

文章编号:1001-4888(2022)05-0755-10

CFRP/6061-T6 胶铆接头强度的 工艺参数影响分析与预测^{*}

郭亚涛, 许莎, 邢彦锋, 卞海玲, 陆瑶

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要: 采用正交试验设计方法, 研究工艺参数对碳纤维增强复合材料(Carbon Fiber Reinforced Polymer, CFRP)和铝合金(6061-T6)胶铆接头强度的影响, 以胶铆接头失效载荷为目标量, 以铆接压强、CFRP 板厚、搭接宽度及铝板表面处理作为影响目标量的 4 个因素, 采用灰色关联度结合主成分分析法对 CFRP/6061-T6 胶铆接头的 4 个工艺参数进行了多目标分析。在此基础上, 采用遗传算法优化的 BP 神经网络(GA-BP 神经网络)方法, 建立了工艺参数与接头强度的预测模型。研究表明: 4 个工艺参数中, 铝合金的表面处理对接头强度的影响程度最大, CFRP 板厚次之, 然后是搭接宽度, 铆接压强对接头强度的影响最小。GA-BP 神经网络模型的预测结果与试验结果接近, 拟合程度高, 表明 GA-BP 神经网络模型能够对 CFRP/6061-T6 胶铆接头强度进行有效预测。

关键词: 碳纤维增强复合材料; 胶铆连接; 正交试验; 灰度关联分析; GA-BP 神经网络模型

中图分类号: TG498.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.7520/1001-4888-21-152

0 引言

汽车轻量化是当前汽车发展的主要方向之一, 复合材料和铝合金由于具有质量轻、强度高等优点, 已被越来越多地应用到车身连接上^[1-3]。目前常用的连接技术中, 胶接工艺简单、应力分布均匀, 但接头抗剥离能力低; 螺栓、铆钉连接强度高、可靠性好, 但螺栓孔和铆钉孔周围存在较大应力集中, 会降低接头强度; 焊接虽然一定程度上降低了应力集中, 但是熔池的温度很高, 容易导致碳纤维增强复合材料(Carbon Fiber Reinforced Polymer, CFRP)损伤断裂和组织失效^[4]。本文将胶接和自冲铆接 2 种技术结合, 用来连接复合材料与金属, 以提高连接件的强度。

近年来, Sadowski 等^[5]通过铝钢胶铆搭接拉剪试验, 发现复合接头比单一胶接接头的能量吸收值提高 35% 左右。Balawender 等^[6]通过对胶铆复合接头进行拉拔试验, 发现结构胶固化前铆接比固化后铆接得到的接头强度更高。Difranco 等^[7]对 CFRP-铝合金接头胶铆接头进行拉剪试验, 发现极限失效载荷由胶层决定, 而能量吸收值由铆钉决定。Hahn 等^[8]对铝钢黏铆复合连接接头的铆接工艺进行研究, 通过优化铆钉和凹模形状, 提高了复合接头的力学性能。Liu 等^[9]制备不同厚度和铺层角度的 CFRP 与铝合金 5754 的自冲铆接接头, 用扫描电镜观察铆钉孔周围板材的破坏形态, 并分析了其失效机理。Chen 等^[10]采用双线性黏接模型, 结合有限元法对黏接层的损伤破坏进行了数值模拟, 发现单搭

^{*} 收稿日期: 2021-06-22; 修回日期: 2021-08-04

基金项目: 上海市自然科学基金(No. 20ZR1422600)

通信作者: 许莎(1977—), 女, 博士, 讲师。主要研究领域: 复杂薄板材料连接新技术。Email: sxu@sues.edu.cn

邢彦锋(1978—), 男, 博士, 教授。主要研究领域: 复杂薄板连接技术与装备。Email: xyf2001721@163.com

接头的强度很大程度上取决于较低刚度黏接物的性能。周江奇等^[11]对铆接接头和胶铆复合接头进行了拉剪试验,发现胶铆接头的拉剪强度是自冲铆接头的 2 倍以上。刘洋等^[12]对铝合金进行自冲铆接正交试验,采用 LM 算法优化的 BP 神经网络对接头拉剪强度进行预测,优化后的 BP 神经网络预测值最大误差为 5.48%。侯文彬等^[13]研究了不同形式胶层缺陷对胶铆接头强度的影响,发现胶层缺陷位置、面积和厚度均对接头强度有不同程度的影响,但缺陷形状对胶铆接头力学性能影响不大。王健强等^[14]对铝合金胶铆接头进行剥离仿真,发现结构胶使 T 型接头能量吸收值提高了 45%。庄蔚敏等^[15]通过建立铝钢胶铆有限元模型研究胶层厚度对接头成形的影响,发现胶层厚度影响接头的自锁值与颈厚值。孙晓婷等^[16]采用 Box-Behnken Design 试验设计方法,开展静力学试验研究,基于响应面法建立了铝合金自冲铆接接头强度预测的非线性多元回归模型。

