

基于代理模型和 NSGA-II 的超高强钢电阻点焊工艺参数多目标优化

卓文波^{1,2}, 谭国笔², 陈秋任^{2,3}, 侯泽宏², 王显会¹, 韩维建^{2,3}, 黄理^{2,3}

(1. 南京理工大学, 机械工程学院, 南京, 210009; 2. 长三角先进材料研究院, 苏州, 215000;
3. 南京工业大学, 先进轻质高性能材料研究中心, 南京, 210009)

摘要: 为寻求超高强钢电阻点焊时最佳的焊接工艺参数, 开展正交试验法设计三因素五水平的平板搭接点焊试验, 以焊接时间、焊接电流和电极压力为可调的工艺参数, 将熔核直径、压痕深度、拉剪强度及飞溅情况作为焊接接头质量评价指标。基于高斯过程回归和 BP 神经网络建立起焊接工艺参数与焊接接头质量评价指标之间关系的代理模型, 训练的结果显示模型精度很高。最后利用带精英策略的非支配排序的遗传算法 NSGA-II 实现多目标优化, 得到各评价指标之间的最优 pareto 解集。经验证, 各评价模型的相对误差值都很小。结果表明, 该优化方法有较好的预测效果和稳定性。通过使用较少的试验数据, 建立优化模型的方法对电阻点焊及其它焊接领域最佳焊接工艺参数的选取具有重要的指导价值。

创新点: (1) 用较少的试验数据就可以获得点焊最佳工艺参数。
(2) 运用了回归和分类两种不同类型的代理模型作为适应度函数。

关键词: 多目标优化; 电阻点焊工艺参数; 代理模型; 非支配排序遗传算法

中图分类号: TG 453 文献标识码: A doi: 10.12073/j.hjxb.20230317002

0 序言

近年来, 在国际汽车轻量化大趋势的影响下, 超高强钢(一般指抗拉强度大于 1 000 MPa)因具有强度高、能量吸收率高、防撞性能好等综合优势, 成为汽车钢材选用的首选材料^[1]。在汽车制造业中, 电阻点焊由于具有生产效率高、易于实现自动化等优点成为汽车装配的主要连接方式之一, 主要应用在车架、车门、车身底板、侧围、车顶和车身总成等部件的装配焊接中^[2-3]。点焊接头质量关乎着整车的安全性和耐久性, 工业上对焊接接头质量的要求也越来越高^[4]。接头质量的评估涉及多个评价指标, 每个指标之间交互影响, 同时综合考虑多个评价目标对工艺参数的优化也是保证高质量焊接的重要手段, 对高强度材料连接技术在交通领域的应用有着重要的指导意义和使用价值。

收稿日期: 2023-03-17

基金项目: 国家自然基金青年基金(52205377); 国家重点研发计划(2022YFB4601804); 苏州市基础研究基金(SJC2022031)。

随着人们对焊接接头质量问题的愈发关注, 国内外学者针对焊接领域工艺参数多目标优化的研究越来越多。Yang 等人^[5]以激光焊接的加热电流、焊接速度和激光功率为工艺参数变量, 以焊缝深宽比、抗拉强度和焊缝余高为优化目标, 提出了一种基于独立元模型和非支配排序遗传算法 NSGA-II(non-dominated sorting genetic algorithm-II) 的多目标优化模型; 陶永杰^[6]在考虑碳排放的情况下, 基于多输出高斯过程构建近似模型寻找激光搅拌焊接的最佳工艺参数; 吕小青等人^[7]基于组合模型(神经网络、克里金插值模型等), 同样采用 NSGA-II 算法实现熔化极活性气体保护电弧焊工艺参数的多目标优化。

电阻点焊是一种广泛应用于连接的方法, 很多学者在该方面已经开展了大量的相关研究。Djuric 等人^[8]通过多田口法实现 DP500 钢点焊工艺参数多目标优化, 利用失效载荷、失效位移及熔核直径特性评估焊接质量; Zhao 等人^[9]提出了一种基于熵权法确定各评价指标的权重, 并结合回归分析优化钛合金点焊工艺参数的方法; Zhang

等人^[10]使用信噪比方法评估 GF/PP 复合材料的焊缝质量,利用方差分析优化工艺参数.通过前人在点焊和其它焊接领域的相关研究,为寻找超高强钢点焊最佳工艺参数提供了有价值的理论模型和有效的技术路径.

