

# 基于传感器阵列的可燃混合气体RBF网络分析

刘建国, 安振涛, 张倩

(军械工程学院, 石家庄 050003)

**摘要:** 为克服传感器阵列在混合气体检测中的交叉敏感现象, 采用具有最佳逼近和全局最优性能的RBF神经网络对传感器阵列的输出信号进行分析。建立了多种可燃气体分析的数学模型, 并对CO, H<sub>2</sub>和CH<sub>4</sub>的混合气体样本进行了实验。结果表明, 传感器阵列和RBF神经网络处理单元构成的气体分析系统可以较好地实现对可燃混合气体的分析, 误差不大于2%。

**关键词:** 可燃气体; 气体分析; 传感器阵列; RBF神经网络

**DOI:** 10.7643/issn.1672-9242.2013.03.027

**中图分类号:** TJ410.89      **文献标识码:** A

**文章编号:** 1672-9242(2013)03-0113-04

## Analysis of Mixed Inflammable Gases Based on Sensor Array and RBF Network

LIU Jian-guo, AN Zhen-tao, ZHANG Qian

(Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** In order to overcome the cross-sensitivity phenomenon of sensor array in mixed gas detection, RBF neural network having the best approximation and performance of global optimal was used to analyze of the signal. A mathematical model for a variety of combustible gas analysis was established, and the gas mixture of CO, H<sub>2</sub>, and CH<sub>4</sub> was analyzed. The results showed that the gas analysis system can better analyze combustible gas mixture; the error is less than 2%.

**Key words:** inflammable gas; gas analysis; sensor array; RBF neural network

弹药库房是弹药的储备和供应基地, 是我军装备保障系统的重要组成部分。在和平时期, 弹药具有储存周期长、质量要求高和储存数量大的特点。弹药库房在潮湿季节, 库房门要进行较长时间的密闭, 在长期的储存过程中, 发射药、炸药、弹药包装及各种涂料均会释放出易燃易爆气体。由于空间的相对密闭性, 尤其是洞库, 其易燃易爆气体得不到及时

扩散, 将直接影响到弹药的质量或弹药操作人员的安全。为此, 建立了传感器阵列与RBF神经网络处理单元构成的气体分析系统, 用于有毒有害及易燃易爆气体的安全预警。

气敏传感器阵列在检测过程中往往会出现交叉敏感的现象, 为了克服这一现象, 采用人工神经网络分析系统对传感器阵列输出信号进行模式识别, 从

收稿日期: 2013-01-21

作者简介: 刘建国(1988—), 男, 山东滕州人, 硕士研究生, 主要研究方向为装备运用环境与防护技术。

而得到想要的气体浓度信息。在人工神经网络中, BP神经网络和RBF神经网络是比较常用的两种。然而, BP神经网络的学习算法收敛速度慢, 误差曲线也容易陷入局部最小, 用修改后的权值指导训练将使得误差增加, 并且难以收敛。为此, 采用具有最佳逼近和全局最优性能的RBF神经网络对输出信号进行分析, 建立起学习精度高、训练速度快的神经网络分析系统, 用于采集数据的分析<sup>[1]</sup>。

## 1 传感器的选择及传感器阵列的构建

针对需要分析的气体种类、传感器的实际使用环境, 根据现有传感器的工作原理, 选择合适的气敏传感器类型。在具体操作过程中, 要考虑以下问题: 量程的大小; 对传感器体积的要求; 测量方式选择接触式或非接触式; 信号的引出方法, 有线或无线; 传感器的来源, 国产或进口, 价格能否承受, 是否自行研制。在考虑上述问题之后就能确定选用何种类型的传感器, 然后再考虑传感器的具体性能指标, 其中涉及到灵敏度的选择、频率响应特性、线性范围、稳定性以及精度等, 从而确定传感器的具体型号。

气敏传感器阵列是气体浓度分析系统的基础, 合适的气敏传感器阵列对提升系统的性能至关重要。首先, 气敏传感器阵列应该具备两个基本要素: 1) 对各种不同气体均可发生反应并获取电信号, 这样可使阵列良好的通用性, 便于广泛应用; 2) 与气体反应时, 吸附-脱附速度要快, 不会产生记忆效应。另外, 气敏传感器阵列的输出信号必须能够准确反映出待测混合气体含有的各组分气体, 且阵列中各气敏元件的输出信号必须是线性无关的。这就要求在构建气敏传感器阵列时, 应优先考虑气敏元件的选择性、宽谱性等及传感器阵列构成维数的大小<sup>[2]</sup>。

