

# 基于电子鼻和神经网络的牛肉新鲜度的检测

洪雪珍, 韦真博, 海铮, 王俊

(浙江大学生物系统工程系, 浙江杭州 310058)

**摘要:** 本文对一批新鲜牛肉进行感官评价、挥发性盐基氮检测、微生物含量检测和电子鼻检测, 检测时间为冷藏第 0、3、5、7、10、12、14 d。应用电子鼻第 50 s 的响应信号建立牛肉样品的模式识别分析模型。运用马氏距离分析牛肉样品新鲜度的变化, 样品与新鲜样品间的马氏距离随冷藏时间的延长而增大, 在冷藏 5 d 后, 样品的质量有明显跃变; 运用主成分分析和线性判别分析区分不同冷藏时间的样品, 除第 0~5 d 样品有部分重合外, 其他天数样品都能很好区分; 利用逐步判别分析进行冷藏时间判别, 正确率为 96.19%; 分别采用 BP 神经网络 (BPNN) 和广义回归网络 (GRNN) 建立牛肉冷藏天数与感官理化指标间的相关模型, 实验表明 GRNN 模型效果较好, 该模型对冷藏时间、挥发性盐基氮 (TVBN)、细菌总数和感官得分的预测误差  $Se$  分别为 1.36 d、 $4.64 \times 10^{-2}$  mg/g、 $1.61 \times 10^6$  cfu/g 和 1.31。

**关键词:** 电子鼻; 牛肉; 模式识别; 检测; 神经网络

文章编号: 1673-9078(2014)4-279-285

## Application of Electronic Nose and Neural Network in Beef Freshness Detection

HONG Xue-zhen, WEI Zhen-bo, HAI Zheng, WANG Jun

(Department of Biosystems Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

**Abstract:** Fresh beef under 0~12 day cold storage were detected by sensory evaluation, semi-micro determination of nitrogen detection, microbiological testing and electronic nose (e-nose) detection. For the e-nose detection, the 50<sup>th</sup> s sensor signals were extracted for analysis. Mahalanobis Distance (MD) between fresh and stored samples enlarged with the increase of storage time, and the quality of beef significantly changed after stored for 5 days. Principle component analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA) results indicated that all the beef samples could be well distinguished except a little overlap between the samples stored for 0~5 days. Stepwise Linear Discriminant Analysis (Step-LDA) was applied to predict the storage time and got an accuracy of 96.19%. Back Propagation Neural Network (BPNN) and Generalized Regression Neural Network (GRNN) were also used to build a correlation model between the storage time and the physicochemical indicators, which showed that GRNN was better than BPNN. The prediction error based on the GRNN model for the storage time, total volatile basic nitrogen, microbial population and sensory scores were 1.36 days,  $4.64 \times 10^{-2}$  mg/g,  $1.61 \times 10^6$  cfu/g and 1.31, respectively.

**Key words:** electronic nose; beef; pattern recognition; detection; neural network

随着人们经济水平的提高, 牛肉需求量日益增加。然而肉品富含丰富的营养物质和水分, 极易腐败变质, 食用被污染或变质的肉产品会严重危害健康。传统的肉品新鲜度检测方法有很多<sup>[1-4]</sup>, 但都存在一些问题: 如感官评价不够客观, 易受个人和环境因素影响; 挥发性盐基氮检测耗时长, 操作要求高, 检测指标单一;

发和应用研究

微生物检测培养时间长, 步骤繁琐等等, 难以满足日常生活中对肉类新鲜度进行及时检测的需求。因此, 研究基于电子鼻的肉类新鲜度快速无损检测, 具有重大意义<sup>[5-7]</sup>。

电子鼻是由性能彼此重叠的多个化学传感器和适当模式识别方法所组成的, 可以识别简单和复杂气味的仿生学仪器<sup>[8]</sup>。类似于人和动物的鼻子, 电子鼻“闻到”的是被测样品中挥发成分的整体信息。工作时, 气敏传感器阵列对气体进行吸附, 解吸附或进行反应, 并产生电信号, 然后调离电路及数据采集系统对传感器产生的信号进行放大、A/D 转换、采集和传输, 最后送至计算机及模式识别系统, 对信号进行模

收稿日期: 2013-10-30

项目基金: 科学部支撑计划 (2012BAD29B02-4); 国家自然科学基金 (31071548); 博士点基金 (20100101110133)

