

基于嗅觉模型的电子鼻仿生信息处理技术研究进展

李光, 傅均, 张佳

浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 杭州 310027;

浙江大学生物医学工程系, 杭州 310027;

浙江大学医学院附属邵逸夫医院, 杭州 310016

E-mail: guangli@zju.edu.cn, aidazj@gmail.com

2008-05-27 收稿, 2008-09-19 接受

国家创新研究群体科学基金(批准号: 60421002)和国家重点基础研究发展计划(编号: 2004CB720302)资助项目

摘要 受生物嗅觉原理的启发, 将现代传感技术、电子技术和模式识别技术等紧密结合研制成的新颖仿生检测仪器——电子鼻已经在许多领域引起了广泛重视。生物嗅觉基础研究的成果与计算神经科学交融, 又进一步丰富了人工嗅觉理论, 促进了电子鼻的发展。文中综述和比较了生物嗅觉与人工嗅觉的信息处理原理, 概述了几种嗅觉模型在电子鼻仿生信息处理中的应用现状, 并结合作者的研究工作, 着重介绍了一种混沌嗅觉神经网络及其学习规则和时空动力学特性应用于电子鼻的研究进展和前景展望。将生物嗅觉的各种现象、机理融入到电子鼻信息处理技术中, 不仅增强了电子鼻的仿生概念, 而且在气味识别中能更接近生物嗅觉的优良性能, 但是也面临许多问题有待技术界和理论界协力解决。

关键词
人工嗅觉
嗅觉模型
模式识别
电子鼻
仿生

现代科技似乎把人工机器的结构和功能发挥到了极致: 各种传感器从复杂环境获取有效信息, 经过计算机分析并做出决策, 再由执行器完成特定任务。它们一定程度上延伸了人类的感知、脑力和体力范围, 拓展了人类认识和改造自然的能力。然而经过千万年演化的生物体始终是工程设计的典范, 仿生科学也在人类探索自身的过程中得到不断发展。

电子鼻是一种模拟生物嗅觉工作原理的新颖仿生检测仪器, 通常由交叉敏感的化学传感器阵列和适当的模式识别算法组成, 可用于检测、分析和鉴别简单或复杂气味^[1]。从Persaud和Dodd的开创性工作^[2]至今短短 20 多年中, 它以快速、简单、客观和廉价的特点, 已经在食品加工、环境监测、公共安全和医学诊断等诸多领域^[3,4]得到应用。

作为一个交叉学科, 电子鼻的研究主要集中在气敏传感技术^[5]和模式识别算法^[6]两大方面。但后者在相当长时间内没有受到足够重视, 越来越成为电子鼻商业化的瓶颈, 特别当各种新型的传感技术^[3,7]应用到电子鼻系统后, 数据处理技术和模式识别算法越发显得重要。随着不同学科研究方法的交叉, 人

们已经从基因、细胞和系统等水平对嗅觉信息处理机制有了相当认识^[8], 另一方面, 这些生物模式识别知识也逐渐渗透到人工嗅觉领域, 为电子鼻技术的发展注入了新的活力。本文综述和比较了生物嗅觉和人工嗅觉的信息处理原理, 概述了几种嗅觉模型在电子鼻信息处理中的应用现状, 在此基础上, 结合我们当前的研究工作, 着重介绍了一种混沌嗅觉神经网络及其在电子鼻模式识别中的研究进展, 并提出了面临的问题和今后的发展方向。

1 生物嗅觉的信息处理机制

嗅觉对动物的生存至关重要, 是其鉴别食物、选择配偶、标记领地和躲避敌人等的重要信息来源, 其他感觉系统无法替代。哺乳动物嗅觉感知由解剖和功能上独立的两部分完成, 即犁鼻器系统和主嗅觉系统。前者主要接受信息素的刺激, 引起机体内分泌变化, 引发一系列生殖和社会行为^[8,9]。下文讨论后者。

自然界中的气味通常是由多种不同结构和性质的气味分子(odorant)组成的混合物, 机体感受的是它

们共同作用的综合效应。气味感受器位于鼻腔上部的嗅上皮,主要由嗅神经元(OSN)、支持细胞和基底细胞等组成,其中嗅神经元是双极细胞,它的树突到达嗅上皮表面后末端变成圆形膨大,并发出数十根纤毛伸入表面黏液中^[9]。纤毛的质膜上存在气味受体,它在氨基酸序列上具有7个螺旋状跨膜结构,属于G蛋白偶联受体。气味受体基因是成员数目庞大的超家族^[10],但每个嗅神经元只表达其中一种受体基因^[11]。嗅上皮存在4个独立的空间区域,氨基酸序列具有高度同源性的气味受体倾向于分布在相同区域,但在特定区域内含不同气味受体的嗅神经元又随机分布,以提高对嗅质各个方位上的敏感性^[12]。气味分子与受体是以某些化学官能团的配位方式作用的,使得同种气味受体可以接受多种不同气味分子的刺激,或者说一种气味分子可以兴奋若干不同的嗅神经元^[11](图1)。“专一表达、分区排列、随机分布、交叉配位”的特点让机体在嗅上皮中完成了对不同信息分子的最初选择性和初步的空间编码。

嗅神经元将气味的化学信号转换成电信号则是时间编码的基础。气味分子与纤毛上的气味受体结合后,激活特异性G蛋白 G_{olf} ,使腺苷酸环化酶型活化,促使胞内的ATP转化为cAMP,当胞内cAMP超过一定浓度,则打开环核苷酸门控离子通道,引起 Ca^{2+} 内流,继而激活 Ca^{2+} 依赖 Cl^{-} 通道,使 Cl^{-} 外流,产生膜去极化,形成动作电位^[9]。另外,也有其他物质(例如三磷酸肌醇IP3)在嗅觉信号转导过程中发挥第二信使的作用^[8]。

嗅神经元的轴突穿过筛板深入到嗅球,与僧帽细胞(M)和丛状细胞(T)的树突构成兴奋性突触,即丝球体(GL)。大量含有相同气味受体的嗅神经元的轴突汇聚到少数几个特定的丝球体上(约1000:1),这种多对一的投射结构增强了机体对低浓度气味的敏感性,并抵消了无关输入、提高了信噪比、确保信息的有效检测^[8,12]。这些丝球体有规律地分布在嗅球的4个区域,嗅上皮特定区域的嗅神经元投射到相对应的区域^[12]。“高度汇聚、分区投射”的特点使得气味信息在嗅球中形成特有的空间编码。丝球体之间通过局部神经回路相互作用,表现为M/T细胞被颗粒细胞(Gr)和球周细胞(PG)这些中间神经元侧抑制,对嗅觉信号的修饰、加工和编码发挥了重要作用^[12]。实际上这也是时间编码形成的基础,局部神经回路可使M/T细胞产生同步振荡,在嗅皮层水平上对不同丝球体

的输出信号进行整合^[12]。电生理实验发现,用不同的气味刺激嗅上皮时,在嗅球上产生不同频率(α , β 与 γ)和幅度的电位振荡模式。这种时空编码方式较为全面地揭示了气味的各种性质,因此嗅球或许已经解决了对气味分子的感知和识别这两个重要问题^[8]。

僧帽细胞和丛状细胞的轴突在主嗅球后部汇聚形成侧嗅束进入前脑嗅皮层(梨状皮层),它是一个由锥状细胞、半月细胞和中间神经元构成的三层网络系统。每个锥状细胞可以接受多种僧帽细胞的纤维传入,使得嗅上皮多种气味受体传来的信息在嗅皮层产生会聚,以同步振荡的方式进行信息重组,最终形成嗅觉感知^[12]。这种交叉投射关系也解释了为什么多种气味的混合产生的是一种新的嗅觉感知而不是多种气味的简单叠加^[13]。锥状细胞发出的纤维也可以下行传到嗅球,形成反馈通路以修饰嗅球中的信息。另外,嗅球中的嗅觉信息也直接传到杏仁核、丘脑、下丘脑、眶内皮层和海马等,参与中枢更复杂的认知、记忆与情感等活动。这些功能的实现尚处于假设和推测阶段,大量问题有待解决。

