

基于 DBO-RF 的磁场辅助镁/铝异种金属激光焊工艺

王新宇¹, 周惦武¹, 赵蕾², 邓乔³, 贺赵国¹

(1. 湖南大学, 整车先进设计制造技术全国重点实验室, 长沙, 410082; 2. 比亚迪股份有限公司, 深圳, 518000; 3. 深圳阿尔比斯科技有限公司, 深圳, 518000)

摘要: 为了探究磁场辅助镁/铝激光焊工艺参数和接头性能之间的关联性, 并建立预测模型以指导工艺参数设计, 采用试验设计方法, 选取激光功率、焊接速度和磁场强度为变量, 研究其对焊接接头性能的影响, 并基于随机森林算法 (RF) 建立镁/铝对接接头的预测模型, 利用蜣螂算法 (DBO) 对模型的关键参数 (树数和叶子数) 进行优化. 结果表明, 当焊接形貌系数介于 1.37 ~ 1.58 时, 接头性能较好; 激光功率、焊接速度、磁场强度对接头性能的相对重要性分别为 0.608, 0.212 和 0.276; 优化后的蜣螂优化随机森林模型 (DBO-RF) 在测试集上的决定系数 R^2 从 0.742 提升至 0.950, 模型的泛化能力、整体准确性和计算速度均显著提高, 为磁场辅助激光焊接的工艺参数设计提供了依据.

创新点: (1) 分析了接头载荷与界面形貌系数的联系, 利用 RF 建立了激光功率、焊接速度、磁场强度与接头性能的关系.
(2) 采用 DBO 优化 RF 的关键参数树数和叶子数, 提高了模型的预测准确性和泛化能力.

关键词: 激光焊; 镁/铝异种金属; 外加磁场; 蜣螂算法; 随机森林

中图分类号: TG 460 **文献标识码:** A **doi:** 10.12073/j.hjxb.20240903002

Prediction of laser welding process for magnetic field-assisted dissimilar magnesium/aluminum metals based on DBO-RF

WANG Xinyu¹, ZHOU Dianwu¹, ZHAO Lei², DENG Qiao³, HE Zhaoguo¹

(1. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing Technology for Vehicle, Hunan University, Changsha, 410082, China; 2. BYD Co., Ltd, Shenzhen, 518000, China; 3. Shenzhen RPS Technology Co., Ltd., Shenzhen, 518000, China)

Abstract: To explore the relationship between process parameters and joint performance in magnetic field-assisted magnesium/aluminum laser welding and to establish a predictive model for guiding process parameter design, an experimental design method was adopted. Laser power, welding speed, and magnetic field intensity were selected as variables to investigate their effects on welding joint performance. A predictive model for welding joints was developed based on the random forest (RF) algorithm, and the dung beetle optimization (DBO) was employed to optimize the model's key parameters (number of trees and number of leaves). The results demonstrate that joint performance is better when the weld morphology coefficient ranges between 1.37 and 1.58. The relative importance of laser power, welding speed, and magnetic field intensity on joint performance is 0.608, 0.212, and 0.276, respectively. The coefficient of determination R^2 on the test set was improved from 0.742 to 0.950 by the DBO-optimized Random Forest model (DBO-RF), with significant enhancements observed in the model's generalization ability, overall accuracy, and computational speed. These findings provide a basis for the design of process parameters in magnetic field-assisted laser welding.

Highlights: (1) The relationship between joint load and interface morphology coefficient was analyzed, and a RF model was developed to establish the connection between laser power, welding speed, magnetic field strength and joint performance.

(2) The DBO algorithm was used to optimize the key parameters of the RF model, namely the number of trees and leaves, enhancing the model's prediction accuracy and generalization capability.

Key words: laser welding; Mg/Al dissimilar metals; external magnetic field; dung beetle optimization algorithm; random forest algorithm

0 序言

随着气候问题的加剧,绿色轻量化制造因其低碳环保特性受到广泛关注,镁合金和铝合金在轻量化制造中占据重要地位,镁合金重量轻、比强度高,铝合金耐腐蚀、可回收、密度低,形成复合结构件的需求不断增加^[1].激光焊相比于其他焊接方法清洁高效、易于自动化,工业潜力大,然而在镁/铝异种金属连接上由于脆性金属间化合物(IMCs)的形成影响接头性能^[2].为了控制 Mg-Al IMCs 的形成,可以通过添加中间层改善冶金反应^[3].除此之外引入外部磁场也可以从等离子体羽流的角度影响焊接过程^[4].在之前的研究中发现磁场与钛箔产生耦合作用影响接头性能^[5],焊接工艺参数(如激光功率、焊接速度、磁场强度、离焦量等)对焊缝质量的控制起着重要作用,接头界面的形成和工艺参数之间存在内在联系.

