

近红外光谱对贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽的变化研究

余克强^{1, 2, 3}, 孟 浩¹, 曹晓峰¹, 赵艳茹^{1, 2, 3}

1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100
2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西 杨凌 712100
3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西 杨凌 712100

摘要 猕猴桃是我国发展势头和经济效益比较突出的水果之一, 其果肉色泽是评价猕猴桃果实品质的重要指标。利用近红外光谱技术对贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽的变化进行研究。以贮藏期“哑特”猕猴桃果皮下0, 5和10 mm 处果肉色泽(L^* , a^* 和 b^*)为研究对象, 用近红外光谱(830~2 500 nm)结合化学计量学方法对猕猴桃果肉色泽特征进行预测分析。通过建立基于全波段的偏最小二乘回归(PLSR)模型, 发现猕猴桃果皮下5 mm 处色泽特征(L_5^* , a_5^* , b_5^*)所建立的校正预测模型效果好, 说明该处的色泽数据和近红外光谱信息的相关度较高。运用竞争性自适应重加权采样法(CARS)和无信息变量消除法(UVE)两种算法从高维近红外光谱全波段信息中选取与颜色特征相关的特征波长信息, 并与猕猴桃果皮下5 mm 处的色泽(L_5^* , a_5^* , b_5^*)分别建立 PLSR 和多元线性回归(MLR)预测模型。其中对果肉色泽 L_5^* 所建立的模型中, CARS-PLSR 模型的校正和预测效果均为最好, R_c 达到 0.942 7, RMSEC 为 1.699 7, R_p 达到 0.885 0, RMSEP 为 1.642 4; 对猕猴桃果肉色泽 a_5^* 所建立的模型中, UVE-MLR 模型的校正和预测效果最好, R_c 达到 0.946 3, RMSEC 为 0.342 4, R_p 达到 0.854 9, RMSEP 为 0.629 6; 对猕猴桃果肉色泽 b_5^* 所建立的模型中, CARS-MLR 模型的效果最好, R_c 达到 0.944 3, RMSEC 为 1.010 1, R_p 达到 0.839 8, RMSEP 为 1.354 3。研究表明近红外光谱分析技术检测猕猴桃果皮下5 mm 处色泽(L_5^* , a_5^* 和 b_5^*)具有良好的准确度, 为猕猴桃品质评价提供技术支撑。

关键词 猕猴桃; 近红外光谱; 贮藏期; 不同深度; 果肉色泽

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)07-2240-06

引言

猕猴桃, 又名奇异果, 是我国主要水果产物之一。因猕猴桃果肉富含维生素等营养物质, 拥有“水果之王”、“VC 之王”的美称, 受到很多消费者的青睐。然而, 猕猴桃的外部特征(颜色、大小、形状、表面缺陷等)和内部品质(糖度、酸度、果肉色泽、VC 等)是新品种培育和果实分级销售的重要参考指标。其中, 果肉色泽在猕猴桃不同品种、成熟和贮藏等过程中都存在很大差异, 果肉色泽已成为评价猕猴桃品质的重要指标^[1-2]。

通常猕猴桃果肉色泽测量的方法是有损检测方法, 在实际生产应用中无法实现全样本测量, 且费时费力, 无法满足新品种培育和消费市场等对色泽高通量检测需求。因此寻求

一种准确、快速检测猕猴桃果肉色泽方法对猕猴桃育种、栽培和采后贮藏销售等具有重要意义。近红外光谱技术是一种通过获取待测物漫反射、透射和透漫反射信息反应样本组成成分和分子结构等的无损检测技术, 凭借其高效、成本低以及多组分检测等的特点, 广泛应用于食品、制药、化工、农业等领域。在水果品质检测方面, Kusumiyati 等^[3]运用手持式的近红外光谱仪结合偏最小二乘回归(partial least square regression, PLSR)对植株上生长和采后的番茄硬度、颜色参数(L^* , a^* , b^* , 色彩角 h^* 和色度 C^*)和番茄红素进行检测, 结果较好。Sun 等^[4]开发手持式近红外光谱测试仪来评估南丰蜜桔品质, 运用支持向量机(support vector machine, SVM)、向后传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)和 PLSR 预测果皮颜色、糖分、滴定酸和 VC 含量。Kamal-Eldin 等^[5]借助多元化学计量学方法对不同品

