

分类号: TG174

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120118



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于太赫兹技术的热障涂层微结构

无损检测研究

论 文 作 者 李 瑞

校 内 导 师 叶东东 副教授、潘家保 教授

校 外 导 师 艾和金 高级工程师

专业学位类别 机 械

研究方向(领域) 热障涂层太赫兹无损检测

论文提交日期: 2024 年 4 月 10 日

分类号：TG174

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120118

基于太赫兹技术的热障涂层微结构无损评价研究

Nondestructive evaluation of thermal barrier coatings
microstructures based on terahertz technology

学生姓名： 李 瑞

校内导师： 叶东东 副教授、潘家保 教授

校外导师： 艾和金 高级工程师

专 业： 机 械

研究方向： 热障涂层太赫兹无损检测

论文答辩日期： 2024 年 5 月 17 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：李端

日期：2024年5月31日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 年解密后适用本版权书。

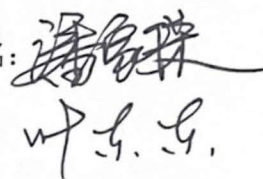
本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：



指导教师签名：



日期：2024年5月31日

日期：2024年5月31日

基于太赫兹技术的热障涂层微结构无损评价研究

摘 要

热障涂层是应用于航空发动机叶片表面的高温防护涂层，在极端工作环境中保护基底免受热损伤，从而延长发动机使用寿命并提高其工作效率。然而，随着航空发动机在高温高压环境下的长时间运行，热障涂层的微结构会受到服役条件的影响而发生改变，如厚度、孔隙率变化和热生长氧化物形成等，导致涂层性能下降甚至损坏。因此，对热障涂层的微结构进行准确的评估和表征是确保其可靠性和安全性的关键。太赫兹技术作为一种新兴的检测技术，具有高分辨率、非接触性和可定量等优势，在无损检测领域中广泛应用。通过太赫兹时域光谱技术，可有效地获取热障涂层微结构的信息，为评估热障涂层性能提供重要的数据支持。

研究太赫兹波在热障涂层中的传播特性，基于飞行时间的测厚技术的原理，通过测量太赫兹脉冲在涂层中的传播时间来确定涂层的厚度。为进一步提高测量的准确性和适用性，引入机器学习算法对太赫兹信号进行处理和分析。为贴合实际环境，对信号添加噪声，再使用主成分分析对复杂信号进行降维，建立太赫兹信号和厚度的预测模型，对厚度进行准确评估。

在热障涂层孔隙率方面，通过基于太赫兹波和时域有限差分电磁理论的多源数据驱动模型，对太赫兹在热障涂层孔隙中的传播规

律进行仿真计算。通过多特征融合方法对太赫兹数据进行挖掘，从时频响应入手，提取关键特征参数进行相关性、显著性分析，建立与孔隙率相关的机器学习预测模型，实现对孔隙率的准确表征。

针对热障涂层 TGO 厚度，采用有限时域差分方法构建 TGO 仿真模型，模拟不同 TGO 厚度下的太赫兹信号特性。结合多尺度分析方法，采用连续小波变换提取太赫兹时域数据中的小波系数，并进行最大池化，从而提取 TGO 厚度的特征参数，并建立多线性回归和机器学习回归模型，实现对 TGO 厚度的精准反演。

本研究不仅在热障涂层微结构评价方面取得显著的进展，同时展示太赫兹技术在航空领域的广泛应用潜力。对于提高热障涂层性能、延长航空发动机寿命具有实际意义。可进一步拓展太赫兹技术在不同涂层材料和结构中的应用，优化系统设计和数据处理算法，深入研究多模态检测系统的构建，提高涂层评价的全面性和准确性。

关键词： 热障涂层，太赫兹，微结构，特征参数，机器学习

NONDESTRUCTIVE EVALUATION OF THERMAL BARRIER COATINGS MICROSTRUCTURES BASED ON TERAHERTZ TECHNOLOGY

ABSTRACT

Thermal barrier coatings (TBCs) are a high temperature protective coating applied to the surface of aeroengine blades to protect the substrate from thermal damage in extreme operating environments, thereby extending the service life of the engine and improving its working efficiency. However, with the long-term operation of the aero-engine under high temperature and high-pressure environments, the microstructure of the TBCs is affected by the service conditions, such as changes in thickness, porosity, and formation of thermal growth oxides (TGO), resulting in the decline or even damage of coating performance. Therefore, the accurate evaluation and characterization of the microstructure of TBCs are the key to ensuring their reliability and safety. Terahertz technology, as a new testing technology, has the advantages of high resolution, non-contact, and quantification, and is widely used in the field of non-destructive testing. The microstructure information of the TBCs can be effectively obtained by terahertz time-domain spectroscopy (THz-TDS), which provides important

data support for evaluating the performance of TBCs.

The propagation characteristics of terahertz wave in TBCs were studied. The principle of time-of-flight thickness measurement is introduced. The thickness of coating was determined by measuring the propagation time of terahertz pulse. In order to further improve the accuracy and applicability of measurement, machine learning algorithm was introduced to process and analyze the terahertz signal. To fit the actual environment, noise was added to the signal, and then principal component analysis was used to reduce the dimension of complex signals. The prediction model of terahertz signal and thickness was established to accurately evaluate the thickness.

In terms of the TBCs porosity, the propagation law of THz in the TBCs porosity was simulated by multi-source data-driven simulation based on THz wave and FDTD electromagnetic theory. The multi-feature fusion method was used to mine the terahertz data. Starting from the time-frequency response, the key feature parameters were extracted for correlation and significance analysis, and the machine learning prediction model related to porosity was established to achieve accurate characterization of porosity.

Based on the TGO thickness of TBCs, TGO simulation model was constructed by using finite difference time domain (FDTD) method to simulate the terahertz signal characteristics at different TGO thicknesses.

Combined with the multi-scale analysis method, continuous wavelet transform (CWT) was used to extract the wavelet coefficients in the terahertz time domain data, and the max-pooling was carried out to extract the characteristic parameters of TGO thickness. Multilinear regression and machine learning regression models were established to achieve accurate inversion of TGO thickness.

This study not only made significant progress in the microstructure evaluation of TBCs, but also demonstrated the wide application potential of terahertz technology in the field of aviation. It is of practical significance to improve the performance of TBCs and prolong the life of aero engine. The application of terahertz technology in different coating materials and structures can be further expanded, the system design and data processing algorithm can be optimized, and the construction of multi-modal detection system can be deeply studied to improve the comprehensiveness and accuracy of coating evaluation.

KEY WORDS: thermal barrier coating, terahertz, microstructure, characteristic parameter, machine learning

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 传统无损检测技术.....	3
1.2.2 太赫兹无损检测技术.....	5
1.3 主要内容与章节安排.....	7
第 2 章 太赫兹时域光谱技术及实验系统.....	10
2.1 引言.....	10
2.2 太赫兹时域光谱技术.....	10
2.2.1 太赫兹波的基本概念.....	10
2.2.2 反射式 THz-TDS 原理.....	11
2.3 时域有限差分仿真和建模.....	12
2.3.1 时域有限差分原理.....	12
2.3.2 FDTD 边界条件.....	14
2.4 本章小结.....	15
第 3 章 基于太赫兹技术的热障涂层厚度测量.....	16
3.1 引言.....	16
3.2 基于飞行时间的热障涂层厚度检测.....	16
3.3 基于 PCA-WOA-Elman 的厚度预测模型.....	17
3.3.1 太赫兹时域信号仿真.....	17
3.3.2 太赫兹信号预处理.....	19
3.3.3 鲸鱼优化算法优化的 Elman 模型.....	21
3.3.4 运算结果分析.....	24
3.4 本章小结.....	27

第 4 章 热障涂层孔隙率的太赫兹表征研究.....	28
4.1 引言.....	28
4.2 数据驱动的孔隙率预测仿真研究.....	28
4.2.1 太赫兹信号仿真.....	28
4.2.2 特征参数提取.....	30
4.2.3 建立数据驱动模型.....	32
4.2.4 预测结果及性能评价.....	33
4.3 太赫兹多特征融合的孔隙率表征.....	34
4.3.1 样品制备及试验设计.....	34
4.3.2 太赫兹信号预处理.....	36
4.3.3 多特征提取及融合分析.....	37
4.3.4 预测结果与性能评价.....	43
4.4 本章小结.....	47
第 5 章 基于太赫兹多尺度分析的 TGO 厚度反演.....	48
5.1 引言.....	48
5.2 太赫兹信号仿真及多尺度分析.....	48
5.2.1 太赫兹时域信号仿真.....	48
5.2.2 太赫兹多尺度分析.....	50
5.3 建立 TGO 反演模型	52
5.3.1 反演回归模型建立.....	52
5.3.2 反演结果及性能评价.....	54
5.3 本章小结.....	60
第 6 章 总结与展望.....	62
6.1 总结.....	62
6.2 展望.....	63
参考文献.....	64
攻读硕士学位期间取得学术成果.....	75
致谢.....	77

插图清单

图 1-1	热障涂层典型结构示意图.....	1
图 1-2	热障涂层的主要失效形式.....	2
图 1-3	太赫兹波在电磁波谱中的位置.....	6
图 1-4	论文技术路线图.....	8
图 2-1	TAS7500SP 系统图	11
图 2-2	反射式太赫兹时域光谱技术原理图.....	12
图 3-1	热障涂层中太赫兹传播示意图.....	17
图 3-2	太赫兹时域信号.....	18
图 3-3	太赫兹信号中加入均匀白噪声.....	19
图 3-4	噪声叠加与去噪.....	20
图 3-5	Elman 神经网络流程图	23
图 3-6	PCA-WOA-Elman 模型算法流程	23
图 3-7	各主成分的累积贡献率和特征值.....	24
图 3-8	WOA 的适应度曲线	25
图 3-9	四种模型预测结果对比.....	26
图 3-10	四种模型预测误差对比.....	26
图 4-1	仿真信号.....	29
图 4-2	累计贡献率.....	30
图 4-3	频谱处理.....	31
图 4-4	相位谱处理.....	32
图 4-5	SSA-ELM 预测模型的流程图.....	33
图 4-6	数据驱动模型预测结果对比.....	33
图 4-7	两种 YSZ 粉末形貌图	35
图 4-8	相同喷涂距离下的 TBCs 截面 SEM 图	35
图 4-9	孔隙特征提取.....	36
图 4-10	热障涂层中太赫兹传播示意图.....	36
图 4-11	太赫兹时域数据分析结果.....	37

图 4-12 太赫兹时域数据分析结果.....	38
图 4-13 频谱平滑处理.....	39
图 4-14 高斯拟合提取.....	39
图 4-15 平均功率谱密度提取.....	40
图 4-16 相位谱特征提取.....	41
图 4-17 反射谱特征提取.....	41
图 4-18 多特征融合的相关性及显著性分析.....	43
图 4-19 交叉验证原理图.....	45
图 4-20 孔隙率预测结果对比图.....	45
图 5-1 THz 检测 TGO 原理图.....	49
图 5-2 不同 TGO 厚度的 THz 仿真信号.....	49
图 5-3 小波基函数.....	51
图 5-4 最大池化操作示意图.....	51
图 5-5 DELM 网络架构图	53
图 5-6 每个时间序列点 50 尺度分解.....	55
图 5-7 最大池处理的多尺度特征.....	56
图 5-8 多元线性回归预测结果.....	57
图 5-9 多元线性回归预测的绝对误差对比.....	58
图 5-10 机器学习回归预测结果.....	59
图 5-11 机器学习回归预测的绝对误差对比.....	60

插表清单

表 3-1 FDTD 仿真参数设置 18

表 3-2 主成分及其贡献率.....25

表 3-3 不同预测模型的精度对比.....27

表 4-1 FDTD 仿真参数设置29

表 4-2 不同预测模型的精度对比.....34

表 4-3 APS 制备 TBCs 喷涂参数34

表 4-4 DBO-RF-交叉验证模型的性能评价.....46

表 5-1 FDTD 仿真参数设置49

表 5-2 多元线性回归评价指标.....57

表 5-3 机器学习回归评价指标.....59

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

航空产业作为高精尖产业之一，航空制造工程是现代工业中重要的组成部分，其中航空发动机是工业皇冠上的明珠。涡轮叶片是航空发动机的核心部件，但随着推重比和进口温度的不断增大，对航空发动机热端部件的要求也更高。发动机叶片工作条件苛刻，暴露在极端的服役环境下，例如受高温燃烧气体的冲击、氧化剂的侵蚀和热应力的作用等。这些因素会导致叶片表面温度升高和材料的热膨胀，从而引发热疲劳、氧化和机械失效等问题。因此提高叶片的耐高温能力成为提升发动机性能的关键问题之一。高温合金是应用于叶片制造的传统材料，但传统材料实际使用效果差，难以满足发动机的使用需求。为延长发动机叶片使用寿命，提高使用安全性，亟需防护材料保护热端部件，降低叶片工作温度。故将热障涂层喷涂在发动机叶片表面，提高叶片的耐热性、抗腐蚀性和机械强度^[1-5]。图 1-1 所示为热障涂层典型结构示意图，由多层结构组成，通常厚度为 100~600 μm 。

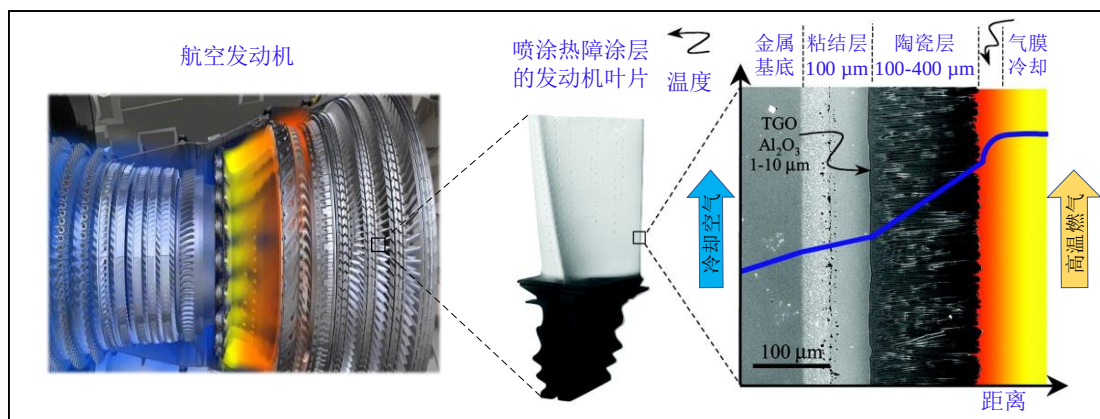


图 1-1 热障涂层典型结构示意图^[1]

热障涂层应用于高温服役环境下的航空发动机叶片，以提供热防护，有效隔离热传导和降低表面温度，并提高材料的耐热性能和服役寿命。顶层为陶瓷层（Top coating, TC），主要材料为氧化钇稳定氧化锆（ ZrO_2 8 wt.% Y_2O_3 , 8YSZ）的陶瓷粉末，因其优异的隔热性能、较高的热膨胀系数与断裂韧性，成

为使用最为广泛的热障涂层顶层材料。金属粘结层（Bond coating, BC）的材料通常是 MCrAlY（M 代表 Ni、Co 或其他元素），可提高陶瓷层和基底之间的粘结强度，又可有效防止金属基底被氧化和腐蚀。底层为金属基底，材料通常为高温镍基合金^[6-8]。热障涂层由于其复杂的多层多相多界面结构以及在极端环境下的服役特性，其寿命损伤影响因素呈现多样性^[9-12]。

图 1-2 所示为热障涂层主要失效形式，TBCs 多层结构和材料的复杂性，在高温环境下易发生复杂的物理或化学变化，如氧化反应、涂层烧结和内部相变等；其次，由于服役环境的复杂多变性使 TBCs 不仅受高温高压和热力疲劳的影响，还面临化学腐蚀的侵袭；此外，高温燃气流中高速运动的沙粒及氧化物杂质撞击热障涂层表面，形成冲蚀效应，且由于沉积物 CaO-MgO-Al₂O₃-SiO₂（CMAS）的腐蚀，导致 TC 层可能出现厚度减薄、表面开裂甚至脱落的现象^[13-17]；最后在严苛的高温服役环境工作时，氧气可以通过涂层的孔隙、裂纹或界面缺陷进入涂层内部，并与涂层中的铝和其他元素反应形成氧化物，在陶瓷层和粘结层之间逐渐堆积至出现热生长氧化层，其主要成分通常为 α -Al₂O₃。随 TGO 厚度增加，界面出现裂纹，最终导致涂层剥落^[18-22]。

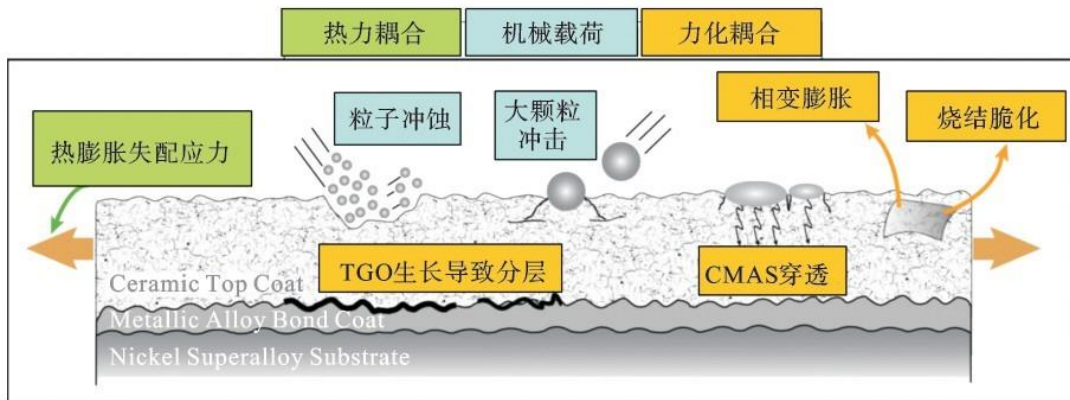


图 1-2 热障涂层的主要失效形式^[23]

热障涂层的微结构特征，包括涂层厚度、孔隙率和 TGO 的变化，对其性能和寿命具有显著影响。涂层厚度是最直观的结构参数，直接影响涂层的隔热效果和抗热冲击能力。随着涂层在高温环境中的长时间服役，涂层厚度发生变化，导致涂层性能的衰减和寿命的缩短^[24-26]。孔隙率是涂层内部微观结构的一个重要特征，影响涂层的热导率和机械强度。孔隙率在热循环过程中的变化可能引起局部热应力集中，从而加速涂层的剥落和失效^[27-30]。TGO 层的形成是涂层在

高温环境中服役时不可避免的现象，它的存在对涂层的热膨胀行为和界面结合强度有显著影响。TGO 层的厚度和形貌演化对涂层界面的稳定性至关重要，其非均匀生长和局部增厚可能导致界面应力集中，进而引发界面微裂纹，最终导致涂层剥离脱落^[31-32]。通过全面评价微结构参数的变化，能深入了解热障涂层在复杂工作环境中的行为，并为提高其性能和延长使用寿命提供科学依据。评价热障涂层微结构特征将有助于更好地理解其失效机制，为改进设计和提高热障涂层的寿命提供有力支持^[33-34]。

1.2 国内外研究现状

在热障涂层评价领域，主要采用有损检测和无损检测技术。有损检测技术侧重于直接观察和分析涂层的物理变化，通过破坏性手段获取热障涂层内部结构和性能信息^[35-36]。包括金相显微镜、扫描电子显微镜和透射电子显微镜等方法，金相显微镜可提供关于涂层内部结构等信息，而电子显微镜则通过电子束扫描或穿透涂层，获取高分辨率的形貌图像，可观察涂层的微观结构和缺陷。尽管有损检测方法能够提供详细而直观的信息，但局限性在于其破坏性会导致涂层损伤，限制了在实际实验中的应用。

相对而言，无损检测通过在不破坏涂层的情况下获取微结构信息，在 TBCs 检测中扮演着重要角色，是研究和实际应用中更为可行的方法。热障涂层的无损检测是近年来涂层评价领域的重要研究方向，致力于提高检测效率、准确性和可靠性，以满足高温工作环境下热障涂层对结构完整性和性能稳定性的要求。

1.2.1 传统无损检测技术

本节主要围绕传统无损检测技术介绍，例如超声、涡流、红外热成像、微波和 X 射线都可实现无损检测，但这些传统检测方法往往存在局限性。

超声检测技术的原理基于超声波在介质中的传播特性。当超声波在材料中传播时，如果遇到内部缺陷或结构变化，其传播路径会被改变，导致声速、声衰减、超声波信号的频散等参数发生变化。通过分析信号变化，可对材料的成分、特性以及内部结构进行表征。Ren^[37]使用超声检测焊接材料内部的缺陷，包括气孔和裂纹等。马志远等^[38-40]使用多尺度特征高斯过程回归算法，通过超声脉冲回波技术准确预测热障涂层的孔隙率；并通过超声反射系数幅度谱评估

中热障涂层中热生长氧化物的变化，为非破坏性表征热生长氧化物生成提供重要手段。Chen 等^[41]通过粘结层中各种形式的损伤进行研究，采用有限元建模分析引导超声波在涂层中的传播和散射特性，探讨不同声学参数对不同类型缺陷的敏感性，旨在对热障涂层中的缺陷进行损伤。但超声检测具有一定局限性，例如超声不仅可穿透陶瓷层，也会穿透金属基底造成信号混叠，难以精准提取有效信号，并且属于接触式检测，需要耦合剂等。

涡流检测是一种基于电磁感应原理的非接触式检测方法，广泛应用于金属材料的缺陷检测、涂层厚度测量以及材料性质评估。原理是通过在被测材料表面产生交变的电磁场，这些交变磁场在材料内部诱导出涡流。涡流的分布受到材料的电导率、磁导率、形状和缺陷等因素的影响。通过测量涡流产生的次级电磁场的变化，可以评估材料的性质和检测内部缺陷。Zhu 等^[42]开发一种在加热阶段采用传输模式的涡流热像方法，用于检测热障涂层缺陷。通过使用具有缺陷的热障涂层样品进行模拟和测试，验证涡流检测可行性和有效性。Li 等^[43]提出利用涡流热障涂层厚度和电导率进行检测。通过基于截断区域特征函数展开建模的雅可比矩阵的封闭形式表达，实现快速反演。证明利用涡流对热障涂层进行定量评估是有效和适用的。但涡流主要适用于表面和近表面缺陷的检测，检测深度有限且对非导电或非磁性材料的检测效果不佳。

红外热成像检测是一种基于热辐射原理的非接触式检测方法，利用物体表面温度分布的不均匀性来检测材料内部的缺陷或损伤，红外热像仪能捕捉到温度变化，并转换为热图像。通过对热图像的分析，可以识别出物体内部的缺陷。Bu 等^[44]提出纤维增强复合材料的脉冲热传导模型，以分析热激励功率和脉冲宽度对缺陷检测效果的影响。通过使用总谐波失真算法处理实验图像序列，并将模拟与实验结果进行比较分析，为复合材料的缺陷检测提供理论依据和实证指导。Liu 等^[45]探讨了基于线性频率调制热激励下的红外热波测试技术在热障涂层剥离缺陷检测中的应用。研究比较分析不同光源功率和调制频率对信噪比的影响，结果显示较大的光源功率有助于更容易检测到缺陷，而使用较低的起始和终止频率可以提高信噪比。红外热成像无损检测技术已经取得了一定的进展，这种方法通常需要测试件被加热，涂层的导热系数会影响检测精度，且涂层的多层结构和厚度不均匀性可能会影响检测结果的准确性。

微波是指频率范围在 300 MHz~300 GHz 之间的电磁波，利用微波在涂层内部传播特性，通过分析微波信号的变化来评估涂层的完整性和性能。Yang 等^[46]利用微波检测技术评估热障涂层顶层的孔隙率，研究在敏感频率下，TC 孔隙率对 TC 与波导探头界面反射系数的影响。通过测量反射系数相位的变化可以计算 TC 的孔隙率，且在 30~40 GHz 频率范围内，相位差随 TC 孔隙率的增加呈线性增长，实验结果与理论模拟结果一致。Akbar 等^[47]研究孔隙率与介电性能的关系，并说明微波无损检测技术能够通过反射系数的相位来表征循环使用后热障涂层的孔隙率。但微波无损检测技术对于深层或内部缺陷的检测能力有限，可能需与其他无损检测方法结合使用。

X 射线检测的基本原理是利用 X 射线穿透材料时的衰减特性。当 X 射线穿过被检测物体时，强度会因为材料的密度和原子序数的不同而发生变化。材料内部的缺陷会导致射线的衰减不均匀，从而在探测器上形成对比度不同的影像。Queralt 等^[48]使用台式能量色散 X 射线荧光仪器来快速、无损地测定单层薄膜厚度的方法，并在氮化镓薄膜样品上进行了实验验证。结果表明在薄层样品的厚度测定方面具有较高的精确度和低于 2% 的相对标准偏差。Zhu 等^[49]利用 X 射线作为非破坏性方法来量化分析热障涂层在火山灰腐蚀下孔隙结构的演变。通过结合区域生长方法的图像处理，实现孔隙分离，并得出孔隙率、孔径大小和形状变化状态。然而 X 射线检测技术也面临一些挑战，如对高密度材料的穿透能力有限，以及 X 射线对人体和环境的潜在危害。

1.2.2 太赫兹无损检测技术

传统无损检测方法或多或少存在一些局限性，如对涂层造成损伤、精度不足或难以实时监测。因此，亟需一种高效、准确且无损的 TBCs 评价方法，对于提高航空发动机的性能和安全性具有重大意义。相较于传统无损检测技术，太赫兹无损检测技术是一种新兴的非接触式检测方法。如图 1-3 所示，太赫兹位于微波和红外光谱之间，频率范围在 0.1~10 THz 之间，电磁谱中被称为“太赫兹间隙”，目前这个频段的电磁波研究相对较少。太赫兹波具有穿透性强、非电离性以及材料内部结构敏感等特点，利用太赫兹波与材料相互作用的特性来探测材料的内部结构和缺陷，使其在无损检测领域展现出巨大的潜力。太赫兹波的产生通常依赖于非线性光学效应产生太赫兹脉冲，这些脉冲随后照射到待测

材料上。太赫兹波在材料内部传播，随材料的介电特性、结构缺陷等因素而发生衰减、反射或散射，通过测量变化趋势，可得到材料的太赫兹透射谱或反射谱，进而分析材料的内部特性。

