

DOI: 10.3969/j. issn. 1001-3881. 2021. 15. 034

本文引用格式: 吴月玉,张弓,林群煦,等.焊接机器人特征参数预测方法的研究综述与展望[J].机床与液压,2021,49(15): 168-173.

WU Yueyu,ZHANG Gong,LIN Qunxu,et al.Research review and prospect of characteristic parameters prediction methods for welding robot[J].Machine Tool & Hydraulics,2021,49(15):168-173.

焊接机器人特征参数预测方法的研究综述与展望

吴月玉^{1,2}, 张弓¹, 林群煦², 侯至丞¹, 杨文林¹, 刘胜祥², 徐群华^{1,2}, 张雨航¹

(1. 广州中国科学院先进技术研究所, 广东广州 511458; 2. 五邑大学轨道交通学院, 广东江门 529020)

摘要: 焊接机器人可大大改善工人劳动条件、提高生产效率,其特征工艺参数的合理选择是确保焊缝成形质量的关键。分析了焊接机器人焊接过程中关键特征工艺参数对焊接质量的影响,并对各种工艺参数的预测方法及其特点进行了分析和综述。对焊接机器人特征参数预测方法的发展趋势进行了展望,提出了未来的研究方向。

关键词: 焊接机器人; 工艺参数; 预测方法

中图分类号: TG441

Research Review and Prospect of Characteristic Parameters
Prediction Methods for Welding Robot

WU Yueyu^{1,2}, ZHANG Gong¹, LIN Qunxu², HOU Zhicheng¹, YANG Wenlin¹,
LIU Shengxiang², XU Qunhua^{1,2}, ZHANG Yuhang¹

(1. Guangzhou Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou Guangdong 511458, China; 2. College of Rail Transit, Wuyi University, Jiangmen Guangdong 529020, China)

Abstract: Welding robot can greatly improve the working conditions of workers and increase productivity, and the key to ensure the quality of weld forming is to choose reasonable characteristic parameters for the welding robot. The influence of key characteristic parameters on welding quality in the welding process of welding robot was analyzed. The different parameters prediction methods and the parameters characteristics were analyzed and reviewed. The development trend of the characteristic parameters prediction methods for welding robot was prospected, and the future research direction was put forward.

Keywords: Welding robot; Characteristic parameter; Prediction method

0 前言

焊接作为经济发展和国防建设的基础工艺之一,是直接影响汽车、造船、机械、军工等领域的配件材料最终质量的核心技术^[1]。通过测量、控制和优化焊接机器人焊接过程中的特征参数来提高焊缝成形质量和生产效率至关重要。为了适应各领域应用需求,提高焊接机器人特征参数预测的精确性和实时性成为焊接领域研究热点及面临的极大挑战。

为此,本文作者详细总结与分析焊接机器人特征工艺参数预测方法及其特点;结合现有研究进展和应用需求对该技术的发展趋势进行展望,预测了未来工作的研究方向。

1 焊接特征参数预测研究

焊接机器人工艺参数的合理选择是使其设备性能得到充分发挥、减少焊缝缺陷、保证焊接质量的前提,其基本配置^[2]如图 1 所示。焊接工艺参数随着焊接工艺类型的不同而变化,焊接机器人的各个焊接参数都在一定程度上影响焊接质量^[3]。传统焊接工艺的合理制定主要是焊接从业人员根据相关手册采用“理论-试验-生产-理论”的方式进行确定,费时、费力且试验结果不确定性很大^[4]。

为了提高机器人焊接的质量和效率,国内外科科研人员已针对焊接工艺过程中的输入工艺参数和焊接质量的输出焊缝形貌参数之间的关系进行了研究。焊接

收稿日期: 2020-04-29

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFE0123900; 2018YFA0902903); 国家自然科学基金面上项目 (62073092); 广东省自然科学基金项目 (2021A1515012638); 广州市基础研究计划项目 (202002030320)

作者简介: 吴月玉 (1995—), 女, 硕士, 研究方向为机器人智能协同系统应用。E-mail: yy. wu@ giat. ac. cn。

通信作者: 张弓 (1979—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 研究方向为机器人机构学与智能协同。E-mail: gong. zhang@ gi- at. ac. cn。

