

基于 PSO-SVR 的涡流无损检测 MAPoD 和 灵敏度分析的研究^{*}

包 扬¹ 陈欣茹¹ 李筱轩¹ 谭开欣¹ 宛 汀²

(1. 南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院 南京 210046;
2. 南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210046)

摘要:模型辅助检测概率(model-assisted probability of detection, MAPoD)和灵敏度分析对于量化涡流无损检测(eddy current nondestructive testing, ECNDT)系统的检测能力非常重要。由于不确定性在涡流无损检测的 MAPoD 和 SA 问题中的传播,传统基于实验方法和物理仿真模型对该问题的分析需要耗费大量的时间和人力成本,为了降低这些成本,提出基于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的支持向量回归(support vector regression, SVR)模型取代传统的实验方法以及物理仿真模型,对涡流无损检测模型的响应进行预测,从而加速 MAPoD 和 SA 问题的分析。此外,创新性地将网格搜索、随机搜索、模拟退火算法和 PSO 等优化算法与 SVR 相结合,研究不同的优化算法对 SVR 的关键参数优化的精度和效率,验证 PSO 相较于其他优化算法的性能优势。最后,将 PSO-SVR 模型应用于 ECNDT 算例中,对表面裂缝长度的不确定性进行 MAPoD 和 SA 的分析。结果表明,所提算法在保证求解精度的同时,加速了涡流无损检测系统的 MAPoD 和 SA 问题的研究,并减少了计算开销。在计算量方面,对这两个问题的求解,平均分别仅需纯物理模型计算量的 3.5% 和 0.06%。

关键词:模型辅助检测概率;灵敏度分析;涡流无损检测;粒子群算法;支持向量回归法

中图分类号: TM93 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510. 1040

Model-assisted probability of detection and sensitivity analysis of eddy current nondestructive testing system based on PSO-SVR

Bao Yang¹ Chen Xinru¹ Li Xiaoxuan¹ Tan Kaixin¹ Wan Ting²

(1. School of Electronic and Optical Engineering & College of Flexible Electronics (Future Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China; 2. School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

Abstract: Model-assisted probability of detection (MAPoD) and sensitivity analysis are important to quantify the detection capabilities of eddy current nondestructive testing (ECNDT) systems. Due to the propagation of uncertainties in the MAPoD and SA problems of eddy current NDT, the traditional methods which are based on experiment and physical simulation models require a lot of time and labor costs. To reduce these costs, in this paper, the particle swarm optimization (PSO) algorithm optimized support vector regression (SVR) model is proposed to replace the traditional experiments and physical simulation models to predict the response of eddy current NDT models, thereby accelerating the analysis of MAPoD and SA problems. In addition, to the novelty, this paper combines the hyperparameter optimization algorithms such as grid search, random search, simulated annealing algorithm and PSO with SVR to test the accuracy and efficiency of them for the optimization of key parameters, and verify the advantages of PSO-SVR over other optimization algorithms based SVR. Finally, the PSO-SVR model is applied to the ECNDT problem, and the uncertainties in length of the surface slot is studied in MAPoD and SA analysis. The results show that the proposed method not only ensures the accuracy, but also accelerates the study for the MAPoD and SA analysis of eddy current NDT systems. It also reduces the computational costs, which accounts for 3.5% and 0.06% of those of the pure physical model in average.

Keywords: model-assisted probability of detection (MAPoD); sensitivity analysis; eddy current nondestructive testing (ECNDT); particle swarm optimization (PSO); support vector regression (SVR)

0 引言

无损检测 (non-destructive testing, NDT) 是一种在不损害或不影响被检测对象使用性能的前提下, 检查材料、组件和结构内部缺陷的技术^[1]。这项技术广泛应用于工业领域, 特别是对于那些对安全性和可靠性要求极高的行业, 如航空航天、核能、石油天然气、汽车制造等。通过无损检测可以发现肉眼不可见的裂纹、孔隙、夹杂等缺陷, 从而确保产品质量与安全^[2]。涡流无损检测 (eddy current nondestructive testing, ECNDT) 利用电磁感应原理通过检测线圈对试样进行非直接接触分析线圈的阻抗变化, 可检测大多数导电材料中的裂纹或缺陷^[3-4]。

检测概率 (probability of detection, PoD)^[5] 是用于量化无损检测系统检测能力的指标, 可以计算出某一个裂纹尺寸的裂纹被系统检测出的概率。PoD 计算最初是通过实验开发和获得的。灵敏度分析^[6] 是量化不确定性参数对模型响应产生影响的重要方法。灵敏度分析可分为两类: 1) 局部敏感性分析, 研究输入空间值附近的不确定性如何影响模型响应; 2) 全局敏感性分析, 研究模型响应的方差, 更确切地说, 关注输入的不确定性如何影响输出方差。基于 Sobol 指数的全局敏感性分析方法是无损检测系统最常用的方法, 也是本文所选用的方法。

ECNDT 系统的 PoD 和灵敏度分析的分析, 传统上依赖于实验, 既耗时又费力。为了降低人力物力成本开销, 利用各种基于物理的涡流无损检测仿真模型用以部分取代实验。这些物理模型的构建方法主要包括数值方法, 如有限元法^[7] 和边界元法^[8]。与实验相比, 基于物理的模型计算时间快, 成本方面更实惠, 同时能保持很高的精度。如今, 用物理模型替代实验获取 ECNDT 系统的响应变得越来越流行。随着不确定性在 ECNDT 系统中的传播, 问题变得愈发复杂, 需要在短时间内获得大量的物理模型响应, 这很难完成。

为了减轻计算负担, 提升计算效率, 引入了元建模技术, 通过构建快速近似(或插值)模型代替耗时的基于物理的数值模型来解决给定的计算应用。元建模方法包括多项式混沌展开法^[9]、克里金法^[10]、共克里金法^[11] 和径向基函数等方法^[12]。支持向量回归法 (support vector regression, SVR) 主要基于结构风险最小化的原则, 即在高维空间中寻求最佳回归超平面, 以确保尽可能多的数据点落在该超平面周围的边际带内, 从而达到预测连续值的目的^[13]。SVR 中关键参数的选择直接决定了构建模型的精度和效率, 超参的优化可以通过超参优化算法来实现。超参优化算法如网格搜索、随机搜索、模拟退火算法和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 等,

这些算法可以在短时间内对 SVR 中关键参数在保证模型效率的同时实现快速选择^[14-17]。

本文提出了一种基于 SVR 的方法来预测 ECNDT 的模型响应, 并引入了 PSO 算法优化 SVR 模型的超参数的选择。在基于物理模型的 ECNDT 系统中, 本文研究了 PSO 与其他超参数优化算与 SVR 结合的性能, 加速求解了涡流无损检测 MAPoD 和灵敏度分析问题, 并通过算例验证了所提方法的精度和效率。

1 PSO-SVR 模型

基于 PSO-SVR 模型的 MAPoD 和 SA 研究流程如图 1 所示。该过程从确定关键的不确定参数及其相应的概率分布开始, 对输入参数根据经验随机抽样。然后, 这些输入的不确定参数通过物理模型传播, 并利用所得采样数据构建 SVR 模型, SVR 模型的超参数选取采用了 PSO 算法。最后评估模型的准确性, 如果精度不满足所需的阈值, 则需要具有额外采样点的新训练数据集。如果模型达到精度要求, 那么模型用于 MAPoD 或灵敏度分析问题的分析。

