

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513871

电磁激励器结构的多目标优化设计与研究^{*}

高源¹, 张梁¹, 梁政¹, 郑庭²

(1. 西南石油大学机电工程学院 成都 610500; 2. 泸州职业技术学院智能制造与汽车工程学院 泸州 646000)

摘要:在阶梯式涡流热成像无损检测中,电磁激励器的结构对电磁场与传热场的分布和强度有重要影响。设计了一种集成优化系统并应用于方形电磁激励器结构中,以提高油气储罐或大口径管段体积缺陷的综合检测性能。首先,分析了激励器各结构参数变化对检测性能的影响,通过主成分分析选择累积影响显著的结构参数作为优化变量。采用客观赋权法对9个检测性能指标根据信息量给予权重,得到关于温升、均匀性与检测效率的3个综合指标。然后将由关键结构参数构造关于综合指标的离散优化空间映射到机器学习模型的连续优化空间。利用多目标粒子群算法获得帕累托前沿。最后,根据逼近理想解排序法对最优结构进行排序。优化后的结构与初始结构相比,温升、均匀度和效率指标分别提高了18.88%、2.46%和73.61%。此外,搭建了一套实验系统,验证了优化后的结构检测性能显著优于对比激励器,且能够用于检测钢板厚度为8 mm,径厚比>3的缺陷。通过集成优化系统设计的电磁激励器结构,显著提升了阶梯式涡流热成像检测性能,实验验证其对罐体材料内部体积缺陷高效检测能力,为油气储罐及大口径管段体积缺陷检测提供了有效解决方案。

关键词:涡流热成像;多目标粒子群算法;电磁激励器;无损检测

中图分类号: TH878 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Multi-objective optimization design and study of electromagnetic exciter structure

Gao Yuan¹, Zhang Liang¹, Liang Zheng¹, Zheng Ting²

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 2. College of Intelligent Manufacturing and Automotive Engineering, Luzhou Vocational & Technical College, Luzhou 646000, China)

Abstract: In stepped eddy current thermography nondestructive testing, the structure of the electromagnetic exciter has an important influence on the distribution and strength of the electromagnetic field and heat transfer field. In this article, an integrated optimization system is designed and applied to the square electromagnetic exciter structure to improve the comprehensive detection performance of volumetric defects in oil and gas storage tanks or large-diameter pipe sections. First, the influence of the variation of each structural parameter of the exciter on the detection performance is analyzed, and the structural parameters with significant cumulative influence are selected as optimization variables by principal component analysis. The objective assignment method is used to give weights to nine detection performance indicators according to the amount of information, and three comprehensive indicators about temperature rise, uniformity and detection efficiency are obtained. Then the discrete optimization space constructed from the key structural parameters about the composite indexes is mapped to the continuous optimization space of the machine learning model. A multi-objective particle swarm algorithm is utilized to obtain the Pareto front. Finally, the optimal structures are ranked according to the approximate ideal solution ranking method. Compared with the initial structure, the optimized structure improves the temperature rise, uniformity, and efficiency indexes by 18.88%, 2.46%, and 73.61%, respectively. In addition, a set of experimental systems is established to verify that the optimized structure has significantly better detection performance than the comparative exciter and can be used to detect defects in steel plates with a thickness of 8 mm and a diameter-to-thickness ratio greater than 3. By integrating and optimizing the electromagnetic exciter structure of the system design, it significantly improves the stepped eddy current thermography detection

收稿日期: 2025-03-28 Received Date: 2025-03-28

^{*} 基金项目: 四川省科技计划(MZGC20240136)、泸州市科技计划(2024JYJ073)、智能制造泸州市重点实验室开放基金(ZZ202405)项目资助

performance, and experimentally verifies its efficient detection capability of internal volume defects in tank materials, providing an effective solution for the detection of volumetric defects in oil and gas storage tanks and large-caliber pipeline segments.

Keywords: eddy current thermography; multi-objective particle swarm algorithm; electromagnetic exciter; non-destructive testing

0 引言

随着油气储运行业的快速发展,油气储罐与大口径管段数量和种类激增^[1]。如何在兼顾安全的前提下,对大面积能源设备的内部体积缺陷进行有效、全面的检测,是储运行业亟待解决的关键问题。涡流热成像技术(eddy current thermography, ECT)作为无损检测的关键技术之一,因其无接触、无污染、检测效率高等特点,其在航空航天、铁路运输、电力能源等领域得到广泛应用^[2-3]。

常用的 ECT 激励器主要分为两种类型:含磁芯和不含磁芯。不含磁芯的激励器通常存在于空心直线线圈^[4]、平面回转线圈^[5]、亥姆霍兹线圈^[6]和多匝线圈^[7]中。Gao 等^[8]用空心直导线加热试样,对试样钢轨滚动接触疲劳裂纹进行检测和分割。Ding 等^[9]使用平面回转线圈加热来检测经历海洋大气腐蚀碳钢材料的表面体积缺陷。上述激励器均会使热像仪视场被遮挡。Liu 等^[10]采用多匝线圈检测碳钢材料表面裂纹,Taram 等^[6]采用亥姆霍兹线圈检测焊缝表面裂纹。该激励器可避免遮挡热成像摄像机的视场。但多匝线圈和亥姆霍兹线圈在线圈中心的温升极低,温升极不均匀。这是由于无芯激励器产生的感应磁场完全通过空气介质传输到测试对象,不能有效约束和引导感应磁场所导致的。通过添加磁芯可以达到约束磁场并提升加热效率的目的。常用的磁芯激励器有 U 形磁芯、圆柱形磁芯、L 形磁芯和矩形磁芯^[11-14]。U 型激励器已在大量研究中使用,然而该结构使热像仪只能从左右两侧读取温度,不能在最大红外辐射强度的视角下进行检测。Zhao 等^[12]分别采用圆柱形磁芯激励器和 L 形磁芯激励器检测应力腐蚀裂纹。它们的检测面积小,限制了检测效率,油气站场的防爆要求也阻碍了其应用。此外,上述含磁芯的激励器通常需要单独设计额外的冷却系统,使检测系统构建变得复杂和冗余^[15]。

为了解决由激励条件导致系统冗余问题,Tsopelas 等^[16]通过在 50 Hz 下设计 2 个不同匝数、不同检测区域的实体线圈,从而实现对航空铝板表面裂纹的检测。这种方法不需要单独设计冷却系统,减少了检测系统的冗余。Biju 等^[17]通过线圈和高、低频交变电流加热实现缺陷检测。发现低频更适合于钢制结构件内部缺陷的检测。Xiao 等^[14]将低频、低电流的阶梯式涡流热成像技术(steped eddy current thermography, SECT)应用在双线圈激励器中检测缺陷,它可满足部分油气站现场的防爆要

求。但其在感兴趣域(region of interest, ROI)温升均匀度较低,且核心结构设计冗余,使其难以在工程实践中应用。Gao 等^[18]利用 SECT 技术对激励器的结构参数进行单参数分析。发现各结构参数对检测性能的影响趋势,解决了结构设计的冗余问题。然而,经过研究发现,不同结构参数会对检测性能产生显著的复合效应,通过单参数分析获得的结构并非最佳结构。

本研究设计了一种集成优化系统用于实现电磁激励器结构的全局优化。首先,通过主成分分析法(principal component analysis, PCA)选取累积效应显著的结构参数作为建立正交方案的关键变量。检测性能指标也存在标准不一的情况,根据指标重要性确定方法(criteria importance through intercriteria correlation, CRITIC)对这些性能指标赋予与其信息量相等的权重,最终得到温升、均匀性和检测效率 3 个综合指标。其次,从关键结构参数和综合指标出发,构建离散优化空间。通过机器学习模型将离散空间映射为连续的优化空间。最后,利用多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)在优化空间中寻找帕累托前沿解集,并结合逼近理想解排序法(technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS)找到最优结构参数^[19-21]。

1 阶梯式涡流热成像缺陷检测

1.1 阶梯式涡流热成像理论基础

涡流脉冲热成像(eddy current pulse thermography, ECPT)和 SECT 的激发源对比如图 1(a)所示,ECPT 激励电流与激励频率通常大于 100 A 与 10 kHz,SECT 通常在 10 A 与 50 Hz 左右。因此,SECT 能够实现部分有防爆条件的场所中的缺陷检测。

由式(1)可知,当检测样板的材料属性一致时,涡流渗透深度与激励频率成反比^[22]。

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{\pi \mu_r \mu_0 \sigma f}} \quad (1)$$

式中: δ 为涡流渗透深度; μ_r 为材料的相对磁导率; μ_0 为真空磁导率; σ 为电导率; f 为激励频率。

由式(1)得到 SECT 与 ECPT 的涡流渗透深度如图 1(b)和(c)所示。SECT 的涡流渗透深度远大于 ECPT,表明 SECT 比 ECPT 更适合检测缺陷深度较浅的亚表面缺陷^[23]。

SECT 检测的原理是:电磁激励器通入交流电,产生

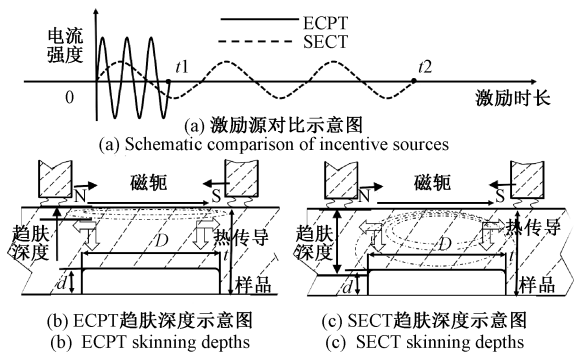


图 1 SECT 与 ECPT 对比示意图
Fig. 1 Comparison of SECT and ECPT

交变磁场,在钢板内产生涡流。当亚表面存在缺陷时,涡流受到阻碍,在缺陷边缘产生异常高温,通过监测样品表面温度畸变实现钢板内部缺陷检测。Almond 等^[24]推导了三维形式的热传导过程,得到包含缺陷直径影响的钢板表面温度,如式(2)所示。

$$T(0,t)=\frac{2Q}{\sqrt{\pi\rho C_p k t}}\exp\left(-\frac{RD^2}{\alpha t}\right)\cdot\left(1-\exp\left(-\frac{D^2}{16\alpha t}\right)\right)\tag{2}$$

