

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0091-06

# 基于超声波技术与改进 GA 的焊缝检测技术

涂勇, 杨刚, 刘松柏

(三峡金沙江川云水电开发有限公司宜宾向家坝电厂, 四川 宜宾 644612)

**摘要:** 焊接质量在工业制造中起着举足轻重的作用, 焊缝优良程度则是焊接质量的直接表现。针对目前水电站常用的 800 MPa 高强度接头焊缝检测方法, 往往存在检测质量差和效率低等问题。研究提出了一种将超声检测技术应用于机械手臂进行焊缝扫描检测的系统, 并针对机械手臂关节运动时产生的误差, 将遗传算法与反向学习相结合构建改进遗传算法应用于机械手臂末端, 对机械手臂关节运动产生的误差进行修正。将该算法与其他算法进行性能对比实验, 该算法的准确率为 98.8% 和召回率为 97.2%, 显著优于对比算法。在应用效果分析实验中, 从 A 扫描和 C 扫描维度来看, 结果表明该检测系统具有有效性和实用性。结果表明, 研究提出的焊缝检测系统能有效提高焊缝检测的质量。

**关键词:** 超声波技术; GA; 水电站; OBL; 800 MPa 高强度接头; 焊缝检测

中图分类号: TP274+.53; TN758

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0091-06

## Welding seam detection technology of based on ultrasonic technology and improved genetic algorithm

TU Yong, YANG Gang, LIU Songbai

(Yibin Xiangjiaba Power Plant, Three Gorges Jinshajiang Chuanyun Hydropower Development Co., Ltd., Yibin 644612, Sichuan, China)

**Abstract:** Welding quality plays an important role in industrial manufacturing, and the excellent degree of welding seam is the direct expression of welding quality. At present, the 800MPa high-strength steel joint weld detection methods commonly used in hydropower stations often have problems of poor quality and low efficiency. In this paper, an ultrasonic detection technology is applied to the robot arm for welding seam scanning detection system. In view of the errors caused by the joint movement of the robot arm, GA and OBL are combined to build an improved GA algorithm and apply it to the end of the robot arm to correct the errors caused by the joint movement of the robot arm. Compared with other algorithms, the accuracy of the algorithm is 98.8% and the recall rate is 97.2%, which is significantly better than the comparison algorithm. In the application effect analysis experiment, from the dimension of A-scan and C-scan, the results show that the detection system is effective and practical. The above results show that the proposed weld inspection system can effectively improve the quality of weld inspection.

**Keywords:** ultrasonic technology; GA; hydropower station; OBL; 800 MPa high-strength steel joint; weld inspection

焊接是现代机械制造行业、维修行业中一种重要的加工工艺, 在水电等领域得到广泛应用<sup>[1]</sup>。工业制造中焊接质量的评估通过其焊缝进行检测, 然而目前水电站常用的 800 MPa 高强度接头焊缝检测方法, 往往存在检测质量差等问题<sup>[2]</sup>。超声波检测技术是一种无损检测方法, 其具有速度快等优势, 已被广泛应用于焊接质量检测<sup>[3]</sup>。遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种通过模拟生物进化, 寻找最优解的一种优化算法<sup>[4]</sup>。其具有全局搜索能力强等优势, 已被广泛应用于机器学习等领域。然而, GA 算法存在容易陷入局部最优解等缺陷<sup>[5]</sup>。反向学习 (opposition-based learning, OBL) 是一种在机器学习中应用的概念, 其

核心思想是通过考虑问题的反向来生成新的解决方案, 从而扩大搜索范围, 增强算法的全局搜索能力, 能够有效地弥补 GA 算法的缺陷<sup>[6]</sup>。考虑到某些复杂焊件焊缝难以被检测的问题, 因此研究提出了一种将机械手臂与超声波技术相结合对焊件焊缝进行检测的方法, 并针对机械手臂关节运动时产生的误差, 将 GA 与 OBL 相结合构建改进 GA 算法应用于机械手臂末端, 对机械手臂关节运动产生的误差进行修正, 旨提高焊缝检测的质量。此次研究的创新之处在于将 GA 与 OBL 相结合, 期望能为焊缝检测技术提供一定的理论依据。

收稿日期: 2024-07-30; 录用日期: 2024-08-13

基金项目: 中国长江电力资助 (Q221100335406)

作者简介: 涂勇 (1987—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事水电站调速器及自动化设备运行维护和技术管理工作。

引用本文: 涂勇, 杨刚, 刘松柏. 基于超声波技术与改进 GA 的焊缝检测技术 [J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 91-95, 175. (TU Yong, YANG Gang, LIU Songbai. Welding seam detection technology of based on ultrasonic technology and improved genetic algorithm [J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 91-95, 175.)

