

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2026.05.014

基于太赫兹技术与 TLBO 算法的汽车电镀涂层厚度检测

侯作云

(信阳艺术职业学院 公共教学部 河南 信阳 464000)

摘要: 针对汽车电镀涂层厚度检测中工业噪声干扰与实时性难以协同的难题, 提出太赫兹动态核宽滤波与群体智能优化神经网络融合架构。通过噪声能量驱动的高斯核宽自适应调节机制动态适配工业噪声强度, 结合主成分分析压缩时频特征矩阵以消除计算冗余。采用双阶段教与学优化策略, 教学阶段由精英个体引导动态教学强度, 学习阶段通过适应度差异控制协作更新。此外, 研究设计的教与学优化 Elman 网络, 利用隐层状态反馈建模厚度时序依赖特性, 显著提升检测鲁棒性。实验表明: 该方法在 5 类基体上实现了 $0.65 \mu\text{m}$ 平均绝对误差与 52.0 dB 峰值信噪比, 特征提取延迟 11.5 ms, 工业误检率均值为 1.9%; 单次检测能耗 23.3 mJ, 内存占用峰值 9.8 MB, 边缘部署能耗波动标准差为 1.5 mJ。该架构将镀层混叠工况检测性能提升了 13%, 为多材质复杂曲面镀层提供高精度厚度检测方案。

关键词: 太赫兹; 教与学优化算法(TLBO); Elman 神经网络; 无损检测

中图分类号: TQ050.9; TG17; U466 **文献标志码:** A

Thickness detection of electroplated automotive coating using terahertz technology and TLBO algorithm

HOU Zuoyun

(Public Teaching Department, Xinyang Vocational College of Art, Xinyang 464000, China)

Abstract: Aiming at the problem that industrial noise interference and real-time performance are difficult to coordinate in the thickness detection of electroplated automotive coatings, a fusion architecture of terahertz dynamic kernel width filtering and swarm intelligence optimized neural network were studied and proposed. The intensity of industrial noise is dynamically adapted to through a Gaussian kernel width adaptive adjustment mechanism driven by noise energy, and principal component analysis is combined to compress the time-frequency feature matrix to eliminate computational redundancy. A two-stage teaching and learning optimization strategy is adopted. In the teaching stage, elites guide the dynamic teaching intensity, and in the learning stage, fitness differences control collaborative updates. In addition, the teaching and learning optimization (TLBO) Elman network designed in the research utilizes hidden layer state feedback to model the thickness temporal dependence characteristics, significantly enhancing the detection robustness. Results show that this method achieves an average absolute error of $0.65 \mu\text{m}$ and a peak signal-to-noise ratio of 52.0 dB on five types of matrices, with a feature extraction delay of 11.5 ms and an average industrial false detection rate of 1.9%. The energy consumption for a single detection is 23.3 mJ, the peak memory usage is 9.8 MB, and the standard deviation of energy consumption fluctuation for edge

收稿日期: 2025-05-07

修回日期: 2025-12-13

通信作者: 侯作云(1981—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向为数学建模与工业检测算法研究, e-mail: Houzy810909@163.com

基金项目: 信阳市哲学社会科学规划项目(2024JJ143)

引用信息: 侯作云. 基于太赫兹技术与 TLBO 算法的汽车电镀涂层厚度检测[J]. 电镀与精饰, 2026, 48(5): 95-104.

HOU Zuoyun. Thickness detection of electroplated automotive coating using terahertz technology and TLBO algorithm[J]. Plating and Finishing, 2026, 48(5): 95-104.

deployment is 1.5 mJ. Moreover, this architecture enhances the detection performance of coating aliasing conditions by 13%, providing a high-precision thickness detection solution for multi-material complex curved surface coatings.

Keywords: terahertz; teaching-learning-based optimization (TLBO); Elman neural network; non-destructive testing

电镀涂层质量在整车耐候性、寿命及美学品质方面有着决定性作用^[1]。面对汽车产线毫秒级测厚需求，传统接触式方法如涡流法依赖基体导电性，对非金属基底或复合涂层失效，厚度解算误差大^[2]，在曲面适应性与抗干扰上受限。Singh S A等^[3]针对电镀涂层厚度在线检测的算力与小样本约束，提出预训练卷积神经网络与浅层分类器融合的轻量化框架，通过迁移残差网络101提取并增强数据特征，实现微米级实时判别，降低算力与数据需求。李海港等^[4]面向热障涂层分层厚度的无损测量，开发脉冲涡流与智能反演方案，结合两阶段信号处理抑制干扰，应用主成分分析法(PCA)提取特征，并建立反向传播神经网络实现精确识别。Xie Y等^[5]为高精度实时缺陷定位分类，设计特征增强型轻量目标检测框架，利用深度可分离卷积压缩模型并优化特征网络的关联尺度，改进损失函数精度，实现端到端毫秒级检测。林滨等^[6]针对基体-涂层厚度无损检测，提出分数阶傅里叶变换声表面波解析法，变换信号获取的时频信息构建频散曲线，理论模型匹配反演实现微米级薄膜检测。Nategh K^[7]为解决深层微结构信号解析难题，开发阶梯加热热成像融合多域特征法，通过PCA深度分解与噪声抑制实现复合涂层亚表面高分辨重构与缺陷可视。Selvarajan L等^[8]针对陶瓷复合材料厚度监测，集成教与学优化算法(TLBO)与多元回归进行多响应参数协同优化。Dutta S等^[9]为优化哈氏合金的表面性能，提出TLBO放电合金化策略，驱动多目标寻优，显著降低粗糙度并抑制缺陷，同步提升疏水性及耐磨性。

