

doi: 10.11933/j.issn.1007-9289.20220118001

基于 PSO-SVR 的非均质涂层组织均匀性超声表征*

张伟^{1,2} 林莉³ 樊俊铃^{1,2} 马志远³

- (1. 中国飞机强度研究所 西安 710065;
2. 大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室 大连 116024;
3. 大连理工大学材料科学与工程学院 大连 116024)

摘要: 针对非均质涂层组织均匀性超声衰减法表征中存在的非线性和不适定问题, 提出一种基于多尺度超声衰减系数的粒子群优化-支持向量回归 (PSO-SVR) 表征方法。基于非均质材料中超声波散射的“多尺度效应”, 利用连续小波变换获得涂层的多尺度超声衰减系数, 使涂层在不同频段范围内的超声响应得到充分提取。以多尺度衰减系数作为输入向量, 借助 SVR 在小样本条件下优异的数据挖掘和自动学习能力, 实现多因素耦合约束下涂层组织均匀性信息的有效解耦, 并引入粒子群优化和交互检验技术对 SVR 关键超参数进行全局优选。采用该模型对铝硅聚苯酯封严涂层的组织均匀性进行预测, 结果表明, 涂层分布均匀性长度模型预测值与显微 CT 原位标定值间的决定系数 R^2 和均方误差 MSE 分别为 0.834 和 0.824, 与反向传播算法 (BP)、径向基神经网络 (RBF) 和广义回归神经网络 (GRNN) 等人工神经网络模型相比, PSO-SVR 模型在小样本条件下具有更好的泛化能力和更高的预测精度。研究结果为非均质材料组织均匀性的定量无损表征提供了新的研究思路。

关键词: 非均质涂层; 组织均匀性; 多尺度超声衰减系数; 粒子群优化; 支持向量回归

中图分类号: TB559

Ultrasonic Quantitative Characterization of Heterogeneous Coating Microstructure Uniformity Based on PSO-SVR

ZHANG Wei^{1,2} LIN Li³ FAN Junling^{1,2} MA Zhiyuan³

- (1. Aircraft Strength Research Institute, Xi'an 710065, China;
2. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment,
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
3. School of Materials Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In view of the nonlinear and ill-posed problems in the ultrasonic inversion of microstructure uniformity parameters, this paper proposes a PSO-SVR prediction model based on multi-scale ultrasonic attenuation coefficient. To decouple the “multi-scale scattering effect” of ultrasonic propagation in abrasion-resistant seal coating, the echo signals are decomposed using the continuous wavelet transform (CWT). The ultrasonic responses in different frequency bands could be sufficiently extracted through the multi-scale ultrasonic attenuation coefficient obtained by CWT. Subsequently, taking the coefficients as input vectors, the SVR model is established. The parameters of SVR are optimized through PSO algorithm. The microstructure uniformity of the AlSi-polyester seal coating are predicted using the new model. The results show that, the R^2 and MSE between the predicted uniformity length of the model and the in situ calibration values of the micro CT were 0.834 and 0.824 respectively. The comparison results show that the PSO-SVR model has higher accuracy, better generalization ability, and stronger robustness compared with classical ANN models (BP,

* 国家自然科学基金 (52075078)、企业创新青年人才托举计划 (2021-1-2) 和西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室开放课题 (SV2021-KF-01) 资助项目。

Fund: Supported by National Natural Science Foundation of China (52075078), Enterprise Top Innovative Young Talents Support Plan (2021-1-2), and Open Project of State Key Laboratory of Mechanical Structure Strength and Vibration (SV2021-KF-01).

20220118 收到初稿, 20220330 收到修改稿

RBF and GRNN), in the case with limited experimental data. This paper provides a new idea for quantitative nondestructive characterization of microstructure uniformity of heterogeneous materials.

Keywords: heterogeneous coating; microstructure uniformity; multi-scale ultrasonic attenuation coefficient; particle swarm optimization; support vector regression

0 前言

封严涂层是应用于航空发动机的一种重要功能涂层,能够有效减小压气机、涡轮机叶尖与机匣间的径向气流间隙,提高发动机效率并降低油耗。以常用的铝硅聚苯酯封严涂层为例,涂层主要由金属基体、非金属润滑相和一定量的孔隙复合而成,是一种典型的多相非均质材料^[1-3]。其中,金属相赋予涂层一定的强度、抗氧化性和抗热蚀性,非金属相赋予涂层易剪切、减摩、抗黏着等性能,孔隙则有助于将刮削产生的能量转移到金属基体中,促进涂层内部黏结的断裂,降低涂层硬度。为保证压气机、涡轮机机匣等涂装构件满足规定的物理力学性能及气路密封要求,理想的封严涂层应该是非金属润滑相和孔隙离散均匀地分布在金属基体上,并通过合理的成分设计和微观组织调控实现可磨损性和抗冲蚀性二者间的平衡^[4-6]。通常而言,在气流高速冲击和叶片磨削作用下,非金属润滑相局部聚集会导致涂层的抗冲蚀性降低,而孔隙局部聚集则容易形成大的气孔,甚至连接扩展形成裂纹,破坏涂层的结构完整性^[7]。因此,实现封严涂层组织均匀性的无损表征对提高涂层设计水平、保证其综合服役性能具有重要意义。

随着超声波传播理论和信号处理技术的不断发展,利用超声检测技术对非均质材料进行无损表征的研究工作受到广泛关注。目前,研究工作主要集中于以下两个方面:一是从超声波散射正问题出发,建立材料目标参量与声学参量间的数学模型,将材料特性表征归结为求解声波逆散射问题^[8-15],如 YANG 等^[15]提出描述两相非均质材料中超声波传播行为的动态广义自洽理论,通过对横纵波波数的反复迭代得到非均质材料的等效复波数,进而实现颗粒增强复合材料第二相含量的预测;二是从数据分析的角度入手,通过数据拟合或数据挖掘探究材料目标参量与声学参量间的内在关系,进而实现材料特性的无损表征^[16-19],如 MA 等^[16]基于 YSZ 热障涂层的超声声压反射系数幅度谱,利用 BP 网络结合高斯回归分析技术实现涂层孔隙率的准确表征。以上研究工作在两相非均质材料表征方面取得了较

好的效果,但对于具有多相和高度非均质特性的封严涂层,涂层中非金属相、孔隙及其分布聚集区作为散射体与超声波相互作用时,散射体弹性特性和尺寸分布上的差异导致超声波在不同频带范围内具有不同的响应机制,导致组织均匀性与声学参量间呈现出更为复杂的非线性和不适定问题^[17]。李宗艺等^[18]提出一种基于面积分数多尺度分析的涂层孔隙分布均匀性定量表征方法,为封严涂层或其他非均质材料的分布均匀性定量表征提供了参考。在此基础上,董珍一等^[19]将 BP 神经网络与小波分析技术相结合,实现铝硅聚苯酯封严涂层中孔隙均匀性的超声定量表征,但研究工作主要以解耦孔隙信息为主,尚未涉及涂层的组织均匀性。

