

近红外光谱结合灰色关联度分析快速 综合评价猪肉新鲜度

张 凡, 姜 鑫, 张存存, 孙剑锋, 王 颀, 王文秀

(河北农业大学 食品科技学院, 河北 保定 071000)

摘要: 为了实现肉品新鲜度的快速综合评价, 本研究以贮藏 1~14 d 的猪肉为研究对象, 将近红外光谱技术与灰色关联度分析结合, 构建了新鲜度指标 (L^* 、pH 和挥发性盐基氮) 的快速预测模型, 并对猪肉的新鲜度等级进行了综合评价。结果表明, 将光谱经过双波段融合、光谱预处理、样条插值数据重排、特征波长筛选后, 建立的 L^* 、pH 和挥发性盐基氮预测模型的验证集相关系数分别为 0.975 4、0.964 2 和 0.967 7。结合加权灰色关联度分析, 充分利用肉品多元信息, 将其划分为良好、合格、差和极差 4 个等级。该研究结果为快速、客观地综合评价肉品新鲜度提供了 1 种新的方法和技术。

关键词: 猪肉; 近红外光谱技术; 灰色关联度分析; 综合评价

中图分类号: S123; O433.5

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

文献标志码: A



Rapid and comprehensive evaluation of pork freshness using near infrared spectroscopy combined with grey correlation analysis

ZHANG Fan, JIANG Xin, ZHANG Cuncun, SUN Jianfeng, WANG Jie,
WANG Wenxiu

(College of Food Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071000, China)

Abstract: To realize rapid comprehensive evaluation of meat freshness, pork samples with storage days of 1-14 d were selected as experimental samples. Then near infrared spectroscopy combined with grey correlation analysis was employed to build predictive models for freshness attributes (L^* , pH, and total volatile base nitrogen) and evaluate meat freshness comprehensively. The results indicated that the predictive models built based on spectra after data fusion, spectral pretreatment, data rearrangement, and feature wavelengths screening yielded good performance with correlation coefficients in the prediction set of 0.9754, 0.9642, and 0.9677 for L^* , pH, and total volatile base nitrogen, respectively. Combined with the weighted grey correlation analysis, the meat samples were classified into four grades: good, qualified, poor, and extremely poor. The results in this study provide a new method and technology for rapid and objective evaluation of meat freshness.

Keywords: pork; near infrared spectroscopy; grey correlation analysis; comprehensive evaluation

我国是肉品生产和消费大国, 2018 年禽肉总产量达 8 517 万 t。肉品营养价值丰富, 在贮藏、运输

和销售过程中, 极易受到微生物和酶的作用而发生品质衰变, 如 pH 降低、挥发性盐基氮 (TVB-N)

收稿日期: 2019-07-06

基金项目: 河北农业大学引进人才科研专项 (YJ201850); 河北省高等学校青年基金 (QN2019113)。

第一作者: 张 凡 (1998-), 女, 河北石家庄人, 硕士研究生, 主要从事食品安全检测。E-mail: 18730278721@163.com

通信作者: 王文秀 (1989-), 女, 河北邢台人, 博士, 副教授, 主要从事食品快速无损检测。E-mail: godlovexiu@163.com

本刊网址: <http://hauxb.hebau.edu.cn:8080/CN/volumn/home.shtml>

含量上升等,造成新鲜度的下降^[1]。GB 2707—2016《鲜(冻)畜、禽产品》中以 TVB-N 为指标,以 15 mg/100 g 为阈值判断肉的新鲜程度。常规检测方法存在耗时、费力、破坏样品的缺点,无法满足实时监控检测的需要,因此研究新鲜度快速、无损评价的方法具有重要的意义。

