

猕猴桃叶片 SPAD 值高光谱估算模型构建

余蛟洋,常庆瑞,班松涛,田明璐,由明明

(西北农林科技大学资源环境学院,陕西 杨凌 712100)

摘 要:利用便携式野外光谱辐射仪和叶绿素仪在陕西杨凌蒋家寨村测定了猕猴桃不同生育期叶片光谱反射率及其对应的叶绿素相对含量(SPAD)值,通过分析其光谱反射率、一阶微分光谱和 SPAD 的相关关系,构建了不同生育期基于红边位置、红边幅值、红边偏度和红边峰度的 SPAD 估算的单因素回归模型和多元逐步回归模型。结果表明:(1)随着猕猴桃叶片叶绿素含量升高,红边位置“红移”,红边幅值随着 SPAD 值的增大而递减,红边面积有所减小,红边曲线形状由右偏逐渐转变为左偏,峰度值逐渐降低;(2)红边偏度能够更好地反映叶片叶绿素含量;(3)在不同生育期,均以红边偏度建立的单因素模型效果最好,建模 R^2 分别为 0.821、0.874、0.842;(4)与单因素多项式回归模型相比,多元逐步回归模型在不同生育期均有更好的建模精度和预测精度,在不同生育期,其预测 R^2 分别为 0.848、0.926 和 0.850,是估算猕猴桃叶片 SPAD 值的最佳模型。

关键词:猕猴桃叶片;高光谱;SPAD 值;红边参数;估算模型

中图分类号:S663.4 **文献标志码:**A

Hyperspectral models for estimating SPAD values of kiwifruit leaves

YU Jiao-yang, CHANG Qing-rui, BAN Song-tao, TIAN Ming-lu, You Ming-ming

(College of Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi, 712100, China)

Abstract: In order to provide a scientific basis for monitoring the conditions of kiwifruit in the northwestern region, the models for estimating chlorophyll content of kiwifruit leaves based on hyperspectrum were constructed. A field experiment were conducted in Jiangjiazhai village of Yangling, Shaanxi Province. During different growth stages, the measurements of the hyperspectral reflectance of kiwifruit leaves were collected using SVC HR-1024i, a portable field spectroradiometer, and also relative chlorophyll content (SPAD) of kiwifruit leaves was measured using SPAD-502, a Chlorophyll Meter. We analyzed the correlations between spectral reflectance, first derivative spectral reflectance, and SPAD values of kiwifruit leaves. Then, single factor regression models and multiple stepwise regression models based on the red edge position, amplitude of the red edge, skewness of the red edge, kurtosis of the red edge were established, respectively, to estimate SPAD values. Our results revealed that: (1) With increase in chlorophyll content, there was a ‘red shift’ phenomenon for the red edge position, in addition, amplitude, area, and kurtosis of the red edge decreased gradually, the shape of red edge skewness curve changed from right to left gradually; (2) The regression models based on skewness of red edge all had good predictive power for SPAD value of kiwifruit leaves; (3) The quadratic polynomial regression models based on red edge of skewness can preferably describe the leaf chlorophyll content, and the regression models based on the red edge of skewness performed best at different growth stages. The determination coefficients for the regression models were 0.821, 0.874, and 0.842, respectively; (4) Compared with polynomial regression models, multiple stepwise regression models were good inversion models for estimating SPAD of kiwifruit leaves, which had better modeling and predictive precision at various growth stages. The determination coefficients of prediction models were 0.848, 0.926, and 0.850, respectively.

收稿日期:2017-07-04

修回日期:2018-09-29

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2013AA102401);中央高校基本科研业务项目(2452017108)

作者简介:余蛟洋(1992-),女,河南罗山人,硕士研究生,研究方向为资源环境监测与评价。E-mail: yujiaoyang@nwsuaf.edu.cn

通信作者:常庆瑞(1959-),男,陕西子洲人,博士生导师,主要从事土地资源与空间信息技术研究。E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

Keywords: kiwifruit; hyperspectrum; SPAD value; red edge parameters; estimation models

