人工智能辅助的PTFE材料等离子活化时效控制方法研究

唐先渠,钟益洲,程丹潞,卓义勇,程　涌

(广东喜珍电路科技有限公司,广东 肇庆 526000)

摘　要: 聚四氟乙烯(PTFE)凭借极低表面能与优异化学稳定性,在微电子封装、高频电路及医疗器件中具有广泛应用,但其表面润湿性差导致粘接性能不足。等离子体活化技术可有效提升PTFE表面能,但活化效果存在显著的时效衰减问题,严重影响后续粘接一致性和可靠性。基于此,提出一种基于人工智能的PTFE等离子活化时效控制方法。通过构建“工艺参数—表面能—时效衰减”多变量数据模型,引入XGBoost与长短期记忆网络(LSTM)对活化后表面能衰减过程进行预测,并结合强化学习实现工艺参数动态优化。

关键词: PTFE;等离子活化;时效控制;人工智能;XGBoost;LSTM

中图分类号: TP399　　**文献标识码:** A

Research on AI-assisted aging control method for plasma activation of PTFE material

TANG Xianqu, ZHONG Yizhou, CHENG Danlu, ZHUO Yiyong, CHENG Yong

(Guangdong SEEGEM Circuit Technology Co., Ltd., Zhaoqing, Guangdong 526000, China)

Abstract: Polytetrafluoroethylene (PTFE) is widely used in microelectronic packaging, high-frequency circuits, and medical devices due to its extremely low surface energy and excellent chemical stability. However, its poor surface wettability leads to insufficient bonding performance. Plasma activation technology can effectively improve the surface energy of PTFE, but its activation effect suffers from significant aging attenuation, seriously affecting subsequent bonding consistency and reliability. To address this issue, this paper proposes an AI-based aging control method for plasma activation of PTFE. By constructing a multivariate data model of “process parameters—surface energy—aging attenuation”, XGBoost and Long Short-Term Memory (LSTM) networks are introduced to predict the surface energy attenuation process after activation, and reinforcement learning is combined to achieve dynamic optimization of process parameters.

Key words: PTFE, plasma activation, aging control, artificial intelligence, XGBoost, LSTM

1　引言

PTFE材料由于分子结构中高度稳定的C—F键,表现出极低的表面自由能(约18 mN/m),难以与其他材料形成有效粘接界面。作为一种高效的物理化学改性方法,等离子体活化可通过引入极性基团显著提高其表面能,从而改善润湿性与粘接性能。然而,PTFE经等离子处理后,表面活性基团会随时间发生重排或迁移,导致“时效衰减”现象,即表面能随时间快速下降。传统工艺多依赖经验设定等离子功率、处理时间及气体比例,难以对时效行为进行精确预测和控制[1]。随着人工智能技术的发展,基于数据驱动的方法在复杂材料工艺建模中展现出良好优势。因此,本文提出一种融合机器学习与时序预测模型的PTFE等离子活化时效控制方法,旨在实现对活化效果衰减过程的智能预测和动态优化。

2　方法与模型设计

2.1　工艺数据建模

PTFE等离子活化过程具有多参数耦合和强非线性特征,因此首先构建多维工艺数据集,用于描述工艺输入与表面性能之间的映射关系。

实验中采集的核心输入参数包括放电功率P、处理时间T、气体配比(O_2/A_r)以及腔体压力P_r,这些参数共同决定等离子体密度和活性粒子分布。同时,引入中间表征变量,如初始表面接触角θ_0与表面能γ,用于刻画材料表面活化程度[2]。输出变量定义为不同时间t下的表面能变化$\gamma(t)$,用于描述时效衰减行为。通过对多源数据进行归一化和时间对齐处理,构建统一样本空间,从而实现工艺参数到表面性能的系统建模。整体映射关系可表示为:

$$f(P, T, G, Pr, \theta_0) \rightarrow \gamma(t) \tag{1}$$

2.2　XGBoost静态预测模型

为刻画工艺参数对PTFE初始活化效果的影响，引入XGBoost模型进行非线性回归建模。该模型通过多棵提升树的集成学习方式，有效拟合工艺参数与初始表面能之间的复杂映射关系。具体而言，以P、T、气体比例G及腔体压力Pr为输入特征，以初始表面能为输出目标，通过损失函数逐步优化模型参数，从而提高预测精度[3]。此外，通过特征重要性分析可识别关键工艺因素，为工艺优化提供依据。模型表达如下：

