

基于光谱成像的猪肉新鲜度空间分布预测评价方法

赵茂程¹ 吴泽本¹ 汪希伟^{1,2} 邢晓阳¹ 陈加新¹ 唐于维¹

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037;
2. 南京林业大学机电产品包装生物材料国家地方联合工程研究中心, 南京 210037)

摘要: 新鲜度指标在像素位置缺乏微观参考值,因此将基于均值光谱的化学计量学模型应用到像素光谱时,无法对指标空间分布预测质量进行直接评价。提出了基于准度和精度的评价方法,以兴趣区域内各像素位置微观预测值的统计均值相对于理化检测值的决定系数和均方根误差作为准度评价指标;根据新鲜度指标的理论允许范围,以TVB-N 微观预测值小于零的像素点在兴趣区域内所占比值作为精度评价指标。基于偏最小二乘回归,在可见-近红外波段(550~970 nm),分别对全波段、利用连续投影算法精选的20个和6个特征波段建立新鲜度预测模型;采用5种不同带宽的光谱滤波,将滤波前后光谱所得指标空间分布预测结果进行比较。研究表明:经不同光谱预处理及化学计量学模型所得指标空间分布预测结果存在显著差异。尽管光谱均值滤波后像素光谱质量仍低于均值光谱,但指标空间分布预测准度恒等于预测模型本身;指标空间分布预测精度明显受到像素光谱质量及预测模型波段增益值的影响,前者占主导作用($R=0.72$)。因此,本文的评价方法能够对基于光谱成像的化学计量学指标空间分布预测质量进行评价;利用线性化学计量学算法进行指标空间分布预测准度不会下降;在实践中,可以通过提高像素光谱信噪比和限制模型波段增益提高预测的精度。

关键词: 猪肉;新鲜度;空间分布;预测;评价;高光谱图像

中图分类号: TP391.41; O657.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)03-0412-11

OSID:



Evaluation of Spectral Imaging-based Spatial Predictions of Freshness Spatial Distribution over Pork

ZHAO Maocheng¹ WU Zeben¹ WANG Xiwei^{1,2} XING Xiaoyang¹ CHEN Jiaxin¹ TANG Yuweiyi¹

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China
2. National-provincial Joint Engineering Research Center of Electromechanical Product Packaging with Biomaterials, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Since the unavailability of local reference freshness values at individual pixels, a direct validation is impossible for the spatial distribution of pork freshness, i. e., the freshness maps visualized through applying the chemometric models that are trained on average spectra of regions of interest (ROI) to the spectra at individual pixels within the ROIs. Therefore, a dual-criteria evaluation of the freshness maps that were produced through different chemometric systems coupled with varied spectral filtering on both accuracy and precision was proposed. The former was quantified by the coefficient of determination of prediction (R_p^2) and the root mean square error of prediction between the chemical reference of ROIs and the average of the predictions at all individual pixels therein. The latter was quantified with the ratio of the pixels having negative TVB-N values to those of the ROI for a given subject, since the non-negativity according to the theoretical range of the freshness measurement. A bank of drastically different freshness maps of the same batch of pork were produced by using partial least squares regression (PLSR), over the visual/near infrared spectral range over 550~970 nm, both before and after spectral filtering using ideal average smoothing filters with five different bandwidths of 6 nm, 18 nm, 30 nm, 42 nm, and 54 nm, respectively. The full range of consecutive wavebands, as well as 20 or 6 feature bands which were selected by successive projection algorithm (SPA), were used to form a collection of 18 combinations of bandwidth and the number of spectral bands to build chemometric models. Drastic

收稿日期: 2021-02-04 修回日期: 2021-04-13

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(32072498)和南京市科技发展计划(农业科技攻关)项目(2015sa213015)

作者简介: 赵茂程(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事食品安全检测方法与工程研究,E-mail: mczhao@njfu.edu.cn

difference resulted between the 18 approaches to visualization of freshness distribution. Analysis result showed, however, that all freshness maps were of good accuracy, equal to that of the chemometric models despite the lower quality of the spectra at individual pixels, even after spectral filtering, than those used in the training of models. And the precision of spatial predictions of freshness seemed to be co-determined by both spectra quality at individual pixels and the waveband-gains of chemometric models, and dominated by the former, $R = 0.72$. It may be concluded that the spatial distributive predictions from imaging chemometrics can be objectively evaluated according to the statistics of the local predictions at pixels and the theoretic range of quality-indicating attributes; accuracy of quality-indicating maps, predicted on spectra at pixels, would not change from that of a linear chemometric system; better precision of spatial distribution prediction could be expected if spectral signal-to-noise ratio at pixels was improved and a chemometric model's gains of wavebands were low.

Key words: pork; freshness; spatial distribution; prediction; evaluation; hyperspectral images

0 引言

猪肉新鲜度的评价指标包括感官、挥发性盐基氮(Total volatile basic nitrogen, TVB-N)含量和微生物含量等指标^[1-2],本文选择 TVB-N 含量客观评价猪肉新鲜度。

高光谱成像技术在农林产品质量安全检测等方面获得了较多应用^[3-7]。光谱图像中每个像素点均包含特定信息,因此可以实现指标空间分布预测的可视化^[8-17],即基于兴趣区域的均值光谱建立化学计量学预测模型,并将其应用于像素光谱中,从而得到指标空间分布预测图像。这一方法已被应用于农林产品品质检测工作中^[18]。但像素位置缺乏微观指标参考值,无法对可视化图像进行直接评价,因此目前的研究仅停留在建立可视化图像层面,未对指标空间分布预测的效果进行评价。

然而,将众多准度相近的化学计量学模型应用到像素光谱进行指标空间分布预测时,像素预测结果存在明显差异,甚至出现预测结果不具备统计意义的情况^[19-20]。究其原因,其差异主要表现在两方面:一是准度,即各像素位置微观预测值的统计均值与理化检测值的偏差程度;二是精度,即根据指标理论允许范围,异常点在兴趣区域内所占比值。因此,本文以猪肉新鲜度指标空间分布预测为例,建立基于不同光谱预处理及化学计量学模型所得新鲜度指标空间分布预测图像,从准度和精度两方面,对指标空间分布预测评价的方法进行研究。

1 材料与方法

1.1 实验材料

实验所用猪肉样本购买于江苏省南京市麦德龙下关商场,分割出 5 条猪肉背长肌作为研究对象,用内置冰袋的保温箱运送至南京林业大学逸夫科技实验楼。将每条猪肉背长肌分割成 18 块厚度约为

10 mm 的肉块,共获取 90 个实验样本。分割完成后,将实验样本放置于 4℃ 的冰箱中冷藏保存,以维持猪肉内部的自然组织结构状态。

1.2 高光谱图像采集及处理

1.2.1 高光谱成像系统

高光谱成像系统由光谱成像单元、照明系统、计算机和辅助支架组成,其中光谱成像单元包括工作在可见-近红外波段(550 ~ 1 000 nm)的 CVA-200 型声光可调谐滤波器(BRIMEROSE 公司,美国)、ORCA-R² 型可见-近红外相机(HAMAMATSU 公司,日本)和可变焦镜头(18 ~ 200 mm,尼康公司,日本);照明系统包括 C3K 型 UPS 稳压电源(山特电子(深圳)有限公司)输出的 12 个 50 W 卤素灯和 1 个半球形漫反射穹顶。由计算机(Yangtian A4600t, Windows XP 系统)通过基于 Visual Studio 2008 平台编写的采集程序实现高光谱图像采集控制。