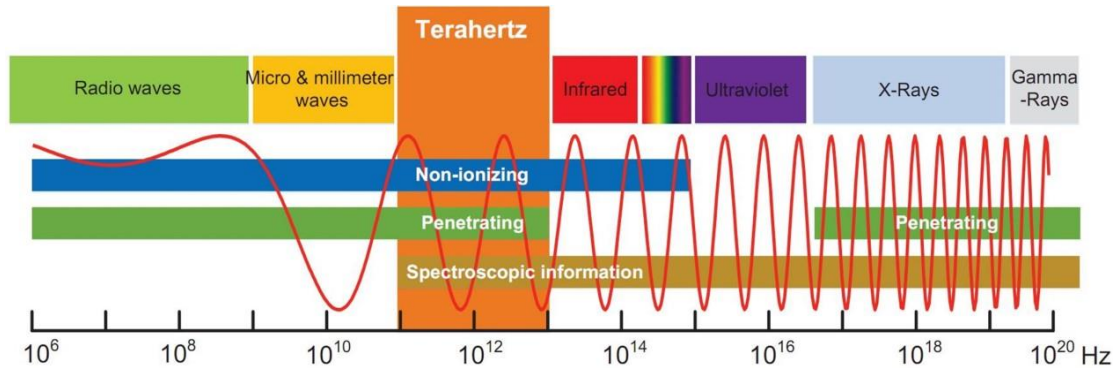


图 1-3 太赫兹波在电磁波谱中的位置

太赫兹波具有一系列独特的物理特性，使其在无损检测领域具有潜在的应用价值。太赫兹波能够穿透非金属材料，如塑料、纸张、织物、生物组织和涂层，使得能够用于检测材料内部的结构和缺陷。与 X 射线不同，太赫兹波是非电离辐射，对人体和环境相对安全，无需严格的防护措施。太赫兹波的波长较短，使其在成像方面具有较高的分辨率，可用于微观结构的表面成像和内部结构分析。太赫兹脉冲具有极短的脉冲宽度（皮秒级），甚至能达到亚皮秒量级，可以用于材料的超快过程研究。脉冲太赫兹辐射覆盖宽广频谱，与许多生物大分子的振动、转动能级，以及一些半导体和超导体材料的声子振动能级相匹配。在太赫兹频段，不同分子的振动和转动能级通常会展现出特有的吸收峰，为每种物质提供了独特的“指纹”吸收谱。这种独特的吸收特性让太赫兹技术在光谱分析和物质识别领域显示出无可比拟的优势。

太赫兹时域光谱技术在评价热障涂层具有独特的优势^[50-51]。当太赫兹脉冲与样品相互作用时，由于样品的材料特性（如折射率和吸收特性），会发生幅度和相位的变化。近年来，太赫兹探测技术得到了广泛的应用。Hakobyan 等^[52]提出了一种使用太赫兹评估 Al_2O_3 陶瓷样品介电常数的无损评估方法，可以评估孔隙率、晶粒尺寸和杂质含量等关键参数，表明了太赫兹辐射在高介电常数陶瓷领域的潜在应用。Fukuchi 等^[53]利用太赫兹波获得 YSZ 陶瓷涂层的折射率和反射回波的时间延迟来确定厚度；Cao 等^[54]提出了一种基于太赫兹时域光谱的多层涂层高效可靠的测量方法；Zhang 等^[55]利用太赫兹时域光谱和成像技术对多

层陶瓷基复合材料进行检测，并通过提取波形特征来分析缺陷；Ye 等^[56]使用太赫兹技术监测多层涂层的寿命。这些工作的共同特点是利用太赫兹在热障涂层中的传播原理提取时域信号，通过信号处理提取太赫兹波的特征参数，通过计算得到样本信息。然而传统的方法在某些特定条件下难以满足要求，且对回波信号的处理也比较严格。由于特征信息提取困难，导致信号混叠时检测精度降低，导致误差增大，且不能满足快速智能检测热障涂层的要求。研究人员已经开始探索将机器学习作为一种先进的信号处理方法应用于在无损检测领域^[57-60]。Zhang 等^[61]提到将随机优化算法与太赫兹技术相结合，可解决样品厚度过薄而无法直接从脉冲回波中获得精确飞行时间的问题，表示机器学习与信号处理相结合是一次重大飞跃。通过以往的研究，已经证实太赫兹技术可应用于无损检测，并推动了无损检测领域的发展^[62-65]。

1.3 主要内容与章节安排

本课题来源于国家自然科学基金“基于太赫兹时域光谱技术的热障涂层结构完整性评价研究”（编号：52205547）和安徽省重点研发计划项目“数字驱动的航空发动机热障涂层延寿关键技术研究与应用”（编号：2022a05020004）。利用太赫兹技术对航空发动机叶片热障涂层进行无损评估，以提高涂层性能的检测精度和可靠性。研究内容涵盖涂层厚度测量、孔隙率表征以及 TGO 厚度反演三个方面，本文主要内容如下：

旨在利用太赫兹时域光谱技术对热障涂层微结构进行无损评价研究，深入理解和表征热障涂层的微结构。利用太赫兹波在热障涂层中的传播特性，结合混合机器学习算法对厚度进行精准预测。基于多源数据驱动的 FDTD 理论，对太赫兹在热障涂层孔隙中的传播规律进行仿真计算。并设计试验验证，基于多特征融合方法对太赫兹数据进行挖掘，从时频响应入手，分析信号特性。从信号中提取关键特征参数并进行相关性和显著性分析，结合机器学习算法建立孔隙率预测模型，实现对孔隙率的准确表征。采用时域有限差分方法构建 TGO 仿真模型，模拟不同 TGO 厚度下的太赫兹信号特性。结合连续小波变换及最大池化技术对太赫兹仿真信号进行多尺度分析技术。从数据中提取 TGO 厚度的特征参数，并利用多线性回归和机器学习回归模型，实现对 TGO 厚度的精准反演。

图 1-4 所示为本论文技术路线：

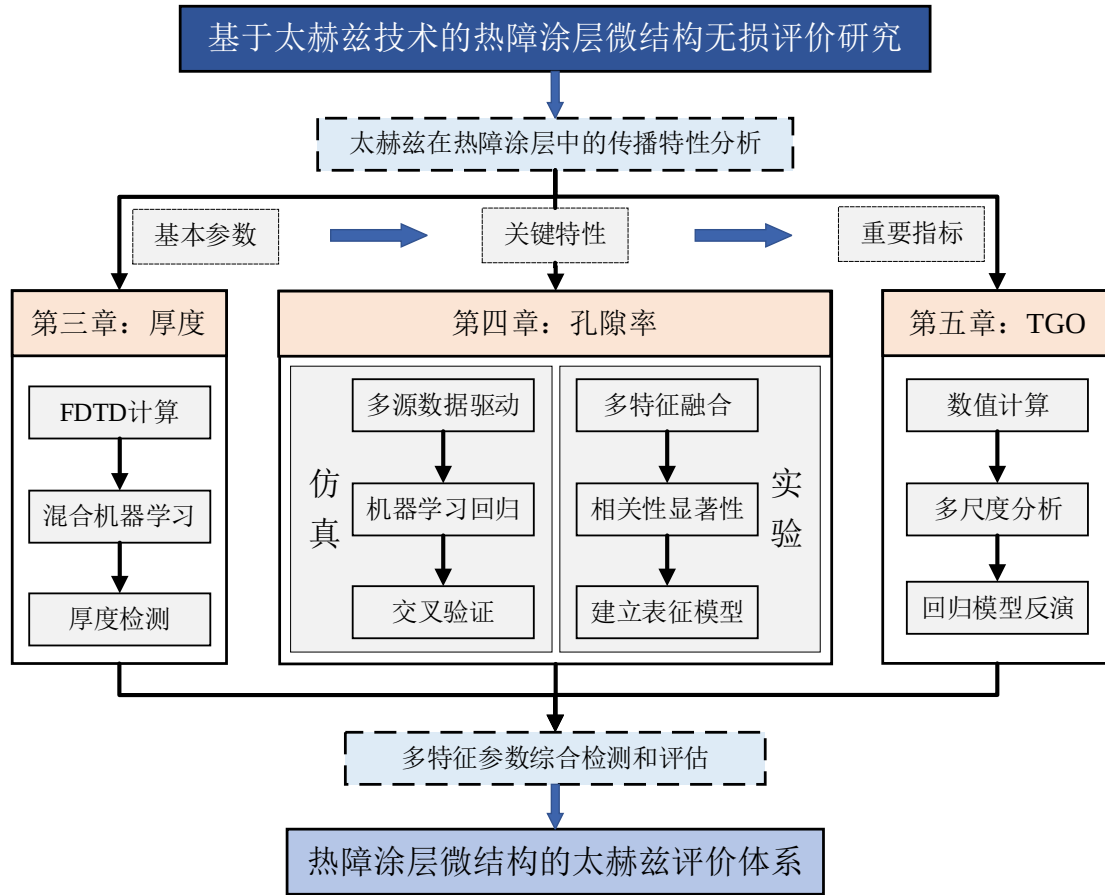


图 1-4 论文技术路线图

本论文内容共分为六个章节，具体内容如下：

第一章绪论介绍课题研究的背景和意义，强调热障涂层在航空热端部件的重要性，其微结构随服役时长增加而发生变化，因此需对其进行准确评价。阐述热障涂层无损检测研究现状，概述太赫兹时域光谱技术基本原理以及讨论太赫兹技术在热障涂层无损检测中的潜在应用。

第二章探讨太赫兹时域光谱技术及其实验系统。介绍太赫兹波的基本概念和反射式时域光谱技术的原理，详细阐述时域有限差分方法及其在太赫兹信号仿真中的应用，包括 FDTD 理论基本原理和边界条件的设置，展示如何通过仿真来模拟太赫兹信号的传播和反射特性。

第三章对热障涂层的厚度测量展开研究，介绍基于飞行时间的热障涂层厚度检测原理，并通过仿真太赫兹时域信号，进行主成分分析，基于鲸鱼算法优化的 Elman 模型对厚度进行预测，以提高厚度检测的准确性。

第四章探讨太赫兹技术在热障涂层孔隙率表征方面的应用，对太赫兹波在热障涂层孔隙中的传播规律进行研究。建立基于数据驱动的 FDTD 电磁仿真计算，进行热障涂层太赫兹检测试验，介绍太赫兹多特征融合的孔隙率表征方法，对太赫兹数据进行挖掘，信号预处理、多特征提取和相关性显著性分析，结合机器学习算法建立孔隙率预测模型，实现对孔隙率的准确表征

第五章聚焦于太赫兹数据的多尺度分析在 TGO 厚度反演中的应用，基于时域有限差分方法构建 TGO 仿真模型，获取不同厚度对应的太赫兹数据。采用多尺度分析技术从太赫兹时域数据中提取厚度的特征参数，并利用多线性回归和机器学习回归模型，实现对 TGO 厚度的精准反演。

第六章是对整篇论文的总结与展望。回顾和总结了论文的主要工作和研究成果，强调太赫兹技术在热障涂层检测中的应用价值和研究的创新点。随后提出了对未来研究方向的展望和建议，后续将侧重于多场耦合下的太赫兹动态监测与寿命评价方面，为无损检测技术的进一步发展提供了新思路。

第 2 章 太赫兹时域光谱技术及实验系统

2.1 引言

太赫兹时域光谱技术作为一项先进而强大的非破坏性分析手段，在热障涂层微结构研究中展现出了巨大的潜力。其频段介于微波和红外之间，能穿透非导电材料，同时具备高空间分辨率，使其成为理想的微观结构表征工具。本章将系统介绍太赫兹时域光谱技术的原理，传统的表征方法在获取微观信息方面存在一定局限性，而太赫兹时域光谱技术以其在太赫兹频段的独特性能，为解决这一难题提供了新的途径。在本章中，首先阐述太赫兹时域光谱技术的基本原理，包括太赫兹波的产生、探测机制以及信号处理过程。随后详细介绍反射式太赫兹时域光谱系统的设计和工作原理，深入剖析其在热障涂层微观结构研究中的工作原理和应用优势。此外，还将探讨时域有限差分原理在模拟太赫兹波传播过程中的应用，以及设置 FDTD 模拟的边界条件。

2.2 太赫兹时域光谱技术

2.2.1 太赫兹波的基本概念

太赫兹波是指频率范围在 0.1 THz 至 10 THz 之间的电磁波，介于微波和红外光谱之间，对应于波长范围大约在 30 μm 至 3 mm 之间^[66-67]，因其在介于光学和电子学之间的频率区域内表现出独特的性质而备受关注。太赫兹波具有穿透性强、非电离性以及材料内部结构敏感等特性，使其在无损检测、材料表征和生物医学成像等领域具有广泛的应用前景，尤其是在非金属陶瓷热障涂层的表征在凸显优势^[68-69]。太赫兹波的产生涉及电磁场的加速和辐射过程，其中两种常见的方式是光导天线产生太赫兹脉冲和光整流产生太赫兹脉冲。

光导天线产生太赫兹脉冲的方法是基于光电导效应，是一种利用光激发半导体材料产生电荷载流子（电子和空穴）的现象^[70]。在这种方法中，一束高强度的飞秒激光脉冲被聚焦到半导体材料上，如 GaAs 或 InGaAsP。激光脉冲的电场强度足以在半导体中产生大量的光生载流子。这些载流子在外加偏置电场的作用下迅速移动，形成瞬态电流。由于电流的快速变化，根据麦克斯韦方程，

瞬态电流会在空间中产生太赫兹电磁波。太赫兹波的产生过程非常迅速，可以在皮秒或飞秒时间尺度内完成，因此产生的太赫兹脉冲具有极高的时间分辨率。

光导天线产生的太赫兹脉冲具有宽带特性，可覆盖从亚毫米波到远红外的广泛频率范围。此宽带特性使光导天线成为太赫兹时域光谱学的理想光源，THz-TDS 是一种利用太赫兹脉冲来研究材料光谱特性的技术。通过测量材料对太赫兹脉冲的吸收和反射特性，可获得关于结构和组成的详细信息。

光整流是另一种产生太赫兹脉冲的方法，利用非线性光学效应，特别是在非线性晶体中^[71]，在光整流过程中，强激光脉冲照射到非线性晶体，如 ZnTe 或 GaAs，由于晶体的非线性极化特性，激光脉冲的电场在晶体中产生非线性响应。这种响应可以通过二次谐波产生（Second harmonic generation）或四波混频（Spontaneous four-wave mixing）等方式实现，在晶体中产生太赫兹频率的电场。

光整流产生的太赫兹脉冲具有高频率、高相干性和窄脉冲宽度的特点，使得光整流技术在高精度的太赫兹光谱测量和成像应用中非常有价值。通过精确控制激光脉冲的参数，可以实现对太赫兹脉冲频率和相位的精确控制，这对于研究材料的非线性光学特性和进行高精度的太赫兹成像至关重要。

2.2.2 反射式 THz-TDS 原理

太赫兹时域光谱系统是一项研究材料太赫兹频段特性的关键工具，用于探测太赫兹响应，在热障涂层微结构的研究中发挥着重要作用。分为透射式和反射式两类，图 2-1 所示为本文实验使用的反射式太赫兹时域光谱探测系统（TAS7500SP，ADVANTEST 公司，日本），由南京林业大学现代分析测试中心搭建。该系统可调频率范围 0.1-4 THz，扫描速度小于 8 ms，信噪比大于 57 dB。



图 2-1 TAS7500SP 系统图

图 2-2 所示为太赫兹时域光谱技术的原理，通过发送短脉冲的电磁波，观察它在被测物体中的传播过程。常用的光源包括飞秒激光和光脉冲源，利用非线性光学过程产生宽带的太赫兹脉冲。这些脉冲在太赫兹光学元件的引导下传播，并与被测样品相互作用。被测样品对太赫兹波有不同的吸收、透射和反射特性。这些特性与被测物体的物理、化学和结构性质密切相关，因此可以通过分析太赫兹波与被测样品的相互作用来获取样品的信息。太赫兹脉冲经过样品后，通过探测器测量其幅度和相位的变化。

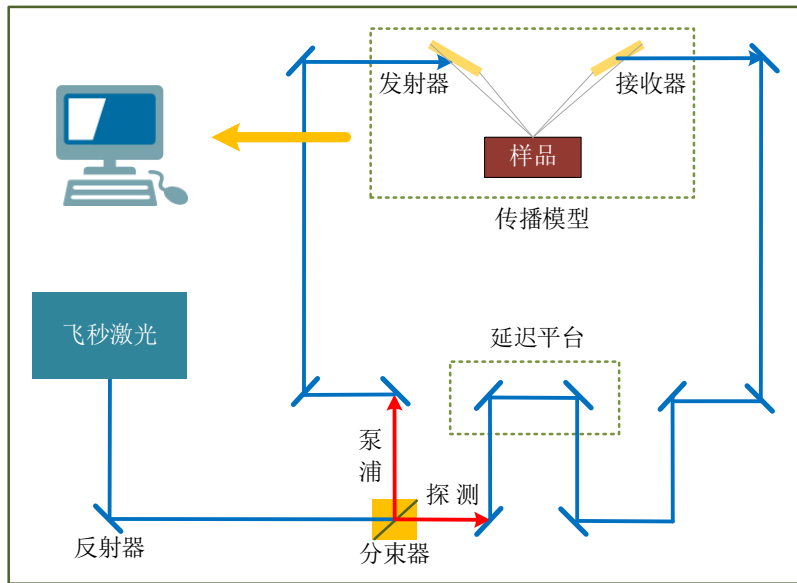


图 2-2 反射式太赫兹时域光谱技术原理图

当太赫兹脉冲照射到样品表面时，样品的微结构和物理性质会影响太赫兹波的传播和反射，太赫兹波的频域信息被编码在反射信号的时域波形中。太赫兹探测器记录样品反射的太赫兹信号，并通过快速傅里叶变换等数学方法将时域信号转换为频域信息。通过分析频域信息，可以获取样品在太赫兹频段的特征响应，揭示其微观结构、厚度、电磁性质等重要信息。反射式太赫兹时域光谱技术在热障涂层微结构研究中具有独特的优势。

2.3 时域有限差分仿真和建模

2.3.1 时域有限差分原理

时域有限差分（Finite difference time domain, FDTD）方法是一种用于求解电磁场问题的强大数值计算技术，特别是针对复杂电磁波传播问题。FDTD 方

法基于麦克斯韦方程组，通过将空间离散化为有限的网格点和时间划分为离散的时间步长，将连续的电磁场行为转化为离散形式，从而进行数值模拟^[72-73]。

FDTD 方法的基本原理如下^[74-79]：

电磁场方程：FDTD 基于麦克斯韦方程组，这是描述电磁场行为的一组偏微分方程。对于时域问题，麦克斯韦方程组可以写为：

$$\nabla \times \mathbf{E} = -\mu \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial t} \quad (2-1)$$

$$\nabla \times \mathbf{H} = \varepsilon \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial t} \quad (2-2)$$

其中， $\mathbf{E}$ 和 $\mathbf{B}$ 分别为电场和磁场 ε 和 μ 分别为真空中的介电常数和磁导率。

时域离散化：FDTD 将空间和时间离散化为有限的格点和时间步长。空间离散化通常采用均匀网格，时间离散化由时间步长决定。将连续的时空域分割为离散的网格点，每个点上电磁场的值在离散的时间步长上更新。

中心差分格式：使用中心差分（Central difference method）格式来近似空间导数和时间导数，麦克斯韦方程可以离散为以下更新方程：

更新规则：使用中心差分法近似导数，在每个时间步长上更新电场和磁场。

电场的更新：

$$E_x(i, j, k, n+1) = E_x(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\varepsilon(i, j, k)} \left[\frac{H_z(i, j + \frac{1}{2}, k, n+1) - H_z(i, j - \frac{1}{2}, k, n+1)}{\Delta y} - \frac{H_y(i, j, k + \frac{1}{2}, n+1) - H_y(i, j, k - \frac{1}{2}, n+1)}{\Delta z} \right] \quad (2-3)$$

$$E_y(i, j, k, n+1) = E_y(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\varepsilon(i, j, k)} \left[\frac{H_x(i, j, k + \frac{1}{2}, n+1) - H_x(i, j, k - \frac{1}{2}, n+1)}{\Delta z} - \frac{H_z(i + \frac{1}{2}, j, k, n+1) - H_z(i - \frac{1}{2}, j, k, n+1)}{\Delta x} \right] \quad (2-4)$$

$$E_z(i, j, k, n+1) = E_z(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\varepsilon(i, j, k)} \left[\frac{H_y(i + \frac{1}{2}, j, k, n+1) - H_y(i - \frac{1}{2}, j, k, n+1)}{\Delta x} - \frac{H_x(i, j + \frac{1}{2}, k, n+1) - H_x(i, j - \frac{1}{2}, k, n+1)}{\Delta y} \right] \quad (2-5)$$

磁场的更新：

$$H_x(i, j, k, n+1) = H_x(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\mu(i, j, k)} \left[\frac{E_z(i, j + \frac{1}{2}, k, n+1) - E_z(i, j - \frac{1}{2}, k, n+1)}{\Delta y} - \frac{E_y(i, j, k + \frac{1}{2}, n+1) - E_y(i, j, k - \frac{1}{2}, n+1)}{\Delta z} \right] \quad (2-6)$$

$$H_y(i, j, k, n+1) = H_y(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\mu(i, j, k)} \left[\frac{E_x(i + \frac{1}{2}, j, k, n+1) - E_x(i - \frac{1}{2}, j, k, n+1)}{\Delta x} - \frac{E_z(i, j, k + \frac{1}{2}, n+1) - E_z(i, j, k - \frac{1}{2}, n+1)}{\Delta z} \right] \quad (2-7)$$

$$H_z(i, j, k, n+1) = H_z(i, j, k, n) - \frac{\Delta t}{\mu(i, j, k)} \left[\frac{E_y(i, j, k + \frac{1}{2}, n+1) - E_y(i, j, k - \frac{1}{2}, n+1)}{\Delta z} - \frac{E_x(i + \frac{1}{2}, j, k, n+1) - E_x(i - \frac{1}{2}, j, k, n+1)}{\Delta x} \right] \quad (2-8)$$

其中， $E_x(i, j, k, n+1)$ 为时域有限差分模拟中的电场分量，表示在网格点 (i, j, k) 处，随着时间步长的增加 $n+1$ 时刻的 x 方向电场值。 Δt 为时间步长，即模拟中每一步的时间间隔。 Δx 、 Δy 、 Δz 为空间网格在各方向的大小。 $\varepsilon(i, j, k)$ 和 $\mu(i, j, k)$ 分别是介电常数和磁导率。其他分量解释类似，暂不赘述。

2.3.2 FDTD 边界条件

上述公式是基于麦克斯韦方程的近似表述，用于计算电场和磁场在每个时间步长上的变化。在实际的 FDTD 模拟中，还需考虑边界条件和材料特性，都会影响电场和磁场的更新规则。此外，为确保数值解的稳定性，时间步长 Δt 需要满足库朗-狄利克（Courant-friedrichs-lewy）条件

$$\Delta t \leq \frac{1}{c \sqrt{(\frac{1}{\Delta x})^2 + (\frac{1}{\Delta y})^2 + (\frac{1}{\Delta z})^2}} \quad (2-9)$$

对于边界条件，常见有吸收边界条件（Absorbing boundary conditions），用于模拟波在有限空间内的传播，防止波反射回模拟区域。吸收边界条件的选择取决于模拟的特定问题，例如人工吸收边界、完全匹配层（Perfectly matched layer, PML）等。周期性边界条件（Periodic boundary conditions），用于模拟波在一个方向上的周期性传播，将模拟区域连接成一个环。开放边界条件（Open

boundary conditions), 用于模拟波在某些方向上的自由传播, 允许波从模拟区域边界自由传播出去。本文后续仿真使用的是 PML 完全匹配层, 一种在 FDTD 方法中广泛使用的边界条件, 有效地模拟开放边界, 减少边界反射对模拟结果的影响^[80-81]。优点为可减小反射、提高模型准确性、适应性强、减少数值噪声和支持宽频带模拟。

2.4 本章小结

在本章中, 深入探讨太赫兹时域光谱技术及其实验系统的关键组成部分。介绍太赫兹波的基本概念, 包括其在电磁波谱中的位置、频率范围以及与材料相互作用的特性。随后详细阐述太赫兹波的产生和探测机制, 以及反射式太赫兹时域光谱技术的原理, 分析用于模拟太赫兹波在复杂介质中的传播的 FDTD 时域有限差分方法, 强调 PML 边界条件在 FDTD 模拟中的应用, 以及选择适当的时间步长以确保模拟稳定性和准确性。最后, 强调对太赫兹时域光谱技术及实验系统的深入理解和掌握, 为后续章节的研究奠定基础。

第3章 基于太赫兹技术的热障涂层厚度测量

3.1 引言

热障涂层是航空发动机叶片上的关键保护层，随着发动机的长时间运行，热障涂层微观结构发生变化，导致涂层的失效。因此对热障涂层的微结构进行准确的评估和表征具有重要意义。其中厚度是至关重要的参数，直接影响着涂层的隔热性能和耐久性，厚度变化是导致性能衰减的主要原因之一。传统检测会对样品造成不可逆的破坏，因此需要一种无损、高效、精确的方法来对热障涂层的厚度进行评估。太赫兹时域光谱技术作为一种新兴的无损检测技术，被广泛应用于材料科学和工程领域。本章聚焦于基于太赫兹技术的热障涂层厚度测量方法，对传统基于飞行时间测厚技术进行优化，探讨混合机器学习方法应用于热障涂层厚度的太赫兹无损检测，旨在通过太赫兹时域光谱法对热障涂层的厚度进行高精度测量。

3.2 基于飞行时间的热障涂层厚度检测

飞行时间测厚方法是一种基于太赫兹脉冲在材料中传播时间的无损检测技术^[53,64]。其基本原理是通过测量太赫兹脉冲在热障涂层内部往返传播的时间来计算材料的厚度。图 3-1 所示为 TBCs 中太赫兹波的传播示意图，由于太赫兹波能在非金属介质或具有高介电性能的金属材料中传播，即发生反射和折射。入射的太赫兹波的一部分在陶瓷层表面反射到空气中，而其余部分则通过陶瓷层传播并在金属基底上发生反射。太赫兹波以回波的形式再次通过陶瓷层传播，从而可以接收到多个回波，为简化检测模型，保持太赫兹波入射方向为垂直于样品表面。其中 S 表示界面反射波， $R1$ 表示首次接收到的内部反射波， $R2$ 表示第二次接收到的内部反射波。随着时间的推移，波动逐渐减弱，波形趋于平坦，这里，飞行时间指的是两次回波的时间延迟。

通过计算发射和接收之间的时间差，可以得到太赫兹脉冲在样品中传播的时间，进而计算出样品的厚度，基本的原理公式为：

$$d = \frac{c \times \Delta t}{2n} \quad (3-1)$$

其中, d 为涂层厚度, c 为光速, Δt 为太赫兹波飞行时间, n 为涂层的折射率。

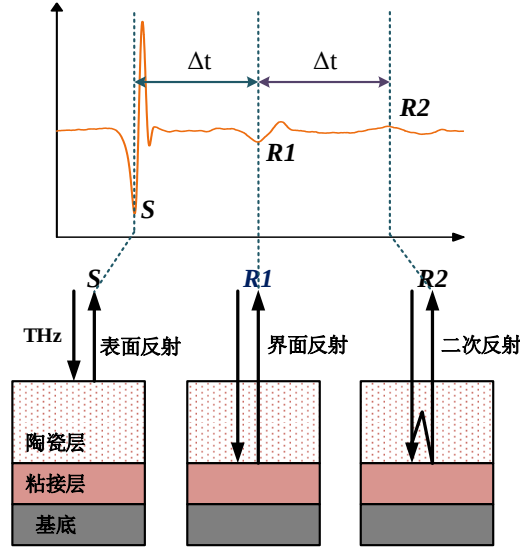


图 3-1 热障涂层中太赫兹传播示意图^[33]

