

基于 Pade 近似的 MEMS 麦克风输出响应优化

毛鑫隆¹, 熊宇阳¹, 余建航¹, 李少平², 董 旻², 姜岩峰^{1*}

(1. 江南大学集成电路学院, 江苏无锡 214122; 2. 无锡华润微电子有限公司, 江苏无锡 214061)

摘要: 为了改善电容式微机电系统 (Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS) 硅麦克风输出的非线性和温度漂移, 本文在调研了相关传感器输出校准相关算法的基础上, 提出了一种基于 Pade 近似的新型校准算法, 具有较高实用性, 已成功应用于国产高性能 MEMS 麦克风传感器中. 该算法中, 首先利用 Pade 近似对硅麦克风输出数据进行处理, 以改善交叉灵敏度和跳跃点的影响; 并利用一种精度拟合和线性回归的方法进行二次计算, 以达到提高输出的校准精度的目的. 在相对湿度 50% 的环境下, 精度可以从 6%FS 提升到 1.2%FS. 与目前主流的相同精度的多项式拟合校准算法相比, 本文使用的算法消耗的计算内存减少了约 14%. 该算法对于其他传感器或电路输出响应优化具有重大参考意义.

关键词: 电容式 MEMS 硅麦克风; 校准算法; 温湿度校准; 线性拟合; Pade 近似

基金项目: 国家重点研发计划 (No.2024YFB4505403)

中图分类号: TN404; O241.8

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)12-4305-12

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250163

Output Response Optimization of MEMS Microphones Based on Pade Approximation

MAO Xin-long¹, XIONG Yu-yang¹, YU Jian-hang¹, LI Shao-ping², DONG Yang², JIANG Yan-feng^{1*}

(1. School of Integrated Circuits, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

2. Wuxi CSMC Technologies Co., Ltd., Wuxi, Jiangsu 214061, China)

Abstract: In order to improve the nonlinearity and temperature drift of the output of the condenser micro-electro-mechanical systems (MEMS) silicon microphone, Based on the relevant algorithms of the current sensor output calibration strategies, and proposes a novel calibration algorithm based on the Pade approximation is proposed and testified, which is adopted in practical industrial application with high practicability. In a humidity environment with RH 50%, the accuracy of MEMS sensor can be improved from 6%FS to 1.2%FS. Compared with the current mainstream polynomial fitting calibration algorithm with the same accuracy, the algorithm used in the paper consumes about 14% less computational memory. The algorithm has great reference significance for the optimization of output response of other sensors or circuits.

Key words: condenser MEMS silicon microphones; calibration algorithms; temperature and humidity calibration; linear fitting; pade approximation

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2024YFB4505403)

1 引言

20 世纪 60 年代, 第一个硅膜片压力传感器诞生, 掀起了微机电系统 (Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS) 传感器研究的浪潮. 如今, MEMS 传感器在智能电子设备中得到了广泛的应用^[1-3], 其中, MEMS 麦克风传感器在人机交互场景中发挥重要的作用, 市场规模呈指数型增长.

根据制造技术的区别, 麦克风主要分为两种类型: 传统的驻极体麦克风 (Electret Condenser Microphone, ECM) 和 MEMS 麦克风. 驻极体麦克风通常由独立的金属部件和聚合物材料制成, 尺寸较大, 不易于集成和大批量生产. 而 MEMS 麦克风也称为硅麦克风, 是采用与集成电路工艺兼容的硅微加工技术制成的. MEMS 麦克风通常采用电容式传感器技术, 尺寸较小, 比较适合

集成和大规模量产,随着 MEMS 工艺的发展,硅麦克风的生产成本得到进一步降低,并在性能上得到了较大的提升。

MEMS 麦克风的封装通常采用类似集成电路(Integrated Circuit, IC)的封装方式,用于表面贴装组装。外来声音信号通过端口进入麦克风内部,这些端口可以位于封装的顶部或底部。正是因为这些端口的存在,导致 MEMS 麦克风的输出除了受到工作温度的影响外,还可能受到其他环境变量的影响,如环境湿度、环境压力等。这些情况都可能导致在实际应用中, MEMS 麦克风的输出信号产生一定的信号误差,主要体现为非线性、零点温湿度漂移和灵敏度温湿度漂移。这将在很大程度上影响了 MEMS 麦克风的精度。因此,对 MEMS 麦克风的输出响应进行优化变得尤为重要。

大多数情况下,读出电路会对 MEMS 传感器的原始输出进行一定的补偿校准。针对上述 MEMS 传感器的温湿度误差,常见的补偿方法主要分为硬件补偿、软件补偿和软硬件混合补偿,如图 1 所示。目前相对成熟的补偿方法是硬件补偿和软件补偿。软硬件混合补偿可以依靠中央处理器(Central Processing Unit, CPU)工作,针对不同的传感器的不同性能参数来进行相应的校准参数的计算,以此来有针对性地进行校准,但它存在结构复杂、价格昂贵等问题。

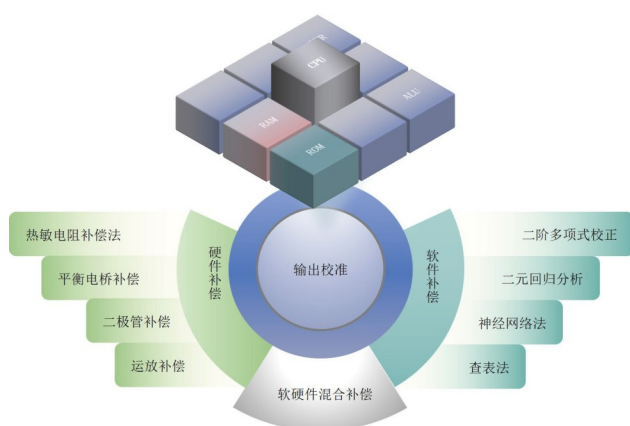


图1 补偿校准的分类

硬件补偿通常利用特殊材料器件、负反馈电路或信号处理电路来对传感器的输出进行补偿,而软件补偿则是利用校准算法对传感器的数据进行处理。硬件补偿虽然补偿原理和电路结构设计较为简单,操作简便,响应时间短,但在实际测试中补偿精度易受环境影响^[4]。因此软件补偿成为工业界普遍采用的补偿方法。

软件补偿中,校准算法对于补偿的精度发挥着关键作用。当前校准算法主要分为数值分析法和人工智能法两大类。

数值分析法主要有查表法、曲面拟合和插值法

等^[5-8]。其中查表法是最简单的输出补偿方法,通过预先计算并存储一系列可能的输出值来提高数据处理的速度和效率。该方法能在很大程度上改善传感器的温度漂移和非线性,但补偿精度与测试点数量呈正相关,技术门槛低但补偿效率不高^[9]。文献[10]所描述的空间自适应大气校正算法将压力、温度、湿度等因素作为多维数据储存,以达到高精度输出。曲面拟合又称多项式拟合,对温度漂移进行补偿时通常利用二维多项式表征温度和压力,并基于最小二乘法求解多项式系数。该法实现过程简单,校准精度较高,是目前使用较多的传感器校准方法。但当追求更高精度以致最小二乘法拟合次数过高时,容易导致病态问题和奇异方程,无法求解多项式系数。这使得该校准补偿模型的可靠性降低。文献[11~13]证明了曲面拟合对于传感器输出非线性校准的可行性。插值法同多项式拟合法类似,利用插值公式如牛顿插值、样条插值、拉格朗日插值对温度和压力进行表征,但当边界数据已知时,插值法对样本数据的表述更精细。但当插值次数过大时,易引起龙格现象,导致补偿结果在边界处的振荡。文献[5]提出了一种基于牛顿插值和三次样条插值的补偿方法,在保证计算准确的前提下,可以降低温度漂移,实现在线补偿,在一定范围内,其结果优于最小二乘拟合多项式法、反向传播(Back Propagation, BP)神经网络和径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络。文献[14]则是利用拉格朗日插值法对孔压传感器进行输出校准,也获得了较好的补偿结果。

