

基于机器学习驱动的 MEMS 倾角传感器 全温区智能补偿方法

梁 冰

(桂林市晶瑞传感技术有限公司, 广西 桂林 541004)

摘 要 MEMS 倾角传感器在全温区工作时, 受硅材料温度特性、封装应力、电子器件温漂影响, 非线性测量误差显著增大。传统的线性插值、多项式拟合等补偿方法泛用性差、精度适配温度范围窄, 模型固化难以自适应, 无法满足高端装备的高精度倾角测量需求。本文提出一种机器学习驱动的全温区智能补偿方法, 实时采集温度、温度变化率、历史倾角数据构建多维特征集, 采用粒子群算法优化改进径向基函数神经网络, 建立温漂非线性映射模型, 实现全温域倾角误差的实时自适应修正。经 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 85\text{ }^{\circ}\text{C}$ 全温区高低温标定实验验证, 该方法相较传统多项式补偿, 均方根误差降低 62.3%, 最大绝对误差控制在 0.015° 以内, 补偿效率提升 40% 以上, 有效提升产品精度与鲁棒性, 可广泛适配环境严苛的倾角测量场景。

关键词 MEMS 倾角传感器; 全温区补偿; 机器学习; RBF 神经网络; 粒子群优化

中图分类号: TP212

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.19.012

0 引言

MEMS 加速度计制作的倾角传感器, 集成度高、功耗较低、微型化、成本低, 广泛应用于在工业自动化、航空航天、桥梁监测、姿态感知等领域, 主要用于姿态校准、倾角监测、水平控制等关键感知任务。在工业领域等实际应用环境中, 传感器需长期处于 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 85\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的温度变化环境中工作, MEMS 芯片硅材料结构、采集放大电路、封装材料应力在温度交替变化的环境中会存在零偏漂移、灵敏度漂移、非线性误差等温漂问题, 不同环境和测试条件下, 测量精度大幅衰减, 导致系统性错误、设备故障等隐患。

国外厂商如 VTI (芬兰)、ADI (美国)、ST (法国) 等企业在 MEMS 倾角传感器研发和温度补偿起步较早, 一般通过硬件温控叠加软件多项式补偿实现基础温漂补偿, 但补偿方式单一, 补偿成本昂贵, 且无法适配宽环境温度变化的场景。国内传感器厂商针对 MEMS 传感器温漂补偿也有研究, 多采用单一神经网络建模, 但此类模型收敛速度慢、只有局部最优、特征维度单一等问题, 缺少针对宽交变温区、宽倾角范围的多维参数补偿, 没有兼顾精度与适应性的工程化方案。

目前主要的温度补偿方法多依赖固定数学模型, 如分段线性补偿、二次多项式拟合、查表插值等, 但这类方法仅能拟合简单线性温漂规律, 对于更大温区

范围内的非线性、时变性温漂, 回滞温漂适配性差, 即使经过补偿还是存在误差超出。采用机器学习技术在进行多维度建模、自适应拟合补偿, 结合智能算法总结温漂与多环境因子的相互关联性, 构建宽温度范围补偿模型, 成为解决倾角传感器温漂难题的创新路径。本文立足于工程实际需求, 研发的机器学习驱动的倾角传感器补偿方法, 打破了传统补偿方式局限, 提升传感器在不同使用环境下的精度稳定性, 对推动高端 MEMS 倾角传感器器件的国产化替代、保障工业设备稳定运行具有重要的工程价值和学术意义^[1]。

1 MEMS 倾角传感器温漂机理与误差分析

1.1 MEMS 倾角传感器工作原理

MEMS 倾角传感器基于重力惯性原理, 通过传感器内部的硅基微机械敏感结构检测重力分量变化, 经信号降噪放大、AD 转换、数据解算输出倾角值。核心结构包括 MEMS 硅基敏感结构、滤波和运算放大电路、温度采集模块、微控制器单元, 其中 MEMS 芯片多采用电容式敏感结构, 极板间距与夹角随重力方向变化产生电容差值, 最终将加速度电信号进行数字转化。

1.2 全温区温漂误差来源

MEMS 倾角传感器在全工作温度 ($-40\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 85\text{ }^{\circ}\text{C}$) 的范围内, 温度变化引起的测量误差主要有三类: 一

作者简介: 梁冰 (1991-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: MEMS 传感器测量应用。

