

(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102507676 B

(45) 授权公告日 2013. 11. 27

(21) 申请号 201110340338. 8

(22) 申请日 2011. 11. 01

(73) 专利权人 重庆大学

地址 400044 重庆市沙坪坝区沙正街 174 号

(72) 发明人 刘涛

(74) 专利代理机构 重庆博凯知识产权代理有限公司

公司 50212

代理人 张先芸

(51) Int. Cl.

G01N 27/26 (2006. 01)

G06N 3/02 (2006. 01)

(56) 对比文件

CN 1514239 A, 2004. 07. 21, 全文.

JP 特开 2004-233294 A, 2004. 08. 19, 全文.

CN 101103260 A, 2008. 01. 09, 全文.

丁晖等. 气体传感器特性漂移抑制的研究. 《计量学报》. 2002, 第 23 卷 (第 1 期), 第 69-73 页.

Martin Holmberg et al. Drift counteraction for an electronic nose. 《Sensors and Actuators B》. 1996, 528-535.

M. Padilla et al. Drift compensation of gas sensor array data by Orthogonal Signal Correction. 《Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems》. 2010, 第 100 卷 28 - 35.

S. Di Carlo et al. Increasing pattern recognition accuracy for chemical sensing by evolutionary based drift compensation. 《Pattern Recognition Letters》. 2011, 第 32 卷 1594 - 1603.

Marzia Zuppa et al. Drift counteraction with multiple self-organising maps for an electronic nose. 《Sensors and Actuators B》. 2004, 第 8 卷 305 - 317.

Corrado Di Natale et al. A self-organizing system for pattern classification: time varying statistics and sensor drift effects. 《Sensors and Actuators B》. 1995, 237-241.

张敏等. 气体传感器阵列温度漂移抑制的研究. 《传感技术学报》. 2007, 第 20 卷 (第 6 期), 第 1237-1239 页.

审查员 吴爱坪

权利要求书3页 说明书15页 附图4页

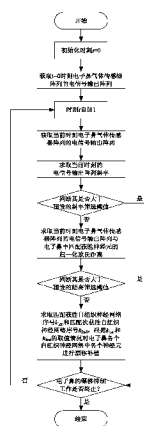
(54) 发明名称

基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法

(57) 摘要

本发明提供了一种基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法,该方法通过在电子鼻执行漂移补偿之前增加预判决步骤,使得电子鼻能够结合气体传感器阵列前后的电信号输出阵列值的变化情况以及气体传感器阵列电信号输出阵列值与多重自组织神经网络中各个神经元之间的差距,自行判别气体传感器阵列的敏感响应状态(暂态响应或是稳态响应)以及是否有干扰气体参与了漂移补偿训练,从而自行屏蔽气体传感器阵列的暂态响应或者对干扰气体的响应,保证电子鼻不会对神经元进行错误的漂移补偿,增强了电子鼻在漂移补偿训练中的自适应抗干扰能

力,使得电子鼻能够进行在线的漂移补偿训练,并保证电子鼻经在线漂移补偿后依然保持良好的检测识别性能。



1. 基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法,其特征在于,包括如下步骤:

A) 初始化步骤,其具体为:

a1) 初始化时刻 $t=0$;

a2) 获取 $t=0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(0)$;

$X_{ts}(0)=[x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)]$;

其中, i 表示电子鼻气体传感器阵列中气体传感器的个数; $x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)$ 表示在 $t=0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值;

B) 在线漂移补偿步骤;具体为:

b1) 时刻 t 自加 1;

b2) 获取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$;

$X_{ts}(t)=[x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)]$;

其中, $x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)$ 表示在当前时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值;

b3) 求取当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$:

$$\varphi_{ts}(t)=\begin{cases} \frac{\|X_{ts}(t)-X_{ts}(0)\|}{t}, & t \leq n \\ \frac{\|X_{ts}(t)-X_{ts}(t-n)\|}{n}, & t > n \end{cases};$$

其中, n 为时刻差参数,取值为 $1 \sim 10$ 之间的整数; $X_{ts}(t-n)$ 表示在此前第 n 个时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列; $\|X_{ts}(t)-X_{ts}(0)\|$ 表示取 $X_{ts}(t)$ 与 $X_{ts}(0)$ 的欧氏距离, $\|X_{ts}(t)-X_{ts}(t-n)\|$ 表示取 $X_{ts}(t)$ 与 $X_{ts}(t-n)$ 的欧氏距离;

判断当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ 是否大于预设的斜率筛选阈值 θ_{φ} , 若 $\varphi_{ts}(t) > \theta_{\varphi}$, 则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止; 否则, 继续执行步骤 b4);

b4) 求取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$:

$$\Delta d(t)=\min_{ts} \left[\left\| \left[X_{ts}(t) \right] - \left[W_m^k(t-1) \right] \right\| \right], k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\};$$

其中, K 表示电子鼻的自组织神经网络的数量, M_k 表示电子鼻的第 k 个自组织神经网络中神经元的数量; $W_m^k(t-1)=[w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)]$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元, $w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)$ 则表示所述神经元 $W_m^k(t-1)$ 中的 i 个特征电信号值; 符号 $\left[\right]$ 表示取归一化值, $\left[X_{ts}(t) \right]$ 和 $\left[W_m^k(t-1) \right]$ 分别表示取所述电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 的归一化值和取所述神经元 $W_m^k(t-1)$ 的归一化值; $\left\| \left[X_{ts}(t) \right] - \left[W_m^k(t-1) \right] \right\|$ 表示取 $\left[X_{ts}(t) \right]$ 与 $\left[W_m^k(t-1) \right]$ 的欧氏距

离； $\min_{1st} \left[\left\| \left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right\| \right]$ 表示取 $\left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right]$ 与 $\left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right]$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最小值；

判断当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 是否大于预设的距离筛选阈值 θ_d ，若 $\Delta d(t) > \theta_d$ ，则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止；否则，继续执行步骤 b5)；

b5) 求取匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{1st} 以及匹配次获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{2nd} ：

$$k_{1st} = \left\{ k \mid \text{当满足 } \min_{1st} \left[\left\| \left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right\| \right] \text{ 时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

$$k_{2nd} = \left\{ k \mid \text{当满足 } \min_{2nd} \left[\left\| \left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right\| \right] \text{ 时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

其中， $\min_{2nd} \left[\left\| \left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right\| \right]$ 表示取 $\left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right]$ 与 $\left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right]$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中仅大于 $\min_{1st} \left[\left\| \left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right\| \right]$ 的次最小值；

判断匹配获胜神经元与匹配次获胜神经元是否在同一自组织神经网络，若 $k_{1st} = k_{2nd}$ ，按照下式对匹配获胜神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿：

$$\mathbf{W}_m^k(t) = \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] + a \cdot \left(\left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right), \quad k = k_{1st} \text{ 或 } k_{2nd};$$

若 $k_{1st} \neq k_{2nd}$ ，则按照下式分别对匹配获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿：

$$\begin{cases} \mathbf{W}_m^k(t) = \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] + a \cdot \left(\left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right), & k = k_{1st} \\ \mathbf{W}_m^k(t) = \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] - a \cdot \left(\left[\mathbf{X}_{ts}(t) \right] - \left[\mathbf{W}_m^k(t-1) \right] \right), & k = k_{2nd} \end{cases};$$

其中， $\mathbf{W}_m^k(t) = [w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)]$ 表示在当前时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元， $w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)$ 则表示所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t)$ 中的 i 个特征电信号值； a 为补偿比例系数，取值范围为 $0 < a \leq 1$ ；

C) 循环执行步骤 B)，直至电子鼻终止在线漂移补偿工作。

2. 根据权利要求 1 所述的基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法，其特征在于，所述距离筛选阈值 θ_d 的取值为：

$$\theta_d = (1 + c_d) \cdot \max \left[\left\| \left[\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right] - \left[\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right] \right\| \right], \quad m \in \{1, 2, \dots, M_{k_{1st}}\};$$

其中， k_{1st} 表示匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号； $M_{k_{1st}}$ 表示电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中神经元的数量； $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中第 m 个神经元， $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络

络的神经元均值中心,即:

$$\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) = \frac{1}{M_{k_{1st}}} \sum_{m=1}^{M_{k_{1st}}} \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1);$$