# 1 焊缝检测技术

## 1.1 融入 OBL 的改进 GA 算法设计

超声波探头布置于机械手臂上对焊缝处进行检测,因其较高的灵活性和稳定性已被广泛应用<sup>[7]</sup>。然而,机械手臂通过超声波探头获取信息时,往往存在因测量误差过大而造成检测质量降低的问题<sup>[8]</sup>。GA 算法是一种通过模拟生物进化论,寻找最优解的一种优化算法<sup>[9]</sup>。其具有全局搜索能力强等优势,已被广泛应用于机器学习和组合优化等领域<sup>[10]</sup>。GA 算法流程如图 1 所示<sup>[11]</sup>。

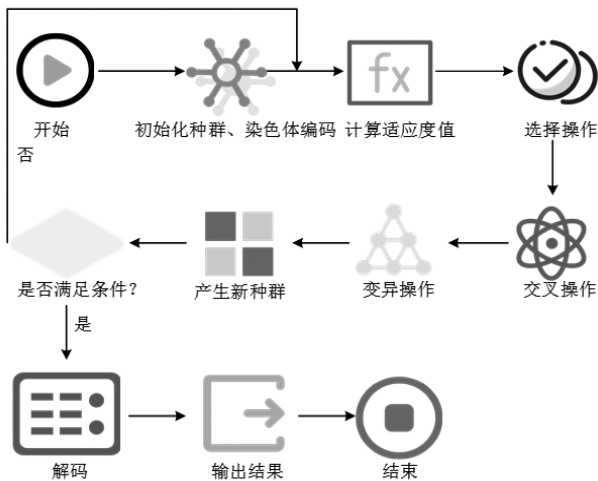


图 1 GA 算法流程图

Fig. 1 GA algorithm flow chart

从图 1 可以看出 GA 算法的具体流程,首先对种群进行初始化,生成初始种群对染色体进行编码,并计算出每个个体的适应度值。其次,根据适应度值对个体进行优胜劣汰,选择适应度值高的个体,将其作为下一代种群。接着,通过交叉概率对两个个体进行交叉操作,产生新的子代,并对个体的基因进行结构改变,从而产生新的种群。最后,判断产生的新个体是否满足设定条件,如果符合条件则将适应度值最高的值进行解码并作为最优解输出,反之则继续进行迭代,直至满足条件。GA 算法在运行时需要设置基本参数,GA 算法的数学模型公式为

$$GA = (S, L, O, U, M, T, P_i, O_j) \quad (1)$$

式中,  $L$  和  $M$  分别为配对交叉和种群大小,  $S$  和  $O_j$  分别为选择操作和初始种群,  $O$  和  $U$  分别为突变(变异)操作和适应度函数,  $T$  和  $P_i$  分别为判断是否终止算法运行和将种群进行编码处理的操作。然而 GA 算法存在过早收敛而造成容易陷入局部最优解等问题<sup>[12]</sup>。OBL 是一种在机器学习中应用的概念,其核心思想是通过考虑问题的反向来生成新的解决方案,增强算法的全局搜索能力,能有效地弥补 GA 算法的缺陷<sup>[13]</sup>。因此,研究引入 OBL 算法对 GA 算法进行改进。首先对种群和迭代进行改进,采用双向评估法,从客观指标和主观方面对 GA 算法产生的逆向解进行评估<sup>[14]</sup>。并将得出的最优解作为搜索的全局最优解结果输出,每组解逆向(反向)解计算公式为

$$\begin{cases} Q_j = (x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,N}) \\ \bar{Q}_j = (\bar{x}_{j,1}, \bar{x}_{j,2}, \dots, \bar{x}_{j,N}) \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $j$  为种群个体且  $j = 1, 2, \dots, M, N$  为候选解的空间维度,  $x_{j,N} \in R$  且  $x_{j,\lambda} \in (x_{j,\lambda_{\min}}, x_{j,\lambda_{\max}})$  其中  $x_{j,\lambda_{\min}}$  和  $x_{j,\lambda_{\max}}$  分别为  $j$  个体第  $\lambda$  维的最小值以及最大值,且  $\lambda = 1, 2, \dots, N$ ,  $Q_j$  和  $\bar{Q}_j$  分别为反向解和反向点。当  $f(Q)$  记作待解决问题的最小解为最优解时,如果发生  $f(Q) > f(\bar{Q})$  的情况,则将其作为种群最优解结果输出,反之,则对  $Q$  进行输出。如果种群中存在精英个体则需要进行精英反向解计算,对应的反向解为  $Z_{j_{\text{best}}} = (z_{j,1}, z_{j,2}, \dots, z_{j,N})$ , 则个体精英反向解计算公式为

