

基于多策略改进复合麻雀搜索算法的自冲铆成形质量预测

刘洋^{1*} 吴庆军¹ 郭浩¹ 祁凯飞¹ 庄蔚敏² 伏广省³

1. 青岛理工大学机械与汽车工程学院, 青岛, 266520

2. 吉林大学汽车底盘集成与仿生全国重点实验室, 长春, 130022

3. 青岛五菱专用汽车有限公司, 青岛, 266555

摘要:为了高效预测自冲铆接头的成形质量,建立AA5754铝合金自冲铆成形有限元模型,通过实验验证仿真模型的有效性,基于仿真分析获得了176组有效接头成形截面数据集。通过整合麻雀算法和蝴蝶算法,初步构建复合优化算法。采取种群初始化和透镜反向学习策略改进算法的收敛速度和求解质量,引入多向学习和Levy飞行策略增强算法跳出局部最优,提高了全局搜索能力。研究表明所建模型预测结果的平均绝对百分比误差MAPE均在10%以下,相关系数 R^2 均在0.99以上,均方误差MSE稳定在0.001以下,证明所提改进模型具有较高的预测精度和鲁棒性。

关键词:自冲铆;神经网络;优化算法;成形质量预测;仿真

中图分类号:TG938

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.02.022

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Prediction of Self-piercing Riveting Quality Based on Multi-strategy Improved Composite Sparrow Search Algorithm

LIU Yang^{1*} WU Qingjun¹ GUO Hao¹ QI Kaifei¹ ZHUANG Weimin² FU Guangsheng³

1.School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao, Shandong, 266520

2.National Key Laboratory of Automotive Chassis Integration and Bionics, Jilin University, Changchun, 130022

3.Qingdao Wuling Special Purpose Vehicle Co.,Ltd., Qingdao, Shandong, 266555

Abstract: To efficiently predict the forming quality of self-piercing riveted joints, a finite element model of self-piercing riveting for AA5754 aluminum alloys was established, and the effectiveness of the simulation model was verified through experiments. Based on the simulation analysis, 176 sets of effective cross-sectional data of the joints were obtained. By integrating the sparrow search algorithm and the butterfly algorithm, a composite optimization algorithm was constructed. The algorithm's convergence speed and solution quality were improved by employing population initialization and lens reverse learning strategies. Multidirectional learning and Levy flight strategies were introduced to enhance the algorithm's ability to escape local optima, thereby improving the global search capabilities. Research indicates that the prediction results of the established model have a MAPE of less than 10%, a correlation coefficient R^2 higher than 0.99, and a mean square error MSE consistently less than 0.001. Therefore, the proposed improved model has high predictive accuracy and robustness.

Key words: self-piercing riveting; neural network; optimization algorithm; forming quality prediction; simulation

0 引言

随着节能减排要求的提高,铝合金、镁合金和复合材料等轻质材料在新能源汽车车身结构中广泛应用^[1]。轻质材料及多材料混合车身结构的应用对连接技术提出了挑战,轻质薄壁结构的先进

连接技术成为研究重点^[2-4]。自冲铆接是一种机械冷成形技术,适用于金属材料、非金属材料及难焊接材料的连接^[5]。该工艺因无需预制孔、连接效率高、易于实现自动化等优势而被广泛应用于白车身的连接。

为了实现可靠连接,需要综合考虑被连接材料的厚度、力学性能来选择合适的铆钉和下模形状。研究者通常开展自冲铆实验和仿真分析探索冲头位移、铆钉和模具形状、基板厚度等工艺参数

收稿日期:2024-12-11

基金项目:国家自然科学基金(52272364);山东省自然科学基金(ZR2025MS888,ZR2022QE264)

对接头成形的影响规律^[6-9]。虽然实验和仿真分析是实现自冲铆工艺优化的有效方法,但存在测试成本高、材料的本构模型参数复杂等缺点。

随着人工智能技术的发展,机器学习为自冲铆成形及力学性能的高效预测提供了有效途径。FERRÁNDIZ等^[10]根据载荷-位移曲线的变化规律,采用卷积自编码器结合多层感知机对自冲铆接头的钉脚张开度进行了准确预测。LI等^[11]通过对多输出回归神经网络的特征层进行优化改进,将仿真与试验数据进行融合训练,最后建立了接头成形参数的多保真度代理模型,实现了少量实验数据情况下接头成形截面参数的高保真预测。ZHAO等^[12]将五个连接工艺参数作为输入,使用人工神经网络预测了接头成形截面参数,同时结合遗传算法(genetic algorithms, GA)考虑了铆钉、板材和模具制造公差接头鲁棒性评估策略。涂效铭等^[13]采用反向传播(back-propagation, BP)神经网络对不同板厚组合下的凹模进行匹配设计,为电磁自冲铆接工艺的高效设计提供可靠方法。BP神经网络虽然在非线性处理方面具有一定优势,但也存在收敛速度慢、鲁棒性差、易陷入局部最优等问题。初始权值和阈值对训练结果的影响程度较大,而优化算法能够有效解决传统神经网络存在的问题。

本文建立了一种多策略改进复合麻雀搜索算法(multi-strategy improved composite sparrow search algorithm, MIC_SSA)优化BP神经网络,用于预测自冲铆接头的成形质量。

1 基于有限元模型的数据集的构建

1.1 AA5754 铝合金失效模型

自冲铆成形仿真涉及基板的断裂模拟,选用

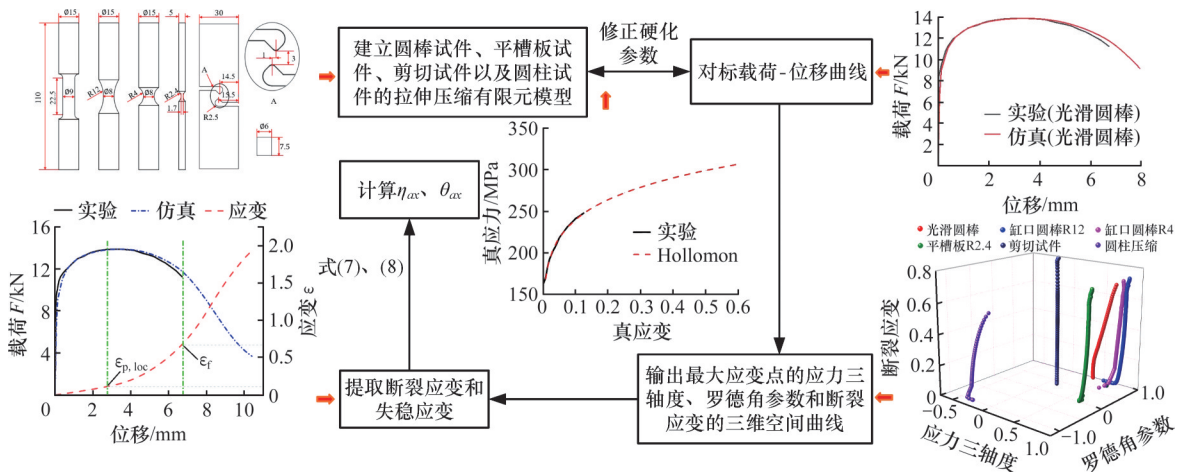


图1 AA5754 铝合金的失效参数确定流程

Fig.1 Flowchart for determining failure parameters of AA5754 aluminum alloy

GISSMO模型表征AA5754铝合金成形过程中的损伤和失效^[14]。GISSMO模型中涉及的4个未知参数分别为:非线性损伤累积指数 n ,应力衰减指数 m ,失稳时的等效塑性应变 $\epsilon_{p,loc}$,不同应力状态下的断裂应变 ϵ_f 。参考文献^[15-16]取 $n=2, m=3$ 。

