

基于 LSSVM 和 AFSA 的摩擦焊接 工艺参数优化

舒服华

(武汉理工大学 机电工程学院, 武汉 430074)



舒服华

摘 要: 为了准确和快速确定最佳摩擦焊接工艺参数, 提出了一种最小二乘支持向量机与鱼群算法相结合的摩擦焊接工艺参数优化方法。以摩擦时间、摩擦压力和顶锻压力 3 个主要摩擦焊接工艺参数为优化对象, 焊接接头抗拉强度为优化目标, 通过最小二乘支持向量机拟合优化对象与优化目标之间的复杂函数关系。首先进行焊接试验, 以试验数据为样本对模型进行训练, 然后用鱼群算法对模型进行优化, 获得最佳摩擦焊接工艺参数。结果表明, 该方法具有建模容易、求解快捷等优点, 优化得到的工艺参数与正交回归优化的工艺参数相比, 使焊接接头的抗拉强度提高了 2.1%。

关键词: 摩擦焊接; 工艺参数; 优化; 最小二乘支持向量机; 人工鱼群算法

中图分类号: TG13 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-360X(2008)12-0104-05

0 序 言

摩擦焊接以其优质、高效、节能、无污染等特点, 在许多领域得到了广泛的应用。然而, 摩擦焊与传统的焊接方法不同, 它涉及诸多学科。焊接过程中, 材料表面要发生剪切、粘着、摩擦、相变、溶合、传质等现象, 并伴随着热的传导、扩散等, 焊接质量与母材性质、表面加工状况、轴向压力、轴向速度、顶锻压力、焊接时间和轴向缩短量等因素有关, 且它们呈现出的是—种复杂的非线性关系, 难以建立精确的数学模型^[1]。目前, 摩擦焊接工艺优化主要以试验法和线性归划为主, 存在精度低和过程复杂等缺点。近年来, 许多学者将人工神经网络技术应用于摩擦焊接工艺参数优化, 取得了一定的突破, 虽然可获得较高的优化精度和工作效率, 但也存在先天性不足^[2-4]。支持向量机(support vector machine, SVM)是由统计学理论发展起来的一种新型学习机器, 它以结构风险最小化原理为理论基础, 具有较强的学习泛化能力, 较好解决了高维数、局部极小、小样本等机器学习问题^[5]。人工鱼群算法(artificial fish-swarm algorithm, AFSA)是一种基于模拟鱼群行为的智能搜索优化算法, 具有良好的克服局部极值、取得全局极值的能力^[6]。文中将支持向量机与人工鱼群算法进行有机结合优化摩擦焊接工艺参数, 以克服常规优

化方法的不足。

1 支持向量机——人工鱼群算法优化模型

1.1 优化模型的基本原理

应用支持向量机(SVM)和人工鱼群算法(AFSA)优化摩擦焊接工艺参数, 主要是利用 SVM 的非线性映射特征和 AFSA 的并行、随机、自适应、全局性搜索的特性。

优化模型的基本原理是: 通过试验获得目标函数与各影响因素间的离散关系(试验数据), 用支持向量机模型的隐式来表达这种函数关系, 即将试验数据作为样本输入模型进行训练, 建立输入输出之间的非线性映射关系, 并将“知识信息”储存在连接权和相关系数上, 使之形成一个“虚拟”函数, 然后, 利用 AFSA 对形式未知的函数求优化解。

SVM-AFSA 型求解优化问题的数学模型可表示为

$$\max f(y_1, y_2, \dots, y_m)$$

$$Y = \text{SVM}(X)$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$$

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$$

式中: X 为 SVM 的输入向量; Y 为 SVM 的输出向量; f 为非线性优化指标综合评价函数。

具体过程为: 对建立好的系统模型随机产生多组输入向量 X (输入向量 X 的各分量必须在各自值域内), 通过 SVM 求得相应的输出向量 Y , 再由评价函数 f 计算出各个输出向量 Y 的目标适应度; 利用 AFSA 算法, 通过适应度值重新调整输入向量 X , 在给定的综合评价函数的指导下 (通过适应度值选择个体) 产生种群, 新产生的输入向量 X 较之旧值具有更好的适应性。最后得到具有最优或次优的优化目标 Y , 相应的 X 也即为此目标的优化结果。