收稿日期: 2019-06-26, 修订日期: 2019-11-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(61705188), 中国博士后科学基金项目(2017M613218), 陕西省博士后科学基金项目(2017BSHYDZZ61)
和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2452017125)资助

作者简介: 余克强, 1986 年生, 西北农林科技大学机械与电子工程学院讲师 e-mail: yuke406336022@163.com

种枣的颜色(L^* , a^* , b^*)、外形(重量, 长度, 体积, 直径和密度)、化学(糖和有机酸)、质构特征(硬度, 附着力, 回弹性, 脆性和弹性)进行分析, 研究结果对水果品质评价和分级有重要意义。

以不同贮藏期猕猴桃为研究对象, 分析不同深度(0, 5 和 10 mm)果肉色泽与近红外光谱反射率之间的变化关系, 并结合化学计量学方法对猕猴桃果肉色泽特征进行预测分析, 研究结果为猕猴桃品质评价提供技术支撑。

1 实验部分

1.1 猕猴桃样本

猕猴桃品种为“哑特”, 于 2018 年 10 月 18 日采摘于陕西武功县某猕猴桃果园, 选择大小近似的猕猴桃样本共 300 个, 采摘后置于 4 ℃冰箱中贮藏。后期实验中, 每次取出 60 个猕猴桃进行近红外光谱数据和色泽参数的测量, 5 次实验共得到 300 个猕猴桃样本的光谱和色泽数据。

1.2 仪器

采用傅里叶近红外光谱仪(MPA, RUKER, Germany)对猕猴桃样本光谱数据采集, 其光谱范围在 833~2 500 nm, 分辨率为 0.3~0.5 nm, 一次测量扫描 64 次(约 30 s)。采用内置反射背景作为参考, 固体光纤探头进行测量。

猕猴桃颜色参数测试采用色差计(CR-10 plus, Konica Minolta, Japan)来完成。其测量范围: L^* 为 1~100, a^* 为 -60~+60, b^* 为 -60~+60。光源为脉冲氙灯, 测量时间约 1 s, 使用端口为 USB2.0, 10°观察角。温湿度范围 0~40 ℃; 相对湿度: 85% 以下。采用的标准白板 L^* 为 95, a^* 为 -3, b^* 为 -4。

1.3 猕猴桃光谱数据获取与色泽特征测量

利用 MPA 近红外光谱仪固体光纤探头测量猕猴桃样本赤道位置的反射光谱, 间隔 90°均匀采集每个样本的四个位置的光谱数据, 并取四个位置反射光谱平均值作为该样本的光谱数据。光谱数据采集后, 用管壁厚度为 0.15 mm、直径为 15 mm 的不锈钢管从近红外光谱测量点[图 1(a)]的位置刺入, 取出高度约 15~25 mm 的猕猴果肉圆柱体[图 1(b)], 用薄刀片去除果肉圆柱体的果皮得到果皮下 0 mm 果肉的横切面, 并依次切出果肉圆柱体果皮下 5 和 10 mm 的果肉横切面, 用色差计依次测量果皮下 0, 5 和 10 mm 处的果肉色差数据(L^* , a^* , b^*), 分别如图 1(c), (d) 和(e)所示, 并对四个位置的色差数据求取平均值作为该样本的色差数据^[6]。

1.4 光谱数据处理方法介绍

由于获取的猕猴桃光谱数据中存在噪声信息, 采用 S-G 平滑法^[7]对猕猴桃原始光谱数据进行预处理。后期采用 SPXY 算法^[8]划分为校正集和预测集。光谱数据的压缩和特征波段的选择, 选用竞争性自适应重加权采样法(competitive adaptive reweighted sampling, CARS)^[8]和无信息变量消除法(uninformative variable elimination, UVE)^[9]来实现。光谱数据建模主要采用偏最小二乘回归(partial least-squares regression, PLSR)^[8, 10]和多元线性回归(multiple linear regression, MLR)^[11]来完成。模型评价主要是利用相关系数