作者简介: 洪雪珍 (1987-) 女, 博士研究生, 主要从事电子鼻食品品质的检测

通讯作者: 韦真博 (1982-) 男, 助理研究员, 主要从事电子鼻电子舌的

式识别,作出判断并输出结果<sup>[9]</sup>。国外电子鼻领域的研究开始比较早,在肉品新鲜度检测方面,也有不少报道。Hansen 等<sup>[10]</sup>用一个基于六个金属氧化物传感器的电子鼻,分别对原料肉和其烹调后的制品进行了检测,而后以主成分分析和偏最小二乘法作为模式识别方法对数据进行了分析,并同时进行了感官评定和 GC-MS 分析。结果表明,电子鼻用于生鲜肉的检测是十分可行的。Panigrahi 等<sup>[11]</sup>用一商品化的电子鼻系统对牛肉新鲜度进行了检测,并同时进行了微生物检测,以细菌含量小于  $10^6$  cfu/g 为新鲜,大于  $10^6$  cfu/g 为变质,利用主成分法降维,再以径向神经网络作为模式识别方法,结果表明,电子鼻可以鉴别新鲜和变质的样品,正确率达到 100%。

国内电子鼻领域研究起步比较晚,利用电子鼻检测肉品新鲜度的报道很少。目前已有相关研究中,较多侧重于利用电子鼻区分不同新鲜度的肉品,而没有结合其他新鲜度指标进行检测。因此即使可以区分新鲜与变质肉品,也无法定量地确定肉品的新鲜程度(新鲜度理化指标等)。本研究正是基于这个不足,利用电子鼻检测不同冷藏时间的牛肉,同时结合感官评价、挥发性盐基氮和微生物含量检测,建立电子鼻数据与感官得分、挥发性盐基氮、微生物含量的模型,判断牛肉的新鲜程度,并在后期进行重复试验验证该模型的可靠性。

## 1 材料与实验设计

### 1.1 实验材料

本实验采用牛后腿肉购于杭州肉联厂。牲畜宰杀后立即取样,用保鲜袋密封包装,并用冰块使样品迅速冷却,立即运至实验室。在实验室超净工作台中,用无菌刀将样品切割成小块混匀,以尽可能使样品污染程度较为均一,除当天实验所需分量外,其余都用保鲜袋密封,置于冰箱中  $2\text{ }^{\circ}\text{C}$  条件下冷藏。对样品分别进行感官评价、挥发性盐基氮含量检测、微生物含量检测和电子鼻检测,检测前都静置至室温  $20\text{ }^{\circ}\text{C}$  再进行。

### 1.2 实验仪器

采用的电子鼻系统是德国 Airsense 公司的 PEN2 型便携式电子鼻。该电子鼻系统主要包含下面几个硬件部分:传感器阵列、采样及清洗通道、数据采集系统及计算机。传感器阵列由 10 个金属氧化物传感器组成,各传感器的敏感特性见表 1。样品气体通过一个内置泵以  $200\text{ mL/min}$  的速率从进口处被吸附到传感

器通道中,经过传感器阵列后由出口排出。基准气体(zero gas)是经过活性炭过滤后的清洁空气,以  $400\text{ mL/min}$  的速率通过另一泵泵入,其中以  $200\text{ mL/min}$  的速率流经传感器阵列,对传感器阵列进行清洗,使传感器的响应信号恢复为零;同时,以  $200\text{ mL/min}$  的速率流经样品气体通道,使样品气体通道经过清洗,避免残余气体在下一次的取样过程中产生影响。

表 1 PEN2 传感器阵列及其性能

Table 1 Response feature of the sensor array

阵列序号	传感器名称	性能描述	备注
1	W1C	对芳香成分灵敏	甲苯, $10\text{ mL/m}^3$
2	W5S	灵敏度大,对氮氧化物很灵敏	$\text{NO}_2$ , $1\text{ mL/m}^3$
3	W3C	对氨水、芳香成分灵敏	苯, $10\text{ mL/m}^3$
4	W6S	主要对氢气有选择性	$\text{H}_2$ , $100\text{ mL/m}^3$
5	W5C	对烷烃、芳香成分灵敏	丙烷, $1\text{ mL/m}^3$
6	W1S	对甲烷灵敏	$\text{CH}_4$ , $100\text{ mL/m}^3$
7	W1W	对硫化物灵敏	$\text{H}_2\text{S}$ , $1\text{ mL/m}^3$
8	W2S	对乙醇灵敏	$\text{CO}$ , $100\text{ mL/m}^3$
9	W2W	对芳香成分、有机硫化物灵敏	$\text{H}_2\text{S}$ , $1\text{ mL/m}^3$
10	W3S	对烷烃灵敏	$\text{CH}_4$ , $10\text{ mL/m}^3$

### 1.3 实验设计

#### 1.3.1 感官评价

根据国标 GB/T 5009.44-2003 对牛肉样品进行感官评定<sup>[12]</sup>,考察样品色泽,粘度,弹性和气味四个指标(参考项见表 2),每个指标评定分数为 1~5 中的任意值。感官评定小组由课题组中的八位研究生组成,两男六女,并事先进行简单的培训。对于每一样品,感官评定的得分为小组成员所打分数的平均值,感官评定总分值由各单项值相加之和。感官评定时间为冷藏第 0、3、5、7、10、12、14 d,共 7 次。

#### 1.3.2 挥发性盐基氮

对样品进行半微量定氮法检测,检测时间为冷藏第 0、3、5、7、10、12、14 d,共 7 次,检测方法参考国家标准 GB/T 5009.44-2003<sup>[12]</sup>。