现有研究在复杂工业噪声环境及多材质基体条件下，为涂层厚度的在线监测系统提供了关键技术支撑。然而，当前方法仍存在复杂工况自适应校

准机制缺失、涂层-基体多材料耦合反演能力不足，以及检测精度与实时性难以协同等瓶颈问题。太赫兹技术(THz)利用0.1~10 THz频段的电磁波与物质相互作用，通过分析反射/透射信号的时延与强度，反演材料内部介电特性与结构参数^[10]。TLBO模拟“教师教学”与“学生互学”双重机制，通过群体解向最优解持续逼近，实现全局参数优化^[11]。

本文聚焦于THz和TLBO的优点与问题，建立基于THz-TLBO的电镀汽车涂层厚度检测架构，通过THz动态补偿机制消除温漂、振动、油污等耦合干扰，开发特征解耦引擎，实现基体无关厚度反演，并在50 ms节拍与≤10 MB内存占用下，通过负载分配达成微米级检测。研究的创新点是：① 自适应噪声抑制机制：动态高斯核宽调节耦合PCA特征压缩，提升信号保真度；② 群体智能优化创新：改进教与学算法的双阶段协同机制，增强参数收敛；③ 时序建模突破：隐层状态反馈网络精准解析厚度的时变特性，解决基体耦合干扰。

1 基于 THz-TLBO 的电镀汽车涂层厚度检测方法

1.1 基于改进 THz-PCA 的特征提取模块

THz能够穿透非金属涂层材料，通过亚皮秒级时间分辨率精准捕获界面反射脉冲特征，并在潮湿、油污工业环境中保持强抗干扰性^[12]。因此以THz为核心构建信号特征提取模块，其流程如图1所示。在进行涂层信号获取时，THz时域光谱系统垂直入射检测涂层，经基线校正与固定核宽(σ 为0.5 ps)高斯滤波，提取双界面反射信号原始时域特征。

首先，THz发射器生成频段0.2~3.0 THz的宽带脉冲，以垂直角≤15°入射涂层表面，探测器以0.1 ps

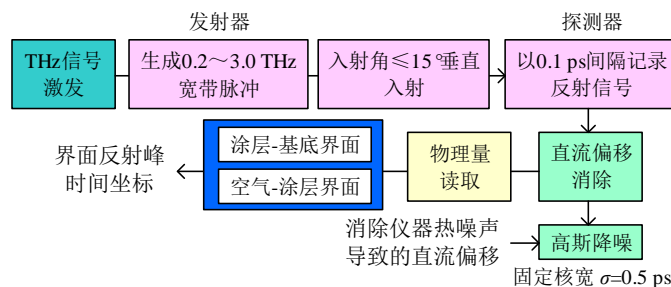


图1 THz 运行流程示意图

Fig.1 Schematic diagram of THz operation flow

间隔同步记录反射信号, 如式(1)所示。

$$E_{\text{ref}}(t) = E_{\text{inc}}(t) \otimes R \cdot \delta(t - \Delta\tau) + n(t) \quad (1)$$

式中: $E_{\text{ref}}(t)$ 为反射脉冲电场, V/m; $E_{\text{inc}}(t)$ 为入射脉冲电场, V/m; \otimes 表示张量积; R 为涂层-基底界面反射率, 由菲涅尔方程计算; δ 表示狄拉克 δ 函数; t 为时间, ps; $\Delta\tau$ 为电磁波在涂层内双程传播时间延迟, ps; $n(t)$ 为噪声。

其次需消除仪器热噪声导致的直流偏移, 消除后的反射脉冲电场 $E'_{\text{ref}}(t)$ 如式(2)所示。

$$E'_{\text{ref}}(t) = E_{\text{ref}}(t) - \frac{1}{T} \int_0^T E_{\text{ref}}(t) dt \quad (2)$$

式中: T 为完整信号周期, ps(固定为20 ps)。其间, THz应用高斯滤波(预设核宽 σ 为0.5 ps)执行降噪操作, 如式(3)所示^[13]。

$$\tilde{E}(t) = \int E'_{\text{ref}}(\tau) \cdot \frac{1}{0.5\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2}{2(0.5)^2}} d\tau \quad (3)$$

式中: $\tilde{E}(t)$ 为输出的平滑反射信号; τ 为积分变量, 代表时间偏移量; 0.5为固定核宽 σ 。

随后对物理量直接读取, 自动标记界面反射峰时间坐标 $\Delta\text{TOF}_{\text{std}}$, $\Delta\text{TOF}_{\text{std}} = |t_{S_2} - t_{S_1}|$, 其中, t_{S_1} 为空气-涂层界面反射峰时间, ps; t_{S_2} 为涂层-基底界面反射峰时间, ps。在此过程中, 固定核宽的高斯滤波无法适配动态工业噪声, 时间坐标定位误差显著增大。因此引入高斯滤波核宽自适应优化策略, 构建基线噪声能量 P_N 驱动的动态核宽机制, P_N 的计算如式(4)所示。

$$P_N = \frac{1}{T_N} \int_0^{T_N} |E'_{\text{ref}}(t)|^2 dt \quad (4)$$

式中: T_N 为噪声评估窗口, ps(固定1 ps); 当 $P_N \leq 0.01$ 时, $\bar{\sigma} = 0.3$ ps; 当 $0.01 < P_N \leq 0.05$ 时, $\bar{\sigma} = 0.5$ ps; 当

$P_N > 0.05$ 时, $\bar{\sigma} = 0.8$ ps^[14]。之后计算中, 将自适应核宽 $\bar{\sigma}$ 代入式(3), 求得 $\tilde{E}(t)$ 。

为消除环境噪声对物理特征表征的局限, 进一步对优化信号 $\tilde{E}(t)$ 执行时频域联合变换, 构建多维特征矩阵输入PCA, 其流程如图2所示。PCA对时频特征矩阵执行零均值化处理, 计算协方差矩阵的本征分解, 提取主成分投影实现高维特征降维^[15]。

