DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412461

# 基于异常主导损失的残差跨域网络热障涂层 太赫兹测厚方法\*

曹丙花<sup>1</sup>,孙凤山<sup>2</sup>,范孟豹<sup>2</sup>,叶 波<sup>3,4</sup>

(1.中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221116; 2.中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116;3.昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 4.昆明理工大学云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

**摘 要:**热障涂层微观结构、粗糙度不均匀和厚度小幅变化对太赫兹波影响高度混叠,降低了测厚精度。为此,提出了异常主导 损失函数驱动的残差跨域网络测厚方法,减少检测离群值。首先,构建了太赫兹信号解析模型,探究出飞行时间与折射率分别 可由时域与频域数据求解,设计了快速傅里叶变化层映射出频域特征,基于门控循环网络层感知时域信号变化,依据测厚机理, 提出以除法层连接,形成了残差跨域网络结构。然后,由于粗糙度与微观结构变化对太赫兹信号峰值影响混叠,创新构建了异 常主导损失函数,增大离群值权重,使网络聚焦于修正测厚离群值。最后,制备了热障涂层样品,开展了太赫兹实验,结果表明, 所提出方法最大测厚相对误差小于 2.5%。

关键词:太赫兹无损检测;热障涂层;厚度测量;异常主导损失;残差网络 中图分类号:TH744 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:460.40

# Terahertz based thickness measurement of thermal barrier coatings using the cross-domain residual network with an anomaly-dominant loss

Cao Binghua<sup>1</sup>, Sun Fengshan<sup>2</sup>, Fan Mengbao<sup>2</sup>, Ye Bo<sup>3,4</sup>

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

3. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

4. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: The influence of non-uniform microstructure, uneven roughness and small thickness change of thermal barrier coating on terahertz waves is highly overlapping and reduce the accuracy of thickness measurement. To address this, a thickness measurement method based on a residual cross-domain network driven by an abnormal dominant loss function is proposed to minimize prediction outliers. First, an analytical model of terahertz signals is developed, demonstrating that two key parameters for thickness measurement—time of flight and refractive index—can be derived from time-domain and frequency-domain data. A Fast Fourier Transform layer is introduced to extract frequency-domain features, while a gated recurrent layer captures changes in the time-domain. Additionally, a division layer is designed based on transmission rules, enabling the construction of an interpretable cross-domain residual network. Given the overlapping effects of roughness and microstructural changes on terahertz signal peaks, an abnormal dominant loss function is established to assign greater weight to outliers. Finally, thermal barrier coating samples were prepared, and terahertz experiments were conducted. The results demonstrate that the proposed method achieves a maximum relative thickness measurement error of less than 2.5%.

Keywords: terahertz nondestructive testing; thermal barrier coating; thickness measurement; anomaly-dominated loss; residual network

收稿日期:2024-01-30 Received Date: 2024-01-30

<sup>\*</sup>基金项目:国家自然科学基金(62071471)项目资助

## 0 引 言

随着航空发动机涡轮前进口温度不断提升,具有耐高温、耐腐蚀、抗热震热障涂层(thermal barrier coatings, TBCs)得到了广泛应用<sup>[1-2]</sup>。陶瓷层厚度是决定 TBCs 隔 热性能关键参数,受工艺限制,陶瓷层厚度均匀性难以满 足要求,制备过薄使叶片表面温度升高,反之过厚将引起 热循环寿命下降<sup>[3]</sup>。为此,开展陶瓷层厚度测量对 TBCs 制造质量控制与发动机安全运行至关重要。涡流法测量 陶瓷层厚度,但金属粘结层电导率较低,影响了检测精 度<sup>[4]</sup>。基于红外热像仪进行厚度测量时,受陶瓷层表面 发射率不均匀性影响,将引起误差增大<sup>[5]</sup>。超声法需要 耦合剂,可能导致试件表面污染<sup>[6]</sup>。采用射线法进行厚 度测量时,电离辐射将对检测人员健康造成危害<sup>[7]</sup>。

太赫兹(terahertz,THz)为频率 0.1~10 THz 电磁波, 介于微波与红外之间,具有非接触且电离能量小的特 点<sup>[8-9]</sup>。目前,THz测厚方法主要基于飞行时间与模型反 演<sup>[10]</sup>。通过制备标准样件获取陶瓷层折射率,定位 THz 信号反射峰提取飞行时间,从而计算出厚度[11]。由于热 障涂层微观结构不均匀[12],折射率随空间位置变化,导 致飞行时间法测厚误差增大。为此,有学者基于优化算 法求解 THz 信号解析模型降低仿真与实验数据间残差. 反演出陶瓷层折射率与厚度[13-14]。然而,该方法效率较 低,每次测量均需要通过大量迭代运算求解。针对该问 题, Fukuchi 等<sup>[15-16]</sup>基于 THz 波在热障涂层中传播机理, 构建了前3反射峰频域数据与折射率间数学映射,实现 了无需迭代计算的厚度测量。当 THz 系统中心波长大于 陶瓷层厚度时,容易引起反射峰混叠,影响测厚精度<sup>[17]</sup>。 近年来,小波变换和反卷积方法分别基于小波系数和脉 冲响应函数代替原始信号,实现了反射峰解混叠,但尺度 变换过程中容易压缩脉宽,产生波形失真现象[18],影响 Fukuchi 方法测量精度。此外,上述折射率测量方法需要 手动定位反射峰。Xu 等<sup>[19-21]</sup>提出了基于稀疏表示与长 短时记忆神经网络的 THz 信号反射峰自动定位方法。

