

中式爆炒猪肉水分含量近红外检测方法研究

徐朔, 陈逸玉, 赵钜阳, 李玉奇

(哈尔滨商业大学 旅游烹饪学院, 黑龙江 哈尔滨 150028)

摘要: 应用傅里叶变换近红外光谱技术建立中式传统爆炒猪肉片水分含量预测模型, 达到快速无损检测的目的。通过直接干燥法测 100 组爆炒猪肉片样品的水分含量, 并扫描得到其近红外光谱图。采用偏最小二乘法并通过二阶微分结合卷积平滑算法对光谱进行预处理, 通过拐点法、马氏距离法、杠杆值、学生残差法与内部交互验证均方根法进一步剔除异常样本, 优化光谱模型。结果表明: 所构建的中式爆炒肉片水分含量近红外光谱预测模型的校正均方差值为 0.089 1, 相关系数为 0.972 1; 且将预测值与真实值进行比较发现, 预测结果正确率大于 98.7% ($P < 0.05$), 表明本研究建立的用于检测中式爆炒肉片水分含量的近红外光谱预测模型效果良好, 能够快速检测并准确预测中式爆炒肉片的水分含量, 具有一定的应用价值。

关键词: 近红外光谱; 中式爆炒猪肉; 水分含量; 无损检测

Research on Near-infrared Detection Method of Moisture Content of Chinese Stir-fried Pork

Xu Shuo, Chen Yiyu, Zhao Juyang*, Li Yuqi

(College of Tourism and Cuisine, Harbin University of Commerce, Harbin 150028)

Abstract: In the study, a nondestructive and rapid method for detecting the water content of Chinese stir-fried pork was established by near infrared reflectance spectroscopy. The moisture contents of 100 groups of stir-fried pork samples were determined by direct drying method and near infrared spectra of the samples were acquired. The original spectra were pretreated by second derivative and Savitzky-Golay smoothing in order to perform a partial least squares regression. Then inflection point, Mahalanobis distance, root mean square error of cross-validation and studentized residual were used to eliminate the outliers in order to establish a calibration model. The results showed that the proposed predictive model had a high correlation coefficient ($r = 0.972$ 1) with a root mean squared error of calibration of 0.089 1. Furthermore, the prediction accuracy was greater than 98.7% ($P < 0.05$) when compared with the true value indicating the model established in this study has a good predictive performance. The results showed that the model allows accurate prediction of water content and has the potential for use in Chinese stir-fried pork processing and food industry.

Keywords : near infrared reflectance spectroscopy; Chinese stir-fired pork; moisture content; nondestructive detection.

爆炒是中国传统典型烹饪工艺之一,爆炒主要通过热对流、热传导和热辐射的方式进行^[1],由于烹饪温度高、时间短、过程激烈,因而在爆炒过程中,食品颗粒表面温度会迅速升高,但食品颗粒中心点达到成熟时,水分还未来得及向食品表面流动和扩散,整个爆炒过程已经完成,因而爆炒的菜肴脆嫩爽口^[2]。然而,传统的爆炒方法往往由于厨师的经验性人为操作而造成炒制时间过度,进而影响肉品的多汁性、嫩度和口感^[3],因此急需对中式烹饪肉类菜肴的品质进行测定。

肉制品的水分含量是评价肉制品品质的重要指标,水分含量的多少和水在肉品中的存在形式直接关系到肉品的多汁性、嫩度、口感、风味和色泽等食用品质^[4],决定肉品的质量和货架期,是肉品加工贮藏中的重要卫生、营养指标^[5]。肉制品水分检测的传统方法一般是采用国家标准 GB 5009.3—2010《食品安全国家标准食品中水分的测定》^[6]中的直接干燥法,但这种方法对样品存在一定的破坏性,测定过程易受干燥器密封性和样品冷却时间等外界环境因素的影响,而且耗时耗力、操作繁琐且效率低下,检测时间多长达 7~8 h^[7]。

近红外光谱分析技术是近年来高速发展的一种用于实现肉类标准化的先进技术^[8],具有分析速度快、成本低、对样品无破坏性、可以实现在线分析等诸多优点^[9]。如果将近红外光谱分析技术应用于肉类的检测,则可通过扫描未知样品的近红外光谱图,再套用所建立的具体科学模型,即可得到其水分含量值,操作过程简便、短时、安全、无污染且对肉质无损伤,进而能够节省大量的人力、物力和时间^[10],这对于推动中餐标准化进程,实现食品的工业化有着关键的意义。

