

高光谱成像技术定量可视化检测熟牛肉中挥发性盐基氮的含量

杨东^{1,2}, 陆安祥¹, 王纪华^{1,2}

(1. 北京农业质量标准与检测技术研究中心, 北京 100097)

(2. 沈阳农业大学信息与电气工程学院, 辽宁沈阳 110866)

摘要: 为了能够快速、准确的检测出熟牛肉在冷藏过程中的新鲜状况, 尝试利用高光谱成像技术对熟牛肉中的挥发性盐基氮(TVB-N)含量进行定量可视化分析。采集 400~1000 nm 范围内样品高光谱图像, 采用变量组合集群分析法(VCPA)提取出 6 个光谱特征波段变量, 针对特征波段图像, 利用 Tamura 算法共提取出 18 个纹理特征变量, 基于 RGB 颜色模型, 分别计算出 R、G 和 B 分量图中共 9 个颜色特征变量。利用粒子群优化最小二乘支持向量机(PSO-LS-SVM)算法分别建立了不同变量组合的 TVB-N 含量预测模型。经分析比较, 基于光谱与颜色特征融合的 PSO-LS-SVM 模型展现出最优的预测能力, 预测集决定系数(R_p^2)和均方根误差(RMSEP)分别为 0.955 和 1.093。利用最优模型将 TVB-N 含量进行可视化表达。结果表明, 融合高光谱图像中光谱与颜色特征并结合 PSO-LS-SVM 算法对熟牛肉中 TVB-N 含量进行准确的预测与可视化表达是可行的, 该研究可为其它肉及肉制品新鲜度检测提供理论参考。

关键词: 高光谱成像; 熟牛肉; 挥发性盐基氮; 特征提取; 可视化

文章编号: 1673-9078(2017)9-257-264

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2017.9.038

Quantification and Visualization of Total Volatile Basic Nitrogen Content of Cooked Beef by Hyperspectral Imaging Technique

YANG Dong^{1,2}, LU An-xiang¹, WANG Ji-hua^{1,2}

(1. Beijing Research Center for Agricultural Standards and Testing, Beijing 100097, China)

(2. College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

Abstract: To quickly and accurately determine the freshness of cooked beef during cold storage, the hyperspectral imaging (HSI) technique was used here to quantify and visualize total volatile basic nitrogen (TVB-N) content of cooked beef. Hyperspectral images of beef samples were captured in the range of 400–1000 nm, and data at six wavelengths (variables) with spectral characteristics were extracted by variable combination population analysis (VCPA). According to feature band images, 18 texture parameters were extracted using the Tamura algorithm, and nine color characteristics in the red (R), green (G), and blue (B) component images were calculated based on the RGB model. Particle swarm optimization and the least squares support vector machine (PSO-LS-SVM) algorithm were used to construct a TVB-N content prediction model from different combinations of variables. After analysis and comparison, the PSO-LS-SVM model based on a combination of spectral and color features showed the best predictive ability, and the determination coefficient (R_p^2) and root mean square error of prediction (RMSEP) were 0.955 and 1.093, respectively. Finally, the optimal model was applied to visualize TVB-N content. The study revealed that it is feasible to accurately predict and visualize TVB-N content of cooked beef by combining the spectral and color features of HSI and the PSO-LS-SVM algorithm, and this study can serve as a theoretical reference for analysis of freshness of other meats and meat products.

Key words: hyperspectral imaging; cooked beef; total volatile basic nitrogen; feature extraction; visualization

牛肉制品是中国传统的具有代表性的美食之一,

收稿日期: 2017-04-18

基金项目: 国家科技支撑计划项目 (2014BAD04B05-2)

作者简介: 杨东 (1987-), 男, 博士生, 研究方向: 农产品检测

通讯作者: 王纪华 (1958-), 男, 博士, 研究员, 研究方向: 农产品质量

检测技术与信息技术的交叉与集成

也是膳食平衡的重要组成部分, 具有高蛋白和多矿物质等特点, 结合味道鲜美和食用方便等优点, 深受广大消费者的青睐^[1]。但其新鲜度、在冷藏过程中的腐败劣变程度及货架期的真实性等问题一直是人们关注的焦点。特别是肉制品新鲜度的真实情况直接影响到消费者的购买欲望。因此, 对于肉制品早期阶段的劣

变状况检测是肉类工业中重要的任务之一。挥发性盐基氮(TVB-N)主要是蛋白质降解后的产物,也是评价肉及肉制品在冷藏过程中新鲜状况的重要指标之一^[2]。传统上检测 TVB-N 含量的方法主要依靠化学或微生物实验,这些方法费时费力,主观性强,很难满足现代肉制品加工业的需求,因此迫切的需要研发一种快速、准确和稳定的肉制品新鲜度检测方法。