近年来,基于机器学习的 THz 热障涂层测厚方法受 到关注,通过对时域信号进行特征提取后输入至神经网 络中,计算出具体厚度值<sup>[22-23]</sup>。然而,实际工况中陶瓷层 微观结构变化,可能引起训练集与测试集特征个数发生 改变影响测厚精度。深度学习方法输入为完整 THz 信 号,其内部具有卷积层进行特征提取,保证了输入尺寸统 一。目前,深度学习在 THz 无损检测领域已有相关应 用<sup>[24]</sup>。Zhan 等<sup>[25]</sup>将完整 THz 吸收谱数据输入至卷积神 经网络中,实现原油泄漏检测。Wang 等<sup>[26]</sup>建立了一维 卷积神经网络对 THz 光谱信号进行处理,对不同浓度违 禁品进行准确分类。为更准确建立输入与输出间数学映 射,深度学习层数逐渐增加<sup>[27]</sup>。然而,较深的网络结构 容易出现梯度消失现象,当前通常使用残差结构解决上述问题<sup>[28]</sup>。Yang等<sup>[29]</sup>融合 THz 时域信号与吸收系数,以此形成二维图像输入至残差网络中,实现了农药残留物检测。Fan 等<sup>[30]</sup>建立了残差网络与长短时记忆神经网络相结合的新架构,将其用于室内移动物体 THz 高精度定位。Zhang等<sup>[31]</sup>构建了一维残差网络,以 THz 时域信号为输入,实现了对间隙为 0.2~0.8 mm 孔洞缺陷自动检测。但实验结果显示,该方法对间隙较小的缺陷识别精度不佳,存在异常结果。

鉴于此,针对陶瓷层微观结构、粗糙度不均匀和厚度 小幅变化对 THz 波影响高度混叠产生的测量异常,构建 了残差跨域网络分别处理时域与频域数据,提取飞行时 间与折射率,从而求解陶瓷层厚度,提出了异常主导损失 函数对残差跨域网络中测厚精度不佳的结果进行重点关 注,提升了测厚精度。

1)建立了 THz 信号解析模型,发现了前两反射峰为 厚度测量关键特征,以此为输入,构建了残差跨域网络求 解陶瓷层折射率与飞行时间,构造除法层进行两者连接, 测量出厚度值。

2)提出异常主导损失函数,引入2σ准则度量预测 结果异常概率,提高其损失权重,使网络聚焦于修正测厚 离群值。

## 1 热障涂层太赫兹信号解析模型

残差网络需要大量数据训练权重与偏置,建立 THz 信号与厚度间数学映射。然而,训练集输入需要通过 THz 仪器检测大量热障涂层样品获取信号,并基于破坏 性测量法获取各 THz 采样点准确厚度,作为训练集输出, 存在成本高且耗时长问题。

鉴于此,基于基尔霍夫方法构建了考虑粗糙度热障 涂层 THz 信号解析模型,如图 1 所示。



Fig. 1 Analytical model of THz signal in TBCs

THz 信号各反射峰频域,如式(1)所示。

$$E_{n}(\omega) = \begin{cases} r_{01}E_{0}(\omega), & n = 1\\ t_{01}(r_{12})^{n-1}(r_{10})^{n-2}t_{10}e^{[i(n-1)\beta_{1}]}E_{0}(\omega), & (1)\\ & n > 1 \end{cases}$$

式中: $E_0(\omega)$ 为频域参考信号; $E_R(\omega)$ 为 THz 频域仿真信 号; $E_n(\omega)$ 为第 n 反射峰频域表示; $\beta_1$  为相位因子;c 为光 速; $\omega$  是角速度; $r_{01}$  为 THz 波在空气层与陶瓷层界面反 射系数; $r_{10}$  为 THz 波在陶瓷层与空气层界面的反射系 数; $r_{12}$  为 THz 波在陶瓷层与金属粘结层界面间反射系 数; $t_{01}$  为 THz 波在空气层与陶瓷层表面的透射系数; $t_{10}$ 为 THz 波在陶瓷层与空气层表面的透射系数; $t_{10}$ 

透射与反射系数的数学表达,如式(2)~(6)所示。

$$r_{01} = \frac{n_1 - n_0}{\tilde{n}_1 + \tilde{n}_0}$$
(2)

$$r_{10} = -r_{01} \tag{3}$$

$$r_{12} = \frac{n_2 - n_1}{\tilde{n}_1 + \tilde{n}_2} \tag{4}$$

$$t_{01} = \frac{2\tilde{n}_1}{\tilde{n}_0 + \tilde{n}_1} \tag{5}$$

$$t_{10} = \frac{2\tilde{n}_0}{\tilde{n}_0 + \tilde{n}_1}$$
(6)

陶瓷层粗糙表界面将导致 THz 波散射,基尔霍夫理 论可模拟该现象<sup>[14]</sup>,提高解析模型精度。

$$R_{\rm s} = R_0 e^{-\left(\frac{4\pi\sigma}{\lambda}\right)^2}$$
(7)

式中: $R_s$ 为粗糙表面反射率; $R_0$ 为总反射率; $\lambda$ 为入射 THz 波长; $\sigma$ 为粗糙度。

通过将式(1)中各反射峰进行加和,并结合式(7), 可得考虑陶瓷层表界面粗糙度 THz 仿真信号  $Y_{M}$  的数学 表示为:

$$Y_{M} = \text{IFFT}\left[\left(r_{01} e^{-8\left(\frac{\pi\sigma_{1}}{\lambda}\right)^{2}} + \frac{t_{01}r_{12} e^{-8\left(\frac{\pi\sigma_{2}}{\lambda}\right)^{2}} t_{10} e^{i\beta_{1}}}{r_{12} e^{-8\left(\frac{\pi\sigma_{2}}{\lambda}\right)^{2}} r_{01} e^{-8\left(\frac{\pi\sigma_{1}}{\lambda}\right)^{2}} e^{i\beta_{1}}}\right) E_{0}(\omega) \right]$$
(8)

式中: $\sigma_1$ 为陶瓷层表面粗糙度; $\sigma_2$ 为陶瓷层与基体界面 粗糙度。

#### 2 异常主导残差跨域网络

1

#### 2.1 模型启发的残差跨域网络

为减小热障涂层微观结构不均匀对厚度测量结果影响,提出了残差跨域网络同时处理时域与频域数据,以测量飞行时间和折射率,并以除法层连接,使计算过程满足

THz 测厚机理。飞行时间与折射率求解原理,如式(9)、(10)所示。

$$d_1 = \frac{c\Delta t}{2n_1} \tag{9}$$

$$E_{1}(\omega) = r_{01}E_{0}(\omega) = \frac{n_{1} - n_{0}}{\tilde{n}_{0} + \tilde{n}_{1}}E_{0}(\omega)$$
(10)

$$\Delta t = t_{\text{peak1}} - t_{\text{peak2}} \tag{11}$$

式中: $d_1$  为陶瓷层厚度; $\Delta t$  为飞行时间; $n_1$  为陶瓷折射 率; $t_{\text{peak1}}$  为首个反射峰的峰值时间; $t_{\text{peak2}}$  为第2峰的峰值时间。

