

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2026.06.013

响应曲面法和机器学习优化激光透射焊接塑料成型工艺的对比

张艾青, 吴屹涛, 章煌, 陈雅妮, 王子炎, 乔海玉

(苏州大学机电工程学院, 江苏苏州 215021)

摘要: 针对激光透射焊接聚碳酸酯塑料在工艺外推优化中缺乏系统方法对比的难题, 本研究系统比较了响应曲面法(RSM)与机器学习方法(支持向量机/人工神经网络, SVM/ANN)在数据集质量、建模精度以及工艺外推预测中的差异。首先, 基于三因素三水平的中心组合设计(共17组实验点)与全因子(ALL)实验设计(共27组实验点)构建数据集并进行RSM和SVM/ANN建模; 其次, 基于预测模型, 开展20 W激光功率下工艺外推的拉断力预测; 最后开展试验进行验证。结果表明, 基于ALL数据集训练的SVM/ANN模型外推预测精度[平均绝对百分比误差(MAPE)=2.95%, 决定系数(R^2)=0.994]显著优于基于RSM数据集训练的模型(MAPE=21.32%, R^2 =0.729)。RSM数学模型在部分工况出现显著高估, 最大相对误差达+163.99%, 且在厚度3 mm区域存在系统性偏差, 揭示了其在工艺窗口扩展时的局限性。相比之下, 基于ALL数据集的SVM/ANN模型在非零拉断力工况下的相对误差绝对值最大仅为7.64%, 表现出优异的泛化能力。综合实验成本与预测精度, 建议采用“RSM快速建模+验证点迭代校正”的工艺开发策略。

关键词: 激光透射焊接; 塑料; 响应曲面法; 机器学习; 外推预测; 拉断力

中图分类号: TQ322.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2026)06-0111-10

Application comparison of response surface method and machine learning in optimizing laser transmission welding plastic molding process

ZHANG Aiqing, WU Yitao, ZHANG Huang, CHEN Yani, WANG Ziyan, QIAO Haiyu

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215021, China)

Abstract: Addressing the lack of systematic comparison methods in process extrapolation optimization for laser transmission welding of polycarbonate (PC) plastics, it was systematically compared the differences between the Response Surface Method (RSM) and machine learning approaches that supports vector machine and artificial neural network (SVM/ANN) in terms of dataset quality, modeling accuracy, and extrapolation prediction performance. First, datasets were constructed based on a three-factor, three-level central composite design (CCD) with 17 experimental points and a full factorial design with 27 experimental points, followed by RSM and SVM/ANN modeling. Second, tensile force for process extrapolation at a laser power of 20 W was predicted using the developed models. Finally, validation experiments were conducted. The results show that the SVM/ANN model trained on ALL dataset achieves significantly higher extrapolation prediction accuracy (MAPE is 2.95%, R^2 is 0.994) than the model trained on the RSM-based dataset mean absolute percentage error (MAPE) is 21.32%, determination coefficient (R^2) is 0.729. The RSM mathematical model exhibits marked overestimation under certain conditions, with a maximum relative error of +165.26%, and shows systematic deviations in regions with a thickness of 3 mm, revealing its limitations in process window expansion. In contrast, the SVM/ANN model based on the ALL dataset shows a maximum absolute relative error of only 7.64% under non-zero tensile fracture force conditions, demonstrating excellent generalization ability. Considering both experimental cost and prediction accuracy, a process

基金项目: 国家自然科学基金项目(52405400), 江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20240801), 江苏省高等学校自然科学研究项目(23KJB460028), 中国博士后面上项目(2023M730350), 苏州大学“大学生创新创业训练计划”(S202510285095)

通信作者: 乔海玉, 博士, 副高/硕士生导师, 研究方向为天然高分子材料的塑性成型技术、成形过程的模拟仿真与缺陷检测、塑料激光焊接

收稿日期: 2026-04-07

引用格式: 张艾青, 吴屹涛, 章煌, 等. 响应曲面法和机器学习优化激光透射焊接塑料成型工艺的对比[J]. 工程塑料应用, 2026, 54(6): 111-120.

ZHANG Aiqing, WU Yitao, ZHANG Huang, et al. Application comparison of response surface method and machine learning in optimizing laser transmission welding plastic molding process[J]. Engineering Plastics Application, 2026, 54(6): 111-120.

development strategy with RSM rapid modeling and iterative correction using validation points is recommended.

Keywords : laser transmission welding ; plastics ; response surface methodology ; machine learning ; extrapolation prediction ; tensile force

塑料凭借低密度、耐腐蚀性强及易成型等优点,广泛应用于航空航天、汽车工业及日用化工等行业^[1-2]。发展塑料连接技术对塑料产品尺寸大型化、形状复杂化具有重大意义^[3]。激光透射焊接中,高能激光束透过上层透光塑料,被下层吸光塑料吸收并转化为热能,使接触界面处的塑料熔融,并在夹紧力作用下冷却凝固形成焊接接头^[4]。尽管激光透射焊接具有焊接速度快、精度高、接头强度大等优势,但其焊接质量(以拉断力表征)会受工艺参数、材料属性及外部环境等多因素耦合影响,传统单因素实验难以确定最佳成型工艺窗口^[5-6]。

现有激光透射焊接成型工艺优化方法主要包括单因素法、响应曲面法(RSM)和机器学习。单因素法采用其他参数不变,仅改变一个工艺参数,分析该参数对焊接质量(以拉断力表征)的影响规律^[7],曲兆展^[8]采用单因素法系统研究了激光功率、焊接速度、离焦量对透明聚碳酸酯(PC)塑料焊接质量的影响,明确了各参数对拉断力的影响规律。RSM是通过设计多因素多水平试验,建立工艺参数与焊接质量(以拉断力表征)的数学模型,分析参数间交互作用并实现工艺优化的统计方法^[9]。秦培亮等^[10]采用RSM,对玻纤增强聚对苯二甲酸丁二醇酯的激光透射焊接工艺参数进行了优化,明确了各参数对焊接质量的影响规律与最优工艺组合。尽管单因素法和RSM操作简便、直观性强,但周期长,难以确定多参数激光工艺参数成型窗口。