文中采用最小二乘支持向量机 (least square support vector machine, LSSVM) 作为函数拟合工具, 用等式约束代替标准 SVM 的不等式约束, 将二次规划问题转化为线性方程组求解, 降低了计算复杂性, 具有更快的求解速度和更好的鲁棒性。

1.2 最小二乘支持向量机

支持向量机的基本思想是通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种非线性关系, 即通过非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 把样本空间映射到一个高维特征空间 (Hilbert 空间), 把寻找最优线性回归超平面的算法归结为求解一个凸约束条件下的一个凸规划问题, 并可以求得全局最优解, 使在特征空间中可以应用线性学习机的方法解决样本空间中的高度非线性回归问题, 原理如图 1 所示^[7]。

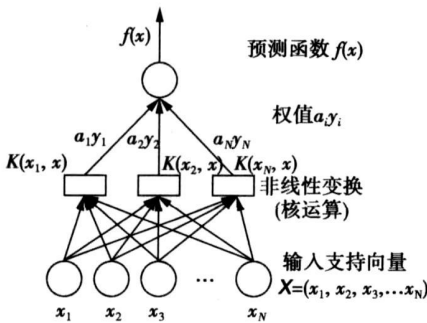


图 1 支持向量机原理
Fig 1 Principle of support vector machine

LSSVM 通过最小化经验风险与结构风险之和来求解 SVM。设某一待回归系统的输入、输出样本数据集为

$\{x_k, y_k\} (k=1, 2, \cdots, N)$

式中: x_k 为 n 维系统输入向量, $x_k \in \mathbf{R}^n$; y_k 为系统输出向量, $y_k \in \mathbf{R}$ 。LSSVM 回归模型可以表示为

$$f(x) = \omega^T \varphi(x) + b \tag{1}$$

式中: $\varphi(\cdot): \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}^{nh}$ 将输入空间映射为高维特征空间的映射函数; ω 为超平面的权值向量, $\omega \in \mathbf{R}^n$; b

为偏置量。

LSSVM 回归算法选择误差 e_k 的 2-范数为损失函数, 其优化问题为

$$\left. \begin{aligned} \min J(\omega, e) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k &= \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k, \quad k = 1, 2, \cdots, N \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

式中: $\gamma > 0$ 为惩罚系数, 用于调节误差所取的作用^[3]。

引入 Lagrange 函数进行求解, 得

$$L(\omega, b, e, a) = J(\omega, e) - \sum_{k=1}^N a_k (\omega^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k) \tag{3}$$

式中: $a_k (k=1, 2, \cdots, N)$ 为 Lagrange 乘子。

最优的 a 和 b 可以通过 KKT 条件获得^[8], 即

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \omega} &= 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} &= 0 \\ \frac{\partial L}{\partial a_k} &= 0 \end{aligned} \right\} \Rightarrow \left. \begin{aligned} \omega &= \sum_{k=1}^N a_k \varphi(x_k) \\ \sum_{k=1}^N a_k &= 0 \\ a_k &= \gamma \cdot e_k \\ \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k &= 0 \end{aligned} \right\} \tag{4}$$

通过消去式 (4) 中的变量 ω 和 e_k , 优化问题转化为求解如下线性方程组^[7], 即

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \bar{\mathbf{1}}^T \\ \bar{\mathbf{1}} & \Omega + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中: $y = [y_1, y_2, \cdots, y_N]^T$; $\bar{\mathbf{1}} = [1, 1, \cdots, 1]$; $a = [a_1, a_2, \cdots, a_N]^T$; \mathbf{I} 为单位矩阵; Ω 为方阵。

根据 Mercer 条件可知, 存在映射 $\varphi(\cdot)$ 和 $K(\cdot, \cdot)$ 使得

$$\begin{aligned} \Omega_{ij} &= \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = K(x_i, x_j), \\ i, j &= 1, 2, \cdots, N \end{aligned} \tag{6}$$

由式 (5) 求出 a, b 后, 可得到 LSSVM 的非线性函数估计为^[8]

$$y(x) = \sum_{k=1}^N a_k K(x, x_k) + b \tag{7}$$

选择不同形式的核函数 $K(\cdot, \cdot)$, 可以生成不同的支持向量机。

1.3 人工鱼群算法

人工鱼群优化算法是一种模拟鱼群行为的全新智能优化算法。鱼群算法主要是利用了鱼的觅食、聚群和追尾行为, 从构造单条鱼的底层行为做起, 通过鱼群中各个体的局部寻优, 从而达到全局寻优的目的^[9, 10]。