光谱技术是近年来迅速发展的无损快速检测方法,在肉品新鲜度检测方面已有较多的研究报道,证实了该方法的可行性^[2-5]。Huang 等^[6]搭建了近红外多光谱成像系统,结合反向传播人工神经网络和自适应增强建模算法,实现了猪肉新鲜度的快速评价,相关系数为 0.832 5。Khulal 等^[7]结合高光光谱成像技术和数据降维算法,建立了鸡肉中 TVB-N 的神经网络预测模型,预测集相关系数为 0.754 2。Qiao 等^[8]利用可见及近红外光谱技术,实现了鸭肉新鲜度的快速评价,预测集相关系数达 0.859。上述研究证实了光谱技术的优势,但对新鲜度的评价多集中在 TVB-N 单一指标上,而肉品新鲜度变化情况复杂,涉及外部感官、内部理化等多方面变化,单一指标评价新鲜度的可靠性和准确性有待进一步提高。另有研究对新鲜度相关的多个指标展开检测研究,如张雷蕾等^[9]基于高光光谱技术对猪肉 pH 和 TVB-N 进行研究,王文秀等^[10]基于近红外光谱建立了原料猪肉新鲜度指标(颜色、pH 和 TVB-N)的快速预测模型。但相关研究大多仅停留在理化值的快速预测上,或根据理化值范围对新鲜度等级进行初步划分,缺少进一步整合多元信息对新鲜度进行客观科学综合评价的研究报道。

因此,为了实现肉品新鲜度的快速综合评价,本研究以猪肉为研究对象,首先基于近红外光谱技术,建立新鲜度相关指标的快速预测模型,进而结合灰色关联度分析,对多元信息进行赋权分析,从而为新鲜度的快速综合评价提供 1 种新的方法。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验样品为屠宰后经过冷却排酸的生鲜猪肉,部位为背最长肌。将背最长肌去皮、剔除表面筋膜后,切成长×宽×厚为 8 cm×5 cm×2.5 cm 的试验样品,置于自封袋中编号。随后将样品无挤压置于 4℃冰箱中贮藏,每天随机取出 4 个样品用于光谱数据获取和理化值测定,试验持续 14 d。剔除异常样品后,

共获得 54 个新鲜和不同腐败程度的有效样品。

1.2 仪器与光谱采集

光谱数据的获取通过实验室建立的反射光谱采集系统完成,该系统由可见—短波近红外光谱仪(USB4000, 345~1 033 nm,光学分辨率 0.21 nm,以下称为第 1 波段光谱)、近红外光谱仪(FLAMENIR, 940~1 665 nm,光学分辨率 5.86 nm,以下称为第 2 波段光谱)、Y 型光纤、卤钨灯、环形光导、计算机等组成。试验时,首先打开光谱仪和光源预热 30 min;然后,对光谱仪的采集参数进行设置,具体包括:设置 USB4000 光谱仪的积分时间为 400 ms,平均次数为 1,平滑度为 5,设置 FLAMENIR 光谱仪的积分时间为 800 ms,平均次数为 1,平滑度为 3;依次获取参比光谱和背景光谱后,采集样品的反射光谱信息。每个样品取 5 个不同位置进行光谱采集,求平均后作为其最终光谱。

1.3 理化指标测定

参照 NY/T 2793—2015《肉的食用品质客观评价方法》、美国肉类出口协会(USDA)和 National Pork Board 对猪肉颜色检测标准的规定和现有文献报道^[11],以 L^* 、pH 和 TVB-N 作为新鲜度评价指标。 L^* 和 pH 的测定利用精密色差计和 pH 计完成,TVB-N 的测定参照《GB 5009.228—2016 食品中挥发性盐基氮的测定》进行。

1.4 数据处理与分析

首先对光谱进行预处理,以消除杂散光、散射等引起的误差。本研究对比采用了以下 3 种方法:

(1) 散射校正:标准正态变量变换(SNV);(2) 微分处理:窗口移动多项式最小二乘拟合法一阶导数(FD);(3) FD+SNV。然后,利用竞争性自适应加权算法(CARS)筛选与待测指标相关的特征变量。模型建立采用偏最小二乘回归分析法(PLS),并利用校正集相关系数(R_c)、校正集标准分析误差(SEC)、预测集相关系数(R_p)、验证集标准分析误差(SEP)和相对分析误差(RPD)对模型进行评价。

利用灰色关联度分析对新鲜度进行综合评价。将 L^* 、pH 和 TVB-N 看作灰色系统,每个指标看作灰色系统的因素,选择各评价指标的理想值构建参考序列,待分析样品作为比较序列,分析流程如图 1 所示。首先进行无量纲处理,并根据式(1)计算参考序列和比较序列的差列,然后计算差列

的两极最大差 $\max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|$ 和两极最小值 $\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)|$, 随后根据式 (2) 计算关联系数, 其中 ρ 为分辨系数, 一般取值为 0.5, 最后根据式 (3) 计算加权关联度^[12]。在计算各个指标权重时, 采用主观赋权 (层次分析法) 和客观赋权 (CRITIC 和熵权法) 结合的方法, 将其按式 (4) 进行乘法合成归一融合^[13], 以此克服单一赋权法的不足, 提高赋权的科学性^[14]。

$$\Delta_i(k) = |X_0(k) - X_i(k)| \quad (1)$$

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|} \quad (2)$$

$$r_i = \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \times W_k \quad (3)$$

$$W_k = \frac{\prod_{l=1}^L W_k^l}{\sum_{k=1}^m \prod_{l=1}^L W_k^l} \quad (4)$$

式中, $X_0(k)$ 为参考序列, $X_i(k)$ 为比较序列, i 为比较序列的样品编号, k 为比较的指标数, $\Delta_i(k)$ 为差列, $\xi_i(k)$ 为关联系数, r_i 为加权关联度, W_k 为

第 k 个指标的权重, $\prod_{l=1}^L W_k^l$ 为第 k 个指标用 L 种方法得到的权重积, $\sum_{k=1}^m \prod_{l=1}^L W_k^l$ 表示 m 个指标用 L 种方法得到的权重积求和 (流程见图 1)。

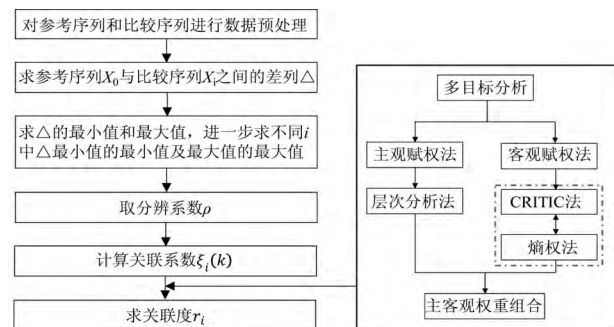


图 1 灰色关联度分析流程图

Fig. 1 Flow chart of grey correlation analysis

2 结果与分析

2.1 理化值分析

利用 kennard-stone 算法将 54 个样品按照约 3 : 1 的比例划分为校正集和验证集, 理化值分析结果如表 1 所示。可以看出校正集样品的理化值范围涵盖了验证集范围, 且平均值和标准偏差相当, 从而保证了所建立模型的适用性和验证结果的准确性。

表 1 猪肉新鲜度指标理化值分析结果

Table 1 Statistical results of freshness parameters of pork

参数 Parameter	校正集 Calibration set				验证集 Prediction set			
	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Average	标准差 Standard deviation	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Average	标准差 Standard deviation
L^*	37.47	55.49	47.75	3.55	40.99	53.18	48.05	3.55
pH	5.45	6.15	5.71	0.19	5.46	6.07	5.71	0.24
TVB-N	5.55	35.56	14.86	7.30	7.52	31.71	16.19	6.90