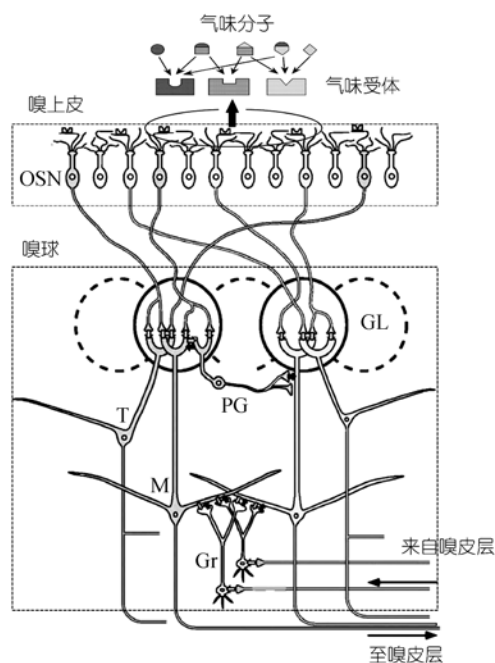


图1 哺乳动物嗅觉前端通路组织结构示意图

由文献^[12]略作修改

2 人工嗅觉的信息处理技术

电子鼻是受生物嗅觉原理的启发,将现代传感技术、电子技术和模式识别技术等工程手段紧密结合

研制成的新颖仿生检测仪器。通常,样品挥发的的气味与阵列中多个气敏传感器反应,将化学信号转换成电信号,然后经过一系列放大降噪调理、基线校准或归一化等预处理过程,获取并增强该样品所对应的综合指纹信息,再从中提取合适的特征输入到特定的模式识别算法,最终完成对样品的定性或定量辨识^[4](图 2)。与生物嗅觉的结构和功能相比较,电子鼻气室内的气敏传感器阵列相当于鼻腔上的嗅上皮,具有交叉敏感的化学传感器则相当于对多种气味分子敏感的嗅神经元,其作用都将气味的化学信息转换为电信息;预处理的功能类似于嗅球内信号的整合与增强;模式识别原理,特别是人工神经网络(ANN)方法,则一定程度上模拟了大脑皮层信息编码、处理和存储等过程^[14]。

气敏传感器阵列实现了气味信息从样品空间到测量空间的转换,是电子鼻信息处理的关键环节。不同传感原理和制作工艺的气敏传感器丰富了电子鼻对气味信息的获取途径,常用的有金属氧化物半导体(MOS)、石英晶体微天平(QCM)、导电聚合物(CP)、声表面波(SAW)等^[5]。构建阵列的传感器除了应该满足响应快且可逆、重复性好,灵敏度高条件,还必须对各种气味广谱敏感(弱选择性),并且阵列中各传感器对同种气味要交叉敏感,以保证从有限数量的传感器中获取更多的气味信息^[15]。通常,从传感器阵列中获取的原始信号数据量很大,需要先对其进行特征提取,将模式从较高维的测量空间变换到较低维的特征空间,而模式识别过程则是将特征空间划

分为分类空间的过程,它是电子鼻智能化的核心单元(图 2)。开发性能优良的气敏传感器构建阵列与设计强大的信息处理算法在电子鼻实现气味识别中是相辅相成、缺一不可的。目前各种各样的模式识别算法被引入电子鼻领域,包括参数化的多元统计方法和非参数化的人工神经网络与专家系统,如图 3 所示,它们各有优缺点,很难找到最佳方法。因此如何设计或改进模式识别算法使之适合处理相应传感器阵列信息一直是电子鼻研究者的重要工作之一。Shaffer 等人^[16]为适合电子鼻中使用的模式识别算法提出了 5 个评价标准,包括识别率、运算速度、训练难易度、内存容量和抗干扰能力。

多元统计方法是基于阵列信号的分布能用概率密度函数描述的假设,来寻求气味输入和类别输出之间的内在数学关系^[4]。这些方法数学结构清晰、处理过程透明,且容易实现,因此在目前商业化产品中广泛使用,例如 Alpha MOS 公司¹⁾的 FOX4000、Technobiochip 公司²⁾的 LibraNose 和 AIRSENSE Analytics 公司³⁾的 PEN3 电子鼻均内置 PCA 和 PLS 等多种多元统计方法。但这些多元统计方法通常缺乏自学习能力,一般用于可视化和数据预处理等辅助分析过程。另外,传感器阵列信号在本质上是是非线性的,无法用简单的变换完全消除,而且样本之间变异极小不能建立有效的统计模型,导致这种线性方法在电子鼻信息处理中缺乏鲁棒性^[17]。

人工神经网络的引入可以弥补这些不足。神经

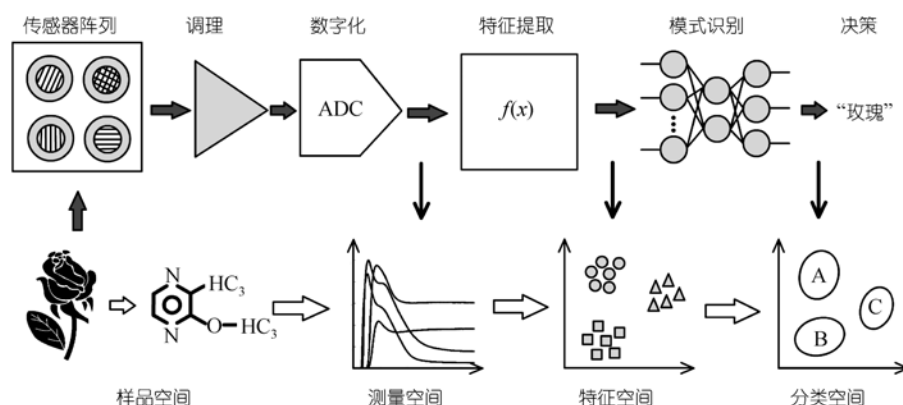


图 2 电子鼻信息处理过程

1) <http://www.alpha-mos.com/>

2) <http://www.technobiochip.com/>

3) <http://www.airsense.com/>

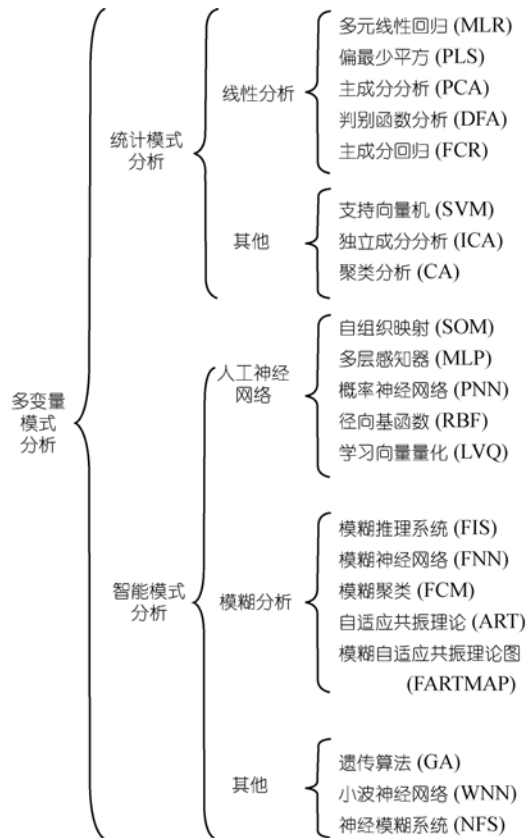


图3 应用于电子鼻的模式分析方法

由文献[4]略作修改

网络是由大量简单计算单元——人工神经元相互连接构成的并行分布式处理器，它在两方面与人脑相似，即从外界环境学习获取知识，并以连接强度的形式存储于互连的神经元之间^[18]。它与多元统计方法相比有显著优点^[4,18]：(1) 自适应，能通过训练自动建立输入输出之间复杂的非线性映射，较好地解决传感器交叉敏感带来的非线性问题；(2) 良好的容错和泛化能力适合处理电子鼻常面临的噪声干扰、背景气体影响、传感器漂移和个别失效等问题；(3) 其并行运算、分布式存储信息的特点易于硬件电路实现，可满足电子鼻小巧便携和快速信号处理的要求。因此，它在电子鼻诞生伊始就备受关注，并被认为是一种有前途的传感器阵列信号处理方法。基于误差反向传播算法的多层感知器网络(BP-MLP)是最先引入电子鼻、也是商业化产品中最常用最成功的人工神经网络。但同其他ANN一样，它仅仅在有限的结构和功能上对大脑进行模仿，在模式识别性能上无法与生物相比拟。生物神经系统从神经元细胞膜到神经网络各层次上的非线性可能是其实现复杂功能的基