目前,关于近红外光谱技术在肉制品领域的应用研究,国内外学者取得了一定的研究成果,但大多是利用近红外光谱分析生肉制品的营养成分,例如,研究发现近红外光谱可以实现对脂肪^[11]、蛋白质^[12]、水分^[13]、盐含量^[14]、氨基酸^[15]和肌肉内脂肪酸组成^[16]等组分的定量分析,此外,近红外光谱还可以对生肉的物理特性,包括 pH 值、颜色特性、系水力和剪切力等指标进行评价^[17],还可以间接对肉的颜色、大理石纹、气味、多汁性、嫩度和新鲜度等感官指标进行评价分析^[18]。此外,Prevolnik 等^[19]分析阐述了近红外光谱在生肉制品化学组分和品质检测方面的应用,研究表明,近红外光谱在肉制品品质检测方面能够替代昂贵且耗时的化学检测方法,但其检测精度受其数学建模模型的限制,因此良好的模型对于其化学值的预测至关重要。

目前,国内外的近红外光谱技术研究主要集中在对畜禽^[20]、海鲜^[21]或其生肉制品^[22]的检测,在熟肉制品的水分含量检测方面研究极少。此外,由于中式传统菜肴复杂多变的特点,使得其肉类主料的水分含量测定具有相当大的难度,国内外文献中几乎没有利用近红外光谱测定中式烹饪肉类主料中水分含量的相关报道。本研究应用傅里叶变换近红外光谱分析技术建立中式“爆炒”猪肉中水分含量的快速无损检测方法,以期中式菜肴类食品品质检测提供新途径,为实际生产中的快速检测提供理论依据。

1 材料与amp;方法

1.1 材料与试剂

新鲜猪里脊肉哈尔滨家乐福超市;大豆油九三粮油工业集团有限公司;料酒湖州老恒和酿造有限公司;碘盐中国盐业总公司。

1.2 仪器与设备

电子天平沈阳天平仪器有限公司;Antaris 傅里叶变换近红外分析仪美国塞默飞世尔科技有限公司;DHG/50Hz 鼓风干燥箱上海一恒科学仪器有限公司;YZ-1531 多功能油炸锅广东友田家用电器有限公司。

1.3 方法

1.3.1 肉片处理工艺

爆炒猪肉片的加热工艺流程如图 1 所示。

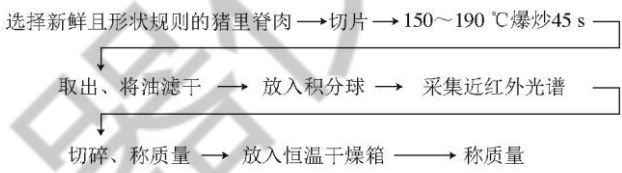


图 1 爆炒猪肉片基本制作工艺流程图

操作要点:1) 为了严格控制爆炒温度,采用可控温的油炸锅进行爆炒处理,首先将温度调节至所需温度 (150~190℃),再将切片的猪里脊肉放置其中并快速翻炒;2) 爆炒结束后,在室温下静置 10 min 冷却,沥干油分,并用滤纸吸干肉片表面多余油脂。

1.3.2 水分含量测定

参照 GB 5009.3—2010^[6],采用恒温干燥法进行测定。称取 4 g 爆炒猪肉片样品于恒温干燥箱内,105℃干燥,直到样品的质量不再发生变化为止 (干燥前后质量差小于 2 mg),称取样品质量。按照下式计算样品的水分含量,每组样品重复测定 3 次。

$$\text{水分含量/\%} = \frac{\text{干燥前质量/mg} - \text{干燥后质量/mg}}{\text{干燥前质量/mg}} \times 100$$

1.3.3 光谱采集、建模及模型评价

1.3.3.1 光谱采集

采用配置积分球采样系统的 Antaris 傅里叶变换近红外分析仪进行样品测定。分别于 150、160、170、180、190°C 条件下按上述爆炒基本制作工艺处理肉片，冷却后将肉样均匀平铺于红外光谱仪的扫描皿上，保证肉片完全覆盖扫描皿中间部分。采用积分球采样系统采集样品光谱。光谱采集条件：波数范围 4 000~9 000 cm⁻¹，扫描次数 64 次。每个温度梯度测量 20 组样品，共测量 100 组样品，每组样品进行 3 次平均光谱处理。

1.3.3.2 建模

使用 TQ Analyst 软件进行光谱分析，采用偏最小二乘法 (partial least squares, PLS) 进行建模，即在一个算法下可以同时实现回归建模 (多元线性回归)、数据结构简化 (主成分分析) 以及 2 组变量之间的相关性分析 (典型相关分析)，是一种多因变量对多自变量的回归建模方法。

1.3.3.3 模型评价

选用最佳的预处理方法和优化的光谱区间建立 PLS 模型，用验证集样品对最终模型进行外部验证，并以校正相关系数 (Rc)、验证相关系数 (Rv)、校正均方根误差 (root mean square error of calibration, RMSEC) 和预测均方根误差 (root-mean-squares error of prediction, RMSEP) 值作为模型性能的评价指标。