针对以上问题,本文在已有研究工作的基础上,提出一种基于多尺度超声衰减系数的非均质涂层组织均匀性表征方法。首先,借鉴地球物理领域中的随机介质建模理论,引入了分布均匀性长度这一特征参量对非均质涂层的组织均匀性进行量化描述。随后,基于连续小波变换获得涂层的多尺度超声衰减系数,使涂层在不同频带范围内的超声响应得到充分提取。以多尺度超声衰减系数作为特征输入向量,利用 SVR 在小样本情况下优异的数据挖掘和自动学习能力,实现了多因素耦合约束下涂层组织均匀性信息的有效解耦,同时,引入粒子群优化算法对 SVR 关键超参数进行了全局优选。最后,采用该方法对铝硅聚苯酯封严涂层组织均匀性进行了预测,并与 RBF、BP 和 GRNN 等神经网络模型进行了对比,结果表明,本文提出的模型在小样本条件下具有更好的泛化能力和更高的预测精度。

1 材料与试验

1.1 试样制备与超声信号采集

以航空发动机低温部件常用的铝硅聚苯酯封严涂层为研究对象,采用 GH4169 高温合金作为基体材料,铝硅和聚苯酯的混合粉末(铝硅含量为 52%,聚苯酯含量为 48%)作为喷涂材料,喷涂设备为 Unicoat 大气等离子喷涂系统(Sulzer Metco)。涂层试样结构示意图如图 1a 所示。为消除合金基体对后续组织均匀性显微 CT 观测的影响,采用线切割技

术将涂层与基体剥离,并用 2000#金刚石细砂纸将涂层表面打磨光滑,剥离基体后的纯铝硅聚苯酯封

严涂层如图 1b 所示,纯涂层试样长度 34.3 mm、宽度 7.9 mm、厚度 1.1 mm。

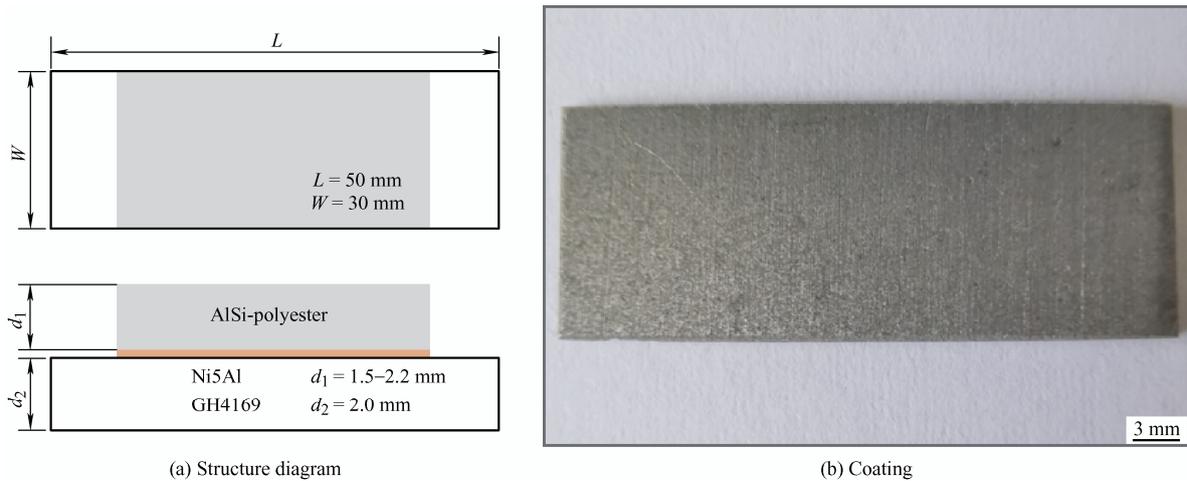


图 1 铝硅聚苯酯封严涂层试样

Fig. 1 AlSi-polyester seal coating sample

采用水浸超声脉冲回波法进行超声信号采集,测量系统如图 2 所示。以 USIP40 超声信号发生器作为激励源, DPO4032 数字示波器进行数据采集和存储,采样频率 $F_s = 25$ MHz。水浸聚焦探头标称中心频率为 5.0 MHz、-6 dB 有效频带 2.95~8.35 MHz,声束在涂层中的焦斑直径 2.48 mm、聚焦区长度 38.7 mm。测量过程中,首先根据焦斑直径将涂层试样划分图 2 所示 $2.5 \text{ mm} \times 2.5 \text{ mm} \times 1.1 \text{ mm}$ 的 39 个子空间。随后,

通过计算机控制精密三轴步进系统(精度为 0.1 mm),沿竖直方向移动水浸聚焦探头,保证试样厚度方向完全处于聚焦区覆盖范围内,并在每个子空间 k ($k=1, 2, \dots, 39$) 内采集 j 个回波信号 ($j=1, 2, \dots, 5$) 用于后续的衰减特性分析和组织均匀性预测。图 2 同时给出了在子空间 $k=7$ 内采集到的时域回波信号及其截断过程, W1、W2 表示用于表面及一次底面回波截断的矩形窗函数。