传统的基于飞行时间的太赫兹测厚方法在一定程度上能够提供涂层厚度的相关信息,但其适用性在特定条件下受到限制。该方法依赖于信号处理技术提取太赫兹波的特征参数,进而计算出样本的厚度信息。然而在实际应用中面临着一些挑战,特别是在信号混叠的情况下,特征信息难以提取,导致检测精度下降和误差增大。因此提出将机器学习算法应用于无损检测,先进算法能处理复杂的数据模式,提高太赫兹测厚的准确性和效率。

3.3 基于 PCA-WOA-Elman 的厚度预测模型

3.3.1 太赫兹时域信号仿真

利用 Lumerical 2020 R2.1 软件的时域有限差分模块,对电磁波传播过程进行时域递归仿真,模拟产生电磁场。FDTD 方法是一种广泛应用于求解电磁波传播问题的数值方法,能够高效地模拟太赫兹脉冲在各种材料中的传播特性。该模型能指定网格并分配相应的变量,从而可以对复杂结构进行建模以满足建模需求,适用于模拟太赫兹信号。本文中为获取不同厚度热障涂层的太赫兹时域信号,建立了一个包含热障涂层的三维模型,包含陶瓷层和金属基底。设定不同的热障涂层厚度,并为每个厚度值进行一次仿真计算,通过改变模型中热

障涂层的厚度，获取 200 组不同厚度热障涂层对应的太赫兹时域信号^[82-84]。

图 3-2 所示为测量 TBCs 厚度的太赫兹仿真时域信号，从太赫兹波入射接触陶瓷层开始，共接收到数次回波，第一次接收的回波反射峰最为明显，由于太赫兹波在介质中同时发生反射和折射，部分波从界面反射透过陶瓷层进入空气中，因此太赫兹波损耗导致逐渐减弱，波形趋向于平缓。由于 0~35 ps 的太赫兹信号为 0，为了使波形更容易观察，在图中没有显示。

在本文中，太赫兹频率范围为 0.3~1 THz，模拟的 TBCs 厚度为 101~300 μm ，设置步长为 1 μm ，共采集 200 组数据。YSZ 在该频率范围内的折射率通常为 3.7~5.6，前人的研究表明折射率为 4.7 时测厚误差较小^[53]，表 3-1 所示为 FDTD 软件仿真的详细参数设置。

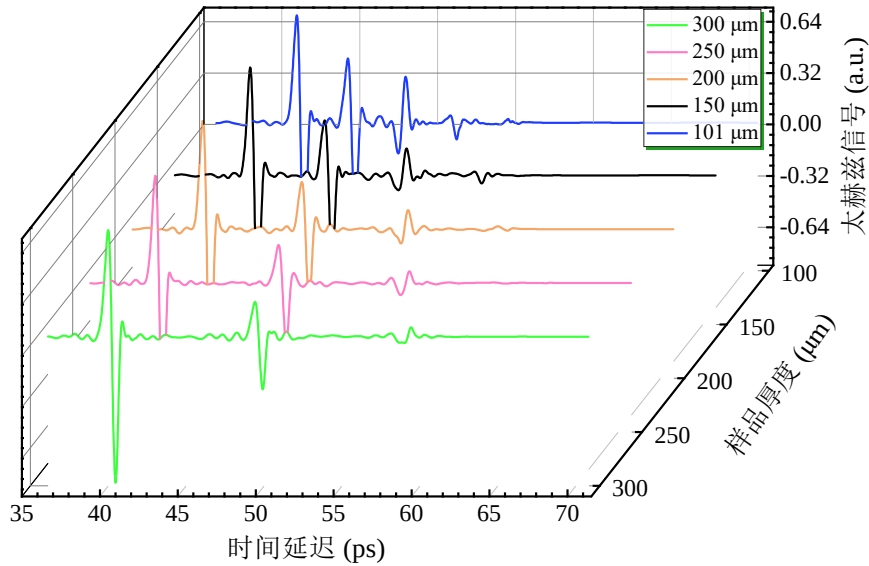


图 3-2 太赫兹时域信号

表 3-1 FDTD 仿真参数设置

参数	设置数值
仿真厚度/ μm	101~300
太赫兹频段/THz	0.3~1
太赫兹波长/ μm	300~1000
仿真网格精度/ μm	2
仿真时间/ps	100
边界条件 (X,Y)	Periodic
边界条件 (Z)	PML

3.3.2 太赫兹信号预处理

由于太赫兹波在实际测试过程中会受到外界因素扰动，为更贴近实际测试，在模拟的太赫兹时域信号中引入均匀白噪声，以模拟外部环境对太赫兹波的影响。以太赫兹时域信号中的 $101\ \mu\text{m}$ 为例，添加均匀白噪声，并进行噪声去除处理，同样的处理方法应用于其他厚度组的数据。图 3-3 所示为太赫兹原始信号和均匀白噪声信号，此处均匀白噪声是指频率具有相同能量密度的随机噪声，其功率谱密度在整个频域内均匀分布。在本文的仿真测试中，所选取的功率谱密度为 0.3，分布在 0 到 1 的均匀白噪声。

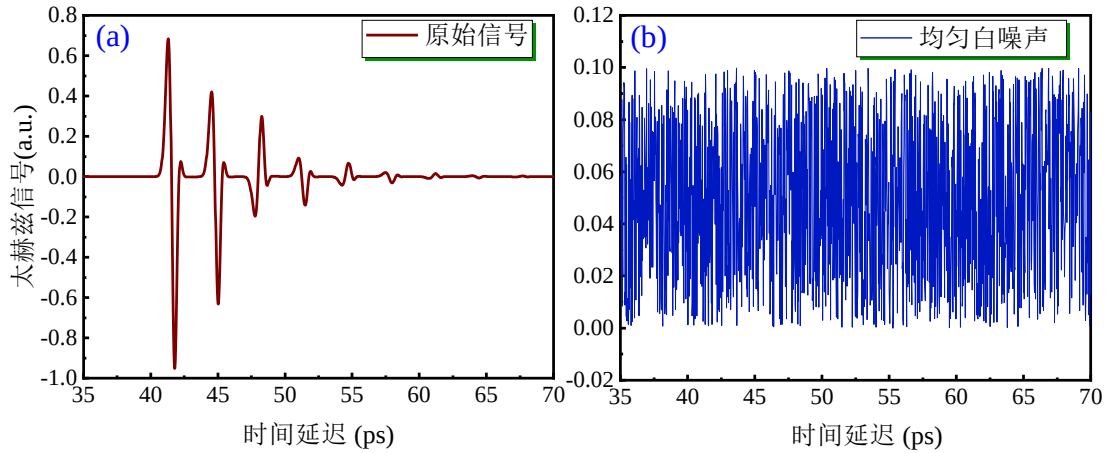


图 3-3 太赫兹信号中加入均匀白噪声：(a) 原始信号；(b) 均匀白噪声

在实际测试中由于电流或实验仪器等产生噪声，对信号产生影响，实际信号并不是平滑曲线，为使信号更接近实际测试，需对叠加均匀白噪声的信号进行去噪处理，获取平滑信号曲线。Dmey 小波分析去噪在故障诊断、图像处理、语音识别、光谱分析等领域得到广泛应用，由于小波分析具有优良的多分辨率分析特性，故能较好实现去噪的功能^[85]。如图 3-4 所示，将均匀白噪声引入到太赫兹信号，再使用 Dmey 小波去噪方法对模拟信号去噪。通过预处理，使太赫兹信号更接近实际测试情况，为后续的厚度预测提供了更可靠的输入数据。

主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 在众多数据降维的算法中是较好的选择。其主要功能是降低数据维度的同时，提取大量数据集中的重要特征，并构建具有代表性和综合性的低维数据^[86]。通过计算协方差矩阵的特征向量和特征值，选取具有最高特征值排名的少数特征向量组成新矩阵。这种方法可以在不损失数据特征的情况下降低数据维度，是一种有效的数据简化方法。

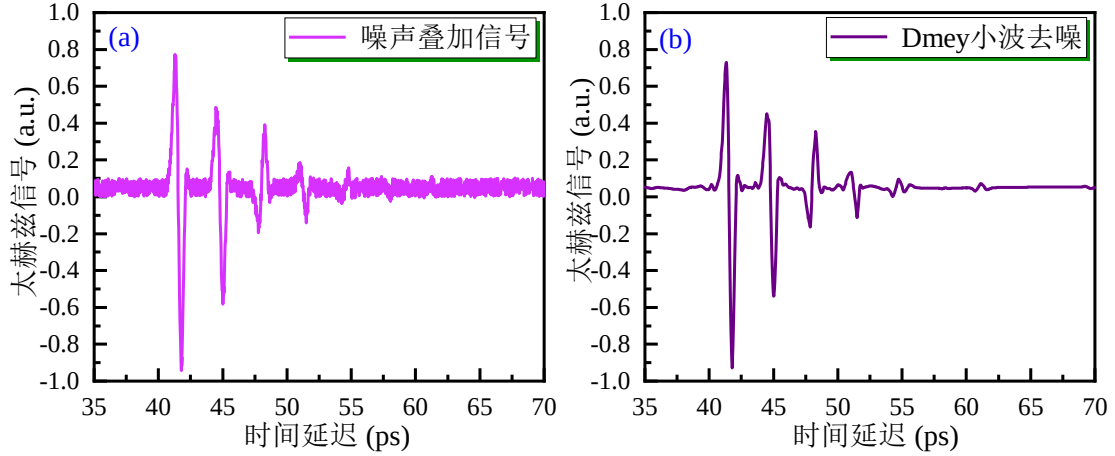


图 3-4 噪声叠加与去噪：(a) 叠加噪声；(b) Dmey 小波去噪

在本节中，采用主成分分析法对预处理后的太赫兹信号进行降维处理，为提取维度低的数据，冗余度小，且能最大化反映原始数据的主要特征，在不丢失原始样本信息的基础上最大限度处理数据。从而为后续的厚度预测提供更简洁、高效的输入数据。有助于提高神经网络的性能，提高预测准确性。

下面详细描述 PCA 降维的流程，假设给定 $m \times n$ 的样本矩阵 H ， h_j 表示第 j 列的样本特征变量，其中 $j = [1, 2, \dots, n]$ ，PCA 的具体步骤如下：

(1) 数据去中心化

对给定样本特征数据进行去中心化处理，得到样本特征矩阵 H' 。

$$h'_j = \frac{h_j - \bar{h}_j}{\sqrt{s_j}} \quad (3-1)$$

其中， $\bar{h}_j$ 与 s_j 分别为第 j 列的平均值和方差。

(2) 求协方差矩阵

计算去中心化后的样本特征矩阵 H' 的协方差矩阵 E 。

$$E = \frac{1}{m} H'^T H' \quad (3-2)$$

(3) 求协方差矩阵的特征值和特征向量，同时求出对应的特征向量 a_j 。

$$|E - \lambda I| = 0 \quad (3-3)$$

其中， λ 是特征值，特征值的个数为 n 个， I 为单位矩阵。

(4) 求样本特征矩阵的 ν 个主成分

假定主成分个数为 γ ，则 γ 个主成分的累计贡献率需要达到设定值，则选择第 $i=1,2 \dots \gamma$ 个主成分的贡献率与 γ 个主成分的累计贡献率。

$$\eta_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (3-4)$$

$$\eta = \frac{\sum_{j=1}^{\gamma} \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (3-5)$$

当确定累计贡献率达到设定值的主成分个数 γ 时，由式（3-6）可计算样本特征矩阵的 γ 个主成分。

$$y_{\gamma} = a_j^T \cdot h'_j \quad (3-6)$$

其中， a_j^T 为特征向量的转置， h'_j 为第 j 列的去中心化后的样本特征数据。

3.3.3 鲸鱼优化算法优化的 Elman 模型

鲸鱼优化算法（Whale optimization algorithm, WOA）是一种新的种群智能优化算法，源于模仿鲸鱼利用气泡网进行的狩猎行为^[87-88]，鲸鱼会盘旋着靠近猎物并喷出气泡，将鱼追逐到一个小区域进行狩猎。WOA 优化过程需要调整的参数较少，迭代速度快，优化能力强。以下是数学模型：

（1）围猎：假设当前猎物被认为是最佳候选猎物，将当前目标猎物作为可行解，并更新鲸鱼的初始位置向量。

$$x(k+1) = |x(k) - EF| \quad (3-7)$$

其中 $x(t+1)$ 与 $x(t)$ 分别为模型迭代时鲸鱼的下一个和当前位置， E 为系数矩阵向量， F 为最优目标与鲸鱼位置之间的距离。

$$\begin{cases} E = 2ar_1 - a \\ a = 2 - \frac{2k}{T} \\ F = |Cx^*(k) - x(k)| \end{cases} \quad (3-8)$$

其中 k 是迭代次数， a 为收敛因子，在搜索过程中从 2 减少到 0。 $C = 2r_2$ ； r_1, r_2 为随机生成的向量，取值范围为 $[0,1]$ 。 x^* 为当前最优解位置。

（2）气泡网在更新后的围网中的位置：在捕猎猎物的过程中，鲸鱼不断地

呼出螺旋形的气泡网，并不断逼近猎物直到能将其吞下。此外，鲸鱼分别通过环绕机制和螺旋机制以等概率 p 更新朝向猎物的位置，其数学模型如下所示：

$$F' = |x^*(k) - x(k)| \quad (3-9)$$

$$x(k+1) = \begin{cases} F'e^{qm} \cos(2\pi l) + x^*(k), p < 0.5 \\ x^*(k) - EF, p \geq 0.5 \end{cases} \quad (3-10)$$

其中 q 是一个常数， p 是 $[0,1]$ 上的一个随机数， m 是 $[-1,1]$ 上的一个随机值。 F' 是猎物和鲸鱼位置之间的距离。

(3) 寻找猎物：WOA 算法从一系列初始可行解开始，通过不断迭代改变位置。系数矩阵向量 E 的绝对值随着迭代次数增加而减小。当 $|E| > 1$ 时，鲸鱼扩大搜索范围，随机选择可行解更新位置向量；当 $|E| < 1$ 时，鲸鱼将选择当前最优解来更新位置向量。

标准神经网络主要有两种类型：反馈和前馈，前馈网络结构相对简单，响应速度快，得到广泛应用。然而典型的缺点是无法解释具体的操作过程，模型输出只受当前输入的影响，与之前的输出无关。而反馈网络受输出或延迟输入的影响，在网络运行过程中存在反馈变化，持续迭代过程以达到稳定状态。

Elman 神经网络 (Elman neural network, ENN) 是一种典型的局部回归网络，由输入层、隐含层、承接层和输出层四层组成^[89]。其中，输入层作为信号传输，隐含层是包含传递函数的单元，输出层不仅传输信号，还具有线性加权功能。与传统静态网络相比，Elman 网络增加了一个承接层，关联前一时刻的状态，这个过程实际上是一个反馈状态。

图 3-5 所示为 Elman 神经网络的具体运行流程图， W_1 、 W_2 、 W_3 分别为各层间的连接权值。 $u(k-1)$ 、 $q(k)$ 、 $h(k)$ 、 $q_c(k)$ 分别为 ENN 的输入向量、隐含层的输入、输出向量、承接层的输出向量，数学模型如下：

$$\begin{cases} q(k) = v(W_2 u(k-1) + W_1 q_c(k)) \\ q_c(k) = q(k-1) \\ h(k) = p(W_3 q(k)) \end{cases} \quad (3-11)$$

其中 $v(k)$ 和 $p(k)$ 分别是隐层和输出层的传递函数。

由于 Elman 神经网络设置的参数过多，计算时间长，收敛速度慢。因此，需要对 Elman 神经网络进行优化。在 WOA 优化算法与 Elman 神经网络的组合

模型中，WOA 的作用是对 ENN 的权值和阈值进行优化，得到的最优解用于模型预测。为获得更准确的输出，对原始的 ENN 预测进行了优化。如图 3-6 所示，将太赫兹时域数据通过主成分分析降维后输入到 WOA-Elman 模型中，采用 WOA 优化算法得到最优解，利用 Elman 神经网络预测热障涂层厚度^[90]。

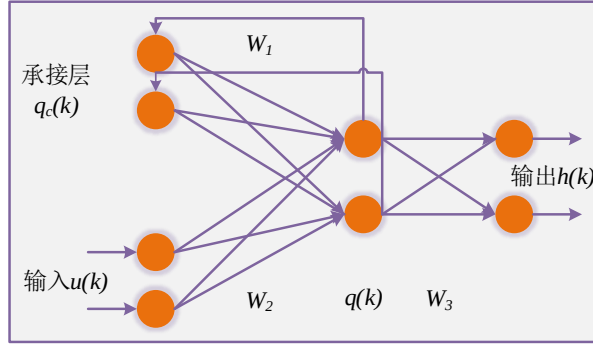


图 3-5 Elman 神经网络流程图

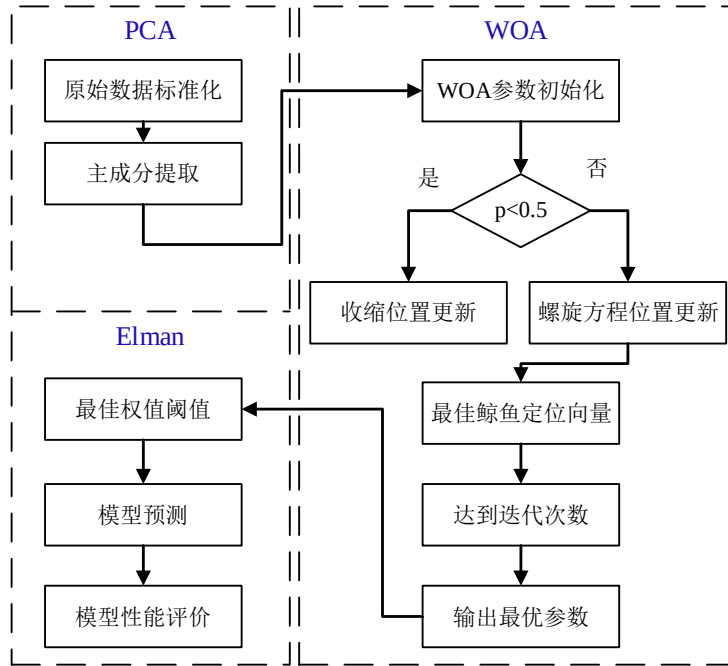


图 3-6 PCA-WOA-Elman 模型算法流程

在本文中，总共有 200 组数据，其中 140 组随机样本作为训练集，60 组作为预测集。为检验 PCA-WOA-Elman 模型的预测精度，验证其预测性能，引入回归系数 (R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 作为模型评价指标，计算公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - y')^2} \quad (3-12)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y - y'|}{y} \times 100\% \quad (3-13)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - y'| \quad (3-14)$$

$$R^2 = 1 - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y - y')^2}{\sum_{i=1}^n y'^2}} \quad (3-15)$$

其中 y 为陶瓷层的实际厚度， y' 为预测值， n 为样品个数。

3.3.4 运算结果分析

由时域有限差分模块仿真的 200 组太赫兹时域信号维度是 2596 维，由于信号维数过高，信号冗余复杂且在信号处理过程中计算时间较长，不便带入模型进行计算，故采用主成分分析法对其降维。利用 PCA 对进行噪声处理后的数据进行主成分特征提取，图 3-7 所示为各主成分累计贡献率和特征值，显而易见多维数据的特征值逐渐递减，所对应的特征向量贡献率逐渐增加，可知前 11 个主成分的累计贡献率已经达到 95% 以上。

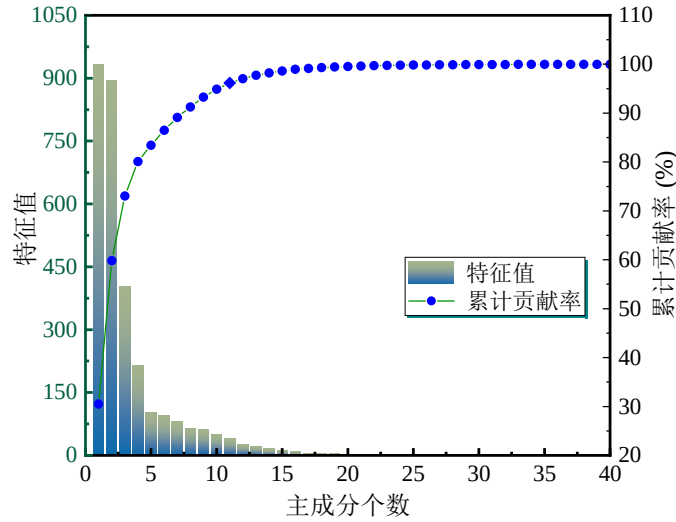


图 3-7 各主成分的累积贡献率和特征值

选取可反映原始数据主要特征即贡献最大的前 11 个主成分，在保留原有信号的主要特征前提下，将原始数据 2596 维降为 11 维，作为 PCA-WOA-Elman 模型测量热障涂层厚度的输入，可大幅缩减运算时间。表 3-2 所示为前 11 位主成分的贡献率、累积贡献率和特征值。

表 3-2 主成分及其贡献率

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	931.27	30.51	30.51
2	894.60	29.31	59.83
3	404.06	13.24	73.07
4	214.04	7.01	80.08
5	101.68	3.33	83.41
6	94.43	3.09	86.51
7	79.76	2.61	89.12
8	65.06	2.13	91.25
9	61.68	2.02	93.28
10	49.16	1.61	94.89
11	39.41	1.29	96.18

将降维后的数据代替原始数据输入到 WOA-Elman 模型进行训练，太赫兹时域信号作为输入变量，热障涂层厚度作为输出变量，200 组数据，选取 70% 作为训练样本，剩余 30% 的数据作为测试样本。为验证机器学习的可靠性和有效性，使用均方误差（Mean square error, MSE）作为神经网络在训练样本集上的拟合函数。如图 3-8 所示，随 WOA 迭代次数的增加，MSE 逐渐减小，模型训练迭代次数达到 13 时趋于稳定，表明训练效果良好。

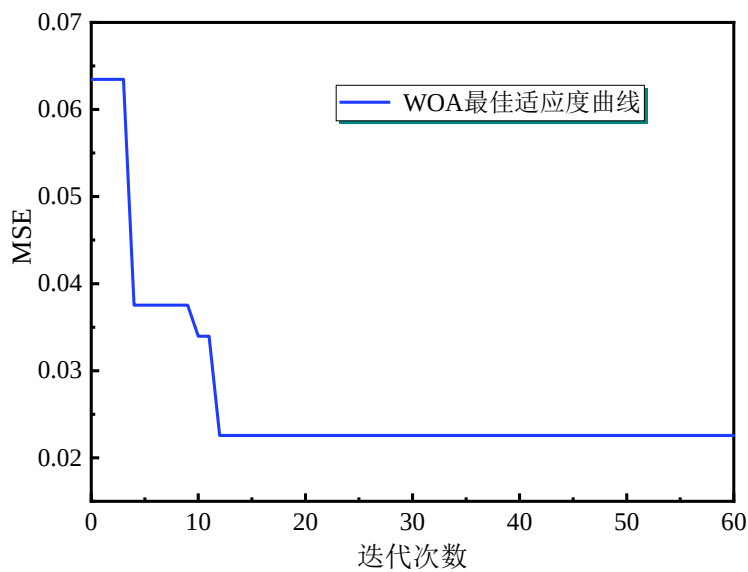


图 3-8 WOA 的适应度曲线

同时，为验证 PCA-WOA-Elman 联合预测模型的优越性，将其与 BP 神经网络、极限学习机（Extreme learning machine, ELM）模型、Elman 模型的预测结果进行对比分析。用四种模型进行预测，结果对比如图 3-9 所示，PCA-WOA-Elman 模型的预测效果显著优于传统的 Elman 模型、BP 模型和 ELM 模型，其预测精度明显更高。单点误差比较如图 3-10 所示，可明显得出，PCA-WOA-Elman 模型具有最小的误差，而 ELM 模型的误差变化最为显著。

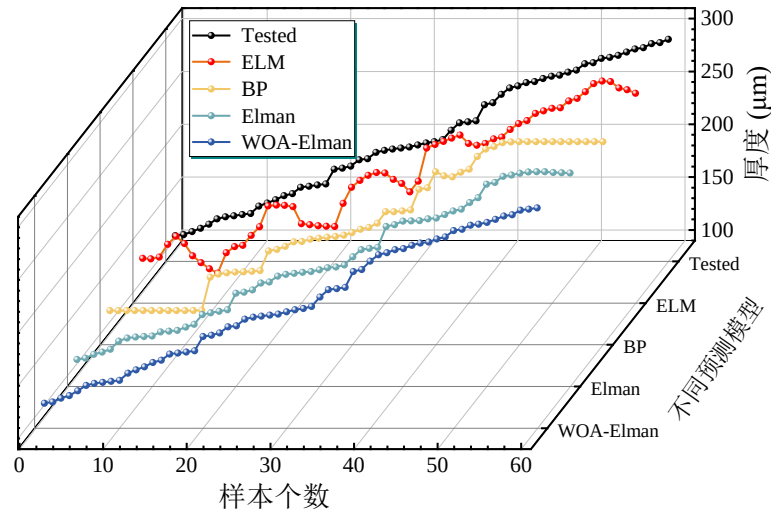


图 3-9 四种模型预测结果对比

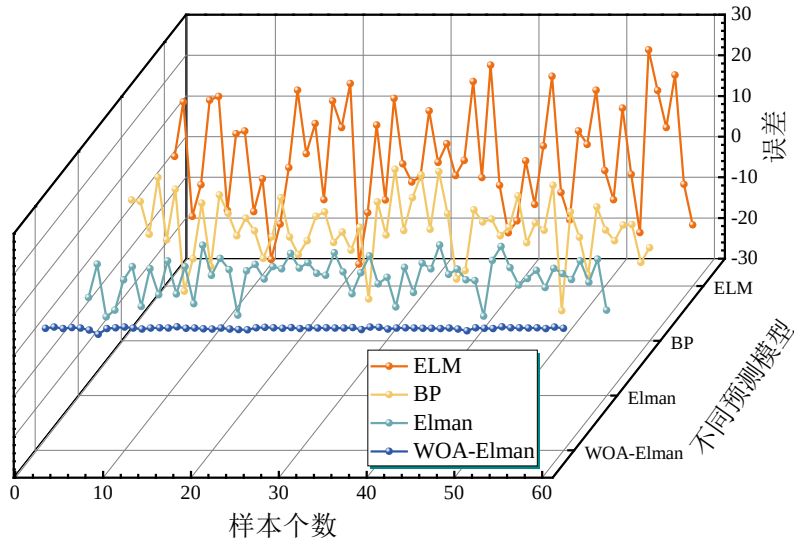


图 3-10 四种模型预测误差对比

如表 3-3 所示，四个模型的 MAE 分别为 10.78、6.04、3.34 和 0.16，RMSE 分别为 12.92、7.77、4.43 和 0.28，MAPE 分别为 6.11%、3.20%、1.55% 和 0.09%，由以上各种预测模型的误差指标数据可得，其中 PCA-WOA-Elman 预测模型的回归系数为 0.999，表明其具有优异的预测结果。