2.2 原始光谱信息分析

截去两端信噪比较低的噪音区域, 全部试验样品的原始光谱如图 2 (a) 所示, 可以发现不同新鲜程度样品的光谱具有相似的变化趋势, 仅在强度上有所差异。其中, 550 和 580 nm 处与肌肉中血红蛋白和肌红蛋白的浓度和状态有关, 980 nm 处与 O-H 键的二级弯曲振动有关, 1 094 和 1 282 nm 处则分别与 C-H 键二级振动和 N-H 键振动有关^[15]。此外, 从图中还可以看出, 在 940.33 ~ 981.31 nm 重叠的波段范围内, 2 个波段光谱数据是不重合的。因

此, 为了最大限度地利用重叠区的优势特征, 利用区域特征加权融合法对双波段数据进行融合, 具体包括: 首先, 根据第 2 波段的采样间隔, 分别获取 2 个波段光谱在 940.33、946.19、952.05、957.91、963.76、969.61、975.46 和 981.31 nm 处的光谱数据; 然后, 结合双波段光谱在上述波长下的数据权重 (如表 2 所示), 计算加权融合后各波长下的光谱值; 最后, 将 464 ~ 940.33 nm 波段范围的原始光谱、940.33 ~ 981.31 nm 范围的融合光谱、981.31 ~ 1 665 nm 范围的原始光谱组合形成融合后的双波段

光谱。该方法能最大限度的利用重叠区的优势特征，且能保证融合后的光谱能和前后两段原始光谱有效

连接起来。效果如图 2 (b) 所示，可以看出双波段光谱能较为平滑地连接在一起，并未出现畸变现象。

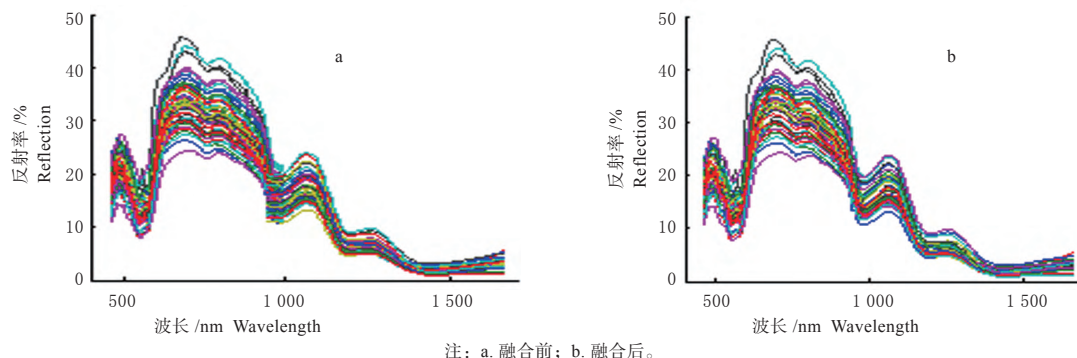


图 2 试验样品的原始光谱曲线

Fig. 2 Original spectra of experimental samples

表 2 双波段光谱在重叠区波长下的权重

Table 2 The weights of wavelengths in the overlap region for the dual-band spectra

波长 /nm Wavelength	940.33	946.19	952.05	957.91	963.76	969.61	975.46	981.31
第 1 波段权重	1	0.857	0.714	0.571	0.429	0.286	0.143	0
第 2 波段权重	0	0.143	0.286	0.429	0.571	0.714	0.857	1

2.3 新鲜度指标预测模型建立

对双波段光谱进行融合后，利用不同的预处理方法对原始数据进行处理，并建立新鲜度指标的预测模型。由前期研究可知， L^* 与肉中肌红蛋白和血红蛋白有关，与之相关的吸收峰主要集中在 530 ~ 580 nm，因此仅利用第 1 波段光谱数据的建模结果更好；对于 pH 和 TVB-N，与肉腐败过程中产生的氨、胺类化合物等多种物质有关，双波段光谱能更加全面地涵盖各类物质倍频和合频的吸收峰位置，提供了更多与其理