$\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 和 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 分别表示取所述神经元 $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值和取所述神经元均值中心 $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值; $\| \llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket - \llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket \|$ 表示取 $\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 与 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离; $\max \left[\left\| \llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket - \llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket \right\| \right]$ 表示取 $\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 与 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离在所有 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最大值; c_d 为距离筛选调整系数,取值范围为 $0 \leq c_d \leq 1$ 。

3. 根据权利要求 1 所述的基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法,其特征在于,所述符号 $\llbracket \cdot \rrbracket$ 表示取归一化值的具体运算公式如下:

$$\llbracket \mathbf{F} \rrbracket = \frac{\mathbf{F}}{\sqrt{(f_1)^2 + (f_2)^2 + \dots + (f_i)^2}};$$

其中, \mathbf{F} 表示包含 i 个元素的任意阵列, f_1, f_2, \dots, f_i 表示所述阵列 \mathbf{F} 包含的 i 个元素。

基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法

技术领域

[0001] 本发明属于电子鼻检测、训练技术领域,尤其涉及一种基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法。

背景技术

[0002] 电子鼻是利用气体传感器阵列的响应图谱来识别气味的电子装置或系统,主要由气体传感器阵列、信号预处理单元和模式识别单元三部分组成。电子鼻的工作原理是:当某种气味呈现在一种活性材料制成的气体传感器面前,气体传感器能够将该气体的化学输入转换成电信号输出,采用多个气体传感器构成气体传感器阵列,该多个气体传感器对一种气味的响应便构成了气体传感器阵列对该气味的电信号输出阵列;为实现对气味的定性或定量分析,必须将气体传感器的电信号输出进行适当的预处理(消除噪声、特征提取、信号放大,归一化等)后,由模式识别单元采用合适的模式识别分析方法对其进行识别处理;理论上,每种气味对于气体传感器阵列而言都会有它对应的特征电信号阵列值,将不同气味对应的特征电信号阵列值作为电子鼻的神经元存储于模式识别单元中,进行气体检测时把气体传感器阵列的电信号输出阵列值与神经元进行对比匹配识别,便可区分不同的气体,同时还可利用气体传感器阵列对多种气体的交叉敏感性进行测量,通过适当的分析方法,实现混合气体分析。由于电子鼻检测具有时间短、成本低等优点,目前已在食品检测、疾病诊断、环境检测等领域得到了广泛研究和关注。

[0003] 电子鼻检测识别气体的神经元可以通过基准训练而建立获得,即利用电子鼻对其能够识别的多种气体样本进行先验检测,获得气体传感器阵列对该多种气体的特征电信号阵列值,将之作为该多种气体匹配的神经元加以存储,用以作为该多种气体的识别基准。然而,电子鼻气体传感器阵列感测同一种气体的电信号输出阵列值并非一成不变的,气体传感器阵列检测气体的电信号输出阵列值与该气体匹配的特征电信号阵列值(即神经元)之间发生了漂移往往正是影响电子鼻识别效果的一个重要因素。气体传感器阵列的检测值产生漂移的原因主要有两个:一是由于电子鼻工作环境的变化,例如:温度、湿度等,使得气体传感器阵列检测的电信号输出阵列值在相匹配的神经元值附近范围内波动漂移;另一个原因则是由于气体传感器老化等现象使自身物理化学性质发生改变,进而影响其电信号输出值的大小,导致气体传感器阵列的电信号输出阵列值与相匹配的神经元发生偏差,形成漂移。其中,前者引起的漂移属于一种暂态漂移,在本质上不影响电子鼻的识别精度。而由后者引起的漂移一般称之为长期漂移,其将伴随气体传感器的使用长期存在并累积,若不采取抑制措施将导致电子鼻的检测精度明显降低,因此抑制或降低气体传感器长期漂移的影响对于保证电子鼻的检测精度和效果而言显得尤为重要。

[0004] 从目前的研究来看,主要通过纠正电子鼻中神经元的值来抑制电子鼻的长期漂移。现有的抑制电子鼻漂移的方法主要有两大类:一种是将电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列值漂移视为一路独立信号,通过主成分分析、独立成分分析、正交分解等数学方法将其从传感器输出的电信号中剔除(参见文件“Bouwman T, Baff E, Vachon

B. Background modeling using mixture of Gaussians for foreground detection—a survey. *Recent Patents on Computer Science*, 2008. 1 (3) :219–237”以及文献“Piccardi M. Background subtraction techniques :a review. In :Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. The Hague, Netherlands : IEEE 2004. 3099–3104”等),这种方法理论上而言效果较好,但需要有完整的漂移先验信息作为剔除的依据,然而不同气体传感器其电信号输出阵列值漂移的规律性很难得以准确总结和掌握,因此要建立完整的漂移先验信息具有相当高的技术难度。另一种方法无需完整的漂移先验信息,主要采用单层自组织神经网络(Self Organizing Maps,简称 SOM 网络)进行漂移补偿训练的方式对含有漂移的气体传感器阵列的电信号输出进行补偿,即将所有神经元作为一个自组织神经网络,每个神经元即为一种气体相对于气体传感器阵列的特征电信号阵列值,并且针对每一种气体设置有多个神经元,该多个神经元在一定的取值区间内取不同值进而构成对相匹配气体的神经元识别区间,然后再次利用神经元所匹配的气体对电子鼻进行漂移补偿训练,在漂移补偿训练期间,若电子鼻气体传感器阵列感测得到的电信号输出阵列值与该气体匹配的神经元识别区间的中心值发生偏差,表明气体传感器阵列检测该气体的电信号输出阵列值发生了漂移,则根据漂移量的大小对气体匹配的神经元识别区间中的各个神经元进行漂移补偿,从而达到抑制检测值漂移的目的(参见文献“Kohonen T. The Self-organizing Maps[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1990, 78(9) : 1464–1480”),但由于单层自组织神经网络相当于将存储的所有神经元都罗列在一个神经网络平面中,经漂移补偿的神经元识别区间有可能与其它气体的神经元识别区间发生交叠,致使其它气体的神经元识别区间中被交叠的部分神经元的的信息遗失,这不仅会漂移补偿效果,若因漂移补偿引起的不同神经元识别区间之间交叠严重甚至会导致整个自组织神经网络中神经元信息混乱,严重影响电子鼻的识别性能。

[0005] 近年来有学者提出使用多重自组织神经网络(Multiple Self Organizing Maps,简称 MSOM)解决漂移问题,即将针对一种气体的多个神经元罗列在一个独立的自组织神经网络上,针对多种气体检测构建出多重自组织神经网络,因此每个自组织神经网络对应一种气体的神经元识别区间,从而对于一种气体的漂移补偿训练只会在气体相匹配的一个自组织神经网络上进行漂移补偿,其对单个自组织神经网络的漂移补偿处理的方式与 SOM 网络漂移补偿方法中对单个神经元识别区间的漂移补偿处理方式相同(参见文献“Marzia Zuppa, Cosimo Distanto, Pietro Siciliano, et al. Drift counteraction with multiple self-organising maps for an electronic nose[J]. *Sensors and Actuators B*, 2004, 98 :305–317”),这样漂移补偿就不会影响其它自组织神经网络的匹配于其它气体的神经元,避免了出现神经元因互扰出现信息遗失的情况,取得了较好的漂移补偿效果。

[0006] 但是, SOM 漂移补偿方法和 MSOM 漂移补偿方法都存在一个问题。由于气体进、出电子鼻气体传感器阵列所在的检测区域的过程均为渐变过程,同时气体传感器阵列检测气体存在敏感响应过程,这些因素使得电子鼻气体传感器阵列在一次完整的气体检测过程中的响应曲线呈现为一个动态的平滑曲线,如图 1 所示,响应曲线中 $T_0 \sim T_1$ 阶段为气体进入检测区域以前对基线气体(通常以空气作为电子鼻的基线气体)的稳态响应阶段, $T_1 \sim T_2$ 阶段为气体进入检测区域以及气体传感器阵列对气体产生敏感响应的暂态响应上升阶段, $T_2 \sim T_3$ 阶段为气体传感器阵列对气体进行充分响应检测的稳态响应阶段, $T_3 \sim T_4$ 阶段