表 3-3 不同预测模型的精度对比

预测模型	MAE	RMSE	MAPE/%	R ²
ELM	10.78	12.92	6.11	0.850
BP	6.04	7.77	3.20	0.882
Elman	3.34	4.43	1.55	0.892
PCA-WOA-ELM	0.16	0.28	0.09	0.999

从预测误差的结果来看，PCA-WOA-Elman 预测模型的预测效果优于传统的前馈神经网络。主要原因如下，Elman 神经网络是一种典型的局部回归网络，可以将当前状态与前一次迭代的结果融合为当前输入，符合反馈原则。在 BP 网络的基础上，增加承接层作为上下两层之间的连接，达到记忆的目的，使模型快速达到稳定状态。经过 PCA 处理后，提取的数据特征更加明显，保留绝大部分数据特征。WOA 算法引入自适应权值来提高算法的局部搜索能力。因此，PCA-WOA-Elman 模型预测效果优异，可用于厚度的测量。

3.4 本章小结

本章提出混合机器学习的太赫兹无损检测技术来测量热障涂层厚度，使用基于 PCA-WOA-Elman 组合式神经网络的热障涂层厚度预测方法。采用时域有限差分法模拟 200 太赫兹时域数据，通过加入均匀白噪声和 Dmey 小波去噪，得到的数据更符合实际测试。为提高训练速度，原始数据经主成分分析处理后前 11 个主成分的贡献达到 95%，成功从 2596 维降至 11 维，将处理后的数据输入到模型中，计算精度较高。实验结果表明，PCA-WOA-Elman 模型的预测误差很小，精度显著高于 ELM、BP 和传统 Elman 模型。回归系数 R² 达 0.999，模型预测结果良好。PCA-WOA-Elman 模型在热障涂层厚度测量中表现出优异的性能，该模型能够以较高的精度测量不同厚度。

第 4 章 热障涂层孔隙率的太赫兹表征研究

4.1 引言

热障涂层孔隙率对其性能和寿命具有重要影响，因此准确评估和预测热障涂层孔隙率是提高材料可靠性和使用寿命的关键问题。传统的评估方法往往依赖于有损检测或复杂的实验流程，限制了对孔隙率进行快速、无损的表征。本章旨在探讨基于太赫兹技术的数据驱动模型和多特征融合方法，建立基于 THz-TDS 的热障涂层孔隙率预测模型，采用麻雀搜索算法优化的极限学习机通过从太赫兹信号中提取的特征参数进行输入，实现对孔隙率的准确预测，通过系统的优化算法和性能评价，验证该数据驱动模型的稳健性和泛化能力。其次，提出基于太赫兹多特征融合和机器学习的热障涂层孔隙率无损评估和预测方案。通过提取多个太赫兹特征参数，并进行相关性和显著性分析，促进参数的融合，从而实现对孔隙率变化的无损评价。有效地揭示其内部孔隙结构特征，通过融合特征参数的 DBO-RF 模型，实现对孔隙率的精确预测，并通过多重评价验证该模型在孔隙度预测方面的优越性能。

4.2 数据驱动的孔隙率预测仿真研究

4.2.1 太赫兹信号仿真

为确保数据驱动模型的准确性和可行性，假定热障涂层具有均匀的结构并在整个涂层中具有一致的材料特性。实际热障涂层内部微结构存在异质性，但在假设涂层均匀情况下，对模型进行简化，以便实现模拟分析。通过 FDTD 模拟获得的太赫兹信号为平稳的，实际信号可能受极微妙的干扰，如噪声的影响。然而为方便后续信号分析，微量噪声被忽略，并不影响数据驱动模型的建立。

在 FDTD 模块中，热障涂层孔隙率通过设置折射率和消光系数来定义。此外，改变涂层的厚度 150~300 μm （步长为 30 μm ）和表面粗糙度（包括陶瓷层表面粗糙度和陶瓷层与基底之间的界面粗糙度）范围为 0.5~5 μm （步长为 0.5 μm ）。在考虑折射率、消光系数和其他参数的影响后，共建立 60 组仿真模型。

利用 FDTD 软件对 60 个模型进行仿真，获取太赫兹时域数据，表 4-1 所示

为仿真参数的设置，太赫兹的频率范围为 0.3~1 THz，仿真时间为 70 ps。

表 4-1 FDTD 仿真参数设置

参数	设置数值
THz 频率/THz	0.3~1
仿真时间/ps	70
热障涂层厚度/ μm	150~300
表面粗糙度/ μm	0.5~5
折射率	3.6528~4.8108
消光系数	0.1152~0.2358
孔隙率/%	6.22~22.11

图 4-1 所示为太赫兹时域信号，其中以 150 μm 厚度为例，设置的仿真时间为 70 ps，随着仿真时长的增加，接收到的太赫兹回波信号强度逐渐减弱，太赫兹反射波形逐渐变得平滑。

在太赫兹数据处理过程中，首先对太赫兹时域信号进行傅里叶变换得到频谱和相位谱^[9]。傅里叶变换是一种将时域信号转换为频域信号的方法，将时域信号分解成不同频率的正弦和余弦波的叠加。太赫兹时域信号包含不同频率分量的信息，可通过傅里叶变换提取这些信息来分析样品的物理性质。快速傅立叶变换（Fast fourier transform, FFT）是一种计算离散信号频谱的有效数值方法，利用数据对称性和周期性的特性，可以显著减少所需的乘法次数，从而提高计算效率。图 4-1 所示为太赫兹仿真时域信号以及利用 FFT 可以快速地将时域信号转换为其频率的相位谱。

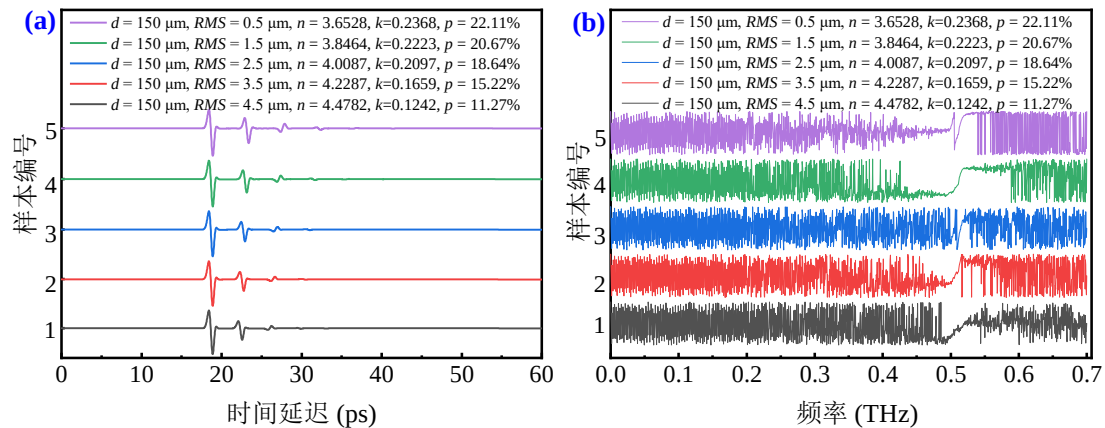


图 4-1 仿真信号：(a) 太赫兹时域谱；(b) 相位谱

4.2.2 特征参数提取

主成分分析是一种常用的降维方法，用于将高维数据转换为低维表示，同时尽可能地保留原始数据的关键信息，只根据数据的统计特征进行降维，不依赖于任何类别或标签信息。将原始数据映射到一个新的空间。采用主成分分析对太赫兹时域数据进行处理。若将原始 60 组高维数据直接输入到数据驱动模型，效率和精度难以保证。通过 PCA 处理，将太赫兹时域数据从 2654 维降为 10 维，同时最大限度地保留原始数据的信息。减少数据冗余，提高数据处理效率和分析精度。如图 4-2 所示，特征值逐渐减小的同时累积贡献率逐渐增大，根据特征值排序，选取最显著的 10 个主成分，累计贡献率达到 95.6%。表明时域数据进行降维处理后的新数据，是可代表原始数据的新特征。

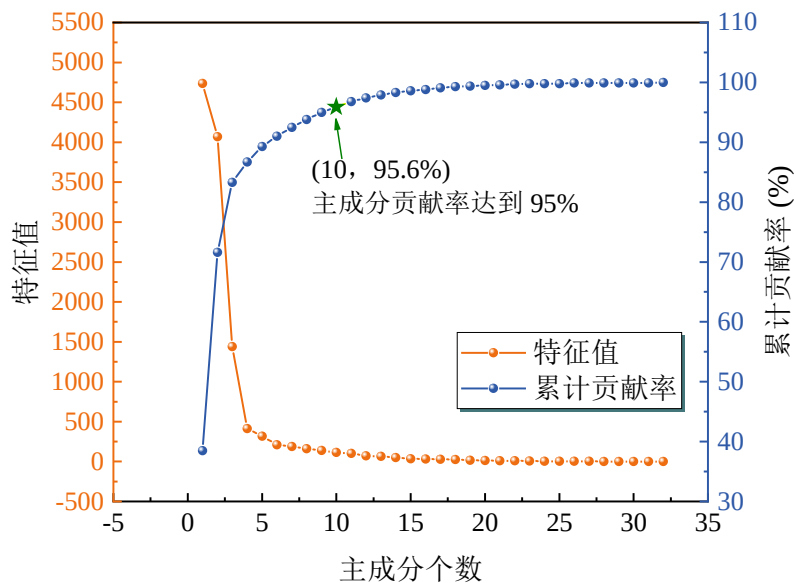


图 4-2 累计贡献率

此外，计算平均功率谱密度（Average power spectral density, APSD）作为描述孔隙率的特征参数。在频域数据中，不同的频率分量对应于太赫兹信号的不同幅值和相位差。幅值可用于分析信号在不同频率下的振幅大小，而功率谱密度则表示信号在不同频率范围内的功率分布情况，APSD 是某一频段内所有信号的功率谱密度的平均值。

图 4-3(a)所示为功率谱图，以厚度为 $150\ \mu\text{m}$ 为例，对应的表面粗糙度为 $0.5\ \mu\text{m}$ ，孔隙率为 22.11%。不同孔隙率的热障涂层在不同频率下表现出不同的能量分布模式。通过分析特征参数，证明太赫兹信号与孔隙率之间的相关性，也可

进一步区分不同孔隙率之间的特征差异。

如图 4-3(b)所示，从频谱中提取的 APSD 总体上呈现出随着孔隙度的增加而减小的趋势。由于随着孔隙率的增加，热障涂层介质中孔隙和间隙的数量也随之增加，导致太赫兹信号在涂层内的传播路径更长，使其更易受到散射和吸收。太赫兹信号能量衰减，导致信号在频域功率降低，使得平均功率谱密度减小。

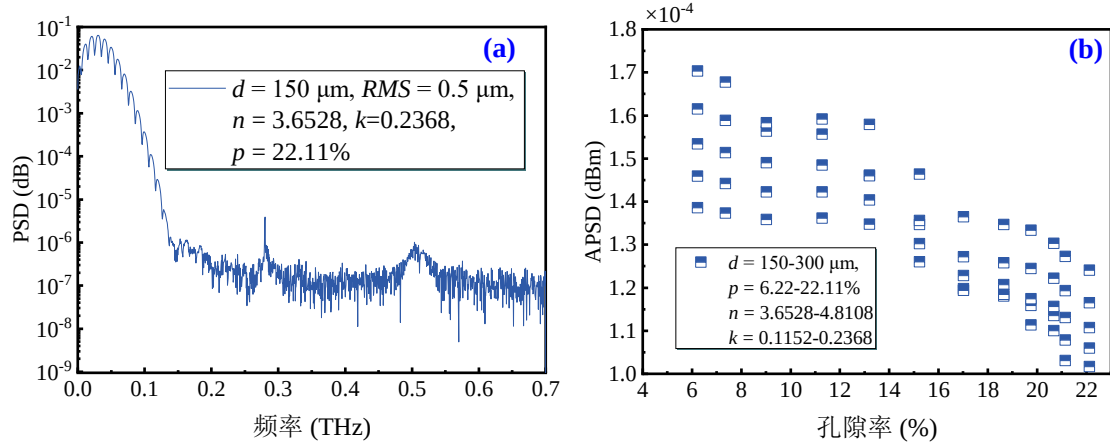


图 4-3 频谱处理：(a) 功率谱图；(b) APSD 变化图

最后，相位谱是一个可提供相位信息的重要参数。在实际应用中，随着频率的变化，相位谱会出现突发性的相位跳跃，从而影响信号分析。相位谱解包裹（Phase unwrapping, PU）是一种处理相位跳跃的方法，用于消除相位谱中由于 2π 周期性引起的不连续性。解包裹操作通过将相位跳跃进行修正，使相位谱变得连续而平滑，恢复原始的相位信息。

由于热障涂层中的孔隙分布不均、大小不一，会影响太赫兹在其内部的传播，从而对相位谱产生影响发生变化，相位谱一阶导数的极值点个数可定量描述太赫兹信号的频率变化情况。对解包裹后的相位谱进行一阶导数运算，提取极值点个数用以表征孔隙率。

如图 4-4(a)所示，以 $150 \mu\text{m}$ 为例，将原始相位谱转化为平滑的连续相位曲线，可更准确反映太赫兹信号在不同频率上的相位变化。解包裹后的相位谱用于计算一阶导数极值点个数，可表征不同孔隙率的相位变化程度。

如图 4-4(b)所示，同样以 $150 \mu\text{m}$ 为例，随孔隙率的增大，极值点的个数呈下降趋势。但通过对多组数据的分析表明，孔隙会使信号在传播过程发生散射和衰减，使相位变化更加复杂和混乱。可能会导致相位谱中出现更多峰值和波

动，所以极值点个数不是简单地与孔隙率呈线性关系，需要考虑相位谱的分辨率、采样率和噪声水平等。

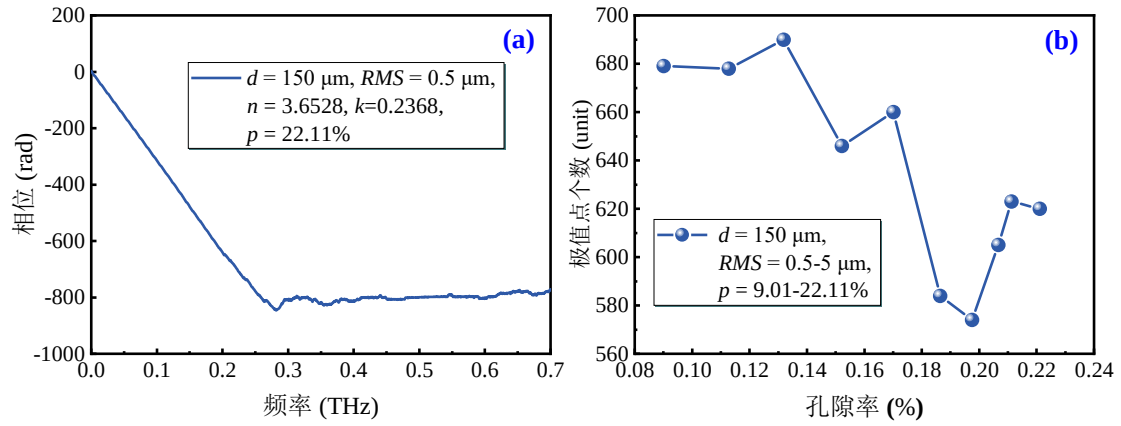


图 4-4 相位谱处理：(a) 相位解包裹；(b) 提取一阶导数极值点

4.2.3 建立数据驱动模型

麻雀搜索算法 (Sparrow search algorithm, SSA) 是一种新型的群智能优化算法，通过模拟麻雀在搜索食物时的协作和竞争机制，实现对问题优化求解^[92]。优点为寻优能力强、收敛速度快。本节中使用麻雀搜索算法作为优化算法优化预测模型的权值和阈值，使预测模型达到最佳性能。

极限学习机是单层前馈神经网络，与传统的梯度算法相比，ELM 在输入层使用随机权值和偏差，并使用广义逆矩阵求解输出层权值^[93]。优点为学习速度快，泛化能力强。应用麻雀搜索算法优化极限学习机的目标是找到最优权值和阈值。旨在增强 ELM 模型准确捕获输入和输出之间映射关系的能力。有利于模型有效地学习数据特征，从而提高模型的预测精度和泛化能力，这是数据驱动的孔隙率预测中至关重要的部分。

图 4-5 所示为 SSA-ELM 预测模型的流程图^[94]。

主要步骤如下：

针对热障涂层太赫兹检测孔隙率预测数据驱动模型，对输入数据进行降维和特征提取；初始化麻雀搜索算法的参数，如种群大小、迭代次数等，随机初始化 ELM 的权值和阈值；麻雀搜索过程，对于每次迭代，计算适应度值，进而更新麻雀的位置和速度，据此调整 ELM 的权值和阈值；ELM 回归预测，利用更新后的权重和阈值进行回归预测，计算孔隙率。

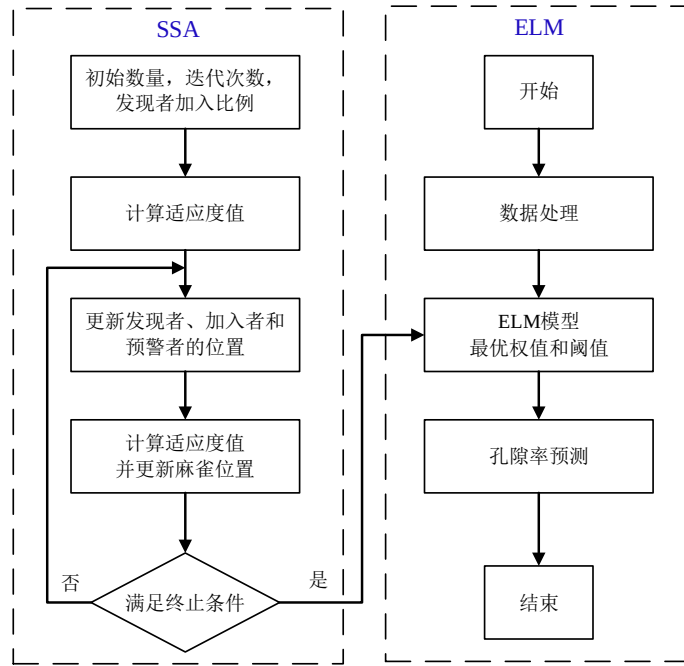


图 4-5 SSA-ELM 预测模型的流程图

4.2.4 预测结果及性能评价

数据驱动模型的核心部分采用 SSA-ELM 作为回归模型，其输入为处理后的太赫兹信号，输出为孔隙率，将数据维数从 60×2654 降至 60×10 ，从频谱中提取 APSD 和相谱中一阶导数极值点的个数可有效表征孔隙率变化，再将三组数据合并成新矩阵，即模型输入矩阵维度是 60×12 ，选取 42 组数据作为训练，其余 18 组数据作为测试。如图 4-6 所示，经过 SSA 优化的 ELM 预测精度显著提高，预测结果与实际值非常接近。相反，基础 ELM 的预测误差偏大。

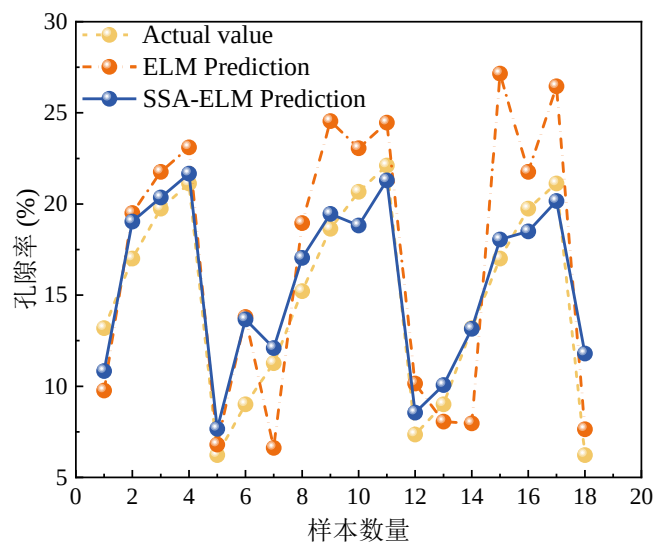


图 4-6 数据驱动模型预测结果对比

如表 4-2 所示, ELM 模型误差如下: RMSE 为 9.8923, MAE 为 3.0159, MAPE 为 13.8746%, 回归系数为 0.83。而 SSA-ELM 模型的误差为: RMSE 为 1.1462, MAE 为 0.1499, MAPE 为 7.0379%, 回归系数为 0.92。结果表明, 数据驱动模型在预测孔隙度方面取得较好的效果, 证明本模型的可行性。

表 4-2 不同预测模型的精度对比

预测模型	RMSE	MAE	MAPE/%	R ²
ELM	9.8923	3.0159	13.8946	0.83
SSA-ELM	1.1462	0.1499	7.0379	0.92

本节阐述采用数据驱动技术在预测 TBCs 孔隙率中具有显著的有效性, 基于 THz-TDS 提出了一种无损且高效的方法来评估 TBCs 的孔隙率。通过使用数据驱动的孔隙率预测模型, 可精确评估孔隙, 便于优化设计, 并提高可靠性。

4.3 太赫兹多特征融合的孔隙率表征

4.3.1 样品制备及试验设计

为获取不同孔隙率的热障涂层样品, 首先制备直径为 25.4 mm 的圆盘基底, 基底材料为 45#碳钢, 厚度为 3 mm。基底采用小型超声波清洗机 (YM-008T, 深圳市方奥微电子有限公司) 去除表面污垢, 清洗时间为 2 分钟, 清洗液为工业乙醇 (江苏花厅生物科技有限公司)。经烘干后, 使用等离子喷涂系统 (APS-2000, 北京航空工艺研究所) 将热障涂层粉末沉积到碳钢基底。陶瓷粉末的材料为氧化钇稳定氧化锆 (8%Y₂O₃-ZrO₂, 8YSZ, 安徽盈锐优材科技有限公司), 粉末的粒径范围选用 25~55 μm、45~106 μm。通过改变喷涂参数 (喷涂距离和功率) 和选用不同粒径的陶瓷粉末来调控热障涂层孔隙率, 其中喷涂距离是指等离子喷涂系统喷嘴与基材之间的距离。

表 4-3 所示为具体喷涂参数设置。

表 4-3 APS 制备 TBCs 喷涂参数

APS 喷涂参数	设置数值
YSZ 粉末粒径/μm	25~55、45~106
喷涂功率/kW	33、38、40
喷涂距离/mm	50、70、90、110、130

使用扫描电子显微镜（SEM3200，国仪量子合肥技术有限公司）拍摄样品研究 TBCs 的微观结构和分布，图 4-7 所示为 25~55 μm 和 45~106 μm 粒径的粉末形貌图，图 4-8 所示为在相同喷涂距离下，使用不同粒径陶瓷粉末喷涂的热障涂层横截面的 SEM 图像。

显然，随着粉末粒径的增大，热障涂层中的孔隙数量显著增加，孔隙大小也增加，说明调整喷涂参数可有效调控孔隙率。

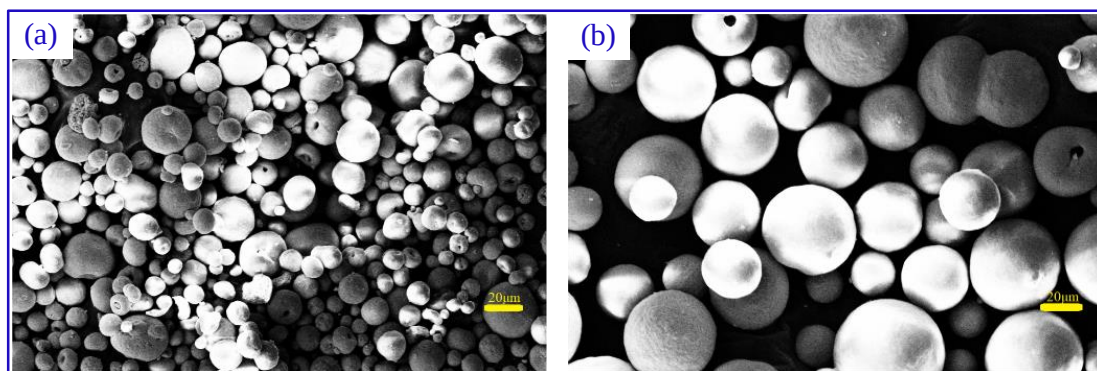


图 4-7 两种 YSZ 粉末形貌图：(a) 粒径 25~55 μm ；(b) 45~106 μm

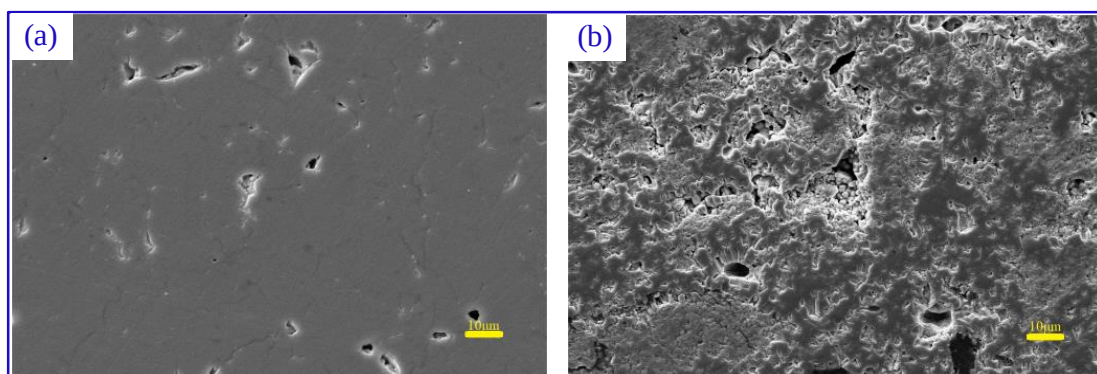


图 4-8 相同喷涂距离下的 TBCs 截面 SEM 图：(a) 粒径 25~55 μm 制备的 TBCs；(b) 粒径 45~106 μm 制备的 TBCs

为准确评估孔隙率，采用 ImageJ 模块进行图像分析和处理，可测量孔隙面积分数并计算相应的孔隙率。图 4-9 所示为 ImageJ 模块提取的热障涂层截面孔隙特征图像，并通过内置模块自动计算出孔隙占比，得出孔隙率数据。

本节共制备 20 种含不同孔隙率的热障涂层样品，孔隙率范围从 6.94%到 22.09%。通过上述的试验制备和定量表征方法，获得具有不同孔隙率的 TBCs 样品用于后续太赫兹时域光谱检测。