(correlation coefficient, R)和均方根误差(root mean square error, RMSE)^[8, 10]。光谱数据处理软件主要有 The Unscrambler X 10.1(CAMO, Norway)和 MATLAB 2016a(The MathWorks, USA)。

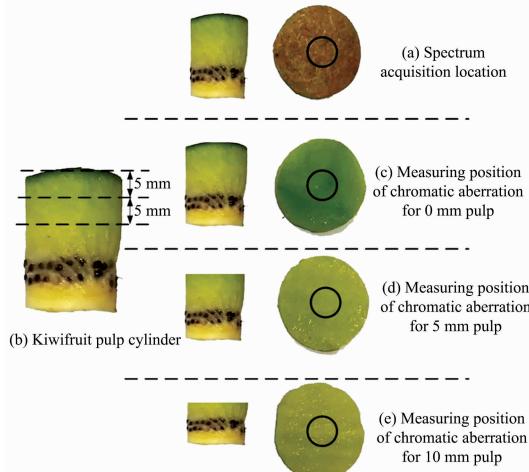


图 1 猕猴桃色泽数据测量示意图

Fig. 1 Schematic diagram of color data measurement for kiwifruit samples

2 结果与讨论

2.1 贮藏期猕猴桃样本近红外反射光谱特征分析

图 2 是采集的猕猴桃样本在 830~2 500 nm 的光谱反射曲线。图 2(a)是利用 S-G 平滑算法对 300 个猕猴桃样本原始光谱进行预处理后的曲线, 图 2(b)是 5 个不同贮藏时间(1, 5, 8, 11 和 14 d)下猕猴桃样本的平均光谱曲线。从图 2 可得: 不同贮藏期猕猴桃样本反射光谱曲线趋势是大致相同, 只是在反射率方面有所差异; 而不同贮藏期猕猴桃平均光谱曲线存在交叉, 没有一定的规律, 可能是因为猕猴桃在贮藏过程中淀粉分解成葡萄糖、果糖(与 C—H, C—O 键的倍频吸收有关)等物质含量变化造成^[12]。从图中可得, 光谱曲线的吸收峰位置主要在 960, 1 180, 1 450, 1 850 和 2 250 nm 等处, 其中 980, 1 180 和 1 450 nm 处的吸收峰与 O—H 键的倍频有关, 反应猕猴桃水分信息, 1 650 和 2 250 nm 处的吸收峰则与 C—H 和 C—O 键有关^[13-15]。

2.2 贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽分析

猕猴桃 5 个不同贮藏期(1, 5, 8, 11 和 14 d)猕猴桃样本剖面图, 如表 1 所示。

表 1 中可得, 随着贮藏时间增长, 猕猴桃果肉颜色逐渐加深, 主要是因为猕猴桃果肉中葡萄糖、果糖等物质含量变化造成。贮藏期猕猴桃不同深度下果肉色泽(L^* , a^* , b^*)最小值、最大值、均值以及标准差统计结果, 如表 2 所示。

从表 2 中得出, 随着猕猴桃果肉深度(0, 5 和 10 mm)变大, 色泽参数 L^* 均值绝对值变小, 果肉色泽越亮; 色泽参数 a^* 均值的绝对值变小, 果肉色泽由深绿色转变为浅绿色; 而色泽参数 b^* 的均值变小, 颜色由高亮度黄色转变为低亮度黄色。从色泽特征的标准差来看, 猕猴桃 5 mm 深度的果肉