为气体流出检测区域以及气体传感器阵列对气体撤离敏感响应的暂态响应下降阶段。而现有的 SOM 漂移补偿方法和 MSOM 漂移补偿方法只能够利用气体传感器阵列对气体进行充分响应检测的稳态响应阶段（即图 1 所示的 T2 ~ T3 阶段）进行漂移补偿处理，如果在气体传感器阵列的暂态响应上升阶段（即图 1 所示的 T1 ~ T2 阶段）或暂态响应下降阶段（即图 1 所示的 T3 ~ T4 阶段）进行漂移补偿，电子鼻会将其误判断为气体传感器阵列正发生剧烈变化的漂移而频繁地进行补偿，并且频繁调整漂移补偿量，从而很容易打乱原有神经元的特征值分布规律，导致原本匹配较为准确的神经元经漂移补偿后反而不能够正确识别其匹配气体，影响电子鼻的检测识别准确率。此外，如果对电子鼻进行漂移补偿期间混入了电子鼻所不能够识别的气体，或称之为干扰气体，采用现有的 SOM 漂移补偿方法或 MSOM 漂移补偿方法，电子鼻也会将气体传感器阵列对该干扰气体的敏感响应误判断为气体传感器阵列发生大幅度的剧烈漂移而进行过度的补偿，导致电子鼻原有的神经元被破坏。如果采用现有的 SOM 漂移补偿方法或 MSOM 漂移补偿方法对电子鼻进行实时在线的漂移补偿处理，电子鼻不可避免地会遭遇上述两方面的情况，导致漂移补偿训练后电子鼻的检测识别准确度难以得到保证。因此，基于现有技术的电子鼻漂移补偿训练过程中，大量工作需要人工干预，一方面需要通过人工控制确保在气体传感器阵列对气体进行充分响应检测的稳态响应阶段启动漂移补偿工作，另一方面需要通过各种方式避免漂移补偿训练的气体环境中混入干扰气体，这些因素使得电子鼻漂移补偿处理过程的实施条件相当苛刻，操作流程繁琐，还需要操作人员具有相当的专业能力和操作经验，极大的限制了电子鼻的广泛应用和长足发展。

发明内容

[0007] 针对现有技术中存在的上述问题，本发明为了增强电子鼻在漂移补偿训练中的抗干扰能力而提出一种基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法，使得电子鼻能够进行在线的漂移补偿训练，并保证电子鼻经在线漂移补偿后依然保持良好的检测识别性能。

[0008] 为实现上述目的，本发明采用了如下技术手段：

[0009] 一种基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法，包括如下步骤：

[0010] A) 初始化步骤，其具体为：

[0011] a1) 初始化时刻 $t = 0$ ；

[0012] a2) 获取 $t = 0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(0)$ ：

[0013] $X_{ts}(0) = [x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)]$ ；

[0014] 其中， i 表示电子鼻气体传感器阵列中气体传感器的个数； $x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)$ 分别表示在 $t = 0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值；

[0015] B) 在线漂移补偿步骤；具体为：

[0016] b1) 时刻 t 自加 1；

[0017] b2) 获取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ ：

[0018] $X_{ts}(t) = [x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)]$ ；

[0019] 其中， $x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)$ 分别表示在当前时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值；

[0020] b3) 求取当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$:

[0021]

$$\varphi_{ts}(t) = \begin{cases} \frac{\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(0)\|}{t}, & t \leq n \\ \frac{\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(t-n)\|}{n}, & t > n \end{cases};$$

[0022] 其中, n 为时刻差参数, 取值为 $1 \sim 10$ 之间的整数; $\mathbf{X}_{ts}(t-n)$ 表示在此前第 n 个时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列; $\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(0)\|$ 表示取 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与 $\mathbf{X}_{ts}(0)$ 的欧氏距离, $\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(t-n)\|$ 表示取 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与 $\mathbf{X}_{ts}(t-n)$ 的欧氏距离;

[0023] 判断当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ 是否大于预设的斜率筛选阈值 θ_φ , 若 $\varphi_{ts}(t) > \theta_\varphi$, 则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止; 否则, 继续执行步骤 b4);

[0024] b4) 求取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$:

[0025]

$$\Delta d(t) = \min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right], \quad k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad m \in \{1, 2, \dots, M_k\};$$

[0026] 其中, K 表示电子鼻的自组织神经网络的数量, M_k 表示电子鼻的第 k 个自组织神经网络中神经元的数量; $\mathbf{W}_m^k(t-1) = [w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)]$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元, $w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)$ 则分别表示所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t-1)$ 中的 i 个特征电信号值; 符号 $\left\| \cdot \right\|$ 表示取归一化值, $\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\|$ 和 $\left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\|$ 分别表示取所述电信号输出阵列 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 的归一化值和取所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t-1)$ 的归一化值; $\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\|$ 表示取 $\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\|$ 与 $\left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\|$ 的欧氏距离; $\min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 表示取 $\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\|$ 与 $\left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\|$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最小值;

[0027] 判断当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 是否大于预设的距离筛选阈值 θ_d , 若 $\Delta d(t) > \theta_d$, 则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止; 否则, 继续执行步骤 b5);

[0028] b5) 求取匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{1st} 以及匹配次获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{2nd} :

[0029]

$$k_{1st} = \left\{ k \mid \text{当满足 } \min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right] \text{ 时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

[0030]

$$k_{2nd} = \left\{ k \mid \text{当满足 } \min_{2nd} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right] \text{ 时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

[0031] 其中, $\min_{2nd} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 表示取 $\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\|$ 与 $\left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\|$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中仅大于 $\min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$

的次最小值；

[0032] 判断匹配获胜神经元与匹配次获胜神经元是否在同一自组织神经网络，若 $k_{1st} = k_{2nd}$ ，按照下式对匹配获胜神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿：

[0033] $\mathbf{W}_m^k(t) = \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket + a \cdot (\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket)$ ， $k = k_{1st}$ 或 k_{2nd} ；

[0034] 若 $k_{1st} \neq k_{2nd}$ ，则按照下式分别对匹配获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿：

[0035]

$$\begin{cases} \mathbf{W}_m^k(t) = \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket + a \cdot (\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket), & k = k_{1st} \\ \mathbf{W}_m^k(t) = \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket - a \cdot (\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket), & k = k_{2nd} \end{cases};$$

[0036] 其中， $\mathbf{W}_m^k(t) = [w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)]$ 表示在当前时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元， $w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)$ 则分别表示所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t)$ 中的 i 个特征电信号值； a 为补偿比例系数，取值范围为 $0 < a \leq 1$ ；

[0037] C) 循环执行步骤 B)，直至电子鼻终止在线漂移补偿工作。

[0038] 进一步，所述距离筛选阈值 θ_d 的取值为：

[0039]

$$\theta_d = (1 + c_d) \cdot \max \left[\left| \llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket - \llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket \right| \right], \quad m \in \{1, 2, \dots, M_{k_{1st}}\};$$

[0040] 其中， k_{1st} 表示匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号； $M_{k_{1st}}$ 表示电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中神经元的数量； $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中第 m 个神经元， $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络的神经元均值中心，即：

$$\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) = \frac{1}{M_{k_{1st}}} \sum_{m=1}^{M_{k_{1st}}} \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1);$$

[0042] $\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 和 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 分别表示取所述神经元 $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值和取所述神经元均值中心 $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值； $\left| \llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket - \llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket \right|$ 表示取 $\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 与 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离； $\max \left[\left| \llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket - \llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket \right| \right]$ 表示取 $\llbracket \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 与 $\llbracket \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离在所有 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最大值； c_d 为距离筛选调整系数，取值范围为 $0 \leq c_d \leq 1$ 。

[0043] 进一步，所述符号 $\llbracket \cdot \rrbracket$ 表示取归一化值的具体运算公式如下：

[0044]

$$\llbracket \mathbf{F} \rrbracket = \frac{\mathbf{F}}{\sqrt{(f_1)^2 + (f_2)^2 + \dots + (f_i)^2}};$$

[0045] 其中， \mathbf{F} 表示包含 i 个元素的任意阵列， f_1, f_2, \dots, f_i 分别表示所述阵列 \mathbf{F} 包含的 i 个元素。