式中: k 、 ρ 、 C_p 分别为导热系数、材料密度、比热容; D 为缺陷直径; α 为热扩散系数; t 为时间; RD 为缺陷处钢板剩余厚度; Q 为热源强度。

由式(2)可知,热源的强度 Q 与 T 成正比。当温升不均匀时,在 ROI 中缺陷的不同位置存在温度误差,这对缺陷测量任务有很大影响。因此,激励器结构参数优化是实现精确测量任务的关键。

1.2 有限元模型的构建

1) 几何模型

激励器初始结构选择为方形激励器如图 2 所示。在 COMSOL 软件中建立激励器的电磁场与传热场耦合的三维数值模型见图 2(d)。

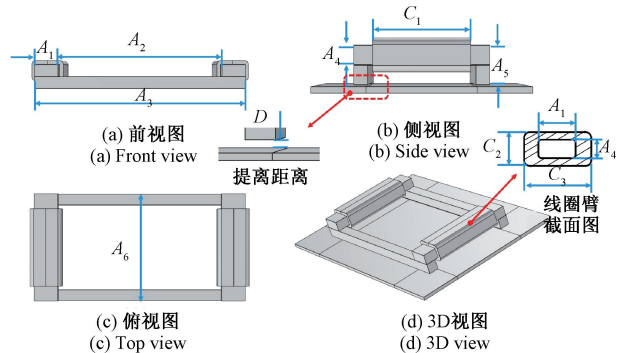


图 2 方形电磁激励器的三维结构
Fig. 2 Diagram of 3D exciter structure

模型网格划分主要采用自由四面体网格,图 2(a)~(c)分别为方形激励器的 3 个视图,表 1 为对应的尺寸信息,其中 S_1 、 S_2 、 S_3 为钢板尺寸, R 为空气域的半径,激励器结构的初始尺寸来源于文献[18]。

表 1 方形传感器结构参数
Table 1 Dimensional parameters for square sensors (mm)

磁轭参数	磁轭尺寸	环境参数	环境尺寸
A1	25	C1	180
A2	200	C2	43
A3	250	C3	43
A4	25	S1	400
A5	50	S2	400
A6	250	S3	6
D	10	R	1 000

2) 材料参数与边界条件设置

钢板表面与空气之间的对流系数为 $15\text{ W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$,环境温度为 293.15 K ,钢板表面的发射率设为 0.9 。为了模拟实际电磁环境,将空气域外 20 mm 的球面设为无限元域。方形激励器线圈匝数 360 匝,工作电流与频率分别为 10 A 与 50 Hz ,加热时间 30 s ,磁导率设为固定值 $2\,300$ 。数值模型的组成材料如表 2 所示,考虑到多物理场耦合的计算量,仅对模型的电磁场和样品的温度场进行求解。

表 2 有限元模型的材料参数
Table 2 Material for the finite element model

组成	材料	$\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	μ_r	$K/(\text{W}\cdot(\text{m}\cdot\text{K})^{-1})$	$C_p/(\text{J}\cdot(\text{kg}\cdot\text{K})^{-1})$
样品	钢	7.16×10^6	700	64	475
励磁线圈	铜	5.98×10^7	1	—	—
磁轭	锌锰铁氧体	0.15	2 300	—	—
空气域	空气	1	1	—	—

3) 检测性能评价指标

提取图 3(a) 中 ROI 的温度分布得到图 3(b)。将图 3(b) 中的温升指标定义为^[18]:温升最大值 ΔT_{\max} 、温升平均值 ΔT_{mean} 、温升最小值 ΔT_{\min} 与温升值 ΔT_{ctr} ,温升单位为 K 。

$$\Delta T_{\max}=T_{\max}-293.15\tag{3}$$

$$\Delta T_{\min}=T_{\min}-293.15\tag{4}$$

$$\Delta T_{\text{mean}}=T_{\text{mean}}-293.15\tag{5}$$

量化均匀性的指标为:最大温升差 D_{\max} 、平均温升差 D_{mean} 、中心温升差 D_{ctr} 、三阶统计偏度 Ske 。计算方法如

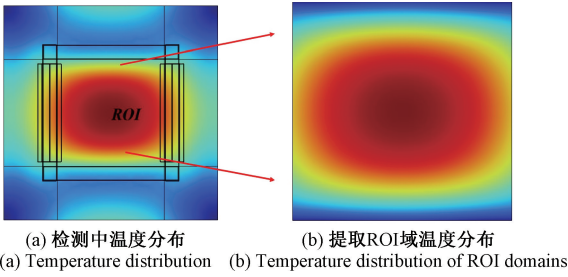


图3 温度提取域示意图

Fig. 3 Diagram of temperature extraction domain

式(6)~(9)所示。

$$D_{\text{mean}} = \frac{|\Delta T_{\text{mean}} - \Delta T_{\text{max}}|}{\Delta T_{\text{max}}} \times 100\% \quad (6)$$

$$D_{\text{max}} = \frac{|\Delta T_{\text{min}} - \Delta T_{\text{max}}|}{\Delta T_{\text{max}}} \times 100\% \quad (7)$$

$$D_{\text{ctr}} = \frac{|\Delta T_{\text{ctr}} - \Delta T_{\text{max}}|}{\Delta T_{\text{max}}} \times 100\% \quad (8)$$

$$Ske = \frac{1}{N} \times \frac{\sum_{k=1}^N (T_k - T_{\text{mean}})^3}{\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (T_k - T_{\text{mean}})^2}{N}}} \quad (9)$$

式中:分别用 D_{max} 、 D_{mean} 与 D_{ctr} 表示相对于最高温升的偏移量。当 ROI 表面绝对均匀时,这些指标为 0。当指标越接近 1 时,均匀性越差。 T_k 表示第 k 个像素点的温度, N 为像素点个数。 Ske 为感兴趣区域内温度的偏度,当该值为负值时,表明感兴趣区域整体温升值偏向温度的较高一侧,反之亦然。

检测效率 DE 用于测量单个检测时激励器的面积,即:

$$DE = \frac{HA}{375 \text{ mm} \times 375 \text{ mm}} \quad (10)$$

式中: HA 为 ROI 域面积。

2 电磁激励器结构优化系统设计

2.1 主成分分析法筛选关键结构参数

由于激励器结构参数较多,直接正交分析会浪费大量算力,因此选用主成分分析法选取关键结构参数进行后续分析。主要步骤为:

1) 首先通过控制变量法计算不同结构数据下的评价指标(见 3.2 节),然后对评价指标数据进行标准化处理。计算协方差矩阵并进行奇异值分解,得到一系列带有特征向量的特征值。每个特征向量对应一个主成分,通过式(11)计算各主成分的贡献率 CR_j 。当累计贡献率达到 80% 以上时,认为这些主成分能够代替原有指标描述结

构参数变化对检测指标的影响。

$$CR_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^9 \lambda_j} \quad (11)$$

式中: λ_j 为第 j 个主成分对应的特征值。

2) 利用主成分特征向量将评价数据变换到主成分空间,得到评价矩阵。

3) 将评价矩阵乘以主成分权重 CR_j ,并通过式(12)计算各结构参数对检测性能影响的综合得分。

$$F_{\text{tol}}(k) = \sum_{i=1}^8 w_1 \cdot F_1(i) + w_2 \cdot F_2(i) + w_3 \cdot F_3(i) \quad (12)$$

式中: $F_{\text{tol}}(k)$ 为第 k 个结构参数的综合得分; $F_1(i)$ 为结构参数在主成分 1 中的第 i 次得分; w_1 为主成分权重 CR_1 。

4) 选择综合得分占比显著的结构变量代表影响评价指标的关键结构参数。

2.2 基于 CRITIC 的综合评价体系构建

评价激励器检测性能的 9 个指标中存在信息冗余。为了便于后续的响应面分析和连续优化空间的建立,需要将评价指标降维。采用 CRITIC 加权法对 4 个温升指标和 4 个均匀性指标分别赋予权重,通过线性加权得到 2 个综合指标。CRITIC 权重分配方法的步骤为:

1) 由正交解(见 3.4 节)得到评价矩阵 A ,即:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中: a_{mn} 为第 m 个样本中的第 n 个评价指标。

2) 对所有指标进行正向化得到评价矩阵 B ,确保指标越大越好。

3) 计算各指标的皮尔逊相关系数:

$$r_{k1} = \frac{\sum_{i=1}^m (b_{ik} - \bar{b}_k)(b_{i1} - \bar{b}_1)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (b_{ik} - \bar{b}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (b_{i1} - \bar{b}_1)^2}} \quad (14)$$

式中: r_{k1} 为指标 k 与指标 1 的相关系数矩阵; $-b_k$ 和 $-b_1$ 分别为正向化矩阵 B 中第 k 和第 1 个指标归一化的均值。

4) 第 j 个评价指标的独立系数 IC_j 可表示为:

$$IC_j = \sum_{i=1}^m (1 - r_{ij}) \quad (15)$$

5) 标准差用于量化指标数值的变异程度。其中,第 j 个指标下样本的变异系数 VC_j 为:

$$VC_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (b_{ij} - \bar{b}_j)^2}{m - 1}} \quad (16)$$