1.2.2 高光谱图像采集

每隔 24 h 从冰箱中取出 10 个实验样本,用保温箱运送至高光谱成像系统处采集光谱数据。在 550 ~ 1 000 nm 波段范围内,区域灰度均值范围设定为 1 600 ~ 2 400,采用变曝光时间采集方式,相机曝光时间如图 1 所示。采集步长为 3 nm,曝光物距为 860 mm,图像分辨率为 516 像素 × 672 像素,单次采集实验样本的高光谱图像。

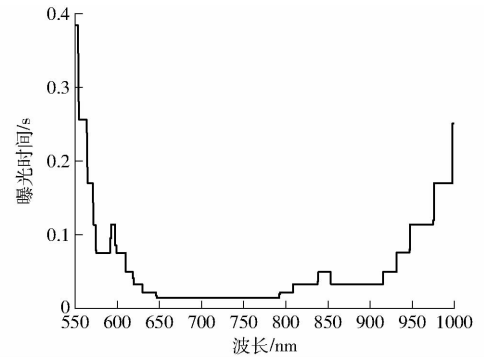


图 1 曝光时间

Fig. 1 Exposure time

由于 970 ~ 1 000 nm 波段内图像信噪比过低,故舍弃该部分图像,仅保留 550 ~ 970 nm 共 141 个波段的光谱图像。

在猪肉样本高光谱图像采集结束后,先采集标称值 75% 的标准反射率标定板 (SRT-75-100 型, Labsphere 公司, 美国) 的光谱图像; 后盖上镜头盖, 采集此时的光谱图像, 即暗噪图像。将以上两种光谱图像作为当日采集猪肉样本光谱图像相对反射率校正的基准。

1.2.3 高光谱图像预处理

(1) 光谱均值滤波

本文采用光谱均值滤波提高像素光谱质量。设置固定宽度的滤波器窗口, 沿原始光谱滑动, 不同窗口的跨度相互重叠, 取窗口内 k 个波段的平均值代替第 1 个波段的数据。滤波后第 i 个波段的光谱数据计算方法为

$$R_{out}(i) = \frac{1}{k} \sum_{h=i}^{i+k-1} R_{in}(h)$$

$(i=1,2,\cdots,m_0-k+1;k=1,2,\cdots,m_0;h=1,2,\cdots,m_0)$

(1)

式中 $R_{out}(i)$ ——光谱均值滤波后第 i 个波段的光谱图像

$R_{in}(h)$ ——第 h 个波段的原始光谱图像

m_0 ——原始光谱图像的波段数量

本文采用的声光可调谐滤波器每个波段的带宽最大为 20 nm。为使光谱均值滤波带宽与光学滤镜带宽相当, 本文设置滤波器宽度为 6、18、30、42、54 nm, 对应波段数量分别为 2、6、10、14、18。

(2) 相对反射率校正

为进一步提高信噪比, 消除图像采集过程中暗电流、背景光强度及光源分布不均匀等产生的噪声影响, 需要对采集的高光谱图像进行相对反射率校正^[21]。利用当日系统暗噪图像和标称值为 75% 的标准反射率标定板的光谱图像, 对采集的样本光谱进行相对反射率校正, 计算公式为

$$R_r = \frac{R_o - R_b}{R_w - R_b} w$$

(2)

式中 R_r ——相对反射率校正后的光谱图像

R_o ——相对反射率校正前的光谱图像

R_b ——当日系统暗噪图像

R_w ——标称值为 75% 的标准反射率标定板光谱图像

w ——根据标准反射率, 用于 R_w 的标准反射率标定板各波段实际反射率

(3) 肌肉有效兴趣区域创建

TVB-N 含量指标主要反映肌肉中蛋白质的分

解程度, 因此将兴趣区域定义为肌肉有效兴趣区域 (Eligible muscle region of interest, EMROI), 即仅保留肌肉区域, 排除脂肪、筋膜及肉皮等组织成分的干扰。猪肉中肥肉和肌肉部分与背景在图像特定通道上有不同的反射率, 因此, 首先采用固定阈值法在 727 nm 处人工设置反射率阈值为 0.3, 对高光谱数据集内所有图像进行分割, 实现猪肉与背景的分离; 其次, 由于部分猪肉样本的侧面也被采集至图像中, 用半径为 8 像素的圆形模板对所有分离后猪肉图像进行边缘腐蚀操作, 以消除对预测模型的影响, 仅保留待检的上表面区域; 最后在 805 nm 处人工设置反射率阈值 0.45 对所有腐蚀后猪肉图像进行分割, 以剔除肥肉部分, 实现肌肉的精确分离。

(4) 特征光谱提取

通过求取不同波长下 EMROI 内所有空间像素位置处的光谱数据均值, 提取得到猪肉样本不同预处理方法下的特征光谱 $\{s_i\}$, 即均值光谱。计算公式为

$$s_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n} \quad (i=1,2,\cdots,m)$$

(3)

式中 s_i ——特征光谱 (均值光谱) 在第 i 个波段的反射率

a_{ij} ——EMROI 内第 j 个像素点在第 i 个波段的反射率

n ——EMROI 内像素点数量

m ——光谱图像的波段数量

(5) 特征波段选取

本文采集的高光谱图像数据量较大, 包含 550 ~ 970 nm 范围内的 141 个波段信息, 其中包含很多冗余信息, 降低了模型运算效率。因此, 需要采用合适的方法选取相关性较高的特征波段。采用连续投影算法 (Successive projection algorithm, SPA)^[22] 对基于 EMROI 的全波段光谱进行特征波段提取, 该算法是一种前向循环的使矢量空间共线性最小化特征变量筛选方法, 可以筛选出有效信息, 降低数据之间共线性影响, 增加模型的鲁棒性和泛化性。

为便于工业现场应用, 实现样本的快速检测, 常需要组建专用的多光谱成像系统。基于扫描式光谱成像, 光谱波段数量一般不超过 6 个; 基于快照式光谱成像, 相机在一次曝光周期内同时采集图像的波段数量通常为 20 个左右。因此, 本文分别优选出 6 个和 20 个特征波段, 用于建立猪肉新鲜度预测模型。

1.3 挥发性盐基氮含量测定

参照对鲜冻肉的评价标准^[1], TVB-N 含量 (质

量比)不超过 15 mg/(100 g)可认定为新鲜肉。将采集完高光谱图像的样本用保温箱运送至理化检测实验室,以测定 TVB-N 含量。参照对挥发性盐基氮测定的国标方法^[23],取样本表面 5 mm 的纯肌肉部分,剁成肉粉,采用半微量定氮法进行测定。在同等条件下,对获得的两次独立测定结果计算平均值。若两次结果的绝对差值不超过平均值的 10%,以该平均值作为该实验样本的 TVB-N 含量理化检测值。