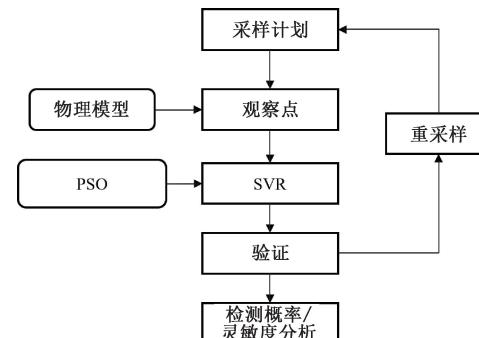


图 1 基于 PSO-SVR 模型的检测概率和灵敏度分析流程

Fig. 1 Flowchart of probability of detection and sensitivity analysis based on the PSO-SVR model

SVR^[13] 是一种基于统计学习理论的回归分析方法, 它在线性函数的两侧创建一个“边界带”, 根据经验将边界带的宽度设置为 ε 。对于落在边距带内的所有样本, 不会计算损失。对于边际带外的样本, 函数的损失是根据支持向量计算的。最终, 通过最小化总损耗和最大化边界来得出优化模型。对于非线性模型, 使用核函数映射到特征空间, 然后进行回归。本文使用的核函数是径向基函数核^[18]。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2) \quad (1)$$

式中: $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 是两个样本 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' 之间的相似度度量; γ 是一个正数, 决定了核函数的宽度; $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2$ 表示样本 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' 之间欧氏距离。

SVR 模型的数学表达式如式(2)~(5)所示。

$$\min_{\omega, b, \xi_i, \hat{\xi}_i} 0.5 \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (3)$$

$$y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \hat{\xi}_i \quad (4)$$

$$\xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式中: ω 和 b 是模型确定的参数; x_i 表示样本特征值; y_i 表示样本标签值; C 是惩罚系数; ξ_i 表示误差项; ε 表示 $f(x_i)$ 和 y_i 之间的偏差。

PSO 算法的灵感来自鸟类觅食行为的规律性, 并经过多年改进, 具有快速收敛、最少参数的特点, 并且与其他算法相比, 能够更快地收敛到高维优化问题的最佳解决方案, 使其成为当今应用最广泛的算法之一^[19]。PSO 的核心思想在于信息共享, 通过整个群之间的信息共享, 及时更新每个粒子的搜索方向, 最终引导整个群找到最佳解决方案。算法中, 粒子由速度和位置两个属性定义, 其表达式如式(6)所示。

$$v_{(d)} = w \cdot v_{(d-1)} + C_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{(d)} - x_{(d)}) + C_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_{(d)} - x_{(d)}) \quad (6)$$

式中: $v_{(d)}$ 表示粒子在第 d 次迭代时的速度。整个速度表达式分为 3 个部分。第 1 部分表示上一步中粒子自身速度的惯性, 其中 w 是惯性系数。 w 值越大, 表示粒子越不可能改变其先前的运动方向, 并且更倾向于探索未知领域。第 2 个组成部分是自我认知, 其中 C_1 代表个人学习因素。较高的 C_1 值表示粒子倾向于向自己的最佳解决方案移动, 表示为 $pbest$, 这是个体找到的最优解决方案。第 3 个组成部分是社会认知, 其中 C_2 是社会因素。较高的值 C_2 表示粒子倾向于向整个种群找到的最优解移动, 表示为 $gbest$, 这是群体发现的最优解。 γ_1 和 γ_2 两者都是随机数, 范围是 $[0, 1]$ 。

本文研究采用了惯性系数的自适应表达式:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot t / epochs \quad (7)$$

在这种情况下, w_{\max} 和 w_{\min} 分别表示惯性系数的最大值和最小值, 在本文设置为 0.9 和 0.4。此外, t 表示当前迭代次数, 而 $epochs$ 表示 PSO 算法的最大迭代次数, 在本文设置为 1 000。通过 PSO 优化 SVR 算法中核函数的宽度值和惩罚系数。

2 灵敏度分析和模型辅助探测概率

灵敏度分析用于确定随机输入参数如何影响模型响应, 通过 Sobol 指数表征^[20]。Sobol 指数是通过蒙特卡洛抽样法或准蒙特卡洛法^[21]估算的, 需要为蒙特卡洛生成一系列随机分布的点, 以及为准蒙特卡洛生成低差异序列。

1) 生成一个 $N \times 2m$ 的样本矩阵, 其中每一行都是 $2m$ 维超空间中的一个样本点。 m 为不确定性参数的个数。

2) 使用矩阵的前 m 列作为矩阵 A , 其余 m 列作为矩阵 B 。这有效地给出了多维单位超立方 N 个点中的两个独立样本。

3) 构建 m 个 $N \times m$ 矩阵 AB_i , 其中 $i = 1, 2, 3, \dots, m$, 使得矩阵 AB_i 的第 i 列元素等于 B 矩阵的第 i 列元素, 其余的列来自矩阵 A 。

4) 矩阵 A 、 B 和 m 个 AB_i 矩阵指定了输入空间中的 $N(m+2)$ 个点(每行一个)。在矩阵 A 、 B 和 AB 中的每个设计点运行物理模型, 计算出 $N(m+2)$ 个模型响应, 对应于 $f(A)$ 、 $f(B)$ 和 $f(AB)$ 的值。

5) 使用以下估计器计算灵敏度分析指数。一阶和全阶 Sobol 指数可以使用两种常用的蒙特卡洛估计法计算, 如式(8)和(9)所示。

$$Var_{X_{-i}} \{ E_{X_{-i}} [M(X) | X_i] \} \approx 1/N \sum_{j=1}^N f(B)_j [f(AB_i)_j - f(A)_j] \quad (8)$$

$$E_{X_{-i}} \{ Var_{X_i} [M(X) | X_{-i}] \} \approx 1/(2N) \sum_{j=1}^N [f(A)_j - f(AB_i)_j]^2 \quad (9)$$

基于 \hat{a} vs. a 回归的 MAPoD 分析描述了模型响应 \hat{a} 和缺陷尺寸 a 之间的关系, 在对数-对数尺度上的线性回归描述了这种关系, 表述为:

$$\ln(\hat{a}) = \beta_0 + \beta_1 \ln(a) + \gamma \quad (10)$$

式中: β_0 和 β_1 是线性回归参数; γ 服从正态分布, 均值为 0, 标准差为 σ_γ 的随机误差。任意尺寸缺陷的 PoD 表示为:

$$\Phi \left\{ \left[\ln(a) - \frac{\ln(\hat{a}_{th}) - \beta_0}{\beta_1} \right] / \left[\frac{\sigma_\gamma}{\beta_1} \right] \right\} \quad (11)$$

式中: Φ 为标准正态分布的累积密度函数。 a_{50} 和 a_{90} 是无损检测系统常用的 MAPoD 指标, 分别为系统探测概率为 50% 和 90% 时对应的缺陷尺寸。

使用归一化均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)验证模型精度, 公式如下:

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_t} (\hat{y}_i - y_i)^2 / N_t}}{\max(\hat{y}) - \min(y)} \quad (12)$$

式中: N_t 为总测试点的个数; \hat{y}_i 和 y_i 分别为第 i 个测试点的模型预测值和实际响应值; $\max(\hat{y})$ 和 $\min(y)$ 分别是模型预测值中的最大值和实际响应值中的最大值。

3 算例分析

对目标表面缺陷的涡流无损检测系统的不确定性传播进行测试, 如图 2 所示, 在对 MAPoD 和灵敏度分析问

题的分析中,将网格搜索、随机搜索、模拟退火算法和 PSO 等优化算法与 SVR 相结合,将测试结果与纯物理模型进行比较,验证 PSO-SVR 模型的精度和效率。测试中的计算成本开销定义为训练点所需要的物理模型响应的总数。