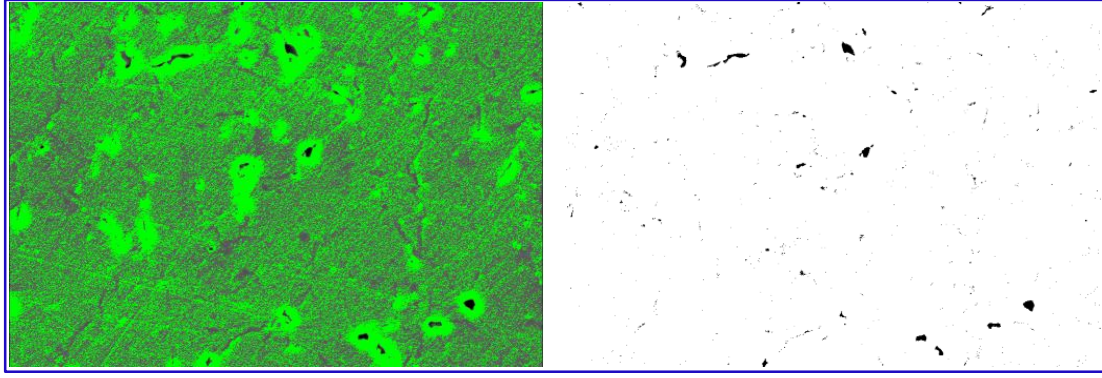


图 4-9 孔隙特征提取

4.3.2 太赫兹信号预处理

本节使用反射式太赫兹时域光谱系统对热障涂层样品进行检测，旨在获取含不同孔隙率热障涂层的太赫兹检测信号。图 4-10 所示为反射太赫兹波在热障涂层内的传播示意图。THz-TDS 的基本原理为通过观察电磁波在被测物体内的传播过程，分析信号变化特征，待测样品对太赫兹波表现出明显的吸收、透射和反射特性，这与样品的物理、化学和结构特性密切相关。因此，分析太赫兹波和待测样品之间的相互作用可获取样品信息。

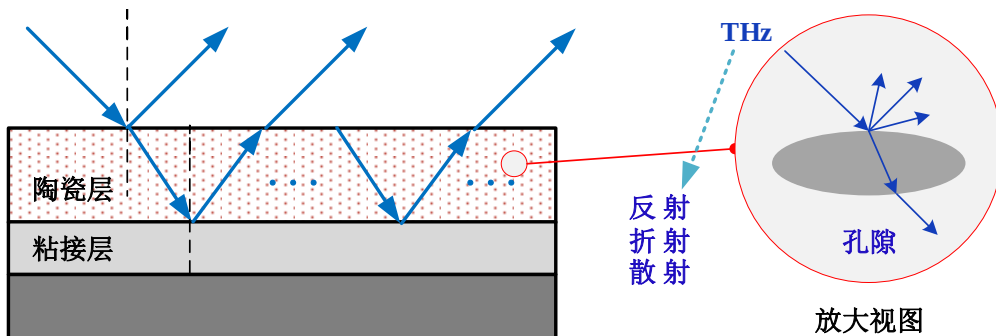


图 4-10 热障涂层中太赫兹传播示意图

太赫兹波在热障涂层中的传播和相互作用受到涂层孔隙率、材料成分和微观结构等因素的影响，通过 THz-TDS 可高度敏感地探测热障涂层的孔隙率以及其在不同频率下的反射特性。为更深入研究孔隙率对太赫兹波的传播影响，需对时域数据进一步分析。如图 4-11 所示，采用 FFT 将时域谱转化为频域谱和相位谱，并计算反射率。不同孔隙率对应频谱的能量损耗和吸收特征有差异，表现为样品在不同频率下的能量分布变化。孔隙率的变化会导致太赫兹波在热障涂层内部的传播速度和相位延迟发生改变，表现为相位谱的曲线斜率的变化。

孔隙结构会增加界面的散射和多次反射，表现为反射率谱的强度和形态变化。频域谱、相位谱和反射率谱皆可反映热障涂层样品的孔隙率变化。通过分析谱特征，可获得关于热障涂层孔隙率的定量或定性信息，并进一步评估涂层性能。

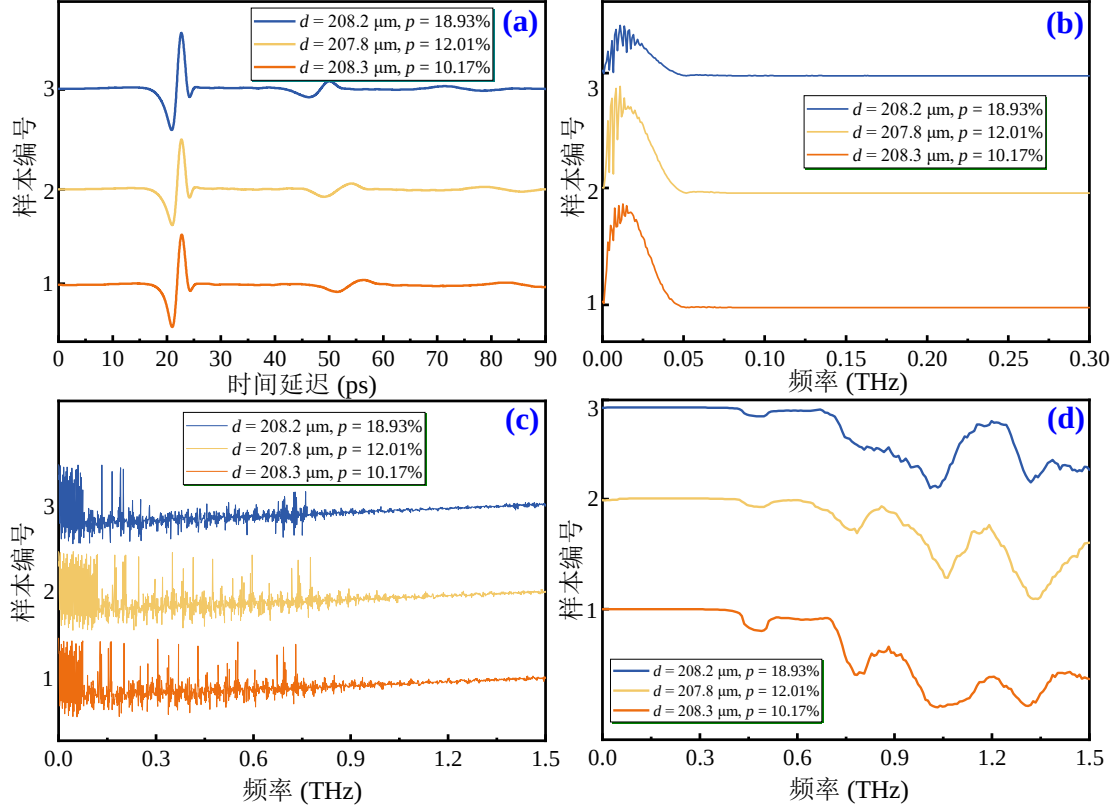


图 4-11 太赫兹时域数据分析结果：(a) 时域谱；(b) 频域谱；(c) 相位谱；(d) 反射谱

4.3.3 多特征提取及融合分析

太赫兹时域谱作为热障涂层孔隙率表征的重要数据源，含有复杂信息。需要进行处理和特征提取。快速独立成分分析（Fast independent component analysis, Fast ICA）是一种基于统计信号处理的方法，用于从混合信号中提取独立的成分。将太赫兹时域谱看作混合信号，其中不同的成分对应于不同的物理过程和特征。通过应用快速独立成分分析算法，可分离出这些成分并计算每个独立成分向量的峭度，作为表征热障涂层孔隙率变化的参数^[95]。峭度描述概率分布偏斜程度的统计量，是信号数据分布形态的重要统计特征，其数值越大表示分布的偏斜程度越明显，通常用于衡量信号的尖锐度和峰值特征。

由于热障涂层的孔隙率影响太赫兹波在材料内部的传播，孔隙率越高，波在材料内部的传播就会受到更多的发射和散射，导致太赫兹时域谱的峰位位置

和峭度等特征参数发生变化。具体而言，通过计算每个独立成分向量的峭度，来间接反映热障涂层样品孔隙率的变化程度和趋势，可对不同孔隙率的热障涂层样品之间的差异进行定量分析和比较。

利用 Fast ICA 处理太赫兹时域谱，并提取 20 组样本的峭度值。将提取到的峭度值与对应的孔隙率进行关联分析并进行可视化对应。如图 4-12 所示，观察到峭度值变化趋势是随孔隙率的增大而减小。代表随着热障涂层孔隙率增加，其太赫兹时域谱的波形变得更加平缓。原因是孔隙率的增加导致热障涂层内部的物理结构的改变，导致样品内部介电常数和折射率的变化。

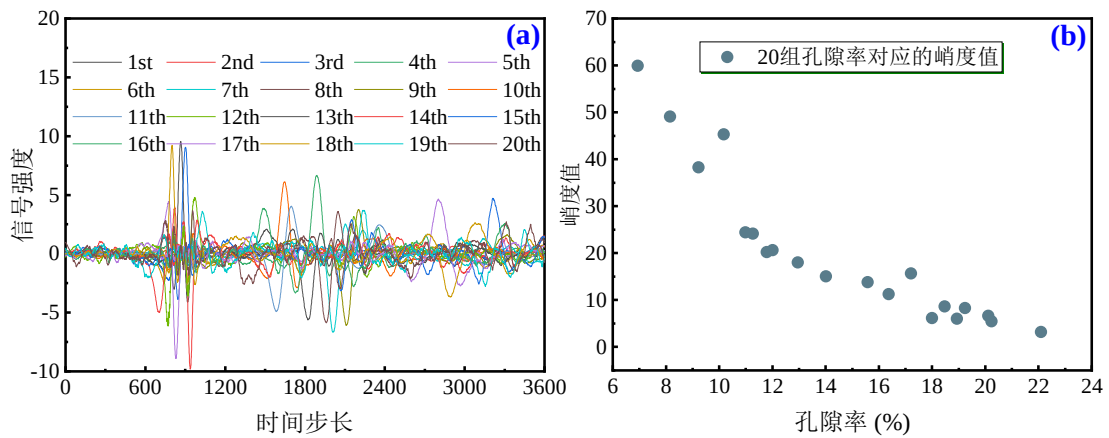


图 4-12 太赫兹时域数据分析结果：(a) ICA 分离可视化；(b) 提取峭度图

具体而言，孔隙和孔洞数量增加，导致太赫兹波在涂层内的传播路径变得更加复杂和曲折，从而减小信号的尖锐度和波形的陡峭程度。随着孔隙率改变，热障涂层内部的复杂度和异质性会变得更加显著，导致太赫兹波与介质之间的相互作用也更加复杂多样，谱图的峭度特征参数值也会相应发生变化。因此，峭度的变化可以被视为孔隙率的一种反映和表征。

进一步，含有不同孔隙率的热障涂层会影响太赫兹频域信号，因此对频谱进行特征提取以表征孔隙率。具体而言，从频谱中提取出中心频率、带宽和平均功率谱密度^[96]。中心频率是频谱数据的峰值所在的频率，表示太赫兹信号在频域中的主要能量分布；带宽是峰值两侧下降到一定程度的频率范围，通过计算带宽，可量化热障涂层样品中孔隙率对太赫兹信号频谱展宽程度的影响；平均功率谱密度是对每个频率点上的信号幅度的平方取平均值，可表征太赫兹信号强度变化。通过提取中心频率、带宽和平均功率谱密度作为特征参数，探究

热障涂层样品中孔隙率的影响对太赫兹信号频率特性的改变。参数的变化趋势将为后续的热障涂层孔隙率预测和分析提供重要依据。

如图 4-13 所示，对频谱进行平滑处理，对主峰进行高斯拟合，以提取特征参数，包括中心频率、带宽和 APSD。特征参数提供了关于信号频率成分和能量分布的关键信息，并与孔隙率相互关联。

如图 4-14(a)所示，其中小图是平滑后曲线的曲线表示，是图 4-13 的另一种形式。中心频率是平滑曲线的极值点，随着孔隙率的增加，中心频率降低。如图 4-14(b)所示，频率带宽是在峰值降至一半时的频率扩展，随着孔隙率的增加，频率带宽增大。中心频率和频率带宽随孔隙率的变化而表现出强烈的规律性，图 4-15(a)所示为用于计算 APSD 的单一功率谱，如图 4-15(b)所示，APSD 值整体随着孔隙率的增加而降低。

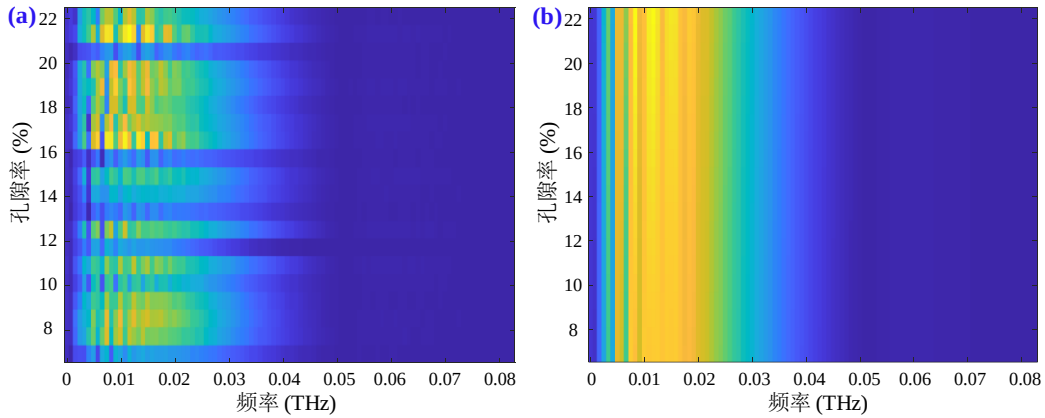


图 4-13 频谱平滑处理：(a) 原始频谱图；(b) 平滑后的频谱图

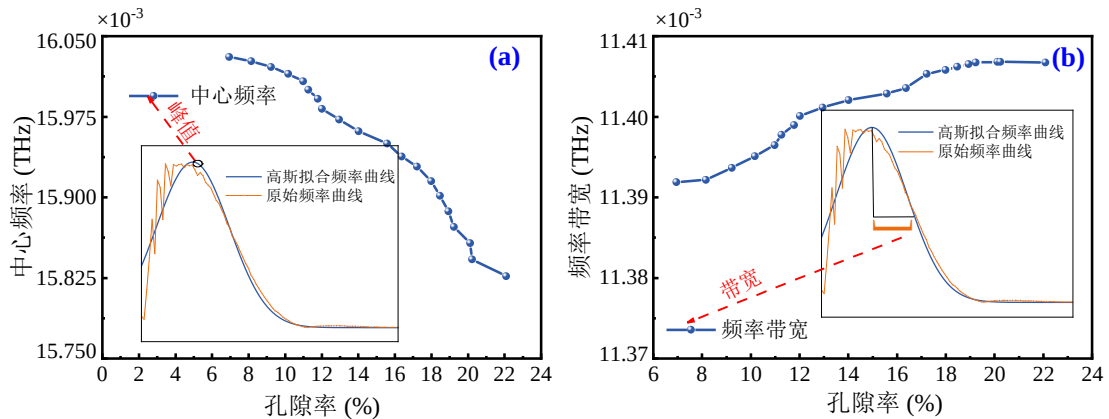


图 4-14 高斯拟合提取：(a) 中心频率；(b) 频率带宽

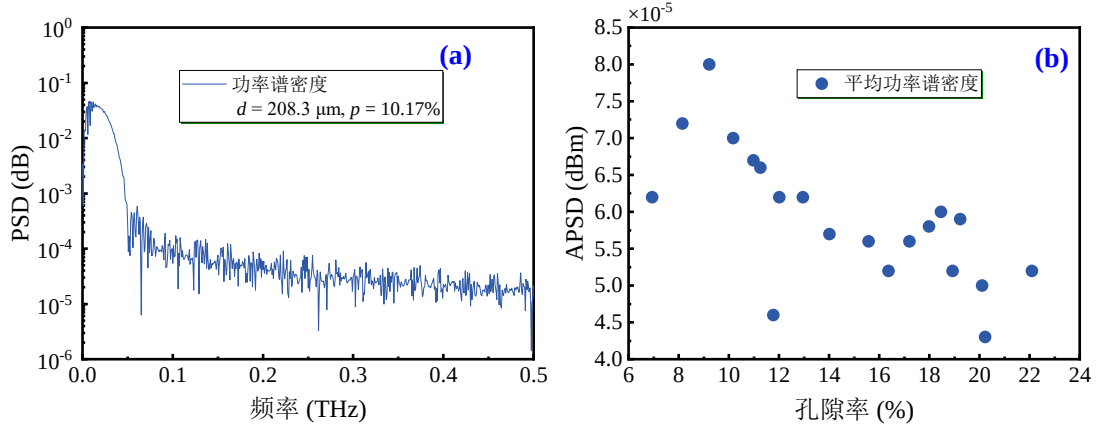


图 4-15 平均功率谱密度提取：(a) 功率谱密度；(b) 不同孔隙度对应的 APSD

具体而言，孔隙率的改变导致热障涂层内部的介质特性发生改变。孔隙率增大，散射性增强，介电常数变小，波速变慢，整体频率下降，中心频率向低频移动；孔隙率增大，信号的传输更复杂，引入更多散射和多路径效应，因此信号频谱展宽，即信号的能量分布在更广的频率范围，带宽增加；孔隙率增大，热障涂层异质性增强。内部孔隙的存在导致太赫兹信号散射和衰减，因此整体能量下降，导致平均功率谱密度减小。通过对频域数据进行特征提取，定量分析热障涂层的频率响应特性和能量分布情况，为性能评估和优化提供关键信息。

进一步，相位谱和幅度谱组成信号的频谱，可用于对信号数值重构，分析信号的频率成分和相位信息。使用 PU 将相位谱中跳跃点转换为相应的连续点，使相位谱的曲线更加平滑，易于分析和处理^[97]。对每一组数据进行 PU 处理，提取一阶和二阶差分极值点，一阶差分计算：相邻两个采样点的变化速率；二阶差分计算：相邻三个采样点的变化加速度；对相位变换即相位谱凸起和凹陷信息进行表征，对相位谱的峰谷点量化，判断孔隙空间分布特征，即是否均匀。

如图 4-16(a)所示，解包裹操作使其恢复平滑连续的相位曲线，进一步提取一阶导数极值点的个数和二阶导数极值点的个数作为特征参数，如图 4-16(b)所示，极值点的个数随着孔隙率增大而呈现极小程度的下降趋势。

具体而言，尽管随着孔隙率的增大，相位曲线的变化规律并不显著反映在一阶和二阶导数极值点的个数上。但特征参数提供了有关相位曲线变化率的信息，孔隙率增大，相位曲线通常会显示更多的局部极值点。尽管这些极值点可能受到相位曲线复杂性的影响，但仍然反映了相位曲线的变化趋势和整体特征。

对于太赫兹检测孔隙率的研究，仍然是有必要的。因此结合其他特征参数一起使用，可提供更全面和综合的信息，以共同表征热障涂层中孔隙率的变化。这样的综合分析有助于更准确地评估热障涂层的性能和特性。

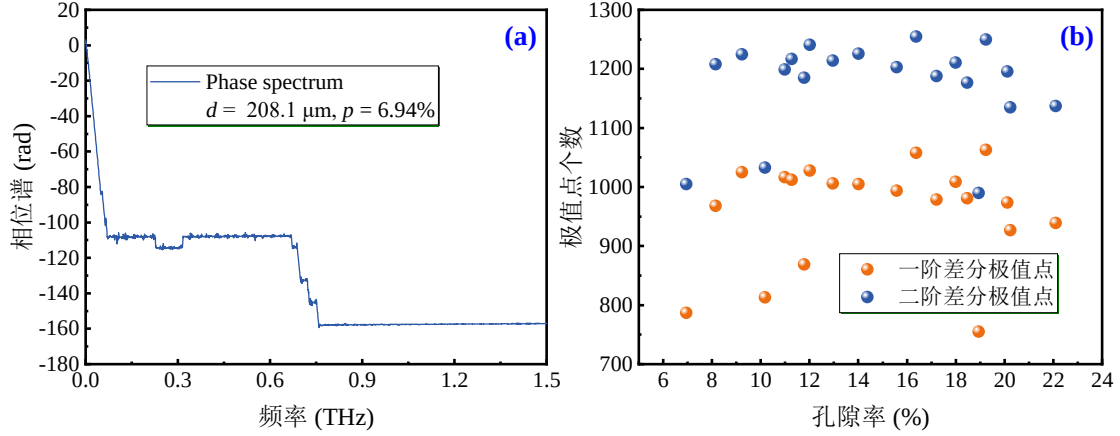


图 4-16 相位谱特征提取：(a) 去除相位跳变；(b) 一阶导数和二阶导数的极值点

最后，反射率谱是在不同频率下反射率变化的一组数据，可用以分析和评估材料的光学特性、电学特性和物理特性。图 4-17 为反射谱特征提取结果，反射率提供了关于热障涂层样品在太赫兹频域中的反射特性的信息，基于对反射率谱的统计和分析提取特征参数，旨在揭示反射率在不同频率下的变化规律，表征热障涂层孔隙率的变化，进而推断孔隙率的异质性和分布情况^[98]。

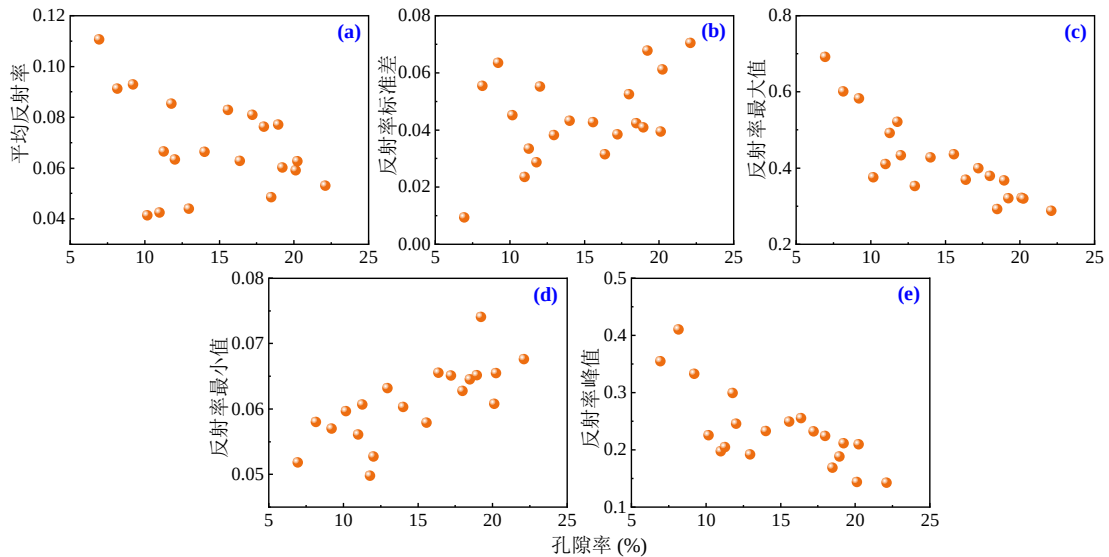


图 4-17 反射谱特征提取：(a) 平均反射率；(b) 反射率标准差；(c) 最大反射率；(d) 最小反射率；(e) 反射率峰值

具体而言，平均反射率：孔隙率增加导致太赫兹信号在涂层中的传播有更多的衰减，从而降低整体的反射率；反射率标准差：反射率标准差是反射率谱中各个反射率值与平均反射率之间的差异度的度量。孔隙率增大，涂层内部的结构和成分变得更加复杂和不均匀，导致太赫兹信号的反射率出现更大的波动和差异，反射率标准差增大；反射率最大值和最小值：反射率的最大值呈现下降趋势，而最小值呈现上升趋势。随孔隙率增大，涂层介质界面增多，多界面协同作用影响太赫兹反射性质。其中反射和散射增多，导致反射率最大值减小，同时在孔隙部分太赫兹信号的穿透能力增强，使得最小值相应增加；反射率峰值是指最显著峰值处的反射率值，随孔隙率增大，使得信号在特定频率上的反射峰值变得更加平缓和低峰化，强烈反射特性变弱，反射率峰值逐渐减小。

在本节中，对从时域谱、频域谱、相位谱和反射率谱提取的 11 个特征参数进行相关性分析^[99]。相关性分析旨在评估多特征参数之间的关联程度和方向性。是一种衡量变量之间线性关系的统计方法，使用相关性热图来可视化特征多特征参数之间的相关程度。可准确判断不同变量之间的相关程度和方向性，进而深入理解数据集中各个变量之间的关系。热图的应用不仅可确定变量间的线性相关性，且能够揭示多个变量之间的复杂关系模式。相关性热图中的颜色表示相关性的强度，从而揭示不同特征参数之间的关联模式。正相关表示变量呈现相似的变化趋势，负相关表示变量呈现相反的变化趋势，而无相关则表示两个变量之间没有线性关系。

相关性热图只能展示变量之间的相关性，不能证明变量之间的因果关系。因此，需要在进行决策或者推断时，还需要考虑其他因素。P-值是统计学中的一个重要指标，在零假设成立的情况下，观察到的数据与假设的一致程度。此外，P-值检验还能够用来检验特征参数之间的显著性差异，从而表明这些参数之间的关系不是偶然出现，具有统计学上的显著性意义。

因此，通过相关性分析和 P-值检验，揭示多特征参数之间的相关关系，对特征参数表征孔隙率的异质性具有重要意义，挖掘数据集中特征参数，对深入探索热障涂层孔隙结构特征具有重要价值。如图 4-18 所示，热图是用来展示多个变量之间的相关性的一种可视化方式，每个单元格的顏色表示对应变量之间的相关系数，颜色越深表示相关系数越大，颜色越浅表示相关系数越小；椭圆

形状越扁说明相关性越高；且椭圆向左倾斜为负相关，向右倾斜为负相关。此外，再利用 P-值检验特征参数之间关系的显著性，当 $p < 0.05$ 时，观察到特征参数样本出现的概率小于 5%，具有显著统计学差异，当 $p < 0.01$ 时，显著性差异非常明显，当 $p < 0.001$ 时，极具有显著性差异。