人工鱼个体的状态表示为向量 $X = (x_1, x_2, \cdots, x_n)$, 其中, $x_k (k=1, 2, \cdots, n)$ 为欲寻优的控制变

量;人工鱼当前所在位置的食物浓度表示为 $Y=f(X)$, 其中 Y 为目标函数值;人工鱼个体之间的距离表示为 $d_{ij}=\|X_i-X_j\|$; d_{visual} 表示人工鱼的感知距离; δ 表示拥挤度因子; S_{step} 表示人工鱼移动的步长。

人工鱼的行为数学描述如下。

(1) 觅食行为

人工鱼当前状态为 X_i , 在可见域内 ($d_{ij} \leq d_{\text{visual}}$) 随机选择一个状态 X_j , 如果 $Y_i < Y_j$ 则向该方向前进一步; 反之, 则重新随机选择状态 X_j , 判断是否满足前进条件; 反复尝试几次后, 如果仍不满足前进条件, 则随机移动一步。其过程用数学表达式表示为

$$\begin{aligned} x_{\text{next}k} &= \text{Rand}(\text{step})(x_{jk} - x_{ik}) / \|X_j - X_i\|, & Y_j > Y_i \\ x_{\text{next}k} &= x_{ik} + \text{Rand}(\text{step}), & Y_j \leq Y_i \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $k=1, 2, \dots, n$; x_{jk} , x_{ik} 和 $x_{\text{next}k}$ 分别表示状态向量 X_j , X_i 及人工鱼下一步状态向量 X_{next} 的第 k 个元素, $\text{Rand}(\text{step})$ 表示 $[0, S_{\text{step}}]$ 间的随机数; Y 表示食物浓度。

(2) 聚群行为

设人工鱼当前状态为 X_i , 探索当前邻域内 (即 $d_{ij} < d_{\text{visual}}$) 的伙伴数目 n_f 及中心位置 X_c , 若 $n_f \neq 0$, 表明其可见域内存在其它伙伴, 则按式 (9) 探索伙伴中心位置 X_c 。

$$x_{ck} = \left(\sum_{j=1}^{n_f} x_{jk} \right) / n_f \quad (9)$$

式中: x_{ck} 表示中心位置状态向量 X_c 的第 k 个元素; x_{jk} 表示第 j ($j=1, 2, \dots, n_f$) 个伙伴 X_j 的第 k 个元素。

计算该中心位置的食物浓度值 Y_c , 如果满足 $Y_c / n_f > \delta_i$

表明伙伴中心位置有较多的食物并且不太拥挤, 则执行

$$x_{\text{next}k} = x_{ik} + \text{Rand}(\text{step})(x_{ck} - x_{ik}) / \|X_c - X_i\| \quad (11)$$

否则人工鱼执行觅食行为。

若 $n_f=0$, 表明可见域内不存在其它伙伴, 也执行觅食行为。

(3) 追尾行为

设人工鱼当前状态为 X_i , 探索当前邻域内 (即 $d_{ij} \leq d_{\text{visual}}$) 的伙伴中 Y 为最大的伙伴 X_{max} , 如果 $Y_{\text{max}} > \delta_i$, 表明伙伴 X_{max} 的食物浓度较高, 并且其周围不太拥挤, 则执行式 (12); 否则执行觅食行为。

$$x_{\text{next}k} = x_{ik} + \text{Rand}(\text{step})(x_{\text{max}k} - x_{ik}) / \|X_{\text{max}} - X_i\| \quad (12)$$

式中: $x_{\text{max}k}$ 表示状态向量 X_{max} 的第 k 个元素。

若人工鱼当前可见域内没有其它伙伴, 也执行觅食行为。

(4) 公告板

公告板用来记录最优人工鱼个体的状态及该人工鱼位置的食物浓度值, 每条人工鱼在行动一次后就将自身当前状态与公告板进行比较, 如果优于公告板则用自身状态取代公告板状态。