1.3.4 数据分析方法

由于样品基质和其他化学成分的干扰，很难直接从一张近红外光谱图中找到某种化学成分的特征吸收带，因此需要预先测得水分含量，再在样品的近红外光谱信息与其水分含量之间建立经验性的数学关系。

1.3.4.1 校正集和验证集的划分

将所有的样品划分为校正集和验证集。样品集的划分采用 KS (Kennard-Stone) 法，KS 方法是基于光谱变量的选择方法，将样品划分为校正集和验证集。根据约 4:1 的比列将样品划分为 80 个校正集和 20 个验证集。

1.3.4.2 光谱预处理

光谱采集过程中，由于受样品状态、光散射、仪器状态等因素的影响，导致近红外光谱基线漂移等现象。因此，在建立 PLS 模型前进行光谱预处理尤为重要。本研究采用卷积平滑

(Savitzky-Golay, S-G)、N-D (norris derivative) 平滑、多元散射校正 (multiplicative scatter correction, MSC)、标准正态变量 (standard normal variable, SNV) 变换以及一阶导数、二阶导数、对数化分别对原始光谱进行预处理, 并建立 PLS 模型。

1.3.4.3 光谱异常样本的剔除

采用 TQ Analyst v6 软件提供的马氏距离相似性判别计算其光谱到每个类别中心点的距离, 判别样品类别的匹配程度, 采用杠杆值与学生残差 t 检验和内部交互验证均方根误差 (root mean square error by cross validation, RMSECV) 剔除异常样本, 并采用基于 Dixon 准则或 Chauvenet 准则的 Spectra Outlier 功能对存在光谱数据误差的异常样品进行剔除。

2 结果与分析

2.1 不同光谱预处理方式对模型构建的影响

近红外光谱主要由被测物的近红外光谱特征主导, 包含噪声等各种外在因素的干扰与影响。同时, 无论人为操作多么精确, 还是无法避免一些客观因素产生的系统误差影响近红外光谱定量分析模型的信息, 例如, 由于样品不均匀导致样品的光谱和组分含量标准值没有真正对应; 由于含量和其他性质的分布不均匀, 导致难以精确计算光谱信息与组分含量值之间的相关关系; 由于光谱采集方式不恰当、光谱噪音太大和人为误差造成光谱质量下降或引入误差; 由于光谱范围的选择不正确、样品被污染, 受到其他组分的干扰等而产生误差, 因此在建模前要对原始光谱进行预处理, 进而不断优化所建立的模型^[23]。

2.1.1 原始光谱采集与处理

当肉片中的分子受到近红外光线的照射时, 其中的含氢基团通过不断的振动将近红外光的部分能量吸收, 吸收带的波长、位置和强度可以反映出分子结构的特点。

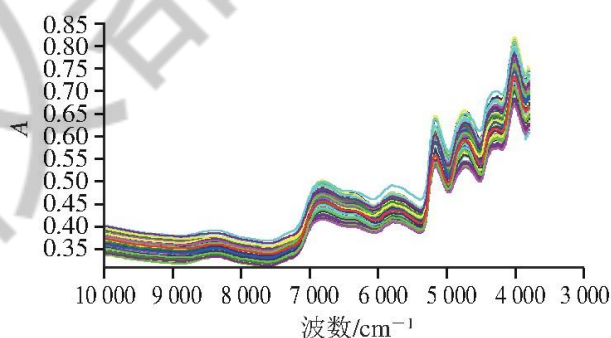


图2 爆炒猪肉片的近红外原始光谱图

由图2可知, 爆炒猪肉片的近红外原始光谱在5 000、6 000、7 000 cm^{-1} 附近产生了几次波峰, 这些是明显的光谱吸收峰, 光谱在4 100 cm^{-1} 时产生的噪音比较大, 在10 000 cm^{-1}

时趋近平稳，但谱图整体的走势大抵一致，说明在原始近红外光谱中无偏离较远的异常光谱出现。

2.1.2 近红外 3D 主成分投影图处理对模型构建的影响

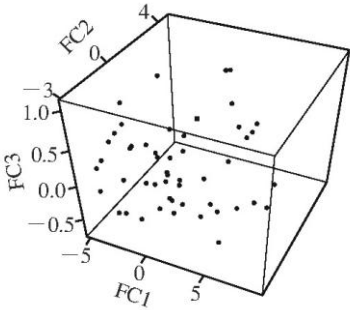


图 3 近红外投射光谱 3D 主成分投影图

近红外投射光谱 3D 主成分投影图的主要目的是实现数据降维，以消除众多信息中相互重叠的部分，其方法是将原来的变量进行转换，使数目较少的新变量成为原变量的线性组合，新变量应该最大限度地保留原变量的数据结构特征，且不丢失信息。

