

高光谱成像的冰鲜与冻融三文鱼鉴别研究

孙宗保, 梁黎明, 李君奎, 邹小波*, 刘小裕, 王天真

江苏大学食品与生物工程学院, 江苏 镇江 212013

摘要 三文鱼是一种营养丰富且味道鲜美的海水鱼种, 近年来, 我国三文鱼消费市场需求旺盛, 进口量不断增加, 而进口方式主要包括冰鲜和冷冻两种。相比于冷冻三文鱼, 冰鲜三文鱼能更好的保留其优良品质, 但同时成本更高, 售价更贵。因此存在部分不法商贩将冷冻三文鱼解冻后作为冰鲜三文鱼售卖, 以此谋取更多利润。这种欺诈行为不仅严重损害了消费者的利益, 也不利于我国三文鱼消费市场的健康发展。为建立一种快速、无损的三文鱼品质检测方法, 以冰鲜和冻融三文鱼为研究对象, 对冰鲜和冻融三文鱼的高光谱光谱差异和图像差异进行了分析, 并结合化学计量学方法对冰鲜和冻融三文鱼进行快速鉴别。三文鱼在冷冻运输过程中, 受冷链条件等因素的影响, 可能存在多次冻融的情况。因此为提高检测方法的通用性, 制备不同冻融次数的三文鱼作为冻融组。首先通过高光谱成像系统采集样本的高光谱图像数据。然后利用 ENVI 4.5 软件提取样本高光谱图像中感兴趣区域(ROI)的平均光谱, 同时利用灰度共生矩阵法(GLCM)对前三个主成分图像的纹理信息进行提取。原始光谱信息经过多元散射校正(MSC)等方法预处理后, 利用主成分分析法(PCA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)、连续投影算法(SPA)和 CARS-SPA 对光谱进行降维和变量筛选。最后基于光谱信息、图像信息以及融合光谱-图像信息分别结合反向传播神经网络(BPANN)、线性判别分析(LDA)、极限学习机(ELM)和随机森林(RF)建立冰鲜与冻融三文鱼鉴别模型。结果显示基于 MSC 预处理光谱的 CARS-ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼识别效果最佳, 其校正集和预测集的识别率分别为 100.00% 和 95.00%。此外, 在对三文鱼的冻融次数鉴别研究中, 基于 MSC 预处理光谱建立的 CARS-ELM 模型对三文鱼冻融次数识别效果最佳, 其校正集和预测集的识别率分别为 97.50% 和 91.67%。研究结果表明, 基于高光谱成像技术能够对冰鲜与冻融三文鱼进行快速鉴别。

关键词 高光谱成像技术; 冰鲜与冻融三文鱼; 冻融次数; 波长筛选; 模式识别

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)11-3530-07

引言

三文鱼由 *Salmo salar* 音译而来, 其味道鲜美、营养丰富, 在世界范围内广受消费者喜爱。而三文鱼是一种高度易腐的食品, 市场上为了延长其货架期, 通常采用冷冻的方式进行存储。冷冻储藏可以大大延长其货架期, 且成本低、操作方便。但冷冻会破坏三文鱼的组织结构, 使口感变差, 并且解冻时伴随大量的汁液流失, 降低了营养物质含量。冰鲜三文鱼能够更好的保留三文鱼的优良品质, 但同时成本更高, 售价更贵。这使部分不法商贩将冷冻三文鱼解冻后(冻融三文鱼)贴上冰鲜的标签冒充成冰鲜三文鱼进行售卖, 以

此赚取更多的利益, 这种行为严重损害了消费者的利益, 也造成了不公平的市场竞争, 阻碍国内三文鱼产业的健康发展。因此对冰鲜和冻融三文鱼的快速鉴别研究具有重要的意义。

当前常规三文鱼品质检测方法有感官评价法、微生物检测法以及理化检测等方法。其中, 感官评价是一种将统计分析和实验设计应用在人类感官的学科, 该方法简单易行, 但主观性太强; 微生物检测和理化检测在鱼类品质评价中起着重要的作用, 其检测结果准确可靠, 很多被用作国家标准或其他规范方法, 但存在耗时、费力的缺点, 难以实现大规模检测。高光谱成像技术因检测快速无损且同时具有图像和光谱信息的优点而广泛应用在肉类品质检测领域。

