光谱和成像融合技术检测猪肉中挥发性盐基氮

赵杰文1 张燕华1 陈全胜1* (¹江苏大学食品与生物工程学院,江苏 镇江 212013 ²江西农业大学生物科学与工程学院,江西 南昌 330045)

挥发性盐基氮(TVB-N)含量是评价猪肉新鲜度的重要指标。尝试融合光谱和成像技术检测猪肉中 TVB-N 摘要 含量。实验以不同新鲜度的猪肉样本为研究对象,同时采集近红外光谱数据和图像数据,并对其分别进行特征提 取和主成分分析,利用反向传播神经网络构建猪肉 TVB-N 的定量预测模型。实验结果表明,融合模型要优于单一 技术模型,模型交互验证均方根误差(RMSECV)为1.2975,对独立样本预测时相关系数达到0.957。研究表明基 于光谱和成像融合技术检测猪肉中 TVB-N 含量是可行的,检测结果的准确性和稳定性较单一技术有所提高。 关键词 光谱术;近红外光谱;图像;融合技术;猪肉;挥发性盐基氮

中图分类号 TP391.4; O657.33 文献标识码 A doi: 10.3788/LOP49.063003

Measurement of TVB-N Content by Multi-Information Fusion Technique Based on Spectroscopy and Imaging

Zhang Yanhua¹ Chen Quansheng¹ Huang Lin² Zhao Jiewen¹ Xu Hui¹ ¹School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China ² College of Biological Science and Technology, Jiangxi Agricultural University, Nanchang, Jiangxi 330045, China

Abstract Total volatile basic nitrogen (TVB-N) content is an important index in evaluating the pork's freshness. We attempt to determine TVB-N content in pork by multi-information fusion technique based on spectroscopy and imaging. In experiment, pork samples with different freshness are studied, and the near-infrared spectra and images are collected simultaneously. Principal component analysis (PCA) is implemented on these feature variables from image and spectral information, and a prediction model is developed by the back-propagation artificial neural network (BP-ANN). Experimental results show that the model based on multi-information fusion is superior to the model based on a single technique, the root mean square error of cross-validation is 1.2975, and the correlation coefficients is 0.957 when the model is tested by independent samples in the prediction set. The overall results show that it is feasible to measure TVB-N content in pork by multi-information fusion based on spectra and imaging, and the performance from the model based on multi-infusion fusion is better than that from the model based on a single technique.

Key words spectroscopy; near-infrared spectroscopy; image; multi-information fusion technique; pork; total volatile basic nitrogen

OCIS codes 300.6170; 120.0120

言 1 引

猪肉在贮藏过程中会逐渐变质和腐败,其营养价值和适口性发生了改变,甚至会产生有毒物质,影响消 费者的健康,因此新鲜度是评价生肉品质和安全的重要指标之一。生肉品质中的新鲜度可以通过理化指标、

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK2009216)和江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX11_0603)资助课题。 作者简介:赵杰文(1945--),男,教授,博士生导师,主要从事食品与农产品无损检测等方面的研究。

E-mail: zhao_jiewen@ujs.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: chenjiang0518@yahoo.com.cn

收稿日期: 2012-02-20; 收到修改稿日期: 2012-03-16; 网络出版日期: 2012-05-05

感官指标和微生物指标来评价。目前国家标准是以生肉中挥发性盐基氮(TVB-N)含量作为评价其新鲜程度的一个重要指标,但检测该指标步骤繁琐、时间长、费用高。近年来,光学检测技术逐渐应用于肉制品新鲜度检测^[1~3],但目前大多研究是基于单一光学检测手段,存在一定的局限性。如近红外(NIR)光谱技术仅能获取单点信息,光谱成像技术仅停留在外观特征的表达上,这些局限性必然影响到检测结果的精度和稳定性。因此,如何充分利用多种检测资源,快速全面地评价肉品新鲜度是畜产品无损检测研究的一个新趋势。

多技术融合就是充分利用多种检测方法,得到描述同一对象不同层面上的特征信息,依据某种准则对这些信息进行分析、综合和平衡。根据传感器信息处理层次的抽象程度,多技术融合分为数据层融合、特征层融合和决策层融合3个层次^[4]。多技术融合思路已在农产品品质检测上得到了初步研究^[5~8],但用于定量分析肉制品新鲜度方面还未见相关报道。光谱信息能反映不同新鲜度猪肉的内部特征,而图像信息能表征猪肉的外部特征,因此,本文采用光谱和成像融合技术尝试检测猪肉中的 TVB-N。实验采用特征层融合方法构建猪肉中 TVB-N 含量预测模型,为多信息融合技术快速检测肉制品新鲜度提供技术支持。