随机森林(random forest, RF)是一种较为成熟的机器学习算法,相比于传统的神经网络算法在焊接这种多参数输入,且参数和性能之间关系复杂的问题下表现更好.Xue 等人^[6]采用多元回归、随机森林和支持向量机对铝合金搅拌摩擦焊连接的极限拉伸强度进行了预测,发现随机森林的决定系数比其他算法高 20% 以上;Verma 等人^[7]在 AA6082 搅拌摩擦焊时将转速和进给速率作为输入对比了随机森林、M5P 树、人工神经网络(arificial neural network, ANN)对极限抗拉强度的预测效果发现随机森林最准确,同时转速是最敏感的因素.蜣螂算法(dung beetle optimization, DBO)是一种新型的群

体智能优化算法^[8],借鉴了蜣螂的活动行为,充分利用多样化信息,具有良好的全局搜索能力,但在焊接领域应用极少.朱俊超等人^[9]在三维激光扫描中采用 DBO 优化点云配准,配准精度提升了 32.4%,在不同参数设置和噪声干扰下算法体现出良好的鲁棒性和精准度.通过 DBO 对随机森林的关键参数进行优化可以避免过拟合和欠拟合、提高计算效率、增强模型适应性.

文中进行了稳态磁场辅助添加钛箔夹层的镁/铝异种金属激光焊系列试验,将功率、磁场强度、焊接速度作为输入,接头最大剪切拉伸载荷、界面处熔深、熔宽作为输出,建立了 RF 预测模型,采用 DBO 优化 RF 的关键参数树数和叶子数,建立了 DBO-RF 的优化模型,量化了输入特征的重要性,揭示和预测了工艺参数与接头界面与性能的关系,为探索磁场辅助镁/铝异种金属激光焊提供了新的预测模型.

1 试验方法

试验所用材料为 AZ31 镁合金和 6061 铝合金,尺寸均为 100 mm × 30 mm × 1.5 mm,化学成分见表 1,中间层采用 0.1 mm 的纯钛箔(99.99%,原子分数).焊接前用砂纸打磨去除表面氧化膜,并用丙酮清洗,试验采用镁上/铝下搭接的结构形式,并在铝板下方放置钕铁硼永磁体,产生稳态磁场,使磁感应线垂直向上穿过焊接区域,采用 TD8650 型数字特斯拉计测量焊缝磁场强度,试验示意图如图 1 所示.

表 1 AZ31 和 6061 化学成分表(质量分数, %)
Table 1 Chemical composition of AZ31 and 6061

材料	Zn	Mn	Fe	Si	Cu	Mg	Al
AZ31	1.008	0.300	0.002	0.016	0.002	余量	3.083
6061	0.099	0.087	0.466	0.624	0.255	1.073	余量

焊接采用 YLS-4000-CL 光纤激光器,光束波长为 1 070 nm,焦斑直径为 0.4 mm,焦距为 200 mm.采用流量为 15 L/min 的氩气作为保护气体,同时由于镁为高反射材料将激光头倾斜 20°.镁/铝异种金属激光焊过程中热输入是最关键的因素,直

接影响金属间化合物的厚度和分布^[10],同时接头界面是焊接的薄弱位置,界面形状(熔深和熔宽)和化合物分布与接头性能密切相关.在之前的研究中发现外加磁场可以减弱等离子体的屏蔽效应,促进熔池能量吸收,同时具有搅拌效应,影响接头界面形

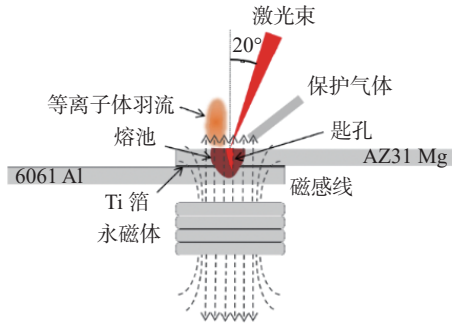


图1 试验示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the experiment

状,除此之外激光功率和焊接速度也能显著影响热输入.因此采用随机森林模型建立激光功率、焊接速度、磁场强度与接头最大载荷和熔深、熔宽的映射关系.

对不同激光功率、焊接速度、磁场强度组合进行焊接试验,保证每次试验都能部分熔透,每组试验重复两次.焊后按照国家标准 GB/T6396—2008《复合钢板力学及工艺性能试验方法》制备标准拉伸试样进行剪切拉伸试验,采用最大剪切拉伸载荷评估接头力学性能,同时取焊缝中心相同位置制备金相试样,镶嵌抛光后测量界面处熔深和熔宽.