断裂应变是GISSMO失效模型中关键的输入参数,本研究选用修正后的摩尔-库伦(modified mohr-coulomb, MMC)失效准则表征材料的失效状态^[17],MMC准则中断裂应变 ϵ_f 是关于应力三轴度 η 以及归一化的罗德角参数 $\bar{\theta}$ 的函数,其基本公式如下^[18]:

$$\left. \begin{aligned} \epsilon_f(\eta, \bar{\theta}) &= \left(\frac{A}{c_2} UV \right)^{-1/n} \\ U &= c_3 + \frac{\sqrt{3}}{2 - \sqrt{3}} (c_{\theta}^{ax} - c_3) \left(\sec \frac{\pi \bar{\theta}}{6} - 1 \right) \\ V &= \sqrt{\frac{1 + c_1^2}{3} \cos \frac{\pi \bar{\theta}}{6} + c_1 \left(\eta + \frac{1}{3} \sin \frac{\pi \bar{\theta}}{6} \right)} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: A, n 为材料硬化模型参数; c_1, c_2, c_3 为待拟合参数; c_{θ}^{ax} 取1。

为标定MMC准则中的未知参数,设计六种应力状态的试件,并建立与实验工况相同的仿真模型,采用Hollomon硬化准则拟合材料的初始本构关系,获得AA5754铝合金材料参数: $A=329.2 \text{ MPa}, n=0.1363$,借助仿真模型输出多种应力状态下应变最大单元的 $\eta, \bar{\theta}$ 和 $\bar{\epsilon}_p$,并在材料发生不稳定变形时输出对应的失稳应变 $\epsilon_{p,loc}$,具体流程如图1所示。获得各相关失效参数,见表1。

根据表1中的参数对式(1)中的 c_1, c_2, c_3 进行拟合,优化目标为下式中的LSE值最小:

$$LSE(c_1, c_2, c_3, c_{\theta}^{ax}) = \frac{1}{N} \left(\int_0^{\epsilon_f} \frac{d\bar{\epsilon}_p}{\bar{\epsilon}(\eta, \bar{\theta})} - 1 \right)^2 \quad (2)$$

式中, $\bar{\epsilon}_p$ 为塑性应变。

拟合得到的参数见表2。将上述失效参数代入式(1),绘制出材料的三维失效曲面,如图2所示。

表1 AA5754铝合金的平均应力三轴度、平均罗德角参数、断裂应变及失稳应变

Tab.1 Average stress triaxiality, mean lode angle parameters, fracture strain, and instability strain of AA5754 aluminum alloy

试件类型	平均应力三轴度	平均罗德角参数	断裂应变	失稳应变
圆棒试件	0.460 50	1.00	0.670 00	0.1360
缺口12 mm的圆棒试件	0.676 93	0.97	0.548 64	0.1033
缺口4 mm的圆棒试件	0.906 10	1.00	0.491 68	0.0720
缺口2.4 mm的薄板试件	0.732 70	0.03	0.226 60	0.0260
剪切试件	0.084 70	0.02	0.385 20	0.0503
圆柱压缩试件R3H7.5	-0.695 90	-1.00	2.007 40	1.3457

表2 材料模型的失效参数

Tab.2 Failure parameters of material model

材料	c_1	c_2	c_3	LES值
AA5754	0.05	166	1.004	0.0383

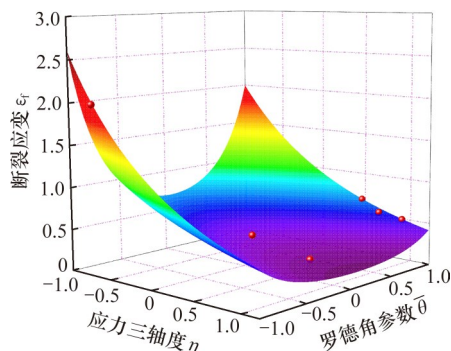


图2 AA5754铝合金的失效曲面

Fig.2 Failure surface of AA5754 aluminum alloy

1.2 成形仿真模型的建立

建立三组不同板厚和铆钉长度组合的自冲铆成形有限元模型,各组接头的铆接工艺参数见表3,下模采用直径为9 mm、深度为1.4 mm的平底模。如图3所示,有限元模型由冲头、铆钉、压边圈、上板、下板和下模组成,将冲头、压边圈及下模等效为刚性体,上下板料和铆钉等效为弹塑性材料,材料的基本力学性能参数见表4。采用1.1节建立的失效模型模拟铝合金的失效,将损伤本构

表3 三组接头的自冲铆接工艺参数

Tab.3 Self-piercing riveting parameters of the three groups of joints

编号	上板厚度/mm	下板厚度/mm	铆钉长度/mm	冲头位移/mm
J-1	2.0	2.0	5.0	5.1
J-2	2.0	2.5	5.5	5.6
J-3	2.5	2.0	6.0	6.1

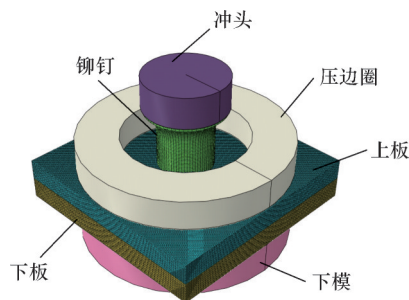


图3 自冲铆成形有限元模型

Fig.3 Finite element model of self-piercing riveting

表4 AA5754铝合金和铆钉的力学性能参数

Tab.4 Mechanical property parameters of AA5754 aluminum alloy and rivets

名称	密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	弹性模量/GPa	泊松比	屈服强度/MPa	抗拉强度/MPa
铆钉	7800	210	0.3	885.6	1170.6
AA5754	2700	70	0.3	162.1	244.1

方程采用Fortran语言编写程序并在ABAQUS/Explicit模块中的材料用户自定义子程序(VUMAT)接口进行程序的关联。

自冲铆成形仿真涉及铆钉与基板、基板之间、冲头与铆钉、上板上表面与压边圈、下板下表面与下模具等多体接触设置。仿真中将变形部件之间的摩擦因数设置为0.15,模具与变形部件之间的摩擦因数设置为0.2。采用8节点六面体线性减缩积分单元(C3D8R)对变形部件进行网格划分,铆钉和基板的网格尺寸分别为 $0.15\text{ mm}\times 0.15\text{ mm}\times 0.15\text{ mm}$ 和 $0.12\text{ mm}\times 0.12\text{ mm}\times 0.12\text{ mm}$ 。对下模具施加全约束,压边圈施加5 kN的法向作用力压紧板材,铆接过程时间为0.01 s。通过设置合适的位移量控制冲头下移,确保各组接头的钉头高度为 -0.1 mm 。

1.3 成形仿真模型验证及数据集的获取

为了验证仿真模型的准确性,采用表3中的3种铆接工艺参数组合对AA5754铝合金进行自冲铆接实验,实验所用铆钉和下模形状与仿真一致,采用气压自冲铆接设备进行接头制备,通过设置冲头位移来控制钉头高度。钉脚张开度和残余底厚是评价自冲铆接头成形质量常用的指标,此外,为了反映基板变形程度的同时满足机器学习模型的需求,如图4所示,将下板中心厚度列为评价指标。提取实验和仿真获得的接头横截面图像,如图5所示,仿真预测的接头截面轮廓与实验较吻合。接头的成形截面几何参数值对比见表5,仿真预测的3个几何参数值的误差均在15%以内,表明所建仿真模型能准确预测AA5754铝合金的自冲铆接变形。