机器人的焊接特征参数预测从广义上可以归结为从一组已知的焊接输入参数（焊接速度、电弧电压、焊接电流、保护气体成分、气体流量、焊枪的焊接工作角、焊丝的送丝速度和热处理等）到一组输出的焊缝形貌参数（焊缝熔宽、焊缝熔深和焊缝余高等）的映射。氩弧焊焊接机器人的输入输出参数映射关系如图 2 所示。

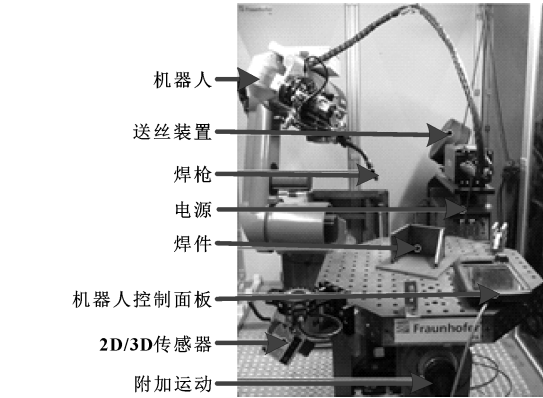


图 1 焊接机器人的配置示意

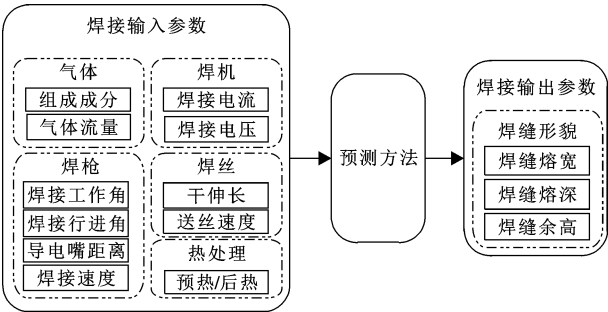


图 2 氩弧焊焊接机器人的输入输出映射关系

2 焊接过程的精确测量

焊接机器人特征参数预测是提高焊接机器人自动焊接程度的基础。为了实现焊接机器人特征参数预测，焊接过程的精确测量至关重要，主要通过经典试验设计方法^[5]和田口方法^[6]实现。

2.1 经典试验设计方法

焊接工程师通常通过大量的焊接试验总结焊接工艺参数对焊接质量的影响规律，然后根据经验设置焊接机器人的焊接参数。因此，采用合理的试验设计方法可以大大减少试验次数^[7-8]。

SUBAN^[9]通过试验设计方法测量电弧焊焊接过程中的焊接电压和电流，并比较了 3 种不同成分的保护气体混合物对焊接过程的影响，其试验设备如图 3 所示。

KULEKCI 等^[10]采用因子设计方法获取焊接销钉高度、刀具旋转和焊接速度与拉伸剪切强度，然后建立神经网络预测 EN AW 5005 铝合金拉伸剪切强度；研究了拉伸剪切强度与焊接参数之间的关系，结果表

明，基于全因子设计的神经网络模型可以较好地预测铝合金拉伸剪切强度。

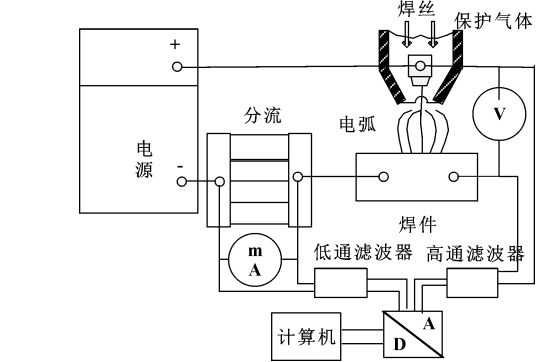


图 3 试验设备示意

2.2 田口方法

为了在设计和开发产品过程中适应环境条件，提高稳健性以降低制造成本，TAGUCHI 等^[11]创造了田口方法。测量焊接参数的田口方法一般流程如图 4 所示。焊接过程中，设计全面的试验往往耗时、费力，很难做到。因此，很多学者采用田口方法对焊接过程进行试验设计以分析焊接工艺参数与焊接质量之间的关系。