由图 3 可知，多数主成分投影点的分布比较集中，而部分点在载荷向量平面的分布较为分散，主成分距离较大，这可能是由于实验中含水量测定时的人为误差和实验材料本身的差异性，将异常样本剔除，并重新建模。

表 1 3D 近红外投射光谱离散点剔除前后对比表

样本模型	RMSEC	r
未处理	0.125	0.945 9
剔除后	0.113	0.955 7

RMSEC 为主成分选择的主要依据，此数值越小表示模型误差越小;而 r 表示线性相关系数，此数值越大表示正相关性越大。由表 1 可知，剔除分散的光谱点后，RMSEC 值由 0.125 降至 0.113，误差变小，而 r 由 0.945 9 升高至 0.955 7，说明剔除后可以优化模型。

2.1.3 不同光谱预处理方式结合对模型构建的影响

在近红外光谱分析技术中，对于不同化学计量学方法的使用是必要的，不同的近红外光谱预处理方法和不同的变量选取方法是整个近红外光谱分析过程的基础，采用不同的预处理方法可以有效剔除一些在原始光谱中不易察觉的异常样本，对于建立预测能力强、稳健性好的模型起到至关重要的决定性作用^[24]。

表 2 不同光谱预处理方式结合对模型建立的影响

光谱预处理方式	RMSEC	<i>r</i>
原始光谱	0.113 0	0.955 7
平滑处理	0.111 0	0.954 3
一阶导数处理	0.110 0	0.956 3
二阶导数处理	0.110 0	0.955 8
一阶导数结合平滑处理	0.105 0	0.960 1
二阶导数结合平滑处理	0.106 0	0.959 2
一阶导数结合SG处理	0.105 0	0.962 0
二阶导数结合SG处理	0.099 5	0.963 4

平滑处理可以消除高频随机误差, 提高信噪比, 平滑算法是针对“窗口”内的每个点进行取平均或拟合, 从而进一步求得平滑点数的最佳估计值, 使图谱光滑, 减少尖锐不平的凸起点, 更好地体现光谱有效信息^[25]。由表 2 可知, 当图像只有平滑处理时, RMSEC 值为 0.111 0, *r* 为 0.954 3, 相较于原始光谱 RMSEC 值减小, 误差减小, *r* 减小, 说明单纯进行平滑处理并不能更好地优化模型, 还需进一步做其他光谱预处理。

原始光谱进行求导变换后, 所得的导数光谱的分辨率比原始光谱高, 其光谱轮廓变换的清晰度也有一定程度的提高, 其原因主要在于消除了基线漂移、背景干扰并忽略了谱线重叠, 其中一阶微分能去掉和波长没有关系的漂移, 二阶微分能去掉和波长有关系的漂移^[26]。相较于原始光谱, 进行一阶导数处理后, RMSEC 值减小, *r* 增加; 进行二阶导数处理后, RMSEC 值减小, *r* 值增加, 但二阶导数处理与一阶导数相比, 模型 RMSEC 值没有变化, 而 *r* 反而减小, 这可能是由于经过二阶导数后噪音扩大, 导致模型过度拟合, 因此还需进一步做其他光谱预处理。

当一阶导数、二阶导数分别与平滑处理相结合时发现, 2 种结合方式均可以进一步优化模型, 但是一阶导数结合平滑处理的效果更好。

S-G 算法是一种利用 S-G 函数对光谱进行多点处理的算法, 其主要思想是利用多项式来对数据进行拟合, 对于拟合函数, 选择经典的 PLS 法, 然后对于所得的拟合系数加以处理, 其本质上仍是一种加权平均, 更强调中心点的作用, S-G 处理通常与其他预处理方式结合使用^[27]。将一阶导数和二阶导数分别与 SG 处理相结合后发现, 2 种结合方式均可以进一步优化模型, 但是二阶导数结合 SG 处理后模型 RMESC 值为 0.099 5, *r* 为 0.963 4, 误差最小, 平行性进一步加强。综上所述, 二阶导数结合 SG 处理为最优光谱预处理方式。

2.1.4 拐点法筛选模型主因子数

恰当的主因子数选取可以提高模型的实际预测能力,如果因子数低于恰当值,则不能充分表达全部样品信息;如果因子数高于恰当值,则会由于不必要信息的增加而增添噪声,进而导致模型实际预测能力下降。因此,恰当的主因子数是良好模型建立的必要条件^[28]。

通常当主因子数改变时,可以通过 RMSECV 的下降程度来判断主成分对模型的贡献,例如,当 RMSECV 下降速率越快时,说明这一主成分对模型实际预测能力的意义很大;而当其上升或下降趋势很缓慢时,主成分预测能力意义不大,此时的主因子数可予以舍弃。