随着光学与计算科学技术的迅猛发展,无损检测技术,如近红外光谱(NIRS),计算机视觉(CV)等已广泛的应用到肉及肉制品检测之中^[3,4],但 NIRS 只能对样本的内部成分进行检测而忽略样本的空间图像信息,而 CV 能够捕获样本的外部特征信息但又无法检测其内部成分的变化趋势。由此产生的高光谱成像(HSI)技术融合了传统 CV 与 NIRS 技术的优点,能够同时获取样本的光谱数据与图像信息,对样本的内部成分与外部属性进行同时检测,是当前最热门的无损检测技术^[5,6]。HSI 技术现已应用到了肉及肉制品常规指标检测之中,如蛋白质、脂肪、水分、TVC 和颜色等^[7]。对于 TVB-N 含量, Yang 等^[8]利用 HSI 技术结合多元分析方法建立了简化后的定量分析模型对不同烘干时间的腊肉中的 TVB-N 含量进行预测,最优模型预测集中决定系数和均方根误差分别为 0.861 和 4.73。邹小波等^[9]利用 HSI 技术检测开封后于 4 °C 贮藏的肴肉中 TVB-N 含量,建立了 siPLS 模型对肴肉 TVB-N 含量的预测相关系数和均方根误差分别为 0.8548 和 2.47。

但这些研究过多的强调了光谱信息对于 TVB-N 含量的贡献,而忽略了图像特征信息的重要性。然而,熟牛肉在冷藏过程中发生的腐败劣变通常是其内部成分与外部属性共同作用的成果。因此,本研究充分利用 HSI“图谱合一”的特性,采集不同冷藏时间的熟牛肉样本的高光谱图像,进一步提取出代表样本内部成分的光谱特征和外部属性的颜色和纹理特征,建立基于单一特征以及融合特征的 TVB-N 定量预测模型,选取最优的模型对 TVB-N 含量进行可视化表达。

1 材料与方法

1.1 样本准备

实验所用样品为五香味牛腱子肉,105 块牛肉样本在同一天随机地购于 5 个北京稻香村食品连锁店,所有肉样均为当天生产出厂。将购买的样本单独密封后置于 0~4 °C 保温箱中,于 25~30 min 内运至实验室做后期处理。利用实验刀具将每块牛肉分割成大小尺寸(50 mm×30 mm×10 mm)类似的切片样本 105 个(每

块牛肉各自分割成一个独立的样本),分别单独放入自封袋中并进行标记,在 4±1 °C 的条件下冷藏 0(当天)、4、7、10、13、16 和 19 d。对每个时间点,随机地选择 15 个样本首先进行光谱扫描,然后测出 TVB-N 含量,每个样本不重复使用。最后,随机地选择 2/3 的样本数量(n=70)作为校正集,用于校正模型的建立,剩余 1/3 数量的样本(n=35)作为预测集,保证校正集与预测集样本的相互独立性。

1.2 高光谱成像采集系统

本研究中所用高光谱图像采集系统如图 1 所示,系统主要由精密步进电机(EZHR17EN, AllMotion, Inc., USA),一套 150 W 稳定输出卤素灯光源(3900-ER, Illumination Technologies, Inc., USA),高光谱光谱仪(ImSpector V10E-QE, Spectral Imaging Ltd, Finland),面阵 EMCCD 相机(Andor Luca DL-604M, Andor Technology plc., N. Ireland)和一台计算机(Dell E6520, Intel Core i7-2620M@2.70 GHz, RAM 4G)组成,整套系统被放置在一个暗箱当中,避免外界杂散光的干扰。

1.3 高光谱图像的获取与校正

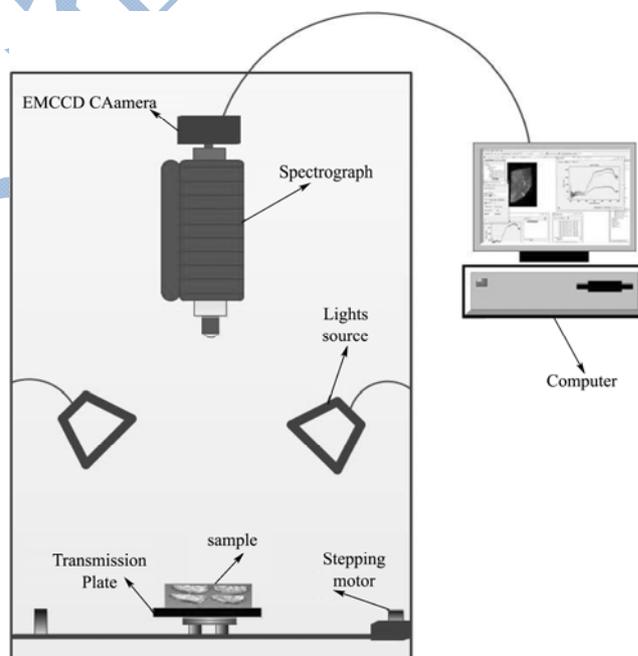


图 1 高光谱成像系统组成示意图

Fig.1 A schematic diagram of the hyperspectral imaging system

利用上述设备可采集的光谱区域为 325~1100 nm,光谱分辨率为 2.8 nm,图像空间分辨率为 1004×1002,曝光时间为 22 ms,由于传感器制作工艺等方面的原因,光谱区域首末两端存在着较大的噪声,因此选取 400~1000 nm 的光谱区域共 774 个波段作为分析光谱区。进一步对采集的图像进行校正。在校准