2 算法预测

2.1 随机森林

镁/铝异种金属激光焊体系中数据的特点是参数较多,参数与性能之间的关系较为复杂,同时由于焊接过程不稳定会出现异常或缺失的数据,RF算法相比于传统的BP神经网络可以更好地处理高维度和多样化的数据,同时可以量化评估各个特征的重要性识别关键参数^[11].除此之外,RF在训练模型时可以并行处理提高计算速度,对于异常和缺失的数据具有更好的鲁棒性.

随机森林流程示意图如图2所示,在训练模型时采用 bagging 方法随机有放回获取若干子集形成多棵决策树,在所有特征中随机选择若干个特征,每棵树的分裂生长取决于所选特征,训练预测后采取平均或多数投票的方法考虑多个决策树的输出得到最终预测值^[12],这种随机性的引入让预测模型具有更多的稳定性和泛化能力,同时集成多棵相关性较低的决策树,采用平均结果,提高了模型的抗噪性和稳定性.

2.2 随机森林的局限与优化

在应用到实际问题时,随机森林存在一定局限

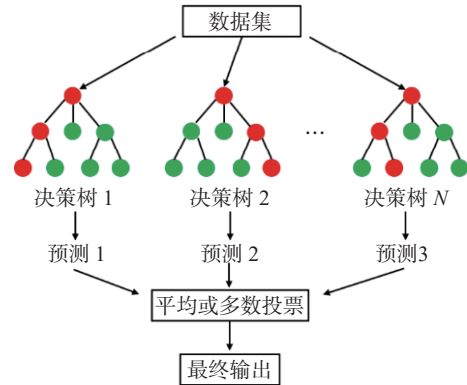


图2 RF 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flow chart of RF

性.①对数据的随机和重复抽取可能会适应噪声,容易发生过度拟合;②对于关键参数的选取需要反复的交叉验证和调整,平衡模型的准确性和泛化性;③线性的决策树递进方式容易陷入局部最优^[13].随机森林决策树的树数和叶子数是模型拟合时典型的关键参数,一般情况下增加树数可以提高模型准确性,但增加计算时间;而叶子数决定了树的深度和复杂度,与模型的拟合程度密切相关,叶子数过大时会导致过拟合使得验证新数据效果较差,而过小时则会欠拟合.因此在选择参数时需要根据经验或者交叉验证进行调整,找到合适的参数平衡模型的准确性和泛化性,然而这样费时费力,采用智能算法可以更加高效准确.

2.3 蜣螂算法优化随机森林

采用蜣螂算法对关键参数树数和叶子数进行自适应参数优化,可以有效克服随机森林的一些缺陷,避免过拟合与欠拟合,提升模型的泛化能力,将参数调节过程自动化提高优化效率^[14].DBO是一种基于蜣螂行为的启发式优化算法,模拟了蜣螂在寻找食物、构建巢穴以及繁殖过程中表现出的社会行为和个体策略,以解决复杂的优化问题.DBO优化RF的算法流程图如图3所示.

(1)数据集的划分采用无放回抽样随机划分,首先采用 Floor 函数按照 4/5 向下取整确定训练数据组数为 28 组,然后采用 Randperm 函数将数据序列随机打乱无放回抽样作为训练集,其余 8 组数据作为测试集.为了消除参数之间的差异使用 Mapminmax 函数进行归一化处理,将数据集的输入和输出映射到 [0,1] 的指定范围内以方便后续深度学习调用,具体归一化参数为每组数据中的激光功率、焊接速度、磁场强度、接头最大剪切拉伸载荷、熔深和熔宽,同时设置种群个数为 30,最大迭代次数为 30,优化维度为 2,初始化蜣螂个体位置.

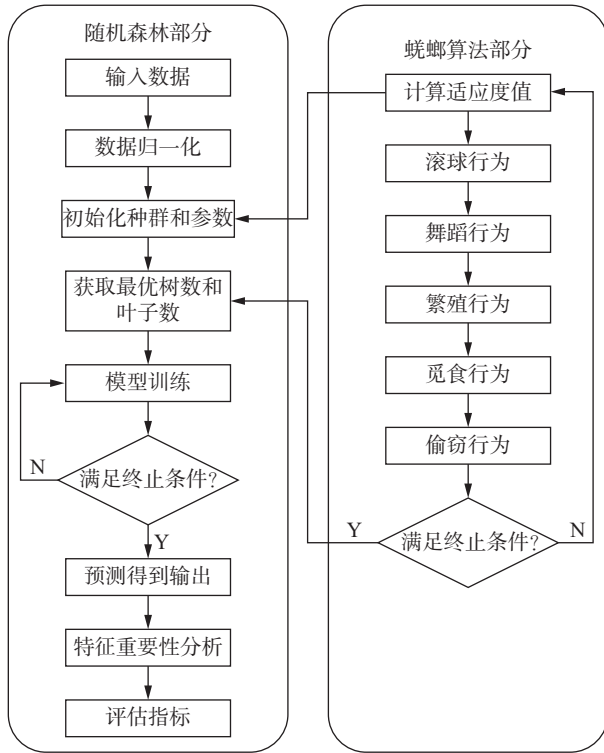


图 3 DBO-RF 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flow chart of DBO-RF