叶绿素是植物进行光合作用不可缺少的必要色素,其含量影响植物的初级生产力,体现植物的营养与生长状况,是植物营养胁迫、光合作用能力和各生长阶段的良好指示剂^[1]。植被和叶片光谱反射率在可见光范围主要受植被色素(叶绿素和类胡萝卜素)和覆盖度的影响,在近红外区域则主要受冠层和叶片结构、生物量、蛋白质、纤维素等影响^[2],因此可以用作物冠层或叶片反射光谱及其变量来估算其农学参数,特别是色素含量^[3]。红边是植被叶绿素对红光波段强烈吸收,对近红外波段多次散射形成强反射而形成,它是植物光谱区别于其它地物的特有性质。定量遥感中常采用微分技术找寻“红边”、“绿峰”等光谱参数^[4-5],建立光谱参数与各作物冠层生理生化参数的定量关系。王秀珍等^[6]探讨了从原始光谱、一阶微分光谱以及其对应的位置变量、面积变量和植被指数变量与作物生理生化参数间的定量关系;Curran^[4]、Filella^[5]等指出红边位置与红边形状可作为估算植物生理生化参数的指标;Du H Q 等^[7]研究了红边位置、红边振幅、红边面积、红谷吸收度及红边波段构建的植被指数等高光谱特征参数与马尾松叶绿素间的函数关系;唐延林等^[8]利用棉花冠层光谱红边参数建立与色素含量及其他农学参数间的定量关系;J Delegido 等^[9]构建归一化红边高光谱植被指数反演作物叶面积指数;Ju C H 等^[10]通过构建红边对称度(RES red edge symmetry)反演油菜叶绿素含量,Li L T 等^[11]利用红边区域左峰值面积和右峰值面积估算冬油菜叶绿素密度;其他学者的研究也大多集中在小麦^[12-15]、玉米^[16-18]、棉花^[19-21]、水稻^[22-24]、油菜^[25-27]等农田作物上,对经济林果,特别是猕猴桃的相关研究还未见报道。秦岭北麓是我国猕猴桃的最适宜产地,周至、眉县、武功和杨凌等地是其中心产区。应用高光谱遥感进行猕猴桃长势监测,建立叶片叶绿素含量高光谱估算模型,可以为猕猴桃栽培管理和营销提供决策依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验区位于陕西国家杨凌高新技术产业示范区蒋家寨村。地理位置 108°01'16"E,34°18'15"N,处于关中平原腹地,渭河三级阶地,海拔高度 535~

560 m,地形平坦,土层深厚,土壤肥沃。该区属于暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温 12.9℃,年降水量 649.5 mm,夏季炎热多雨,冬季寒冷干旱,春秋温暖,四季分明。研究区是中国农耕文明的发祥地,农业生产历史悠久。近年来,随着示范区农业商品经济的发展和产业结构调整,果品生产成为区域农业生产的主导产业,蒋家寨村形成优质猕猴桃生产基地。

试验地选取栽植 7~10 年的成年猕猴桃园,供试品种为海沃德(*Actinidia deliciosa* ‘Hayward’)。在猕猴桃的关键生育期采集样品,进行叶片反射光谱和叶绿素含量测定。采样时间分别为 2016 年 6 月 28 日(幼果期)、2016 年 9 月 21 日(壮果期)。选择 7 个不同的猕猴桃园,每个园选取 3 株正常生长发育的猕猴桃,每株采集 4 片长势不同、无病虫害和损伤的健康叶片,每期共采集 84 片叶片,用塑料袋密封,保存在保鲜箱内,立即运回实验室进行分析测定。

1.2 光谱反射率与叶绿素含量测定

光谱反射率采用便携式野外光谱辐射仪(SVC HR-1024I 型, Spectra Vista 公司,美国)测定,光谱探测范围为 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱分辨率为 3.5 nm;1 000~1 850 nm 光谱分辨率为 9.5 nm;1 850~2 500 nm 光谱分辨率为 6.5 nm。为保证数据精确性,将样品叶片擦拭干净,平整地置于叶片夹上,在叶片的上、中、下部位各测量 2 次,获得 6 条反射光谱曲线,取其平均值作为该叶片的光谱反射率曲线。

测定光谱的同时,测定每个叶片的叶绿素含量。叶片叶绿素含量采用叶绿素仪(SPAD-502 型, KONICA MINOLTA,日本)测定,测量值为单位面积叶片当前叶绿素的相对含量,即 SPAD 值。分别测量猕猴桃叶上、中、下部位,每个部位测量 4 个点(避开叶脉部分),取其平均值作为该叶片的 SPAD 值。

1.3 数据处理

首先,利用光谱仪自带的处理软件将测定的原始光谱数据进行重采样,采样间隔为 1 nm,得到各样本叶片光谱反射率数据;其次,为减少背景噪声的影响,提高对植物生理生化参数的检测,采用光谱归一化微分分析技术,对光谱反射率求一阶微分,得到各样本微分光谱曲线。由于光谱仪采集的

数据是离散的,因此本文中一阶微分公式为:

$$D_i = \frac{R_{i+1} - R_i}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} = \frac{R_{i+1} - R_i}{\Delta\lambda} \quad (1)$$