时,保持图像采集系统参数不变,首先对反射率为99%标准白色校正板(Spectralon, Labsphere Inc., USA)进行采样,得到全白的标定图像 R_{white} , 然后封闭镜头盖,并关闭光源,采集到全黑的标定图像 R_{dark} , 校正后的高光谱图像计算公式为:

$$R_{corr} = \frac{R_{img} - R_{dark}}{R_{white} - R_{dark}} \quad (1)$$

式中, R_{corr} 为校正后的高光谱图像; R_{img} 为采集的原始高光谱图像。

1.4 图像分割与光谱数据提取

校正后的高光谱图像需要进行背景去除,即将每个样本图像与各自的掩膜图像进行计算得到最终的只包含肉样区域的高光谱图像。进一步利用图像上强度的差异性,将样本图像中瘦肉、脂肪和筋区域进行有效的分割,分割出只包含瘦肉区域的样本图像(用于图像颜色与纹理特征提取),并作为感兴趣区域。提取瘦肉区域中每一个像素点的光谱数据并求平均,作为当前样本的光谱数据用于后续分析。

1.5 TVB-N 含量测定

样品经过高光谱图像采集后,利用 GB/T 5009.44-2003^[10]中的半微量定氮法测定 TVB-N 含量。实验时,每个样本作三次平行试验,取平均值作为最终结果。平均 TVB-N 含量随冷藏时间的变化趋势如图 2 所示,前两个时间节点平均 TVB-N 含量较低,当天平均值为 8.105 mg/100 g,第四天的值为 11.369 mg/100 g,这表明熟牛肉在 4 °C 条件下冷藏 0~4 d 仍处于新鲜状

态,(根据国标可知,肉中的 TVB-N<15 mg/100 g 属于新鲜, 15 mg/100 g<TVB-N<25 mg/100 g 属于次新鲜, 25 mg/100 g<TVB-N 属于腐败变质)。第 7 d 的平均值为 16.257 mg/100 g,是熟牛肉进入次新鲜状态的开始。冷藏第 10 d 时,平均 TVB-N 含量已达到了腐败变质的临界值 25.314 mg/100 g,在接近 19 d 时,TVB-N 值已经超过了 40 mg/100 g,属于腐败变质阶段。从图中的分布趋势可知,随着冷藏时间的延长,牛肉中的 TVB-N 含量值逐渐累积,数值上具有明显的梯度差异性。

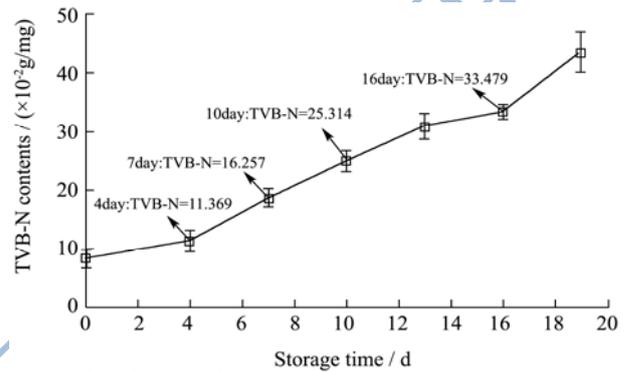


图 2 不同冷藏时间的熟牛肉中平均 TVB-N 含量变化趋势图

Fig.2 Changes in the TVB-N content of cooked beef after different storage periods

TVB-N 含量实测值统计结果如表 1 所示,相比之下,校正集的均值与标准偏差和预测集的相接近。此外,校正集数据的分布区间(6.107~45.085)较好的覆盖了预测集(6.882~43.562)因此,TVB-N 含量可作为熟牛肉新鲜状况分析的依据,随机划分的校正集与预测集也有助于建立高性能的预测模型。

表 1 校正集与预测集熟牛肉中 TVB-N 含量统计结果

Table 1 TVB-N content of cooked beef in the calibration and prediction sets

数据集	样本数量	区间/(×10 ² mg/g)	均值/(×10 ² mg/g)	标准偏差/(×10 ² mg/g)
校正集	70	6.107~45.085	22.941	10.506
预测集	35	6.882~43.562	23.569	10.776

1.6 特征提取方法

1.6.1 特征波长选择

变量组合集群分析法(VCPA)是一种较新的特征波长选择算法,其主要思想是首先运用二进制矩阵采样法(BMS)从变量空间中采样若干组变量子集,统计变量子集中每个变量被选择的频率,通过指数衰减函数(EDF)剔除掉被选频率较小的波长变量,将所保留的变量重复 BMS 采样和 EDF 剔除,此过程重复 N 次,将被选频率较大的剩余变量进行组合即为最终选择出的特征波长变量。本文中采样次数为 1000,迭代次数为 50,每次迭代过程中优选出不超过 10 个候选变量,

记录每个候选变量被选择的频率,最终选择频率较大的前 6 个变量为特征波长变量。算法细节的描述参见文献^[11]。

1.6.2 纹理特征提取

纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,能更好地解释样本图像的宏观性质与微观结构,现已成为图像分析的重要手段。本文利用 Tamura 算法提取图像纹理特征来解释不同新鲜状况熟牛肉间的差异性。Tamura 等人提出了 6 个可供提取的纹理特征分量,粗糙度(coarseness)、对比度(contrast)、线性度(linelikeness)、方向度(directionality)、规整度(regularity)和粗略度(roughness)分别对应心理学

角度上的 6 种属性。通常, 前三个纹理特征分量基本能够较好的解释样本图像的本质信息, 本文只提取这三个分量作为纹理特征, 用于后续模型的建立, 其基本参考公式如下(公式的完整描述及参数的具体含义请参照文献^[12]):

粗糙度:

$$F_{crs} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{best}(i, j) \quad (2)$$

