

文章编号: 1001-4888(2024)05-0637-10

# 激光焊接加筋板极限载荷的机器学习预测研究\*

郭振飞<sup>1,2</sup>, 雷振坤<sup>2</sup>

(1. 东北大学 工业智能与系统优化国家级前沿科学中心, 辽宁沈阳 110819;

2. 大连理工大学 工业装备结构分析优化与 CAE 软件全国重点实验室, 辽宁大连 116024)

**摘要:** 加筋板的极限载荷是结构设计与校核中的一项重要指标, 当前横向拉伸载荷作用下的研究还比较少见。为此, 本文首先采用结合数字图像相关技术的拉伸试验及机器学习方法对激光焊接加筋板的极限载荷进行了系统研究, 初步结果表明, 机器学习方法虽然可高效预测与壳单元有限元模型吻合很好的结果, 但预测结果较试验结果偏大。然后, 为了探究其原因, 通过考虑焊接变形、残余应力和材料性能弱化, 结合试验结果并基于建立的极限载荷有限元精细分析模型, 对激光焊接加筋板的失效机理进行了详细分析。研究结果表明, 焊接变形和残余应力会弱化结构的承载性能, 为了获得更加精确的预测结果, 需在机器学习模型中考虑两者的影响。

**关键词:** 极限载荷; 数字图像相关; 激光焊接; 机器学习; 残余应力

**中图分类号:** O348.1

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.7520/1001-4888-24-010

## 0 引言

从增加有效载荷、降低油耗和排放以及提高安全性和可靠性的角度出发, 现代船舶、飞机等结构的材料选用、设计和制造, 都十分重视减轻重量和提高损伤容限。与传统铝合金相比, 铝锂合金由于具有密度低、比强度和比刚度高、耐腐蚀和抗疲劳性能好等优点, 近年来在航空航天领域受到大量的关注<sup>[1]</sup>。在加筋板的制造方面, 德国 Airbus 公司提出了一种创新性的双侧激光焊接技术, 以取代传统的铆钉连接方式, 该技术可有效降低结构的重量并提高了生产效率<sup>[2]</sup>。双侧激光焊接铝锂合金加筋板集成了先进材料和制造方面的优点, 在航空领域得到了广泛应用。

然而, 激光焊接作为一种熔化焊接, 由于热量的高度集中、快速地加热和冷却, 不可避免地导致焊接结构产生一定的焊接变形和残余应力。现有研究表明, 焊接变形和残余应力对焊接结构的动静态承载性能均有着显著影响<sup>[3-5]</sup>。在加筋板的极限载荷研究方面, XU 等<sup>[6-7]</sup>和 ESTEFEN 等<sup>[8]</sup>模拟了加筋板在压缩载荷下的极限强度, 并在有限元 (Finite Element, FE) 模型中考虑了初始几何缺陷的影响, 结果表明, 初始几何缺陷对加筋板的破坏行为有着显著的影响。除了考虑几何缺陷外, PAULO 等<sup>[9]</sup>进一步研究了热影响区的材料性能弱化对铝质加筋板极限强度的影响, 研究结果显示, 几何缺陷的大小对极限强度有着显著的影响, 而热影响区中的材料弱化对极限强度的影响较小。MAGOGA 等<sup>[10]</sup>在考虑初始几何缺陷和材料性能弱化的同时, 将残余应力引入到 FE 模型中, 研究了焊接变形、残余应力和材料性能弱化, 对高速巡逻船中典型的焊接铝质加筋板在垂直和水平弯曲载荷下极限强度的影响, 结果表明, 热影响区的屈服强度降低、残余拉应力和蒙皮的几何缺陷是降低极限强度的重要因素。

上述研究表明, 目前 FE 分析已经成为预测加筋板承载能力最为常用的方法。但 FE 方法存在着

\* 收稿日期: 2024-01-09; 修回日期: 2024-01-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(12272080, 11972106)

通信作者: 雷振坤(1973-), 男, 博士, 教授。主要从事实验力学研究。Email: leizk@dlut.edu.cn

FE 建模繁琐、计算效率低等问题,因此高效方便的解析解或经验公式在工程应用中仍然占据着重要地位。在结构设计阶段,解析解或经验公式可用于初步评估结构的承载能力,了解设计参数变化对结构承载能力的影响趋势,从而加快结构的设计进程。而对于复杂的工程结构,解析解或经验公式经常是难以获得的。机器学习方法为快速方便地预测复杂工程结构的承载能力提供了一种有效的途径,目前已有一些相关的报道。NGUYEN 等<sup>[11]</sup>将粒子群优化算法与人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)结合,评估了偏心载荷下圆形钢管混凝土柱的抗压强度,结果表明 ANN 可作为一种有效的替代方法来预测抗压强度。OLALUSI 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于高斯过程回归和随机森林算法的机器学习方法,用于预测无箍筋的钢纤维混凝土细长梁的极限抗剪强度,研究结果显示,预测结果与试验观察到的剪切强度以及现有模型的预测结果非常吻合。DADHICH 等<sup>[13]</sup>采用线性回归、非线性回归和 ANN 预测了骨料桥墩加固地基的极限承载能力。郭亚涛等<sup>[14]</sup>采用遗传算法优化的 ANN 建立了工艺参数与接头强度的预测模型,ANN 的预测结果与试验结果接近,表明 ANN 能够对 CFRP/6061-T6 胶铆接头强度进行有效预测。