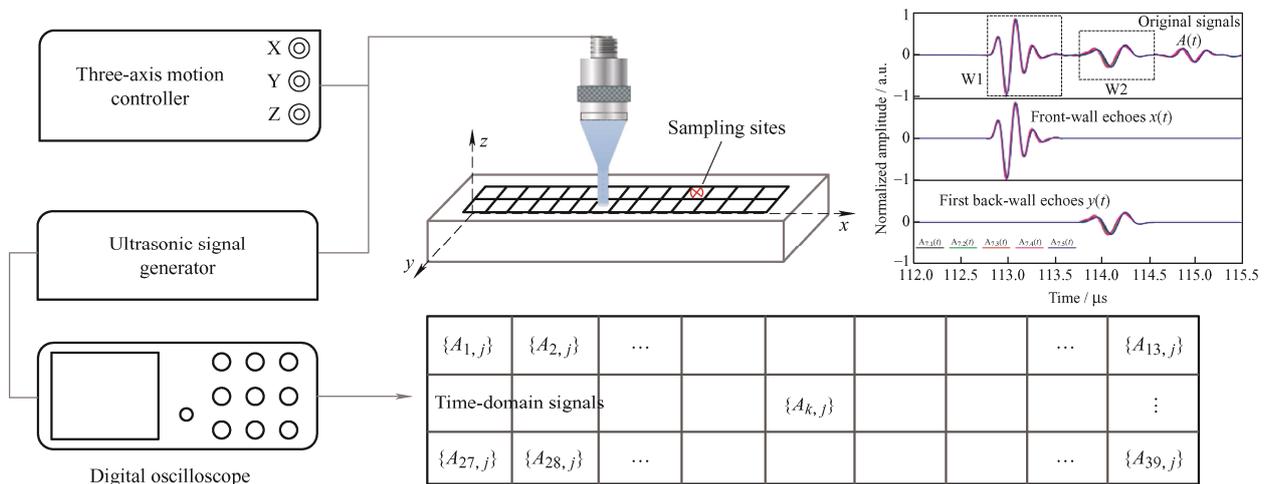


图 2 超声信号原位采集

Fig. 2 Schematic of in-situ ultrasonic signal acquisition

1.2 涂层组织均匀性定义与原位标定

目前,封严涂层组织均匀性主要是通过与典型金相组织进行比较做出定性评价,缺少明确的评价标准和量化指标,仅停留在定性或半定量阶段。因此,如何对涂层组织均匀性进行有效的量化描述,

就成为封严涂层组织均匀性超声无损表征中亟待解决的首要问题。在材料科学中,用于表征组织均匀性的方法和参数很多,如将颗粒增强复合材料中的增强相颗粒视为质点,利用固定区域内的平均粒子数表征颗粒分布的均匀程度,或将第二相视为等尺

寸的规则几何体, 使用概率密度函数表征其分布均匀性。但对于本研究中的铝硅聚苯酯涂层, 聚苯酯和孔隙尺寸变化范围大、边界粗糙、形貌不规则导致以上方法难以对组织均匀性进行精确量化描述。

在地球物理随机介质建模研究中, 通常用自相关函数的自相关长度对随机介质的均匀性进行刻画, 随机介质的自相关长度越大, 表示非均质体在对应方向上的平均尺度越大, 随机介质整体的非均匀程度也就越严重^[20]。本文借鉴地球物理随机介质研究思路, 借助自相关长度对涂层组织均匀性进行量化描述, 从随机多相介质建模的角度出发, 定义了量化描述涂层组织均匀性的评价指标——分布均匀性长度 $F_{(p,e)}$ 。需要注意的是, 对于离散型多相非均匀介质, 分布均匀性是一个相对的评价指标, 只有在组分含量相同的情况下进行比较才有意义。前期涂层 SEM 显微图像和显微 CT 三维成像统计分析

结果表明, 涂层中聚苯酯和孔隙未出现明显的择优取向, 在空间各个方向的平均尺寸相差不大, 因此, 可以假设涂层的水平方向和竖直方向的自相关长度 a 和 b 近似相等:

$$F_{(p,e)} = a = b \quad (1)$$

式中, p 表示孔隙率, e 表示聚苯酯含量。

基于 LIN 等^[21]提出的封严涂层随机多相介质建模方法, 图 3 给出了孔隙率 4%, 聚苯酯含量 44% 条件下, 分布均匀性长度 12~52 μm 的铝硅聚苯酯封严涂层随机多相介质模型 (Random multi-phase medium model), 可以发现, 随着分布均匀性长度的增加, 涂层中聚苯酯和孔隙的数量逐渐减少, 尺寸逐渐增大, 当分布均匀性长度 $F_{(4\%,44\%)}$ 增大至 52 μm 时, 孔隙和聚苯酯出现了明显的局部聚集, 涂层变得越来越不均匀。

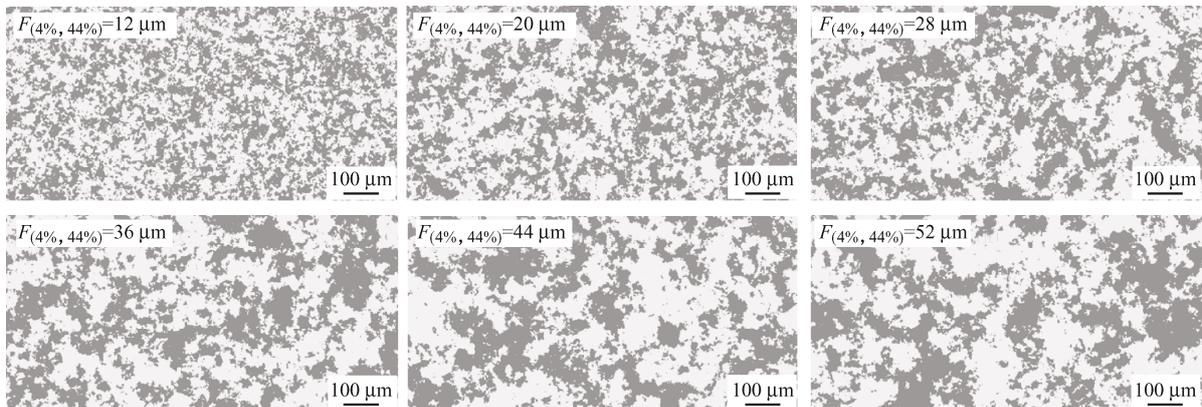


图 3 不同分布均匀性长度随机多相介质模型

Fig. 3 RMMMs with different distribution uniformity length

采用图 4a 所示的 nanoVoxel-3502E 型 X 射线三维显微成像系统进行试验测试, 仪器激励电压 150 kV, 全尺寸扫描分辨率 7.9 μm , 局部高精度扫描分辨率 3.9 μm 。按照图 2 所示的划分方法采用显微 CT 技术对 39 个子空间逐一进行三维成像, 在 39 个子空间内分别截取 25 张二维截面 (图 4b), 并根

据文献[19]中的随机介质参数统计方法逐一计算出每个子空间内的平均自相关长度, 进而得到图 4c 所示不同孔隙率下涂层的分布均匀性长度。可以发现, 分布均匀性长度随孔隙率的增加呈逐渐增大的趋势, 相近孔隙率条件下, 分布均匀性长度出现明显波动, 孔隙率 4.5% 左右时, 波动达到 6.2 μm 。