对比度:

$$F_{con} = \frac{\sigma}{\alpha^4} \quad (3)$$

线性度:

$$F_{lin} = \frac{\sum_i \sum_j P_{dis}(i, j) \cos[(i, j) \frac{2\pi}{n}]}{\sum_i \sum_j P_{dis}(i, j)} \quad (4)$$

1.6.3 颜色特征提取

利用外部颜色的变化判别食品质量状况是消费者惯用的一种方式, 通常肉在长时间冷藏过程中其表面颜色会发黑, 发暗, 因此, 颜色上的差异可用于分析熟牛肉中 TVB-N 的变化趋势。本文利用采集的高光谱图像合成的 RGB 图像作为颜色特征提取的目标图像, 分别提取出目标图像 R、G 和 B 三个分量图(R、G 和 B 分别代表颜色空间中红色、绿色和蓝色分量), 然后各自计算出每个分量图像中的颜色特征: 一阶距(μ_i)、二阶距(σ_i)和三阶矩(s_i), 公式如下:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{ij} \quad (5)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij} - \mu_i)^2} \quad (6)$$

$$s_i = \sqrt[3]{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij} - \mu_i)^3} \quad (7)$$

式中 p_{ij} 表示图像中第 j 个像素的第 i 个颜色分量, N 是图像中总像素数。因此, 基于 RGB 模型的每个样本划分出三个颜色分量, 每个分量提取三个特征变量, 组成一个 9 维的颜色直方图向量, 表示为:

$$Y_{CLR} = [\mu_R, \sigma_R, s_R, \mu_G, \sigma_G, s_G, \mu_B, \sigma_B, s_B]$$

1.7 模型建立与评价

粒子群算法(PSO)最早由 Eberhart 等^[13]提出, 是一种基于种群的全局优化方法, 系统初始化一组随机解, 通过迭代, 按照一定的信息传递方式, 逐渐逼近全局最优。其优势在于简单、易实现、且没有较多的参数需要调整。在每一次迭代过程中, 每个粒子都需要根据设定的目标函数计算其适应值, 然后根据适应值确定当前粒子最优位置及群体最优位置, 并对当前位置

做出调整, 直到满足预设的最优适应值为止。

最小二乘支持向量机(LS-SVM)是基于对 SVM 的改进, 是典型的非线性多元分析方法。LS-SVM 减少了计算复杂度提高了模型的泛化能力。其利用核函数将样本数据映射到高维特征空间, 构建最优的线性关系模型进行求解。但核函数中核宽度(σ)和正则化参数(γ)的设定直接影响到模型的稳定性与预测能力。因此, 为了进一步提升 LS-SVM 的学习和泛化能力, 选取径向基函数(RBF)作为核函数, 建立基于熟牛肉中 TVB-N 含量的 LS-SVM 定量预测模型, 此外将均方误差(MSE)作为目标函数, 并利用 PSO 对 LS-SVM 的参数进行寻优完成最适宜 PSO-LS-SVM 模型的建立。本文中正则化参数($\gamma=45.681$), 核宽度($\sigma=46.988$)。LS-SVM 的算法原理及具体建模过程参见文献^[14,15]。预测集样本的决定系数 R_p^2 和预测均方根误差(RMSEP)是模型的主要评价标准, 校正集样本的决定系数 R_c^2 以及校正均方根误差(RMSEC)是辅助评价标准。其中, R_c^2 和 R_p^2 越接近 1, RMSEC 和 RMSEP 越接近 0, 则模型的预测性能越好, 精度越高, 此外, 各自的评价指标值越接近说明模型的稳定性越强。具体计算过程可参见文献^[16]。

1.8 可视化表达

利用高光谱成像“图谱合一”的特性能够将熟牛肉中的 TVB-N 含量通过建立的预测模型定量反演到样本的表面图像上, 从而实现检测指标在样本图像上的可视化表达。选取最优的 TVB-N 定量预测模型, 提取出样本图像中每个像素点对应的光谱特征值并结合颜色特征值利用最优模型预测出每个像素点对应的 TVB-N 值, 进一步将 TVB-N 值反演到熟牛肉样本图像上, 最终得到 TVB-N 含量预测的伪彩色图。具体实现过程利用 Matlab 软件完成。

2 结果与讨论

2.1 光谱特征分析与特征波长选择

图 3 表示不同冷藏天数的肉样平均光谱分布趋势曲线。观察图 3 可知, 在 400~1000 nm 范围内, 不同冷藏天数的牛肉样本光谱曲线分布趋势基本相一致, 但随着冷藏时间的增加, 肉中的 TVB-N 含量逐渐累积, 反射强度呈下降趋势, 不同样品对光的反射和吸收存在较明显的差异。这可能与肉在冷藏过程中其蛋白质等营养物质发生降解相关。约 430 和 570 nm 处对应的吸收波段可能与肉中的蛋白质色素和肌红蛋白有关, 反应了牛肉的表面颜色信息^[17]; 970 nm 处出现