#### 1.3.3 微生物含量检测

对牛肉样品进行微生物含量检测,检测时间为冷藏第 0、3、5、7、10、12、14 d,共 7 次,微生物培养采用营养琼脂培养基,方法步骤参考国家标准 GB/T 4789.2-2008<sup>[13]</sup>。

#### 1.3.4 电子鼻检测

对样品进行电子鼻检测,检测时间为第 0、3、5、7、10、12、14 d,每次检测 30 个样品(重复 30 次),

共 7 次。试验参数为 500 mL 烧杯、25 g 样品质量、5 min 顶空生成时间。检测时, 样品先静置至室温 20 ℃。电子鼻采样时间设置 60 s, 清洗时间 50 s。

表 2 感官评分表

**Table 2 The results of sensory evaluation of beef freshness**

分数	5	3	1
色泽	肌肉有光泽, 红色均匀, 脂肪洁白	肌肉色泽稍暗, 脂肪缺乏光泽	色泽很暗, 有腐败现象
黏度	外表微干或微湿润	外表干燥或粘手, 新切面湿润	黏度较大
弹性	指压后的凹陷立即恢复	指压后的凹陷恢复慢且不能完全恢复	弹性很差
气味	具有正常气味	稍有氨味或酸味	有明显的变质气味

### 1.4 分析方法

用主成分分析 (Principle component analysis, PCA)、线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 观察电子鼻区分不同冷藏时间的牛肉样品能力, 同时利用逐步判别分析 (Stepwise Linear Discriminant Analysis, Step-LDA)、BP 神经网络 (Back Propagation Neural Network, BPNN) 和广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Network, GRNN) 对牛肉冷藏天数进行预测, 建立牛肉冷藏天数与感官指标间的模型, 并对其进行验证。

## 2 结果与分析

### 2.1 理化及感官分析

#### 2.1.1 感官评定

如图 1, 随冷藏时间的延长, 牛肉样品的色泽、弹性、黏度和气味四项指标的感官得分均逐渐下降。前 0~5 d 得分曲线较平缓, 表明牛肉还比较新鲜, 外观气味变化不大, 第 5~7 d 开始有较快的腐败趋势。

#### 2.1.2 挥发性盐基氮及活菌总数

如图 1, 前 4~5 d, 活菌总数变化不大, 基本处于延迟期, 随后进入生长期, 活菌数量迅速增大。这和感官评价结果类似。由于样品的冷藏时间有限, 在整个测量过程中未出现稳定期和衰亡期。由于挥发性盐基氮的生成是一种复杂的生化过程, 主要是微生物作用的结果, 但同时还受到多种因素的影响, 所以变化趋势与细菌总数相差不多, 只是不如细菌总数增长的趋势明显, 波动较大。

### 2.2 电子鼻检测

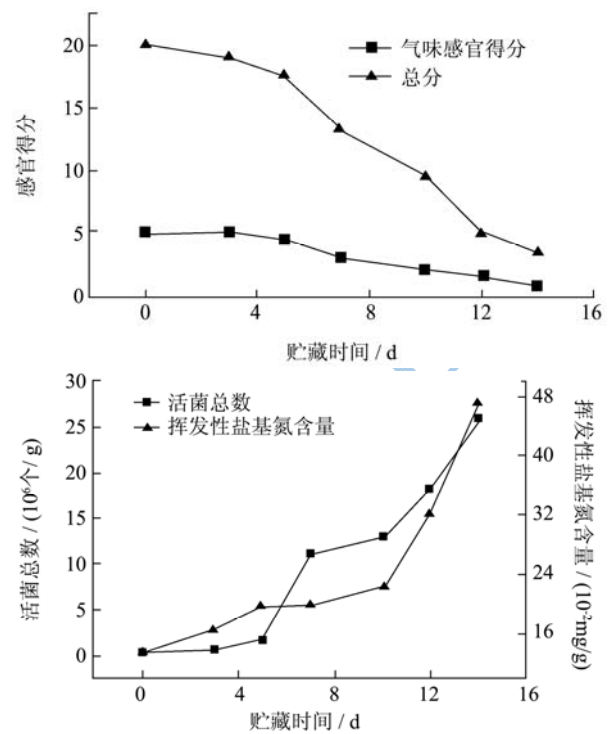


图 1 感官评分、活菌总数及挥发性盐基氮检测结果图

Fig.1 The detection results of sensory evaluation, total bacterial count and total volatile basic nitrogen