2 材料与方法

2.1 实验材料

实验所用材料均取自当天屠宰的冷鲜里脊肉,购于镇江某超市肉制品专柜。实验切取大小约5 cm×4 cm×1 cm 的样本,分装于保鲜袋后冷藏于4 ℃冰箱。连续7 天同一时间段内完成对猪肉样品的光谱采集 与图像采集及 TVB-N 含量测定。每天做 15 个或 16 个样品,共 108 个。

2.2 实验装置

采用课题组自行开发的基于光谱和光学成像技术的多传感器信息融合检测系统,如图1所示。成像系统中 CCD 选用 Lm075 相机 (加拿大 Lumenera Camera 公司),图像信息通过 USB 接口传输到计算机;光谱系统是 Antaris II 傅里叶变换近红外光谱仪(美国 Thermo Scientific 公司),InGaAS 检测器,设备配有 Y型检测光纤。光纤探头通过光箱底部接触样品,实现光谱和图像信息同时采集。



图 1 基于光谱和光学成像技术的多传感信息融合系统

Fig. 1 Multi-sensor information fusion system based on spectroscopy and optical imaging

2.3 实验方法

2.3.1 猪肉光谱信息采集

以仪器内置背景为参比,光纤漫反射,扫描范围为 4000~10000 cm⁻¹,扫描 32 次,采样间隔为 3.856 cm⁻¹, 每条光谱含有 1557 个变量。每个样本选取三个不同点采集光谱,取其平均值作为该样本的原始光谱。 2.3.2 猪肉图像信息采集

在猪肉样本图像采集过程中,猪肉表面存在一定的水分,如果光直接照射在猪肉表面容易形成强烈反射,采集得到的图像会产生亮斑区域,影响猪肉图像质量。为了消除这些不良影响,实验中采用基于光漫反射的光源系统,如图1所示光源发出的光在圆弧光箱内部形成漫反射,均匀地照射在猪肉样本上面。在采集图像前对采集系统作适当的调整,以获得清晰的猪肉图像。采集猪肉光谱信息的同时,进行猪肉图像采集。

将样本平铺在暗箱正中间,形成数字化图像后以 BMP 的格式保存。

2.3.3 猪肉 TVB-N 测定

样本光谱和图像采集完后,采用半微量凯氏定氮法测定样本 TVB-N 含量,实验步骤参照 GB/T 5009. 44-2003^[9]。由于单个样品检测耗时,且每天测定的样本较多,时间跨度较大。为保证实验结果的一致性,每 次实验前先集中对猪肉样本进行预处理,将滤液置冰箱保存备用。

3 结果与讨论

3.1 猪肉光谱信息处理

3.1.1 光谱预处理

测得的所有猪肉的近红外原始光谱如图 2(a)所示,从图中可以看出原始光谱夹杂了许多高频随机噪 声、光散射等干扰信息^[10],这将影响所建立模型的准确性。标准正态变量变换(SNV)是光谱去噪的常用方 法之一,本实验采用 SNV 对原始光谱进行预处理,结果如图 2(b)所示,去噪效果明显,光谱平滑度提高。图 中光谱用吸光度 lg(1/R)表征。



图 2 (a)猪肉原始近红外光谱; (b)SNV 预处理的近红外光谱图 Fig. 2 (a) Raw NIR spectra and (b) SNV pre-processed NIR spectra of pork

3.1.2 光谱特征波段提取

全光谱区域内含有大量与 TVB-N 含量无关的光谱变量,这些冗余信息的介入势必在一定程度上降低 模型的预测性能,因此有必要对光谱的范围进行选择。联合区间偏最小二乘法(siPLS)是 Norgaard 等^[11]于 2000 年提出的一种波长筛选法的改进,能有效地筛选出特征区间。实验中尝试运用 siPLS 建立近红外光谱 和 TVB-N 定量模型,提取与 TVB-N 含量相关的近红外光谱特征波段。以交互验证时的均方根误差