的吸收峰主要与肉中的水分含量相关, 这些特征可作为为进一步定量分析的基础^[18]。

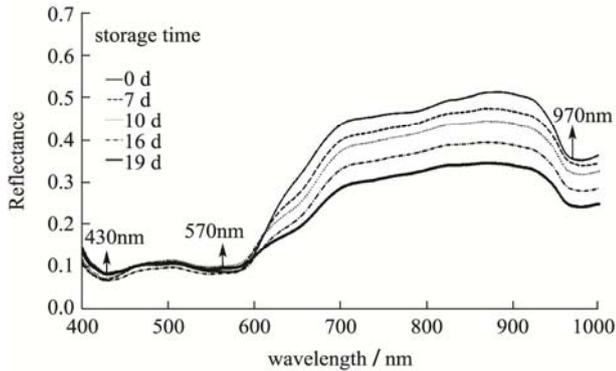


图3 不同冷藏时间的熟牛肉样本平均光谱图

Fig.3 Mean spectra of cooked beef after different storage periods

利用 VCPA 算法优选出 6 个特征波长变量(430、458、557、713、870 和 970 nm), 被选择频次设置为 19 如图 4 所示, 6 个特征波段离散的分布在 400~1000 nm 波段范围内, 被选择的特征波长能否表征样本的本质信息需要进一步通过建模来验证。

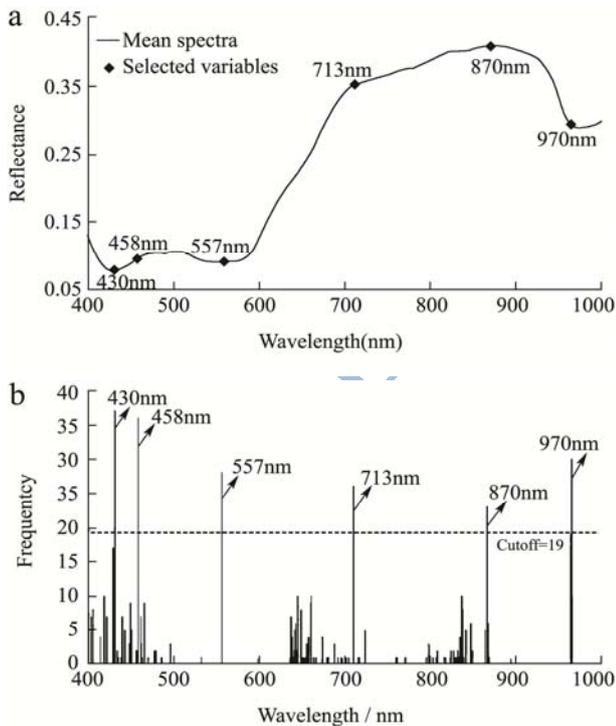


图4 利用 VCPA 算法选择特征变量的结果 (a) 及被选择的频次 (b)

Fig.4 Selected parameters (a) and their frequencies (b) according to VCPA

2.2 纹理特征分析

计算出每幅特征图像中的粗糙度、对比度和线性度三个纹理特征值, 即每个样本共 18 个变量作为纹理

特征值用于 TVB-N 定量分析。冷藏 0、7、10 和 16 d 的熟牛肉样本平均纹理特征值如表 2 所示。由表 1 可知, 随着冷藏时间的延长, 样本图像的粗糙度逐渐增加, 但变化幅度不明显, 冷藏 0 d 与 7 d 的牛肉都属于可食用阶段, 其图像中像素间的差异性较小, 致使粗糙度值相接近, 冷藏 16 d 的牛肉已处于腐败变质阶段, 其内部营养物质的流失, 再结合外部颜色的退变导致其粗糙度值增加; 相反, 对比度呈下降趋势, 且变化较明显, 可作为定量分析的主要依据。然而, 线性度的变化趋势较平缓, 可能会出现样本数据重合的现象。

表 2 不同存储时间的熟牛肉样本平均纹理特征统计结果

Table 2 Mean textural properties of cooked beef after different storage periods			
冷藏时间	粗糙度	对比度	线性度
第 0 d	16.229	67.076	0.031
第 7 d	17.167	55.722	0.039
第 10 d	19.744	51.492	0.044
第 16 d	22.615	48.278	0.061

2.3 颜色特征分析

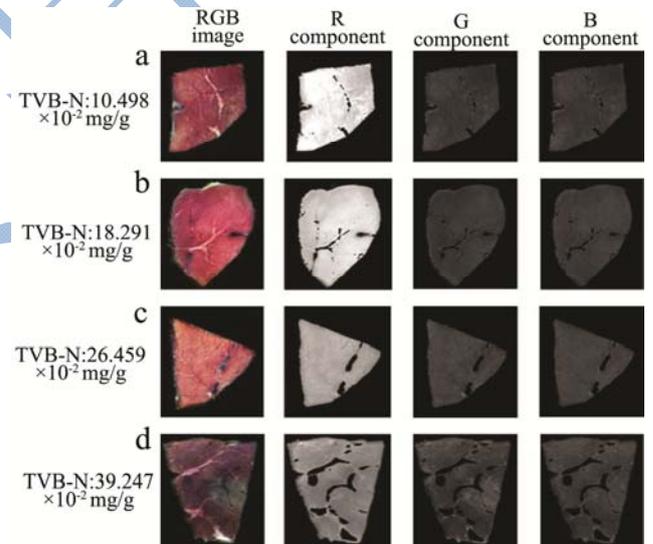


图5 不同 TVB-N 含量的熟牛肉样本 R、G 和 B 分量图

Fig.5 RGB component images of cooked beef samples containing four different TVB-N concentrations