化性质相关的信息，建模结果具有更显著的优势^[16]。因此，基于预处理后第 1 波段光谱，建立了 L^* 的预测模型，基于双波段光谱建立了 pH 和 TVB-N 的模型，并与原始光谱建模结果进行对比。在对双波段光谱进行预处理时，由于 2 台光谱仪获取的数据间隔不同（0.21 和 5.86 nm），因此前后波段数据分布不均，预处理时计算权重不同。本研究采用样条插值的方法，将数据以 2 nm 为间隔重排后进行光谱预处理。各个指标的建模结果如表 3 所示。

表 3 不同预处理方法下新鲜度指标的建模结果对比

Table 3 Comparison of modeling results for freshness parameters using different pre-treatment methods

参数 Parameter	预处理方法 Pre-treatment methods	R_c	SEC	R_p	SEP	RPD
L^*	原始光谱	0.881 6	1.898 2	0.873 2	2.255 8	1.813 8
	SNV	0.941 0	1.134 8	0.900 7	1.898 6	2.155 0
	FD	0.880 0	1.813 0	0.772 6	2.381 3	1.445 0
	FD+SNV	0.941 9	1.204 3	0.896 4	1.539 3	2.227 6
pH	原始光谱	0.799 8	0.132 1	0.742 8	0.171 1	1.071 4
	SNV	0.970 6	0.051 5	0.931 7	0.077 1	2.407 3
	FD	0.809 9	0.092 9	0.773 5	0.185 7	1.054 6
	FD+SNV	0.880 8	0.093 2	0.782 8	0.160 3	1.511 6
TVB-N	原始光谱	0.936 7	2.611 3	0.917 0	4.945 2	1.311 2
	SNV	0.959 8	2.092 4	0.940 2	3.396 8	1.908 9
	FD	0.921 3	2.901 5	0.915 0	3.432 8	1.888 9
	FD+SNV	0.975 5	1.640 0	0.948 1	2.938 9	2.206 4

从表 3 可以看出, 对 L^* , 基于 SNV 预处理光谱的建模结果优于 FD 处理后建模结果, 可能是微分处理的过程降低了信噪比, 扩大了噪声在光谱中的作用。而 FD 处理后再经 SNV 处理, 能使模型的预测性能有明显提高, R_p 上升至 0.896 4, 且 RPD 值提高到 2.227 6。因此, 综合考虑 R_p 和 RPD , FD 结合 SNV 作为 L^* 预测的最佳预处理方法。对参数 pH, 同样发现 SNV 预处理后建模结果优于 FD 结果, 但是 FD 结合 SNV 处理并未对结果有明显改善, 以 SNV 处理后建模结果为最佳, R_p 为 0.931 7, RPD 为 2.407 3。对参数 TVB-N, FD 结合 SNV 处理后的结果为最佳, R_p 为 0.948 1, RPD 为 2.206 4。

表 4 基于特征波长的各参数建模结果

Table 4 Modeling results for freshness parameters based on feature spectra

参数 Parameter	R_c	SEC	R_p	SEP	RPD
L^*	0.977 9	0.726 6	0.975 4	1.098 6	3.724 2
pH	0.979 3	0.043 3	0.964 2	0.053 5	3.467 9
TVB-N	0.973 4	1.707 8	0.967 7	2.177 4	2.977 9

2.4 新鲜度灰色关联度分析

(1) 参考序列构建。在 3 个新鲜度指标中, TVB-N 属于在适宜范围内越小越好的逆向指标, 因此选择实际测定数据的最小值 5.55 mg/100 g 作为参考序列值。 L^* 和 pH 为中性指标, 参照 NY/T 2793—2015《肉的品质客观评价方法》的规定, 分别取 45 和 5.5 作为 L^* 和 pH 的参考序列值。