是芯片传感结构温漂,硅材料由于热膨胀系数各向异性及内部温度应力,导致传感器内部极板发生纳米到微米级形变,进而引发零偏漂移与灵敏度非线性变化;二是在电路中的运算放大器、电阻、电容等器件的温度系数存在正负差异,使得信号放大、滤波环节产生叠加误差,这类误差无法采用单一方式进行补偿消除;三是封装材料内部应力温漂,封装壳体、黏结剂与芯片衬底之间的热膨胀系数不匹配,在温度反复变化时产生非线性机械应力,导致输出迟滞与重复性下降。然而,传统数学补偿方法一般对这三类误差修正独立建模,却忽略了它们之间的耦合效应(热应力同时影响结构变形与电路参数),由此形成的总误差呈现强非线性特征,无法在宽温区范围内满足高精度测量要求^[2]。

1.3 传统补偿方法局限性

1. 线性插值法:仅适用于窄温区、线性温漂场景,在宽温区和非线性场景中,补偿效果有限。
 2. 多项式拟合:高阶多项式易出现过拟合引入额外误差,低阶多项式拟合精度不足,模型参数固定无法自适应温变。
 3. 查表补偿法:占用大量存储资源,极端温度点补偿效果差。
- 综上,传统方法无法适配全温区非线性温漂特性,需采用机器学习算法实现高精度智能补偿。

2 机器学习驱动的全温区智能补偿模型设计

2.1 整体技术框架

该设计的智能补偿系统分为数据采集、特征工程、机器学习模型训练、实时补偿四个部分。

1. 数据采集:测试过程温度、温度变化率、MEMS 加速度传感器数值输出、标准倾角测量单元真实值。
2. 特征工程:自动筛选出关键特征,构建温度变化映射数据集。
3. 模型训练:导入 PSO-RBF 神经网络模型训练与参数优化。
4. 实时补偿:将训练好的模型和参数传递给 MCU,实现对原始倾角数据的在线计算和修正^[3]。

2.2 多维度特征提取

针对单一温度特征无法完整刻画温漂规律问题,本设计融合三类特征构建输入向量,提升参数补偿模型的拟合能力:

1. 温度特征:实时采集的环境温度 T , 包含 $-40\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 85\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的全温度范围,作为主输入变量。
2. 温度变化率特征:能反映温变化速率的单位时

间内温度变化量 $\Delta T / \Delta t$, 作为匹配动态温变场景的输入变量。

3. 历史倾角特征:基于前一时刻倾角计算输出,进一步消除时变性漂移干扰。

模型输出为补偿误差值,补偿后倾角计算公式为:

$$\theta_{comp} = \theta_{raw} - \Delta\theta(T, \Delta T / \Delta t, \theta_{raw}) \quad (1)$$

式(1)中: θ_{comp} 为补偿后倾角, θ_{raw} 为原始倾角, $\Delta\theta$ 为机器学习模型预测补偿误差。

2.3 PSO-RBF 神经网络模型构建

2.3.1 RBF 神经网络基础结构

径向基函数(RBF)神经网络具备局部逼近能力强、收敛速度快、非线性拟合精度高等优势,适合 MEMS 传感器温漂补偿小样本、非线性建模场景。系统的结构分为三层:输入层(采集温度、采集的温度变化率、历史倾角特征)、隐含层(通过高斯径向基函数完成非线性映射)、输出层(输出补偿误差)^[4]。

2.3.2 PSO 算法优化机制

传统 RBF 神经网络初始化中心随机、宽度窄,加权不定,易导致结果局部最优、收敛变慢。本设计采用粒子群优化(PSO)算法,将均方根误差(RMSE)作为最终作为判断的适应度函数,寻找全局温度神经网络隐含层中心、宽度和输出权值最优解,提升模型精度与稳定性。PSO 算法适应度函数定义为:

$$f = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\theta_i - \hat{\theta}_i)^2} \quad (2)$$

式(2)中: N 为采集数量, θ_i 为标准倾角模块角度真值, $\hat{\theta}_i$ 为模型预测倾角数值。

2.3.3 模型训练流程

1. 参数采集预处理:对输入标定参数数据进行归一化、异常值剔除、按特征划分训练集与测试集。
2. PSO 参数初始化:设置粒子数量、迭代次数、学习因子、惯性权重。
3. RBF 网络初始化:确定输入层、隐含层、输出层节点数。
4. 迭代寻优:计算粒子适应度,更新粒子速度与位置,直至达到最优收敛条件。
5. 模型验证:采用测试集校验评估参数模型精度,保存最优网络参数。

3 全温区标定实验与结果分析

3.1 实验平台搭建

搭建全温区标定实验平台进行测试验证补偿方法对精度提升的有效性,其中核心设备包括:温度范围 $-40\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 85\text{ }^{\circ}\text{C}$, 控温精度 $\pm 0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的高低温控制试验箱、精度