依据式(9)、(10)可知,折射率蕴含在首个反射峰频 域结果中。由于陶瓷层微观结构不均匀,折射率随空间 位置变化,准确厚度测量需要提取折射率。因此,所构建 残差网络应为跨时频域双流结构,第1流处理时域特征 提取飞行时间,另1流分析频域特征预测折射率,从而准 确计算陶瓷层厚度。

由于完整 THz 信号输入尺寸较大,降低残差跨域网络计算效率。结合式(11)发现飞行时间  $\Delta t$  为前两峰的峰值时间差,而折射率  $n_1$  可由首个反射峰频域求解,则 其峰值频域仍携带  $n_1$  信息。

综上所述,保留前两峰值数据代替完整 THz 信号作 为残差跨域网络输入,分别提取其时域与频域特征可获 取飞行时间与折射率信息,从而实现陶瓷厚度准确测量。 所提出残差跨域网络结构,如图 2 所示。

由图 2 可知,首先基于卷积层进行特征提取,其数学 表达为:

 $C^{l} = \operatorname{conv}(Y^{l}, K^{l})$ (12)

式中:C'为第l层卷积层输出;K'为第l层卷积核;Y'第l层卷积层输入;conv为卷积运算。

由于卷积层参数通过反向传播不断更新,所得特征 分布存在差异,不利于网络收敛。为此,基于批归一化层 (batch normalization, BN)层对进行特征归一化。

$$X^{l} = \frac{C^{l} - E(C^{l})}{\sqrt{\operatorname{var}(C^{l}) + \varepsilon}}$$
(13)

式中:E()为期望; *s*为较小正数,以保证算法数值稳 定性。

线性整流函数(linear rectification function, ReLU)激活层用于提高网络稀疏性,避免了过拟合现象<sup>[32]</sup>。

$$h(X^{l}) = \begin{cases} X^{l} & X^{l} > 0\\ 0 & X^{l} \le 0 \end{cases}$$
(14)

式中:  $h(X^l)$  为第  $l \in \text{ReLU}$  输出。

其次,将残差网络 ReLU 输出结果分为 2 路,第 1 路 利用门控循环神经网络(gated recurrent neural network, GRU)提取时序特征<sup>[33-34]</sup>,用于计算飞行时间。

$$h_{i} = z_{i} \odot \widetilde{h}_{i} + (1 - z_{i}) \odot h_{i-1}$$

$$(15)$$





Fig. 2 Structure of cross-domain residual network

式中: $h_i$ 为 GRU 输出; $z_i$ 为更新门控值; $h_{i-1}$ 为上一时间

步输出; $\widetilde{h}_i$ 为隐含状态值。

然后,第2路创新设计了傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)层,将残差网络ReLU输出结果转化为频域,从而获取测量折射率所需频域信息。

 $T = \text{abs} \{ \text{FFT}[h(x^{l})] \}$ (16)

式中:T为FFT 层输出,即频域特征;abs 为取模运算。

全连接层用于建立特征与折射率间数学映射,可表 示为:

$$F^{l} = W^{l} F^{l-1} + B^{l}$$
(17)

式中:F<sup>l</sup> 为第 l 层全连接层输出;W 为权重;B 为偏置。 考虑到陶瓷层折射率随频率变化,测厚所需为频段

内平均值<sup>[35]</sup>,以此为先验知识,设计了平均值层,获取测 厚所需折射率均值。

$$M = \text{mean}(F^2) \tag{18}$$

式中: F<sup>2</sup> 为第2层全连接层输出; mean 表示取平均运算, 计算测厚所需平均折射率。

最后,根据式(9)可知,陶瓷层厚度可表示为飞行时 间与折射率相除。为此,创新构建了物理连接方式,设计 了除法层将第1路飞行时间与第2路折射率结果相除。

$$D = \frac{F^1}{F^3 + \varepsilon_1} \tag{19}$$

式中: F<sup>1</sup> 为第1个全连接层输出; 第1路获取飞行时间特征; F<sup>3</sup> 为第3个全连接层输出, 表示第2路提取折射率特征; *ε*<sub>1</sub> 为较小正数, 保证数值稳定性。

利用全连接层补充式(9)中缺失的光速信息,从而 求解陶瓷层厚度。

$$F^{5} = W^{4}D + B^{4} \tag{20}$$

式中: F<sup>4</sup> 为第4个全连接层输出,为残差跨域网络输出 层,其结果为厚度测量值。

#### 2.2 模型启发的残差跨域网络

热障涂层微观结构、粗糙度不均匀和厚度小幅变化 对 THz 波影响高度混叠,降低了测厚精度。为此,从 THz 信号机理层面,对异常测量结果产生根部原因进行深入 分析。由于陶瓷层表面形貌不一致且微观结构不均匀, 导致其粗糙度与折射率变化,两者均会引起信号幅值 改变。

$$E_1(\omega) = \frac{\tilde{n}_1 - \tilde{n}_0}{\tilde{n}_0 + \tilde{n}_1} E_0(\omega) e^{-s\left(\frac{\pi\sigma_1}{\lambda}\right)^2}$$
(21)

式中: $\sigma_1$ 为陶瓷层表面粗糙度; $n_1$ 为折射率。

根据式(21)可知, $\tilde{n}_1$ 与 $\sigma_1$ 共同影响 THz 信号幅值, 经化简后可得两者对信号作用相互抵消,存在耦合关系。

$$E_{1}(\omega) = (1 - 2\frac{\tilde{n}_{0}}{\tilde{n}_{0} + \tilde{n}_{1}})E_{0}(\omega)e^{-8\left(\frac{\omega}{\lambda}\right)^{2}}$$
(22)