收稿日期: 2020-05-19, 修订日期: 2020-08-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0401104), 江苏高校优势学科建设工程项目, 镇江市重点研发项目(SH2019019)和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX19-0571)资助

作者简介: 孙宗保, 1976 年生, 江苏大学食品与生物工程学院副教授 e-mail: zongbaos@163.com

* 通讯联系人 e-mail: zou_xiaobo@ujs.edu.cn

Sivertsen^[1]等采用高光谱成像技术结合 K 最近邻法(KNN)区分了新鲜和冻融鳕鱼片,并评估了冰鲜样本的新鲜度;Khojastehnazhand^[2]等采用高光谱成像技术结合偏最小二乘法(PLS)对虹鳟鱼的存储时间进行了鉴别;Cheng^[3]等采用高光谱成像技术结合 PLS 对鲑鱼在存储过程中 DHA 和 EPA 变化进行分析和预测。以上研究表明高光谱成像技术在鱼类品质检测中具有巨大潜力。本研究采用高光谱成像技术对冰鲜与冻融三文鱼进行鉴别,为模拟实际冷链运输过程中样品可能存在多次冻融的情况,冻融组样本包含一次冻融组、两次冻融组和三次冻融组,并基于高光谱成像技术对其冻融次数进行鉴别,旨在建立一种高效、无损且通用性强的冰鲜与冻融三文鱼鉴别方法。

1 实验部分

1.1 样品处理

样本来自法罗群岛当地最大的三文鱼养殖公司 Bakkafrost。三文鱼被捕捞后,由加工厂在 3 h 内将鲜活三文鱼屠宰加工为冰鲜三文鱼。然后全程 4 °C 冷链空运至上海纯尔贸易发展有限公司,再通过冷藏车运送至镇江麦德龙超市,真空包装后,置放在铺满碎冰的保鲜盒中快速运送到实验室,整个运输过程大约 4~5 d。

三文鱼去皮清洗干净后,用灭菌后的刀片取中段鱼块,切成长 3 cm、宽 3 cm、高 2 cm 的鱼片,个体质量约(20±5) g,真空包装。将分割好的三文鱼样本按图 1 分为两组,第一组命名为 C 组,即冰鲜组,共 90 个样品,此组三文鱼样本在当天进行分析。第二组命名为 FT 组,即冻融组。参考 Ali^[4]等的循环冻融方法,FT 组分为 FT-1 组、FT-2 组和 FT-3 组,即一次冻融组、两次冻融组以及三次冻融组,每组 30 个样本,冻藏时间均为 30 d。其中 FT-1 组在零下 30 °C 下冷冻 30 d 后取出解冻分析;FT-2 组在第 15 天从冷冻层取出,在 4 °C 环境下解冻 12 h,之后再继续冷冻,在第 30 天取出解冻分析,为两次冻融循环组;FT-3 组在第 10 和 20 天取出进行一次冻融循环,最后在第 30 天取出分析,为三次冻融循环组。

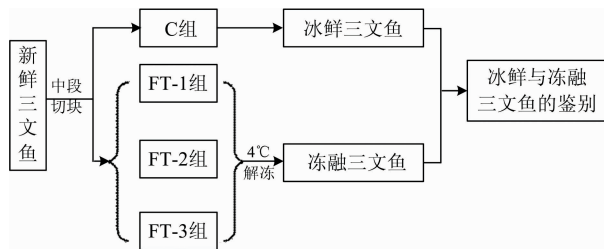


图 1 样本制备流程图

Fig. 1 The flow chart of sample preparation

1.2 高光谱数据采集

1.2.1 高光谱成像采集系统

高光谱成像采集系统主要由高光谱相机(ImSpector V10E, Spectral Imaging Ltd, Oulu, Finland)、石英卤素灯(Fiber-LiteDC-950 Illuminator, Dolan-Jenner Industries Inc, America)、精密自动平移装置(SC30021 A, Zolix Instru-

ments co. Ltd., China) 以及装配了图像采集卡的电脑(P4P800-X 型号, Asus computer co. Ltd., Taiwan, China) 组成。系统硬件部分主要组成示意图见图 2。