由以上分析可知,关于加筋板压缩极限载荷的研究,已有大量应用数值方法和机器学习方法的结果,但有时还需要考虑横向拉伸载荷的情况。例如,广泛应用于海洋考察和客货运输的小水线面双体船,当其暴露于水平波浪载荷下时,横向波浪将引起主船体,特别是支柱体和连接桥结构出现高应力,易造成此区域的局部断裂,如图 1 所示<sup>[15]</sup>。处于服役状态的实际工程结构,其受力状态是十分复杂的,当受到过大的垂直于桁条方向的面内拉伸载荷时,容易造成不期望的早期破坏模式。这是因为横向载荷很难传递到桁条上,因此载荷主要由蒙皮承担所致。桁条与蒙皮的连接处由于应力集中、焊接过程引起的蒙皮材料性能退化和残余应力等因素,成为易于失效的薄弱区域。当承受拉伸载荷时,由于拉伸应力和焊接接头附近的残余拉应力相互叠加,焊接加筋板更易发生破坏。再者,与加筋板在纵向压缩载荷作用下的失效行为(在压溃阶段其承载能力逐渐降低)不同的是,加筋板在拉伸载荷作用下的断裂破坏具有突然性,这种现象使得拉伸载荷比压缩载荷更易造成灾难性的后果。鉴于此,本文通过试验、数值模拟和机器学习方法对激光焊接加筋板的横向拉伸极限载荷进行系统研究,分析了激光焊接加筋板的失效机理,并根据机器学习方法与有限元精细分析模型的结果对比,指出了提高机器学习模型的预测精度所需要解决的问题。



图 1 (a)支柱体与腋部连接处和(b)腋部内结构的局部断裂<sup>[15]</sup>

Fig. 1 Local fracture of (a) the connection between the strut and the haunch and (b) the inner structures in the haunch<sup>[15]</sup>

## 1 拉伸试验

试验件由蒙皮和三根 L 形桁条组成,具体尺寸如图 2 所示。蒙皮和桁条的材料分别为 2060-T8 和 2099-T83 铝锂合金,并采用功率为 2400W、焊接速度为 4m/min 的双侧激光焊接进行蒙皮与桁条的连接。

采用最大加载能力为 500kN、加载误差为 0.4% 的 CSS-2205 电子万能试验机对激光焊接加筋板的横向拉伸极限载荷进行测试,如图 3 所示。试验过程中,采用 DIC(Digital Image Correlation)技术监测

加筋板背面蒙皮区域的应变场演变过程(图中的阴影为关注区域)。CCD(Charge Coupled Device)相机(型号为 F080b)每秒钟采集一幅分辨率为  $1024\text{pixel} \times 768\text{pixel}$  的散斑图像,通过对散斑图像进行相关性计算,可以得到不同时刻的应变场。

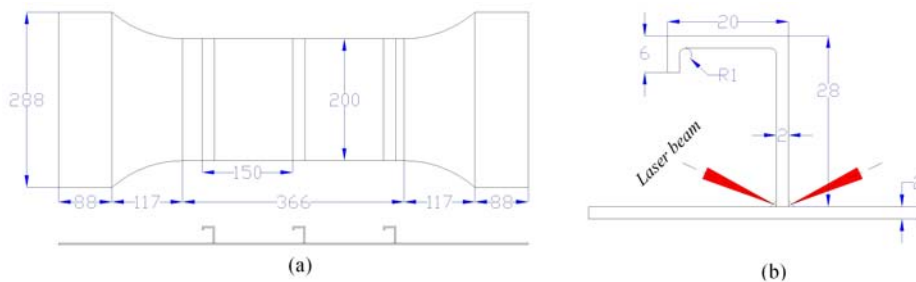


图 2 (a)试验件和(b)桁条的尺寸(单位:mm)

Fig. 2 Dimensions of (a) specimen and (b) stringer (unit: mm)

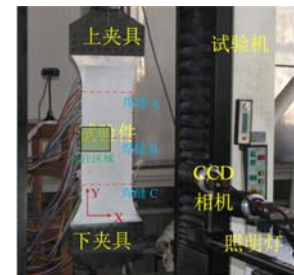


图 3 拉伸试验

Fig. 3 Tension experiment

## 2 机器学习模型

根据 BESSA 等<sup>[16]</sup>提出的数据驱动框架,可将本文中加筋板极限载荷的机器学习预测方法分为 3 个模块,如图 4 所示:(1)试验设计模块:通过试验设计对几何参数和材料参数的输入空间进行采样;(2)数据生成模块:通过有限元分析计算加筋板的极限载荷,生成训练集/验证集;(3)模型训练模块:建立机器学习模型,通过训练建立各参数与极限载荷之间的映射关系。