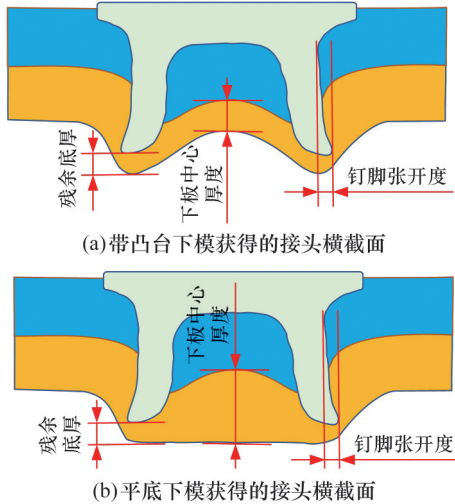


图4 自冲铆接头成形质量评价指标

Fig.4 Evaluation indicators for the forming quality of self-piercing riveted joint

神经网络模型的训练需要大量的数据集,为了减小实验成本,基于仿真模型通过改变相关连接工艺参数变量来构建数据集。在工程应用中,根据被连接板材的厚度和材料属性选择合适的铆钉长度和模具形状是有效连接的前提。选取上板厚度、下板厚度、铆钉长度、下模凸台高度和凹槽深度五种工艺参数作为神经网络的输入变量,如图6所示,以钉脚张开度、残余底厚和下板中心厚

表5 接头成形截面几何参数的预测误差

Tab.5 Prediction errors of cross-section geometric parameters of the joints

接头	钉脚张开度			残余底厚			下板中心厚度		
	实验值/mm	仿真值/mm	误差/%	实验值/mm	仿真值/mm	误差/%	实验值/mm	仿真值/mm	误差/%
J-1	0.448	0.401	10.49	0.690	0.631	8.55	1.483	1.552	4.65
J-2	0.491	0.473	3.67	0.755	0.714	5.43	1.962	1.891	3.62
J-3	0.359	0.371	3.34	0.344	0.364	5.81	1.563	1.661	6.27

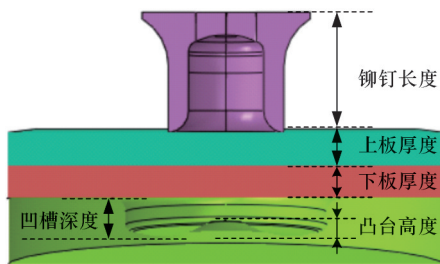


图6 五种输入工艺参数示意图
Fig.6 Schematic diagram of five input process parameters

2 MIC_SSA 优化神经网络预测模型

2.1 传统神经网络模型及超参数的确定

BP神经网络是一种依据误差反向传播算法的神经网络^[19-20],由输入层、隐含层和输出层3部分组成,其结构如图7所示。

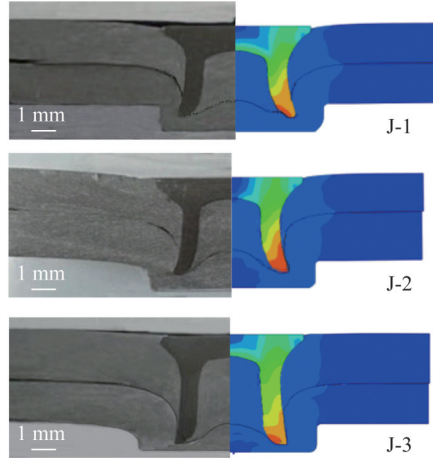


图5 实验和仿真获得的接头成形截面对比

Fig.5 Comparison of joint forming sections obtained by experiments and simulations

度3个成形质量评价指标作为输出变量,制定了五因素三水平全因子设计,各输入变量的取值范围见表6。通过成形仿真模拟出243种接头的横截面图像,从中选择铆钉内表面和板材之间能够形成紧密接触或者未形成完全接触但有明显自锁结构的接头图像,剔除铆钉内部空腔较大的接头图像,最终获得176组接头的横截面图像作为神经网络的自建数据集。通过控制冲头位移,所有接头的钉头高度均保持一致。

表6 五因素三水平全因子工艺参数设计

Tab.6 Design of full factorial process parameters for five factors at three levels

因素	范围	水平		
		1	2	3
上板厚度/mm	1.5~2.5	1.5	2.0	2.5
下板厚度/mm	1.5~2.5	1.5	2.0	2.5
铆钉长度/mm	5.0~6.0	5.0	5.5	6.0
凸台高度/mm	0.0~1.8	0.0	1.0	1.8
凹槽深度/mm	1.8~2.2	1.8	2.0	2.2

从176组数据集中随机抽取160组作为训练样本,其余16组作为测试样本,在外部将数据集随机打乱,同时为消除数据量纲的影响,提高BP神经网络预测准确率,对数据集采用Min-Max(最小-最大规范化)归一化到[0,1]区间,公式如下:

$$a_{\text{norm}} = \frac{a_i - a_{\text{min}}}{a_{\text{max}} - a_{\text{min}}} \quad (3)$$

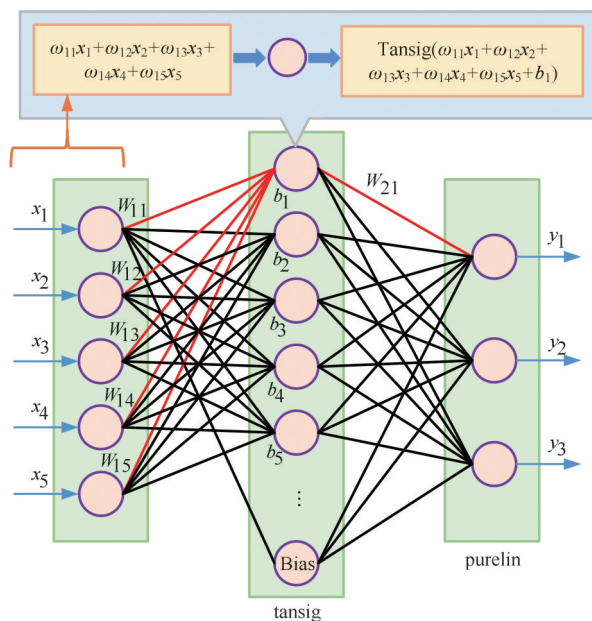


图7 BP神经网络结构示意图

Fig.7 Structure diagram of a BP neural network

式中： a_{norm} 为归一化之后输入/输出值； a_i 为原始输入/输出值； a_{min} 为原始输入中最小值； a_{max} 为原始输入中最大值。

根据 Kolmogorov 定理，单隐含层的三层 BP 神经网络在隐含层神经元数目足够多的情况下已能够很好地逼近任意非线性连续函数，隐含层层数过多反而会对训练结果造成影响，降低计算效率^[21]，因此，本文采用经典三层的网络结构，输出层采用 purelin 函数，隐含层采用 tansig 函数^[22]。其中，隐含层节点数是决定 BP 神经网络预测精度的关键因素，一般通过经验公式进行确定，公式如下：

$$m = \sqrt{n + l} + a_c \quad (4)$$

式中： n 、 l 分别为输入层和输出层的节点数； m 为隐含层的节点数； a_c 为 1~10 之间的常数。

根据经验公式计算出隐含层神经元个数取值范围为 [4, 13]，学习率设置为 0.01，训练目标最小误差为 10^{-6} ，迭代次数为 1000。训练算法选择结合梯度下降法和高斯-牛顿法的 trainlm 函数，通过测试集均方根误差确定最佳的隐含层神经元个数。为了消除训练过程随机性对判别结果的影响，对 BP 神经网络进行了 30 次训练，最后将训练后的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 取平均值，如图 8 所示，当隐含层神经元个数为 10 时，均方根误差最小，因此，建立了结构为 5-10-3 的初步神经网络预测模型。