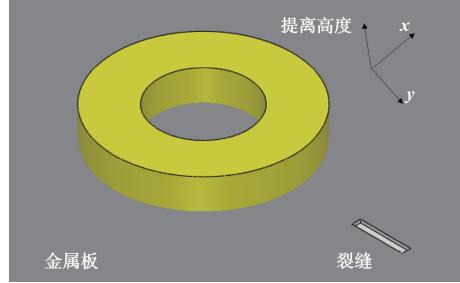


图 2 有限横截面的线圈探测金属板中的表面缺陷

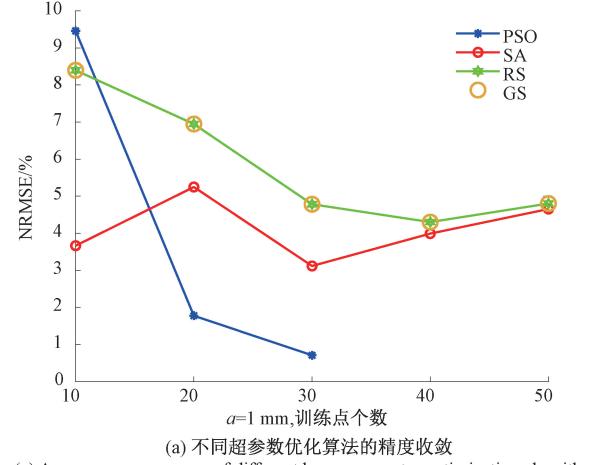
Fig. 2 Detection of surface defects in metal plates using finite-cross-section coils

探测线圈沿着金属板表面缺陷的长度方向进行扫描。对于 MAPoD 和灵敏度分析研究,算例 1 和算例 3 采用线圈 A(工作频率为 900 Hz)悬空放置,算例 2 采用线圈 B(工作频率为 7 000 Hz)悬空放置。算例 1 和算例 2 沿着表面缺陷的 y 方向进行扫描。算例 3 沿着 x 方向进行扫描。线圈 A 的内径和外径分别为 6.15 和 12.4 mm, 线圈厚度为 6.15 mm, 线圈匝数 3 790。线圈 B 的内径和外径分别为 9.34 和 18.4 mm, 线圈厚度为 9 mm, 线圈匝数 408。金属板的导电率为 3.06×10^7 S/m, 厚度为 12.22 mm。裂缝深度为 5 mm, 宽度为 0.28 mm, 长度范围为 1~5 mm, 间隔为 1 mm。900 Hz 时的趋肤深度约为 3.04 mm, 而 7 000 Hz 时的趋肤深度为到 1.09 mm。

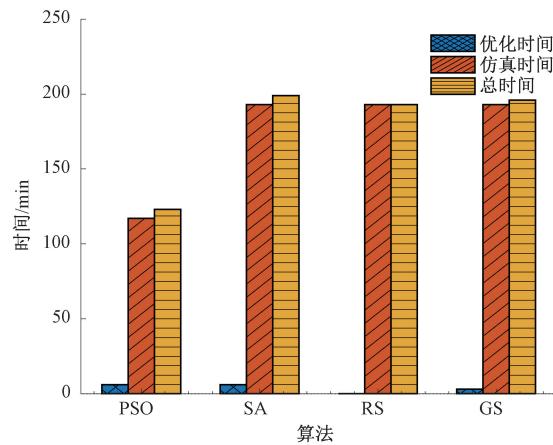
在测试案例中,选择对涡流检测影响较大的参数,如检测线圈的提升高度 l 、 x 轴和 y 轴位置作为不确定度参数,并考虑了不同经验分布对输出响应分布的影响,在第 1 个算例中,提升高度 l 、 x 轴和 y 轴经验分布分别为 $G(2 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$, $G(9 \text{ mm}, 0.7 \text{ mm})$ 和 $G(0 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$, 在第 2 个算例中,这 3 个不确定性参数的经验分布为 $U(1.83 \text{ mm}, 2.23 \text{ mm})$, $G(14 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$ 和 $U(-1.5 \text{ mm}, 1.5 \text{ mm})$, 在第 3 个算例中,这 3 个不确定性参数的经验分布为 $G(9 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$, $G(0 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$, $G(0.88 \text{ mm}, 0.2 \text{ mm})$ 。

在训练过程中,应用网格搜索(grid search, GS)、随机搜索(random search, RS)、模拟退火(simulated annealing, SA)算法以及 PSO 来优化用于 MAPoD 和灵敏度分析研究的 SVR 模型的准确性和效率。使用 NRMSE 作为判断精度的标准,训练点的数量从 10 开始依次增加,直到找到满足精度要求所需的最小训练点数,模型构建完毕。

对算例 1 的 4 种超参数优化算法分别结合 SVR 模型在裂缝长度为 1 mm 时的预测数据集精度收敛图如图 3 (a) 所示,可以看出,基于 PSO 优化的 SVR 模型的训练点个数达到 30 时, NRMSE 收敛到 1% 以内,而当其他 3 种优化算法优化的 SVR 模型训练点个数增加到 50 时,模型精度依然无法收敛。4 种超参数优化算法结合 SVR 模型的优化时间、训练点仿真时间以及总时间对比如图 3 (b) 所示,仿真时间对总时间起决定性影响,PSO 的优化时间并非最短,但由于其所需训练点最少,总时间达到了最低。基于以上分析,在该算例的测试中,PSO-SVR 模型在精度和时间上相较于 SA-SVR、RS-SVR、GS-SVR 模型都表现出明显的计算效率的优势。



(a) 不同超参数优化算法的精度收敛
(a) Accuracy convergence of different hyperparameter optimization algorithms



(b) 不同超参数优化算法时间对比
(b) Time comparison of different hyperparameter optimization algorithms

图 3 算例 1 中不同超参优化算法优化 SVR 模型的精度和计算时间对比

Fig. 3 Comparison of the accuracy and computation time of different hyperparametric optimization algorithms in case 1

不同裂缝长度下 1 000 个验证点的预测响应箱线图如图 4(a) 所示,箱线图可以观察到数据分布,包括不同

缺陷长度下不确定性参数的模型响应的平均值(蓝色虚线)、中位数(红色实线)、最大值和最小值。5 个裂缝长度下,PSO-SVR 模型的精度如图 4(b)所示,可以看出,当训练点达到 30 时,5 个裂缝长度的模型精度均满足 $NRMSE < 1\%$ 的要求。