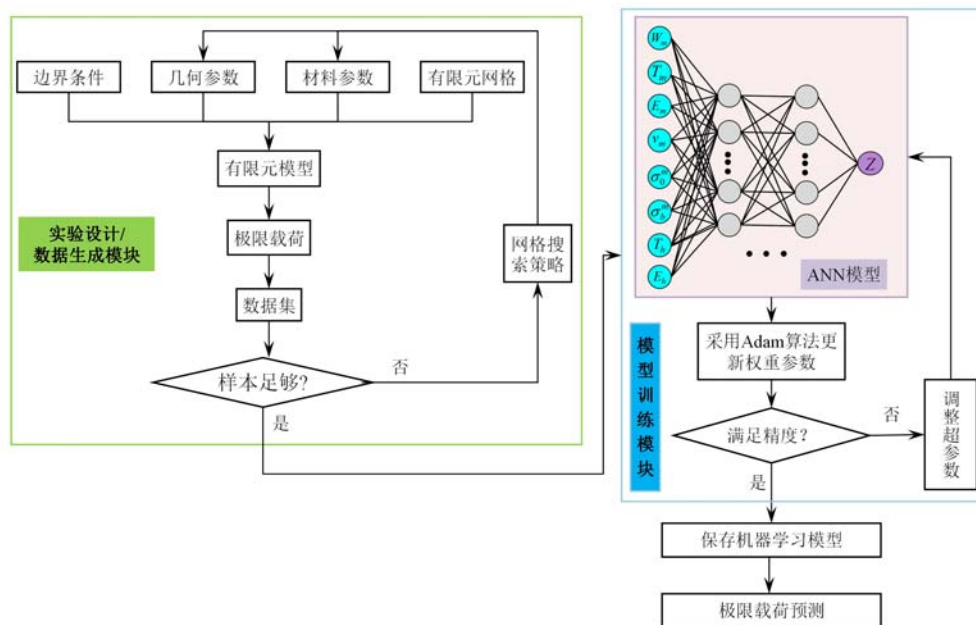


图 4 预测极限载荷的机器学习框架

Fig. 4 Machine learning framework for predicting ultimate loads

### 2.1 数据集生成

基于 FE 软件 Abaqus 建立了不同尺寸参数焊接加筋板的 FE 模型如图 5 所示。FE 模型中采用四节点缩减积分单元 S4R,共包含 11792 个单元和 12036 个节点。蒙皮和桁条所采用的材料模型可分为 3 个阶段,即线弹性阶段、硬化阶段和软化阶段。在蒙皮一端施加固支约束,另一端施加拉伸载荷,然后通过静力分析预测加筋板的极限载荷。

加筋板的极限载荷主要受材料性能和几何尺寸的影响。由于这些参数过多,直接作为机器学习模型的输入需要生成大量的数据集,也将增加机器学习模型的复杂度,因此,采用灵敏度分析确定对极限

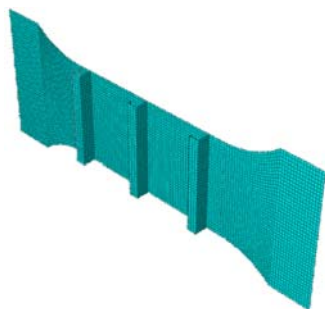


图5 壳单元 FE 模型

Fig. 5 FE model with shell element

载荷影响较大的因素<sup>[17]</sup>：

$$S_g = \left[ \frac{\partial Z}{Z} \frac{\bar{x}}{\partial x} \right]^2 \quad (1)$$

式中： $S_g$ 为归一化灵敏度系数； $x$ 为影响因素的值； $Z$ 为 $x$ 所对应的极限载荷； $\bar{x}$ 为影响因素的基值； $\bar{Z}$ 为极限载荷基值，由 $\bar{x}$ 通过数值模拟确定。在本研究中，影响因素的基值采用拉伸试验中激光焊接加筋板的尺寸和材料参数。

根据单一变量原则，保持其余因素不变，将当前因素在基值的基础上分别增大和减小10%，并将此时加筋板极限载荷的预测结果代入式(1)，可获得极限载荷对此因素的敏感程度。表1显示了各影响因素的归一化灵敏度系数，并采用黑体数字凸显了对极限载荷有重要影响的因素。从表中可以看到，蒙皮的宽度、厚度、屈服强度和抗拉强度对极限载荷有着显著的影响，蒙皮的弹性模量和泊松比以及桁条的厚度和弹性模量的影响较小，而蒙皮的损伤起始等效塑性应变以及桁条的翼板宽度、泊松比、屈服强度、抗拉强度和损伤起始等效塑性应变的影响可以忽略不计。

表1 影响因素的归一化灵敏度系数

Tab. 1 Normalized sensitivity coefficient of influence factors

蒙皮参数	灵敏度系数 $S_g$	桁条参数	灵敏度系数 $S_g$
宽度 $W_m$	<b>0.96063</b>	翼板宽度 $W_h$	0
厚度 $T_m$	<b>1.01391</b>	厚度 $T_h$	<b>0.00014</b>
弹性模量 $E_m$	<b>0.00030</b>	弹性模量 $E_h$	<b>0.00018</b>
泊松比 $\nu_m$	<b>0.00035</b>	泊松比 $\nu_h$	0
屈服强度 $\sigma_s^m$	<b>0.07941</b>	屈服强度 $\sigma_s^h$	0
抗拉强度 $\sigma_b^m$	<b>0.49073</b>	抗拉强度 $\sigma_b^h$	0
损伤起始等效塑性应变 $\bar{\epsilon}_b^m$	0.00008	损伤起始等效塑性应变 $\bar{\epsilon}_b^h$	0