础，非线性动力学为这种复杂性提供了有效的理论工具^[19]，同时也为ANN的发展提供了新思路^[20]，用神经动力学启发ANN研究已经成为一个新课题。

除了开发面向特定问题的专用电子鼻外，能定性和定量分辨大量气味的通用电子鼻将是未来电子鼻的重要研究方向。实现这一目标一方面需要研究性能良好的气敏传感器和阵列构建技术，另一方面还必须依靠功能强大的信息处理技术。从生物本质出发，在现有算法中加入更多的仿生元素，或者从生物模式识别原理中挖掘新算法，特别是基于生物嗅觉模型的仿生信息处理技术将成为今后电子鼻研究的热点。

3 嗅觉模型在电子鼻中的应用

生物模式识别问题是研究和理解生物神经系统信息处理机制的重要课题，也为实现高级机器智能提供了无穷的灵感。随着生物嗅觉基础研究和计算神经科学的发展，提出了各种各样的嗅觉模型^[21]，其中一些被引入电子鼻中处理传感器阵列信息。

3.1 嗅球-延迟线神经网络模型

White等人^[22]提出了一种具有时空信息处理能力的分布式嗅觉神经网络，如图4所示，主要由两部分组成：基于火蜥蜴嗅觉系统解剖和生理实验的嗅球回路OB^[23]和基于Hopfield嗅觉神经编码解码理论^[24]构建的延迟线神经网络DLNN。嗅神经元(OSN)向嗅球的僧帽细胞(M)和球周细胞(P)提供兴奋性输入，而球周细胞和颗粒细胞(G)通过树突抑制僧帽细胞。然后僧帽细胞通过延迟线与单层DLNN连接，每个延迟线单元输出一种气味模式。该模型的最终输出中，

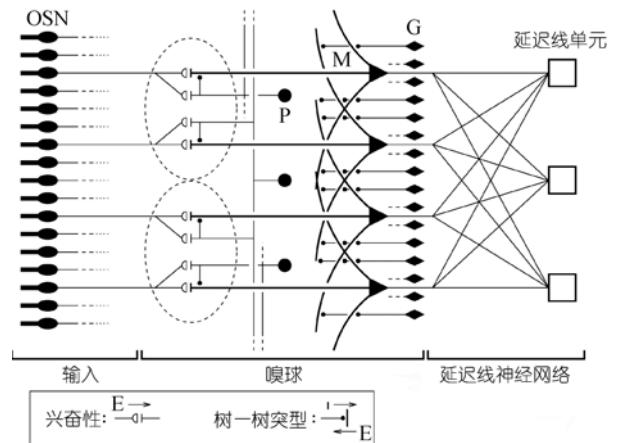


图4 嗅球-延迟线神经网络模型的结构示意图^[22]

所有 DL 单元的空间响应分布表征了不同气味类型, 而单个 DL 中的时延编码则能反映出气味的浓度信息.

光纤传感器的某些响应特性与嗅神经元相似, White 等人^[22]采用 6 种不同的荧光染料聚合物光纤传感器组成阵列, 获取了 9 种挥发性有机气体(VOC)的时变信号, 然后输入 OSN 层产生相应的脉冲信号, 该信号再经 OB 层处理, 转化为与气体种类对应的具有时空结构的脉冲模式, 最后用延迟线神经网络提取这些信息, 实现最终的模式分类. 在对 9 种 VOC 的分类中, 如果对 9 个延迟线单元采用“胜者为王”规则(winner-take-all, WTA), 即仅用输出幅值最大的延迟线单元决定分类, 得到了 82% 的平均识别率; 而将全部延迟线单元的输出组成向量, 采用欧式距离进行匹配的方法可以把识别率提高到 91%. 与其他传统前馈神经网络相比, 它不仅具有较高的识别率, 而且训练集所需数据非常少. 在文献^[25]中, 他们采集了 5 个浓度等级的 6 种 VOC 数据, 以中间浓度的数据作训练集, 其他 4 种浓度的数据作测试集, 结果用 WTA 规则得到了 61% 的识别率, 用欧式距离匹配方法得到 74% 的识别率. 实验表明 OB-DLNN 模型在一定程度上能将未曾训练过的某浓度气味识别为所对应的类型, 与生物嗅觉的特性一致, 这是其他传统神经网络较难实现的.

3.2 嗅球-皮层模型

Ambros-Ingerson 等人^[26]提出了一种嗅球-皮层模型用来模拟嗅球与高级皮层区之间的闭环相互作用. 经过少数几次训练, 把嗅球兴奋投射到嗅皮层, 以无监督学习方式增强相应的突触连接, 然后用关联规则(correlation rule)训练嗅皮层对嗅球抑制区的反馈, 使得不同输入刺激以自身内在统计关系在模型中逐渐分层聚类.

该嗅觉模型的修改版本已经在单芯片上实现^[27], 图 5 为其仿真结构图, 主要由前馈和反馈线紧密连接的两部分组成. 第一部分是用来仿效嗅球的 16 级温度计编码器, 把输入气味强度转换成二进制码; 第二部分是用稀疏矩阵表示的松散网络, 它的权值可以通过训练不断加强直至饱和, 然后采用 WTA 规则得到模型的二进制输出. 另外, 输出信号返回到稀疏矩阵, 和输入信号一起产生抑制反馈, 用以消除已学习信号的影响. 这个过程可以重复多次, 最后让模型在各层次上给出相应子类的二进制输出, 自动完成对

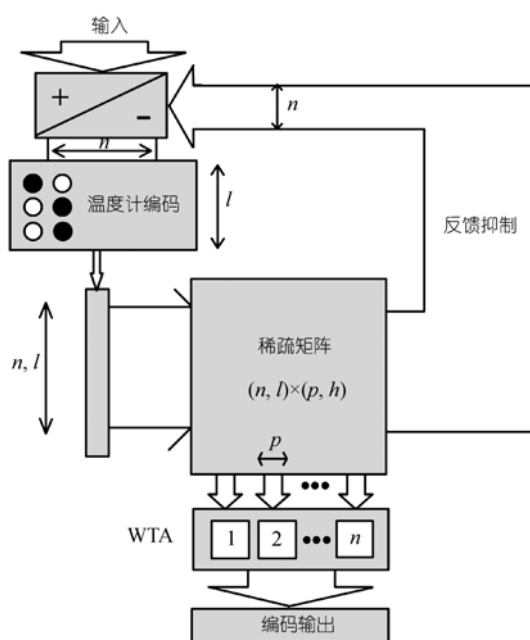


图 5 嗅球-皮层模型的修改版本仿真结构图^[28]

输入样本的分层聚类. 在每层上定义参考值, 模型对未知气味的输出与这些参考值的 Hamming 距离决定其分类.

Ratton 等人^[28]在微型 MOS 传感器阵列上用锯齿波温度调制的方法获取 4 种 VOC 数据, 并分别采用格雷码和温度计编码方法转换成二进制值, 然后将它们输入上述模型处理. 通过实验发现第一层次(酒精/非酒精)的识别率均为 100%, 第二层次略差, 不过两种编码方法对噪声和传感器漂移非常敏感. 这里嗅觉模型与传统的快速傅里叶变换和 Haar 小波等方法相比没有显示优势, 其中一个原因可能是使用的格雷码和温度计码过于粗糙, 不能真正模拟嗅球上的空间兴奋模式.

3.3 嗅神经元-丝球体汇聚模型

为了研究嗅觉系统对气味浓度的超灵敏性和高效的信号传送和重建特性, Pearce 等人^[29]建立了一个简单的嗅觉前端模型(图 6). 他们将 201 个具有相似响应特性的荧光微珠布置在极小区域, 构成了一个庞大的光纤传感器阵列. 每个微珠对多气味广谱敏感且发光强度变化可用 CCD 单独记录, 这些响应以一对一的形式映射到输入层, 并在 Sigmoid 层对应细胞上施以非线性变换, 将数据自动压缩到 [0, 1] 范围内. 然后积分点火(integrate-and-fire)层的神经元通过泊松统计将其转化为大量脉冲序列, 最后全部汇聚

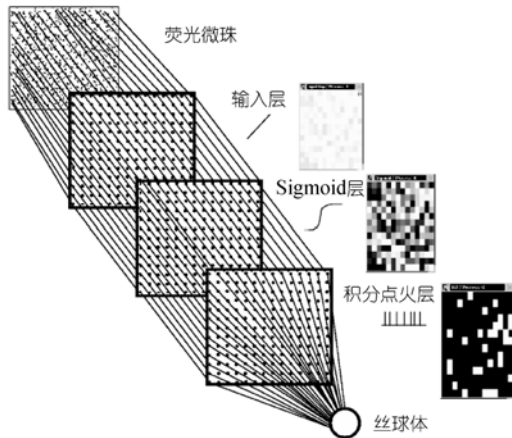


图6 嗅神经元-丝球体汇聚模型^[29]