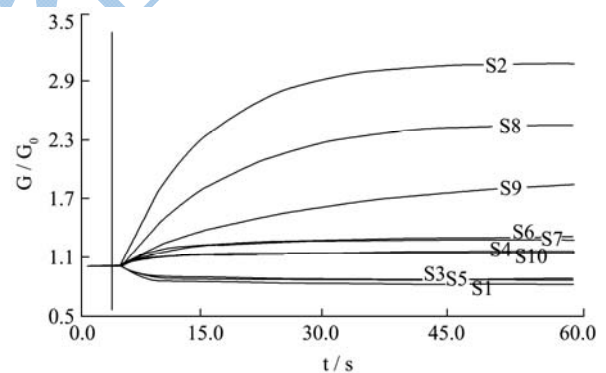


图 2 典型电子鼻响应曲线

Fig.2 Typical response curves of electronic nose

前期试验已得到较佳实验参数为 500 mL 烧杯、25 g 样品质量、5 min 顶空生成时间<sup>[14]</sup>, 采用该参数对第一批样品进行电子鼻检测, 检测温度为室温 20 ℃。图 2 为一个典型的电子鼻响应曲线, 横轴为时间, 纵轴为传感器的电导率 G 与基准气体通过时传感器的电导率 G<sub>0</sub> 的比值, 即 G/G<sub>0</sub>。如图所示, 从第 50 秒开始, 电子鼻数据基本趋于平稳, 为了保证实验数据准确度, 同时节约实验时间, 本实验采样时间设置为 60 s, 冲洗时间为 50 s, 并提取第 50 s 的数据进行本论文后续分析。

#### 2.2.1 马氏距离

利用 SAS 8.2 计算各类样本间的马氏距离, 见表 3 所示。随着冷藏时间的延长, 样品与新鲜样品间的

马氏距离增大,如冷藏 14 d 的样品与冷藏 0 d 的样品,马氏距离为 1738,而冷藏 3 d 的样品与冷藏 0 d 的样品的马氏距离为 10.35。同时可以看出,冷藏时间为 0、3、5 d 的样品之间的马氏距离均比较小,而这三类样本与其他的样品之间的马氏距离较大,说明在冷藏 5 天后,样品的质量有一明显的跃变。

表 3 50 s 数据的马氏距离矩阵

Table 3 The mahalanobis distance matrix based on 50 s

	response value						
	0	3	5	7	10	12	14
0	0	10.35	15.93	238.31	478.97	845.07	1738
3	10.35	0	6.70	178.02	419.54	762.20	1657
5	15.94	6.70	0	160.82	381.72	691.48	1530
7	238.31	178.02	160.82	0	116.10	260.28	1033
10	478.97	419.54	381.72	116.10	0	103.35	1014
12	845.08	762.20	691.48	260.28	103.35	0	688.14
14	1738	1657	1530	1033	1014	688.14	0

2.2.2 PCA 与 LDA 分析

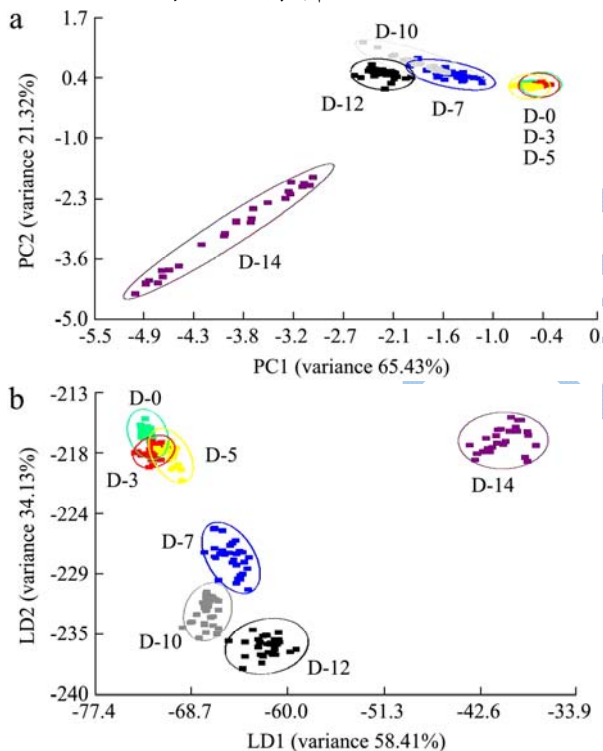


图 3 50 s 数据 PCA 和 LDA 分析图: (a) PCA 分析图, (b) LDA 分析图

Fig.3 The score plots of PCA and DFA based on 50s response value: (a) The score plot of PCA, (b) The score plot of LDA

对上述 210 个样品进行 PCA (图 3a) 和 LDA 分析 (图 3b)。PCA 分析时冷藏期为 0、3、5 d 的样品,数据点相互重叠,不能区分,说明样品在冷藏的前 5 天内变化不大,这与马氏分析所得的结果类似。而这些样品与其他新鲜度的样品却能较好的区分,说明此

后样品在品质上有一跃变过程;冷藏时间为 7、10、12 d 的样品都有部分重叠;冷藏时间为 14 d 的样品可以与其他样品明显区分。LDA 分析表明,除了冷藏期为 0、3、5 d 的样品,数据点有部分重叠,不能很好区分外,其他样品均能很好区分。这与 LDA 所构造的判别函数由原始变量经线性组合得出、能够最大限度地区分不同的样本集有关。

