

多光谱成像技术在食品营养品质检测方面的应用进展

王一杰^{1,2}, 杨智慧³, 成军虎^{1,2,*}

(1. 华南理工大学食品科学与工程学院, 广东广州 510640;

2. 华南理工大学现代食品工程研究中心, 广东广州 510006;

3. 菏泽职业学院食品科学与化学工程系, 山东菏泽 274000)

摘要:食品营养品质是食品的重要属性之一。开展储藏加工过程营养品质的快速无损监测与评价具有重要意义。多光谱成像(Multispectral imaging, MSI)技术是一种近几年发展起来的食品快速无损检测新技术,它将光谱信息和成像数据结合起来,利用化学计量学技术对数据进行筛选建模,进而构建食品品质快速无损高效准确评价方法。本文对近五年国内外多光谱成像技术在肉类、果蔬和粮油作物营养品质检测方面的研究进展进行了总结和讨论,主要涉及到食品中水分、蛋白质、脂肪、可溶性固形物、生物活性物质等多种含量及变化。同时对多光谱成像技术目前的局限性进行了讨论,并对该技术未来的发展方向进行了展望,以期研发出可以应对复杂工业生产环境的在线多光谱成像检测设备。

关键词:食品营养品质,多光谱成像,化学计量学,肉类,果蔬,粮油作物

Application Progress of Multispectral Imaging for Food Nutritional Quality Detection

WANG Yi-jie^{1,2}, YANG Zhi-hui³, CHENG Jun-hu^{1,2,*}

(1. School of Food Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Academy of Contemporary Food Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China;

3. Department of Food Science and Chemical Engineering, Heze Vocational College, Heze 274000, China)

Abstract: Nutritional quality is one of the important attributes of food. Multispectral imaging (MSI) can be employed to noninvasively and rapidly evaluate food quality, which plays an important role in food nutritional quality. MSI simultaneously provides spectral and spatial information, models on the basis of chemometrics, and then builds a non-destructive rapid detection system of food quality. This review discusses and summarizes the researches of MSI applied to the nutritional quality of meat, garden stuff, and oil and grain crops, which includes content and change of moisture, protein, fat, soluble solids and bioactive component in food. At the same time, the current limitations of multi-spectral imaging technology are discussed, and the future development direction of the technology is prospected, so that online multi-spectral imaging detection equipment can be researched and developed, and it can cope with complex industrial production environment.

Key words: food nutritional quality; multispectral imaging; chemometrics; meat; fruit and vegetable; oil and grain crops

中图分类号: TS201.4

文献标识码: A

文章编号: 1002-0306(2020)04-0339-09

doi:10.13386/j.issn1002-0306.2020.04.058

引文格式: 王一杰, 杨智慧, 成军虎. 多光谱成像技术在食品营养品质检测方面的应用进展[J]. 食品工业科技, 2020, 41(4): 339-347.

食品产业是关系民生的重要产业,近几十年来,随着经济的迅速发展和生活水平的提升,人们对食品营养的认识逐渐加深,食品营养品质逐渐成为影响食品消费的重要因素之一^[1]。营养品质检测主要

针对两个方面,一是食品中营养素的含量,如肉类中的蛋白质、脂质、水分含量,水果中的可溶性固形物、生物活性物质含量,以及作物的淀粉含量等;二是食品在加工、贮藏、运输、销售过程中,营养物质可能发

收稿日期: 2019-04-19

作者简介: 王一杰(1999-)男,本科,研究方向:食品营养与安全, E-mail: 17316863519@163.com。

* 通讯作者: 成军虎(1983-)男,博士,副研究员,研究方向:食品质量与安全新型检测与物理调控技术, E-mail: fechengjh@scut.edu.cn。

基金项目: 广东省自然科学基金(2017A030310558);广州市科学研究计划项目(201804010469);广东省级科技创新战略专项资金(2018D1002);中央高校基本科研业务费面上项目(D2190900)。

生的物理或化学属性上的变化。然而,许多营养品质的评价依旧采用复杂的、耗时的、破坏性的、甚至是经验主义的方法进行检测^[2],如何快速、无损、准确地检测食品营养品质已经成为研究的热点。学者们利用声学、光学、电磁学等手段对快速无损检测技术进行了探索^[3],高光谱成像技术受到了研究者们的关注。

与成像技术和光谱技术相比,高光谱成像技术将二者的优势结合起来,既能获得空间的图像信息,又可以得到光谱信息,从而形成可以反映食品物理及化学属性差异的三维信息立方体(空间二维信息+一维光谱信息)^[3],并且可以将属性差异转化为可视化的二维分布图像。然而,由于高光谱成像技术需要采集和分析数百幅连续光谱范围内的图像,其运行速度大打折扣,尤其限制了其在工业生产实时检测方面的潜力^[4]。

多光谱成像技术作为对高光谱成像技术的一种改进技术,离散光谱范围内收集和分析数据^[5],从而大大简化了数据,减少了冗余信息,提升了处理速度。基于这个优势,多光谱成像技术在近年来被广泛关注,该技术满足了工业生产中检测技术的速度需求,为下一步开发快速无损、准确高效的实时检测工具提供了可能^[6]。目前为止,还没有相关文献对多光谱成像技术在食品营养品质检测方面的研究进展进行综述报道,因此,本文旨在对近五年多光谱成像技术在食品营养品质检测领域的研究进展进行探讨。首先介绍了多光谱成像技术原理以及对多光谱成像技术在肉品、果蔬、粮食作物的营养品质检测方面的应用进行了分析,最后对多光谱成像技术目前的局限性和未来发展潜力进行了探讨。

1 多光谱成像技术

经典的多光谱成像系统主要由相机、过滤和分散装置、光源、外壳和样品载物台等部件组成,反射光通过一定波段范围的滤光镜后进入成像系统,形成样本的多光谱信息。图2为丹麦 Videometer 公司的 VideometerLab 多光谱成像仪,其在 405~970 nm 波段内选取了 19 个特殊波长(405、435、450、470、505、525、570、590、630、645、660、700、780、850、870、890、910、940、970 nm)进行信息采集,该系统在多项研究中得到了广泛的应用^[7-12]。多光谱成像系统与高光谱成像系统非常相似,但其不同之处在于,作为高光谱成像技术的改进,多光谱成像技术利用化学计量学分析手段,将高光谱成像数据中的有用信息进行放大,并去除了不需要的信息^[13]。多光谱成像系统获取的测试样本图像的光谱波段是离散的、不连续的、不规则的,而高光谱成像系统中的每一个像素都有完整的、连续的光谱,因此多光谱成像系统采集和分析信息的时间以及信息的复杂程度远低于高光谱成像系统。化学计量学分析技术的优势在于降低数据复杂程度,构建准确性高和鲁棒性强的模型^[14]。该技术主要分为两部分:变量选择算法和建模算法。变量选择算法通常用于选择信息最丰富的光谱区域以简化建模,主要包括:主成分分析