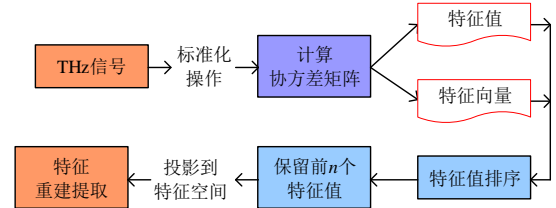


图2 PCA的运行流程示意图

Fig.2 Schematic diagram of the PCA operation process

首先对THz输出信号 $\tilde{E}(t)$ 进行数据标准化, 标准化后的特征矩阵 $Z = M^{-1} \mu t^T$ 。其中, μ 为特征均值向量, $\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m M_i$; M 为时频特征矩阵(m 个样本 $\times n$ 个特征)。之后进行协方差矩阵计算, 如式(5)所示。

$$C = \frac{1}{m-1} Z^T Z \quad (5)$$

式中: C 表示特征协方差矩阵, 用于刻画变量间相关性。本征分解与主成分提取为 $C v_i = \lambda_i v_i$, 按 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 排序。其中, λ_i 为第 i 大特征值, 表征主成分方差贡献; v_i 为对应特征向量, 定义投影方向。降维投影操作为 $X_{\text{PCA}} = Z V_k$, 其中 $V_k = [v_1, v_2, \dots, v_k]$, 为主成分投影矩阵, k 满足 $(\sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{j=1}^n \lambda_j) \geq 0.95$ 的最小维度(累计贡献率阈值)。

基于以上步骤提出改进THz-PCA的特征提取模块, 其结构如图3所示。该方法利用THz脉冲垂直入射激发涂层界面的反射信号, 基于实时计算的噪

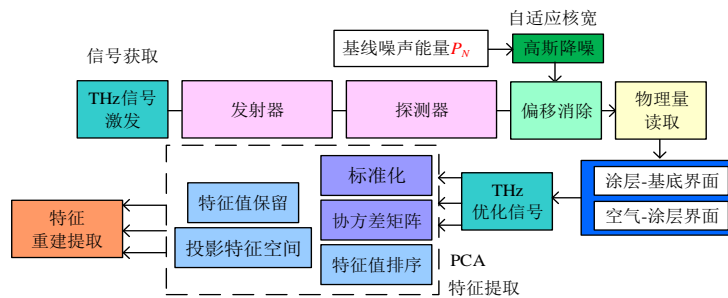


图3 涂层特征提取模块结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of the coating feature extraction module structure

声能量值，动态调整高斯滤波的核宽参数，联合时频域特征构建高维特征矩阵。基于PCA框架对矩阵执行协方差分解，筛选贡献95%以上方差的主导特征向量，形成表征涂层结构与厚度的三维特征集，提升复杂工况下的检测鲁棒性。

1.2 基于 TLBO-Elman 的检测模块及电镀汽车涂层厚度检测方法

改进THz-PCA通过自适应抗扰滤波与时频特

征融合，实现工业噪声环境下的鲁棒表征。在此基础上，进一步探索电镀汽车涂层厚度的检测方法。TLBO无需预设超参数，全局搜索能力强，能够避免梯度算法早熟收敛及局部最优陷阱^[16]。因此以TLBO为电镀汽车涂层厚度检测模型的优化引擎，其结构见图4。其中，TLBO通过模拟“教师教学”与“学生互学”的双阶段群体协同机制，驱动目标模型参数空间的全局最优搜索。

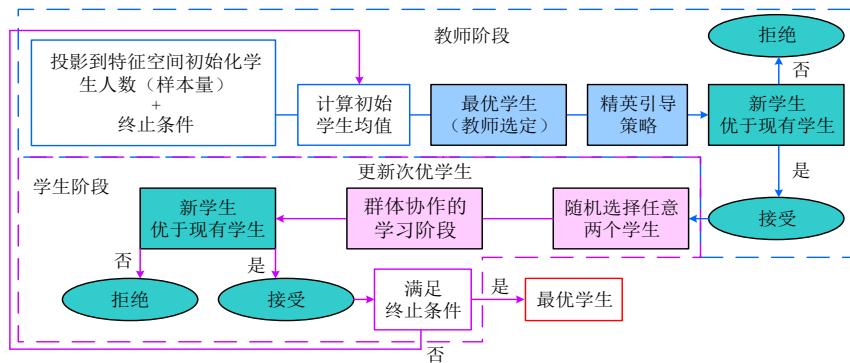


图4 TLBO 算法结构示意图

Fig.4 Diagram of TLBO algorithm structure

TLBO首先进行初始化种群 $X = \{x_i\}_{i=1}^N$ ，其中 $x_i \sim U(\text{lb}, \text{ub})$ ， N 为种群规模，lb/ub为解空间下界/上界^[17]。之后，TLBO的教学阶段(精英引导)如式(6)所示。

$$x_i^{\text{new}} = x_i + r \cdot (x_{\text{teacher}} - \beta \cdot \bar{x}) \quad (6)$$

式中： x_i^{new} 为更新后的参数； x_i 为种群中第*i*个个体参数； r 为随机数，服从均匀分布 $U(0,1)$ ，用于控制更新步长； x_{teacher} 为当前最优参数； $\beta=1+\text{rand}(0,1)$ ，为动态教学强度系数； \bar{x} 为种群参数均值向量。在群体协作的学习阶段的计算如式(7)所示。

$$\begin{cases} \Delta x = \text{sign}(J(x_i^{\text{new}}) - J(x_k)) \cdot (x_i - x_k) \\ x_i^{\text{new}} = x_i + r \cdot \Delta x \end{cases} \quad (7)$$