随着人工智能技术的不断发展,人工智能法在软件补偿中的应用越来越广泛。目前人工智能法主要采用BP神经网络、RBF神经网络、最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)等方法,可有效提高传感器的测量精度^[15-17]。BP神经网络通过正向传输和误差反向传输两种方式对权值和阈值进行优化更新,通过高频的训练,可以学习到温度与传感器输出之间的关系,能很好地校准传感器的输出特性,但该方法具有容易落入局部极值、收敛慢、过于依赖训练数据质量等缺点,使得BP神经网络在使用过程中仍具有挑战性。文献[16, 18, 19]描述了不同BP神经网络的优化算法,证明了该算法应用的灵活性和对传感器输出补偿的可行性。LSSVM算法通常选择某种核函数来求取最小二乘支持向量机的最佳超参数,简单来说,其工作原理是利用核函数来求解传感器原始输出向理想输出特性曲线径向收敛的参数,该种算法收敛速度更快,但其泛化能力仍需重视,比如在选择合适的核函数和参数调整时需要依赖经验和实验来确定。文献[20]便是利用混沌离子运动算法对LSSVM算法进行了优化,为了实现学习和泛化以获得出色的性能,将混合核

函数(由局部核构造为RBF核)和全局核作为多项式核合并到最小二乘支持向量机中.总的来说,目前采用人工智能法进行校准具有多样性,但这些方法的工作原理大同小异,均是通过大量校准点来反复训练学习,以达到建立最优输出模型的目的.

表1总结了目前传感器输出校准算法的一些主要

表1 常见传感器校准算法数据对比

校准算法		温度范围/℃	压力范围/kPa	精度	均方根误差	预算	特点
数值分析法	查表法	—	—	—	2.89%FS	低	简单但不实用
	曲线拟合法	-40~40	0~200	0.02%FS	2.10%FS	中	实用性高但可靠性低
	差值法	-20~80	-40~40	0.028%FS	1.50%FS	中	可靠性低
	Pade	-40~85	0~130	0.01%FS	1.2%FS	中	高准确性和高可靠性
人工智能算法	BP神经网络	20~55	0~10	0.48%FS	0.9%FS	高	校准精度不稳定
	LSSVM算法	-10~70	-40~200	0.012%FS	0.85%FS	高	高精度度但复杂性高
	PSO算法	-20~100	0~100	0.002%FS	0.65%FS	高	高精度度但复杂性高

本文算法由2阶补偿、3阶非线性校正与(1,1)阶双线性曲面级联而成,整体最高阶数为3阶,但系数总量仅9个.以压力校准为例,9个系数点通过温度向量和压力向量的笛卡尔积形成,覆盖传感器工作范围的所有边界条件和关键中间点.这种选取方法确保能够充分表征传感器在整个工作温度范围和压力范围内的特性,为建立准确的温度补偿模型提供完整的数据基础.通过测量这9个点对应的传感器输出电压值,分别用于计算温度相关的偏移系数、灵敏度系数以及建立压力输出的多项式拟合模型.与目前主流的同精度度的多项式拟合校准算法相比,本文使用的算法消耗的计算内存减少了约14%,如表2所示.尽管AI校准算法具有较高的校准精度,但由于校准过程复杂且计算预算高,大多数仍处于实验室阶段.可以得出结论,本文采用的基于Pade近似预处理的优化算法具有成本低、校准快等优点,适用于工业应用.

表2 算法内存对比

校准算法	系数个数	内存/B
本文算法	9	约133
3阶多项式(基准)	12	约156
3阶多项式(星载SAR)	12	约156
4阶纯多项式	16	约172

如表1所示,数值分析法操作简单,具有成本低、响应速度快等优点,在一定范围内,选用合适的数值分析法,其补偿精度可以达到甚至超过人工智能算法.而人工智能算法则是利用微计算机和深度学习算法,实时优化输出模型,能提供更高的输出精度,并且适用于多场景和宽范围工作情况.但其缺点也显而易见,深度学习算法需要提取大量校准点并计算,器件校准响应时间更长,并且微计算机的引入大大增加了校准成本.因

参数,同时对基于算法实现过程的计算预算进行了预估.需要说明的是,由于实验组件和环境不同,同一算法的校准精度可能会有很大差异.这些数据取自近年来的高水平研究成果.虽然无法准确地确定不同算法的实现成本、运行速度等具体信息^[5,12,16,20,21],但可以通过算法的预算公式来估算其消耗的内存和速度.

此,目前人工智能校准方法往往存在于实验室阶段,工业应用则更倾向于数值分析法.

本文提出一种基于Pade近似的校准补偿算法,在-50~100℃温度区间和10%~90%湿度区间内,对某型号电容式MEMS硅麦克风输出进行温湿度校准补偿,可实现较高精度的温湿度校准,当相对湿度为50%情况下,输出精度(即输出值与参考值之间的最大偏差,用满量程值归一化后的结果)可以从6%FS提升到1.2%FS,大大改善了其输出结果的非线性和温湿度漂移.

式(1)所示为输出精度的计算公式:

$$\text{FS Accuracy} = \frac{|X_{\text{out, meas}} - X_{\text{out, true}}|_{\text{max}}}{X_{\text{FS}}} \times 100\% \quad (1)$$

其中, $X_{\text{out, meas}}$ 是实测的输出值; $X_{\text{out, true}}$ 是参考输出值; X_{FS} 是满量程值,即最大不失真输出.

2 电容式MEMS硅麦克风

MEMS硅麦克风是一种利用MEMS技术制造的麦克风,它是由MEMS声压传感器芯片、专用集成电路处理芯片(Application-Specific Integrated Circuit, ASIC)芯片、音腔和抑制电路组成,如图2所示.MEMS声压传感器是由两个平行的导电板组成的微型电容器,即硅材料制成的振膜和背极.振膜能感测声压的变化,当声波入射到硅振膜时,振膜感受到压力并随之振动,振膜与背极板之间的距离随着声压的强度而产生相应的变化,从而导致电容器的电容量发生变化.由于电荷守恒,电容量的变化会转化为电压变化,从而将声信号转换为电信号.随后这个电信号会被传输到ASIC进行放大和校准,转换成适合后续电子设备处理的电信号.

