

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.10.008

基于改进型BP神经网络的SF₆气体传感器*

陈远鸣¹ 常建华^{1,2} 沈婉¹ 裴昱¹ 卞晓阳¹

- (1. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044;
2. 南京信息工程大学江苏省气象探测与信息处理重点实验室 南京 210044)

摘要:针对非色散红外SF₆气体传感器测量精度易受环境温度、气压影响的问题,提出采用混合粒子群优化-误差反向传播(PSO-BP)神经网络预测模型对环境温度、气压变化引起的测量偏差进行实时补偿,并与其他补偿方法进行分析比较。实验结果表明,该SF₆气体传感器在气体浓度0~1000×10⁻⁶、温度10~40℃、气压100~120 kPa,相对测量误差为1.5%,检测精度小于±15×10⁻⁶,检测分辨率为1×10⁻⁶,有效地消除了环境温度、气压波动引起的非线性影响。相比于经验公式法和RBF神经网络补偿方法,该方法具有较高的测量准确度和稳定性,且无需增加电路模块,有利于降低传感器的体积和成本。

关键词:非色散红外;气体传感器;PSO-BP神经网络;实时补偿

中图分类号:TN215 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:460.40

SF₆ gas sensor based on improved BP neural network

Chen Yuanming¹ Chang Jianhua^{1,2} Shen Wan¹ Pei Yu¹ Bian Xiaoyang¹

- (1. Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu key Laboratory of Meteorological observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the fact that the measurement accuracy of non-dispersive infrared SF₆ gas sensor is susceptible to ambient temperature and air pressure, PSO-BP neural network prediction model was used for real-time compensation for the measurement deviation caused by changing ambient temperature and air pressure. This method was then compared with other compensation approaches. The experimental results show that the relative measurement error of this SF₆ gas sensor is 1.2%, the measurement accuracy is less than ±15×10⁻⁶ and the measurement resolution is 1×10⁻⁶ at the gas concentration of 0~1000×10⁻⁶, the temperature of 10~40℃ and the air pressure of 100~120 kPa. It could effectively eliminate the nonlinear effect of fluctuating ambient temperature and air pressure. Compared with the empirical formula method and RBF neural network compensation method, this approach has higher measurement accuracy and stability, and dispenses with more circuit control module. So, it can help to reduce the volume and the cost of sensor.

Keywords: non-dispersive infrared; gas sensor; PSO-BP neural network; real-time compensation

0 引言

六氟化硫(sulfur hexafluoride, SF₆)气体是一种无色、无味、化学性质稳定的气体,因其优异的绝缘、灭弧性

能,被广泛地运用在高压电气设备中^[1]。然而,SF₆气体在高温电弧作用下生成的硫化物降低了设备整体绝缘性能,增加了设备发生故障的概率,甚至对操作人员的生命安全构成威胁^[2]。因此,对高压电气设备附近SF₆气体浓度进行实时监控,对于保障电力设备的安全运转具有

收稿日期:2017-04 Received Date: 2017-04

* 基金项目:国家自然科学基金(11374161)、江苏省重点研发计划(BE2016756)、江苏高校优势学科II期建设工程、江苏省高校品牌专业建设工程、国家级大学生实践创新训练计划(201610300030)资助项目

重要的现实意义。在众多类型的气体传感器中,基于非色散红外(non-dispersive infrared, NDIR)技术的气体传感器具有测量范围广、灵敏度高、抗干扰能力强等优点^[3,4]。然而,实际测量时 NDIR 型气体传感器受检测环境温度、气压因素的影响,降低了测量结果的准确性和稳定性。为消除环境温度对气体传感器性能的影响,Hennig 等人^[5]采用硬件电路法维持检测环境温度的恒定。该方法将气体传感器置于恒温环境中,消除了温度变化对传感器测量准确性的影响,提高了传感器的测量精度,但也增加了系统的复杂度、功耗及制作成本。Yu 等人^[6]针对朗伯-比尔(Beer-Lambert)定律中的参数进行修正,建立了一种新型气体传感器温度补偿模型,提高了传感器的检测精度。实验结果表明,经温度补偿后的气体传感器测量误差较补偿前显著降低,且具有运算速度快、实时性好等优良特性。但在实际测量时气体传感器温度补偿模型的参数难以确定,限制了其大规模应用。另一方面,与温度影响不同,气压变化引起的测量误差难以通过电路设计来实现有效补偿。为此,Wang 等人^[7]提出采用误差后向传播(back propagation, BP)神经网络方法对气体传感器中气压引起的测量误差进行补偿。实验结果显示,经该方法补偿后的气体传感器测量相对误差由43%降至3.75%。为克服BP神经网络收敛速度慢及网络易陷入局部最小值等问题,Lliyas 等人^[8]建立了一种基于径向基(radial basis function, RBF)神经网络的气体传感器补偿模型。实验结果表明,经该方法补偿后的气体传感器相对测量误差为3.8%,均方误差为0.012。