选定ME2-CO, ME3-H<sub>2</sub>, MQ-4共3种传感器, 构建一个维数为3的分立式气敏传感器阵列, 用于混合可燃气体浓度的分析。

## 2 基于RBF神经网络的气体检测过程模型构建

假设待测的混合气体中包含 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 等 $n$ 种气体成分, 浓度分别为 $p_1, p_2, \dots, p_n$ , 根据上述传感器

阵列气体检测原理, 设传感器在检测的过程中的输出电压 $u_i$ 为:

$$\begin{cases} u_1 = f_1(c_1, p_1; c_2, p_2; \dots; c_n, p_n) \\ u_2 = f_2(c_1, p_1; c_2, p_2; \dots; c_n, p_n) \\ \vdots \\ u_n = f_n(c_1, p_1; c_2, p_2; \dots; c_n, p_n) \end{cases} \quad (1)$$

不同传感器的输出电压 $u_i$ , 经过一定变换后作为神经网络的输入 $x_i$ , 相应的混合气体各组分体积分数作为神经网络的输出。

取气体浓度作为目标矢量, 对RBF神经网络进行训练, 当网络的误差趋于0或达到允许的范围内即可停止网络的学习。此时, 神经网络“记忆”住了样本混合气体的模式, 然后用训练好的神经网络即可实现对剩余气体的体积分数进行预测。RBF神经网络气体检测过程如图1所示<sup>[3-6]</sup>。

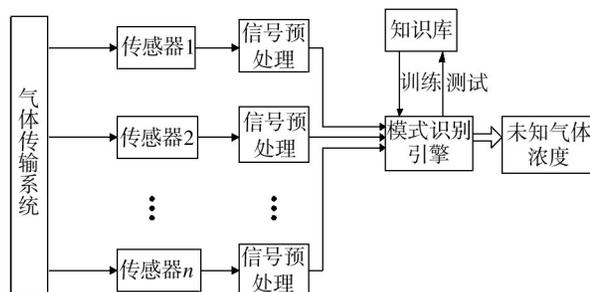


图1 RBF神经网络气体分析模型

Fig. 1 Gas analysis model of RBF neural network

## 3 RBF神经网络结构及学习算法

RBF神经网络是一个只有一个隐含层的三层前馈神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成。从输入层到隐含层的变换是非线性的, 而隐含层到输出层的变换是线性的, 隐含层通常采用高斯函数作为径向基传输函数。以只含有一个输出神经元的神经网络为例说明其结构, 如图2所示。图2中 $x_i$ 表示输入矢量;  $w_{1i}$ 表示隐含层每个神经元与输入层相连的权值向量;  $w_{2i}$ 表示隐含层每个神经元与输出层相连的权值向量;  $r_i$ 表示隐含层节点的输出矢量;  $y$ 表示输出层节点的输出矢量;  $b_i$ 表示径向基函数的偏置向量<sup>[7]</sup>。

隐含层节点的输出见式(2)。

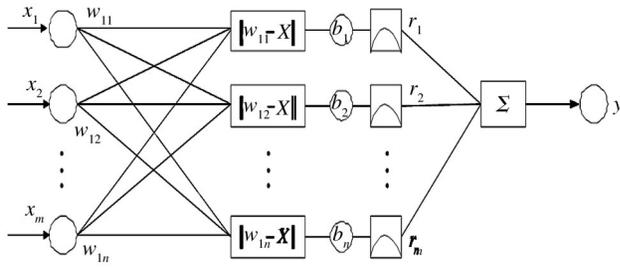


图2 RBF网络结构

Fig. 2 Structure of RBF neural network

$$r_i = \exp[-(\|w_{1i} - X\| \times b_i)^2] \quad (2)$$

输出节点的输出见式(3)。

$$y = \sum_{i=1}^n r_i \times w_2 \quad (3)$$

隐含层节点数可以用减聚类法来确定,其具有自适应确定隐含层节点的能力,避免了调整隐含层节点的人为干预。径向基函数的中心值可由K-means聚类法确定,由该算法还可以得到每个数据属于每个中心的隶属度  $U, U = \{u_{ij} \in [0, 1] | i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m\}$ <sup>[8-10]</sup>。由此,RBF神经网络隐含层基函数的宽度参数见式(4)。