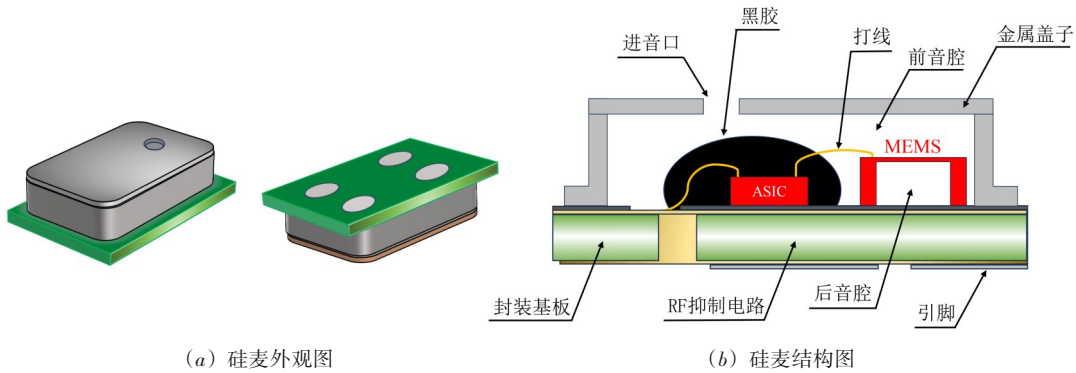


图2 MEMS硅麦克风示意图

当电容的两极板与电源相连时,极板中会有电荷流过,两端的电位也会逐渐与电源的正、负极性相同. 对于平行板电容器而言,当振膜受到压力导致两极板间的距离发生变化时,电容值 C 也随之变化,可以表示为

$$C = \frac{\epsilon A}{d} \quad (2)$$

其中, ϵ 是电介质的介电常数; A 是极板的正对面积; d 是极板间的距离.

图3所示为硅麦克风的工作原理,当振膜受到声波的压力,导致 d 变小,电容值 C 变大,从而导致两极板所带的电荷量增大. 当入射声波消失时,振膜会恢复到原来位置,极板间的距离会恢复,则电容值随之减小,极板所带电荷量变小. 如果入射声波的频率和幅值发生变化,那么传感器输出信号的频率和幅值也会产生相应变化,这就实现了声音信号到电信号的转换,如图3(a)所示.

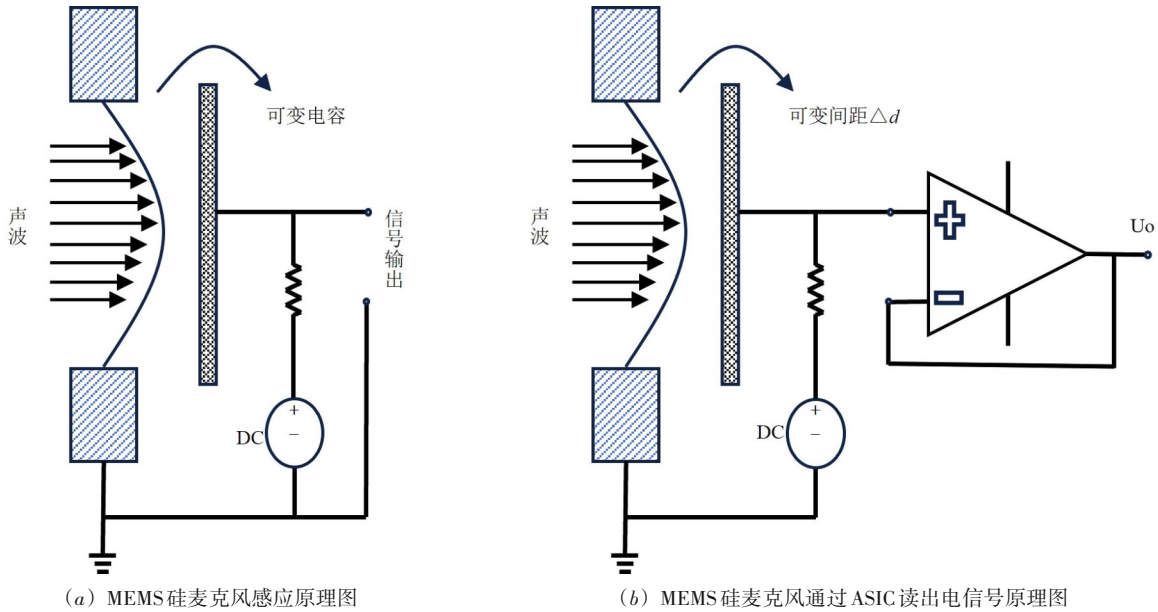


图3 MEMS硅麦克风原理图

图3(b)所示为MEMS硅麦克风通过读出电路输出电信号原理示意图,产生的电信号将被ASIC芯片进行放大和处理,最终输出到扬声器等音频设备.

结合式(2),极板间的电压可以表示为

$$V = \frac{Q}{C} = \frac{Q}{\epsilon A} d \quad (3)$$

由式(3)可知,极板间电压与电容值成反比,并且与极板间距离成正比. 输出电压的变化值与极板间距离的变化值呈线性关系. 但在实际应用中,环境温度和

湿度对电介质的介电常数 ϵ 的影响很大. 为了表示上述的影响,可以做出以下近似:

$$\epsilon(T, H) = \epsilon_0 + \alpha(T - T_0) + \beta(H - H_0) + \gamma(T - T_0)(H - H_0) \quad (4)$$

其中, $\epsilon(T, H)$ 是在特定温度和湿度下的介电常数; ϵ_0 是在参考温度 T_0 下的介电常数; α 是温度对介电常数的影响系数; β 是湿度对介电常数的影响系数; γ 是温度和湿度交互作用对介电常数的影响系数; T 是当前湿度.

将式(4)代入式(2)可得:

$$C = \frac{d}{\epsilon A} = \frac{d}{\epsilon_0 + \alpha(T - T_0) + \beta(H - H_0) + \gamma(T - T_0)(H - H_0)} \times \frac{1}{A} \quad (5)$$

综上所述,电容值受温度和湿度的影响很大.但在实际应用中,电容式 MEMS 硅麦克风通常会采用特殊的结构和材料,使其对温湿度的变化不敏感,以减小温湿度对麦克风性能的影响,但是无法满足高精度输出的要求,所以输出补偿校准起到非常重要的作用.

3 温湿度校准算法

3.1 校准过程

目前,电容式 MEMS 硅麦克风的制作工艺已经十分完善,在低成本条件下能保证较好的输出特性.但仅凭工艺很难完全消除温度漂移、非线性等不良因素的影响.本文设计的算法,其工作流程如图 4 所示,首先计算校准系数,在固定的温度下,电容式 MEMS 硅麦克风产生模拟输出,经由模数转换器 (Analog-to-Digital Converter, ADC) 转化为数字信号后存储,同时记录对应的电容值以及温度、湿度数据,上位机根据存储的数据,计算出校准系数,随后将校准系数输入内置存储空间 ROM (Read-Only Memory) 中,如图 4 所示.

