

# 基于电子鼻的鸡蛋新鲜度检测

李佳婷<sup>1</sup>, 王俊<sup>1</sup>, 李园<sup>1</sup>, 韦逸<sup>2</sup>

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 浙江杭州 310058)

(2. 浙江大学信息与电子工程学院, 浙江杭州 310058)

**摘要:** 鸡蛋新鲜度检测十分重要, 为实现无损检测鸡蛋新鲜度, 该文利用电子鼻技术, 通过挥发物的检测来尝试对 20℃、70% RH 贮藏条件下的鸡蛋新鲜度进行预测。并测量鸡蛋的理化指标(哈夫单位和蛋黄指数)作为新鲜度的衡量标准。通过线性判别分析对储藏不同天数的鸡蛋进行分类分析, 发现线性判别分析能较好地地区分不同储藏天数的鸡蛋, 判别函数的总贡献率为 75.70%; 利用多元线性回归和 BP 神经网络分析法建立电子鼻响应信号和鸡蛋理化指标之间的关系模型, 所建多元线性回归模型的相关系数达 0.84 以上, 相对误差在 8.00% 左右; 所建 BP 神经网络模型的相关系数达 0.84 以上, 相对误差在 9.00% 左右。说明电子鼻技术对鸡蛋新鲜度具有一定的预测能力, 该研究可为鸡蛋新鲜度的无损检测提供参考。

**关键词:** 鸡蛋新鲜度; 电子鼻; 无损检测; 线性判别分析; 多元线性回归; BP 神经网络

文章编号: 1673-9078(2017)4-300-305

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2017.4.046

## Detection of Egg Freshness Using Electronic Nose

LI Jia-ting<sup>1</sup>, WANG Jun<sup>1</sup>, LI Yuan<sup>1</sup>, WEI Yi<sup>2</sup>

(1.College of Bio-systems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

(2.College of information and electronic engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

**Abstract:** It is very important to detect the freshness of eggs. In order to achieve non-destructive detection of freshness, the electronic-nose technique was used in this study to predict the degrees of freshness of the eggs stored at a temperature of 20°C and a relative humidity (RH) of 70% by detecting volatiles. Meanwhile, as known indicators of the degree of freshness, the physical and chemical indices of eggs (Haugh unit and yolk index) were measured. The classification analysis of eggs stored for different numbers of days was conducted using linear discrimination analysis, and the result showed that these eggs could be distinguished effectively; the total contribution of the discriminant functions was 75.70%. Models of the relationship between the electronic-nose signal and the physical and chemical indices of eggs were established using multiple linear regression analysis and a back propagation (BP) neural network. The correlation coefficient and relative error of the multiple linear regression model were greater than 0.84 and around 8.00%, respectively. The correlation coefficient and the relative error of the BP neural network model were greater than 0.84 and around 9.00%, respectively. The results indicated that the electronic nose technique had a certain predictive capability of egg freshness, and this study can provide a reference for the non-destructive detection of the freshness of eggs.

**Key words:** egg freshness; electronic nose; nondestructive examination; linear discrimination analysis; multiple linear regression; back propagation neural network

鸡蛋是人类重要的营养食品, 蛋品质的好坏直接影响着其营养价值的高低, 而鸡蛋新鲜度是衡量蛋品质的重要因素之一<sup>[1]</sup>。如果能在鸡蛋进入餐桌之前按新鲜度对其进行分级, 那么既能为生产商提供一个蛋及副产品的科学管理方法, 又能保障消费者的权益以及身体健康。因此, 探究如何快速、准确地无损检测

收稿日期: 2016-06-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(31071548)

作者简介: 李佳婷(1995-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 基于电子鼻的食品检测

通讯作者: 王俊(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 从事农产品物理性质及其加工与检测方面的研究

鸡蛋新鲜度是一项极有意义的工作。近年来, 国内外一些高校、研究机构的研究人员探究了多种鸡蛋新鲜度的无损检测方法。王巧华等<sup>[2]</sup>利用计算机视觉结合 BP 神经网络检测鸡蛋新鲜度, 对褐壳蛋和白壳蛋新鲜度的检测准确率分别为 87.26% 和 89.03%。龙翔等<sup>[3]</sup>利用振动原理设计了一款鸡蛋新鲜度无损检测的系统, 验证了振动法进行鸡蛋新鲜度检测的可行性。张伟等<sup>[4]</sup>利用高光谱图像采集系统, 建立了基于特征波长的禽蛋新鲜度检测模型, 模型决定系数达到 0.87, 说明了高光谱图像技术可以检测禽蛋新鲜度。Alessandro 等<sup>[5]</sup>使用傅立变换近红外检测鸡蛋新鲜度, 使用主成份分析、偏最小二乘回归和偏最小二乘判别

