚 t 为 1.5 mm。采用该试验方案进行渐进成形试验可以获得 56.38% 的减薄率。

3 神经网络减薄率预测模型

从表3的试验数据可以看出,减薄率受刀具直径、层间距、成形角和板厚的综合影响。即存在4个自变量和1个因变量之间的复杂数学关系。常用方程难以表示它们的关系。在渐进式板料成形过程中,减薄率预测对成形件最终形状的质量有很大影响。因此,快速准确的减薄率预测就显得尤为重要。对于大多数金属塑性成形过程,为了满足工程技术的需要,大多采用数值模拟或经验公式,无法建立完整、准确的计算解析模型,而这种方法在计算精度和速度上存在一定的局限性。因此,寻找一种合理、科学的方法来准确计算渐进成形中的减薄率是十分重要的。而神经网络可以精确拟合复杂的非线性数学关系。因此本节使用神经网络模型进行拟合。

3.1 神经网络模型的建立

将刀具直径 d 、层间距 Δz 、成形角 α 和板厚 t 作为输入层,将减薄率作为输出层,模型结构如图12所示。

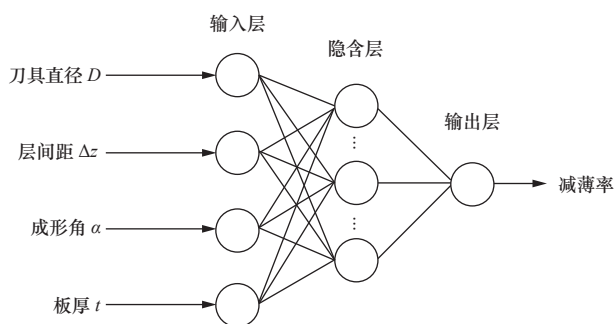


图 12 BP 神经网络结构图

结构有3层,4个输入神经元,1个输出神经元,体现4个自变量与1个因变量之间的映射关系。

(1) 网络模型构建

要构建BP神经网络模型反映刀具直径 d 、层间距 Δz 、成形角 α 和板厚 t 与减薄率之间的联系,则有4个输入,1个输出。使用式(5)来确定中间层个数。

$$Y = \sqrt{A+B} + S \quad (5)$$

式中: A 为输入层个数; B 为输出层个数; S 为0~10的常数; Y 为中间层个数。

计算可得中间层为10层,BP神经网络的形式为4-10-1。由于工艺参数单位不统一,对训练集和测试集数据进行归一化处理,见式(6)。

$$x_k = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

将训练集的数据归一化后的结构体用来归一化测试集数据。神经网络的预测输出值,由训练集的输出结构体反归一化神经网络输出得到。

使用newff函数建立BP神经网络模型,表达式为

$$Net = newff(P,T,S,TF,BTF,BLF,PF,IPF,OPF,DDF) \quad (7)$$

(2) 网络模型训练

用表3中试验的数据作为训练集,使用式(8)训练BP神经网络。

$$[net,tr] = train(Net,X,T,Pi,Ai) \quad (8)$$

(3) 网络模型预测

用表3中的后5组数据作为测试集来检验BP神经网络的预测精度,利用函数sim()计算测试集减薄率的预测值,然后与测试集真实值比较。

结果如图13所示。在第5个点上预测值和真实值十分吻合,而在第3点上预测值和真实值间距较大,所以需要重新进行优化。

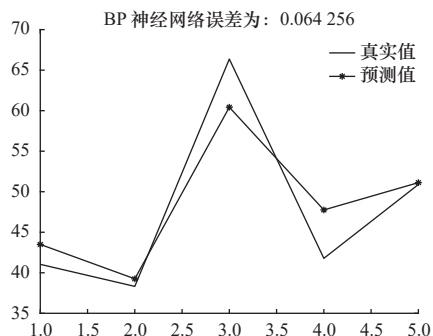


图 13 BP 神经网络的结果对照图

4 改进神经网络减薄率预测模型

4.1 粒子群算法概述

由于神经网络的参数数量较多,本节用粒子群算法进行优化,每个粒子由 N 维向量表示,见式(9)。

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]^T \quad (9)$$

则粒子群由 N 个粒子组成,见式(10)。

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (10)$$

每个粒子的速度见式(11)。

$$V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}]^T \quad (11)$$

用适应度值评价粒子优劣程度, F_{gbest} 是粒子最优, F_{zbest} 是种群最优,分别见式(12)和式(13)。

$$F_{gbesti} = [F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{iN}]^T \quad (12)$$

$$F_{zbesti} = [F_{j1}, F_{j2}, \dots, F_{jN}]^T \quad (13)$$

按照适应度值的大小,粒子的速度和位置由式(14)和式(15)更新。迭代计算到算法结束。

$$V_{id}^{k+1} = w \cdot V_{id}^k + c_1 r_1 (F_{gbesti}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (F_{zbestid}^k - X_{id}^k) \quad (14)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (15)$$