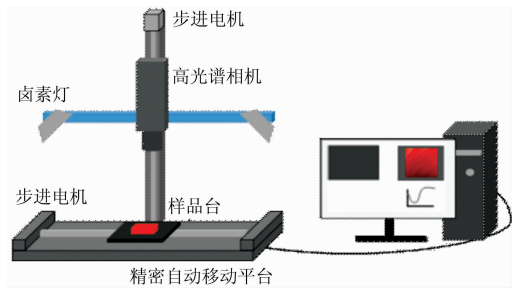


图 2 高光谱成像系统

Fig. 2 Hyperspectral imaging system

1.2.2 高光谱图像的采集与校正

仪器预热后,将样品放置于样品台上,并设置系统参数:样品台的平移速度为 90 mm·s⁻¹;行程为 180 mm;相机曝光时间设置为 50 ms。对原始高光谱图像进行黑白校正,以降低在采集过程中由于暗电流和光照不均匀等因素产生的噪声。

1.3 高光谱图像数据处理方法

1.3.1 光谱提取和预处理方法

采用 ENVI 4.5 软件选取样品中心附近 200 pixel×200 pixel 的范围作为感兴趣区域(region of interest, ROI),对 ROI 范围内所有像素点的光谱值进行平均,作为该样本的光谱值。

为筛选出效果较好的预处理方法,选用了一阶导数(first derivative, 1st Der)、二阶导数(second derivativ, 2nd Der)、多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)、标准正态变量变换(standard normal variate transformation, SNVT)、归一化(normalization, N)和均值中心化(mean centering, MC)共 6 种预处理方法。

1.3.2 光谱信息中特征变量的筛选方法

由于光谱数据变量繁多,可能存在冗余信息和噪声,若将每个光谱值都代入模型进行分析,不仅影响模型的准确率,也会增加模型的运算量,降低模型运算速度,因此有必要通过变量筛选的方法对光谱进行特征波长筛选^[5]。

(1) 竞争性自适应重加权算法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS):竞争性自适应重加权算法是一种基于“适者生存”思想,结合了蒙特卡罗采样和偏最小二乘回归系数的变量筛选方法。在进行变量筛选时,剔除变量的数量由指数衰减函数(exponentially decreasing function, EDF)来确定。变量剔除后,将保留的变量数据利用自适应重加权采样(adaptive reweighted sampling, ARS)建立 PLS 模型,比较模型的交叉验证均方根误差 RMSECV 值,选出 RMSECV 值最小时对应的 PLS 模型,其对应的子集变量即 CARS 方法最终筛选出的特征变量^[6]。

(2) 连续投影算法(successive projections algorithm, SPA):连续投影算法可以从一组数据中筛选出一组子集,使子集中的变量含有最少的重复和无用特征值,从而可以减少

后续建立的模型输入变量,提高模型效率^[7]。

(3)竞争性自适应重加权-连续投影算法(competitive adaptive reweighted sampling-successive projections algorithm, CARS-SPA):竞争性自适应重加权-连续投影算法是将 CARS 方法筛选出的波长继续用 SPA 方法进行二次筛选的波长选择方法。

1.3.3 高光谱图像纹理特征值的提取

鱼肉品质的改变在一定程度上与人的感官有较高的相关性,通过食品的纹理信息能够对其品质进行评估和检测。采用灰度共生矩阵方法(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)对高光谱数据的前几个主成分图像纹理信息进行提取。分别以 0° , 45° , 90° 和 135° 四个不同角度从图像中计算纹理特征,提取了样品高光谱图像的相关性(correlation, COR)、对比度(contrast, CON)、熵(entropy, ENT)、角二阶矩(angular second moment, UNI)以及逆差矩(inverse difference moment, IDM)五个纹理特征值。每幅图片共采集 20 个纹理特征值,这 20 个特征值在后续的研究中作为变量建立冰鲜与冻融三文鱼定性鉴别模型。

1.3.4 样本集划分

光谱-理化值共生距离法(sample set partitioning based on joint x-y distances, SPXY)方法是在 Kennard-Stone 方法的基础上提出的,与后者不同的是,SPXY 方法在校正集样本的选择上能够兼顾变量矩阵 X 及待测指标矩阵 Y ,因此能够保证获取的校正集数据代表性更强^[8]。