从国内外研究来看,目前学者们主要从胶铆工艺参数选取、接头质量评价、接头力学性能测试等方面对复合材料与金属连接进行了初步探索,而在工艺参数对胶铆接头强度的影响及接头强度预测方面的研究还不够深入,因此,本文在正交试验基础上,采用灰色关联法分析不同工艺参数对 CFRP/6061-T6(CFRP 为上板,6061-T6 为下板)胶铆接头强度的影响程度,并建立工艺参数与接头强度之间的 GA-BP 神经网络模型,以实现对接头强度的预测。

1 试件制备与试验方案

1.1 试验材料

试验中使用的板材为 CFRP 板和 1.5mm 厚的铝合金板(6061-T6)。结构胶牌号为 ET5429,由环氧树脂与多胺硬化剂,按照 2:1 的比例混合而成,在室温放置 72h 可完全固化。铝合金、CFRP 板和结构胶的力学性能由材料供应商提供,各材料力学性能见表 1。

表 1 力学性能表

Tab. 1 Mechanical property parameter

性能参数	6061-T6	CFRP	胶黏剂 ET5429
拉伸弹性模量/MPa	70000	50500	1000
压缩弹性模量/MPa	—	33200	—
剪切强度/MPa	—	—	18~22
屈服强度/MPa	≥240	—	—
抗拉强度/MPa	≥290	≥746	—
抗压强度/MPa	—	≥337.5	—
延伸率/%	≥9	—	—

CFRP 与 6061-T6 胶铆接头搭接的几何尺寸如图 1 所示,其中 L 为搭接宽度,板材搭接部分为涂胶区域。上板为 CFRP,下板为 6061-T6。根据经验公式^[17,18],计算得出铆钉长度为 6mm,模具内径为 9.2mm,模具深度为 2mm。铆钉与凹模几何形状如图 2 所示。

1.2 试验方案

自冲铆接头的力学性能由工艺参数决定,接头质量与板料、铆钉、磨具及冲压设备有关^[19],工艺参数包括铆钉长度、铆钉腿部直径、铆钉硬度、板材厚度、板材表面处理、搭接宽度、凹模直径及铆接压力等。本文选取铆接压力、搭接宽度、CFRP 板材厚度和铝板表面粗糙度作为研究对象,自冲铆接机的最大压力为 400MPa,最大行程为 40mm。在制备试件前需要对 CFRP 板做表面打磨处理,除板材表面保护层外,还需要注意纤维不能受损和裸露,使用砂纸打磨完毕后用酒精擦拭表面碎屑。铝板需要用酒精清洗掉表面污垢和油渍,并用不同目数砂纸打磨以获得不同的表面粗糙度。把胶黏剂均匀涂抹在铝板上与 CFRP 层合板进行黏接,然后在自冲铆接机上固定试样进行铆接。为研究工艺参数对胶铆接头强度的影响,并预测接头强度,设计试验正交水平表如表 2 所示,正交试验共 16 组,每组进行 10 次重复性

试验。

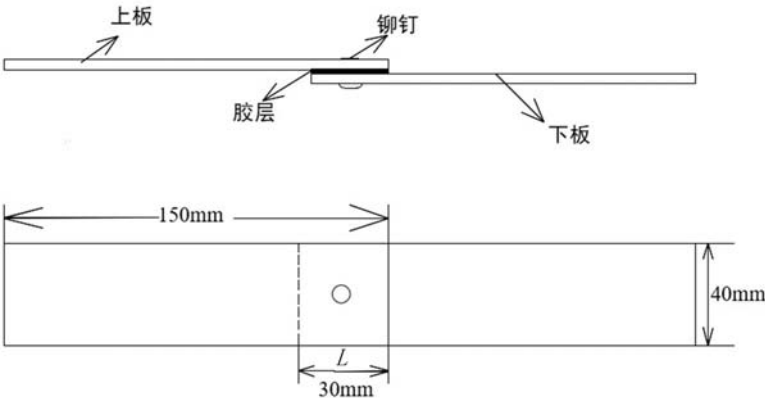


图 1 胶铆连接试件几何尺寸示意图

Fig. 1 Schematic diagram of geometrical dimensions of riveting-bonded joint sample

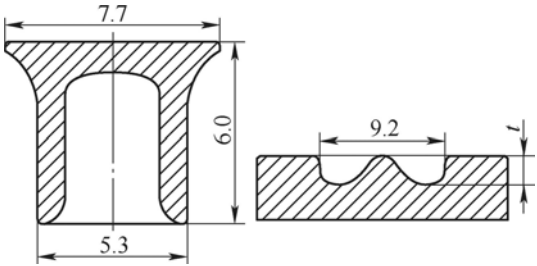


图 2 铆钉和模具几何尺寸(单位:mm)

Fig. 2 Rivet and die geometry dimensions (unit: mm)

表 2 胶铆接头拉剪试验正交表

Tab. 2 Orthogonal table of riveting-bonded joint experiment

水平	因素			
	铆接压强/MPa	搭接宽度/mm	CFRP 板厚/mm	表面粗糙度/ μm
1	170	30	1.08	0.202
2	180	35	1.35	1.463
3	190	40	1.62	1.003
4	200	45	1.89	0.706

