

# 基于 SVM 核机器学习的三文鱼新鲜度检测系统

李鑫星<sup>1</sup> 董保平<sup>1</sup> 杨铭松<sup>2</sup> 张国祥<sup>1</sup> 张小栓<sup>1</sup> 成建红<sup>3</sup>

(1. 中国农业大学食品质量与安全北京实验室, 北京 100083; 2. 山东省烟台市森林资源监测管理站, 烟台 264000;  
3. 中国农业大学烟台研究院, 烟台 264670)

**摘要:** 为了实现对不同冷藏温度下三文鱼新鲜度的检测与识别, 设计了一种用于三文鱼气味指纹采集与新鲜度辨识的电子鼻系统。电子鼻系统由密闭检测气室、半导体气体传感器阵列、数据采集模块、模式识别模块和显示界面等组成。电子鼻模式识别方法采用核机器学习方法, 以支持向量机(SVM)作为学习机。采集 0、4、6℃ 温度下冷藏三文鱼样本的气味数据, 对不同核函数及参数的核机器学习模型进行训练与测试, 最终确定了适于此电子鼻系统识别三文鱼新鲜度的最佳核机器学习模型; 核函数选用多项式核函数, 核参数  $q$  取 3,  $\gamma$  取 15,  $c$  取 0。此模型对不同温度冷藏三文鱼样本的冷藏时间具有一定的辨识能力, 对于测试集, 0℃ 允许偏差 1 d 预测正确率为 92.86%, 4℃ 无偏差预测正确率为 88.89%、允许偏差 1 d 预测正确率 100%, 6℃ 无偏差预测正确率为 75.00%、允许偏差 1 d 预测正确率 100%。将辨识结果与主成分分析结果(PCA)进行对比, 此模型具有明显的优势。

**关键词:** 三文鱼; 新鲜度; 电子鼻; 核机器学习

**中图分类号:** S983 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)05-0376-09

## Detection System of Salmon Freshness Based on SVM Kernel-based Machine Learning

LI Xinxing<sup>1</sup> DONG Baoping<sup>1</sup> YANG Mingsong<sup>2</sup> ZHANG Guoxiang<sup>1</sup> ZHANG Xiaoshuan<sup>1</sup> CHENG Jianhong<sup>3</sup>

(1. Beijing Laboratory of Food Quality and Safety, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Station for the Forest Resources Monitoring and Management in Yantai, Yantai 264000, China

3. Yantai Institute, China Agricultural University, Yantai 264670, China)

**Abstract:** In order to detect the odor of salmon refrigerated at different refrigerating temperatures and identify its freshness more accurately, an electronic nose based on kernel-based machine learning model was designed. It consisted of five parts, which were the detection air chamber, the array of six gas sensors, the data acquisition module, the pattern recognition module and the display interface. Kernel-based machine learning model was selected as the pattern recognition method of the electronic nose, and support vector machine (SVM) was selected as the learning machine of kernel-based machine learning model. The odor fingerprint data of salmon samples respectively refrigerated at 0℃, 4℃ and 6℃ was collected to train and test the kernel-based machine learning models with different kernel functions and kernel parameters. Finally, a kernel-based machine learning model that had the best salmon freshness identification effect was determined. And it was determined that the polynomial function was taken in the kernel function, and the kernel parameters of  $q$ ,  $\gamma$  and  $c$  were taken as 3, 15 and 0, respectively. Analysis of identification result of test set salmon samples was conducted, which showed that no days deviation correct rate was 57.14% and allowable deviation of 1 day correct rate was 92.86% at 0℃, no days deviation correct rate was 88.89% and allowable deviation of 1 day correct rate was 100% at 4℃, no days deviation correct rate was 75.00% and allowable deviation of 1 day correct rate was 100% at 6℃. It proved that the model had certain ability to identify the freshness of salmons refrigerated at different temperatures. Compared with the result of principal component analysis (PCA), the kernel-based machine learning model had a better ability.

**Key words:** salmon; freshness; electronic nose; kernel-based machine learning

收稿日期: 2019-01-14 修回日期: 2019-03-14

基金项目: 北京市重点研发计划项目(Z181100001018033)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2019TC044)

作者简介: 李鑫星(1983—),男,副教授,博士,主要从事农业系统与知识工程研究,E-mail: lxxcau@cau.edu.cn

通信作者: 成建红(1970—),女,副教授,博士,主要从事食品开发与安全研究,E-mail: chengjh2000@163.com

## 0 引言

三文鱼作为优质刺身原料之一,因其鲜美的肉质和极佳的口感深受消费者青睐。其冷藏保鲜方法(0~4℃)是将三文鱼的温度降低到冰点却又不使其冻结产生冰晶,能够较好地保持其品质<sup>[1]</sup>。受运输条件、销售或采购后贮藏环境的限制,水产品冷藏温度常不能控制在0~4℃之间,导致其新鲜度下降很快,极易发生变质腐败<sup>[2-3]</sup>。近年来,学者们对三文鱼品质的研究仅停留在生物、理化指标分析和保鲜方法对比方面<sup>[4-6]</sup>,并未提出合理有效的三文鱼品质智能检测方法。电子鼻是一种现代仿生技术,可以通过对气味进行分析达到种类区分、新鲜度判定和品质预测等目的,在农产品、食品领域得到广泛应用<sup>[7-11]</sup>。传统的电子鼻模式识别方法对简单、线性的问题具有较好的解决效果,但当研究对象类别增多、复杂性增大,尤其是对不同冷藏温度的三文鱼新鲜度识别这种既涉及温度识别又涉及新鲜度判定的问题,传统的模式识别方法不能满足要求<sup>[12]</sup>。

模式识别方法的建立是电子鼻研究的重要内容,相较于传统的线性模式识别方法,如Fisher判别分析法(Fisher discriminant analysis, FDA)<sup>[13]</sup>、主成分分析法(Principal component analysis, PCA)<sup>[14]</sup>,核方法可以通过核函数解决低维线性不可分问题,保障更快速的学习和更高效的研究,为模式识别提供重要的解算思路<sup>[15-16]</sup>。引入了核方法的机器学习称作核机器学习。模式识别中,核机器学习模型由两部分组成,一部分是核函数,另一部分是通用的线性学习机<sup>[17]</sup>。在众多学习机中,支持向量机(Support vector machine, SVM)是目前应用最广泛的一种,非常适合高维度和小样本数据量训练。近年来支持向量机的研究与应用快速发展,以支持向量机为学习机的核方法已成为流行且强大的模式识别工具<sup>[18-19]</sup>。