2.2 多策略改进复合麻雀搜索算法

BP 神经网络虽然在非线性处理方面具有一定优势，但也存在收敛速度慢、计算过程易陷入局

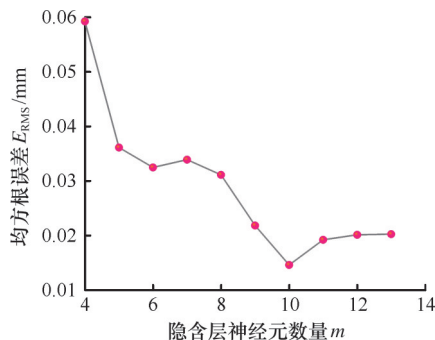


图8 不同隐含层神经元个数下模型验证集的均方根误差

Fig.8 RMSE of model validation sets with varying numbers of neurons in hidden layers

部最优、网络初始权值和阈值的选择对训练结果影响较大等缺点。群智能优化算法则具有出色的全局搜索能力和良好的自适应性，鲁棒性较高，能够有效解决 BP 神经网络存在的问题。本文采用麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 优化 BP 神经网络。

SSA 是一种智能迭代优化算法^[23]，具有可调节参数少、收敛速度快、鲁棒性强等优点，但在处理复杂的优化求解问题时存在种群多样性差、易陷入局部最优等问题^[24-25]。本文为实现复杂多体接触的自冲铆成形质量的准确预测，在提高初始种群多样性、扩大搜索空间以及增强种群跳出局部最优的能力方面对 SSA 进行优化，提高模型的收敛速度、求解质量以及鲁棒性和准确性，该编码过程基于 MATLAB 平台。

2.2.1 经典麻雀搜索算法

SSA 算法中包含 3 种麻雀个体，即发现者、跟随者和侦察者。

1) 发现者是麻雀种群中适应度值较高的部分麻雀个体，负责找寻食物并为整个麻雀种群移动提供方向，发现者位置更新描述如下：

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot I_{max}}\right) & R_2 < S_T \\ x_{i,j}^t + QL & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (5)$$

式中： t 为当前迭代次数； I_{max} 为最大迭代次数； $x_{i,j}^t$ 为第 i 只麻雀在 j 维中的信息； α 为 (0, 1] 之间的随机数； Q 为服从正态分布的随机数； L 为全为 1 的 $1 \times d$ 矩阵； d 为待优化变量的维数； R_2 为预警值，且 $R_2 \in [0, 1]$ ； S_T 为安全值，且 $S_T \in [0.5, 1]$ 。

当 $R_2 < S_T$ 时，发现者可以在觅食区域大范围寻求食物，当 $R_2 \geq S_T$ 时，麻雀种群收到预警，迅速逃离到安全的地方进行觅食。

2) 跟随者为了找寻食物，需要不断监视发现者并向发现者靠近，跟随者位置更新描述如下：

$$x_{2i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t}{l^2}\right) & i > N/2 \\ x_{\text{best}}^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^{t+1}| \cdot (A^T (AA^T)^{-1})L & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中： x_{worst}^t 为当前麻雀种群最差位置； x_{best}^{t+1} 为当前麻雀种群最优位置； N 为麻雀的数量； A 为 $1 \times d$ 的矩阵，元素随机赋值 1 或 -1。

当 $i > N/2$ 时，表明第 i 只跟随者适应度值较低，需要飞往其他区域去获取高的适应度值。

3) 种群中的一部分麻雀发现危险即成为侦察者，它们向种群发出警告信号，侦察者位置更新公式为

$$x_{3i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t| & f_i > f_g \\ x_{3i,j}^t + K \left(\frac{x_{i,j}^t - x_{\text{worst}}^t}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (7)$$

式中： β 为服从正态分布的随机数，代表步长控制因子； K 为 $[-1, 1]$ 之间的均匀随机数； f_i 为当前麻雀适应度； f_g 为全局最优适应度； f_w 为全局最差适应度； ϵ 为较小的常数，防止分母为 0。

当 $f_i > f_g$ 时，处于种群边缘的麻雀容易受到捕食者的攻击，当 $f_i = f_g$ 时，处于种群中间的麻雀向其他麻雀靠近以减少被捕食的风险。

2.2.2 种群初始化策略

针对传统麻雀算法初始化阶段，麻雀个体在可行区间内随机生成，导致种群分布不均匀且多样性减少，本文采取混沌序列映射和透镜反向学习策略进行种群初始化。在混沌映射中采用遍历性更好的 Tent 映射，其数学模型为

$$x_{n+1} = \begin{cases} 2x_n + \text{rand} & 0 < x_n < 1/2 \\ 2(1 - x_n) + \text{rand} & 1/2 < x_n < 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中： x_{n+1} 为经过 Tent 映射形成的新位置； x_n 为 Tent 映射前的位置； rand 为随机数。

经过 Tent 映射形成的初始种群相对均匀，为增强 SSA 算法的全局勘探能力，对混沌映射后的种群采取小孔成像的反向学习策略^[26]，求得当前最优解的反向解，在两者中选取较优个体作为算法的初始种群，从而提高初始解的质量。透镜反向学习策略原理如图 9 所示。

由小孔成像的原理可得

$$\frac{0.5(u_b + l_b) - x_{\text{best}}^t}{x_{\text{best}}^t - 0.5(u_b + l_b)} = \frac{h}{h'} \quad (9)$$

令 $h/h' = n$ ，通过变换可得 x_{best}^t 的表达式：

$$x_{\text{best}}^t = \frac{u_b + l_b}{2} + \frac{u_b + l_b}{2n} - \frac{x_{\text{best}}^t}{n} \quad (10)$$

通过小孔成像反向学习策略，不仅提高了算法运算速度，而且避免了陷入局部最优的问题。

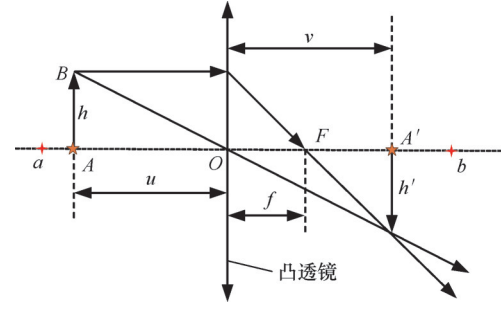


图 9 透镜成像原理

Fig.9 Schematic of lens imaging principle

2.2.3 算法融合策略

原麻雀搜索算法第一阶段，在 $R_2 < S_T$ 时，麻雀个体所有维度上的数值均变小且收敛于 0，易导致早熟收敛。由于蝴蝶算法在全局搜索中依靠嗅觉向气味最浓的方向移动，具有搜索空间扩展能力，故将蝴蝶算法融入发现者位置更新中，将式(5)优化为

$$x_{1i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + (r^2 x_{\text{best}}^t - x_{i,j}^t) f_i & R_2 < S_T \\ x_{i,j}^t + QL & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (11)$$