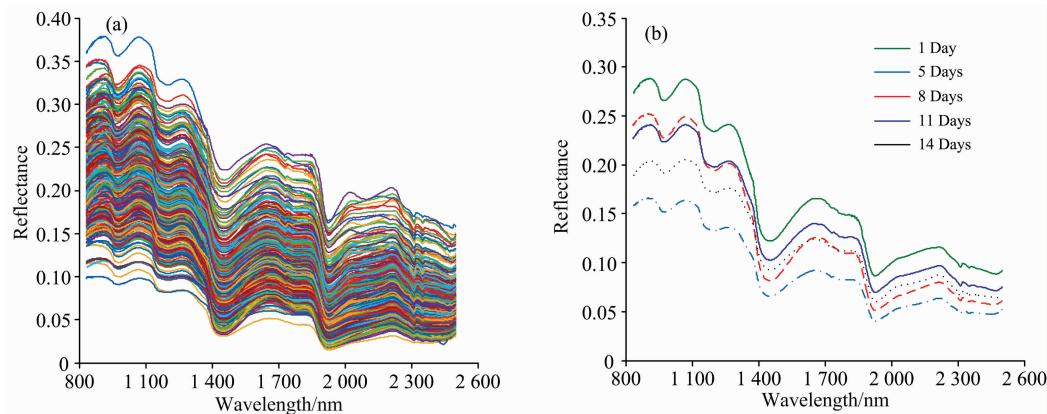


图 2 猕猴桃样本的近红外反射光谱图

(a): S-G 平滑处理后; (b): 不同贮藏时期的平均光谱

Fig. 2 Near-infrared reflectance spectra of kiwifruit samples

(a): S-G smoothing preprocessing; (b): Mean spectral curves during different storage periods

表 1 不同贮藏时期猕猴桃样本剖面图

Table 1 Sectional views of kiwifruit samples during different storage periods

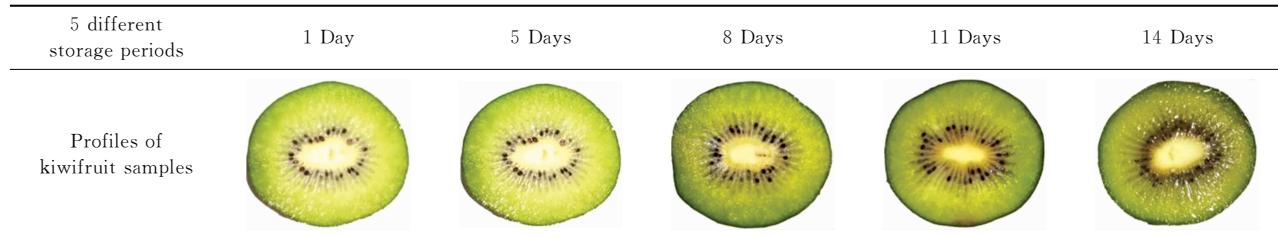


表 2 贮藏期猕猴桃不同深度果肉色泽测量结果统计

Table 2 Color features measurement results of kiwifruit at different depths during storage

Depths /mm	Color features	Maximum	Minimum	Mean	Standard deviation
0	L^*	-23.97	-52.79	-37.95	5.40
	a^*	2.68	-8.30	-6.31	1.28
	b^*	51.11	26.19	40.81	4.44
5	L^*	-20.01	-42.38	-27.82	4.80
	a^*	-0.92	-6.80	-3.90	1.00
	b^*	46.15	31.23	37.77	2.92
10	L^*	-15.90	-48.66	-27.07	7.00
	a^*	-0.61	-5.30	-2.99	1.00
	b^*	44.76	26.01	35.79	3.77

色泽变化比其他 0 和 10 mm 两个位置对应色泽特征的标准差相比要小, 表明猕猴桃 5 mm 深度的果肉色泽比较稳定。

2.3 猕猴桃样本集数据划分结果分析

将 300 个贮藏期猕猴桃样本光谱信息以及对应的果肉色泽(L^* , a^* , b^*), 采用 SPXY 算法按照 3:1 划分为校正集(225 个样本)与预测集(75 个样本)。猕猴桃样本的果皮下 0, 5 和 10 mm 处果肉色泽最小值、最大值、平均值以及标准差的统计结果, 分别见表 3 所示。