本文自主设计用于三文鱼气味指纹采集与辨识的电子鼻系统,选择支持向量机作为电子鼻模式识别的工具。考虑到三文鱼冷藏保鲜的温度要求与实际情况,设计0、4、6℃冷藏下的三文鱼气味检测实验,结合实验数据,对不同温度冷藏的三文鱼新鲜度随冷藏时间的变化进行评价。以实验所得传感器阵列响应特征量和冷藏温度作为模式识别的输入量,对三文鱼冷藏时间进行预测,为判别三文鱼新鲜度提供依据。并讨论核机器模型建立时需要调整的几个核函数及其参数,以便构建适用于该电子鼻系统预测三文鱼新鲜度的最佳核机器模型。

## 1 检测系统与实验

### 1.1 检测系统设计

检测系统主要由密闭检测气室、半导体气体传感器阵列、数据采集模块、模式识别模块和显示界面等组成。多个半导体气敏传感器固定于密闭气室内,对气室内气体浓度进行实时监测并通过信号调理电路向单片机传输电压信号。STC12C5A60S2单片机自带A/D转换功能,将模拟信号转换为能够表征气体浓度的数字信号,经串口上传到上位机,数字信号在上位机经过数据预处理后进行模式识别,识别结果在显示界面输出。其中,模式识别方法采用核机器学习模型。

#### 1.1.1 传感器阵列

金属氧化物半导体式传感器灵敏度高,但是存在交叉敏感、选择性差等缺点,即单一传感器可能对待测环境中多种气体敏感。研究表明<sup>[6]</sup>,三文鱼在冷藏过程中产生的挥发性成分,除了所占比例比较大的醛类、醇类、烃类等,还有脂类、酸类、胺类、酮类和其他气体等,且这些气体的挥发量变化在三文鱼由新鲜到腐败的冷藏过程中会呈现一定的规律。根据半导体传感器特点及三文鱼冷藏过程中挥发性气体变化,选择6种不同敏感特性的传感器组成传感器阵列,分别为炜盛电子科技有限公司生产的MQ136、MQ137、MQ138和费加罗电子有限公司生产的TGS2612、TGS822、TGS2600。传感器型号与敏感特性如表1所示。

表1 传感器型号与敏感特性

Tab.1 Sensor model and sensitive characteristics

传感器编号	传感器型号	敏感气体	灵敏度
S1	MQ136	硫化氢、含硫蒸汽等	1~200 mL/m <sup>3</sup>
S2	MQ137	氨气、有机胺等	5~500 mL/m <sup>3</sup>
S3	MQ138	甲苯、丙酮、乙醇、氢气等	5~500 mL/m <sup>3</sup>
S4	TGS2612	甲烷、丙烷、丁烷等	1%~25%
S5	TGS822	乙醇、有机溶剂等	50~5000 mL/m <sup>3</sup>
S6	TGS2600	氨气、甲醛、酒精、氢气等	0~100 mL/m <sup>3</sup>

#### 1.1.2 检测气室设计

为了将环境因素、测量残留气体影响降到最低,需对检测气室及气路进行设计。密闭气室设计要求:检测气室应具有严格的气密性,且便于气体清洗;气室体积过大或过小会影响三文鱼样本挥发性气体在气室内达到平衡、与传感器充分接触的时间,检测气室体积应适中;传感器正常工作时,敏感元件部位温度高达200~300℃,传感器敏感元件外加有滤网防护罩,用手触摸滤网防护罩外侧有微烫感,温

度为几十摄氏度,检测气室材料应选择耐热、无挥发性气味且不会与三文鱼挥发性气体产生反应的材料。

检测气室由高9 cm、直径15 cm的圆柱状可微波加热的聚丙烯保鲜盒改装,由铝箔胶密封而成,聚丙烯材料无毒、无味,具有较高的耐热性,连续使用温度可达110~120℃,与绝大多数化学药品不发生化学反应。检测气室开有进气口和出气口,可对检测气室进行洗气,进气口连接活性炭空气净化器对吸入空气进行过滤,出气口连接真空泵将气室内废气抽出并排到室外。传感器阵列敏感气体除氨气外密度均大于空气,将6个传感器呈圆形集中排列于气室底部,待测三文鱼样本则置于检测气室顶部中央的三文鱼样本槽内。样本槽选用不锈钢大孔滤网,可由保鲜膜密封且更换方便。结构如图1所示。