图 5 展示出不同 TVB-N 含量的熟牛肉样本图像分离 R、G 和 B 三分量结果。随着 a、b、c 和 d 的 TVB-N 含量逐渐累积, 熟牛肉从新鲜到腐败逐步变化。从 a~d 观察可知, R 分量图逐渐变暗, 这与肉在冷藏过程中表面颜色会发黑发暗的常规现象相一致; G 分量图出现轻微的亮度增强趋势, 可能的原因是牛肉样本在长时间冷藏过程中其表面光泽退化的同时还会伴随着微生物菌落引起的腐败污染区域, 该区域通常呈现出灰绿色如图 5(d)所示; B 分量图的特征变化不明显, 可

能对于牛肉中 TVB-N 的定量分析的贡献性较小。

冷藏 0、7、10 和 16 d 的熟牛肉样本平均颜色特征值如表 3 所示(μ 、 σ 和 s 分别代表一、二、三阶矩; R、G 和 B 代表三个分量图)。通过比较可知, μ_R 、 σ_R 和 s_R 具有相对较明显的梯度变化趋势, 其中 μ_R 随着冷藏天数的增加呈递减趋势, 相反, σ_R 逐渐增加, 而

s_R 变化趋势较平缓; μ_G 、 σ_G 和 s_G 都随着冷藏时间的增加而递增, 但变化幅度较小; μ_B 、 σ_B 和 s_B 没有显著的变化趋势, 且 s_B 出现正负值交替的现象, 这可能会影响到定量分析的结果。因此, 所提取的颜色和纹理特征能否表征样品的本质信息还需要通过建立的定量分析模型来检验。

表 3 不同存储时间的熟牛肉样本平均颜色特征统计结果

Table 3 Mean color parameters of cooked beef after different storage periods

颜色特征	冷藏 0 d	冷藏 7 d	冷藏 10 d	冷藏 16 d
R 分量一阶距(μ_R)	205.867	192.962	176.482	129.552
G 分量一阶距(μ_G)	52.751	53.097	57.392	63.219
B 分量一阶距(μ_B)	56.991	55.760	56.965	57.966
R 分量二阶距(σ_R)	17.994	21.390	20.100	31.185
G 分量二阶距(σ_G)	6.860	8.959	10.231	15.544
B 分量二阶距(σ_B)	8.669	9.926	11.555	13.026
R 分量三阶距(s_R)	-15.302	-19.955	-21.251	-18.609
G 分量三阶距(s_G)	2.909	4.525	7.136	11.791
B 分量三阶距(s_B)	-4.235	-4.655	5.769	7.071

2.4 模型建立

采用 PSO-LS-SVM 算法分别建立了基于光谱特征(SFs)、颜色特征(CFs)以及纹理特征(TFs)的熟牛肉中 TVB-N 含量预测模型; 此外将单一特征值进行标准化融合, 进一步利用 PSO-LS-SVM 算法建立了基于 S+CFs、S+TFs、C+TFs 以及 S+C+TFs 融合的定量分析模型。模型预测结果如表 4 所示。

表 4 不同特征信息的 PSO-LS-SVM 模型预测熟牛肉中 TVB-N 含量统计结果

Table 4 Results of the PSO-LS-SVM model including different parameters on prediction of TVB-N content of cooked beef

特征信息	校正集		预测集	
	R^2_c	RMSEC	R^2_p	RMSEP
SFs	0.927	1.692	0.914	2.053
CFs	0.909	1.854	0.905	2.072
TFs	0.699	4.874	0.647	4.802
S+CFs	0.961	1.067	0.955	1.093
S+TFs	0.764	3.562	0.689	4.741
C+TFs	0.721	3.949	0.582	4.747
S+C+TFs	0.865	2.281	0.873	2.549

注: S 表示光谱; C 表示颜色; T 表示纹理; Fs 表示特征。

由表 4 可知, 基于单一特征变量模型的预测结果呈现出较明显的差异性, 其中 SFs 模型的预测能力和稳定性(R^2_c 和 R^2_p 分别为 0.927 和 0.914; RMSEC 和 RMSEP 分别为 1.692 和 2.053)要略优于 CFs 模型(R^2_c 和 R^2_p 分别为 0.909 和 0.905; RMSEC 和 RMSEP 分别

为 1.854 和 2.072), 且两种模型都较好的实现了 TVB-N 含量的预测。这表明熟牛肉在冷藏过程中其内部成分的降解以及外部颜色的退变对于 TVB-N 含量的预测具有较大的贡献性。相反, TFs 模型的性能较差, 预测集 R^2_p 和 RMSEP 仅有 0.647 和 4.802。可能与纹理变量没有明显的梯度差异相关。由此可知, 单一利用光谱或颜色特征变量结合 PSO-LS-SVM 算法所建立的模型对样品中 TVB-N 含量的预测是可行的, 但模型的精度还有待提升。

分析特征融合后模型的预测结果可知, S+CFs 融合的 PSO-LS-SVM 模型表现出较强的预测能力(RMSEC 和 RMSEP 分别为 1.067 和 1.093), R^2_c 和 R^2_p 分别为 0.961 和 0.955 且相互间差异较小体现出更好的稳定性。然而, 两个与纹理特征相关的融合模型(S+TFs 和 C+TFs)的预测结果均较差。与 SFs 模型相比, S+TFs 模型预测集 R^2_p 降低 24.62%, RMSEP 却增加了 56.70%; 与 CFs 模型相比, C+TFs 模型预测集 R^2_p 降低 35.70%, RMSEP 增加了 56.35%, 这表明本研究中提取的纹理特征值不太适合于熟牛肉中 TVB-N 含量的预测, 纹理特征的贡献性要弱于颜色与光谱特征。相比于 S+TFs 和 C+TFs 模型, 将进一步融合三种特征变量, S+C+TFs 模型的预测能力得到了有限的提升, 预测集 R^2_p 和 RMSEP 分别为 0.873 和 2.549, 但还是明显弱于 S+CFs 模型。