表 3 猕猴桃 0, 5 和 10 mm 处果肉色泽在建模集和预测集的统计结果

Table 3 Statistical results of pulp color at 0, 5 and 10 mm depths in calibration and prediction sets

Depths /mm	Statistical values	Calibration			Prediction		
		L^*	a^*	b^*	L^*	a^*	b^*
0	Maximum	-23.97	2.68	51.11	-27.36	-3.93	46.53
	Minimum	-52.79	-8.30	26.19	-48.16	-8.20	26.79
	Mean	-38.25	-6.11	40.85	-37.78	-6.68	41.26
	STD	5.48	1.36	4.76	5.07	0.94	3.94
5	Maximum	-18.84	-0.92	46.15	-20.01	-1.75	42.75
	Minimum	-42.38	-6.80	31.23	-35.43	-5.5	33.12
	Mean	-28.28	-3.80	37.75	-26.44	-3.91	37.82
	STD	5.10	1.06	3.07	3.43	0.79	2.41
10	Maximum	-15.90	-0.61	44.76	-17.15	-0.61	44.30
	Minimum	-48.66	-5.30	26.01	-45.04	-5.20	28.08
	Mean	-28.18	-2.96	35.86	-25.52	-3.04	36.71
	STD	7.38	1.01	4.04	6.04	0.91	3.53

从表 3 中可得样本集中不同深度色泽数据变化相对稳定, 样本不同部位预测集的色泽数据在对应校正集色泽数据变化范围之内, 说明本研究 SPXY 方法划分样本是合理的。

2.4 基于全波段光谱的猕猴桃色泽 PLSR 预测模型

以猕猴桃样本全波段光谱数据为自变量, 以对应的猕猴

桃样本果皮下 0, 5 和 10 mm 处的果肉色泽指标 L^* , a^* , b^* 为因变量, 分别建立近红外光谱与色泽的 PLSR 模型, 并且以因变量将 9 个模型分别命名为 L_0^* , a_0^* , b_0^* ; L_5^* , a_5^* , b_5^* ; L_{10}^* , a_{10}^* , b_{10}^* 。以此建立的 PLSR 模型的结果如表 4 所示。

表 4 基于 PLSR 的猕猴桃不同果肉色泽预测模型的结果

Table 4 Results of different PLSR predictive models for kiwifruit color with different depths

Depths /mm	Models	Calibration		Cross-validation		Prediction	
		R_C	RMSEC	R_{CV}	RMSECV	R_P	RMSEP
0	L_0^*	0.755 1	3.617 6	0.740 7	3.707 1	0.732 7	3.528 9
	a_0^*	0.765 0	0.886 3	0.706 0	0.974 8	0.709 7	0.619 9
	b_0^*	0.821 2	2.373 8	0.842 9	2.580 5	0.767 0	2.448 6
5	L_5^*	0.903 6	2.153 2	0.910 1	2.110 1	0.844 2	1.828 7
	a_5^*	0.950 5	0.328 9	0.803 9	0.630 4	0.702 5	0.524 8
	b_5^*	0.864 7	1.542 3	0.849 8	1.618 8	0.736 0	1.623 5
10	L_{10}^*	0.899 6	3.233 5	0.892 8	3.335 7	0.871 2	2.927 5
	a_{10}^*	0.737 9	0.686 6	0.734 3	0.690 7	0.753 1	0.613 6
	b_{10}^*	0.787 1	2.511 0	0.752 7	2.680 2	0.719 7	2.303 9

从表 4 可得: 9 个校正模型的预测精度较好, 其中猕猴桃样本果皮下 5 mm 处 L_5^* , a_5^* , b_5^* 模型的 R_C 值比样本果皮下 0 和 10 mm 处对应的 L^* , a^* , b^* 模型的 R_C 值大, R_P 的值差距较小, RMSEC 比其他深度对应的 RMSEC 值小。说明在果皮下 5 mm 选取的色泽参数与近红外光谱信息所建立的模型效果比在样本果皮下 0 和 10 mm 处色差指标所建立