依据式(22)可知, *n*<sub>1</sub> 与频域信号幅值成正比, σ<sub>1</sub> 与 幅值成反比, 当 *n*<sub>1</sub> 增大时, 提高 σ<sub>1</sub> 可将其抵消, 同理, 依 据傅里叶变换公式, 时域信号与频域信号均受两者影响 一致, 上述耦合现象将引起折射率测量误差, 给准确测厚 提出了挑战。

为形象说明该问题重要性,设置了仿真参数,厚度为 300 与 289 μm,折射率为 4.0-0.05i 与 4.15-0.051i,粗 糙度为 5 和 10 μm,据此基于仿真模型生成了 2 条 THz 信号,如图 3 所示。

由图 3 可知,陶瓷层微观结构不均匀引起折射率变 化,可能被粗糙度差异抵消,导致厚度参数为 289 与 300 μm THz 信号差异较小。图 3(a)中,以前两峰值信 号作为残差跨域网络输入时,需要分析至小数点第 3 位 才能区分两者差异,引起网络测厚异常,从而产生 11 μm 测量误差。



图 3 不同粗糙度、折射率与厚度参数 THz 信号对比 Fig. 3 Comparison of THz signals with different roughness, refractive index and thickness

结合上述问题,分析了深度学习容易出现异常原因。 由于折射率与粗糙度均为随机变化,可知两者对信号幅 值作用存在完全抵消概率。而经典损失函数均方根误差 (root mean squared error, RMSE),能够区别大多数不一 致信号,从而获取其准确厚度,但未考虑异常情况下引起 测量误差。

RMSE = 
$$\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
 (23)

根据式(23)可知,少数异常结果将使 RMSE 值变化 较小,该部分反向传播过程中难以引起网络权重与偏置 参数发生明显变化。假设训练批大小为128,其中127 个 常规测厚误差均为2 μm,1 个异常误差为10 μm,经计算 可知,异常误差仅能够使损失函数值增大 0.18,导致个 别较大误差结果难以被重点关注。

针对上述问题,首先,使用均方误差(mean squared error, MSE)损失函数,消除 RMSE 损失根号项,放大异 常值影响程度。其次,基于 2σ 准则<sup>[36]</sup>识别测厚异常样 本,并构建概率矩阵放大该类样本的损失权重,使网络 聚焦于减少测厚异常结果。最后,所提出异常主导损 失函数(anomaly dominant loss, ADLoss),如式(22) 所示。

ADLoss = MSE + 
$$\lambda \frac{\sum_{i=1}^{N} M_i \times (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N} M_i}$$
 (24)

式中:λ为异常主导值,取值范围[1,+∞),经实验验证 本文取3;M为异常概率矩阵,异常点为1,非异常点为0。 由于异常结果为概率事件,基于 2σ 准则将 MSE 误差最 大4.6%误差结果为异常值,其 M 值置1。

依据式(24)可知,异常结果 M 值赋 1,增大了其在损 失函数中权重,反向传播过程中参数更新过程致力于减 少离群值,从而帮助残差跨域网络降低测厚误差较大的 样本,如图 4 所示。



Fig. 4 The function of anomaly dominant loss

为了形象理解异常主导驱动的残差跨域网络测厚方法,其伪代码,如算法1所示。

算法 1: 异常主导驱动的残差跨域网络测厚方法
<b>输入:</b> 保留双峰时域信号
输出:陶瓷层厚度
初始化:初始学习率、批大小与最大迭代步数
步骤 1:设置训练集为保留前 2 双峰 THz 仿真信号
步骤 2:设置测试集为保留前 2 双峰 THz 实验信号
步骤3:循环开始
步骤 3.1:利用式(12)~(14)提取通用特征;
步骤 3.2:利用式(15)获得时域特征;
步骤 3.3:利用式(16)获得频域特征;
步骤 3.4:利用式(18)求解折射率;
步骤 3.5:利用式(19)连接两流结果;
步骤 3.6:利用式(20)计算陶瓷层厚度;
步骤 3.7:利用异常主导损失更新参数;
步骤 4: 循环结束
步骤 5: 基于 THz 实验信号测试集验证异常主导残差跨域网
络性能

# 3 试验样品与系统

#### 3.1 试验样品

根据实际热障涂层检测的多样性需求,实现不同类型 叶片陶瓷层厚度测量。采用大气等离子喷涂技术,共制备 了 17 个样品,包括 4 种类型分别为正常陶瓷层、高孔率陶 瓷层、高未熔颗粒陶瓷层以及低孔率陶瓷层。高孔率陶瓷 层与高未熔颗粒陶瓷层是通过改变喷涂距离、氩气流量等 因素制备,而低孔率陶瓷层是采用烧结方式实现,模拟服 役后热障涂层。样品长度均为 40 mm,宽度为 20 mm,首层 为陶瓷层,第 2 层为金属基底,如图 5 所示。



Fig. 5 The TBC specimens

#### 3.2 太赫兹时域光谱系统

设计了 THz 无损检测方案,其中每个热障涂层样品 包含3个采集点,如图6所示。





基于上述采样点,利用 TeraMetrix 公司 T-Ray 5 000 太赫兹时域光谱系统(terahertz time-domain spectroscopy, THz-TDS)进行检测。其中,系统激光器波长1 050~ 1 080 nm,脉宽 80 fs,输出功率 20 mW,重复频率 100 MHz,系统动态响应范围 50 dB,频谱范围约为 0.1~ 2 THz,采样间隔 0.1 ps,非球面透镜焦距为 75 mm,所得 光斑直径约为 2 mm。THz 波由 THz 发射器产生,与热障 涂层样品相互作用后并探测器接收,通过数模转换器获 取 THz 信号。具体描述如图 7 所示。