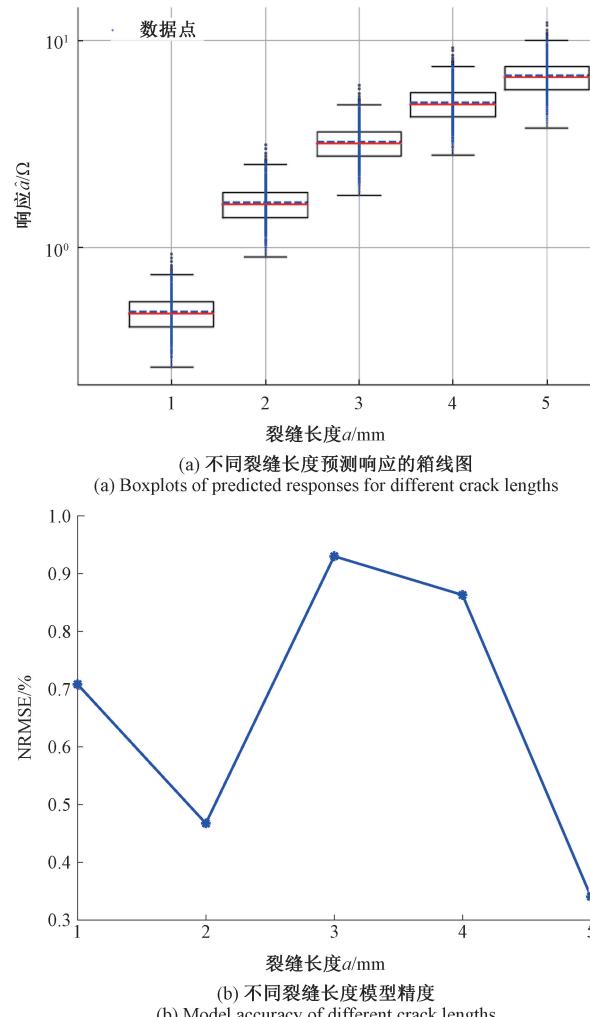


图 4 算例 1 中 PSO-SVR 模型的精度和预测效果

Fig. 4 The accuracy and prediction effect of the PSO-SVR model in Case 1

算例 1 的对数线性回归曲线和 PoD 曲线如图 5(a)和(b)所示,PoD 曲线表示了 a_{50} 和 a_{90} 的值,分别为 2.18 和 2.55 mm,这表明,在算例 1 中,有 50% 的概率被检测到的裂缝长度为 2.18 mm,有 90% 概率检测到的裂缝长度为 2.55 mm。算例 1 中纯物理模型与 4 种算法的 PoD 关键指标对比如表 1 所示,PSO-SVR 的 PoD 指标与纯物理模型更为接近,并计算了纯物理模型与 PSO-SVR 模型计算出的 PoD 关键指标之间的相对误差,均达到了精度要求。

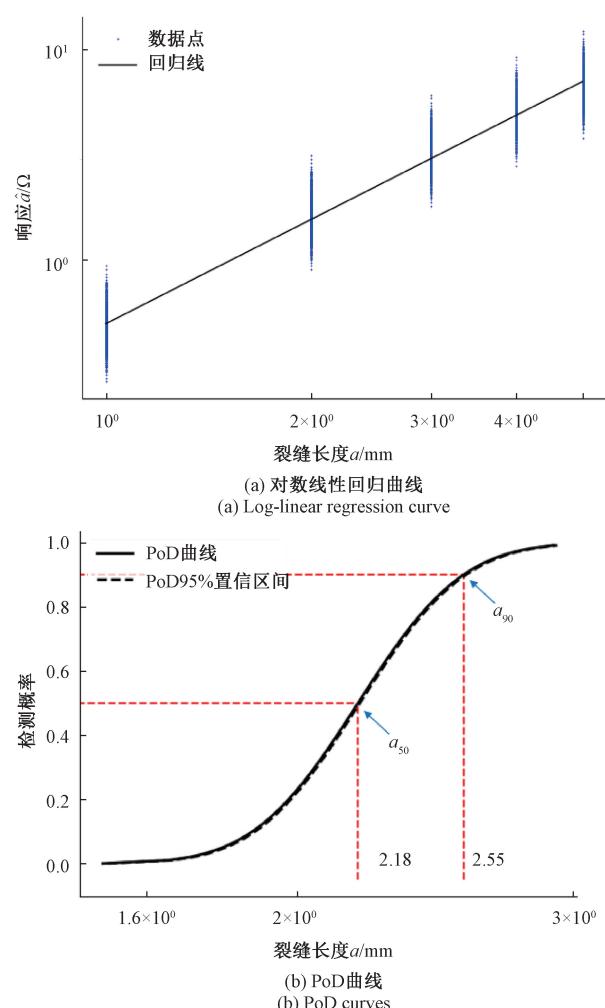


图 5 算例 1 的模型辅助探测概率分析

Fig. 5 Model-assisted probabilistic analysis of case 1

表 1 算例 1 的模型辅助探测概率关键指标对比

Table 1 Comparison of key indicators of model-assisted detection probability in case 1

物理模型	GS-SVR	RS-SVR	SA-SVR	PSO-SVR	相对误差/%
μ	0.781 6	0.783 7	0.783 7	0.775 5	0.780 5
σ	0.121 8	0.119 1	0.119 1	0.119 3	0.120 2
a_{50}	2.185 0	2.165 3	2.165 3	2.171 8	2.182 5
a_{90}	2.554 1	2.565 9	2.565 9	2.537 3	2.545 9

图 6(a)和(b)所示分别为 3 个不确定参数的一阶和全阶 Sobol 指数。从图 6 可以看出,lift-off 对模型响应的影响最大,线圈的 x 和 y 位置对模型响应的影响很小。全阶响应指数与一阶响应指数相差不大,表明参数组合对模型响应影响不大。PSO-SVR 模型的预测结果与物理模型计算的结果一致。对于每个缺陷长度,PSO-SVR 模型仅使用 30 个 LHS 训练点即可准确预测 65 000 个预

测点的响应,在保持精度的同时节省了 SA 问题分析的计算成本。

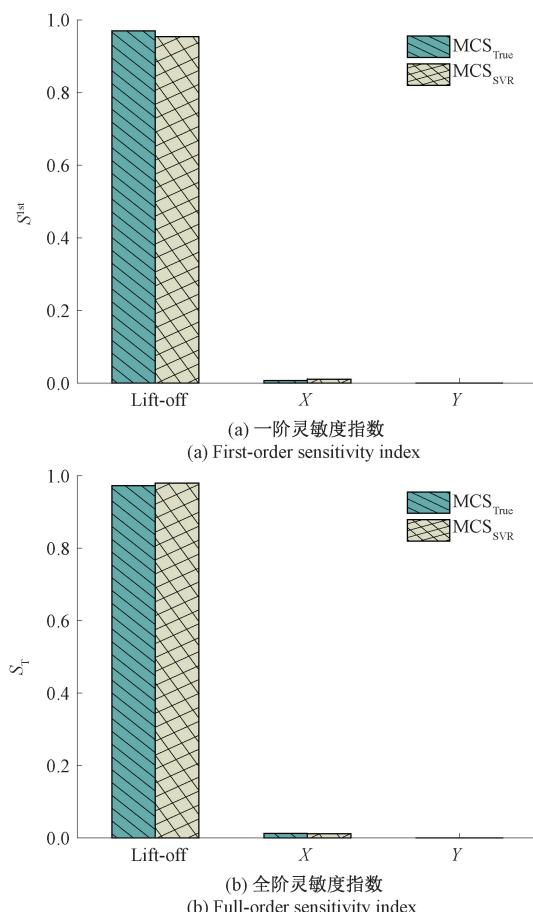


图 6 算例 1 的敏感度分析

Fig. 6 Sensitivity analysis of case 1

算例 2 的 4 种超参数优化算法分别结合 SVR 模型在裂缝长度为 1 mm 时的预测数据集精度收敛图如图 7(a) 所示。由图 7(a) 可知, 基于 PSO 优化的 SVR 模型的训练点个数达到 40 时, 精度收敛到 1% 以内, 而其他 3 种优化算法训练点个数增加到 50 时, 模型精度依然无法收敛。4 种超参数优化算法结合 SVR 模型的优化时间、训练点仿真时间以及总时间对比如图 7(b) 所示。仿真时间对总时间起决定影响, PSO 的优化时间并非最短, 但由于其所需训练点最少, 总时间达到了最低。基于以上分析, PSO-SVR 模型又一次在精度和时间上, 相较于 SA-SVR、RS-SVR、GS-SVR 模型, 表现出明显的优势。

图 8(a) 为不同裂缝长度下 1 000 个验证点的预测响应的箱线图, 从箱线图可以观察到数据分布, 包括不同缺陷长度下不确定性参数响应的平均值、中位数、最大值和最小值。图 8(b) 为 5 个裂缝长度下, PSO-SVR 模型的精度, 可以看出, 当训练点达到 40 时, 5 个裂缝长度的模型精度均满足要求。