机器学习利用大量试验数据和神经网络模型建立工艺参数与焊接质量(以拉断力表征)的非线性预测模型^[11],实现拉断力精准预测与工艺优化。黄嘉沛等^[12]采用支持向量机库(LibSVM)支持向量机对激光透射焊接聚碳酸酯(PC)的工艺参数(激光功率、焊接速度、吸收剂配比、表面粗糙度)进行优化,建立了拉断力与焊缝宽度的预测模型,预测值与实验值平均误差仅为4.08%,验证了支持向量机在拉断力预测中的有效性。然而,现有研究多集中于实验设计范围内的拟合与预测^[13-15],对于工艺参数超出实验范围的外推场景,机器学习方法的预测能力尚缺乏系统评估^[16]。

本文以PC为研究对象,研究厚度、焊接速度、

激光功率对焊接质量(以拉断力表征)的影响,分别采用RSM和机器学习方法(支持向量机/人工神经网络,SVM/ANN)构建工艺参数与拉断力的预测模型,并探究功率外推条件下两类模型的预测准确性。现有基于RSM或机器学习的研究多集中于实验设计范围内的拟合与预测,针对工艺参数超出实验范围的外推场景,不同方法的预测准确性及各自优缺点,行业内尚缺乏系统的对比研究和统一认识。RSM与机器学习方法的对比并非孤立存在——两者所依赖的数据集本身即源于不同的实验设计策略,中心组合设计(CCD)和全因子设计(ALL),而数据集的质量(样本量、空间分布、边界覆盖程度)直接决定了模型预测的准确性。因此,本研究的比较框架实为“实验设计策略×建模方法”的二维对比。一方面比较RSM数学模型与SVM/ANN模型在外推场景下的预测表现,另一方面比较RSM数据集与ALL数据集对同一建模方法(SVM/ANN)预测能力的差异。为此,本文设置功率外推工况,在20 W功率下,系统比较RSM数学模型、基于RSM数据集构建的SVM/ANN模型以及基于ALL数据集构建的SVM/ANN模型在外推预测中的表现。

1 实验部分

1.1 主要原材料

PC:恒力,金达塑料公司,原料为粒子形态,实验用板材由供应商完成注塑或挤出成型后交付。PC的热物理性质及不同厚度下的光学性能分别列于表1和表2。其中,密度、比热容、热导率及拉伸弹性模量均随温度变化,1 710 nm波长下PC的透过率随厚度增加显著下降。

1.2 主要仪器及设备

平顶红外激光发生器(双波长系统):集成1 710

表1 PC的热物理性质

Tab. 1 Thermo-physical properties of the PC

Properties	Values
Density/(kg·m ⁻³)	-0.6857+1 253
Poisson's ratio	0.38
Specific heat/[J·(kg·K) ⁻¹]	1.7717+1 537
Thermal conductivity/[W·(m·K) ⁻¹]	-(5.536×10 ⁻⁵)T+0.23
Tensile modulus/Pa	2.3×10 ⁹ -1.5×10 ⁴ (T-293)

Notes: T denotes thermodynamic temperature, with the unit of K.

表2 不同厚度PC在两种波长下的透过率与吸光度

Tab. 2 Transmission and absorption of PC with different thicknesses.

Wavelength/nm	Properties	Thickness/mm		
		1	2	3
980	Transmission/%	90.993	90.234	90.949
	Absorptance	0.044	0.044	0.044
1 710	Transmission/%	75.783	60.538	44.859
	Absorptance	0.228	0.388	0.587

nm激光器(型号SW-22,功率范围0~22 W)与980 nm激光器(型号SW-100,功率范围0~130 W),上海三束实业有限公司。两激光器呈同轴反向布置,光束实时对准焊接界面,焦平面光斑直径分别为1 mm(1 710 nm)和2 mm(980 nm)。其中980 nm激光器向下倾斜15°,以避免光纤间的相互辐射损伤。焊接过程中激光器保持静止,样品由ABB机械臂夹持移动,最大移动速度5 mm/s。

1.3 试样制备

PC原料为粒子形态,实验用板材由供应商完成注塑或挤出成型后交付,尺寸为50 mm×20 mm× D mm(D 为厚度,取1、2、3 mm)。采用搭接焊方式,搭接长度为20 mm。焊接时使用石英玻璃夹具,焊接过程中上层PC板材表面未观察到明显的熔融或热致缺陷。夹紧压力经预试验优化为0.46 MPa,并保持恒定,以排除夹紧力对焊接质量的干扰。考虑到石英玻璃的高透射率及低吸收率,后续有限元分析中计入10%的透射损失。试样装配及焊接示意图如图1所示。

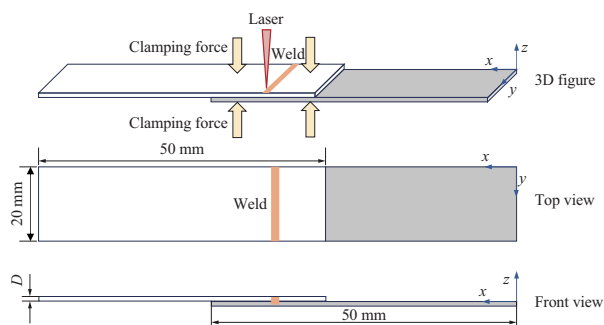


图1 激光透射焊接塑料示意图

Fig. 1 Schematic diagram of laser transmission welding of plastics

1.4 实验数据集

本文采用ALL实验设计法和RSM分别构建实验数据集,且分别记为ALL数据集和RSM数据集,ALL数据集使用先前研究中的数据。实验选用样品厚度(D)、焊接速度(V),激光功率(P)三因素的不同水平组合进行系统研究,具体水平设置见表3。ALL实验数据集共生成27组不同工艺参数组合。

RSM数据集采用三因素三水平CCD进行焊接实验方案设计,在确定因素水平后使用Design-Expert v12.0软件生成不同的焊接工艺参数组合。每组实验参数至少开展3次焊接拉断实验,取三次结果的平均值,最终以拉断力作为评价指标。

表3 激光透射焊接塑料实验工艺参数设计表

Tab. 3 Design table of experimental process parameters for laser transmission welding of plastics