图 7 Tray 5000 试验系统 Fig. 7 Tray 5000 experimental system

基于图 6 中采集位置,利用 Bruker DektakXT 台阶仪 对每个样品进行厚度测量,17 个样品共计获取 51 个位 置准确厚度值,如图 8 所示。



图 8 台阶仪 Fig. 8 The profiler

基于台阶仪所得陶瓷层厚度,根据式(9)反解出折 射率,如图9所示。

根据图 9 结果可知,陶瓷层厚度范围为[237.87,
447.96] μm,折射率范围为 3.63~5.45,可得样品微观结构不均匀将引起折射率发生较大变化。

为形象说明微观结构不均匀现象,对样品 48#位置 进行了破坏性金相实验,如图 10 所示。



图 9 准确厚度与折射率

Fig. 9 The actual thickness and refractive index



图 10 陶瓷层不均匀微观结构 Fig. 10 Uneven structure of topcoat

由图 10 可知,样品微观结构存在大量随机分布孔隙 且尺寸不一,导致其折射率随空间位置变化,可知准确厚 度测量需要在线提取折射率。

为描述 THz-TDS 系统直径 2 mm 光斑范围内陶瓷层 粗糙度不均匀情况,采用台阶仪对样品进行线扫查,长度 为 6 mm,即 3 个 THz 光斑直径范围内的粗糙度变化,如 图 11 所示。



由图 11 可知,样品表面均方根粗糙度较大不一致

0~2 mm 区域均方根粗糙度为4.94 μm, 而4~6 mm 均方 根粗糙度达到 12.54 μm。

综上所述,不同光斑区域陶瓷层粗糙度与微观结构 均会发生变化,且两者对 THz 信号影响高度混叠,降低了 测厚精度。因此,需要考虑上述现象引起测量异常。

#### 4 试验与讨论

#### 4.1 解析模型验证

为验证解析模型与试验信号精度,分析以仿真数据 作为训练样本可行性。基于 THz-TDS 系统获取了 TBCs 样品 15#位置 THz 信号,利用所建立解析模型生成了仿 真信号,采用固定其厚度不变 294.52 µm,粗糙度、复折 射率等参数基于文献[14]方法迭代求解,对比实验与仿 真信号间差异,如图 12 所示。以前 3 个反射峰峰值与位 置相对误差作为评价指标,所得试验与仿真吻合结果,如 表 1 所示。



# 表 1 THz 仿真信号幅值与峰值时间误差 Table 1 The error of amplitude and peak time

14010 1 110 01101	or ump	nuau ana pua	
误差类型	首峰	次峰	第3峰
峰值时间绝对误差/ps	0	0	-0.10
幅值相对误差/%	0.04	0.39	8.42

由表1可知,仿真中前两峰峰值与试验结果匹配较好,相对误差分别为0.04%和0.39%,第3峰为THz波表 征在陶瓷层中传播4次,出现了色散现象,导致反射峰位 置出现0.1 ps偏差,使吻合程度下降。

综上所述,以保留前两峰值作为异常主导残差跨域 网络输入,有助于保证仿真训练集与实验测试集间的一 致性,且两者吻合程度高于图3中信号混叠程度,故可采 用保留前两峰值信号进行网络训练。

#### 4.2 解析模型验证

为验证所提出方法测厚性能,首先采用所构建解析 模型生成了 50 000 条 THz 仿真信号,保留前两峰值后形 成数据集。设置陶瓷层厚度范围为 200~500 µm,表面与 界面处均方根粗糙度为 0~15 µm,折射率实部为 3~6,虚 部为 0~0.1。

将 50 000 条仿真信号按照 8:2划分为训练与测试 集,以误差方差、平均绝对误差以及最大绝对误差作为定 量评价指标,如表 2 所示。

表 2	评价指标
Table 2	Evaluated index

指标	公式
误差方差	$EV = var(y_i - \hat{y}_i)$
平均相对误差	$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \left  \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right  \times 100\%$ $ \vec{x} + m  \vec{y} \neq h  \vec{y}_i  \vec{y}$
最大相对误差	BAPE = max $\left  \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right $

选取飞行时间法<sup>[11]</sup>,反射峰定位<sup>[21]</sup>、时域特征机器 学习<sup>[22]</sup>、时域信号残差网络、MSE 损失残差跨域网络测 厚方法与本文方法进行对比,具体如下:

 1) 文献[11]:选取最大折射率6与最小折射率3, 得平均折射率为4.5作为标称值,以求解陶瓷层厚度。

2) 文献[21]:基于长短时记忆神经网络完成反射峰 定位,利用 Fukuchi 方法完成折射率与厚度测量,隐含层 节点为 500,最大迭代轮数为 50,批量大小为 128。

3) 文献[22]:基于主成分分析法对 THz 时域信号进 行特征提取输入至遗传算法优化后极限学习机中,实现 厚度预测。输入层节点为7,隐含层节点为20。

4)本文方法:提出了异常主导残差跨域网络提取折射率与飞行时间,以除法层连接两者结果,实现厚度测量。同时,创新构建异常主导损失更新权重与偏置参数,减少检测误差。具体参数,如表3所示。

5) 残差跨域网络:参数与结构和表 3 中设置一致, 仅在损失部分存在差异,将其设置为 MSE。

采用 40 000 条信号训练上述方法,剩余 10 000 仿真 信号作为测试集进行性能评估,如表 4 所示。

由表4可知,所提出异常主导残差跨域网络方法测 厚误差最低,平均相对误差与最大相对误差分别为 0.32%与2.15%,误差方差仅为0.81,表示所提出方法, 稳定性更强,且在10000条测试集情况下,9896组相对 误差均小于1%,据此可知所提出方法出现测厚异常概率 更低。文献[11]采用折射率标称值4.5,结合飞行时

表 3 参数设置 Table 3 The parameter setting

组成部分	名称	具体描述
	卷积层1	尺寸 7×1×8, 步进为 4
	激活层 1	斜率 0.01
	卷积层 2	尺寸 5×1×8, 步进为1
	激活层 2	斜率 0.01
残差部分	卷积层 3	尺寸 3×1×8, 步进为1
	激活层 3	斜率 0.01
	卷积层 4	尺寸 1×1×8, 步进为 1
	激活层 4	斜率 0.01
	加法层	激活层 2 与卷积层 4 相加
第1流	循环神经网络层	节点数为 128
(时域)	全连接层1	节点为1
	傅里叶变换层	获取频域特征
第2流	全连接层 2	节点数为 128
(频域)	平均计算层	平均折射率
	全连接层 3	节点为1
连接部分	除注层	全连接层1结果与全连接
足设部为	17/14/4	层3结果相除
输出	全连接层 4	节点为1
	损失函数	ADLoss
	优化器	SGDM
训练参数	初始学习率	0.05
	最大迭代次数	50
	最小批量	128