[0046] 相比于现有技术,本发明具有如下有益效果:

[0047] 1、本发明的电子鼻在线漂移补偿方法中,通过在电子鼻执行漂移补偿之前增加预判决步骤,使得电子鼻能够结合气体传感器阵列前后的电信号输出阵列值的变化情况以及气体传感器阵列电信号输出阵列值与多重自组织神经网络中各个神经元之间的差距,自行判别气体传感器阵列的敏感响应状态(暂态响应或是稳态响应)以及是否有干扰气体参与了漂移补偿训练,从而自行屏蔽气体传感器阵列的暂态响应或者对于干扰气体的响应,保证电子鼻不会对神经元进行错误的漂移补偿,增强了电子鼻在漂移补偿训练中的自适应抗干扰能力,使得电子鼻能够进行在线的漂移补偿训练,并保证电子鼻经在线漂移补偿后依然保持良好的检测识别性能。

[0048] 2、将本发明的电子鼻在线漂移补偿方法应用在电子鼻的漂移补偿训练中,电子鼻可以在无人职守的情况下进行在线的自判别漂移补偿处理并保持良好的检测识别性能,大幅减少了人工干预,无需苛刻的环境条件,也不要求技术人员有较强的专业能力和操作经验,操作也更加简便,为电子鼻的广泛应用和长足发展提供了技术基础,拓展了电子鼻漂移补偿的应用范围。

附图说明

[0049] 图 1 为电子鼻气体传感器阵列在一次完整的气体检测过程中的响应曲线图;

[0050] 图 2 为本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法的流程框图;

[0051] 图 3 为自行搭建的电子鼻测试平台的结构示意图;

[0052] 图 4 为预判决处理效果实验中预判决值输出结果曲线图。

具体实施方式

[0053] 一、现有 SOM 漂移补偿方法和 MSOM 漂移补偿方法的局限性。

[0054] 从如图 1 所示的电子鼻气体传感器阵列一次完整检测过程的响应曲线可见,根据其响应状态的不同可以分为稳态响应阶段和暂态响应阶段;同时,电子鼻可能面临环境中的多种气体,通常很难保证电子鼻在整个漂移补偿训练过程中完全不接触到不在其识别范围的干扰气体。然而根据现有 SOM 漂移补偿方法和 MSOM 漂移补偿方法的工作原理,如果电子鼻在气体传感器阵列的暂态响应阶段执行漂移补偿处理,或者当干扰气体进入气体传感器检测区域时执行漂移补偿处理,则电子鼻会将其误判断为气体传感器阵列正发生剧烈变化漂移或者大幅度的剧烈漂移,从而根据误判断进行错误的补偿,破坏原本正常的神经元,影响电子鼻的检测识别准确率。因此,如果电子鼻进行实时在线的漂移补偿处理,则漂移补偿训练后电子鼻的检测识别准确度难以得到保证,目前还必须借助大量的人工干预控制电子鼻的漂移补偿训练过程,操作繁琐,对操作技术人员和训练环境的要求较为苛刻。

[0055] 二、本发明解决方案。

[0056] 针对现有技术的上述现状和不足,本发明针对现有的多重自组织神经网络漂移补偿方法进行进一步的改进,提出一种基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法。本发明的电子鼻在线漂移补偿方法主要包含初始化和在线漂移补偿两大步骤,并通过在在线漂移补偿步骤中增加预判决处理的方式增强电子鼻的自适应抗干扰能力,使得电子鼻在循环执行在线漂移补偿步骤过程中能够自行屏蔽气体传感器阵列的暂态响应或者对

干扰气体的响应,避免执行错误的漂移补偿,使得电子鼻能够进行在线的漂移补偿训练,并保证电子鼻经在线漂移补偿后依然保持良好的检测识别性能。

[0057] 本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法的流程图如图 2 所示,其具体步骤如下:

[0058] A) 初始化步骤。

[0059] 该步骤主要是为了初始化样本缓存矩阵以及时刻 t 的取值,同时获取初始化时刻(即 $t = 0$ 时刻)电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(0)$,用以作为判断气体传感器阵列是否处于暂态响应阶段的初始数据源。需要说明的是,时刻 t 并不用于表示具体的时间值(如 t 秒、 t 分钟等),本发明方法中的时刻 t 是作为时刻区分标识使用,用以标示循环迭代过程中的不同时间点,实现循环迭代过程中前后数据的区分。

[0060] 初始化步骤的具体内容如下列步骤 a1) ~ a2) 所述:

[0061] a1) 初始化时刻 $t = 0$;时刻 $t = 0$ 表示当前时刻为初始化时刻,以区别于后续在线漂移补偿的循环时刻。

[0062] a2) 获取 $t = 0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(0)$:

[0063] $X_{ts}(0) = [x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)]$; 式(1);

[0064] 式(1)中, i 表示电子鼻气体传感器阵列中气体传感器的个数; $x_{ts,1}(0), x_{ts,2}(0), \dots, x_{ts,i}(0)$ 分别表示在 $t = 0$ 时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值。

[0065] B) 在线漂移补偿步骤。

[0066] 本发明方法中的在线漂移补偿步骤,依然沿用了 MSOM 漂移补偿方法的漂移补偿运算方式,因此保留了现有 MSOM 漂移补偿方法漂移补偿量适宜以及避免神经元互扰的优点,但在其基础上还增设了预判决步骤,来增强电子鼻的自适应抗干扰能力,使电子鼻在循环执行在线漂移补偿步骤过程中能够自行屏蔽气体传感器阵列的暂态响应或者对干扰气体的响应,避免执行错误的漂移补偿。

[0067] 在线漂移补偿步骤的具体内容如下列步骤 b1) ~ b5) 所述:

[0068] b1) 时刻 t 自加 1,用于作为当前时刻的标识,以区分此前一时刻。

[0069] b2) 获取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$:

[0070] $X_{ts}(t) = [x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)]$; 式(2);

[0071] 式(2)中, $x_{ts,1}(t), x_{ts,2}(t), \dots, x_{ts,i}(t)$ 分别表示在当前时刻电子鼻气体传感器阵列中 i 个气体传感器的电信号输出值。

[0072] 此时电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$,即相当于在当前时刻电子鼻的气体传感器阵列检测漂移补偿训练所用气体而得到的实际电信号输出阵列。该步骤求取的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 具有两方面的作用:一方面用于预判决当前时刻电子鼻的气体传感器阵列是否处于暂态响应阶段或者是否正检测到超出电子鼻检测范围的干扰气体,用以决定在当前时刻是否对神经元执行漂移补偿;另一方面,若当前时刻判决能满足执行漂移补偿的条件,则该电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 将作为当前时刻进行漂移补偿的参考基准,使得漂移补偿训练所采用气体匹配的自组织神经网络中的神经元经过漂移补偿后趋近于该电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 。

[0073] 接下来则首先根据当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 进

行预判决处理。

[0074] b3) 求取当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ ：

$$[0075] \quad \varphi_{ts}(t) = \begin{cases} \frac{\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(0)\|}{t}, & t \leq n \\ \frac{\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(t-n)\|}{n}, & t > n \end{cases}; \text{式 (3)};$$

[0076] 式(3)中, n 为时刻差参数, 取值为1~10之间的整数; $\mathbf{X}_{ts}(t-n)$ 表示在此前第 n 个时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列; $\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(0)\|$ 表示取 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与 $\mathbf{X}_{ts}(0)$ 的欧氏距离, $\|\mathbf{X}_{ts}(t) - \mathbf{X}_{ts}(t-n)\|$ 表示取 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与 $\mathbf{X}_{ts}(t-n)$ 的欧氏距离。

[0077] 该步骤以欧氏距离之差与时刻之差的比值体现气体传感器阵列的电信号输出阵列值的变化斜率。之所以要取时刻差参数 n 作为度量电信号输出阵列值变化斜率的单位时刻差, 是考虑到电信号输出阵列值变化斜率的单位时刻差数值越大, 越有利于平滑掉气体传感器阵列的波动响应, 避免将气体传感器阵列在稳态响应阶段的正常响应波动误判为暂态响应; 但是如果电信号输出阵列值变化斜率的单位时刻差数值过大, 则会降低对气体传感器阵列暂态响应的敏感度, 因此时刻差参数 n 的取值不宜大于10。通常情况下, 时刻差参数 n 取值在3~8之间最为适宜, 但根据不同的实际应用情况, 时刻差参数 n 可以在1~10之间取值。