(2) 将随机森林模型的预测值与实际值的均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 作为适应度函数计算种群中每个蚁螂个体的适应度值, 并记录局部和全局最佳位置。

(3) 蚁螂个体通过滚球、舞蹈、繁殖、觅食和偷窃行为更新位置寻找最优解, 再次计算个体适应度函数值与对应的全局最优位置^[15], 当达到收敛准则或迭代次数限制时迭代终止, 并输出全局最优位置 (树数和叶子数), 否则重复步骤 (3)。

(4) 经过 DBO 优化后随机森林模型获取最优的树数和叶子数, 进行模型训练和预测得到相应的结果, 采用均方根误差、决定系数 (coefficient of determination, R^2) 和平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)^[16] 评估模型性能, R^2 越接近 1 同时 RMSE 和 MAE 越小则模型越精确。

$$RMSE(y_t, y_p) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_{t,i} - y_{p,i})^2} \quad (1)$$

$$R^2(y_t, y_p) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{t,i} - y_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{t,i} - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y_{t,i} - y_{p,i}| \quad (3)$$

式中: $y_{t,i}$ 和 $y_{p,i}$ 表示第 i 个样本的真实值和预测值; \bar{y} 表示样本均值; n 为样本数。

焊接功率和焊接速度会影响焊接过程的热输入, 而磁场强度会影响焊接过程的能量吸收和熔池流动, 在不同程度上影响界面的熔宽和熔深, 导致不同的界面形貌, 对接头性能的影响程度也不同, 使用特征在决策树中分裂节点时的基尼指数衡量特征重要性, 这个值越大说明该特征导致的节点纯度改变越多, 相关性越大, 特征重要性函数 G 为

$$G = 1 - \sum_{i=1}^K p_i^2 \quad (4)$$

式中: p_i 为第 i 种特征类别的样本比例; K 为特征类别总数。

3 结果与讨论

基于前期试验结果进行了不同激光功率、焊接速度、磁场强度的激光焊试验, 将试验结果作为模型的数据集, 见表 2。

之前的研究中发现界面处是接头薄弱位置, 界面处的形状宏观上与接头力学性能密切相关, 微观上与 IMCs 的分布也有一定的联系。在不破坏夹层完整性时界面处 IMCs 的分布具有一定规律, 由于 Ti 元素不与 Mg 元素冶金结合, 界面处从 Mg 侧到 Al 侧主要由 Ti/Al 化合物构成 (富 Ti 相到富 Al 相), 富 Ti 相的性能比富 Al 相和 Mg/Al 化合物好, 当界面处熔深过深时, Ti 箔扩散屏障的作用会减弱甚至破裂导致富 Al 相和 Mg/Al 化合物增多, 从而降低接头性能; 而界面处熔深过浅时, 一般为熔池吸收能量较少, 连接面积较小, 也会降低接头性能, 合适的熔池形状与接头性能关系密切。

将界面处熔宽和熔深的比值定义为形貌系数^[17], 从小到大重新排列样本数据绘制形貌系数与接头剪切拉伸载荷的关系, 如图 4 所示。可以发现形貌系数在 1.37 ~ 1.58 时接头载荷较高。形貌系数过大时, 说明界面比较扁平, 一般发生在热输入较小的情况下, 此时界面连接面积较少, 接头性能较差; 形貌系数越小, 则越接近杯型, 过小时, 由于 Ti 元素分布范围变大, 化合物层整体过厚, 同时富 Al 相和 Mg/Al 化合物增多, 降低接头的最大剪切拉伸载荷。