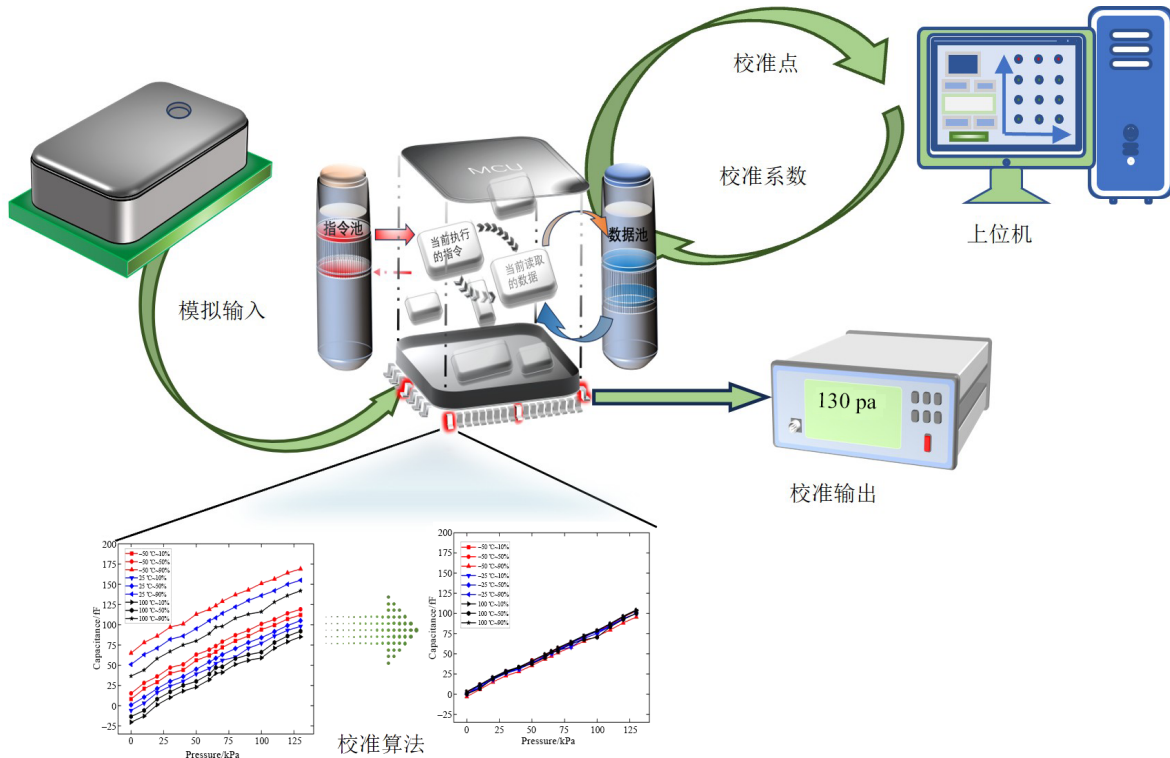


图 4 MEMS 硅麦克风校准算法工作流程图

在校准系数计算完毕并存储后,校准芯片即可脱机使用.硅麦克风传感器的输出信号转换为数字信号后,由校准芯片进行计算处理,得到校准后数据并输出.

3.2 温度校准算法

某型号传感器分别于 85、25 和 -40 °C 测试温度下的输出特性曲线,如图 5 所示.红色线为 25 °C 下理想输出特性曲线.

可以看出,传感器在实际应用中会出现零点漂移、灵敏度漂移以及非线性等不理想情况.

因而校准算法必须先对以上 3 种因素进行表征:

$$\text{off}_{\text{set}} = \text{off} + t_{c1} \times (T - T_{\text{stand}}) + t_{c2} \times (T - T_{\text{stand}})^2 \quad (6)$$

$$\text{Sensitivity} = S_0 + t_{s1} \times (T - T_{\text{stand}}) + t_{s2} \times (T - T_{\text{stand}})^2 \quad (7)$$

$$C'_{\text{out}} = (C_{\text{in}} - \text{off}_{\text{set}}) \times \text{Sensitivity} \quad (8)$$

其中, T_{stand} 为拟合参考温度基准点 (25 °C); off_{set} 为对应温度下的零点漂移; off 、 t_{c1} 、 t_{c2} 为零点漂移温度系数; Sensitivity 为对应温度下灵敏度漂移; S_0 、 t_{s1} 、 t_{s2} 为灵敏度漂移系数; C'_{out} 为补偿零点漂移后的电容值.

为了建立 C'_{out} 与理想输出 C_{out} 的线性回归关系,需要以压力 P 作为中间变量.传感器电压输出值应与所受压力成正比,即

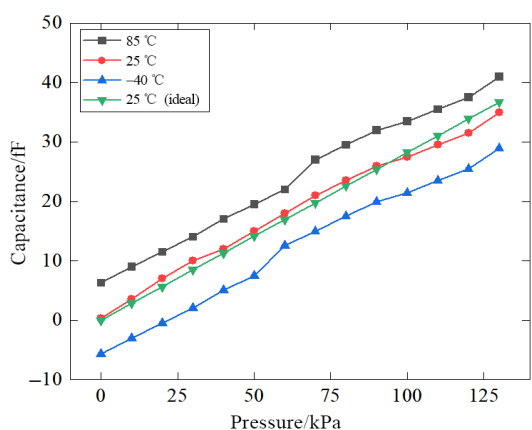
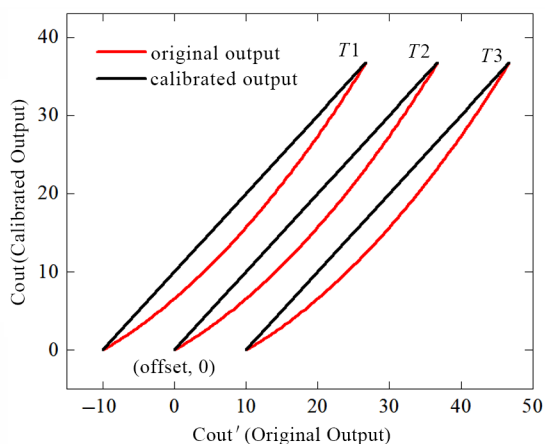
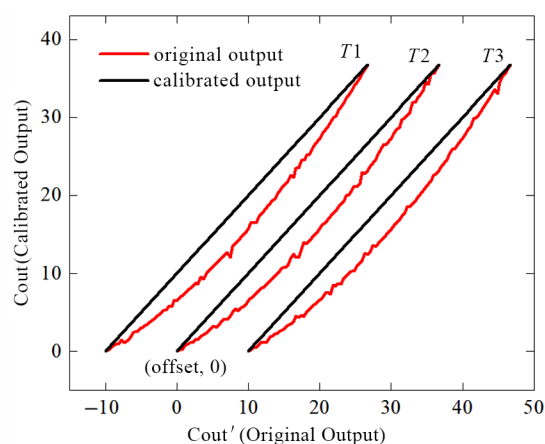


图5 不同温度条件下,传感器的电容值随压力的变化特性曲线

$$C_{\text{out}} = k \times P \quad (9)$$

其中, C_{out} 为理想电容输出值; P 为振膜所受压力; k 为理想输出特性曲线斜率(定值).

(a) C'_{out} 和 C_{out} 之间的理想函数关系(b) C'_{out} 和 C_{out} 与跳点之间的实际函数关系图6 MEMS硅麦克风传感器的 C'_{out} 和 C_{out} 的函数关系

本文以某型号电容式 MEMS 硅麦克风测试输出特性曲线为原始数据, 检验相关算法可行性. 将该传感器分别置于 100、75、50、25、0、-25 和 -50 °C 环境温度下, 压力范围 0~130 kPa, 测得相关电容值变换特性曲线, 如图 7 所示.

该算法整体效果为将温度漂移曲线向参考曲线靠拢, 并改善其线性和零点漂移. 在实际应用中, 为了减少器件计算量, 对各校准系数的求解通常为直接代入求解, 而非常用的最小二乘法等拟合方式求解. 该算法需计算 9 个校准系数, 本文以 25 °C 为拟合目标曲线, 部分校准点可共用, 因而本文仅需从原始数据中选取 8 个校准点, 如表 3 所示. 代入求解得相关校准系数, 如表 4 所示.

计算出各校准系数后, 将原始数据 C_{in} 代入式(10), 可以得到校准后电容值变化特性曲线, 如图 8 所示.

该算法在一定程度上改善了传感器输出的非线性

和温度漂移. 但它的校准精度只有 7%FS, 无法满足现代工业应用的要求. 校准精度不高的主要原因是原始

将式(8)和式(9)结合, 并以压力为中间变量, 可以推导出 C'_{out} 与 C_{out} 的线性回归关系, 如图 6(a) 所示, 可简单表示为三次多项式关系, 即

$$C_{\text{out}} = K \times (C'_{\text{out}} - C_0) + K_s \times (C'_{\text{out}} - C_0)^2 + K_{ss} \times (C'_{\text{out}} - C_0)^3 \quad (10)$$

其中, C_0 为非线性拟合多项式展开基准点, 本文中 C_0 取 0; K_s 、 K_{ss} 为非线性系数; C_{out} 为校准后输出.