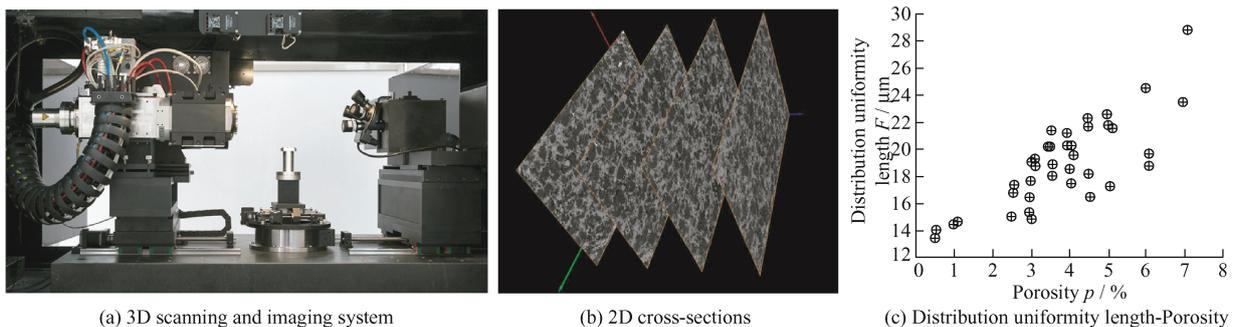


图 4 显微 CT 三维成像

Fig. 4 Micro CT 3D imaging

2 原理及方法

2.1 多尺度超声衰减系数

与均质材料中仅存在吸收和扩散衰减不同, 超声波在非均质材料中的传播和散射机制更为复杂, 超声衰减特性表现出明显的频率依赖关系。超声波在非均质材料中传播时, 波长与散射体尺寸的比值决定了其在介质中的响应类型^[22]。根据弹性波散射理论, 针对归一化波数 KD (K 为波数, D 为散射体平均直径) 取值范围不同, 波的散射可分为以下三类: ① 瑞利散射——归一化波数 KD 远小于 1 时, 声波会绕过散射体继续沿入射方向传播, 其散射衰减与频率四次方成正比。② 随机散射—— KD 约等于 1, 即散射体尺寸与波长差不多时, 其散射衰减与频率平方成正比, 入射声波沿各方向散射, 此时的散射效应最为明显。③ 漫散射——超声波波长远大于散射体尺寸时, 其散射衰减与散射体尺寸成反比, 相当于遇到单个散射体的情况, 大部分散射能量集中于靠近入射波传播方向, 这种情况下的散射衰减可以忽略不计。

对于本研究中的铝硅聚苯酯封严涂层, 聚苯酯和孔隙随机分布在铝硅基体上, 聚苯酯尺寸范围为 $10\sim 150\ \mu\text{m}$, 孔隙平均直径 $5\sim 20\ \mu\text{m}$ 。已有研究表明^[21], 适合封严涂层超声检测的频率为 $5\sim 7.5\ \text{MHz}$, 涂层的平均纵波声速 $2\ 150\sim 2\ 250\ \text{m/s}$, 则聚苯酯和孔隙作为散射体对应的 KD 值在 $0.05\sim 2.2$ 。依据弹性波传播和散射理论, 超声波在铝硅聚苯酯封严涂层中传播时同时存在吸收、瑞利散射、随机散射等多种衰减机制, 加之散射体的不规则形貌及高含量散射体间相互作用引起的多重散射, 使涂层中超声波的衰减机制变得极其复杂。传统的单一时域或频域衰减法采用的是全局变换的处理方式, 难以体现局部时频范围内的超声响应信息^[23]。针对这一问题, 本研究引入连续小波变换时频分析技术, 借助其优异的多尺度分析能力获得涂层的多尺度超声衰减系数, 使涂层在不同频带范围内的超声响应得到充分提取^[21, 24-25]。

在涂层试样位置 k ($k = 1, 2, \dots, N$) 处采集 S 个脉冲回波信号, 对第 j ($j = 1, 2, \dots, S$) 个回波信号 $A_{k,j}(t)$, 通过施加矩形窗截取脉冲回波信号中的涂层表面回波 $x_{k,j}(t)$ 及一次底波 $y_{k,j}(t)$, 选定合适的小波母函数分别对 $x_{k,j}(t)$ 及 $y_{k,j}(t)$ 进行连续小波

变换, 得到表面和一次底面回波的小波系数 $X_{k,j}(a,b)$ 和 $Y_{k,j}(a,b)$:

$$X_{k,j}(a,b) = \left\langle x_{k,j}(t), \psi_{(a,b)}(t) \right\rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x_{k,j}(t) \overline{\psi_{(a,b)}(t)} dt \quad (2)$$

$$Y_{k,j}(a,b) = \left\langle y_{k,j}(t), \psi_{(a,b)}(t) \right\rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int y_{k,j}(t) \overline{\psi_{(a,b)}(t)} dt \quad (3)$$

连续小波变换中尺度因子 a 取连续的正整数, 共分解 M 层。小波系数矩阵中第 i ($i = 1, 2, \dots, M$) 行为信号在尺度 a_i 下的小波分量, 则涂层试样位置 k 处 (涂层厚度为 H_k) 第 j 个脉冲回波信号在尺度 a_i 下的衰减系数 $\alpha_{k,j}^{a_i}$:

$$\alpha_{k,j}^{a_i} = \frac{10}{H_k} \left[\lg \left(\frac{\max(|X_{k,j}(a_i, b)|)}{\max(|Y_{k,j}(a_i, b)|)} \right) + \lg \left(1 + \frac{R_{wc}}{1 - R_{wc}^2} \right) \right] \quad (4)$$

式中, R_{wc} 为耦合介质与涂层间的声压反射系数。

进一步, 可得到试样位置 k 处 S 个信号在 a_i 尺度下的平均衰减系数 $\alpha_k^{a_i}$:

$$\alpha_k^{a_i} = \frac{1}{S} \sum_{j=1}^S \alpha_{k,j}^{a_i} \quad (5)$$

2.2 粒子群优化支持向量回归模型

支持向量机 (Support vector machine, SVM) 的完整概念最早由 Vapnik 等在 20 世纪 90 年代提出, 经过多年的发展, 支持向量机已广泛用于处理小样本模式分类 (Support vector classify, SVC) 和非线性回归 (Support vector regression, SVR) 问题。其中, SVR 的核心思想是在统计学习理论和结构风险最小化原则的基础上, 利用内核技巧将原始数据隐含地映射到一个线性可分的高维特征空间, 进而将原始的非线性回归问题转换为高维特征空间内的对偶二次规划问题。

图 5 给出了铝硅聚苯酯封严涂层组织均匀性 SVR 预测模型的基本构成。对于给定的超声检测试验数据集 $\mathbf{T} = \{(\alpha_1^{L_i}, F_1), \dots, (\alpha_k^{L_i}, F_k)\}$, 期望找到形如 $\hat{F}_k(\alpha) = w * \varphi(\alpha) + \mu$ 的模型用于回归分析, 目标是使预测值 \hat{F}_k 与试验测量值 F_k 间的误差尽可能小, 其中多尺度衰减系数 $\alpha_k^{L_i}$ 为输入矢量, 试验测量分布均匀性长度 F_k 为输出矢量, 下角标 k 表示采样位置, $\varphi(\alpha)$ 表示某一非线性映射函数, w 和 μ 为待求参数。