1.4 基于均值光谱的猪肉新鲜度预测模型建立与评价

偏最小二乘回归(Partial least squares regression,PLSR)^[24]是一种广泛应用于光谱分析的线性回归建模方法,是典型的相关分析和主成分分析的集成和发展,可以同时实现提取变量特征、分析变量间相关性和回归建模,是光谱分析领域应用最广泛的方法之一^[25]。其思路是从自变量集合中选取主成分,然后建立主成分与自变量的回归方程,公式为

$$Y=\beta_0+\sum_{i=1}^m\beta_iX_i\tag{4}$$

式中 Y ——预测值
 β_0 ——增益常数
 β_i ——第 i 个波段的增益系数
 X_i ——第 i 个波段的平均反射率

本文基于 Matlab 工具箱中偏最小二乘回归函数 plsregress 建立预测模型,得到回归参数向量 β ,作为化学计量学模型的波段增益。其中, β_i 值越大,对预测结果的贡献度越高,相应波段的放大倍率也越高。

本文采用偏最小二乘回归法,结合 EMROI 理化检测值,采用滤波前后 6 种不同带宽的均值光谱,分别基于 6 个特征波段、20 个特征波段和全波段,共建立 18 种猪肉新鲜度预测模型。使用预测集决定系数 R_p^2 和预测集均方根误差作为模型的准度衡量参数。一般来说, R_p^2 越接近 1,预测集均方根误差越小,模型预测准度越高。

1.5 基于像素光谱的猪肉新鲜度空间分布预测评价方法

1.5.1 猪肉新鲜度空间分布预测

将基于均值光谱的化学计量学模型 $\{\beta_0,\beta_1,\cdots,\beta_m\}$ 应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测,计算出相应像素点的 TVB-N 含量预测值,得到灰度图像。各像素位置微观预测值的计算公式为

$$P_j=\beta_0+\sum_{i=1}^m\beta_ia_{ij}\tag{5}$$

式中 P_j ——EMROI 内第 j 个像素点的微观预测值

根据数值大小结合伪色彩处理技术,绘制得到猪肉新鲜度可视化图像。肉样表面预测值由高(腐败)至低(新鲜)分别以红色至蓝色显示,背景设置成黑色,肥肉部分设置成白色,样本原始尺寸(即包含样本侧面的未腐蚀图像尺寸)在肉样外侧用白色线条表示,色带范围设置为 0~25 mg/(100g)。

1.5.2 空间分布预测评价方法

由于无法对各像素位置的微观新鲜度 TVB-N 含量指标进行直接评价,因此从准度及精度两方面,对基于不同光谱预处理及化学计量学模型所得肉样检测区域新鲜度指标空间分布预测结果进行评价。

(1) 准度评价

参考基于均值光谱的猪肉新鲜度预测模型的评价指标,以 EMROI 内各像素处新鲜度微观预测值的统计均值相对于理化检测值的决定系数 R_p^2 和预测集均方根误差作为准度评价指标。

(2) 精度评价

求取不同波长下 EMROI 内所有空间像素位置处光谱数据均值得到均值光谱的过程,相当于经过一个尺寸为 EMROI 大小的空间均值滤波器降噪,可有效提高信噪比。在将基于均值光谱所建化学计量学模型应用到像素光谱时,由于未经过该空间均值滤波,像素光谱质量明显低于区域均值光谱,导致模型的预测精度下降,从而造成猪肉新鲜度 TVB-N 含量预测值出现负值。根据新鲜度理化指标的理论允许范围,以 TVB-N 含量微观预测值小于零的像素点在兴趣区域内所占比值作为精度评价指标,即异常预测点占比越小,空间预测精度越高。

1.5.3 空间分布预测精度影响因素

(1) 像素光谱质量

通过理想均值滤波对光谱图像进行 6~54 nm 的 5 种不同带宽的光谱滤波降噪,可以有效提高像素光谱质量。将暗噪图像各波段 EMROI 内所有像素点亮度值的标准差,记为暗噪标准差,以传感器输出值(Digital number,DN)作为计量单位,从而量化图像随机噪声抑制效果,以评价像素光谱质量。通常来讲,暗噪标准差越小,图像的噪声水平越低,像素光谱质量越高。

(2) 模型波段增益

对于一般的化学计量学模型,波段增益是光谱图像每一个波段的放大倍率。本文应用 PLSR 建立预测模型, m 个波段的增益系数分别为 PLSR 回归系数 $\{\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_m\}$ 。

1.6 数据处理软件

光谱图像预处理、PLSR 预测模型建立、空间分布预测、数据分析及图形绘制均采用 Matlab R2017b

软件;数据汇总整理由 Excel 2016 软件完成。

2 结果与分析

2.1 样本集划分

本文共采集 90 个样本。图像采集时,第 21 号样本 20% 表面肌肉区域被不慎掉落的脂肪组织覆盖,造成图像光谱数据与理化检测值不对应,被判为无效样本排除,剩余有效样本共 89 个。选择合适的定标集方法划分样本可以有效提高模型的预测能力。本文按照 TVB-N 含量排序,采用留出法^[26]确定样本集,其中 67 个样本为训练集,22 个样本为预测集。如表 1 所示,训练集、预测集和总样本的 TVB-N 含量变化范围为 3.49 ~ 26.19 mg/(100 g),样本标签值跨度范围在猪肉 TVB-N 含量正常范围内,并且数据集样本之间差异明显,具有广泛性;平均值和标准差相近,保证训练集与预测集处于相同的分布状况。数据集具有较强的泛化性和一致性,为建立可靠的猪肉新鲜度预测模型提供了数据基础。

表 1 猪肉样本训练集与预测集 TVB-N 含量统计结果

Tab.1 Statistical results of TVB-N value in training set and prediction set of pork samples

项目	最小值	最大值	平均值	标准差
训练集	3.49	26.19	11.00	2.16
预测集	5.59	23.70	11.27	2.18
总样本	3.49	26.19	11.07	2.16

2.2 光谱曲线分析

对 550 ~ 970 nm 内 141 个波段求取 EMROI 内所有空间像素位置处的光谱数据均值,可获得猪肉

样本不同预处理方法下的光谱反射率曲线。图 2 分别表示猪肉样本原始光谱反射率曲线及滤波器宽度为 6、18、30、42、54 nm 的滤波后光谱反射率曲线。由图 2a 可以看出,不同猪肉样本之间的光谱曲线具有相似的趋势。575 nm 附近的吸收峰是脱氧肌红蛋白与氧合肌红蛋白的合频,肌红蛋白的存在状态决定了鲜肉的肉色^[27]。

对比图 2a ~ 2f 发现,随着滤波器宽度的增加,光谱均值滤波有效降低了图像噪声,抑制了原始光谱曲线的细小波动,使光谱曲线变得更加光滑,预测模型的稳健性得以提升;但曲线峰谷的数量及波动幅度出现下降,特别是 575 nm 附近的吸收峰,当滤波器宽度为 54 nm 时该吸收峰已经消失,说明噪声抑制能力增强的同时可能会导致部分细节信息的丢失。

2.3 猪肉新鲜度预测模型的建立

采用偏最小二乘回归法,分别基于原始光谱和滤波后 5 种不同带宽的光谱对全波段、精选出的 20、6 个特征波段建立新鲜度预测模型。为了得到可靠稳定的模型,采用交叉验证法对训练集进行验证,以减小训练过程中的过拟合。设置交叉验证次数为 5,分别建立 PLSR 猪肉新鲜度预测模型,模型性能如表 2 所示。