[0078] 求得当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ 之后, 即可判断当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ 是否大于预设的斜率筛选阈值 θ_φ 。斜率筛选阈值 θ_φ 用以体现电子鼻气体传感器阵列在稳态响应阶段与在暂态响应阶段的电信号输出阵列斜率区分边界, 可以根据数据测试经验确定其取值, 也可以通过实验获得气体传感器阵列在稳态响应阶段允许存在的电信号输出阵列斜率的最大值 $\varphi_{0,\max}$, 再进一步考虑到可能存在的信号波动等因素, 按下式对斜率筛选阈值 θ_φ 进行取值:

[0079]

$$\theta_\varphi = (1 + c_\varphi) \cdot \varphi_{0,\max};$$

[0080] c_φ 为斜率筛选调整系数, 取值范围为 $0 \leq c_\varphi \leq 1$, 根据可能存在的信号波动情况确定斜率筛选调整系数 c_φ 的具体取值。

[0081] 若 $\varphi_{ts}(t) > \theta_\varphi$, 表明当前时刻的电信号输出阵列斜率 $\varphi_{ts}(t)$ 已经超过了气体传感器阵列在稳态响应阶段允许存在的电信号输出阵列斜率的极限边界值, 即可认定当前时刻气体传感器阵列处于暂态响应阶段, 因此则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止, 不再根据当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 对电子鼻的神经元进行漂移补偿处理, 避免错误补偿的发生; 否则, $\varphi_{ts}(t) < \theta_\varphi$, 表明当前时刻的气体传感器阵列处于稳态响应阶段, 则继续执行步骤b4), 进一步判断当前时刻气体传感器阵列是否处于对于干扰气体的稳态响应过程中。

[0082] b4) 求取当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $\mathbf{X}_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$:

$$[0083] \quad \Delta d(t) = \min_{1st} \left[\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right], \quad k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad m \in \{1, 2, \dots, M_k\}; \quad \text{式}$$

(4) ;

[0084] 式 (4) 中, K 表示电子鼻的自组织神经网络的数量, M_k 表示电子鼻的第 k 个自组织神经网络中神经元的数量; $\mathbf{W}_m^k(t-1) = [w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)]$ 表示在此前一时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元, $w_{m,1}^k(t-1), w_{m,2}^k(t-1), \dots, w_{m,i}^k(t-1)$ 则分别表示所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t-1)$ 中的 i 个特征电信号值; 符号 $\llbracket \cdot \rrbracket$ 表示取归一化值, $\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket$ 和 $\llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket$ 分别表示取所述电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 的归一化值和取所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t-1)$ 的归一化值; $\| \llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket \|$ 表示取 $\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket$ 与 $\llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离; $\min_{1 \leq k \leq K} \left[\| \llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket \| \right]$ 表示取 $\llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket$ 与 $\llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最小值;

[0085] 通常情况下, 电子鼻各自组织神经网络中神经元的数量 M_k 的多少是根据需要而自定义设定的, 不同自组织神经网络对应的 M_k 的值可以是不同的, 因此可以认为 M_k 是 k 的函数, 其函数关系由定义设定的任意第 k 个自组织神经网络中神经元的数量的而确定。在该步骤中, 相当于将电子鼻各个自组织神经网络的各个神经元之中, 与当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 的归一化欧氏距离最近的一个神经元 (即满足条件 $\min_{1 \leq k \leq K} \left[\| \llbracket \mathbf{X}_{ts}(t) \rrbracket - \llbracket \mathbf{W}_m^k(t-1) \rrbracket \| \right]$ 的神经元) 认定为匹配获胜神经元。之所以取归一化的欧氏距离来度量当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与神经元的差距, 是因为不同时刻气体传感器所对应的稳态响应的气体浓度可能并不相同, 而气体传感器阵列对于不同浓度的同种气体样本其检测电信号输出阵列值也会存在差异, 归一化能够消除气体样本浓度引起的检测差异, 并且保留气体传感器阵列对气体样本的敏感体征。取归一化值的具体运算方式有很多, 不同的本领域技术人员在不同的应用场合, 可以根据其技术习惯或实际情况的需要而采用不同的归一化算法。

[0086] 由于电子鼻的每个自组织神经网络对应一种气体的神经元识别区间, 每个自组织神经网络对应的神经元识别区间都有其匹配识别半径 (匹配识别半径, 是指位于自组织神经网络最边界的神经元与该自组织神经网络的神经元均值中心之间的差距), 如果当前时刻气体传感器阵列所检测的气体是电子鼻可识别的气体, 则当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 应当在自组织神经网络的匹配识别半径以内; 然而, 如果该相对于匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 都已经超出了自组织神经网络的匹配识别半径, 那么当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 相对于电子鼻多重自组织神经网络中其它神经元的归一化欧氏距离必然更大, 这意味着其已经超出了电子鼻所有自组织神经网络的匹配识别半径, 也就表明了当前时刻气体传感器阵列所检测的气体并不属于电子鼻各个自组织神经网络中神经元所能够匹配识别的气体, 即干扰气体。因此, 可以预设一个用以体现电子鼻自组织神经网络匹配识别半径的距离筛选阈值 θ_d , 判断当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 是否大于预设的距离筛选阈值 θ_d , 若 $\Delta d(t) > \theta_d$, 表明当前时刻电子鼻气体传感器阵列所响应的气体为干扰气体, 则当前时刻的在线漂移补偿步骤到此终止, 不再根据当前时刻电子鼻气体

传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 对电子鼻的神经元进行漂移补偿处理,避免错误补偿的发生;否则, $\Delta d(t) < \theta_d$,则表明不存在干扰气体的影响,因此继续执行步骤 b5),对根据当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 对电子鼻的神经元进行漂移补偿处理。

[0087] 对于距离筛选阈值 θ_d ,可以根据数据测试经验确定其取值,也可以以电子鼻各个自组织神经网络匹配识别半径的平均值 \bar{d}_0 为基础再进一步考虑到可能存在的信号波动等因素,按下式对距离筛选阈值 θ_d 进行取值:

$$[0088] \quad \theta_d = (1 + c_d) \cdot \bar{d}_0;$$

[0089] c_d 为距离筛选调整系数,取值范围为 $0 \leq c_d \leq 1$,根据可能存在的信号波动情况确定距离筛选调整系数 c_d 的具体取值。

[0090] 如果考虑到电子鼻的每个自组织神经网络的匹配识别半径可能互不相等,需要更加严格的根据不同自组织神经网络的不同匹配识别半径对当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 与电子鼻中匹配获胜神经元的归一化欧氏距离 $\Delta d(t)$ 加以判别的话,则可以将匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号标记为 k_{1st} ,再进一步考虑到可能存在的信号波动等因素,按下式对距离筛选阈值 θ_d 进行取值:

$$[0091] \quad \theta_d = (1 + c_d) \cdot \max \left[\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| - \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\| \right], \quad m \in \{1, 2, \dots, M_{k_{1st}}\}; \text{式 (5)};$$

[0092] 式 (5) 中, k_{1st} 表示匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号; $M_{k_{1st}}$ 表示电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中神经元的数量; $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络中第 m 个神经元, $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 表示在此前时刻电子鼻的第 k_{1st} 个自组织神经网络的神经元均值中心,即:

$$[0093] \quad \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) = \frac{1}{M_{k_{1st}}} \sum_{m=1}^{M_{k_{1st}}} \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1); \text{式 (6)};$$

[0094] $\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 和 $\left\| \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 分别表示取所述神经元 $\mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值和取所述神经元均值中心 $\bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1)$ 的归一化值; $\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| - \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 表示取 $\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 与 $\left\| \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 的欧氏距离; $\max \left[\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| - \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\| \right]$ 表示取 $\left\| \left\| \mathbf{W}_m^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 与 $\left\| \left\| \bar{\mathbf{W}}^{k_{1st}}(t-1) \right\| \right\|$ 的欧氏距离在所有 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中的最大值,该最大值用以度量匹配获胜神经元所在自组织神经网络的匹配识别半径;同样,距离筛选调整系数 c_d 根据可能存在的信号波动情况在 $0 \leq c_d \leq 1$ 取值范围内确定具体取值。