式中： r 为 $[0, 1]$ 的随机数； f_i 为第 i 只蝴蝶发出的气味。

2.2.4 多向学习策略

原麻雀搜索算法第二阶段，每次只选择一个最佳个体进行学习，虽然可以快速搜索到最佳位置，但在一定程度上会降低搜索的多样性。因此，采取多向学习策略对式(6)进行优化，新的跟随者位置更新公式如下：

$$x_{2i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t}{\alpha i}\right) & i > N/2 \\ \frac{P_a x_{a,j}^t + P_b x_{b,j}^t + P_c x_{c,j}^t}{P_a + P_b + P_c} & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$\left. \begin{aligned} P_a &= \frac{F_a + F_b + F_c}{F_a} \\ P_b &= \frac{F_a + F_b + F_c}{F_b} \\ P_c &= \frac{F_a + F_b + F_c}{F_c} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中： P_a, P_b, P_c 分别为 a, b, c 三个个体的权重； a 为最优解； b, c 为与 a 不同的随机解； F_a, F_b, F_c 分别为个体 a, b, c 的适应度值。

综合考虑 3 个麻雀个体的信息来扩大搜索空间，即针对适应度值最小的个体给予更大的权重，适应度值较大的个体分配较小的权重。

2.2.5 Levy 飞行策略

针对原麻雀搜索算法第三阶段，虽然步长控制参数 β 和 K 在平衡全局的搜索能力与局部开发方面起着决定性作用，但两个超参数都是随机产生的，很难满足算法在全局空间的探索求解，因此，引入 Levy 飞行策略^[27]对式(7)进行优化，新的侦察者位置更新公式如下：

$$x_{3i,j}^{t+1} = \begin{cases} Levy(d)x_{best}^t + \beta \times |x_{i,j}^t - Levy(d)x_{best}^t| & f_i > f_g \\ x_{3i,j}^t + K \left(\frac{x_{i,j}^t - x_{worst}^t}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right) & f_i = f_g \end{cases} \quad (14)$$

$$Levy(d) = s \times \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \sin \frac{\pi\beta}{2}}{0.5\beta\Gamma(1+\beta)2^{(\beta-1)/2}} \right)^{1/\beta} \quad (15)$$

式中： β 取固定值1.5； s 取固定值0.01； u, v 在 $[0, 1]$ 之间随机取值； Γ 为伽玛函数。

上述改进及优化策略都是为了有效提高算法的收敛速度、求解质量和鲁棒性，最终将该算法命名为MIC_SSA，采用该算法对神经网络的初始权值和阈值进行寻优，优化流程如图10所示。

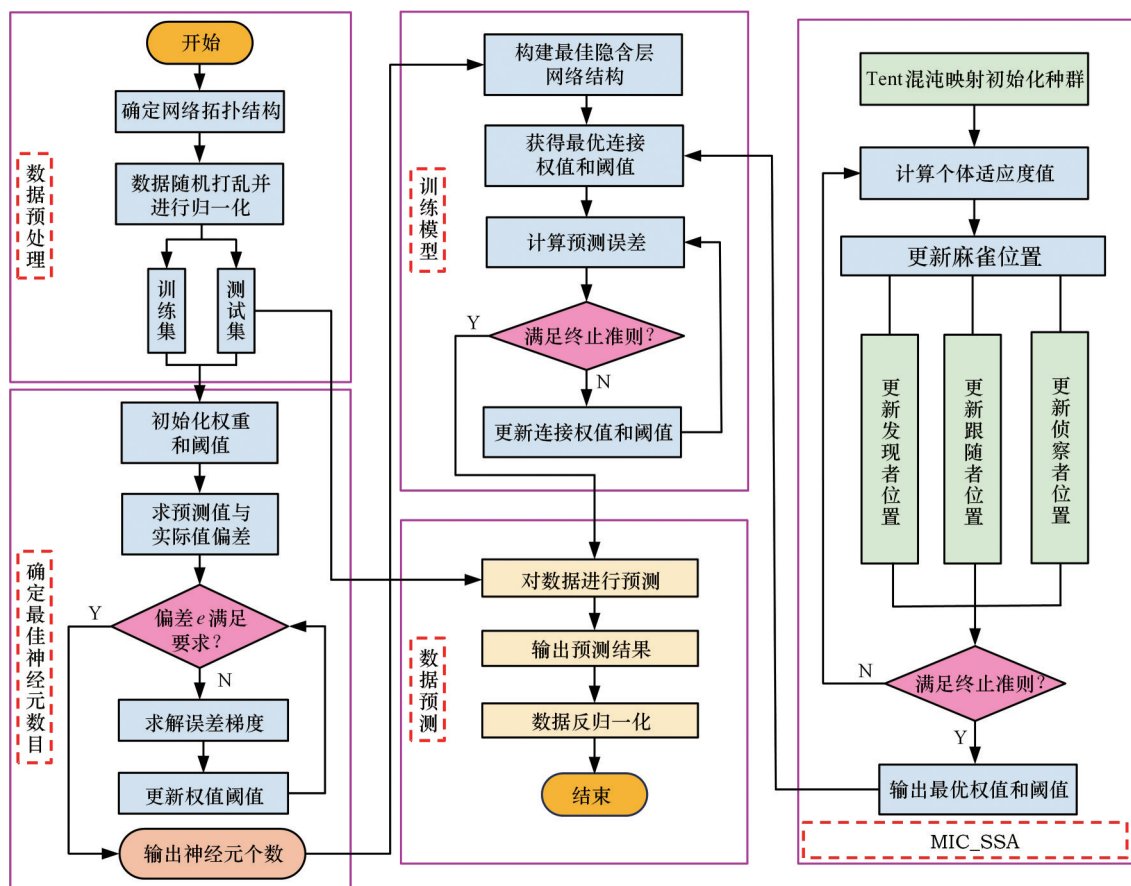


图10 MIC_SSA优化神经网络预测模型流程图

Fig.10 Flowchart of MIC_SSA optimized neural network prediction model

3 模型预测结果分析与综合评价

3.1 预测结果分析

MIC_SSA优化BP神经网络的适应度变化曲线如图11所示，随着迭代次数的增加，适应度呈阶梯型不断下降，模型的预测能力不断增强，种群中的个体逐渐趋近于全局最优解。该算法在第4代时陷入局部最优解，适应度曲线呈直线状态。当迭代次数为12时，适应度不再随迭代次数的增加而发生变化，此时已经达到个体的最佳适应度，表明算法已经收敛到一个最优解，极大地缩短了模型的训练时间，提高模型的训练效率。

选取测试集中的16组接头样本对模型进行验证。为分析MIC_SSA算法对BP神经网络的优化效果，引入GA_BP模型进行预测效果对比，种群规模统一设定为30，最大迭代次数为30，所

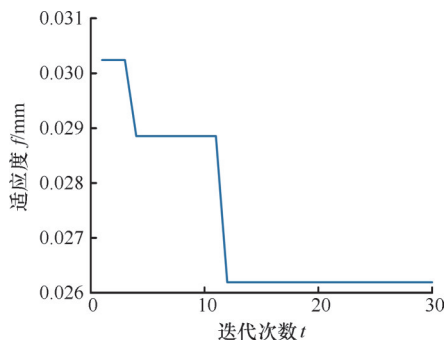


图11 MIC_SSA_BP模型适应度变化曲线

Fig.11 Fitness variation curve of the MIC_SSA_BP model

有模型均独立运行10次，取其平均值，采用trainlm进行训练。将各模型的预测结果均值与真实测量值进行比较，不同模型的预测结果数值变化如图12所示，BP模型在寻优过程中可能陷入局部最优，造成三个成形质量评价指标的预测值与