整体来看,基于全波段建立的模型和基于 20 个特征波段建立的模型 R_p^2 在 0.82 ~ 0.85 之间,预测集均方根误差在 1.78 ~ 1.99 mg/(100 g)之间;基于 6 个特征波段建立的模型 R_p^2 在 0.77 ~ 0.81 之间,预测集均方根误差在 2.01 ~ 2.20 mg/(100 g)之间。结果表明,基于全波段建立的模型和基于 20 个特征

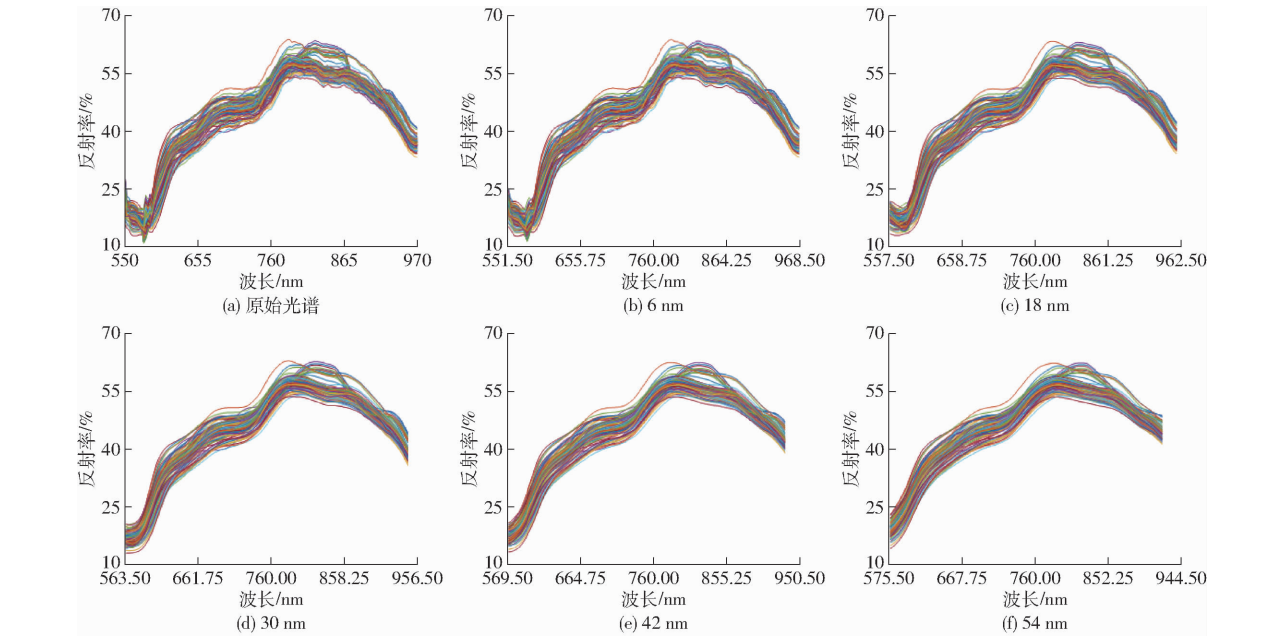


图 2 89 个猪肉样本 EMROI 内光谱反射率曲线

Fig.2 Spectral reflectance curves of 89 pork samples in EMROI

表 2 PLSR 猪肉新鲜度预测模型准度

Tab.2 Accuracy of PLSR pork freshness model

光谱均值 滤波宽度/ nm	全波段建模		20 个特征波段建模		6 个特征波段建模	
	R_p^2	预测集均方根误差/ ($\text{mg} \cdot (100\text{g})^{-1}$)	R_p^2	预测集均方根误差/ ($\text{mg} \cdot (100\text{g})^{-1}$)	R_p^2	预测集均方根误差/ ($\text{mg} \cdot (100\text{g})^{-1}$)
0	0.84	1.85	0.82	1.95	0.78	2.15
6	0.83	1.91	0.85	1.79	0.81	2.01
18	0.82	1.99	0.82	1.97	0.78	2.17
30	0.83	1.88	0.83	1.93	0.77	2.20
42	0.84	1.83	0.85	1.78	0.78	2.16
54	0.85	1.82	0.85	1.82	0.80	2.07

波段建立的模型预测效果略优于基于 6 个特征波段建立的模型。这是因为在 SPA 特征波段筛选过程中,大量噪声及冗余信息被删除,但同时也造成了部分特征数据的丢失,从而导致基于 6 个特征波段建立的模型预测准度略有下降。

基于全波段建模时,对比原始光谱和不同光谱均值滤波宽度滤波后的光谱建立的预测模型, R_p^2 和预测集均方根误差没有明显差异,模型预测准度相当;当特征波段数量相等时,光谱均值滤波前后基于特征波段建立的模型预测准度呈现出同样的特点。考虑到实验误差等因素,可以认为光谱均值滤波不会对 PLSR 猪肉新鲜度预测模型准度产生明显影响。

2.4 猪肉新鲜度空间分布预测评价

2.4.1 猪肉新鲜度空间分布预测准度评价

将不同预处理方法处理过的 18 个化学计量学模型分别应用到像素光谱,进行 TVB-N 含量空间分布预测。分别统计预测集 22 个样本 EMROI 内所有像素点的预测值,并计算其平均值,与均值光谱化学计量学模型的预测值进行对照,结果如图 3 所示。从图中可以看出,所有“○”与“×”完美重合,即所有化学计量学模型的所有预测集样本均值光谱预测值和对应模型的像素位置微观预测值的统计均值完全一致。所以,空间分布预测的准度衡量参数 R_p^2 和预测集均方根误差也与表 2 中化学计量学模型的对应参数一致,即新鲜度指标空间分布预测的准度恒等于化学计量学模型本身。因此,将基于 EMROI 均值光谱所建化学计量学模型应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测时,利用线性化学计量学算法其准度不会下降。

从原理上对样本基于均值光谱的预测值和各像素位置微观预测值的统计均值相等的原因进行探讨。偏最小二乘回归建模过程中,利用线性化学计量学算法,样本基于均值光谱的预测值公式为

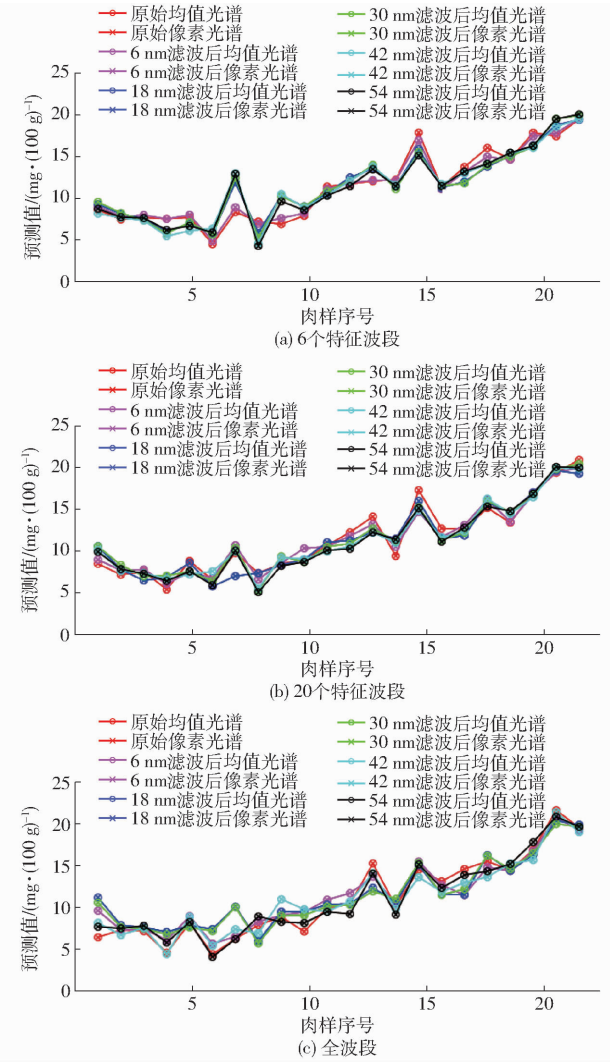


图 3 均值光谱预测值与像素光谱预测值对照结果

Fig.3 Comparison results of mean spectral prediction and pixel spectral prediction

$$P_1 = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \left(\beta_i \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n} \right)$$