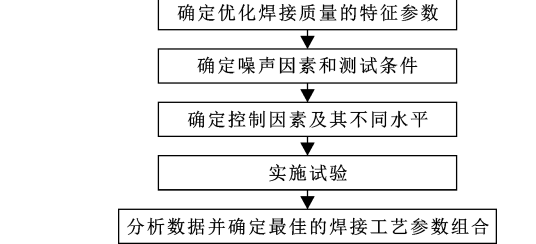


图 4 田口方法流程

TARNG 等^[12]采用灰色田口方法确定了埋弧自动焊的工艺参数对堆焊焊缝质量的影响，并通过信噪比的灰色关联分析验证结果，试验结果表明该方法能有效地确定堆焊时的最佳工艺参数。其试验中所采用的 L8 正交阵列如表 1 所示。

表 1 L8 正交阵列

水平	因素				
	电弧电 流/A	电弧电 压/V	焊接速度/ (cm · min ⁻¹)	电极伸出 长度/mm	预热温 度/℃
1	450	28	30	19	185
2	450	28	30	25	215
3	450	30	40	19	185
4	450	30	40	25	215
5	550	28	40	19	215
6	550	28	40	25	185
7	550	30	30	19	215
8	550	30	30	25	185

SHANJEEVI 等^[13]以 304L 不锈钢和热处理 EN14 钢为对象，考虑摩擦压力、镦锻压力、烧尽长度和转

速等焊接参数对拉伸强度的影响,利用田口正交试验设计了 4 个控制变量 3 个水平的试验。结果表明:在较高的烧尽长度和较高的转速下,较低的摩擦压力可提高材料的抗拉强度。

基于前述焊接过程的精确测量,根据焊接机器人特征参数预测的时效性,将焊接机器人特征参数预测方法分为非实时预测和实时预测。根据实现方式将非实时预测分为多元回归方法^[14-15]、神经网络方法^[16-19]等其他预测方法,如图 5 所示。

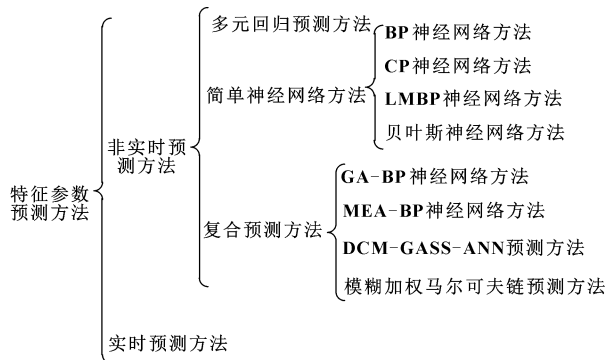


图 5 焊接机器人特征参数预测方法分类

3 非实时预测方法

3.1 多元回归方法

多元回归分析是通过一个经验模型来研究一个因变量的最重要的统计技术之一。一般情况下,响应变量(研究变量)可以通过自变量的组合进行预测^[20]。同样地,焊缝的单一特征变量可以通过多个焊接工艺参数(焊接电流、电弧电压、焊接速度等)的组合进行预测。

YANG 等^[21]对埋弧焊熔敷层的数据进行多元回归分析并构建了焊道高度与焊接电流、电弧电压、焊接速度、电极直径、电极极性和电极伸出长度之间的线性关系方程和曲线关系方程。结果表明:当电极为负极时,线性多元回归方程的相关系数较好;而当电极为正极时,曲线多元回归分析的相关系数略高。

LEE 和 RHEE^[22]建立焊接工艺参数的预测回归方程以获得理想的焊缝几何形状,并验证了回归模型的准确性。结果表明:正向过程的最大预测错误率低于 9.5%,焊接工艺参数预测反过程的预测错误率在 6.5% 以下。所使用的背面焊道预测系统配置如图 6 所示。

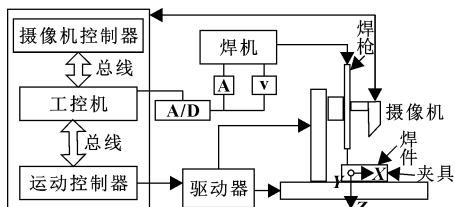


图 6 背面焊道预测系统配置

SIDDAIAH 等^[23]根据全因子设计试验,收集试验数据,通过多元回归分析,建立了 4 个焊缝输入参数与 4 个焊缝响应参数之间的关系,并利用响应面法研究了输入参数与各响应变量之间的相互关系。所建立的数学模型可对 2 mm 厚 SS304 板的电子束对接焊焊缝几何形状进行预测,重复性好、精度高达 91.7%。