(2) 数据预处理。将新鲜度指标的测定结果进行均值化处理。

(3) 关联系数的计算。按照公式 (2) 计算出比较序列中新鲜度指标的关联系数, 其中两级最小差为 0, 两级最大差为 2.007 0, 分辨系数 ρ 为 0.5。

(4) 关联度权重计算。首先采用层次分析法计算出 L^* 、pH 和 TVB-N 的权重分别是 0.268 4、0.117 2 和 0.614 4。然后, 采用客观赋权法计算 3 个新鲜度指标的权重。其中, 熵权法的赋权表现为 TVB-N 的权重值最大, 其次是 L^* , pH 的权重值最小, 权重从大到小依次为 0.386 6、0.337 2 和 0.276 2。CRITIC 方法计算 3 个新鲜度指标权重从大到小依次表现为 pH > TVB-N > L^* , 权重分别为 0.403 3、0.325 6 和 0.271 1。最后, 融合主、客观的权重值, 得到 L^* 、pH 和 TVB-N 的组合权重分别是 0.213 4、0.113 6 和 0.673 0。

(5) 将计算出的权重代入式 (3) 中计算出加权关联度, 加权关联度值越大表明该样品的新鲜程度

同时, 分析表中结果发现, 对 3 个参数预测结果的 RPD 值均小于 2.5, 表明利用光谱技术预测该参数是可行的, 但是预测性能有待进一步提高。这可能与模型均基于全光谱数据构建, 包含的冗余数据增加了光谱信息的复杂性, 造成了严重的共线性有关^[17]。因此, 在各参数最优模型的基础上, 进一步利用 CARS 方法从全光谱数据中筛选特征光谱, 建立简化的 PLS 模型。结果如表 4 所示, 可见各参数的预测模型性能均有显著的提升, R_p 分别提高至 0.975 4、0.964 2 和 0.967 7, 且 RPD 值均大于 2.5, 证明预测模型具有较好的稳定性和准确性。

越高, 反之越差。54 个样品的关联度分析结果如图 3 所示, 可以看出其关联度系数基本呈下降趋势, 表明样品的新鲜程度逐渐下降, 这与试验过程中样品随贮藏时间的延长逐渐腐败的变化趋势一致。参考 NY5029—2008《无公害猪肉 TVB-N》、NY2799—2015《绿色食品 畜肉 水分和 TVB-N》和 NY/T 2793—2015《肉的品质客观评价方法》的规定, 将灰色关联度介于 0.8 ~ 1 之间的为良好, 0.7 ~ 0.8 之间的为合格, 0.6 ~ 0.7 为差, 0.6 以下为极差。

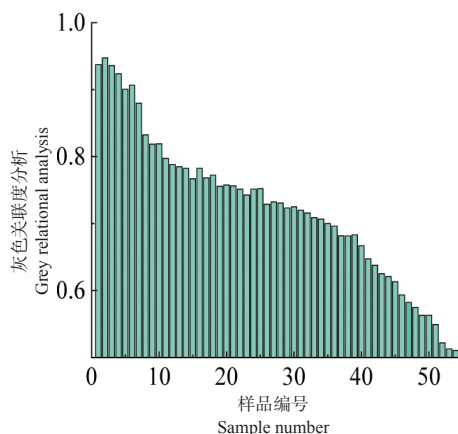


图 3 不同样品的灰色关联分析结果

Fig. 3 Grey correlation analysis results for different samples

2.5 新鲜度快速综合评价验证

结合 2.3 建立的新鲜度指标快速预测模型和 2.4

中的灰色关联度模型,另取 20 个样品对新鲜度快速综合评价模型进行验证分析。 L^* 、pH 和 TVB-N 的实测值和预测值之间的关系如图 4 所示,预测相关系数 R 分别为 0.975 3、0.929 1 和 0.948 0, SEP 分别为 0.835 7、0.087 8 和 2.570 0 mg/100 g,表明模