将数据集按照 4:1 划分测试集和训练集, 激光功率、焊接速度、磁场强度作为输入, 接头最大剪切

表 2 随机森林的数据集
Table 2 Dataset for RF

编号	激光功率 P/W	焊接速度 $v/(mm \cdot s^{-1})$	磁场强度 B/mT	最大载荷 F/N	熔宽 $W/\mu m$	熔深 $H/\mu m$	形貌系数 γ
1	1 300	35	0	611.63	580.9	282.6	2.06
2	1 300	35	40	668.51	597.8	314.3	1.90
3	1 300	35	80	722.92	621.5	349.3	1.78
4	1 300	35	120	765.61	644.5	401.6	1.60
5	1 300	30	0	673.33	604.3	294.8	2.05
6	1 300	30	40	734.62	635.6	336.3	1.89
7	1 300	30	80	788.44	707.3	413.6	1.71
8	1 300	30	120	836.05	738.8	479.2	1.54
9	1 300	25	0	753.41	613.1	302.1	2.03
10	1 300	25	40	787.53	646.2	361.3	1.79
11	1 300	25	80	807.14	709.1	443.5	1.60
12	1 300	25	120	905.24	792.2	538.9	1.47
13	1 350	35	0	784.03	650.2	338.5	1.92
14	1 350	35	40	801.31	668.2	381.7	1.75
15	1 350	35	80	931.56	715.6	464.4	1.54
16	1 350	35	120	843.82	820.2	567.4	1.45
17	1 350	30	0	851.94	791.1	440.8	1.79
18	1 350	30	40	925.71	796.5	485.9	1.64
19	1 350	30	80	1038.72	810.1	518.5	1.56
20	1 350	30	120	936.32	856.5	611.7	1.40
21	1 350	25	0	877.94	796.1	419.7	1.90
22	1 350	25	40	943.61	803.9	479.7	1.68
23	1 350	25	80	1006.04	811.8	543.9	1.49
24	1 350	25	120	979.61	843.5	611.2	1.38
25	1 400	35	0	859.39	799.2	503.5	1.59
26	1 400	35	40	897.52	833.4	558.4	1.49
27	1 400	35	80	803.31	868.4	620	1.40
28	1 400	35	120	723.13	915.2	693.2	1.32
29	1 400	30	0	715.92	865.3	631.7	1.37
30	1 400	30	40	789.04	888.7	648.5	1.37
31	1 400	30	80	707.51	900.4	719.3	1.25
32	1 400	30	120	675.48	891.2	722.6	1.23
33	1 400	25	0	666.56	912.7	670.2	1.36
34	1 400	25	40	709.05	959.6	712.8	1.35
35	1 400	25	80	643.71	976.1	810.1	1.20
36	1 400	25	120	608.39	1018.9	906.8	1.12

拉伸载荷和熔深、熔宽作为输出进行 RF 和 DBO-RF 模型训练和预测。

RF 和 DBO-RF 的适应度变化曲线如图 5 所

示, 经过 DBO 优化后模型达到最优的迭代次数从 18 次降低为 6 次, 收敛曲线更平滑, 这表明经过 DBO 优化后随机森林模型计算速度提高, 预测效

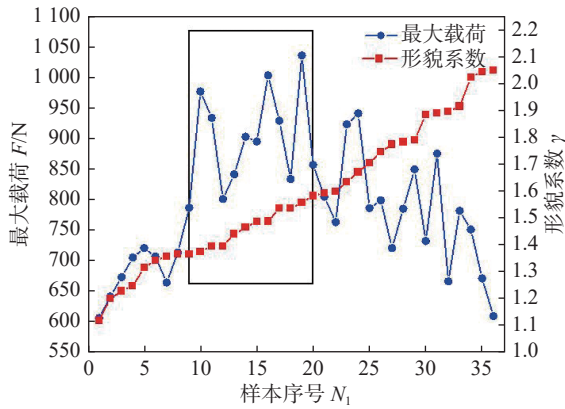


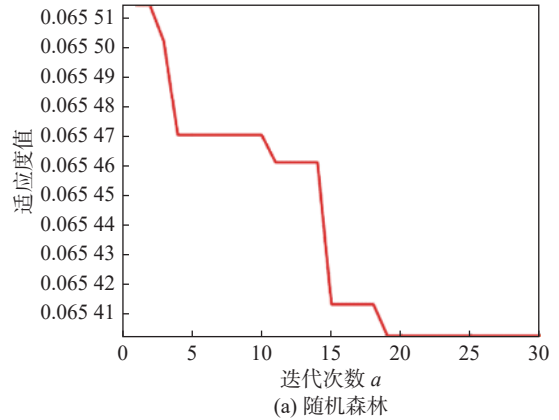
图 4 剪切拉伸载荷与形貌系数关系

Fig. 4 Schematic diagram of the relationship between tensile shear load and morphology coefficient.

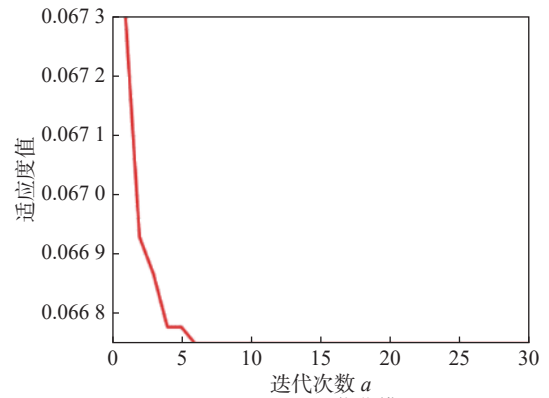
果更好, 训练更稳定.