通过文献[21-23]可知,采用多元回归方法得到的焊接过程模型,由于焊接过程中存在的非线性和复杂性,不能充分描述整个焊接过程。多元回归模型可以用于识别最重要的焊接工艺参数,并对整个流程进行建模,以分析输入参数的变化对输出的影响,从而提高焊接质量和焊接速度,降低焊接成本。

3.2 简单神经网络方法

神经网络是由具有适应性的简单单元组成的广泛并行互连的网络^[24],具有强大的非线性映射能力^[25]、较强的联想能力^[26]和容错能力^[27]。焊接过程中,焊接工艺的各个参数具有不确定性和耦合性,神经网络可以逼近大多数非线性函数,已被广泛应用于焊接过程的建模。

KIM 等^[28-29]通过 BP 神经网络和多元回归方法预测多次焊接的焊缝余高和焊缝宽度。结果表明:该 BP 神经网络模型不仅能较准确地预测焊缝余高和宽度,而且优于经验模型(线性和曲线方程)。其预测焊缝余高的神经网络结构如图 7 所示。

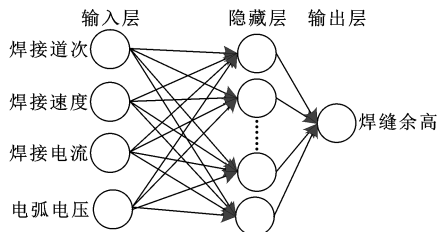


图 7 预测焊缝余高的神经网络结构模型

MUTHU 等^[30]以抗拉强度、伸长率和硬度的试验值为基础,建立了不同规格搅拌摩擦焊焊接 A46063-T6 和 A319.0 铝合金的神经网络回归预测模型,并对所建立的模型进行了 95% 置信水平的验证,结果表明:回归神经网络的预测误差小于其他神经网络方法的预测误差。

JUANG 等^[31]利用 BP 神经网络和 CP 神经网络将 TIG 焊接工艺参数与熔池几何特征联系起来并进行了比较。结果表明:2 种神经网络都能较好地模拟 TIG 焊接过程,CP 神经网络对 TIG 焊接过程有更好的学习能力,但 BP 神经网络对 TIG 焊接过程有更好的泛化能力。

陈子琴等^[32-33]用提取的 9 组焊缝特征信息作为输入,建立贝叶斯神经网络和 LMBP 神经网络对焊件背面的焊缝宽度进行预测。结果表明:贝叶斯神经网络

络和 LMBP 神经网络都具有良好的预测能力、拟合度高, 误差均值较小, 其中 LMBP 神经网络焊缝宽度预测结果如表 2 所示。

表 2 LMBP 神经网络焊缝宽度预测结果

序号	拟合度	训练误差 均值/mm	训练 方差	实际误差 均值/mm	实际 方差
1	0.936 49	9.66×10^{-7}	0.005 3	0.159 7	0.025 5
2	0.833 75	0.002 8	0.044 5	0.178 2	0.092 5
3	0.841 46	1.29×10^{-5}	0.007 7	0.142 1	0.027 2
4	0.968 16	1.02×10^{-5}	0.003 1	0.136 0	0.022 5
5	0.935 40	7.22×10^{-5}	0.004 2	0.131 2	0.022 0
6	0.962 42	5.883×10^{-5}	0.003 2	0.082 5	0.007 4
7	0.964 69	4.53×10^{-4}	0.004 1	0.125 1	0.022 1
8	0.952 65	2.71×10^{-4}	0.003 8	0.148 5	0.025 5
9	0.956 67	1.70×10^{-4}	0.004 3	0.137 9	0.017 6
10	0.908 24	3.53×10^{-4}	0.008 1	0.225 6	0.058 4

通过文献[28–33]可知, 虽然与传统的回归方法相比, 神经网络方法预测精度高, 但是神经网络建模需要大量的时间和成本来训练网络。如果样本容量有限, 样本数据中有太多的噪声, 那么具有许多隐含层的网络可能会过度拟合。

3.3 复合预测方法

近年来, 随着对焊接机器人特征参数预测研究的不断深入, 其他新算法与及多种算法结合的方法为焊接机器人特征参数预测提供了新的思路。

NAGESH 和 DATTA^[34] 提出使用遗传算法优化焊接变量的高宽比后应用人工神经网络预测焊缝几何形状的 TIG 焊接过程复合预测方法, 试验结果表明: 该方法可有效地用于 TIG 焊接焊缝几何特征的确定。