$$z_{j,\lambda} = k(z_{j,\lambda} + r_{j,\lambda}) - z_{j,\lambda} \quad (3)$$

式中,  $z_{j,\lambda}$  为个体精英反向解,且  $z_{j,\lambda} = k^*(x_{j,\lambda_{\min}} + x_{j,\lambda_{\max}}) + x_{j,\lambda_{\min}}$ ,  $k$  和  $k^*$  为在 0 到 1 之间的随机数,  $r_{j,\lambda}$  为随机扰动项。其次,对目标函数进行改进,在 GA 算法中目标函数表示待求解问题,其与适应度函数可相互转化,改进目标函数即是对适应度函数的改进<sup>[15]</sup>。由于是对机械手臂运动学参数进行误差补偿,采用最小值作为寻优问题的解,则目标函数  $f$  改进计算公式为

$$f = m + S_{\max} - F \quad (4)$$

式中,  $m$  为适应度最大染色体的新适应度,  $F$  为目标函数,  $S_{\max}$  为目标函数的最大值。接着,为了提高 GA 算法的搜索精度以及参数自动修改的能力,引入自适应  $t$  分布对交叉概率和变异概率进行改进,则改进交叉概率计算公式为

$$P_c = \begin{cases} c_1 \frac{(f_{\max} - f_{\text{new}})}{f_{\max} - f_{\text{avw}}}, & f \geq f_{\text{avw}} \\ c_2, & f < f_{\text{avw}} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $P_c$  为改进交叉概率,  $f_{\max}$  为适应度最大值,  $f_{\text{avw}}$  为平均适应度值,  $f_{\text{new}}$  通过交叉产生的后代适应度值,  $c_1$  和  $c_2$  为常数。改进变异概率计算公式为

$$p_b = \begin{cases} c_3 \frac{(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\text{avw}}}, & f' \geq f_{\text{avw}} \\ c_4, & f' < f_{\text{avw}} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $p_b$  为改进变异概率,  $c_3$  和  $c_4$  为常数,  $f'$  为变异个体适应度值。由此,采用改进 GA 算法对机械手臂运动学参数的补偿量进行计算,其计算流程如下。首先,对 GA 算法的参数进行设置和初始化,其中初始化的种群为误差补偿量。其次,通过交叉产生新的个体,利用变异产生新的种群,并经过选择操作对种群进行优胜劣汰从而生成新种群。接着,利用机械手臂误差模型对经过优胜劣汰选择生成的新种群进行计算。最后,当计算出来的数值符合目标函数条件后,迭代结束。反之进入第二步,直至得到符合条件的种群,从而得到误差补偿量。其中引入误差的机械手臂末端位置模型计算公式为

$$\begin{bmatrix} B_\alpha \\ B_\beta \\ B_\gamma \\ 1 \end{bmatrix} = \prod_{i=0}^3 A_i \begin{bmatrix} a_4 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中,  $A_i$  为机械手臂关节变换矩阵,  $B_\alpha$ 、 $B_\beta$  和  $B_\gamma$  表示机械手臂每个方向的平移向量,  $a_4$  表示连杆长度。

### 1.2 焊缝检测系统构建

上文通过引进改进 GA 算法对容易发生的机械手臂运动学产生的误差量补偿,解决了检测质量低的问题。接着,需要对机械手臂装配超声波探头,超声波探头位于机械手臂顶端。最后,利用该装配好的机械手臂对焊缝进行检测,检测时需要构建焊缝检测系统,焊缝检测系统流程图如图 2 所示。