$$\gamma_0=\mathrm{XGBoost}(P,T,G,Pr) \tag{2}$$

2.3　LSTM时序衰减模型

PTFE等离子活化后的表面能会随时间推移发生明显衰减，其变化过程具有非线性和记忆性特征，传统指数衰减模型难以准确描述。因此，本文引入LSTM对时序变化进行建模。LSTM通过门控机制（输入门、遗忘门与输出门）捕捉长期依赖关系，可有效学习表面能随时间演化规律。模型以初始表面能及时间序列t为输入，输出对应时刻的表面能γ_0，从而实现动态预测。其核心表达形式为：

$$\gamma(t)=\mathrm{LSTM}(\gamma_0,t) \tag{3}$$

2.4　强化学习工艺优化策略

在工艺控制层面，为实现PTFE等离子活化效果的长期稳定性，引入基于Q-learning的强化学习优化策略。该方法通过智能体和环境交互，实现工艺参数的自适应调整。状态S定义为当前表面能$\gamma(t)$及其衰减速率$d\gamma/dt$，动作A包括功率调整、处理时间修正以及气体比例优化，奖励函数R则综合表面能保持率与粘接性能提升效果，从而引导模型向最优工艺方向收敛[4]。在迭代过程中，智能体通过最大化长期收益不断优化决策策略。其目标函数可表示为：

$$R=w_1\cdot\gamma(t)+w_2\cdot\sigma_{\mathrm{adhesion}} \tag{4}$$

3　实验设计

3.1　实验材料与平台

本文选用工业级PTFE薄膜作为实验对象，厚度范围控制在0.2~1.0 mm，以保证不同厚度条件下等离子体作用的可比性和代表性。实验所用表面改性设备为射频等离子清洗机，工作频率为13.56 MHz，可稳定产生均匀等离子体环境，用于实现PTFE表面活化处理。在计算与建模平台方面，采用Intel i7处理器、32 GB内存及RTX 4060 GPU组成的工业级计算单元，以支持模型训练和时序预测计算需求。软件环境基于Python生态体系，主要包括Scikit-learn（用于数据预处理与传统模型构建），XGBoost（用于非线性回归建模）及TensorFlow（用于深度学习模型训练和优化）[5]。整体实验平台兼顾材料处理精度与算法计算能力，为多模型融合分析提供稳定运行环境，同时保证实验结果的可重复性和工程应用可迁移性。

3.2　实验方案

为验证所提方法的有效性，实验共采集3 200组工艺与性能数据，覆盖不同放电功率、处理时间、气体配比及腔体压力等工艺组合条件。数据采集内容包括3个核心维度：初始接触角，用于表征等离子处理后的瞬时润湿性变化；表面能随时间变化曲线（0~72 h），用于分析活化效果的时效衰减规律；剥离强度测试数据，用于评估实际粘接性能提升效果。

在对比实验设计方面，设置4组方法进行性能对照分析，分别为传统经验工艺法、仅采用XGBoost模型、仅采用LSTM模型以及本文方法。通过横向对比不同方法在预测精度、时效保持能力及粘接性能提升方面的差异，验证融合模型在复杂工艺建模和动态优化中的综合优势与工程适用性。

4　结果与分析

4.1　预测精度对比

为验证本文方法在PTFE等离子活化时效预测中的有效性，将其与传统经验方法及单一机器学习模型进行对比分析。评价指标选取平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）、均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）以及决定系数R^2，以全面衡量模型在误差控制和拟合能力方面的表现。由实验结果可见，传统方法依赖经验参数设定，缺乏对非线性衰减过程的刻画能力，因而预测误差最大，R^2仅为0.81。XGBoost模型在静态工艺建模方面表现较好，但对时间维度变化响应不足。LSTM模型在时序拟合方面进一步提升了预测精度，但仍存在对工艺参数耦合关系刻画不足的问题。相比之下，本文方法在3项指标上均取得最优结果，*MAE*降至0.061，*RMSE*降至0.089，R^2提升至0.96，说明其能够同时捕捉工艺参数影响与时间衰减规律，在复杂动态系统建模中具有更强的泛化能力和稳定性。

4.2　时效衰减控制效果

在72 h时效测试周期内，本文对PTFE等离子活化后的表面能衰减行为进行系统对比分析。实验结果表明，传统工艺方法因缺乏动态调控机制，表面活性基团在处理后迅速发生重排与迁移，导致表面能下降幅度较大，整体衰减约达42%，粘接性能不稳定。本文方法通过对工艺参数和时序衰减过程的联合建模，实现了对表面能变化趋势的提前预测与优化控制，使表面能衰减幅度被有效抑制在23%以内。同时，在剥离强度测试中，改性后的PTFE材料表现出更稳定的界面结合性能，平均粘接强度提升约19.3%。上述结果表明，该方法不仅能够提高初始活化效果，还能显著延缓表面失活过程，从而提升材料在实际工程应用中的可靠性

（下转第278页）