SHANAVAS 和 DHAS^[35] 以工具销几何形状、工具转速、焊接速度和工具倾斜角为输入构建模糊逻辑预测模型, 预测搅拌摩擦焊的焊缝拉伸强度和伸长率。试验结果表明: 与统计分析模型相比, 该模糊模型能较好地预测输出结果, 且误差较小。

CHANG 等^[36] 以焊接电流、焊接速度、焊枪工作角度和熔池宽度为输入参数, 构建基于思维进化算法优化的反向传播神经网络 (BPNN) 模型, 预测焊缝钝边穿透度和焊缝两侧腿长。试验结果表明: 钝边穿透预测误差在 0.1 mm 以内, 腿长预测错误率小于 7%, 为实现焊缝钝边穿透度和焊缝两侧腿长预测提供了新思路。

ZHONG 等^[37] 使用 GCM (灰色关联模型)、GASA (退火遗传算法) 与 ANN (人工神经网络) 构建了组合算法模型预测焊缝宽度, 仿真结果表明: 该方法在激光焊接参数预测方面具有较高的精度, 与传统的人工神经网络相比具有更好的性能。ANN、GCM-

ANN 和 GCM-GASA-ANN 三种焊接宽度预测方法相对误差如图 8 所示。

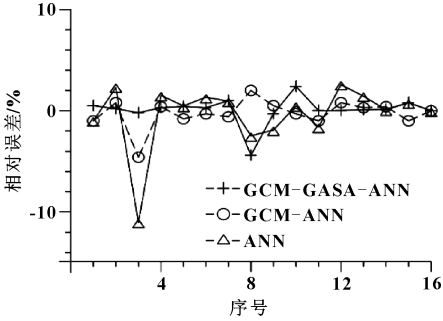


图 8 三种焊接宽度预测方法相对误差的比较

洪延武等^[38] 将多种群遗传算法与神经网络相结合建立模型, 对激光-电弧复合焊接焊缝形貌特征进行预测, 预测形貌与实际形貌误差在 5% 以内, 参数转化后误差在 3% 左右。邢海燕等^[39] 将无偏灰色预测理论和马尔可夫链结合, 建立模糊加权马尔科夫链模型, 对焊缝隐性损伤状态进行定量预测, 验证结果的最大相对误差为 5.046 4%。

4 实时预测方法

为了满足现代工业的要求, 焊接机器人必须具有处理变化条件的灵活性, 而焊接机器人特征参数是决定焊接质量的关键因素。因此, 焊接机器人特征参数的实时预测成为焊接领域的研究热点。

SON 等^[40] 开发了在线学习神经网络模型, 研究焊接参数与焊道宽度之间的相互关系, 并将其应用于机器人 GMA 焊接过程的在线质量控制系统。与离线学习神经网络的预测能力相比, 所建立的模型具有较好的预测效果。

LIU 和 ZHANG^[41] 采用三维视觉传感系统对钨极气体弧焊熔池的特征参数进行实时测量, 然后采用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 对熟练焊工进行仿真, 并通过动态试验建立了背面焊道宽度与焊接电流和速度的关系模型, 最后采用该模型进行预测与控制, 以达到所需的背面焊道宽度。焊接试验表明: 所开发的控制系统在各种扰动和初始条件下均能有效地实现焊接接头的熔深要求。

GÜNTHER 等^[42] 使用自动编码的深度学习神经网络, 从真实的高维激光焊接数据中提取显著的、低维的特征后引入时间差学习算法, 以获取关于激光焊接过程的重要实时信息; 并将时间扩展预测与深度学习相结合, 直接将传感器数据映射到焊缝的最终质量。该方法为提高激光焊接和其他生产工程领域的自动化水平提供了一个新的思路。

LEI 等^[43] 构建了一种结合熔池焊接参数和熔池形态特征的多信息融合神经网络, 以预测熔池焊缝的几何特征。试验结果表明: 该模型能有效、稳定地预测

焊缝几何特征, 平均绝对百分误差 (MAPE) 小于 1%、均方误差 (MSE) 小于 0.1%、整个过程时间小于 90 ms, 可以满足大规模实时薄板激光焊接应用的时间要求。试验中所选样品的模型性能如表 3 所示。