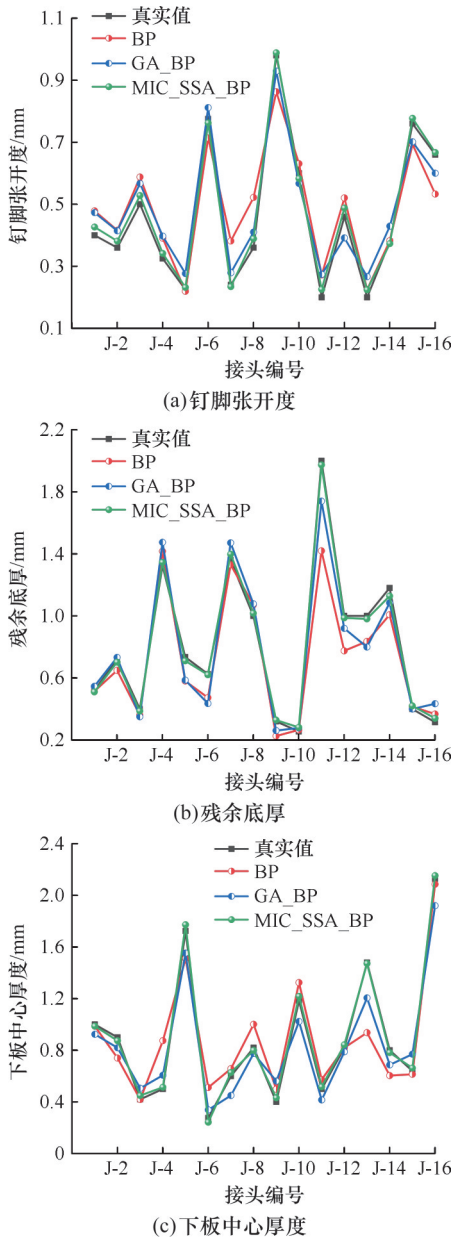


图12 测试集中模型预测值与真实值对比
Fig.12 Comparison of model predicted values and true values in the test set

真实值差距最明显,预测效果较差。引入的GA_BP模型对于三个指标的总变化趋势及预测效果得到了显著提升,但GA_BP模型在曲线拟合度上较BP模型提升有限,部分样本上预测误差较大。而MIC_SSA_BP模型的预测结果曲线与实验数据曲线几乎完全吻合,具有更好的预测稳定性和准确性。因此,MIC_SSA算法能够有效解决BP神经网络出现的局部最优、收敛速度和预测精度等问题,大幅提高了神经网络模型的整体性能。

图13为测试集中各模型预测结果的误差图。可以看出BP神经网络预测误差波动幅度最大,预测性能较差。GA_BP模型预测性能得到了一

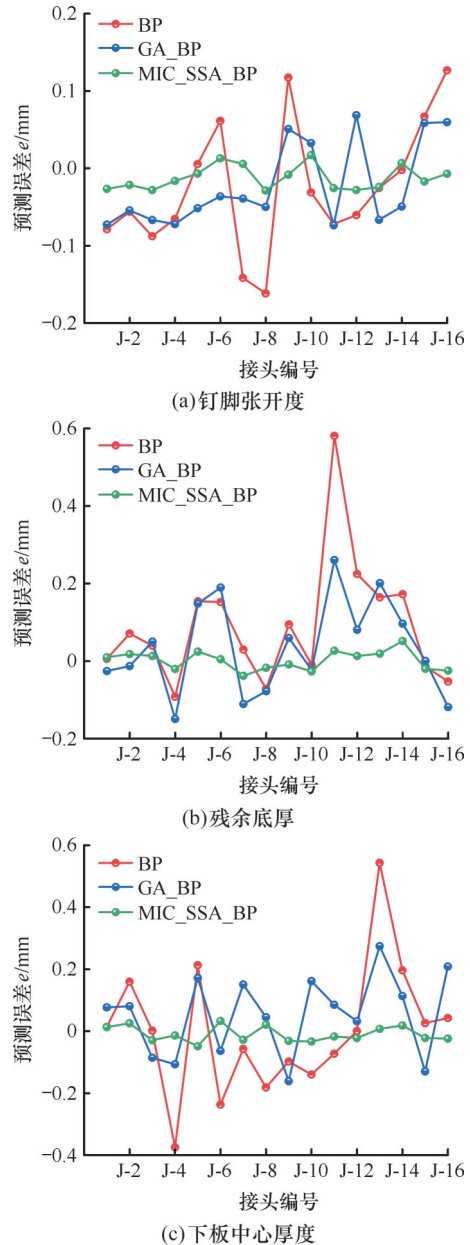


图13 各模型的预测误差对比
Fig.13 Comparison of prediction errors among various models

定程度的提升,误差波动幅度较小,但在个别样本上预测误差偏大,稳定性不足。MIC_SSA_BP模型的误差控制性能最好,三个成形截面几何参数的误差范围分别为 $-0.0289\sim 0.0171$ mm, $-0.0382\sim 0.0517$ mm和 $-0.0486\sim 0.0328$ mm,误差整体处于零轴附近,且波动幅度较小,可应用于自冲铆成形质量的高保真预测。

3.2 预测结果的定量分析与综合评价

为对MIC_SSA_BP模型预测效果进行更精确的量化对比,使用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)三个误差指标进行综合评估,计算公式

略。各成形截面几何参数的误差指标计算数据见表7,图14所示为各模型预测结果的误差评价指标对比。

表7 各模型预测结果的误差评价指标计算

Tab.7 Computational data for error evaluation metrics of prediction results from various models

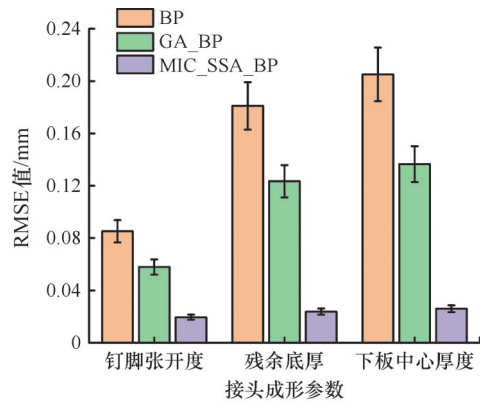
	指标	BP模型	GA_BP模型	MIC_SSA_BP模型
钉脚张开度	RMSE/ 10^{-2}	8.524	5.792	1.950
	MAE/ 10^{-2}	7.258	5.650	1.756
	MAPE/%	18.445	15.771	4.884
残余底厚	RMSE/ 10^{-2}	18.106	12.348	2.385
	MAE/ 10^{-2}	12.062	10.027	2.103
	MAPE/%	13.680	13.239	3.300
下板中心厚度	RMSE/ 10^{-2}	20.519	13.654	2.600
	MAE/ 10^{-2}	14.729	12.167	2.418
	MAPE/%	21.415	16.228	3.740

通常模型预测结果的MAPE值低于10%属于高精度预测^[28],由图14可以观察到,传统BP神经网络的RMSE、MAE、MAPE值均较大,模型的鲁棒性较差。而通过GA优化神经网络预测结果的RMSE、MAE、MAPE值进一步降低,证明了对传统BP神经网络进行算法优化的必要性。使用MIC_SSA优化BP神经网络,可以看到三个成形截面几何参数的RMSE、MAE、MAPE指标均为最优,大幅提高了预测准确度,结果表明MIC_SSA优化BP神经网络可以有效提高网络模型的预测精度,证明了改进的有效性。