(Principal component analysis, PCA)^[9]、连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)^[15-16]、回归系数分析(Regression coefficient, RC)^[17-18]、无信息变量消除(Uninformation variable elimination, UVE)^[19]、变量重要性指标(Variable importance in projection, VIP)^[16]和遗传算法(Genetic algorithm, GA)^[20]等。常用的建模算法包括多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)^[19,21]、偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)^[22-23]、反向传播神经网络(Back-propagation neural network, BPNN)^[11]和最小二乘支持向量机(Least-square support vector machine, LS-SVM)^[15,24]等。模型建立后,需要用一些统计参数来评价模型的准确性,常用的统计参数有决定系数(Coefficient of determination, R^2)、相关系数(Coefficient of association, R)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)。在每项试验中,通常都要得到校准集、交叉验证和预测集三组的统计参数^[14]。此外,由于几乎所有的有机化合物的主要结构和官能团都可以在可见/近红外光谱(300~2500 nm)中检测到,因此,多光谱成像系统的工作波段一般在可见及近红外光谱区^[25]。

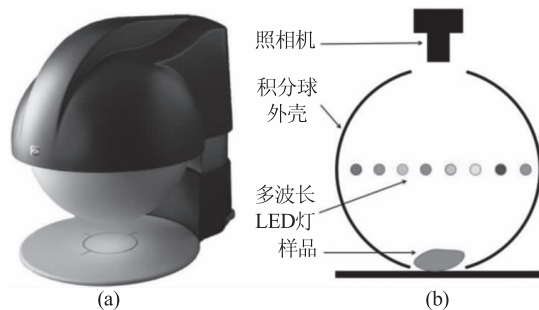


图1 VideometerLab 多光谱成像系统^[8]

Fig.1 VideometerLab Instrument^[8]

注:(a)外观;(b)内部构造。

2 多光谱成像技术在食品营养品质检测中的应用

2.1 肉类营养品质检测

通常所说的肉类一般包括畜肉、禽肉和水产品,富含优质蛋白质、脂类、脂溶性维生素、维生素 B 族和矿物质等,是平衡膳食的重要组成部分^[26]。随着居民生活水平的提高,肉类消费量逐年增加。预计到 2025 年,世界肉品年消费量将增加到 35649 万吨,中国肉品年消费量增加至 9996 万吨^[27],百姓对肉品营养品质的期望也随着消费水平的提高而增加。因此,在进入市场流通前,必须对肉品的营养品质进行检测,以保障肉品质量和实现不同质量肉品等级分级。

近些年,多光谱成像技术被广泛地运用于对生肉和肉制品各种营养成分的预测(表1),这些成分可以影响肉品的营养、感官评价、货架期等。水分和含水量的预测是学者们关注的重点之一,Liu 等^[7]利用多光谱成像技术和 RGB 图像成功预测注水牛肉样品中的含水量,PLSR 预测模型的 R^2 高达 0.946; Ma

表 1 多光谱成像在肉类营养品质检测方面的应用
Table 1 Multispectral imaging for detection of meat nutritional quality

品种	应用	波长范围 (nm)	关键波长 (nm)	模型	准确性	参考文献
牛肉	水分预测	405~970	435、450、470、570、780	PLSR (偏最小二乘回归)	$R^2 = 0.946$	[7]
	水分预测	900~1700	934、1048、1108、1155、1185、1212、1265、1379	RC-PLSR(回归系数 分析-偏最小二乘回归)	$R^2 = 0.89$	[17]
	蛋白质预测	900~1700	924、937、1018、1048、1108、 1141、1182、1221、1615、1665	RC-PLSR	$R^2 = 0.86$	
	脂肪预测	900~1700	934、978、1078、1138、1215、1289、1413	RC-PLSR	$R^2 = 0.84$	
羊肉	含水量预测	400~1000	440、480、575、620、655、680、725、780、955、980	RC-MLR (多元线性回归)	$R^2 = 0.97$	[18]
	水分预测	900~1700	1021、1084、1091、1192、1212、1269、1396	UVE-SPA-CSA-MLR (无变量信息消除-连续 投影算法-克隆选择 算法-多元线性回归)	$R = 0.92$	[19]
	蛋白质预测	900~1700	1021、1084、1091、1192、1212、1269、1396	UVE-SPA-CSA-MLR	$R = 0.67$	
猪肉	脂肪预测	900~1700	1021、1084、1091、1192、1212、1269、1396	UVE-SPA-CSA-MLR	$R = 0.98$	
	含水量预测	328~1115	411、454、591、650、740、915	RC-PLSR	$R^2 = 0.97$	[36]
	含水量预测	328~1115	424、443、541、589、607、724、937	RC-PLSR	$R^2 = 0.9489$	[37]
	TBARS 预测	874~1734	1150、1355、1386、1130、1072、 1009、1463、1328、1409	PLSR	$R^2 = 0.81$	[31]
	煮熟猪肉脂肪 含量预测	400~1000	403、435、438、556、586、596、739、951	PLSR	$R^2 = 0.9635$	[22]
	香肠含水量预测	405~970	-	PLSR	$R = 0.948$	[28]
	香肠中非 血红素铁预测	405~970	435、470、570、590、645、780、870	PLSR	$R^2 = 0.901$	
	香肠中 血红素铁预测	405~970	435、470、570、590、645、780、870	PLSR	$R^2 = 0.912$	[8]
	草鱼 DHA 预测	400~1000	409、417、474、499、564、585、634、741、926	PN-GA-MLR (物理网络-遗传算法- 多元线性回归)	$R^2 = 0.829$	[29]
	草鱼 EPA 预测	400~1000	430、443、452、597、634、825、874、926、946、994	PN-GA-MLR	$R^2 = 0.842$	
鱼肉	鲑鱼 DHA 预测	400~1000	409、421、440、511、566、586、746	PN-GA-MLR	$R^2 = 0.871$	
	鲑鱼 EPA 预测	400~1000	421、449、558、613、653、724、916、992	PN-GA-MLR	$R^2 = 0.786$	
	鲑鱼虾青素预测	385~970	395、435、450、470、505、525、570、590、630、645、 660、700、850、870、890、910、940、950、970	PLSR	RMSEP = 0.27	[30]
	TBARS 预测	328~1115	400、405、461、519、533、550、578、669、939、1000	SPA-PLSR	$R = 0.801$	[32]
	TVB-N 预测	430~960	544.01、638.75、705.25、726.08、855.33	ACO-BPANN(蚁群优化- 反向传播神经网络)	$R^2 = 0.7542$	[33]
鸡肉	羧脯氨酸预测	400~1000	419、469、541、549、575、606、632、896	RC-PLSR	$R = 0.854$	[38]
	不同冷冻 处理的牛肉	405~970	-	SVM(支持向量机)	83.33%	[9]
	马肉糜牛肉 糜混合	405~970	-	Two-step SVM (两步支持向量机)	95.31%	[34]
	猪肉糜牛肉 糜混合	405~970	-	PLS-DA (偏最小二乘判别分析)	98.48%	[39]
分类	不同冷冻时间 的牛肉糜	405~970	-	PLS-DA;SVM	100.00%	[35]

