

doi:10.11835/j.jssn.1000-582X.2013.08.011

光声光谱技术应用于 SF₆ 局部放电分解组分检测

谭志红, 唐 炬, 孙才新, 范 敏, 朱黎明

(重庆大学 输变电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 针对 SF₆ 局部放电下分解组分传统检测方法存在的消耗被测气体多、检测时间长、不适用于在线监测等不足, 利用光声光谱技术具有检测气体灵敏度高、不消耗被测气体等特点, 研究了用于 SF₆ 局部放电分解组分检测技术, 给出了局部放电下 SF₆ 分解特征组分 SO₂、CO₂、CF₄ 的特征频谱, 利用研制的光声光谱实验平台获得了气体的光声信号与气体体积分数关系, 得到了 SO₂、CO₂、CF₄ 的最低检测限分别为 3.8×10^{-6} 、 3.1×10^{-6} 、 4.7×10^{-6} , 建立了用于降低 SO₂、CO₂、CF₄ 混合气体的光声信号交叉响应的 RBF 神经网络算法, 使 3 种气体平均检测误差分别降为 5.6%、1.6%、3.3%, 提高了检测准确度, 并用气相色谱法和检测管法的对比测量验证了其可信性, 为解决交叉响应的影响问题提供了一种技术手段。

关键词: 六氟化硫; 光声光谱; 最低检测限; 径向基函数; 神经网络; 检测精度

中图分类号: TM85

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2013)08-068-08

Photoacoustic spectroscopy applied to the detection of SF₆ decomposition components under partial discharge

TAN Zhihong, TANG Ju, SUN Caixin, FAN Min, ZHU Liming

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The traditional detection methods of SF₆ decomposition components under partial discharge have some shortages, including consuming much detected gas, long detecting time, and unsuitable for on-line monitoring. While, photoacoustic spectroscopy has some advantages, including high sensitivity on detecting gas, and without consuming detected gas, etc. According to these reasons, the detection technology used in SF₆ decomposition components under partial discharge is studied, and the feature spectrum of SO₂, CO₂ and CF₄ by SF₆ decomposing is given. Through the photoacoustic spectroscopy device, the relation lines between photoacoustic spectroscopy (PAS) signal and concentration of gas components are obtained. The minimum detection limits of SO₂, CO₂ and CF₄ are about 3.8×10^{-6} , 3.1×10^{-6} and 4.7×10^{-6} respectively. A method of RBF neural network is set up to reduce the crossover response of PAS signals of SO₂, CO₂ and CF₄ mixed gas. It makes the average examination error of three gases reduce to 5.6%, 1.6% and 3.3% respectively. Its reliability is checked by comparative testing of gas chromatography and detector tube. The results indicate that the RBF neural network is useful in improving detection precision and provides a kind of technology to crossover response problem.

收稿日期: 2013-01-20

基金项目: 受国家重点基础研究发展计划资助项目(2009CB724506); 优秀博士论文基金资助(200749)

作者简介: 谭志红(1965-), 男, 重庆大学博士研究生, 主要从事 SF₆ 气体局部放电下分解组分检测的研究。

唐炬(联系人), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要从事高压电气设备绝缘在线监测及故障诊断研究,

(Tel)13908333876; (E-mail)cqtangju@vip.sina.com。

Key words: SF₆; photoacoustic spectroscopy; minimum detection limit; radial basis function; neural network; detection accuracy

运行中的 GIS 设备如果内部因出现绝缘缺陷而发生局部放电时,其内部 SF₆ 气体在热、电的作用下会发生分解^[1],并与 GIS 设备内部存在的微水、微氧等杂质发生反应,生成一些对故障类型判断有价值的特征气体,如 SO₂、SOF₂、SO₂F₂、HF 等^[2];如果局部放电的位置出现在固体绝缘介质附近,还会有 CO₂、CF₄ 等成分产生。有研究表明,检测这些特征气体的含量和变化规律可以判断 GIS 设备早期潜伏性绝缘故障^[2-4]。目前国内外对 SF₆ 在局部放电下分解组分的传统检测方法有气相色谱法、检测管法、傅里叶红外吸收光谱法等,尽管有各自的优点,但均存在一些不足,比如适用于实验室的气相色谱法在检测过程中需要消耗被测气体和载气,色谱柱在使用一段时间后需要清洗和重新校准,长期稳定性不好、对环境要求较高,且检测时间较长,不适用于连续在线监测;目前国内外实用的检测管法在检测 SF₆ 分解气体时,只能检测 HF、SO₂、SOF₂ 等较少的组分,且性能受到温度、湿度影响较大,不适用于在线监测;傅里叶红外光谱法由于气池体积较大,增加了对待测气体的需求量,在微量气体检测时,入射光强度与透射光强度差别不大,检测灵敏度不高,而且其检测精度受反射、散射光影响较大。