式中: c_1 、 c_2 为加速因子; r_1 、 r_2 为 0~1 的随机数。

4.2 改进神经网络模型的建立

根据神经网络的参数数量确定粒子的长度,使神经网络的参数存于粒子中。不断更新粒子的速度和位置,找到最优粒子。取出最优粒子中的参数,用最优参数重新训练 BP 神经网络模型。步骤如下:

(1) 种群初始化

建立 BP 神经网络结构 4-10-1,则粒子大小是 61,假设种群数量是 20,迭代次数是 30,设 c_1 、 c_2 的值是 2, r_1 、 r_2 的值是 1。

(2) 适应度值函数确定

选择均方根误差作为适应度函数,误差越小,粒子越优,见式(16)。

$$F = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2}{n}} \quad (16)$$

式中: t_i 为神经网络的输出; y_i 为真实输出值; n 为训练集样本数目。

(3) 搜索个体最优和群体最优

根据适应度值,确定个体最优 $goalfunction_gbest$ 和群体最优 $goalfunction_zbest$ 。

(4) 更新粒子的速度和位置

迭代优化的过程中种群中的粒子寻找个体最优和群体最优,不断更新速度和位置。

(5) 更新 BP 神经网络的参数

找到最优粒子,将最优参数赋值给神经网络,再次训练 BP 神经网络。粒子群算法优化后神经网络的误差变小,预测值与真实值较为吻合。如图 14 所示。

粒子群算法迭代过程中适应度值如图 15 所示,神经网络的均方根误差在 30 次迭代之后平衡,适应度值低于 0.06。

4.3 预测模型的实验验证

BP 神经网络和粒子群算法优化后 BP 神经网络两个模型,其预测结果见表 5 和表 6,计算减薄率的试验值与预测值的相对误差 δ ,用来评价预测模型的精度。BP 神经网络预测模型的最大相对误差为 14.29%,平均相对误差为 6.42%,粒子群算法优

化后的 BP 神经网络预测模型最大相对误差为 4.16%,平均相对误差为 2.24%。

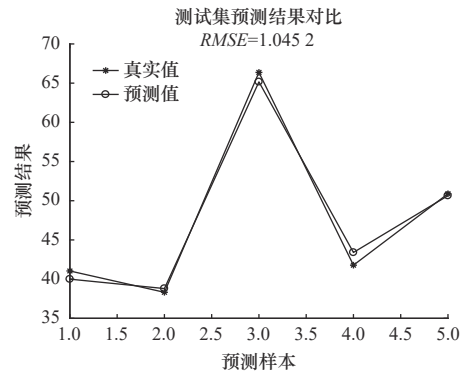


图 14 PSO-BP 神经网络结果对照图

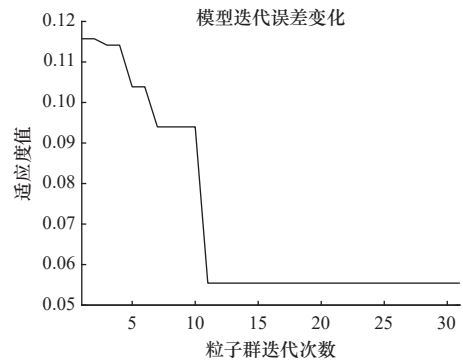


图 15 粒子群算法适应度值变化图

表 5 BP 神经网络实验验证结果

编号	刀具直径/mm	层间距 Δz /mm	成形角 $\alpha/^\circ$	板厚 t /mm	减薄率/ (%)	BP 预测/ (%)	误差 $\delta/(\%)$
1	10	0.6	40	2	41.04	43.50	5.99
2	10	1	40	1.5	38.32	39.25	2.43
3	10	0.2	60	1.5	66.37	60.43	8.95
4	10	1	50	1	41.78	47.75	14.29
5	10	0.6	50	1.5	50.89	51.12	0.45
平均	—	—	—	—	—	—	6.42

表 6 PSO-BP 神经网络实验验证结果

编号	刀具直径/mm	层间距 Δz /mm	成形角 $\alpha/^\circ$	板厚 t /mm	减薄率/ (%)	PSO-BP 预测/ (%)	误差 $\delta/(\%)$
1	10	0.6	40	2	41.04	40.13	2.22
2	10	1	40	1.5	38.32	39.25	2.43
3	10	0.2	60	1.5	66.37	65.24	1.70
4	10	1	50	1	41.78	43.52	4.16
5	10	0.6	50	1.5	50.89	51.24	0.69
平均	—	—	—	—	—	—	2.24

5 结语

(1) 对正交试验结果进行分析,对渐进成形减薄率影响最大的是成形角 α ,其次是板厚 t ,随后是层间距 Δz ,影响最小的是刀具直径 d 。确定了4个工艺参数的局部较优组合。即刀具直径 d 为20.0 mm、层间距 Δz 为0.6 mm、成形角 α 为60.0°、板厚 t 为1.5 mm。