2.2.3 判别分析

表 4 对 50 s 的数据进行判别分析的结果

Table 4 The results of discriminant analysis based on 50s

所属类	response value							百分率
	0 d	3 d	5 d	7 d	10 d	12 d	14 d	
0 d	29	0	1	0	0	0	0	96.67
3 d	2	25	3	0	0	0	0	6.66
5 d	0	2	28	0	0	0	0	7.69
7 d	0	0	0	30	0	0	0	100.00
10 d	0	0	0	0	30	0	0	100.00
12 d	0	0	0	0	0	30	0	100.00
14 d	0	0	0	0	0	0	30	100.00

采用 SPSS 软件对上述 210 个样品的 50 s 数据进行判别分析,结果如表 4 所示,经计算,50 s 数据正确率为 96.19%。由表可得,第 0 d 样品,有一个被误判到第 5 d;第 3 d 样品,有 2 个被误判到第 0 d、3 个被误判到第 5 d;第 5 d 样品,有两个被误判到第 3 d。与前面分析类似,被误判的都存在于第 0、3、5 d 之间,其余几天都判断正确。

2.3 神经网络预测

不同的网络、不同的特征选择方法所得出的结果有所不同(预测的数据结果此处从略)。为考察不同方法的分析效果,计算每种方法预测的标准误差 Se,其定义如下:

$$Se = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{i,exp} - X_{i,pre})^2}{df}}$$

注: Se: 标准误差; n: 样品数量;  $X_{i,exp}$ : 实际值;  $X_{i,pre}$ : 预测值; df: 自由度。

对于本次实验的 7 类共 210 个牛肉样品,首先在

每类样品中随机抽取 20 个样品,共 140 个样品作为训练集,将每类余下的 10 个样品,共 70 个样品作为测试集。采用两种神经网络, BP 神经网络和广义回归神经网络进行分析。分别以原始数据矩阵或特征选择与特征提取后的数据作为输入,对冷藏时间、挥发性盐基氮含量、微生物含量和感官指标进行评价, Se 的计算结果如表 5 所示。

表 5 神经网络预测结果的标准误差 (Se) 表

Table 5 The standard errors of the prediction results based on

BPNN and GRNN					
网络名称	变量	冷藏时间/d	盐基氮含量/(10 <sup>-2</sup> mg/g)	细菌总数/(10 <sup>5</sup> 个/g)	感官评分
BPNN	PCA	4.76	34.72	19.19	2.82
	原始数据	5.06	5.89	45.41	1.70
	Wilks' lambda	2.20	35.14	31.99	2.05
	未解释的方差	2.14	20.74	32.42	1.81
	马氏距离	1.61	21.64	48.36	1.98
	F 值	1.60	30.11	28.39	1.73
GRNN	PCA	1.71	40.90	16.86	2.29
	原始数据	1.36	4.64	16.12	1.31
	Wilks' lambda	1.84	19.2	20.75	1.43
	未解释的方差	1.71	19.19	16.73	1.67
	马氏距离	1.72	19.18	16.78	1.78
	F 值	1.68	19.16	16.19	1.65

### 2.3.1 神经网络对冷藏时间的预测

以样品的冷藏时间作为输出,对所构造的网络进行训练,而后再进行仿真。Se 的计算结果如表 5 中第三列所示。

总体来讲, BPNN 的预测效果不如 GRNN 的预测效果好。如利用原始数据进行计算, BPNN 预测结果的 Se 为 5.06。而使用 GRNN, 几种方法预测的效果相差不多,以 Wilks' lambda 之为依据,使用逐步判别法筛选变量时效果最差, Se 达最大也不过 1.84。这一结果说明, GRNN 作为预测方法,效果较为稳定。

此外,当 BPNN 作为模式识别方法时,以 F 值为依据,用逐步判别法筛选变量,计算结果最好, Se 为 1.6。当 GRNN 作为模式识别方法时,以原始数据作为输入向量,预测效果最好, Se 为 1.36。以冷藏时间的实际值作为 X 轴,以这两种方法的预测结果作为 Y 轴,作图如图 4 所示。由图可见,用 BPNN 进行预测,数据点分布于 y=x 的两侧,较为离散;而用 GRNN 预测,数据点相对较为集中,预测效果略优于 BPNN。可见,使用 GRNN,以原始数据作为输入向量进行计算,电子鼻可以较好地预测牛肉样品的冷藏时间。