由此分析可知, 将光谱与颜色特征值进行融合并结合 PSO-LS-SVM 算法建立的不同冷藏天数的熟牛肉中 TVB-N 含量的预测模型表现出最优的性能, 该

模型的预测能力和稳定性要明显优于单一利用光谱特征或颜色特征所建立的模型。此外,该模型的预测结果同样优于已发表的相关文献:Khulal等^[19]利用高光谱成像技术结合 ACO-BPANN 算法定量预测鸡肉中 TVB-N 含量($R_p=0.7542$, $RMSEP=6.3834$);张蕾蕾等^[20]建立的 PLSR 模型对猪肉中 TVB-N 含量的最佳预测结果为 $R_p=0.90$, $SEP=7.80$;朱荣光等^[21]将不同的预处理方法相结合,建立了 PLSR 模型对羊肉中的 TVB-N 含量进行了预测,预测集 R_p 和 $RMSEP$ 分别为 0.92 和 3.46。

2.5 TVB-N 含量可视化

提取熟牛肉高光谱图像中每个像素点下的光谱信息并进行特征波长选择,进一步融合该样本的颜色特征信息并带入 PSO-LS-SVM 模型预测出每个像素点下的 TVB-N 含量值,不同含量的 TVB-N 赋予不同的颜色,以伪彩色图的形式将其可视化,结果如图 6 所示。

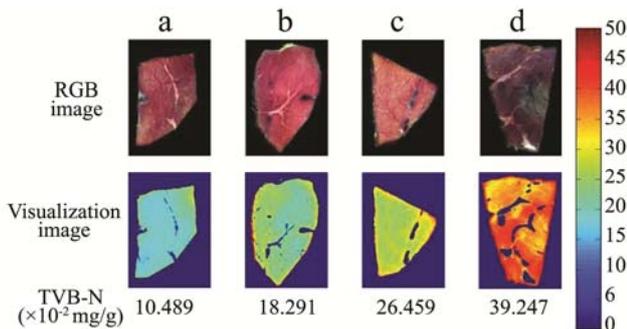


图 6 熟牛肉中 TVB-N 含量可视化结果图

Fig.6 Visualization maps of TVB-N content of cooked beef

纵观全图可知,不同 TVB-N 含量被映射成相对应的颜色:蓝色代表低含量 TVB-N(新鲜肉);红色代表高含量 TVB-N(腐败肉);在 TVB-N 含量不断累积的过程中,熟牛肉的新鲜状况大幅度下降,分布图也伴随着从蓝色、黄色到红色的变化。图 6a 是新鲜肉样本, $TVB-N=10.498 \text{ mg}/100 \text{ g}$, 图中大部分区域被蓝色占据;相比之下,图 6d 是腐败肉样本,冷藏 16 d, $TVB-N=39.247 \text{ mg}/100 \text{ g}$, 橘红色占据了绝大部分区域,与图 6a 形成了鲜明的颜色反差。这表明熟牛肉新鲜腐败状况能够通过可视化图表达。此外,图 6a 和 6b 都属于可食用牛肉样本,从新鲜到次新鲜,相对应的颜色从蓝到浅黄渐进性变化,然而,从图 6c 开始牛肉进入腐败变质阶段, $TVB-N$ 含量达到了 $26.459 \text{ mg}/100 \text{ g}$, 颜色变化较之前剧烈,这种现象可能的原因是随着存储时间的延长,熟牛肉中蛋白质不断降解生成一些对人体有害的物质加速了肉的腐败进程。

因此,通过对比多个 TVB-N 含量可视化图的方

式能够分辨熟牛肉在冷藏过程中新鲜度的变化趋势,这可以帮助消费者更直观判断出熟肉的新鲜状况,避免了裸眼观察的缺陷。同时也督促生产者更加需要注重产品的质量与安全。

3 结论

利用高光谱成像系统在 400~1000 nm 波段范围内采集熟牛肉样本的高光谱图像,结合 PSO-LS-SVM 算法建立了基于光谱特征、颜色特征、纹理特征以及不同特征融合的 TVB-N 含量预测模型。对采集的光谱数据利用 VCPA 算法提取出 6 个特征波长变量,利用 6 幅特征波长图像结合 Tamura 算法共提取出 18 个纹理特征变量,基于 RGB 空间模型,分别提取出 R、G 和 B 分量图中 9 个代表性的颜色特征变量。再结合 PSO-LS-SVM 算法分别建立了单一特征变量以及融合特征变量的 TVB-N 含量分析模型,其中,基于光谱与颜色特征融合的 PSO-LS-SVM 模型展现出最优的预测能力,测试集 R_p 和 $RMSEP$ 分别为 0.955 和 1.093。利用该模型结合图像处理算法,将每个像素点下预测出的 TVB-N 含量值定量反演到熟牛肉样本表面图像上,生成可视化分布图,更加形象、直观地呈现出熟牛肉在冷藏过程中新鲜度的动态变化趋势。研究表明,融合高光谱图像中的光谱与颜色特征变量,并结合 PSO-LS-SVM 算法能够对熟牛肉中的 TVB-N 含量进行有效、可靠的预测与评价。这种定量可视化方式是传统图像和光谱技术所不能达到的,该方法具有很大的潜力应用到其它肉制品的新鲜度以及货架期等检测之中。