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)是由Eberhart和Kennedy根据生物群聚行为的研究成果而提出的一种智能优化算法,本文首次提出将混合型PSO-BP神经网络预测模型用于NDIR型SF₆气体传感器的温度、气压补偿。实验结果表明,基于该补偿模型的气体传感器在温度10~40℃、气压100~120kPa,测量精度显著提高。相比于硬件电路法和经验公式法,该方法具有测量误差小、稳定性高等特点,有利于降低传感器的体积和成本。

1 SF₆ 气体传感器结构设计

大量非对称双原子和多原子气体分子的振动或转动谱线位于红外波段,其对光的吸收呈现出明显的频率选择特性^[9]。根据HITRAN数据库可知,SF₆气体在波数947 cm⁻¹(对应波长10.55 μm)处具有强烈的吸收性,其吸收谱线如图1所示。

当一束波长为λ、光强为I_{in}的平行红外光穿过含有SF₆的混合气体时,SF₆气体分子与红外光相互作用,具体表现为对红外光的吸收,其吸收关系满足朗伯-比尔定

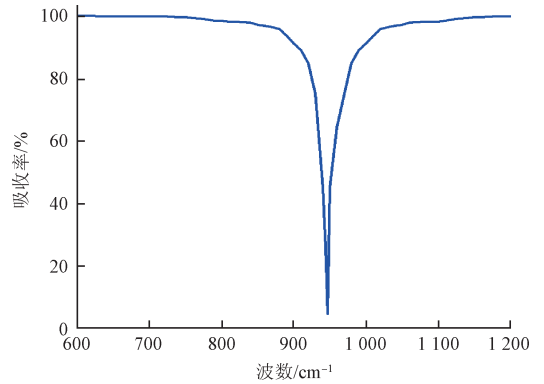


图1 SF₆气体吸收光谱

Fig. 1 Absorption spectrum of SF₆ gas

律^[10],其表达式为:

$$C_{SF_6} = -\frac{1}{\mu L} \ln\left(\frac{I_{out}}{I_{in}}\right) \quad (1)$$

式中:I_{in}、I_{out}分别为红外光穿过含有SF₆气体时的入射光强和出射光强,L为红外光穿过SF₆气体的传输光程,μ为SF₆气体分子吸收系数,C_{SF₆}为SF₆气体浓度。分析式(1)可知,当L、I_{in}为定值时,通过测量I_{out},可计算出气体浓度C_{SF₆}。

为消除光源功率不稳、气室内壁粗糙等引起的传感器测量误差,本文采用单光源双通道的方法对气体传感器的光路结构进行设计,如图2所示。图2中采样气室的内部为圆柱形结构,长度约为7cm,为减小光束发散对测量结果的影响,对气室内壁进行抛光并镀上反射膜。为方便气体进出,在采样气室上方两侧分别开有进气孔和出气孔。采样气室左侧装有电调制宽谱红外热辐射光源(EMIRS200),其波长覆盖范围为2~20 μm,为保证光源具有较高的调制深度,采用1Hz方波脉冲对其进行低频驱动。为获得检测环境中的温度值及气压值,在采样气室右侧的上端和下端位置分别设有温度传感器(TS105-10)和气压传感器(MS5611-01BA)。滤光片和二元热释电探测器装在气室右侧,当红外光通过采样气室中的SF₆气体后,经参比滤光片(通光中心波长λ₁=