光声光谱技术因其具有灵敏度高、检测范围宽、检测速度快、不需要消耗载气、特别适合于在线监测等优点,已经成为微量气体检测领域的研究热点,具有良好的应用前景^[5-9]。在建立的气体组分光声光谱检测实验研究平台上,对 SF₆ 在局部放电下产生的 3 种常见组分气体 SO₂、CO₂、CF₄ 进行定量检测^[10],标定出了各组分气体的光声信号强度与气体体积分数的关联比对,通过与气相色谱法和检测管法的对比检测,验证了比对关系的可信性,同时获取了不同浓度 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 混合气体状态下的光声响应特性,研究了用于降低多组分气体红外吸收光谱交叉响应的方法,为基于光声光谱技术的 SF₆ 放电分解在线监测系统研制奠定了基础。

1 光声检测原理

光声光谱是利用光声效应检测吸收物质浓度的一种光谱技术^[11],对于气体被测物,光声池内气体分子吸收入射光能被激发到高能态,由于高能态不稳定,被激发的气体分子会通过自发辐射跃迁或者无辐射跃迁回到低能态。在后一个过程中,气体分

子的能量可转化为分子的平动和转动动能,宏观上表现为气体温度的升高,在体积一定时,温度升高会使气体压力增大。如果对入射光能进行调制,使其强度成周期性的变化,光声池内气体温度会以调制频率的周期而变化,从而使得气体压力同样呈现周期性变化,当调制频率在声频范围内时,便会产生周期性变化的声信号。光声信号 S 与气体浓度 c 的关系如式(1)所示^[12]

$$S = (S_m C_{\text{cell}} P \alpha) \times c, \quad (1)$$

式中: S_m 是微音器的灵敏度; C_{cell} 是光声池常数,由光声池的几何尺寸和材料等决定; P 是输入光声池中的红外光功率; α 是气体分子在入射光频率处的吸收系数。

实验中采用窄带滤光片滤出特征气体相应吸收频率的红外光,由于滤光片不可能滤出单一频率的红外光,入射到光声池中的红外光总有一定的宽度,因此式(1)中吸收系数 α 是滤光片透射光中所有吸收峰的吸收系数之和

$$\alpha = \sum \alpha_i, i = 1, 2, 3. \quad (2)$$

式中 α_i 为滤光片透过红外光波长范围内的被测气体第 i 个吸收峰的吸收系数。

2 特征频谱选择和单一气体参数测定

2.1 实验平台

作者在实验室构建的气体组分检测实验研究平台如图 1 所示,其中红外光源可发射 0.6~25 μm 的宽频连续红外光,斩波器用于调制入射光,使其强度周期性变化,滤光片轮受步进电机控制,每个滤光片用于滤过一种待测气体特征频率的红外光,光声池是光声转换的场所,微音器将声信号变换为电信号并输出,锁相放大器 SR830 提取微音器输出电信号中特定频率(斩波器调制频率)信号,滤除其他频率信号(包括噪声)。

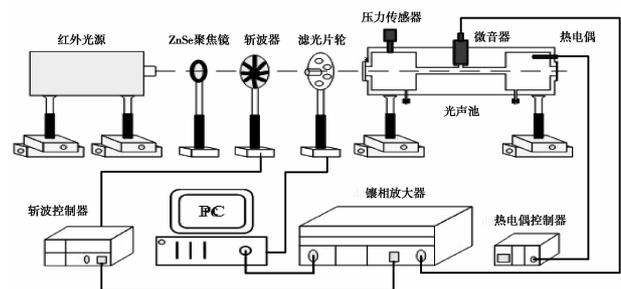


图 1 光声实验平台结构图

2.2 特征频谱选择

大多数气体分子在红外光区都有吸收现象, 气体分子的吸收频带和吸收系数是由其物理、化学特性(如分子内的原子数目、结构、键能等)决定, 因此

不同气体分子有其固有红外吸收光谱。根据 HITRAN2004 数据库^[13]绘制出了 SF₆ 局部放电分解特征组分 SO₂、CO₂、CF₄ 以及 SF₆ 背景气体的主要红外吸收光谱图, 如图 2 所示。