由于环境变换和制造工艺变化等因素存在, 传感器的 C'_{out} 和 C_{out} 之间实际测量的函数关系, 如图 6(b) 所示. 可以发现图中存在一些无法预测的跳转点. 因此, 原始输出无法轻易地通过相同的多项式系数进行拟合, 通过式(2)计算出理想补偿精度 (AF_{ideal}) 和实际补偿精度 (AF_{actual}), 可以发现校准算法的补偿精度下降 (ΔAF), 即

$$\Delta AF = AF_{\text{actual}} - AF_{\text{ideal}} \quad (11)$$

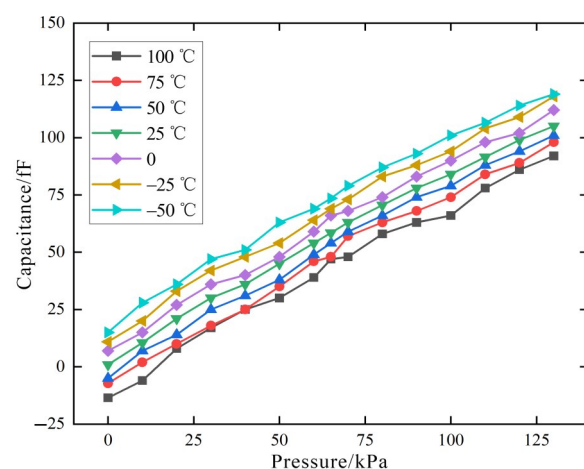


图7 不同温度下电容值变化特性曲线

和温度漂移. 但它的校准精度只有 7%FS, 无法满足现代工业应用的要求. 校准精度不高的主要原因是原始

表 3 校准点

编号	温度/°C	压力/kPa	电容值/fF
1	25	0	0.9
2	25	40	36
3	25	80	70.5
4	25	130	105
5	100	0	-13.5
6	100	130	92
7	-50	0	15
8	-50	130	119

表 4 校准系数

编号	校准系数	数值
1	off	0.900 0
2	tc1	-0.200 0
3	tc2	$-4.082 4 \times 10^{-19}$
4	S0	0.960 6
5	ts1	$4.759 1 \times 10^{-20}$
6	ts2	$-6.345 4 \times 10^{-22}$
7	K	0.978 1
8	Ks	-0.003 0
9	Kss	$3.264 4 \times 10^{-5}$

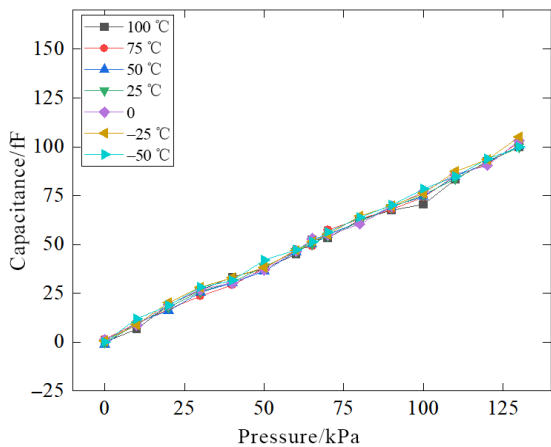


图 8 温度变化原始校准算法曲线

数据中存在一些跳转点. 在这种情况下, 所选校准点的数量是不够的. 当原始数据中存在跳跃点时, 仅用几个校准点很难建立与理想曲线的精确线性拟合. 通过增加校准点的数量, 可以减少跳转点对精度的影响. 但是, 校准点的增加将导致高计算工作量和低校准速度.

3.3 湿度校准算法

为了研究湿度的影响, 校准算法也需要对上文所述的三种因素进行表征:

$$\text{off}_{\text{set}(H)} = \text{off} + t_{h1} \times (H - H_{\text{stand}}) + t_{h2} \times (H - H_{\text{stand}})^2 \quad (12)$$

$$\text{Sensitivity}_{(H)} = S_1 + t_{ss1} \times (H - H_{\text{stand}}) + t_{ss2} \times (H - H_{\text{stand}})^2 \quad (13)$$

$$C'_{\text{out}(H)} = (C_{\text{in}} - \text{off}_{\text{set}(H)}) \times \text{Sensitivity}_{(H)} \quad (14)$$

其中, H_{stand} 为拟合参考湿度基准点(考虑到硅麦的工作环境和使用方法, 本文取 50% 为基准点); $\text{off}_{\text{set}(H)}$ 为对应湿度下的零点漂移; off 、 t_{h1} 、 t_{h2} 为零点漂移湿度系数; $\text{Sensitivity}_{(H)}$ 为对应湿度下灵敏度漂移; S_1 、 t_{ss1} 、 t_{ss2} 为灵敏度漂移系数; $C'_{\text{out}(H)}$ 为补偿零点漂移后的电容值.

通过式(8)和式(12)可以推导出 $C'_{\text{out}(H)}$ 与 $C_{\text{out}(H)}$ 的线性回归关系, 可简单表示为三次多项式关系, 即

$$C_{\text{out}(H)} = K_1 \times (C'_{\text{out}(H)} - C_{00}) + K_{1s} \times (C'_{\text{out}(H)} - C_{00})^2 + K_{1ss} \times (C'_{\text{out}(H)} - C_{00})^3 \quad (15)$$

其中, C_{00} 为非线性拟合多项式展开基准点, 本文中 C_{00} 取 0; K_{1s} 、 K_{1ss} 为非线性系数; $C_{\text{out}(H)}$ 为校准后输出.

将该传感器分别置于 90%、80%、70%、60%、50%、40%、30%、20% 和 10% 环境湿度下, 压力范围 0~130 kPa, 测得相关电容值变换特性曲线, 如图 9 所示. 通过上述关于处理温度的相关方法得出湿度校准系数之后, 将其代入式(15), 可以得到校准后的电容值变化特性曲线, 如图 10 所示.

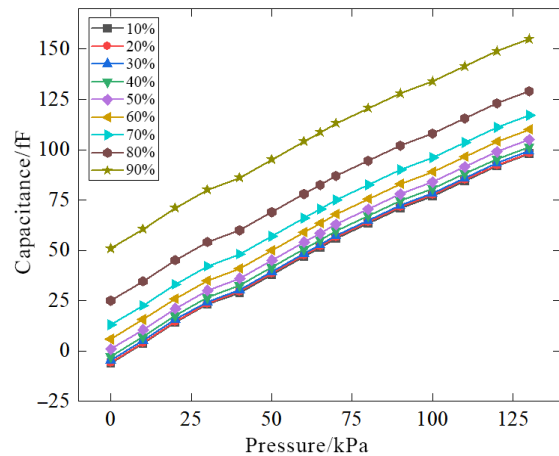


图 9 不同湿度下电容值变化特性曲线

4 Pade 近似优化算法

为了能较准确地建立输入与输出的线性拟合关系, 需要对原始数据进行预处理, 需要消除传感器输出的非线性, 跳跃点和交叉灵敏度等不良影响. 通过对比不同数据近似处理方法, 测试不同近似处理可行性, 本文选用 Pade 近似对数据进行预处理. 校准工作流程如图 11 所示. Pade 近似主要体现在对原始数据的预处理步骤. 在预处理步骤之后, 数据被传输到校准算法中, 以处理温度、湿度漂移拟合.