6) 计算第 j 个指标的信息量 VOI_j , 即:

$$VOI_j = VC_j \cdot IC_j \quad (17)$$

7) 计算第 j 个指标的权重 w_j , 即:

$$w_j = \frac{VOI_j}{\sum_{j=1}^n VOI_j} \quad (18)$$

8) 计算综合温升指标 (comprehensive temperature rise index, $CTRI$) 或综合温度均匀度指标 (comprehensive temperature uniformity index, $CTUI$), 即:

$$\begin{cases} CTRI = \sum_{j=1}^n w_j b_{ij} \\ CTUI = \sum_{j=1}^n w_j b_{ij} \end{cases} \quad (19)$$

2.3 构造连续优化空间

假设优化问题的求解过程需要 100 次迭代, 每次计算 50 种情况。完整的迭代过程需要在 COMSOL 中计算 5 000 例, 计算时间约为 209 天。在当前的实验环境下几乎无法实现。因此, 提出通过高斯过程回归模型将离散优化空间映射为连续优化空间, 以减少计算花费的时间。输入参数为关键结构参数, 分别用于预测 $CTRI$ 、 $CTUI$ 两个综合指标, 效率指标由式 (10) 计算。

高斯过程回归模型的主要原理是假定输入数据服从高斯分布, 用协方差函数描述输入数据与输出数据之间的关系。协方差函数可以推导出任意输入数据对应的输出均值和方差, 用以预测数据。模型的共轭梯度搜索方法对高斯核函数的初始值 σ 有很强的依赖性, 可以采用随机搜索来获取初始值 σ , 组合模型被称为随机算法优化的高斯过程回归模型 (random search Gaussian process regression, RS-GPR)。为了减少由数据集的随机划分而导致的评估结果的不确定性, 将采用 5 折交叉验证方法对模型性能进行评估。

2.4 多目标优化数学模型及其求解

最小化目标函数通常比最大化更易于实现稳定收敛。因此, 将 3 个综合指标的倒数作为优化目标函数。防止在分母中出现 0, 在分母上再次添加代表无限小但不为 0 的 eps 。因此, 优化模型的数学描述:

$$\begin{cases} F(f_1, f_2, f_3) = \\ \begin{cases} f_1 = 1/CTRI = \\ 1/(RS - GPR_{temp}(A_6, A_3, A_1) + eps) \\ f_2 = 1/CTUI = \\ 1/(RS - GPR_{unif}(A_6, A_3, A_1) + eps) \\ f_3 = 1/DE \end{cases} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $A_6 \in [250, 425]$; $A_3 \in [250, 425]$; $A_1 \in [25, 200]$; F 为优化的目标函数; f_1 为 $CTRI$ 指标极小化; f_2 为

$CTUI$ 指标极小化; f_3 为 DE 指标极小化; $RS-GPR_{temp}$ 为预测 $CTRI$ 指标的高斯回归模型; $RS-GPR_{unif}$ 为预测 $CTUI$ 指标的高斯回归模型。

MOPSO 解决多目标优化问题较为成熟, 已被用于机器人姿态、电网调度等多个领域的优化任务之中^[25-26]。MOPSO 算法的空间粒子数量为 200, 储存最佳解集 200 个, 最大迭代次数为 500 次, 惯性权重为 0.4, 个体认知变量与群体认知变量均设置为 2, 每个维度的网格数量为 20, 变异概率为 0.5。

2.5 基于 TOPSIS 的多目标决策评价方法的优选

为了得到 3 个综合评价指标下, 相对最好的解。引入 TOPSIS 对帕累托前沿进行量化评分。选取得分最高的结构参数作为最终优化结果。TOPSIS 方法的步骤为:

1) 对帕累托前沿边界上的目标函数值进行归一化并赋权 w , 得到决策矩阵 C 。

$$C = (x_{ij})_{200 \times 3} w = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{200,1} & x_{200,2} & x_{200,3} \end{bmatrix} w \quad (21)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个激励器结构方案中的第 j 个评价指标, 其中 $j = 1, 2, 3$ 分别为 $CTRI$ 、 $CTUI$ 和 DE ; w 为 $[0.25, 0.5, 0.25]$ 。

2) 定义两个理想的解决方案, 第 j 个综合指标的正理想解为 C_j^+ , 负理想解为 C_j^- 。

$$C_j^+ = \max(C_{ij}), \quad i \in [1, 200], j \in [1, 3] \quad (22)$$

$$C_j^- = \min(C_{ij}), \quad i \in [1, 200], j \in [1, 3] \quad (23)$$

3) 计算帕累托前沿与理想解之间的欧氏距离。

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (C_{ij} - C_j^+)^2}, \quad i \in [1, 200], j \in [1, 3] \quad (24)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (C_{ij} - C_j^-)^2}, \quad i \in [1, 200], j \in [1, 3] \quad (25)$$

式中: D_i^+ 、 D_i^- 分别为评价对象 i 与正理想解、负理想解的距离。

4) 计算评价对象 i 的接近度 E_i , 即:

$$E_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (26)$$

5) 根据 E_i 对帕累托前沿进行排序 (后称综合检测效果)。综合检测效果 E_i 最高的方案为激励器结构参数的最优方案。

3 优化结果分析

3.1 激励器初始结构的选取

参考检测体积缺失型缺陷的激励器,主要分为 3 个类型:双线圈激励器^[14],含磁芯线圈激励器^[12],不含磁芯线圈激励器^[16]。为了使模型具有可比性,将线圈匝

数统一设置为 360 匝,激励条件设置为 50 Hz,电流大小为 10 A,加热时长为 30 s。其余参数与 1.2 节中第 2 部分一致。求解得到加热时长为 30 s 的温度分布如图 4 所示。图 4(a)~(b)在 ROI 域内相对均匀,整体高温域呈方形。图 4(c)~(d)在 ROI 域内呈圆环状,线圈附近为高温域,越靠近中心温升越低,整体均匀程度较差。

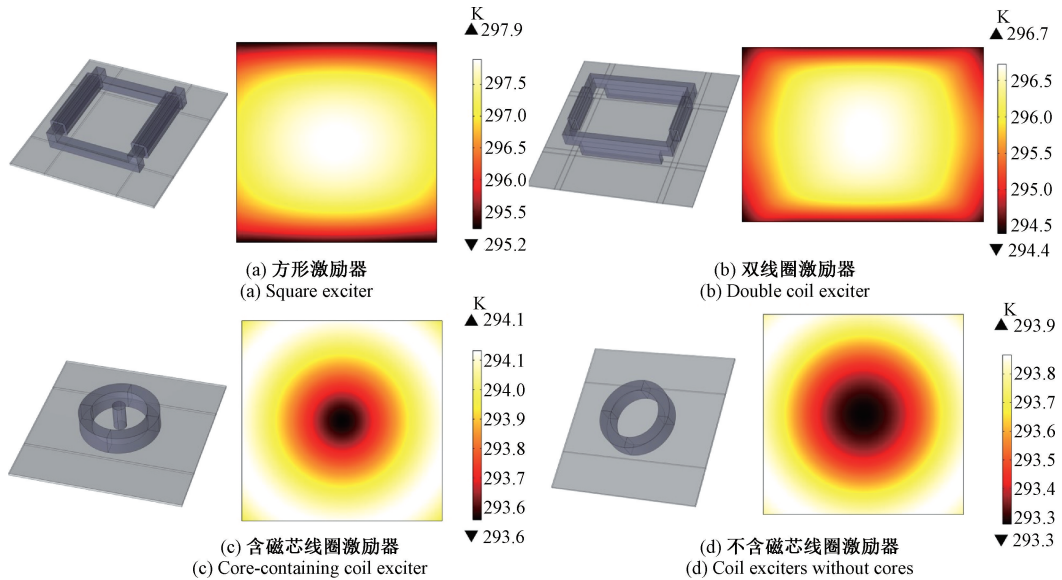


图 4 常用激励器的温度分布对比
Fig. 4 Temperature distribution of common exciters

按式(3)~(10)计算激励器的评价指标得到图 5。图 5(a)中指标越大表示整体温升越高,更利于缺陷检出,图 5(b)中指标越小表示整体温度分布较为均匀,更利于后续缺陷测量任务。无论是温升指标还是均匀程度指标均表现为方形激励器的检测性能最佳。但方形激励器是通过单参数分析获得,并非最佳结构,因此后续的多目标分析以方形激励器为基础。

3.2 激励器结构参数对加热性能的影响

激励器线圈臂高度 A4(线圈高度 C3 跟随变化),线圈臂宽度 A1(线圈宽度 C2 跟随变化)和线圈臂长 A6,磁

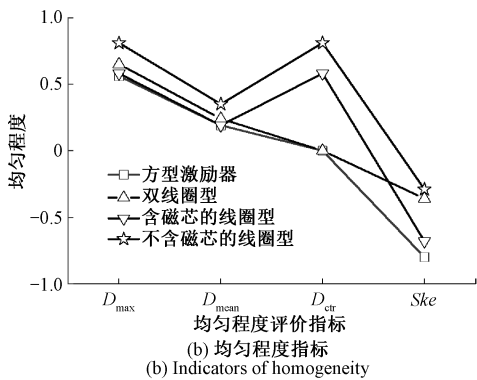
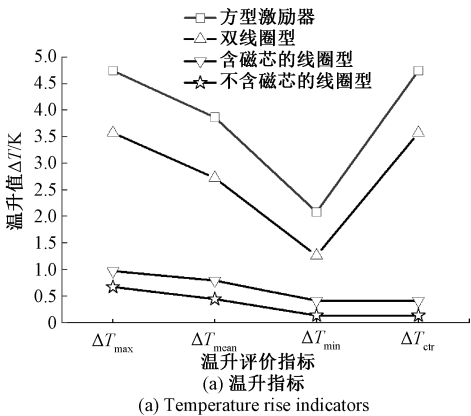