等方法建立预测模型,对鸡蛋新鲜度指标(气室高度、蛋黄指数和哈夫值)的预测相关系数分别为0.72、0.78和0.67,并能准确地判别鸡蛋的贮藏天数。Aboonajmi等<sup>[6]</sup>利用基于超声波的方法,建立了检测鸡蛋新鲜度指标(哈夫单位、蛋白厚度以及气室高度等)的模型。Mahmoud等<sup>[7]</sup>结合介电谱技术和机器学习技术,对禽蛋新鲜度进行了检测分级,并得到了较好的结果。

这些研究,从某种角度提出了鸡蛋新鲜度检测的一些方法。鸡蛋内部会产生一些挥发物,这些挥发物通过蛋膜蛋壳从内部逸出。随着贮藏时间延长,挥发物将发生较大变化,因此,拟通过挥发物的检测来对鸡蛋新鲜度进行评价,而电子鼻技术是实现挥发物检测的重要手段之一。虽然电子鼻检测相对光学和动力学等方法耗时较长,但是电子鼻检测不仅精度较高,而且能够很好地实现无损检测。基于这样一些特点,电子鼻检测更加适用于抽样检测等场合。

本文利用电子鼻对20℃、70%RH条件下储藏的鸡蛋进行检测分析,旨在研究电子鼻无损检测鸡蛋的响应信号随新鲜度变化的关系,为鸡蛋的无损检测分级提供参考,为筛选出适合鸡蛋新鲜度检测的传感器提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验材料

本实验所用材料为产于福清市镜洋镇红星村的新鲜鸡蛋100枚,其中70枚作为样本,30枚作为备用,用来替换检测过程中人为破损的鸡蛋。将所有鸡蛋表面清洗干净之后放入20℃、70%RH恒温恒湿箱中储藏。

### 1.2 PEN2 电子鼻系统

实验采用德国Airsense公司的PEN2型便携式电子鼻,它是一种由一组包含10个金属氧化物传感器的阵列和识别软件组成的分析仪器,PEN2电子鼻各传感器的名称和性能见参考文献<sup>[8]</sup>。系统主要包括以下几个硬件部分:传感器阵列,采样及清洗通道,数据采集系统及计算机系统。样品气体通过一个内置泵以一定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。基准气体是经过活性炭过滤后的清洁空气,以一定的速率通过另一泵泵入,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,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。该系统的响应信号为传感器接触到样

品挥发物后的电导率G与传感器在经过标准活性碳过滤气体的电导率G<sub>0</sub>的比值。

### 1.3 实验方法

#### 1.3.1 电子鼻检测方法

鸡蛋分为7组,每组10枚,每周检测一组鸡蛋。

采用静态顶空采样系统。经过预实验确定,实验条件为单枚鸡蛋质量控制在60±3g,放置在500mL烧杯内,用保鲜膜将其密封静置顶空1h。然后用针头刺入保鲜膜,吸收顶空气体进行反应。电子鼻软件每秒钟采样1次,自动记录1次数据。每采样1次都要进行样品通道的冲洗。此外,对检测过的鸡蛋进行破壳处理,用游标卡尺等测量工具测量鸡蛋的蛋白高度、蛋黄高度等,作为新鲜度的理化指标。

#### 1.3.2 鸡蛋理化指标的检测

哈夫单位是反映鸡蛋品质优劣的指标<sup>[9]</sup>。哈夫单位愈高,表示蛋白黏稠度越好,蛋白品质愈高。哈夫单位的简易测量方法:先精确称取蛋重,然后将鸡蛋轻轻地打在大的表面皿中,用游标卡尺测定多个蛋白高度,然后取平均值作为该枚鸡蛋哈夫单位计算的依据。哈夫单位按式(1)计算:

$$HU=100 \times 1 \text{ g} (Hw+7.57-1.7 \times m^{0.37}) \quad (1)$$

式中:Hw为蛋白高度;m为整颗鸡蛋质量。

蛋黄指数的测量:将鸡蛋在中部轻轻打破,剥开蛋壳,将蛋液轻轻倒在洁净的大的表面皿中,把游标卡尺架放在蛋液上,分别测得蛋黄高度Hy和蛋黄的直径D。蛋黄指数按式(2)计算:

$$YI=(Hy \div D) \times 100\% \quad (2)$$

### 1.4 数据处理方法

线性判别函数分析(Linear Discriminant Analysis, LDA):一种常规的模式识别和样品分类法。它的基本思想是投影,首先通过找出特征向量w,将k组m元数据投影到另一个更低维的方向,使得投影后组与组之间尽可能地分开,而同一组内的关系更加密切,然后在新空间中对样本进行分类<sup>[10]</sup>。