从图 2 可知焊缝检测系统的具体流程,首先将系统启动,并对系统进行初始化设置加载检测需要的参数,判断参数是否加载完成,若参数加载完成则将超声探头移动到开始检测的位置,反之则重置加载。其次,当超声探头移动到初始检测位置时,传感器采集焊缝数据并计算探头坐标。接着,探头利用超声脉冲采集数据信息,通过同时超声 A 扫描判断数据是否采集完成,若未完成则继续采集,若完成则进入下一步。紧接着,利用超声 C 扫描判断是否完成检测,若未完成则继续检测,若完成则生成图像。

随后,采用系统通过生成的图像对焊缝质量进行分析。最后,判断是否进入新的检测,如果不,则结束检测进程,反之进入第一步。检测系统机械手臂为固定装置,则需要设计器空间坐标系变换、平移坐标变换和坐标系的三维空间变换,空间坐标系变换步骤为,首先假设在一个空间内存在一个基础坐标系为  $\{A\}$ , 与之相对应发生旋转且与其原点相重合的坐标系  $\{D\}$ , 坐标系  $\{D\}$  中存在一个点为  $C$ ,  $C$  在  $\{D\}$  和  $\{A\}$  的坐标位置分别为  $C_D(y_D, w_D)$ ,  $C_A(y_A, w_A)$ , 坐标系  $\{D\}$  和  $\{A\}$  的单位向量分别为  $\hat{y}_D, \hat{w}_D$  和  $\hat{y}_A, \hat{w}_A$ , 由此可以得到  $C$  点在坐标系  $\{A\}$  中的计算表达式为

$$C = y_A \hat{y}_A + w_A \hat{w}_A = (\hat{y}_A \hat{w}_A) \begin{pmatrix} y_A \\ w_A \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中,  $(\hat{y}_A \hat{w}_A)$  为行向量,  $\begin{pmatrix} y_A \\ w_A \end{pmatrix}$  为列向量,  $C$  可以用两者乘积表示。鉴于  $\{D\}$  坐标系是由  $\{A\}$  旋转得到且共有同一原点,若旋转角度为  $\theta$ ,则可得  $\{D\}$  与一个旋转矩阵的乘积变换后可得到  $\{A\}$  的坐标系,则旋转变换矩阵

$$\begin{bmatrix} y_l \\ w_l \end{bmatrix} \text{ 的计算公式为} \quad \begin{bmatrix} y_l \\ w_l \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_D \\ w_D \end{pmatrix} \quad (9)$$

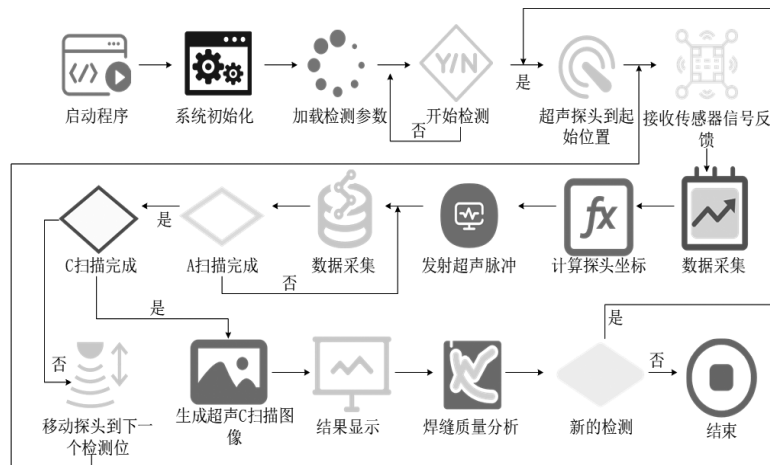


图 2 焊缝检测系统流程图

Fig. 2 Flowchart of the weld seam inspection system

其次,若假设坐标系  $\{D\}$  是坐标系  $\{A\}$  平移后的坐标,则可以得到三维平移变换矩阵计算公式为

$$O_{(d,b,q)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & Y_d \\ 0 & 1 & 0 & Y_b \\ 0 & 0 & 1 & Y_q \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中,  $O_{(d,b,q)}$  为平移变换矩阵,  $Y_d, Y_b, Y_q$  为三维坐标点。由此,根据平移变换矩阵和旋转矩阵可以得到坐标系的三维空间变换矩阵为

$$E_i = \begin{bmatrix} R & t \\ 0_{1 \times 2} & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中,  $t$  为平移变换,  $R$  为  $3 \times 3$  的旋转变换矩阵,  $E_i$  为基矩阵变换后的三维矩阵。为了增加机械手臂在空间中运动变换的灵活性,研究采用哈滕贝格 (denavit-hartenberg, D-H) 算法对机械手臂关节之间的连杆的参数进行建立,则得到机械手臂的定位模型,其计算公式为