到一个丝球体上,精确地完成信号重建。

实验结果表明,输入信号从大量OSN向丝球体汇聚投射的结构可以平均掉无关噪声,提高了灵敏度,这与嗅觉系统前端通路的性能一致^[12]。目前电子鼻中采用的广谱响应化学传感器阵列经常存在传感器漂移,检测灵敏度有限以及背景气味干扰等问题,而这种具有生物嗅觉相似功能的模型,引入到电子鼻信息处理中,可以解决其在工程技术上的局限性。这种思想已用于单片VLSI嗅觉芯片,实现片上气味的有效检测^[30]。

3.4 嗅球神经动力学模型

在生物嗅觉系统前端,具有同种气味受体的嗅神经元大量汇聚到一个或几个丝球体(GL)上,这种结构不仅提高了系统信噪比,增强了气味检出的灵敏度,而且将嗅上皮气味组合编码转换成有序的空间模式。嗅球中僧帽细胞与球周细胞、颗粒细胞之间存在中心激励侧向抑制回路结构,又对这种空间模式起到了模式标准化、降噪和对比增强等作用。Raman等人^[31,32]基于上述特性建立了一个嗅球神经动力学模型来处理传感器阵列信号(图7)。首先,对少量MOS气敏传感器应用温度调制技术得到大量具有交叉敏感的“伪传感器”,用来模仿大量OSN;然后向嗅球汇聚,并根据它们的相对选择性,用Kohone自组织映射方式进行聚类,在GL层形成空间气味图谱;再一对一投射到僧帽细胞方阵,经过这些具有中心激励侧向抑制连接的脉冲发放神经元处理,可以减小空间气味图谱的模式重叠,增强不同气味对应模式的对比度。他们还在僧帽细胞中引入适应性,将气味的空间图谱转换成时空模式,在相图上形成与

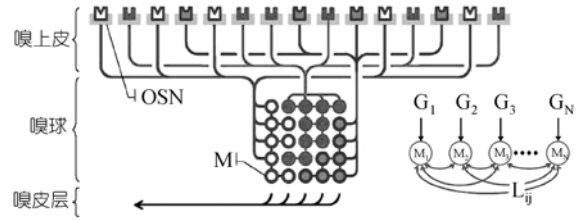


图7 一种嗅球神经动力学模型^[31]

气味类别和浓度对应的吸引子,进一步增大了不同气味模式间的区分度^[32]。

通过温度调制技术从2个TGS型气敏传感器衍生出3000个伪传感器,再由包含 20×20 的僧帽细胞方阵的上述模型处理,结果显示形成的空间模式对3种VOC有较好的分辨率,而且与浓度无关^[32],形成的时空模式更能消除大部分浓度信息,增强不同气味模式之间的分离度^[31,33],而且对传感器漂移表现出鲁棒性^[34]。计算最大Lyapunov指数表明,该动力学系统中存在极限环/混沌(有适应性的情况)或者将收敛到不动点(无适应性的情况)^[32]。在三维相图中,各种气味的类型和浓度表现为轨迹的方向和长度,与生物嗅觉中发现的特性一致^[34]。

上述4种嗅觉模型的某些性能,例如对气味类型和浓度信息同时识别能力,根据气味内在关系自动分层聚类能力,以及在降噪、提高灵敏度和增强气味模式对比度等方面,均胜于传统方法。但是这些模型的通用性尚欠缺,仅适用于处理某种传感原理或特定检测技术下获取的信息,特别是嗅神经元-丝球体汇聚模型和嗅球神经动力学模型局限于大数量传感器阵列信息的处理,而传统电子鼻系统通常采用4~32个传感器构建阵列。但是换一角度看,这两种模型的信息处理方法衍生出的大数量传感器阵列构建技术,可以弥补目前气敏传感器品种较少的不足,与构建混合传感器阵列一样,它们都是实现通用电子鼻的可能途径,而具有大数量传感器阵列信息处理能力的算法也是通用电子鼻要求的关键技术之一。另外,嗅球-皮层模型和嗅神经元-丝球体汇聚模型的思想在单芯片上用硬件实现,为电子鼻智能模块朝低功耗、便携式甚至微型化方向发展提供了示范。

4 基于K模型的仿生电子鼻研究

4.1 K模型简介

Freeman等人^[35,36]以大量生理解剖和神经电生理

实验为基础,建立的具有多层并行和延时反馈结构的嗅觉神经网络——K 模型,不仅完整地描述了从嗅上皮到嗅球直至皮层的整个嗅觉神经通路,而且在介观水平上以非线性动力学理论给出了一种嗅觉神经系统工作机理的可能解释^[37].图 8 是 K 模型的拓扑结构图,气味在嗅觉感受器(R)处转换为电信号,通过球周细胞(P)到达嗅球层(OB).其中嗅球是由兴奋性的僧帽细胞(M)和抑制性的颗粒细胞(G)互相连接形成的振荡神经回路.通过整合后的嗅觉信号通过侧嗅束(LOT)前向传到前嗅核(AON)及前梨状皮层(PC),进而经由深锥细胞(C)到外皮质(EC),其中 AON 和 PC 层具有同 OB 层相似的结构,它们和 C 一起向前反馈.

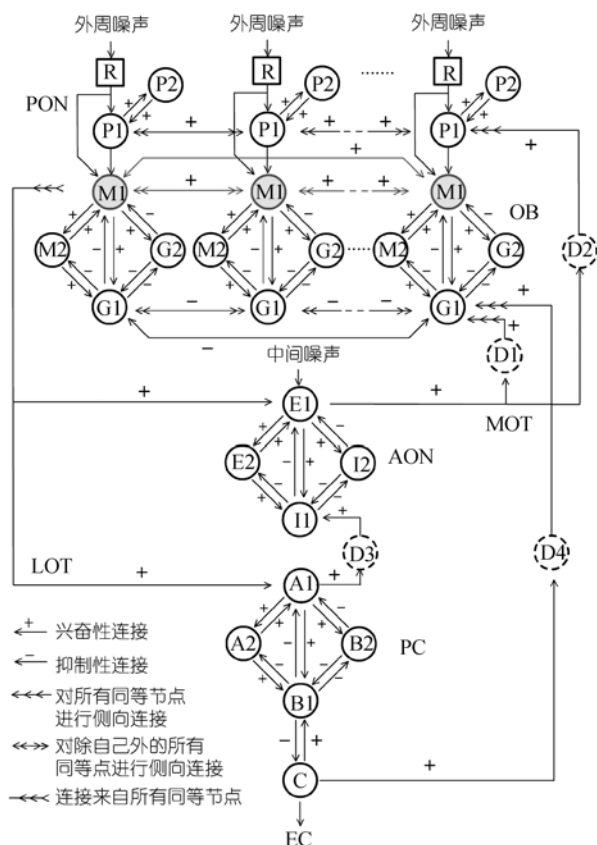


图 8 K 模型拓扑结构图

图中每个节点表示具有相似功能和一致特性的神经元所组成的神经团,是 K 模型的基本单元,它的动力学特性可以用(1)式所示的二阶微分方程描述.

$$\frac{1}{a \cdot b} [x_i''(t) + (a+b)x_i'(t) + a \cdot b \cdot x_i(t)]$$

$$= \sum_{j \neq i}^N [W_{ij} \cdot Q(x_j(t), q_j)] + I_i(t), \quad (1)$$

其中 $x_i(t)$ 表示第 i 个神经团的电位状态变量, $x_j(t)$ 则是和第 i 个神经团连接的第 j 个神经团电位状态变量, W_{ij} 代表它们之间的突触连接强度. $I_i(t)$ 是输入到第 i 个神经团的外部刺激. a 和 b 是 2 个时间常数. $Q(\cdot)$ 是一个由 Hodgkin-Huxley 方程导出并通过实验验证的静态 Sigmoid 函数^[38].

$$Q[x_j(t), q] = \begin{cases} q \cdot [1 - \exp(-[\exp(x(t)/q)] - 1], & x(t) > x_0, \\ -1, & x(t) < x_0. \end{cases} \quad (2)$$

$$x_0 = \ln[1 - q \cdot \ln(1 + 1/q)],$$

这些节点通过兴奋或抑制耦合构成的 K 模型可以由一系列二阶微分方程组来描述,理论研究表明,该模型表现出不动点,极限环准周期振荡和混沌等丰富的动力学行为^[36,37,39,40].图 9 是阶跃信号输入后同一通道的 M1 和 M2 节点与其他 3 个不同通道的 G1 节点之间形成的三维相图,可以看到 3 个极限环.