等^[28]将多光谱信息与猪肉香肠的纹理信息相结合对其含水量和保水能力进行预测,预测模型的 R^2 分别为 0.948 与 0.832。此外,这两项研究证明,MSI 信息与 RGB 图像信息结合,或与纹理信息结合的预测准确度要高于仅使用 MSI 的预测准确度。对于蛋白质、脂肪等其他营养物质,直接利用多光谱成像仪对肉类进行检测的报道较少,但是利用高光谱成像系

统在特定光谱范围内采集数据,然后利用 SPA、RC 等变量选择方法对关键波长进行选择,从而达到建立多光谱模型的效果。Elmasry 等^[17]利用高光谱成像系统对牛肉的蛋白质、水分、脂肪含量进行了预测,他们利用 RC 在 900~1700 nm 光谱范围内,分别获取了水分、脂肪、蛋白质的关键波长,建立 PLSR 模型对其进行预测,得到的水分、脂肪、蛋白质的预测

的决定系数分别为 $R^2_{\text{水分}} = 0.89$, $R^2_{\text{脂肪}} = 0.84$, $R^2_{\text{蛋白质}} = 0.86$, 并分别伴随着 0.46%、0.65% 和 0.29% 的预测标准误差 (Standard error of prediction, SEP), 体现了良好的预测效果。Pu 等^[19] 利用 UVE-SPA-CSA 组合在 900~1700 nm 的光谱带内选择了 7 个关键波长 (1021、1084、1091、1192、1212、1269、1396 nm) 并建立 MLR 模型, 对羊肉的水分、脂肪、蛋白质含量进行预测, 其预测准确性分别为 $R^2_{\text{水分}} = 0.92$, $R^2_{\text{脂肪}} = 0.98$, $R^2_{\text{蛋白质}} = 0.67$ 。

除了水分、脂肪、蛋白质等常见营养素外, 多光谱成像技术还广泛地应用于一些肉类中的特殊营养素的预测, 如猪肉中的血红素铁和非血红素铁^[8]、鱼肉中的二十二碳六烯酸 (Docosahexaenoic acid, DHA)、二十碳五烯酸 (Eicosapentaenoic, EPA)^[29] 和虾青素^[30]、以及关键营养素的降解程度指标如硫代巴比妥酸值 (Thiobarbituric acid reactive substances, TBARS)^[31-32]、挥发性盐基氮 (Total volatile basic nitrogen, TVB-N)^[33] 等影响肉品新鲜度的指标。这些检测都取得了良好的效果, 说明多光谱成像技术有较大的潜力对肉类中的营养物质进行快速无损检测。研究人员注意到, 通过对肉品各种营养成分含量、分布情况及其随条件变化的检测, 可以比较得出不同品种、不同环境条件下肉类品质的差异, 进而可以对肉类进行鉴别与分类。余俊杰等^[9] 利用多光谱成像技术结合化学计量学方法, 利用 SVM 建立分类模型, 对不同方法处理的冷冻牛肉样本进行鉴别分类, 其预测集分类准确率为 83.33%; Ropodi 等^[34] 利用多光谱成像信息结合数据分析方法, 建立 two-step SVM 分类模型, 对掺有牛肉肉糜的马肉肉糜进行鉴别区分, 分类准确率高达 95.31%; 此外, Ropodi 等^[35] 研究也表明, 新鲜牛肉肉糜和不同冷冻时间的冷冻后解冻牛肉肉糜亦可以被多光谱成像技术准确分类, 准确率达到 100%。由此可知, 多光谱成像技术在肉类分类分级和鉴别掺假肉类方面也有不错的效果。

2.2 果蔬营养品质检测

水果蔬菜一直是健康膳食的重要组成部分, 其富含维生素 (尤其是维生素 A 与维生素 C)、人体所需的矿物质、水分、糖分和膳食纤维^[40]。除了提供能量和营养外, 果蔬还有预防某些疾病的功效^[41]。过去几十年间, 果蔬消费量随着经济发展和人们对健康膳食了解的深入而快速增长, 与此同时, 消费者对果蔬营养品质的期望也逐渐变高。然而, 果蔬的保质期较短不宜存放且在贮藏运输销售过程中营养物质变化较快, 对其营养价值和消费价格影响较大, 因此有必要对果蔬的营养品质进行快速无损检测。

可溶性固形物含量 (Soluble solids content, SSC) 是指包括可溶性糖、酸、维生素、矿物质和纤维素等成分的综合型指标, 是评价果蔬营养品质的重要参数^[3]。但是, 现行的 SSC 检测标准使用的方法是折射仪法^[42], 用时长且需要破坏样品。因此, 如何快速无损地检测果蔬中的 SSC 一直是研究者们关注的重点。Liu 等^[10] 利用多光谱成像系统, 对草莓的 SSC 进

行预测, 他们在 405~970 nm 的波段内选取了 19 个关键波长进行信息采集, 建立 BPNN 模型, 得到 $R^2 = 0.689$, 预测结果一般。而 Khodabakhshian 等^[43] 建立的多光谱成像系统, 在 400~1100 nm 的波段内, 选取六个关键波长 (450、521、630、780、853、950 nm), 利用 MLR 模型对石榴的 SSC 进行预测, 得到 $R = 0.97$, 取得了良好的效果。除了直接利用多光谱成像系统外, 更多的研究是建立在高光谱成像的基础上, 利用变量选择算法提取关键波长, 然后建立多光谱模型对 SSC 进行预测。Li 等^[44] 提出了 MC-UVE 和 SPA 的新变量选择算法组合, 并用该组合选取了 18 个关键波长, 并用 PLSR 建立模型对鸭梨的 SSC 进行预测, 得到预测集的 $R = 0.88$, $RMSE = 0.35^\circ \text{Brix}$, 总体结果良好。在选取合适数量关键波长的情况下, 多光谱模型既减少了需要处理的信息量, 提升了处理速度, 又能保证模型的准确性不受较大影响^[45]。