$$A_i = \begin{bmatrix} \cos \vartheta_i & -\sin \vartheta_i \cos \eta_i & \sin \vartheta_i \sin \eta_i & v_i \cos \vartheta_i \\ \sin \vartheta_i & \cos \vartheta_i \cos \eta_i & -\sin \vartheta_i \cos \zeta_i & v_i \sin \vartheta_i \\ 0 & 0 & \cos \eta_i & e_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中,  $A_i$  为机械手臂定位模型,  $v_i$  和  $e_i$  为长度参数,  $\vartheta_i$  和  $\eta_i$  为角度参数。最后将机械手臂连杆设置为 4 节, 其中连杆 1、2、3 和 4 的连杆长度参数  $v_i$  设置为 0 mm、0 mm、140 mm、160 mm, 连杆偏距  $e_i$  分别设置为 103 mm、0 mm、0 mm、0 mm。连杆 1、2、3 和 4 的连杆扭角参数  $\vartheta_i$  分别设置为  $0^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $0^\circ$ 、 $0^\circ$ , 关节角  $\eta_i$  都为  $0^\circ$ 。最后, 结合机械手臂的三维坐标系、D-H 算法、超声扫描技术以及改进 GA 算法, 构建基于超声波技术与改进 GA 的焊缝检测模型, 模型如图 3 所示。

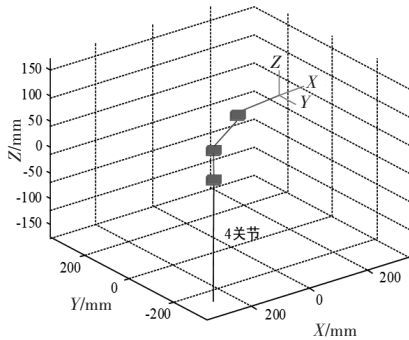


图 3 基于超声波技术与改进 GA 的焊缝检测模型

Fig. 3 Weld detection model based on ultrasonic technology and improved GA

从图 3 可以看出, 该模型以 4 关节的机械手臂为基础。研究在机械手臂末端位置设置了 D-H 参数, 通过改进 GA 算法对其产生的误差进行修正。同时, 在机械手臂末端布置超声波传感器对焊缝进行检测。其整个机械手臂的运行通过焊缝检测系统运行, 完成焊缝检测。

## 2 算法性能分析及应用效果分析

### 2.1 算法性能分析

为了验证研究提出的改进 GA 算法(算法 1)性能优越性, 研究将其与其他算法进行对比实验。对比算法包括轻量级焊缝缺陷检测网络 (you only look once version 8-light adaptive-weight samplin, LAW-YOLOv8) 算法 (算法 2)、Mask R-cnn 算法 (算法 3)、改进 SC-VGG 算法 (算法 4)、Mask R-CNN 算法 (算法 5)、粒子群算法优化双向支持向量机 (particle swarm optimization-binary tree svm, PSOBTSVM) 算法 (算法 6)、轻量级目标检测算法 (you only look once version 7-tiny, YOLOv7-tiny) 算法 (算法 7)、PSO-SVM 算法 (算法 8)、Faster R-CNN (算法 9)。包括实验指标包括精确率、召回率、准确率、 $F_1$  值和损失值, 具体实验结果如表 1 所示。

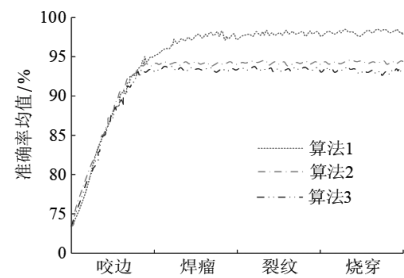
从表 1 可以看出研究提出的算法 1 的  $F_1$  值为 96.2%, 召回率为 97.2%, 准确率为 98.8%, 精确率为 94.6%, 误差值为 0.31 mm, 其结果均优于对比算法。上述结果表明, 研究提出的改进 GA 算法性能优于对比算法, 该算法具有有效性, 能够较好地提高焊缝检测质量。目前焊缝缺陷种类分为外观缺陷和内部缺陷, 外观缺陷主要包括咬