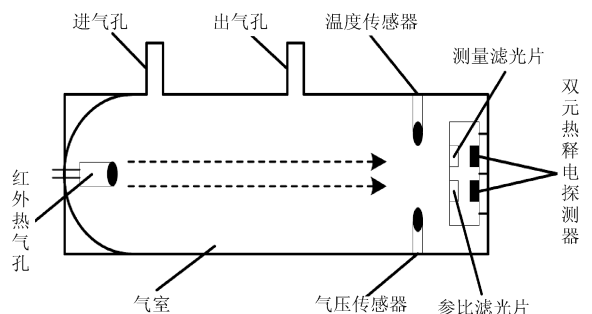


图2 SF₆气体传感器示意图

Fig. 2 Schematic diagram of SF₆ gas sensor

3.95 μm)和测量滤光片(通光中心波长 λ₂ = 10.55 μm)分别滤光,最后由二元热释电探测器(PYS3228TC/G7.4/G20)进行探测分析。SF₆气体对波长为 λ₁ 的红外光无吸收作用。波长为 λ₂ 的红外光由于处在 SF₆ 气体的特征吸收峰位置,因此 SF₆ 气体对它具有强烈的吸收,其测量电信号的强度与气体浓度紧密相关。由于测量光路与参比光路处于同一检测环境,采用单光源双通道差分检测模型可提高传感器测量结果的精度和稳定性。

2 补偿算法

2.1 PSO 算法

PSO 算法的优点是拟合精度高、调节参数少、收敛速度快等^[11]。采用 PSO 算法求解优化问题时,首先在解空间内初始化 *m* 个随机粒子构成粒子群,其表现形式为:

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_m) \quad (2)$$

待优化问题的潜在解由个体粒子 *X_i* 表示,其速度和位置矢量通过个体极值 *P_{best_i}* 和全局极值 *g_{best}* 进行更新。*P_{best_i}* 及 *g_{best}* 分别表示个体粒子和粒子群在解空间内搜寻到的最佳解。通过不断比较两极值对粒子的位置进行调整,使整个粒子群的速度和位置达到最佳^[12]。

粒子速度和位置更新公式如下^[13]:

$$V_{ij}^{k+1} = wV_{ij}^k + c_1r_1(P_{best_{ij}}^k - X_{ij}^k) + c_2r_2(g_{best}^k - X_{ij}^k) \quad (3)$$

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^{k+1} \quad (4)$$

式中: *i* 为粒子数, *i* ∈ [1, *m*]; *j* 为解空间的维度, *j* ∈ [1, *D*]; *k* 为网络当前迭代次数; *V_{ij}^k*、*X_{ij}^k* 为粒子 *i* 在第 *k* 次迭代中第 *j* 维的速度和位置信息; *c₁*、*c₂* 为学习因子,取 *c₁* = *c₂* = 2 时可获得较好的解; *r₁*、*r₂* 为分布在 [0, 1] 上的随机数; *P_{best_{ij}}^k*、*g_{best}^k* 为个体极值和全局极值,分别表示个体粒子和粒子群在解空间内搜索到的最佳位置信息; *w* 为惯性权重,当 *w* 较大时,PSO 全局搜索能力较强,当 *w* 较小时,PSO 局部搜索能力较强^[14], *w* 取值可根据式(5)确定。

$$w = w_{start} - (w_{start} - w_{end}) \frac{k}{k_{max}} \quad (5)$$

式中: *k_{max}* 为网络设定的最大迭代次数, *w_{start}* 和 *w_{end}* 分别为网络初始权值和迭代终止后的权值,多次试验后 *w* 设置为 1。

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络全称误差后向传播神经网络,具有映射能力强、泛化能力好等优点^[15]。通过 BP 神经网络信号的正向传播和误差的后向传播,不断调整网络各层权值和阈值,从而获取气体传感器输入向量与输出向量间的映射关系,最终实现对气体传感器测量误差的补偿。本

文采用 3 层拓扑结构 BP 神经网络,分别为输入层、隐含层及输出层,其网络模型如图 3 所示,图 3 中 *w_{ij}* 为输入层与隐含层连接权值, *b_{ij}* 为隐含层阈值, *w_{jk}* 为隐含层与输出层连接权值, *b_j* 为输出层阈值, *Y* 为网络输出层期望输出。在采用 BP 神经网络方法进行气体传感器测量误差补偿时,将二元热释电探测器测量通道输出电压与参比通道输出电压的比值、气压传感器输出电压值及温度传感器输出电压值进行归一化处理,将处理后的数据作为输入向量,待测 SF₆ 气体的浓度值作为输出向量。