除了可溶性固形物外, 色素、酚类及黄酮类化合物也是果蔬中重要的营养物质。Liu 等^[11] 利用 VideometerLab 多光谱成像仪, 对番茄中的番茄红素和总酚类物质进行检测, 通过 BPNN 模型, 得到预测准确度分别为 $R^2 = 0.938$ 和 $R^2 = 0.965$ 。Shui 等^[24] 也利用该多光谱成像仪对菊花中的木犀草素含量进行了研究, 他们建立了 LS-SVM 模型, 得到的预测准确度为 $R^2 = 0.965$ 。其他多光谱成像技术在果蔬营养品质检测方面的应用见表 2。

在实时检测的研究方面, Liu 等^[12] 利用 VideometerLab 多光谱成像仪, 对胡萝卜片在热空气中脱水的过程中的水分含量变化。他们选择 60℃ 的空气温度来模拟工业实践并保持热敏胡萝卜成分的生物活性。为了获得不同水分含量, 将总共 700 个胡萝卜切片在热风烘箱中脱水 7 个时间段 0、30、60、120、180、240 和 300 min (每个脱水期 100 个样品)。研究者们利用 BPNN 模型对水分含量进行预测, 得到结果为 $R^2 = 0.991$, 显示出良好的预测性。这个实验也说明, 多光谱成像技术有很大的潜力对加工过程中果蔬营养品质的变化进行实时检测。

2.3 粮油作物营养品质检测

粮油作物指谷类作物、薯类作物和豆类作物, 一般作为人的主食, 为人类提供淀粉、蛋白质、油脂和膳食纤维等营养物质。粮油作物种植范围广, 种类繁多, 品质不一, 因此多光谱成像技术对粮油作物的品质检测主要集中于来源的区分和品种的鉴别方面。

Liu 等^[48] 利用 VideometerLab 多光谱成像仪, 对非转基因水稻种子中混有的转基因苏云金芽孢杆菌水稻种子进行了鉴别, 通过 LS-SVM 模型, 达到了 100% 的鉴别率, 达到了良好的分类效果。Sun 等^[52] 利用高光谱成像系统, 在 390~2548 nm 的光谱范围内, 利用 PCA 选取 9 个关键波长, 再通过建立的 SVM 模型对来自四个地区的不同水稻品种进行鉴别, 准确率达到了 91.67%。在玉米品种鉴别方面, Yang 等^[55] 对糯玉米种子的胚芽侧和胚乳侧分别进行多光谱成像的鉴别, 利用 SPA 在胚芽侧选取 26 个关键波

表2 多光谱成像在果蔬营养品质检测方面的应用
Table 2 Multispectral imaging for detection of fruit and vegetable nutritional quality

品种	应用	波长范围 (nm)	关键波长 (nm)	模型	准确性	参考文献
草莓	SSC	405~970	405、435、450、470、505、525、570、590、630、 645、660、700、780、850、870、890、910、940、970	BPNN(反向传播神经网络)	$R^2 = 0.689$	[10]
荔枝	SSC	1000~2500	1031、1089、1357、1477、1744、1890、 2023、2218、2275、2351、2383、2445	RC-PLSR	$R^2 = 0.764$	[45]
	PH	1000~2500	1089、1165、1274、1357、1478、1763、 1890、2023、2276、2326、2382	RC-PLSR	$R^2 = 0.599$	
梨	花青素	350~1050	368、458、614、678、903、988、1004、1020、1042、 423、453、587、630、676、707、762、805、867、911、977	RBF-NN (径向基神经网络)	$R^2 = 0.872$	[46]
			1000、1025、1076、1152、1203、1279、1300、 1406、1431、1533、1609、1634、1888、 2092、2142、2320、2473、2500	MC-UVE-SPA-PLSR (蒙特卡罗无信息 变量消除-连续投影 算法-偏最小二乘回归)	$R^2 = 0.774$	[44]
	SSC	930~2548				
苹果	含糖量	350~1200	461、469、947、1049	MLR	$R = 0.8861$	[21]
苹果	SSC	900~1700	928、938、1011、1048、1107、1124、1151、1340、1353、 1373、1376、1396、1423、1542、1582、1619、1659	SPA-LS-SVM	$R^2 = 0.924$	[15]
	含水量	900~1700	328、938、948、955、981、1061、1107、1124、1147、 1264、1327、1370、1383、1406、1529、1576、 1579、1592、1609、1615、1619、1642、1652	SPA-LS-SVM	$R^2 = 0.968$	
			1041、1121、1200、1356、1373、1390、1532	SPA-LS-SVM	$R^2 = 0.778$	
樱桃	SSC	874~1734	54 个关键波段	GA-MLR	$R^2 = 0.863$	[20]
	PH	874~1734	24 个关键波段	GA-MLR	$R^2 = 0.819$	
大蒜	SSC	1000~1700	1136、1183、1206、1212、1236、 1271、1300、1341、1347、1547	SPA-LS-SVM	$R^2 = 0.90$	[16]
	大蒜素	1000~1700	1130、1136、1142、1147、1153、1159、1165、 1171、1177、1183、1371、1377、1382、 1388、1394、1400、1406、1412	VIP-LS-SVM (变量重要性指标- 最小二乘支持向量机)	$R^2 = 0.83$	
石榴	SSC	400~1100	450、521、630、780、853、950	MLR	$R = 0.97$	[43]
	可滴定酸(TA)	400~1100	450、521、630、780、853、950	MLR	$R = 0.92$	
	PH	400~1100	435、520、585、680、850、993	MLR	$R = 0.94$	
番茄	番茄红素	405~970	405、435、450、470、505、525、570、590、630、645、 660、700、780、850、870、890、910、940、970	BPNN	$R^2 = 0.938$	[11]
	总酚类	405~970	同上	BPNN	$R^2 = 0.965$	
菊花	木犀草素	405~970	同上	LS-SVM	$R^2 = 0.965$	[24]
铁观音	总多酚	405~970	同上	PLSR	$R^2 = 0.915$	[23]
胡萝卜	水分分布变化	405~970	同上	BPNN	$R^2 = 0.991$	[12]
鉴别掺假	预测番茄酱中的蔗糖含量	405~970	同上	LS-SVM	$R^2 = 0.966$	[47]