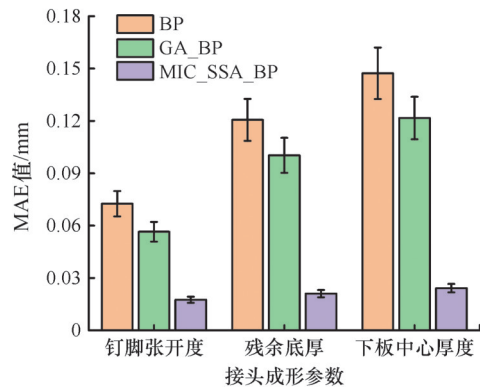
计算决定系数(R^2)和均方误差(mean square error, MSE)以评估各模型预测值与真实值之间的关联程度,计算结果见表8。 R^2 值越接近于1, MSE值越接近0,表明关联程度越好,预测值可信度越高。

将表8的数据绘制成柱状图(图15)。可以看出BP模型对3个成形截面参数的预测性能最差, MIC_SSA_BP模型的预测性能最好,钉脚张开度、残余底厚和下板中心厚度的MSE值分别为 0.380×10^{-3} 、 0.569×10^{-3} 、 0.676×10^{-3} , R^2 值分别为0.992 46、0.997 39、0.997 28;相较于BP模型, MSE值分别减小了94.77%、98.26%、98.39%, R^2 值分别增大15.94%、17.39%、20.01%。相较于GA_BP模型,通过MIC_SSA深度优化的BP模型预测性能得到了进一步提高, MSE值稳定在0.001以下, R^2 值均在0.99以上,显著改善了网络模型的预测效果。

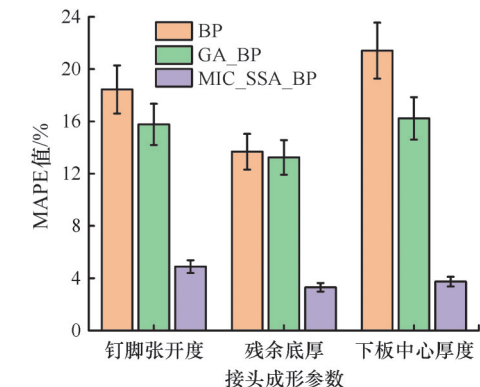
研究表明MIC_SSA_BP模型的全局搜索能力与寻优精度得到了大幅度提高,可以准确地找



(a)RMSE



(b)MAE



(c)MAPE

图14 各模型预测结果的误差评价指标

Fig.14 Error evaluation metrics for the prediction results of each model

表8 各模型预测结果的 R^2 值和MSE值

Tab.8 R^2 and MSE values of prediction results for each model

	指标	BP	GA_BP	MIC_SSA_BP
钉脚张开度	R^2	0.856 04	0.933 53	0.992 46
	MSE/ 10^{-3}	7.265 00	3.354 00	0.380 00
残余底厚	R^2	0.849 65	0.930 07	0.997 39
	MSE/ 10^{-3}	32.782 00	15.246 00	0.569 00
下板中心厚度	R^2	0.830 97	0.925 16	0.997 28
	MSE/ 10^{-3}	42.103 00	18.642 00	0.676 00

到目标函数的全局最优解。MIC_SSA_BP模型具有较强的稳定性、准确性与鲁棒性,可应用于自

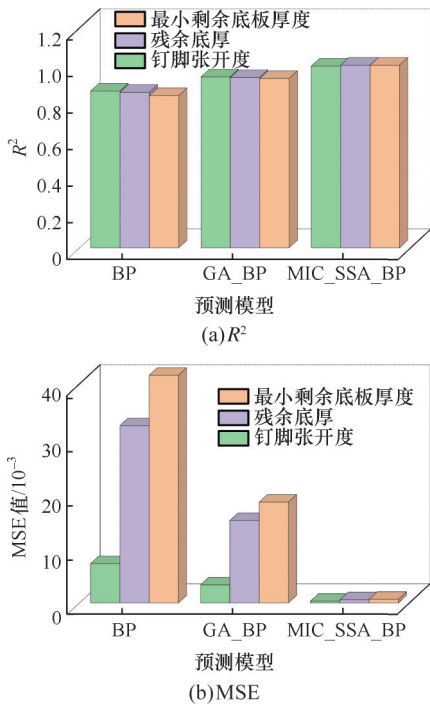


图 15 测试集中各模型的预测精度对比

Fig.15 Comparison of prediction accuracy among various models in the test set

冲铆成形质量的高效、准确预测。

为了全面验证 MIC_SSA_BP 模型的预测准确性并评估其在实际应用中的有效性,采取了以下步骤进行实验验证。首先从模型预测的数据集中随机抽取一组具有代表性的工艺参数:上板厚度 2 mm、下板厚度 2.5 mm、铆钉长度 5.5 mm。在相同的实验条件及模具条件下,通过实验操作获取相应的铆接接头图像,对实验结果进行测量并与 MIC_SSA_BP 模型预测数据在虚拟图像上进行对比,如图 16 所示。钉脚张开度的预测误差为 8.06%,残余底厚的预测误差为 2.00%,而下板中心厚度的预测误差为 2.44%。这些误差值均在可接受的工程误差范围内,表明 MIC_SSA_BP 模型的预测结果与实验数据具有高度一致性。

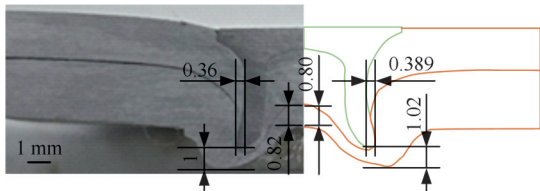


图 16 实验和预测的接头截面几何参数对比

Fig.16 Comparison of joint cross-sectional geometric parameters between experimental and predicted data

4 结论

1)本文建立的三维自冲铆成形仿真模型可以准确预测接头的成形截面。基于仿真模型改变工

艺参数获得接头成形截面数据,是构建神经网络模型数据集的有效途径。

2)传统 BP 模型预测钉脚张开度、残余底厚和下板中心厚度的 R^2 值分别为 0.856 04、0.849 65 和 0.830 97, GA_BP 模型的预测结果 R^2 值均大于 0.9。

3)开发了结合蝴蝶算法和麻雀算法的复合算法,并通过多种策略进行改进,最终形成了 MIC_SSA 算法。在接头成形质量评价指标方面,相较于 BP 模型, MIC_SSA_BP 模型的均方误差 MSE 分别减小了 94.77%、98.26%、98.39%, R^2 值分别增大了 15.94%、17.39%、20.01%。

4)基于 MIC_SSA_BP 预测模型的均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 和平均绝对百分比误差 MAPE 均取得了最优结果,且 MAPE 值控制在 10% 以内。 R^2 值达到 0.99 以上, MSE 值控制在 0.001 以下,表明该模型具有更高的预测精度和稳定性,为自冲铆成形质量提供了一种高保真预测方法。

参考文献:

- [1] DU Bing, LI Qichang, ZHENG Changqi, et al. Application of Lightweight Structure in Automobile Bumper Beam: a Review[J]. Materials, 2023, 16(3): 967.
- [2] 符平坡, 丁华, 曾祥瑞, 等. 板材厚度组合对 CFRP-AI 自冲铆接头底切值的影响[J]. 塑性工程学报, 2024, 31(9): 127-134.
FU Pingpo, DING Hua, ZENG Xiangrui, et al. Influence of Plate Thickness Combination on Undercut Value of CFRP-AI Self-piercing Riveting Joint[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2024, 31(9): 127-134.
- [3] 林忠钦, 马运五, 夏裕俊, 等. 载运工具高性能薄壁承载结构成形及连接工艺研究进展[J]. 机械工程学报, 2023, 59(20): 1-17.
LIN Zhongqin, MA Yunwu, XIA Yujun, et al. Advances in Forming and Joining Processes of Lightweight High-strength Thin-walled Vehicle Structures[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(20): 1-17.
- [4] 刘洋, 庄蔚敏. 金属-聚合物及金属-复合材料薄壁结构压印连接技术的研究进展[J]. 材料导报, 2023, 37(3): 213-224.
LIU Yang, ZHUANG Weimin. Research Progress on Clinching Technologies for Metal-polymer and Metal-composite Thin-walled Structures [J]. Materials Reports, 2023, 37(3): 213-224.
- [5] XIE Chong, WANG Dengfeng, KONG Dewen, et al. Material-structure-process-performance Integrated Optimization Method of Steel/Aluminum Self-piercing Riveted Joint[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 132(3): 2045-2059.
- [6] MA Yunwu, LOU Ming, LI Yongbing, et al. Effect of Rivet and Die on Self-piercing Rivetability of AA6061-T6 and Mild Steel CR4 of Different Gauges[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 251: 282-294.
- [7] 秦怡歆, 邢保英, 张洪申, 等. 穿透式自冲铆接头成形工艺及力学性能[J]. 塑性工程学报, 2024, 31(5):