图 5 不同激励器的温升与均匀指标对比
Fig. 5 Temperature rise vs. uniformity index

芯臂长 A3,磁芯横臂高 A7 与线圈匝数 N,这些结构参数对电磁场与温度场的影响较大。在分析上述单个变量时,仅对研究的单个参数进行重新设置,其余参数均与表 1 保持一致。

线圈臂高度 A4 以 25 mm 为基准,增加到 200 mm,步进 25 mm。图 6(a)~(c)分别为参数示意图、温升指标图、均匀度指标图。由图 6(b)~(c)可知,随着 A4 的增大,各温升指标均增大,且上升幅度逐渐减小。均匀性指



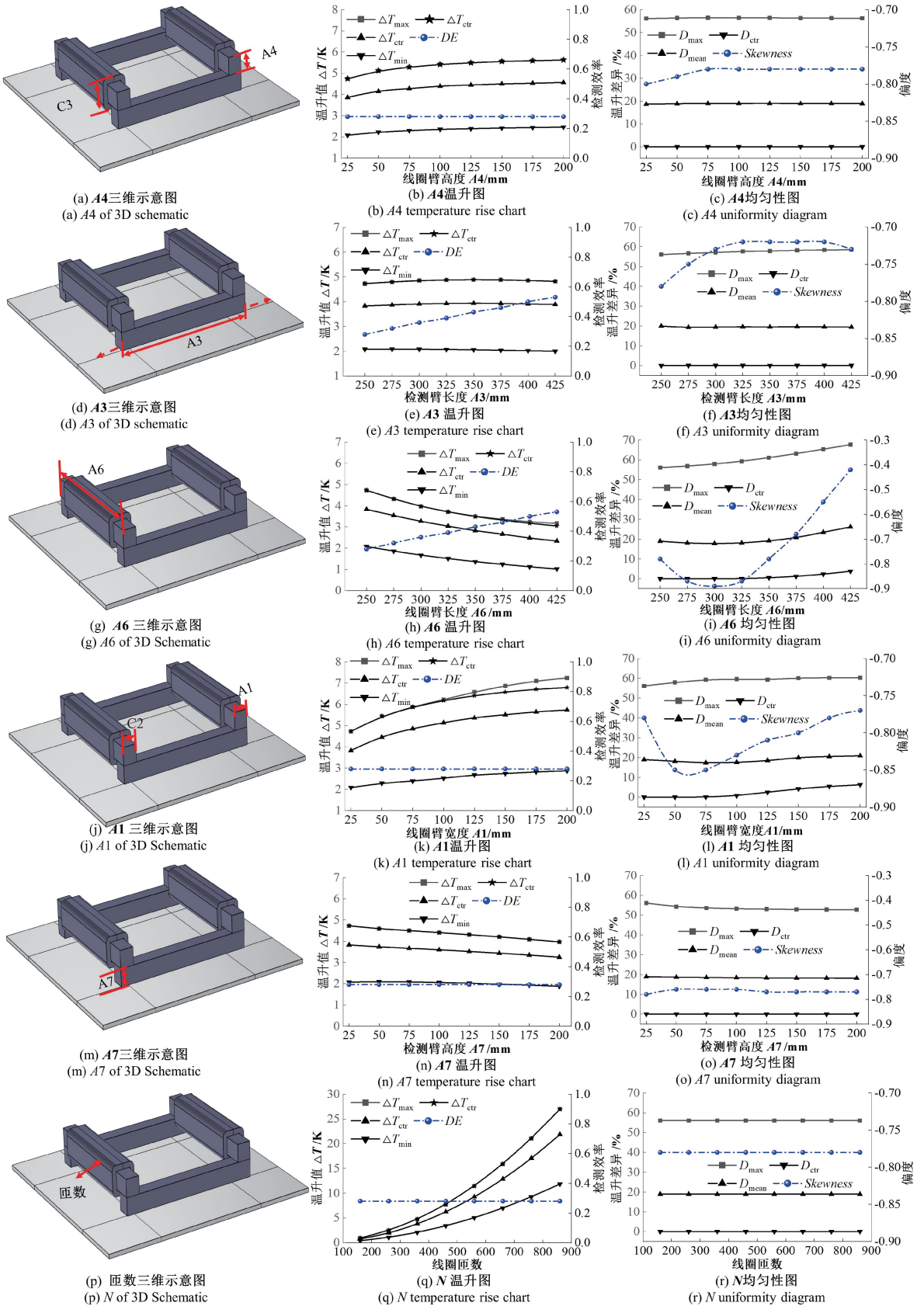


图 6 不同激励器结构参数对温升、均匀性与效率的影响

Fig. 6 Effect of different exciter structure parameters on temperature rise, uniformity and efficiency

标基本不变, Ske 先增大后保持不变。

检测臂的长度 $A3$,以 250 mm 为基准,步进 25 mm 增加到 450 mm。 $A3$ 的变化对温升指标和均匀性指标的影响较为有限,如图 6(d)~(f) 所示,随着 $A3$ 的增大,温升略有下降。 Ske 呈开口向下的二次函数。

线圈臂 $A6$ 的长度以 250 mm 为基准,步进 25 mm 增加到 450 mm,如图 6(g) 所示。图 6(h) 中的 $A6$ 与温升相关指标呈负相关,将显著提高检测效率。随着 $A6$ 的增大,图 6(i) 中的均匀性指标均呈现先减小后增大的趋势。

线圈臂宽度 $A1$ 以 25 mm 为基准,增加到 200 mm,步进 25 mm。由图 6(j)~(l) 可知,随着 $A1$ 的变大,加大了温升和不均匀性, Ske 呈二次函数,开口向上。

检测臂高度 $A7$ 以 25 mm 为基准,增加到 200 mm,步进 25 mm。在图 6(m)~(o) 中, $A7$ 的增加导致温升强度指标明显下降,均匀性指标略有下降。

线圈的 N 匝数以 160 匝为基准,增加到 860 匝,步进 100 匝。在图 6(p)~(r) 中,匝数随温升指标非线性增加。均匀性指标不受影响。

3.3 主成分分析筛选关键结构参数

将 3.2 节中各结构变量的评价指标数据整理为矩阵,矩阵的行为结构变量,列为评价指标。由 PCA 得到一系列特征值对应的特征向量,图 7(a) 为分解得到的特征向量矩阵,图 7(b) 为特征值碎石图。

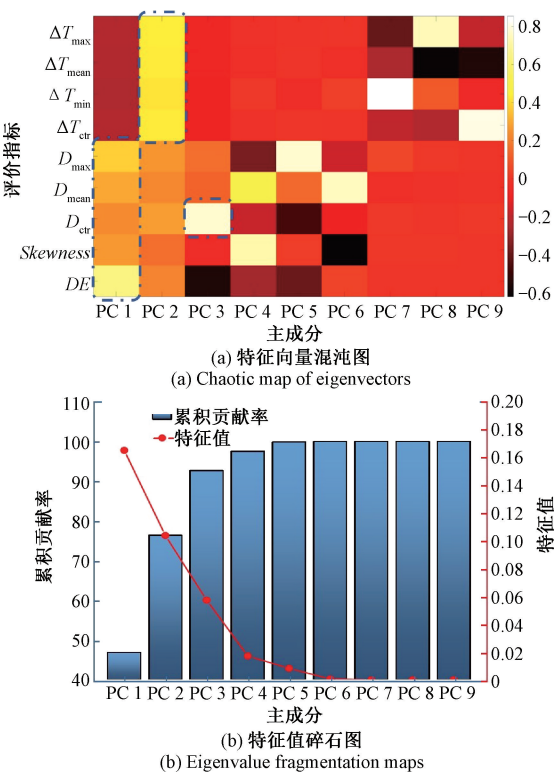


图 7 特征向量混沌图与贡献率碎石图

Fig. 7 Eigenvector chaos maps and contribution rate maps

从图 7(a) 可知,主成分 1 以检测效率和均匀性为主。主成分 2 受 ROI 域整体温升的支配。主成分 3 是衡量高温域是否位于 ROI 域中心。当选择上述 3 个主成分时,总累积贡献率达到 92%,表明 3 个主成分包含大部分的有效信息。

将原始数据通过 3 个特征向量转换到主成分空间中。通过式 (12) 计算得到综合得分如表 3 所示。结构参数对检测性能的影响顺序为:线圈臂长 $A6$ >检测臂长 $A3$ >线圈臂宽 $A1$ >线圈臂高 $A4$ >线圈匝数 N >检测臂高 $A7$ 。

表 3 结构变量的综合评价得分及其百分比

Table 3 Composite evaluation scores for structural variables

结构参数	综合得分	贡献率/%
$A6$	3.54	36.37
$A3$	2.38	24.38
$A1$	2.16	22.19
$A4$	0.74	7.61
N	0.71	7.29
$A7$	0.21	2.16

其中,线圈臂长、检测臂长和线圈臂宽对检测性能的影响分别为 36.37%、24.38% 和 22.19%,累计综合影响效应达 82.94%。表明上述 3 个参数对检测性能影响显著。其余 3 个变量(线圈臂高度,线圈匝数,检测臂高度)对检测性能影响之和<17.06%,低于任意一个关键参数对性能影响。因此可以认为线圈臂长、检测臂长和线圈臂宽对评价指标的影响最大。