$$\sigma_i = \frac{\sum_{j=1}^m u_{ij} \|x_j - c_i\|}{\sum_{j=1}^m u_{ij}} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中:  $\sigma_i$ 为隐含层基函数的宽度;  $c_i$ 为第  $i$  个基函数的中心。采用梯度下降法来确定  $w$ , 定义网络总误差为:

$$E = \sum_{j=1}^m E_m = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (Y(x_j) - y(x_j))^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m e_j \quad (5)$$

式中:  $E_m$ 为第  $m$  个网络误差;  $Y(x_j)$ 为对应第  $j$  个输入的期望输出;  $y(x_j)$ 为网络的实际输出;  $e_j$ 为第  $j$  个网络输出误差。

$$\Delta w_i = \frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \frac{\partial E_m}{\partial w_i} = - \sum_{j=1}^m e_j \cdot r^q \quad (6)$$

权值  $w_i$  的修正见式(7)。

$$w_i(n+1) = w_i(n) - \eta \Delta w_i \quad (7)$$

式中:  $\eta$ 为学习效率。

## 4 实验与结果处理

以 CO, H<sub>2</sub> 和 CH<sub>4</sub> 为实验对象, 配制 10 组不同体积分数的混合气体样本。对于每一组气体样本, 采用对 CO, H<sub>2</sub> 和 CH<sub>4</sub> 敏感的气敏传感器进行检测, 得到 10 组检测输出信号。对输出信号进行预处理, 得到实验样本数据, 见表 1。

表1 实验样本数据

Table 1 Experiment data

| 组别 | 混合气体各组分浓度值/% |     |      | 传感器电压值/V |        |       |
|----|--------------|-----|------|----------|--------|-------|
|    | CO           | H2  | CH4  | ME2-CO   | ME3-H2 | MQ-4  |
| 1  | 1.0          | 0.2 | 2.0  | 0.783    | 0.662  | 0.779 |
| 2  | 2.0          | 0.4 | 4.0  | 0.92     | 0.723  | 0.966 |
| 3  | 3.0          | 0.6 | 6.0  | 1.023    | 0.776  | 1.227 |
| 4  | 4.0          | 0.8 | 8.0  | 1.128    | 0.82   | 1.511 |
| 5  | 5.0          | 1   | 10.0 | 1.246    | 0.877  | 1.747 |
| 6  | 6.0          | 1.2 | 12.0 | 1.349    | 0.948  | 1.969 |
| 7  | 7.0          | 1.4 | 14.0 | 1.473    | 1.003  | 2.215 |
| 8  | 8.0          | 1.6 | 16.0 | 1.58     | 1.075  | 2.456 |
| 9  | 9.0          | 1.8 | 18.0 | 1.692    | 1.13   | 2.691 |
| 10 | 10           | 2.0 | 20.0 | 1.816    | 1.197  | 2.937 |

RBF神经网络取3个输入节点,3个输出节点,设置RBF网络隐含层神经元的最大个数在15~40范围内变化,用上述样本数据中的1~7组对神经网络进行训练,设定允许误差为0.001。经过反复多次MATLAB仿真,最后取得径向基函数的扩展速度为5,隐含层神经元的个数为35,网络学习误差曲线如图3所示。