[0095] b5) 求取匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{1st} 以及匹配次获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{2nd} :

[0096]

$$k_{1st} = \left\{ k \mid \text{当满足} \min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right] \text{时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

[0097]

$$k_{2nd} = \left\{ k \mid \text{当满足} \min_{2nd} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right] \text{时}; k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M_k\} \right\};$$

[0098] 式 (7);

[0099] 式 (7) 中, $\min_{2nd} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 表示取 $\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\|$ 与 $\left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\|$ 的欧氏距离在所有 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 和 $m \in \{1, 2, \dots, M_k\}$ 情况中仅大于 $\min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 的次最小值。

[0100] 如此求得的匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{1st} 以及匹配次获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{2nd} , 即相当于: 在电子鼻各个自组织神经网络的各个神经元之中, 与当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 的归一化欧氏距离最近的一个神经元 (即满足条件 $\min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 的神经元) 被认定为匹配获胜神经元, 其所在的自组织神经网络的序号标记为 k_{1st} ; 与当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 的归一化欧氏距离仅大于 $\min_{1st} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 的一个神经元 (即满足条件 $\min_{2nd} \left[\left\| \left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right\| \right]$ 的神经元) 被认定为匹配次获胜神经元, 其所在的自组织神经网络的序号标记为 k_{2nd} 。求取匹配获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{1st} 以及匹配次获胜神经元所在自组织神经网络的序号 k_{2nd} 的目的, 主要是通过比较 k_{1st} 和 k_{2nd} 的值获知电子鼻在当前时刻漂移的大小程度, 若 $k_{1st} = k_{2nd}$ 表明电子鼻在当前时刻检测漂移补偿训练所采用气体的漂移量尚处于自组织神经网络的识别范围内, 若 $k_{1st} \neq k_{2nd}$ 则表明电子鼻在当前时刻检测漂移补偿训练所采用气体的漂移已达到自组织神经网络的识别范围边缘, 从而便于针对电子鼻不同的漂移大小程度采取不同的漂移补偿策略。

[0101] 判断匹配获胜神经元与匹配次获胜神经元是否在同一自组织神经网络, 若 $k_{1st} = k_{2nd}$, 按照下式对匹配获胜神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿:

[0102] $\mathbf{W}_m^k(t) = \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| + a \cdot \left(\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right)$, $k = k_{1st}$ 或 k_{2nd} ; 式 (8);

[0103] 若 $k_{1st} \neq k_{2nd}$, 则按照下式分别对匹配获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元和匹配次获胜神经元所在自组织神经网络中各个神经元进行漂移补偿:

[0104]
$$\begin{cases} \mathbf{W}_m^k(t) = \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| + a \cdot \left(\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right), & k = k_{1st} \\ \mathbf{W}_m^k(t) = \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| - a \cdot \left(\left\| \mathbf{X}_{ts}(t) \right\| - \left\| \mathbf{W}_m^k(t-1) \right\| \right), & k = k_{2nd} \end{cases}; \text{式 (9)}$$

[0105] 式 (8) 和式 (9) 中, $\mathbf{W}_m^k(t) = [w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)]$ 表示在当前时刻电子鼻的第 k 个自组织神经网络中第 m 个神经元, $w_{m,1}^k(t), w_{m,2}^k(t), \dots, w_{m,i}^k(t)$ 则分别表示所述神经元 $\mathbf{W}_m^k(t)$ 中的 i 个特征电信号值; a 为补偿比例系数, 取值范围为 $0 < a \leq 1$;

[0106] 该步骤中的漂移补偿处理过程沿用了 MSOM 漂移补偿方法的漂移补偿运算方式, 保留了现有 MSOM 漂移补偿方法漂移补偿量适宜以及避免神经元互扰的优点。至于补偿比例系数 a 的具体取值, 需要根据实际情况中电子鼻的气体传感器所采用的活性材料对气体检测漂移的敏感程度而确定, 对于不同的活性材料制成的气体传感器, 其对应的补偿比例系数 a 的具体取值不尽相同; 在本发明方法中, 补偿比例系数 a 的取值范围均局限在前开后闭数值区间 $(0, 1]$ 之内, 活性材料对气体检测的漂移越敏感, 则其对应的补偿比例系数 a 的取值越大。

[0107] 至此,在气体传感器阵列既不处于暂态响应阶段又不存在干扰气体的影响的情况下,根据当前时刻电子鼻气体传感器阵列的电信号输出阵列 $X_{ts}(t)$ 对电子鼻的神经元进行漂移补偿处理的过程得以完成。

[0108] C) 循环执行步骤 B),直至电子鼻终止漂移抑制工作。循环执行在线漂移补偿步骤的间隔周期(或者说循环频率)可以根据实际的系统硬件情况和在线漂移补偿的应用需求进行确定,例如,可以将系统时钟频率作为循环执行在线漂移补偿步骤的循环频率,或者用户也可以根据实际应用情况,自定义设置循环执行在线漂移补偿步骤的间隔周期。

[0109] 上述即为本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法的具体步骤。

[0110] 三、实验效果验证。

[0111] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案作进一步的说明。

[0112] 为了验证本发明方法的实际效果,采用自行搭建的电子鼻测试平台进行试验。自行搭建的电子鼻测试平台如图 3 所示。实验所采用的电子鼻由气体传感器阵列 4 和计算机 5 构成;本次实验所采用的气体传感器阵列由四个金属氧化物气体传感器组成,分别为 GSBT11、TGS2620、TGS2602 和 TGS2201,其中 TGS2201 内部集成了两个气体传感器,故相当于气体传感器阵列共包含有 5 个气体传感器(对应于本发明方法中,相当于取 $i = 5$);计算机充当电子鼻的信号预处理单元和模式识别单元两个部分,用于存储多重自组织神经网络的各个神经元,并执行数据采集和检测识别工作,本次试验中计算机所存储的多重自组织神经网络中共分为 3 个自组织神经网络(对应于本发明方法中,相当于取 $K = 3$),分别用于匹配洁净空气(作为基线数据的气体样本)、一氧化碳(CO)和甲醛(CH₂O)三类气体,计算机的数据采集模块采用 12 位串行 AD 芯片 TLC2543,每次采集时间间隔设置约为 1 秒,采集到的数据通过串口传输到计算机中进行检测识别处理,检测识别处理软件采用 MATLAB7.1。实验中,采用图 3 所示自行搭建的电子鼻测试平台,将被测的气体样本配制在气体采集袋 1 中,然后采用泵吸方式利用进气泵 2 将气体打入测试腔 3 中;电子鼻的气体传感器阵列 4 放置于测试腔 3 中,对气体进行检测,其信号输出阵列被计算机 5 采集并进行识别;最后,利用出气泵 7 排出测试腔 3 中的气体,并用阀门 6 对出气量加以控制。

[0113] 3.1、预判决处理效果实验。

[0114] 在预判决处理效果实验中,采用上述自行搭建的电子鼻测试平台,先后分别采用一氧化碳(CO)、甲醛(CH₂O)和二氧化氮(NO₂)利用本发明的电子鼻在线漂移补偿方法进行 13 次在线漂移补偿训练,在线漂移补偿的循环频率为 1Hz(即循环间隔周期为 1 秒),每次在线漂移补偿训练为时 4 分钟,因此每次在线漂移补偿训练可以获得 240 个时刻的数据,13 次在线漂移补偿训练共获得 3120 个时刻的数据。按照时间先后顺序,13 次在线漂移补偿训练分别采用一氧化碳(CO)训练 4 次,采用甲醛(CH₂O)训练 4 次,采用二氧化氮(NO₂)作为干扰气体训练 5 次;在每次在线漂移补偿训练的 4 分钟时间里,电子鼻测试平台的测试腔(即气体传感器阵列所在的检测环境)内将依次经历“空气基线环境→气体进样→稳态检测→排气”的检测过程,让气体传感器阵列的响应状态在每次的在线漂移补偿训练过程中都经历如图 1 所示的“基线稳态响应阶段→暂态响应上升阶段→漂移补偿训练稳态响应阶段→暂态响应下降阶段”。为了体现本发明线漂移补偿方法的预判决处理效果,令电子鼻测试平台在获得不同的预判决处理结果时输出不同的预判决值 G :当判决为可识别的空