以 DH980 超高强钢平板搭接点焊为研究对象,通过正交试验设计得到不同焊接工艺参数组合,基于机器学习方法建立各接头质量评价指标的代理模型,其中通过高斯过程回归 (Gaussian process regression, GPR) 建立熔核直径、压痕深度和拉剪强度的回归模型,通过反向传播 (back propagation, BP) 神经网络构建飞溅情况的分类模型,并以此作为多目标寻优的适用度函数,最后结合非支配遗传算法得到最优 pareto 解集,选取优化结果并验证了该优化方法的可行性.

1 试验方法

1.1 试验材料与设备

试验选用的是宝钢生产的 DH980 钢材,其元素成分与力学性能见表 1 和表 2. 利用剪板机制成尺寸为 $100 \text{ mm} \times 25.4 \text{ mm} \times 1.5 \text{ mm}$ 的标准尺寸试样,上下板材均选用同种规格尺寸,其中试样重叠部分尺寸为 $25.4 \text{ mm} \times 25.4 \text{ mm}$, 搭接方式如图 1 所示,并用无水乙醇去除表面油污.

表 1 DH980 钢板的元素成分 (质量分数,%)
Table 1 Element compositions of DH980 steel

C	Si	Mn	P	S	Al	Fe
0.16	0.32	1.62	0.009	0.001	0.03	余量

表 2 DH980 钢板的力学性能
Table 2 Mechanical properties of DH980 steel

屈服强度 R_{el}/MPa	抗拉强度 R_{m}/MPa	断后伸长率 $A/(\%)$
840	1 048	11

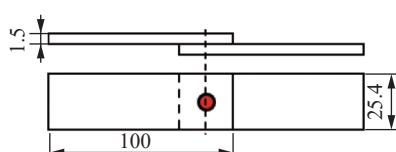


图 1 板材搭接方式示意图 (mm)

Fig. 1 Schematic diagram of plate lapping method

试验采用 KUKA 机器人带动的 OBARA 中频逆变直流焊枪,其输出电流、焊接压力精度均

为 ± 0.1 . 电极头选用标准 F1-16-20-8-6.5 的 Cu-Cr 电极头,试验前使用 MADA MM-601B 压力检测仪检测焊枪真实压力. 利用 INSTRON 5982 万能材料试验机测量平板搭接接头拉剪力;压痕深度使用三丰/MITUTOYO ABSOLUTE 数显深度指示表测得. 熔核直径则先通过焊点轧制中轴线方向进行线切割,镶嵌制样后,再使用砂纸研磨、抛光、腐蚀后,然后放在体式显微镜下测量,剖面形貌见图 2.

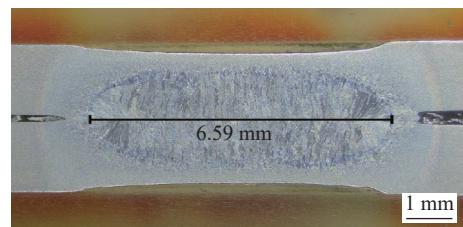


图 2 剖面熔核直径测量

Fig. 2 Measurement of profile nugget diameter

1.2 试验设计

试验中可调的焊接工艺参数为焊接电流、焊接时间和电极压力,结合行业相关指导手册和试验设备要求综合考虑,确定工艺参数范围,并将熔核直径、压痕深度、拉剪力和飞溅情况作为接头质量评价指标. 为了减少材料消耗和试验次数,试验采用正交试验方法设计三因素五水平试验,具体工艺参数变量信息见表 3.

表 3 焊接工艺参数变化范围
Table 3 Changes of welding process parameters

水平	焊接电流 I/kA	焊接时间 t/ms	电极压力 F/kN
水平1	6	150	2.5
水平2	7	250	3.5
水平3	8	350	4.5
水平4	9	450	5.5
水平5	10	550	6.5

2 代理模型的建立

表 4 中为 25 组试验参数及结果,该正交表中的样本数据为代理模型的建立提供了数据来源,从表 4 中的数据可以看出,评价指标作为输出响应变量,其中熔核直径、压痕深度和拉剪强度输出类型为连续变量,而飞溅情况的类型为离散变量. 由此可看出建立的代理模型将分为回归模型和分类模型.