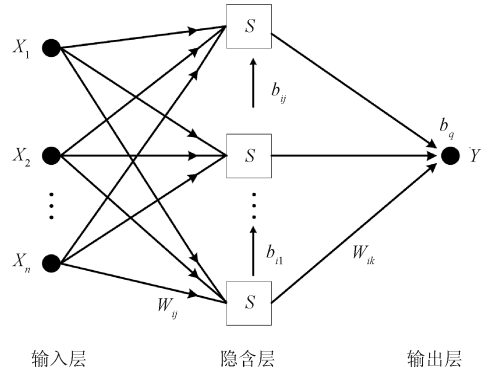


图3 误差后向神经网络模型

Fig. 3 BP neural network model

2.3 混合 PSO-BP 神经网络

由于 BP 神经网络的初始权值和阈值是随机生成的,当二者的选取不恰当时,易出现网络收敛速度慢、陷入局部最小值等问题。针对此问题,本文提出采用 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化,降低初始值对 BP 神经网络预测结果的影响,提高网络的收敛速度和预测精度。采用 PSO 算法优化 BP 神经网络时,粒子搜索结果的优劣程度通常采用适应度值进行判断,其值可根据均方误差函数进行计算,其公式为^[16]:

$$fitness = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{p=1}^q [Y_p(i) - \hat{Y}_p(i)]^2 \quad (6)$$

式中: *n* 为网络学习样本数量, *Y_p(i)* 为网络输出层神经元期望输出值, *Ŷ_p(i)* 为网络输出层神经元实际输出值。PSO 算法优化 BP 神经网络流程如图 4 所示,当适应度值满足精度要求或迭代次数达设置上限时,分别将 PSO 算法在解空间内找到粒子的最佳速度和位置作为 BP 神经网络的权值和阈值,建立 PSO-BP 混合神经网络预测模型。

3 实验结果与讨论

3.1 温度补偿

实验中,首先将高纯度氮气(N₂)与 SF₆ 气体进行混

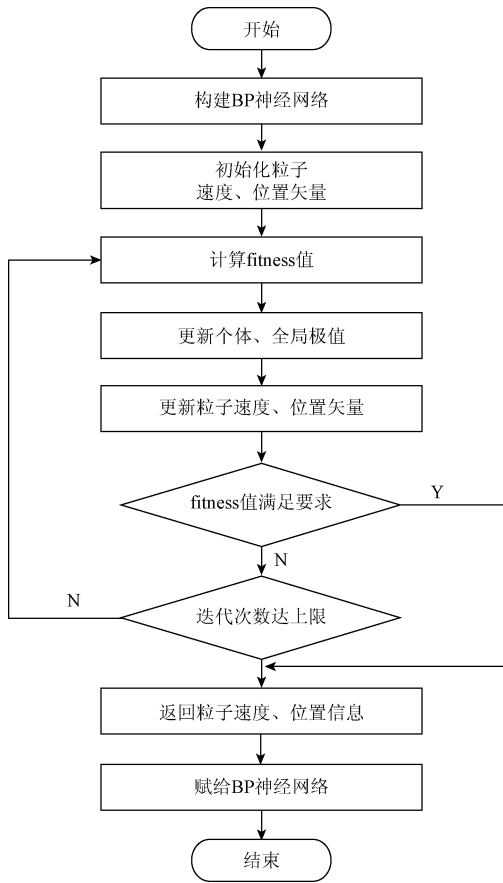
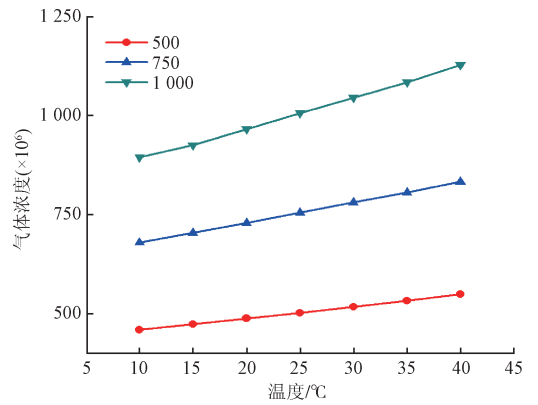