(RMSECV)为各联合局部模型的精度衡量标准,最小 RMSECV所对应的联合局部回归模型的子区间组合即 特征波谱区间组合。RMSECV可按下式计算:

$$E_{\text{RMS_CV}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}},$$
 (1)

式中 y_i 和 ŷ_i 分别为交互验证集中第 i 个样本的 TVB-N 含量的实测值和预测值,n 为交互验证集样本数。

为了考察不同数目子区间划分和联合子区间数对模型的影响,将整个光谱区域依次分为10~25个子区间,在划分为相同子区间数目的情况下,又尝试分别联合2~4 个子区间。数据分析在 Matlab 7.5(美国 Mathworks)的软件平台上完成。表1为猪肉 TVB-N 含量的联合区间偏最小二乘定量模型的数据分析结果。从表中可以看出,最优



激光与光电子学进展

TVB-N的联合区间偏最小二乘定量模型在光谱区
间划分为 23,主成分因子数为 9 时获得,联合的子
区间为 5、7、11 和 19,对应的波数范围为 5048.7~
5307.1 cm $^{-1}$, 5573. 3 \sim 5831.7 cm $^{-1}$, 6622.4 \sim
6880.8 cm ⁻¹ ,8712.8~8967.4 cm ⁻¹ ,如图 3 所示。
主1 选择不同子区间数的联合区间偏最小一乘

分析模型的结果

Table 1 Results of siPLS calibration model for different spectral regions selected

Number	Number of	Selected	DMSECU
of intervals	PLS components	intervals	RIVISECV
10	10	[2 3 4 6]	2.368
11	9	[3 6 9]	2.345
12	10	[3 4 7]	2.106
13	10	[3 4 7 9]	2.196
14	9	[3 8 11]	2.313
15	8	[3 4 7 10]	2.261
16	9	[3 4 13]	2.135
17	8	[4 9 13 14]	2.158
18	9	[3 5 10 15]	2.261
19	7	[4 10 15]	2.295
20	9	[4 5 11 16]	2.123
21	8	[4 5 10 17]	2.239
22	8	[4 10 12 17]	2.151
23	9	[5 7 11 19]	1.948
24	8	[4 7 13 19]	2.09
25	8	[4 6 11 20]	2.32

3.3 猪肉 TVB-N 含量化学测定结果分析

对 108 个猪肉样本 TVB-N 含量进行了统计,如图 4 所示。根据 GB 2707-2005 规定,鲜肉 TVB-N 值不得超 于 15 mg/100 g^[13]。据此,前 3 天猪肉符合鲜猪肉标准, 第 4、5 天的猪肉部分新鲜,部分变质,第 6、7 天的猪肉已 不符合鲜肉要求。

随机抽取 72 个猪肉样本作为训练集,剩余的 36 个 作为预测集,对训练集和预测集的 TVB-N 进行了统计。 表 2 列出了 TVB-N 实测值的范围、平均值和标准差。

3.2 猪肉图像信息处理

实验首先以猪肉原始图像中心点为原点,截取 大小为 200 pixel×200 pixel 的邻域作为感兴趣区 域(ROI)。将 ROI 图像按照颜色特征的提取方法, 从预处理后的猪肉图像中提取红体均值(\overline{R})、绿体 均值(\overline{G})和蓝体均值(\overline{B})以及标准差 δ_B 、 δ_G 和 δ_B 共 6个颜色特征变量。彩色图像除了可以用 RGB 形式 表示,也可以转换至其他彩色空间,如 YCbCr、 HSV、HSI,其中 HSI 彩色空间能将亮度分量与一 幅彩色图像中携带的彩色信息分开,它侧重展示一 些有意义的色彩,使图像看起来更加自然和直 观^[12]。实验将 ROI 图像进行 RGB 到 HSI 彩色空 间的转换,再从 HSI 颜色空间中提取色调均值 (\overline{H}) 、饱和度均值 (\overline{S}) 和亮度均值 (\overline{I}) 以及方差 δ_{H} 、 δ_s和δ₁共6个颜色特征变量。猪肉贮藏过程中,颜 色变化较明显,从鲜红变为暗红色,最后呈灰绿色。 这些颜色特征变量中, \overline{R} , \overline{H} , \overline{S} , \overline{I} , δ_s 变小, \overline{G} , δ_l 变 大,其他特征值变化很细微,但这些细微特征足够影 响到对猪肉新鲜度的评价。因此,实验利用这12个 特征变量来建立猪肉 TVB-N 的定量模型。