2 试验结果分析

正交试验结果如表 3 所示,正交试验共有 16 组,为避免随机误差,每组做 10 次重复性试验。接头最大拉剪力 $F_{\max}$ 和能量吸收值 E 取 10 次重复试验的平均值。

各组试验接头典型失效形式如图 3 所示。第 1 组、第 5 组、第 11 组接头的失效行为是铆钉脱离上板,如图 3(a)所示;其余组接头得铆钉失效行为是铆钉脱离下板,如图 3(b)所示。第 1 组、第 7 组、第 12 组接头的失效模式为胶层界面失效,如图 3(c)所示;其余组胶层失效模式是界面失效和内聚失效的混合失效模式,如图 3(d)所示。在所有试验组中,大多数胶铆接头为铆钉脱离下板且胶层发生混合失效的破坏模式。

在选取胶铆工艺参数组合时,胶铆接头连接质量存在多个评价指标,本文采用了多目标函数对工艺参数进行优化^[20]。输入变量为铆接压强、搭接宽度、CFRP 板厚和表面处理,目标量为最大拉剪力和能量吸收值,使用灰色关联法结合主成分分析法进行 CFRP/6061-T6 胶铆连接工艺参数的多目标优化。

表 3 正交试验结果
Tab. 3 Orthogonal experiment scheme and results

试验组号	铆接压强	搭接宽度	CFRP 板厚	表面粗糙度	$F_{\max}$ /kN	E /J
1	1	1	1	1	6.238	14.442
2	1	2	2	2	10.274	56.558
3	1	3	3	3	10.311	58.793
4	1	4	4	4	10.694	68.322
5	2	1	2	3	9.855	45.882
6	2	2	1	4	10.024	51.139
7	2	3	4	1	7.150	15.299
8	2	4	3	2	10.358	63.860
9	3	1	3	4	10.292	55.707
10	3	2	4	3	10.818	74.399
11	3	3	1	2	9.594	55.431
12	3	4	2	1	8.023	22.077
13	4	1	4	2	10.580	63.402
14	4	2	3	1	7.530	39.961
15	4	3	2	4	10.497	63.265
16	4	4	1	3	10.448	68.738

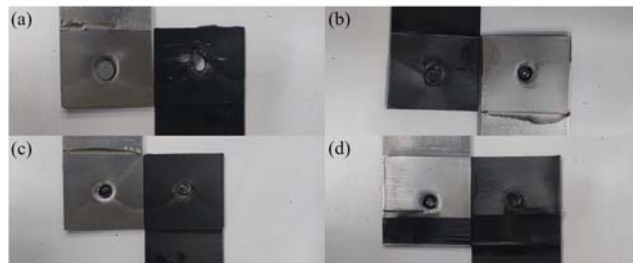


图 3 各组试样典型失效模式

Fig. 3 Typical failure modes of each group of samples

考虑到同一组合进行重复试验时得到的结果会发生变化,先用信噪比(SNR)对目标变量进行优化,可以减少试验时的随机干扰,有利于找到最佳工艺参数组合。信噪比的计算分为望大特性、望小特性和望目特性 3 种计算公式。由于接头强度越大越好,因此本文选用望大特性计算公式。信噪比(SNR)计算公式为^[21]

$$\text{SNR} = -10 \lg \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right) \quad (1)$$

式中: n 为每组试验的重复数; y_i 为第 i 次试验的目标量值。

对各组数据进行无量纲化处理以确保试验数据等效性和有序性,计算公式为^[22]

$$x_i^*(k) = \frac{x_i^0(k) - \min x_i^0(k)}{\max x_i^0(k) - \min x_i^0(k)} \quad (2)$$

式中: $x_i^0(k)$ 为实际试验数据; $\min x_i^0(k)$ 为第 i 个数列中所有试验水平的最小水平; $\max x_i^0(k)$ 为第 i 个数列中所有试验水平的最大水平; $x_i^*(k)$ 为标准化后的水平 ($k=1, 2, 3, \dots; i=1, 2$)。

通过偏差 Δ 求出灰色关联系数(GRC)^[21],计算公式为

$$\xi(x_0^*(k), x_i^0(k)) = \frac{\Delta_{\min} + \rho\Delta_{\max}}{\Delta_{ik} + \rho\Delta_{\max}} \tag{3}$$

$$\Delta_{ik} = |1 - x_i^*(k)| \tag{4}$$

式中: $\xi(x_0^*(k), x_i^0(k))$ 为灰色关联系数; Δ_{ik} 为偏差; $\Delta_{\min}$ 为最小偏差; $\Delta_{\max}$ 为最大偏差; ρ 为分辨系数,通常分辨系数取值为 0.1~0.5^[23],本文取 $\rho=0.5$ 。