图1 电子鼻检测气室

Fig.1 Detection chamber of electronic nose

1. 样本槽 2. 出气口 3. 单片机 4. 传感器阵列 5. 进气口

### 1.1.3 软件设计

检测系统软件运行流程图如图2所示。

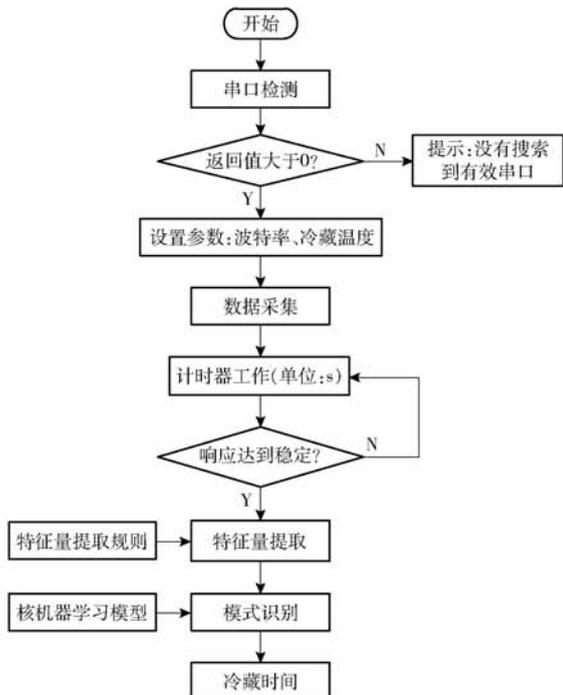


图2 电子鼻软件运行流程图

Fig.2 Electronic nose software running process

系统的软件设计包含串口数据采集模块和模式识别模块两个核心模块,在 MyEclipse 9.0 M1 平台基于 Java 语言开发。串口数据采集模块采用开源的 RXTX 串口通信 API 对接下位机,实现实时采集串口数据的功能,并将采集到的数据按照一定的特征量提取规则进行数据预处理,获取样本的特征值。模式识别模块采用开源的 LibSVM for JAVA API 库开发并构建出适用于三文鱼新鲜度检测的核机器学习模型,最终实现利用串口数据采集模块提取的特征值对三文鱼新鲜度进行智能识别。

### 1.1.4 显示界面

人机交互通过显示界面来完成,系统运行前需要人工输入三文鱼冷藏温度,系统运行结束后在显示界面输出结果,显示界面如图3所示。

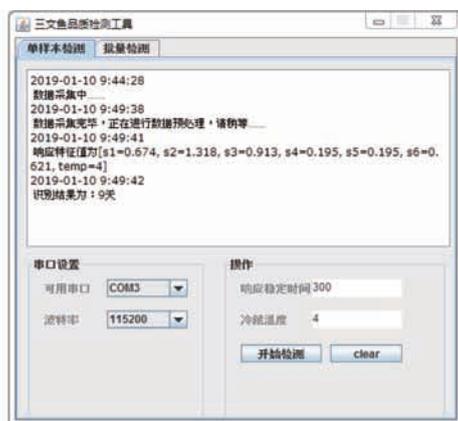


图3 电子鼻系统显示界面

Fig.3 Electronic nose system display interface

## 1.2 实验材料与方法

### 1.2.1 实验材料

实验用三文鱼购自烟台市东方海洋鲑鱼养殖基地。将鲜活的三文鱼处死、去刺去皮后放入加冰袋的泡沫箱内密封,在24 h内运回中国农业大学食品质量与安全北京实验室,到达实验室时,冰袋微化。将三文鱼切成30 mm×30 mm的片状样本,每个样本约30 g分别放入保鲜袋内,并随机分成A、B、C 3组,分别放入0、4、6℃的恒温箱中冷藏。制样当天起,每过24 h分别从A、B、C 3组剩余样本中随机取用3个样本进行检测。

文献[20]对不同低温下冷藏的三文鱼品质进行研究,得出-2、0、4℃下冷藏的三文鱼货架期分别为13、10、8 d;文献[21]对0℃冷藏的三文鱼新鲜度进行综合评价,得出0℃冷藏的三文鱼片货架期终点为15 d左右;文献[22]对0、4、8℃下冷藏的三文鱼分别进行了12、8、5 d的品质变化研究;结合本研究每天的实验结果,本实验对A、B、C 3组样本分别连续检测了14、9、8 d。

### 1.2.2 实验方法

三文鱼电子鼻检测实验在温度 26℃、相对湿度 30%、空气质量良好的实验室环境中进行,电子鼻废气出口通往室外。每天实验前,对传感器进行 20 min 预热使传感器进入正常的工作状态。检测样本前首先往检测气室内通入洁净的空气进行洗气,待 5 min 后传感器基线趋于稳定,即可进行样本气味检测:将待测三文鱼样本放入检测气室顶部开孔内的样本槽内,迅速用保鲜膜密封,开始气味信息采集,采集频率设置为 1 Hz。连续采集 6 min 后结束采样。检测结束后,取出三文鱼样本和样本槽;对气室进行洗气使传感器恢复到初始的基线稳定状态,进入下一个样本的气味采样。

通过实验,获取三文鱼在 3 个温度冷藏过程中气味指纹变化情况,共得到 91 组数据(4℃ 和 6℃ 最后一天检测分别只得到两组数据)。采取简单随机抽样的方法,从每 3 组平行实验数据中抽取 1 组,共抽取 31 组数据作为测试集,剩余 60 组作为训练集对核机器学习模型进行训练。

## 2 核机器学习模型的建立

### 2.1 特征量提取

根据前期预实验,建立传感器阵列对三文鱼挥发性气味随时间变化的电压响应曲线图,如图 4 所示。各曲线与坐标轴纵轴的交点为相应传感器的基线值  $U_0$  (即传感器在纯净空气中的稳定电压),每个传感器对应不同的基线值,随着时间的积累,挥发性气体不断扩散至完全充满检测气室,传感器阵列电压响应值也不断增大最终趋于稳定,放入三文鱼样本 300 s 时,全部传感器响应值已基本趋于稳定。为了尽量减小传感器信号波动造成误差以及实验环境的干扰,传感器特征量选为<sup>[23]</sup>

$$U = \frac{\sum_{n=301}^{310} U_n - \max_{301 \leq n \leq 310} U_n - \min_{301 \leq n \leq 310} U_n}{8} - U_0 \quad (1)$$

式中  $U$ ——传感器特征量

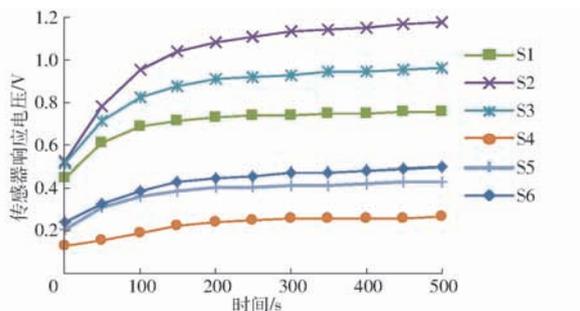


图4 传感器阵列对三文鱼挥发性气味电压响应曲线

Fig. 4 Response curves of sensor array to voltage of volatile odor of salmon

$U_n$ ——传感器在第  $n$  秒的电压

则可得到对应于传感器阵列的 6 个特征量。

三文鱼新鲜度随冷藏时间延长而变得越来越低,在不同温度下冷藏的三文鱼新鲜度及气味种类、浓度变化速度也存在明显差异。要通过辨识冷藏时间来对三文鱼新鲜度进行判断,冷藏温度是一个重要的依据。本文以冷藏温度作为 1 个特征量与传感器阵列响应特征量共同组成包含 7 个特征量的特征矩阵,对三文鱼样本冷藏时间进行模式识别,最终为三文鱼新鲜度判断提供依据。

