融合材料特性与残铜率的涨缩影响因子智能分析方法

宋　波,程　涌,贺梓修,李　顺,徐若雷

(广东喜珍电路科技有限公司,广东 肇庆 526000)

摘　要: 针对高密度印制电路板(PCB)制造过程中涨缩变形导致的线路对位偏差与残铜率异常问题,提出一种融合材料特性和残铜率的涨缩影响因子智能分析方法。该方法基于多源工艺数据,构建包含材料参数、工艺条件与残铜率指标的特征体系,引入机器学习模型对涨缩影响因子进行建模和解析,实现对涨缩行为的智能预测与关键影响因素识别。实验结果表明,该方法在涨缩预测精度和异常识别能力方面均优于传统统计分析方法,可为PCB制程参数优化与良率提升提供有效支撑。

关键词: PCB制造;涨缩变形;残铜率;特征融合;机器学习;工艺优化

中图分类号: TP399　　**文献标识码:** A

Intelligent analysis method for expansion and shrinkage influence factors integrating material properties and residual copper rate

SONG Bo, CHENG Yong, HE Zixiu, LI Shun, XU Ruolei

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

Abstract: To address the issues of line alignment deviation and abnormal copper residue rate caused by dimensional expansion and contraction during the manufacturing process of high-density Printed Circuit Board (PCB), an intelligent analysis method for the expansion and contraction influence factor integrating material properties and copper residue rate is proposed. This method is based on multi-source process data, constructing a feature system including material parameters, process conditions, and copper residue rate indicators. A machine learning model is introduced to model and analyze the expansion and contraction influence factor, achieving intelligent prediction of expansion behavior and identification of key influencing factors. Experimental results show that this method outperforms traditional statistical analysis methods in terms of expansion prediction accuracy and abnormal identification capability, and can provide effective support for PCB process parameter optimization and yield improvement.

Key words: PCB manufacturing, expansion and shrinkage deformation, residual copper rate, feature fusion, machine learning, process optimization

1　引言

在PCB制造过程中,材料在压合、蚀刻及热处理环节会发生复杂的热-力耦合形变,其中涨缩(Expansion/Contraction)是影响线路精度和对位稳定性的关键因素之一。涨缩异常不仅会导致线路偏移,还会显著影响残铜率分布,从而降低产品良率。传统分析方法主要依赖单一工艺参数或经验统计模型,难以刻画材料特性、工艺条件与残铜率之间的非线性耦合关系。因此,有必要构建一种融合多源信息的智能分析方法,以实现涨缩影响因子的精准建模和动态评估[1]。

2　数据来源与特征体系构建

为全面刻画PCB压合过程中涨缩行为的复杂影响机制,首先构建多源工艺数据集作为分析基础。数据来源于某PCB压合生产线,共采集3 200组工艺样本,每组样本涵盖材料特性参数、工艺控制参数及质量检测结果3类信息。其中,材料特性包括基材类型、树脂含量及玻纤结构等基础属性;工艺参数主要涉及压合温度、压力、升温速率及保压时间等关键控制变量;质量检测指标则包含X/Y方向涨缩率和残铜率,用于表征成品尺寸稳定性与导电层保留情况[2]。

在此基础上,为实现涨缩行为的多维度表征,引入材料特性因子、工艺影响因子和质量响应指标3类特征体系。其中,材料特性因子包括热膨胀系数(CTE)、弹性模量E及树脂流动性指数RF;工艺影响因子包括压合温度T、压力P与升温速率R;质量响应指标则由残铜率η及X/Y方向涨缩量ΔX,ΔY构成。进一步地,将上述多源特征进行融合,构

建统一输入向量$\boldsymbol{X}=[CTE, E, RF, T, P, R, \eta]$,并将涨缩响应定义为多输出函数$Y=f(X)=(\Delta X, \Delta Y)$,从而实现材料-工艺-质量之间的统一建模表达,为后续涨缩影响因子分析和智能预测提供数据基础与特征支撑。