边、焊瘤、裂纹、烧穿等, 内部缺陷主要包括气孔、夹渣、未焊透和未熔合等。研究将算法 1、算法 2 和算法 3 对外观缺陷和内部缺陷主要类型进行对所有类型的准确率均值对比实验, 实验结果如图 4 所示。

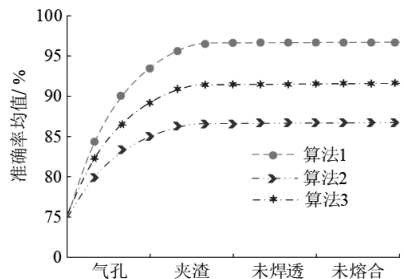
表 1 各算法的性能指标对比结果

Table 1 Comparison results of performance indicators of each algorithm

算法	$F_1$ 值/%	召回率/%	准确率/%	精确率/%	误差值/mm
算法 1	96.2	97.2	98.8	94.6	0.31
算法 2	92.3	94.6	91.2	92.5	0.52
算法 3	87.6	96.3	91.5	91.6	0.41
算法 4	91.7	96.9	94.3	89.8	0.36
算法 5	89.7	89.3	92.6	88.1	0.62
算法 6	94.3	89.9	87.2	93.2	0.34
算法 7	92.6	95.3	89.2	88.6	0.57
算法 8	90.6	94.2	89.3	87.1	0.46
算法 9	82.1	89.7	92.6	82.6	0.37



(a) 外观缺陷



(b) 内部缺陷

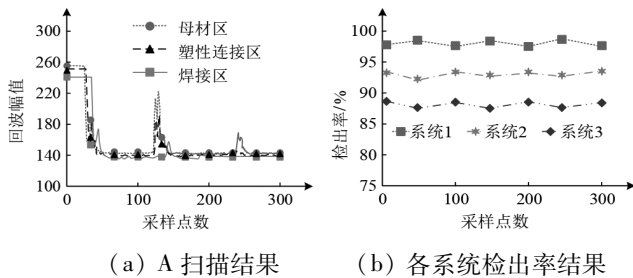
图 4 各算法对不同焊缝缺陷识别准确率均值结果

Fig. 4 Average accuracy results of different algorithms for different types of weld defects recognition

从图 4(a) 可以看出在外观缺陷对比结果中, 研究提出的算法 1 识别准确率均值为 97.8%, 高于算法 2 的 94.7% 和算法 3 的 93.6%。由图 4(b) 中可得在内部缺陷对比结果中, 算法 1、算法 2 和算法 3 的识别准确率均值分别为 96.6%、84.9%、92.3%, 其中研究提出的算法 1 识别准确率均值最高。上述结果表明, 从识别准确率均值维度来看, 研究提出的算法 1 性能显著优于对比算法。综合以上结果表明, 研究提出的算法 1 从精确率、召回率、准确率、 $F_1$  值、损失值和识别准确率均值维度来看, 相较于对比算法, 研究提出的算法 1 性能最优, 具有有效性。

## 2.2 检测系统的应用效果分析

为了验证研究提出的检测系统的应用效果,研究将机械手臂用于焊件进行检测,首先通过 A 扫描对标准件进行检测,提取融合区的回波幅值将其作为扫描 C 的特征值,进行扫描。并为了验证研究提出检测系统(系统 1)性能优越性,将其与基于 LAW-YOLOv8 的检测系统(系统 2)和基于 Mask R-cnn 的检测系统(系统 3)进行检出率对比。超声探头移动时 A 扫描结果和各检测系统检出率对比结果如图 5 所示。



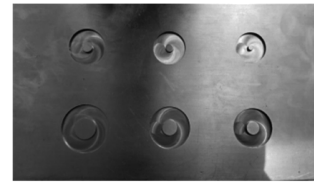
(a) A 扫描结果 (b) 各系统检出率结果  
图 5 A 扫描检测结果与检出率对比结果