根据极限载荷对各因素的灵敏程度，采用表2中所列的影响因素作为ANN的输入，并根据归一化灵敏度系数分别设置了不同的水平数。据此，基于壳单元FE模型生成了119070个样本。但由于材料在硬化阶段所增加的应力一般小于屈服强度，因此对上述样本剔除后，得到包含98659个样本的训练集。此外，还生成了各包含4000个样本的验证集和测试集，这些样本的参数是在各自的取值范围内随机生成的。

表2 影响因素的取值范围及研究水平数

Tab. 2 Range and number of research levels of influence factors

影响因素	范围	水平数	影响因素	范围	水平数
蒙皮宽度/mm	[50, 500]	6	蒙皮屈服强度/MPa	[100, 900]	5
蒙皮厚度/mm	[1, 4]	7	蒙皮抗拉强度/MPa	[0, 300]	7
蒙皮弹性模量/GPa	[80, 300]	3	桁条厚度/mm	[1, 3]	3
蒙皮泊松比	[0.25, 0.35]	3	桁条弹性模量/GPa	[80, 300]	3

## 2.2 模型训练

根据表1的灵敏度系数，将表2中的影响因素作为ANN的输入，极限载荷作为输出，故ANN的形式可表示为

$$\begin{cases} \text{Input: } x = (W_m, T_m, E_m, \nu_m, \sigma_s^m, \sigma_b^m, T_h, E_h) \\ \text{Output: } y = Z \end{cases} \quad (2)$$

为了避免影响因素的数量级和度量单位不同对机器学习模型的精度和有效性产生影响并加快模型

的训练速度,在输入到 ANN 中之前首先将这些因素归一化为[0, 1]。采用 RPE 来评价 ANN 的预测精度:

$$RPE = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M \frac{|\hat{y}_{ML}^s - \hat{y}_{FE}^s|}{\hat{y}_{FE}^s} \quad (3)$$

式中: $\hat{y}_{ML}^s$ 为 ANN 预测的第  $s$  个样本极限载荷的归一化值; $\hat{y}_{FE}^s$ 为 FE 预测的第  $s$  个样本极限载荷的归一化值; $M$ 为样本总数。

### 3 FE 精细分析模型

尽管机器学习方法与壳单元 FE 模型的预测结果吻合很好,但较试验结果偏大(详见第 4 节)。因此,本节建立了极限载荷的精细分析模型,分析激光焊接加筋板的失效机理,以探究造成这种误差的原因。

#### 3.1 焊接模拟

采用 Abaqus 软件,基于热-力分析建立了模拟焊接变形和残余应力的 FE 模型,共包含 895710 个单元和 986632 个节点,如图 6 所示。在热分析和力学分析中,采用相同的 FE 网格,但单元类型分别为 DC3D8 和 C3D8R。通过瞬态热分析模拟满足热平衡方程的加筋板温度场,并考虑辐射换热和对流换热造成的热损失。在 FE 模型中考虑了热物理性能随温度的变化,以提高模拟精度。为准确描述激光焊接的热输入  $q_{com}$ ,本文采用了由双椭锥热源  $q_{dc}$  和高斯面热源  $q_g$  组成的组合热源模型。

在力学分析中,将热分析计算的整个焊接过程的温度场作为热载荷引入到力学模型,进而计算加筋板的焊接变形和残余应力。为了防止刚体位移,在力学分析中施加了图 6 所示的位移边界条件。此外,考虑到蒙皮厚度较小,在力学分析中考虑了几何非线性以提高模拟精度。

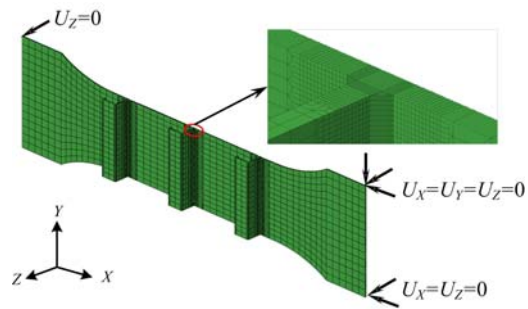


图 6 激光焊接加筋板的 FE 模型

Fig. 6 FE model of the laser-welded stiffened plate

#### 3.2 极限载荷模拟

为了分析焊接变形和残余应力对加筋板失效模式和极限载荷的影响,在 Abaqus/Explicit 中建立了预测极限载荷的 5 种 FE 模型,见表 3。对于不考虑焊接变形的 FEM I 和 FEM III,FE 网格与力学分析中的 FE 网格相同;而对于考虑焊接变形的 FEM II、FEM IV 和 FEM V,采用了力学分析中计算得到的变形后的 FE 网格。此外,将焊接模拟计算的残余应力作为初始应力引入 FE 模型,以考虑残余应力的影响。

表 3 预测极限载荷的 5 种 FE 模型

Tab. 3 Five FE models for predicting ultimate load

	焊接变形	残余应力	材料非线性	几何非线性	韧性损伤
FEM I	×	×	√	√	√
FEM II	√	×	√	√	√
FEM III	×	√	√	√	√
FEM IV	√	√	√	√	√
FEM V	√	√	√	√	×