3.4 基于 CRITIC 的综合评价体系构建

设计 3 个关键结构参数的正交解集,以达到构造离散优化空间的目的。在构建的优化空间中,各参数的变化范围与 3.2 节一致,正交解总数为 $8 \times 8 \times 8$ 组。采用 CRITIC 加权法对 4 个温升指标和 4 个均匀性指标分别赋予权重,得到 2 个综合指标。

将 CRITIC 方法应用于 4 个温升指标将得到表 4。温升指标 ΔT_{max} 与 ΔT_{min} 对 $CTRI$ 的影响超过 71%。其中, ΔT_{max} 的 VOI 最大占 38.26%,其次为 ΔT_{min} 占 33.70%。

表 4 $CTRI$ 信息量的计算结果

Table 4 Calculation results of $CTRI$ informativeness

温升指标	IC	VC	VOI	w
ΔT_{max}	0.568 4	0.231 6	0.131 7	0.382 6
ΔT_{mean}	0.199 9	0.218 3	0.043 6	0.126 8
ΔT_{min}	0.470 9	0.246 2	0.115 9	0.337 0
ΔT_{ctr}	0.253 3	0.208 7	0.052 9	0.153 6

将 CRITIC 方法应用于 4 个均匀性指标得到表 5。均匀性指标 D_{ctr} 与 D_{max} 对 $CTUI$ 的影响超过 62%。 D_{ctr} 的 VOI 最大占 35.22%,其次为 D_{max} 为占 27.86%。

表 5 $CTUI$ 信息量的计算结果

均匀指标	IC	VC	VOI	w
D_{max}	0.283 1	0.277 4	0.078 5	0.278 6
D_{mean}	0.148 5	0.259 1	0.038 5	0.136 4
D_{ctr}	0.393 3	0.252 5	0.099 3	0.352 2
Ske	0.287 5	0.228 3	0.065 6	0.232 8

将表 4 和 5 中权重代入式 (19) 中,原 8 个指标压缩后得到 2 个综合评价指标。原有 9 个指标被简化为 3 个指标分别为:综合温升指标 $CTRI$ 、综合温度均匀度指标 $CTUI$ 和检测效率指标 DE 。

3.5 响应面分析

图 8(a)~(c) 为正交方案得到的 $CTRI$ 响应面。从图 8(a) 可知,线圈臂宽 A_1 越长 $CTRI$ 越大,表明随着 A_1 增加 ROI 域温升有所增加。 $CTRI$ 随检测臂长 A_3 的增加而略有下降。在图 8(b) 中,线圈臂长 A_6 与 $CTRI$ 成反比。随着线圈臂宽 A_1 的增大, $CTRI$ 增大,但增大幅度逐渐减小。在图 8(c) 中,检测臂长 A_3 与 $CTRI$ 成反比。随着线圈臂长 A_6 的减小,反比趋势逐渐消失。

$CTUI$ 响应面如图 8(d)~(f) 所示。在图 8(d) 中,线圈臂宽度 A_1 、线圈长度 A_6 与 $CTUI$ 成反比。反比趋势随着另一个变量的减小而减小。在图 8(e) 中,不同线圈臂宽 A_1 和检测臂长 A_3 得到的 $CTUI$ 并不单调。在检测臂长 $A_3=400\text{ mm}$,线圈臂宽 $A_1=75\text{ mm}$ 时,得到局部最大值 0.93,表明此时的均匀性相对较好。图 8(f) 中,线圈臂长 A_6 与 $CTUI$ 呈开口向下的二次函数特性。随着检测臂长 A_3 的增加,该二次函数特征的弯曲程度逐渐增大。

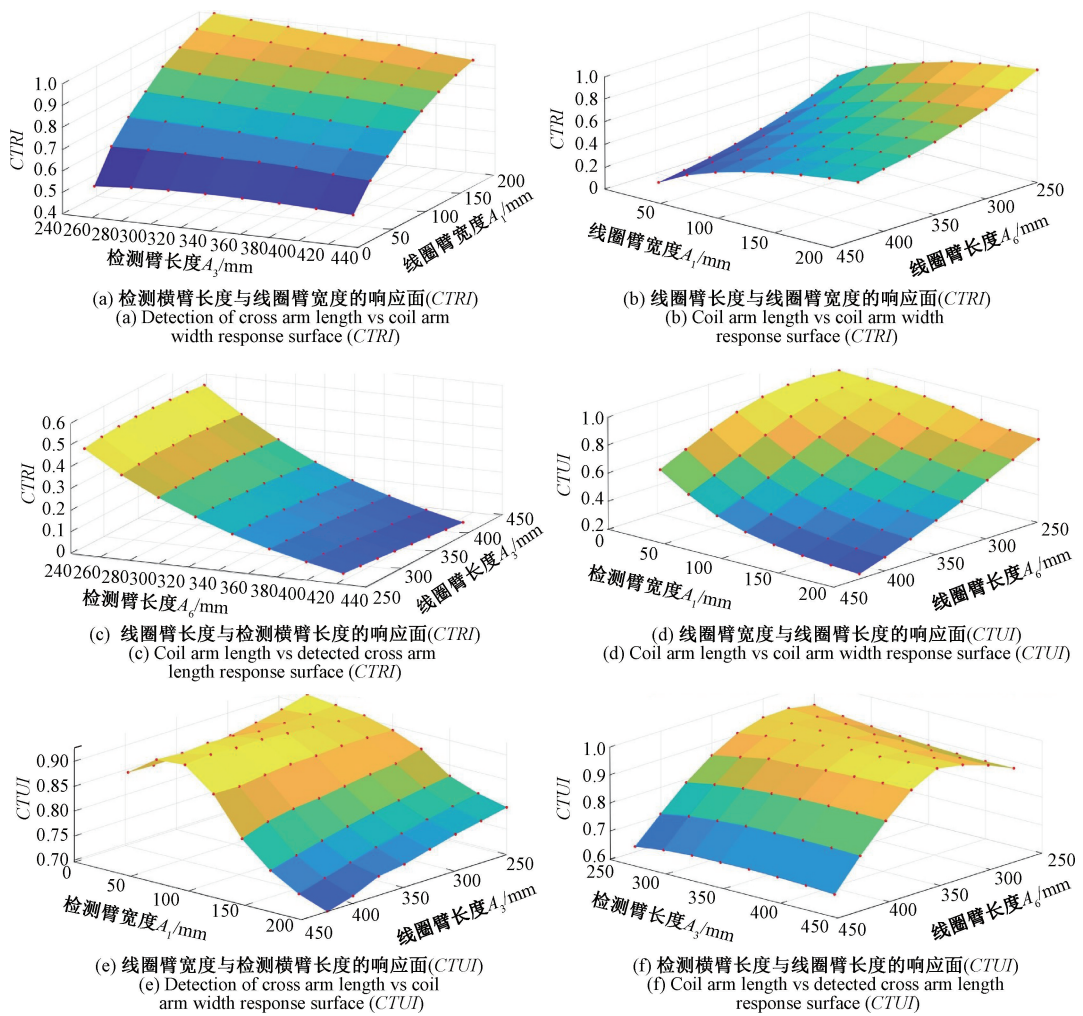


图 8 响应面分析

Fig. 8 Response surface analysis

综上所述,不同结构参数的变化对检测性能有显著的交互作用,表明全局优化是有必要的。为构建连续的优化空间,需要寻找一个能够有效表征非线性相互作用效应的拟合模型。

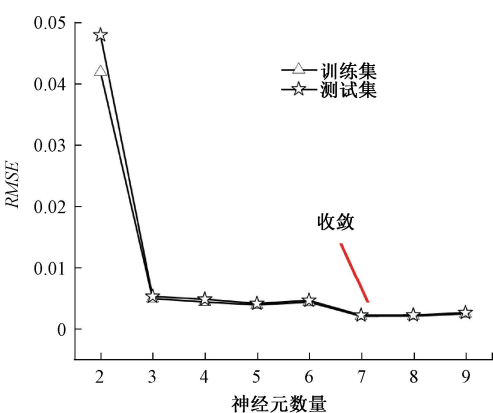
3.6 映射连续优化空间

本节将采用列文伯格-马夸尔特法训练的人工神经网络 (Levenberg-Marquardt artificial neural network, LM-ANN) 模型与 RS-GPR 模型将离散优化空间映射为连续优化空间,选取两者中最佳模型完成后续优化任务。

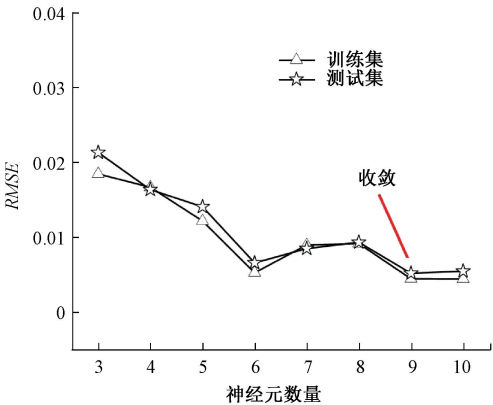
LM-ANN 模型选取 3 层结构,学习率为 0.1,最大迭代次数为 1 000。构建了不同中间层神经元的模型用于探索最佳神经元数量,将其测量结果的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 绘制于图 9 中。图 9(a) 中显示 LM-ANN 模型预测温升指标时收敛于 7 个神经元,图 9(b) 中显示 LM-ANN 模型预测均匀指标时收敛于 9 个神经元。后续对温升与均匀性指标预测时,中间层神经元个数分别为 7 个与 9 个。RS-GPR 模型的核函数定义为高斯核函数。