表 4 试验工艺参数与结果
Table 4 Test parameters and results

编号	工艺参数			评价指标			
	焊接电流 I/kA	焊接时间 t/ms	电极压力 F/kN	熔核直径 D/mm	压痕深度 H/mm	拉剪力 F_m/N	飞溅情况
1	6	150	2.5	4.25	0.070	13 556.69	1
2	6	350	3.5	4.60	0.100	17 086.63	1
3	6	550	4.5	4.85	0.130	15 494.39	1
4	6	250	5.5	4.64	0.080	12 111.87	1
5	6	450	6.5	4.37	0.100	12 248.67	1
6	7	550	2.5	6.18	0.185	24 613.94	1
7	7	250	3.5	5.47	0.110	21 964.92	1
8	7	450	4.5	5.88	0.180	22 900.73	1
9	7	150	5.5	4.21	0.075	12 844.40	1
10	7	350	6.5	5.45	0.150	17 920.30	1
11	8	450	2.5	6.89	0.240	26 205.52	0
12	8	150	3.5	5.19	0.110	21 553.37	1
13	8	350	4.5	6.44	0.235	24 953.26	1
14	8	550	5.5	6.61	0.330	25 715.27	1
15	8	250	6.5	5.77	0.170	20 026.86	1
16	9	350	2.5	7.38	0.290	25 739.63	0
17	9	550	3.5	7.45	0.400	28 398.55	0
18	9	250	4.5	6.98	0.255	24 566.07	1
19	9	450	5.5	7.01	0.405	26 242.55	1
20	9	150	6.5	5.82	0.140	21 960.24	1
21	10	250	2.5	7.07	0.275	24 155.20	0
22	10	450	3.5	8.15	0.460	26 021.41	0
23	10	150	4.5	6.30	0.210	23 549.30	0
24	10	350	5.5	6.25	0.425	25 149.59	0
25	10	550	6.5	5.81	0.485	27 752.60	0

注: 飞溅情况中 0 代表产生飞溅, 1 代表没产生飞溅.

2.1 基于 GPR 的回归模型

常用的回归方法有支持向量机、GPR 与神经网络, 文中选用的 GPR 算法更适合小样本分散数据^[11]. 为了防止过拟合, 提高模型的泛化能力, 样本数据采用 5 折交叉验证的方式. 使用平均绝对误差 (MAE)、误差占比 (MAE/平均值)、均方根误差 (RMSE) 以及相关系数 (R^2) 评价建立的模型精度^[12]. 基于高斯过程回归建立的熔核直径、压痕深度和拉剪力的代理模型精度评估结果见表 5.

从模型精度表 5 中可见, 其中熔核直径代理模

型误差占比为 5.47%, 压痕深度代理模型误差占比为 6.24%, 而拉剪力代理模型误差占比仅为 4.96%, 且 3 个代理模型的相关系数 R^2 趋近于 1, 说明基于 GPR 建立的代理模型有很好的拟合效果.

2.2 基于 BP 神经网络的分类模型

BP 神经网络具有很强的映射能力和模式分类能力, 并大量应用于建立焊接工艺与接头质量之间的关系^[13-14]. 基于 BP 神经网络建立焊接工艺参数与飞溅情况之间关系的分类模型.

BP 神经网络结构上包含输入层、隐藏层和输

表 5 各代理模型精度
Table 5 Precision of each agent mode

评价指标	平均值	MAE	误差占比(%)	RMSE	R^2
熔核直径 D/mm	5.960	0.326	5.470	0.402	0.870
压痕深度 H/mm	0.220	0.014	6.240	0.018	0.980
拉剪力 F_{m}/N	21 709.30	1 077.20	4.96	1 456.60	0.92

出层, 层与层之间一般通过全互联方式连接, 同一层之间没有相互连接. 采取与上面回归模型相同的数据处理方式, 设置隐藏层节点数为 10, 预测飞溅情况的输出层节点数为 1, 该网络结构如图 3 所示. 最终训练结果显示, 该分类模型的准确度高达 100%, 可以对焊接过程中的飞溅情况十分有效地进行识别分类.