激光功率、焊接速度和磁场强度输入特征的相对重要性分别为 0.608, 0.212 和 0.276, 影响接头性能的主要因素是激光功率, 这可能是因为激光功率直接影响了能量输入, 磁场强度的相关性比焊接速度略高, 可见外加磁场的引入可以有效影响镁/铝激光焊的接头性能.

RF 和 DBO-RF 中训练集、测试集和整体预测结果与实际值的比较如图 6 所示. 没有经过优化的 RF 在训练集上表现较好, 如图 6(a) 所示, 然而在测试集中预测性能较差, 如图 6(b) 所示, RMSE 和 MAE 分别为 75.733 和 61.182(约为训练



(a) 随机森林



(b) DBO-RF 优化模型

图 5 适应度变化曲线

Fig. 5 Curves of fitness changes, (a) RF; (b) DBO-RF

集的 2~3 倍), 这是因为训练模型时产生了过拟合, 导致在其他数据的泛化性不足. 通过 DBO 对随

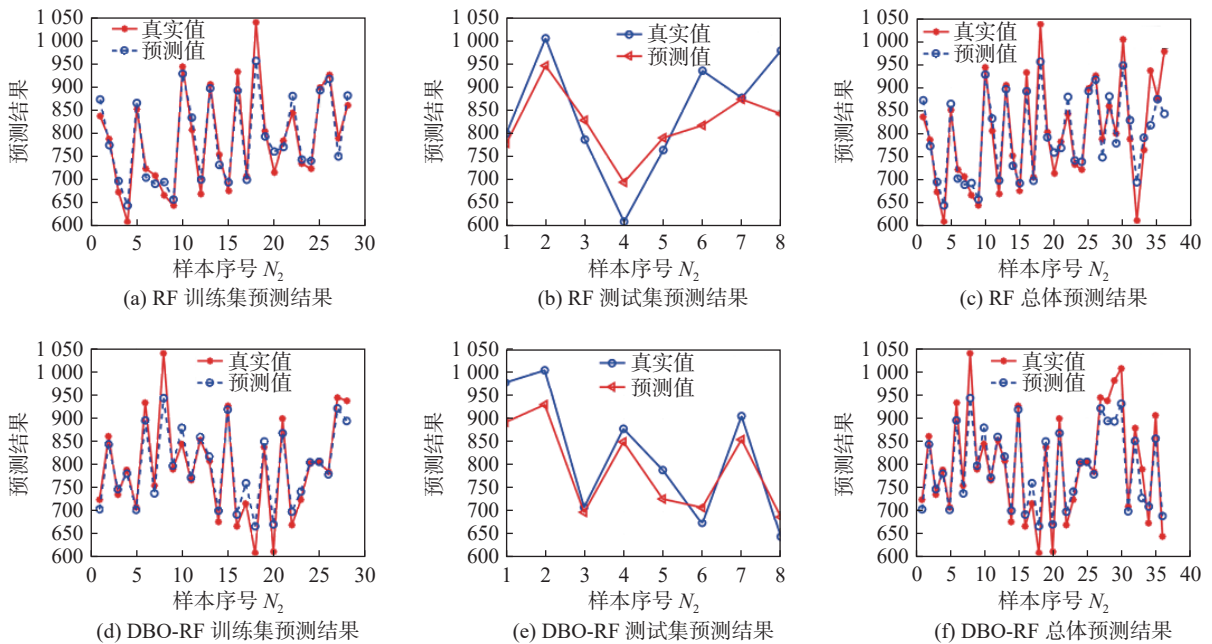


图 6 RF 和 DBO-RF 训练和预测结果

Fig. 6 Training and prediction results of RF and DBO-RF. (a) RF training set prediction result; (b) RF test set prediction result; (c) RF all data prediction result; (d) DBO-RF training set prediction result; (e) DBO-RF test set prediction result; (f) DBO-RF all data prediction result

机森林关键参数进行优化可以在提高模型准确性的同时避免过拟合,优化树数和叶子数后模型在训练集上的准确性变化不大,但是在测试集中RMSE和MAE提高到54.826和49.408,模型的泛化能力得到明显提高。