Process Parameters	Symbol	Level		
		-1	0	1
Thickness/mm	D	1	2	3
Welding speed/(mm·s ⁻¹)	V	1	2.5	5
Welding power/W	P	5	10	15

1.5 拉断力预测方法

1.5.1 RSM

RSM是一种融合实验设计、数学建模与统计分析的工艺优化方法^[16],其核心在于通过合理的实验设计获取数据,构建响应变量(本研究为拉断力)与多个自变量(厚度、激光焊接速度、激光功率)之间的连续数学模型(即响应曲面),并通过对曲面的分析寻找工艺参数的最优组合,实现对工艺过程的预测与优化。本研究中,响应变量为拉断力,自变量为厚度、激光焊接速度与激光功率。图2是本研究中RSM的试验点分布示意图。该方法适用于多因素耦合的非线性工艺系统,能够有效揭示各工艺参数的主效应及参数间的交互效应。相较于ALL实验设计,RSM在显著减少实验次数的同时,更贴合实际工艺的多参数协同作用规律。

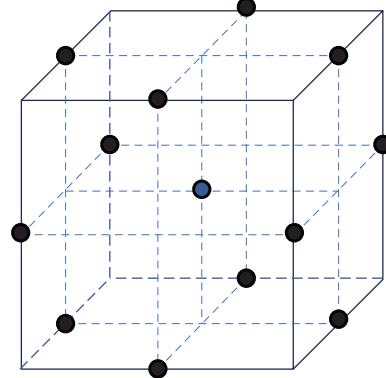


图2 RSM试验点分布示意图

Fig. 2 Distribution diagram of RSM test points

1.5.2 SVM/ANN模型

考虑到本实验中存在未焊接成功的样品(拉断力为0),本研究采用两阶段建模策略:首先采用支持向量机(SVM)进行数据筛选,区分“可焊”与“不可

焊”样品;再采用反向传播神经网络(BP-ANN)对筛选后的有效样品进行拉断力预测,即SVM/ANN模型。具体地,SVM通过构建最优分类超平面,将不同类别的样本进行最大化分离^[17],如图3所示。ANN是一种模拟生物神经系统的网络结构,如图4所示,其由输入层,隐藏层和输出层构成^[18]。本研究以厚度、焊接速度、焊接功率为输入层节点,拉断力为输出值,通过调整隐藏层内神经元的权重和激活函数实现前向预测。模型以均方误差为损失函数,采用梯度下降法进行反向迭代修正层间权值与偏置,直至模型收敛。建模时将数据集按照70%,15%,15%比例划分为训练集、验证集、测试集,对输入参数进行归一化处理,以消除量纲差异对模型训练的影响。

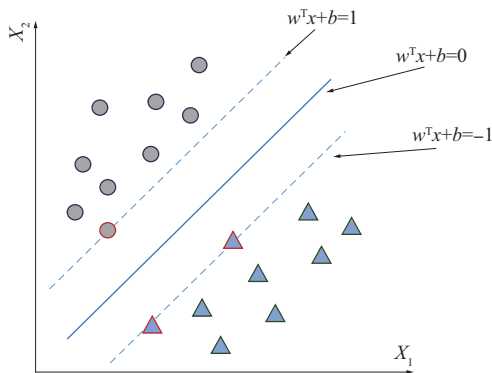


图3 SVM分类原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of SVM classification principle

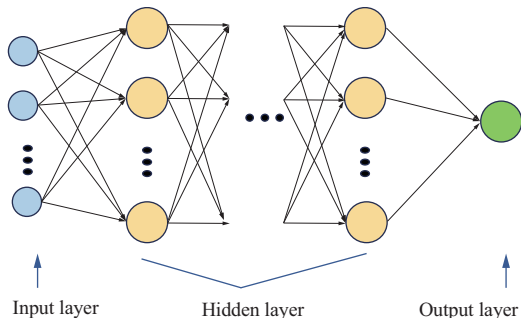


图4 ANN结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of ANN structure

2 结果与讨论

2.1 RSM构建激光透射焊接拉断力预测模型

为探究工艺参数对拉断力的影响规律并建立预测模型,本研究首先采用RSM构建拉断力与厚度、焊接速度、激光功率之间的数学关系。基于CCD获取的实验数据,建立二次多项式回归模型,并通过方差分析、残差分析等方法评估模型的拟合效果与预测能力,为后续与机器学习方法的对比奠

定基础。

2.1.1 模型建立与统计检验

模型以焊接功率(P)、焊接速度(V)、厚度(D)为自变量,拉断力(F)为响应变量。基于CCD实验数据,拟合得到拉断力的二次多项式回归方程。编码形式的回归方程式见式(1)。

$$F = \beta_0 + \beta_1 D + \beta_2 V + \beta_3 P + \beta_{12} DV + \beta_{13} DP + \beta_{23} VP + \beta_{11} D^2 + \beta_{22} V^2 + \beta_{33} P^2 \quad (1)$$

代入实际系数后,得到回归方程的实际形式,见式(2)。

$$F = -797.17 + 822.88D - 198.27V + 166.82P + 1.48DV - 16.66DP - 12.34VP - 200.20D^2 + 30.55V^2 - 2.88P^2 \quad (2)$$

为评估模型的拟合效果与统计显著性,对回归模型进行方差分析(ANOVA)。结果表明,模型 F 值(F -statistic)=7.86, p 值(p -value)=0.006 3 (<0.01),表明工艺参数与拉断力之间存在显著的回归关系;然而,失拟项 p -value=0.000 9 (<0.05),呈显著水平,提示模型在某些区域存在系统误差。模型的决定系数(R^2)为0.909 9,表明模型能够解释约91%的响应变异;调整后决定系数(Adj- R^2)为0.794 2,预测决定系数(Pred- R^2)为-0.579 6,负值表明模型预测能力有限,难以用于未参与建模的工艺参数组合的预测,信噪比为10.46 (>4),表明模型具有一定的导航能力,可用于设计空间内的趋势分析。