由于最大拉剪力和能量吸收值对接头质量有不同程度的影响,为了更加客观地反映目标量最大拉剪力和能量吸收值对接头质量的影响程度,本文利用主成分分析法计算出目标量的特征值和方差贡献率^[24],主成分特征分析如表 4 所示。将方差贡献率作为最大拉剪力和能量吸收值的权重,通过式(5)求出灰色关联度(GRG)。关联度值越大,表明相应工艺参数对目标量的影响越显著。通过对灰色关联度值进行排序,得出正交试验第 10 组接头获得较优接头强度。

$$\gamma(k) = \sum_1^n \xi_i(k) \omega_i(k) \tag{5}$$

式中: ω_i 为评价指标权重; γ 为灰色关联度(GRG)。

表 4 主成分的特征分析

Tab. 4 Characteristic analysis of principal components

主成分	特征值	方差贡献率	累计贡献率
1	1.6619	0.831	0.831
2	0.3381	0.169	1.000

为了能直观地获得各工艺参数与接头强度的关联程度,以及最优的工艺参数组合,运用极差分析对灰色关联度进行分析,分析结果如表 5 所示。极差分析可以直观判断各种因素对系统的影响程度大小,极差(R 值)越大影响越显著。从表 5 可以得出各种工艺参数对胶铆接头拉剪强度的影响程度,其排序为表面处理>CFRP 板厚>搭接宽度>铆接压强,从表中还可得出本试验较优的参数组合,即铆接压强为 200MPa、搭接长度为 45mm、CFRP 板厚为 1.89mm 和以及铝板表面粗糙度为 1.003 μm 。

表 5 灰色关联度极差分析

Tab. 5 Grey correlation range analysis

极差	水平			
	铆接压强/MPa	搭接宽度/mm	CFRP 板厚/mm	表面粗糙度/ μm
水平 1	0.716	0.680	0.676	0.427
水平 2	0.713	0.750	0.724	0.811
水平 3	0.752	0.712	0.749	0.878
水平 4	0.791	0.834	0.823	0.856
极差(R 值)	0.078	0.079	0.147	0.451

3 GA-BP 神经网络模型

3.1 网络模型的建立

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,由于其存在学习收敛速度慢和局部极小值的问题^[25-27],通常遗传算法从多个初始点并行运行,以改善 BP 神经网络易陷入局部最小值的问题。由于 GA-BP 神经网络模型是用遗传算法对 BP 神经网络进行的优化,因此需要先构建 BP 神经网络的胶铆接头力学性能预测模型。BP 神经网络结构包含输入层、隐含层和输出层。本文输入神经元为铆接压强、搭接宽度、CFRP 板厚和表面粗糙度;输出神经元为胶铆接头最大拉剪力。BP 神经网络示意图如图 4 所示。

本文正交试验共有 16 组,每组做 10 次重复性试验,对 160 个数据进行归一化处理后,选取第 1~

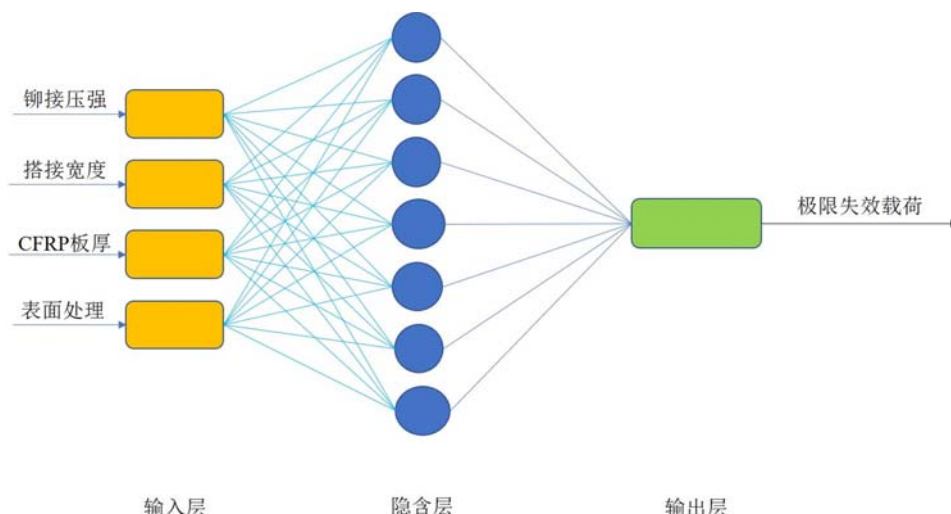


图 4 BP 神经网络示意图

Fig. 4 Schematic diagram of BP neural network

14 组的 140 个数据作为训练样本,用来训练应用于分析胶铆参数和胶铆接头最大拉剪力的预测模型,第 15 组和第 16 组的 20 个数据作为验证数据,用来验证 GA-BP 神经网络模型的准确性。

隐含层节点数是神经网络预测的关键,会影响胶铆接头最大拉剪力的预测精度。BP 神经网络隐含层的节点数可以使用经验公式(6)计算,计算可得隐含层节点数在 3~13 之间,本文隐含层节点数取 7。优化算法的进化迭代次数为 100,种群规模为 100。交叉概率和变异概率在 0~1 之间,分别取 0.9 和 0.05。神经网络最大迭代次数为 100,训练目标最小误差为 0.001,设置学习率为 0.05。

$$I = \sqrt{p + m} + a \quad (6)$$

式中: I 为 BP 神经网络隐含层节点数; p 为输入层神经元数量; m 为输出层神经元数量; a 为 1~10 之间的常数。

为使预测值和实际值之间的残差尽可能小,选择预测样本的预测值和实际值之间的绝对误差之和作为目标函数的输出,适应度函数 F 见式(7)^[18]。GA-BP 神经网络模型的计算流程^[28]如图 5 所示。