表 3 多信息融合神经网络试验中所选样品的模型性能

序 号	工艺参数		焊缝预测 几何尺寸		焊缝实际 几何尺寸	
	激光功 率/W	焊接速度/ (m · min ⁻¹)	腰宽/ mm	背面宽 度/mm	腰宽/ mm	背面宽 度/mm
1	920	1.0	1.63	1.36	1.60	1.38
2	1 000	0.8	2.04	1.63	2.01	1.66
3	1 240	0.8	2.54	1.81	2.59	1.78

5 总结与展望

经过近 30 年的发展, 焊接机器人已广泛运用于先进制造业。为了提高焊接机器人在各个领域的适应性和可靠性, 提高焊接机器人的焊接质量, 焊接机器人焊接特征参数预测的实时性和精确度亟需进一步提高。随着对焊接机器人特征参数预测方法的深入研究, 未来研究焊接机器人特征参数的预测方法可考虑以下几个方面:

(1) 为克服单一预测模型局限性, 可使用遗传算法优化权值和阈值构建组合模型, 以提高参数预测精度与预测结果的可信度。

(2) 使用迁移学习构建焊缝图像数据识别模型, 可减少焊缝图像的样本数据量, 提高焊缝图形特征提取模型训练的速度和焊缝图像特征的提取精度; 使用迁移学习回归预测可以减少焊接参数预测训练模型所需的样本量, 提高预测精度。

(3) 将焊接特征参数预测软件打造成 B/S 模式的软件系统, 使有权限的用户可以实现焊接数据的远程共享, 以增加预测模型的训练样本数据, 提高预测精度。

参考文献:

[1] CHANG I, CHO Y, PARK H, et al. Importance of fundamental manufacturing technology in the automotive industry and the state of the art welding and joining technology[J]. Journal of Welding and Joining, 2016, 34(1): 21-25.

[2] SCHMIDT A, MARTIN C, DIETZ T, et al. A generic data structure for the specific domain of robotic arc welding[J]. Procedia CIRP, 2018, 72: 322-327.

[3] SEN M, MUKHERJEE M, PAL T K. Evaluation of correlations between DP-GMAW process parameters and bead geometry[J]. Welding Journal, 2015, 94(8): 265-279.

[4] 林惠乐, 黄振峰, 毛汉领. 基于遗传神经网络的机器人焊接工艺参数优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015(10): 124-127.

LIN H L, HUANG Z F, MAO H L. Optimization of robotic welding process parameters based on genetic neural network[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2015(10): 124-127.

[5] DEL COZ DÍAZ J J, SERRANO LÓPEZ M A, LÓPEZ-COLINA PÉREZ C, et al. Effect of the vent hole geometry and welding on the static strength of galvanized RHS K-joints by FEM and DOE[J]. Engineering Structures, 2012, 41: 218-233.

[6] PENG D X. Optimization of welding parameters on wear performance of cladded layer with TiC ceramic via a taguchi approach[J]. Tribology Transactions, 2012, 55(1): 122-129.

[7] SAWALL M, KUBIS C, SCHRÖDER H, et al. Multivariate curve resolution methods and the design of experiments[J]. Journal of Chemometrics, 2020, 34(2): e3159.

[8] NIEDZ R P, EVENS T J. Design of experiments (DOE) - history, concepts, and relevance to in vitro culture[J]. In Vitro Cellular & Developmental Biology - Plant, 2016, 52(6): 547-562.

[9] SUBAN M. Determination of stability of MIG/MAG welding processes[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2001, 17(5): 345-353.

[10] KULEKCI M K, ESME U, ER O, et al. Modeling and prediction of weld shear strength in friction stir spot welding using design of experiments and neural network[J]. Materialwissenschaft Und Werkstofftechnik, 2011, 42(11): 990-995.

[11] TAGUCHI G, CHOWDHURY S, WU Y. Taguchi's quality engineering handbook[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2004.

[12] TARNG Y S, JUANG S C, CHANG C H. The use of grey-based Taguchi methods to determine submerged arc welding process parameters in hardfacing[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 128(1/2/3): 1-6.

[13] SHANJEEVI C, ARPUTHABALAN J, PAVITHRAN E, et al. Prediction of optimized friction welding parameter for joining of dissimilar material using friction welding[J]. Materials Today: Proceedings, 2019, 16: 838-842.

[14] 马可, 薛龙, 黄军芬, 等. GMAW 自动焊熔透影响因素分析及多元回归预测[J]. 机械工程学报, 2018, 54(18): 55-61.