在各因素效应分析中,厚度、焊接速度和焊接速度的主效应均达到显著水平(p -value < 0.05),其中焊接速度的影响最为显著(F -statistic=29.87, p -value=0.000 9);厚度的二次项(D^2)效应显著(p -value=0.022 0),而交互项 DV 、 DP 、 VP 及其他二次项的效应均未达到显著水平(p -value > 0.05)。这表明在本实验设计范围内,各工艺参数对拉断力的影响以主效应为主,参数间的交互作用较为有限。

通过Design-Expert软件对模型进行优化求解,在实验设计范围内(D : 1~3 mm, V : 1~5 mm/s, P : 5~15 W),RSM预测的最优工艺参数为: D =1.44 mm, V =1 mm/s, P =15 W,对应的预测最大拉断力为1 116.89 N,优化期望值Desirability=0.859。

2.1.2 残差分析与模型预测验证

为检验模型假设的合理性,对学生化内残差进行正态概率分析,结果如图5所示。各实验点基本沿对角线分布,表明模型残差服从正态分布,未出现明显的系统性偏差,然而,残差的正态性仅反映

模型误差的随机性,并不能保证模型能够准确刻画出响应曲面的真实形态,尤其是在实验设计边界附近的拟合效果仍需进一步验证^[19]。

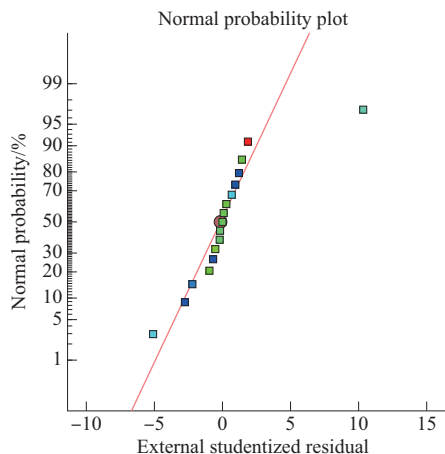


图5 学生化残差正态概率图

Fig. 5 Normal probability plot of studentized residuals

2.1.3 RSM在峰值响应和峰值形态的局限性

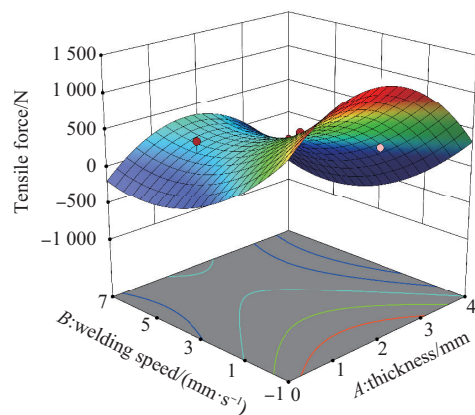
根据焊接物理机制,拉断力随工艺参数变化存在明确最优点:当激光能量输入与材料熔化凝固过程达到最佳匹配时,拉断力达到峰值^[20];参数偏离该区域,则会因能量不足或过热导致焊接质量下降。因此,实际拉断力响应曲面应呈现单峰状态。然而,本研究所构建的RSM模型在响应曲面图如图6所示,响应面呈现平台状特征,而非预期中的孤立峰值。这一现象表明,中心复合设计的实验点未能覆盖真实的峰值响应区域,导致二次多项式模型无法准确拟合实际响应曲面的形态。

2.2 机器学习构建激光透射焊接拉断力预测模型

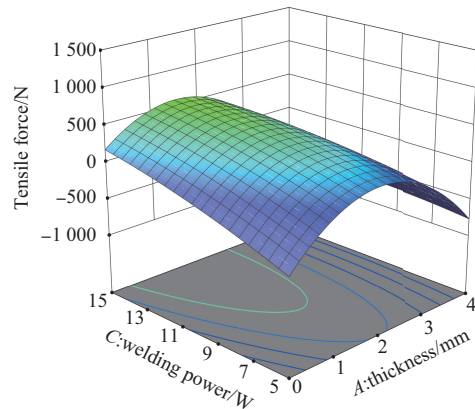
为考虑试验数据集差异对机器学习建模结果的影响,本研究探究了采用RSM试验结果建立的RSM数据集和ALL实验结果建立的ALL数据集对模型预测结果和工艺外推的影响。在RSM数据集和ALL数据集上,SVM/ANN模型的性能均表现优异,训练集、验证集和测试集的分类准确率、精确率、召回率及F1分数均达到100%,能够有效区分“可焊”与“不可焊”样品。

2.2.1 基于RSM数据集的SVM/ANN建模结果

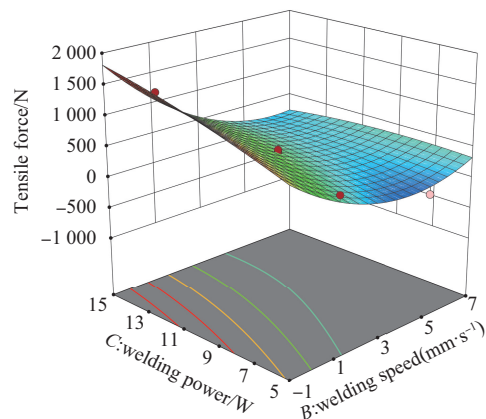
利用RSM实验结果,建立RSM数据集,采用SVM/ANN模型探究机器学习在RSM数据集上的预测精度和泛化能力方面的表现。图7是SVM/ANN模型焊接拉断力预测回归拟合分析图。通过



(a) Interaction of thickness and welding speed on tensile fracture force



(b) Interaction of thickness and laser power on tensile fracture force



(c) Interaction of welding speed and laser power on tensile fracture force

图6 工艺参数对拉断力的交互影响的响应面图

Fig. 6 Response surface plot of the interactive effect of process parameters on breaking force

对比实际值与预测值的 R^2 可以看出,ANN模型在训练集,验证集,测试集的 R^2 均大于0.95,其中测试集的决定系数 $R^2=0.9704$,表明该模型在RSM数据集上表现优异。图8是ANN模型训练集与验证集均方根误差(RMSE)收敛曲线。ANN模型在训练集和验证集中快速收敛,且验证集误差始终保持在极低水平,表明该模型未出现过拟合现象。