2 摩擦焊接工艺参数优化

2.1 参数选取与数据采集

在摩擦焊接的生产实际中, 焊接工件的直径、转速、摩擦压力、摩擦时间直接影响摩擦扭矩、摩擦加热功率、焊接温度等。这些工艺参数对摩擦焊接工件表面上的高速摩擦塑性变形层、深塑区及焊接接头性能都有着很大的影响^[1, 2]。在焊接转速确定后, 摩擦压力、摩擦时间以及顶锻压力将直接影响焊接质量。衡量摩擦焊接质量的指标很多, 而抗拉强度是一个最具代表性的指标^[10]。因此, 文中以焊接接头的抗拉强度作为评判焊接质量的标准。在焊件尺寸、转速选定的条件下, 主要考虑摩擦时间、摩擦压力和顶锻压力 3 个主要因素 (用下标 A, B, C 表示) 对焊接接头抗拉强度的影响^[11-13]。

试验焊接材料为 Q235 钢, 焊接设备为 C-25A-2 型连续驱动摩擦焊机, 焊件直径为 $\phi 25$ mm, 焊机转速为 1 475 r/min 进行试验^[1]。采用正交试验设计, 每种试验参数取 3 个水平, 如表 1 所示, 共安排试验 40 组, 其中 31 组试验数据作为训练样本, 其余 9 组为测试样本。

表 1 试验参数水平表

Table 1 Parameters and levels of test

水平	摩擦时间 t_A/s	摩擦压力 p_B/MPa	顶锻压力 p_C/MPa
1	2.0	1.5	2.5
2	3.0	2.0	3.0
3	4.0	2.5	4.0

2.2 建立 LSSVM 模型

以摩擦时间 (t_A/s)、摩擦压力 (p_B/MPa) 和顶锻压力 (p_C/MPa) 为输入量, 焊接接头抗拉强度 (R_m/MPa) 为输出量, 建立 LSSVM 系统, 采用径向基核函数。模型性能评价指标采用平均误差计算公式^[7]

$$\epsilon = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|Q_i - Y_i|}{Y_i}$$

式中: Q_i 为实际的测量值; Y_i 为预测值; m 为验证

次数。

核宽度 σ 和惩罚系数 γ 是建立 LSSVM 模型的重要问题。 σ 和 γ 的选择通常采用交叉验证方法, 但是交叉验证方法由于 σ 和 γ 的参数集参数有限的原因, 经常出现不能满足达到误差精度的情况。文中采用一种自适应的 σ 和 γ 选择来建立 LSSVM 模型^[5]。

2.3 系统的训练和测试

以训练样本对系统进行训练, 完成训练后用表 2 中的测试样本对系统进行测试。步骤如下^[12-13]:

- (1) 输入训练样本;
- (2) 选定径向基核函数, 初始化核宽度 σ 和惩罚因子 γ ;
- (3) 用自适应选择方法求解核宽度 σ 和惩罚因子 γ ;
- (4) 根据 LSSVM 算法求解回归参数 a 和 b ;
- (5) 将模型参数引入 LSSVM 预测机, 输入测试样本预测焊接接头抗拉强度。

预测结果如表 1, 最大预测误差小于 2%。平均误差为 1.5%。说明网络具有较高的预测能力和精度, 模型可用于摩擦焊接工艺参数的优化。

表 2 测试样本及结果
Table 2 Test samples and results

样 本 号	摩擦 时间 t_A/s	摩擦 压力 p_B/MPa	顶锻 压力 p_C/MPa	抗拉强度 R_m/MPa		
				实测值	预测值	误差 (%)
1	2.0	1.5	2.5	850.45	864.91	1.7
2	2.0	2.0	3.0	880.98	891.55	1.2
3	2.0	2.5	4.0	871.02	887.57	1.9
4	3.0	1.5	2.5	845.56	859.09	1.6
5	3.0	2.0	3.0	860.58	858.53	1.4
6	3.0	2.5	4.0	868.22	860.41	0.9
7	4.0	1.5	2.5	870.24	883.29	1.5
8	4.0	2.0	3.0	894.62	910.27	1.8
9	4.0	2.5	4.0	824.55	812.18	1.5