气、CO 或者 CH₂O 的稳态响应阶段时,令预判决值 $G = 1$;当判决为暂态响应阶段时,令预判决值 $G = 2$;当判决为干扰气体的稳态响应阶段时,令预判决值 $G = 3$ 。预判决处理过程中,取斜率筛选阈值 $\theta_{\phi} = 0.015$,取距离筛选阈值 $\theta_d = 0.1$ 。根据理论分析,在采用采用一氧化碳(CO)的4次训练和采用甲醛(CH₂O)的4次训练中,每次训练过程的预判决值输出结果过应当为“1(空气基线环境)→2(气体进样)→1(稳态检测)→2(排气)”;而采用二氧化氮(NO₂)作为干扰气体的5次训练中,每次训练过程的预判决值输出结果过应当为“1(空气基线环境)→2(气体进样)→3(干扰气体稳态检测)→2(排气)”。通过实验获得的预判决值输出结果如图4所示,从图4可见,实验获得的实际预判决值输出结果与理论分析结果基本吻合,在总共3120个时刻的预判决值输出数据中,仅有6个时刻的预判决值与理论分析结果出现了波动偏差,详见表1。

[0115] 表1

	波动偏差所在时刻	当前时刻 预判决值	前后相邻时刻 预判决值
	第 1088 时刻	1	2
[0116]	第 1333、1334 时刻	1	2
	第 1583 时刻	1	2
	第 1811 时刻	1	2
	第 2078 时刻	2	3
	第 2316 时刻	2	3

[0117] 通过检查,发现这6个时刻的波动偏差均处于暂态响应与其它状态的交界处,因此可以认为这是由于暂态响应阶段和其它状态过程转换时,气体传感器阵列检测数据产生抖动而造成的,这种波动偏差情况出现的几率非常低,根据实验数据来看波动偏差出现概率不足0.2%,在实际应用中是完全可以接受的。预判决处理效果实验结果说明,本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法能够自行判别气体传感器阵列的敏感响应状态(暂态响应或是稳态响应)以及是否有干扰气体参与了漂移补偿训练,且判别结果具有相当高的准确率。

[0118] 3.2、在线漂移补偿训练检测准确率实验。

[0119] 通过在线漂移补偿训练检测准确率实验,来验证本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法对电子鼻检测准确率的影响,并且与现有的MSOM漂移补偿方法加以对比。在线漂移补偿训练检测准确率实验中,采用上述自行搭建的电子鼻测试平台,先后采用一氧化碳(CO)和甲醛(CH₂O)分别利用现有MSOM漂移补偿方法和发明的在线漂移补偿方法各进行了8次在线漂移补偿训练,一氧化碳(CO)和甲醛(CH₂O)各进行4次,在线漂移补偿的循环频率为1Hz(即循环间隔周期为1秒),每次在线漂移补偿训练为时4分钟,每次在线漂移补偿训练可以获得240个时刻的数据。同样,在每次在线漂移补偿训练的4分钟时间里,电子鼻测试平台的测试腔(即气体传感器阵列所在的检测环境)内将依次经历“空气基线环境→气体进样→稳态检测→排气”的检测过程,让气体传感器阵列的响应状态在每次的在线漂移补偿训练过程中都经历如图1所示的“基线稳态响应阶段→暂态响应上升阶段→漂移补偿训练稳态响应阶段→暂态响应下降阶段”。为了保证参与检测准确率统计的数据均为稳态响应阶段的数据,本实验将每次在线漂移补偿训练的第11~60个时刻的数据(对应基线稳态阶段)和第191~240个时刻的数据(对应CO或CH₂O稳态响应

阶段) 作为检测准确率统计对象,即每次在线漂移补偿训练中统计 100 个时刻的数据。

[0120] 在采用本发明方法的测试中,取斜率筛选阈值 $\theta_{\varphi} = 0.015$,取距离筛选阈值 $\theta_d = 0.1$,取补偿比例系数 $a = 0.3$,所采用的归一化运算公式为:

[0121]

$$\|F\| = \frac{F}{\sqrt{(f_1)^2 + (f_2)^2 + \dots + (f_i)^2}};$$

[0122] 其中,符号 $\|F\|$ 表示取归一化值;F 表示包含 i 个元素的任意阵列, i 表示电子鼻气体传感器阵列中气体传感器的个数; f_1, f_2, \dots, f_i 分别表示所述阵列 F 包含的 i 个元素。针对本次试验而言,所用电子鼻的多重自组织神经网络中共包含 3 个自组织神经网络,因此取 $i = 3$ 。

[0123] 最后获得的在线漂移补偿训练检测准确率对比数据如表 2 所示。

[0124] 表 2

	判别样本	MSOM 漂移补偿方法 检测准确率	本发明方法 检测准确率
[0125]	第 1 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CO (50 个时刻)	100%
	第 2 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CO (50 个时刻)	2%
	第 3 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CO (50 个时刻)	0%
	第 4 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CO (50 个时刻)	0%
	第 5 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CH ₂ O (50 个时刻)	100%
	第 6 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CH ₂ O (50 个时刻)	0%
	第 7 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CH ₂ O (50 个时刻)	98%
	第 8 次训练	基线 (50 个时刻)	100%
		CH ₂ O (50 个时刻)	0%

[0126] 从表 2 中可见,在 MSOM 漂移补偿方法中,当暂态响应过程的数据参与漂移补偿训练后,使 CO 和 CH₂O 相匹配的神经元被错误补偿,导致最终电子鼻的神经网络失去了对 CO 和 CH₂O 的识别检测能力,虽然对 8 次在线漂移补偿训练中的所有基线数据检测准确率达到 100%,但对 CO 的检测准确率达仅有 25.5%,对 CH₂O 的检测准确率达只有 49.5%,总体检测准确率达为 37.5%。与之形成对比,由于本发明方法的判决机制,使得电子鼻自行屏蔽了气体传感器阵列的暂态响应,保证电子鼻不会对神经元进行错误的漂移补偿,增强了电子鼻在漂移补偿训练中的抗干扰能力,因此电子鼻对 8 次在线漂移补偿训练中的所有数据检测准确率始终保持为 100%。通过上述对比可见,本发明基于多重自组织神经网络的电子鼻在线漂移补偿方法使得电子鼻能够进行在线的漂移补偿训练,并保证电子鼻经在线漂移补偿后依然保持良好的检测识别性能。

[0127] 最后说明的是,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制,尽管参照较佳实施例对本发明进行了详细说明,本领域的普通技术人员应当理解,可以对本发明的技

术方案进行修改或者等同替换,而不脱离本发明技术方案的宗旨和范围,其均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