## 4 结果与讨论

### 4.1 试验结果

图 7(a)显示了加筋板的载荷-位移曲线。当载荷超过 156.1kN 时,在试验件的下部焊缝处突然断

裂,失去承载能力,如图7(b)所示,表明加筋板的蒙皮未能充分发挥承载潜力,极限载荷由焊缝区控制。与母材区域相比,焊缝和热影响区的面积较小,且这2个区域中材料的延伸率较低,使得仅发生在焊缝附近的塑性变形远小于加筋板的整体变形,因此,虽然加筋板发生了塑性变形,但是加筋板的载荷-位移曲线几乎呈线性变化。已有研究<sup>[18]</sup>表明,焊缝附近的高水平残余拉应力、粗大晶粒和材料性能弱化通常会导致焊接结构出现过早失效,目前加筋板在下部焊缝处断裂的试验结果也表明需要特别注意焊缝区域的失效行为。

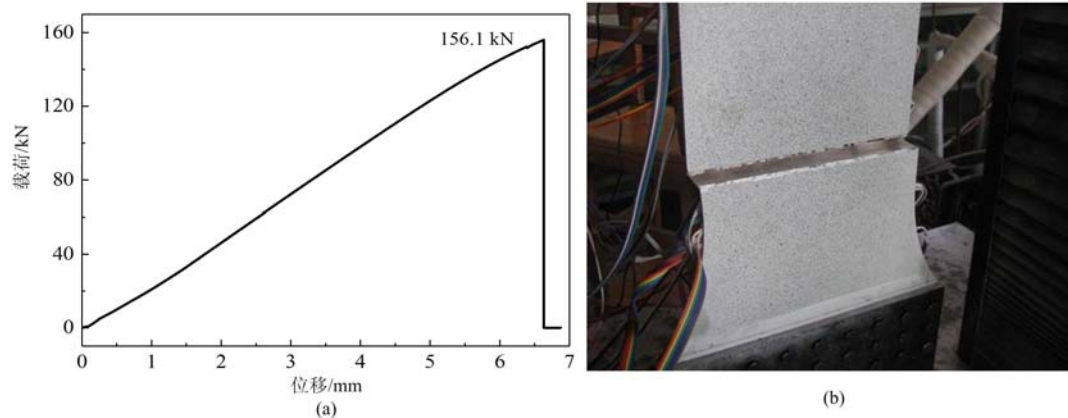


图7 (a)载荷-位移曲线;(b)加筋板在下焊缝处的断裂照片

Fig. 7 (a) Load-displacement curve; (b) fracture image of stiffened plate at the lower weld

图8展示了不同载荷下关注区域的应变场 $\epsilon_x$ 和 $\epsilon_y$ 。由图可以看到,应变集中发生在焊缝附近,焊缝区域的应变明显大于其他区域的应变,因此,失效发生在焊缝区域。当载荷达到50kN时,出现以焊缝为对称轴的收缩带,表明桁条抑制了蒙皮的横向收缩。产生这种现象的原因是桁条刚度比蒙皮大,导致蒙皮的横向收缩比桁条的大。此外,收缩带的数量随着载荷的增大而增加,表明桁条对蒙皮收缩的抑制作用更加明显。

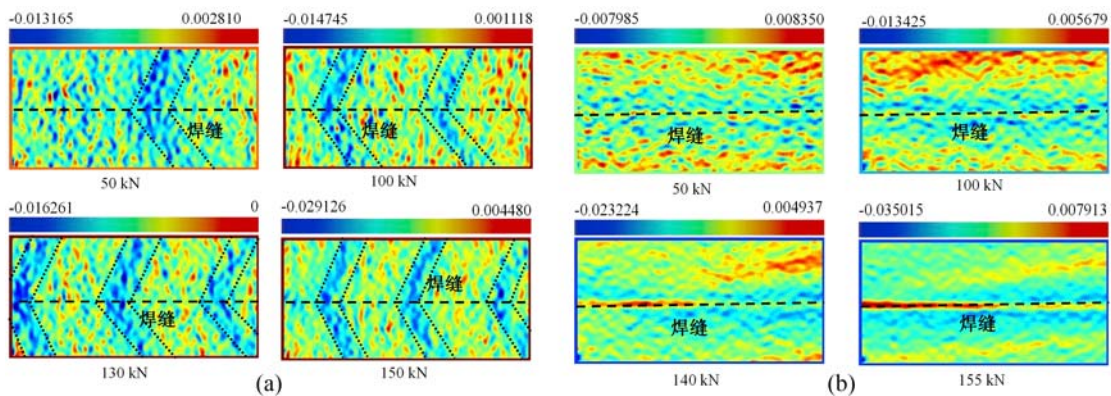


图8 不同载荷下关注区域的(a)应变场 $\epsilon_x$ 和(b)应变场 $\epsilon_y$

Fig. 8 (a) strain field  $\epsilon_x$  and (b) strain field  $\epsilon_y$  of area of interest under different loads

#### 4.2 机器学习结果

图9显示了测试集中ANN和FE法预测的极限载荷的相关性和结果对比。由图可以看到,两者的预测结果吻合很好,所有数据均在 $Y=X$ 直线附近,相关系数 $R^2$ 为0.99957。基于试验件的参数,采用ANN预测与壳单元FE模型预测的极限载荷分别为175.18kN和174.56kN,两者之间的误差为0.354%,结果吻合很好。上述结果表明,所建立的机器学习模型可以代替壳单元FE模型高效地预测加筋板的极限载荷,从而验证了机器学习方法的有效性。