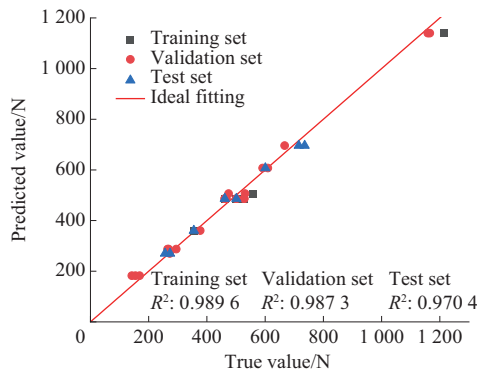


图7 基于RSM数据集的预测值与实验值拟合散点图

Fig. 7 Scatter plot of fitted predicted values vs. experimental values based on the RSM dataset

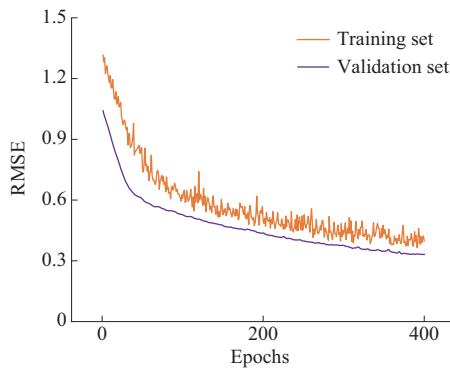


图8 基于RSM数据集模型训练集与验证集RMSE收敛曲线

Fig. 8 RMSE convergence curves of the model's training set and validation set based on the RSM dataset

2.2.2 基于ALL实验数据集的SVM/ANN建模结果

利用ALL实验结果,建立ALL数据集,采用SVM/ANN模型探究机器学习在ALL数据集上的预测精度和泛化能力方面的表现。图9是SVM/ANN模型焊接拉断力预测回归拟合分析图。从散点分布可以看出,ANN模型在训练集、验证集和测试集上的预测值与实验值均高度贴近对角线,无明显系统性偏差或离散点,且各集合的 R^2 均大于0.95,其中测试集的决定系数 $R^2=0.9879$,表明模型在ALL数据集上具有优异的拟合能力。图10是ANN模型训练集与验证集RMSE收敛曲线。模型训练过程中RMSE迅速下降,两者间距始终保持较小,验证集误差未出现反弹,表明模型未发生过拟合,具备良好的泛化能力与训练稳定性。

2.3 工艺外推拉断力预测结果对比

为进一步检验模型在工艺外推的预测能力,本研究探究了焊接功率20 W条件下不同样品厚度(1 mm, 2 mm, 3 mm)和焊接速度(1 mm/s, 2.5 mm/s, 5 mm/s),的模型预测结果。

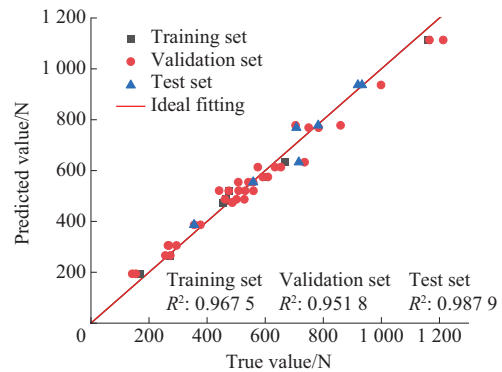


图9 基于ALL数据集的预测值与实验值拟合散点图

Fig. 9 Fitting scatter plot of predicted values and experimental values based on full-factor dataset

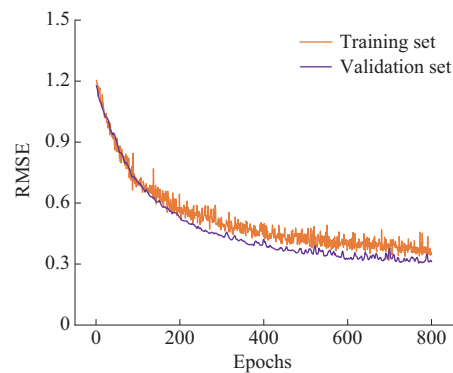


图10 基于ALL数据集模型训练集与验证集RMSE收敛曲线

Fig. 10 RMSE convergence curves of training set and validation set for the model based on full-factor dataset

2.3.1 不同模型的工艺预测结果

表4是不同模型在功率外推条件($P=20$ W)下的拉断力预测结果。可以看出,厚度为1 mm时,RSM数学模型与RSM+SVM/ANN模型预测值均明显偏高,尤其在低速工况下分别达1 263.67 N和1 269.76 N,而ALL+SVM/ANN模型预测值仅475.67 N。厚度为2 mm时,ALL+SVM/ANN模型预测值最高(1 231.69 N),RSM数学模型次之,RSM+SVM/ANN模型最低。厚度为3 mm时,RSM数学模型在高速工况下出现负值(-384.93 N),RSM+SVM/ANN模型预测值异常偏高(1 270.04 N),仅ALL+SVM/ANN模型预测值随焊接速度增加合理下降,并在高速工况下准确预测为0 N。

综上,RSM数学模型在工艺外推时稳定性最差,易产生负值等异常预测;RSM+SVM/ANN模型虽利用SVM分类避免了负值问题,但在厚度较大时存在系统性高估;ALL+SVM/ANN模型预测结果能够合理反映拉断力随工艺参数的变化趋势。

表4 不同模型下拉断力预测结果

Thickness(D)/ mm	Speed(V)/ (mm·s ⁻¹)	Predicted tensile fracture force/N		
		RSM	RSM+ SVM/ANN	ALL+SVM/ ANN
1	1	1 263.67	1 269.76	475.67
	2.5	758.67	511.14	627.77
	5	222.51	494.16	466.47
2	1	1 154.23	1 004.59	1 231.69
	2.5	651.45	768.20	877.57
	5	119.00	308.70	260.62
3	1	644.39	1 270.04	872.02
	2.5	143.83	681.11	434.57
	5	-384.93	25.89	0.00