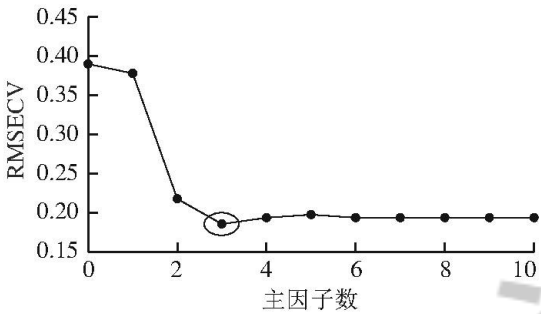


图 4 主因子数对 RMSECV 值的影响

由图 4 可知:随着主因子数从 0 增加至 3, RMSECV 大幅度下降;当主因子数大于 3 之后,随着主因子数的增加, RMSECV 的变化不大,且当模型的主因子数设置为 3~10 时,此时模型的 RMSECV 值也几乎不再变化,因此将此拐点对应的主因子数 3 作为模型的主因子数。

2.2 异常样本的剔除

近红外光谱包含噪声等各种外在因素的干扰与影响,且无论人为操作多么精确,还是无法避免一些客观因素的产生,从而影响建模的信息,例如,肉样本本身的散射或漫反射以及仪器本身产生的噪音,导致图谱不连续、噪声过大等一系列影响模型构建的问题产生,因此在建模后要对原始光谱模型进行进一步处理,进而不断优化建立的模型。

通过对原始光谱模型的处理可以筛选剔除掉一些人为因素造成的错误或误差,而实际上无论实验设计多么合理详细,实验操作多么精细考究,依然会存在着难以避免的系统误差,进而影响模型的构建,因此还需要通过多种手段剔除异常样本,进一步优化处理模型。

2.2.1 马氏距离排序剔除

马氏距离由印度学家马哈拉诺比斯提出,表示 2 个数据之间的协方差距离,它是一种高效的得知两样本间相似度的方法^[14]。换言之,从马氏距离分析图上可以得知相距距离最远的点,即相似度最低的点,剔除此点,可增加数据的平行性与模型的精确性。

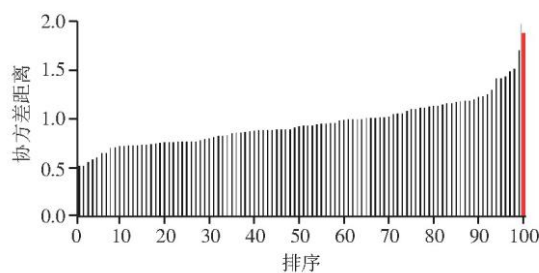


图 5 马氏距离法分析爆炒肉片的近红外光谱数据

由图 5 可知，根据马氏距离法的计算原则，异常样本与其他样本的平行性最低，差异最大，故它的数值越大，图中最右侧线的马氏距离最大，因此将此样本剔除。

2.2.2 杠杆值与学生残差 t 检验剔除

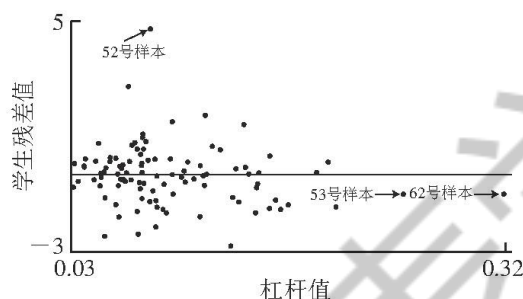


图 6 采用杠杆值处理肉片样本光谱数据的结果

杠杆值能够检测每个样品对模型的影响程度，而学生残差 t 检验则是将杠杆值考虑在内，由校正集的均方根残差计算得到^[29]。分析的原则为若某个（或某几个）样品的学生残差值与其余样品显著不同，则将其暂定为异常样本。

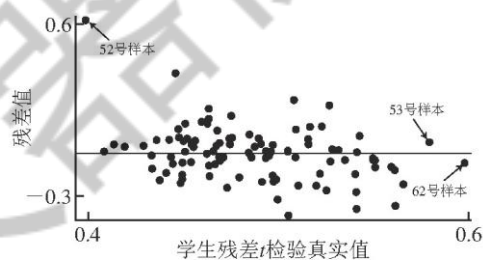


图 7 采用学生残差处理肉片样本光谱数据的结果

结合杠杆值和学生残差分析样本，由图 6~7 可知，52、53 和 62 号样本与聚集区距离较远，与其他样本差异较大，因此对其采用剔除处理。

表 3 剔除及回收杠杆值与学生残差异异常样本对模型构建的影响

光谱样本处理方式	RMSEC	r
原始光谱	0.099 5	0.963 4
同时剔除52、53、62号样本	0.098 1	0.965 3
回收52号样本	0.101 0	0.962 8
回收53号样本	0.122 0	0.948 0
回收62号样本	0.098 6	0.965 7