目前主流补偿算法采用有限项泰勒级数作为曲线拟合方法, 其本质就是多项式拟合的方法. 但是电容传感器在实际应用中, 由于元件的非理想特性、温度、湿

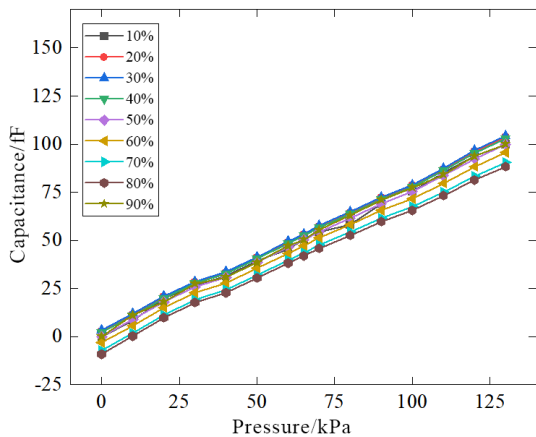


图 10 湿度变化原始校准算法曲线

度等因素的影响,输出可能会偏离线性关系. 如果泰勒级数在零点展开,则低阶泰勒展开(通常为一阶和二阶)的拟合系数太少,受测得的跳跃值影响很大,很难准确拟合满量程输出. 近线性输出的高阶泰勒展开很容易过拟合,甚至级数不收敛,导致拟合在远离扩展点

的地方完全失真.

本文提出了更适合低阶线性拟合的Pade近似,以取代传统的多项式拟合. Pade近似是一种用有理函数逼近复函数的方法. 基本思想是将复函数表示为两个多项式的比率. 在低阶线性的拟合过程中,一维和二维的Pade近似接近绝对收敛. 因此可以用另一种更直观的方式来表示拟合精度. 当泰勒级数展开为零时,如果原始函数为 $f(x)$,拟合函数为 $R(x)$,则相应的导数满足以下关系:

$$f^n(0) = R^n(0) \tag{16}$$

对于 (m, n) 阶的Pade在零点处也满足相同的的关系:

$$f^{(m+n)}(0) = R^{(m+n)}(0) \tag{17}$$

在低阶线性拟合中,零点处的 $(1, 1)$ 阶Pade近似的精度可以达到二阶泰勒级数. 对于本文中的温度校准而言,二维二阶泰勒级数的拟合曲线可以简单表示为

$$\text{Taylor}(P, T) = \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 A_{ij} \cdot P^i \cdot T^j \tag{18}$$

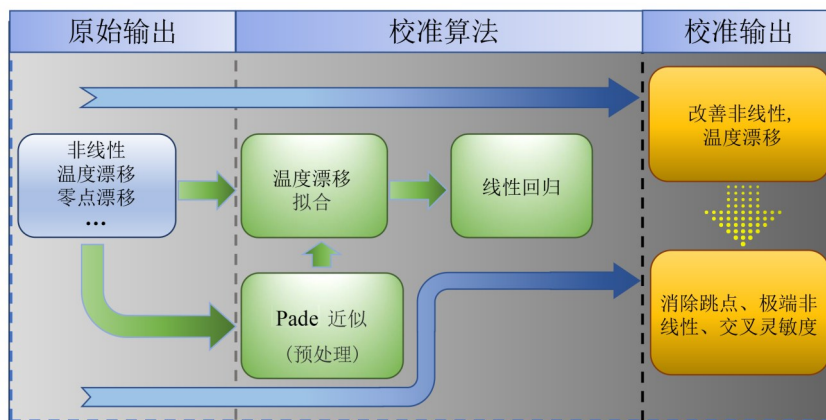


图 11 采用Pade近似的补偿算法工作流程图

可以看出,二维二阶泰勒级数需要9个校准系数. 此外,从方程(16)中可以看出,当传感器输出测量值由于环境因素而具有跳点时,在该点上是不可推导的,如果选择该点作为校准点,泰勒级数不会收敛,从而导致整体曲线拟合不可靠.

在本文中,Pade近似的表达式如下:

$$A(P, T) = \sum_{i=0}^{N_p} \sum_{j=0}^{N_T} a_{ij} \cdot P^i \cdot T^j \tag{19}$$

$$B(P, T) = \sum_{i=0}^{N_p} \sum_{j=0}^{N_T} b_{ij} \cdot P^i \cdot T^j \tag{20}$$

$$C_{\text{out}}(P, T) = \frac{A(P, T)}{B(P, T)} \tag{21}$$

一般而言, b_{00} 取1. 所以 $(1, 1)$ 阶Pade近似就只需要7个校准点,其校准精度完全可以达到甚至优于传统

的泰勒拟合方法,并且Pade近似由于其数学特性,可以很好地避免不良输出情况对拟合精度的影响. 使用表3中的校准点进行计算,可以得出Pade近似的系数,如表5所示.

依靠上述方法,对原始数据进行预处理,可以得出

表 5 Pade(1,1)阶近似系数

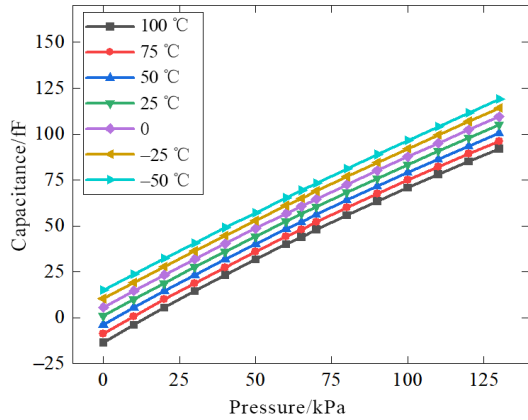
	系数	数值
1	a_{00}	15.900 0
2	a_{01}	-0.636 0
3	a_{10}	2.244 32
4	a_{11}	-0.089 77
5	b_{01}	-0.04
6	b_{10}	0.018 60
7	b_{11}	-0.000 744 14

相关的输出特性曲线,如图12所示.

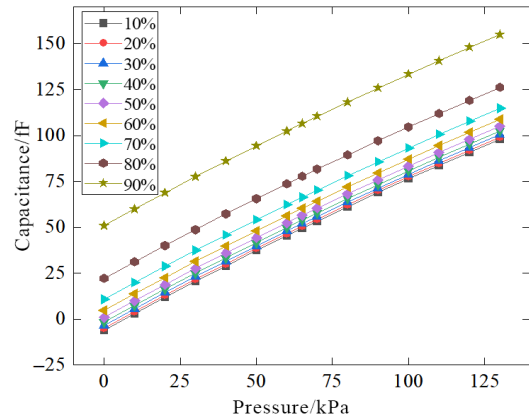
与图7和图9中的原始数据相比,可以发现输出特性曲线的非线性得到了较大的提升.输出特性曲线平滑且没有任何跳点,输出曲线的交叉灵敏度显著降低.

将预处理后的数据放入上述的校准算法中进行处理,如图13所示.

考虑到传感器在实际应用中,受环境因素影响较大,本文涉及的校准算法可以在温度和湿度同时发生变化的情况下进行校准处理,如图14所示.