间法求解陶瓷层厚度,但由于测试集折射率变化范围为 [3,6],与标称值存在差异,导致相对误差大于12%的测 量结果达 6 377 个。文献 [21] 基于 Fukuchi 方法进行厚 度测量,受反射峰失真与粗糙度影响,折射率估计精度下 降,最大测厚相对误差达到9.65%。文献[22]基于主成 分分析方法对时域信号进行特征提取输入至遗传算法优 化后极限学习机中预测陶瓷层厚度,但输入特征缺乏频 域信息,无法准确测量折射率,平均相对误差为2.15%, 且仍有 35 个测量结果相对误差大于 6%。而所提出残差 跨域网络以 GRU 层与 FFT 层实现了时、频特征提取,能 够较准确获取飞行时间与折射率信息,并以除法层将两 者连接,厚度测量精度更高,平均相对误差下降至 0.67%。传统 MSE 损失驱动网络结构更关注整体结果 测量误差,对离群值修正性能不佳,最大相对误差为 3.25%,相对误差位于(2.5,3]%的测量结果有6个, (3,3.5]%有3个和(3.5,4]%有2个。在引入异常主 导损失后,重点关注误差较大离群值,使10000个测

	Table 4         Comparison of thickness measurement errors															
方法	误差	平均相最大相 相对误差分布/% 对误差 对误差 ————————————————————————————————														
		方差	/%	/%	[0,1]	(1,1.5]	(1.5,2]	(2,2.5]	(2.5,3]	(3,3.5]	(3.5,4]	(4,6]	(6,8]	(8,10]	(10,12]	[12, ∞]
经	文献[11]	1 470	16. 74	34. 29	302	160	145	133	137	162	135	615	628	577	629	6 377
典方	文献[21]	34. 22	3.07	9.65	1 043	818	940	1 018	1 205	1 137	1 050	2 360	417	12	0	0
法	文献[22]	20.73	2.15	7.57	1 943	1 386	1 529	1 683	1 341	878	643	562	35	0	0	0
本文	MSE 损失	2.68	0.67	3.25	7 843	1 785	321	40	6	3	2	0	0	0	0	0
方注	异常主导	0. 81	0.32	2.15	9 896	95	8	1	0	0	0	0	0	0	0	0

表 4 测厚误差比较

试样本相对误差均小于 2.5%。

为比较所提出损失函数性能,绘制了异常主导损失 与 MSE 损失曲线,如图 13 所示。



由图 13(a)结果可知,所提出异常主导损失衰减速 度更快,第8个训练轮次的损失值与 MSE 损失在第24

轮得到结果相当。由于异常测厚结果误差较大, MSE 损 失对该类样本关注度不够,导致收敛速度慢。为了更清 晰比较两种损失函数差异,对图 13(a)损失值取自然对 数,获得图 13(b)结果,异常主导损失在放大倍数 λ 为 3 情况下,其损失值仍小于 $\lambda$ 为0的MSE损失值,体现了 优异求解性能,有助于解决前两峰特征与厚度间数学映 射中难建模样本,提升测厚精度。

#### 4.3 实际 TBCs 厚度预测性能分析

为验证所提出方法对实际热障涂层测厚性能,基于 THz-TDS 仪器测量出图 5 中 17 个样品的实验信号输入 至训练完成网络中,以 Brucker 台阶仪测厚结果对算法性 能进行评价。

选取飞行时间法[11]、反射峰定位折射率提取方 法<sup>[21]</sup>、时域特征机器学习<sup>[22]</sup>、MSE 损失驱动残差跨域 网络和本文方法进行测厚性能对比。由于仿真测试中 精度最高异常主导跨域测厚方法相对误差均小于 2.5%,故以实验数据测厚大于 2.5% 相对误差数据个 数、平均相对误差和最大相对误差作为评价指标,利用 厚度测量结果与基线吻合程度表征算法稳定性,具体 结果如图 14 所示。

由图 14 可知,所提出方法能够提取 THz 信号时域与 频域特征,有助于准确求解飞行时间与折射率,并以除法 层连接,使网络求解过程满足 THz 测厚机理。因此,对实 际样品厚度测量精度最高,平均相对误差仅为0.56%,最 大相对误差为 2.19%。此外,所构建异常主导损失残差 跨域网络重点关注异常测厚结果,并以反向传播更新参 数,致力于将消除离群值,最终相对误差大于2.5%结果 个数为0,优于其他4种方法。文献[11]未考虑微观结 构与折射率变化,仅通过标定值求解厚度,导致误差较 大。文献[21]方法通过对 THz 信号反射峰定位,实现了 折射率折射率,结合飞行时间求解厚度,受陶瓷层糙度与 波形失真影响,导致检测精度降低。文献[22]与测厚精 度下降主要原因为缺乏频域特征,难以准确获取折射率,



Fig. 14 Thickness measurement results of actual specimens

最大与平均相对误差分别达到 2.55% 和 7.63%,相对误 差大于 2.5% 测量结果有 18 个。而所提出残差跨域网络 通过构建傅里叶变化层实现频域特征提取,提高了折射 率测量精度,平均相对误差和最大相对误差降低至 0.82% 和 3.38%,但传统 MSE 损失函数对误差较大与较 小测量结果均采用相同权重,致使 51 个实验测量位置 中,仍有 2 个样品相对误差结果大于 2.5%。为此,提出 基于 2σ 法则构建异常主导损失函数,提升了测厚误差较 大数据集损失权重,使网络更关注异常结果。最终,51 个样本相对误差均小于 2.5%。结合图 14(e)可知,当前 预测结果与准确值更接近,表明所提出算法稳定性强且 精度高。