2.4 焊接工艺参数优化

设定优化参数摩擦时间(t_A)、摩擦压力(p_B)和顶锻压力(p_C)的可行区域: $t_A \in [1, 5]$, $p_B \in [0.5, 3]$, $p_C \in [1, 6]$; 设定人工鱼群算法参数: 群体规模 $N=20$, 最大迭代次数 $G_{Genmax}=60$, 可见域 $d_{visual}=0.5$, 移动步长最大值 $S_{step}=0.005$, 拥挤度因子 $\delta=1.5$ 。利用 AFSA 优化焊接工艺参数: 摩擦时间(t_A)、摩擦压力(p_B)和顶锻压(p_C), 步骤如下^[7]:

- (1) 输入原始数据 N , G_{Genmax} , d_{visual} , S_{step} , δ 等。
- (2) $G_{Gen}=0$, 在优化参数可行域内随机生成 N

- 个人工鱼个体, 形成初始鱼群(原始解)。
- (3) 计算初始鱼群中各个体当前位置的食物浓度值 Y , 比较大小, 取最大值者进入公告板, 保存其状态及 Y 值。
 - (4) 各人工鱼分别执行追尾行为和聚群行为, 选择行动后 Y 值较大者的行为实际执行, 缺省行为方式为觅食行为。
 - (5) 各人工鱼每次行动完毕, 检验自身状态与公告板状态, 若优于公告板状态, 则以自身状态取代之。
 - (6) 判断 G_{Gen} 值是否已达到预置的最大迭代次数 G_{Genmax} , 若是, 则输出计算结果, 否则 $G_{Gen}=G_{Gen}+1$, 转步骤(4)。

通过运行程序得到最优解, 并与文献[1]的结果比较(表 3), 优化过程如图 2 所示。根据优化得到的工艺参数进行摩擦焊接试验^[14], 结果见表 3。运用文中方法优化得到的焊接工艺参数, 预测的焊接接头抗拉强度与实测值误差为 0.5%, 优于文献[1]的 1.1%, 焊接接头实际抗拉强度比正交回归法提高 2.1%; 算法收敛速度快, 迭代 20 次就收敛, 说明 AFSA 优化方法效果好, 效率高。

表 3 优化结果及比较
Table 3 Optimization results and comparison

优化方法	摩擦时间 t_A/s	摩擦压力 p_B/MPa	顶锻压力 p_C/MPa	抗拉强度 R_m/MPa	
				预测值	实测值
正交回归法	2.7	1.9	2.2	898	889
文中方法	2.84	1.92	2.38	917	911

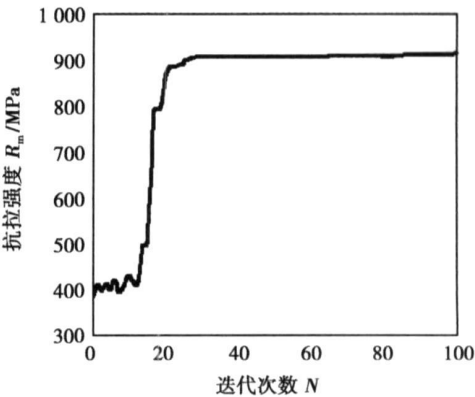


图 2 人工鱼算法优化过程
Fig 2 Optimization course of AFSA

3 结 论

利用最小二乘支持向量机技术建立了摩擦焊接

工艺参数与焊接强度的关系模型,运用人工鱼群算法对模型进行了优化,获得最优摩擦焊接工艺参数。LSSVM 模型抗干扰能力和概括性强,适合小样本状态下的机器学习问题,性能不仅优于 ANN 模型,也优于标准 SVM 模型^[15]。AFSA 算法具有并行性、全局性、简单性、快速性、跟踪性等特点,对解决一些非凸、非线性及离散的优化问题十分有效^[16]。利用 LSSVM 和 AFSA 相结合的方法优化摩擦焊接工艺参数,具有操作方便、求解快捷、优化精度高等优点,优化得到的工艺参数能明显提高焊接质量,对实际摩擦焊接工艺设计具有一定的指导作用。

参考文献:

[1] 张学良,万秀颖,王 玉. 正交试验在摩擦焊工艺参数优化中的应用[J]. 制造技术与机床, 2006, 25(2): 102-103.

[2] 王 玉,高大路,廖明夫,等. 异种材料摩擦焊接工艺参数的神经网络模型[J]. 焊接学报, 2005, 26(4): 33-36.