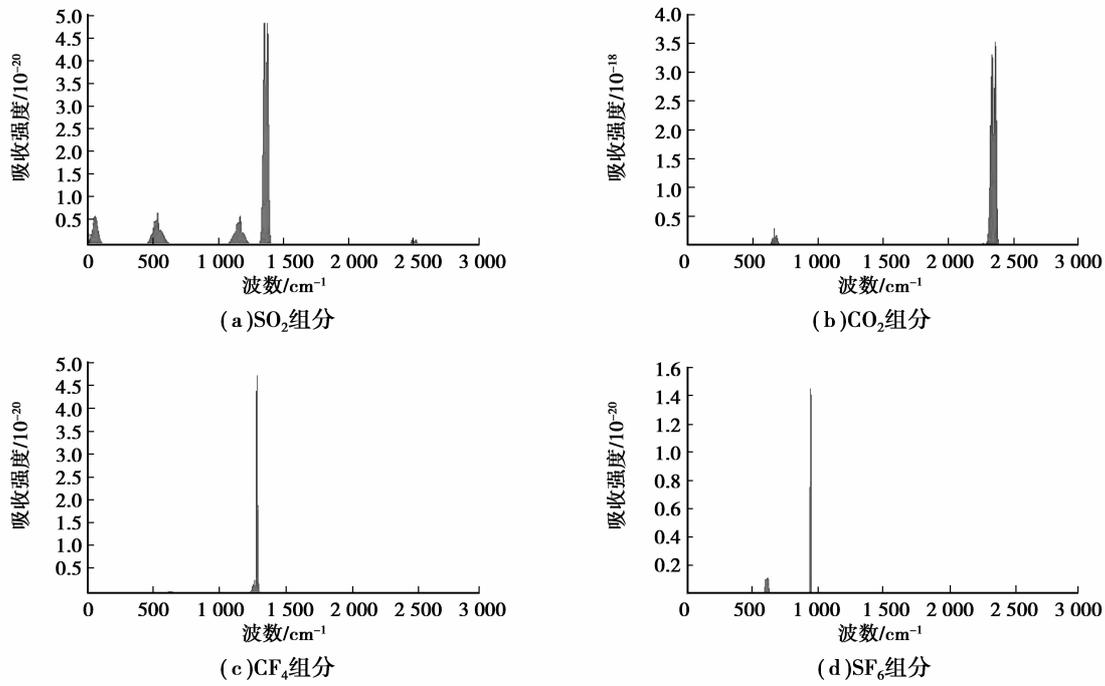


图 2 SF₆ 及放电分解组分红外吸收光谱

由此可见, 各气体在波数 500~2 500 cm⁻¹ 范围内都有若干吸收频带, 每个吸收频带中都包含多个吸收峰。SF₆ 的吸收频带与各种特征气体的吸收频带重叠部分较少, 使得在以 SF₆ 为背景气体进行实验时, 特征气体的光声信号不会受到太大影响。但是 SO₂ 与 CF₄ 在波数 1 000~1 500 cm⁻¹ 频带内有部分重叠, SO₂ 与 CO₂ 在波数 2 000~2 500 cm⁻¹ 频带内有部分重叠, 故 3 种气体在光声检测时, 会存在一定的交叉响应问题。综合考虑各组份气体的红外光谱吸收特性后, 以吸收系数尽量大、吸收频带重叠尽量小为原则, 结合当前可能购置的滤光片情况,

选取 SO₂、CO₂、CF₄ 组分气体特征吸收峰如表 1 所示, 其对应特征吸收峰红外窄带滤光片型号和参数如表 2 所示。

表 1 SF₆ 局部放电下分解组分特征频谱

特征气体	分子量	特征波数/cm ⁻¹	特征波长/μm
SO ₂	64	1 360	7.353
CO ₂	44	2 347	4.260
CF ₄	88	1 283	7.794

表 2 3 种特征气体滤光片规格和参数

特征气体	滤光片规格	中心透过波长(CWL)/nm	半宽(HW)/nm	透过率(TP)	截止区域/nm	尺寸/mm
SO ₂	BP7350±40	7 350±10	180±20	≥85%	400~11 000	Φ20×2.0 硅片
CO ₂	BP4260±40	4260±20	180±20	≥90%	400~11 000	Φ20×1.0 硅片
CF ₄	BP7850±50	7780±20	200±20	≥80%	400~11 000	Φ20×1.0 硅片