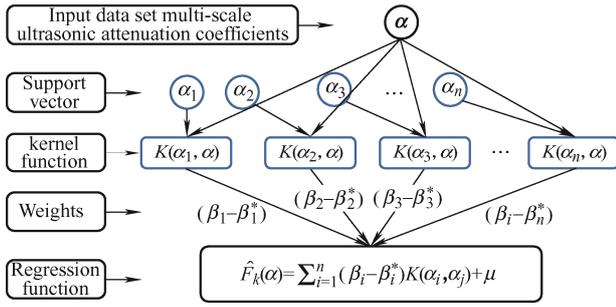


图 5 SVR 预测模型基本构成

Fig. 5 Schematics of support vector regression model

首先引入 ε 线性不敏感损失函数:

$$L(\hat{F}_k(\alpha), F_k, \varepsilon) = \begin{cases} 0, & |\hat{F}_k(\alpha) - F_k| \leq \varepsilon \\ \hat{F}_k(\alpha) - F_k - \varepsilon, & \hat{F}_k(\alpha) - F_k > \varepsilon \\ F_k - \hat{F}_k(\alpha) - \varepsilon, & F_k - \hat{F}_k(\alpha) > \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

根据结构风险最小化原则 (Structural Risk Minimization, SRM), 在满足经验风险和置信区间同时最小化的约束条件下, 回归方程 $\hat{F}_k(\alpha) = w * \varphi(\alpha) + \mu$ 的求解可归结为如下的规划问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \begin{cases} F_i - w * \varphi(\alpha) - \mu \leq \varepsilon + \xi_i \\ w * \varphi(\alpha) + \mu - F_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中, 惩罚参数 C 表示回归方程在复杂度与容许偏离量间的折衷, C 越大, 表示求解过程更倾向于保证经验风险最小化, 过拟合发生的概率增大, 反之, 则易出现欠拟合现象。 ε 为不敏感损失函数参数, 表示对求解误差的容忍度, ε 越小, 回归方程的预测误差越小, 但同时计算的复杂度会急剧增大。

引入 Lagrange 方程, 上述规划问题可转化为式 (8) 的对偶二次规划问题:

$$\begin{cases} \max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\beta_i - \beta_i^*)(\beta_j - \beta_j^*) K(\alpha_i, \alpha_j) + \sum_{i=1}^n [(\beta_i - \beta_i^*) P_i - (\beta_i - \beta_i^*) \varepsilon] \right] \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) p_i \\ 0 \leq \beta_i \leq C \\ 0 \leq \beta_i^* \leq C \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中, β_i 、 β_i^* 、 β_j 和 β_j^* 为 Lagrange 乘子, $K(\alpha_i, \alpha_j)$ 为将输入空间隐含地映射到高维线性可分特征空间的核函数。SVR 中常用的核函数主要有多项式核

(Polynomial kernel)、高斯核 (Gaussian kernel) 和高斯径向基核 (Gaussian radial basis kernel) 等, 通过对比测试, 本文中选取以下高斯径向基作为 SVR 的核函数:

$$K(\alpha_i, \alpha_j) = \varphi(\alpha_i) \varphi(\alpha_j) = \exp(-\gamma \|\alpha_i - \alpha_j\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (9)$$

式中, γ 为高斯径向基核函数参数, γ 的取值直接影响回归方程的拟合效果和 SVR 模型的预测精度。

假设对偶二次规划问题的最优解为 $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$, $[\beta_1^*, \beta_2^*, \dots, \beta_n^*]$, 由此可得到待求参数 w 和 μ :

$$w = \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) * \varphi(\alpha) \quad (10)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{0 < \alpha_i < C} \left[F_i - \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) K(\alpha_i, \alpha_j) - \varepsilon \right] + \sum_{0 < \alpha_i < C} \left[F_i - \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) K(\alpha_i, \alpha_j) + \varepsilon \right] \right\} \quad (11)$$

进一步, 可得到涂层分布均匀性长度预测回归方程:

$$\begin{aligned} \hat{F}_k(\alpha) &= w * \varphi(\alpha) + \mu = \\ & \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) * \varphi(\alpha) * \varphi(\alpha_i) + \mu = \\ & \sum_{i=1}^n (\beta_i - \beta_i^*) K(\alpha_i, \alpha_j) + \mu \end{aligned} \quad (12)$$

由上述 SVR 的基本原理和算法可知, SVR 模型的预测精度和泛化能力与惩罚参数 C 、径向基核函数参数 γ 以及不敏感损失函数参数 ε 的选取和匹配密切相关。然而在实际操作中, SVR 关键参数 $\{C, \gamma, \varepsilon\}$ 的选取通常基于经验或采用网格搜索寻优, 效率低、耗时长且易陷入局部最优解。针对这一问题, 本文提出采用粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO) 对 SVR 关键参数进行全局优选。本文中, 以分布均匀性长度 SVR 预测值 \hat{F}_k 与显微 CT 标定值 F_k 之间残差的二范数作为适应度进行迭代运算。同时, 为保持计算效率与参数优化有效性间的平衡, 采用 5-fold 交互检验 (CV) 进行模型训练。对于每组 SVR 参数, 训练集被随机等分成 5 组非交叉子集, 选取任意的 4 个子集用于训练, 用剩下的 1 组数据作为测试集来评价 SVR 模型的性能。重复 5 次以上过程, 直至每个子集都被作为一次测试集。最终, 经过以上 PSO 参数优选和 5-fold 交互检验得到全局最优的 SVR 参数 (C 、 γ 和 ε), 并将其用于 SVR 再训练及验证集的组织均匀性预测。

3 结果分析与讨论

3.1 PSO-SVR 模型预测性能

对水浸超声检测实验中采集到的超声回波信号进行截断处理和连续小波变换，得到涂层的多尺度超声衰减系数谱，实现组织均匀性信息的有效提取。在连续小波变换过程中，小波基函数与超声信号的相关性越好，小波变换对信号的细节和突变特征的提取能力也就越强，通过对多种小波基函数的对比测试，本研究选用图 6a 所示的 db8 小波基函数 ($f_c = 0.667$) 对信号进行连续小波变换，并根据式(8)计算涂层试样在不同分解尺度下的衰减系数。图 6b 给出了孔隙率 4.5%、不