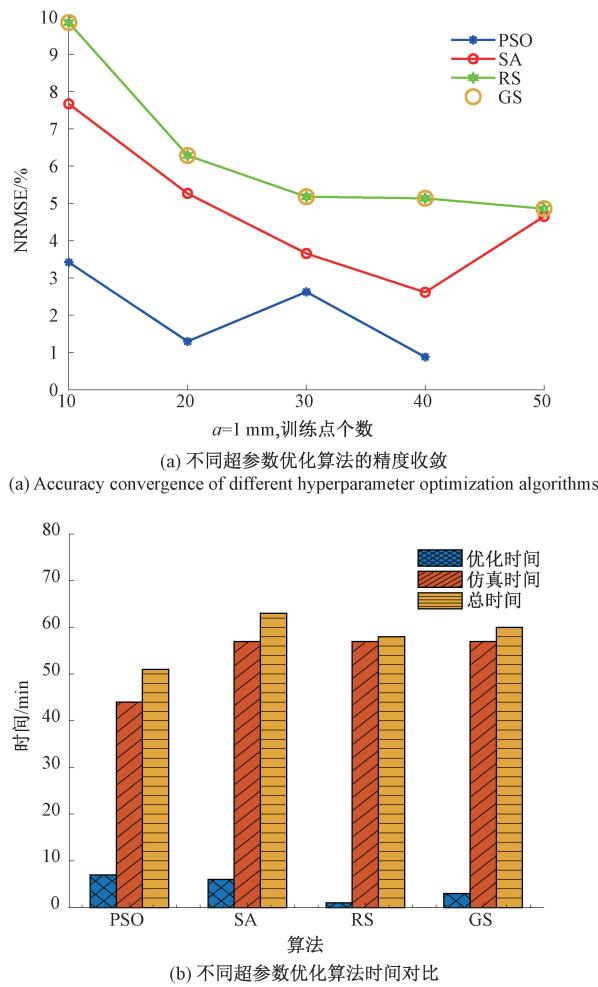
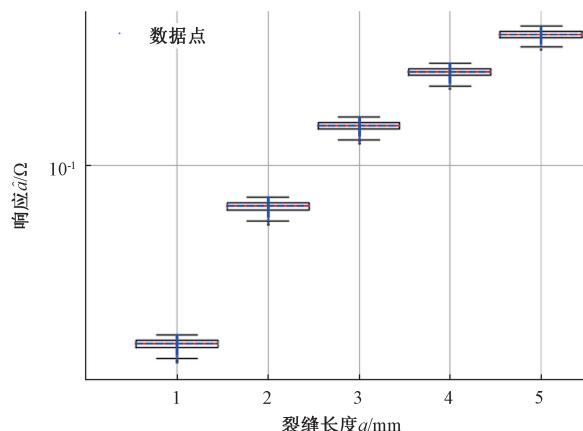


图 7 算例 2 中不同超参优化算法优化 SVR 模型的精度和计算时间对比

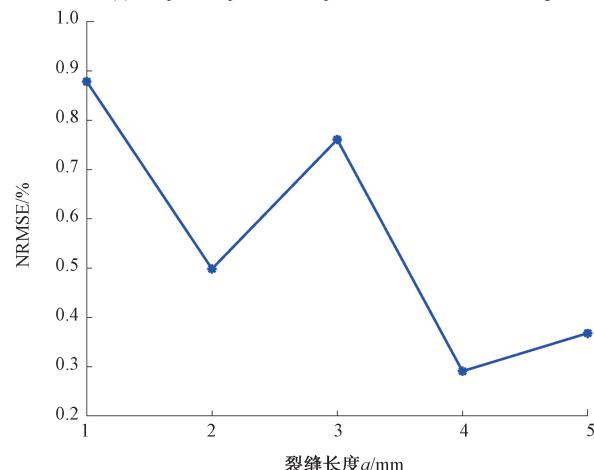
Fig. 7 Comparison of the accuracy and computation time of different hyperparametric optimization algorithms in case 2

图 9(a) 和 (b) 分别是算例 2 的对数线性回归曲线和 PoD 曲线, PoD 曲线表示了 a_{50} 和 a_{90} 的值, 分别为 1.70 mm 和 1.76 mm, 这说明在算例 2 中, 有 50% 的概率被检测到的裂缝长度为 1.70 mm, 有 90% 概率检测到的裂缝长度为 1.76 mm。表 2 对比了算例 2 中纯物理模型与 4 种算法的 PoD 关键指标, PSO-SVR 的 PoD 指标与纯物理模型更为接近, 并计算了纯物理模型与 PSO-SVR 模型计算出的 PoD 关键指标之间的相对误差, 均达到了精度要求。

3 个不确定参数的一阶和全阶 Sobol 指数如图 10(a)、(b) 所示。可以看出, lift-off 对模型响应的影响最大, 线圈的 x 和 y 位置对模型响应的影响很小。全阶指数大于一阶指数, 表明每个参数与其他两个参数的组合都会影响模型响应。从图中可以发现, PSO-SVR 模型预测的 Sobol 指数与物理模型计算的 Sobol 指数一致。对



(a) 不同裂缝长度预测响应的箱线图
(a) Boxplots of predicted responses for different crack lengths



(b) 不同裂缝长度模型精度
(b) Model accuracy of different crack lengths

图 8 算例 2 中 PSO-SVR 模型的精度和预测效果

Fig. 8 The accuracy and prediction effect of the PSO-SVR model in Case 2

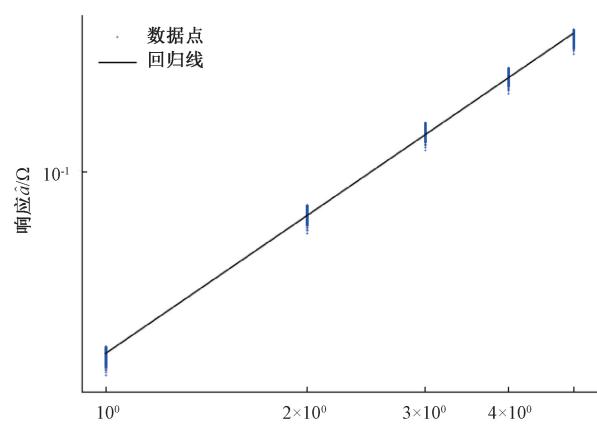
于每个缺陷长度, PSO-SVR 模型仅使用 40 个 LHS 训练点就准确预测了 55 000 个 MCS 点对 SA 的响应, 在保持精度的同时, 又一次节省了 SA 问题分析的计算成本。

表 2 算例 2 的模型辅助探测概率关键指标对比

Table 2 Comparison of key indicators of model-assisted detection probability in case 2

物理模型	GS-SVR	RS-SVR	SA-SVR	PSO-SVR	相对误差/%
μ	0.533 9	0.533 8	0.533 8	0.533 9	0.04
σ	0.026 5	0.024 6	0.024 6	0.025 0	1.15
a_{50}	1.705 6	1.705 4	1.705 4	1.705 7	0.02
a_{90}	1.764 5	1.760 2	1.760 2	1.761 2	0.06

算例 3 的 4 种超参数优化算法分别结合 SVR 模型在裂缝宽度为 0.3 mm 时的预测数据集精度收敛图如图 11(a) 所示, 由图 11(a) 可知, 基于 PSO 优化的 SVR 模型