## 5 结 论

由于热障涂层微观结构、粗糙度不均匀和厚度小幅 变化对 THz 波影响高度混叠,引起测量误差增大。为此, 提出了异常主导损失驱动的残差跨域网络,聚焦于离群 结果修正,显著提高了陶瓷层测厚精度。

1)建立了 THz 信号解析模型,发现了前两反射峰时 域和频域特征能够用于测量折射率和飞行时间,以此作 为残差跨域网络输入。 2)构建了残差跨域网络厚度测量方法,创新设计了 傅里叶变化层与平均层获取频域特征,用于求解折射率, 构建了门控循环网络层分析时序特征,从而提取飞行时 间,并提出了除法层进行两者连接,使网络求解过程满足 THz 测厚机理。

3)提出了异常主导损失函数,引入了 2σ 准则度量 测量结果异常概率,增大了离群值损失权重,使网络更聚 焦于修正测厚异常值。

当前工作能够准确测量陶瓷层厚度与折射率,有助 于表征陶瓷层微观结构变化。据此,后续研究工作重点 主要为制备实际热障涂层样件,优化当前残差跨域网络 结构,开展 THz 无损检测试验,验证方法问题上在孔隙率 表征中适用性与高效性。

### 参考文献

[1] 杨玉娥,赵东,安延涛,等.微波检测热障涂层孔隙
 率的可行性研究[J].仪器仪表学报,2015,36(6):
 1215-1220.

YANG Y E, ZHAO D, AN Y T, et al. Feasibility study for detecting the porosity of thermal barrier coating using microwave[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1215-1220.

- [2] SUN F SH, FAN M B, CAO B H, et al. THzResNet: A physics-inspired two-stream residual network for thermal barrier coating thickness measurement[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(7): 8328-8339.
- [3] 敖波,钟建兰,古玉祺. EB-PVD 热障涂层 TGO 三维 结构分析[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 136-142.

AO B, ZHONG J L, GU Y Q. Three-dimensional structure analysis of TGO in EB-PVD thermal barrier coatings [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 136-142.

- [4] LI Y, YAN B, LI W J, et al. Thickness assessment of thermal barrier coatings of aeroengine blades via dualfrequency eddy current evaluation [J]. IEEE Magnetics Letters, 2016, 7(5): 1-5.
- [5] HUANG ZH, ZHU J G, ZHUO L J, et al. Nondestructive evaluation of uneven coating thickness based on active long pulse thermography [J]. NDT & E International, 2022, 130(9): 102672.
- [6] MA ZH Y, ZHANG W, LUO ZH B, et al. Ultrasonic characterization of thermal barrier coatings porosity through BP neural network optimizing gaussian process regression algorithm[J]. Ultrasonics, 2020, 100: 105981.
- [7] LUO L R, CHEN Y, ZHOU M, et al. Progress update on extending the durability of air plasma sprayed thermal barrier coatings[J]. Ceramics International, 2022, 48(13): 18021-18034.
- [8] 李迎,张朝晖,赵小燕,等.非金属涂层缺陷的太赫 兹时域谱检测[J]. 仪器仪表学报,2020,41(11): 129-136.

LI Y, ZHANG ZH H, ZHAO X Y, et al. Terahertz timedomain spectrum detection of non-metallic coating defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11):129-136.

[9] 孙凤山,范孟豹,曹丙花,等. 基于混沌映射与差分 进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模 型[J]. 仪器仪表学报,2021,42(4):92-101.
SUN F SH, FAN M B, CAO B H, et al. The terahertz image enhancement model based on adaptive teachinglearning based optimization algorithm with chaotic mapping and differential evolution[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 92-101.

- [10] LUO M T, ZHONG SH C, YAO L G, et al. Thin thermally grown oxide thickness detection in thermal barrier coatings based on SWT-BP neural network algorithm and terahertz technology [J]. Applied Optics, 2020, 59(13):4097-4104.
- [11] UNNIKRISHNAKURUP S, DASH J, RAY S, et al. Nondestructive evaluation of thermal barrier coating thickness degradation using pulsed IR thermography and THz-TDS measurements: A comparative study[J]. NDT & E International, 2020, 116: 102367.
- [12] MA ZH Y, SUN L M, CHEN Y J, et al. Ultrasonic prediction of thermal barrier coating porosity through multiscale-characteristic-based Gaussian process regression[J]. Applied Acoustics, 2022, 195:1-11.
- [13] KRIMI S, KLIER J, JONUSCHEIT J, et al. Highly accurate thickness measurement of multi-layered automotive paints using terahertz technology[J]. Applied Physics Letters, 2016, 109(2):021105.
- [14] CAO B H, WANG M Y, LI X H, et al. Noncontact thickness measurement of multilayer coatings on metallic substrate using pulsed terahertz technology [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(6):3162-3171.
- [15] FUKUCHI T, FUSE N, OKADA M, et al. Measurement of refractive index and thickness of topcoat of thermal barrier coating by reflection measurement of terahertz waves [J]. Electronics and Communications in Japan, 2013, 96(12):37-45.
- [16] 张平, 钟舜聪, 张秋坤, 等. 热障涂层折射率与厚度的太赫兹无损检测[J]. 机械工程学报, 2021, 57(20): 47-56.
  ZHANG P, ZHONG SH C, ZHANG Q K, et al. Terahertz nondestructive testing of refractive index and thickness of thermal barrier coating [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(20): 47-56.
- [17] SUN F SH, FAN M B, CAO B H, et al. High-resolution terahertz imaging of de-bonding defects in thermal barrier coatings using an optimal wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2023, 70(12): 2508-2517.
- [18] REDO-SANCHEZ A, HESHMAT B, AGHASI A, et al. Terahertz time-gated spectral imaging for content extraction through layered structures[J]. Nature

Communications, 2016, 7:12665.