图 4 PSO-BP 混合神经网络流程

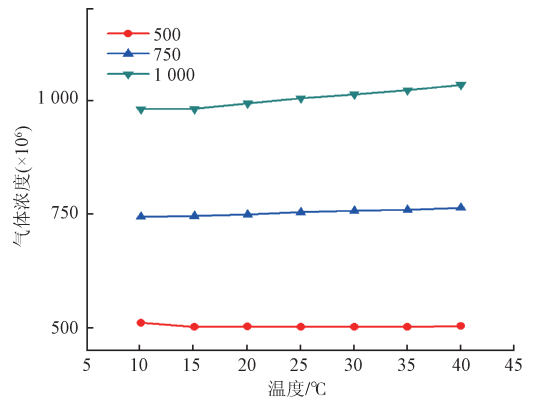
Fig. 4 Flow chart of hybrid PSO-BP neural network

合, 配制出实验所需的 500×10^{-6} , 750×10^{-6} , $1\ 000 \times 10^{-6}$ 3 种浓度的 SF₆ 气体, 并在 25℃ 条件下对传感器进行零点 and 量程标定, 其中初始值为 0×10^{-6} , 满量程值为 $1\ 000 \times 10^{-6}$ 。气体传感器温度补偿实验在高低温试验箱 (Scicooling, CTE-SGU9006-02F) 中进行。在标准大气压条件下, 将试验箱温度先后调节至 10、15、20、25、30、35、40℃ 测试点, 在各温度测试点分别向气体传感器采样气室通入上述 3 种浓度的 SF₆ 气体, 每个浓度点测量 10 次, 并将测量均值作为各浓度点的最终测量值。根据已经建立好的 PSO-BP 混合神经网络预测模型对气体传感器的测量结果进行温度补偿。首先对上述 7 组温度测试点上测得的 21 个浓度数据进行处理, 其中一部分样本作为网络的训练数据, 另一部分作为网络的测试数据, 将双元热释电探测器测量通道和参比通道输出电压的比值及温度传感器输出电压值作为 PSO-BP 混合神经网络的输入向量, 将 SF₆ 气体浓度期望输出值作为输出向量, 构建了一个双输入单输出的网络结构。经过 PSO-BP 混合神经网络预测模型处理后, 输出向量即为温度补偿后的气体浓度测量值。

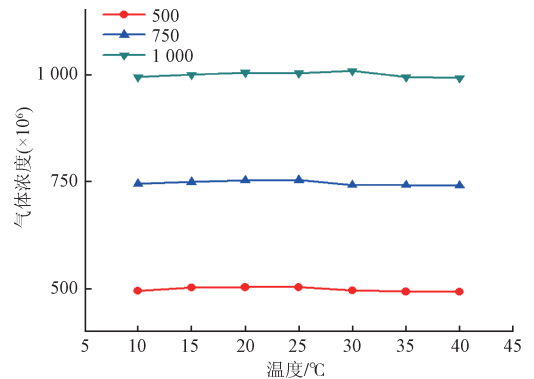
图5给出了未进行温度补偿、采用经验公式法及



(a) 未进行温度补偿
Without temperature compensation



(b) 使用经验公式法进行温度补偿
Using empirical formula method for temperature compensation



(c) 使用 PSO-BP 混合神经网络进行温度补偿
Using the hybrid PSO-BP neural network method for temperature compensation

图 5 温度对气体浓度测量结果的影响

Fig. 5 The effect of temperature on the measurement of gas concentration

PSO-BP 混合神经网络法进行温度补偿的气体浓度曲线。由图 5(a) 可知, 未进行温度补偿方法时, SF₆ 气体传感器在 25℃ 条件下的气体浓度测量值与真实值基本一致, 当检测环境温度偏离标定温度 25℃ 时开始产生测量误差, 偏离越大时测量误差也越大, 且气体浓度值越大时误差越明显。在第二组测量中, 本文采用的经验公式