式中： Δx 为参数更新方向向量； $\text{sign}(\cdot)$ 为适应度差异方向控制； x_k 为随机选取的协作伙伴解。为实现精英保留策略，仅当 $J(x_i^{\text{new}}) < J(x_k)$ 时，种群更新； J 为厚度反演任务的负平均绝对误差(MAE)损失函数。若输出的最优解适应度变化率连续10代小于阈值 $\zeta(0.001)$ ，则TLBO停止迭代^[18]。

在TLBO优化框架下，优化目标模型的架构选择直接影响涂层厚度的反演精度与实时性，需兼顾动态特性捕获与计算效率平衡。Elman凭借隐层状

态反馈机制，能够有效捕获涂层厚度信号的时序依赖性。因此将Elman作为TLBO的优化目标，即研究方法的检测模块，Elman的结构如图5所示。其中，Elman具有输入层-隐含层-上下文层-输出层四层架构，通过隐含层状态的单步延迟回馈机制，实现对涂层厚度时变特性的记忆建模^[19]。

在Elman的前向传播计算阶段，其计算如式(8)所示。

$$h_t = \sigma(W_{\text{in}} x_t + W_{\text{hh}} h_{t-1} + b_h) \quad (8)$$

式中： h_t 为*t*时刻隐含层状态输出； σ 为Sigmoid激活函数 $(1+e^{-x})^{-1}$ ，用于捕获非线性关系； W_{in} 为输入层至隐含层权值矩阵； x_t 为*t*时刻输入特征(PCA的输出)； W_{hh} 为隐含层自反馈权值矩阵(建模时序依赖)； h_{t-1} 为上一时刻隐含层状态(初始化 $h_0=0$)； b_h 为隐含

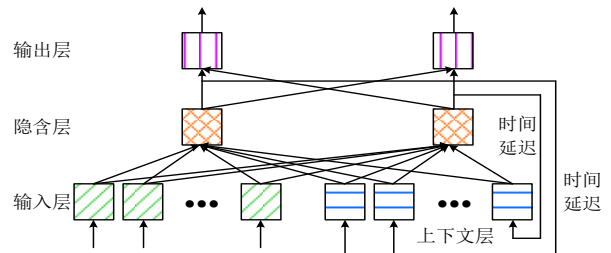


图5 Elman 的模型结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of Elman's model structure

层偏置。之后进行上下文层记忆更新,其机制是将隐含层上一时刻的状态 h_{t-1} 赋值给当前时刻的上下文层状态向量 c_t ($c_t=h_{t-1}$)。该操作使得 c_t 作为一个记忆桥梁,存储了 $t-1$ 时刻的历史时序信息,并在下一时刻反馈回网络,从而赋予Elman模型短期记忆能力。因此,Elman在 t 时刻直接将 h_{t-1} 复制至上下文层,则输出层预测如式(9)所示。

$$y_t = W_{ho}h_t + b_o \tag{9}$$

式中: y_t 为 t 时刻涂层厚度预测值, μm ; W_{ho} 为隐含层至输出层权值矩阵(TLBO优化对象); b_o 为输出层偏置标量。紧接着,隐含层接收输入特征 x_t 与历史状态 c_t 的联合驱动,如式(10)所示。

$$h_t = \sigma(W_{ih}x_t + W_{ch}c_t + b_h) \tag{10}$$

式中: W_{ch} 为上下文层至隐含层权值矩阵,根据Elman网络特性,其固定为单位矩阵。并且Elman的输入层有3个节点(对应 X_{PCA});隐含层有8个节点(经验公式 $[3 \times 1.5 \times 2]$);输出层有1个节点(厚度标量值)。

通过以上计算,Elman网络由输入层接收三维特征,隐含层结合上下文层历史状态(含单步延迟)捕获厚度累积趋势,Sigmoid激活建模时序依赖,输出层生成厚度标量值,适配实时检测。而TLBO算法以实数编码优化Elman 64维权重(约束 $[-1,1]$),负MAE为适应度;教学阶段精英引导权重更新,学习阶段依适应度差异协作寻优。

综上所述,研究结合改进THz-PCA特征提取模块、TLBO-Elman检测模块,建立基于THz-TLBO的电镀汽车涂层厚度检测架构,如图6所示。该架构基于太赫兹垂直入射界面反射信号,采用噪声能量驱动的动态高斯核宽机制进行自适应滤波,融合时频特征构建高维矩阵。经PCA提取主导三维特征后,输入TLBO优化的Elman网络。TLBO通过双阶段机制寻优权重,Elman利用隐层状态反馈捕获厚度时变特性,实现高精度厚度预测。相比传统方法,本研究通过噪声驱动动态滤波、TLBO协同优化及Elman时变建模,实现了抗扰-实时-精度协同突破。

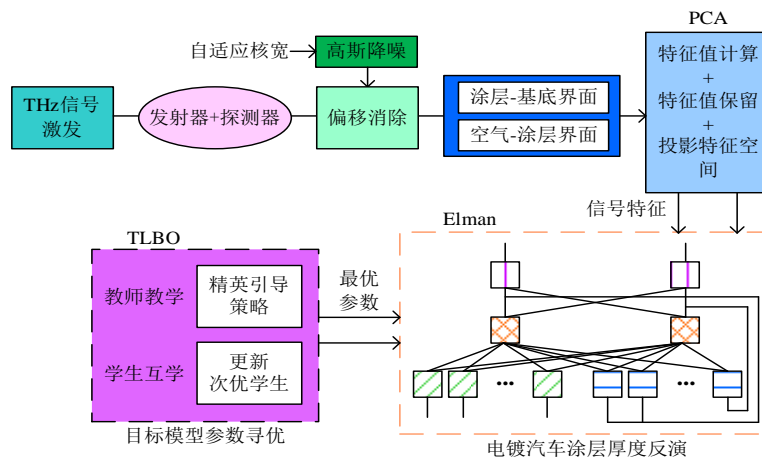


图6 基于THz-TLBO的电镀汽车涂层厚度检测架构示意图

Fig.6 Schematic diagram of electroplating automotive coating thickness detection architecture based on THz-TLBO