(a) 对数线性回归曲线
(a) Log-linear regression curve

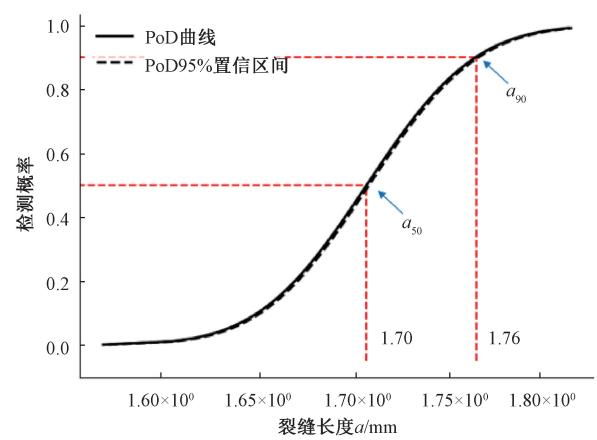


图 9 算例 2 的模型辅助探测概率分析
Fig. 9 Model-assisted probabilistic analysis of case 2

的训练点个数达到 40 时, 精度收敛到 1% 以内, 而其他 3 种优化算法训练点个数增加到 50 时, 模型精度依然无法收敛。图 11(b) 所示为 4 种超参数优化算法结合 SVR 模型的优化时间、训练点仿真时间以及总时间对比。仿真时间对总时间起决定影响, PSO 的优化时间并非最短, 但由于其所需训练点最少, 总时间达到了最低。基于以上分析, PSO-SVR 模型又一次在精度和时间上, 相较于 SA-SVR、RS-SVR、GS-SVR 模型, 表现出明显的优势。

不同裂缝宽度下 1 000 个验证点的预测响应的箱线图如图 12(a) 所示, 从箱线图可以观察到数据分布, 包括不同缺陷长度下不确定性参数响应的平均值、中位数、最大值和最小值。图 8(b) 所示为 5 个裂缝宽度下, PSO-SVR 模型的精度, 从图中可以看出, 当训练点达到 40 时, 5 个裂缝宽度的模型精度均满足要求。

图 13(a) 和 (b) 所示分别是算例 3 的对数线性回归曲线和 PoD 曲线, PoD 曲线表示了 a_{50} 和 a_{90} 的值, 分别为 0.15 和 1.12 mm, 这说明在算例 2 中, 有 50% 的概率被检

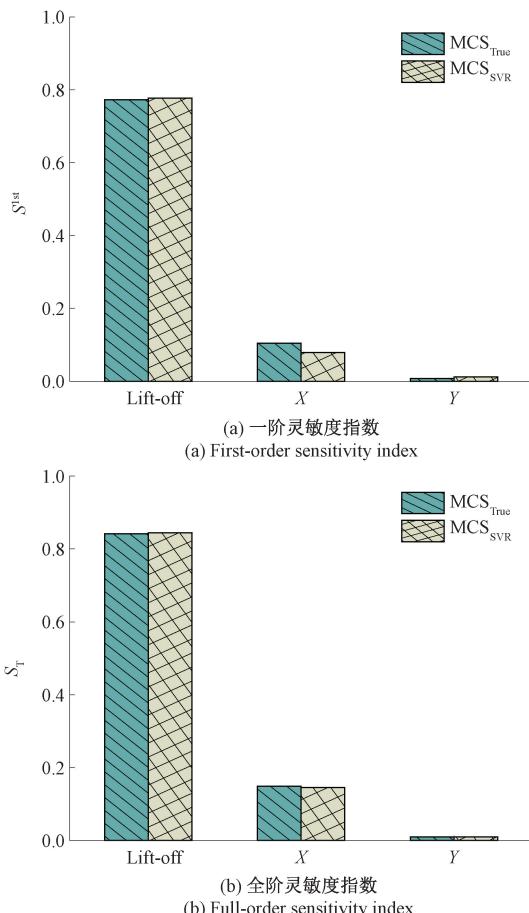


图 10 算例 2 的灵敏度分析

Fig. 10 Sensitivity analysis of case 2

测到的裂缝宽度为 0.15 mm, 有 90% 概率被检查到的裂缝宽度为 1.12 mm。算例 3 中纯物理模型与 4 种算法的 PoD 关键指标对比如表 3 所示, PSO-SVR 的 PoD 指标与纯物理模型更为接近, 并计算了纯物理模型与 PSO-SVR 模型计算出的 PoD 关键指标之间的相对误差, 均达到了精度要求。

表 3 算例 3 的模型辅助探测概率关键指标对比

Table 3 Comparison of key indicators of model-assisted detection probability in case 3

物理模型	GS-SVR	RS-SVR	SA-SVR	PSO-SVR	相对误差/%
μ	-1.854 4	-1.843 0	-1.843 0	-1.836 0	-1.856 3
σ	1.562 0	1.353 3	1.353 3	1.319 5	1.539 3
a_{50}	0.156 5	0.158 3	0.158 3	0.159 4	0.156 2
a_{90}	1.158 7	0.897 0	0.897 0	0.864 9	1.123 5
					3.14

3 个不确定参数的一阶和全阶 Sobol 指数如图 14(a)、(b) 所示。可以看出, Lift-off 对模型响应的影响最大, 线圈的 x 和 y 位置对模型响应的影响很小。全阶指数大于一阶指数, 表明每个参数与其他两个参数的组合都会影响模型响应。可以发现, PSO-SVR 模型预测的

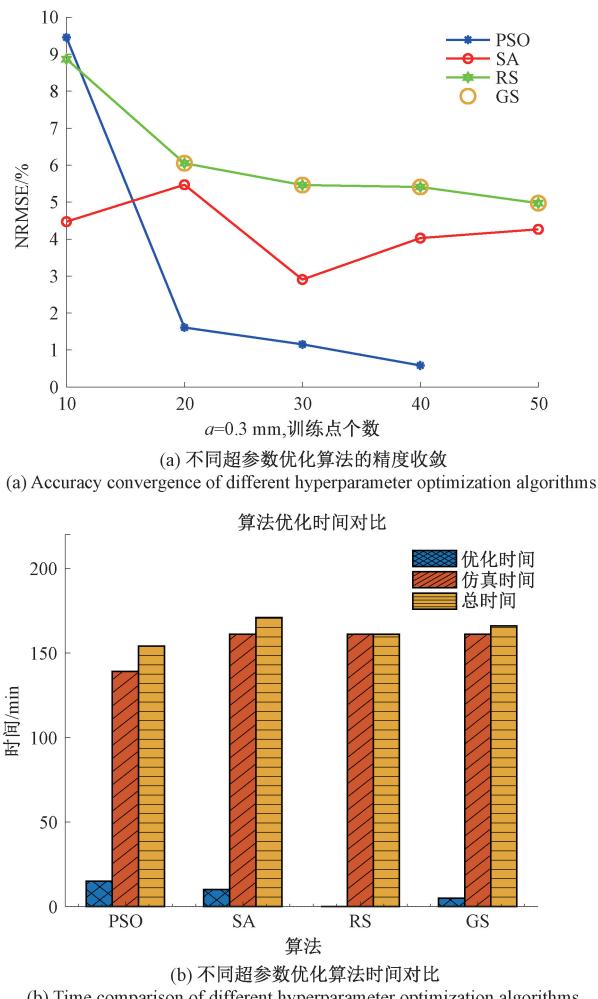
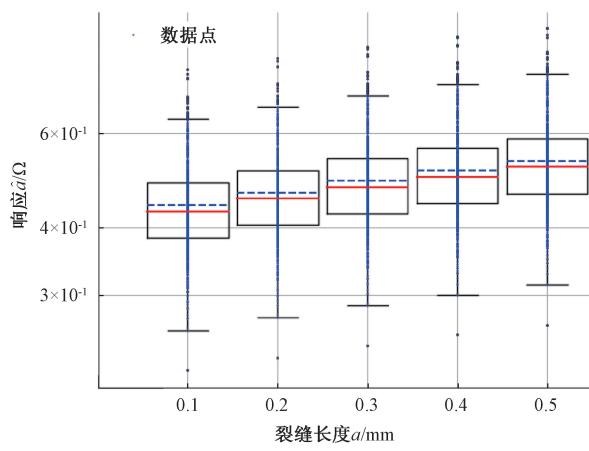
图 11 算例 3 中不同超参优化算法优化 SVR 模型的精度和计算时间对比
(b) Time comparison of different hyperparameter optimization algorithms