同分布均匀性长度下涂层的多尺度超声衰减系数谱，图中底部第一个坐标轴为小波变换尺度因子，第二个坐标轴为不同分解尺度对应的带通滤波器中心频率 ($f_L = F_s \cdot f_c / L$, $F_s = 250$ MHz)。可以发现，同一孔隙率下，衰减系数随分解尺度的增大先迅速降低，当尺度增大到一定程度后趋于平缓，体现了散射材料中超声脉冲信号中高频成分的高衰减特性。同一分解尺度下，衰减系数均随分布均匀性长度的增加呈现出逐渐增大的趋势，表明分布均匀性长度与衰减系数间存在一定的正相关映射关系。此外，小波变换的恒 Q 滤波特性使超声信号中的仪器电噪声和环境噪声得到有效抑制，提高了信噪比，在充分提取有效频带范围内响应信息的同时，进一步扩展了信号的分析范围。

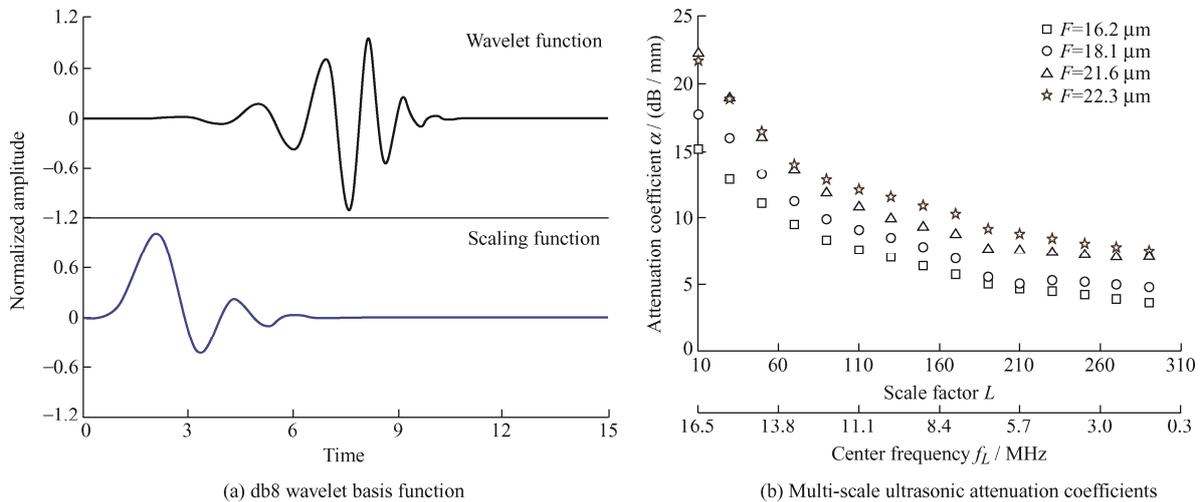


图 6 连续小波变换

Fig. 6 Continuous wavelet transform

在 39 组数据中抽取 80% (31 组) 作为训练集，余下的 20% (8 组) 作为验证集，本研究引入决定系数 R^2 和归一化均方误差 MSE 两个统计学指标对模型的预测性能进行评价，归一化均方误差 MSE 越小、决定系数 R^2 越大，则模型的预测精度和鲁棒性越高，当 $R^2 = 1$ 时，模型预测值与实际测量值完全一致。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [F_k - \hat{F}_k(\alpha)]^2 \quad (13)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^N (F_k - \bar{F}) [\hat{F}_k(\alpha) - \overline{\hat{F}(\alpha)}]}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (F_k - \bar{F})^2 [\hat{F}_k(\alpha) - \overline{\hat{F}(\alpha)}]^2}} \quad (14)$$

式中， \hat{F}_k 为模型分布均匀性长度预测值， F_k 为显微 CT 原位标定值， \bar{F} 为预测分布均匀性长度平均值， $\overline{\hat{F}(\alpha)}$ 为标定分布均匀性长度平均值。

采用 PSO 算法对 SVR 模型参数进行优选，经过 41 次迭代和 5-fold 交互检验后，PSO 粒子的种群适应度收敛到最小，此时的 SVR 最优超参数 $\{C, \gamma, \varepsilon\}$ 为 $\{351, 4.7, 0.187\}$ 。利用优选的超参数进行 SVR 模型再训练和验证，图 7 给出了涂层分布均匀性长度显微 CT 原位标定值及 PSO-SVR 模型的预测结果，模型预测值均分布在 $z = x$ 面附近，预测值与标定值间具有较好的一致性。图 7b 给出了训练集和验证集的统计学量化评价指标，二者的决定系数 R^2 分别为 0.966 和 0.834，均方误差

MSE 分别为 0.526 和 0.824。比较而言, 验证集的预测精度较训练集有所降低, 这主要是由于试验

样本数据有限, 训练过程中出现了一定的欠拟合现象。

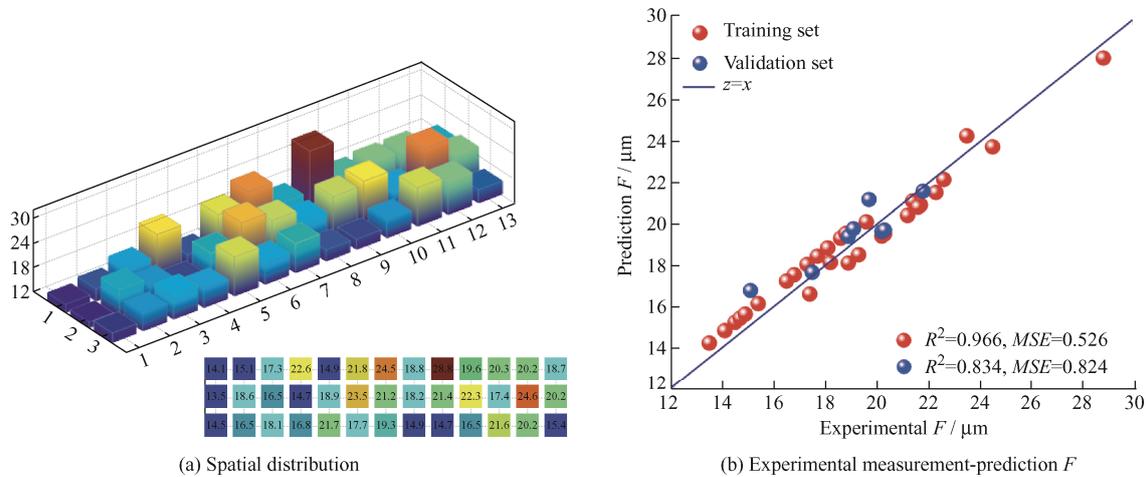


图 7 分布均匀性长度原位标定及预测结果

Fig. 7 In-situ calibration of the length of distribution uniformity and the prediction results