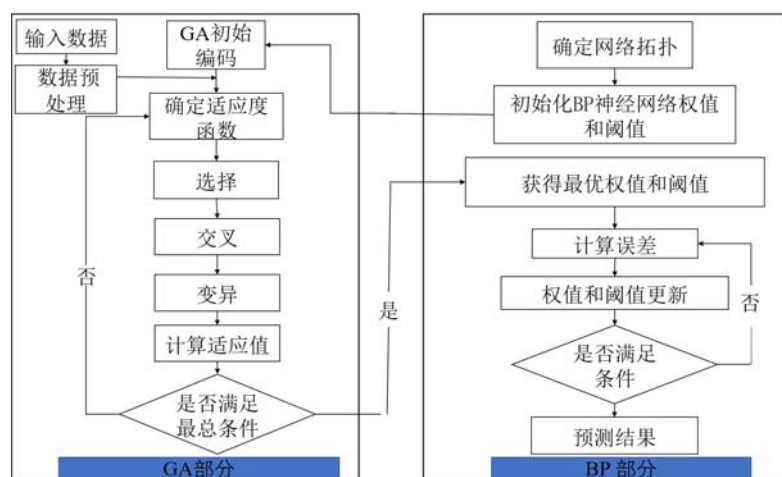


图 5 GA-BP 神经网络模型流程图

Fig. 5 Flow chart of GA-BP neural network model

$$F = \sum_{i=1}^n \text{abs}(y'_i - y_i) \quad (7)$$

式中: n 为神经网络输出节点数; y'_i 为第 i 个节点的预测结果; y_i 为神经网络中第 i 个节点的实际结果。

3.2 GA-BP 预测分析

本文使用 GA-BP 神经网络模型对 CFRP/6061-T6 胶铆接头最大拉剪力进行预测,计算流程如图 5 所示。GA-BP 神经网络模型均方误差收敛曲线如图 6 所示,GA-BP 神经网络模型经过 5 次迭代达到收敛条件,随着迭代次数的增加,GA-BP 神经网络模型成功收敛于预设的均方误差。