长,胚乳侧选取 19 个关键波长,利用 SVM 进行建模,分类准确率在胚芽侧高达 98.2%,胚乳侧亦高达 96.3%,显示出了良好的准确性。

除品种鉴别外,多光谱成像技术在针对某种粮油作物的特殊营养物质(如花生中的油脂、马铃薯中的淀粉、咖啡豆中的咖啡因等)检测中也得到了广泛的应用。Zhang 等^[56]在 874~1734 nm 范围内利用高光谱成像系统进行信息采集,利用随机蛙跳(Random frog, RF)选取了 13 个关键波长(1254、1257、1268、1278、1281、1291、1342、1352、1355、1359、1379、1392、1396 nm),PLSR 模型获得了满意的效果,预测决定系数 $R^2 = 0.878$ 。Jin 等^[58]利用高光谱成像系统检测花生中的含油量,在 1000~2500 nm 范围内利用 RC 选择了六个关键波长,建立 PLSR 模型预测五种花生中的含油量,预测决定系数 $R^2 = 0.934$,预测效果良好。

分时检测在粮油作物方面同样有相关研究,Sun 等^[60]将 120 个紫薯切片平均分成六组的六个不同干燥时长(0、30、60、120、180、240 min)进行超声热风联合干燥。将干燥好的切片放入高光谱成像系统进行检测,利用 RC 选取十个关键波长,然后建立 MLR 模型校准并预测切片水分含量,预测决定系数 $R^2 = 0.9359$,效果良好,同时反映出多光谱成像系统在食品干燥加工的实时检测方面有很大的应用潜力。其他应用见表 3。

3 多光谱成像技术的局限性

大量的研究表明,多光谱成像技术在快速无损检测食品营养品质方面具有良好的可行性。然而,该技术的进一步发展还有较大的局限性:a.多光谱成像系统的设计需要耗费大量的时间和精力,选择最优算法组合和感兴趣区域依然需要人工执行;b.多光谱成像技术工作波段在可见及近红外光谱区,其他

表3 多光谱成像在粮油作物营养品质检测方面的应用

Table 3 Multispectral imaging for detection of oil and grain crops nutritional quality

品种	应用	波长范围 (nm)	关键波长 (nm)	模型	准确性	参考文献
水稻	品种鉴别	405~970	405、435、450、470、505、525、570、590、630、645、660、700、780、850、870、890、910、940、970	LS-SVM	100%	[48]
	品种鉴别	400~1000	419、452、593、613、743、784、966	PCA-BPNN (主成分分析-反向传播神经网络)	94.45%	[49]
	品种鉴别	975~1646	1136、1177、1251、1325、1386、1440、1494、1619	CNN(卷积神经网络)	87.0%	[50]
	水分	871~1766	911、928、965、1072、1123、1217、1326、1383、1041、1414、1449、1474、1487、1500、1513、1527、1553、1567、1581、1594、1608、1622、1662、1746、1758	BCC-LS-SVR(细胞群体趋药性算法-最小二乘支持向量回归)	$R^2 = 0.980$	[51]
	来源鉴别	390~2548	499.8、543.6、606.8、669.3、706.6、722.1、815.7、877.6、950.6	PCA-SVM	91.67%	[52]
玉米	品种鉴别	924~1657	968.10、990.16、1135.06、1254.77、1311.48、1330.38、1333.54、1342.98、1352.43、1390.23、1405.98、1431.19、1472.14、1478.44、1503.64、1547.74、1569.79、1585.55、1601.30	JWSA-LS-SVM (基于无监督联合偏度的波长选择算法-最小二乘支持向量机)	96.57%	[53]
	品种鉴别	400~1000	438、487、511、516、700、897	SPA-LS-SVM	87.04%	[54]
	品种鉴别	400~1000	胚芽侧 445.44、447.85、451.46、453.87、456.29、458.70、462.33、469.59、480.51、491.46、497.56、506.11、539.28、581.40、596.35、626.38、637.68、891.46、927.48、935.20、940.35、945.50、951.93、959.65、964.79、968.65	SPA-SVM	98.2%	[55]
	品种鉴别	400~1000	胚乳侧 444.24、462.33、472.01、481.73、493.90、506.11、538.05、561.53、576.42、588.87、600.10、616.35、641.46、661.61、708.45、801.58、901.90、960.94、968.65	SPA-SVM	96.3%	
咖啡豆	咖啡因	874~1734	999、1005、1046、1062、1076、1096、1146、1187、1190、1254、1257、1268、1278、1281、1291、1342、1352、1355、1359、1379、1392、1396	RF-PLSR (随机蛙跳-偏最小二乘回归)	$R^2 = 0.878$	[56]
花生	油脂	900~1700	931、941、964、1143、1157、1317、1400、1434、1658、1661、1668、1678	RC-PLSR	$R = 0.84$	[57]
	油脂	1000~2500	1127、1216、1738、1953、2073、2319	RC-PLSR	$R^2 = 0.934$	[58]
	水分含量	400~1000	409、508、590、663、924、974	RC-PLSR	$R^2 = 0.910$	[59]
紫薯切片	水分含量	405~970	623、642、646、703、709、726、817、840、885、957	RC-MLR	$R^2 = 0.9359$	[60]

区域的信息利用有待探究;c.虽然多光谱成像可以快速无损检测食品品质,但其检测标准依旧需要靠传统方法确定,是一种间接检测方法;d.多光谱成像技术目前只用于实验室环境,对环境复杂度高的工厂等环境的适应性还需要进一步提高。

首先,如何更加准确快速地选择化学计量学分析方法是一个非常重要的问题。在本文报道的所有研究中,有超过一半的研究使用了高光谱成像系统,利用关键波长选择算法对关键波长进行选择,简化运算量,然后利用建模算法对所得数据进行建模分析,得到预测结果。然而,不同的变量选择算法和建模算法,在预测同一食品中同一营养素含量和变化量时的准确性可能有所不同,合理地选择算法可以提高预测的准确性。Dong等^[15]在检测苹果营养品质时,分别运用SPA和UVE两种波长选择算法和PLSR、LS-SVM、BPNN三种建模算法进行排列组合,对SSC、水分含量进行预测。在比较PLSR、LS-SVM和BPNN模型的校准和预测性能时,发现LS-SVM在大多数情况下对于每个调查的质量参数具有比PLS和BPNN更好的性能。而且,使用变量选择算法