2.3 光声信号与体积分数关系

实验中保持光声池内恒温 20 °C、气压 0.1 MPa,调节斩波器斩波频率为各实验气体下光声池的共振频率,锁相放大器积分时间设定为 1 s,配置一定数量不同体积分数的 SO₂、CO₂、CF₄ 标气,依次对各气体进行实验测量不同体积分数下的光声信号,对实验获取的数据进行一元线性回归拟合,得到的体积分数与光声信号幅值关系如图 3 所示。可以看出 3 种特征气体光声信号幅值与体积分数遵循线性关系,与式(1)表达的光声信号幅值与气体体积分数的关系相符,即在光声池常数、微音器灵敏度、入射光功率、吸收系数一定的情况下成线性关系。

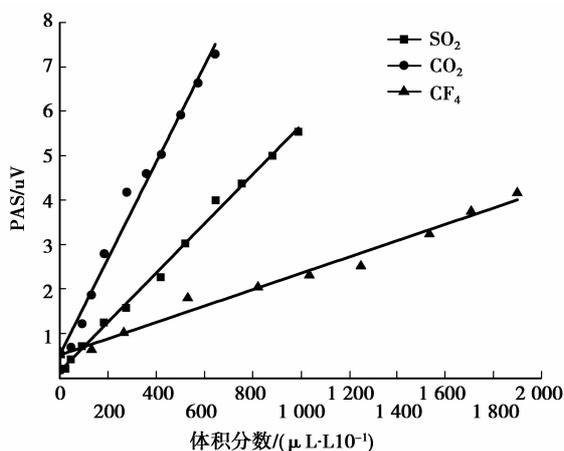


图 3 光声信号与特征气体体积分数关系

由图 3 还可看出当气体体积分数为 0 时,光声信号并不为 0,其原因在于测量过程中实验平台背景噪声和实验背景气体微弱红外吸收影响。

2.4 光声光谱与气相色谱、检测管法比较

目前,气相色谱法和检测管法是比较常用的组分气体体积分数检测法,为了验证光声光谱法所得实验结果的可信性,作者对 3 种体积分数下的各组同时采用光声光谱、气相色谱和检测管法进行对比测量,其中光声光谱法测量了全部 3 种气体,并标定出了气体的体积分数。用气相色谱法检测了 CO₂ 和 CF₄ 2 种气体,由于气相色谱法中 SO₂ 目前还无法准确的分离,为此用检测管法检测了 SO₂ 气体,结果如表 3 所示。如果把气相色谱法和检测管法的结果作为相对准确值,光声光谱法对 SO₂、CO₂、CF₄ 的测量体积分数平均偏差小于 6.3%,最大不超过 9%,这一结果比较满意。

表 3 光声法、气相色谱和检测管法的测量结果对比

特征气体	光声法/ ($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	气相色谱/ ($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	检测管/ ($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	偏差 /%	平均 偏差/%
SO ₂	171.3	—	160.0	7.1	6.3
	225.1	—	210.0	7.2	
	343.1	—	360.0	4.7	
CO ₂	346.5	356.6	—	2.8	5.9
	683.0	627.4	—	8.8	
	762.2	718.7	—	6.0	
CF ₄	422.2	438.3	—	3.7	5.6
	614.2	656.8	—	6.5	
	825.4	774.3	—	6.6	

2.5 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 的最低检测限

光声光谱技术检测气体最低检测限主要受到系统背景噪声限制,而背景噪声主要来源有斩波器振动、窗口片和池内壁光吸收所引起的相干噪声、电磁噪声、气体分子布朗运动噪声、环境噪声等^[14]。电磁噪声、气体分子布朗运动噪声是系统固有噪声,难以消除,但其噪声水平低,对系统检测影响相对小。环境噪声可用锁相放大器来抑制,其噪声水平也可降到很低。对系统检测影响较大的是斩波器振动噪声、窗口片和池内壁吸收噪声,为了减小这部分噪声,可以在整个实验平台各装置下垫上硅胶垫,同时尽量保持光沿光声池轴线穿过,在设计光声池时调整好缓冲室的尺寸^[15]。另外,最低检测限还可能受到背景气体微弱红外吸收的影响,由于背景气体浓度很高,一般都会达到饱和和吸收状态,因此这部分相对很小的影响可看作固定值。

为测定光声实验系统的噪声水平,在光声池内充满高纯度 SF₆ 气体进行,其实验条件等同于单一气体光声信号与气体体积分数关系测量,具体做法是在 3 min 内每隔 10 s 读数一次,对该段时间范围内系统噪声测量结果进行统计分析,所得噪声水平用均值和方差表示,如表 5 所示。当信噪比 SNR=1 时,利用 SO₂、CO₂、CF₄ 的光声信号与体积分数的线性关系计算得到特征气体最低检测限如表 4 所示。