型具有较好的预测能力。将 20 个样品的预测值代入灰色关联分析模型,计算其加权灰色关联度,其结果如图 5 所示,20 个样品中有 4 个良好,7 个合格,6 个差和 3 个极差。

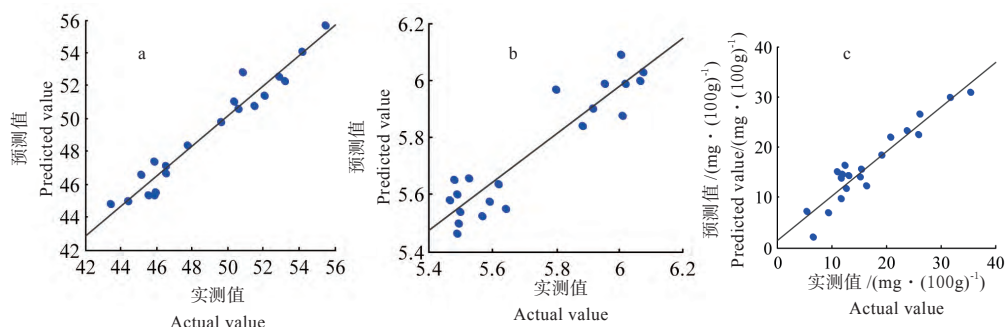


图 4 验证样品实测值和预测值的相关关系图: (a) L^* ; (b) pH; (c) TVB-N

Fig. 4 Correlation diagram between actual values and predicted values: (a) L^* ; (b) pH; (c) TVB-N

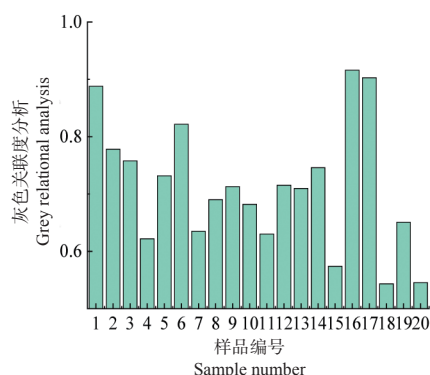


图 5 验证样品的灰色关联分析结果

Fig.5 Grey correlation analysis results for predicted samples

3 讨论与结论

本研究结合可见及近红外光谱技术和化学计量学方法,建立了新鲜度指标的预测模型,对 L^* 、pH 和 TVB-N 的 R_p 分别为 0.975 4、0.964 2 和 0.967 7。该结果优于魏文松等^[18]利用特征波长建立 TVB-N 的多元线性回归模型,后者的 R_p 为 0.904 0。与邹昊等^[19]对比不同的光谱预处理方法建立羊肉中 TVB-N 的模型结果相比,本研究的模型性能具有一定的优势,后者的 R_c 和 R_p 分别为 0.94 和 0.92。分析原因,一方面与本研究利用 CARS 优选了与待测组分相关的特征变量有关,无关变量的去除简化了模型,提高了模型的预测能力。另一方面,本研究建模前利用区域特征加权算法对双波段光谱进行了融合,与现有研究中利用的单一波段光谱相比,能够提供更加全面反映样品特性的光谱信息,为后续准

确模型的建立奠定良好的基础。

本研究在建立 L^* 、pH 和 TVB-N 快速预测模型的基础上,结合灰色关联度分析对其新鲜程度做出综合评价。而现有同类研究,多是仅停留在建立多个指标的快速预测模型的层面,缺少对其新鲜度的综合评价,如 Qu 等^[20]将近红外光谱技术和多指标统计信息融合算法结合,构建了 pH 和 TVB-N 的模型。张雷蕾等^[9]结合 TVB-N 和 pH 将猪肉划分为一级鲜度、二级鲜度和变质肉 3 个等级,但其分类依据为较为宽泛的数据范围。而本研究采用的灰色关联度分析综合多个指标进行加权分析,能够更加客观、可靠和全面地评价猪肉的新鲜程度。值得注意的是,在灰色关联度分析过程中,科学、可靠的参考序列取值至关重要,将直接影响比较序列和参考序列的关联度分析,进而影响最终的新鲜度评价结果。