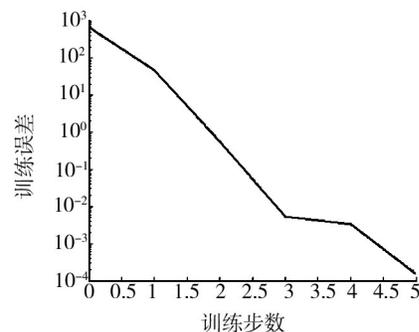


图3 神经网络学习误差曲线

Fig. 3 Error curves of neural network training

最后,利用训练好的神经网络对余下3组气体进行浓度预测,预测结果及相对误差见表2。

表2 混合可燃气体分析结果  
Table 2 Analysis result of mixed gas

|                      | %       |         |         |
|----------------------|---------|---------|---------|
| CO体积分数               | 8.0     | 9.0     | 10.0    |
| 预测结果                 | 8.0495  | 9.0331  | 10.1781 |
| 相对误差                 | 0.6189  | 0.3681  | 1.7815  |
| H <sub>2</sub> 体积分数  | 1.6     | 1.8     | 2.0     |
| 预测结果                 | 1.6099  | 1.8066  | 2.0356  |
| 相对误差                 | 0.6187  | 0.3683  | 1.7820  |
| CH <sub>4</sub> 体积分数 | 16.0    | 18.0    | 20.0    |
| 预测结果                 | 16.0988 | 18.0663 | 20.356  |
| 相对误差                 | 0.618   | 0.3687  | 1.7801  |

## 5 结论

就传感器阵列检测分析混合气体过程中的交叉敏感现象,以及BP神经网络学习算法收敛速度慢、误差曲线易陷入局部最小的问题,提出了传感器阵列与RBF神经网络处理单元构成的气体分析系统,并对CO、H<sub>2</sub>和CH<sub>4</sub>的混合气体样本进行了实验。实验表明,选取传感器阵列的输出信号,通过已经学习好的RBF神经网络对混合气体进行分析,可以较准

确地反映出混合气体中不同成分的浓度。为可燃混合气体分析提出了一种新的途径,可广泛地用在工业生产、环境保护、安全监测、科学研究等领域。

### 参考文献:

- [1] 易平,杨秀清,何建新. 神经网络在大气环境质量评价中的应用[J]. 装备环境工程,2006,3(5):82—84.
  - [2] 马亚彬. 气敏传感器阵列检测系统的研究与设计[D]. 合肥:中国科学技术大学,2009.
  - [3] 曲建岭,王磊,高峰. 运用神经网络进行混合气体定量分析的研究[J]. 西北工业大学学报,2001,19(3):399—402.
  - [4] 姚亚夫,彭昊. 一种基于径向基神经网络的组合预测模型[J]. 郑州大学学报,2008,29(3):137—140.
  - [5] 丁涛,周惠成. 基于径向基函数神经网络的预测方法研究[J]. 哈尔滨工业大学学报,2005,37(2):272—275.
  - [6] 陈德军,胡华成,周祖德. 基于径向基函数的混合神经网络模型研究[J]. 武汉理工大学学报,2007,29(2):122—126.
  - [7] 葛哲学,孙志强. 神经网络理论与MATLAB R2007实现[M]. 北京:电子工业出版社,2007.
  - [8] DAVID Sanchez A. On the Number and Distribution of RBF Centers[J]. Neuro-computing,1995(7):197—202.
  - [9] 张愉,童敏明. 基于单一传感器的可燃混合气体RBF网络分析[J]. 传感器与微系统,2008,27(5):15—17.
  - [10] 王洪斌,杨香兰,王洪瑞. 一种改进的RBF神经网络学习算法[J]. 系统工程与电子技术,2002,24(6):103—105.
- 
- [1] 陈水利,李敬功,王向公. 模糊集理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2005.
  - [2] 佟瑞鹏. 常用安全评价方法及应用[M]. 北京:中国劳动社会保障出版社,2011:200—208.
  - [3] 唐承畅,庞志兵,李涛,等. 基于组合权重的某型地空导弹环境适应性模糊综合评价[J]. 装备环境工程,2012,9(2):12—16.
  - [4] 王向前,崔杜武. 高校重点学科评估模型的研究与实现[J]. 计算机工程与应用,2008,44(8):232—235.
  - [5] 赵玉龙,潘文庚,陈志崎. 模糊综合评价法在仓库电磁防护评估中的应用[J]. 装备环境工程,2011,8(6):3—5.

(上接第106页)

备排故或维修后的状态恢复等。其次,重视人员的因素,加强人员的专业技能训练和安全知识培训,避免习惯性违规,减少偶然性违规;持续强化责任感和作风纪律,杜绝公然性违规。此外,不能忽略管理和环境因素的影响。

### 参考文献:

- [1] 吴电军,罗新荣,郑永坤,等. 基于危险源理论的煤矿风险评价模型研究[J]. 能源技术与管理,2010(1):118—120.