由表 3 可知, 将上述 3 个异常样本全部剔除后, 模型的 RMSEC 值减小, 误差降低, r 增大, 表明全部剔除 3 个异常样本有利于模型的优化构建。但是全部剔除 3 个异常样本也有可能将非异常样品当做异常样品剔除掉, 因此在建模过程中, 为避免发生这样的错误, 需要对被判定为异常的样品进行逐一回收, 根据回收后的模型性能确定样品的去留, 这样在很大程度上避免了异常样品的误判, 使最终的模型保留了更多的样品, 从而更加稳定和具有代表性。

当回收 52 号样本时, 与对照组相比, RMSEC 值增大, 误差增大, r 减小, 相关性减弱, 说明 52 号样本不但会导致误差增大, 也会使相关性降低, 因此应予以剔除; 当回收 53 号样本时, 与对照组相比, RMSEC 值增加, r 降低, 因此予以剔除; 当回收 62 号样本时, 与对照组相比, RESEC 值减小, r 增大, 与全部剔除组相比, RESEC 值增加至 0.098 6, 误差增大, r 由 0.965 3 增大到 0.965 7, 相关性增强, 说明 62 号样本存在时, 虽然误差会略微增大, 但是相关性增强, 在本研究中具有一定的存在意义, 应考虑保留。

2.2.3 RMSECV 剔除

RMSECV 法为每次从所有样本中随机取 1 个样本, 用余下的样本建立模型后再验证取出的样本, 之后重复上述步骤, 直到所有的样本都被取出来为止^[30]。

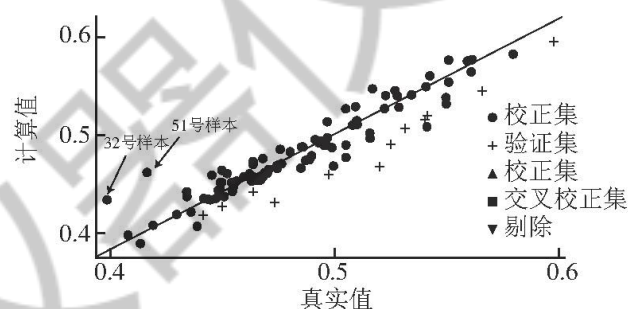


图 8 采用 RMSECV 法建立的模型图

由图 8 可知, RMSEC=0.098 6, r=0.965 7, 主因子数为 3。大多数样本点聚集在标线附近, 但也有少数点散落在标线外很远, 如 32 和 51 号样本, 对其进行剔除并重新对余下样本进行模型构建。

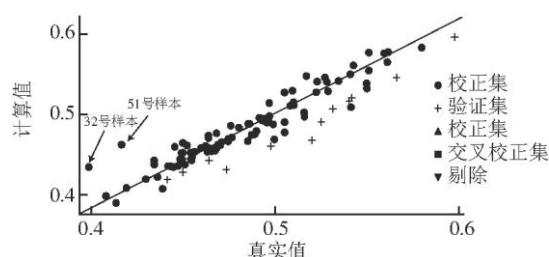


图9 经 RMSEC 法剔除异常样本后建立的模型

由图 9 可知, $RMSEC=0.0891$, $r=0.9721$, 主因子数为 3。经过 RMSECV 法剔除异常样本后模型的相关系数由原来的 0.9657 增加至 0.9721, RMSEC 值则由原来的 0.0986 降低至 0.0891, 说明 RMSECV 法剔除异常样本能够优化模型, 使其误差减小, r 增加。

2.3 模型实际预测能力检验

在 100 个样本中选取 80 个样本作为校正集, 选取 20 个样本作为验证集, 并计算其与预测集之间的相互关系。RMSEP 作为评价模型预测能力的关键参数, 其值越小, 表明和实测值越接近, 模型的预测能力越强^[31]。

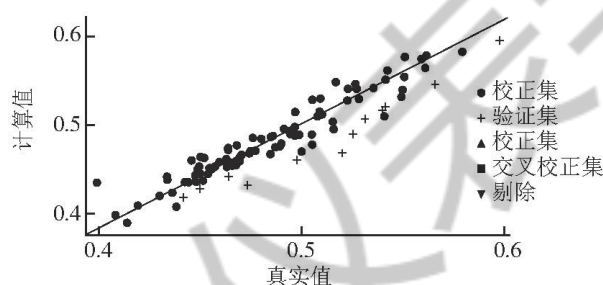


图10 近红外光谱模型校正集、验证集与预测集的相互关系

由图 10 可知, 预测集分布在校正集和验证集分布的范围内, 模型 RMSEC 值为 0.1080, r 为 0.9560; RMSEP 值为 0.2620, r 为 0.9742; 主因子数为 3。