1.3.5 定性模型建立方法

定性模型按分类函数的类型可分为非线性定性模型和线性定性模型,本研究选用了反向传播神经网络(back-propagation artificial neural network, BPANN)、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、极限学习机(extreme learning machine, ELM)以及随机森林(random forest, RF)四种定性判别模型,其中, BPANN, RF 和 ELM 为非线性分类模型, LDA 为线性分类模型^[9-12]。

2 结果与讨论

2.1 基于光谱信息的冰鲜与冻融三文鱼鉴别分析

2.1.1 冰鲜与冻融三文鱼光谱差异分析

图 3(a)为 180 个样品的原始光谱图。为方便对冰鲜与冻融三文鱼的光谱差异进行比较和分析,本研究分别对 C,

FT-1, FT-2 以及 FT-3 组的光谱值求平均并做出平均光谱图,如图 3(b)。在图 3(b)中,四组样品光谱曲线呈现相似的趋势,但 C 组光谱值在 431~570 和 610~962 nm 波长范围内的光谱值大小与三组冻融样品具有较明显的差异,此结果与 Pu^[13]的研究结果类似,并且 C 组样品光谱值在大部分波段上要高于 FT-1, FT-2 和 FT-3 样品,此结果与 Sánchez-Alonso^[14]、Qu^[15]等的研究结果一致,这种差异意味着三文鱼的冻融过程引起了样品品质的明显变化,而这种变化可以通过光谱信息来检测。样品光谱在 700 和 800 nm 波长附近具有较明显的峰值,其中,700nm 波长附近的光谱峰值与样品的蛋白质组分中的 NH_3 键的三级倍频伸缩振动有关,而 800 nm 波长附近的光谱峰值与样品水分中的 O—H 键的二级倍频伸缩振动有关^[13]。

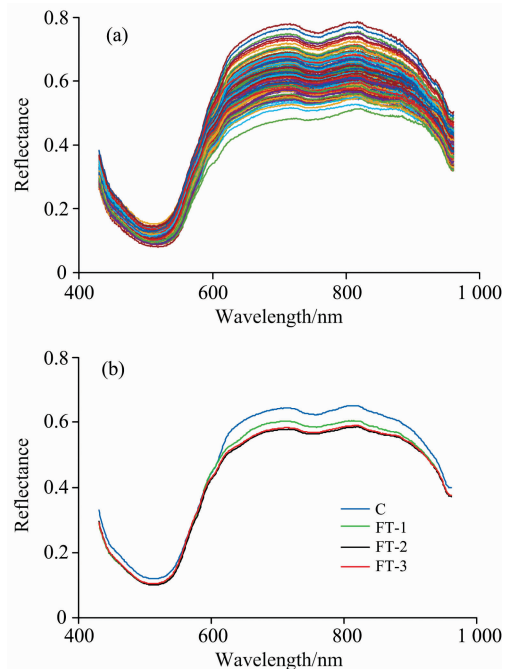


图 3 冰鲜与冻融三文鱼的原始光谱图(a)与平均光谱图(b)
Fig. 3 Raw (a) and average spectra (b) of chilled and frozen-thawed salmon samples

2.1.2 基于全光谱建模结果分析

样品光谱经过预处理后,采用 SPXY 方法将 180 个样本按 2:1 的比例进行划分,即 120 个样品为校正集和 60 个样

表 1 基于全光谱变量的冰鲜与冻融三文鱼鉴别结果

Table 1 Identification results of chilled and frozen-thawed salmon based on full spectrum variables

预处理方法	BPANN 识别率/%		LDA 识别率/%		ELM 识别率/%		RF 识别率/%	
	校正集	测试集	校正集	测试集	校正集	测试集	校正集	测试集
Raw	93.33	91.6794.17		86.67	94.17	90.00	92.50	86.67
1st Der	91.67	86.67	95.00	91.67	93.33	88.33	89.17	81.67
2nd Der	88.33	85.00	90.83	86.67	95.00	90.00	91.67	83.33
MSC	93.33	90.00	95.83	88.33	96.67	93.33	93.33	90.00
SNVT	95.00	91.67	92.50	90.00	94.17	91.67	94.17	91.67
N	93.33	91.67	91.67	86.67	93.33	88.33	92.50	88.33
MC	95.00	93.33	93.33	91.67	91.67	86.67	88.33	85.00