多元线性回归分析(Multiple Linear Regression, MLR)广泛用于定量分析领域<sup>[11]</sup>。研究一组变量即自变量变动对另一变量变动的的影响程度,其目的在于根据已知自变量变异来估计或预测因变量的变异情况。

BP神经网络是一种有导师学习方法,基本思想是最小二乘算法。它利用均方误差和梯度下降法来实现对网络连接权的修正,从而使网络趋向收敛,即使网络的全局误差趋向极小值。典型的BP网络是3层网络,包括输入层、输出层及隐层,对于输入信号,

要先向前传播到隐含层节点,经作用函数后,再把隐含层节点的输出信号传播到输出节点,最后输出结果。

## 2 结果与讨论

### 2.1 特征响应信号的确定

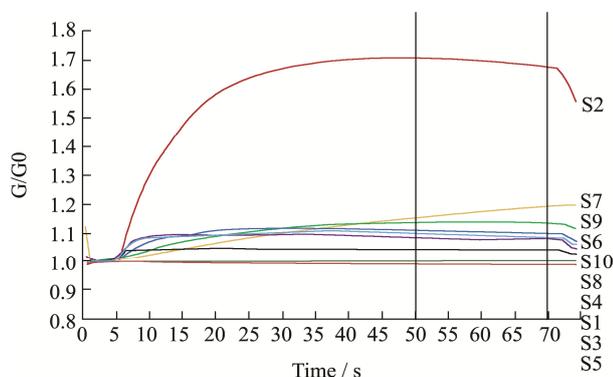


图1 电子鼻信号响应曲线

Fig.1 Response curve of the electronic nose signal

图1 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  $G_0$  的比值,即  $G/G_0$ 。从图中看出,第 35 s 开始,电子鼻响应信号开始趋于稳定。为了保证实验准确度,本实验提取第 50 s 至 69 s 之间的平均响应值作为特征值,进行后续分析。

### 2.2 电子鼻传感器响应值随鸡蛋储藏时间的变化

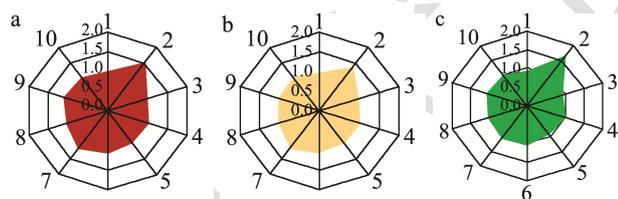


图2 不同储藏时间下的传感器响应雷达图

Fig.2 Radar plots of sensor responses under different storage times

注: a, 第 0 d; b, 第 21 d; c, 第 42 d。

图2 是传感器响应值随着鸡蛋储藏时间增加而相应变化的趋势。可以看出, S2 传感器的响应信号在第 0、21、42 d 之间先减小后增大,又根据该传感器对氮氧化物最为敏感,可以推断出随着储藏时间的增加,鸡蛋内部所产生的氮氧化物含量会发生改变;此外,其他传感器的变化均较为微弱,说明鸡蛋内产生的诸如烃类、醇类气体较少或者变化不明显。