如图7所示,通过对RF和DBO-RF的预测值进行回归分析可以量化模型的拟合效果。RF在训练集、测试集和整体数据集上的决定系数 R^2 分别

为0.934, 0.742和0.868,可以看到RF模型在测试集上的拟合效果明显较差;而DBO-RF在这3个数据集上的决定系数 R^2 为0.948, 0.950和0.934,分别提高1.5%, 28%和7.6%,预测准确性得到较大提高^[18]。采用DBO-RF可以显著提高随机森林模型的预测能力,该方法可以揭示工艺参数和接头性能之间的映射关系,为磁场辅助激光焊的工艺参数设计提供依据。

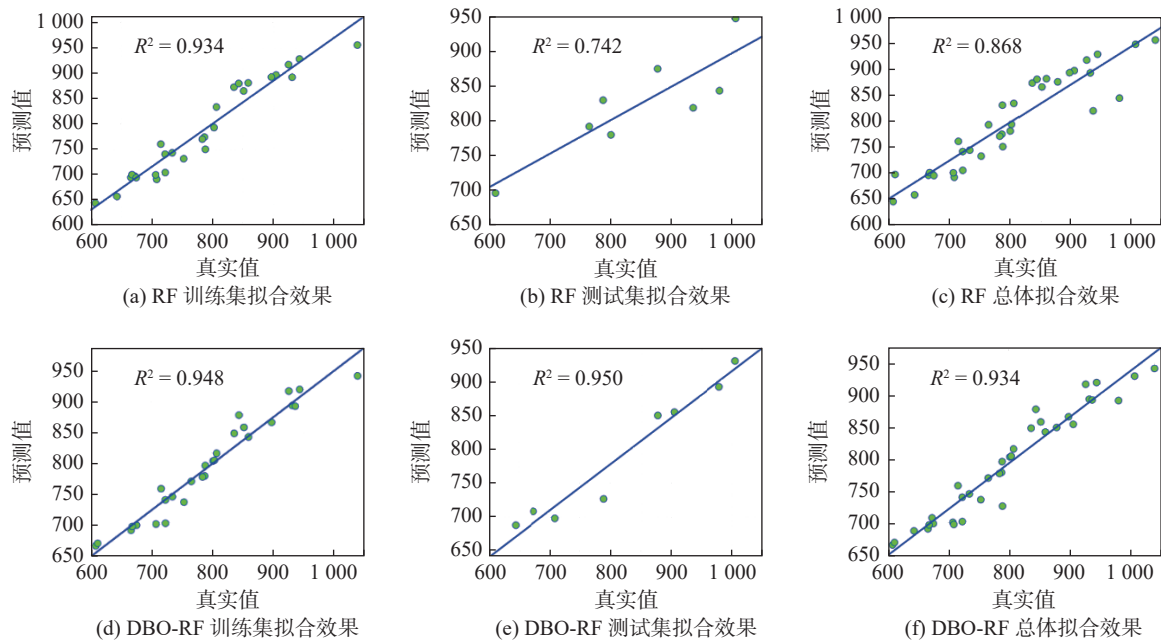


图7 RF和DBO-RF回归分析

Fig. 7 Regression analysis of RF and DBO-RF. (a) RF training set fitting effects; (b) RF test set fitting effects; (c) RF all data fitting effects; (d) DBO-RF training set fitting effects; (e) DBO-RF test set fitting effects; (f) DBO-RF all data fitting effects

4 结论

(1) 基于随机森林算法(RF)建立镁/铝对接接头的预测模型,发现激光功率、焊接速度、磁场强度对接头性能的相对重要性分别为0.608, 0.212和0.276。

(2) 利用蜣螂算法(DBO)对随机森林的树数和叶子数进行优化,发现蜣螂算法优化随机森林(DBO-RF)在测试集上的决定系数 R^2 从0.742提高到0.950,模型的泛化能力显著提高,同时模型的整体准确性和计算速度也有较大幅度增强。

参考文献

[1] 帅朋, 吴志生, 赵菲, 等. 镁/铝异种材料焊接研究现状[J]. 焊接

技术, 2017, 46(2): 1-4.

Shuai Peng, Wu Zhisheng, Zhao Fei, *et al.* The current status of magnesium/aluminum dissimilar materials welding research[J]. *Welding Technology*, 2017, 46(2): 1-4.

[2] 李永兵, 李亚庭, 楼铭, 等. 轿车车身轻量化及其对连接技术的挑战[J]. 机械工程学报, 2012, 48(18): 44-54.

Li Yongbing, Li Yating, Lou Ming, *et al.* Light weighting of car bodies and its challenges for joining technology[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(18): 44-54.

[3] Peng Pai, Wang Wen, Zhang Ting, *et al.* Effects of interlayer metal on microstructures and mechanical properties of friction stir lap welded dissimilar joints of magnesium and aluminum alloys[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2022, 299: 117362.