表 4 3 种组分的最低检测限

特征 气体	噪声 均值/ μV	噪声 方差	最低检测 限/ $(\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1})$
SO ₂	0.18	0.008	3.8
CO ₂	0.57	0.012	3.1
CF ₄	0.52	0.025	4.7

表 4 中 CO₂ 的噪声均值比 SO₂ 要大,原因在于 CO₂ 滤光片的透过率比 SO₂ 要高,入射到光声池内的光强度高,在透过频带内背景气体 SF₆ 的饱和吸收带来的光声信号的影响较大。CF₄ 的噪声均值比 SO₂ 要大,原因在于 CF₄ 滤光片的带宽较宽,透过频带与 SF₆ 的吸收频带重叠部分较多,受 SF₆ 饱和吸收的影响较大。

3 组分气体交叉响应的处理

3.1 组分气体交叉响应处理的必要性

从表 2 可知,无论选择性多好的滤光片,都存在一定宽度透光频带,即透过的红外光谱不可能是单一波长,因此,对于最佳红外吸收峰相差不大的组分气体,不可避免会存在部分红外吸收光谱重叠的情况,即在用红外滤光片检测混合气体组分时存在交叉响应。例如图 2 中的 SO₂ 和 CF₄ 在所选择吸收频带内会产生部分重叠,影响各自测量精度。以 SO₂ 特征滤光片为例来说明交叉响应的影响:当光声池内只有 SO₂ 气体时,实验测得的光声信号只由 SO₂ 体积分数决定,二者成线性关系,可以直接根据图 3 标定得到 SO₂ 体积分数,如果光声池内除 SO₂ 外还含有 CF₄ 成分,则实验测得的光声信号由该滤光片透过频带下 2 种气体体积分数共同决定,无法直接根据光声信号值得到 SO₂ 体积分数,这就是交叉响应带来的影响。当这两种气体成分的滤光片透过频带重叠越多,受交叉响应影响就越大。其他组分特征滤光片下也或多或少存在与某种气体交叉响应的情况。因此得到各气体组分体积分数相对准确值,降低交叉响应是十分必要的。

要想完全消除交叉响应的影响,仅靠硬件技术会有很大难度,为此采用合适的软件算法,以弥补硬件的不足已成为解决该技术难题的有效方法。文献 [16] 给出了多种用于气体阵列传感器检测信号的算法:有些侧重于气体模式识别,有些侧重于气体分类,但应用到降低气体组分交叉响应的研究并不多见,尤其应用到 SF₆ 放电分解组分的检测还未见报道。根据本文检测信号交叉影响程度和特点,作者利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络

具有的较强输入输出映射能力、学习过程收敛速度快、无局部极小、能以任意精度逼近任意函数等优点^[17]来构造一种算法模型,以降低光声光谱检测信号中的交叉响应影响。

3.2 RBF 神经网络结构

RBF 神经网络是一种单隐层前向神经网络,其模型如图 4 所示,输入层节点只起传输信号到隐层的作用,其节点个数对应于实验所测混合气体数。对 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 3 种气体进行混合,分别在各自所对应的滤光片下测得其光声信号值,因此输入层节点数为 3 个($m=3$),即 X_1 对应 SO₂ 滤光片下的光声信号值、 X_2 对应 CO₂ 滤光片下的光声信号值、 X_3 对应 CF₄ 滤光片下的光声信号值。隐层激活函数为满足 Micchelli 定理的函数,如高斯函数,反演 S 型函数等,隐层节点数目由网络自适应学习过程自动得到。输出层为简单线性函数,训练完成后其输出结果为经过网络处理后的各气体组分光声信号值,即 Y_1 对应处理后 SO₂ 光声信号值、 Y_2 对应处理后 CO₂ 光声信号值、 Y_3 对应处理后 CF₄ 光声信号值。利用图 3 中各单一气体光声信号与体积分数关系就可以计算得到各气体组分体积分数。

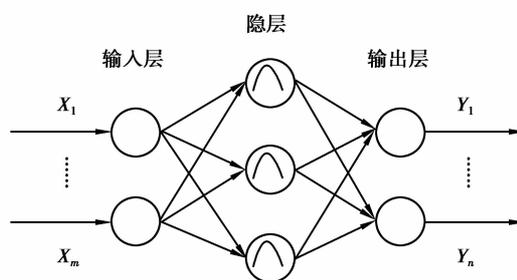


图 4 RBF 神经网络模型结构

RBF 神经网络选择的激活函数为常用的高斯函数

$$\varphi(r) = \exp(-r^2/2\zeta^2), \quad (3)$$

式中: r 为样本与数据中心的距离; ζ 为激活函数的扩展常数和宽度。RBF 网络输出为

$$y_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} R_j - t, \quad (4)$$

式中: W_{ij} 是隐层第 j 个节点到输出层第 i 个节点的权值; R_j 是隐层第 j 个节点的输出; N 是隐层节点数; t 是输出层第 i 个节点的阈值。