(6)

将基于均值光谱所建模型应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测时,利用线性化学计量学算法,各像素位置微观预测值的统计均值公式为

$$P_2 = \frac{\sum_{j=1}^n \left(\beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i a_{ij} \right)}{n} \quad (7)$$

式中 P_2 ——各像素位置微观预测值的统计均值
将 P_2 化简,可得

$$P_2 = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \left(\frac{\sum_{j=1}^n \beta_i a_{ij}}{n} \right) = P_1 \quad (8)$$

由式(8)可知,对于线性化学计量学算法,样本基于均值光谱的预测值恒等于各像素位置微观预测值的统计均值。

文献[19]利用类似光谱成像系统进行过新鲜度分布预测。与本文不同,其所得样本表面新鲜度像素级定量可视化预测均值与有效兴趣区域特征光谱预测值之间存在明显差异,而该差异是由在光谱预处理环节采用的标准正态化处理(Standard normal variate, SNV)算法所引入的非线性所致。

2.4.2 猪肉新鲜度空间分布预测精度评价

(1)各种新鲜度分布可视化图像感官对比

根据各像素点预测值结合伪色彩处理技术,绘制得到猪肉新鲜度可视化图像。同一肉样经不同光谱预处理及化学计量学预测模型所得的新鲜度指标空间分布可视化图像存在明显差异。整体来看,随滤波器宽度的增加,大部分化学计量学模型的可视化效果呈现出逐渐提升的趋势;但存在个别模型游离在趋势之外,可视化效果不升反降。选取一块肥瘦分明的典型猪肉样本,利用不同的化学计量学模型对新鲜度空间分布预测,在同一维度上,即特征波段数量相等或同为全波段建模时,各选择3个典型模型建立可视化图像,如图4所示。图4a~4c中,图4c的可视化效果最好;图4d~4f中,图4f的可视化效果最好;图4g~4i中,图4h的可视化效果最好。肉样表面预测值由高(腐败)至低(新鲜)分别以红色至蓝色显示,背景设置成黑色,肥肉部分设置成白色,样本原始尺寸(即包含样本侧面的未腐蚀

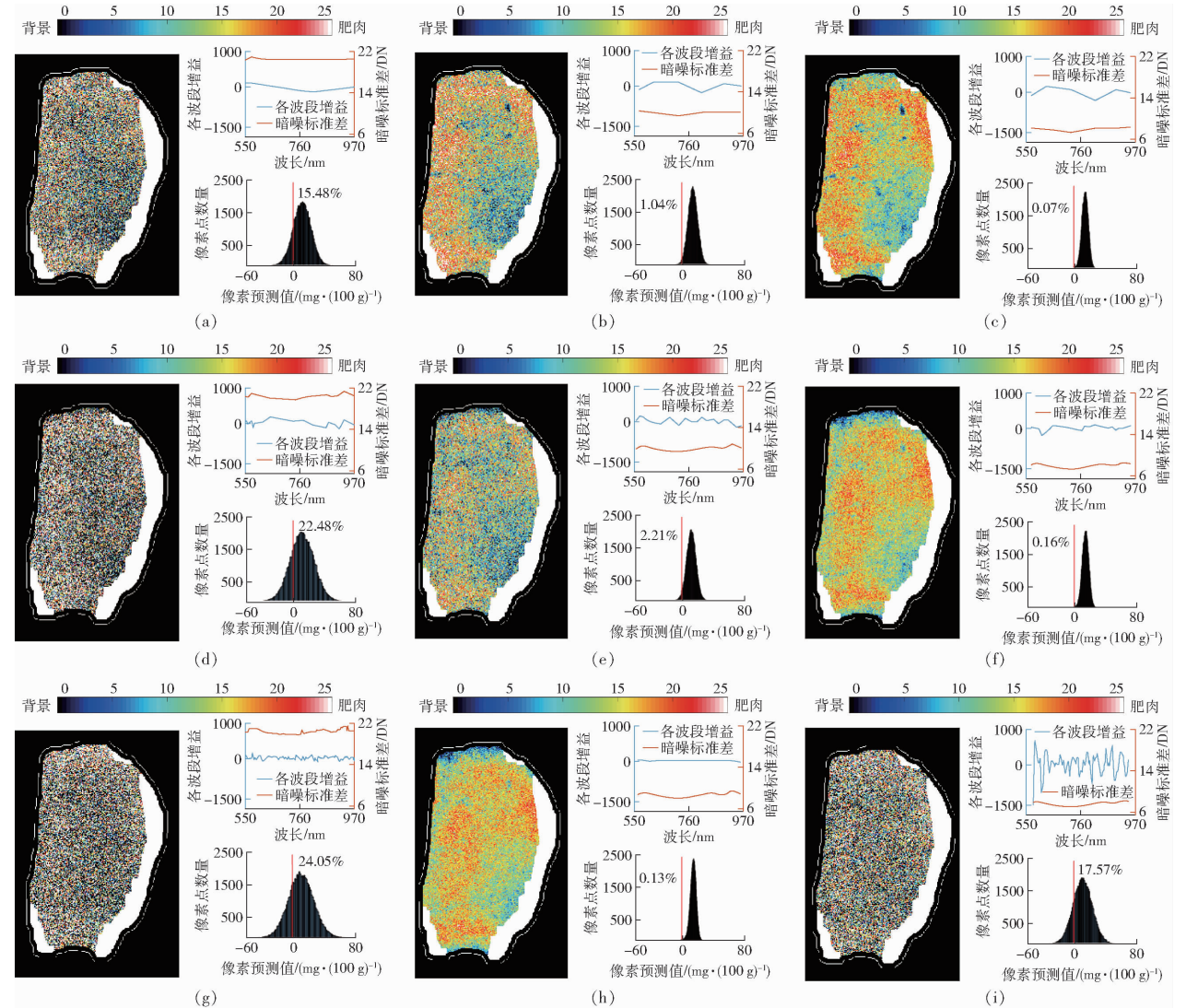


图4 猪肉新鲜度预测模型空间可视化图像

Fig.4 Spatial visualization images of pork freshness prediction model

图像尺寸)在肉样外侧用白色线条表示,色带范围设置为 0 ~ 25 mg/(100g)。颜色越接近红色,预测值越高,猪肉越腐败;颜色越接近蓝色,预测值越低,猪肉越新鲜。可视化图像右侧上方附以该模型的各波段暗噪标准差和化学计量学模型增益,暗噪标准差用蓝色线条表示,各波段增益值用红色线条表示;右侧下方附以肉样表面 TVB-N 含量预测值分布直方图,预测值等于零用红色线条标出,预测值小于零像素占比用红色数字标出。

