

人工智能用于仪器仪表自动校准的研究

崔海鹏

广东思谷智能技术有限公司

DOI:10.32629/etd.v7i8.21631

[摘要] 仪器仪表的定期校准是保障测量准确性的必要手段,传统校准方式依靠人工操作与经验判断,效率偏低且一致性较差,本文针对该问题,研究了把机器学习、深度学习技术用到自动校准过程中的方法。借助搭建基于神经网络的非线性误差模型,设计出自适应校准算法,还给出多传感器融合的智能决策机制。实验结果表明,本文提出的方法在温度、压力等典型仪表校准中,精度能提高15%以上,校准时间缩短到传统方法的三分之一,同时对环境干扰有较强的鲁棒性,该研究给仪器仪表的智能化管理给出了可行技术路径。

[关键词] 仪器仪表校准; 机器学习; 神经网络; 自适应算法; 误差补偿

中图分类号: TH71 **文献标识码:** A

Research on the Application of Artificial Intelligence in Automatic Calibration of Instruments and Meters

Haipeng Cui

Guangdong Sigu Intelligent Technology Co., Ltd

[Abstract] Regular calibration of instruments and meters is a necessary means to ensure measurement accuracy. Traditional calibration methods rely on manual operation and empirical judgment, which have low efficiency and poor consistency. This article aims to address this issue by studying the application of machine learning and deep learning techniques in the automatic calibration process. By building a nonlinear error model based on neural networks, design an adaptive calibration algorithm, and provide an intelligent decision-making mechanism for multi-sensor fusion. The experimental results show that the method proposed in this paper can improve accuracy by more than 15% in typical instrument calibration such as temperature and pressure, shorten calibration time to one-third of traditional methods, and have strong robustness to environmental interference. This study provides a feasible technical path for intelligent management of instruments and meters.

[Key words] instrument calibration; Machine learning; neural network Adaptive algorithm; error compensation

引言

仪器仪表在工业生产、科学研究和质量把控中负责数据采集与监测工作,测量准确性直接关系到生产安全与产品质量,受元器件老化、环境温湿度改变以及长期使用带来的零点漂移和灵敏度衰减影响,仪表需要定期校准才能维持原有性能指标,传统校准流程包含标准信号输入、读数记录、误差计算和参数调整,全流程都要专业技术人员操作,不但耗时久、成本高,还难以满足大规模仪表群的动态管理需求。近年来人工智能技术在模式识别与预测建模领域展现出明显优势,为解决校准自动化问题打开了新思路。本文从校准数据的特征分析切入,讨论神经网络、支持向量机等算法在误差建模中的应用,搭建出包含自适应补偿和多源信息融合的智能校准系统,还通过实验验证了方法的有效性。

1 仪器仪表校准技术与人工智能的融合

仪器仪表校准的核心是建立实际输出与理想输出之间的偏差模型,通过对比标准信号源的已知值与仪表显示值,计算系统误差并进行补偿。传统方法采用最小二乘拟合或分段线性插值来描述这种偏差关系,但这类方法假设误差函数形式已知且相对简单,难以处理温度漂移、磁场干扰等多因素耦合产生的复杂非线性误差。人工智能技术特别是机器学习算法,能够从历史校准数据中自动提取特征并构建高维非线性映射,无需预先假设误差函数的具体形式。神经网络的万能逼近特性使其可以拟合任意连续函数,适合建模仪表的复杂误差特性;支持向量机通过核函数将低维非线性问题转化为高维线性问题,在小样本情况下仍能保持较好的泛化能力;集成学习方法如随机森林则通过多个弱学习器的组合降低过拟合风险^[1]。这些算法在数据驱动

建模、自适应调整和异常检测方面的优势，与仪器仪表校准的实际需求高度契合，为实现自动化校准提供了技术基础。

2 基于机器学习的校准模型构建

2.1 校准数据特征提取与预处理方法

校准数据通常包含标准输入值、仪表测量值、环境温度、湿度以及时间戳等多维信息。原始数据存在量纲不统一、缺失值和异常点等问题，直接用于建模会影响算法收敛速度和预测精度。预处理首先剔除明显的异常数据点，采用3 σ 准则识别偏离均值三倍标准差以上的样本；对缺失数据根据时间序列特性采用线性插值或前向填充。特征工程方面，除了直接测量值，还构造了测量值与标准值的差值、相对误差、环境温度变化率等衍生特征。考虑到不同传感器的测量范围差异较大，对所有特征进行归一化处理，将数值映射到[0, 1]区间，避免数值尺度对梯度下降类算法的影响。针对时间序列特征，引入滑动窗口提取近期历史数据的统计量如均值、方差和趋势斜率，这些统计特征能够反映仪表性能的时变特性。实验表明，增加衍生特征后模型的均方根误差降低约20%，说明合理的特征工程对提升校准精度具有显著作用。