2 实验

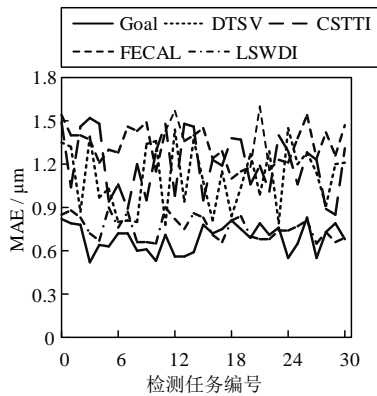
2.1 仿真验证

为验证研究提出的改进太赫兹-TLBO涂层厚度检测方法的有效性,研究构建了多场景对比实验平台。基于COMSOL Multiphysics 6.1建立三维电磁-热力耦合模型,模拟太赫兹波传播过程,联合MATLAB 2023a与Python-Keras来实现优化算法,并部署Elman动态反演网络。选用NIST涂层数据库中的电镀汽车零部件样本集作为测试集和训练集(随机划分2:8),包含4类基体、5种工艺的厚度梯度数

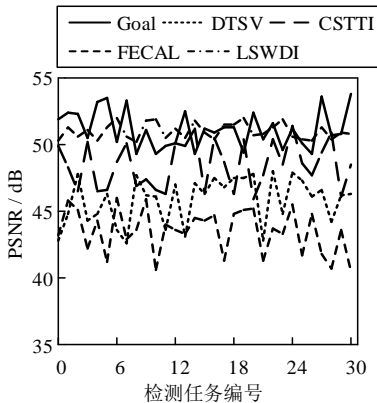
据(0.5~150 μm)及曲率半径20~500 mm的复杂曲面样本,注入ISO 19450-3机械振动(10~60 Hz)、SAE J1455温漂(-20~80 $^{\circ}\text{C}$)和ASTM B117表面油污(0.01~0.1 mm)等工业扰动。

选择文献方法[3-6]与研究提出的方法(Goal)进行对比,这些方法为深度迁移-支持向量涂层分级(DTSV)、压缩感知太赫兹厚度反演(CSTTI)、特征增强型涂层异常定位(FECAL)、激光声表面波频散反演(LSWDI)。参数设置方面,Goal的参数设置与前文“1基于THz-TLBO的电镀汽车涂层厚度检测方

法”中的设置一致。DTSV以迁移残差网络-101特征提取层，支持向量机分类器采用RBF核函数，惩罚因子默认1.0。CSTTI的压缩感知稀疏度设为0.05，迭代次数上限100，正则化系数固定0.1。FECAL的深度可分离卷积压缩率为0.25，特征金字塔融合尺度为3层，交并比损失阈值为0.7。LSWDI的声表面波频散解析采用5点传播距离采样，傅里叶变换阶数为0.75。研究首先对比不同方法检测的MAE和峰值信噪比(PSNR)，来验证方法的检测精度和抗噪能力，如图7所示。



(a) MAE 差异



(b) PSNR 差异

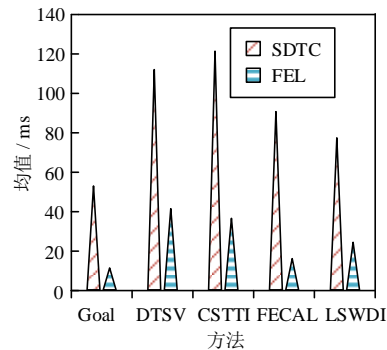
图7 不同方法的 MAE 与 PSNR 差异对比

Fig.7 Comparison of MAE and PSNR across different methods

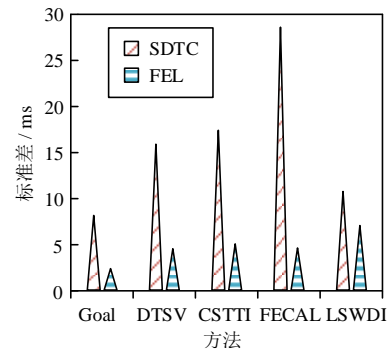
由图7(a)可知，Goal以最小值0.52 μm 创全局最优，其最大值0.83 μm 低于LSWDI的0.90 μm 上限，显著优于DTSV(1.45 μm)、CSTTI(1.52 μm)和FECAL(1.60 μm)的峰值误差($p < 0.01$)。果表明THz动态核宽滤波与TLBO-Elman协同优化对工业扰动具有强抑制。由图7(b)可知，Goal的最大PSNR值为53.8 dB，其最小值49.3 dB，远超DTSV(48.0 dB)和FECAL(46.0 dB)上限($p < 0.05$)，虽略低于CSTTI最大

值51.4 dB，但均值领先。在20 $^{\circ}\text{C}$ 温漂工况下，Goal仍达53.6 dB峰值，LSWDI仅51.3 dB，凸显Elman时序建模对信号保真度的强化效应。Goal的高性能源于动态核宽自适应机制，以及TLBO优化的Elman状态反馈网络；DTSV方法因固定卷积核无法适配动态干扰，LSWDI方法受限于材料特性敏感性导致温漂工况失效。