后,LS-SVM的预测能力有所提升。在比较SPA和UVE对预测结果的影响时发现,SPA对水分含量预测的提升效果较好,但对SSC的提升效果比UVE差,考虑到SPA的关键波长为23个,远小于UVE的122个,大大减少了运算量,因此可以认为SPA-LS-SVM是预测苹果营养品质的最佳算法组合。

但是不是所有食品中的不同营养素都能有一种最佳算法组合,Pu等^[19]预测羊肉中的水分、蛋白质、脂肪,选择了UVE-SPA-CSA-MLR算法组合,该组合对水分和脂肪的预测准确度较好($R_{\text{水}} = 0.92$, $R_{\text{脂肪}} = 0.98$),但是对蛋白质的预测准确度一般($R_{\text{蛋白质}} = 0.67$)。Rahman等^[16]在对大蒜中SSC和大蒜素的预测中,对SSC和大蒜素使用了不同的算法组合,对SSC使用SPA-LS-SVM算法组合,得到 $R^2 = 0.90$;对大蒜素使用VIP-LS-SVM算法组合,得到 $R^2 = 0.83$,都得到了不错的结果。除了对同一食品的不同品质预测之外,对同类食品的不同品种的营养物的预测也会受到算法组合的影响。Guo等^[61]在预测西选、华优两种猕猴桃中SSC时,使用了SPA-LS-SVM算法组合,分别对西选、华优以及两品种混合选择了9、

9 和 19 个关键波长,该组合对华优和两品种混合的预测效果较好,但略差于全光谱的 LS-SVM 模型;对于西选的预测准确度一般,但是优于全光谱模型。

在实验中,不同品种、不同营养品质、不同化学计量学分析方法都是决定实验结果的变量。目前的研究里,对化学计量学分析方法的选择和调整都是人工完成,不断地试错也耗费了大量时间成本,最终选择的算法和模型也很难保证是最优解。因此,化学计量学分析方法的选择会限制多光谱成像技术向工业化实时检测发展。

其次,虽然多光谱成像技术是一种快速无损的食品营养品质检测技术,但是不能忽视的是,其本身目前是一种间接的检测技术,需要依靠传统破坏性实验方法和校准集数据的结合确定标准,然后依据该标准对预测集样品进行预测。Ma 等^[36]在预测猪肉背最长肌含水量时,先用传统的烘箱干燥方法测得了样品的水分含量,然后结合校准集校准 PLSR 模型,并最终进行预测,预测结果 $R^2 = 0.966$,体现了良好的效果。虽然目前来看多光谱成像技术有较好的预测准确性,但是花费在标准校正和选择波长上的时间较多,限制了其在工业实时检测应用上的发展潜力。

4 结论与展望

多光谱成像技术除了拥有“空间+光谱”三维信息立方体外,还通过化学计量学分析方法以及过滤与分散装置获得了离散光谱的数据,大大降低了数据复杂度,减少了处理时间,在工业化应用方面具有巨大潜力。本文综述了近年来多光谱成像技术在肉类营养品质和果蔬的营养品质快速无损检测方面的研究进展。多光谱成像技术已被证实是一项性能良好、发展迅速的快速无损检测技术。

多光谱成像技术是一门复杂的跨学科技术,涉及到食品科学、计算机科学、自动化控制等多个学科的交叉。在未来的发展中,建立自动化的算法选择和感兴趣区域选择及建模方法将成为多光谱成像技术的研究重点和发展趋势,建立自动选择方法,以提升运算速度和准确度,提高普适性。如何进一步减少分析数据量也是研究的重点,减少数据量并且尽可能保持分析精度,可以大大提升运算速度。为实时检测的发展做准备。在工业应用研究方面,未来发展过程中要通过跨学科合作建立硬件精度更高,程序更稳定的系统,以进一步适应更为复杂的检测环境。

参考文献

[1] Mckinnon L, Giskes K, Turrell G. The contribution of three components of nutrition knowledge to socio-economic differences in food purchasing choices[J]. Public Health Nutrition, 2014, 17(8):1814-24.

[2] Alander J T, Bochko V, Martinkauppi B, et al. A Review of optical nondestructive visual and near-infrared methods for food quality and safety[J]. International Journal of Spectroscopy, 2013, 2013:1-36.

[3] Su W H, Sun D W. Multispectral imaging for plant food quality analysis and visualization[J]. Comprehensive Reviews in Food

Science and Food Safety, 2018, 17(1):220-239.

[4] Dai Q, Sun D W, Xiong Z, et al. Recent advances in data mining techniques and their applications in hyperspectral image processing for the food industry[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2014, 13(5):891-905.

[5] Feng C H, Makino Y, Oshita S, et al. Hyperspectral imaging and multispectral imaging as the novel techniques for detecting defects in raw and processed meat products: Current state-of-the-art research advances[J]. Food Control, 2018, 84:165-176.

[6] Su W H, He H J, Sun D W. Non-destructive and rapid evaluation of staple foods quality by using spectroscopic techniques: A review[J]. Critical Reviews in Food Science and Nutrition, 2015, 57(5):1039-1051.

[7] Liu J, Cao Y, Wang Q, et al. Rapid and non-destructive identification of water-injected beef samples using multispectral imaging analysis[J]. Food Chemistry, 2016, 190:938-943.

[8] Ma F, Qin H, Shi K, et al. Feasibility of combining spectra with texture data of multispectral imaging to predict heme and non-heme iron contents in pork sausages[J]. Food Chemistry, 2016, 190:142-149.

[9] 余俊杰, 郝广, 刘长虹. 基于多光谱对不同冷冻处理牛肉的快速无损检测[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(23):161-165.

[10] Liu C, Liu W, Lu X, et al. Application of multispectral imaging to determine quality attributes and ripeness stage in strawberry fruit[J]. Plos One, 2014, 9(2):e87818.

[11] Liu C, Liu W, Chen W, et al. Feasibility in multispectral imaging for predicting the content of bioactive compounds in intact tomato fruit[J]. Food Chemistry, 2015, 173:482-8.

[12] Liu C, Liu W, Lu X, et al. Potential of multispectral imaging for real-time determination of colour change and moisture distribution in carrot slices during hot air dehydration[J]. Food Chemistry, 2016, 195:110-6.

[13] Lohumi S, Lee S, Lee H, et al. A review of vibrational spectroscopic techniques for the detection of food authenticity and adulteration[J]. Trends in Food Science & Technology, 2015, 46(1):85-98.

[14] Cheng J H, Nicolai B, Sun D W. Hyperspectral imaging with multivariate analysis for technological parameters prediction and classification of muscle foods: A review[J]. Meat Science, 2017, 123:182-191.