本研究为肉品新鲜度快速综合评价提供了 1 种新的方法和思路,而肉品品质实际上包括了食用性、营养性和安全性等多个方面,因此在后续的研究中,可借鉴本文的研究思路,将其拓展至更多指标的预测分析中,结合各品质参数的权重,对其进行综合评价与分级。

参考文献

- [1] 张秋会,赵改名,李苗云,等.肉制品的食用品质及其评价[J].肉类研究,2011,25(5):58-61.
- [2] Kumar Y, Chandrakant K S. Spectral analysis: A rapid tool for species detection in meat products [J].

- Trends in Food Science & Technology, 2017, 62: 59–67.
- [3] Cheng J, Nicolai B, Sun D. Hyperspectral imaging with multivariate analysis for technological parameters prediction and classification of muscle foods: A review [J]. Meat Science, 2017, 123: 182–191.
- [4] Chen Q, Zhang C, Zhao J, et al. Recent advances in emerging imaging techniques for non-destructive detection of food quality and safety [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2013, 52: 261–274.
- [5] 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.
- [6] Huang Q, Chen Q, Li H, et al. Nondestructively sensing pork's freshness indicator using near infrared multispectral imaging technique [J]. Journal of Food Engineering, 2015, 154: 69–75.
- [7] 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: 1191–1199.
- [8] Qiao L, Tang X, Dong J. A feasibility quantification study of total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in duck meat for freshness evaluation [J]. Food Chemistry, 2017, 237: 1179–1185.
- [9] 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.
- [10] 王文秀, 彭彦昆, 孙宏伟, 等. 基于光谱技术的原料肉新鲜度指标在线检测系统开发及试验 [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 1169–1176.
- [11] 张雷蕾. 冷却肉微生物污染及食用安全的光学无损评定研究 [D]. 北京: 中国农业大学, 2015.
- [12] 鄢铮, 张小红, 王正荣. 灰色多维综合分析在紫肉甘薯品种评价中的应用 [J]. 作物杂志, 2017(4): 58–62.
- [13] 宋冬梅, 刘春晓, 沈晨, 等. 基于主客观赋权法的多目标多属性决策方法 [J]. 山东大学学报: 工学版, 2015, 45(4): 1–9.
- [14] 叶霜, 李承炎, 邱霞, 等. 基于组合赋权的TOPSIS模型在果实品质评价中的应用 [J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2017, 45(10): 111–121.
- [15] Xie A, Sun D, Xu Z, et al. Rapid detection of frozen pork quality without thawing by Vis-NIR hyperspectral imaging technique [J]. Talanta, 2015, 139: 208–215.
- [16] 王文秀, 彭彦昆, 孙宏伟, 等. 基于可见/近红外光谱生鲜肉多品质参数检测装置研发 [J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 290–296.
- [17] Liu F, Zou H, Tian H, et al. Rapid detection of total volatile basic nitrogen in pork by near-infrared spectroscopy using effective wavelength variables [J]. Meat Research, 2015, 29(9): 25–29.
- [18] 魏文松, 彭彦昆, 郑晓春, 等. 基于优选波长的多光谱检测系统快速检测猪肉中挥发性盐基氮的含量 [J]. 光学学报, 2017, 37(11): 382–393.
- [19] 邹昊, 田寒友, 刘飞, 等. 近红外光谱的预处理对羊肉 TVB-N 模型的影响 [J]. 食品科学, 2016, 37(22): 180–186.
- [20] Qu F, Ren D, He Y, et al. Predicting pork freshness using multi-index statistical information fusion method based on near infrared spectroscopy [J]. Meat Science, 2018, 146: 59–67.

(编辑: 王雅娇)