品为预测集。将 PCA 得到的前 15 个主成分作为变量分别代入 BPANN, LDA, ELM 以及 RF 判别模型, 结果如表 1 所示。由表中可以看出, 基于 MSC 预处理方法的 ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼识别效果最佳, 为冰鲜与冻融三文鱼研究中的最优预处理方法, 因此在后续的变量筛选研究中, 采用经 MSC 预处理的原始光谱。

2.1.3 光谱特征波长筛选与建模分析

高光谱数据具有高维性和共线性, 去除冗余波长和噪声有助于建立更准确、更高效的识别模型。选用了 CARS, SPA 以及 CARS-SPA 三种方法对光谱波长进行筛选。

(1)CARS 方法

利用 CARS 对波长进行筛选时, 采样次数设置为 100。图 4 为基于 CARS 的光谱波长筛选结果, 图 4(a)表示各个采样次数下被选中的波长数量。图 4(b)中可以看出, 随着采样次数的增加, RMSECV 值由于冗余波长和噪声的去除先呈下降趋势, 随后在不断地变量筛选过程中可能存在一些有用信息被去除的情况, 导致 RMSECV 值逐渐上升。图 4(c)表示在波长筛选过程中选取的光谱变量的回归系数变化, 其中 * 标注的位置代表此时的 RMSECV 值最小, 此时共筛选出 60 个特征波长。

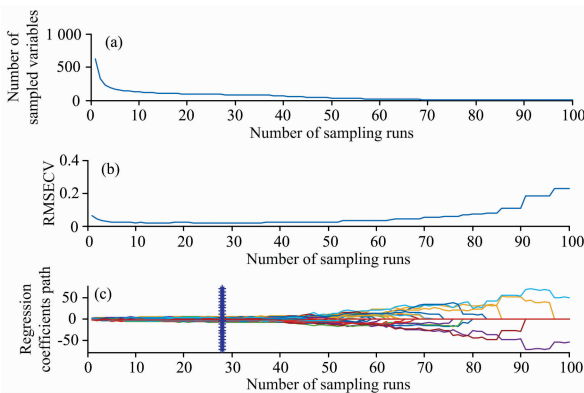


图 4 CARS 方法的波长选择

Fig. 4 Wavelength selection results of CARS

(2)SPA 方法

利用 SPA 对光谱波长进行筛选时, 将提取的特征波长数区间设置为 2~25, 图 5 为基于 SPA 的变量筛选结果。图 5(a)表示筛选的特征波长个数对应的 RMSE 值, 横坐标为选取的特征波长数, 最优波长数为图中的正方形块对应的横坐标, 由图中可以看出 SPA 方法最终筛选出了 14 个特征波长。图 5(b)为选取的特征波长, 由选取的特征波长也可以看出最能反映数据信息的波段, 图中可以看出选取的波长大部分集中在两个波峰处, 由图 3(a)的原始光谱图可知, 这两个波峰分别位于 700 和 800 nm 附近。700 nm 波长附近的光谱峰值与样品中蛋白质组分的三级倍频伸缩振动有关, 而 800 nm 波长附近的光谱峰值与样品水分中的 O—H 键的二级倍频伸缩振动有关^[13]。

(3)CARS-SPA 方法

利用 SPA 方法对 CARS 方法筛选的变量进行二次筛选, 以期能够获得更少的变量输入和更高识别率的鉴别模型。

SPA 从 CARS 方法提取的 60 个波长中二次筛选出 18 个特征波长。

基于波长筛选后光谱所建模型识别效果如表 2 所示。通过与基于全光谱建立的模型结果对比可以看出, 经 CARS 方法对光谱波长进行筛选后, 四种模型对冰鲜与冻融三文鱼的识别效果均有所提高, 表明 CARS 方法能够有效的减少原始