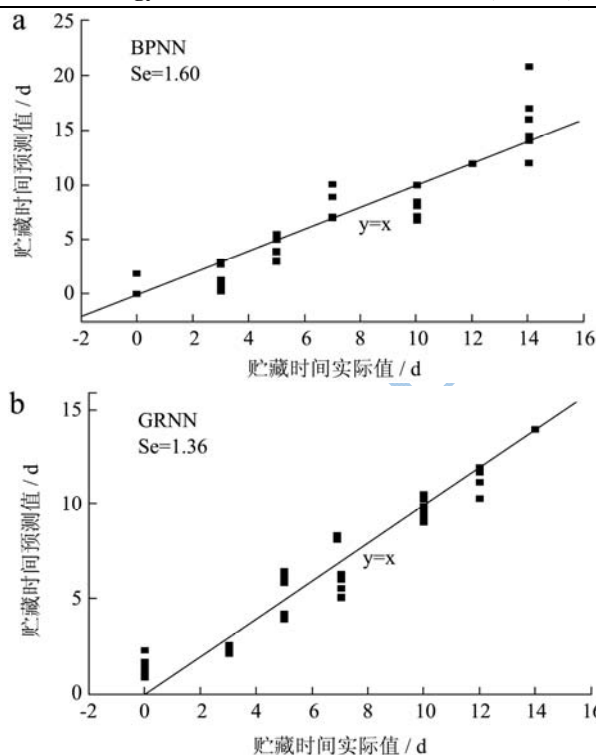


图 4 用 BPNN 和 GRNN 对冷藏时间的预测结果

Fig.4 The prediction results of the storage time based on BPNN and GRNN: (a) BPNN, (b) GRNN

### 2.3.2 神经网络对挥发性盐基氮的预测

类似的,采用相同的输入向量,将样品的挥发性盐基氮含量作为输出,对网络进行训练及仿真。具体的预测数据结果此处从略。Se 的计算结果如表 5 中第四列所示。

采用 BPNN 进行计算,以原始数据作为输入时效果较好, Se 为 5.89,结果如图 5a 所示。采用 GRNN 进行分析时,同样是以原始数据作为输入向量时效果最好, Se 为 4.64,结果如图 5b 所示。采用其他的特征选择与特征提取算法时,效果均不够理想。同时图 6 表明,同样以原始数据作为输入向量,GRNN 对样品中挥发性盐基氮的含量的预测效果较好,且明显优于 BPNN。

### 2.3.3 神经网络对微生物总数的预测

类似的,采用相同的输入向量,将样品中的细菌总数作为输出,对网络进行训练及仿真。具体的预测数据结果此处从略。Se 的计算结果如表 5 中第五列所示。

采用 BPNN 进行计算,以 PCA 作为特征提取算法时效果较好, Se 为 19.19,结果如图 6a 所示。采用 GRNN 进行分析时,同样是以原始数据作为输入向量时效果最好, Se 为 16.12,结果如图 6b 所示。采用其他的特征选择与特征提取算法时, BPNN 的效果均不

够理想, 而 GRNN 的效果相差不多, 均比较好。再次说明, GRNN 具有良好的稳定性。

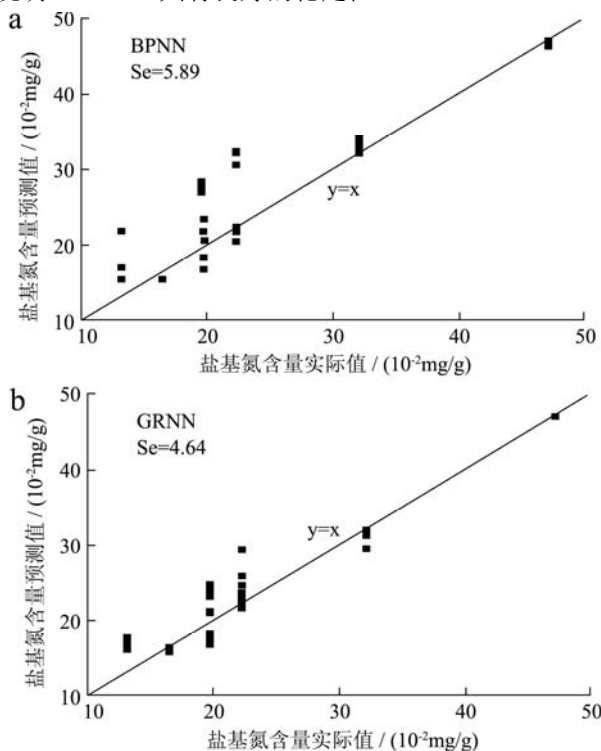


图5 样品挥发性盐基氮含量的网络预测结果图

Fig.5 The prediction results of the total volatile basic nitrogen based on BPNN and GRNN: (a) BPNN, (b) GRNN