此外, 随机选取 10 个肉样由直接干燥法测定其水分含量 (真实值), 并与前文构建的近红外光谱模型预测得到的水分含量 (预测值) 进行比较。由表 4 可知, 预测值与真实值相比, 预测结果误差率 $\leq 1.3\%$, 即正确率大于 98.7% ($P<0.05$)。说明本研究建立的用于检测中式爆炒肉片中水分含量的模型能够快速检测并预测其水分含量, 表明本研究建立的用于检测中式爆炒肉片中水分含量的模型效果良好, 能够快速检测并准确预测中式爆炒肉片的水分含量, 具有一定的应用价值。

表 4 10 个随机样本的模型误差率

样品编号	真实值/%	预测值/%	预测结果误差率/%
1	55.4	56.0	1.1
2	52.6	53.0	0.7
3	53.7	54.2	0.9
4	54.0	54.0	0.0
5	52.5	53.0	1.0
6	54.0	53.3	1.3
7	54.7	54.0	1.2
8	51.0	51.3	0.6
9	54.2	54.0	0.3
10	57.0	57.0	0

3 结论

选取中式“爆炒”猪肉片作为样本集与校正集,采用近红外光谱仪结合直接干燥法,在 4100~10 000 cm^{-1} 波数内采集肉片样品的近红外光谱,并立即测定其水分含量,采用 PLS 法建立水分含量测定的近红外光谱预测模型。模型经过光谱预处理、主因子数筛选及异常样本剔除后能够实现对水分含量的预测,避免了直接干燥法耗时耗力的处理过程及原料的浪费。同时,经过校正集和外部预测集验证,所构建的检测中式爆炒肉片中水分含量模型的 RMSEC 值为 0.0891, r 为 0.9721,预测结果正确率大于 98.7% ($P < 0.05$),能够实现对中式爆炒猪肉片中水分含量的准确预测,达到快速无损检测的目的。

参考文献:

- [1] 崔俊, 邓力, 汪孝, 等.油炒烹饪中食品体系吸热功率研究[J].食品工业, 2017, 39 (7) :182-187.
- [2] 崔俊, 余冰妍.基于 CFD 的焖爆烹饪过程模拟及试验验证[J].食品安全导刊, 2018, 12 (4) :144-146.DOI:10.16043/j.cnki.cfs.2018.12.105.
- [3] 汪孝, 邓力, 李双艳, 等.油炒温度对猪肉水分的影响[J].食品科技, 2017, 39 (7) :128-133.DOI:10.13684/j.cnki.spkj.2017.07.023.
- [4] 刘家忠, 王希彪.鸡肉可榨出水分测定条件的初步探讨[J].肉类研究, 1991, 5 (2) :30-32.
- [5] GUPTA A, SHETH M.Chemical stability of cottonseed and groundnut oil used for frying bhajias and its sensory qualities[J].Journal of Microbiology Biotechnology and Food Sciences, 2015, 4 (3) :198-202.DOI:10.15414/jmbfs.2014-15.4.3.198-202.
- [6] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会.食品安全国家标准食品中水分的测定:GB 5009.3—2010[S].北京:中国标准出版社, 2010:1-2.
- [7] 曹小华, 李小鑫, 刘娟花, 等.肉骨粉常规营养成分近红外模型的建立及验证[J].粮食与饲

料工业, 2017, 12 (3) :51-54.