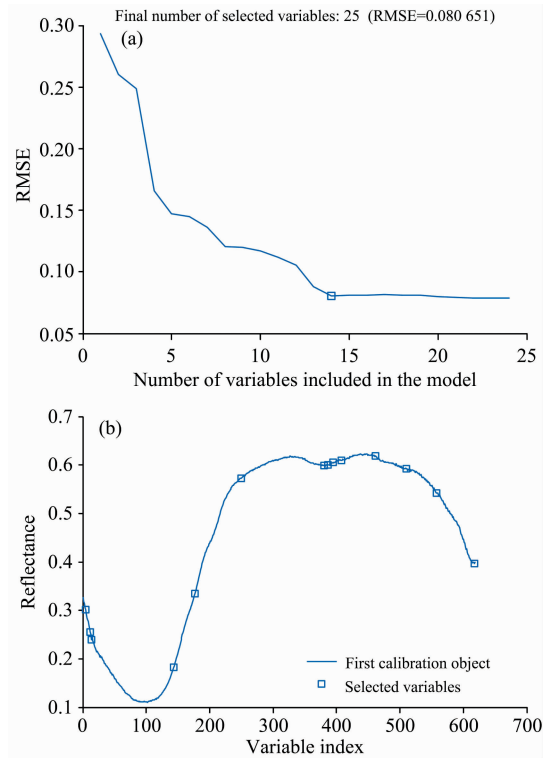


图 5 SPA 方法的波长选择

(a): 特征波长筛选; (b): 选取的特征波长

Fig. 5 Wavelength selection results of SPA

(a): Characteristic wavelength screening;

(b): Selected characteristic wavelength

表 2 基于波长筛选后光谱建立的鉴别模型结果

Table 2 Identification model results based on spectrum after wavelength screening

变量筛选方法	模型	模型识别率/%	
		校正集	测试集
CARS	BPANN	100.00	91.67
	LDA	93.33	90.00
	ELM	100.00	95.00
	RF	95.83	93.33
SPA	BPANN	86.67	83.33
	LDA	88.33	78.33
	ELM	87.50	85.00
CARS+SPA	RF	84.17	80.00
	BPANN	94.17	90.00
	LDA	91.67	86.67
	ELM	94.17	85.00
	RF	91.67	88.33

光谱中的冗余信息和噪声,有助于建立更准确、高效的识别模型。识别效果最优的为 CARS-ELM 模型,其校正集和测试集识别率分别达到了 100.00%和 95.00%,可以较准确的区分冰鲜与冻融三文鱼。

2.2 基于图像纹理信息的冰鲜与冻融三文鱼鉴别效果



图 6 前三个主成分图像(从左至右依次为 PC1, PC2, PC3)

Fig. 6 The first three principal component images (PC1, PC2, PC3 in turn from left to right)

模型识别结果见表 3。表中可看出,ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼鉴别效果最佳,其校正集和测试集识别率分别为 83.33%和 78.33%,而 LDA 模型对冰鲜与冻融三文鱼鉴别效果最差,原因可能是冰鲜与冻融三文鱼的纹理变化不是线性。

表 3 基于光谱信息和纹理信息的冰鲜与冻融三文鱼鉴别结果

Table 3 Identification results of chilled and frozen-thawed salmon based on spectral and texture information

变量	模型	模型识别率/%	
		校正集	测试集
纹理	BPANN	81.67	71.67
	LDA	77.50	75.00
	ELM	83.33	78.33
	RF	81.67	76.67
光谱+纹理	BPANN	95.83	90.00
	LDA	94.17	88.33
	ELM	96.67	91.67
	RF	91.67	88.33

2.3 基于光谱信息融合图像信息的冰鲜与冻融三文鱼鉴别结果

本节将 2.1.3 中 CARS 筛选的 60 个光谱值与 2.2 中提取的样品纹理特征值归一化后进行融合,探测基于光谱+纹理信息的冰鲜与冻融三文鱼鉴别效果。样本集的划分和模型建立过程同前文,鉴别结果见表 3。结果表明,基于纹理信息的模型识别效果较差,而基于光谱+纹理信息的四种模型对冰鲜与冻融三文鱼的鉴别效果较单纹理信息均有所提高。其中基于光谱+纹理信息的 ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼识别效果最好,校正集和预测集的识别率分别达到了 96.67%和 91.67%。

综合基于光谱、纹理以及光谱+纹理信息的模型鉴别结果表明,光谱结合 CARS-ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼的

在对图像纹理特征值提取过程中,首先通过主成分分析方法提取最能表征原始数据信息的主成分图像。研究发现前三个主成分图像(如图 6)的累计贡献率为 97.36%。随后利用 GLCM 对前三个主成分图像纹理特征指标进行提取,每个样品三个主成分图像共提取 60 个特征变量。