参考文献

- [1] Bertram H C, Straadt I K, Jesen J A, et al. Relationship between water mobility and distribution and sensory attributes in pork slaughtered at an age between 90 and 180 days [J]. Meat Science, 2007, 77(2): 190
- [2] 王家云,王松磊,贺晓光,等.基于 NIR 高光谱成像技术的滩羊肉内部品质无损检测[J].现代食品科技,2014,30(6): 257-262
WANG Jia-yun, WANG Song-lei, HE Xiao-guang, et al. Nondestructive detection for internal qualities of tan-sheep meat using NIR hyperspectral imaging technique [J]. Modern Food Science and Technology, 2014, 30(6): 257-262
- [3] Elmasry G, Sun D W, Allen P. Near-infrared hyperspectral imaging for predicting colour, pH and tenderness of fresh beef [J]. Journal of Food Engineering, 2012, 110(1): 127-140
- [4] 孔宪琴,黄素珍.肉品品质的无损检测方法[J].肉类研究,

- 2008,8:71-74
- KONG Xian-qin, HUANG Su-zhen. Nondestructive measurement techniques for meat quality detection [J]. Meat Research, 2008, 8: 71-74
- [5] Barbin D, Elmasry G, Sun D W, et al. Near-infrared hyperspectral imaging for grading and classification of pork [J]. Meat Science, 2012, 90(1): 259-68
- [6] Peng Y, Zhang J, Wang W, et al. Potential prediction of the microbial spoilage of beef using spatially resolved hyperspectral scattering profiles [J]. Journal of Food Engineering, 2011, 102(2): 163-169
- [7] Xiong Z, Sun D W, Zeng X A, et al. Recent developments of hyperspectral imaging systems and their applications in detecting quality attributes of red meats: A review [J]. Journal of Food Engineering, 2014, 132(1): 1-13
- [8] Yang Q, Sun D W, Cheng W. Development of simplified models for nondestructive hyperspectral imaging monitoring of TVB-N contents in cured meat during drying process [J]. Journal of Food Engineering, 2017, 192: 53-60
- [9] 邹小波,李志华,石吉勇,等.高光谱成像技术检测肴肉新鲜度[J].食品科学,2014,35(8):89-93
- ZOU Xiao-bo, LI Zhi-hua, SHI Ji-yong, et al. Detection of freshness attributes of yao meat based on hyperspectral imaging technique [J]. Food Science, 2014, 35(8): 89-93
- [10] GB/T 5009.44-2003,肉与肉制品卫生标准的分析方法[S]
- [11] Yun Y H, Wang W T, Deng B C, et al. Using variable combination population analysis for variable selection in multivariate calibration [J]. Analytica Chimica Acta, 2015, 862: 14-23
- [12] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473
- [13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings. IEEE, 1995: 1942-1948 vol.4
- [14] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300
- [15] 屠振华,朱大洲,籍保平,等.蜂蜜中果糖和葡萄糖近红外检测的差异性分析及优化研究[J].分析化学,2010,38(1):45-50
- TU Zhen-hua, ZHU Da-zhou, JI Bao-ping, et al. Difference analysis and optimization study for determination of fructose and glucose by near infrared spectroscopy [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2010, 38(1): 45-50
- [16] 樊书祥,黄文倩,李江波,等.特征变量优选在苹果可溶性固形物近红外便携式检测中的应用[J].光谱学与光谱分析,2014,34(10):2707-2712
- FAN Shu-xiang, HUANG Wen-qian, LI Jiang-bo, et al. Application of characteristic NIR variables selection in portable detection of soluble solids content of apple by near infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(10): 2707-2712
- [17] Kılıç B, Simşek A, Claus J R, et al. Encapsulated phosphates reduce lipid oxidation in both ground chicken and ground beef during raw and cooked meat storage with some influence on color, pH, and cooking loss [J]. Meat Science, 2014, 97(1): 93-103
- [18] Elmasry G, Sun D W, Allen P. Non-destructive determination of water-holding capacity in fresh beef by using NIR hyperspectral imaging [J]. Food Research International, 2011, 44(9): 2624-2633
- [19] Khulal U, Zhao J, Hu W, et al. Nondestructive quantifying total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in chicken using hyperspectral imaging (HSI) technique combined with different data dimension reduction algorithms [J]. Food Chemistry, 2016, 197 Pt B(Pt B): 1191
- [20] 张雷蕾,李永玉,彭彦昆,等.基于高光谱成像技术的猪肉新鲜度评价[J].农业工程学报,2012,28(7):254-259
- ZHANG Lei-lei, LI Yong-yu, PENG Yan-kun, et al. Determination of pork freshness attributes by hyperspectral imaging technique [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(7): 254-259
- [21] 朱荣光,姚雪东,段宏伟,等.羊肉挥发性盐基氮的高光谱图像快速检测研究[J].光谱学与光谱分析,2016,36(3):806-810
- ZHU Rong-guang, YAO Xue-dong, DUAN Hong-wei, et al. Study on the rapid evaluation of total volatile basic nitrogen (TVB-N) of mutton by hyperspectral imaging technique [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(3): 806-810