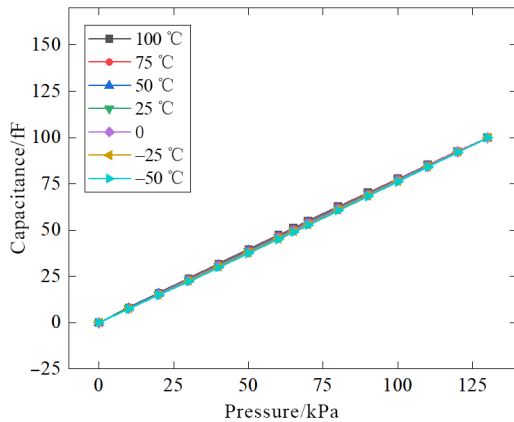


(a) 温度输出曲线

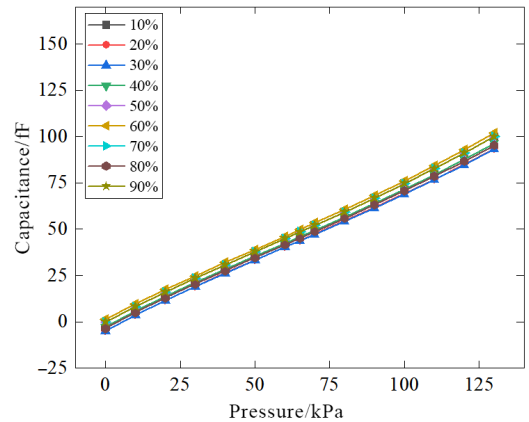


(b) 湿度输出曲线

图12 Pade近似后的输出曲线

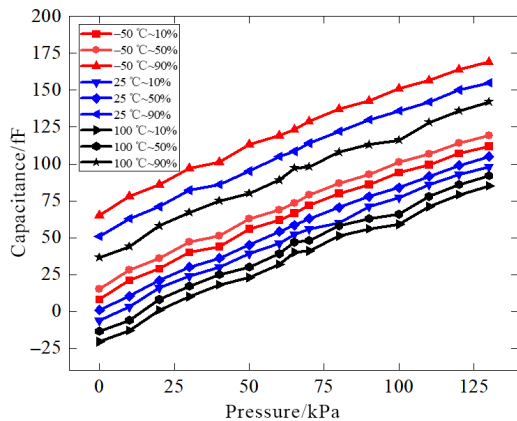


(a) 温度校准输出曲线

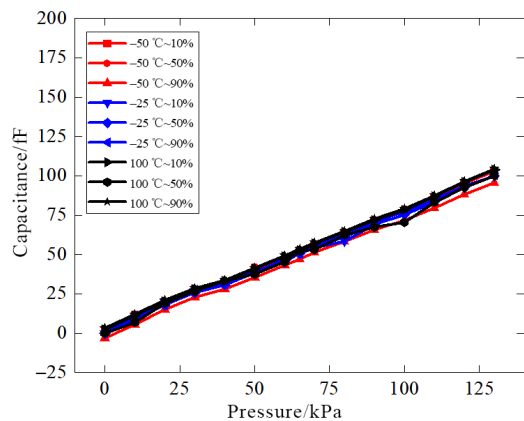


(b) 湿度校准输出曲线

图13 算法校准后的输出曲线



(a) 校准前输出特性曲线



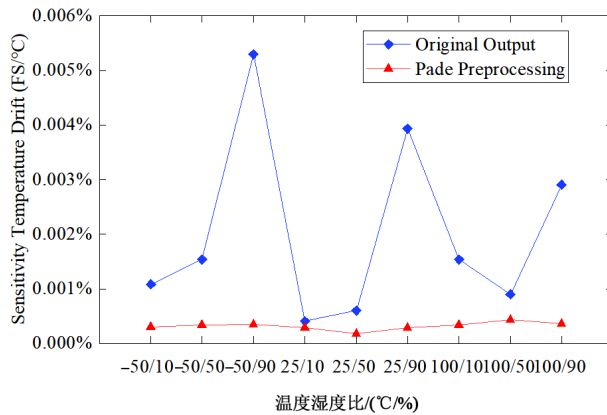
(b) 校准后输出特性曲线

图14 温度和湿度同时校准

可以看出,不同环境下的输出特性曲线具有良好的线性度,灵敏度漂移大大降低,零点漂移得到很好的补偿.

灵敏度温度漂移 α_s 和零温度漂移 α_0 是评估压力传感器性能的两个重要指标.前者通过温度来响应传感器灵敏度的影响,后者通过温度来表示传感器零点的影响.相关计算公式为

$$\alpha_s = \frac{|C_{\text{calibration}} - C_{\text{ideal}}|_{\text{max}}}{\text{CFS} \cdot \Delta T} \quad (22)$$



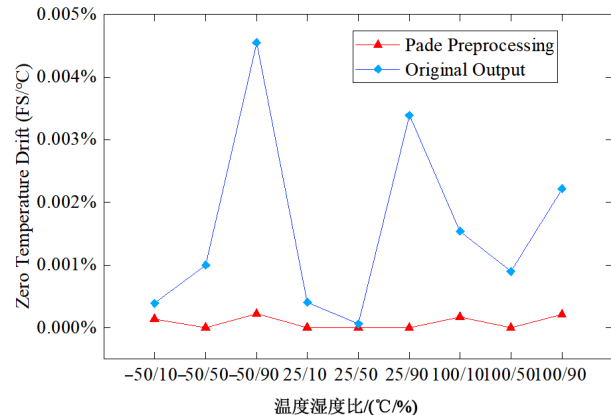
(a) 灵敏度温度漂移曲线

$$\alpha_0 = \frac{|C_{\text{calibration0}} - C_{\text{ideal0}}|}{\text{CFS} \cdot \Delta T} \quad (23)$$

其中, $C_{\text{calibration}}$ 是校准之后的电容值; C_{ideal} 是理想的电容值; $C_{\text{calibration0}}$ 是压力为0时校准之后的电容值; C_{ideal0} 是压力为0时理想的电容值;CFS是输出电容值的变换范围; ΔT 是温度范围.

经过校准算法后,Pade近似预处理后的输出相较于原始输出的灵敏度温度漂移和零温度漂移是有所改善的,如图15所示.

校准后部分输出曲线的输出精度如表6所示.



(b) 零温度漂移曲线

图15 Pade近似与原始输出精度对比图

表6 校准后部分输出曲线精度

温度/°C &湿度/%	校准精度							
	0 kPa	20 kPa	40 kPa	60 kPa	80 kPa	100 kPa	120 kPa	130 kPa
-50 °C~10%	-1.000 00	-0.122 52	0.111 15	0.059 40	-1.000 00	-0.775 01	-1.000 00	-1.114 67
-50 °C~50%	0.802 23	-0.089 92	-0.309 31	-0.187 52	-0.208 78	-0.382 28	-0.630 76	-0.856 41
-50 °C~90%	0.150 87	-0.198 99	-0.262 24	-0.223 85	-0.232 75	-0.333 10	-0.511 75	-0.713 85
-25 °C~10%	0.024 21	-0.184 78	-0.225 18	-0.204 61	-0.214 77	-0.292 46	-0.439 12	-0.622 44
-25 °C~50%	0.061 01	-0.105 05	-0.140 05	-0.129 14	-0.145 30	-0.220 13	-0.358 97	-0.539 68
-25 °C~90%	-0.030 95	-0.106 59	-0.120 62	-0.111 13	-0.111 70	-0.144 51	-0.222 74	-0.345 21
100 °C~10%	-0.021 28	-0.094 26	-0.107 36	-0.097 22	-0.096 16	-0.126 20	-0.200 95	-0.319 87
100 °C~50%	-0.009 24	-0.080 43	-0.092 78	-0.081 92	-0.079 29	-0.106 92	-0.178 83	-0.294 88
100 °C~90%	0.020 41	-0.050 81	-0.062 86	-0.051 34	-0.047 62	-0.074 09	-0.145 30	-0.261 42

表6所示结果表明,输出精度可以提升至1.2%FS.与同标定精度水平的算法相比,该算法通过对原始数据进行预处理,大大提高了校准精度.同时,传统多项式拟合或神经网络补偿算法延迟多在2~5 ms,该算法仅使用8个标定点就达到了理想的精度范围,通过示波器实测单次补偿运算耗时为1.2 ms,大大减少了计算工作量.该算法在计算标定系数后可以脱机使用,大大降低了工业应用中设备成本.