### 2.2 核函数与核参数选取

核函数及其核参数的选取一直是核机器学习研究中的重点和难点问题,也是构建出良好核机器学习模型的关键<sup>[24]</sup>。针对不同问题的复杂性,需在实际实验中不断比较和调整,找到适用于解决特定问题的最佳核函数及核参数,以构建适用于特定问题的具有良好性能的核机器学习模型。目前,在核机器学习研究中可供选择的核函数有很多种,不同核函数还有其对应的不确定参数,基于 LibSVM 库选择了以下几种常用核函数:

(1) 线性核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{x}^T \mathbf{y} \quad (2)$$

式中  $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ ——同一特征空间的两个向量

线性核函数主要用于线性可分的问题,对于线性核函数而言,其参数少、速度快,无特定参数需要设置。

(2) 径向基核函数(或称高斯核函数、RBF 核函数)在 SVM 研究中较常用的形式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (\gamma > 0) \quad (3)$$

径向基核函数是一种局部性强的核函数,无论大样本或小样本都有比较好的性能,且其需要调整的核参数少,仅有  $\gamma$  一个可调参数, $\gamma$  默认值为  $\frac{1}{7}$  (7 为本文中特征量数目)。

(3) Sigmoid 核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \tanh(\gamma \mathbf{x}^T \mathbf{y} + c) \quad (\gamma > 0; c \geq 0) \quad (4)$$

采用 Sigmoid 核函数的核机器学习模型实现的是一种多层神经网络。对于 Sigmoid 核函数而言,有  $\gamma$  和  $c$  两个参数需要设置, $\gamma$  默认值为  $\frac{1}{7}$ ,  $c$  默认值为 0。

(4) 多项式核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\gamma \mathbf{x}^T \mathbf{y} + c)^q \quad (q \in \mathbf{N}; c \geq 0) \quad (5)$$

多项式核函数适用于非线性特征映射,可以将低维的输入空间映射到高维的特征空间,多项式核函数中有  $q, \gamma, c$  共 3 个参数需要设置, $q$  默认值为 3, $\gamma$  默认值为  $\frac{1}{7}$ ,  $c$  默认值为 0。

其中核参数的选择采用试凑法<sup>[25]</sup>,具体操作为:首先为核机器学习模型中核函数需要确定的核参数设初始值并进行模型训练与测试,然后根据精度要求及测试结果对核参数值进行重复调整、训练与测试,直到得到理想的精度为止。本研究以核参数的默认值作为初始值,经过反复调整与测试后,从较好的结果中选择最优的值作为核参数值。

### 2.3 模型建立与实验结果

针对三文鱼新鲜度辨识问题,采用有监督学习方法分别对不同核函数、不同参数情况下的模型进行训练,并对不同情况下的 SVM 模型进行仿真测试以判断其辨识效果。最终实验结果如表 2~4 所示。其中,惩罚因子  $C=0$ ,平均偏差为所有测试数据中仿真结果与期望输出结果偏差的平均值,最大偏差为所有测试数据中仿真结果与期望输出结果偏差的最大值,无偏差预测正确率为仿真结果与期望输出结果完全一致的组数占测试数据总组数的百分比,允许偏差 1 d 预测正确率为仿真结果与期望输出结果最多偏差 1 d 的组数占测试数据总组数的百分比。

表 2 高斯核函数实验结果

Tab. 2 RBF function experiment results

$\gamma$	平均 偏差/d	最大 偏差/d	无偏差预测 正确率/%	允许偏差 1 d 预测正确率/%
1	1.23	6	41.94	74.19
3	1.52	8	41.94	67.74
5	1.39	8	45.16	70.97
10	1.42	8	41.94	70.97
15	1.39	8	38.70	70.97
20	1.32	8	45.16	70.97
30	1.25	8	48.39	74.19
50	1.25	8	48.39	74.19

表 3 Sigmoid 核函数实验结果

Tab. 3 Sigmoid function experiment results

$\gamma$	平均 偏差/d	最大 偏差/d	无偏差预测 正确率/%	允许偏差 1 d 预测正确率/%
1	3.29	11	12.90	32.26
0.10	3.26	8	12.90	29.03
0.01	2.68	8	22.58	38.71
0.02	2.51	8	16.13	38.71
0.03	1.97	8	22.58	58.06
0.05	2.35	8	12.90	38.71

从表 2~4 可以看出,对于三文鱼新鲜度辨识问题来说,采用高斯核函数的核机器和采用 Sigmoid 核函数的核机器仿真效果相对较差,即使改变其核参数值,仿真效果也没有明显提高;采用多项式核函数的 SVM 核机器学习模型具有更好的仿真效果,当核函数选用多项式核函数  $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\gamma \mathbf{x}^T \mathbf{y} + c)^q$

表 4 多项式核函数实验结果

Tab. 4 Polynomial function experiment results

$q$	$\gamma$	平均 偏差/d	最大 偏差/d	无偏差预测 正确率/%	允许偏差 1 d 预测正确率/%
3	1	1.65	9	51.60	74.19
	3	0.71	4	58.04	83.87
	5	0.61	4	67.74	83.87
	8	0.52	4	67.74	90.32
	10	0.35	3	70.97	96.77
	13	0.42	3	67.74	93.55
	15	0.32	2	70.97	96.77
20	0.35	2	67.74	96.77	
5	1	1.97	10	48.39	70.97
	3	0.65	4	61.29	87.10
	5	0.35	2	67.74	96.77
	8	0.42	2	64.52	93.55
	10	0.45	2	61.30	93.55
	13	0.45	2	61.30	93.55
	15	0.45	2	61.30	93.55
20	0.45	2	61.30	93.55	