2.3.2 实验验证

为验证上述预测结果,采用平顶激光发生器在功率 $P=20\text{ W}$ 条件下开展试验,每组参数重复3次,取拉断力平均值作为实验值,结果如表5所示。图11是不同厚度下不同焊接速度焊接样品的力-位移曲线。所有曲线均显示焊接试样拉断力随位移先上升至峰值后骤降,是脆性断裂特征,与之前的文献报道结果一致^[21]。图12为柱状图统计结果,如图12所示,拉伸数据方差较小,表明试验结果稳定性较高。厚度与速度之间的非单调耦合关系,本质上源于上层PC的透过率随厚度增加而降低,从而调制了实际到达焊接界面的能量密度。因此,外推工况下拉断力随工艺参数的变化并非简单的单调关系,而是由功率、速度、厚度三者通过能量密度竞争共同决定的非线性响应。这也解释了为何ALL数据集训练的模型能够更好捕捉这一特征,而RSM模型因样本覆盖不足难以准确外推。

表5 不同模型预测拉断力与实验值对比

Thickness(D)/mm	Speed(V)/(mm·s ⁻¹)	Experimental value/N	Relative error/%		
			RSM	RSM+SVM/ANN	ALL+SVM/ANN
1	1	478.71	+163.99	+165.26	-0.63
	2.5	637.25	+19.05	-19.79	-1.49
	5	474.97	-53.15	+4.04	-1.79
2	1	1 253.79	-7.94	-19.88	-1.76
	2.5	950.21	-31.44	-19.15	-7.64
	5	272.03	-56.25	+13.48	-4.19
3	1	885.30	-27.21	+43.46	-1.5
	2.5	455.49	-68.42	+49.53	-4.59
	5	0	-	0	0

Notes: 1. For the condition with zero tensile break force ($D=3\text{ mm}$, $V=5\text{ mm/s}$), the SVM/ANN model classifies it as "non-weldable" via SVM classification and then outputs 0. The "relative error" recorded as "0" in the table merely indicates correct classification. 2. Under this same condition, the RSM mathematical model gives a negative predicted value, so the relative error cannot be calculated and is denoted by "-".

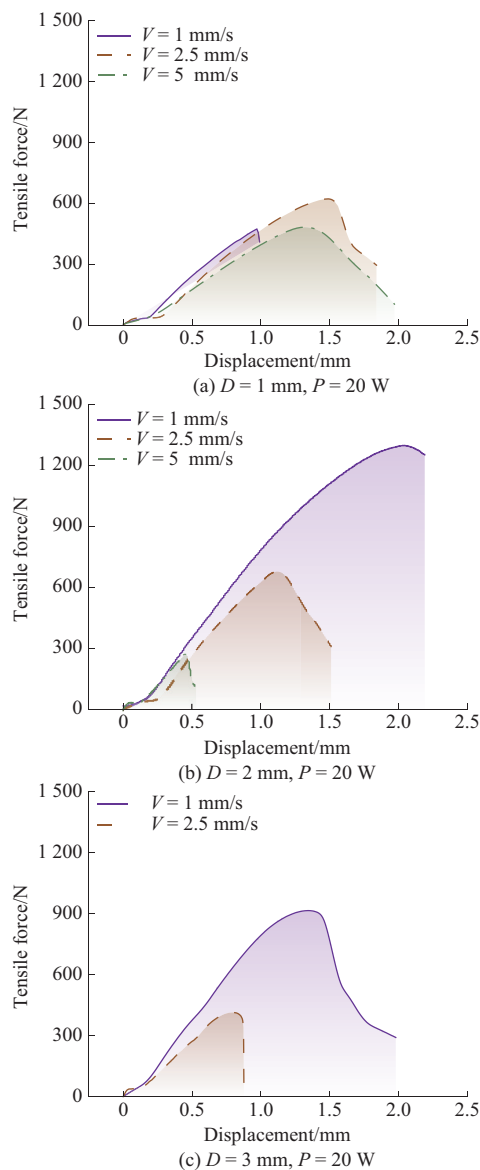
2.3.3 不同优化方法的结果分析

不同模型预测结果与实验值的误差对比见表5。SVM/ANN模型对于拉断力为0的工况(如 $D=3\text{ mm}$ 、 $V=5\text{ mm/s}$)是通过第一阶段的SVM分类判定为“不可焊”后直接输出0,而非回归预测的结果。因此,该工况下的“误差”实质是分类是否正确。与RSM数学模型在该工况下直接回归得到的负值(-384.93 N)不属于同一类预测行为。因此,以下误差对比仅针对非零拉断力的工况(即实际焊接成功的样品),以保持比较的一致性。从表5中可以看出。

(1)使用RSM数学拟合模型预测时,在非零拉断力工况下,最大相对误差达+163.99% ($D=1\text{ mm}$ 、 $V=1\text{ mm/s}$),且在厚度较大区域($D=3\text{ mm}$)预测偏差显著。平均绝对误差(MAE)、RMSE和平均绝对百分比误差(MAPE)均处于较高水平,表明该模型在外推场景下可靠性不足。

(2)使用RSM数据集构建的SVM/ANN模型预测时,其外推预测的MAPE为21.32%, $R^2=0.729$,最大相对误差达+165.26%。在厚度较小区域($D=1\text{ mm}$ 、 $D=2\text{ mm}$)相对误差在-19.88%~+13.48%之间,表现良好;但在厚度较大区域($D=3\text{ mm}$)最大相对误差达+49.53%,误差较大。以上表明该模型在外推工况下的泛化能力受限,难以完全弥补原始实验设计样本量不足带来的结构缺陷。

(3)使用ALL数据集构建的SVM/ANN模型预测时,在非零拉断力工况下预测值与实验值吻合良好,相对误差绝对值最大为7.64%,整体误差指标表现中MAE=17.93 N、RMSE=27.24 N、MAPE=2.95%、 $R^2=0.994$,预测精度和稳定性均明显优于前两种方法,表明ALL实验设计所提供的数据信息更充分,能够



Note: Sample cannot be welded under the conditions of 3 mm thickness and 5 mm/s velocity, so no corresponding curve is available.