识别效果最佳,校正集和预测集的识别率分别可以达到 100%和 95.00%。光谱信息识别效果较佳的原因可能是冰鲜与冻融三文鱼之间的化学成分差异较大,外观差异较小,而光谱对样品的化学组分变化较敏感,图像信息则与样品的外观如形状、大小等因素相关性较高。

2.4 基于高光谱成像技术的三文鱼冻融次数鉴别研究

利用光谱信息、图像信息以及光谱+图像信息建立对三文鱼冻融次数的识别模型。选用前文中效果较优的 CARS 作为光谱波长的筛选方法,筛选过程同 2.1.3,每个样品共提取出 77 个特征波长;图像纹理信息提取方法同 2.2。样本集经过 SPXY 划分后,分别利用光谱变量、图像变量以及光谱+图像变量建立 BPANN, LDA, ELM 和 RF 识别模型,模型建立方法和步骤同 2.1.3,模型结果如表 4 所示。

表 4 基于光谱信息和纹理信息的三文鱼冻融次数鉴别结果
Table 4 Identification results of frozen-thawed times of salmon based on spectral and texture information

变量	模型	模型识别率/%	
		校正集	测试集
光谱	BPANN	93.33	88.33
	LDA	89.17	86.67
	ELM	97.50	91.67
	RF	93.33	85.00
纹理	BPANN	71.67	63.33
	LDA	69.17	65.00
	ELM	75.83	66.67
	RF	77.50	71.67
光谱+纹理	BPANN	88.33	83.33
	LDA	81.67	76.67
	ELM	94.17	90.00
	RF	85.83	81.67

由表 4 可以看出,对三文鱼冻融次数识别效果最好的是基于光谱信息建立的 ELM 模型,校正集和测试集识别率分

别为 97.50% 和 91.67%；基于图像信息和融合信息的模型识别效果较差，可能是由于不同冻融次数三文鱼间的纹理特征差异不明显，从而模型效果不理想。综上，基于光谱信息建立的 CARS-ELM 模型对三文鱼冻融次数的鉴别效果最优，实现了基于高光谱成像的三文鱼冻融次数的鉴别。

3 结 论

利用高光谱成像技术结合化学计量学方法对冰鲜与冻融

三文鱼进行了鉴别研究。通过对比基于光谱信息、图像信息和光谱+图像融合信息建立的识别模型效果发现，基于光谱信息建立的 CARS-ELM 模型对冰鲜与冻融三文鱼识别效果最佳，其校正集和预测集的识别率分别为 100.00% 和 95.00%。此外，还利用高光谱成像对三文鱼的冻融次数进行了鉴别，基于光谱信息建立 CARS-ELM 模型对三文鱼冻融次数识别效果最佳，其校正集和预测集的识别率分别为 97.50% 和 91.67%。结果表明利用高光谱信息能够较好的实现冰鲜与冻融三文鱼及其冻融次数的鉴别。

References

- [1] Sivertsen A H, Kimiya T, Heia K. *Journal of Food Engineering*, 2011, 103(3): 317.
- [2] Khojastehnazhand M, Khoshtaghaza M H, Mojaradi B, et al. *Food Research International*, 2014, 56: 25.
- [3] Cheng J, Sun D, Liu G, et al. *Food Chemistry*, 2019, 270: 181.
- [4] Ali S, Zhang W, Rajput N, et al. *Food Chemistry*, 2015, 173: 808.
- [5] Li S, Luo H, Hu M, et al. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2019, 2: 85.
- [6] Guo Z, Wang M, Agyekum A A, et al. *Journal of Food Engineering*, 2020, 279: 109955.
- [7] Tian X, Li J, Yi S, et al. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2020, 4: 48.
- [8] CHEN Ying, DI Yuan-jian, TANG Xin-liang, et al(陈颖, 邸远见, 唐心亮, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2019, 39(7): 2176.
- [9] Sun Z, Liang L, Li J, et al. *Food Science & Nutrition*, 2020, 8(2): 862.
- [10] Wang N, Lao K, Zhang X, et al. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 47: 393.
- [11] Junior J J d M S, Backes A R. *Pattern Recognition*, 2016, 51: 395.
- [12] Biau G, Scornet E. *Test*, 2016, 25(2): 197.
- [13] Pu H, Sun D, Ma J, et al. *Meat Science*, 2015, 99: 81.
- [14] Sánchez-Alonso I, Carmona P, Careche M. *Food Chemistry*, 2012, 132(1): 160.
- [15] Qu J, Cheng J, Sun D, et al. *LWT-Food Science and Technology*, 2015, 62(1): 202.