表 2 训练集和预测集中猪肉 TVB-N 实测值

Table 2 Measured values of pork's TVD-N content in calibration set and prediction s	pork's TVB-N content in calibration set and prediction set
---	--

Set	Number	Range /(mg/100 g)	Mean value /(mg/100 g)	Standard deviation /(mg/100 g)
Calibration set	72	4.7460~31.6400	14.4401	7.5743
Prediction set	36	5.3788~29.4252	14.5808	7.1483

3.4 融合模型的建立与判别结果

建模过程中,需要选取一个融合算法有效地描述输入数据,同时进行适当处理,最终获得猪肉新鲜度的 一致性描述。神经网络有很强的自适应学习能力,可以替代复杂耗时的传统算法,使信号处理过程更接近人 类思维活动,是常用的融合算法之一^[14]。本融合系统采用基于反向传播(BP)人工神经网络方法来融合猪肉 样本的图像特征信息和光谱特征信息。BP 神经网络模型相应的参数如下:输入层单元数是来自两个信息系 统的主成分因子数;输出层单元数为1,即为 TVB-N 含量;传递函数为双曲正切函数(tanh);训练过程中的 学习因子和动量因子都置为0.1,模型中间层单元数通过训练的结果来优化,训练迭代1000次。 3.4.1 主成分因子数的确定

模型在训练过程中,主成分因子数的多少会影响到模型的性能。主成分因子数过少,信息损失过大,模型的精度会受到影响;主成分因子数过多,又会引入过多的冗余信息,增加模型的复杂度。因此,在融合模型 建立过程中,同时对光谱特征和图像特征的主成分因子数进行优化,以两个信息的最佳主成分因子的组合作 为融合模型的输入值。

以 RMSECV 为优化指标,提取不同数目的主成分因子作为 BP 神经网络的输入层,分别对光谱信息和 图像信息进行主成分优化。如图 5(a)所示,当光谱信息主成分数为 8 时,得到最小 RMSECV 为 1.549,此 时这 8 个主成分因子的累计方差贡献率达到 99.7%,几乎能反映原始光谱的所有特征信息。如图 5(b)所 示,当图像信息主成分因子数达到 5 时,得到最小 RMSECV 为 5.0579,这 5 个主成分因子的累计方差贡献 率为 100%,能完全代表图像的 12 个特征变量。





Fig. 5 RMSECV under different numbers of principal components of (a) image information and (b) spectral information 3.4.2 融合模型的预测效果

基于上述实验结果,组合 8 个光谱信息的主成分和 5 个图像特征信息的主成分变量,作为 BP 神经网络 模型的输入值,建立猪肉 TVB-N 的定量融合模型,此时 RMSECV 为 1.2975。图 6 为三种模型预测值与实 测值间的散点图,以相关系数 R。来比较三种模型的预测效果,相关系数可按下式计算:

$$R_{c} = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_{i} - y_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}}},$$
(2)

式中 y_i 和 ŷ_i 分别为预测集中第 i 个样本 TVB-N 含量的实测值和预测值, ӯ 为预测集所有样本实测值的平 均值。从图 6 可以看出, 融合信息模型预测效果最佳, 光谱信息模型次之, 图像信息模型最差。





在猪肉腐败变质的过程中,肉品表面颜色的变化是一个外部特征,和 TVB-N 没有直接的关联,导致图像信息模型预测性能不高。光谱信息模型检测的是猪肉内部化学结构的变化,可以很好地反映 TVB-N 的 含量变化,但是只能检测单点的信息。融合信息模型取长补短,既有外部图像特征,又有内部化学信息,综合 表达了 TVB-N 含量及其变化,因此预测性能最佳。

4 结 论

利用光谱和成像融合技术检测了猪肉中的 TVB-N 含量。实验对 7 天内获取的猪肉样本的光谱特征信息和图像特征信息分别进行特征提取和主成分分析,采用 BP 人工神经网络融合算法,建立猪肉 TVB-N 的定量检测模型。研究表明,基于光谱和光学成像信息融合技术可以快速无损测定猪肉 TVB-N 含量,且预测效果优于单个模型,为猪肉新鲜度的快速无损检测提供了理论依据。