( $q \in \mathbf{N}; c \geq 0$ ),核参数  $q$  取 3, $\gamma$  取 15, $c$  取 0 时,平均偏差和最大偏差最小,无偏差预测正确率和偏差 1 d 预测正确率最高。即最终确定的最佳 SVM 核机器模型的核函数为多项式核函数,核参数  $q$  取 3, $\gamma$  取 15, $c$  取 0。

## 3 结果与分析

### 3.1 三文鱼新鲜度评价

三文鱼由新鲜到腐败的变化过程中,散发出挥发性气味,且随着贮藏时间的延长气味浓度和种类都会发生很大变化,因此气味是判定三文鱼新鲜度的重要依据。图 5a 为 0℃ 冷藏组三文鱼样本检测所得传感器响应特征曲线。冷藏第 4 天,传感器 S2 和 S3 响应特征值出现了明显的上升,传感器 S1、S5 和 S6 出现小幅度的上升,在冷藏第 9 天时,此 5 个传感器响应特征值均突然下降,之后继续回归原来的上升趋势,在第 12 天时,5 个传感器响应特征值出现了更大幅度的上升。传感器 S4 在整个冷藏过程中变化并不明显,从冷藏第 12 天开始出现较小幅度的上升趋势。图 5b 为 4℃ 冷藏组三文鱼样本检测所得传感器响应特征曲线。传感器 S1、S2 和 S3 响应特征值在冷藏前 3 d 均呈现不同幅度的上升趋势,在第 4 天时有较小幅度的下降,之后回归上升趋势,在第 7 天上升趋势有所变缓,第 8 天呈现更大幅度的上升。传感器 S5 和 S6 在前 4 d 响应特征值变化并不明显,第 5 天出现明显的上升趋势,在冷藏第 8 天呈现更大幅度的上升。传感器 S4 响应特征值在整个冷藏过程中变化并不明显,从冷藏第 5 天开

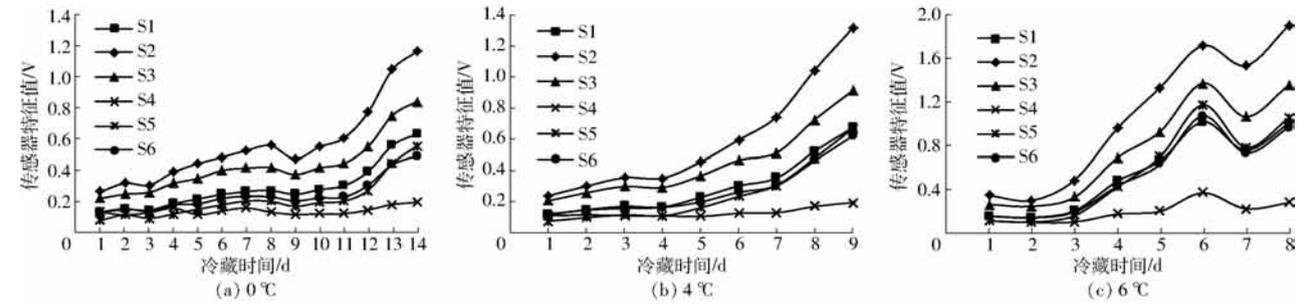


图5 三文鱼样本气味检测传感器响应特征曲线

Fig. 5 Sensor response characteristic curves by detection of salmon samples odor

始出现较小幅度的上升趋势。图5c为6℃冷藏组三文鱼样本检测所得传感器响应特征曲线。传感器S1、S5和S6响应特征值变化趋势基本相同,在第4天时出现大幅度的持续上升趋势,在冷藏第7天时,传感器响应特征值均突然下降,之后回归原来的上升趋势。传感器S1和S2响应特征值在第2天有较小幅度的减小,第3天时回升,之后保持同传感器S1、S5和S6相同的变化趋势。传感器S4响应特征值变化幅度相对不大,但也基本保持与传感器S1、S5和S6相同的变化趋势。

综合以上分析,判断第4、9、12天是0℃冷藏的三文鱼挥发性气味变化的拐点;第4、5、8天是4℃冷藏三文鱼挥发性气味变化的拐点;第2、3、7天为6℃冷藏三文鱼挥发性气味发生变化的拐点。3组不同冷藏温度的传感器响应特征值变化幅度及变化时间拐点存在差异,但整体上升趋势基本一致,说明冰鲜三文鱼新鲜度随冷藏时间的增加变得越来越差,变化受冷藏温度影响且有一定的规律性。基于

传感器特征曲线对三文鱼新鲜度的分析与结论与文献[6,20-22]对三文鱼品质的研究基本一致,说明所选传感器阵列响应特征曲线能够在一定程度上体现三文鱼新鲜度变化规律。从同一图中可以看出,同一冷藏时间,不同传感器体现不同的响应特征值,同一传感器对不同的冷藏时间响应特征值存在差异;对比图5a~5c,不同冷藏温度、相同传感器对相同冷藏时间三文鱼样本响应值也是存在差异的,表明不同冷藏时间的三文鱼样本可以利用传感器响应信号及冷藏温度得到区分。

### 3.2 PCA分析

为了将建立的核机器识别模型与传统的线性识别方法进行辨识效果对比,对采集的0、4、6℃的三文鱼气味传感器响应特征值数据分别进行PCA分析,如图6a~6c所示,图例中TnDm表示n冷藏温度下第m天;对0、4、6℃的数据总集进行PCA分析,如图6d所示。4组PCA分析均强制提取第1、2个主成分,任意组第1、2个主成分累计贡献率达