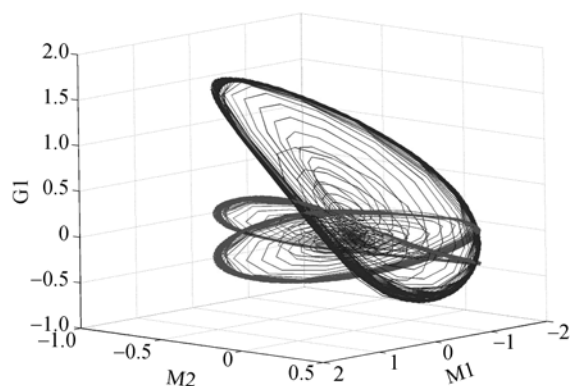


图 9 K 模型中的极限环

Freeman 等通过优化算法,使模型输出逼近生理实验中嗅觉系统中 EEG 信号的重要性质(例如静息状态下产生非周期振荡和 $1/f$ 功率谱等),得到了系统各节点之间连接权重等参数^[41].另外在模型的外周 R 和中心 AON 处加入低维的高斯噪声,来模拟嗅觉系统中实际存在的生物噪声,使得 K 系统的输出在统计上趋于稳定,即在初值和参数扰动下系统的轨道在长时间内在足够小的范围内变化,消除了像确定性混沌系统中对初值和参数扰动的敏感性,加强了 K 系统的稳定性和鲁棒性^[39].

经过完善的 K 模型不仅作为一种研究嗅觉机理的数学模型,而且其良好的模式学习和识别能力也引起了广泛的关注.在国内,欧阳楷等人^[42]通过计

计算机仿真手段分析了该模型中的若干混沌现象,并用该模型对二进制序列及其移位和旋转版本的模式分类能力做了初步探讨^[43],汪乐等人^[44]则用二进制序列以及残缺版本考察了该模型的模式修复能力,杨如乃等人^[45]对该模型进行了时域、频域和时频分析.近年来该模型已经逐渐应用到工程领域的各种实际的模式识别场合^[46-49],在电子鼻气味识别的应用也开始受到国内外学者的重视,我们实验室在Freeman多年合作帮助下,也取得了一定进展.下文将介绍K模型的学习规则与模式获取方法的研究及其在电子鼻中削弱气味浓度影响、抵抗传感器漂移、增强气味对比、抑制背景气味等方面的应用.

4.2 Hebbian 学习规则和全局适应性规则

K 模型作为人工神经网络应用于模式识别的第一步需要合适的学习算法.经过不断完善和发展,Freeman及其同事为K 模型引入了两种具有生物相似性的学习算法:Hebbian加强学习规则((3)式)和适应性规则((4)式)^[50].

$$\begin{aligned} & \text{IF } P_{M(i)} > \overline{P_M} \text{ AND } P_{M(j)} > \overline{P_M} \text{ THEN} \\ & \{W'_{M(i) \rightarrow M(j)} = h_{\text{Heb}} \} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & W'_{M(j) \rightarrow M(i)} = h_{\text{Heb}} \} \\ & \text{ELSE Do_Not_Change.} \\ & \text{IF } P_{M(i)} > \overline{P_M} \text{ THEN} \\ & \{W'_{M(i) \rightarrow M(j)} = H_{\text{hab}} * W_{M(i) \rightarrow M(j)} \} \end{aligned} \quad (4)$$

$$W'_{M(i) \rightarrow G(j)} = H_{\text{hab}} * W_{M(i) \rightarrow G(j)}$$

ELSE Do_Not_Change.

当两个M节点的兴奋PM超过OB层所有M节点的平均兴奋程度 $\overline{P_M}$ 时,它们之间的突触连接强度W将得到增强;而适应性始终作用于所有M节点,也就是说没有得到增强的连接权重在多次训练后将趋于零.式中 h_{Heb} 和 H_{hab} 是两个学习参数.

没有气味刺激时,K 系统处在静息状态,在相空间中表现为高维全局混沌吸引子形式(图10上).一旦有气味刺激,系统很快转变到对应于该刺激的 γ 频率准周期振荡,在相空间中表现为一种低维的局部极限环(图10下).刺激结束后系统又恢复到静息状态.采用上述学习算法,调节模型中OB层M节点之间的侧向连接权重,可以让模型对多种气味模式产生记忆.当再次接受到熟悉的气味时,模型的时空模式会迅速转到相应的局部吸引子,即具备联想能

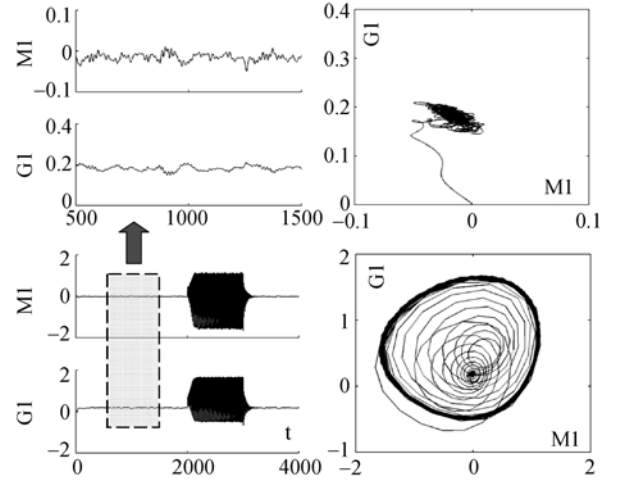


图10 气味刺激前后K 模型时间轨道和相空间的变化

力.我们采用这两种学习规则,探索了K 模型的泛化能力在电子鼻中的潜在应用.

电子鼻中的传感器由于老化、中毒或者环境影响,经过一段时间后对同种气味的响应会发生偏移,因此需要经常校准传感器或者每次使用前重新训练仪器,这是电子鼻应用中的棘手问题.K 较好的泛化和模式修复能力在一定程度上可以削弱这种影响.我们用8个TGS型气敏传感器对6种VOC采集数据,建立依次间隔1个月和2个月的3个数据集^[51].先用PCA方法对原始数据进行分析,发现每个数据集的6种VOC有较好的内聚,但是3个数据集中的同种VOC存在比较大的漂移.我们在第1个月的数据集中随机抽取样本作为训练集,输入到K 进行学习,然后用第1,2和4个月的数据集作为测试集进行验证,分别得到了97.5%,93.9%和61.6%的平均识别率.而用BP神经网络和直接欧氏距离方法尽管对训练集所在数据集有较好的识别率,但是对漂移后数据的识别率迅速下降.K 的这种泛化能力在对20人0~9十个阿拉伯数字手写体的识别中也得到了印证^[52].

在气味的定性辨识中,通常采用各种预处理手段来消除浓度的影响,但是传感器响应的非线性导致这些线性归一化方法只在小浓度范围能起到校准作用.我们早期采用一种二进制编码方式做预处理,将大跨度浓度范围的传感器响应映射到一个64维二进制空间中,再用64通道的K 模型进行处理,进行3种VOC的定性识别^[53],后来又通过在传感器阵列信号的动态部分提取多种特征,再用K 处理,发现只有在小范围内,K 的泛化能力可以消除浓度波动影

响^[51]。换句话说,这种具有生物相似性的模型目前还不能做到像生物鼻那样—仅学习某一浓度的气味,然后推广到相当大浓度范围的定性辨识,这是KIII模型在电子鼻应用中有待研究的问题。

4.3 Anti-Hebbian 学习规则和局部适应性规则

Gutierrez-Galvez等人^[54,55]受嗅球增强气味表达对比度机理的启发,又在K 的学习规则中引入了anti-Hebbian学习规则,即当两个神经元同时兴奋时它们之间的连接强度将减小。(5)式右边第一项是Hebbian项,用于同类气味模式学习时的突触增强,以建立起对该气味模式的联想记忆;第二项是anti-Hebbian项,用于在多模式学习时削弱神经元之间的突触权值,以减小多种气味模式间的重叠影响。

$$w = \sum_{i=1}^N p^i (p^i)^T - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N p^i (p^j)^T, \quad (5)$$