立的模型效果好, 即猕猴桃样本近红外光谱与果肉 5 mm 处色泽相关度较高, 所以对猕猴桃样本果皮下 5 mm 处色差 L_5^* , a_5^* , b_5^* 模型进一步研究。

2.5 猕猴桃果肉色泽特征波长选择

为了加快运算速率, 减少冗余光谱信息对模型的影响, 采用 CARS 算法和 UVE 算法从近红外全波长光谱提取特征波长, 用来优化猕猴桃近红外光谱与果肉色泽定量模型。根据 CARS 算法, 在猕猴桃样本色泽 L_5^* 特征波长变量筛选过程中, 当 RMSECV 最低为 2.01 时, 筛选了猕猴桃色泽 L_5^* 特征波长有 848, 871, 883, 1 184, 1 327, 1 819 和 2 134 nm 等共计 33 个。根据 CARS 提取猕猴桃色泽 L_5^* 特征波长的情况, 猕猴桃果肉色泽 L_5^* 的特征波长主要分布在 850~980, 1 150~1 280, 1 350~1 480 和 1 980~2 160 nm 四个范围内。利用同样的过程, 对猕猴桃样本色泽特征 a_5^* 和 b_5^* 特征波长也进行筛选, 分别得到 42 和 35 个。

然后运用 UVE 算法, 选取猕猴桃果肉色泽 L_5^* 特征波长, 筛选的波长有 842, 943, 1 027, 1 378, 1 695, 2 027 和 2 225 nm 等共计 25 个, 特征波长主要分布在 850~1 080, 1 180~1 340, 1 220~1 440 和 1 890~2 140 nm 这四个范围内。同样利用 UVE 算法, 对猕猴桃样本色泽特征 a_5^* 和 b_5^* 特征波长也进行筛选, 分别得到 30 和 34 个。

2.6 猕猴桃果肉色泽预测模型的建立和分析

猕猴桃果皮下 5 mm 果肉色泽特征 (L_5^* , a_5^* , b_5^*) 结合 CARS 和 UVE 两种算法选取的特征波长分别建立的 PLSR 与 MLR 预测模型结果, 如表 5 所示。

表 5 猕猴桃果肉 5 mm 深度处色泽不同预测模型的结果统计

Table 5 The results of different models for predicting kiwifruit pulp color features at the depth of 5 mm

Color features	Models	Calibration		Crossvalidation		Prediction	
		R_C	RMSEC	R_{CV}	RMSECV	R_P	RMSEP
L_5^*	CARS-PLSR	0.942 7	1.699 7	0.927 5	1.792 0	0.885 0	1.642 4
	CARS-MLR	0.948 2	1.618 1	—	—	0.875 6	1.692 0
	UVE-PLSR	0.929 9	1.872 6	0.919 3	1.887 8	0.840 0	1.957 2
	UVE-MLR	0.956 5	1.485 4	—	—	0.814 4	2.189 4
a_5^*	CARS-PLSR	0.914 7	0.428 7	0.882 8	0.469 7	0.819 9	0.465 8
	CARS-MLR	0.926 9	0.397 6	—	—	0.806 1	0.478 6
	UVE-PLSR	0.922 3	0.409 3	0.840 9	0.541 2	0.759 2	0.554 6
	UVE-MLR	0.946 3	0.342 4	—	—	0.854 9	0.629 6
b_5^*	CARS-PLSR	0.923 0	1.181 3	0.897 9	1.284 2	0.814 6	1.436 6
	CARS-MLR	0.944 3	1.010 1	—	—	0.839 8	1.354 3
	UVE-PLSR	0.901 2	1.331 2	0.863 7	1.470 4	0.771 4	1.571 3
	UVE-MLR	0.909 4	1.277 3	—	—	0.782 1	1.570 8