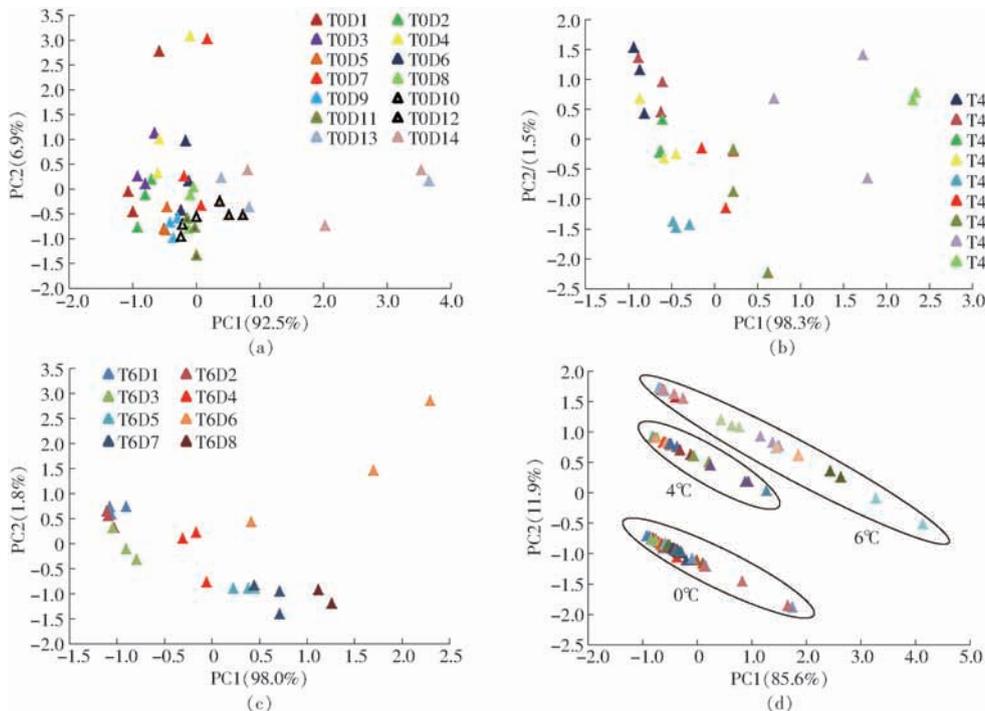


图6 传感器响应特征值PCA分析结果

Fig. 6 PCA analysis results of sensor response characteristic

97%以上,能够代表原始数据的大部分信息。

图 6a 中,不同冷藏时间的三文鱼样本传感器响应特征数据点之间交叉重叠严重。结合图 5a,0℃冷藏的三文鱼气味变化比较缓慢,虽然相近冷藏时间的三文鱼样本传感器响应特征值存在较小差异,但采用 PCA 分析对此种较小差异辨识能力较差。图 6b 中,相邻冷藏时间的样本传感器响应特征数据点之间交叉现象比较频繁,仍然存在第 1 天和第 4 天数据点交叉的现象,PCA 分析对 4℃ 下不同冷藏时间的三文鱼传感器响应特征数据有一些辨识能力,但辨识效果不理想。图 6c 中,存在个别相邻冷藏时间的样本传感器响应特征数据点交叉现象,但在降低识别精度要求,允许偏差 1 d 时,基本上能够对 6℃ 不同冷藏时间的传感器响应特征值进行辨识。图 6d 中引入温度变量,对 3 个冷藏温度的传感器响应特征值数据总集进行 PCA 分析,不同冷藏温度的样本点区域之间距离较大,0℃ 和 4℃ 温度区域内不同冷藏时间的样本点之间交叉重叠严重,6℃ 温度区域内也存在一些样本点交叉现象。这说明当引入了温度变量后,PCA 分析过分地对温度进行区分,而对传感器响应特征值的辨识能力减弱。

### 3.3 核机器学习模型的辨识结果分析

对通过核机器学习模型试验所建立的最佳核机器学习模型辨识效果进行分析,如表 5 所示。3 个温度中训练集和测试集无偏差预测正确率都存在很大差异,但允许偏差 1 d 预测正确率均保持一致。核机器学习模型对 0℃ 冷藏的训练集和测试集三文鱼样本冷藏时间无偏差预测正确率相对于 4℃ 和 6℃ 偏低,这与 0℃ 冷藏的三文鱼新鲜度下降缓慢有关;当允许偏差 1 d 时,训练集和测试集预测正确率均为 92.86%,因温度 0℃ 下相邻 2 d 三文鱼品质差异较小,所以预测误差 1 d 在可接受范围内。对 4℃ 和 6℃ 测试集的无偏差预测正确率分别为 88.89% 和 75%;允许偏差 1 d 预测正确率均达到 100%,说明此模型对 4℃ 和 6℃ 的三文鱼样本具有一定的无偏差预测能力,能够识别 2 d 内的三文鱼气味。

综上分析,对于 PCA 分析而言,当单独只对同一个温度集的三文鱼传感器阵列响应特征值进行 PCA 识别时,PCA 分析方法无法辨识 0℃ 冷藏的三文鱼冷藏时间,对 4℃ 和 6℃ 冷藏温度下的三文鱼冷藏时间有一些辨识能力;但当同时对 3 个温度总集进行 PCA 分析时,此方法对 0、4、6℃ 冷藏温度下的三文鱼样本冷藏时间均无法识别。而核机器学习模型可同时对 3 个温度总集进行分析,能够对不同温度冷藏的三文鱼样本通过传感器响应特征值进行冷藏时间的识别,对三文鱼新鲜度具有一定的辨识能

力。这说明相比于传统的线性模式识别方法 PCA,采用核机器学习模型对三文鱼样本气味传感器响应特征值进行辨识具有明显优势,且当引入温度变量时具有较好的泛化能力。

表 5 核机器学习模型辨识效果分析结果

Tab. 5 Identification result analysis of kernel-based machine learning

冷藏温度/℃	样本集	平均偏差/d	最大偏差/d	无偏差	允许偏差
				预测	1 d 预测
				正确率/%	正确率/%
0	训练集	0.20	2	89.30	92.86
	测试集	0.50	2	57.14	92.86
4	训练集	0	0	100	100
	测试集	0.11	1	88.89	100
6	训练集	0	0	100	100
	测试集	0.25	1	75.00	100
总集	训练集	0.08	2	95.00	96.67
	测试集	0.32	2	70.97	96.77