其中 p^i 表示某气味的特征向量, N 表示气味模式数目。

对 5 个浓度的 3 类 VOC 的识别中,他们发现应用该学习规则的 K 网络能够显著减小不同模式类之间的重叠,即增强了它们的离散度(基于Fisher判别准则);而且这种离散度随着VOC浓度的增加而增大。通过与Hopfield网络、LDA线性判别分析、只用Hebbian学习规则的K 网络的比较,他们认为离散度的增加归功于K 固有的模式修复能力和Hebbian/anti-Hebbian学习规则:前者减小了类内离散度,后者增加了类间离散度^[54]。

嗅觉的适应过程使得机体降低对先前刺激的敏感度,防止中枢神经系统感觉过载,改善检测新气味的能力。与Freeman一样,Gutierrez-Osuna等^[56]也试图将这一机理引入K 学习规则,使电子鼻能有效降低背景气味影响,增强对样品中感兴趣组分的选择性。他们将(6)式所示的适应过程应用到K 模型的OB层,使需要适应的M节点对其他相连节点之间的连接强度 w 以指数形式衰减。与前述Kozma的适应性规则^[50]相比,它仅是作用于单通道的局部适应,另外决定适应与否的触发条件来着G2 节点的振荡响应。

$$\Delta w = w(t + \Delta t) - w(t) = [B - w(t)] \left[1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau}\right) \right], \quad (6)$$

其中时间常数 τ 决定了适应速率, B 是适应过程结束后连接强度的终值。

在对K 模型的适应性研究中,他们早期采用LDA的统计方法对温度调制的传感器阵列响应进行

预处理——将具有较大模式重叠的传感器特征空间分割成多个气味选择性区域,得到正交化的气味模式编码^[56];最近的报道中用Hebbian/anti-Hebbian学习规则取代了这种预处理,但都得到了相同的结果,即应用适应性规则的K 模型具有混合气味的组分分割能力,换句话说使电子鼻具备了背景气味抑制能力(图 11)^[55]。

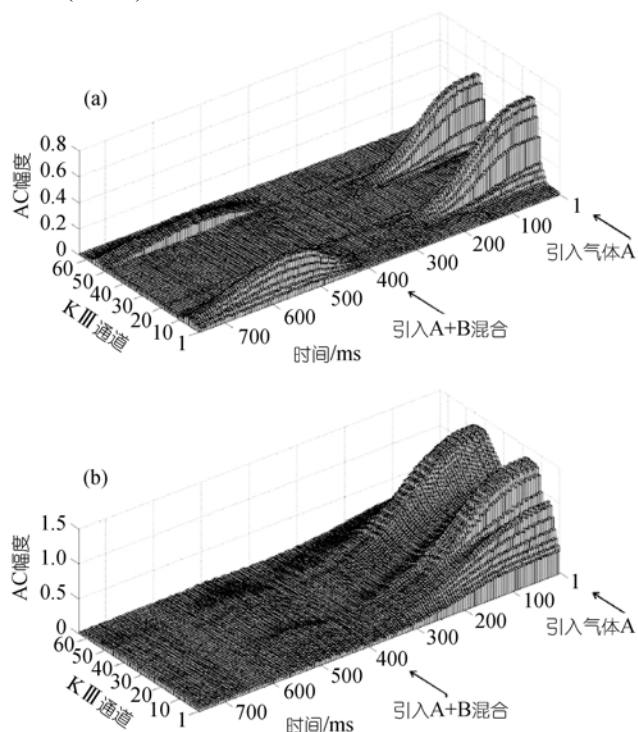


图 11 K 模型(a)只用Hebbian学习规则和(b)用Hebbian/anti-Hebbian学习规则情况下的适应过程^[55]

4.4 时空信息编码

K 模型呈现出丰富的动力学行为,例如OB层各个节点输出的准周期振荡,在相平面上的吸引子等等。如何描述这些行为,提取合适的信息是K 模型走向通用模式识别方法的又一关键。早期研究采用SD, RMS, PCA和FFT^[47,50]等方法在幅度振荡上提取信息,但是这些方法只是粗糙的近似,在时间和空间上丢失了大量有用信息^[57]。Otto^[58]和Claußnitzer等人^[59]在用KIII对化学药品分类中发现,在M节点之间的相空间中,不同种药品形成的吸引子具有不同的大小、形状和空间方向(图 12),而它们在同种药品的各样本之间差异却很小。尽管不同通道的M或G节点的组合可以构建出大量这种吸引子,但是它们非常相似,仅有大小上的差异,所以他们认为选取三

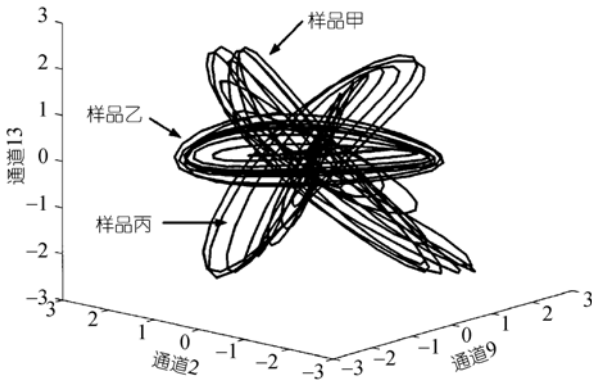


图 12 不同样品在K 模型相空间上具有不同吸引子^[59]

个合适通道构建的三维吸引子足以代表这些药品模式。另外，把 16 通道K 的所有G节点上输出的幅度振荡 4×4 排列，绘制成等高线图，也发现类似的空模式表达方式^[59]。

Quarder等人^[57]采用奇异值分解(SVD)的方法来获取相空间的模式信息。他们将K 每个通道的M节点时间序列组成一个输出矩阵，通过SVD分解找到一个正交空间。他们假设相同样品所形成的正交基具有相同或相似的空间方向，而越大的奇异值所对应的正交基包含模式的信息越多。他们选择最大 3 个奇异值所对应的奇异值向量，来表征所输入的样品模式，然后根据奇异值向量夹角(余弦值)的近似程度来进行分类。在对 3 种药物进行分类中，得到了 88.9% 的正确识别率，与采用欧氏距离的K 相比提高了 8.9%。需要指出的是，他们在K 模型中没有使用前述的学习算法，而只把它当作一种映射器。

Osuna等人早期研究发现当输入模式存在较大重叠时，K 各通道的幅度振荡所提供的信息有退化趋势，而电子鼻中由于传感器的交叉敏感特性经常引起不同气味模式重叠。受Laurent等神经团同步振荡在昆虫气味解码机理的启发，他们 also 把目光投向了通道间的相位编码^[60]。他们用二进制数组模拟了存在重叠、残缺和退化的 3 种气味模式，输入到K ，然后从各通道的G1 节点获取相位信息，结果表明，K 模型在相位信息上与幅度上一样存在尺度不变性。而且他们发现随着模式间重叠的增大，采用相位信息的识别率比幅度法更高。他们用穷举法对 8 通道K 模型的模式修复能力做了研究，得出同样结论：使用隐藏在K 通道间的相位信息优于幅度信息。

我们也试图利用K 模型的丰富动力学特性来处理传感器阵列的时间序列响应^[61]。传统的人工神

经网络通常无法直接处理时间序列信号，一般需要先对信号的动态或静态部分进行特征提取，即从大量采样数据中获取能尽量表征原始信号的少数特征，以达到降维目的。然后将特征向量输入到人工神经网络，或用其他线性统计方法进行识别。我们在K 网络中直接输入传感器阵列的时间序列，发现K 的输出不仅在空间上，而且在时间上对不同VOC均呈现出不同的幅度振荡模式，如图 13 所示。利用这种时空信息对 6 种 VOC 的分类达到 94% 的平均识别率，与采用特征提取的K 相比提高了约 11%。在此，电子鼻的传感器阵列空间结构与各个传感器对气味的响应特性和K 模型的可扩充分布式空间结构与其时间动力学特性相吻合，既容易操作，又在概念上进一步强化了电子鼻的仿生特性。如何从这些时