### 2.3 鸡蛋理化指标的变化

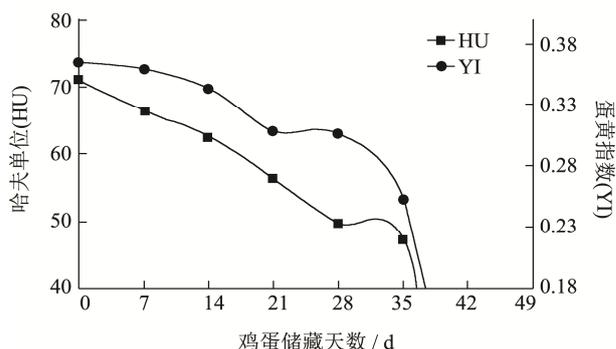


图3 不同储藏时间下的理化指标

Fig.3 Physical and chemical indices of eggs during storage

图3 显示的是鸡蛋的理化指标(哈夫单位与蛋黄指数)随储藏时间的变化趋势,两者均可以用来衡量鸡蛋的新鲜度。参考文献<sup>[12]</sup>中的等级划分标准:AA级鸡蛋  $YI \geq 0.42$ 、 $HU \geq 72$ ; A级鸡蛋  $YI 0.35-0.41$ 、 $HU 60-71$ ; B级鸡蛋  $YI 0.17-0.34$ 、 $HU 31-59$ ; C级鸡蛋  $YI < 0.17$ 、 $HU < 31$ 。所以,若以哈夫单位为分级标准,则 0~14 d 为 A 级鸡蛋、21~42 d 为 B 级鸡蛋;若以蛋黄指数为分级标准,则 0~7 d 为 A 级鸡蛋、7~42 d 为 B 级鸡蛋。另外,根据参考文献,随着哈夫单位或者蛋黄指数的数值下降,表明鸡蛋新鲜度在下降。但是,由于所购买鸡蛋的新鲜度不一致以及测量误差等因素,两个指标的曲线都不是完全单调下降的。同时,两者的分级效果略有差别,可能是由人工测量的误差而导致。

### 2.4 不同贮藏时间的 LDA 分析

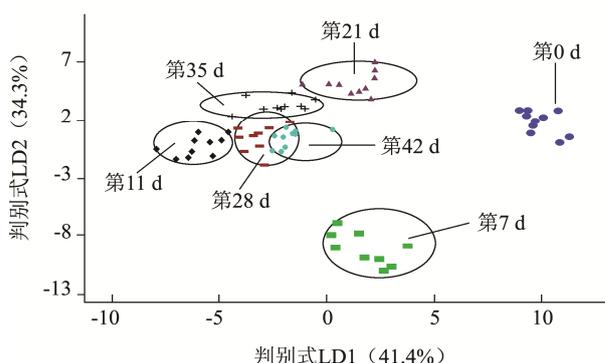


图4 不同储藏时间下鸡蛋的线性判别分析二维得分图

Fig.4 2-D LDA scores for eggs with different storage times

取 50 至 69 s 间的平均响应值作为特征值,对储藏 0~42 d 共 70 枚鸡蛋样品进行 LDA 分析,如图 4 所示,总贡献率为 75.70%。由图可以看出,经过 LDA 分析后,除了第 28 d 到第 42 d 之间出现了部分重叠之外,其他不同储藏天数的鸡蛋之间能够较好地地区分开,这可能是因为第 28 d 到第 42 d 这一段时间内,鸡蛋新鲜度变化不明显或者挥发性物质的含量相近。另外,

第 14 d 到第 42 d 的数据相对集中, 且明显地区别于 0~7 d, 这说明前 14 d 鸡蛋新鲜度变化较为明显, 而 14 d 之后新鲜度的变化比较小。

### 2.5 鸡蛋新鲜度的预测

#### 2.5.1 多元线性回归模型

在本实验的分析中, 将 10 个传感器对鸡蛋挥发物在 50 至 69 s 间的平均响应信号作为自变量, 鸡蛋新鲜度 (哈夫单位和蛋黄指数) 分别作为因变量。根据鸡蛋的编号, 在每次检测的鸡蛋中选取前 8 个编号的鸡蛋作为训练集, 因此, 一共选取了 56 个鸡蛋的数据作为训练集用于建立回归模型, 另外 14 个鸡蛋的数据作为预测验证用于对所建模型进行预测。采用多元线性回归对其进行回归分析。

运用 MLR 分析得到的哈夫单位回归模型为:

$$HU = -395.4 - 543.2S1 - 27.5S2 + 1031.7S3 + 42.1S4 - 135.1S5 + 732.4S6 + 41.4S7 - 393.2S8 + 372.7S9 - 676.3S10 \quad (3)$$

其中, HU 表示哈夫单位, s1~s10 表示传感器的特征信号。对回归方程进行检验, 方程显著性检验 F 值为 10.78, 显著水平  $p < 0.01$ , 相关系数为 0.84, 说明回归模型有效。

运用 MLR 分析得到的蛋黄指数回归模型为:

$$YI = -0.68 - 3.3S1 - 0.3S2 + 1.5S3 - 0.7S4 + 2.7S5 + 4.7S6 + 0.4S7 - 3.8S8 + 1.7S9 + 2.0S10 \quad (4)$$