3.2 PSO-SVR 与常用神经网络模型预测性能对比

为进一步检验预测模型的有效性, 本文对比分析了 RBF、BP 和 GRNN 三种神经网络模型的预测精度和泛化能力。三种算法的训练和验证数据集与 PSO-SVR 模型一致, 同样采用遍历法和 5-fold 交互检验进行参数优选。其中, BP 神经网络设置为单隐含层, 输入层节点数设置为 300, 隐含层节点数设置为 12, 输出层节点数 1, RBF 神经网络中径向基函数的传播速度设置为 9.3, GRNN 中概率神经网络的传播速度设置为 2.5。图 8、9 分别为各模型训练集和验证集的预测结果对比, 可以

发现, 对于验证集, 只有 PSO-SVR 模型的决定系数在 0.8 以上, RBF、BP 和 GRNN 的预测结果均出现了较大的偏差, 进一步证明了 PSO-SVR 模型在小样本情况下具有更好的泛化能力和更高的预测精度。

在实际非均质材料无损表征过程中, 如本文中的封严涂层组织均匀性超声无损表征, 样本的数目通常是十分有限的, 难以开展大规模的精确实验测试。因此, 与需要大量样本的人工神经网络相比, PSO-SVR 模型更适于这类信号数目和特征信息有限的无损检测工程应用问题。

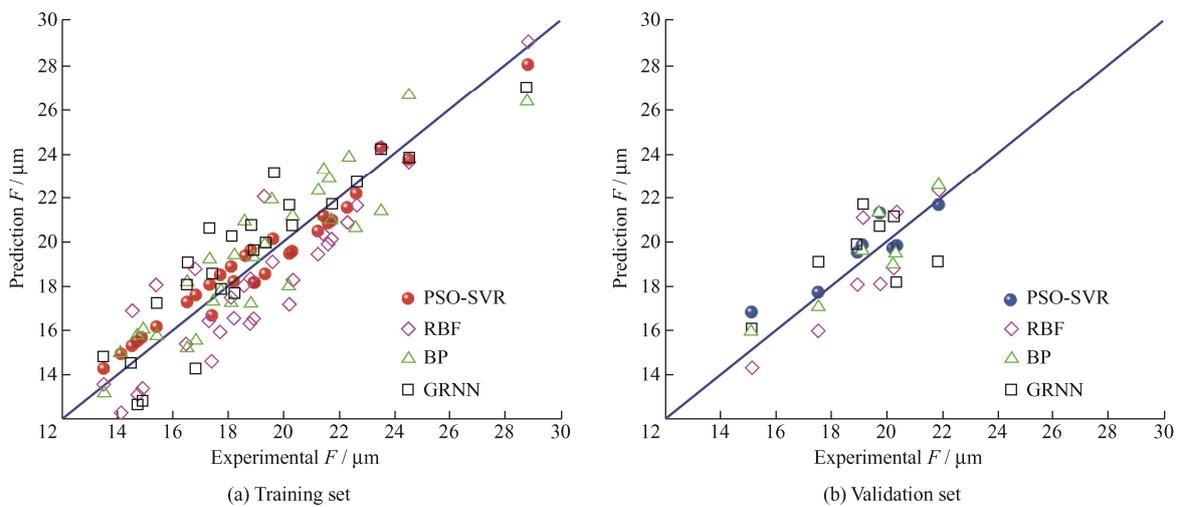


图 8 不同机器学习模型组织均匀性预测结果对比

Fig. 8 Comparison of the structure uniformity prediction results with different machine learning model

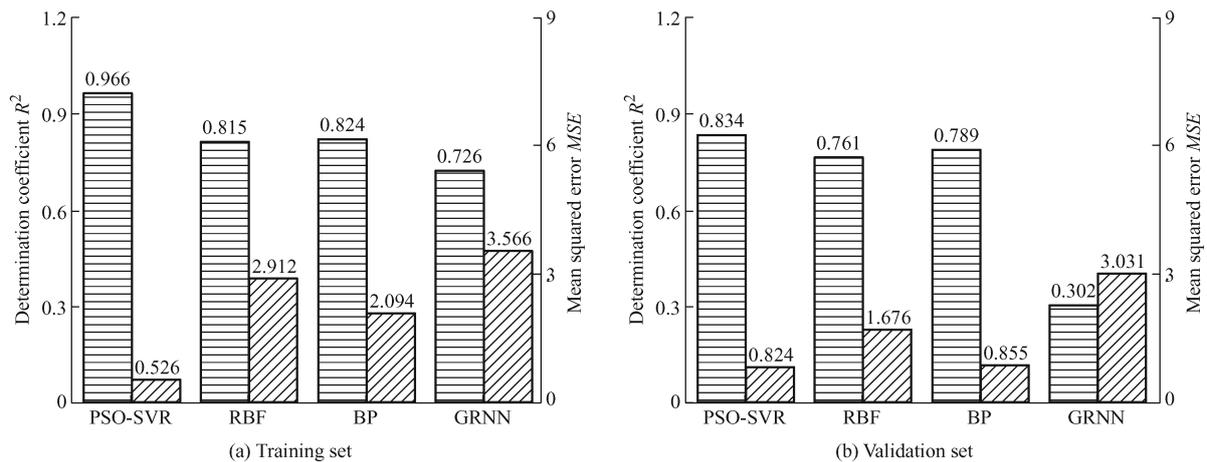


图9 不同机器学习模型组织均匀性预测结果统计学指标

Fig. 9 Statistical index of the structure uniformity prediction results with different different machine learning model

4 结论

(1) 基于超声波在非均质材料中传播的“多尺度效应”，引入小波变换分析技术，使组织均匀性在不同频带范围内的响应信息得到充分提取，借助SVR在小样本条件下优异的数据挖掘和自动学习能力，实现多因素耦合约束下组织均匀性信息的有效解耦。

(2) 基于 PSO-SVR 模型，以多尺度超声衰减系数作为输入特征参量对铝硅聚苯酯封严涂层组织均匀性进行预测，涂层分布均匀性长度模型预测值与显微CT原位标定值间的决定系数 R^2 和均方误差 MSE 分别为 0.834 和 0.824，试验测量和 PSO-SVR 模型预测值之间具有较好的一致性。

(3) 对比分析 PSO-SVR 模型及 RBF、BP 和 GRNN 三种神经网络模型的预测精度和泛化能力，与需要大量对比试样和标定试验的传统神经网络模型相比，PSO-SVR 模型更适于样本数目和特征信息有限的无损检测工程应用问题。

参 考 文 献

[1] 刘大响, 金捷. 21 世纪世界航空动力技术发展趋势与展望[J]. 中国工程科学, 2004, 6(9): 1-8.

LIU Daxiang, JIN Jie. The development trends and prospect of world aeropropulsion technology in the 21st century [J]. Strategic Study of CAE, 2004, 6(9): 1-8. (in Chinese)

[2] HARDWICKE C U, LAU Y. Advances in thermal spray coatings for gas turbines and energy generation: A review[J]. Journal of Thermal Spray Technology, 2013, 22(5): 564-576.