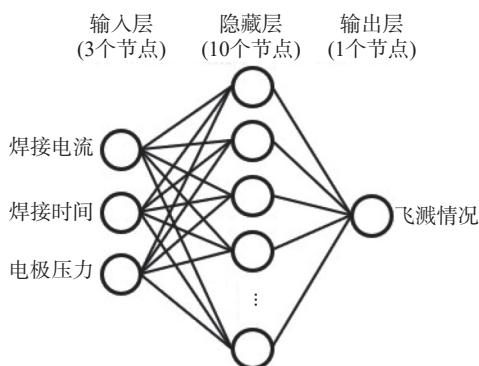


图 3 BP 神经网络结构图
Fig. 3 Structure of BP neural network

3 多目标优化

3.1 多目标优化模型的建立

对于多目标优化问题, 目前广泛使用非支配排序遗传算法 NSGA-II, 该计算复杂度低, 具有较高的种群多样性, 全局搜索能力强, 又具有较强稳定性和鲁棒性^[15]. NSGA-II 优化算法流程见图 4.

采用 NSGA-II 算法构建点焊工艺参数多目标优化模型, 其中 NSGA-II 算法的相关参数设置见表 6. 将建立的代理模型作为多目标优化算法的适应度函数, 以最大的熔核直径、最大的拉剪强度, 以及最小的压痕深度为优化目标, 约束条件为工艺参数变量的范围. 根据实际工程要求, 对目标值另增加了限制条件: $D \geq 4\sqrt{t}$, $H \leq 0.3t$, 产生飞溅, 其中 t 为板厚.

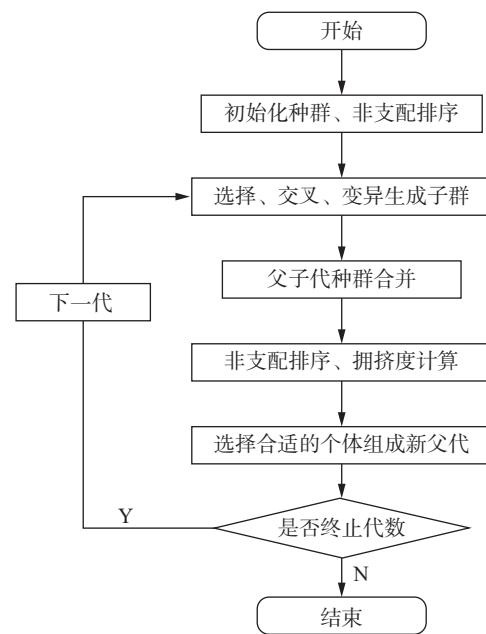


图 4 NSGA-II 优化算法流程图
Fig. 4 Flow chart of NSGA-II optimization algorithm

表 6 NSGA-II 相关参数设置
Table 6 NSGA-II related parameter settings

算法相关参数	数值
种群数量 M (个)	50
最大迭代次数 T (次)	200
交叉率 P_c	0.9
函数容差 Δt	1×10^{-5}
变异概率 P_m	0.1
最小工艺参数	[5.5,200,2]
最大工艺参数	[9.5,600,6]
工艺参数步长	[0.2,10,0.2]

注: 最小工艺参数中的数值[5.5,200,2]表示焊接电流为 5.5 kA, 焊接时间为 200 ms, 电极压力为 2 kN. 最大焊接工艺参数和焊接工艺参数步长表示的含义类似.

3.2 优化结果与验证

经过多代寻优, 一共得到了图 5 所示的 50 组 pareto 最优解, 由于目标值之间存在一定的矛盾, 一个目标达到最优解是以牺牲其它目标期望值为代价的, 所以最优解分布在一个细窄的空间曲面上. 由于最终的优化结果已经去除了产生飞溅的情况, 结果中将不存在出现飞溅情况时的工艺参数, 可根据实际工程应用要求寻找最佳的工艺参数组合.

从 pareto 前沿解集中随机挑选表 7 中 8 组工艺参数组合, 通过将试验结果与优化预测结果进行对比验证优化结果和模型的精度, 并计算出二者的

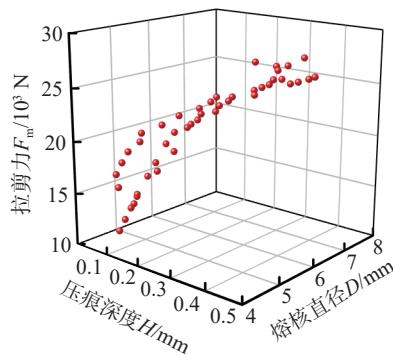


图 5 优化算法得到的最优 pareto 解集

Fig. 5 Optimal pareto solution set obtained by optimization algorithm

相对误差值误差计算公式如下, 得到验证模型的结果见表 8 和图 6.