[15] Dong J, Guo W. Nondestructive determination of apple internal qualities using near-infrared hyperspectral reflectance imaging[J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(10):2635-2646.

[16] Rahman A, Faqeerzada M A, Cho B K. Hyperspectral imaging for predicting the allicin and soluble solid content of garlic with variable selection algorithms and chemometric models[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2018, 98(12):4715-4725.

[17] Elmasry G, Sun D W, Allen P. Chemical-free assessment and mapping of major constituents in beef using hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 117(2):235-246.

[18] Kamruzzaman M, Makino Y, Oshita S. Parsimonious model development for real-time monitoring of moisture in red meat using hyperspectral imaging[J]. Food Chemistry, 2016, 196:1084-1091.

- [19] Pu H, Sun D W, Ma J, et al. Hierarchical variable selection for predicting chemical constituents in lamb meats using hyperspectral imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2014, 143:44–52.
- [20] Li X, Wei Y, Xu J, et al. SSC and pH for sweet assessment and maturity classification of harvested cherry fruit based on NIR hyperspectral imaging technology [J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 143:112–118.
- [21] Tang C, He H, Li E, et al. Multispectral imaging for predicting sugar content of ‘Fuji’ apples [J]. Optics & Laser Technology, 2018, 106:280–285.
- [22] Ma J, Pu H, Sun D W. Predicting intramuscular fat content variations in boiled pork muscles by hyperspectral imaging using a novel spectral pre-processing technique [J]. LWT—Food Science and Technology, 2018, 94:119–128.
- [23] Xiong C, Liu C, Pan W, et al. Non-destructive determination of total polyphenols content and classification of storage periods of Iron Buddha tea using multispectral imaging system [J]. Food Chemistry, 2015, 176:130–6.
- [24] Shui S, Liu W, Liu C, et al. Discrimination of cultivars and determination of luteolin content of *Chrysanthemum morifolium* Ramat. using multispectral imaging system [J]. Analytical Methods, 2018, 10(14):1640–1646.
- [25] McClure W. Near infrared spectroscopy: The giant is running strong [J]. Analytical chemistry, 1994, 66(1):42A–53A.
- [26] Baltic M Z, Boskovic M. When man met meat: Meat in human nutrition from ancient times till today [J]. Procedia Food Science, 2015, 5:6–9.
- [27] OECD-FAO. OECD-FAO agricultural outlook 2016–2025 [EB/OL]. (2017–07–10) [2018–03–05]. <http://www.oecd.org/agriculture/oecd-fao-agricultural-outlook-19991142.htm>.
- [28] Ma F, Zhang B, Wang W, et al. Potential use of multispectral imaging technology to identify moisture content and water-holding capacity in cooked pork sausages [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2018, 98(5):1832–1838.
- [29] Cheng J H, Sun D W, Liu G, et al. Developing a multispectral model for detection of docosahexaenoic acid (DHA) and eicosapentaenoic acid (EPA) changes in fish fillet using physarum network and genetic algorithm (PN-GA) method [J]. Food Chemistry, 2019, 270:181–188.
- [30] Dissing B S, Nielsen M E, Ersboll B K, et al. Multispectral imaging for determination of astaxanthin concentration in salmonids [J]. Plos One, 2011, 6(5):e19032.
- [31] Wu X, Song X, Qiu Z, et al. Mapping of TBARS distribution in frozen-thawed pork using NIR hyperspectral imaging [J]. Meat Science, 2016, 113:92–6.
- [32] Xiong Z, Sun D W, Pu H, et al. Non-destructive prediction of thiobarbituric acid reactive substances (TBARS) value for freshness evaluation of chicken meat using hyperspectral imaging [J]. Food Chemistry, 2015, 179:175–81.
- [33] 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:1191–9.
- [34] Ropodi A I, Panagou E Z, Nychas G-J E. Multispectral imaging (MSI): A promising method for the detection of minced beef adulteration with horsemeat [J]. Food Control, 2017, 73:57–63.
- [35] Ropodi A I, Panagou E Z, Nychas G E. Rapid detection of frozen-then-thawed minced beef using multispectral imaging and Fourier transform infrared spectroscopy [J]. Meat Science, 2018, 135:142–147.
- [36] Ma J, Sun D W, Pu H. Spectral absorption index in hyperspectral image analysis for predicting moisture contents in pork longissimus dorsi muscles [J]. Food Chemistry, 2016, 197(Pt A):848–54.
- [37] Ma J, Sun D-W, Pu H. Model improvement for predicting moisture content (MC) in pork longissimus dorsi muscles under diverse processing conditions by hyperspectral imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2017, 196:65–72.
- [38] Xiong Z, Sun D W, Xie A, et al. Potential of hyperspectral imaging for rapid prediction of hydroxyproline content in chicken meat [J]. Food Chemistry, 2015, 175:417–22.
- [39] Ropodi A I, Pavlidis D E, Mohareb F, et al. Multispectral image analysis approach to detect adulteration of beef and pork in raw meats [J]. Food Research International, 2015, 67:12–18.
- [40] Slavin J L, Lloyd B. Health benefits of fruits and vegetables [J]. Advances in Nutrition, 2012, 3(4):506–16.
- [41] Mudgil D, Barak S. Composition, properties and health benefits of indigestible carbohydrate polymers as dietary fiber: A review [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2013, 61:1–6.
- [42] Li J L, Sun D W, Cheng J H. Recent advances in nondestructive analytical techniques for determining the total soluble solids in fruits: A review [J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2016, 15(5):897–911.
- [43] Khodabakhshian R, Emadi B, Khojastehpour M, et al. Development of a multispectral imaging system for online quality assessment of pomegranate fruit [J]. International Journal of Food Properties, 2016, 20(1):107–118.
- [44] Li J, Tian X, Huang W, et al. Application of long-wave near infrared hyperspectral imaging for measurement of soluble solid content (SSC) in pear [J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(11):3087–3098.
- [45] Pu H, Liu D, Wang L, et al. Soluble solids content and pH prediction and maturity discrimination of lychee fruits using visible and near infrared hyperspectral imaging [J]. Food Analytical Methods, 2015, 9(1):235–244.
- [46] Yang Y C, Sun D W, Pu H, et al. Rapid detection of anthocyanin content in lychee pericarp during storage using hyperspectral imaging coupled with model fusion [J]. Postharvest Biology and Technology, 2015, 103:55–65.
- [47] Liu C, Hao G, Su M, et al. Potential of multispectral imaging combined with chemometric methods for rapid detection of sucrose adulteration in tomato paste [J]. Journal of Food Engineering, 2017, 215:78–83.
- [48] Liu C, Liu W, Lu X, et al. Nondestructive determination of transgenic *Bacillus thuringiensis* rice seeds (*Oryza sativa* L.) using multispectral imaging and chemometric methods [J]. Food Chem,