进一步对比不同方法的单次检测耗时(SDTC)和特征提取耗时(FEL)，来验证方法的实时性能与计算效率优势，如图8所示。由图8(a)可知，Goal的SDTC均值为53.0 ms、标准差为8.2 ms，显著优于DTSV(16.3 ms)与CSTTI(17.3 ms)($p < 0.01$)。这归因于TLBO-Elman轻量化结构及THz-PCA三维特征压缩。FECAL因多尺度特征融合导致高波动性(标准差28.6 ms)，而LSWDI均值77.4 ms仍劣于Goal。由图8(b)可知，Goal的FEL均值11.5 ms，为全场最优，其标准差为2.4 ms($p < 0.05$)。Goal的优势源自动态核宽机制减少90%冗余计算，且PCA降维加速时频处理。而DTSV因深度迁移网络限制导致均值为41.5 ms，FECAL(16.2 ms)受特征金字塔拖累仍高于Goal。



(a) 指标均值差异



(b) 指标标准差差异

图8 不同方法的 SDTC 与 FEL 差异对比

Fig.8 Comparison of SDTC and FEL differences across different methods

为了验证研究引入的基础方法及策略的有效性,研究进行了消融实验,结果如表1所示。由表1可知,完整架构以0.65 μm MAE和52.0 dB PSNR创全局最优($p < 0.01$)。缺失自适应核宽调整时,其MAE增至0.85 μm (噪声抑制失效);无PCA则FEL飙升至

19.3 ms(特征冗余未压缩)。TLBO缺失导致FEL升至14.2 ms(参数未优化增加计算负载);Elman替换使FEL降至13.1 ms(简化网络但PSNR劣化)。实验结果表明,自适应核宽与PCA联合提升信噪比,TLBO-Elman协同实现精度与效率平衡。

表1 基础方法与优化策略的消融实验

Tab.1 Ablation experiments of basic methods and optimization strategies

方法	THz	自适应核宽调整	PCA	TLBO	Elman	MAE/ μm	PSNR /dB	SDTC/ms	FEL/ms
消融 1	×	×	√	√	√	0.85	48.2	68.4	7.8
消融 2	√	×	√	√	√	0.73	50.1	61.7	19.3
消融 3	√	√	×	√	√	0.79	49.3	41.2	14.2
消融 4	×	×	×	√	√	1.25	45.6	72.9	8.5
消融 5	√	√	√	×	√	0.79	49.3	41.2	14.2
消融 6	√	√	√	√	×	0.76	50.8	35.6	13.1
消融 7	√	√	√	×	×	0.92	47.5	32.8	15.7
Goal (full)	√	√	√	√	√	0.65	52	53	11.5

2.2 实际测试

实际测试能够暴露产线动态耦合干扰,全流程验证在线部署鲁棒性,推动技术工程化落地。因此选择在仿真验证中表现优异的DTSV和LSWDI作为对比方法,部署于某车企电镀产线实测平台。该测试集成六轴机械臂搭载THz探头,实时采集冷轧钢/碳纤维基体镀锌/镀铬样本(曲率半径50~300 mm),注入0.1 ps分辨率脉冲信号流,包含ISO-19450机械振动(20~50 Hz)、ASTM B117油污(0.05~0.2 mm)及镀液浓度波动事件标记。首先对比了真实场景下,不同方法的厚度误检率(FDR)和信号失真容忍度(SDT),来验证抗扰能力,如图9所示。

由图9(a)可知,Goal的最小FDR值为1.2%($p < 0.01$),其最大值2.9%高于LSWDI的最小值1.8%,

但整体均值(1.9%)显著低于DTSV(6.2%)和LSWDI(3.1%)。THz动态核宽机制在0.2 mm油污工况下将误检率压制在1.2%~2.1%,而LSWDI在同条件下升至1.8%~4.5%,验证了PCA降维对冗余噪声的滤除效能。由图9(b)可知,Goal的最大SDT值为11.4 dB ($p < 0.01$),其最小值8.6 dB低于LSWDI的最大值8.9 dB,但整体均值(10.0 dB)远超DTSV(6.3 dB)和LSWDI(7.5 dB)。TLBO-Elman协同架构在50 Hz振动下维持SDT 9.1~11.4 dB高位,而LSWDI波动至6.0~8.9 dB,凸显了隐层状态反馈对信号保真的强化作用。之后设置冷轧钢(C)、铝合金(A)、镁合金(M)、球墨铸铁(D)和预镀锌钢(G)为基体,探究不同方法在不同基体上的检测准确率,如图10所示。