其中, YI 表示蛋黄指数, s1~s10 表示传感器的特征信号。对回归方程进行检验, 方程显著性检验 F 值为 13.43, 显著水平  $p < 0.01$ , 相关系数 0.87, 说明回归模型有效。

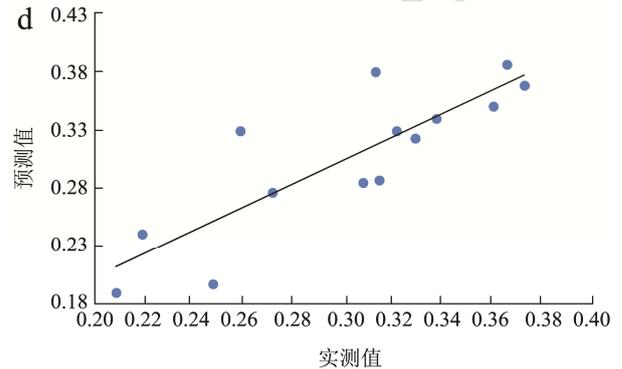
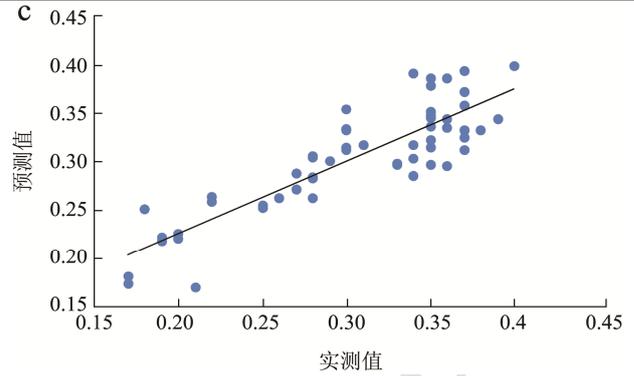
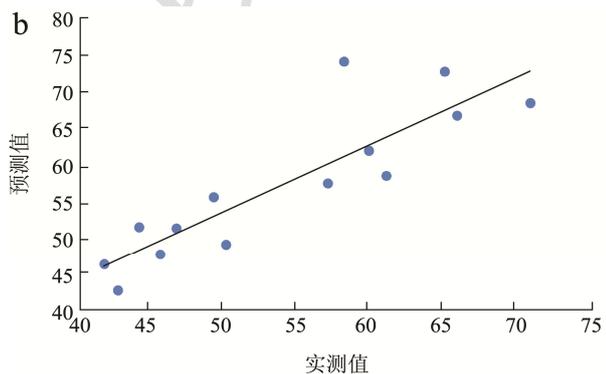
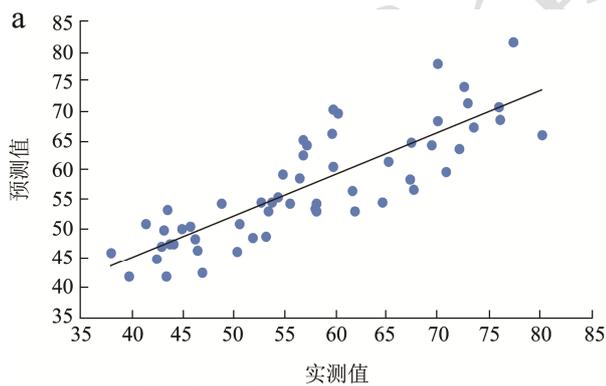


图 5 鸡蛋理化指标 MLR 模型预测值与实测值的相关关系

Fig.5 Relationship between the predicted and measured values of egg physical and chemical indices using the MLR model

注: a, 哈夫单位-训练集; b, 哈夫单位-测试集; c, 蛋黄指数-训练; d, 蛋黄指数-测试集。

图 5 中, 分别是对因变量 (哈夫单位和蛋黄指数) 建立的多元线性回归模型预测理化指标与实测理化指标之间的关系。可以定性看出, 多元线性回归模型中电子鼻响应信号和鸡蛋新鲜度之间存在一定的线性关系, 利用该模型对测试集进行测试, 发现哈夫单位对应的测试效果要优于蛋黄指数。

表 1 鸡蛋理化指标多元线性回归模型预测效果

Table 1 Results of the prediction of egg physical and chemical indices using the MLR model