- [49] Wang L, Liu D, Pu H, et al. Use of Hyperspectral imaging to discriminate the variety and quality of rice [J]. Food Analytical Methods, 2014, 8(2) : 515–523.
- [50] Qiu Z, Chen J, Zhao Y, et al. Variety Identification of single rice seed using hyperspectral imaging combined with convolutional neural network [J]. Applied Sciences, 2018, 8(2) : 212.
- [51] Sun J, Lu X, Mao H, et al. Quantitative determination of rice moisture based on hyperspectral imaging technology and BCC–LS–SVR algorithm [J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(3) : 40.
- [52] Sun J, Lu X, Mao H, et al. A method for rapid identification of rice origin by hyperspectral imaging technology [J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(1).
- [53] Yang S, Zhu Q B, Huang M, et al. Hyperspectral image–based variety discrimination of maize seeds by using a multi–model strategy coupled with unsupervised joint skewness–based wavelength selection algorithm [J]. Food Analytical Methods, 2016, 10(2) : 424–433.
- [54] Wang L, Sun D–W, Pu H, et al. Application of hyperspectral imaging to discriminate the variety of maize seeds [J]. Food Analytical Methods, 2015, 9(1) : 225–234.
- [55] Yang X, Hong H, You Z, et al. Spectral and image integrated analysis of hyperspectral data for waxy corn seed variety classification [J]. Sensors (Basel), 2015, 15(7) : 15578–15594.

1808–1816.

- [42] Song G S, Zhang M N, et al. An in-situ method for real-time discriminating salmon and rainbow trout without sample preparation using iKnife and rapid evaporative ionization mass spectrometry based lipidomics [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2019, 67 (16) : 4679-4688.
- [43] 劳邦盛, 盛国英, 傅家谟, 等. 5 种贝类脂肪含量及脂肪酸组成研究 [J]. 色谱, 2001, 19 (2) : 137-140.
- [44] 刘艳青, 李兆杰, 楼乔明, 等. 皱纹盘鲍内脏脂质分析 [J]. 水产学报, 2012, 36 (6) : 989-992.
- [45] Bandarra N M, Batista I, Nunes M L, et al. Seasonal changes in lipid composition of sardine (*Sardina pilchardus*) [J]. Journal of Food Science, 2010, 62 (1) : 40-42.
- [46] Shen Q, Wang Y, Gong L, et al. Shotgun lipidomics strategy for fast analysis of phospholipids in fisheries waste and its potential in species differentiation [J]. Journal of Agricultural & Food Chemistry, 2012, 60 (37) : 9384-9393.
- [47] Shen Q, Dai Z, Huang Y W, et al. Lipidomic profiling of dried seahorses by hydrophilic interaction chromatography coupled to mass spectrometry [J]. Food Chemistry, 2016, 205 : 89-96.
- [48] Pisani O, Oros D R, Oyo-Ita O E, et al. Biomarkers in surface sediments from the Cross River and estuary system, SE Nigeria: Assessment of organic matter sources of natural and anthropogenic origins [J]. Applied Geochemistry, 2013, 31 (2) : 239-250.

- [56] Zhang C, Jiang H, Liu F, et al. Application of near-infrared hyperspectral imaging with variable selection methods to determine and visualize caffeine content of coffee beans [J]. Food and Bioprocess Technology, 2016, 10(1): 213-221.
- [57] Yu H, Liu H, Wang N, et al. Rapid and visual measurement of fat content in peanuts by using the hyperspectral imaging technique with chemometrics [J]. Analytical Methods, 2016, 8(41): 7482-7492.
- [58] Jin H, Ma Y, Li L, et al. Rapid and non-destructive determination of oil content of peanut (*Arachis hypogaea* L.) using hyperspectral imaging analysis [J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(7): 2060-2067.
- [59] Jin H, Li L, Cheng J. Rapid and non-destructive determination of moisture content of peanut kernels using hyperspectral imaging technique [J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(10): 2524-2532.
- [60] Sun Y, Liu Y, Yu H, et al. Non-destructive prediction of moisture content and freezable water content of purple-fleshed sweet potato slices during drying process using hyperspectral imaging technique [J]. Food Analytical Methods, 2016, 10(5): 1535-1546.
- [61] Guo W, Zhao F, Dong J. Nondestructive measurement of soluble solids content of kiwifruits using near-infrared hyperspectral imaging [J]. Food Analytical Methods, 2015, 9(1): 38-47.

- [49] 赵磊,龙晓文,吴旭干,等.育肥饲料中混合植物油替代鱼油对中华绒螯蟹成体雄蟹性腺发育、脂质代谢、抗氧化及免疫功能的影响[J].动物营养学报,2016(2):455-467.
- [50] Li Q, Zhu H Y, Wei J J, et al. Effects of dietary lipid sources on growth performance, lipid metabolism and antioxidant status of juvenile Russian sturgeon *Acipenser gueldenstaedtii* [J]. Aquaculture Nutrition, 2017, 23(3):500-510.
- [51] 丁志丽,孔有琴,张易祥,等.共轭亚油酸对日本沼虾生长、抗氧化及脂质代谢的影响[J].水产学报,2017,41(1):123-133.
- [52] 崔益玮,戴志远,沈清.水产加工副产物中磷脂和鱼油的分离及脂质组学研究[J].水产学报,2017,41(6):827-835.
- [53] 王昕岑.水产品贮藏过程中磷脂的鸟枪法分析及水解机理研究[D].青岛:中国海洋大学,2015.
- [54] Wang Y, Zhang H. Tracking phospholipid profiling of muscle from *Ctenopharyngodon idellus* during storage by shotgun lipidomics[J]. Journal of Agricultural & Food Chemistry, 2011, 59(21):11635-11642.
- [55] Lankinen M, Schwab U, Arja Erkkilä, et al. Fatty fish intake decreases lipids related to inflammation and insulin signaling - a lipidomics approach[J]. Plos One, 2009, 4.
- [56] Stanley E G, Jenkins B J, Walker C G, et al. Lipidomic profiling of human adipose tissue identifies a pattern of lipids associated with fish oil supplementation[J]. Journal of Proteome Research, 2017, 16(9):3168-3179.