Identification of Chilled and Frozen-Thawed Salmon Based on Hyperspectral Imaging Technology

SUN Zong-bao, LIANG Li-ming, LI Jun-kui, ZOU Xiao-bo*, LIU Xiao-yu, WANG Tian-zhen
School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract Salmon is a kind of marine fish with rich nutrition and delicious taste. In recent years, the consumption market of salmon in China was in great demand, and the import volume of salmon was increasing. The import methods mainly included chilled salmon and frozen salmon. Compared with frozen salmon, chilled salmon can retain the excellent quality of salmon to a greater extent, but at the same time, it cost more and was more expensive. Therefore, some illegal traders sold frozen-thawed salmon as chilled salmon in order to make more profits. This kind of fraud not only seriously damaged the interests of consumers but also goes against the development of salmon market in China. In order to establish a fast and non-destructive method to detect the quality of salmon, this study took the chilled and frozen-thawed salmon as the research object, used hyperspectral imaging technology to analyze the spectral difference and image texture difference between the chilled and frozen-thawed salmon, and combined the chemometrics method to identify the chilled and frozen-thawed salmon quickly. In the process of frozen transportation, salmon may be frozen and thawed for many times due to the cold chain conditions and other factors. Therefore, in order to improve the universality of the detection method, salmon with different frozen-thawed times were set as the frozen-thawed group in this study. Firstly, the hyperspectral image data of the samples were collected by the hyperspectral imaging system. Then, ENVI 4.5 software was used to extract the average spectrum of the region of interest in the sample's hyperspectral image, and the texture information of the first three principal component images was extracted by using the Grey-level co-occurrence matrix (GLCM). The original spectrum was firstly pretreated by multiple scattering correction (MSC), then principal component analy-

sis(PCA), competitive adaptive reweighting algorithm(CARS), successive projections algorithm (SPA) and CARS-SPA were used to reduce the dimension and wavelength of the spectrum. Finally, based on spectral information, image information and fusion spectroscopy-image information, the identification model of chilled and frozen-thawed salmon were established by combining Back-propagation neural network(BPANN), Linear discriminant analysis(LDA), Ultimate learning machine(ELM) and Random forest(RF). The results showed that the CARS-ELM model combined with the MSC preprocessing spectrum had the best recognition effect on the chilled and frozen-thawed salmon, the recognition rates of the calibration set and prediction set were 100.00% and 95.00%, respectively. In addition, the CARS-ELM model based on the preprocessing spectrum of MSC had the best effect on the identification of the times of frozen and thawed of salmon, the recognition rates of the calibration set and prediction set were 97.50% and 91.67%, respectively. And the fast identification of chilled and frozen-thawed salmon based on hyperspectral imaging technology was realized.

Keywords Hyperspectral imaging technology; Chilled and frozen-thawed salmon; Frozen-thawed times; Wavelength screening; Pattern recognition

(Received May 19, 2020; accepted Aug. 30, 2020)

* Corresponding author

本 刊 声 明

近期以来,一些不法分子假冒《光谱学与光谱分析》期刊社名义,以虚假网站等形式欺骗广大作者、读者。这些虚假网站公然假冒《光谱学与光谱分析》期刊名义进行大肆的征稿并骗取作者的审稿费和版面费。经部分作者及读者举报,现有有关部门已就此介入调查。本刊将通过法律途径向假冒者追究相应的责任,维护本刊权利。

本刊官方网站已正式开通,网址为

<http://www.gpxygpx.com/>

在此郑重声明,本网址为《光谱学与光谱分析》期刊唯一开通运行的官方网站。本刊从未授权任何单位或个人以任何形式(包括网上网下)代理本刊征稿、审稿等项业务。

希望广大读者和作者切实维护好自身的合法权益,防止受骗上当。

《光谱学与光谱分析》期刊社

2019年3月15日