[3] 刘小文,薛朝改,张小剑. 铜板搅拌摩擦焊接工艺优化[J]. 焊接, 2003(12): 9-12.

[4] 赵熹华. 压力焊[M]. 北京: 机械工业出版社, 1989.

[5] 曹一波,谢小鹏. 基于最小二乘支持向量机的磨损预测[J]. 润滑与密封, 2007, 32(2): 138-141.

[6] 唐剑东,熊信银,吴耀武,等. 基于人工鱼群算法的电力系统无功优化[J]. 继电器, 2004, 32(19): 9-12.

[7] 吴德会. 基于最小二乘支持向量机的表面粗糙度预测模型铣削加工[J]. 中国机械工程, 2007, 18(7): 838-840.

[8] 张 猛,付丽华,张 维. 一种新的最小二乘支持向量机算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(11): 33-34.

[9] 俞 洋,殷志锋,田亚菲. 基于自适应人工鱼群算法的多用户检测器[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(1): 121-124.

[10] 刘耀年,李迎红,张冰冰,等. 基于人工鱼群算法的最优潮流计算[J]. 电工电能新技术, 2006, 25(4): 30-33.

[11] 赵家瑞. 摩擦搅拌焊新工艺发展与应用[J]. 电焊机, 2000, 16(12): 12-14.

[12] 冯 静,陈中中,马胜钢. 神经网络预测摩擦焊工艺参数和接头性能[J]. 机械工程师, 2005, 12: 40-41.

[13] 刘小文,张小剑,薛朝改,等. 基于神经网络的搅拌摩擦焊接头质量预测系统研究[J]. 焊接技术, 2003, 32(6): 8-9.

[14] Takeshi Shinoda. Recent development of friction stir welding process [J]. Light Metal Welding and Construction, 1999, 37(9): 406-412.

[15] Yutaka Fukuoka, Hindeo Matsuki, Haruyuki Minamitani. A modified back-propagation method to avoid false local minima [J]. Neural Networks, 1998, 32(11): 1027-1059.

[16] HSU CW, LIN C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.

作者简介: 舒服华,男,1964 年出生,博士研究生,副教授。主要从事优化设计和计算机应用研究工作。发表论文 100 余篇。

Email: thmas2000@163.com

[上接第 103 页]

(3) 对于外径为 12 mm,壁厚为 3 mm 空心螺柱,合理的旋弧电流范围为 1~2 A,并给出了最佳的工艺参数窗口。试验表明,旋弧螺柱焊工艺参数明显大于同外径实心螺柱,焊接工艺有较大的规范窗口,但相对实心螺柱窗口变窄。

参考文献:

[1] Chambers H A. Principles and practices of stud welding [J]. PCI Journal, 2001, 46(5): 46-58.

[2] 解德政,高伟廷. 浅析瓷圈和螺柱对螺柱焊接质量的影响及其对策[J]. 变压器, 2000, 37(4): 25-26.

[3] 罗 键,贾昌申,王雅生,等. 外加纵向磁场 GATW 焊接熔池流动机理[J]. 机械工程学报, 2001, 37(4): 29-32.

[4] 阿勃拉格夫 M A. 电磁作用焊接技术[M]. 韦福水,译. 北京: 机械工业出版社, 1998.

作者简介: 王克鸿,男,1963 年出生,博士,教授。主要从事焊接工艺、焊接过程控制、弧焊机器人智能化和机电一体化设备等方面的研究工作。发表论文 50 余篇。

Email: wkh1602@126.com

Abstract Mechanical properties of the friction weld drill rod, which is guaranteed with the rational welding technology and the rational heat treatment technology, must meet the requirements of profession standards. It is studied how to judge the cause of products being not up to standard. The effect of heat treatment technology on mechanical properties of the welded drill rods is analyzed. The results show that during the normal welding technology the yield intensity lower than that of profession standards, the impact ductility much higher than normal and the lower hardness in the heat treatment area are due to incorrect quench or temper technology. It can be corrected by revising quench or temper technology.