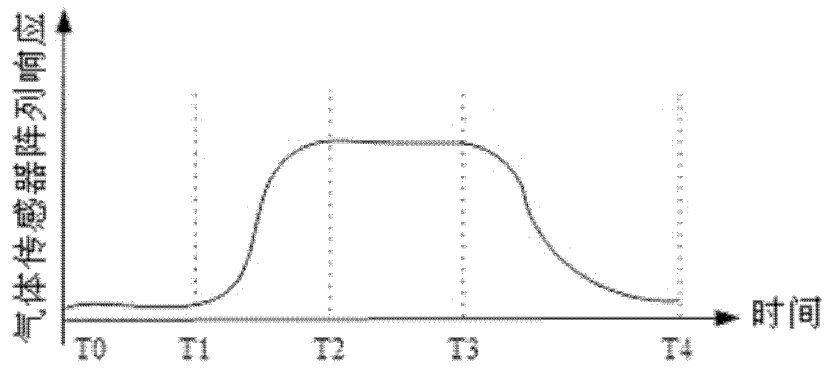


图 1

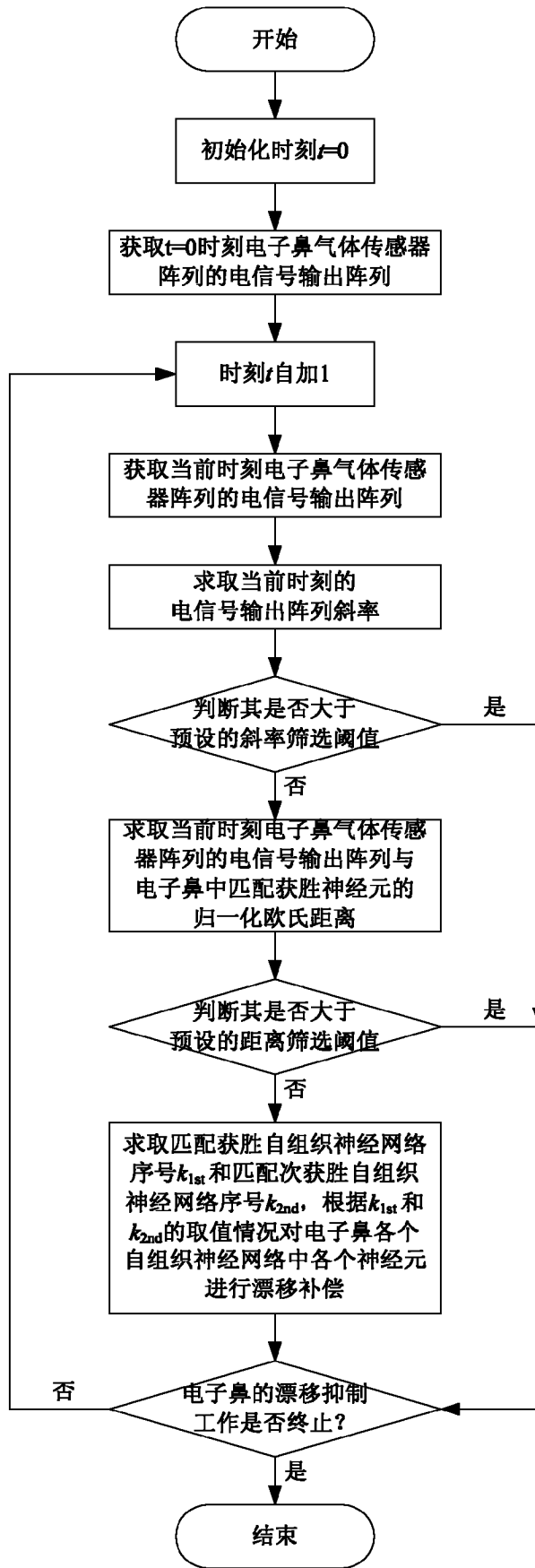


图 2

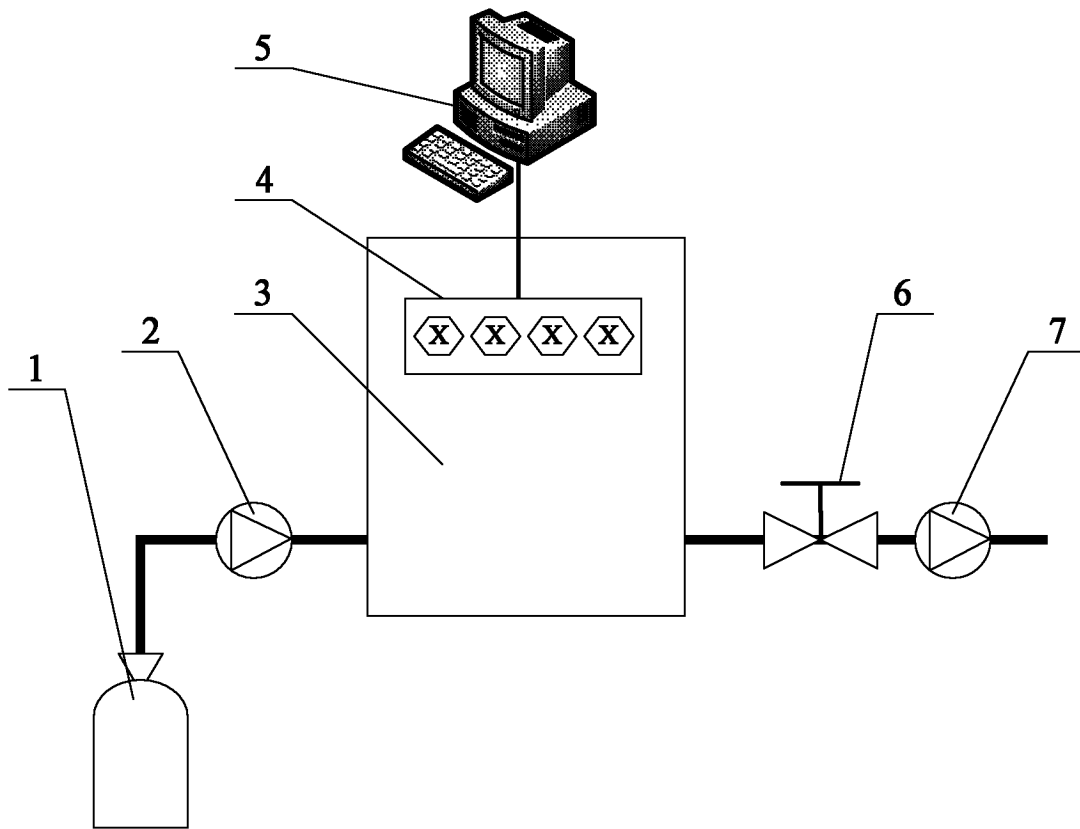


图 3

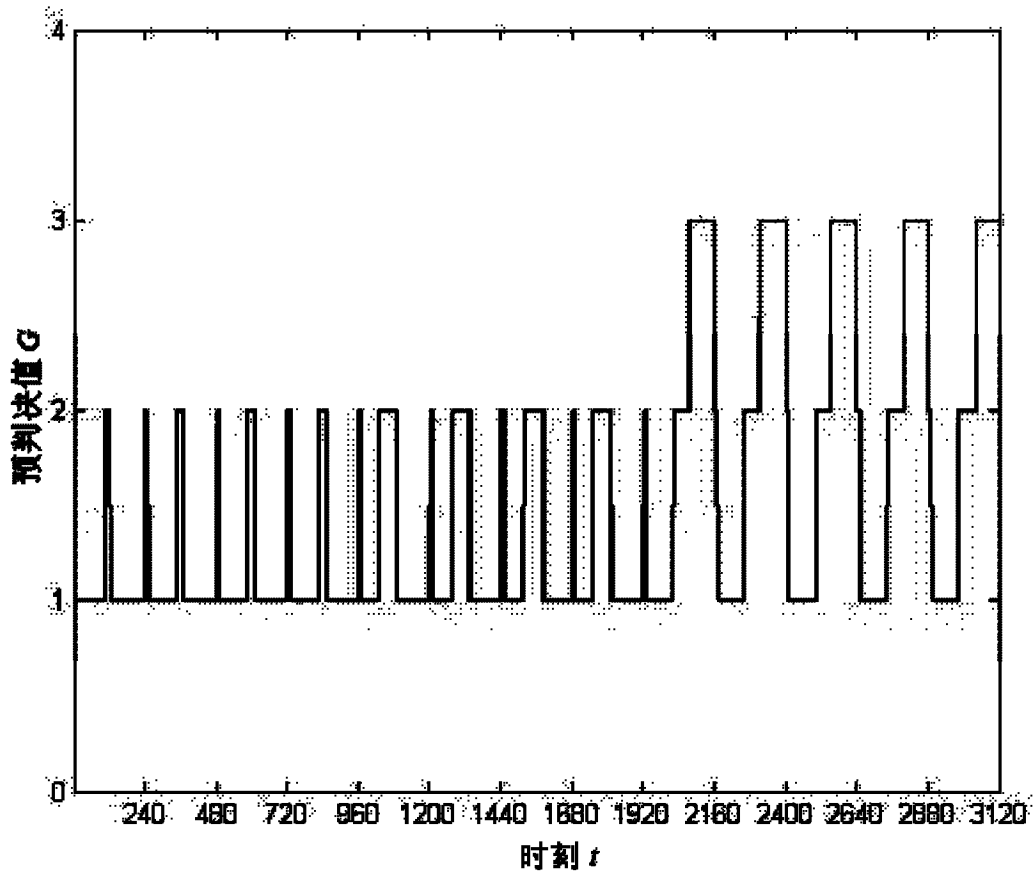


图 4