基于 6 个特征波段建模时,3 种模型的 R_p^2 均为 0.78,预测准度相当。感官上,图 4a 中肉样内部颗粒非常粗大,新鲜度分布杂乱无章,无明显的变化趋势;图 4b 中肉样内部颗粒减小,出现了较为明显的新鲜度变化趋势;图 4c 中肉样内部颗粒细小,可以直观看出样本内部新鲜度空间分布情况,形成明显的变化趋势。统计上,从直方图中可以看出,预测值分布逐渐合理,范围逐渐减小,图 4a ~ 4c 预测值小于零像素占比分别为 15.48%、1.04%、0.07%,呈递减趋势,预测精度逐渐提升。通过曲线图可以发现,图 4a ~ 4c 的暗噪标准差呈递减趋势,由 20.58 DN 下降至 8.26 DN,像素光谱质量逐渐提升;且各波段增益起伏相差不大,均在 -265.27 ~ 155.23 范围内波动,可认为处于同一数量级。因此,随滤波器宽度的增加,预测精度逐渐提升。

基于 20 个特征波段建模时,3 种模型的 R_p^2 分别为 0.82、0.82、0.85,无明显差异,预测准度相当。感官和统计上的评价与图 4a ~ 4c 类似,图 4d ~ 4f 预测值小于零像素占比分别为 22.48%、2.21%、0.16%。通过曲线图可以发现,图 4d ~ 4f 的暗噪标准差依然呈递减趋势,由 20.51 DN 下降至 8.25 DN,像素光谱质量逐渐提升;且各波段增益起伏相差不大,均在 -212.49 ~ 160.84 范围内波动,可认为处于同一数量级。因此,随滤波器宽度的增加,预测精度逐渐提升的趋势再次出现。

基于全波段建模时,3 种模型的 R_p^2 分别为 0.84、0.83、0.85,无明显差异,预测准度相当。感官上,图 4g、4i 中肉样内部颗粒非常粗大,新鲜度分布杂乱无章,无明显的变化趋势;图 4h 中肉样内部颗粒细小,可以直观看出样本内部新鲜度空间分布情况,形成明显的变化趋势。统计上,从直方图中可以看出,图 4g、4i 预测值分布范围较广,预测值小于零像素占比分别为 24.05% 和 17.57%,预测精度较差;图 4h 中预测值分布范围减小,预测值小于零像素占比明显减小,仅为 0.13%,预测精度更高。通过曲线图可以发现,图 4g 至图 4h 的暗噪标准差减小,由 20.41 DN 下降至 8.85 DN,像素光谱质量提

高;图 4g 的各波段增益起伏较小,分布范围为 -116.46 ~ 137.16,图 4h 的各波段增益起伏最小,分布范围为 -36.26 ~ 12.52,几乎接近于一条直线,两方面均得到改善,图 4h 的预测精度较图 4g 明显提升。虽然图 4i 的暗噪标准差进一步减小,仅为 7.83 DN,减小幅度为 11.53%,像素光谱质量继续提升;但其各波段增益起伏最大,波动非常明显,分布范围为 -1 216.61 ~ 691.92,跨度增长幅度为 3 812.53%,远高于暗噪标准差的减小幅度,预测精度不升反降。对比图 2a 和图 2f,发现该预处理方法处理过后,由于滤波器宽度过大,575 nm 附近的吸收峰已经消失,应该是由于部分细节信息的丢失,导致波段增益显著增大。

(2)新鲜度空间分布预测精度对比

将准度相当的化学计量学模型应用到像素光谱,指标空间分布预测精度会存在明显差异,图 5 为猪肉新鲜度 18 种空间分布预测的精度与像素光谱质量及预测模型波段增益的关系图。图 5a、5c、5e、5g、5i、5k、5m、5p、5r 分别与图 4a ~ 4i 所示模型对应。从中可以看出,大部分模型随滤波器宽度的增加,预测精度逐渐提升;但当滤波器宽度增加到一定程度时,预测精度开始下降。图 5a ~ 5f、图 5g ~ 5l、图 5m ~ 5r 分别表示基于 6 个特征波段、20 个特征波段以及全波段建模时,原始光谱及滤波器宽度依次为 6、18、30、42、54 nm 滤波后光谱的空间分布预测精度与像素光谱质量及预测模型波段增益的关系。椭圆的横轴半径表示该模型各波段增益标准差,纵轴半径表示暗噪标准差;箱线图上下边缘分别表示预测值小于零像素占比的最大值和最小值,箱子上下两端边位置分别表示预测值小于零像素占比的上下四分位数,箱子中间红色线条表示预测值小于零像素占比的中值,极端异常值用红色“+”标出。可以发现,在同一维度上,即特征波段数量相等或同为全波段建模时,椭圆的横轴半径和纵轴半径越小,箱子面积就越小,箱子位置越低,模型的预测精度越高。

基于 6 个特征波段建模时,随滤波器宽度的增加,椭圆纵轴半径逐渐减小,暗噪标准差逐渐降低,由 20.58 DN 下降至 7.91 DN,像素光谱质量逐渐提升;图 5a ~ 5e 模型椭圆横轴半径无明显差异,各波段增益标准差均处于 107.17 ~ 149.45 的范围内。此时箱子面积逐步减小,箱子位置逐渐降低,预测精度逐步提升。而图 5f 模型相较于图 5e 模型,椭圆横轴半径有所增大,各波段增益标准差达到 205.59,增长幅度为 37.56%;在暗噪标准差减小幅度仅为 4.24% 的情况下,箱子面积增大,箱子位置