Key words: friction welding; drill rod; heat treatment; mechanical property

Taguchi method application for thermomechanical reliability in PBGA solder joint TAN Guangbin, YANG Ping, CHEN Zixia (School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China). p97—100

Abstract: Taguchi method is applied to evaluate the solder joint reliability of PBGA (plastic ball grid array) under thermal cycling test by using nonlinear finite element method. The size and thickness of PCB (printed circuit board), the size and thickness of substrate, the diameter and height of solder joint, the thickness of die and the thickness of EMC are eight control factors that are selected to configure in L18 orthogonal array. The best control factor combination of PBGA can be decided as a combination with A₁, B₃, C₁, D₂, E₂, F₃, G₃, H₃ based on the optimization of Taguchi method, which solder joint diameter A, PCB size B, die thickness F and solder joint height G are four most important factors among them. The results show that the experimental data and predictive value of optimization are 2.87964 and 0.88286 larger than those of original state separately.

Key words: Taguchi method; plastic ball grid array; thermal cycling; solder joint

Method of hollow stud rotating arc welding WANG Kehong, ZHANG Deku, ZHENG Shixiong, GE Jiaqi (Research & Application Centre of Large Structural Work Welding Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China). p101—103, 108

Abstract: Based on the idea of vertical divergent magnetic field making arc moving along the stud in wall, a new hollow stud rotating arc welding technology is presented. For hollow studs with outer-diameter of 12 mm and wall thickness of 3 mm, the homogeneous revolution of arc along stud wall is realized. Welding process experiments show that the process parameters of rotating arc stud welding are obviously greater than the same outer-diameter solid stud, and the welding technology normalized window is bigger, but narrower than that of solid stud. The optimum parameter of rotary arc current is 1—2 A, welding time is over 600—700 ms, welding current is 800—900 A. Joint performance testing results show that the formation of hollow stud welded joint is full and good. Macrostructure detection results show that there are no defect such as incomplete fu-

sion, slag and porosity, the interface fusion rate reaches 100%, and the interface strength maintains at 370—410 MPa.

Key words: rotating arc welding; hollow stud; stud welding

Friction welding technological parameter optimization based on LSSVM and AFSA SHU Fuhua (School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430074, China). p104—108

Abstract In order to determine friction welding technological parameters correctly and quickly, an optimization model for friction welding technological parameters based on least square support vector machine (LSSVM) and artificial fish-swarm algorithm (AFSA) was presented. With three friction welding technological parameters such as friction pressure, upset pressure and friction temperature as optimization parameters, welding joint tensile strength as optimization object, the nonlinear mapping relation between optimization parameters and optimization object was fitted by LSSVM. Firstly, experiments were taken to get data samples, and LSSVM model was established through data samples above. Then, the model was optimized by AFSA to get welding technological parameters. The results show that the construction model is easy, the optimization solution is quick, and the parameters optimized by this method make welding joint tensile strength increase by 2.1% comparing with that parameters optimized by orthogonal regression method.

Key words: friction welding; technological parameter; optimization; least square support vector machine; artificial fish-swarm algorithm

Three-wire MAG high speed welding process HUA Xueming¹, MA Xiaoli¹, LIN Hang¹, WANG Fei¹, WU Yixiong¹, Yasuhiko ONIKI², Shigen KAMIFUJI², SHI Jiangang² (1. Shanghai Key Laboratory of Materials Laser Processing and Modification, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China; 2. Tsuneshi Holdings Corporation, Hiroshima 7200393, Japan). p109—112

Abstract A new technology of three-wire MAG high speed welding is researched to replace two-wire welding technology which is usually used to weld fillet in shipyard and the welding speed is under 1.0 m/min. Three wires, namely, leading wire, middle wire and trailing wire, are arranged in tandem. Each wire is equipped with separate wire feeder system, power supply and gas shield device, and welding process parameters can be adjusted individually to meet the various requirements of welding. The results show that the polarity combination of leading wire (DCEP)/middle wire (DCEN)/trailing wire (DCEP) or that of leading wire (DCEN)/middle wire (DCEP)/trailing wire (DCEN) can obtain stable welding process, good weld appearance, symmetrical weld seam, non-porous weld to meet the requirements of the shipbuilding industry; the maximum welding speed can be up to 1.8 m/min and the length of fillet weld leg can be to 5—8 mm by selecting a suitable welding current and welding speed. This new welding technology can be widely used for high-speed fillet welding industry.

Key words: three-wire welding technology; high-speed welding; GMAW; fillet welding