3　融合涨缩影响因子的智能建模方法

3.1　模型框架

作为上述方法的核心组成部分,本文提出一种“材料-工艺-质量”三元融合智能分析模型。该模型从数据驱动角度出发,将多源异构信息统一映射至同一特征空间,并通过分层结构实现涨缩行为的逐级建模和解释[3]。

在结构设计上,模型主要由输入层、特征增强层、预测层与解释层4个层级构成。输入层用于接收材料特性参数(如CTE,E,RF)、工艺控制参数(T,P,R)以及质量反馈指标(残铜率η);特征增强层通过非线性交互映射机制,对不同变量之间的耦合关系进行高维扩展,以提升模型对复杂工艺机制的表达能力;预测层采用回归学习方法输出X/Y方向涨缩量;解释层则基于特征贡献分析实现影响因子可视化和排序。模型整体可表示为:

$$Y=F(X_{\text{mat}}, X_{\text{proc}}, X_{\text{qual}}) \tag{1}$$

其中,$F(\cdot)$表示多源融合映射函数。

3.2　基于XGBoost的非线性建模

为刻画涨缩行为中存在的强非线性与高阶交互特征,本文引入XGBoost作为核心回归算法进行建模分析[4]。XGBoost基于梯度提升决策树框架,通过不断叠加弱学习器逼近复杂非线性函数,在工业质量预测问题中具有良好的泛化能力和鲁棒性。模型优化目标定义为最小化损失函数与正则项之和:

$$L=\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2+\sum_k \Omega(f_k) \tag{2}$$

其中,$\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2$表示预测值与真实值之间的残差平方和;$\Omega(f_k)$用于约束树模型复杂度,从而避免过拟合并提升模型稳定性。在训练过程中,该模型通过逐步拟合残差的方式不断优化预测精度,使其能够有效捕捉材料特性和工艺参数之间的非线性映射关系。同时,XGBoost能够自动学习特征重要性,在处理多源工业数据时具有较强适应能力,尤其适用于包含噪声与高维耦合变量的PCB制造场景,从而为涨缩预测提供可靠的建模基础[5]。

3.3　影响因子重要性分析

为进一步揭示各影响因素对涨缩行为的作用机制,基于特征增益(Gain)和SHAP值方法对本文模型输出进行解释分析,从而实现对关键影响因子的量化评估。特征贡献度可表示为:

$$I_j=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\text{Gain}_j^{(k)} \tag{3}$$

其中,I_j表示第j个特征在所有树结构中的平均贡献度;Gain表示该特征在节点分裂过程中带来的损失下降幅度。

4　实验设计与结果分析

4.1　实验环境

为验证本文方法及本文模型的有效性,构建了相应的实验平台和数据处理环境。硬件方面采用工业级计算平台,配置Intel i7处理器、32 GB运行内存及RTX 4060图形加速卡,以满足大规模数据训练与模型迭代的计算需求。该硬件组合能够保证在多特征输入和非线性模型训练过程中具备较好的稳定性与运算效率。

软件环境基于Python生态体系搭建,主要依托Scikit-learn,XGBoost及Pandas等数据分析和机器学习工具库,实现数据预处理、模型训练与结果评估等全过程操作。其中,Pandas用于多源工艺数据的清洗和结构化处理,Scikit-learn用于对比模型的快速构建与验证,XGBoost用于模型的训练和优化。实验数据来源于PCB压合生产线,共包含3 200组工艺样本数据,覆盖材料特性、工艺参数及质量检测指标,为模型训练提供了较为完整的数据支撑。

4.2　对比方法

为评估本文方法在涨缩预测任务中的性能优势,选取2种具有代表性的方法作为对比对象,包括传统统计回归模型、BP神经网络。传统统计回归模型作为基准方法,能够刻画变量之间的线性关系,但在处理复杂非线性耦合问题时能力有限。BP神经网络通过多层结构实现非线性映射,在一定程度上提升了拟合能力,但其训练过程易受参数初始化与局部最优问题影响。