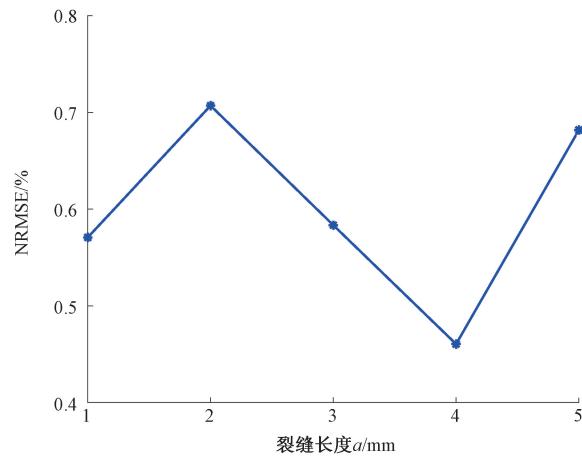
Fig. 11 Comparison of the accuracy and computation time of different hyperparametric optimization algorithms in case 3

Sobol 指数与物理模型计算的 Sobol 指数一致。对于每个缺陷长度, PSO-SVR 模型仅使用 40 个 LHS 训练点就准确预测了 45 000 个 MCS 点对 SA 的响应, 在保持精度的同时, 又一次节省了 SA 问题分析的计算成本。

为了评估本文提出的 PSO-SVR 模型在实际涡流无损检测应用中的有效性, 基于一组实验数据对表面矩形槽进行了 PoD 测试。实验设置如图 15 所示。该实验的工作频率为 50 kHz, 线圈内外径分别为 1.5 和 3 mm, 线圈匝数为 125, 提升距离为 1.39 mm。测试样本由 304 不锈钢制成, 其上表面有 3 个深度(1、3、5 mm)不同的矩形槽(图 16), 矩形槽的长度为 15 mm, 宽度为 0.3 mm。空心扁平线圈的采样位置由台式控制器精确控制。使用 LCR 数字电桥直接测量线圈阻抗, 并将其与无缺陷时的线圈阻抗进行比较, 从而表征线圈阻抗的变化。基于测得的阻抗变化进行 PoD 计算。



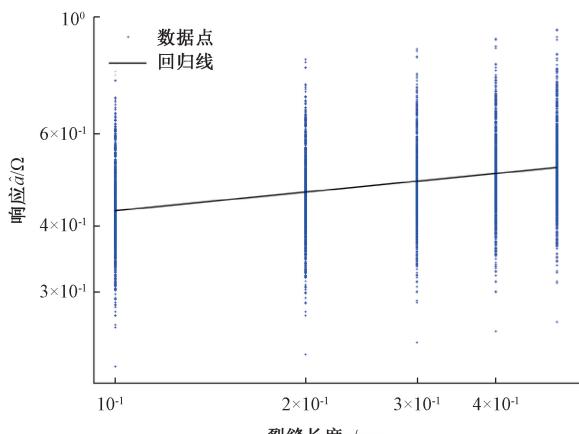
(a) 不同裂缝长度预测响应的箱线图
(a) Boxplots of predicted responses for different crack lengths



(b) 不同裂缝长度模型精度
(b) Model accuracy of different crack lengths

图 12 算例 3 中 PSO-SVR 模型的精度和预测效果

Fig. 12 Accuracy and prediction of the PSO-SVR model in case 3



(a) 对数线性回归曲线
(a) Log-linear regression curve

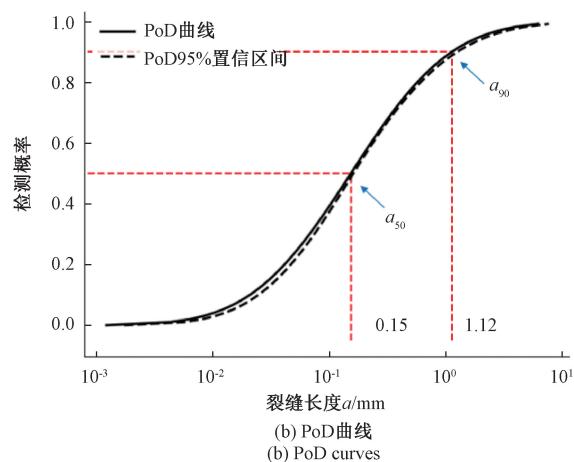
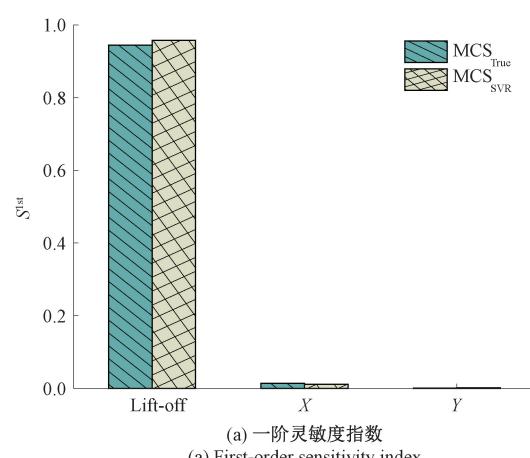
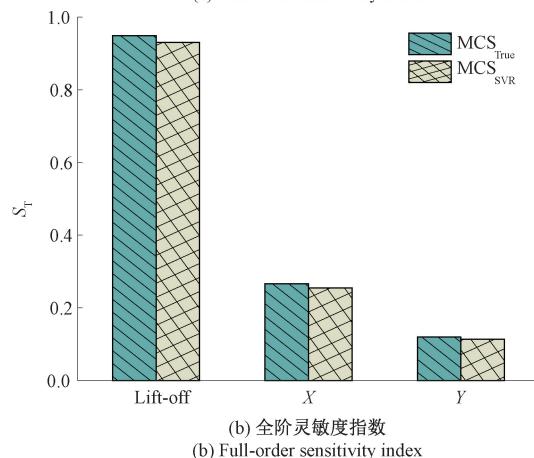


图 13 算例 3 的模型辅助探测概率分析
Fig. 13 Model-assisted probabilistic analysis of case 3



(a) 一阶灵敏度指数
(a) First-order sensitivity index



(b) 全阶灵敏度指数
(b) Full-order sensitivity index

图 14 算例 3 的灵敏度分析
Fig. 14 Sensitivity analysis of Case 3

算例采用 PSO-SVR 算法对该算例的 PoD 进行计算, 采用了 31 个训练点预测 1 000MCS 的响应值。预测响应计算获得的 PoD 曲线如图 17 所示, PoD 曲线表示了 a_{50} 和 a_{90}

的值,分别为 0.58 和 8.2 mm,这说明在算例 2 中,有 50% 的概率被检测到的裂缝深度为 0.58 mm,有 90% 概率被检测到的裂缝深度为 8.2 mm。