[4] Liu Fuyun, Tan Caiwang, Wu Laijun, *et al.* Influence of waveforms on laser-MIG hybrid welding characteristics of 5052 aluminum alloy assisted by magnetic field[J]. *Optics and Laser Technology*, 2020, 132: 106508.

[5] Wang Xinyu, Zhou Dianwu, Zhao Lei, *et al.* Investigation of in-

- terfacial microstructure and connection mechanism of magnetic field-assisted magnesium/aluminum laser welding joint[J]. *Surfaces and Interfaces*, 2024, 49: 104405.
- [6] Xue Fei, He Diqu, Zhou Haibo. Effect of ultrasonic vibration in friction stir welding of 2219 aluminum alloy: An effective model for predicting weld strength[J]. *Metals*, 2022, 12(7): 1101.
- [7] Verma Shubham, Misra Joy Prakash, Popli Dipesh. Modeling of friction stir welding of aviation grade aluminium alloy using machine learning approaches[J]. *International Journal of Modelling and Simulation*, 2022, 42: 1 – 8.
- [8] 郭琴, 郑巧仙. 多策略改进的蜣螂优化算法及其应用 [J]. *计算机科学与探索*, 2024, 18(4): 930 – 946.
- Guo Qin, Zheng Qiaoxian. Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm and applications[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2024, 18(4): 930 – 946.
- [9] 朱均超, 宋思源, 韩芳芳, 等. 基于表面特征度和改进蜣螂优化算法的点云配准 [J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(19): 1 – 15.
- Zhu Junchao, Zhu Siyuan, Han Fangfang, *et al.* Point cloud registration based on surface characteristics and improved dung beetle optimization algorithm[J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2024, 61(19): 1 – 15.
- [10] 庄志国, 丁云龙, 张恩诚, 等. Mg1/Al1060 真空扩散焊接头微观组织演变及性能分析 [J]. *焊接学报*, 2024, 45(3): 99 – 106.
- Zhuang Zhiguo, Ding Yunlong, Zhang Encheng, *et al.* Microstructure evolution and performance analysis of Mg1/Al1060 vacuum diffusion welded joints[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2024, 45(3): 99 – 106.
- [11] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述 [J]. *统计与信息论坛*, 2011, 26(3): 32 – 38.
- Fang Kuangnan, Wu Jianbin, Zhu Jianping, *et al.* A review of research on random forest methods[J]. *Journal of Statistics and Information*, 2011, 26(3): 32 – 38.
- [12] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用 [J]. *应用昆虫学报*, 2013, 50(4): 1190 – 1197.
- Li Xinhai. Application of random forest models in classification and regression analysis[J]. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 2013, 50(4): 1190 – 1197.
- [13] 朱海. 基于鲸鱼优化算法改进随机森林的电弧故障检测方法 [J]. *电器与能效管理技术*, 2024(2): 21 – 27.
- Zhu Hai. Improved random forest for arc fault detection based on whale optimization algorithm[J]. *Electrical and Energy Management Technology*, 2024(2): 21 – 27.
- [14] Dang Subrat Kumar, Singh Kulwant. Predicting tensile-shear strength of nugget using MSP model tree and random forest: An analysis[J]. *Computers in Industry*, 2021, 124: 103345.
- [15] Xue Jiakai, Shen Bo. Dung beetle optimizer: a new meta heuristic algorithm for global optimization[J]. *Journal of Supercomputing*, 2023, 79: 7305 – 7336.
- [16] 姚屏, 李文强, 陈威, 等. 基于鲸鱼优化算法的焊缝尺寸预测 [J]. *焊接学报*, 2024, 45(11): 133 – 139.
- Yao Ping, Li Wenqiang, Chen Wei, *et al.* Weld size prediction based on whale optimization algorithm[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2024, 45(11): 133 – 139.
- [17] Wang Hongyang, Li Jinzhu, Liu Liming. Process optimization and weld forming control based on GA-BP algorithm for riveting-welding hybrid bonding between magnesium and CFRP[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2021, 70: 90 – 107.
- [18] 尹驰, 郭永环, 范希营, 等. 基于 BKA-GBRT 与 MOSPO 的铝/铜激光焊接参数多目标优化 [J]. *焊接学报*, 2024, 45(11): 140 – 144.
- Yin Chi, Guo Yonghuan, Fan Xiying, *et al.* Multi-objective optimization of aluminum/copper laser welding parameters based on BKA-GBRT and MOSPO[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2024, 45(11): 140 – 144.

第一作者: 王新宇, 博士研究生; 主要研究方向为镁/铝异种金属焊接; Email: 1622044110@qq.com.

通信作者: 周愷武, 博士, 教授; Email: ZDWe_mail@hnu.edu.cn.

(编辑: 郑红)