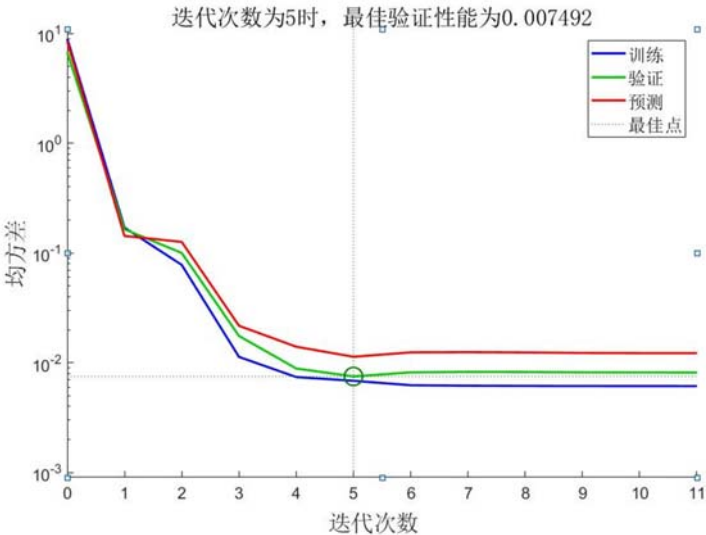


图 6 GA-BP 神经网络模型均方误差收敛曲线图

Fig. 6 Plot of convergence of mean square error of GA-BP neural network model

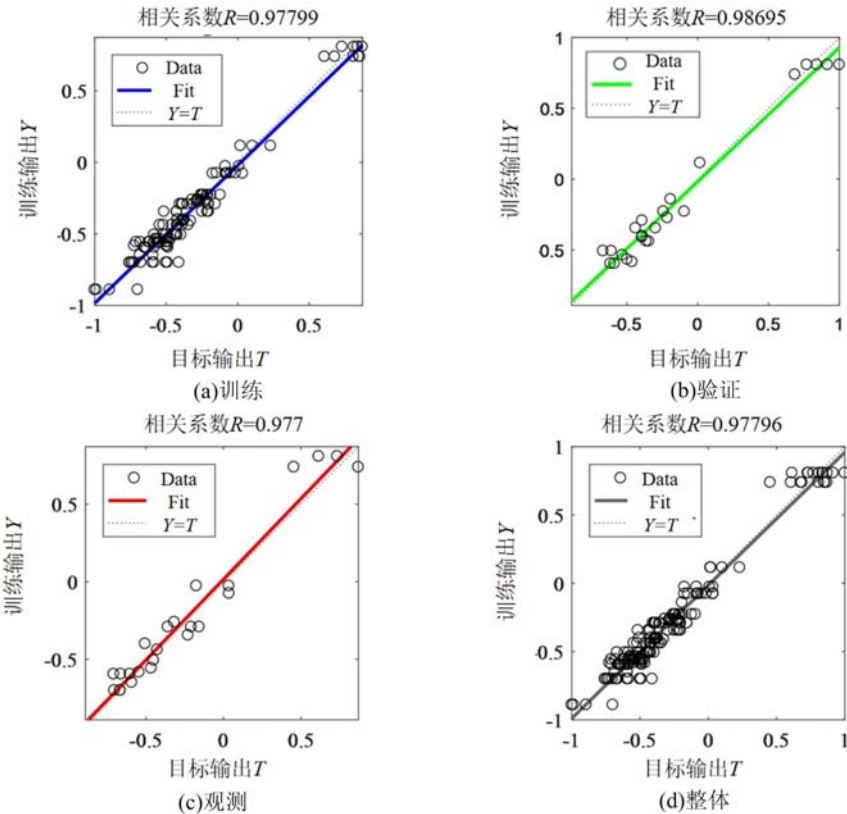


图 7 多元回归分析结果

Fig. 7 Multiple regression analysis results

训练分析和 GA-BP 神经网络模型预测数据的多元回归结果如图 7 所示。GA-BP 神经网络模型预测的结果与训练样本的试验结果非常接近,训练数据回归分析的相关系数 R 值达到 0.97799,表明拟合效果很好。同时,用于验证数据和预测数据的回归分析的 R 值分别达到 0.98695 和 0.977,以及整体回

归分析 R 值为 0.9796, 表明该模型是可靠的。

图 8 是对 GA-BP 神经网络模型预测输出数据与验证数据的误差分析。从图 8(a) 和 (b) 中可以看出预测输出值与试验数据值大致趋于相同, 预测误差为 $0.528\text{kN} \sim 0.061\text{kN}$, 即误差为 $0.28\% \sim 7.81\%$, 表明 GA-BP 神经网络模型的预测误差在可接受范围内, 可以用来预测 CFRP/6061-T6 胶铆接头的最大拉剪力。

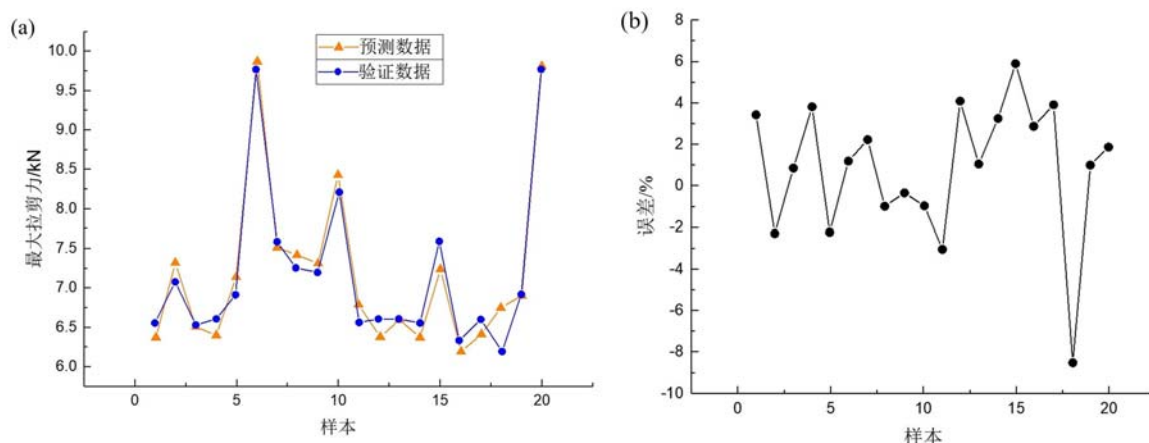


图 8 GA-BP 神经网络模型预测输出与误差

Fig. 8 GA-BP neural network model prediction output and error

4 结论

本文以失效载荷和能量吸收值作为胶铆工艺参数组合的评价指标, 使用灰色关联法结合主成分分析法对 CFRP/6061-T6 胶铆连接工艺参数进行多目标优化, 得出不同工艺参数对接头性能的影响程度及胶铆接头较优工艺参数组合。采用遗传算法优化的 BP 神经网络(GA-BP)建立了铆接参数与接头强度的神经网络预测模型, 并用试验数据验证了该模型的准确性。

(1) 通过灰色关联度的极差分析得到了各工艺参数对胶铆接头连接强度的影响程度, 其排序为表面处理 > CFRP 板厚 > 搭接宽度 > 铆接压强。

(2) 在本文试验工艺参数范围内, 通过极差分析表得出胶铆接头较优工艺参数组合: 铆接压强为 200MPa , 搭接宽度为 45mm , CFRP 板厚为 1.89mm , 表面粗糙度为 $1.003\mu\text{m}$ 。

(3) 本文采用遗传算法优化的 BP 神经网络模型 (GA-BP) 进行接头强度的预测, 训练数据、验证数据和测试数据分析的回归分析 R 值都达到了较高水平, 预测结果与测试样本的结果非常接近, 表明了 GA-BP 神经网络模型预测接头强度的可靠性。

参考文献:

- [1] He Xiacong, Pearson Ian, Young Ken. Self-pierce riveting for sheet materials; state of the art[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 199(1-3):27-36.
- [2] He Xiacong, Wang Yifeng, Yi Lu, et al. Self-piercing riveting of similar and dissimilar titanium sheet materials [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 80(9-12):2105-2115.
- [3] Chen Yiwei, Yang Xujing, Li Maojun, et al. Mechanical behavior and progressive failure and analysis of riveted, bonded and hybrid joints with CFRP-aluminum dissimilar materials[J]. Thin-Walled Structures, 2019, 139:271-280.
- [4] 库克超. CFRP/铝合金胶铆混合连接力学性能及疲劳强度分析[D]. 西安:西安电子科技大学, 2018:27-50 (KU Kechao. Analysis of mechanical properties and fatigue strength of CFRP/aluminum alloy Adhesive-rivet hybrid jointing[D]. Xi'an: Xidian University, 2018:27-50 (in Chinese))
- [5] Sadowski T, Kneć M, Golewski P. Experimental investigations and numerical modelling of steel adhesive joints reinforced by rivets[J]. International Journal of Adhesion and Adhesives[J]. 2010, 30(5):338-346.

- [6] Balawender T, Sadowski T, Golewski P. Numerical analysis and experiments of the clinch-bonded joint subjected to uniaxial tension[J]. Computational Materials Science, 2012, 64:270—272.
- [7] Difranco G, Fradini L, Pasta A. Analysis of the mechanical performance of hybrid (SPR/bonded) single-lap joints between CFRP panels aluminum blanks[J]. International Journal of Adhesion and Adhesives, 2013, 41:24—32.
- [8] Hahn O, Meschut G, Bergau M, et al. Self-pierce riveting and hybrid joining of boronsheets in multi-material and multi-sheet joints[J]. Procedia Cirp, 2014, 18:192—196.
- [9] Liu Yang, Zhung Weimin. Self-piercing riveted-bonded hybrid joining of carbon fiberreinforced polymers and aluminum alloy sheets[J]. Thin-Walled Structures, 2019, 144:106340.
- [10] Chen Peijian, Guo Wang, Zhao Yuncheng, et al. Numerical analysis of the strength and interfacial properties of adhesive joints with graded adherends[J]. International Journal of Adhesive and Adhesives, 2019, 29(5):157—163.
- [11] 周江奇, 潘海涛, 楼铭, 等. 结构胶对铝钢异种金属自冲铆接工艺影响研究[J]. 汽车工程学报, 2015, 5(5):313—320 (ZHOU Jiangqi, PAN Haitao, LOU Ming, et al. Impact of structural adhesive on self-piercing riveted aluminum to steel joints[J]. Journal of AutomotiveEngineering, 2015, 5(5):313—320 (in Chinese))
- [12] 刘洋, 何晓聪, 邢保英, 等. 基于灰色理论和神经网络的自冲铆接头力学性能预测[J]. 塑性工程学报, 2017, 24(4):71—76 (LIU Yang, HE Xiacong, XING Baoying, et al. Prediction of mechanical property in self-piercing riveted joints based on grey theory and neural network[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2017, 24(4):71—76 (in Chinese))
- [13] 侯文彬, 刘璟琳, 陈广义, 等. 胶层缺陷对胶接-拉铆搭接剪切接头力学性能影响研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(24):38—44 (HOU Wenbin, LIU Jinglin, CHEN Guangyi, et al. Effect of defects in adhesive layer on the mechanical property of hybrid bond-rivetedlap shear joint[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(24):38—44 (in Chinese))
- [14] 王健强, 周建君, 潘伟涛, 等. 结构胶-自冲铆混合连接剥离性能数值模拟[J]. 热加工工艺, 2020, 49(19):136—141 (WANG Jianqiang, ZHOU Jianjun, PAN Weitao, et al. Numerical simulation of peeling properties for adhesive-SPR hybrid joint[J]. Hot Working Technology, 2020, 49(19):136—141 (in Chinese))
- [15] 庄蔚敏, 施宏达, 解东旋, 等. 钢铝异质无铆钉粘铆复合连接胶层厚度分布[J]. 吉林大学学报, 2020, 50(1):100—106 (ZHUANG Weimin, SHI Hongda, XIE Dongxuan, et al. Thickness distribution of adhesive layer in dissimilar clinch-adhesive hybrid joint with steel and aluminum alloy [J]. Journal of Jilin University, 2020, 50(1):100—106 (in Chinese))
- [16] 孙晓婷, 曾凯, 何晓聪, 等. 基于响应面法的铝合金自冲铆接头强度预测模型[J]. 塑性工程学报, 2020, 27(8):199—204 (SUN Xiaoting, ZENG Kai, HE Xiacong, et al. Strength prediction model of self-piercing riveted joints of aluminum alloy based on response surface method[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2020, 27(8):199—204 (in Chinese))
- [17] 万淑敏. 半空心铆钉自冲铆接技术的研究[D]. 天津:天津大学, 2007:16—18 (WAN Shumin. Investigation of self-piercing riveting with half-hollow rivets[D]. Tianjin: Tianjin University, 2007:16—18 (in Chinese))
- [18] 陆瑶. 铝钢薄板胶铆连接接头工艺与力学性能研究[D]. 上海:上海工程技术大学, 2020:14—15 (LU Yao. Study on riv-bonding process and mechanical properties of aluminum-steel sheet [D]. Shanghai: Shanghai University of Engineering Science, 2020:14—15 (in Chinese))
- [19] 何俊华. TA1 钛合金自冲铆接接头机械性能研究[D]. 南昌:华东交通大学, 2018:22—23 (HE Junhua. Study on mechanical properties of TA1 titanium alloy self-piercing riveted joints [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2018:22—23 (in Chinese))
- [20] 辛民, 王西彬, 解丽静, 等. 基于灰色理论的铣削参数优化方法研究[J]. 中国机械工程, 2009, 20(23):2807—2810 (XIN Min, WANG Xibin, XIE Lijing, et al. Study on milling parameter optimizationmethod based on gray theory[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(3):2807—2810 (in Chinese))
- [21] 刘春景, 唐敦兵, 何华, 等. 基于灰色关联和主成分分析的车削加工多目标优化[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4):293—298 (LIU Chunjing, TANG Dunbing, HE Hua, et al. Multi-objective optimization of turning based on grey correlation and principal component analysis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4):293—298 (in Chinese))