- [8] MARCHI M D, MANUELIAN C L, SOFIA T, et al. Prediction of sodium content in commercial processed meat products using near infrared spectroscopy[J]. Meat Science, 2017, 125 (3) :61-65. DOI:10.1016/j.meatsci.2016.11.014.
- [9] WANG Jianxu, FAN Lifeng, WANG Haihua, et al. Determination of the moisture content of fresh meat using visible and near-infrared spatially resolved reflectance spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2017, 162 (10) :40-56. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2017.07.004.
- [10] ALAMPRESE C, AMIGO J M, ERNESTINA C, et al. Identification and quantification of turkey meat adulteration in fresh, frozen and cooked minced beef by FT-NIR spectroscopy and chemometrics[J]. Meat Science, 2016, 121 (11) :175-181. DOI:10.1016/j.meatsci.2016.06.018.
- [11] 代启虎, 马晨晨, 李冉. 近红外光谱分析技术在食品脂肪含量测定上的应用[J]. 广东化工, 2017, 44 (2) :58-59.
- [12] 杨福臣, 孙兆远, 孙芝杨. 乳粉中蛋白质和脂肪近红外测定模型研究[J]. 食品研究与开发, 2017 (2) :169-173. DOI:10.3969/j.issn.1005-6521.2017.02.038.
- [13] 王会, 卢雅婷. 近红外水分测定仪的发展及在食品水分检测中的应用[J]. 农业工程, 2016, 6 (1) :58-61.
- [14] MARCHI M D, MANUELIAN C L, TON S, et al. Prediction of sodium content in commercial processed meat products using near infrared spectroscopy[J]. Meat Science, 2016, 125:61-65. DOI:10.1016/j.meatsci.2016.11.014.
- [15] HELL J, PRÜCKLER M, DANNER L, et al. A comparison between near-infrared (NIR) and mid-infrared (ATR-FTIR) spectroscopy for the multivariate determination of compositional properties in wheat bran samples[J]. Food Control, 2016, 60 (5) :365-369. DOI:10.1016/j.foodcont.2015.08.003.
- [16] RIOVANTO R, DE MARCHI M, CASSANDRO M, et al. Use of near infrared transmittance spectroscopy to predict fatty acid composition of chicken meat[J]. Food Chemistry, 2012, 134 (4) :2459-2464. DOI:10.1016/j.foodchem.2012.04.038.
- [17] PRIETO N, LÓPEZCAMPOS O, AALHUS J L, et al. Use of near infrared spectroscopy for estimating meat chemical composition, quality traits and fatty acid content from cattle fed sunflower or flaxseed[J]. Meat Science, 2014, 98 (2) :279-

288.DOI:10.1016/j.meatsci.2014.06.005.

- [18] CEN Haiyan, HE Yong.Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality[J].Trends in Food Science and Technology, 2007, 18 (2) :72-83.DOI:10.1016/j.tifs.2006.09.003.
- [19] PREVOLNIK M, MARJETA C P, ŠKORJANC D.Predicting pork water-holding capacity with NIR spectroscopy in relation to different reference methods[J].Journal of Food Engineering, 2010, 98 (3) :347-352.DOI:10.1016/j.jfoodeng.2009.11.022.
- [20] 蒋祎丽, 郝莉花, 张丽华, 等.猪肉糜中掺鸡肉的近红外光谱快速定性判别方法研究[J].食品科技, 2014 (11) :319-322.DOI:10.13684/j.cnki.spkj.2014.11.068.
- [21] 徐文杰, 刘茹, 洪响声, 等.基于近红外光谱技术的淡水鱼品种快速鉴别[J].农业工程学报, 2014, 30 (1) :253-261.
- [22] 花锦, 赵悠悠, 高媛惠, 等.基于近红外技术快速测定不同鲜肉中脂肪含量[J].光谱学与光谱分析, 2017, 37 (11) :3424-3429.
- [23] 彭博, 涂斌, 陈志, 等.运用近红外光谱技术快速测定植物食用油的过氧化值[J].武汉轻工大学学报, 2016, 35 (1) :13-16.
- [24] 王辉, 田寒友, 张顺亮, 等.基于中波近红外光谱定量分析生鲜牛肉胆固醇[J].食品科学, 2016, 37 (24) :185-189.DOI:10.7506/spkx1002-6630-201624029.
- [25] 潘磊庆, 刘明, 韩东海, 等.水蜜桃货架期内糖度的近红外光谱检测[J].南京农业大学学报, 2013, 36 (4) :116-120.
- [26] 马毅, 汪西原, 雍慧.小波变换去噪应用于鲜枣糖度近红外光谱检测的研究[J].计算机与应用化学, 2011, 28 (3) :303-306.DOI:10.16866/j.com.app.chem2011.03.012.
- [27] 朱红艳, 邵咏妮, 蒋璐璐, 等.浸入式可见/近红外光谱技术的藻种鉴别研究[J].光谱学与光谱分析, 2016, 36 (1) :75-79.
- [28] 王辉, 田寒友, 张顺亮, 等.便携式中波近红外光谱仪在线无损检测生鲜猪肉胆固醇[J].光谱学与光谱分析, 2017, 37 (6) :1759-1764.
- [29] 梁秀英, 李小昱, 杨万能.奇异数据筛选法在玉米籽粒蛋白质近红外光谱检测中的应用[J].激光生物学报, 2015, 24 (1) :38-45.
- [30] 曹江娜, 张俊, 陆胜民.基于近红外光谱技术的柑橘罐头品质测定方法的研究[J].食品工业科技, 2016, 37 (4) :68-72.DOI:10.13386/j.issn1002-0306.2016.04.004.
- [31] 汤其坤, 王钰, 吴跃进, 等.近红外光谱法直接检测甜叶菊叶片甜菊糖苷模型建立[J].光

谱学与光谱分析, 2014, 34 (10) :2719-2722.

中国仪器仪表学会