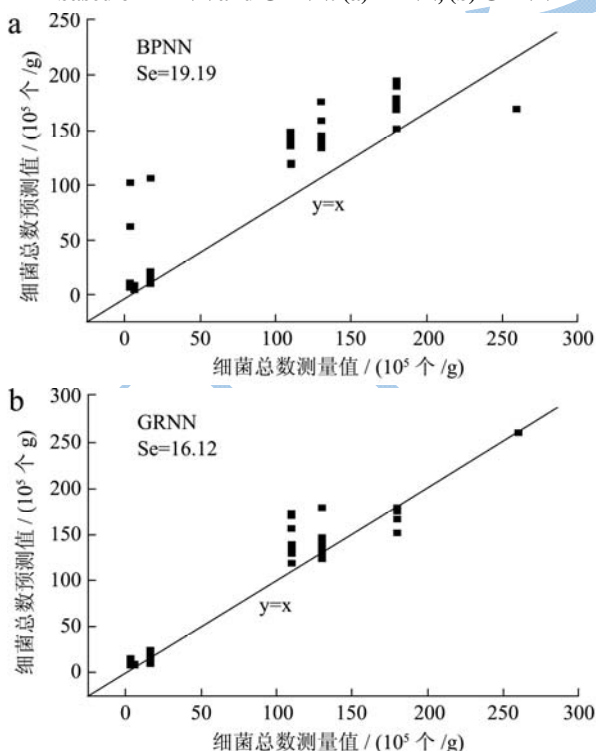


图6 样品中细菌总数的网络预测结果图

Fig.6 The prediction results of the total bacterial count based on BPNN and GRNN: (a) BPNN, (b) GRNN

采用国标方法对牛肉样品中的细菌总数进行检测, 需要采用稀释培养的方法, 由于稀释不均匀及细菌生长的个体差异, 这种方法往往也有较大的实验误差, 通常可达一个数量级。由图 7b, 以原始数据作为输入向量, GRNN 对样品中细菌总数进行预测, Se 为 16.12, 效果较为理想。

### 2.3.4 神经网络对感官得分的预测

类似的, 采用相同的输入向量, 将样品的感官评价得分作为输出, 对网络进行训练及仿真。具体的预测数据结果此处从略。Se 的计算结果如表 6.7 中第六列所示。

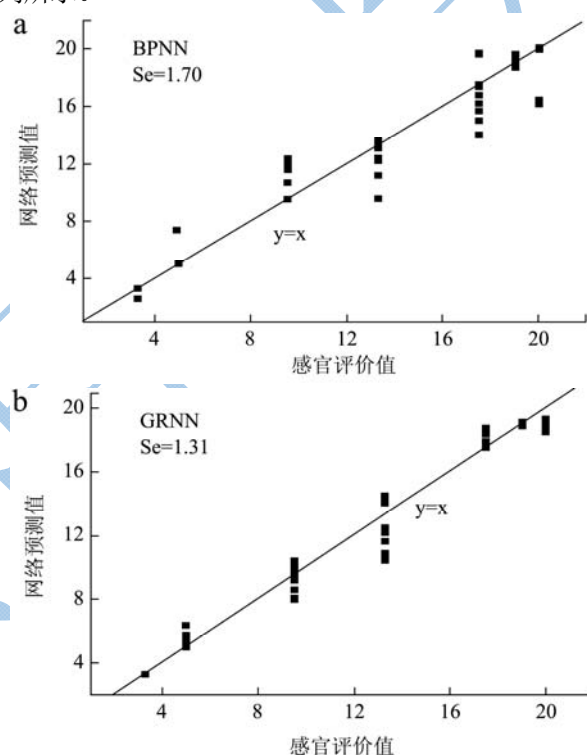


图7 样品感官评价得分的网络预测结果图

Fig.7 The prediction results of the sensory evaluation based on BPNN and GRNN: (a) BPNN, (b) GRNN

采用 BPNN 进行计算, 以原始数据作为输入时效果较好, Se 为 1.70, 结果如图 7a 所示。采用 GRNN 进行分析时, 同样是以原始数据作为输入向量时效果最好, Se 为 1.31, 结果如图 7b 所示。

采用 PCA 作为特征提取算法时, BPNN 与 GRNN 所得的结果均较差。采用其他的特征选择算法时, BPNN 和 GRNN 的效果相差不多, 均比较好, 但 GRNN 的效果略好于 BPNN。由图 7 可见, 采用电子鼻对牛肉样品进行检测, 以神经网络作为模式识别方法, 可以对样品的感官指标做出较好的预测, 其预测值与感官评价的实际值有较强的相关性, 基本上可以反映样品的感官指标。尤其是采用 GRNN 作为模式识别方

法, 预测值的标准误差 Se 仅为 1.31。

### 3 结论

3.1 马氏距离计算结果表明, 随着冷藏时间的延长, 样品与新鲜样品间的马氏距离增大。冷藏时间为 0、3、5 d 的样品之间的马氏距离均比较小, 而这三类样本与其他的样品之间的马氏距离较大, 说明在冷藏 5 d 后, 样品的质量才有明显的跃变。

3.2 对电子鼻采集的数据进行 PCA 与 LDA 分析, 分析结果表明, 对冷藏 0~5 d 的样品较难区分, 而之后不同冷藏天数的样品之间较好区分, 说明冷藏期为 0~5 d 时, 样品中微生物含量较少, 或还处于生长延迟期, 样品的气味变化较小。LDA 效果优于 PCA。