表 7 验证的工艺参数组合

Table 7 Validated process parameter combination

验证序号	验证参数		
	焊接电流 I/kA	焊接时间 t_w/ms	电极压力 F/kN
1	7.4	370	2.5
2	7.6	190	2.9
3	7.8	370	3.1
4	7.6	550	2.9
5	8.0	520	3.9
6	7.8	420	3.5
7	8.0	480	3.3
8	8.0	520	3.7

表 8 验证结果对比

Table 8 Comparison of validation results

验证序号	熔核直径			压痕深度			拉剪力		
	试验值 D_a/mm	预测值 D_b/mm	误差 δ_1(%)	试验值 H_a/mm	预测值 H_b/mm	误差 δ_2(%)	试验值 F_m/a/N	预测值 F_m/b/N	误差 δ_3(%)
1	6.17	6.23	0.97	0.18	0.168	6.67	24 455.76	24 605	0.61
2	5.64	5.45	3.37	0.12	0.112	6.67	21 020.94	22 447	6.78
3	6.21	6.58	5.96	0.20	0.207	3.50	24 060.04	25 931	7.78
4	6.59	6.66	1.06	0.26	0.239	8.08	26 456.48	26 698	0.91
5	5.95	6.90	15.97	0.30	0.297	1.00	26 253.95	27 337	4.13
6	5.99	6.70	11.85	0.24	0.233	2.92	25 594.87	26 301	2.76
7	6.69	6.98	4.33	0.28	0.27	3.57	25 494.54	27 079	6.21
8	6.17	6.94	12.48	0.30	0.29	3.33	25 622.33	27 410	6.98

$$\delta = \frac{|A_1 - A_2|}{A_1} \times 100\% \quad (1)$$

式中: δ 为误差值; A_1, A_2 分别为试验值和预测值.

从表 8 和图 6 验证结果可知, 各评价接头质量指标的试验值与预测值很接近. 经计算, 拉剪力、压

痕深度和熔核直径的预测结果误差平均值分别为 4.52%, 4.47% 和 7%, 误差均低于 10%, 表明该优化模型具有很好的预测精度和稳定性, 进一步说明 NSGA-II 算法在优化求解该多目标优化问题的有效性, 基于代理模型实现多目标优化的可行性.

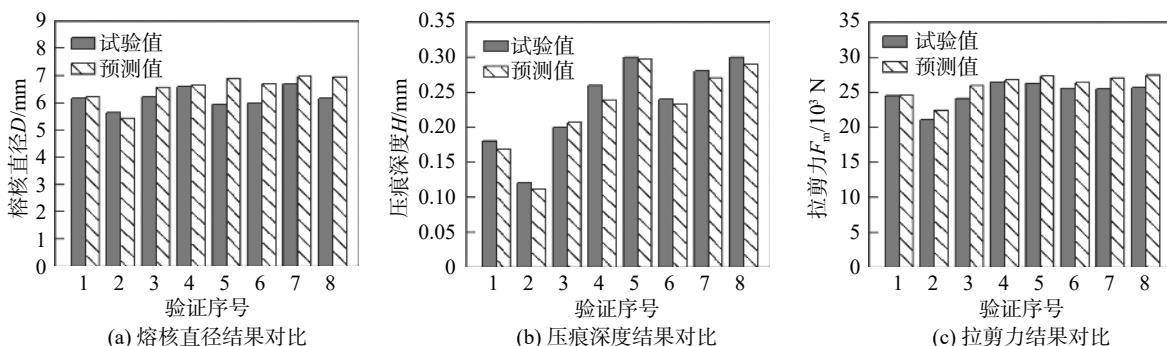


图 6 各评价指标验证结果对比图

Fig. 6 Comparison of validation results of various evaluation indicators

4 结论

(1) 采用正交试验法设计的三因素五水平点焊试验,其中工艺参数范围的设置,以及焊接接头质量评价指标的选定均需要一定的专业知识. 选择较为合适的参数区间,可节省时间与成本.

(2) 利用高斯过程回归和 BP 神经网络建立点焊接头质量评价指标的代理模型,其中回归模型的相关系数 R^2 均接近 1, 分类模型准确度高达 100%, 该代理模型有着很高的预测精度.

(3) 经验证, 基于代理模型和 NSGA-II 实现多目标优化, 可以有效地解决点焊工艺参数多目标优化问题, 设计者可以根据对目标的期望来选择合适的优化解.