3.3 RBF 神经网络学习过程

将实验所得数据分为训练样本和检测样本,并分别构成三维矩阵,每一行对应一个样本,即一组混合气体组分分别在 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 滤光片下测得

的光声信号值。因混合气体由配气系统得到,故各组分体积分数已知,作为各组分不受交叉响应影响的理论光声信号值。

RBF 网络学习过程包括隐层节点学习(确定各径向基函数的数据中心和扩展常数)和输出层节点学习(输出层权值)2 个阶段。隐层节点学习通常采用无监督学习的聚类算法,如 K-means 聚类算法等,而输出层学习通常采用有监督学习算法,如最小均方算法(LMS)等,算法的输入向量即隐节点的输出向量。隐层应用 K-means 聚类算法确定数据中心的過程如下

1)初始化。选择 N 个互不相同的向量作为初始聚类中心 $C_j, j=1, 2 \dots N$;

2)将训练样本归于 q 类,其条件是:

$$\|X_i - C_q\| = \min_j \|X_i - C_j\|; \quad (5)$$

3)归类完成后,计算出每个归类的新中心为

$$C_j = \frac{1}{m_j} \sum_j X_j, \quad (6)$$

M_j 为输入 j 类的输入样本数;

4)各聚类中心确定后,可根据各中心之间的距离确定对应径向基函数的扩展常数 ζ

$$\zeta_j = \lambda d_j = \lambda \min \|C_j - C_1\|, \quad (7)$$

λ 为重叠系数。

输出层权值学习过程是将训练样本中每组三维数据分别输入对应输入层节点,以该组样本对应光声信号理论值为输出层节点参考值(期望输出值),光声信号理论值来源于已知的该样本各气体组分体积分数,利用最小均方算法(LMS)进行训练。训练的过程即是权值调整的过程,误差函数值影响权值的调整,目的在于得到一组权系数 W_{ik} ,使误差函数值最小。定义网络输出误差函数为

$$E = \sum_{k=1}^n (d_k - y_k)^2 = \sum_{k=1}^n (d_k - (\sum_{i=1}^N \omega_{ik} R_i - \theta))^2, \quad (8)$$

式中: d_k 为输出节点 k 的期望输出值; y_k 为其实际输出值。结合研究内容,RBF 神经网络训练和检测基本流程如图 5 所示。

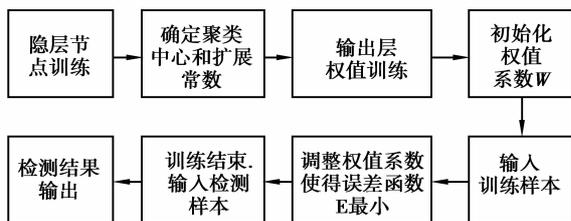


图 5 RBF 神经网络训练检测流程图

训练完成后的网络与图 3 相结合可看成一个黑箱子,使用者无需关心其内部结构,可直接通过外部输入节点输入含有交叉响应的数据得到精确的各气体体积分数。不同组成的混合气体,其实实验测得三维光声信号值不会完全相同,有其差异性,故使用 RBF 神经网络是可行的。

4 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 混合气体组分测定

对配置的 40 组不同体积分数的 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 单一气体进行混合做了组分定量测定,并利用 RBF 神经网络对测量结果进行分析处理,其中 20 组为训练样本,20 组为测试样本。神经网络处理前后结果的对比选取 5 组数据如表 5(a)~(c)所示。可以看出,混合气体之间存在一定的交叉响应影响,其中 SO₂ 和 CF₄ 影响较大,原因在于这 2 种气体的红外吸收频带的重叠部分较多,二者对应滤光片的透过频带相互接近。