理化参数	训练集			测试集		
	R	RMSEP	ERR/%	R	RMSEP	ERR/%
哈夫单位(HU)	0.84	6.16	8.95	0.87	4.85	7.89
蛋黄指数(YI)	0.87	0.03	8.95	0.84	0.03	8.67

表 1 所示的是理化指标中训练集与预测集的实测-预测值的相关系数、估计标准误差以及平均相对误差。从表中看出, 哈夫单位和蛋黄指数的相关性系数都达到了 0.84 以上, 说明显著性较好; 对比测试集和训练集的相对误差, 可以看出, 哈夫单位和蛋黄指数的测试集相对误差分别降低了 1.06% 和 0.28%, 说明用此模型进行鸡蛋新鲜度预测有效, 且哈夫单位的预测效果更好。

#### 2.5.2 BP 神经网络模型

在 BP 神经网络建模过程中, 选取 56 枚鸡蛋的实验数据作为训练集, 另外 14 枚鸡蛋的数据作为测试集。理化参数 (哈夫单位和蛋黄指数) 的检测结果作为网络的输出, 10 个传感器的响应信号作为输入, 根据一些参考公式<sup>[13,14]</sup>和一定的训练尝试, 选取适当的隐层单元数, 构成了一个 10-13-1 的三层 BP 神经网络结构。

通过对传感器阵列数据的 BP 网络训练, 并用测试集代入网络进行模拟。建立的 BP 模型预测理化指标与实测理化指标之间的关系见图 6。从图中可以初步地看出, 预测值和实测值之间存在一定的线性关系, 从而说明 BP 网络对鸡蛋理化参数有一定的预测效果。但是, 蛋黄指数的测试集中出现了一个偏离较大的点, 可能是由手工测量理化指标存在的误差而造成, 本分析中选择将其剔除。

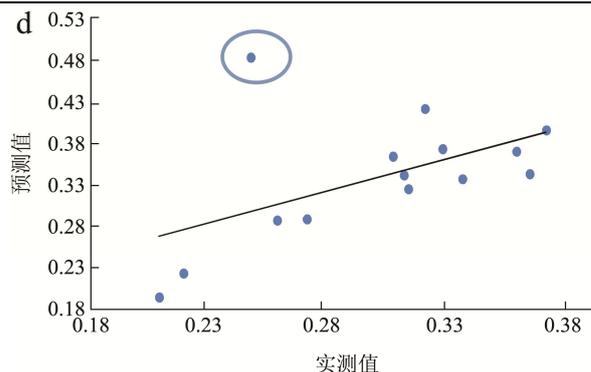
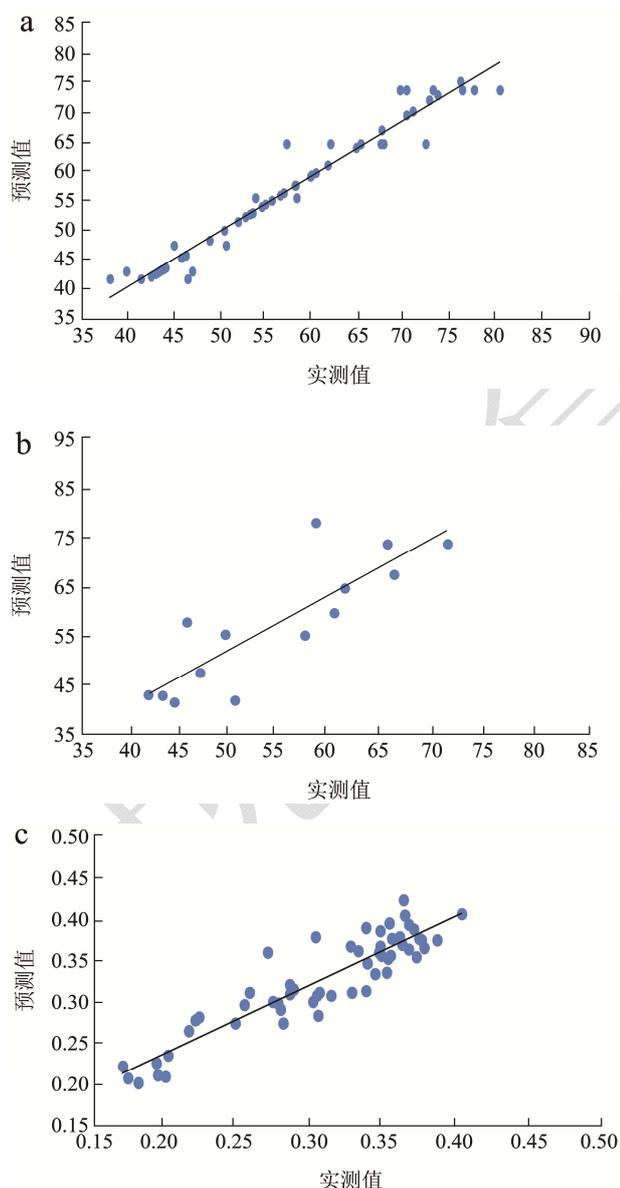