对比表 5 和表 4 发现: 经过提取特征波长后建立的猕猴桃果肉色泽 (L^* , a^* , b^*) 模型的精确度有了较大的提高, 基于特征波长所建模型的 R_C 均达到 0.9 以上。对果肉色泽参数 L_5^* 所建立的模型中, CARS-PLSR 模型的校正效果和

预测效果均为最好[图 3(a)]; 果肉色泽 a_5^* 所建立的模型中, UVE-MLR 模型的校正和预测效果最好[图 3(b)]; 而果肉色泽 b_5^* 所建立的模型中, CARS-MLR 模型的效果最好(图 3(c))。

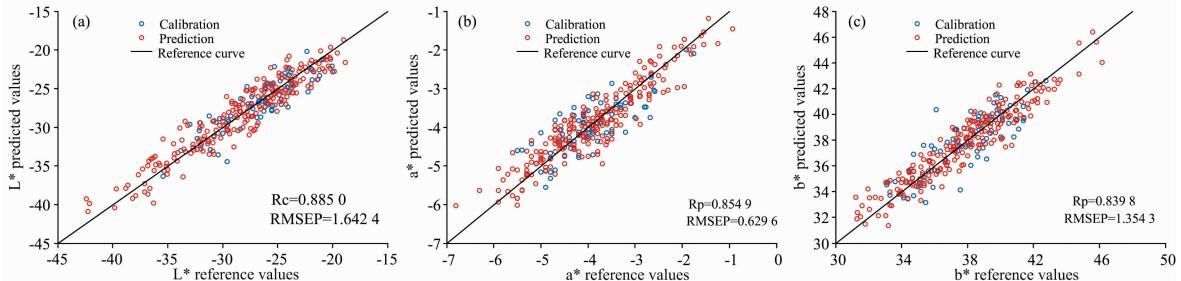


图 3 不同模型下参考和预测的色泽参数 L^* (a), a^* (b), b^* (c) 在校正集和预测集的回归线

Fig. 3 Regression plots of reference vs. predicted color features L^* (a), a^* (b), b^* (c)
in calibration and prediction sets by different models

3 结 论

利用近红外光谱,探讨了不同贮藏时期猕猴桃不同深度果肉色泽的变化情况。探讨了猕猴桃样本果皮下 0, 5 和 10 mm 处果肉色泽特征(L^* , a^* , b^*)的变化情况。基于 PLSR 建立猕猴桃果皮下 0, 5 和 10 mm 处色泽(L^* , a^* , b^*)和 830~2 500 nm 范围内的近红外光谱信息的校正预测模型,得出深度 5 mm 处色泽(L_5^* , a_5^* , b_5^*)的预测效果好,并基于

5 mm 处色泽数据和光谱反射率,利用 CARS 和 UVE 两种算法分别选择相应的特征波长,并建立基于 PLSR 与 MLR 的校正预测模型,模型的 R_c 均达到 0.9 以上,对果肉色泽 L^* 所建立的模型中, CARS-PLSR 模型的效果最好;对色泽 a^* 所建立的模型中, UVE-MLR 模型的效果最好;对色泽 b^* 所建立的模型中, CARS-MLR 模型的效果最好。今后准备选择其他颜色果肉的猕猴桃样本,以及不同品种和不同生长环境的猕猴桃作为研究对象,对模型适用性进一步研究。