表 5 混合气体中单一气体的光声特性和处理结果

(a)SO ₂ 组分					
样本编号	1	2	3	4	5
体积分数/($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	141.4	495.0	360.0	330.0	565.7
理论值/ μV	0.95	2.92	2.15	1.98	3.28
直接测量值/ μV	1.22	3.49	2.31	2.16	3.98
直接测量相对误差/%	28.4	19.5	7.4	9.1	21.3
RBF 消除值/ μV	1.0	2.71	2.09	2.11	3.48
消除后相对误差/%	5.3	7.2	2.8	6.6	6.1
消除后平均误差/%	5.6				
(b)CO ₂ 组分					
样本编号	1	2	3	4	5
体积分数/($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	420.0	245.0	356.4	435.6	140.0
理论值/ μV	5.11	3.21	4.41	5.25	2.08
直接测量值/ μV	5.22	3.43	4.55	5.28	2.27
直接测量相对误差/%	2.2	6.9	3.2	0.6	9.1
RBF 消除值/ μV	5.13	3.09	4.42	5.27	2.15
消除后相对误差/%	0.4	3.7	0.2	0.4	3.4
消除后平均误差/%	1.6				

样本编号	(c)CF ₄ 组分				
	1	2	3	4	5
体积分数/($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	814.3	475.0	518.2	422.2	542.9
理论值/ μV	2.01	1.40	1.47	1.29	1.52
直接测量值/ μV	2.71	2.90	2.52	2.19	2.91
直接测量相对误差/%	34.8	107.1	71.4	69.8	91.4
RBF 消除值/ μV	2.06	1.42	1.54	1.33	1.45
消除后相对误差/%	2.5	1.4	4.8	3.1	4.6
消除后平均误差/%	3.3				

从表 5 中还可以看出,利用 RBF 神经网络消除混合气体交叉响应后与理论值的相对误差比消除前大大减小。在用 RBF 神经网络消除前 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 的测量平均误差分别为 17.1%、4.4% 和 74.9%,用 RBF 神经网络消除后 3 种气体测量平均误差分别 5.6%、1.6% 和 3.3%,说明 RBF 神经网络对于多组分气体交叉响应的修正效果十分显著,3 种气体中 CF₄ 的修正效果最显著,原因在于 CF₄ 测量误差最大,在误差函数中占有比例最大,RBF 神经网络输出层权值的调整受误差函数值的影响,调整侧重于 CF₄,故 CF₄ 的修正效果最为显著。

为验证该方法的可信性和泛化性,作者对未知浓度的 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 混合气体用光声光谱法、气相色谱法和检测管法进行了对比测量,结果如表 6 所示。可以看出用光声法检测 3 种混合气体,再用 RBF 神经网络法消除其交叉响应影响,误差可控制在 7% 以下。

表 6 光声法加 RBF 神经网络处理可信性测试

特征气体	光声法/ ($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	气象色 谱/($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	检测管/ ($\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$)	偏差/%
SO ₂	410.0	—	440.0	6.8
CO ₂	244.2	252.7	—	3.4
CF ₄	593.3	575.6	—	3.1

SF₆ 放电分解的典型组分除了涉及的 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 3 种气体之外,还有 SOF₂、SO₂F₂ 和 SF₄ 等,由于这些成分的红外吸收波长都较长,目前制造的滤光片还不能滤过这些波长的红外吸收峰,故没有

对这些组分进行测量研究,今后在滤光片制造技术取得进展后,可进一步完善利用 RBF 神经网络消除对这些特征气体检测时存在的交叉响应。

5 结 论

1)分析了 PD 下 SF₆ 分解生成的 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 3 种组分特点,并绘制出各组分的红外吸收光谱图,给出了利用光声光谱技术检测 3 种组分含量的特征频谱选择依据,阐明了组分检测中存在的交叉响应问题。

2)利用已搭建的光声实验平台对 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 3 种组分特征气体进行了检测实验,获取了特征分解气体的光声信号强度与气体体积分数关系,得到了 3 种特征气体最低检测限分别为 3.8×10^{-6} 、 3.1×10^{-6} 和 4.7×10^{-6} 。

3)为减小 SO₂、CO₂ 和 CF₄ 混合气体光声检测时存在的交叉响应,建立了一种 RBF 神经网络算法,使 3 种气体平均检测误差分别降为 5.6%、1.6%、3.3%,通过与气相色谱和检测管法对比检测,验证了该方法的可信性和泛化性。

参考文献:

- [1] Vanbrunt R. J, Herron J. T. Plasma chemical-model for decomposition of SF₆ in a negative glow corona discharge[J]. Physica Scripta, 1994, 53: 9-29.
- [2] 唐炬,陈长杰,张晓星,等. 微氧对 SF₆ 局部放电分解特征组份的影响[J]. 高电压技术, 2011, 37(1): 8-14. TANG Ju, CHEN Chang-jie, ZHANG Xiao-xing, et al. Study on the Influence of trace-level O₂ on SF₆ Decomposition Characteristics under Partial Discharge [J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(1): 8-14.
- [3] Piemontesi M, Niemeyer L. Sorption of SF₆ and SF₆ decomposition products by activated alumina and molecular sieve 13X [C]. IEEE International Symposium on Electrical Insulation. Montreal, Quebec, Canada, 1996: 828-838.
- [4] 张仲旗,连鸿松. 通过检测 SO₂ 发现 SF₆ 电气设备故障[J]. 中国电力, 2001, 34(1): 77-80. ZHANG Zhongqi, LIAN Hongsong. Using SO₂ Detection for Failure Checking of SF₆ Electricity Equipment[J]. Electric Power, 2001, 34(1): 77-80.
- [5] 陈乐君,刘玉玲,余飞鸿. 光声光谱气体探测器的新发展[J]. 光学仪器, 2006, 28(5): 86-91. CHEN Lejun, LIU Yuling, YU Feihong. New research progress of photoacoustic spectroscopy gas detector[J]. Optical Instruments, 2006, 28(5): 86-91.
- [6] 潘志方,唐志列,夏云飞. 光声光谱技术在现代医学领

- 域的应用[J]. 实验科学与技术, 2009, 7(3): 33-34.
PAN Zhifang, TANG Zhilie, XIA Yunfei. Application of photoacoustic spectroscopy technology in the field of modern medicine [J]. Experiment Science And Technology, 2009, 7(3): 33-34.
- [7] 张川, 王辅. 光声光谱技术在变压器油气分析中的应用[J]. 高电压技术, 2005, 31(2): 84-86.
ZHANG Chuan, WANG Fu. Application of photoacoustic spectroscopy technology dissolved gas analysis in oil of oil immersed power transformer [J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(2): 84-86.
- [8] 云玉新, 赵笑笑, 陈伟根, 等. 采用激光共振光声光谱技术检测乙炔气体[J]. 高电压技术, 2009, 35(9): 2156-2162.
YUN Yusin, ZHAO Xiaoxiao, CHEN Weigen, et al. Acetylene detection by laser resonant photoacoustic spectrometry [J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(9): 2156-2162.
- [9] 王建业, 纪新明, 吴飞蝶, 等. 光声光谱法探测微量气体[J]. 传感器技术学报, 2006, 19(4): 1206-1211.
WANG Jianye, JI Xinmin, WU Feidie, et al. Photoacoustic spectroscopy method for trace gas detecting [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(4): 1206-1211.
- [10] 张晓星, 任江波, 李毅, 等. SF₆ 分解组分的红外光谱定量测定[J]. 高电压技术, 2010, 36(3): 584-589.
ZHANG Xiaoxing, REN Jiangbo, LI Yi, et al. SF₆ decomposition components IR measurement and quantify [J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(3): 584-589.
- [11] Sigrist M W. Trace gas monitoring by laser photoacoustic spectroscopy and related techniques (plenary) [J]. Review of Scientific Instruments, 2003, 74(1): 486-490.
- [12] 彭勇, 于清旭. 基于可调谐光纤激光器的 C₂H₂ 气体光声光谱检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(8): 2030-2033.
PENG Yong, YU Qingxu. Tunable fiber laser based photoacoustic spectroscopy for acetylene detection [J]. Spectroscopy And Spectral Analysis, 2009, 29(8): 2030-2033.
- [13] Rot hman L S, J acquemart D, Barbe A, et al. The HITRAN2004 molecular spectroscopic database [J]. Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer, 2005, 96(2): 139-204.
- [14] 赵俊娟, 赵湛, 耿道渠, 等. 光声光谱信号的检测与处理[J]. 仪表技术与传感器, 2010, (9): 68-70.
ZHAO Junjuan, ZHAO Zhan, GENG Daoqu, et al. Detection and process of photoacoustic signal [J]. Instrument Technique and Sensor, 2010(9): 68-70.
- [15] Schramm D U, Stel M S, daSilv M G, et al. Application of laser photoacoustic spectroscopy for the analysis of gas samples emitted by diesel engines [J]. Infrared Physics & Technology, 2003, 44: 263-269.
- [16] 张覃轶, 谢长生, 黄永彬. 气体传感器阵列常用算法[J]. 传感器技术, 2005, 24(5): 1-4.
ZHANG Qinyu, XIE Changsheng, HUANG Yongbin. Typical pattern recognition algorithms in gas sensor arrays [J]. Journal of Transducer Technology 2005, 24(5): 1-4.
- [17] 韩力群. 人工神经网络教程[M]. 北京邮电大学出版社, 北京, 2006.
HAN Liqun. The course of artificial neural network [M]. The Press of Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing, 2006.

(编辑 侯 湘)