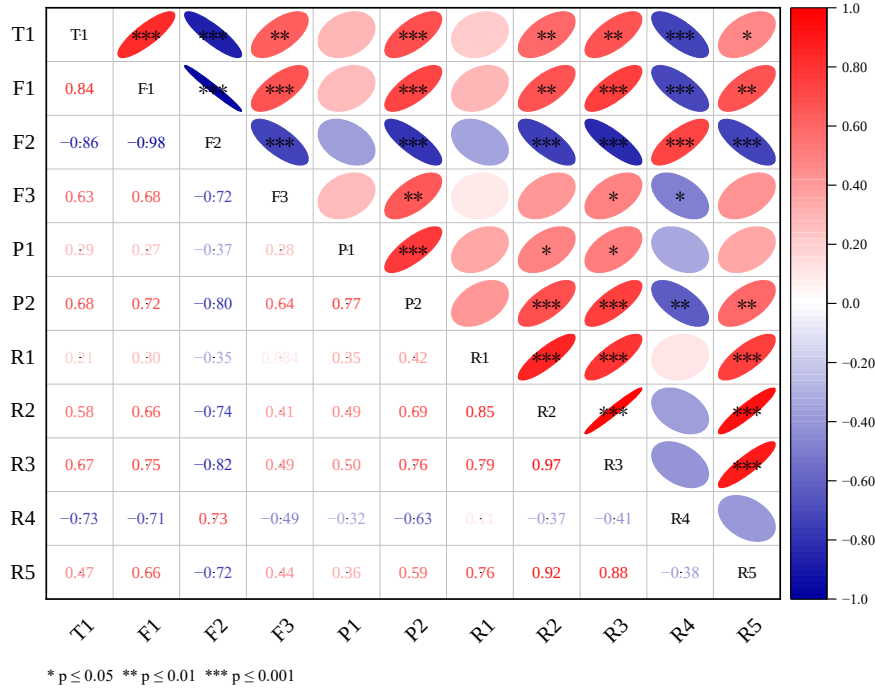


图 4-18 多特征融合的相关性及显著性分析：T1 为峰度；F1 为中心频率；F2 为频宽；F3 为 APSD；P1 和 P2 是一阶导数和二阶导数；R1、R2、R3、R4、R5 为平均反射率、反射率标准差、最大和最小反射率、反射率峰值

根据相关性分析的结果，多个特征参数之间呈现出明显的相关性，并且这些相关性具有显著性差异。说明多特征参数在描述和表征孔隙率变化方面是可行的，并且差异不是由于随机因素造成，为后续的机器学习预测模型提供有力的输入特征，可准确地预测孔隙率。同时，相关性分析还为进一步探索特征参数之间的复杂关系提供基础，可进一步深入研究特征参数的相互作用机制。

4.3.4 预测结果与性能评价

蜣螂优化算法（Dung beetle optimizer, DBO）通过迭代搜索来寻找最优解，在解空间中模拟蜣螂之间的相互作用，以实现全局搜索和局部优化的平衡^[100]。蜣螂优化算法的优化过程涉及对随机森林算法（Random forest, RF）模型的参数进行优化^[101]。具体而言，蜣螂优化算法通过自适应调整特征子集选择和决策树数量，优化随机森林模型的性能和泛化能力。通过迭代搜索和蜣螂个体之间

的相互作用，该算法能够找到最优的特征子集组合和决策树数量，从而提高模型的准确性和鲁棒性。

具体优化步骤如下：

初始化：设置蜣螂个体数量、最大迭代次数和相关的参数。随机初始化每个蜣螂个体的位置和方向并决定蜣螂个体之间进行信息交流的概率；适应度计算：将每个蜣螂个体的位置作为参数配置，训练随机森林模型，并利用该模型对孔隙率进行预测。通过比较预测结果与实际孔隙率数据之间的差异，计算个体的适应度值；迭代更新：在迭代中，对于蜣螂个体可感知周围其他蜣螂个体的位置和方向，根据规定的移动步长和移动方向更新蜣螂个体的位置。根据蜣螂个体的最终位置和方向，调整随机森林的超参数；更新最优解：比较新位置与当前最优解的适应度值。如果新位置的适应度值优于当前最优解，将当前最优解更新为新位置，并记录相应的参数配置。优化中，蜣螂优化算法将逐步更新和迭代最优解，以寻找更优的随机森林模型；迭代优化过程：重复执行迭代，直到达到预定的最大迭代次数或满足停止准则，适应度值的变化较小，即收敛到稳定的最优解；输出最优解：在蜣螂优化算法完成迭代优化后，得到的最优解即为经过优化的随机森林算法模型的参数配置。

通过蜣螂算法对随机森林模型的决策树数量、特征子集的大小进行调整和优化。设置随机森林模型的内部参数为待求解变量，再使用蜣螂算法对这些参数进行迭代求解，得到最优的参数组合。将最优参数组合代入随机森林模型中进行训练，得到性能更优的模型。

交叉验证是一种用于评估机器学习模型性能和选择合适参数的统计技术^[102]。图 4-19 所示为 K 折交叉验证原理图，K 折交叉验证的数据分割：将训练集分割成 K 个子集，本文选择 K=5。每个子集都作为验证集的一部分，剩下的 K-1 个子集组成训练集；模型训练与验证：对于每一次交叉验证的迭代，使用 K-1 个子集作为训练集，利用蜣螂优化算法优化的随机森林模型进行训练，使用剩下的一个子集作为验证集，评估模型在验证集上的性能。性能评估：针对每一次交叉验证迭代，记录模型在验证集上的性能指标，最后对 K 次评估的结果进行平均得到最终性能指标。通过交叉验证的模型性能评估指标，可更加客观地反映模型的泛化能力，可有效避免模型在局部数据上的过拟合或欠拟合问题。



图 4-19 交叉验证原理图

在前文中提到，通过绘制相关性热图和进行 P-值检验，评估特征参数之间的相关程度和显著性差异，目的是确定特征参数之间的关系，找出对孔隙率预测具有较高影响力的特征参数，并排除其中可能存在的冗余信息。

进一步利用蜣螂优化算法对随机森林回归模型进行优化，通过自适应搜索和迭代更新的过程，能寻找到最优的模型参数设置，从而使得模型更加准确地拟合孔隙率数据，提高其预测性能。随后将提取到的 11 个特征融合作为输入，通过模型进行预测孔隙率，图 4-20 所示为对应的孔隙率预测结果。

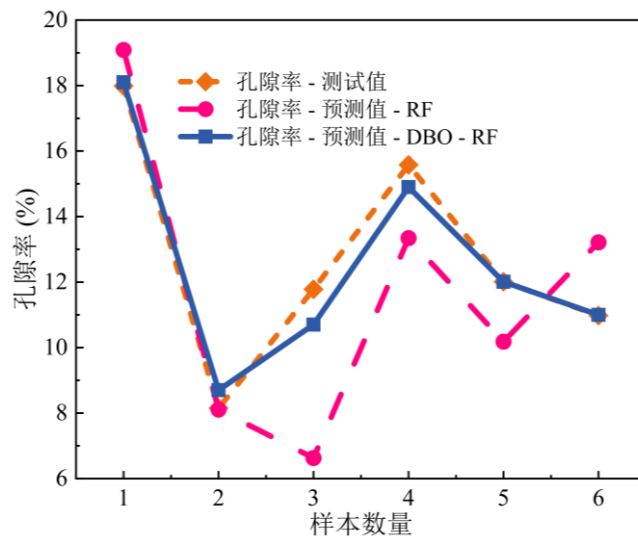


图 4-20 孔隙率预测结果对比图

表 4-4 所示为 DBO-RF-交叉验证模型的性能评价指标，可评估预测模型泛化能力和准确性，显而易见每折的回归系数较高，误差较小，平均回归系数约为 0.912，RMSE、MAE 和 MAPE 的平均误差值分别为 1.802、1.549 和 8.362%。表明该模型具有极高的预测准确性。

表 4-4 DBO-RF-交叉验证模型的性能评价

K 折	RMSE	MAE	MAPE/%	R ²
K1	1.077	0.962	6.108	0.942
K2	3.329	3.219	10.261	0.872
K3	1.211	0.982	7.052	0.928
K4	1.764	1.375	9.725	0.906
K5	1.629	1.205	8.665	0.911
平均	1.802	1.549	8.362	0.912

通过对太赫兹信号的分析，多特征参数可对热障涂层孔隙率进行不用程度的表征。模型构建过程中，相比于单一特征参数的模型，多特征参数融合的预测模型有显著优势。能够更全面地揭示材料孔隙率与其它多个特征参数之间的关系，从而提高了预测的准确性和稳定性。

具体而言，利用太赫兹光谱技术获取了太赫兹多特征参数并作为输入，构建蜣螂算法优化随机森林预测模型，进而对热障涂层材料的孔隙率进行精准预测。实验中采用 5 折交叉验证的方法对模型进行评估，并结合均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差和回归系数等指标对模型性能进行评估。结果表明，所构建的 DBO-RF 预测模型在交叉验证中表现出较高的精度和鲁棒性，其平均 RMSE、MAE 和 MAPE 均达到了较优的水平，同时回归系数也表明模型的较好拟合程度。

总的来说，提出的基于太赫兹多特征融合和机器学习的方法，可以实现对热障涂层孔隙率的精准预测和无损表征。该方法不仅具有较高的预测准确度和稳定性，而且能够探究多个特征参数与材料孔隙率之间的关系，为热障涂层性能评价领域的研究提供了一种有效和可靠的模型和方法。

4.4 本章小结

本章主要探讨基于太赫兹时域光谱的热障涂层孔隙率表征研究。为深入解析太赫兹在热障涂层孔隙中的传播特性，提出一种数据驱动的热障涂层孔隙率预测模型，利用麻雀搜索算法优化的极限学习机建立太赫兹信号和孔隙率关联模型。通过主成分分析降维处理时域数据，提取 APSD 和相位谱一阶导数的极值个数作为表征孔隙率的特征参数。实验结果表明，SSA-ELM 模型能有效地预测孔隙率，具有较高的预测精度和稳健性。其次进行试验验证，提出基于太赫兹多特征融合和机器学习的孔隙率无损评估和预测方法，通过提取多个太赫兹特征参数并进行相关性和显著性分析，实现孔隙率的无损评估。利用 DBO-RF 模型，并结合交叉验证，确保对孔隙率的准确预测。实验结果验证了该方法在孔隙率预测方面的优越性能，具有较高的预测精度和稳定。

第 5 章 基于太赫兹多尺度分析的 TGO 厚度反演

5.1 引言

在航空领域中，随着推重比的不断提高，对航空发动机热端部件的性能要求也变得越来越严格。在高温环境下，氧气可能渗入涂层的孔隙、裂缝或界面缺陷，与涂层中的铝等元素发生反应，形成氧化物层，即热生长氧化物。TGO 的厚度逐渐增加，导致涂层损伤和剥离，影响热障涂层使用寿命，因此监测和评估 TGO 厚度对于确保涂层的功能和使用寿命具有重要意义。传统的 TGO 厚度测量在一定程度上能对 TGO 厚度进行表征，但仍存在一些局限性，如需要磨削和镶嵌涂层、破坏性测试、样品制备困难和耗时等。目前太赫兹时域光谱技术可对热障涂层的微结构进行表征和评估，THz-TDS 技术克服传统方法的局限性，提供一种更优越的解决方案。太赫兹波具有强穿透能力和高分辨率，能够获取涂层内部结构的详细信息。通过分析太赫兹信号，提取特征信息，可实现 TGO 厚度的准确反演。

5.2 太赫兹信号仿真及多尺度分析

5.2.1 太赫兹时域信号仿真

为获得热障涂层热生长氧化物不同厚度的太赫兹时域光谱，并进一步进行多尺度分析^[103]。使用 FDTD 模块进行仿真计算太赫兹波在热障涂层中传播特性，图 5-1 所示为太赫兹检测热障涂层的示意图，图 5-2 所示为获取的与 TGO 厚度相关的太赫兹时域数据。表 5-1 所示为具体仿真参数设置，设置 30 组不同的仿真数据，覆盖 TGO 厚度范围为 1.000~22.609 μm 。为更贴切地模拟实际情况，热障涂层孔隙率范围设置为 6.220%至 22.894%。在 FDTD 仿真中，对应的参数设置为折射率和消光系数，其取值范围分别为 3.653~4.811 和 0.062~0.221。通过改变 TGO 厚度，生成 30 组不同厚度的太赫兹时域光谱数据，为接下来的多尺度分析提供数据基础。TGO 厚度对 TBCs 的性能和寿命有显著影响，通常当 TGO 厚度超过 15 μm 时，容易发生开裂和分层等问题，从而影响 TBCs 的使用寿命。因此，准确检测 TGO 厚度对于评估热障涂层的健康状况至关重要。

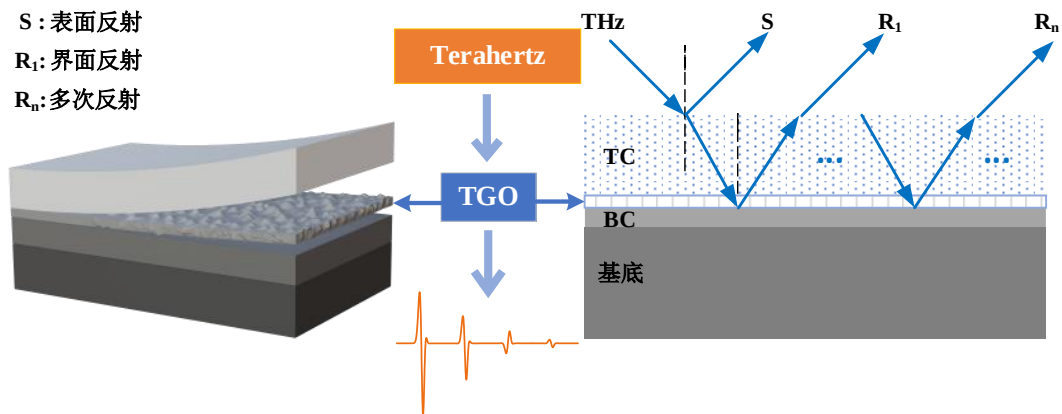


图 5-1 THz 检测 TGO 原理图

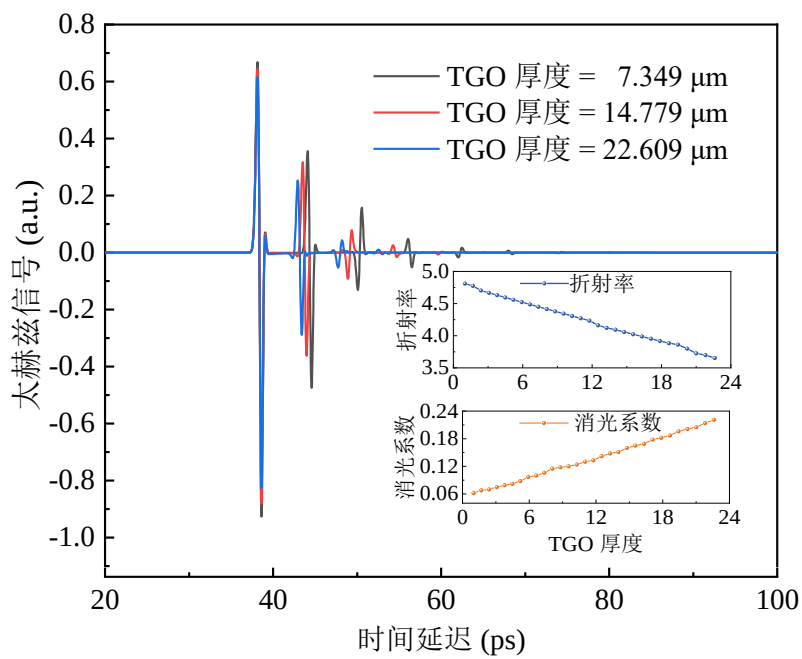


图 5-2 不同 TGO 厚度的 THz 仿真信号

表 5-1 FDTD 仿真参数设置

参数	设置数值
仿真时间/ps	100
太赫兹频段/THz	0.3~1
TGO 厚度/ μm	1.000~22.609
折射率	3.653~4.811
消光系数	0.062~0.221
孔隙率/%	6.220~22.894

5.2.2 太赫兹多尺度分析

太赫兹时域光谱技术可有效测量热障涂层 TGO 厚度，通过发射和接收太赫兹，分析其散射、吸收、透射性能，可提取出含有 TGO 层的信息的复杂信号。但由于 TGO 层本身的复杂性和多样性，这些信号往往是高度非线性的、噪声干扰的，需要进行数据和信号处理提取有用信息。

多尺度分析是一种将信号在不同尺度上进行分解和分析的方法，可提取信号的局部和全局特征^[104-105]。在太赫兹时域光谱技术中，通过应用多尺度分析可对太赫兹信号进行尺度变换，从而捕捉到不同尺度下的特征信息，采用连续小波变换（Continuous wavelet transform, CWT）实现多尺度分析。CWT 通过将小波基函数在时间和尺度方向上进行平移和缩放，与信号进行卷积运算，将信号在时间-尺度平面上进行分解，得到连续小波系数，可反映出信号在不同尺度和频率上的时变特性和能量分布。选择合适的小波基函数和分解层数，将太赫兹时域数据转换为不同尺度和频率的小波系数和近似系数^[106]。每一层的小波系数代表信号在不同尺度和不同频域的响应，而近似系数则代表主要的低频信息，不同层之间的小波系数相互独立，具有不同的时频特征。

通过 CWT 可将原始时序信号转化成不同尺度的小波系数，提取不同时间范围的特征。

$$CWT_D(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{a-b}{a}\right) dt \quad (5-1)$$

其中， $CWT_D(a,b)$ 表示尺度为 a ，位移为 b 的小波系数， $x(t)$ 为时域信号， ψ 为小波基函数。

如图 5-3 所示，采用的小波基函数包括 Daubechies (db)，Symlets (sym)，Haar (haar)，Coiflets (coif)。针对每个尺度下的小波系数，进行绝对值操作并提取最大值，即进行最大池化（Max-pooling）操作。

如图 5-4 所示，每个尺度的小波系数压缩成标量，并组合成一个新的特征向量，其中每个元素代表该尺度下的最大连续小波变换系数的绝对值。由于特征向量元素的单位是无量纲的，所有纵轴上的数值是相对大小，表示每个尺度下的连续小波变换系数的强度。

对每个尺度下的小波系数取绝对值并进行最大池化处理^[107]，具体来说，最

大池化从左到右，从上到下的固定步幅滑动池化窗口，覆盖整个小波系数矩阵，选择局部窗口的最大值即每个尺度对应一个最大池化后的值，池化后的值被视为小波系数在不同尺度下的主要特征表示。使得维度降低，提取最显著的特征信息，突出小波系数中最强烈的变化，丢弃较弱部分，从而减少冗余信息，提供更加紧凑和关键的特征，用于进一步建模和分析。

通过这种方式，将原始的时域信号转换成一个固定长度的特征向量，从而方便后续的模式训练、特征选择和分类识别等任务。同时，这种多尺度分析还能保留不同尺度下的信号特征，具有较好的可解释性和鲁棒性。

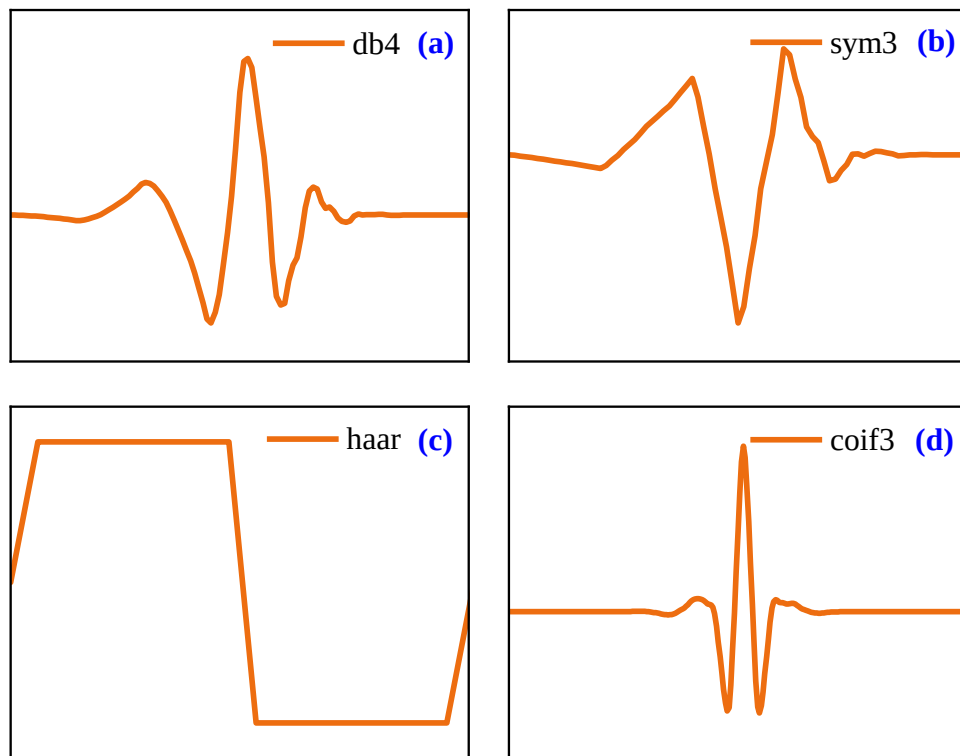


图 5-3 小波基函数：(a) db4；(b) sym3；(c) haar；(d) coif3

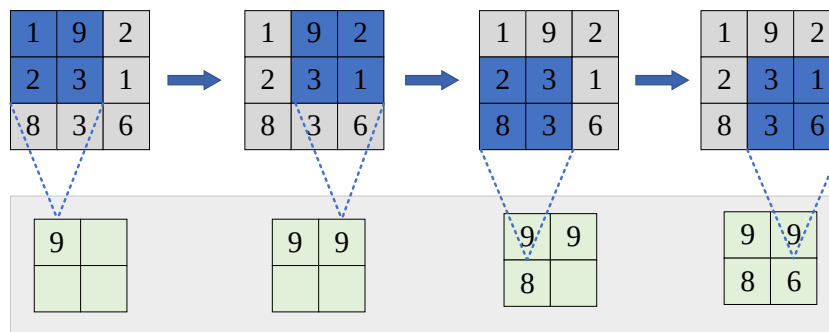


图 5-4 最大池化操作示意图

5.3 建立 TGO 反演模型

5.3.1 反演回归模型建立

多元线性回归是一种统计模型，用于描述特征参数与目标变量之间的线性关系，适用于研究两个或两个以上的变量之间的关系，即多个自变量和一个因变量^[108]。使用多元线性回归模型来描述自变量对因变量的影响程度，并预测未来的因变量值。在本文中，使用多元线性回归来分析 TGO 厚度与太赫兹时域数据小波分解得到的各小波函数的特征向量之间的关系。

具体来说，将小波函数的特征向量作为自变量，TGO 厚度作为因变量，建立多元线性回归模型，获取各小波函数的特征向量和 TGO 厚度的关联程度，并预测未来 TGO 厚度值。通过多尺度分析得到四种不同小波基函数提取的小波特征参数，带入多元线性回归模型，评估不同小波函数对 TGO 厚度预测的效果，并找到最佳的小波基函数。

以下是多元线性回归预测的步骤：

(1) 数据归一化，将数据缩放到[0,1]的范围内。

$$x' = \frac{x - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (5-2)$$

其中， x' 是归一化后的值， x 是原始值， X 是特征参数的向量或者矩阵。

(2) 多元线性回归模型的建立：多元线性回归模型用于建立多个自变量（小波特征参数）与一个因变量（TGO 厚度）之间的线性关系模型。假设有 N 个样本数据，其中第 i 个样本的小波特征参数表示为 $x(i)$ ，对应的 TGO 厚度表示为 $Y(i)$ ，其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (5-3)$$

其中， Y 是 TGO 的厚度， $X_1, X_2, \dots, X_p$ 是小波特征参数， $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 是回归系数， ε 是误差项。

(3) 将特征参数和 TGO 厚度数据表示为矩阵形式。

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (5-4)$$

其中， Y 是 $N \times 1$ 维的厚度矩阵， X 是 $N \times (p+1)$ 维的特征参数矩阵， β 是 $(p+1) \times 1$ 维的回归系数向量。

(4) 多元线性回归模型的拟合，通过最小二乘法，求解出回归系数 β 的估计值 $\hat{\beta}$ 使得残差平方和最小化。

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5-5)$$

ELM 是单隐含层前馈神经网络，由于 ELM 架构比较简单，无法充分学习深层相关信息，故引入深度极限学习机（Deep extreme learning machine, DELM）可实现深度关系的挖掘^[109-110]。

如图 5-5 所示，DELM 是以极限学习机自编码器（Extreme learning machine as autoencoder, ELM-AE）为元组成多层神经网络。AE 是无监督学习算法，通过训练可将输入信息复制到输出数据，实现有效特征信息提取，与传统算法相比，DELM 的每个隐含层的输入权重都使用 ELM-AE 初始化，执行分层无监督训练。设输入层和输出层节点数量为 k ，隐含层节点为 1；当 $k = 1$ ，ELM-AE 实现等维度特征映射；当 $k > 1$ ，实现降维特征映射；当 $k < 1$ ，实现高维特征映射。

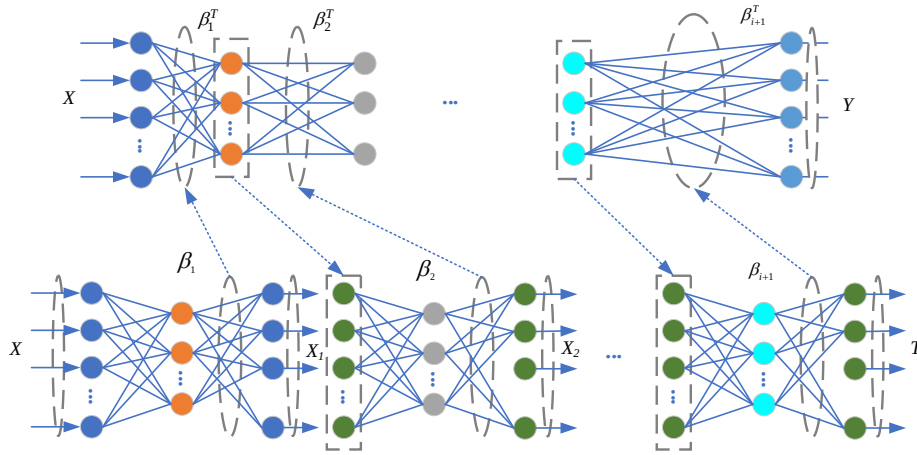


图 5-5 DELM 网络架构图

等维特征映射，隐含层输入权值矩阵 β 表达为：

$$\beta = H^{-1}T \quad (5-6)$$

其中， H 为隐含层输出矩阵， T 为目标输出矩阵。

高维和低维特征映射，隐含层输入权值矩阵 β 可表达为

$$\beta = \left(\frac{E}{\mu} H^T H \right)^{-1} H^T X \quad (5-7)$$

其中， E 为单位矩阵， X 为输入矩阵， μ 为正则化系数。

DELM 可更全面探究数据之间的映射关系, 提高非线性拟合和预测性能, 且 DELM 没有反向微调的过程, 使得网络训练时间有效缩短。在 DELM 训练的过程中, 原始输入样本数据作为第一个 ELMAE 的目标输出矩阵, 将其正交化作为 DELM 第一个隐含层的输入权值矩阵; 其后将 DELM 第一个隐含层的输出作为下一个 ELMAE 的输入矩阵, 以此类推, 逐层训练, 最终得到最后一层的输出权值矩阵, 由此完成 DELM 训练过程。

深度极限学习机是一种快速训练并具有优异性能的深度学习算法, 适合用于大规模数据集的特征提取和回归预测任务。对于 TGO 的厚度预测, 使用小波分析提取到的小波特征参数作为输入层的特征向量, 将 TGO 的厚度作为输出层的因变量。通过 DELM 算法训练模型, 用于预测未知样本的 TGO 厚度。