图 6 鸡蛋理化指标 BP 神经网络预测值与实测值的相关关系

Fig.6 Relationship between the predicted and measured values of egg physical and chemical indices using the BP network

注: a, 哈夫单位-训练集; b, 哈夫单位-测试集; c, 蛋黄指数-训练集; d, 蛋黄指数-测试集 (剔除圈出的异常点)。

表 2 鸡蛋理化指标 BP 神经网络预测效果

Table 2 Result of the prediction of egg physical and chemical indices using the BP network

理化参数	训练集			测试集		
	R	RMSEP	ERR/%	R	RMSEP	ERR/%
哈夫单位(HU)	0.98	2.41	2.19	0.85	5.30	9.81
蛋黄指数(YI)	0.92	0.03	9.56	0.88	0.05	9.07

表 2 是理化指标训练集与预测集的实测-预测值的相关系数、估计标准误差以及平均相对误差。从表中各参数来看, BP 神经网络预测值与真实值之间的相关系数达 0.85~0.98, 平均相对误差在 2.19%~9.81%, 说明可以用此 BP 网络模型来预测鸡蛋新鲜度。此外, 哈夫单位测试集的平均相对误差明显大于训练集, 甚至达到了 4 倍的关系, 其原因可能有两个: 首先, 计算哈夫单位需要多次测量蛋白高度并取平均值, 我们在测量中发现, 鸡蛋贮藏了一段时间之后, 蛋白稠度会明显降低, 不同部位的蛋白高度往往会出现较大的差异, 所以这就很可能带来误差; 其次, 也可能是因为测试集的样本数量偏少, 统计结果的代表性不强。

2.5.3 BP 神经网络和多元线性回归分析效果对比

表 3 不同模型预测结果比较

Table 3 Comparison of the predicted results using different models

理化参数	模型	测试集		
		R	RMSEP	ERR/%
哈夫单位(HU)	BP	0.85	5.30	9.81
	MLR	0.87	4.85	7.89
蛋黄指数(YI)	BP	0.88	0.05	9.07
	MLR	0.84	0.03	8.67

如表 3, 将两种预测模型的测试效果进行汇总。从哈夫单位的预测效果来看, 两种预测模型的相关系数相差 0.02, 相对平均误差相差 1.92%, 可见 MLR 模型的测试效果稍微优于 BP 模型, 但是差异不大; 从蛋黄指数的预测效果来看, 两种模型的相关系数相差 0.04, 相对平均误差相差 0.40%, 同样可以认为 MLR 预测模型稍微优于 BP 模型, 但差异也不显著。总体而言, 这两种模型在基于电子鼻的鸡蛋新鲜度预测上均具有一定的效果, 可以为后续相关研究提供参考。

### 3 结论

目前, 国内外对禽蛋新鲜度的无损检测方法主要有称重-测距法、电子鼻技术、声学特性、机器视觉技术以及光谱检测技术, 其中, 采用机器视觉技术和光谱检测技术检测禽蛋新鲜度的研究最多。基于电子鼻检测禽蛋新鲜度这一方面的研究则相对较少。

相对于机器视觉和光谱技术而言, 电子鼻检测具有操作简单的优点。另外, 机器视觉和光谱技术的检测都是基于禽蛋的物理特征, 而电子鼻则是直接检测禽蛋的化学品质变化, 即气味变化, 所以利用电子鼻检测禽蛋, 可以建立更加直观的预测模型。

本文通过电子鼻技术以及相关的数据处理方法, 得出了以下一些结论:

3.1 针对不同贮藏时间下的鸡蛋, 电子鼻传感器的响应信号不同, 证明了电子鼻检测鸡蛋新鲜度的可行性。

3.2 LDA 分析结果表明, 大部分的鸡蛋都能依据储藏时间的不同得到较好的区分, 但第 28 d 到第 42 d 之间出现了部分重叠, 可能是由于超市购得的鸡蛋仍然存在新鲜度不一致的问题。后期做类似实验时, 应在条件允许的情况下, 尽可能保证其他变量的一致性。