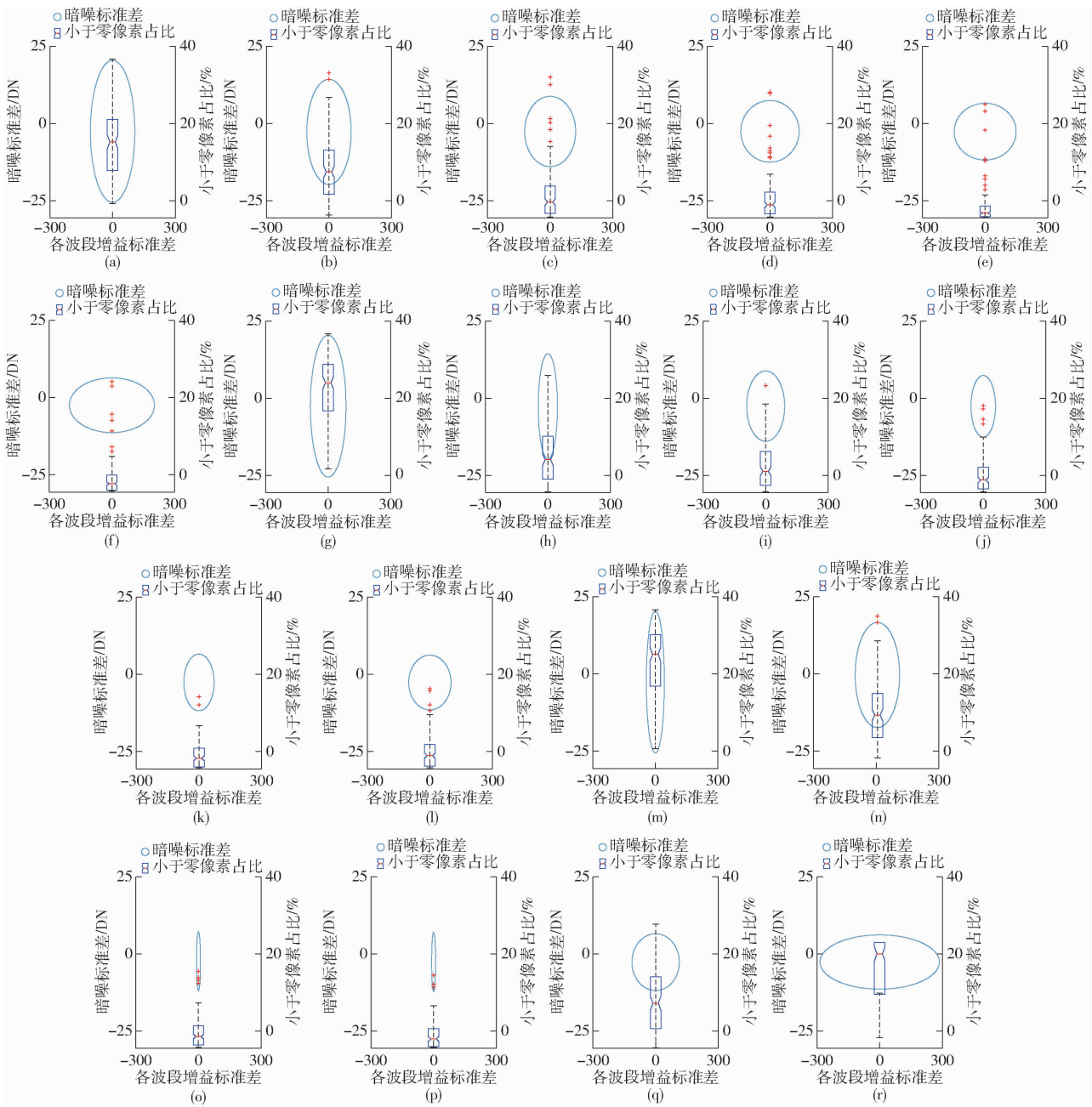


图5 猪肉新鲜度 18 种空间分布预测的精度与像素光谱质量及预测模型波段增益的关系

Fig. 5 Relationships between precision of 18 spatial distribution prediction of pork freshness and spectral quality of pixels and band gain of prediction model

升高,预测精度略有下降。

基于 20 个特征波段建模时,相同的预测精度变化趋势再次出现。随滤波器宽度的增加,椭圆纵轴半径逐渐减小,暗噪声标准差逐渐降低,由 20.51 DN 下降至 7.86 DN,像素光谱质量逐渐提升;图 5g ~ 5k 模型椭圆横轴半径虽略有起伏,但各波段增益标准差均处于 45.66 ~ 90.97 的范围内。此时箱子面积逐步减小,箱子位置逐渐降低,预测精度逐步提升。而图 5l 模型相较于图 5k 模型,椭圆横轴半径有所增大,各波段增益标准差达到 99.55,增长幅度为 31.51%;在暗噪声标准差减小幅度仅为 4.97% 的情况下,箱子面积增大,箱子位置升高,预测精度略有

下降。

基于全波段建模时,随滤波器宽度的增加,椭圆纵轴半径逐渐减小,暗噪声标准差逐渐降低,由 20.41 DN 下降至 7.83 DN,像素光谱质量逐渐提升;图 5m ~ 5p 模型椭圆横轴半径相差无几,各波段增益标准差最大仅为 43.85。此时,箱子面积逐步减小,箱子位置逐渐降低,预测精度逐步提升。而图 5q 模型相较于图 5p 模型,椭圆横轴半径有所增大,各波段增益标准差达到 114.85,增长幅度为 1 036.00%,远超过 7.23% 的暗噪声标准差减小幅度;图 5r 模型椭圆横轴半径进一步增大,各波段增益标准差达到 287.54,增长幅度为 150.36%,而暗噪声标

准差减小幅度仅为 4.63%；与此同时,图 5q 和图 5r 模型的箱子面积明显增大,箱子位置升高,预测精度显著下降。

总之,预测精度与像素光谱质量的变化趋势非常接近,即像素光谱质量越高,预测精度越高;而异常模型的出现则是由于各波段增益标准差明显增大,增长幅度远大于暗噪标准差减小幅度所造成的。

像素光谱质量与空间分布预测精度的相关度散点图如图 6 所示。暗噪标准差与预测值小于零像素占比中值的拟合方程为 $Y_1 = 1.295X - 6.672$,大部分蓝色圆点分布趋势贴近拟合直线,其相关系数为 0.72,表明两者具有良好的一致性,即像素光谱质量与空间分布预测精度相关度较高。而左上方界外点的出现,则是受到各波段增益的影响,说明单纯考虑化学计量学模型的准度指标,忽视其波段增益数值偏大,可能导致其应用到像素光谱时精度极差。暗噪标准差与像素预测值标准差中值的拟合方程为 $Y_2 = 0.591X + 0.456$,橙色三角形分布非常贴近拟合直线,且没有界外点出现,其相关系数为 0.76,说明两者同样具有良好的一致性,即随像素光谱质量的

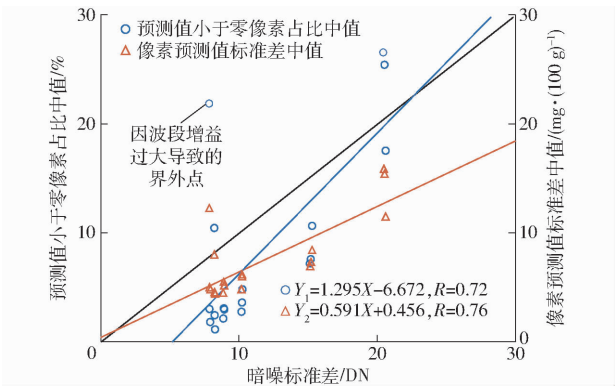


图 6 像素光谱质量与空间分布预测精度相关度
Fig. 6 Pearson correlation coefficient between pixel spectral quality and spatial distribution prediction precision

提升,暗噪标准差减小,此时像素预测值标准差随之减小,兴趣区域内各像素点预测值分布范围逐渐减小,分布更加精确集中,并不是整体向预测值增大的方向移动。

综上所述,新鲜度指标空间分布预测的精度明显受到像素光谱质量及化学计量学模型波段增益值的共同影响,其中像素光谱质量占主导作用。因此,在应用线性化学计量学算法,将基于兴趣区域均值光谱所建化学计量学模型应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测时,应充分提高像素光谱信噪比,同时注意限制化学计量学的波段增益值,以提高空间分布预测的精度。

3 结论

(1)虽然受限于缺乏像素位置微观指标参考值无法进行直接评价,但通过对像素位置微观预测值的统计均值进行准度评价及根据指标理论正确值的有效范围进行精度评价的方法,能够对基于光谱成像的化学计量学指标空间分布预测质量进行综合评价。

(2)在应用线性化学计量学算法,将基于兴趣区域均值光谱所建化学计量学模型应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测时,其准度不会下降。

(3)新鲜度指标空间分布预测的精度明显受到像素光谱质量及化学计量学模型波段增益值的共同影响,其中像素光谱质量占主导作用($R = 0.72$)。

(4)在应用线性化学计量学算法,将基于兴趣区域均值光谱所建化学计量学模型应用到像素光谱进行新鲜度指标空间分布预测时,高准度化学计量学模型不一定适用于像素光谱进行空间分布预测,区域预测效果与空间分布预测效果并无必然联系;可以通过提高像素光谱信噪比和限制模型波段增益提高预测的精度。

参 考 文 献

[1] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. GB/T 9959.2—2008 分割鲜、冻猪瘦肉[S]. 北京:中国标准出版社,2008.