5.3.2 反演结果及性能评价

热生长氧化层的厚度随着热障涂层服役时长增加而逐渐变厚, 当太赫兹在涂层中传播时受到 TGO 厚度的影响, 导致小波系数的数值发生改变。因此, 通过 CWT 方法对太赫兹时域信号分解和重构, 提取小波矩阵中的参数以表征太赫兹信号变化程度, 从而揭示 TGO 厚度变化与太赫兹信号之间的关系。

具体来说, TGO 厚度对应的每一组太赫兹数据维度为 3700, 共有 30 组数据。以 50 尺度 db4 为小波基函数为例, 太赫兹原数据经过连续小波变换的维度是 50×3700 。每一个时间序列点分 50 个尺度分析得到 50 个系数序列, 代表该尺度下信号的相对强度, 每一列都是 50 个数值, 代表对应尺度下的小波系数。如图 5-6 所示, 提取第 400th、900th、1300th、1700th、2100th、2500th、2900th、3300th 和 3700th 时间序列的 50 尺度分析的数据, 代表在对应的时间点上的不同尺度下的小波系数, 即在对应时间点下的能量分布。

由此可见, 经过 CWT 处理后的太赫兹时域数据小波系数在不同尺度下具有复杂的变化和冗余的特性, 不便于提取与 TGO 厚度相关的特征信息和后续分析, 所以为提取出信号关键特征并减少冗余信息, 将最大池化应用于小波系数矩阵。

需对小波系数进一步处理, 才能提取出与信号特征相关的最显著信息。因此对小波系数矩阵使用最大池化技术, 即从每个小波尺度上选取最大的小波系数作为该尺度下的特征值, 将多尺度分析的结果转化为一个具有固定长度的特征向量表示, 将复杂信号特征转换成简单数据。

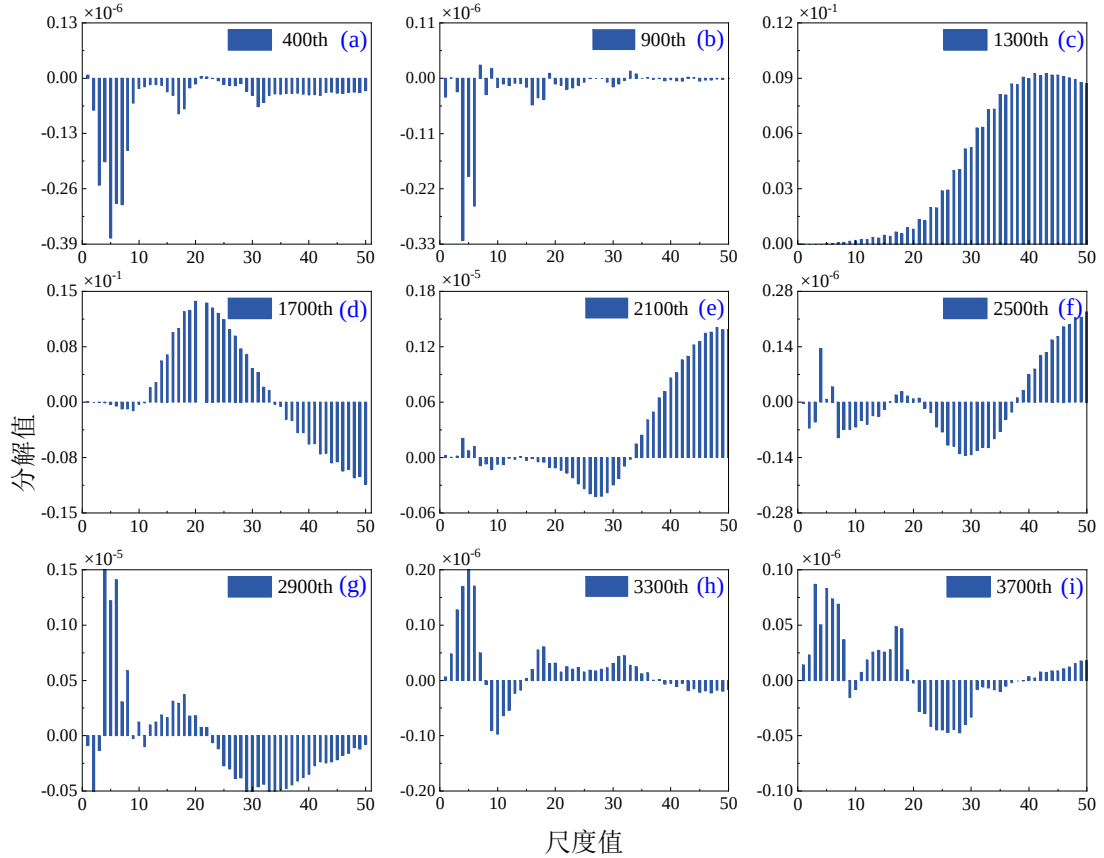


图 5-6 每个时间序列点 50 尺度分解：(a) 第 400 列；(b) 第 900 列；(c) 第 1300 列；(d) 第 1700 列；(e) 第 2100 列；(f) 第 2500 列；(g) 第 2900 列；(h) 第 3300 列；(i) 第 3700 列

如图 5-7 所示，显而易见通过最大池化操作可进一步减少小波系数的复杂性和冗余性，使其呈现出更有规律的特征曲线。其中四种小波基函数对应的特征曲线的极值点分别为，第 33 个尺度，第 32 个尺度，第 38 个尺度，第 34 个尺度。到达极值点后，呈现下降趋势。

特征曲线呈现出先增大再减小的规律，由于小波变换分解时所用的滤波器组合在不同的尺度下对信号进行不同程度的平滑和细节提取。较小尺度下的小波系数主要反映信号的细节信息，而较大尺度下则更多地反映信号的整体特征。

在开始阶段，随着尺度的增加，特征参数的值逐渐增加，由此可见小尺度情况下能更精准地捕捉太赫兹信号中的高频细节和局部变化，这些变化与 TGO 厚度之间存在一定的相关性。然而，随着尺度继续增加，特征参数的值逐渐增加直至到峰值并逐渐下降，在较大的尺度下特征参数逐渐减小，原因是较大尺度能捕捉太赫兹信号中的低频整体特征，与 TGO 厚度之间的相关性较弱。

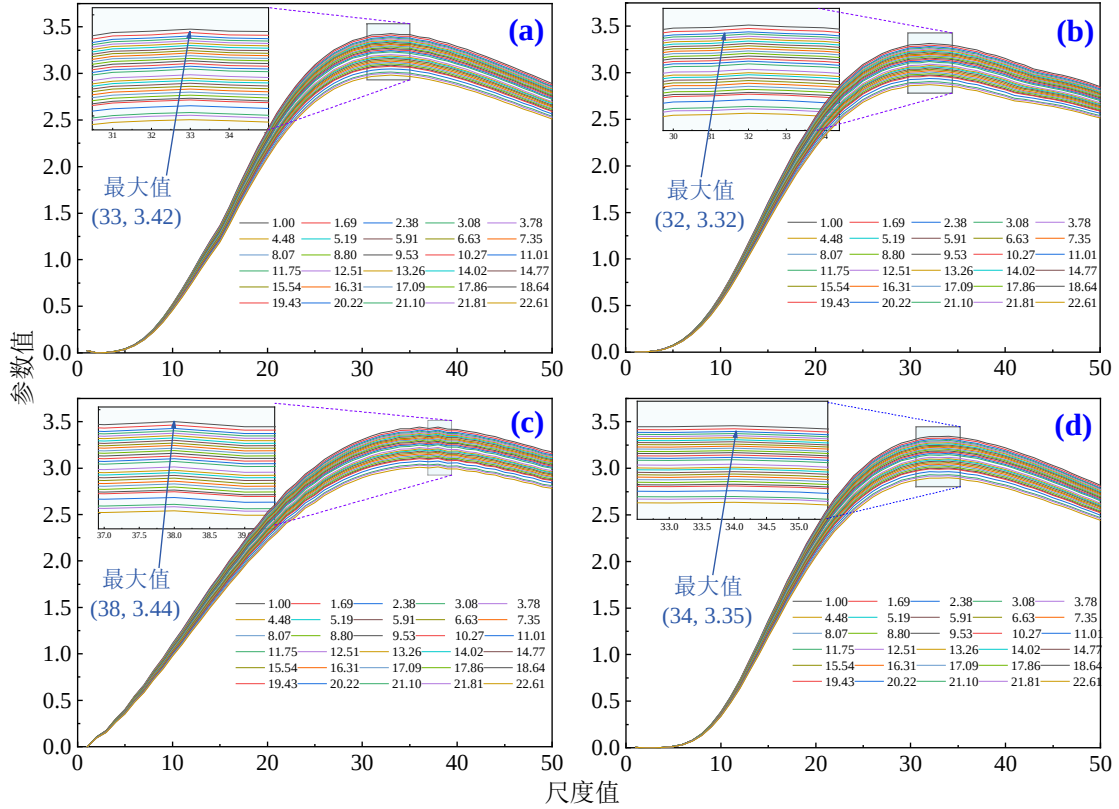


图 5-7 最大池处理的多尺度特征：(a) db4；(b) sym3；(c) haar；(d) coif3

为进一步验证多尺度分析提取的特征参数对 TGO 厚度的精确表征能力，选择多元线性回归和机器学习回归作为进一步的预测方法。利用多尺度分析得到的特征参数与 TGO 厚度之间的关系进行建模和预测，可进一步有效评估和比较不同小波基函数的多尺度分析数据在预测 TGO 厚度的精度。

使用基于四种小波函数的多尺度分析的特征参数作为自变量，通过拟合多元线性回归模型和机器学习回归模型来预测 TGO 厚度，通过分析和比较指标 MAE、RMSE、MAPE 和 R^2 ，对多尺度分析的性能进行评估。

对于多元线性回归而言，首先考虑到回归设计的矩阵是否秩亏，基于对小波系数的分析，选择峰值左右的尺度数据作为具有代表性的特征。因为峰值左右的尺度往往包含与 TGO 厚度变化最显著的相关信息，对于预测 TGO 厚度具有较大的贡献，通过选择部分尺度作为自变量，降低维度的同时确保回归设计矩阵的非奇异性，避免秩亏的问题。

具体而言，选择 30 组厚度的部分尺度，即第 21 至 40 个尺度作为多元回归的自变量，以确保设计矩阵的非奇异性。

图 5-8 所示分别为四种小波基函数的多元线性回归预测结果，可见 haar 小波的预测值和测试值符合度最高。表 5-2 所示为不同评估指标结果，haar, coif3, sym3, db4 的 R^2 分别是 0.9763, 0.9093, 0.8944, 0.7507。

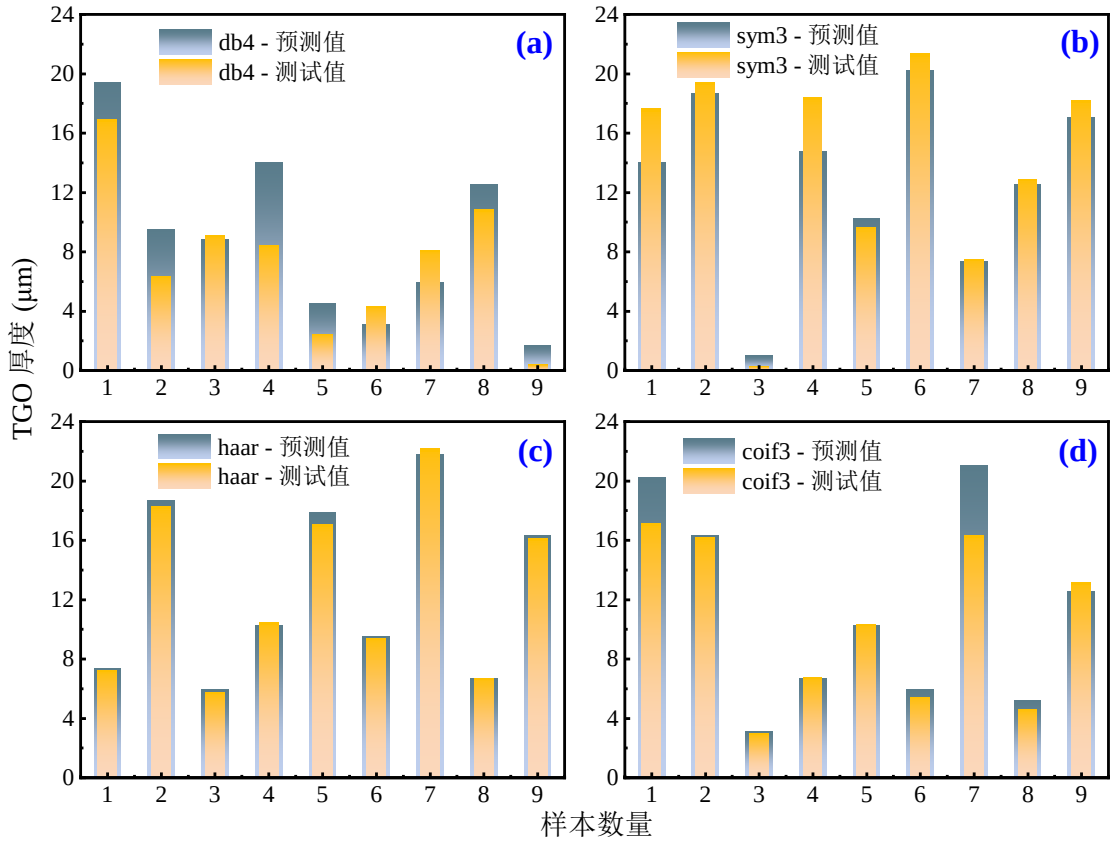


图 5-8 多元线性回归预测结果：(a) db4；(b) sym3；(c) haar；(d) coif3

表 5-2 多元线性回归评价指标

小波	MAE	RMSE	MAPE/%	R^2
db4	2.2250	2.7078	26.59	0.7507
sym3	1.3483	1.8391	36.65	0.8944
haar	0.2711	0.3408	2.10	0.9763
coif3	1.1027	1.8790	9.03	0.9093

图 5-9 所示为四种小波基函数进行多尺度分析后的特征参数进行多元线性回归的预测绝对误差对比图。显而易见当 haar 小波作为小波基函数时的绝对误差最小，紧接依次是 coif3 小波基函数和 sym3 小波基函数的误差相对较小，而 db4 小波基函数时是绝对误差最大。

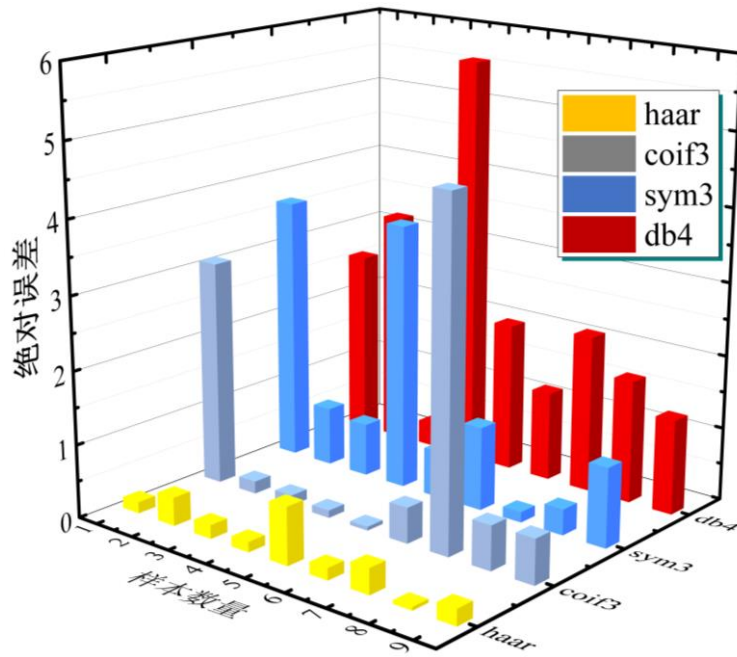


图 5-9 多元线性回归预测的绝对误差对比

以上结果进一步验证多尺度分析提取的小波特征参数作为线性回归预测的自变量的有效性，确实能准确反演 TGO 厚度，并且不同小波基函数的性能差异也得到验证。此外，在选择小波基函数时，haar 的回归预测精度最高，说明其具有更好的特征提取能力，在应用过程中可优先考虑。

然而，多元线性回归模型是一种线性假设的预测方法，其预测能力可能受到模型假设的限制。除了评估指标，模型的鲁棒性、泛化能力和稳定性也是需要考虑的因素。此外，样本的数量和质量也是影响模型预测能力的重要因素，因此需要确保样本的充分性和代表性。

以上结果表明，选择特定范围的尺度数据可以有效地预测 TGO 厚度。然而，为进一步验证全尺度数据的有效性，进行了另一组试验，将完整的 50 个尺度作为深度极限学习机的输入进行预测。

图 5-10 所示分别为四种小波基函数的机器学习回归预测结果，由于 DELM 模型可深入挖掘变量之间的映射关系，当使用以上四种函数多尺度分析的数据进行机器学习回归的预测效果均比多元线性回归预测效果更佳。试验结果表面，即使使用全尺度数据作为输入，haar 小波基函数仍然在预测精度上超越了其他小波基函数。因为 haar 小波基函数具有较好的时域局部化特性，能够更准确地捕捉 TGO 厚度变化的细微特征。纵观全尺度数据，意味着每个尺度都包含了对

TGO 厚度的一定程度敏感的信息，同时 haar 小波基函数能够更好地提取和表示这些相关特征信息。

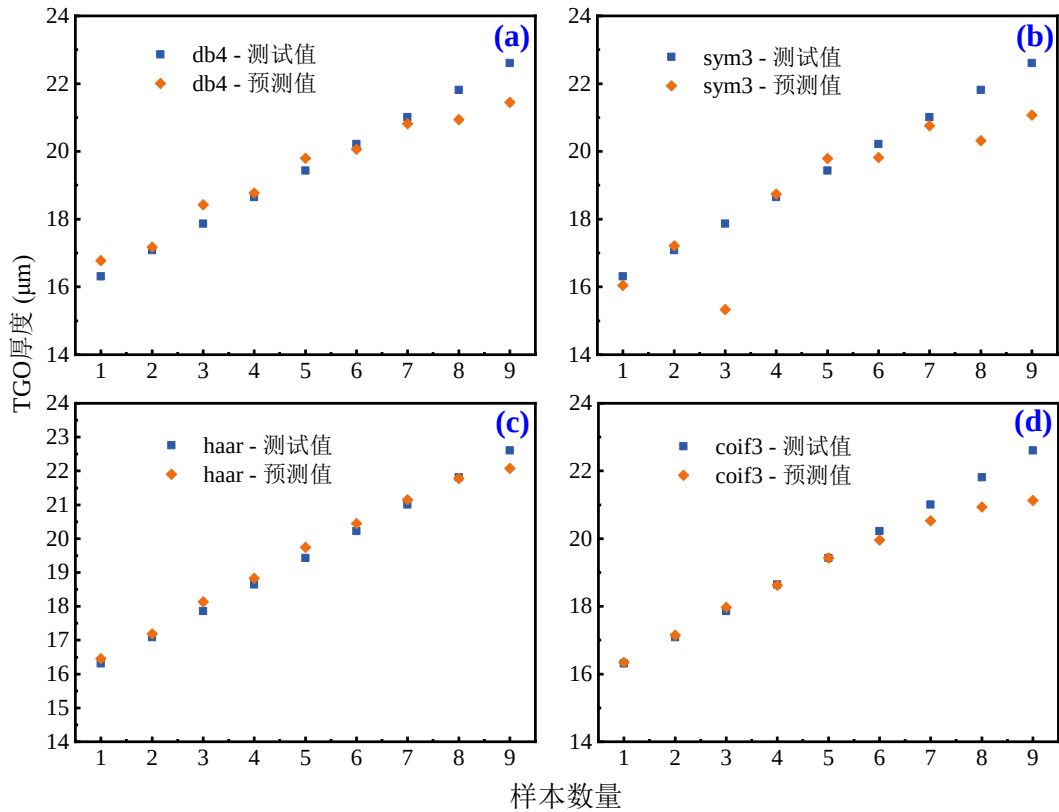


图 5-10 机器学习回归预测结果：(a) db4；(b) sym3；(c) haar；(d) coif3

如表 5-3 所示，用四种指标评估深度极限学习机的预测性能，同时也是评估全尺度数据对 TGO 厚度反演的效果。haar, coif3, db4, sym3 的 R^2 分别是 0.9840, 0.9121, 0.9027, 0.7921。如图 5-11 所示，四种小波基函数进行多尺度分析后的特征参数进行机器学习回归的预测绝对误差对比图。可见 haar 小波的绝对误差是最小的，依次是 coif3 小波，db4 小波，sym3 小波的绝对误差最大，但总体来说预测精度都很高，绝对误差控制在 2.5 以内。

表 5-3 机器学习回归评价指标

小波	MAE	RMSE	MAPE/%	R^2
db4	0.4454	0.5650	2.25	0.9027
sym3	0.7859	1.1275	4.35	0.7921
haar	0.2146	0.2573	1.09	0.9840
coif3	0.3689	0.6025	1.79	0.9121

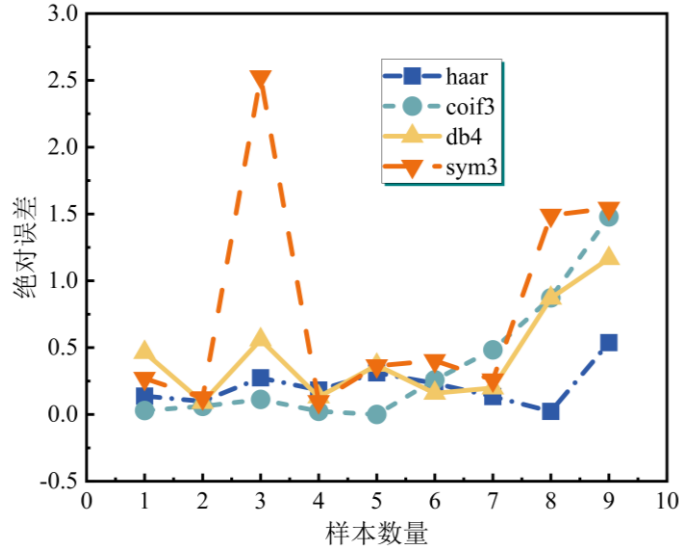


图 5-11 机器学习回归预测的绝对误差对比: (a) db4; (b) sym3; (c) haar; (d) coif3

通过以上研究，使用多尺度分析，采用连续小波变换提取太赫兹时域数据中的小波系数，并进行最大池化，并将其用于反演 TGO 厚度。进一步应用多元线性回归和机器学习回归模型，以 TGO 厚度作为因变量，小波特征参数作为自变量，进行 TGO 厚度的预测。结果表明，小波特征参数能够有效地表征 TGO 厚度的变化，并且预测精度极高。特别是 haar 小波基函数，不论是多元线性回归还是机器学习回归模型，都展现出最佳的预测精度。这表明 haar 小波基函数在多尺度分析中具有出色的性能，可作为最佳的基函数选择。

以上结果对太赫兹时域数据的应用具有重要意义，通过多尺度分析提取的小波特征参数，可对 TGO 厚度进行准确的预测，为热障涂层 TGO 的检测和表征提供一种有效的方法。此外，通过比较多元线性回归和机器学习回归模型，证明机器学习方法在 TGO 厚度预测中的优势，进而拓展多尺度分析的应用领域。

5.3 本章小结

本章聚焦于利用太赫兹时域光谱结合多尺度分析方法对热障涂层中热生长氧化物厚度进行评估。通过有限差分时间域模拟获得不同 TGO 厚度下的 THz-TDS 数据。随后采用基于连续小波变换的多尺度分析技术，结合四种小波基函数提取特征参数，通过最大池化操作，从代表性的小波系数中提取表征 TGO 厚度的信息。采用多元线性回归和机器学习回归模型，利用小波特征参数预测和评估

TGO 厚度。结果表明,通过 CWT 和最大池化获得的小波特征参数在多尺度分析中呈现出明显的趋势,即 TGO 厚度的可视化表示首先增加然后逐渐减少,特征参数随厚度和尺度的变化而显著变化,有效反演 TGO 厚度。在此基础上进行多元线性回归和机器学习回归预测,部分尺度数据用于多元线性回归,而全尺度数据用于机器学习回归。两种方法均表现出较高的预测精度。特别是 haar 小波基函数展现出卓越的预测性能,回归系数分别为 0.9763 和 0.9840,进一步证实多尺度分析的有效性。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

热障涂层作为航空发动机叶片的关键保护层，在严苛服役环境下发挥着重要作用。然而，其微结构的变化导致性能下降和寿命减少，因此对其进行准确评价显得尤为重要。在本研究中，通过太赫兹时域光谱技术对热障涂层进行深入的无损评价研究，涉及涂层厚度测量、孔隙率表征和 TGO 厚度反演。通过对太赫兹波在热障涂层中的传播特性进行模拟和实验，围绕热障涂层微结构变化进行太赫兹评价和表征。

以下是研究的主要总结：

(1) 提出混合机器学习的太赫兹无损检测技术来测量热障涂层厚度，即一种基于 PCA-WOA-Elman 模型的组合式预测方法。采用时域有限差分法模拟太赫兹时域数据，通过叠加噪声使数据符合实际测试。为提高训练速度，利用主成分分析对原始数据进行降维处理，并输入到模型中计算。结果表明鲸鱼算法优化后的模型的预测误差小，精度显著高于 ELM、BP 和传统 Elman 模型，在热障涂层厚度测量中表现出优异的性能，该模型能够以较高的精度测量不同厚度。

(2) 基于多源数据驱动和太赫兹多特征融合方法，提出一种用于热障涂层孔隙率无损表征和预测方法。对太赫兹在孔隙中传播进行仿真计算，并设计试验验证。提取多个太赫兹特征参数，采取相关性、显著性分析，进行多特征参数融合以无损表征孔隙率变化。结果表明太赫兹多特征融合方法可全面表征热障涂层的孔隙率，有效地揭示热障涂层内部的孔隙变化特征，利用 DBO-RF 模型对孔隙率进行预测，通过交叉验证和分析误差评估指标结果，验证模型在孔隙率预测中的优越性能。

(3) 由 FDTD 获取不同热障涂层 TGO 厚度的太赫兹时域光谱，应用多尺度分析技术对太赫兹时域数据进行特征提取、连续小波变换，并应用最大池化提取小波系数的特征参数。通过对特征参数与 TGO 厚度之间的可视化表征，存在明显规律，随着 TGO 厚度的增加，特征参数的无量纲值逐渐减小，随着尺度的增大，特征参数的曲线具有明显峰值。进一步的运用多元线性回归和机器学习

习回归两种方法皆可完成反演，证明多尺度数据与厚度对应关系强，具有较强鲁棒性。结果表明两种模型都可有效预测，且 haar 小波的回归系数分别达到 0.9763 和 0.9840，展现出最佳预测精度。进一步证明太赫兹的多尺度分析在 TGO 厚度反演中的有效性。