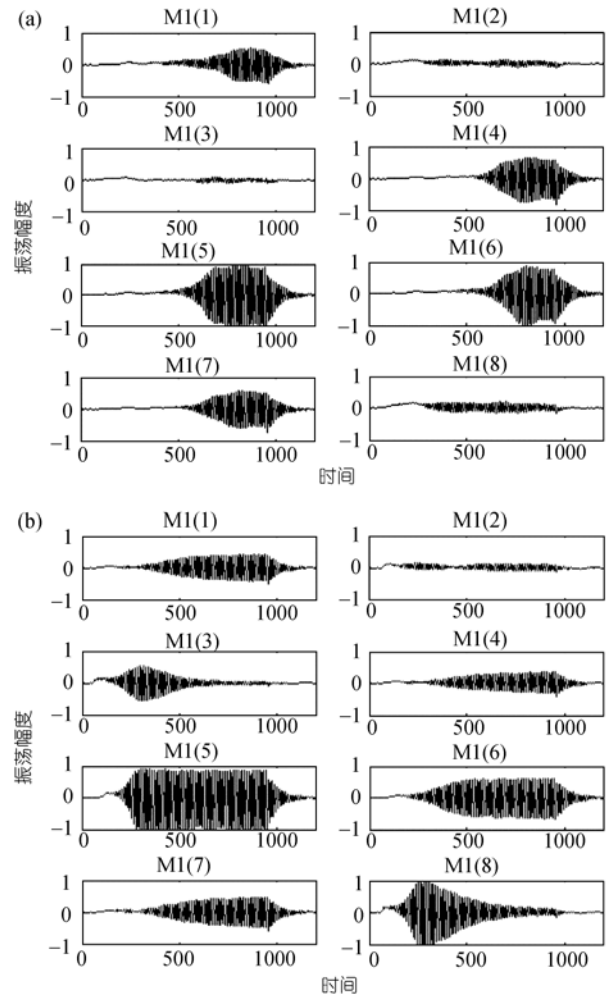


图 13 KIII模型对(a)乙酸和(b)乙酸乙酯的幅度振荡时空输出模式^[61]

空输出模式中获取更多信息, 还需要进一步深入研究.

5 结论

生物在进化过程中形成了极其精巧的结构和完美的功能, 其快速、高效、经济和可靠等性能是多数人工机器无法比拟的, 这促使工程界自觉地向生物系统寻求新思路、新原理和新理论. 电子鼻的设计灵感来源于生物嗅觉, 但仅局限于有限结构和功能上的仿生, 其气味识别能力与动物相比显得比较笨拙.

近年来, 生物嗅觉信息处理机制的研究取得了许多重大进展, 为人工嗅觉理论的发展注入了新的活力. 但是从理论发现到工程应用需要多学科长时间的密切协作, 这是限制仿生学发展速度的主要原因. 嗅觉模型是对生物嗅觉的某些机制仿真的数学模型, 既为技术界和理论界提供了沟通的工具, 也为

生物原型到硬件实体搭建了桥梁. 在各种嗅觉模型中, K 模型较为完整地仿真了嗅觉通路从嗅上皮到嗅球直至嗅皮层的结构和功能, 能较好地模拟嗅觉系统的某些生理特性^[62], 但是作为模式识别方法尚属起步阶段, 尤其在仿生电子鼻的应用中有极大的研究空间等待探索, 例如如何理解和发掘K 模型中丰富的动力学现象, 引入更有效的生物学习算法, 用VLSI实现硬件模型等等.

随着计算神经科学的发展, 将有更多的嗅觉模型引入电子鼻领域, 使其在信息处理上更接近生物嗅觉性能, 为最终研制出多功能的通用仿生电子鼻奠定基础. 同时电子鼻也为神经生物学检验生物嗅觉机理假设提供了一个有价值的平台, 可以相信, 对高度仿生的人工嗅觉系统的研究将有助于更好地理解生物嗅觉信息处理机制.

参考文献

- Gardner J W, Bartlett P N. A brief history of electronic noses. *Sens Actuator B-Chem*, 1994, 18(1-3): 211—220
- Persaud K, Dodd G H. Analysis of discrimination mechanisms of the mammalian olfactory system using a model nose. *Nature*, 1982, 299: 352—355[doi]
- Rock F, Barsan N, Weimar U. Electronic nose: Current status and future trends. *Chem Rev*, 2008, 108(2): 705—725[doi]
- Pearce T C, Schiffman S S, Nagle H T, et al. *Handbook of Machine Olfaction: Electronic Nose Technology*. Weinheim: Wiley-VCH, 2003
- James D, Scott S M, Ali Z, et al. Chemical sensors for electronic nose systems. *Microchim Acta*, 2005, 149(1-2): 1—17[doi]
- Gutierrez-Osuna R. Pattern analysis for machine olfaction: a review. *IEEE Sens J*, 2002, 2(3): 189—202[doi]
- 吴春生, 王丽江, 刘清君, 等. 嗅觉传导机理及仿生嗅觉传感器的研究进展. *科学通报*, 2007, 52(12): 1362—1371
- Lledo P M, Gheusi G, Vincent J D. Information Processing in the Mammalian Olfactory System. *Physiol Rev*, 2005, 85: 281—317[doi]
- Firestein S. How the olfactory system makes sense of scents. *Nature*, 2001, 413: 211—218[doi]
- Buck L, Axel R. A novel multigene family may encode odorant receptors: a molecular basis for odor recognition. *Cell*, 1991, 65(1): 175—187[doi]
- Touhara K. Odor discrimination by G protein—coupled olfactory receptors. *Microsc Res Tech*, 2002, 58(3): 135—141[doi]
- Mori K, Nagao H, Yoshihara Y. The olfactory bulb: Coding and processing of odor molecule information. *Science*, 1999, 286: 711—715[doi]
- Zou Z H, Buck L B. Combinatorial effects of odorant mixes in olfactory cortex. *Science*, 2006, 311: 1477—1481[doi]
- Craven M A, Gardner J W, Bartlett P N. Electronic noses—development and future prospects. *Trac-Trends Anal Chem*, 1996, 15(9): 486—493
- Pearce T C. Computational parallels between the biological olfactory pathway and its analogue ‘the electronic nose’: Part II. Sensor—based machine olfaction. *Biosystems*, 1997, 41(2): 69—90[doi]
- Shaffer R E, Rose-Pehrsson S L, McGill R A. A comparison study of chemical sensor array pattern recognition algorithms. *Anal Chim Acta*, 1999, 384: 305—317[doi]
- Haugen J E, Kvaal K. Electronic nose and artificial neural network. *Meat Sci*, 1998, 49(Suppl): S273—S286[doi]
- Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd ed. Englewood Cliffs NJ: Prentice-Hall, 1999
- 顾凡及, 章惠明, 汪云九, 等. 神经网络中的非线性动力学问题. *国外医学生物医学工程分册*, 1995, 18(4): 187—194
- 吕正东, 阎平凡. 在人工神经网络中引入混沌的必要性. *北京生物医学工程*, 2002, 21(3): 207—211