图 11 拉力-位移曲线

Fig. 11 Tensile force-displacement curves

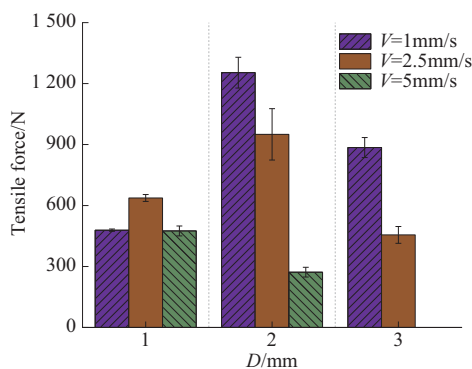


图 12 不同条件下的材料拉断力对比

Fig. 12 Comparison of material tensile fracture force under different conditions

有效支撑工艺外推场景下的高质量预测^[22]。

从物理机制上看,厚度、焊接速度与激光功率三个工艺参数并非独立地作用于拉断力,而是共同决定了焊接界面所吸收的能量密度。焊接速度影响激光在单位长度焊缝上的作用时间,速度越低则能量在空间上越集中;样品厚度则通过改变上层PC的透过率来调控到达下层吸光界面的有效光强——厚度越大,透过率越低,实际参与热输入的能量越少。激光透射焊接过程中拉断力随功率的变化并非单调递增,而是呈现先升后降的非单调特征。当激光功率较低时,界面热输入不足,塑料熔融不充分,拉断力偏低;随着功率升高,热输入趋于合理,熔融层充分扩展,拉断力达到峰值;若功率进一步超出材料承受阈值,界面热积累加剧,塑料发生过热分解、炭化甚至飞溅,焊接质量急剧恶化,拉断力迅速下降。这一“峰值后陡降”的响应形态在实际工艺中普遍存在,RSM数学模型作为全局光滑的连续函数,难以刻画这种含有突变点的响应曲面。中心复合设计的实验点主要分布在设计空间的内部区域,对高功率与低速大厚度组合所对应的失效边界覆盖不足,导致回归方程在外推至20 W时,仅能延续设计范围内的单调或平滑趋势,从而出现负值(如D=3 mm、V=5 mm/s时预测为-384.93 N)或系统性高估。相比之下,ALL数据集虽然设计范围相同,但27组样本在参数空间中的分布更均匀,包含了更多靠近失效边界的工艺组合(例如D=3 mm、V=1 mm/s、P=15 W处拉断力已明显下降),使得SVM/ANN模型能够从数据中自主学习到响应曲面在边界处的转折特征。因此,即便外推至P=20 W,该模型仍可较为准确地刻画出拉断力随工艺参数的变化趋势,预测精度显著优于前两种方法。

综上,基于ALL数据集建立的SVM/ANN模型在工艺外推预测中表现最佳,根本原因在于其训练数据覆盖了更完整的工艺参数组合(27组 vs. 17组),能够更全面地反映厚度、速度与功率之间的交互作用及其非线性响应特征。而RSM数据集-SVM/ANN模型虽较RSM数学拟合模型有所提升,但由于原始数据未能覆盖真实峰值响应区域,且样本量有限,难以支撑高精度外推预测。

因此,在实际工程应用中,若追求高可靠性的工艺窗口扩展,建议优先采用ALL实验设计或在其基础上补充关键边界工况点进行建模;若受限于实

验成本,可考虑“RSM快速建模+验证点迭代校正”的组合策略,通过逐步补充关键工况数据,持续提升模型的泛化能力和工程实用性。

3 结论

(1)RSM在实验设计范围内对拉断力拟合效果良好,但外推预测能力受限,高功率工况下易出现明显偏差,偏离试验结果。

(2)采用RSM数据集的SVM/ANN模型训练时 R^2 达到0.970 4,表现出较好的训练结果;但在模型外推时精度较低,存在较大误差(误差:+165.26%)。

(3)采用ALL数据集的SVM/ANN模型训练结果 R^2 达到0.987 9;在非零拉断力工况下的外推预测中,预测拉断力与试验拉断力误差最大为-7.64%,远低于RSM数学模型和采用RSM数据集的SVM/ANN模型,表明模型外推能力更强。

(4)本研究的对比框架涵盖两个维度。一是实验设计方面,基于ALL数据集建立的模型覆盖的工艺参数组合更完整,为模型提供了充足信息;RSM中心组合设计样本量有限,存在结构性缺陷,数据质量与实验设计对模型外推能力起决定性作用。二是建模方法层面,RSM数学模型与SVM/ANN模型在外推场景下的预测能力差异显著。