6.2 展望

本研究运用太赫兹技术结合机器学习算法，通过建立仿真模型和试验探究，为航空发动机叶片热障涂层的厚度、孔隙率和 TGO 厚度无损评估提供全新的视角和方法。将为热障涂层设计、性能优化和实际应用提供重要的理论和实验支持，但在实际应用中可能存在不足之处。在未来的研究中将重点关注以下几个方面，以进一步提升热障涂层无损检测的精度和实用性：

(1) 热障涂层的性能不仅取决于其本身的基础参数，还受到粘结层特性的影响。因此未来将致力于开发更为精准的评估模型，综合考虑粘结层的物化性质，如热膨胀系数、热导率和化学稳定性等。通过这种方式可更准确地评估涂层系统的整体性能，为涂层设计和材料选择提供更为科学的依据。

(2) 为提高评估模型的准确性和适应性，未来的工作将集中在算法的优化和泛化上。包括采用更先进的机器学习算法，如深度学习、强化学习等，以及探索新的优化算法，以提高模型在不同类型热障涂层和不同工作条件下的预测能力。同时，通过大规模数据集的训练和验证，增强模型的泛化性，确保其在实际应用中的可靠性和有效性。

(3) 考虑到航空发动机在实际运行中会面临多种复杂的环境因素，如温度、压力和机械应力等，未来的研究将致力于开发多场耦合下的太赫兹动态监测技术。将涉及实时监测涂层在多场作用下的变化，评估其对涂层寿命的影响，深度解析热障涂层的长期服役行为和退化机制，为发动机的维护和寿命预测提供更为精确的数据支持。

参考文献

- [1] Padture N P, Gell M, Jordan E H. Thermal barrier coatings for gas-turbine engine applications[J]. Science, 2002, 296(5566): 280-284.
- [2] Nicholls J R. Advances in coating design for high-performance gas turbines[J]. MRS Bulletin, 2003, 28(9): 659-670.
- [3] 郭洪波, 宫声凯, 徐惠彬. 先进航空发动机热障涂层技术研究进展[J]. 中国材料进展, 2009, 28(Z2): 18-26.
- [4] 华佳捷, 张丽鹏, 刘紫微, 等. 热障涂层失效机理研究进展[J]. 无机材料学报, 2012, 27(7): 680-686.
- [5] 朱晨, 于建海, 郭亚飞, 等. 航空发动机热障涂层存在的问题及其发展方向[J]. 表面技术, 2016, 45(01): 13-19.
- [6] Liu Q, Huang S, He A. Composite ceramics thermal barrier coatings of yttria stabilized zirconia for aero-engines[J]. Journal of Materials Science and Technology, 2019, 35(12): 2814-2823.
- [7] 刘嘉航, 吕哲, 周艳文, 等. 热障涂层先进陶瓷材料研究进展[J]. 表面技术, 2022, 51(7): 42-52.
- [8] Huang J B, Wang W Z, Li Y J, et al. Novel-structured plasma-sprayed thermal barrier coatings with low thermal conductivity, high sintering resistance and high durability[J]. Ceramics International, 2020, 47(4): 5156-5167.
- [9] Mehboob G, Liu M J, Xu T, et al. A review on failure mechanism of thermal barrier coatings and strategies to extend their lifetime[J]. Ceramics International, 2020, 46(7): 8497-8521.
- [10] 周益春, 刘奇星, 杨丽, 等. 热障涂层的破坏机理与寿命预测[J]. 固体力学学报, 2010, 31(5): 504-531.
- [11] Amirhossein P, Fariborz S, Amirhossein E, et al. Failure mechanisms and structure tailoring of YSZ and new candidates for thermal barrier coatings: A

- p>systematic review[J].
- Materials and Design*
- , 2022, 222: 111044.
- [12] Wang K, Peng H, Guo H B, et al. Effect of sintering on thermal conductivity and thermal barrier effects of thermal barrier coatings[J]. *Chinese Journal of Aeronaut*, 2012, 25(5): 811-816.
- [13] 徐惠彬, 宫声凯, 陈立强, 等. 热、力耦合作用下热障涂层的失效机制[J]. *北京航空航天大学学报*, 2004, 30(10): 919-923.
- [14] 王卫泽, 方焕杰, 黄继波. 防 CMAS 腐蚀热障涂层开裂的研究现状[J]. *表面技术*, 2018, 47(8): 23-29.
- [15] Xu G, Yang L, Zhou Y. Investigating the interface cracking mechanism of CMAS-corroded thermal barrier coatings based on the cohesive zone model[J]. *Corrosion Science*, 2022, 204: 110337.
- [16] Yang S J, Yan X D, Guo H B. Failure mechanism and protection strategy of thermal barrier coatings under CMAS attack[J]. *Acta Aeronauticaet Astronautica Sinica*, 2022, 43(10): 527613.
- [17] Pushpak B, Avinava R, Soumyadeep S, et al. Service life assessment of yttria stabilized zirconia (YSZ) based thermal barrier coating through wear behaviour[J]. *Heliyon*, 2023, 9(5): e16107.
- [18] Hu T T, Shen S P. Effects of TGO roughness on indentation response of thermal barrier coatings[J]. *CMC-Computers Materials and Continua*, 2010, 17(1): 41-57.
- [19] Lee D H, Lee K S, Kim T W, et al. Hertzian stress analysis and characterization of thermal barrier coatings containing unidirectional vertical cracks[J]. *Ceramics International*, 2019, 45(17): 21348-21358.
- [20] Zhu W, Zhang Z B, Yang L, et al. Spallation of thermal barrier coatings with real thermally grown oxide morphology under thermal stress[J]. *Materials and Design*, 2018, 146: 180-193.
- [21] An G S, Li W S, Feng L, et al. Isothermal oxidation and TGO growth behaviors of YAG/YSZ double-ceramic-layer thermal barrier coatings[J]. *Ceramics International*, 2021, 47(17): 24320-24330.

- [22] Torkashvand K, Poursaeidi E, Mohammadi M. Effect of TGO thickness on the thermal barrier coatings life under thermal shock and thermal cycle loading[J]. *Ceramics International*, 2018, 44(8): 9283-9293.
- [23] 王铁军, 范学领, 孙永乐, 等. 重型燃气轮机高温透平叶片热障涂层系统中的应力和裂纹问题研究进展[J]. *固体力学学报*, 2016, 37(6): 477-517.
- [24] Jung S H, Jeon S H, Hyun L J, et al. Effects of composition, structure design, and coating thickness of thermal barrier coatings on thermal barrier performance[J]. *Journal of the Korean Ceramic Society*, 2016, 53(6): 689-699.
- [25] 王梦云. 基于太赫兹技术的热障涂层厚度测量方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- [26] 郑德栋. 热障涂层厚度太赫兹无损检测技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- [27] 叶东东, 王卫泽. 热障涂层太赫兹无损检测技术研究进展[J]. *表面技术*, 2020, 49(10): 126-137+197.
- [28] Bakan E, Mack D E, Mauer G, et al. Porosity–property relationships of plasma-sprayed $\text{Gd}_2\text{Zr}_2\text{O}_7/\text{YSZ}$ thermal barrier coatings[J]. *Journal of the American Ceramic Society*, 2015, 98(8): 2647-2654.
- [29] Yang Y E, He C F, Wu, B. Nondestructive microwave evaluation of plasma sprayed TBCs porosity[J]. *NDT and E International*, 2013, 59: 34-39.
- [30] Curry N, Leitner M, Körner K. High-porosity thermal barrier coatings from high-power plasma spray equipment-processing, performance and economics[J]. *Coatings*, 2020, 10(10): 957.
- [31] Huang H, Liu C, Ni L Y, et al. Evaluation of TGO growth in thermal barrier coatings using impedance spectroscopy[J]. *Rare Metals*, 2011, 30: 643-646.
- [32] Li B, Fan X L, Zhou K, et al. Effect of oxide growth on the stress development in double-ceramic-layer thermal barrier coatings[J]. *Ceramics International*, 2017, 43(17): 14763-14774.
- [33] Fukuchi T, Ozeki T, Okada M, et al. Nondestructive inspection of thermal barrier

- p>coating of gas turbine high temperature components[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2016, 11(4): 391-400.
- [34] 张巍. 氧化锆基陶瓷热障涂层的研究进展[J]. 航空工程进展, 2018, 9(4): 464-482.
- [35] Bargraser C, Mohan P, Lee K, et al. Life approximation of thermal barrier coatings via quantitative microstructural analysis[J]. Materials Science and Engineering A, 2012, 549: 76-81.
- [36] Mahade S, Curry N, Björklund S, et al. Failure analysis of $Gd_2Zr_2O_7/YSZ$ multi-layered thermal barrier coatings subjected to thermal cyclic fatigue[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2016, 689: 1011-1019.
- [37] Ren X. Research on main defects and prevention measures of metal material welding based on ultrasonic nondestructive testing technology[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2321: 012023.
- [38] Ma Z Y, Zhao Y, Luo Z B, et al. Ultrasonic characterization of thermally grown oxide in thermal barrier coating by reflection coefficient amplitude spectrum[J]. Ultrasonics, 2014, 54(4): 1005-1009.
- [39] Ma Z Y, Zhang W, Luo Z B, et al. Ultrasonic characterization of thermal barrier coatings porosity through BP neural network optimizing gaussian process regression algorithm[J]. Ultrasonics, 2020, 100: 105981.
- [40] Ma Z Y, Sun L M, Chen Y J, et al. Ultrasonic prediction of thermal barrier coating porosity through multiscale-characteristic-based gaussian process regression algorithm[J]. Applied Acoustics, 2022, 195: 108831.
- [41] Chen B Y, Li W B, Qing X L. Damage detection of thermal barrier coating by ultrasonic guided wave[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 493(1): 012063.
- [42] Zhu W Y, Liu Z W, Jiao D C, et al. Eddy current thermography with adaptive carrier algorithm for nondestructive testing of debonding defects in thermal barrier coatings[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2018, 37(2): 1-12.
- [43] Li Y, Chen Z M, Mao Y, et al. Quantitative evaluation of thermal barrier coating

- p based on eddy current technique[J].
- NDT and E International*
- , 2012, 50: 29-35.
- [44] Bu C W, Zhao B, Liu T, et al. Infrared thermal imaging detection of debonding defects in carbon fiber reinforced polymer based on pulsed thermal wave excitation[J]. *Thermal Science*, 2020, 24(6): 3887-3892.
- [45] Liu Y L, Zhao G L, Du Y Z, et al. Thermal barrier coating debonding defects detection based on infrared thermal wave testing technology under linear frequency modulation heat excitation[J]. *Thermal Science*, 2019, 23(3): 1607-1613.
- [46] Yang Y E, He C F, Wu B. Nondestructive microwave evaluation of plasma sprayed TBCs porosity[J]. *NDT and E International*, 2013, 59: 34-39.
- [47] Akbar M F, Jawad G N, Duff C I, et al. Porosity evaluation of in-service thermal barrier coated turbine blades using a microwave nondestructive technique[J]. *NDT and E International*. 2018, 93, 64-77.
- [48] Queralt I, Ibañez J, Marguá E, et al. Thickness measurement of semiconductor thin films by energy dispersive X-ray fluorescence benchtop instrumentation: Application to GaN epilayers grown by molecular beam epitaxy[J]. *Spectrochimica Acta. Part B: Atomic Spectroscopy*, 2010, 65: 583-586.
- [49] Zhu W, Cai X N, Yang L, et al. The evolution of pores in thermal barrier coatings under volcanic ash corrosion using X-ray computed tomography[J]. *Surface and Coatings Technology*, 2018, 357: 372-378.
- [50] Ye D D, Wang W Z, Huang J B, et al. Nondestructive interface morphology characterization of thermal barrier coatings using terahertz time-domain spectroscopy[J]. *Coatings*, 2019, 9(2): 89.
- [51] Ye D D, Wang W Z, Zhou H T, et al. Characterization of thermal barrier coatings microstructural features using terahertz spectroscopy[J]. *Surface and Coatings Technology*, 2020, 394: 125836.
- [52] Hakobyan D, Hamdi M, Redon O, et al. Nondestructive evaluation of ceramic porosity using terahertz time-domain spectroscopy[J]. *Journal of the European Ceramics Society*, 2022, 42(2): 525-533.
- [53] Fukuchi T, Fuse N, Okada T, et al. Topcoat thickness measurement of thermal

- p>barrier coating of gas turbine blade using terahertz wave[J]. Electrical Engineering in Japan, 2014, 189(1): 1-8.
- [54] Cao B H, Zheng D D, Fan M B, et al. Efficient and reliable thickness measurement method for multilayer coatings based on terahertz time-domain spectroscopy technology[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(1): 127-137.
- [55] Zhang D D, Ren J J, Gu J, et al. Nondestructive testing of bonding defects in multilayered ceramic matrix composites using THz time-domain spectroscopy and imaging[J]. Composite Structures, 2020, 251: 112624.
- [56] Ye D D, Wang W Z, Yin C 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.
- [57] Sun F S, Cao B H, Fan M B, et al. Physics-based deep learning framework for terahertz thickness measurement of thermal barrier coatings[J]. SSRN Electronic journal, 2023, 4373227.
- [58] Luo M T, Zhong S 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.
- [59] Ye D D, Wang W Z, Xu Z, et al. Prediction of thermal barrier coatings microstructural features based on support vector machine optimized by cuckoo search algorithm[J]. Coatings, 2020, 10(7): 704.
- [60] Xu Z, 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): 805.
- [61] Zhang H Z, He M X, Shi L L, et al. Terahertz thickness measurement based on stochastic optimization algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(10): 3066-3070.
- [62] Zhong S C. Progress in terahertz nondestructive testing: A review[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2019, 14(3): 273-281.
- [63] Zhai M, Mohamed, E T A, Locquet A, et al. Diagnosis of injection-molded weld

- p>lines in ABS thermoplastic by polarized terahertz reflective imaging[J]. NDT and E International, 2021, 122: 102497.
- [64] Fukuchi T, Fuse N, Fujii T, et al. Measurement of topcoat thickness of thermal barrier coating for gas turbines using terahertz waves[J]. Electrical Engineering Japan, 2013, 183(4): 1-9.
- [65] 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.
- [66] Dong J L. Terahertz imaging for nondestructive evaluation and material characterization[D]. Atlanta: Georgia Institute of Technology, 2017.
- [67] 姚建铨. 太赫兹技术及其应用[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2010, 22(6): 703-707.
- [68] 曹丙花, 李素珍, 蔡恩泽, 等. 太赫兹成像技术的进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(09): 2686-2695.
- [69] 曹恩达, 于勇, 宋长波, 等. 太赫兹光谱探测技术发展现状与趋势[J]. 遥测遥控, 2020, 41(3): 1-10.
- [70] Jepsen P U, Jacobsen R H, Keiding S R. Generation and detection of terahertz pulses from biased semiconductor antennas[J]. Journal of the Optical Society of America B, 1996, 13(11): 2424-2436.
- [71] Chen Q, Zhang X C. Polarization modulation in optoelectronic generation and detection of terahertz beams[J]. Applied Physics Letters, 1999, 74(23): 3435-3437.
- [72] Kim M, Park S, Jung H K. An advanced numerical technique for a quasi-static electromagnetic field simulation based on the finite-difference time-domain method[J]. Journal of Computational Physics, 2018, 373: 917-923.
- [73] Makarov P, Ustyugov V, Kotov L, et al. Simulation of electromagnetic wave propagation in magnetic randomly inhomogeneous magnetic media[J]. IEEE Magnetics Letters, 2022, 13: 2101305.
- [74] Chun S T, Choe J Y. A higher order FDTD method in Integral formulation[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005, 53(7): 2237-2246.

-
- [75] Béranger J P. On the Huygens absorbing boundary conditions for electromagnetics[J]. Journal of Computational Physics, 2007, 226(1): 354-378.
 - [76] Zhang Y X, Feng N X, Wang L X, et al. An FDTD method for fully anisotropic periodic structures impinged by obliquely incident plane waves[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2020, 68(1): 366-376.
 - [77] 徐珂. 基于 FDTD 算法的时变等离子体及分层媒质的研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
 - [78] 严子杨. 太赫兹成像理论及时域有限差分法在其中的应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.
 - [79] Zou S W, Zhang T Y. Spatiotemporal shaping of terahertz pulses using conductive apertures of finite thickness[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2013, 25(5): 1325-1331.
 - [80] Liang F, Lin H, Wang G F. An unconditionally stable wave equation PML algorithm for truncating FDTD simulation[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2009, 51(4): 1028-1032.
 - [81] Rylander T, Jin J M. Perfectly matched layer for the time domain finite element method[J]. Journal of Computational Physics, 2004, 200(1): 238-250.
 - [82] 孙凤山, 范孟豹, 曹丙花, 等. 基于时频关键信息融合的热障涂层太赫兹准确测厚方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(14): 10-22.
 - [83] 何普, 赵纪元, 颜江涛. 基于太赫兹波强度关系的热障涂层厚度测量方法[J]. 中国测试, 2023, 49(10): 1-6.
 - [84] 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.
 - [85] Pouyani M F, Vali M, Ghasemi M A. Lung sound signal denoising using discrete wavelet transform and artificial neural network[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 72: 103329.
 - [86] Burnett A D, Fan W H, Upadhyaya P C, et al. Broadband terahertz time-domain spectroscopy of drugs-of-abuse and the use of principal component analysis[J]. The Analyst, 2009, 134(8): 1658-1668.

-
- [87] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
 - [88] Brodzicki A, Piekarski M, Jaworek-Korjakowska J. The whale optimization algorithm approach for deep neural networks[J]. *Sensors*, 2021, 21(23): 8003.
 - [89] An Y, Sun X D, Ren B Y, et al. A data-driven method for IGBT open-circuit fault diagnosis for the modular multilevel converter based on a modified Elman neural network[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 80-88.
 - [90] 纪广月. 基于因子分析和 WOA-Elman 的肇庆 API 预测研究[J]. *数学的实践与认识*, 2021, 51(11): 265-276.
 - [91] Bandla A, Hager N, Tofighi M R. Ultra-broadband material spectroscopy from scattering parameters obtained from time domain measurements[J]. *Journal of the Franklin Institute-engineering and Applied Mathematics*, 2016, 354(18): 8747-8757.
 - [92] Fan Y Y, Zhang Y, Guo B S, et al. A hybrid sparrow search algorithm of the hyperparameter optimization in deep learning[J]. *Mathematics*, 2022, 10(16): 3019.
 - [93] Zhang N, Ding S F. Unsupervised and semi-supervised extreme learning machine with wavelet kernel for high dimensional data[J]. *Memetic Computing*, 2017, 9(2): 129-139.
 - [94] Jia Y, Su Y J, Zhang R, et al. Optimization of an extreme learning machine model with the sparrow search algorithm to estimate spring maize evapotranspiration with film mulching in the semiarid regions of China[J]. *Computers and Electronics Agriculture*, 2022, 201: 107298.
 - [95] Yin X X, Zhang Y, Cao J, et al. Exploring the complementarity of THz pulse imaging and DCE-MRIs: Toward a unified multi-channel classification and a deep learning framework[J]. *Computer Methods and Programs Biomedicine*, 2016, 137: 87-114.
 - [96] Liu P X, Shi W, Xu D G, et al. High-power high-brightness terahertz source based on nonlinear optical crystal fiber[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2016, 22(2): 360-364.
 - [97] Lei T, Yang S Y, Tobin B, et al. A measurement framework using THz time-

- domain sensing for wood quality assessment across tree ring samples[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107437.
- [98] Liu H B, Chen Y Q, Bastiaans G, et al. Detection and identification of explosive RDX by THz diffuse reflection spectroscopy[J]. Optics Express, 2006, 14(1): 415-423.
- [99] Maji P, Mandal A. Multimodal omics data integration using max relevance-max significance criterion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(8): 1841-1851.
- [100] Xue J K, Shen B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. Journal of Supercomputing, 2022, 79(7): 7305-7336.
- [101] Schonlau M, Zou R Y. The random forest algorithm for statistical learning[J]. Stata Journal, 2020, 20(1): 3-29.
- [102] Little M A, Varoquaux G, Saeb S, et al. Using and understanding cross-validation strategies Perspectives on Saeb et al[J]. GigaScience, 2017, 6(5): 1-6.
- [103] Zhang R, He Y Z, Liu K, et al. Composite multiscale entropy analysis of reflective terahertz signals for biological tissues[J]. Optics Express, 2017, 25(20): 23669-23676.
- [104] Yin Y, Shang P J. Detection of multiscale properties of financial market dynamics based on an entropic segmentation method[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 83(3): 1743-1756.
- [105] Zhang Z, Gao J, Yang M S, et al. Microfluidic integrated metamaterials for active terahertz photonics[J]. Photonics Research, 2019, 7(12): 1400-1406.
- [106] Kozhanova E, Danilov S, Belyaev V. Methods of recognition based on wavelet transform for analysis of characteristics of spherical quantum dot[J]. Engineering Proceedings, 2023, 33(1): 35.
- [107] Zheng Y C, Iwana B K, Uchida S. Mining the displacement of max-pooling for text recognition[J]. Pattern Recognition, 2019, 93: 558-569.
- [108] Mehmet K. A study over the general formula of regression sum of squares in multiple linear regression[J]. Numerical Methods for Partial Differential Equations, 2020, 37(1): 406-421.

- [109] Jiang X W, Yan T H, Zhu J J, et al. Densely connected deep extreme learning machine algorithm[J]. *Cognitive Computation*, 2020, 12(5): 979-990.
- [110] 叶东东. 热障涂层微结构特征及缺陷的太赫兹无损检测与评价研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2021.

攻读硕士学位期间取得学术成果

一、发表学术论文

- [1] **Li R**, Ye D D*, Xu Z, et al. Nondestructive evaluation of thermal barrier coatings thickness using terahertz time-domain spectroscopy combined with hybrid machine learning approaches[J]. Coatings, 2022, 12(12): 1875. (SCI).
- [2] **Li R**, Ye D D*, Xu J, et al. Multi-scale analysis of terahertz time-domain spectroscopy for inversion of thermal growth oxide thickness in thermal barrier coatings[J]. Coatings, 2023, 13(7): 1294. (SCI).
- [3] Liu L H¹, **Li R**¹, Ye D D*, et al. Prediction of porosity in atmospheric plasma sprayed thermal barrier coatings using terahertz pulse and hybrid machine learning algorithms[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2024. (SCI, 共一) Doi: 10.1109/TPS.2024.3379349.

二、专利

已获授权发明专利

- [1] 叶东东, **李瑞**, 王卫泽, 等. 一种热障涂层结构完整性太赫兹评价装置及其使用方法[P]. 中国: ZL202211233285.4, 2023-07-07.
- [2] 叶东东, **李瑞**, 王卫泽, 等. 一种基于多源数据的热障涂层服役寿命预测方法及系统[P]. 中国: ZL202310523994.4, 2024-01-16.
- [3] 叶东东, **李瑞**, 王卫泽, 等. 热障涂层热疲劳行为的太赫兹在线监测装置及检测方法[P]. 中国: ZL202311201707.4, 2024-04-04.
- [4] 叶东东, **李瑞**, 王卫泽, 等. 融合时间序列与太赫兹特征的热生长氧化层演变预测方法[P]. 中国: ZL202311201763.8, 2024-04-12.
- [5] 叶东东, **李瑞**, 王卫泽, 等. 一种热障涂层残余应力的原位太赫兹检测装置及检测方法[P]. 中国: ZL202311102436.7, 2024-04-16.
- [6] 叶东东, 许书恒, **李瑞**, 等. 一种多相镶嵌式渐变色热障涂层、制备方法及其制备系统[P]. 中国: ZL202311101427.6, 2024-04-19.

三、已发放软件著作权登记证书

- [1] 叶东东, **李瑞**, 徐洲, 等. 基于太赫兹技术的热障涂层厚度无损检测系统. 软著登字第 10693034 号, 登记号: 2023SR015863.
- [2] 叶东东, **李瑞**, 徐洲, 等. 基于机器学习和太赫兹多特征融合的热障涂层孔隙率无损检测系统. 软著登字第 11936167 号, 登记号: 2023SR1348994.
- [3] 叶东东, **李瑞**, 王培勇, 等. 航空端齿内部裂纹的超声无损检测系统. 软著登字第 12837167 号, 登记号: 2024SR0433294.
- [4] 叶东东, **李瑞**, 王培勇, 等. 基于机器学习的航空端齿无损检测平台. 软著登字第 12838082 号, 登记号: 2024SR0434209.

四、参研项目

- [1] 国家自然科学基金, 52205547;
基于太赫兹时域光谱技术的热障涂层结构完整性评价研究, 参与;
- [2] 安徽省重点研发计划项目, 2022a05020004;
数字驱动的航空发动机热障涂层延寿关键技术研究与应用, 参与。

致谢

昔岁匆匆，转瞬之间，回首征程，荆棘载途，今朝落笔，感慨万千！

谨以此文，表达我衷心感激之情。万般皆有裨益于我，触动难以言表。惟愿借此至诚之辞，袒露心声。

荣光所及，深谢恩泽滋养。感谢导师叶东东副教授，恩师言传身教，如炬火照亮前行的路，使我得以在学术海中，扬帆远航，不畏风浪。恩师智慧如泉，涓涓细流，滋养我心。恩师耐心指导，如匠人雕琢，使我学识日渐精进，技艺日臻完善。感谢导师潘家保教授，启我智慧之泉，教我方寸间之道。谆谆教导，细致关怀，指引我砥砺前行。如春雨润物，如夏风拂面，如秋阳暖心，如冬雪温情。恩情如山，感师教诲之恩，谢师耐心教导。

承蒙课题组的栽培与培育，方能茁壮成长。茫茫人海，遇此良伴，实属幸运。感谢吴波文老师、徐锐老师、闫伟老师、胡焰老师、沈阳成明老师和周彬老师给予的关心、指导和帮助。组内才学兼备，各有千秋，犹如百川入海，汇聚成学术之洪流，引领学生不断探索未知，追求真理。

知己知音，共谋大业，斯友情之坚，如山峻岭，岁月如歌，永铭心间。衷心感谢同窗好友，你们的帮助与支持，是我前行路上最珍贵的财富。感谢合肥工业大学博士生杨广鑫大师兄，江苏大学博士生汪奥和叶锦师兄，感谢李贻良、汤天成、周焰生、许书恒、吴飞翔、王锦、傅学宾、陆金龙、张锦程、王文静和陈晴晴等同学，感谢同门各位师兄师姐的陪伴。

再谢父母和亲朋之爱，如天地之广阔，包容一切。自幼受其熏陶，教吾以德，育吾以才。其无私奉献，如阳光雨露，滋养身心。家人的支持与鼓励，如磐石之坚，为坚强后盾，无论风雨，始终不渝。特别感谢香港理工大学硕士生孙夏娴同学在图文设计上耐心指导，如春日里的暖阳，温暖而明媚，陪伴度过每一个的晨昏。愿未来岁月，并肩前行，共享人生的每一道风景。

在此，我亦怀一颗赤子之心，愿伟大祖国繁荣昌盛！

2024年3月

尚德敏学 唯实惟新