- 21 Simoes de Souza F M, Antunes G. Biophysics of olfaction. *Rep Prog Phys*, 2007, 70(3): 451—491[[doi](#)]
- 22 White J, Dickinson T A, Walt D R, et al. An olfactory neural network for vapor recognition in an artificial nose. *Biol Cybern*, 1998, 78(4): 245—251[[doi](#)]
- 23 White J, Hamilton K A, Neff S R, et al. Emergent properties of odor information coding in a representational model of the salamander olfactory bulb. *J Neurosci*, 1992, 12(5): 1772—1780
- 24 Hopfield J J. Pattern recognition computation using action potential timing for stimulus representation. *Nature*, 1995, 376: 33—36[[doi](#)]
- 25 White J, Kauer J S. Odor recognition in an artificial nose by spatio-temporal processing using an olfactory neuronal network. *Neurocomputing*, 1999, 26-27: 919—924[[doi](#)]
- 26 Ambros-Ingerson J, Granger R, Lynch G. Simulation of paleocortex performs hierarchical clustering. *Science*, 1990, 247: 1344—1348[[doi](#)]
- 27 Ramanathan M. Statistical model of an electronic olfactory. Masters Thesis. Oklahoma: Oklahoma State University, 1995
- 28 Ratton L, Kunt T, McAvoy T, et al. A comparative study of signal processing techniques for clustering microsensor data (a first step towards an artificial nose). *Sens Actuators B-Chem*, 1997, 41(1-3): 105—120[[doi](#)]
- 29 Pearce T C, Verschure P F M J, White J, et al. Robust stimulus encoding in olfactory processing: Hyperacuity and efficient signal transmission. In: Wermter S, Austin J, Willshaw D, eds. *Emergent Neural Computation Architectures Based on Neuroscience*, Berlin: Springer-Verlag, 2001, 461—479
- 30 Koickal T J, Hamilton A, Tan S L, et al. Analog VLSI circuit implementation of an adaptive neuromorphic olfaction chip. *IEEE Trans Circuits Syst I-Regul Pap*, 2007, 54(1): 60—73[[doi](#)]
- 31 Raman B, Yamanaka T, Gutierrez-Osuna R. Contrast enhancement of gas sensor array patterns with a neurodynamics model of the olfactory bulb. *Sens Actuators B-Chem*, 2006, 119(2): 547—555[[doi](#)]
- 32 Raman B, Gutierrez-Galvez A, Perera-Lluna A, et al. Sensor-based machine olfaction with a neurodynamics model of the olfactory bulb. In: *Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2004 Sep 28-Oct 2, Sendai. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2004. 319—324
- 33 Raman B, Gutierrez-Osuna R. Concentration normalization with a model of gain control in the olfactory bulb. *Sens Actuators B-Chem*, 2006, 116(1-2): 36—42[[doi](#)]
- 34 Raman B, Gutierrez-Osuna R. Chemosensory processing in a spiking model of the olfactory bulb: Chemotopic convergence and center surround inhibition. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2004, 17[2004-12-13]. <http://books.nips.cc/nips17.html>
- 35 Freeman W J. *Mass Action in the Nervous System*. New York: Academic Press, 1975
- 36 Yao Y, Freeman W J. Model of biological pattern recognition with spatially chaotic dynamics. *Neural Netw*, 1990, 3(2): 153—170[[doi](#)]
- 37 Freeman W J. *Neurodynamics: An Exploration of Mesoscopic Brain Dynamics*. London: Springer-Verlag, 2000
- 38 Freeman W J. Nonlinear gain mediating cortical stimulus-response relations. *Biol Cybern*, 1979, 33(4): 237—247[[doi](#)]
- 39 Chang H J, Freeman W J, Burke B C. Biologically modeled noise stabilizing neurodynamics for pattern recognition. *Int J Bifurcation Chaos*, 1998, 8(2): 321—345[[doi](#)]
- 40 Chang H J, Freeman W J, Burke B C. Optimization of olfactory model in software to give 1/f power spectra reveals numerical instabilities in solutions governed by aperiodic (chaotic) attractors. *Neural Netw*, 1998, 11(3): 449—466[[doi](#)]
- 41 Chang H J, Freeman W J. Parameter optimization in models of the olfactory neural system. *Neural Netw*, 1996, 9(1): 1—14[[doi](#)]
- 42 欧阳楷, 王箐, 贾文艳, 等. 兔嗅觉系统非线性动力学研究—混沌仿真的数学基础. *北京生物医学工程*, 2002, 21(2): 119—121
- 43 Ouyang K, Yang D, Jia W, et al. A study of dynamics of the rabbit's olfactory system—a new approach for pattern recognition. In: Anon, eds. *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, 2001 Jul 15—19, Washington DC. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001. 2: 1077—1082
- 44 汪乐, 李光, 郭宏记, 等. 非线性嗅觉生理模型在一维序列中的应用. *系统仿真学报*, 2004, 16(3): 564—569
- 45 杨如乃, 胡志忠, 卢健. 生物嗅觉神经系统模型的模拟与分析. *生物医学工程研究*, 2006, 3: 131—136
- 46 Kozma R, Freeman W J. Classification of EEG patterns using nonlinear dynamics and identifying chaotic phase transitions. *Neurocomputing*, 2002, 44-46: 1107—1112[[doi](#)]
- 47 Shimoide K, Freeman W J. Dynamic neural network derived from the olfactory system with examples of applications. *IEICE Trans Fundam Electron Commun Comput Sci*, 1995, E78-A(7): 869—884
- 48 Li G, Zhang J, Freeman W J. Engineering applications of olfactory model from pattern recognition to artificial olfaction. In: Perlovsky

- L I, Kozma R, eds. Neurodynamics of Cognition and Consciousness. New York: Springer-Verlag, 2007. 255—276
- 49 Yang X L, Fu J, Lou Z G, et al. Tea classification based on artificial olfaction using bionic olfactory neural networks. In: Wang J, Yi Z, Zurada J M, et al, eds. Advances in Neural Networks. New York: Springer-Verlag, 2006. 343—348
- 50 Kozma R, Freeman W J. Chaotic resonance – methods and applications for robust classification of noise and variable patterns. Int J Bifurcation Chaos, 2001, 11(6): 1607—1629[doi]
- 51 Fu J, Li G, Qin Y, et al. A pattern recognition method for electronic noses based on an olfactory neural network. Sens Actuators B-Chem, 2007, 125(2): 489—497[doi]
- 52 Li X, Li G, Wang L, et al. A study on a bionic pattern classifier based on olfactory neural system. Int J Bifurcation Chaos, 2006, 16(8): 2425—2434[doi]
- 53 Fu J, Yang X L, Yang X L, et al. Application of biologically modeled chaotic neural network to pattern recognition in artificial olfaction. In: Anon, eds. Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual International Conference, 2005 Sep 1 – 4, Shanghai. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2005. 4666—4669
- 54 Gutierrez-Galvez A, Gutierrez-Osuna R. Increasing the separability of chemosensor array patterns with Hebbian/anti-Hebbian learning. Sens Actuators B-Chem, 2006, 116(1-2): 29—35[doi]
- 55 Gutierrez-Galvez A, Gutierrez-Osuna R. Contrast enhancement and background suppression of chemosensor array patterns with the KIII model. Int J Intell Syst, 2006, 21(9): 937—953[doi]
- 56 Gutierrez-Osuna R, Gutierrez-Galvez A. Habituation in the KIII olfactory model with chemical sensor arrays. IEEE Trans Neural Netw, 2003, 14(6): 1565—1568[doi]
- 57 Quarder S, Claußnitzer U, Otto M. Using singular-value decompositions to classify spatial patterns generated by a nonlinear dynamic model of the olfactory system. Chemometrics Intell. Lab Syst, 2001, 59(1-2): 45—51[doi]
- 58 Otto M, Quarder S, Claußnitzer U, et al. A nonlinear dynamic system for recognizing chemicals based on chemical sensors and optical spectra. In: Proceedings of the 4th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, 2000 July 23—26, Orlando. Orlando: International Institute of Informatics and Systemics, 2000. 413—418
- 59 Claußnitzer U, Quarder S, Otto M. Interpretation of analytical patterns from the output of chaotic dynamical memories. Fresen J Anal Chem, 2001, 369(7-8): 698—703[doi]
- 60 Gutierrez-Galvez A, Gutierrez-Osuna R. Pattern completion through phase coding in population neurodynamics. Neural Netw, 2003, 16(5-6): 649—656[doi]
- 61 傅均, 李光, Freeman W J. 基于嗅觉神经网络采用时间序列的电子鼻模式分类方法. 传感技术学报, 2007, 20(9): 1958—1962
- 62 Freeman W J. Simulation of chaotic EEG patterns with a dynamic model of the olfactory system. Biol Cybern, 1987, 56(2-3): 139—150[doi]

· 动 态 ·

ISNIT 2008 & ISIUS 2008 国际会议在南京召开

在国家自然科学基金委员会和南京航空航天大学的大力支持下, 由南京航空航天大学仿生结构与材料防护研究所、韩国建国大学、吉林大学、中国机械工程学会摩擦学分会、印度尼西亚技术大学联合举办的“International Symposium on Nature-Inspired Technology (ISNIT 2008)及“International Symposium on Intelligent Unmanned Systems (ISIUS 2008)国际会议于 2008 年 10 月 14~18 日在南京航空航天大学成功举办。

来自中国、韩国、印度尼西亚、英国、美国、日本、德国等国家的近百位代表参加了本次会议。ISNIT 2008 的主要议题包括: 运动仿生与仿生机器人技术、生物多功能表面与表面仿生工程、神经信息学与生物机器人技术、动物的环境感知与仿生传感技术、天然生物材料的结构、性能与仿生复合材料技术、研究装备创新与仿生应用。ISIUS 2008 的主要议题包括: 传感器、制动器、控制与理论。会议为机械、信息、神经科学、材料科学、动物等领域专家搭建了一个跨学科交流和合作的平台。

本次会议还邀请了仿生与生物机器人方面的国际知名专家英国 Bath 大学 J.F.V. Vincent 教授做了大会特邀报告。来自各个国家的参会代表围绕本次大会的各个议题展开了热烈的讨论。两个会议各评选出优秀论文 3 篇。ISNIT 2008 的优秀论文获得者是 Quoc-Viet guyen(韩国)、郭策(中国)、Sangwoo Lee(韩国)。ISIUS'08 优秀论文获得者是 Azhar Muhanmad(韩国)、刘同林(中国)、Budiyo Agus(印尼)。会议确定 ISNIT 2009 和 ISIUS 2009 于 2009 年 6 月在韩国济州岛举办。