如下^[17]：

$$c = \frac{c_1}{k \cdot \Delta T + b} \tag{7}$$

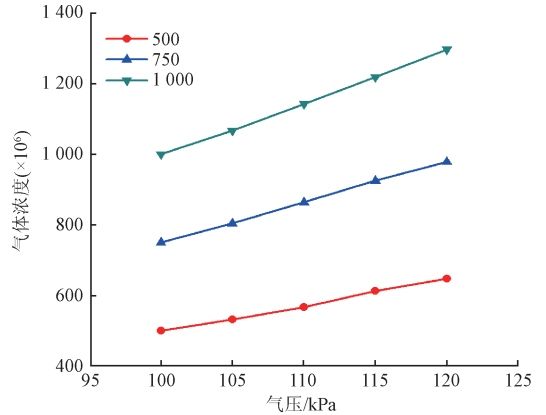
式中： c 为经温度补偿后气体浓度测量值， c_1 为温度补偿前气体浓度测量值， m 、 k 为经验公式的待求系数， ΔT 为检测环境温度与标定温度之差。对比图5(a)与(b)可知，经验公式温度补偿后的气体传感器测量误差随检测环境温度的变化明显减小。但经验公式存在适配型不佳、仪器需频繁校准等问题，其应用场合有限。对比图5(a)与(c)可以看出，相较于温度补偿前，经 PSO-BP 混合神经网络温度补偿后的 SF₆ 气体浓度测量值与真实值误差明显减小，且各浓度点测试曲线的斜率近似为 0，在整个浓度范围内测量误差不超过 $\pm 12 \times 10^{-6}$ 。表明了采用 PSO-BP 混合神经网络对 SF₆ 气体传感器进行温度补偿，显著提高了气体传感器的测量精度。对比图 5(b)与(c)可知，采用 PSO-BP 混合神经网络温度补偿相较于经验公式法温度补偿的效果更佳，且前者在整个检测浓度范围内的测量稳定性更好。实验条件所限，本文的输入样本数据仅为 21 组，若样本数据量足够多，采用 PSO-BP 混合神经网络对 NDIR 型气体传感器进行温度补偿将得到更高的测量精度。

3.2 气压补偿

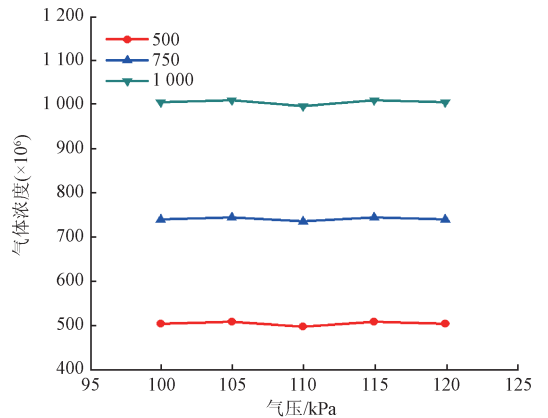
气体传感器的气压补偿实验在压力实验箱中进行。在恒定温度 25 °C 条件下，首先将实验箱内气压先后调节至 100、105、110、115、120 kPa 测试点，在各气压测试点分别向气体传感器采样气室通入已配置好的 500×10^{-6} ， 750×10^{-6} ， $1\ 000 \times 10^{-6}$ 三种浓度的 SF₆ 气体，每个浓度点测量 10 次，并将测量均值作为各浓度点的最终测量值。根据已建立的 PSO-BP 混合神经网络预测模型对气体传感器的测量结果进行气压补偿。首先在上述 5 组气压测试点上测得的 15 个浓度数据中选择一部分样本作为网络的训练数据，另一部分作为网络的测试数据，将双元热释电探测器的测量通道和参比通道输出电压的比值及气压传感器输出电压值作为 PSO-BP 混合神经网络输入向量，将 SF₆ 气体浓度期望输出值作为输出向量，建立一个双输入单输出的网络结构。经过 PSO-BP 混合神经网络处理后，输出向量即为气压补偿后的气体浓度测量值。

图 6 给出了未进行气压补偿、采用 RBF 神经网络法及 PSO-BP 混合神经网络法进行气压补偿的气体浓度曲线图。由图 6(a)可知，未进行气压补偿方法时，SF₆ 气体传感器在 100 kPa 条件下的气体浓度测量值与真实值基本一致，当检测环境气压偏离 100 kPa 时开始产生测量误差，偏离越多则测量误差越大，且气体浓度值越大时误差越明显。对比图 6(a)与(c)可知，经过 PSO-BP 混合神经网络气压补偿后的气体浓度测量值与真实值的误差