(2) 通过正交试验的数据建立4-10-1结构的BP神经网络模型,训练后的BP神经网络的预测值和试验值相差较大。利用粒子群算法优化BP神经网络,得到使均方根误差最小的参数组合优化后的神经网络的预测精度较优,可以实现对渐进成形时减薄率的预测。

参 考 文 献

- [1] Bahloul R, Arfa H, Belhadjsalah H. A study on optimal design of process parameters in single point incremental forming of sheet metal by combining Box-Behnken design of experiments, response surface methods and genetic algorithms[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 74: 163-185.
- [2] Hussain G, Al-Ghamdi A K, Khalatbari H, et al. Forming parameters and forming defects in incremental forming process: part B[J]. *Materials and Manufacturing Processes*, 2014, 29(4): 454-460.
- [3] Yao Z M, Li Y, Yang M S, et al. Parameter optimization for deformation energy and forming quality in single point incremental forming process using response surface methodology[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2017, 9(7): 1158-1174.
- [4] Li J C, Li C, Zhou T G. Thickness distribution and mechanical property of sheet metal incremental forming based on numerical simulation[J].

Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2012, 22: 54-60.

- [5] Hussain G, Gao L, Dar N U. An experimental study on some formability evaluation methods in negative incremental forming[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2006, 186(1-3): 45-53.
- [6] Bouffieux C, Lequesne C, Vanhove H, et al. Experimental and numerical study of an AlMgSc sheet formed by an incremental process[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2011, 211(11): 1684-1693.
- [7] Young D, Jeswiet J. Wall thickness variations in single-point incremental forming[J]. *Journal of Engineering Manufacture*, 2004, 218(B11): 1453-1459.
- [8] 王华毕, 桑文刚, 魏目青. 金属板料单点渐进成形性能的研究[J]. *机械设计与制造*, 2017(1): 108-111.
- [9] 肖洪力, 蔡改贫, 祁步春, 等. 板材多点渐进成形的破裂预测模型的建立[J]. *哈尔滨理工大学学报*, 2018(1): 23-29.
- [10] 姜志宏, 黄信建, 熊洋, 等. 基于正交试验和BP神经网络的板材多点渐进成形工艺优化[J]. *锻压技术*, 2015, 40(5): 33-37.
- [11] 李燕乐, 陈晓晓, 翟维东, 等. 基于响应曲面法的板料渐进成形最大减薄率预测与分析[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2019, 49(2): 529-535.
- [12] 王玉槐, 王李冬, 勾治践, 等. 基于改进蚁群算法的渐进成形工艺参数优化[J]. *锻压技术*, 2018, 43(10): 57-62.

第一作者: 张澧桐, 男, 1985年生, 博士研究生, 副教授, 研究方向为材料成型与控制技术。E-mail: 635377166@qq.com

通信作者: 田雨, 男, 1997年生, 硕士研究生, 研究方向为渐进成形。E-mail: 961545542@qq.com

(编辑 李 静)

(收修改稿日期: 2024-03-05)

文章编号: 20240720

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。

(上接第102页)

- [5] 张年瑞. 转弯制动工况下车辆状态估计及稳定性控制研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [6] 孙云刚. 一种测量转速及通过转速获取加速度限值算法的探讨[J]. *铁道机车车辆*, 2007(3): 46-48.
- [7] Ovaska S J, Valiiviita S. Angular acceleration measurement: a review[C]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 1998: 875-880.
- [8] Han J D, He Y Q, Xu W L. Angular acceleration estimation and feedback control: an experimental investigation[J]. *Mechatronics*, 2007, 17(9): 524-532.
- [9] Bélanger P R, Dobrovolsky P, Helmy A, et al. Estimation of angular velocity and acceleration from shaft-encoder measurements[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 1992, 17: 1225-1233.
- [10] 刘涛. 交流伺服系统转动惯量实时辨识与控制器研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [11] Rodriguez-Maldonado J. Estimation of angular velocity and acceleration with Kalman filter, based on position measurement only[J]. *Measurement*, 2019, 145: 130-136.

- [12] 张钟保. 基于负载扰动观测器的永磁同步电机预测控制研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2018.

- [13] 马龙, 代超璠, 周航, 等. 多传感器互补滤波器数据融合算法设计[J]. *计算机工程与设计*, 2018, 39(10): 3080-3086.

第一作者: 徐帆, 男, 1999年生, 硕士研究生, 研究方向为机电伺服系统、电机控制。E-mail: 1219603732@qq.com

通信作者: 朱纪洪, 男, 1968年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无人飞行器、飞行控制、航空电子。E-mail: jhzhu@tsinghua.edu.cn

(编辑 高 扬)

(收修改稿日期: 2023-12-07)

文章编号: 20240715

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。