将 3 个关键变量作为模型的输入, *CTRI* 作为模型的输出进行训练。提取交叉验证中所有测试集的数据误差绘制为直方图 10(a)~(b)。图 10(c)~(d) 为测试集中预测值与实际值的线性回归图。图 10(a)~(b) 中两种模型的误差分布均为正态分布, RS-GPR 误差曲线的峰度较大,其平均误差 (mean absolute error, MAE) 与 *RMSE* 约为 LM-ANN 的 2/3 与 3/4。表明 RS-GPR 比 LM-ANN 预测结果更准确更稳定,这一点从线性回归图中拟合优度 R^2 中得到验证。

类似地,将 *CTUI* 作为模型的输出进行训练。提取所有测试集的数据误差与线性回归图绘制为图 11。图 11(a)~(b) 中 RS-GPR 的 *MAE* 相较于 LM-ANN 降低幅度巨大,表明 RS-GPR 预测精度相对较高。RS-GPR 的 *RMSE* 相较于 LM-ANN 降低了接近一半,表明 RS-GPR 的稳定性远高于 LM-ANN。此外观察到线性回归



(a) LM-ANN 不同神经元的 RMSE 图 (*CTRI*)
(a) RMSE maps of different neurons of LM-ANN (*CTRI*)



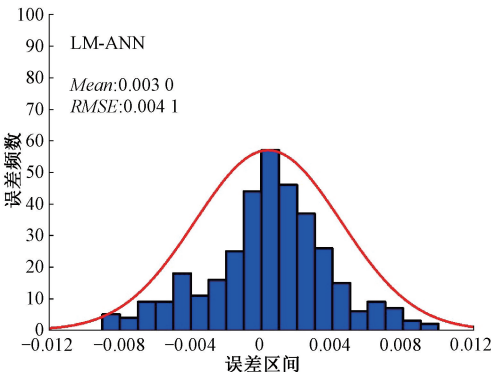
(b) LM-ANN 不同神经元的 RMSE 图 (*CTUI*)
(b) RMSE maps of different neurons of LM-ANN (*CTUI*)

图 9 LM-ANN 模型神经元收敛图

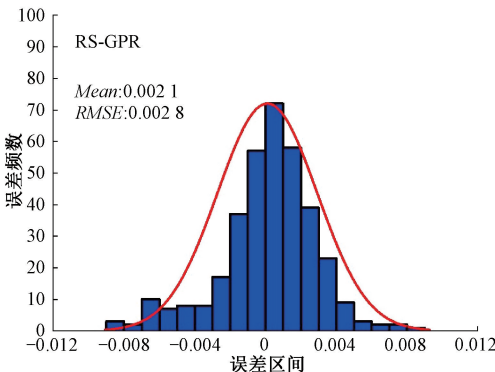
Fig. 9 LM-ANN model neuron convergence plot

图 11(c)~(d) 中 LM-ANN 的 R^2 也显著低于 RS-GPR。表明在构建 *CTUI* 的特征空间时, RS-GPR 模型精度与稳定更好。

综上所述, RS-GPR 模型能够有效表征结构参数与综合评价指标之间的非线性特征。因此后续研究选用 RS-GPR 构建连续优化空间。



(a) LM-ANN 模型误差直方图 (*CTRI*)
(a) LM-ANN error histogram (*CTRI*)



(b) RS-GPR 模型误差直方图 (*CTRI*)
(b) RS-GPR error histogram (*CTRI*)

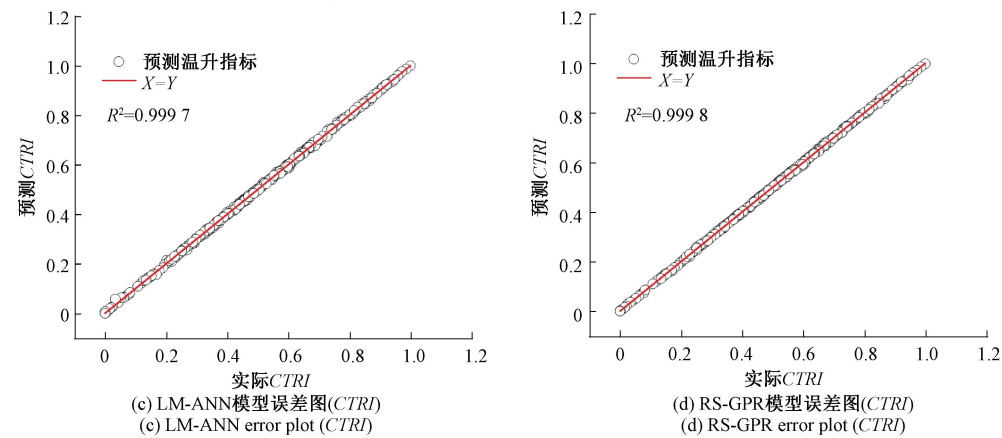


图 10 LM-ANN 与 RS-GPR 模型预测 $CTRI$ 的性能图
Fig. 10 Plot of LM-ANN vs. RS-GPR for predicting $CTRI$

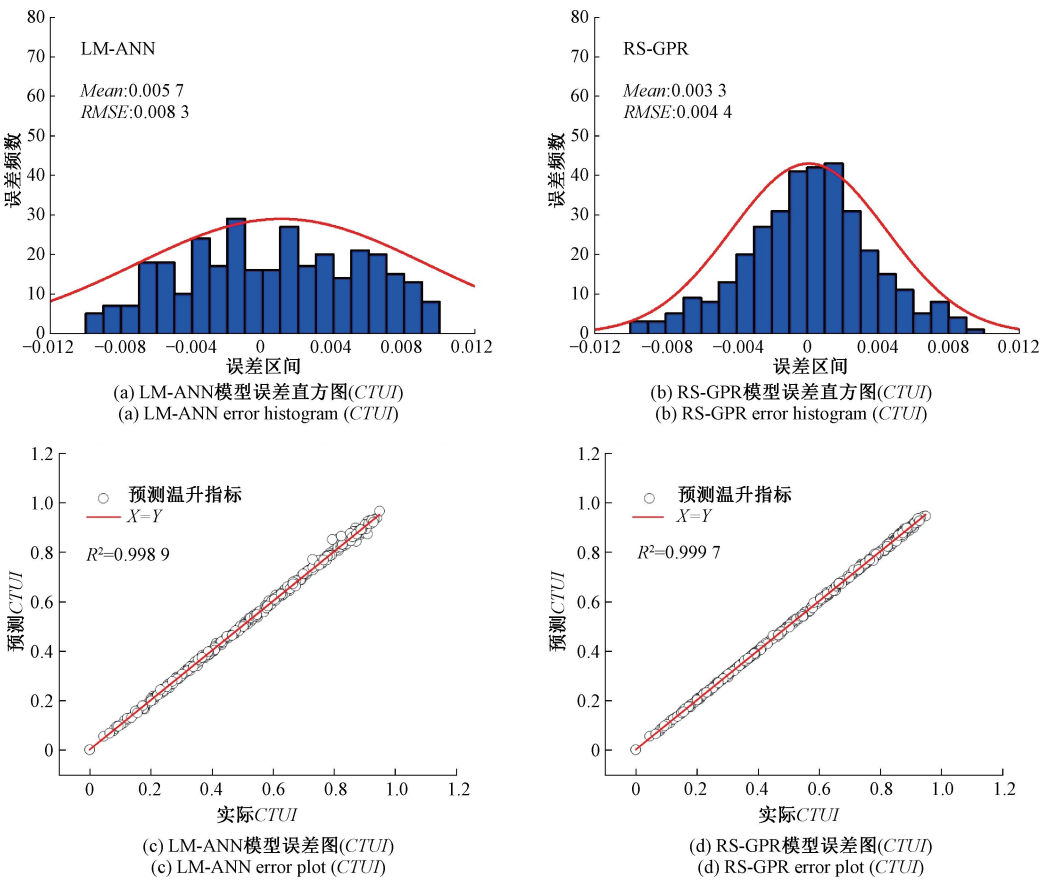


图 11 LM-ANN 与 RS-GPR 模型预测 $CTUI$ 的性能图
Fig. 11 Plot of LM-ANN vs. RS-GPR for predicting $CTUI$

3.7 多目标粒子群优化结果分析

利用 MOPSO 在 RS-GPR 构建的优化空间中求解。优化结果如图 12 所示。当提高效率时, $CTRI$ 显著降低。当提高 $CTUI$ 时, $CTRI$ 与检测效率也有下降的趋势。表明不存在能同时兼顾所有指标的解集。

采用 TOPSIS 法计算帕累托前沿得到表 6。帕累托前沿综合检测性能最佳的解为 0.734,线圈臂长 A_6

为 260 mm,加热臂长 A_3 为 417 mm,线圈宽度 A_1 为 52 mm。检测的 $CTRI$ 为 0.522, $CTUI$ 为 0.896, DE 为 0.601。初始解的综合检测性能为 0.636。最优解的 $CTRI$ 、 $CTUI$ 和 DE 分别比初始解提高了 18.88%、2.46% 和 73.61%。全局优化后得到的结构参数各项指标较初始解均有显著提高,综合检测效果提高 15.35%。