## 4 结论

(1)设计了一种用于三文鱼气味指纹采集与新鲜度辨识的电子鼻系统,系统主要由密闭检测气室、半导体气体传感器阵列、数据采集模块、模式识别模块和显示界面等组成。针对研究对象,以传感器阵列为基础,STC12C5A60S2 单片机为核心,进行下位机电路元件集成;在 MyEclipse 9.0 M1 平台基于 Java 语言开发上位机软件系统,串口数据采集模块采用开源的 RXTX 串口通信 API 对接下位机,采用开源的 LibSVM for JAVA API 库开发并构建出适用于三文鱼新鲜度检测的核机器学习模型。此系统可以实现从传感器阵列采集三文鱼样本气味到上位机识别三文鱼新鲜度的智能检测与辨识。

(2)对电子鼻模式识别部分进行重点研究,选择核机器学习方法作为模式识别方法,核机器学习模型以 SVM 作为学习机。基于所设计电子鼻系统气味数据采集部分设计实验,采集 0、4、6℃ 温度下冷藏三文鱼样本的气味数据,对不同核函数及核参数的核机器学习模型进行训练,通过试凑法对核函数及核参数进行反复测试与调整,最终确定了适用于此电子鼻系统识别三文鱼新鲜度的最佳核机器学习模型:核函数选用多项式核函数,核参数  $q$  取 3, $\gamma$  取 15, $c$  取 0。

(3)对所得模型的识别结果进行分析,此模型对 0℃ 的测试集三文鱼样本冷藏时间允许偏差 1 d 预测正确率为 92.86%,4℃ 无偏差预测正确率为 88.89%、允许偏差 1 d 预测正确率 100%,6℃ 无偏差预测正确率为 75.00%、允许偏差 1 d 预测正确率

100%。说明此模型对不同冷藏温度下的三文鱼新鲜度具有一定的辨识能力,可以为区分三文鱼新鲜度提供参考。

(4)将此模型识别结果与PCA分析结果进行对

比,PCA分析对单个温度集4℃和6℃冷藏的三文鱼新鲜度有一定的辨识能力,但对3个温度总集进行分析时效果较差,说明本研究成果模型对不同冷藏温度下的三文鱼新鲜度辨识具有明显优势。

### 参 考 文 献

- [1] 励建荣. 海水鱼类腐败机制及其保鲜技术研究进展[J]. 中国食品学报, 2018, 18(5): 1-12.  
LI Jianrong. Research progress on spoilage mechanism and preservation technology of marine fish[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2018, 18(5): 1-12. (in Chinese)
- [2] KIM H W, HONG Y J, JO J I, et al. Raw ready-to-eat seafood safety; microbiological quality of the various seafood species available in fishery, hyper and online markets[J]. Letters in Applied Microbiology, 2017, 64(1): 27-34.
- [3] 王一帆, 宋晓燕, 刘宝林. 冷藏期间温度波动对三文鱼片品质的影响[J]. 食品与发酵科技, 2016, 52(1): 24-27, 32.  
WANG Yifan, SONG Xiaoyan, LIU Baolin. Effect of different temperature fluctuations on quality changes of salmon fillets during the cold storage[J]. Food and Fermentation Technology, 2016, 52(1): 24-27, 32. (in Chinese)
- [4] KAALE L D, EIKEVIK T M, RUSTAD T, et al. Changes in water holding capacity and drip loss of Atlantic salmon (*Salmo salar*) muscle during superchilled storage[J]. LWT—Food Science and Technology, 2014, 55(2): 528-535.
- [5] 江艳华, 许东勤, 姚琳, 等. 噬菌体复配抑菌剂对三文鱼中沙门氏菌的抑制与保鲜作用[J]. 农业工程学报, 2018, 34(16): 287-293.  
JIANG Yanhua, XU Dongqin, YAO Lin, et al. Effects of combination of bacteriophage with other bacteriostatic agents on *Salmonella* control and freshness preservation of raw salmon[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(16): 287-293. (in Chinese)
- [6] 李婷婷, 丁婷, 邹朝阳, 等. 顶空固相微萃取-气质联用技术结合电子鼻分析4℃冷藏过程中三文鱼片挥发性成分的变化[J]. 现代食品科技, 2015, 31(2): 249-260.  
LI Tingting, DING Ting, ZOU Zhaoyang, et al. Analysis of changes in volatile components of salmon fillets during refrigerated storage by the HS-SPME-GC-MS technique combined with electronic nose[J]. Modern Food Science & Technology, 2015, 31(2): 249-260. (in Chinese)
- [7] 陈新伟, 王俊, 沈睿谦. 基于GPRS的远程检测无线电子鼻系统[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 238-245.  
CHEN Xinwei, WANG Jun, SHEN Ruiqian. Wireless electronic nose based on GPRS and its application on mangos[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 238-245. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150435&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150435&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.035. (in Chinese)
- [8] HONG E J, PARK S J, CHOI J Y, et al. Discrimination of palm olein oil and palm stearin oil mixtures using a mass spectrometry based electronic nose[J]. Food Science & Biotechnology, 2011, 20(3): 809-816.
- [9] 徐赛, 陆华忠, 周志艳, 等. 基于理化指标和电子鼻的果园荔枝成熟度识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(12): 226-232.  
XU Sai, LU Huazhong, ZHOU Zhiyan, et al. Identification of litchi's maturing stage in orchard based on physicochemical indexes and electronic nose[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12): 226-232. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20151230&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151230&journal_id=jcsam) DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.030. (in Chinese)
- [10] HONG X, WANG J, HAI Z. Discrimination and prediction of multiple beef freshness indexes based on electronic nose[J]. Sensors and Actuators; B Chemical, 2012, 161(1): 381-389.
- [11] 傅润泽, 沈建, 王锡昌, 等. 基于神经网络及电子鼻的虾夷扇贝鲜活品质评价及传感器的筛选[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 268-275.  
FU Runze, SHEN Jian, WANG Xichang, et al. Quality evaluation of live Yesso scallop and sensor selection based on artificial neural network and electronic nose[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(6): 268-275. (in Chinese)
- [12] 殷勇, 薛俊莉, 于慧春, 等. 基于KFDA的食醋电子鼻鉴别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 236-240.  
YIN Yong, XUE Junli, YU Huichun, et al. Identification method of electronic nose based on KFDA for different vinegar samples[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 236-240. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20140938&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140938&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.038. (in Chinese)
- [13] SHAO Xiaolong, LI Hui, WANG Nan, et al. Comparison of different classification methods for analyzing electronic nose data to characterize sesame oils and blends[J]. Sensors, 2015, 15(10): 26726-26742.
- [14] YAO Y, PAN S, FAN G, et al. Evaluation of volatile profile of Sichuan dongcai, a traditional salted vegetable, by SPME-GC-MS and E-nose[J]. LWT—Food Science and Technology, 2015, 64(2): 528-535.
- [15] SHAO J D, RONG G, LEE J M. Learning a data-dependent kernel function for KPCA-based nonlinear process monitoring[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2009, 87(11): 1471-1480.
- [16] 谭治英. 核机器学习方法及其在视觉检测中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.  
TAN Zhiying. Researches on kernel machine learning methods and its application in vision inspection[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)