2.2 神经网络在非线性误差建模中的应用

针对仪器仪表误差的强非线性特点，采用多层前馈神经网络构建从输入特征到误差补偿量的映射关系。网络结构设计为输入层、两个隐藏层和输出层，输入层节点数与特征维度相同，隐藏层分别设置64和32个神经元，激活函数选用ReLU以加速训练并缓解梯度消失问题，输出层使用线性激活输出预测的误差值。训练过程采用Adam优化器，学习率设为0.001，批量大小128，最大迭代1000轮并设置早停机制防止过拟合。为验证模型效果，选取某压力传感器的1500组校准数据，按7:2:1划分训练集、验证集和测试集。训练完成后，在测试集上的预测误差均方根值为0.08%FS(满量程)，相比传统多项式拟合方法的0.13%FS提升明显。进一步分析发现，神经网络在量程两端的预测精度优于传统方法，这是因为端点区域的非线性更强，而神经网络能够通过多层非线性变换捕捉这种复杂关系^[2]。

2.3 支持向量机与随机森林在多参数校准中的对比研究

多参数仪表如多功能电能表同时输出电压、电流、功率等多个物理量，各参数之间存在耦合关系，单独校准难以保证整体性能。本节对比了支持向量回归(SVR)和随机森林(RF)两种算法在多输出校准任务中的表现。SVR采用径向基核函数，通过网格搜索确定惩罚参数C=10和核参数 $\gamma=0.1$ ，针对每个输出参数训练独立的回归模型。随机森林设置100棵决策树，最大深度15，每次分裂考虑特征数为总特征数的平方根。实验数据来自20台电能表在不同负载条件下的校准记录，每台仪表采集200组数据。下表列出了两种方法在各输出参数上的平均绝对百分比误差(MAPE)以及训练和预测时间。

算法	电压 MAPE (%)	电流 MAPE (%)	功率 MAPE (%)	训练时间 (s)	预测时间 (ms)
SVR	0.12	0.15	0.21	28.3	3.2
RF	0.09	0.11	0.16	12.7	1.8

结果显示，随机森林在预测精度和计算效率上均优于SVR。分析原因，随机森林的树结构天然支持多输出学习，各输出共享特征分裂过程能够隐式建模参数间的关联；而SVR需要为每个输出独立训练，无法利用输出间的相关性。另外，随机森林对超参数不敏感，调参成本低，更适合工程应用。但SVR在小样本场景下的泛化能力更强，当单台仪表数据不足50组时，SVR的MAPE比随机森林低约0.03%。因此在实际部署中，应根据数据规模和实时性要求选择合适的算法。

3 智能校准系统的关键技术实现

3.1 自适应校准算法设计与优化策略

传统固定周期校准未考虑仪表实际退化速度差异，容易造成过度校准或漏检。本文设计的自适应算法通过监测测量值波动性、与历史基准的偏离度以及环境因素累积影响，计算仪表健康度指标，当健康度低于阈值时触发校准。补偿参数更新采用增量学习，对近期数据赋予更高权重，并引入卡尔曼滤波平滑预测误差，防止单次异常数据导致模型突变^[3]。某化工厂流量计群组测试显示，该算法使校准频率降低35%，超差事件减少60%。针对嵌入式设备的计算资源限制，采用模型剪枝和量化技术将神经网络推理速度提升4倍，精度损失控制在0.5%以内，满足现场实时校准需求。

3.2 基于深度学习的温度漂移补偿技术

传感器零点与灵敏度会随温度变化呈现迟滞和非线性特性，传统多项式拟合很难处理温度变化速率和历史路径带来的影响。本文使用双层LSTM网络搭建温度补偿模型，输入过去10个时刻的温度序列和当前测量值，输出由温度引发的附加误差，训练数据取自-20℃到60℃的温箱循环实验，每5分钟记录一次温度和测量偏差，测试结果表明，完成补偿后最大误差从0.45%FS降到0.12%FS，均方根误差降低了70%。LSTM模型在温度快速变化阶段的表现优于静态补偿方法，可以识别升温 and 降温过程的不对称响应。模型部署到微控制器后，会实时计算补偿量并修正输出，有效抑制了环境温度波动带来的影响。

3.3 多传感器融合校准的智能决策机制

复杂测量系统通常会采用多个传感器测量同一物理量来提高可靠性，但不同传感器的精度等级、响应速度和故障模式都存在差异，如何融合多路信号、判断何时需要校准是该场景的主要问题。本文提出基于置信度加权的融合方案，结合深度置信网络(DBN)完成异常检测和校准决策。融合过程中，先对每个传感器的输出计算置信度，置信度由三部分构成：传感器自身的历史稳定性评分、当前测量值和其他传感器的一致性程度、环境条件对该传感器的影响系数^[4]。用softmax函数将置信度归一化后当作加权系数，融合输出就是各传感器测量值的加权和，DBN用来识别传感器群的异常模式，网络包含3层受限玻尔兹曼机，每层神经元数量分别为传感器数量的2倍、1.5倍和1倍，训练时采用逐层预训练后再微调的方案，当DBN检测到某一传感器输出偏离正常模式，且置信度持续下降时，系统会自动触发该传感器的校准流程，同时调低它在融合中的权重，保障整体输出的准确性，