MA K, XUE L, HUANG J F, et al. Analysis of influence factors and multivariable regression prediction of penetration for automatic GMAW[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(18): 55-61.

[15] ZHAO H, WU J J, DU A, et al. Spot welding quality prediction model based on partial least-squares regression[J]. Advanced Materials Research, 2013, 740: 223-225.

[16] MATHEW J, MOAT R J, PADDEA S, et al. Prediction of

- residual stresses in girth welded pipes using an artificial neural network approach[J]. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2017, 150: 89–95.
- [17] NAGESH D S, DATTA G L. Prediction of weld bead geometry and penetration in shielded metal-arc welding using artificial neural networks[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2002, 123(2): 303–312.
- [18] CASALINO G, MEMOLA F C M. A model for evaluation of laser welding efficiency and quality using an artificial neural network and fuzzy logic[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2004, 218(6): 641–646.
- [19] JACQUES L, EL OUAFI A. ANN based predictive modeling of weld shape and dimensions in laser welding of galvanized steel in butt joint configurations[J]. *Journal of Minerals and Materials Characterization and Engineering*, 2018, 6(3): 316–332.
- [20] MISLICK G K, NUSSBAUM D A. Linear regression analysis[M]//*Process Automation Handbook*, 2015.
- [21] YANG L J, CHANDEL R S, BIBBY M J. The effects of process variables on the bead width of submerged-arc weld deposits[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1992, 29(1/2/3): 133–144.
- [22] LEE J I, RHEE S. Prediction of process parameters for gas metal arc welding by multiple regression analysis[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2000, 214(6): 443–449.
- [23] SIDDAlAH A, SINGH B K, MASTANAIAH P. Prediction and optimization of weld bead geometry for electron beam welding of AISI 304 stainless steel[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 89(1/2/3/4): 27–43.
- [24] KOHONE N, BARN A, CHRISLE Y. Statistical pattern recognition with neural networks: benchmarking studies[C]//*Proceedings of IEEE 1988 International Conference on Neural Networks*, 1988: 61–68.
- [25] SHEN J J, ZHOU X, MA H, et al. Spectrophotometric prediction of pre-colored fiber blends with a hybrid model based on artificial neural network and Stearns-Noechel model[J]. *Textile Research Journal*, 2017, 87(3): 296–304.
- [26] YATSUKI S, MIYAJIMA H. Associative ability of higher order neural networks[C]//*Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'97)*. Houston: IEEE, 1997: 1299–1304.
- [27] TCHERNEV E B, MULVANEY R G, PHATAK D S. Investigating the fault tolerance of neural networks[J]. *Neural Computation*, 2005, 17(7): 1646–1664.
- [28] KIM I S, SON J S, PARK C E, et al. A study on prediction of bead height in robotic arc welding using a neural network[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2002, 130/131: 229–234.
- [29] KIM I S, SON J S, YARLAGADDA P K D V. A study on the quality improvement of robotic GMA welding process[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2003, 19(6): 567–572.
- [30] MUTHUKRISHNAN M, MANIRAJ J, DEEPAK R, et al. Prediction of optimum welding parameters for FSW of aluminium alloys AA6063 and A319 using RSM and ANN[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2018, 5: 716–723.
- [31] JUANG S C, TARNG Y S, LII H R. A comparison between the back-propagation and counter-propagation networks in the modeling of the TIG welding process[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1998, 75(1/2/3): 54–62.
- [32] 陈子琴, 高向东, 王琳. 大功率盘形激光焊缝背面宽度预测[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(9): 2524–2531.
- CHEN Z Q, GAO X D, WANG L. Weld width prediction of weldment bottom surface in high-power disk laser welding[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(9): 2524–2531.
- [33] 陈子琴, 高向东, 王煜, 等. 大功率激光焊背面焊缝宽度神经网络预测[J]. *焊接学报*, 2018, 39(11): 48–52.
- CHEN Z Q, GAO X D, WANG Y, et al. Weldment back of weld width prediction based on neural network during high-power laser welding[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2018, 39(11): 48–52.
- [34] NAGESH D S, DATTA G L. Genetic algorithm for optimization of welding variables for height to width ratio and application of ANN for prediction of bead geometry for TIG welding process[J]. *Applied Soft Computing*, 2010, 10(3): 897–907.
- [35] SHANAVAS S, DHAS J E R. Quality prediction of friction stir weld joints on AA 5052 H32 aluminium alloy using fuzzy logic technique[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2018, 5: 12124–12132.
- [36] CHANG Y S, YUE J F, GUO R, et al. Penetration quality prediction of asymmetrical fillet root welding based on optimized BP neural network[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, 50: 247–254.
- [37] ZHONG Y G, XUE K, SHI D Y. An improved artificial neural network for laser welding parameter selection and prediction[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 68(1/2/3/4): 755–762.