5 结论

本文为实现对电容式MEMS硅麦克风的输出进行

优化,以改善输出的非线性和温度漂移,提出了一种基于Pade近似的校准算法,该算法在保证高精度的前提下,大大降低了计算量和成本.

另一方面,该算法不仅仅适用于电容式MEMS硅麦克风输出的改善,对于其他类型传感器或电路输出,在保证低交叉灵敏度的前提下,该算法均能实现较高的校准精度.对于当前对输出信号优化的需求具有重大参考意义.

参考文献

[1] WASISTO H S, ANZINGER S, ACANFORA G, et al.

- Acoustically semitransparent nanofibrous meshes appraised by high signal-to-noise-ratio MEMS microphones[J]. *Communications Engineering*, 2024, 3: 136.
- [2] BAEK S H, PARK J, KIM D M, et al. Giant piezoelectricity on Si for hyperactive MEMS[J]. *Science*, 2011, 334(6058): 958-961.
- [3] 党瑞荣, 张宏伟, 宋楠, 等. 高温高压井下压力传感器的补偿与校正[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(4): 737-743.
- DANG R R, ZHANG H W, SONG N, et al. Compensation and calibration of the high temperature and pressure down-hole pressure sensor[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(4): 737-743. (in Chinese)
- [4] BALAVALAD K B, SHEEPARAMATTI B G. Design, simulation & analysis of SOI based micro piezoresistive pressure sensor for high temperature applications[C]//2018 3rd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology. Piscataway: IEEE, 2020: 2163-2167.
- [5] WANG J L, HU G Q, LI J, et al. Research on temperature compensation of piezo-resistive pressure sensor based on Newton interpolation and spline interpolation[C]//2021 IEEE 15th International Conference on Electronic Measurement & Instruments. Piscataway: IEEE, 2022: 109-113.
- [6] YU J B, LI J, DAI Q L, et al. Temperature compensation and data fusion based on a multifunctional gas detector[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(1): 204-211.
- [7] CHAE C S, KWON J H, KIM Y H. A study of compensation for temporal and spatial physical temperature variation in total power radiometers[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(6): 2306-2312.
- [8] JO Y, LEE Y, KWON J, et al. 3D active-matrix multimodal sensor arrays for independent detection of pressure and temperature[J]. *Science Advances*, 2025, 11(3): eads4516.
- [9] SAMY I, POSTLETHWAITE I, GU D W. Unmanned air vehicle air data estimation using a matrix of pressure sensors: A comparison of neural networks and look-up tables[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2011, 225(7): 807-820.
- [10] RICHTER R. A spatially adaptive fast atmospheric correction algorithm[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(6): 1201-1214.
- [11] WOLTERS R, KATEMAN G. The construction of simultaneous optimal experimental designs for several polynomials in the calibration of analytical methods[J]. *Journal of Chemometrics*, 1990, 4(2): 171-185.
- [12] BADURA M, BATOG P, DRZENIECKA-OSIADACZ A, et al. Regression methods in the calibration of low-cost sensors for ambient particulate matter measurements[J]. *SN Applied Sciences*, 2019, 1(6): 622.
- [13] HAN X G, ZHAO L B, WANG J H, et al. High-accuracy differential resonant pressure sensor with linear fitting method[J]. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 2021, 31(4): 045006.
- [14] GAYNULLIN B, HUMMELGÅRD C, MATTSSON C, et al. Advanced pressure compensation in high accuracy NDIR sensors for environmental studies[J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2872.
- [15] ZHOU G W, ZHAO Y L, GUO F F, et al. A smart high accuracy silicon piezoresistive pressure sensor temperature compensation system[J]. *Sensors*, 2014, 14(7): 12174-12190.
- [16] 徐顺, 卢文科, 左锋. 基于 PSO-BP 神经网络的光纤压力传感器温度补偿研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2016(10): 1-5.
- XU S, LU W K, ZUO F. Research on temperature compensation for optical fiber pressure sensor based on PSO-BP neural network[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2016(10): 1-5. (in Chinese)
- [17] FUTANE N P, CHOWDHURY S R, CHOWDHURY C R, et al. ANN based CMOS ASIC design for improved temperature-drift compensation of piezoresistive micro-machined high resolution pressure sensor[J]. *Microelectronics Reliability*, 2010, 50(2): 282-291.
- [18] WANG H R, ZHANG W, YOU L D, et al. Back propagation neural network model for temperature and humidity compensation of a non dispersive infrared methane sensor[J]. *Instrumentation Science & Technology*, 2013, 41(6): 608-618.
- [19] 马宏光, 曾国辉, 黄勃. 基于 WOA-BP 的压力变送器温度补偿研究[J]. *仪表技术与传感器*, 2020(6): 33-36.
- MA H G, ZENG G H, HUANG B. Research on temperature compensation of pressure transmitter based on WOA-BP[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2020(6): 33-36. (in Chinese)
- [20] LI J, HU G Q, ZHOU Y H, et al. A temperature compensation method for piezo-resistive pressure sensor utilizing chaotic ions motion algorithm optimized hybrid kernel LSSVM[J]. *Sensors*, 2016, 16(10): 1707.
- [21] SINGH DHAKAD N, VISHVAKARMA S K. Configurable multiport memory architecture for high-speed data communication[J]. *IEEE Embedded Systems Letters*, 2025, 17(3): 139-142.

作者简介



毛鑫隆 男, 2000 年出生于江苏省盐城市. 2022 年获得南京工程学院自动化学士学位, 目前在江南大学集成电路学院攻读集成电路工程硕士学位. 主要研究方向为数字集成电路设计.

E-mail: 6231916042@stu.jiangnan.edu.cn



熊宇阳 男, 2002 年出生于河北省保定市. 2024 年获得长沙理工大学电子科学与技术学士学位, 目前为江南大学物联网工程与技术学院博士研究生. 主要研究方向为机电系统 (MEMS)、集成电路设计.

E-mail: 7251923007@stu.jiangnan.edu.cn



余建航 男, 1999 年出生于安徽省合肥市. 于 2025 年获得江南大学集成电路学院集成电路工程硕士学位. 主要研究方向为集成电路设计.

E-mail: 1776979279@163.com



李少平 男, 1958 年 5 月出生于湖北省武汉市. 现为华润微电子有限公司新型半导体首席专家. 主要研究方向为集成电路半导体芯片与先进 MEMS 传感器技术.

E-mail: lishaoping15@crmicro.com



董 旻 男, 1988 年 10 月出生于安徽省安庆市. 现为华润微电子有限公司技术研究院高级工程师. 主要研究方向为 MEMS 传感器产品结构.

E-mail: dongyang36@crmicro.com



姜岩峰 男, 1972 年 8 月出生于吉林省吉林市. 于 1993 年获得东南大学电气工程学士学位, 2000 年获得兰州大学微电子学博士学位, 现任中国无锡江南大学教授. 主要研究方向为机电系统 (MEMS)、集成电路设计、功率半导体器件和磁性器件.

E-mail: jiangyf@jiangnan.edu.cn