3.3 采用 BP 神经网络和多元线性回归方法进行建模, 结果表明, 两种预测模型均具有一定的预测效果, 并且 MLR 的预测效果要稍微优于 BP 神经网络, 但是总体而言, 两者的差异并不显著。

对比目前已有的基于机器视觉或光谱技术的鸡蛋新鲜度检测, 如王巧华等<sup>[2]</sup>利用计算机视觉结合 BP 神经网络检测鸡蛋新鲜度; Alessandro 等<sup>[5]</sup>使用傅立变换近红外检测鸡蛋新鲜度; 本文所研究的两种模型达到了与其相近甚至更好的预测效果, 可以为后期基于电子鼻的鸡蛋新鲜度检测研究提供一定的参考, 在本实验的基础上进行改进, 探究检测鸡蛋新鲜度的更加准确且简便的方法。

### 参考文献

[1] 舒国伟,陈合,张璐,等.鸡蛋新鲜度评价方法研究现状[J].食

品科技,2008,10:233-236

SHU Guo-wei, CHEN He, ZHANG Lu, et al. Advance in the research on methods to evaluate egg freshness [J]. Food Science and Technology, 2008, 10: 233-236

[2] 王巧华,任奕林,文友先.基于 BP 神经网络的鸡蛋新鲜度无损检测方法[J].农业机械学报,2006,37(1):104-106

WANG Qiao-hua, REN Yi-lin, WEN You-xian. Study on Non-destructive detection method for fresh degree of eggs based on bp neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 104-106

[3] 龙翔,李运兵,罗霞.鸡蛋新鲜度无损检测系统的研究与设计[J].计算机与数字工程,2010,38(5):155-158

LONG Xiang, LI Yun-bing, LUO Xia. Design of non-destructive testing system for egg freshness [J]. Computer & Digital Engineering, 2010, 38(5): 155-158

[4] 张伟,潘磊庆,林红英.基于高光谱图像检测禽蛋新鲜度的研究[J].南京晓庄学院学报,2015,6:46-50

ZHANG Wei, PAN Lei-qing, LIN Hong-ying. Nondestructive detection on freshness of eggs with hyperspectral imaging technology [J]. Journal of NanJing XiaoZhuang University, 2015, 6: 46-50

[5] Giunchi A L, Berardinelli A N, Ragni L, et al. Non-destructive freshness assessment of shell eggs using FT-NIR spectroscopy [J]. Journal of Food Engineering, 2008, 89(2): 142-148

[6] Aboonajmi M, Setarehdan S K, Akram A, et al. Prediction of poultry egg freshness using ultrasound [J]. International Journal of Food Properties, 2014, 17(9): 1889-1899

[7] Soltani M, Omid M. Detection of poultry egg freshness by dielectric spectroscopy and machine learning techniques [J]. Food Science and Technology, 2015, 62(2): 1034-1042

[8] Yu Hui-chun, Wang Jun. Discrimination of longjing green-tea grade by electronic nose [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2007, 122(1): 134-140

[9] Haugh R R. The haugh unit for measuring egg quality [J]. US Egg Poultry Magazine, 1937, 43: 552-555

[10] 王晓慧.线性判别分析与主成分分析及其相关研究评述[J].中山大学研究生学刊,2007,4:51-61

WANG Xiao-hui. A summary of LDA, PCA and relative work [J]. Journal of the Graduates Sun Yat-Sen University, 2007, 4: 51-61

[11] Zhang Hong-mei, Chang Ming-xun, Wang Jun, et al. Evaluation of peach quality indices using an electronic nose by MLR, QPST and BP network [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2008, 134(1): 332-338

- [12] 吕加平,李一经.蛋黄指数与哈夫单位的简易测定法[J].肉品卫生,1994,7:13-14  
LV Jia-ping, LI Yi-jing. A simple method for determining yolk index and haugh unit [J]. Meat Hygiene, 1994, 7: 13-14
- [13] Jadid M N, Fairbairn D R. The application of neural network techniques to structural analysis by implementing an adaptive finite-element mesh generation [J]. AIEDAM, 1994, 8(3): 177-191
- [14] 焦斌,叶明星.BP 神经网络隐层单元数确定方法[J].上海电机学院学报,2013,16(3):113-116  
JIAO Bin, YE Ming-xing. Determination of hidden unit number in a BP neural network [J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2013, 16(3): 113-116