3.3 对数据进行逐步判别分析, 结果表明, 电子鼻对样品有较好的定性判别的能力, 正确率为 96.19%。误判样品主要出现在冷藏时间为 0、3、5 d 的三类样品。

3.4 采用 BPNN 及 GRNN 两种神经网络并结合多种特征选择算法进行分析, 结果表明, 采用原始数据作为输入向量, 利用 GRNN 进行模式识别分析, 对冷藏时间、挥发性盐基氮含量、细菌总数及感官评分进行预测, 效果最好。其中标准误差 Se 分别为: 1.36 d、 $4.64 \times 10^{-2}$  mg/g、 $1.61 \times 10^6$  cfu/g 和 1.31。

### 参考文献

- [1] Ellis David, Broadhurst David, Kell Douglas, et al. Rapid and Quantitative Detection of the Microbial Spoilage of Meat by Fourier Transform Infrared Spectroscopy and Machine Learning [J]. Applied and Environmental Microbiology, 2002, 68(6): 2822-2828
- [2] Shirsat nicky, Brunton Nigel, Lyng James, et al. Texture, Colour and Sensory Evaluation of a Conventionally and Ohmically Cooked Meat Emulsion batter [J]. Journal of The Science of Food and Agriculture, 2004, 84(14): 1861-1870
- [3] Gram Lone, Ravna Lars, Rascha Maria, et al. Food Spoilage-Interactions Between Food Spoilage Bacteria [J]. International Journal of Food Microbiology, 2002, 78(1-2): 79-97
- [4] Champiat Dominique, Matas Nada, Monfort Bertrand, et al. Applications of Biochemiluminescence to HACCP [J]. Luminescence, 2001, 16(2): 193-198
- [5] 洪雪珍, 王俊. 基于逐步判别分析和 BP 神经网络的电子鼻猪肉储藏时间预测[J]. 传感技术学报, 2010, 23(10): 1376-1380  
HONG Xue-zhen, WANG Jun. Discrimination of Different Storage Time of Pork by Electronic Nose based on LDA and BPNN [J]. Chinese Journal of Sensor and Actuators, 2010, 23(10): 1376-1380
- [6] 洪雪珍, 王俊, 周博, 等. 猪肉储藏时间的电子鼻区分方法[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2010, 36(5): 568-572  
HONG Xue-zhen, WANG Jun, ZHOU Bo, et al. Discrimination of Different Storage Time of Pork by Electronic Nose [J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture & Life Sciences), 2010, 36(5): 568-572
- [7] 田晓静, 王俊, 崔绍庆. 电子鼻快速检测区分羊肉中的掺杂鸡肉[J]. 现代食品科技, 2013, 29(12): 2997-3001  
TIAO Xiao-jing, WANG Jun, CUI Shao-qing. Fast Discriminating of Chicken Adulteration in Minced Mutton by Electronic Nose [J]. Modern Food Science and Technology, 2013, 29(12): 2997-3001
- [8] 彭德川, 阎红, 辛松林. 电子鼻技术对红花椒粉感官品质的快速分析[J]. 现代食品科技, 2010, 26(9): 1018-1019  
PENG De-chuan, YAN Hong, XIN Song-lin. Rapid Analysis of Red Sichuan Pepper Powders with Electronic Nose [J]. Modern Food Science and Technology, 2010, 26(9): 1018-1019
- [9] 伍锦鸣, 李敏健, 沈光林, 等. 电子鼻在烟草分析测试中的应用[J]. 现代食品科技, 2007, 23(6): 67-69.  
WU Jin-ming, LI Min-jian, SHEN Guang-lin, et al. Application of Electronic Nose in Tobacco Analysis [J]. Modern Food Science and Technology, 2007, 23(6): 67-69
- [10] Hansen Thomas, Petersen Agerlin, Byrne Derek. Sensory based quality control utilising an electronic nose and GC-MS analyses to predict end-product quality from raw materials [J]. Meat Science, 2005, 69(4): 621-634
- [11] Balasubramanian S, Panigrahi S, Logue C.M, et al. Neural networks-integrated metal oxide-based artificial olfactory system for meat spoilage identification [J]. Journal of Food Engineering, 2009, 91(1): 91-98
- [12] GB/T 5009.44-2003. 肉与肉制品卫生标准的分析方法[S]  
GB/T 5009.44-2003. Method for analysis of hygienic standard of meat and meat products [S]
- [13] GB/T 4789.2-2008. 食品卫生微生物学检验菌落总数测定[S]  
GB/T 4789.2-2008. Microbiological examination of food hygiene-Detection of aerobic bacterial count [S]
- [14] 海铮. 基于电子鼻的牛肉新鲜度检测[D]. 浙江杭州: 浙江大学, 2006  
HAI Zheng. Detection of Beef Freshness by an Electronic Nose [D]. Zhejiang Hangzhou: Zhejiang University, 2006