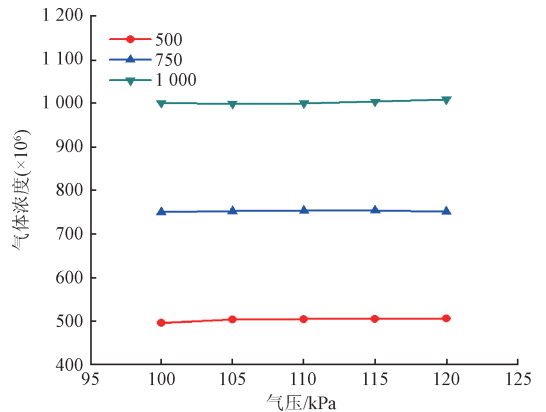
明显减小，各浓度测试曲线的斜率近乎为 0，且在整个浓度范围内测量误差不超过 $\pm 15 \times 10^{-6}$ 。表明气体传感器经过 PSO-BP 混合神经网络气压补偿后的测量精度得到了显著提高。对比图 6(b)与(c)可知，采用 PSO-BP 混合神经网络气压补偿相较于 RBF 神经网络气压补偿的



(a) 未进行气压补偿
(a) Without air pressure compensation



(b) 使用径向基神经网络进行气压补偿
(b) Using the RBF neural network method for air pressure compensation



(c) 使用 PSO-BP 混合神经网络进行气压补偿
(c) Using the hybrid PSO-BP neural network method for air pressure compensation

图 6 气压对气体浓度测量结果的影响

Fig. 6 The effect of air pressure on the measurement of gas concentration

效果更佳,且前者在整个检测浓度范围内的测量精度基本一致,大大提高了 SF₆ 气体传感器的测量稳定性。受实验条件限制,本文的输入样本数据仅为 15 组,若样本数据量足够多,采用 PSO-BP 混合神经网络对 NDIR 型气体传感器进行气压补偿将会得到更高的测量精度^[18]。

此外,还对 SF₆ 气体传感器的稳定性进行了测试分析。实验中,将 SF₆ 气体传感器置于一恒温、恒压实验箱中(温度、气压设定为 25 °C、100 kPa)。利用 750×10^{-6} 和 $1\,000 \times 10^{-6}$ 两种浓度的 SF₆ 气体分别对气体传感器输出结果的稳定性进行监测分析。图 7 给出了两种浓度 SF₆ 气体 2 h 的稳定度测试结果。由图可见,对于两种不同浓度的 SF₆ 气体,传感器的测量输出结果波动较小,误差均小于 $\pm 15 \times 10^{-6}$,表明该传感器具有较好的稳定性。

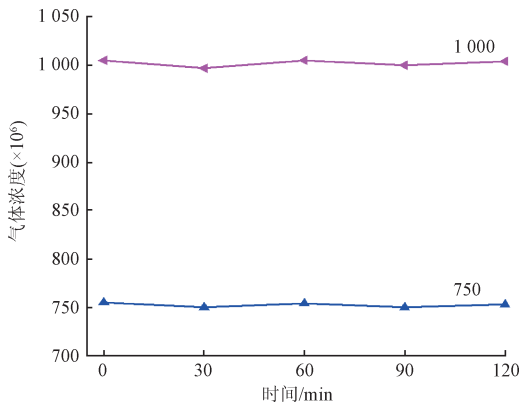


图 7 气体传感器稳定性测试

Fig.7 Test of gas sensor stability

4 结 论

本文采用 PSO-BP 混合神经网络方法对 SF₆ 气体传感器进行了温度、气压补偿。由于 PSO-BP 混合神经网络具有预测精度高、学习能力强等特点,提高了传感器的测量可靠性及准确性。与硬件电路补偿法相比,该方法可有效减小传感器的体积,有利于传感器的小型化和低成本。实验结果表明,基于该补偿方法的气体传感器在气体浓度 $0 \sim 1\,000 \times 10^{-6}$ 、环境温度 $10 \sim 40^\circ\text{C}$ 、压力 $100 \sim 120 \text{ kPa}$ 范围内,测量精度小于 $\pm 1.2\% \text{ FS}$,检测精度小于 $\pm 15 \times 10^{-6}$,说明使用该方法对气体传感器进行温度、气压补偿能够有效减小温度、气压对气体传感器测量精度的影响。

参考文献

[1] CAI T, WANG X P, HUANG Y G, et al. Infrared spectrum analysis of SF₆ and SF₆ decomposition [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30 (11): 2967-2970.

[2] 周艺环,叶日新,任明,等. 基于电化学传感器的 SF₆ 分解气体检测技术研究 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (9): 2133-2139.
ZHOU Y H, YE R X, REN M, et al. Research on SF₆ gas decomposition detection method based on electrochemical sensors [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (9): 2133-2139.