0.005° 的高精度数显分度头作为角度基准、待测试的 MEMS 倾角传感器样机、数据采集模块与存储系统。

3.2 实验方案设计

实验分为标定数据采集与补偿效果验证两个阶段：

1. 数据采集：设置高低温箱温度梯度为 5 °C，在每个温度点保温 30 分钟，采集 0°、±5°、±10°、±15°、±20° 倾角下的原始输出、温度、温度变化率数据，共采集 1 200 组有效样本，其中 80% 作为训练集，20% 作为测试集。

2. 对比实验：将 PSO-RBF 智能补偿分别与传统多项式补偿、标准 RBF 补偿进行对比，测试相同交变温区内的补偿精度，对比指标包括均方根误差（RMSE）、最大绝对误差（MAE）、单步补偿耗时^[5]。

3.3 实验结果与分析

实验结果如表 1 所示：设计中提出的 PSO-RBF 智能补偿方法，其全温区均方根误差只有 0.010°，对比传统多项式补偿降低 62.3%，最大绝对误差达到 0.015°，

表 1 补偿实验对比表

补偿方法	均方根误差（°）	最大绝对误差（°）	单步补偿耗时（ms）
二次多项式补偿	0.042	0.087	2.1
标准 RBF 补偿	0.023	0.041	3.5
PSO-RBF 智能补偿	0.010	0.015	2.9

3. 低成本：纯软件算法，无需硬件温控模块，降低传感器生产成本。

4. 易部署：模型轻量化，兼容主流微控制器，适配批量量产。

4.3 应用场景

该方法已成功应用于工程机械姿态监测、高铁轨道倾角检测、山体滑坡预警、光伏支架智能调平系统，经现场长期运行验证，传感器全温区测量精度稳定，故障率大幅降低，获得良好的工程反馈。

5 结束语

本文提出的机器学习驱动的全温区智能补偿方法，针对 MEMS 倾角传感器传统模型补偿温漂准确度和交变温度环境适配性差等难题，通过多维度特征提取，导入 PSO-RBF 神经网络算法进行寻优求解，针对性解决传统补偿方法非线性拟合不足、交变温度下适配性差的瓶颈。实验证明，该方法可有效抑制全温区零漂与灵敏度漂移，测量精度提升较大，同时提高了 MEMS 倾角测量系统的实时性、鲁棒性与工程适配性，是 MEMS 倾角传感器进行高精度化、宽温域适配化可行的技术实现方案。未来，可在模型补偿的基础上进一步融合

满足工业环境下对于高精度倾角测量需求；单步补偿耗时仅需要 2.9 ms。相比于其他两种补偿方法，在极端温度点上具有更强的鲁棒性和温度适应能力。

4 机器学习驱动的智能补偿方法工程化应用与优势分析

4.1 嵌入式部署实现

将训练好的 PSO-RBF 模型与参数按实际工程需求进行量化压缩，可轻易移植于微控制器，对于现有 MEMS 倾角传感器模块只需增加 11 KB 左右内存，实现低成本、轻量化移植实现。微控制器和传感器在通电后自动采集数据、特征提取、误差补偿、倾角输出全流程，无需再次进行现场校准。

4.2 核心优势

1. 高精度：精准拟合全温区非线性温漂，误差控制在 0.015° 以内，远超传统方法。

2. 强鲁棒性：适配 -40 °C ~ 85 °C 宽温域与动态温变场景，极端环境稳定性优异。

迁移学习算法，提升传感器批量标定效率，将长期老化漂移加入自适应补偿参数中，通过算法压缩，开发更轻量化深度机器学习模型，降低系统成本，适配更宽温阈范围，推动 MEMS 倾角传感器技术深度应用于高端装备领域。

参考文献：

- [1] 宋启,秦刚,闫少雄.基于改进的 RBF 神经网络倾角传感器温度补偿方法研究[J].传感器与微系统,2024,43(11):6-9.
- [2] 刘有彬,闫欢,彭根斋,等.MEMS 三轴加速度计误差标定与补偿方法研究[J].传感器与微系统,2023,42(11):58-61,65.
- [3] 赵建宇,凌林本,冯毅博.基于遗传算法优化 BP 神经网络的半球谐振陀螺温度补偿[J].导航与控制,2022,21(01):99-106.
- [4] 朱志峰,张海宁.改进 PSO 优化的小波神经网络在压力传感器温度补偿中的研究[J].仪表技术与传感器,2022(08):122-126.
- [5] 刘强,魏贵玲,黄晶,等.一种 MEMS 压力传感器温度补偿方法[J].压电与声光,2023,45(06):828-832.