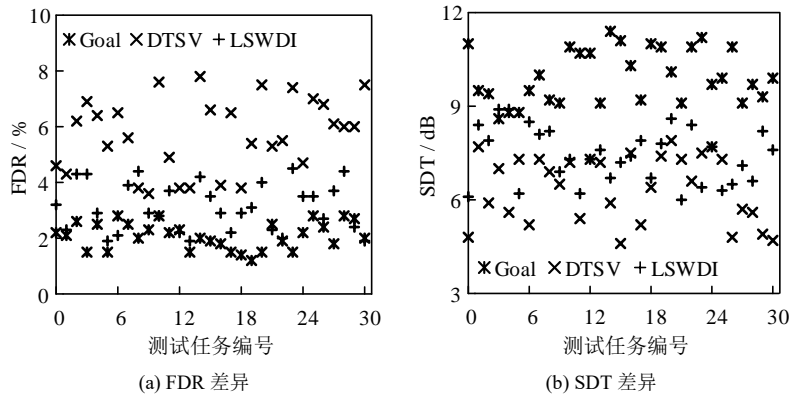


图9 实际场景的FDR和SDT差异对比

Fig.9 Comparison of FDR and SDT differences in actual scenarios

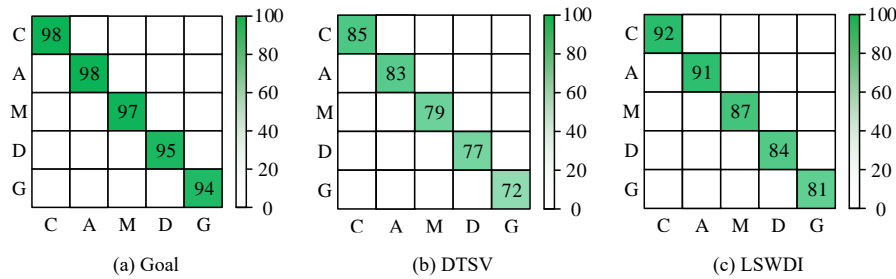


图 10 不同基体的检测准确率差异

Fig.10 Differences in detection accuracy between different substrates

由图10可知，Goal在5大基体的平均准确率为96%，最高98%(基体C)，最低94%(基体G)，均显著优于对比方法($p < 0.01$)。其动态核宽机制在基体C上压制氧化层噪声达98%准确率。而TLBO优化Elman权重在弱反射基体M上实现了97%的准确率。Goal在基体G上取得了94%的检测准确率，该性能提升主要得益于Elman网络的隐层状态反馈机制。该机制能有效解耦基体G的表面锌层与涂层之间的混叠信号。而DTSV方法因采用固定的特征提取模块，缺乏对基体特性的自适应能力，在基体G上表现不佳，准确率仅为72%。

此外，对比了不同方法的单次检测能耗(ECD)和单次计算资源消耗(CRC)，来验证架构在嵌入式部署场景下的优势与适应性，如表2所示。

由表2可知，Goal以ECD均值23.3 mJ创全局最低($p < 0.01$)。其最大值25 mJ高于LSWDI的最小值22 mJ，但标准差1.5 mJ显著优于LSWDI的6.3 mJ(抗扰动波动性验证)。Goal的CRC均值为全场最优(9.0 MB)，最大值9.8 MB低于DTSV的最小值12.7 MB。自适应核宽机制通过噪声能量分级减少了90%的滤波迭代能耗；PCA三维压缩将内存压至

8.3~9.8 MB。Goal的优势源于内存复用策略与计算负载动态分配机制，通过特征压缩与轻量化架构协同优化资源调度；LSWDI受限于频散模型的固定参数，无法动态适配工况扰动，引发能耗波动。为了验证研究引入的TLBO及改进策略的有效性，选择多元回归优化TLBO(MRA-TLBO)、多目标遗传优化TLBO(MOGA-TLBO)^[8-9]及标准TLBO作为对比。

此外，引入传统涂层厚度检测方法-涡流检测法(ECT)和超声波脉冲回波法(UPET)作为对比。实验结果如表3所示。

由表3可知，Goal的实时核宽调节使其MAE低至0.65 μm 、PSNR达52.0 dB，较ECT方法的1.45 μm MAE($p < 0.01$)与UPET的1.62 μm MAE($p < 0.01$)精度提升超55%。标准TLBO因缺失动态滤波模块，FDR升至3.2%($p < 0.05$)且能耗增至35.6 mJ。MRA-TLBO与MOGA-TLBO的算法冗余设计导致内存占用突破15.7 MB。

传统方法中，ECT受限于基体电导率敏感性(冷轧钢可行/碳纤维失效)，混材基体准确率仅82.3%；UPET因声波在油污工况的阻抗失配，信号失真容忍度骤降至4.8 dB($p < 0.01$)。

表 2 实际场景的 ECD 和 CRC 差异对比

Tab.2 Comparison of ECD and CRC differences in actual scenarios

测试任务编号	ECD/mJ			CRC/MB		
	Goal	DTSV	LSWDI	Goal	DTSV	LSWDI
5	22	36	26	8.3	13.1	14.7
10	25	40	23	8.5	12.7	12.3
15	24	39	26	8.9	12.9	13.0
20	25	37	38	9.8	13.5	14.1
25	21	38	23	9.6	13.2	12.1
30	23	36	37	8.6	15.4	14.3
均值	23.3	37.7	28.8	9.0	13.5	13.4
标准差	1.5	1.5	6.3	0.6	0.9	1.0

表3 TLBO及改进策略的有效性

Tab.3 Effectiveness of TLBO and improved strategies

方法	MAE/ μm	PSNR/dB	FDR/%	SDT/dB	准确率/%	ECD/mJ	CRC/MB
Goal	0.65	52.0	1.9	10.0	96.0	23.3	9.0
标准 TLBO	0.76	50.8	3.2	8.5	92.5	35.6	13.1
MRA-TLBO	0.82	49.5	4.1	7.8	90.2	42.3	15.7
MOGA-TLBO	0.79	50.1	3.8	8.2	91.0	38.7	14.5
ECT	1.45	46.5	8.5	5.2	82.3	18.5	4.2
UPET	1.62	45.8	9.2	4.8	79.6	22.1	5.8

3 结论

建立了THz动态核宽与改进TLBO-Elman协同架构,通过以下三重创新机制解决电镀涂层检测中噪声抑制与实时性协同难题。

(1) 动态核宽滤波机制:基于噪声能量驱动的高斯核宽自适应调节,结合PCA压缩时频特征维度,实现滤波计算冗余降低90%,边缘部署能耗标准差降至1.5 mJ。

(2) 教与学优化算法改进:教学阶段引入动态教学强度机制,学习阶段设计适应度差异方向控制的协作更新策略,增设早熟收敛判断条件(连续10代适应度变化 <0.001 终止),减少收敛迭代次数。

(3) Elman动态建模优化:通过隐层状态反馈回路有效捕获涂层厚度的时变特性,在冷轧钢/铝合金/镁合金/球墨铸铁/预镀锌钢基体实现了96%的平均检测准确率,镀层混叠工况性能提升13%,实测振动干扰下时延波动率 $<15\%$ 。该架构在工业误检率1.9%与信号失真容忍度10.0 dB约束下,单次检测内存占用峰值9.8 MB,为复杂曲面镀层提供了高鲁棒性解决方案。

研究的局限性在于:在网络结构设计上,Elman的8节点隐含层结构制约了模型对复杂非线性模式的表征能力;在优化算法层面,TLBO的迭代收敛机制在处理超薄涂层(厚度 $<0.5\ \mu\text{m}$)的反演问题时,由于参数搜索空间中存在多个局部极值,容易发生早熟收敛现象。

参考文献

[1] 蒋智慧, 马迪卓, 赵艳亮. 汽车用车身材料不同油漆前处理微观结构及防腐能力[J]. 电镀与涂饰, 2022, 41(10): 718-722.