- decomposition and its application in fault diagnosis for rolling element bearings [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(17): 212-215.
- [5] 黄大荣,柯兰艳,林梦婷,等.一种参数优化 VMD 多尺度熵的轴承故障诊断新方法[J].控制与决策,2020,35(7):1631-1638.
- HUANG D R, KE L Y, LIN M T, et al. A new fault diagnosis approach for bearing based on multi-scale entropy of the optimized VMD [J]. Control and Decision, 2020, 35(7): 1631-1638.
- [6] 边杰.基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合 1.5 维谱的轴承故障诊断[J].推进技术,2017,38(7):1618-1624.
- BIAN J. Fault diagnosis of bearing combining parameter optimized variational mode decomposition based on genetic algorithm with 1.5-dimensional spectrum [J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(7): 1618-1624.
- [7] 郑小霞,陈广宁,任浩瀚,等.基于改进 VMD 和深度置信网络的风机易损部件故障预警[J].振动与冲击,2019,38(8):153-160.
- ZHENG X X, CHEN G N, REN H H, et al. Fault detection of vulnerable units of wind turbine based on improved VMD and DBN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 153-160.
- [8] 马洪斌,佟庆彬,张亚男.优化参数的变分模态分解在滚动轴承故障诊断中的应用[J].中国机械工程,2018,29(4):390-397.
- MA H B, TONG Q B, ZHANG Y N. Applications of optimization parameters VMD to fault diagnosis of rolling bearings [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(4): 390-397.
- [9] 左仲亮,郭星,李炜.一种改进的萤火虫算法[J].微电子学与计算机,2018,35(2):61-66.
- ZUO Z L, GUO X, LI W. An improved swarm optimization algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(2): 61-66.
- [10] 李从志,郑近德,潘海洋,等.基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2019,30(14):1713-1719.
- LI C Z, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on refined composite multiscale dispersion entropy and support vector machine [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(14): 1713-1719.
- [11] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [12] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [13] 章翔峰,孙文磊.谱峭度和 Vold-Kalman 阶比跟踪在风电机组齿轮箱故障诊断中的应用[J].机床与液压,2018,46(5):138-142.
- ZHANG X F, SUN W L. Application of spectral kurtosis and Vold-Kalman filter based order tracking in wind turbine gearbox fault diagnosis [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(5): 138-142.
- (责任编辑:张艳君)
- (上接第 173 页)
- [38] 洪延武,刘双宇,徐春鹰,等.基于多种群遗传算法与神经网络的激光-电弧复合焊接焊缝形貌预测[J].应用激光,2015,35(6):677-683.
- HONG Y W, LIU S Y, XU C Y, et al. The calculation of laser-arc hybrid weld bead shape basing on multiple population genetic algorithm and neural-networks [J]. Applied Laser, 2015, 35(6): 677-683.
- [39] 邢海燕,孙晓军,王犇,等.基于模糊加权马尔科夫链的焊缝隐性损伤记忆特征参数定量预测[J].机械工程学报,2017,53(12):70-77.
- XING H Y, SUN X J, WANG B, et al. Quantitative MMM characteristic parameter prediction for weld hidden damage status based on the fuzzy weighted Markov chain [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(12): 70-77.
- [40] SON J S, KIM I S, KIM H H. A study on real-time prediction of bead width on GMA welding [J]. Journal of Welding and Joining, 2007, 25(6): 64-70.
- [41] LIU Y K, ZHANG Y M. Model-based predictive control of weld penetration in gas tungsten arc welding [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(3): 955-966.
- [42] GÜNTHER J, PILARSKI P M, HELFRICH G, et al. Intelligent laser welding through representation, prediction, and control learning: an architecture with deep neural networks and reinforcement learning [J]. Mechatronics, 2016, 34: 1-11.
- [43] LEI Z L, SHEN J X, WANG Q, et al. Real-time weld geometry prediction based on multi-information using neural network optimized by PCA and GA during thin-plate laser welding [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 43: 207-217.
- (责任编辑:张楠)