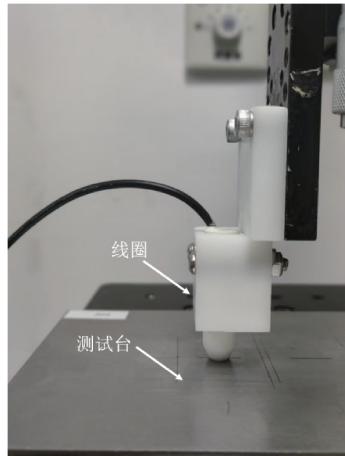


图 15 ECNDT 检测系统实验平台

Fig. 15 Experiment platform of ECNDT system

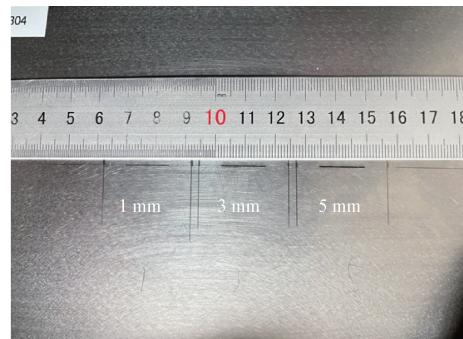


图 16 带有 3 个表面槽的测试板

Fig. 16 Test specimen with three surface slots

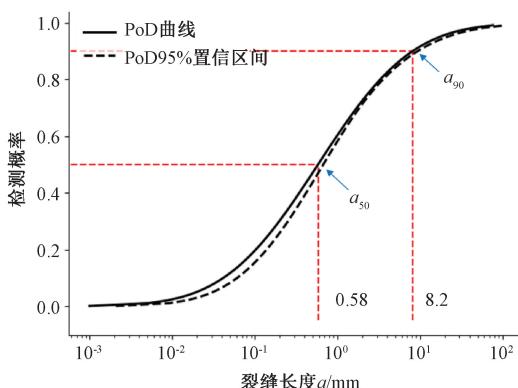


图 17 PoD 曲线

Fig. 17 PoD curves

4 结 论

本文基于 SVR 模型对 ECNDT 的 MAPoD 和灵敏度分析问题进行研究。将网格搜索算法、随机搜索算法、模

拟退火算法与粒子群算法分别与 SVR 相结合构建代理模型,预测 MAPoD 和灵敏度分析问题所需的模型响应。通过 ECNDT 算例验证了 PSO-SVR 相较于其他超参优化算法优化的 SVR 模型在精度和成本上的优势。结果表明,本文所提算法在保证求解精度的同时,加速了涡流无损检测系统的 MAPoD 和灵敏度分析问题的研究,平均分别占纯物理模型计算量的 3.5% 和 0.06%。

参考文献

- [1] 周兆明, 杜铁成, 万夫, 等. 多频涡流检测连续油管偏焊缝晶粒尺寸的试验研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 188-195.
- [2] ZHOU ZH M, DU T CH, WAN F, et al. Experimental research on grain size of coiled tubing bias welding with multi-frequency eddy current testing [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2): 188-195.
- [3] 刘正帅, 李勇, 任淑廷, 等. 构件损伤脉冲调制涡流检测探头新构型及性能综合分析 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 35(9): 170-178.
- [4] LIU ZH SH, LI Y, REN SH T, et al. Novel structure and performance analysis of pulse-modulation eddy current probes for testing of damages in structural components [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 35(9): 170-178.
- [5] SOPHIAN A, TIAN G, FAN M B. Pulsed eddy current non-destructive testing and evaluation: A review [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(3): 500-514.
- [6] 张智超, 沈常宇, 朱周洪, 等. 漏磁结合涡流的非铁磁性金属材料探伤研究 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 150-159.
- [7] ZHANG ZH CH, SHENG CH Y, ZHU ZH H, et al. Magnetic flux leakage combined with eddy current for non-ferromagnetic metal materials damage detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 150-159.
- [8] WEHLING P, LABUDDE R A, BRUNELLE S, et al. Probability of detection (POD) as a statistical model for the validation of qualitative methods [J]. Journal of AOAC International, 2011, 94(1): 335-347.
- [9] STAELLEN R, BEDDEK K. Sensitivity analysis and variance reduction in a stochastic NDT problem [J]. International Journal of Computer Mathematics, 2015, 92: 1874-1882.
- [10] HUANG R, LU M, et al. A novel perturbed matrix inversion based method for the acceleration of finite element analysis in crack-scanning eddy current NDT [J]. IEEE

- Access, 2020, 8: 12438-12444.
- [8] BAO Y, LIU Z, BOWLER J R, et al. Nested kernel degeneration-based boundary element method solver for rapid computation of eddy current signals [J]. NDT&E International, 2022, 128: 1-9.
- [9] BAO Y, QIU J H, SONG J M, et al. Efficient MAPoD via least angle regression based polynomial chaos expansion metamodel for eddy current NDT [J]. Applied Computational Electromagnetics Society Journal, 2024, 39(5): 461-469.
- [10] BAO Y. Modeling of eddy current NDT simulations by Kriging surrogate model [J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2023, 34: 1-15.
- [11] 包扬,仇家豪.基于CoKriging代理模型的涡流无损检测模型辅助探测概率问题的研究[J].电子测量与仪器学报,2024,38(9): 136-143.
- BAO Y, QIU J H. Model-assisted probability of detection for eddy current nondestructive testing based on CoKriging surrogate model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 136-143.
- [12] ZHANG D, ZHANG N, et al. Hybrid learning algorithm of radial basis function networks for reliability analysis [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 70 (3): 887-900.
- [13] AWAD M, KHANNA R. Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers [M]. Berlin: Springer Nature, 2015.
- [14] SUN Y T, DING S F, ZHANG Z C, et al. An improved grid search algorithm to optimize SVR for prediction [J]. Soft Computing, 2021, 25: 5633-5644.
- [15] BERGSTRA J, BENGIO Y. Random search for hyperparameter optimization [J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 13(2): 281-305.
- [16] WANG K P, LI X Y, GAO L, et al. A genetic simulated annealing algorithm for parallel partial disassembly line balancing problem [J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107404.
- [17] SHAMI T M, EL-SALEH A A, ALSWAITTI M, et al. Particle swarm optimization: A comprehensive survey [J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031-10061.
- [18] WU J, FANG L C, DONG G Z, et al. State of health estimation of lithium-ion battery with improved radial basis function neural network [J]. Energy, 2023, 262: 125380.
- [19] ZAINI F A, SULAIMA M F, RAZAK I A W A, et al. A review on the applications of PSO-based algorithm in demand side management: Challenges and opportunities [J]. IEEE

- Access, 2023, 11: 53373-53400.
- [20] ANTONIADIS A, LAMBERT-LACROIX S, POGGI J M, et al. Random forests for global sensitivity analysis: A selective review [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 206: 107312.
- [21] DALGATY T, CASTELLANI N, QUERLIOZ D, et al. In situ learning using intrinsic memristor variability via Markov chain Monte Carlo sampling [J]. Nature Electronics, 2021, 4(2): 151-161.

作者简介



包扬,分别在2011年和2014年于南京邮电大学获得学士和硕士学位,2019年于美国爱荷华州立大学获得博士学位,现为南京邮电大学副教授,主要研究方向为涡流无损检测建模和仿真。

E-mail: brianbao@njupt.edu.cn

Bao Yang received his B. Sc. and M. Sc. degrees from Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2011 and 2014, respectively, and Ph. D. degree from Iowa State University in 2019. Now he is an associate professor in Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include modeling and simulations of eddy current nondestructive evaluation.



陈欣茹,2022年于中北大学获得学士学位,现为南京邮电大学硕士研究生,主要研究方向为基于机器学习的涡流无损检测系统的检测概率和灵敏度分析。

E-mail: 1249024972@qq.com

Chen Xinru received her B. Sc. degree from the North University of China in 2022. Now she is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the probability of detection and sensitivity analysis of eddy current nondestructive testing systems based on machine learning.



宛汀(通信作者),2003年于南京理工大学获得学士学位,2006年于南京理工大学获得硕士学位,2012年于南京理工大学获得博士学位,现为南京邮电大学教授,主要研究方向为无线电波传播建模仿真。

E-mail: want@njupt.edu.cn

Wan Ting (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2003, M. Sc. degree from the same university in 2006, and Ph. D. from Nanjing University of Science and Technology in 2012. Now he is a professor at Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include modeling and simulation of chip packaging and integrated circuit.