- [19] XU Y F, WANG X Y, ZHANG L Y, et al. Terahertz nondestructive quantitative characterization for layer thickness based on sparse representation method [J]. NDT & E International, 2021, 124;102536.
- [20] XU Y F, HAO H B, CITRIN D S, et al. Threedimensional nondestructive characterization of delamination in GFRP by terahertz time-of-flight tomography with sparse Bayesian learning-based spectrum-graph integration strategy[J]. Composites Part B:Engineering, 2021, 225:109285.
- [21] SUN F SH, FAN M B, CAO B H, et al. Terahertz based thickness measurement of thermal barrier coatings using long short-term memory networks and local extrema [J].
   IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2508-2517.
- [22] YE D D, WANG W Z, YIN CH D, et al. Pulsed terahertz spectroscopy combined with hybrid machine learning approaches for structural health monitoring of multilayer thermal barrier coatings [J] Optics Express, 2020 28(23): 34875-34893.
- [23] XU ZH, YE D D, CHEN J J, et al. Novel terahertz nondestructive method for measuring the thickness of thin oxide scale using different hybrid machine learning models[J]. Coatings, 2020, 10(9): 0805.
- [24] SUN H Y, PENG L SH, LIN J M, et al. Microcrack defect quantification using a focusing high-order SH guided wave EMAT: The physics-Informed deep neural network GuwNet [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(5): 3235-3247.
- [25] ZHAN H L, MENG ZH H, REN Z W, et al. Terahertz spectroscopy combined with deep learning for predicting the depth and duration of underground sand pollution by crude oil[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71(7):2500108.
- [26] WANG C, SHI F, ZHAO M, et al. Convolutional neural network-based terahertz spectral classification of liquid contraband for security inspection [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(17): 18955-18963.
- [27] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, 770-778.

- [28] 康守强,章炜东,王玉静,等. 基于信息融合子域适应的不同工况下谐波减速器故障诊断方法[J]. 仪器 仪表学报,2024,45(3):60-71.
  KANG SH Q, ZHANG W D, WANG Y J, et al. A fault diagnosis method for harmonic reducers under different operating conditions based on information fusion
- [29] YANG R ZH, LI Y, QIN B Y, et al. Pesticide detection combining the Wasserstein generative adversarial network and the residual neural network based on terahertz spectroscopy[J]. RCS Advances, 2022, 12:1769-1776.

Instrument, 2024, 45(3): 60-71.

subdomain adaptation [J]. Chinese Journal of Scientific

- [30] FAN SH K, WU Y ZH, HAN CH, et al. SIABR: A structured intra-attention bidirectional recurrent deep learning method for ultra-accurate terahertz indoor localization [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(7):2226-2240.
- [31] ZHANG ZH H, PENG G ZH, TAN Y P, et al. THz wave detection of gap defects based on convolutional neural network improved by residual shrinkage network[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023, 9(3):1078-1089.
- [32] 刘艳丽,王浩,李佳原,等. 基于多卷积和结构搜索的电弧故障检测模型[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(4):117-127.
  LIUYL, WANGH, LIJY, et al. Arc fault detection model based on multi-convolution and structure search[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4):117-127.
- [33] 孙兴伟,杨铜铜,杨赫然,等. 基于 CNN-GRU 组合神经网络的数控机床进给系统热误差研究[J]. 仪器仪表学报,2023,44(10):219-226.
  SUN X W, YANG T T, YANG H R, et al. Research on thermal error of CNC machine tool feed system based on CNN-GRU combined neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10):219-226.
- [34] 周静雷,贺家琛,崔琳. CNN-GRU和SSA-VMD在扬 声器异常声分类中的应用[J].电子测量与仪器学报, 2023,37(3):161-168.
  ZHOUJL, HEJCH, CUIL. Application of CNN-GRU and SSA-VMD in loudspeaker abnormal sound classification[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 161-168.

299

- [35] SANJUAN F, BOCKLET A, VIDAL B. Birefringence measurement in the terahertz range based on double Fourier analysis[J]. Optics Letter, 2014, 39(4): 809-812.
- [36] PRASAD K N R S V, HOSSAIN E, BHARGAVA V K. Machine learning methods for RSS-based user positioning in distributed massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(12):8402-8417.

#### 作者简介



**曹丙花**,2004 年于电子科技大学获得学 士学位,2009 年于浙江大学获得博士学位, 现为中国矿业大学信息与控制工程学院副 教授,博士生导师,主要研究方向为太赫兹 与涡流无损检测理论及应用。

E-mail: caobinghua@ cumt. edu. cn.

**Cao Binghua** received her B. Sc. degree in 2004 from University of Electronic Science and Technology of China, received her Ph. D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now she is an associate professor and master supervisor in School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology. Her main research interests include terahertz and eddy current non-destructive testing theory and application.



**孙凤山**,2017年于辽宁石油化工大学获 得学士学位,2020年于中国民航大学获得硕 士学位,2024年于中国矿业大学获得博士学 位,现为中国矿业大学博士后,主要研究方 向为太赫兹无损检测方法及理论。

E-mail: TB20050013B4@ cumt. edu. cn.

**Sun Fengshan** received his B. Sc. degree in 2017 from Liaoning Shihua University, received M. Sc. degree in 2020 from Civil Aviation University of China, received Ph. D. degree in 2024 from China University of Mining and Technology. Now, he is a postdoctoral researcher in China University of Mining and Technology. His current research interests include of terahertz non-destructive testing method and theory.



**范孟豹**(通信作者),2004年于中国石 油大学(华东)获得学士学位,2009年于浙 江大学博士学位,现为中国矿业大学教授, 博士生导师,主要研究方向为太赫兹与涡流 无损检测理论及应用。

E-mail: wuzhi3495@ cumt. edu. cn.

**Fan Mengbao** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2004 from China University of Petroleum (East China), received Ph. D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology. His current research interests include terahertz and eddy current non-destructive testing theory and application.



叶波,2000年于昆明理工大学获得学士 学位,2009年于浙江大学获得博士学位,现 为昆明理工大学教授,博士生导师,主要研 究方向为工程结构无损检测与评估。

E-mail: yeripple@ hotmail.com

Ye Bo received his B. Sc. degree in 2000 from Kunming University of Science and Technology, received his Ph. D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include non-destructive testing and evaluation on engineering structures.