[2] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会,国家食品药品监督管理总局. GB 2707—2016 食品安全国家标准 鲜(冻)畜、禽产品[S]. 北京:中国标准出版社,2016.

[3] 赵茂程,杨君荣,陆丹丹,等. 基于高光谱成像的青梅酸度检测方法[J]. 农业机械学报,2017,48(9):318-323.

ZHAO Maocheng, YANG Junrong, LU Dandan, et al. Detection methods of greengage acidity based on hyperspectral imaging [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 318-323. (in Chinese)

[4] 任志尚,彭慧慧,贺壮壮,等. 基于高光谱成像技术的面条中马铃薯全粉含量检测[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊2):466-470.

REN Zhishang, PENG Huihui, HE Zhuangzhuang, et al. Detection of potato powder addition in noodles based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 466-470. (in Chinese)

[5] 高睿,李泽东,马铮,等. 基于高光谱成像的牧草粗蛋白含量检测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(10):3245-3250.

GAO Rui, LI Zedong, MA Zheng, et al. Research on crude protein of pasture based on hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(10): 3245-3250. (in Chinese)

[6] 张珏,田海清,王轲,等. 基于高光谱成像技术的羊肉新鲜度预测[J]. 中国农业大学学报,2020,25(5):94-103.

- ZHANG Jue, TIAN Haiqing, WANG Ke, et al. Nondestructive detection of lamb freshness based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(5): 94–103. (in Chinese)
- [7] 程丽娟,刘贵珊,万国玲,等. 可见/近红外高光谱成像技术对长枣中葡萄糖含量的无损检测[J]. 发光学报, 2019, 40(8): 1055–1063.
- CHENG Lijuan, LIU Guishan, WAN Guoling, et al. Non-destructive detection of glucose content in Lingwu jujube by Vis/NIR hyperspectral imaging technology[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2019, 40(8): 1055–1063. (in Chinese)
- [8] 王彩霞,王松磊,贺晓光,等. 高光谱图谱融合检测羊肉中饱和脂肪酸含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(2): 595–601.
- WANG Caixia, WANG Songlei, HE Xiaoguang, et al. Detection of saturated fatty acid content in mutton by using the fusion of hyperspectral spectrum and image information[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(2): 595–601. (in Chinese)
- [9] WEI Y Z, WU F Y, XU J, et al. Visual detection of the moisture content of tea leaves with hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 248: 89–96.
- [10] 孙红,刘宁,吴莉,等. 高光谱成像的马铃薯叶片含水率分布可视化[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(3): 910–916.
- SUN Hong, LIU Ning, WU Li, et al. Visualization of water content distribution in potato leaves based on hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 910–916. (in Chinese)
- [11] YAO Z F, LEI Y, HE D J. Early visual detection of wheat stripe rust using visible/near-infrared hyperspectral imaging[J]. Sensors, 2019, 19(4): 952.
- [12] 许英超,王相友,印祥,等. 马铃薯干物质空间分布状态可视化研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 339–344.
- XU Yingchao, WANG Xiangyou, YIN Xiang, et al. Visualization spatial assessment of potato dry matter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 339–344. (in Chinese)
- [13] 孙宗保,梁黎明,闫晓静,等. 基于高光谱成像技术的进口冰鲜牛肉新鲜度指标检测[J]. 食品科学, 2020, 41(22): 315–323.
- SUN Zongbao, LIANG Liming, YAN Xiaojing, et al. Detection of freshness indexes of imported chilled beef using hyperspectral imaging technology[J]. Food Science, 2020, 41(22): 315–323. (in Chinese)
- [14] 岳学军,凌康杰,洪添胜,等. 基于高光谱图像的龙眼叶片叶绿素含量分布模型[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 18–25.
- YUE Xuejun, LING Kangjie, HONG Tiansheng, et al. Distribution model of chlorophyll content for longan leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 18–25. (in Chinese)
- [15] 郑涛,刘宁,孙红,等. 基于高光谱成像的马铃薯叶片叶绿素分布可视化研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 153–159.
- ZHENG Tao, LIU Ning, SUN Hong, et al. Visualization of chlorophyll distribution of potato leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 153–159. (in Chinese)
- [16] 李红,张凯,陈超,等. 基于高光谱成像技术的生菜冠层含水率检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 211–217, 274.
- LI Hong, ZHANG Kai, CHEN Chao, et al. Detection of moisture content in lettuce canopy based on hyperspectral imaging technique[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 211–217, 274. (in Chinese)
- [17] LI X L, WEI Y Z, 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.
- [18] 邵园园,王永贤,玄冠涛,等. 基于高光谱成像的肥城桃品质可视化分析与成熟度检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 344–350.
- SHAO Yuanyuan, WANG Yongxian, XUAN Guantao, et al. Visual detection of SSC and firmness and maturity prediction for Feicheng peach by using hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 344–350. (in Chinese)
- [19] WANG X W, ZHAO M C, JU R H, et al. Visualizing quantitatively the freshness of intact fresh pork using acousto-optical tunable filter-based visible/near-infrared spectral imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 99: 41–53.
- [20] FENG Y Z, SUN D W. Determination of total viable count (TVC) in chicken breast fillets by near-infrared hyperspectral imaging and spectroscopic transforms[J]. Talanta, 2013, 105: 244–249.
- [21] 马惠玲,王若琳,蔡骋,等. 基于高光谱成像的苹果品种快速鉴别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 305–312.
- MA Huiling, WANG Ruolin, CAI Cheng, et al. Rapid identification of apple varieties based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 305–312. (in Chinese)
- [22] ARAUJO M C U, SALDANHA T C B, GALVAO R K H, et al. The successive projections algorithm for variable selection in spectroscopic multicomponent analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 57(2): 65–73.
- [23] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会. GB 5009.228—2016 食品安全国家标准 食品中挥发性盐基氮的测定[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [24] HOSKULDSSON A. PLS regression methods[J]. Journal of Chemometrics, 1988, 2(3): 211–228.
- [25] 蒋璐璐,魏莹,谢传奇,等. 可见-近红外光谱的螺旋藻生长品质指标快速无损检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(8): 2493–2497.
- JIANG Lulu, WEI Xuan, XIE Chuanqi, et al. Non-destructive determination of growth quality indicators of spirulina using vis/NIR spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(8): 2493–2497. (in Chinese)
- [26] PU H B, 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.
- [27] 汪希伟. 基于光谱成像的猪肉新鲜度检测方法[D]. 南京: 南京林业大学, 2014.
- WANG Xiwei. New approach to detect freshness of pork using spectral imaging[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2014. (in Chinese)