- [17] 刘凯. 核机器学习在地图自动综合中的道路网智能选取研究[D]. 南京: 南京大学, 2017.  
LIU Kai. Research on intelligent selection of road network automatic generalization based on kernel-based machine learning [D]. Nanjing: Nanjing University, 2017. (in Chinese)
- [18] MAJI S, BERG A C, MALIK J. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient [C] // IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2008.
- [19] 魏丽冉, 岳峻, 李振波, 等. 基于核函数支持向量机的植物叶部病害多分类检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 166-171.  
WEI Liran, YUE Jun, LI Zhenbo, et al. Multi-classification detection method of plant leaf disease based on kernel function[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 166-171. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2017s027&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s027&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.027. (in Chinese)
- [20] 张新林, 谢晶, 郝楷, 等. 不同低温条件下三文鱼的品质变化[J]. 食品工业科技, 2016, 37(17): 316-321.  
ZHANG Xinlin, XIE Jing, HAO Kai, et al. Effects of different cold storage conditions on quality of salmon[J]. Science and Technology of Food Industry, 2016, 37(17): 316-321. (in Chinese)
- [21] 丁婷. 三文鱼新鲜度综合评价和货架期模型的建立[D]. 锦州: 渤海大学, 2015.  
DING Ting. Comprehensive evaluation of freshness and establishment of the shelf-life model of salmon[D]. Jinzhou: Bohai University, 2015. (in Chinese)
- [22] 包海蓉, 张奎. 不同冷藏温度对生鲜三文鱼品质变化的影响[J]. 食品工业科技, 2012, 33(14): 344-347.  
BAO Hairong, ZHANG Kui. Effect of different refrigeration temperatures on quality changes of fresh salmon[J]. Science and Technology of Food Industry, 2012, 33(14): 344-347. (in Chinese)
- [23] 奉轲, 花中秋, 伍萍辉, 等. 用于检测糖尿病标志物的电子鼻优化设计[J]. 传感技术学报, 2018, 31(1): 13-18.  
FENG Ke, HUA Zhongqiu, WU Pinghui, et al. Optimal design of electronic nose for detecting diabetes markers[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(1): 13-18. (in Chinese)
- [24] KUANG F J, ZHANG S Y, JIN Z, et al. A novel SVM by combining kernel principal component analysis and improved chaotic particle swarm optimization for intrusion detection[J]. Soft Computing, 2015, 19(5): 1187-1199.
- [25] 赵丽娟, 王慧琴, 王可, 等. 基于多核支持向量回归的光谱反射率重建方法[J]. 液晶与显示, 2018, 33(12): 1008-1018.  
ZHAO Lijuan, WANG Huiqin, WANG Ke, et al. Spectral reflectance reconstruction based on multi-kernel support vector regression[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2018, 33(12): 1008-1018. (in Chinese)

(上接第 361 页)

- [18] 沈广辉, 刘贤, 张月敬, 等. 基于在线近红外光谱快速检测玉米籽粒主要品质参数的研究[J]. 中国畜牧杂志, 2017, 53(1): 105-109.
- [19] 薛俊杰, 韩鲁佳, 杨增玲, 等. 玉米秸秆饲料营养成分 NIRS 在线检测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(7): 216-223.  
XUE Junjie HAN Lujia YANG Zengling, et al. On-line measurement of nutrient content of corn stover using NIRS[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 216-223. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20160730&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160730&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.030. (in Chinese)
- [20] XUE J, YANG Z, HAN L, et al. On-line measurement of proximates and lignocellulose components of corn stover using NIRS [J]. Appl. Energy., 2015, 137: 18-25.
- [21] United States Composting Council (USCC), the US Department of Agriculture. Test methods for the examination of composting and compost[M]. New York: US Composting Council, 2002.
- [22] 褚小立. 化学计量学方法与分子光谱分析技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [23] MODROÑO S, SOLDADO A, MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ A, et al. Handheld NIRS sensors for routine compound feed quality control: real time analysis and field monitoring[J]. Talanta, 2017, 162: 597-603.
- [24] SISOUANE M, CASCANT M M, TAHIRI S, et al. Prediction of organic carbon and total nitrogen contents in organic wastes and their composts by infrared spectroscopy and partial least square regression[J]. Talanta, 2017, 167: 352-358.
- [25] PREECE S L M, AUVERMANN B W, MACDONALD J C, et al. Predicting the heating value of solid manure with visible and near-infrared spectroscopy[J]. Fuel, 2013, 106(2): 712-717.
- [26] WILLIAMS P. Near-infrared technology-getting the best out of light[M]. Nanaimo: PDK Grain, 2007.
- [27] HE X, CHEN L, HAN L, et al. Evaluation of biochar powder on oxygen supply efficiency and global warming potential during mainstream large-scale aerobic composting in China[J]. Bioresour. Technol., 2017, 245, Part A: 309-317.
- [28] 马双双, 孙晓曦, 韩鲁佳, 等. 功能膜覆盖好氧堆肥过程氨气减排性能研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(11): 344-349.  
MA Shuangshuang, SUN Xiaoxi, HAN Lujia, et al. Reduction of ammonia emission during membrane-covered aerobic composting[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 344-349. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20171142&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171142&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.042. (in Chinese)