[3] MOUMEN S, RAIBLE I, KRAUSS A, et al. Infrared investigation of CO₂ sorption by amine based materials for the development of a NDIR CO₂ sensor [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2016, 236: 1083-1090.

[4] YASUDA T, SEIICHIRO Y, AKIRA T. Comparison of the characteristics of small commercial NDIR CO₂ sensor models and development of a portable CO₂ measurement device [J]. Sensors, 2012, 12 (3): 3641-3655.

[5] HENNIG O, STRZODA R, MAGORI E, et al. Hand-held unit for simultaneous detection of methane and ethane based on IR absorption spectroscopy [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2003, 95 (1): 151-156.

[6] YU X, LV R H, SONG F, et al. Pocket-sized non-dispersive infrared methane detection device using two-parameter temperature compensation [J]. Spectroscopy Letters, 2014, 47 (1): 30-35.

[7] 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.

[8] LLIYAS S A, ELSHAFEI M, HABIB M A, et al. RBF neural network inferential sensor for process emission monitoring [J]. Control Engineering Practice, 2013, 21 (7): 962-970.

[9] 赵正杰,刘东旭,张记龙,等. 电调制非分光红外瓦斯传感系统设计 [J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31 (2): 570-573.
ZHAO Z J, LIU D X, ZHANG J L, et al. Design of non-dispersive infrared methane gas sensor [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31 (2): 570-573.

[10] VINCENT T A, GARDNER J W. A low cost MEMS based NDIR system for the monitoring of carbon dioxide in breath analysis at ppm levels [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2016, 236 (11): 954-964.

[11] ZHOU J H, REN J X, YAO C F. Multi-objective optimization of multi-axis ball-end milling Inconel 718 via grey relational analysis coupled with RBF neural network and PSO algorithm [J]. Measurement, 2017, 102 (5): 271-285.

[12] LIN T Y, YEH J T, KUO W S. Using particle swarm

- optimization algorithm to search for a power ascension path of boiling water reactors [J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2016, 102(4): 37-46.
- [13] 杨杰, 赵敏, 苏浩, 等. 基于粒子群矢量搜索融合的射流轨迹识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5): 803-809.
YANG J, ZHAO M, SU H, et al. Jet trajectory recognition method based on the fusion with vector search method and particle swarm optimization [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(5): 803-809.
- [14] WANG H S, WANG Y N, WANG Y C. Cost estimation of plastic injection molding parts through integration of PSO and BP neural network [J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40 (8): 418-428.
- [15] ANTWI P, LI J Z, MENG J, et al. Estimation of biogas and methane yields in an UASB treating potato starch processing wastewater with back propagation artificial neural network [J]. *Bioresource Technology*, 2017, 228(3): 106-115.
- [16] LIU C J, DING W, LI Z, et al. Prediction of high-speed grinding temperature of titanium matrix composites using BP neural network based on PSO algorithm [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017(89): 2277-2285.
- [17] 薛宇, 常建华, 徐曦. 基于RBF神经网络的非色散红外SF₆气体传感器[J]. *光子学报*, 2016, 45(7): 0723001.
XUE Y, CHANG J H, XU X. Non-dispersive infrared

SF₆ gas sensor based on RBF neural network [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, 45 (7): 0723001.

- [18] 司朋举, 胡伟. 一种改进的神经网络车牌识别算法研究[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(10): 100-103.
SI P J, HU W. Research on an improved neural network license plate recognition algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, 39(10): 100-103.

作者简介



陈远鸣, 2014年于南京理工大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为光电传感与应用技术。
E-mail: yuan_mingchen@163.com

Chen Yuanming received B. Sc. from Nanjing University of Science and Technology in 2014. Now he is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest is photoelectric sensing and application technology.



常建华(通讯作者), 分别在2000年和2005年于东南大学获得学士学位和博士学位, 现为南京信息工程大学教授, 主要研究方向为非线性光学、固体激光器、光电传感器等。

E-mail: jianhuachang@nuist.edu.cn

Chang Jianhua (Corresponding author) received B. Sc. and Ph. D. both from Southeast University in 2000 and 2005, respectively. Now he is a professor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes nonlinear optics, solid state lasers and photoelectric sensor.