参考文献

- 1 Cai Jianrong, Wan Xinmin, Chen Quansheng. Feasibility study for the use of near-infrared spectroscopy in the quantitative analysis of TVB-N content in pork[J]. Acta Optica Sinica, 2009, **29**(10): 2808~2812
- 蔡健荣,万新民,陈全胜.近红外光谱法快速检测猪肉中挥发性盐基氮的含量[J].光学学报,2009,29(10):2808~2812
- 2 Wen Xing, Liang Zhihong, Zhang Genwei *et al.*. Measurement of pork freshness by steady spatially-resolved spectroscopy [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, **26**(9): 334~339
- 文 星,梁志宏,张根伟 等. 基于稳态空间分辨光谱的猪肉新鲜度检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, **26**(9): 334~339 3 Chen Quansheng, Zhang Yanhua, Wan Xinmin *et al.*. Study on detection of pork tenderness using hyperspectral imaging technique[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(9): 2602~2607
- 陈全胜,张燕华,万新民等.基于高光谱成像技术的猪肉嫩度检测研究[J].光学学报,2010,30(9):2602~2607
- 4 Wang Fengchao, Liu Xingtang, Huang Shucai. Target fusion detection with multi-feature based on fuzzy evidence theory [J]. Acta Optica Sinica, 2010, **30**(3): 713~719
- 王凤朝,刘兴堂,黄树采. 基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法[J]. 光学学报,2010,30(3):713~719
- 5 Daniel Cozzolino, Heather E. Smyth, A. Kate *et al.*. Combining mass spectrometry bases electronics nose, visible-near infrared spectroscopy and chemometrics to assess the sensory properties of Australian Riesling wines [J]. *Analytical Chemical Acta*, 2006, 563(1/2): 319~324
- 6 Changying Li, Paul Heinemann, Richard Sherry. Neural network and Bayesian network fusion models to fuse electronic nose and surface acoustic wave sensor data for apple defect detection[J]. *Sensors and Autuators B*, 2007, **125**(1): 301~310
- 7 M. S. Cosio, D. Ballbio, S. Benedetti *et al.*. Evaluation of different storage conditions of extra virgin olive oils with an innovative recognition tool built by means of electronic nose and electronic tongue[J]. *Food Chemistry*, 2007, **101**(2): 485~491
- 8 Monica Casale, Chiara Casolino, Paolo Oliveri *et al*.. The potential of coupling information using three analytical techniques for identifying the geographical origin of Liguria extra virgin olive oil[J]. *Food Chemistry*, 2010, **118**(1): 163~170
- 9 National Standardization Technical Committee. Method for Analysis of Hygienic Standard of Meat and Meat Products [S]. GB/T 5009.44-2003. Beijing: China Standard Press, 2004

中华人民共和国国家标准. 肉与肉制品卫生标准的分析方法论 [S]. GB/T 5009.44-2003. 北京;中国标准出版社, 2004

10 Lu Wanzhen, Yuan Hongfu, Xu Guangtong *et al.*. Modern Near Infrared Spectroscopy Analytical Technology [M]. Beijing: China Petrochemical Press, 2000. 165~168

陆婉珍,袁洪福,徐广通等.现代近红外光谱分析技术[M].北京:中国石化出版社,2000.165~168

- 11 L. Norgaard, A. Saudland, J. Wagner *et al.*. Interval partial least squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy [J]. *Applied Spectroscopy*, 2000, 54(3): 413~419
- 12 Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins. Digital Image Processing Using MATLAB[M]. Ruan Qiuqi Transl.. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004. 151~155 Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins. 数字图像处理(MATLAB版)[M]. 阮秋琦 译. 北京:电子工 业出版社,2004. 151~155
- National Standardization Technical Committee. Hygienic Standard for Fresh (Frozen) Meat of Livestock [S]. GB 2707-2005. Beijing: China Standard Press, 2005

中华人民共和国国家标准.鲜(冻)畜肉卫生标准 [S]. GB 2707-2005. 北京:中国标准出版社,2005

14 Wang Yuanbin. Review on multi-sensor information fusion[J]. Sensor World, 2010, (12): 6~9 王媛彬. 多传感器信息融合概述及其应用[J]. 传感器世界, 2010, (12): 6~9