[2] LI C, FAN M, CAO B, et al. Thickness measurement of

thermal barrier coating based on mutual inductance of eddy current system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 71(7): 8099-8109.

- [3] SINGH S A, DESAI K A. Automated surface defect detection framework using machine vision and convolutional neural networks[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2023, 34(4): 1995-2011.
- [4] 李海港, 黄宇蕾, 朱美强, 等. 基于 SPGL1 算法的 CFRP 涂层厚度检测方法研究[J]. 实验技术与管理, 2025, 42(4): 127-135.
- [5] XIE Y, HU W, XIE S, et al. Surface defect detection algorithm based on feature-enhanced YOLO[J]. Cognitive Computation, 2023, 15(2): 565-579.
- [6] 林滨, 杜安尧, 刘再蔚, 等. 基于分数阶傅里叶变换的声表面波涂层厚度检测[J]. 天津大学学报, 2022, 55(7): 714-720.
- [7] NATEGH K. Improving the nondestructive thermography inspection results for detection of circular defects in coated metals using principal component analysis[J]. NDT Technology, 2022, 2(9): 33-40.
- [8] SELVARAJAN L, VENKATARAMANAN K, CHOUDHURY B, et al. Evaluating of surface morphology on EDD machining parameters for $\text{Si}_3\text{N}_4\text{-TiN}$ using TLBO-MRA[J]. Materials and Manufacturing Processes, 2024, 39(4): 465-479.
- [9] DUTTA S, SARMA D K, BARUA B M. Measurement and evaluation of coating performance characteristics of Hastelloy C276 processed by WS2 lubricant added meso-EDA operation[J]. Measurement, 2025: 118426.
- [10] 万玉红, 董彤影, 吴育衡, 等. 太赫兹时域光谱技术在涂层检测中的研究进展[J]. 测控技术, 2023, 42(6): 22-35.
- [11] 曹绍林, 蔡煜, 唐伟军, 等. 基于 TLBO 的工程结构表面缺陷图像边缘检测方法[J]. 广州建筑, 2023, 51(6):

114-117.

[12] TU W, ZHONG S, ZHANG Q, et al. Rapid diagnosis of corrosion beneath epoxy protective coating using non-contact THz-TDS technique[J]. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2024, 39(3): 557-572.

[13] TANG H, HAN H, ZHANG S, et al. A generalized t-distribution-based kernel adaptive filtering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, 71(6): 3241-3245.

[14] 王一鸣, 王彩玲, 王洪伟. 基于 PCA 透射光谱重构降噪的水体 BOD 含量模拟估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2025, 45(2): 386-393.

[15] 陈怡君, 任春年, 党妍洁, 等. 一种带有附加记忆策略的改进教与学优化算法[J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(9): 208-214.

[16] RAJ P, BIJU P L, DEEPANRAJ B, et al. Optimizing the machining conditions in turning hybrid aluminium nanocomposites adopting teaching-learning based optimization and MOORA technique[J]. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*, 2024, 18(5): 3089-3101.

[17] 翟志波, 贾国平, 王涛, 等. 基于拉普拉斯分布与鲍德温效应的教与学算法及其应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2023, 29(8): 2611-2621.

[18] 刘潇, 孙世政, 张辉, 等. 基于粒子群优化 Elman 神经网络的流量温度复合测量[J]. *光电子·激光*, 2024, 35(11): 1183-1191.

[19] LI C, WANG Y, CHEN X, et al. Elman neural network-based temperature prediction and optimization for lithium-ion batteries[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2024, 238(10-11): 3448-3465.

上接 52 页

杆防护层耐盐雾性研究[J]. *绝缘材料*, 2025, 58(4): 62-72.

[13] 李成龙, 李成银, 林强. 环保退镀和除锈工艺在航空零部件中应用的可行性[J]. *电镀与涂饰*, 2024, 43 (10): 41-48.

[14] 门子湄, 朱晓波, 李望, 等. 赤泥硫酸化焙烧-水浸回收铝铁实验研究[J]. *中国有色金属学报*, 2025, 35(4): 1352-1368.

[15] 王文亚, 傅波, 黄清宇. 超声辅助电镀的仿真与实验[J]. *应用声学*, 2023, 42(5): 938-947.

[16] 焦莎, 刘燕, 张晓斌, 等. 氯化钾镀锌层表面不同颜色钝化膜的结构及耐蚀性分析[J]. *电镀与精饰*, 2025, 47(1): 29-36.

[17] 贾颖莲, 何世松, 李晓扬. 中性盐雾环境对异种材质自冲铆接接头静力学性能的影响[J]. *塑性工程学报*, 2025, 32(1): 122-131.

[18] 黄葡英, 孙福林, 周志平. 硫酸亚铁铵滴定法测定硫铁矿中高含量砷[J]. *冶金分析*, 2024, 44(2): 66-70.

[19] LIU H, LI Y, HUAN D J, et al. Study on the process of hot gas-assisted GF/PA5X thermoplastic composites automated tape placement[J]. *Polymer Composites*, 2024, 45(17): 16021-16032.

[20] 夏志东, 杨建军, 向峻伯, 等. 镁合金汽车轮毂的表面防护层与性能研究[J]. *机械设计与制造*, 2024, 1(9): 70-73.