由机器学习方法和FE法的预测结果(图9)对比可知,本文建立的ANN预测结果与FE结果吻合很好,并具有良好的泛化能力。在计算效率方面,ANN所需时间为0.0379s,而FE模型所需时间为

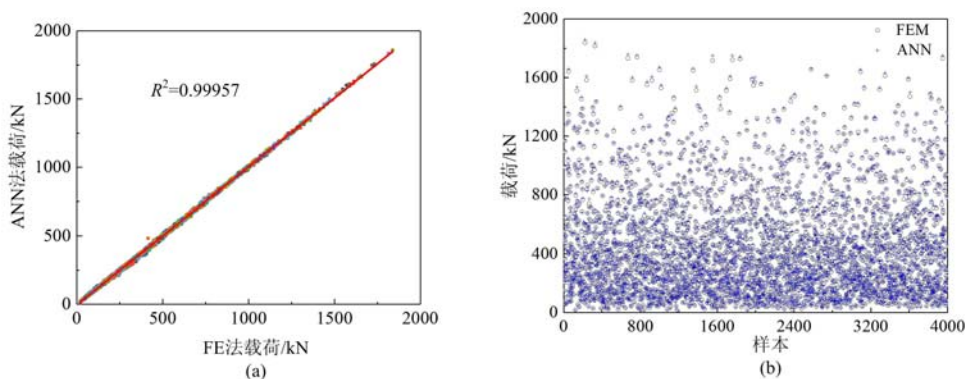


图 9 测试集中 ANN 和 FE 法预测的极限载荷的 (a) 相关性和 (b) 结果对比

Fig. 9 (a) Correlation and (b) comparison of ultimate load predicted by ANN and FE method in the test set 72s,效率得到了显著提高。并且 ANN 可以通过批处理技术同时预测大量不同尺寸和材料参数下的加筋板极限载荷,而所需时间仅仅稍有增加。比如预测测试集中的 4000 个样本,所需时间为 0.0578s。

### 4.3 FE 精细分析结果

图 10 中对比了温度和变形的数值与试验结果。由图可知,焊缝形貌轮廓的数值结果与试验结果吻合很好,高度和宽度的数值结果与试验结果之间的误差分别为 2.16% 和 0.258%,以上结果表明,热分析模型可以准确地预测激光焊接加筋板的温度场,从而验证了热分析模型的有效性,而且,面外位移的测量结果和数值结果基本吻合,也验证了力学分析的有效性。

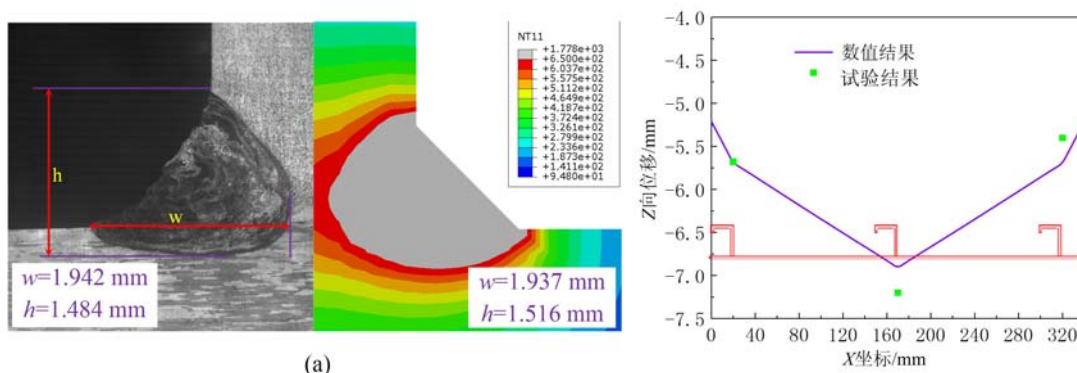


图 10 (a) 温度和 (b) 变形的数值与试验结果对比

Fig. 10 Comparison between numerical and experimental results of (a) temperature and (b) deformation

图 11 显示了激光焊接加筋板的载荷-位移的试验和数值结果。由图可见,同时考虑焊接变形和残余应力的 FEM IV 预测的极限载荷为 158.8kN,比试验结果 156.1kN 高 1.73%,两者吻合很好。然而,不考虑焊接变形的 FEM III、不考虑残余应力的 FEM II、两者均不考虑的 FEM I 和 不考虑韧性损伤的 FEM V 预测的结果分别比试验结果高 11.15%、11.08%、12.24% 和 12.62%。考虑焊接变形的 FEM II 和 FEM IV 预测的结构刚度,小于不考虑焊接变形的 FEM I 和 FEM III 的结构刚度预测结果,表明焊接变形会降低加筋板的结构刚度。而残余应力对刚度的影响几乎可以忽略不计。此外,从考虑焊接变形的 FEM II 和 FEM IV 的载荷-位移曲线可以发现,加载初期(加载位移小于 2mm)的结构刚度小于随后加载阶段的结构刚度,这与试验中测得的载荷-位移曲线一致。这是由于焊接变形主要是竖向挠度,故加载初期的部分加载位移用于消除焊接变形所导致。不考虑韧性损伤的 FEM V 无法模拟载荷的突然下降和加筋板的失效模式,只能将加筋板由于屈服而不能继续承受更高载荷的时刻视为失效的临界点。基于上述分析可得,FE 模型应充分考虑焊接变形、残余应力和韧性损伤的影响,以准确预测激光焊接加筋板的极限载荷。