- 48-54.
QIN Yixin, XING Baoying, ZHANG Hongshen, et al. Forming Process and Mechanical Properties of Self-piercing-through Riveting Joint[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2024, 31(5): 48-54.
- [8] 黄志超, 李玲玲, 李海洲. 碳纤维复合材料与5052铝合金空心与半空心自冲铆接静强度分析[J]. 塑性工程学报, 2022, 29(2): 20-27.
HUANG Zhichao, LI Lingling, LI Haizhou. Static Strength Analysis of Hollow and Semi-hollow Self-piercing Riveting between Carbon Fiber Composite and 5052 Aluminum Alloy[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2022, 29(2): 20-27.
- [9] KAPPE F, ZIRNGIBL C, SCHLEICH B, et al. Determining the Influence of Different Process Parameters on the Versatile Self-piercing Riveting Process Using Numerical Methods[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 84: 1438-1448.
- [10] FERRÁNDIZ B, DAOUD M, KOHOUT N, et al. Prediction of Cross-sectional Features of SPR Joints Based on the Punch Force-displacement Curve Using Machine Learning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 128(9): 4023-4034.
- [11] LI Mushi, LIU Zhao, HUANG Li, et al. Multi-fidelity Data-driven Optimization Design Framework for Self-piercing Riveting Process Parameters[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2023, 99: 812-824.
- [12] ZHAO Huan, HAN Li, LIU Yunpeng, et al. Quality Prediction and Rivet/Die Selection for SPR Joints with Artificial Neural Network and Genetic Algorithm[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 66: 574-594.
- [13] 涂效铭, 金加庚, 李光耀, 等. 基于神经网络预测电磁自冲铆凹模匹配设计研究[J]. 塑性工程学报, 2025, 32(5): 43-51.
TU Xiaoming, JIN Jiageng, LI Guangyao, et al. Research on Matching Design of Electromagnetic Self Piercing Riveting Die Based on Neural Network Prediction[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2025, 32(5): 43-51.
- [14] NEUKAMM F, FEUCHT M, BISCHOFF M. On the Application of Continuum Damage Models to Sheet Metal Forming Simulations [C] // International Conference on Computational Plasticity COMPLAS X. Barcelona, 2009: 1-4.
- [15] LEE S K, LEE J S, SONG J H, et al. Fracture Simulation of Cold Roll Forming Process for Aluminum 7075-T6 Automotive Bumper Beam Using GISSMO Damage Model [J]. Procedia Manufacturing, 2018, 15: 751-758.
- [16] TILL E T, HACKL B, SCHAUER H. Crash Simulation of Roll Formed Parts by Damage Modelling Taking into Account Preforming Effects [J]. AIP Conference Proceedings, 2011, 1383(1): 267-274.
- [17] BAO Yingbin, WIERZBICKI T. A Comparative Study on Various Ductile Crack Formation Criteria [J]. Journal of Engineering Materials and Technology, 2004, 126(3): 314-324.
- [18] BAI Yuanli, WIERZBICKI T. Application of Extended Mohr - Coulomb Criterion to Ductile Fracture [J]. International Journal of Fracture, 2010, 161(1): 1-20.
- [19] 甘守武, 陈志军, 赵磊娜. 基于单隐藏层BP神经网络Ti-55531合金流变应力预测模型的建立[J]. 热加工工艺, 2018, 47(22): 59-61.
GAN Shouwu, CHEN Zhijun, ZHAO Leina. Construction of Flow Stress Prediction Model for Ti-55531 Alloy Based on BP Neural Network with Single Hidden Layer [J]. Hot Working Technology, 2018, 47(22): 59-61.
- [20] 林伟路, 丁小凤, 双远华. BP神经网络对斜轧穿孔轧制力的预测[J]. 锻压技术, 2018, 43(10): 175-178.
LIN Weilu, DING Xiaofeng, SHUANG Yuanhua. Prediction on Rolling Force of Oblique Rolling Piercing Based on BP Neural Network [J]. Forging & Stamping Technology, 2018, 43(10): 175-178.
- [21] 程玥. BP神经网络的算法改进与应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.
CHENG Yue. Research on Algorithm Improvement and Application of BP Neural Network [D]. Chongqing: Chongqing University, 2011.
- [22] 张乘华, 王小亮. NIR-BP联合定量模型快速分析长春西汀注射液的含量[J]. 西北药学杂志, 2022, 37(6): 30-36.
ZHANG Binghua, WANG Xiaoliang. Rapid Content Determination of Vinpocetine Injections by NIR-BP United Quantitative Analysis Model [J]. Northwest Pharmaceutical Journal, 2022, 37(6): 30-36.
- [23] GAO Xiaozhi, GUO Wang, MEI Chunxiao, et al. Short-term Wind Power Forecasting Based on SSA-VMD-LSTM [J]. Energy Reports, 2023, 9: 335-344.
- [24] XUE Jiankai, SHEN Bo. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [25] LI Xingjia, GU Jinan, SUN Xiaohong, et al. Parameter Identification of Robot Manipulators with Unknown Payloads Using an Improved Chaotic Sparrow Search Algorithm [J]. Applied Intelligence, 2022, 52(9): 10341-10351.
- [26] 张达敏, 徐航, 王依柔, 等. 嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1173-1180.
ZHANG Damin, XU Hang, WANG Yirou, et al. Whale Optimization Algorithm for Embedded Circle Mapping and Onedimensional Oppositional Learning Based Small Hole Imaging [J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1173-1180.
- [27] YANG Xinshe. Nature-inspired Metaheuristic Algorithms [M]. Second Edition. Frome: Luniver Press, 2010.
- [28] 杨俊祺, 范晓军, 赵跃华, 等. 基于PSO-BP神经网络的山西省碳排放预测[J]. 环境工程技术学报, 2023, 13(6): 2016-2024.
YANG Junqi, FAN Xiaojun, ZHAO Yuehua, et al. Prediction of Carbon Emissions in Shanxi Province Based on PSO-BP Neural Network [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2023, 13(6): 2016-2024.

(编辑 陈勇)

作者简介: 刘洋*(通信作者),男,1994年生,副教授。研究方向为人工智能及数据驱动的连接质量与结构性能预测等。E-mail: liuyangctgu@126.com。

本文引用格式:

刘洋, 吴庆军, 郭浩, 等. 基于多策略改进复合麻雀搜索算法的自冲铆成形质量预测[J]. 中国机械工程, 2026, 37(2): 476-486.

LIU Yang, WU Qingjun, GUO Hao, et al. Prediction of Self-piercing Riveting Quality Based on Multi-strategy Improved Composite Sparrow Search Algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(2): 476-486.