[3] 曹建国. 航空发动机仿真技术研究现状、挑战和展望[J]. 推进技术, 2018, 39(5): 961-970.

CAO Jianguo. Status, challenges and perspectives of aero-engine simulation technology [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(5): 961-970. (in Chinese)

[4] GAO S, XUE W, DUAN D, et al. Effect of thermal-physical properties on the abrasability of seal coating under high-speed rubbing condition[J]. Wear, 2018, 394-395: 20-29.

[5] XUAN H, ZHANG N, HU Y, et al. Evaluation of an AlSi-polyester abrasible seal coating performance using high-temperature and high-velocity abrasion tests[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part J Journal of Engineering Tribology, 2015: 1134855858.

[6] TANG J J, LIU K, YANG Q Z, et al. The influence of size and distribution of graphite on the friction and wear behavior of Ni-graphite coatings[J]. Surface and Coatings Technology, 2014, 252: 48-55.

[7] XUE W, GAO S, DUAN D, et al. Investigation and simulation of the shear lip phenomenon observed in a high-speed abrasible seal for use in aero-engines[J]. Wear, 2017, 386-387: 195-203.

[8] JIN S J, HE X C, CHEN J, et al. Recurrence quantitative analysis for porosity characterization of CFRP with complex void morphology[J]. Composite Structures, 2019, 229: 111383.

[9] 宋永锋, 李雄兵, 吴海平, 等. In718 晶粒尺寸对超声背散射信号的影响及其无损评价方法[J]. 金属学报, 2016, 52(3): 378-384.

SONG Yongfeng, LI Xingbing, WU Haiping, et al. Effects

- of IN718 grain size on ultrasonic backscattering signals and its nondestructive evaluation method [J]. *Acta Metallurgica Sinica*, 2016, 52(3): 378-384. (in Chinese)
- [10] NOROUZIAN M, ISLAM S, TURNER J A. Influence of microstructural grain-size distribution on ultrasonic scattering[J]. *Ultrasonics*, 2020, 102: 106032.
- [11] 张伟, 马志远, 高剑英, 等. 考虑孔隙细观特征的热障涂层脱粘缺陷超声检测数值模拟[J]. *中国表面工程*, 2017, 30(3): 115-121.
- ZHANG Wei, MA Zhiyuan. GAO Jianying, et al. Ultrasonic testing numerical simulation of debonding defect in thermal barrier coatings considering void microscopic parameters[J]. *China Surface Engineering*, 2017, 30(3): 115-121. (in Chinese)
- [12] 陈博. 无界散射体时域正反散射问题的数值方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
- CHEN Bo. Studies on the numerical methods for time domain scattering and inverse scattering problems with unbounded scatterers [D]. Changchun: Jilin University, 2016. (in Chinese)
- [13] MOLERO M, SEGURA I, HERNANDEZ M G, et al. Ultrasonic wave propagation in cementitious materials: A multiphase approach of a self-consistent multiple scattering model[J]. *Ultrasonics*, 2011, 51(1): 71-84.
- [14] MARKOV M, KAZATCHENKO E, MOUSATOV A, et al. Generalized differential effective medium method for simulating effective elastic properties of two dimensional percolating composites[J]. *Journal of Applied Physics*, 2012, 112(2): 26101.
- [15] YANG R B. A dynamic generalized self-consistent model for wave propagation in particulate composites[J]. *Journal of Applied Mechanics*, 2003, 70(4): 111-124.
- [16] MA Z, ZHANG W, LUO Z, et al. Ultrasonic characterization of thermal barrier coatings porosity through BP neural network optimizing Gaussian process regression algorithm[J]. *Ultrasonics*, 2020, 100: 105981.
- [17] LIN L, ZHANG W, MA Z, et al. Porosity estimation of abradable seal coating with an optimized support vector regression model based on multi-scale ultrasonic attenuation coefficient[J]. *NDT & E International*, 2020, 113: 102272.
- [18] 李宗艺, 张伟, 林莉, 等. 基于面积分数多尺度分析的封严涂层孔隙分布均匀性定量表征[J]. *中国表面工程*, 2020, 33(4): 145-151.
- LI Zongyi, ZHANG Wei, LIN Li, et al. Quantitative characterization of pore distribution uniformity of seal coatings based on multi-scale analysis of area fraction [J]. *China Surface Engineering*, 2020, 33(4): 145-151. (in Chinese)
- [19] 董珍一, 林莉, 雷明凯, 等. 基于 BPNN 的封严涂层孔隙分布均匀性超声表征[J]. *航空学报*, 2022, 43(1): 425294.
- DONG Zhenyi, LIN Li, LEI Mingkai, et al. Ultrasonic quantitative characterization of pore distribution uniformity of seal coating based on BP neural network[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(1): 425294. (in Chinese)
- [20] 奚先, 姚姚. 随机介质模型的模拟与混合型随机介质[J]. *地球科学*, 2002, 27(1): 67-71.
- XI Xian, YAO Yao. Simulations of random medium model and intermixed random medium [J]. *Earth Science*, 2002, 27(1): 67-71. (in Chinese)
- [21] LIN L, ZHANG W, MA Z, et al. Random multi-phase medium model and its application in analysis of ultrasonic propagation characteristics for AlSi-polyester abradable seal coating[J]. *NDT & E International*, 2019, 108: 102173.
- [22] 应崇福. 超声在固体中的散射[M]. 北京: 国防工业出版社, 1994.
- YING Chongfu. Scattering of ultrasound in solids [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1994. (in Chinese)
- [23] 孙路茗, 林莉, 马志远. 基于声压反射系数幅度谱特征的涂层脱粘超声 C 扫描成像检测研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(12): 44-49.
- SUN Luoming, LIN Li, MA Zhiyuan. Measurement of the coatings debonding using ultrasonic C-scan imaging based on reflection coefficient amplitude spectrum characterizations [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(12): 44-49. (in Chinese)
- [24] WHITE A, HONG J W, HONG S S, et al. Parameter estimation for wavelet transformed ultrasonic signals[J]. *NDT & E International*, 2011, 44(1): 32-40.
- [25] LI X, SONG Y, LIU F, et al. Evaluation of mean grain size using the multi-scale ultrasonic attenuation coefficient[J]. *NDT & E International*, 2015, 72: 25-32.
-
- 作者简介: 张伟, 男, 1990 年出生, 博士, 工程师。主要研究方向为航空材料无损检测与评价。
E-mail: zhangwei_dut@163.com
林莉(通信作者), 女, 1970 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为材料无损检测与评价。
E-mail: linli@dlut.edu.cn