Fig. 5 Comparison results of A-scan detection results and detection rates

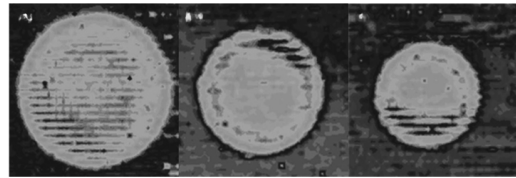
从图 5(a)可以看出,在对标准件扫描时,探头在非焊接区域接收到的两次信号回波幅值最高。当探头移动到塑性连接区域时,超声波在母材区域和塑性区域两者的交界面后面的波动速度开始发生变化,一部分回波幅值通过交界面返回,剩下的越过交界面往下传播,然后经触底反射回来。在这一过程中,回波幅值的最高值之间的差距越来越大。幅值变低的同时,探头继续移动,界面处生成的回波依次变小。在探头到达焊接区域的时候,焊接母材区会将信号全部反射回来。该结果与超声波 A 扫描理论一致。可以将 A 扫描信号的分析结果作为 C 扫描的特征值,为后续检测系统判断焊缝质量做准确。从图 5(b)可以看出,系统 1、系统 2 和系统 3 的平均检出率分别为 97.8%、94.6%、89.7%,研究提出的系统 1 检出率最高。上述结果表明从 A 扫描结果和检出率维度来看,研究提出系统 1 具有实用性。对具有 15 mm、11 mm、9 mm、6 mm 和 4 mm 焊点的不锈钢标准件进行检测,其检测结果如图 6 所示。

图 6(a)为检测样件,从图 6(b)可以看出,其中焊缝区域通过圆形的形式表现,其中亮度较高的区域为熔核区域,在检测过程中其回波值较低。母材区域的亮度相较于其他区域较暗,此处有回波。黑点是由于检测过程中机械手臂振动产生。此结果表明研究提出的检测系统 C 扫描成像效果良好,能够通过检测结果较好地判断焊件的各个区域。根据该扫描结果对焊接接头进行等效熔核直径计算,对各焊点进行反复的数据点进行采集,经过计算得到焊点的熔核直径值与实际值的平均误差值为 0.39 mm,符合预期要求。由此验证了研究提出的检测系统 C 扫描具有可靠性。综合上述结果表明,从 A 扫描和 C 扫描维度

来看,研究提出的检测系统具有实用性和可靠性。



(a) C 扫描标准件



(b) C 扫描标准件检测结果

图 6 标准 C 扫描检测件与其焊缝区域检测结果

Fig. 6 standard C scan detecting a weld area with test results

## 3 结论

为了解决水电站 800 MPa 高强钢接头焊缝存在的检测质量差和效率低等问题,研究提出了一种将机械手臂与超声波技术相结合对焊件焊缝进行检测的系统,并针对机械手臂关节运动时产生的误差,将 GA 与 OBL 相结合构建改进 GA 算法应用于机械手臂末端,对机械手臂关节运动产生的误差进行修正。研究将该算法与其他算法进行性能对比实验,该算法的  $F_1$  值为 96.2%,召回率为 97.2%,准确率为 98.8%,精确率为 94.6%,误差值为 0.31 mm,以上实验结果表明,研究提出的改进 GA 算法性能优于对比算法。此外,在对该检测系统进行应用效果分析中,发现该检测系统的 A 扫描结果和 A 扫描理论超声波 A 扫描理论一致,表明研究提出的检测系统具有实用性,其结果能作为 C 扫描特征值。同时,对该检测系统的 C 扫描结果进行等效熔核直径计算,发现计算结果与实际值的平均误差值为 0.39 mm,小于预期值,该结果表明研究提出的检测系统 C 扫描具有可靠性。此次研究的不足之处在于真实环境中的焊缝检测环境更复杂,复杂环境中的焊缝检测是研究的进一步方向。

## 参考文献

- [1] 吴程浩, 刘涛, 高嵩, 等. 铝/钢异种金属的超声振动强化搅拌摩擦焊接工艺[J]. 材料工程, 2022, 50(1): 33-42.
- [2] 吴昉, 王伟, 刘卫明. 结合注意力机制和卷积神经网络的 X 射线焊缝缺陷检测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(8): 3387-3395.
- [3] 袁帅, 吴健, 曹阳, 等. 基于三位置超声波检测的改进跟踪 UKF-SLAM 方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023(5): 261-269.
- [4] 邵志翔, 刘柱, 亢银虎, 等. 基于 GA-BP 神经网络的煤质元素分析预测模型及其应用[J]. 湖南电力, 2023, 43(6): 54-62.
- [5] 乔丹, 马鹏, 王琦. 基于 Multi-Agent 的水电站变压器故障诊断系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(7): 58-61, 65.
- [6] 贾鹤鸣, 刘庆鑫, 刘翔宇, 等. 融合动态反向学习的阿奎拉鹰与哈里斯鹰混合优化算法[J]. 智能系统学报, 2022, 18(1): 104-116.

(下转第 175 页)