本文方法基于XGBoost框架构建融合模型,通过引入梯度提升机制和正则化策略,有效增强了该模型对复杂工艺数据的表达能力,同时结合材料特性与残铜率等多源信息,实现对涨缩行为的综合建模。3种方法在相同数据集和相同评价指标下进行对比,以确保实验结果的公平性与可比性,从而客观反映不同模型在PCB涨缩预测任务中的实际表现差异。

4.3　实验结果

在相同实验数据和参数设置条件下,对3种方法的涨缩预测性能进行定量评估,结果表明不同方法在误差控制与拟合能力方面存在明显差异。传统统计回归模型由于结构简单,仅能捕捉变量之间的线性关系,因此在复杂工艺场景下预测误差较大,拟合能力有限。BP神经网络通过多层非线性结构增强了表达能力,在一定程度上降低了预测误差,但仍存在训练不稳定和泛化能力不足的问题。相比之下,本文方法在预测精度方面表现最优,其平均绝对误差显著降低,同时决定系数达到最高水平,说明该模型对涨缩变化趋势具有更强的拟合能

力与解释能力。

4.4 影响因子分析结果

基于SHAP方法对本文模型输出结果进行影响因子分解分析，可量化各输入变量对涨缩行为的贡献程度，从而揭示其内在作用机制。结果显示，在所有特征中，材料CTE贡献度最高，达到32.5%，表明材料本征热物性是影响涨缩变化的主导因素。残铜率贡献度为21.3%，说明局部导电结构分布会显著影响热应力释放路径，从而间接改变尺寸稳定性。

此外，压合温度和压力分别占18.7%和14.2%，二者共同决定材料在压合过程中的流动状态与固化行为，对涨缩控制具有重要影响。其余因素合计占比13.3%，主要反映辅助工艺参数的综合作用。整体分析结果表明，PCB涨缩行为并非单一因素控制，而是材料属性和局部结构共同作用的结果，其中材料特性与残铜结构的耦合作用尤为关键，对后续工艺优化具有重要参考价值。

5 工程应用讨论

本文方法在实际PCB制造过程中具有较为突出的工程应用价值，可广泛应用于压合工艺优化、材料选型评估、工艺窗口稳定性分析及在线质量预测系统构建等关键环节。在压合参数优化方面，通过对材料特性、工艺条件和涨缩行为的联合建模，可实现对温度、压力及升温速率等关键参数的精细化调整，从而降低尺寸偏差风险。在材料选型评估中，该方法能够基于历史数据对不同基材体系的涨缩敏感性进行量化分析，为材料优选提供数据支撑。在工艺窗口稳定性分析方面，可有效识别导致涨缩波动的关键区间，提高生产过程的鲁棒性。同时，在在线质量预测系统中引入该方法，可实现对涨缩异常的提前预警与动态监测。尤其是引入残铜率这一质量反馈变量后，模型能够进一步反映局部导电结构对热应力分布的影响规律，从而显著增强涨缩预测结果的工程解释性和实际可操作性，提高整体制程控制水平与产品良率。

6 结束语

本文提出一种融合材料特性和残铜率的涨缩影响因子智能分析方法，通过构建多源特征体系与XGBoost模型，实现了对PCB涨缩行为的高精度预测和关键影响因子识别。实验结果表明，该方法具有较高的预测精度与良好的工程适用性，可为PCB制造过程控制和良率提升提供理论支持与技术路径。

参考文献：

[1] 池飞，吴伟辉，张华勇，等.LightGBM算法在PCB基材涨缩补偿预测中的应用研究[J].印制电路信息，2025，33(9)：39-42.

[2] 聂荣涛.基于近红外等离激元材料的InN发光特性研究[D].长春：吉林大学，2025.

[3] 焦月.磁控溅射构筑生物质基新型储能和电磁屏蔽材料研究[D].哈尔滨：东北林业大学，2020.

[4] 吴云忠.包覆拉拔法铜包铝、铜包钢双金属导线的研究[D].大连：大连海事大学，2007.

[5] 刘梦镇.多因素作用下综合管廊电缆燃烧特性及火蔓延规律研究[D].济南：山东建筑大学，2025.

作者简介：

宋波(1981—)，大专，工程师，研究方向：人工智能应用。