在三冗余压力测量系统为期6个月的运行测试中,该机制成功识别出5次传感器性能退化事件,平均提前8天发出校准预警,避免了单点失准引发的系统输出偏差。和简单投票、平均融合方法相比,这种智能融合让系统输出的不确定度降低了约30%,同时减少了不必要的全系统停机校准操作。

4 实验验证与性能评估

4.1 典型仪器仪表的智能校准实验设计

为验证所提方法的实用性,选取工业现场常用的压力变送器、热电偶温度计和电磁流量计三类仪表进行实验。实验平台包括标准信号源、数据采集系统、环境模拟装置和运行智能校准算法的工控机。压力变送器实验采用活塞式压力计作为标准源,量程0-10MPa,在全量程内选取11个校准点,每个点重复测量5次,同时记录环境温度和湿度。温度计实验使用恒温槽提供0-500℃的标准温度,选取8个校准点,在每个温度点稳定30分钟后读数。流量计实验采用标准流量装置,在10%-100%量程范围内选取9个流量点进行校准。每类仪表选取10台,其中8台用于训练校准模型,2台作为测试样本验证模型泛化能力。实验分三个阶段:第一阶段采集初始校准数据并训练基础模型;第二阶段让仪表在模拟工况下连续运行30天,其间不进行人工校准,仅由智能系统自动执行校准和补偿;第三阶段对仪表进行标准检定,评估智能校准后的实际精度等级。对比方法包括传统的定期人工校准和未校准的自然漂移状态^[5]。实验过程中记录每次校准的耗时、人工参与程度以及校准前后的误差变化,为综合评价提供数据支撑。

4.2 校准精度、效率与鲁棒性的综合评价

三类仪表走完30天的实验流程后,我们对比了智能校准、传统定期校准(每10天校准一次)以及不做校准三种情况下的性能指标。数据表明,智能校准方法的精度比传统定期校准明显更高,最大误差平均减少了大约30%,这种优势来自自适应算法会根据仪表的实际运行状态触发校准,避开了固定校准周期带来的响应滞后问题。工作效率上,智能校准虽然触发校准的次数稍多,但因为自动化程度更高,总耗时只占传统校准方法的40%左右,也省去了很多人工操作步骤,温度鲁棒性测试结果表明,加入LSTM温度补偿模块后,在±10℃的温度波动范围内,误差增幅被控制在20%以内,但传统方法的误差增幅普遍超过30%,长期稳定性层面,智能校准让仪表在整个测试周期内,误差波动的标准差降低了一半以上,足以说明模型的自适应更新机制可以有效跟

踪仪表性能的变化趋势,另外两台没参与模型训练的测试样本仪表,校准效果和训练样本基本一致,也验证了该方法有不错的泛化能力。对实际部署成本的分析显示,该方案初期确实需要投入硬件和软件开发费用,但因为能减少人工校准的次数、缩短设备停机时间,预计一年内就能收回初期投入,长期来看经济效益十分可观。

5 结论

针对传统仪器仪表校准方法存在效率低、一致性差的问题,本文对人工智能技术在自动校准场景中的应用做了系统研究,利用神经网络搭建出非线性误差模型,设计出自适应校准算法以及温度漂移补偿技术,进而提出了结合多传感器融合的智能决策机制,实验结果证实了该方法确实有效:校准精度能提高15%-30%,校准时间可压缩到传统方法的40%,温度鲁棒性也得到明显增强。研究表明,机器学习算法可以从历史数据中提取出仪表性能的退化规律,达成按需校准和实时补偿,给仪器仪表的智能化管理提供了可行方案。后续研究可以从以下方向深入展开:第一,将方法推广到更多类型的仪表以及复杂工况当中,积累更多训练数据;第二,探究模型的在线更新机制,让系统可以持续学习,适应新的性能退化模式;第三,结合边缘计算技术,把智能校准能力下沉到仪表本地,减少对中心服务器的依赖,进而提高系统的可靠性和响应速度。

[参考文献]

- [1]高铭,郭翔宇,刘生春.人工智能算法在石油仪器仪表故障诊断中的应用研究[J].仪器仪表用户,2025(11):66-68.
- [2]闫勇刚,张登攀,代军.产教融合背景下人工智能赋能仪器仪表工程专业学位硕士研究生创新能力提升研究[J].中国现代教育装备,2025(9):138-139.
- [3]王洁,李志生.基于虚拟仪器技术的自动化仪表测试与校准研究[J].机械工业标准化与质量,2024(5):23-25.
- [4]刘超.探究仪表自动化校验与智能管理[J].中文科技期刊数据库(引文版)工程技术,2021(7):329-330.
- [5]王艳萍.人工智能仪表在实验监测控制中的应用[J].电子技术,2023(7):258-259.

作者简介:

崔海鹏(1993--),男,满族,辽宁抚顺人,博士,工程师,研究方向:仪器仪表技术/微纳加工/电流体喷印。