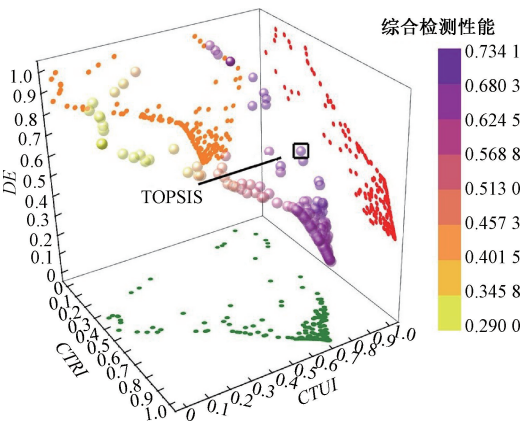


图 12 帕累托前沿
Fig. 12 Pareto frontier

表 6 检测效果的对比

Table 6 Comparison of detection effect

对比结构	最优解	初始解 ^[18]
A6	260	250
A3	417	250
A1	52	25
CTRI	0.522	0.439
CTUI	0.896	0.874
ED	0.601	0.346
E_t	0.734	0.636

4 优化结果验证

4.1 实验系统构建

为验证该优化后的激励器结构能用于实际的缺陷检测,搭建了一套实验装置。由于磁轭开模成本较高,因此,选取与最优解数值模型接近的磁轭标准件进行搭建。其中 A6、A3 与 A1 分别为 250、400 与 50 mm,其余尺寸参数与数值模型一致。实验配置 SECT 系统如图 13 所示。实验中的参数为:激励频率为 50 Hz,加热时间为 30 s,冷却记录时长为 15 s,提离距离为 2 mm。红外热像仪的分辨率为 0.05 K,图像分辨率为 1 024×768,最大帧率为 30 Hz。

实验步骤分 2 个阶段进行:1)准备阶段,打开交流电源,调节功率调节器控制激励器电流强度约为 10 A,设置延时继电器 30 s 后给交流接触器输入电信号。2)实验阶段,打开热像仪记录温度数据,开启延时继电器,待交流接触器响应后关闭电源,实验结束。

4.2 检测样板设置

油气储罐常使用 Q235 压力容器钢作为底板与固定式顶板材料,因此检测样板的材料选为 Q235。在其背面铣削出面积与深度均不相同的平底方形缺陷,用以验证最优结构的检测能力。钢板厚度为 8 mm,缺陷的具体尺寸如图 14 所示,图中尺寸为 mm,缺陷左边与上边数值表示横截面尺寸,缺陷下方数值表示缺陷处钢板剩余厚度。

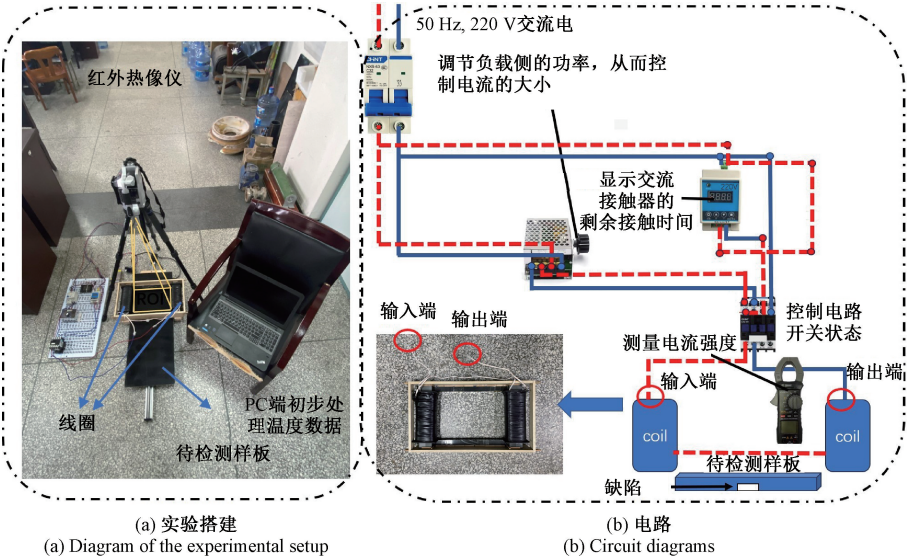


图 13 实验系统及其电路示意图
Fig. 13 Diagram of the experimental system

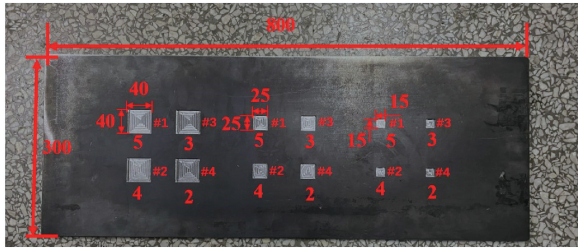


图 14 检测样板

Fig. 14 Test sample

4.3 检测结果分析

对钢板按边长的不同分 3 次进行测量,将加热

时长为 30 s 的温度分布图绘制于图 15 (a) ~ (c) 中。由温度分布图 15 (a) 可知,图像左右两侧存在高温边界区域,是由激励线圈热辐射导致的。图像的上下边缘存在低温区域,这部分区域靠近磁轭,磁感应强度的叠加效果减弱所致。将 30 s 时的热图减去初始帧得到温升分布见图 15 (d) ~ (f),温升图整体分布相对均匀,能够大致分辨缺陷所处位置。表明采用优化后的结构温升均匀性较好。随着缺陷边长与深度的增加,缺陷处的热对比度越明显,同时也验证了式 (2) 中的规律。

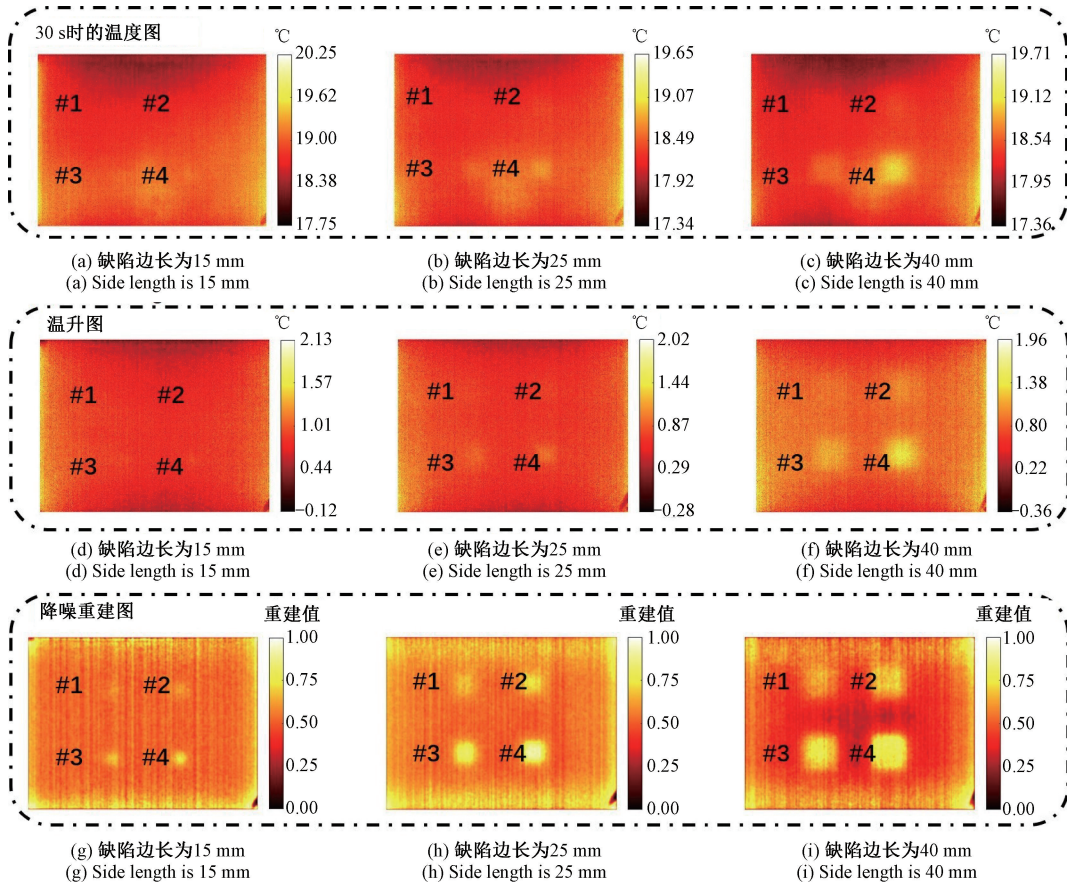


图 15 实验结果

Fig. 15 Experimental results graph

收集到的温度时序数据包含仪器噪声,钢板材料不均匀与热辐射等环境噪声。综合影响下,使得直接提取某一帧或使用温度差分法对缺陷分析并不可取。采用文献[27]提出方法实现缺陷的重建任务。将处理后的结果绘制在图 15 (g) ~ (i) 中,除了图 15 (g) 中 #1 稍有模糊,其余所有缺陷都清晰可见。

计算图 15 (g) ~ (i) 的信噪比见表 7,发现仅 $L = 15$ mm, RD 为 5 mm 缺陷的信噪比低于 2 dB。表明除了

图 15 (g) 中 #1,其余缺陷处的信号强度是背景信号强度的两倍以上,均能够通过人眼辨别缺陷。且随着缺陷直径与剩余厚度的比值的增加,缺陷信噪比显著上升。由上述分析可知优化后的激励器能够检测到钢板厚度为 8 mm,径厚比 (缺陷边长或直径与缺陷处剩余厚度的比值) > 3 的板下缺陷。