需指出,本研究结论基于PC材料,不同塑料的光学与热物理性质差异较大,结论向其他塑料的推广需进一步实验验证。

参考文献

- [1] 王晓晨.我国特种工程塑料产业发展现状及对策建议[J].塑料工业,2024,52(9):34-39.
WANG Xiaochen. Development statuses and countermeasures of Chinese special engineering plastic industry[J]. China Plastics Industry, 2024, 52(9):34-39.
- [2] 苏畅,朱彤,张波.工程塑料的性能研究及应用[J].天津化工,2025,39(5):141-145.
SU Chang, ZHU Tong, ZHANG Bo. Research and application of engineering plastics[J]. Tianjin Chemical Industry, 2025, 39(5): 141-145.
- [3] 梁超.塑料激光焊接技术的研究现状与应用综述[J].上海塑料,2024,52(5):16-21.
LIANG Chao. Overview of research status and application of plastic laser welding technology[J]. Shanghai Plastics, 2024, 52(5): 16-21.
- [4] 王传洋,郝云,沈璇璇,等.工艺参数对激光透射焊接聚碳酸酯影响[J].焊接学报,2016,37(7):57-60.
WANG Chuanyang, HAO Yun, SHEN Xuanxuan, et al. Influence of process parameters on laser transmission welding of polycarbonate [J]. Transactions of the China Welding Institution, 2016, 37(7): 57-60.
- [5] ELSHEIKH A, OMER M A E, BASEM A, et al. Recent advances and future prospects of laser welding technology for polymeric materials: A review[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2025, 35:7 417-7 440.
- [6] DAVE F, ALI M M, SHERLOCK R, et al. Laser transmission welding of semi-crystalline polymers and their composites: A critical review[J]. Polymers, 2021, 13(5). DOI: 10.3390/POLYM13050675.
- [7] LIU H X, YAN Z, LI P, et al. Prediction of molten area in laser transmission welding of thermoplastic polymers[J]. Science and Technology of Welding and Joining, 2014, 19(6):487-492.
- [8] 曲兆展.激光无吸收剂焊接透明塑料的实验研究[D].济南:山东大学,2022.
QU Zhaozhan. Experimental study on laser absorber-free welding of transparent plastics[D]. Jinan: Shandong University, 2022.
- [9] SUSAIMANICKAM A, MANICKAM P, JOSEPH A A. A comprehensive review on RSM-coupled optimization techniques and its applications[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023, 30(8):4 831-4 853.
- [10] 秦培亮,李倩,黄嘉沛,等.基于响应曲面法的玻纤增强PBT激光透射焊接工艺参数优化[J].焊接,2023(3):39-46.
QIN Peiliang, LI Qian, HUANG Jiawei, et al. Laser transmission welding parameters optimization of glass fiber reinforced PBT based on response surface method[J]. Welding & Joining, 2023(3): 39-46.
- [11] 张成,王霄,王凯,等.基于响应曲面和遗传算法-人工神经网络的热塑性塑料激光透射连接强度的优化[J].中国激光,2011,38(11):110-116.
ZHANG Cheng, WANG Xiao, WANG Kai, et al. Optimization of weld strength for laser transmission welding of thermoplastic based on response surface methodology and genetic algorithm-artificial neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2011, 38 (11):110-116.
- [12] 黄嘉沛,颜廷培,丁宁,等.基于LibSVM激光透射焊接聚碳酸酯的工艺参数优化[J].焊接,2021(3):39-45,63,64.
HUANG Jiawei, YAN Tingpei, DING Ning, et al. Parameters optimization of laser transmission welding polycarbonate based on LibSVM[J]. Welding & Joining, 2021(3):39-45, 63, 64.
- [13] 陈志,张婉清,颜昭君.塑料激光透射焊接技术的研究动态和发展趋势[J].应用激光,2020,40(3):556-563.
CHEN Zhi, ZHANG Wanqing, YAN Zhaojun. Plastic laser transmission welding technology and research trends[J]. Applied Laser, 2020, 40(3):556-563.
- [14] 侯婷.激光透射扫描制备碳纤维增强聚碳酸酯基复合材料[D].长春:吉林大学,2016.
HOU Ting. Preparation of carbon fiber reinforced polycarbonate matrix composites by laser transmission scanning[D]. Changchun:

- Jilin University, 2016.
- [15] XU X F, BATES P J, ZAK G. Effect of glass fiber and crystallinity on light transmission during laser transmission welding of thermoplastics[J]. *Optics & Laser Technology*, 2015, 69:133–139.
- [16] AMBROSIO GARCIA F, NAETS F. Beyond limits: Enhancing the extrapolation performance of regression models by leaving the boundary out[J]. *Machine Learning*, 2025, 114(12). DOI: 10.1007/S10994-025-06933-8.
- [17] DENG N Y, TIAN Y J, ZHANG C H. Support Vector Machines: Optimization Based Theory, Algorithms, and Extensions[M]. Boca Raton: CRC Press, 2012.
- [18] BASHEER I A, HAJMEER M. Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design, and application[J]. *Journal of Microbiological Methods*, 2000, 43(1):3–31.
- [19] 李倩, 龙庆, 乔海玉, 等. 激光透射焊接 PMMA 的工艺参数对焊接质量的影响[J]. *应用激光*, 2024, 44(4):80–86.
- LI Qian, LONG Qing, QIAO Haiyu, et al. Influence of process parameters of laser transmission welding PMMA on welding quality[J]. *Applied Laser*, 2024, 44(4):80–86.
- [20] 蔡令波, 曲兆展, 王剑磊, 等. PC/PMMA 异种透明塑料激光透射焊接工艺[J]. *工程塑料应用*, 2022, 50(3):91–95.
- CAI Lingbo, QU Zhaozhan, WANG Jianlei, et al. Laser transmission welding process of PC/PMMA dissimilar transparent plastics[J]. *Engineering Plastics Application*, 2022, 50(3):91–95.
- [21] 陈雅妮, 于晓东, 王超, 等. 基于锌粉吸收剂的聚芳砜焊接质量研究[J]. *应用激光*, 2022, 42(10):18–24.
- CHEN Yani, YU Xiaodong, WANG Chao, et al. Study on welding quality of polysulfone based on zinc powder absorbent[J]. *Applied Laser*, 2022, 42(10):18–24.
- [22] SOTUBADI S V, HOSSEINZADEH A, GHASSEMI-ARMAKI H, et al. Harnessing unlabeled plant data and labeled lab data for enhanced quality prediction in laser welding[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2026, 157:1 015–1 034.

(上接第 71 页)

- [21] YANG W M, CHANG W K, ZHANG J, et al. A novel strategy for high flame retardancy and structural strength of epoxy composites by functionalizing ammonium polyphosphate (APP) using an amine-based hardener[J]. *Composite Structures*, 2024, 327. DOI: 10.1016/j.compstruct.2023.117710.
- [22] YAN J L, HE Y H, LIU L B, et al. High-efficient flame retardant ethylene-vinyl acetate composites by incorporating monomolecular IFR and its pyrolysis behavior[J]. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 2023, 175. DOI: 10.1016/j.jaap.2023.106210.
- [23] ZHANG J H, MI X Q, CHEN S Y, et al. A bio-based hyperbranched flame retardant for epoxy resins[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2020, 381. DOI: 10.1016/j.cej.2019.122719.
- [24] WANG W, LIU Y, WEN H, et al. Synthesis of a hyperbranched polyamide charring agent and its flame-retarding and toughening behavior in epoxy resin[J]. *Polymer Degradation and Stability*, 2021, 184. DOI: 10.1016/j.polymdegradstab.2020.109479.
- [25] ZHANG X Y, LIU B, LI S Z, et al. A phosphonitrile flame retardant for enhanced flame retardancy, smoke suppression and mechanical properties of epoxy resin[J]. *Polymer Degradation and Stability*, 2025, 241. DOI: 10.1016/j.polymdegradstab.2025.111571.