参考文献

- Volkers S, Somonov V, Bohm S, et al. Influence on the micro-structure of laser beam welds of high-strength steels[J]. Light-weight Design Worldwide, 2017, 10(4): 40 – 45.
- 高丽, 周月明, 刘俊亮, 等. 双相钢的研究进展及应用 [C]//第七届(2009)中国钢铁年会大会论文集(中), 2009: 938-942.
- Gao Li, Zhou Yueming, Liu Junliang, et al. Research progress and application of dual-phase steel [C]//Proceedings of the 7th (2009) China Steel Annual Conference (middle), 2009: 938-942.
- Shi G, Westgate S A. Resistance spot welding of high strength steels[J]. International Journal for the Joining of Materials, 2004, 16(1): 9 – 14.
- Eusebio J M, Jose A E, Valentin M, et al. Optimization of geometric parameters in a welded joint through response surface methodology[J]. Construction and Building Materials, 2017, 154: 105 – 114.
- Yang Y, Cao L, Wang C, et al. Multi-objective process parameters optimization of hot-wire laser welding using ensemble of metamodels and NSGA-II[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 53: 141 – 152.
- 陶永杰. 面向低碳制造的铝合金薄板激光搅拌焊接工艺参数优化 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
- Tao Yongjie. Optimization of laser stir welding process parameters of aluminum alloy sheet for low-carbon manufacturing [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
- 吕小青, 王旭, 徐连勇, 等. 基于组合模型的 MAG 焊工艺参数多目标优化 [J]. 焊接学报, 2020, 41(2): 6 – 11.
- Lü Xiaoqing, Wang Xu, Xu Lianyong, et al. Multi-objective optimization of MAG welding process parameters based on combination model[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2020, 41(2): 6 – 11.
- Djuric A, Mili D, Klobar D, et al. Multi-objective optimization of the resistance spot-welding process parameters for the welding of dual-phase steel DP500[J]. Materials and Technologies, 2021, 55(2): 201 – 206.
- Zhao D, Ivanov M, Wang Y, et al. Multi-objective optimization of the resistance spot welding process using a hybrid approach[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 32: 2219 – 2234.
- Zhang G, Lin T, Luo L, et al. Multi-objective optimization of resistance welding process of GF/PP composites.[J]. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021, 13(15): 2560.
- 姚煜, 胡涛, 付建勋, 等. 小样本分散数据的回归建模和多目标优化 [J]. 上海大学学报(自然科学版), 2022, 28(3): 451 – 462.
- Yao Yu, Hu Tao, Fu Jianxun, et al. Regression modeling and multi-objective optimization of small sample scattered data[J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2022, 28(3): 451 – 462.
- 许方敏, 许忠斌, 朱科, 等. 基于高斯过程回归的注塑质量多目标优化方法 [J]. 塑料工业, 2022, 50(4): 94 – 98,122.
- Xu Fangmin, Xu Zhongbin, Zhu Ke, et al. Multi-objective optimization method for injection quality based on Gaussian process regression[J]. Plastic Industry, 2022, 50(4): 94 – 98,122.
- Palanivel R, Dinaharan I, Laubscher R F. Application of an artificial neural network model to predict the ultimate tensile strength of friction welded titanium tubes[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2019, 41: 1 – 13.
- 杨亚超, 全惠敏, 邓林峰, 等. 基于神经网络的焊机参数预测方法 [J]. 焊接学报, 2018, 39(1): 32 – 36.
- Yang Yachao, Quan Huimin, Deng Linfeng, et al. Prediction method of welding machine parameters based on neural network[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2018, 39(1): 32 – 36.
- 刘艺繁, 阎春平, 倪恒欣, 等. 基于 GABP 和改进 NSGA-II 的高速干切滚齿工艺参数多目标优化决策 [J]. 中国机械工程, 2021, 32(9): 1043 – 1050.
- Liu Yifan, Yan Chunping, Ni Hengxin, et al. Multi-objective optimization decision of high-speed dry cutting gear hobbing process parameters based on GABP and improved NSGA-II [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(9): 1043 – 1050.

第一作者:卓文波, 硕士研究生; 主要从事电阻点焊工艺、强度及疲劳分析, 点焊过程中液态金属脆机理研究, 以及点焊相关机器学习方向的研究; Email: zhuowb@126.com.

通信作者:陈秋任, 博士, 副研究员; Email: chenqr@mat-jitri.cn.