- [22] Vasudevan H, Rajguru R, Dave G, et al. Experimental investigation and optimization of end-milling parameters in the machining of Inconel 825 using carbide-coated tool[C]. Proceeding of International Conference on Intelligent Manufacturing and Automation, 2019:401–412.
- [23] 钱隼驰, 仇蕾. 灰色关联分析中分辨系数取值的定量研究[J]. 统计与决策, 2019, 35(10):10–13 (QIAN Sunchi, QIU Lei. Quantitative study on the value of resolution coefficient in grey correlation analysis [J]. Statistics and Decision, 2019, 35(10):10–13 (in Chinese))
- [24] 李维亮, 田海东, 国凯. 基于主成分分析和灰色关联度的铝合金铣削参数优化[J]. 机械工程师, 2020(4):141–143, 146 (LI Weiliang, TIAN Haidong, GUO Kai, et al. Milling parameters optimization of aluminum alloy based on principal component analysis and grey relational degree[J]. Mechanical Engineer, 2020(4):141–143, 146 (in Chinese))
- [25] Liu Pingfei, Zhang Wang. A fault diagnosis intelligent algorithm based on improved BP neural network[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018(33):73–86.
- [26] 刘文杰, 邢彦锋, 陆瑶. 基于改进的 BP 神经网络胶铆接头的力学性能预测研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(3):12–16 (LIU Wenjie, XING Yanfeng, LU Yao. Prediction model of mechanical properties of riv-bonding joints based on improved BP neural network[J]. Agricultural Equipment and Vehicle Engineering, 2021, 59(3):12–16 (in Chinese))
- [27] 曹稼玺, 王鑫, 雷光春. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的青藏高原海北高寒湿地 CO₂ 通量模拟及其影响因子[J]. 山东大学学报, 2021, 56(5):33–41 (CAO Jiayi, WANG Xin, LEI Guangchun. Simulation of alpine wetlands CO₂ flux and its influencing factors based on BP neural network optimized by genetic algorithm in Qinghai-Tibet Plateau[J]. Journal of Shandong University, 2021, 56(5):33–41 (in Chinese))
- [28] 荆炆, 俞树荣, 李淑欣. GA-BP 神经网络点蚀应力集中系数预测[J]. 热加工工艺, 2022, 51(6):44–47 (JINGYan, YU Shurong, LI Shuxin. Prediction on stress concentration of corrosion pit based on GA-BP Neural Network[J]. Hot Working Technology, 2022, 51(6):44–47 (in Chinese))

Analysis and prediction of influence of process parameters on strength of CFRP/6061-T6 adhesive riveting joint

GUO Yatao, XU Sha, XING Yanfeng, BIAN Hailing, LU Yao

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: An orthogonal experimental design was used to study the influence of process parameters on the strength of carbon fiber reinforced polymer (CFRP) and aluminum alloy 6061-T6 riveting-bonded joints. The failure load of the rubber riveting head was taken as the target quantity, and the riveting pressure, CFRP plate thickness, lap width and aluminum plate surface treatment were taken as the four factors affecting the target quantity. A multi-objective analysis of the four process parameters of the CFRP/6061-T6 riveting-bonded joints was conducted using gray correlation combined with principal component analysis. On this basis, the BP neural network (GA-BP) optimized by genetic algorithm was used to establish the prediction model of process parameters and joint strength. The results show that the surface treatment of aluminum alloy has the greatest effect on the joint strength, followed by the thickness of CFRP plate, then the lap width, and the riveting pressure is the least. The prediction results of GA-BP neural network model are close to the experimental results and the fitting degree is high. Therefore, GA-BP neural network model can effectively predict the strength of CFRP/6061-T6 riveting-bonded joint.

Keywords: carbon fiber reinforced polymer; riveting-bonded joint; orthogonal experiment; gray level correlation analysis; GA-BP neural network model