### 4.4 讨论

采用在 FE 精细分析模型中不考虑焊接变形和残余应力的 FEM I,预测的极限载荷为 175.2kN,而

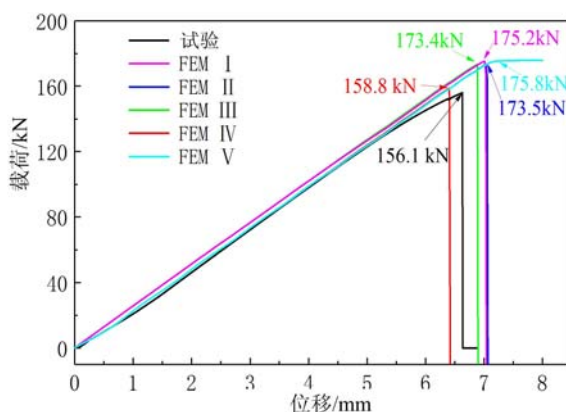


图 11 激光焊接加筋板载荷-位移的试验和数值结果

Fig. 11 Experimental and numerical results of load-displacement of the laser-welded stiffened plate

壳单元 FE 模型的预测结果为 175.18kN,两者吻合很好,验证了壳单元 FE 模型在不考虑焊接变形和残余应力情况下的有效性,但同时也表明壳单元 FE 模型正是由于未考虑焊接变形和残余应力的影响而使得预测结果与试验结果相比偏大。由于建立的机器学习模型是基于壳单元 FE 模型的数值结果训练得到的,因此机器学习模型的预测结果也比试验结果偏大。

机器学习模型的准确性,很大程度上取决于数据集的准确性。但生成考虑焊接变形及残余应力的加筋板极限载荷的数据集存在着以下困难:第一,需要建立 FE 精细分析模型,其分析效率较低,当采用此方法生成大量的数据样本时,所耗费的时间是难以接受的;第二,对于相同的加筋板,当采用不同的焊接方式或焊接条件时,所产生的焊接变形和残余应力是不同的,此时加筋板的极限载荷也将发生变化,因此机器学习模型的输入不仅需要包含加筋板的尺寸及材料性能,还应包括焊接条件等因素,导致数据集的试验设计空间增大,需要生成更多的样本以保证机器学习模型的精确性及泛化性。在生成训练样本时,本文采用了忽略焊接变形及残余应力的壳单元 FE 模型以快速建立用于训练机器学习模型的数据集。如何在保证数据样本生成效率的同时,在机器学习模型中考虑焊接变形和残余应力的影响,从而提高极限载荷的预测精度,是今后工作中可以进一步研究的内容。

尽管当前 ANN 未能考虑焊接变形和残余应力的影响,导致预测结果偏大,但省去了繁琐的 FE 建模过程,仅将几何尺寸和材料参数输入机器学习模型中即可瞬间得到加筋板的极限载荷。因此,它是一种方便高效的加筋板极限载荷预估方法,可用于设计阶段以加快结构的设计进程。而 FE 精细分析模型,可以详细考虑焊接过程引起的焊接变形和残余应力,所预测的极限载荷与试验结果吻合很好,但此方法需要进行热弹塑性分析来模拟焊接变形和残余应力,并需要采用三维 FE 模型进行显示动力学分析来预测加筋板的极限载荷,计算效率较低,因此,可用于结构的安全评估及校核阶段,以保证结构的安全可靠。

## 5 结论

本文采用试验、机器学习方法和 FE 精细分析对激光焊接铝合金加筋板在横向拉伸载荷下的极限载荷进行了系统地研究。主要得出以下结论:

(1) 在加载过程中,激光焊接加筋板的载荷随着位移的增加近似线性增加。当载荷达到 156.1kN 时,试验件在下桁条的焊缝处突然断裂。应变场  $\epsilon_r$  在焊缝区存在应变集中,焊缝强度决定了加筋板的极限载荷。

(2) 建立的 ANN 可粗略地高效预测加筋板的极限载荷,ANN 与壳单元 FE 模型的预测结果之间相关系数  $R^2$  为 0.99957。FE 精细分析模型可以准确地预测加筋板的极限载荷,与试验结果之间误差为 1.73%。焊接变形和残余应力对焊接加筋板的极限载荷均有着显著的影响。

(3) ANN 可作为一种高效方便的方法来预测加筋板的极限载荷,从而加快结构设计进程;FE 精细



分析模型可以在安全校核阶段用以精确地预测焊接加筋板的极限载荷,以保证结构的安全性和可靠性。将来建立焊接结构极限载荷的机器学习预测模型时,为了提高模型的预测精度,需考虑焊接变形和残余应力的影响。