将初始结构实验中检测缺陷的信噪比放置在表 7 中最后一列用于对比。发现优化后结构检测 $L = 25$ mm 的

缺陷的信噪比均显著大于 $L=30\text{ mm}$ 的缺陷,在缺陷#4 处优化后的结果信噪比是优化前的 2.7 倍,其余缺陷均存在 1 倍左右的幅度提升。且该提升还是建立在优化后的结构检测边长较小的基础之上。由此推测,当检查相同形态大小的缺陷时,优化后的结构检测能力比上述推导结果将更加显著。

表 7 检测结果信噪比表

Table 7 Signal-to-noise ratio of test results (dB)					
对比结构	缺陷尺寸	#4	#3	#2	#1
优化后	$L=15\text{ mm}$	4.94	3.70	2.14	1.67
	$L=25\text{ mm}$	12.99	9.49	6.98	5.37
	$L=40\text{ mm}$	21.82	18.41	16.99	14.04
优化前 ^[18]	$L=30\text{ mm}$	4.73	3.90	2.51	2.93

实验结果表明,经过优化的结构在缺陷检测性能上显著优于初始结构。这一发现进一步证实,电磁激励器结构的优化需要综合考虑多参数间的协同效应,单一参数优化将导致缺陷检测性能明显下降。

5 结 论

本研究分析了电磁激励器结构参数对检测性能的复合影响,建立了电磁激励器结构参数与检测性能的多目标优化数学模型,并通过多目标粒子群与 TOPSIS 方法完成求解,得到最佳结构。最后,通过搭建实验系统验证了最优结构的检测能力。主要结论为:

- 1) 电磁激励器之间关键结构参数组合方式的不同,会对检测性能产生显著的复合效应。通过 PCA 发现线圈臂长度,检测臂长度和线圈臂宽度对检测性能的综合影响>82%。
- 2) 全局最优解的线圈臂长度、检测臂长度与线圈臂宽度分别为 260、417 和 52 mm,优化后的结构较初始结构在温升、均匀度和效率方面分别提高了 18.88%、2.46% 和 73.61%,综合检测效果提升了 15.35%。
- 3) 通过实验验证了优化后的激励器结构能够用于不同缺陷面积与深度的实际检测中,且相较于常用激励器检测效果有着显著提升。该激励器能够检测到钢板厚度为 8 mm,径厚比大于 3 的缺陷。

参考文献

[1] CHEN X L, WANG M Q, WANG B, et al. Energy consumption reduction and sustainable development for

oil & gas transport and storage engineering [J]. Energies, 2023, 16(4): 1775.

[2] CHEN X T, TIAN G Y, DING S, et al. Tomographic reconstruction of rolling contact fatigues in rails using 3D eddy current pulsed thermography [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(17): 18488-18496.

[3] ZHOU X Y, XUE Y, TIAN G Y, et al. Thermal analysis of solder joint based on eddy current pulsed thermography [J]. IEEE Transactions on Components Packaging and Manufacturing Technology, 2017, 7 (7): 1111-1118.

[4] WU Y CH, GAO B, ZHAO J, et al. Weld crack detection based on region electromagnetic sensing thermography [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 19(2): 751-762.

[5] WANG Z J, ZHU J ZH, TIAN G Y, et al. Comparative analysis of eddy current pulsed thermography and long pulse thermography for damage detection in metals and composites [J]. NDT & E International, 2019, 107: 102155.

[6] TARAM A, ROQUELET C, MEILLAND P, et al. Nondestructive testing of resistance spot welds using eddy current thermography [J]. Applied Optics, 2018, 57(18): D63-D68.

[7] SHI ZH Q, XU X Y, MA J J, et al. Quantitative detection of cracks in steel using eddy current pulsed thermography [J]. Sensors, 2018, 18(4): 1070.

[8] GAO B, LI X Q, WOO W L, et al. Quantitative validation of Eddy current stimulated thermal features on surface crack [J]. NDT & E International, 2017, 85: 1-12.

[9] DING S, TIAN G Y, ZHU J ZH, et al. Characterisation and evaluation of paint-coated marine corrosion in carbon steel using eddy current pulsed thermography [J]. NDT & E International, 2022, 130: 102678.

[10] LIU J, TIAN G Y, GAO B, et al. Investigation of thermal imaging sampling frequency for eddy current pulsed thermography (Article) [J]. NDT & E International, 2014, 62: 85-92.

[11] ZHANG X, BAI L B, LIANG Y P, et al. Surface defect 3-D profile reconstruction using eddy current pulsed

- thermography[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(8): 10092-10102.
- [12] ZHAO J, GAO B, WOO W L, et al. Crack evaluation based on novel circle-ferrite induction thermography[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(17): 5637-5645.
- [13] LIU Y, TIAN G Y, GAO B, et al. Depth quantification of rolling contact fatigue crack using skewness of eddy current pulsed thermography in stationary and scanning modes [J]. NDT & E International, 2022, 128: 102630.
- [14] XIAO X T, LIANG ZH, TANG S, et al. Design and experiment of a two-coil magnetic core inductor used for the stepped eddy current thermography technique [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(24): 27549-27560.
- [15] LI H R, GAO B, MIAO L, et al. Multiphysics structured eddy current and thermography defects diagnostics system in moving mode[J]. Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(4): 2566-2578.
- [16] TSOPELAS N, SIAKAVELLAS N J. Experimental evaluation of electromagnetic-thermal non-destructive inspection by eddy current thermography in square aluminum plates(Article) [J]. NDT & E International, 2011, 44(7): 609-620.
- [17] BIJU N, GANESAN N, KRISHNAMURTHY C V, et al. Frequency optimization for eddy current thermography[J]. NDT & E International, 2009, 42(5): 415-420.
- [18] GAO Y, LIANG ZH, ZHANG L, et al. Design and study of novel square electromagnetic sensing based on stepped eddy current thermography [J]. Measurement, 2024, 237: 115234.
- [19] 张凤玲,张旭,艾延廷,等. 基于响应面法的高温应变计敏感栅结构优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 144-155.
- ZHANG F L, ZHANG X, AI Y T, et al. Sensitive grid structure optimization of high temperature strain gauge based on response surface methodology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 144-155.
- [20] 王子贺,李存贺,焦提操,等. 基于机器学习的同步磁阻电机转子结构优化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 116-126.
- WANG Z H, LI C H, JIAO T C, et al. Research on rotor structure optimization of synchronous reluctance motor based on machine learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 116-126.
- [21] 黄文美,郭万里,郭萍萍,等. 基于多目标遗传算法的高频磁致伸缩换能器优化设计[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 111-119.
- HUANG W M, GUO W L, GUO P P, et al. Optimization design of high frequency magnetostrictive transducer based on the multi-objective genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 111-119.
- [22] GAO Y, LIANG ZH, ZHANG L, et al. Quantification of depth and morphology of internal corrosion defects by stepped eddy current thermography skewness under weak excitation conditions [J]. Measurement, 2024, 229: 114454.
- [23] GAO Y, LIANG ZH, ZHANG L, et al. Application of residual network based on multispectral attention mechanism in stepped eddy current thermography defect detection [J]. Infrared Physics & Technology, 2024, 140: 105428.
- [24] ALMOND D P, PICKERING S G. An analytical study of the pulsed thermography defect detection limit [J]. Journal of Applied Physics. 2012, 111(9): 093510.
- [25] 乔贵方,蒋欣怡,高春晖,等. 基于多目标优化的工业机器人位置与姿态精度提升方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 217-224.
- QIAO G F, JIANG X Y, GAO CH H, et al. Method for improving position and attitude accuracy of industrial robots based on multi-objective optimization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 217-224.
- [26] 邢毓华,任甜甜. 改进 MOPSO 在微电网优化调度中的应用研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(6): 191-200.
- XING Y H, REN T T. Application research of improved MOPSO in microgrid optimal dispatch[J]. Acta Energetica Sinica, 2024, 45(6): 191-200.

[27] GAO Y, ZHANG L, LIANG ZH, et al. Detection model for automatic defect quantification and segmentation for stepped eddy current thermography [J]. IEEE Sensors Journal, 2025: 25(7): 10784-10799.

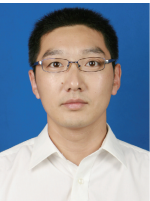
作者简介



高源,2021 年于南京理工大学紫金学院获学士学位,现为西南石油大学博士研究生,主要研究方向为涡流热成像传感器设备的设计与优化、储罐内腐蚀缺陷量化算法的设计。

E-mail:1435422371@qq.com

Gao Yuan received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology Zijin College in 2021. He is currently a Ph. D. candidate at Southwest Petroleum University. His main research interests include the design and optimization of eddy current thermal imaging sensor devices.



张梁(通信作者),2007 年于西南石油大学获得硕士学位,现为西南石油大学机电工程学院副教授。主要研究方向为油气田地面、流体机械设备故障诊断。

E-mail:28190729@qq.com

Zhang Liang (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2007. He is

currently an associate professor in the School of Mechanical and Electrical Engineering at Southwest Petroleum University. His main research interests include fault diagnosis of oil and gas field surface and fluid mechanical equipment.



梁政,1988 年于西南石油学院获得硕士学位,现为西南石油大学教授、博士生导师。主要研究方向为管柱力学、海洋油气装备研究。

E-mail:Liangz_2242@126.com

Liang Zheng received his M. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 1988. His main research interests include pipe and column mechanics, offshore oil and gas equipment research.



郑庭,2024 年于西南石油大学获得博士学位,现为泸州职业技术学院副教授。主要研究方向为油气装备完整性评价、机电一体化技术。

E-mail:254168368@qq.com

Zheng Ting received his Ph. D. degree from Southwest University of Petroleum in 2024. He is currently an associate professor at Luzhou Vocational & Technical College. His main research interests include oil and gas equipment integrity evaluation, and mechatronics technology.