References

- [1] Li H, Pidakala P, Billing D, et al. Postharvest Biology and Technology, 2016, 120: 127.
- [2] Li B, Cobo-Medina M, Lecourt J, et al. Postharvest Biology and Technology, 2018, 141: 8.
- [3] Kusumiyati, Akinaga T, Tanaka M, et al. Journal of Food, Agriculture & Environment, 2008, 6(2): 327.
- [4] Sun X D, Zhang H L, Liu Y D. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2009, 2(1): 65.
- [5] Kamal-Eldin A, Ghnimi S. Journal of Food Measurement & Characterization, 2018, 12: 1020.
- [6] Nicola B M, Defraeye T, De Ketelaere B, et al. Annual Review of Food Science & Technology, 2014, 5(1): 285.
- [7] ZHANG Chu, LIU Fei, KONG Wen-wen, et al(张 初, 刘 飞, 孔汶汶, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2013, 29(20): 270.
- [8] Yu K Q, Zhao Y R, Li X L, et al. Plos One, 2014, 9(12): e116205.
- [9] Tan C, Wang J, Wu T, et al. Spectrochimica Acta Part A, 2010, 77(5): 960.
- [10] YU Ke-qiang, ZHAO Yan-ru, LIU Fei, et al(余克强, 赵艳茹, 刘 飞, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(15): 197.
- [11] Antonio M, Maggio R M. Journal of Pharmaceutical Biomedical Analysis, 2018, 149(2): 603.
- [12] Guo W, Zhao F. Food Analytical Methods, 2016, 9(1): 38.
- [13] Li M, Pullanagari R, Pranamornkith T, et al. Journal of Food Engineering, 2017, 202: 46.
- [14] Yu K, Zhao Y, Li X, et al. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 103(103): 1.
- [15] Yu K Q, Zhao Y R, Liu Z Y, et al. Food & Bioprocess Technology, 2014, 7(11): 3077.
- [16] Alguero-Chaparro L, Baeten V, Juan A, et al. Food Chemistry, 2013, 139(1-4): 1121.

Near-Infrared Spectroscopy for Analyzing Changes of Pulp Color of Kiwifruit in Different Depths

YU Ke-qiang^{1, 2, 3}, MENG Hao¹, CAO Xiao-feng¹, ZHAO Yan-ru^{1, 2, 3}

1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling 712100, China

3. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling 712100, China

Abstract Kiwifruit is one of the fruits with strong development momentum and economic benefits in China, its pulp color has become an important indicator for evaluating the quality of kiwifruit. Here, near-infrared spectroscopy was employed to study the changes in pulp color in different depths of kiwifruit during different storage periods. In this study, the “Mute” kiwifruit’s pulp color features (L^* , a^* , b^*) in depths of 0, 5, and 10 mm under the skin were reviewed as the research object, the near-infrared spectroscopy (830~2 500 nm) was used as a technical tool, and chemometric methods were combined to analyze the pulp color features of kiwifruit. By establishing a partial least-square regression (PLSR) model based on the full-wavelengths, it found that the established model offered good results by using color features (L_5^* , a_5^* , b_5^*) at a depth of 5 mm, which indicated that the pulp color features and the spectrum data had a relatively high correlation. Then, the competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and uninformative variable elimination (UVE) algorithms were used to select the characteristic wavelengths related to color features from the high-dimensional full-wavelengths. And the PLSR and multiple linear regression (MLR) prediction models were respectively established based on the color features (L_5^* , a_5^* , b_5^*) and spectra at characteristic wavelengths. Results revealed that the CARS-PLSR model with the $R_c=0.942\ 7$, $RMSEC=1.699\ 7$, $R_p=0.885\ 0$, and $RMSEP=1.642\ 4$ has the best predictive effect for the pulp color feature L_5^* ; the UVE-MLR model with the $R_c=0.946\ 3$, $RMSEC=0.342\ 4$, $R_p=0.854\ 9$, and $RMSEP$ of 1.354 3 exhibited the best predictive results for pulp color feature a_5^* , the CARS-MLR model with the $R_c=0.944\ 3$, $RMSEC=1.010\ 1$, $R_p=0.839\ 8$, and $RMSEP=1.354\ 3$ performed best predictive results for pulp color feature b_5^* . The results demonstrated that the near-infrared spectroscopy technique would be employed to detect the color features at different depths of kiwifruit, which provided technical support for the quality evaluation of kiwifruit.

Keywords Kiwifruit; Near-infrared spectroscopy; Storage periods; Different depths; Pulp color features

(Received Jun. 26, 2019; accepted Nov. 2, 2019)