#### 参考文献:

- [1] 刘志鹏,肖阳,马凯杰,等. 航空航天铝锂合金开发及其研究进展[J]. 材料热处理学报, 2023, 44(11):8-17 (LIU Zhipeng, XIAO Yang, MA Kaijie, et al. Development and research progress of aerospace Al-Li alloys[J]. Transactions of Materials and Heat Treatment, 2023, 44(11):8-17 (in Chinese))
- [2] TWEEDY B, SELLMAYER S, JAHN A, et al. Static strength comparison of riveted versus friction stir welded stiffened panels [C]. Newport, USA: Proceedings of the 47th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, 2006:7959-7973.
- [3] HONARYAR A, IRANMANESH M, LIU P, et al. Numerical and experimental investigations of outside corner joints welding deformation of an aluminum autonomous catamaran vehicle by inherent strain/deformation FE analysis[J]. Ocean Engineering, 2020, 200:106976.
- [4] 李雪,何超,杨昆,等. 超声冲击对铝合金搅拌摩擦焊接头超高周疲劳性能的影响[J]. 实验力学, 2016, 31(6): 809-818 (LI Xue, HE Chao, YANG Kun, et al. Effect of ultrasonic peening on very high cycle fatigue behavior of friction stir welded joint in aluminum alloy[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2016, 31(6):809-818 (in Chinese))
- [5] 赵健宇,谢惠民. 基于数字图像相关的激光修复镍基合金疲劳损伤表征方法研究[J]. 实验力学, 2023, 38(1):1-8 (ZHAO Jianyu, XIE Huimin. Study on fatigue damage characterization method of laser repair nickel-based alloy based on digital image correlation[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2023, 38(1):1-8 (in Chinese))
- [6] XU M C, SOARES C G. Numerical assessment of experiments on the ultimate strength of stiffened panels[J]. Engineering Structures, 2012, 45:460-471.
- [7] XU M C, SOARES C G. Assessment of the ultimate strength of narrow stiffened panel test specimens[J]. Thin-Walled Structures, 2012, 55:11-21.
- [8] ESTEFEN S F, CHUJUTALLI J H, SOARES C G. Influence of geometric imperfections on the ultimate strength of the double bottom of a Suezmax tanker[J]. Engineering Structures, 2016, 127:287-303.
- [9] PAULO R, TEIXEIRA-DIAS F, VALENTE R. Numerical simulation of aluminium stiffened panels subjected to axial compression: sensitivity analyses to initial geometrical imperfections and material properties[J]. Thin-Walled Structures, 2013, 62:65-74.
- [10] MAGOGA T, FLOCKHART C. Effect of weld-induced imperfections on the ultimate strength of an aluminium patrol boat determined by the ISFEM rapid assessment method[J]. Ships and Offshore Structures, 2014, 9(2): 218-235.
- [11] NGUYEN M S T, TRINH M C, KIM S E. Uncertainty quantification of ultimate compressive strength of CCFST columns using hybrid machine learning model[J]. Engineering with Computers, 2022, 38:2719-2738.
- [12] OLALUSI O B, AWOYERA P. Shear capacity prediction of slender reinforced concrete structures with steel fibers using machine learning[J]. Engineering Structures, 2021, 227:111470.
- [13] DADHICH S, SHARMA J K, MADHIRA M. Prediction of ultimate bearing capacity of aggregate pier reinforced clay using machine learning[J]. International Journal of Geosynthetics and Ground Engineering, 2021, 7:44.
- [14] 郭亚涛,许莎,邢彦锋,等. CFRP/6061-T6 胶铆接头强度的工艺参数影响分析与预测[J]. 实验力学, 2022, 37(5):755-764 (GUO Yatao, XU Sha, XING Yanfeng, et al. Analysis and prediction of influence of process parameters on strength of CFRP/6061-T6 adhesive riveting joint[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2022, 37(5):755-764 (in Chinese))
- [15] LIU B, WU W, SOARES C G. Ultimate strength analysis of a SWATH ship subjected to transverse loads[J]. Marine Structures, 2018, 57:105-120.
- [16] BESSA M A, BOSTANABAD R, LIU Z, et al. A framework for data-driven analysis of materials under uncertainty: countering the curse of dimensionality[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2017, 320:633-667.

- [17] MALIK M H, ARIF A F M, AL-SULAIMAN F A. Impact resistance of composite laminate flat plates — a parametric sensitivity analysis approach[J]. *Composite Structures*, 2013, 102:138–147.
- [18] LI L, JIA Q, WAN Z, et al. Experimental and numerical investigation of effects of residual stress and its release on fatigue strength of typical FPSO-unit welded joint[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 196:106858.

## Study on machine learning prediction of ultimate load of laser welding stiffened panel

GUO Zhenfei<sup>1,2</sup>, LEI Zhenkun<sup>2</sup>

(1. National Frontiers Science Center for Industrial Intelligence and Systems Optimization, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China; 2. State Key Laboratory of Structural Analysis, Optimization and CAE Software for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China)

**Abstract:** The ultimate load of a stiffened plate is an important indicator in design and check, but the research is relatively scarce under transverse tensile loads. Therefore, this paper firstly conducted a systematic study using a tension experiment combined with digital image correlation techniques and a machine learning method. Preliminary results indicate that although machine learning methods can efficiently predict results that align well with the finite element model with shell elements, the prediction data tend to be larger than experimental data. To investigate the mechanisms for this phenomena, a detailed model of the failure of the laser-welded stiffened plates was conducted based on the established finite element model of ultimate load considering welding deformation, residual stresses, and material property degradation. The research results indicate that welding deformation and residual stresses weaken the structural load capacity. To achieve more accurate predictive results, the influence of both factors needs to be considered in machine learning models.

**Keywords:** ultimate load; digital image correlation; laser welding; machine learning; residual stresses