式中, D_i 是波段 i 的一阶微分值, R_i 是波段 i 的光谱反射率, λ_i 是波段 i 的波长。

将幼果期、壮果期各采集的 84 片叶子,共 168 片叶子组成供试样本,分层抽样选取其中 132 组样本数据作为训练集用于建立模型,其余 36 组样本数据作为验证集,对反演模型进行检验。数据处理及建模在 Excel2013、Origin2016 和 MatLab2013b 中完成。

2 结果与分析

2.1 猕猴桃叶片高光谱特征

将样本叶片按 SPAD 值大小分为三组,分别为低、中、高三个等级,取每组叶片 SPAD 平均值作为最终值,结果分别为 11.1、36.2、62.1。分析不同 SPAD 值猕猴桃叶片的光谱特征(图 1)。由图 1 可以看出,猕猴桃叶片光谱反射率趋势基本相同,均在可见光波段反射率较低,分别在 550 nm 和 405 nm、670 nm 出现一个反射峰和两个吸收谷,可能是叶片叶绿素对绿光的一定反射,及其对蓝光、红光强烈吸收所致。从 670 nm 以后反射率迅速上升,在 700~800 nm 的近红外波段形成一个反射率超过 0.45 的高反射峰,主要是叶片内部组织结构多次反射、散射所致;不同 SPAD 值的叶片反射光谱存在明显差异,在可见光波段,光谱反射率随着叶片 SPAD 值的升高而降低,在近红外波段光谱反射率则随着叶片 SPAD 值的增加而升高。

将猕猴桃叶片的光谱反射率与叶绿素相对含量 SPAD 进行相关分析。如图 2 所示,在波长 350~748 nm、1 360~2 250 nm 两个波段,SPAD 与光谱反射率呈负相关,其中在 446~733 nm 波段,负相关性达到极显著水平(99.99%置信区间, $n=168$),在 700 nm 处相关系数最大,为 -0.855 9;在波长 748~1 360

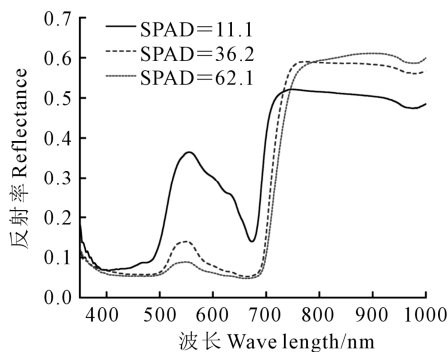


图 1 不同 SPAD 值猕猴桃叶片的光谱反射特征

Fig.1 Spectral reflectance of kiwifruit leaves at different SPAD values

nm 处为正相关,但未达到显著水平。受绿色植物叶片色素影响的光谱主要在可见光波段,相关系数为负,即猕猴桃叶片可见光波段的光谱反射率随着 SPAD 值的升高而降低,叶绿素含量越高,吸收越强;1 360~2 200 nm 波段的两端,SPAD 与光谱反射率达到极显著相关,但是此波段还受叶片内部组织结构、叶片含水量等因素的影响。

2.2 猕猴桃叶片光谱红边特征

红边是绿色植物最明显的光谱特征之一,具有可诊断性特征。红边参数主要包括:(1)红边位置 λ_{red} :红光范围内(680~760 nm)一阶微分最大值所对应的波长位置;(2)红边幅值 D_{red} :红光范围内一阶微分光谱最大值;(3)红边面积 Sd_{red} :红光范围内一阶导数光谱所包围的面积;(4)红边偏度 $S_{\lambda red}$:红光范围内一阶导数光谱的偏度^[28];(5)红边峰度 $K_{\lambda red}$:红光范围内一阶导数光谱的峰度^[28]。利用光谱归一化微分分析技术,提取出植物的红边参数。图 3 为光谱反射率一阶微分曲线的红光波段,由此可以确定出红边特征参数。

不同长势的猕猴桃叶片叶绿素含量不同,叶片长势越好,叶绿素含量越高,SPAD 值越大,因此 SPAD 值能反映叶片长势差异^[29-30]。从图 3 可看出,叶绿素含量、猕猴桃叶片红边位置、红边幅值和红边面积均随着叶片 SPAD 值不同而呈现不同变化:不同 SPAD 值的猕猴桃叶片一阶微分光谱曲线形状发生改变,随着叶绿素含量增加,红边位置从 692 nm 移动到 713 nm,即“红移”明显,这是由于当植被旺盛生长,叶片叶绿素含量增加时,对红光的吸收增强,导致 680 nm 附近的吸收谷轻微加深和明显变宽^[31],从而造成红边位置向长波方向移动;红边振幅则随着叶绿素含量的增加而降低,下降幅度超过 50%,红边面积也有所减小,表明一阶微分曲线形状与叶绿素含量存在密切关系。与姚付启^[32]、王圆圆^[33]等研究结果一致。

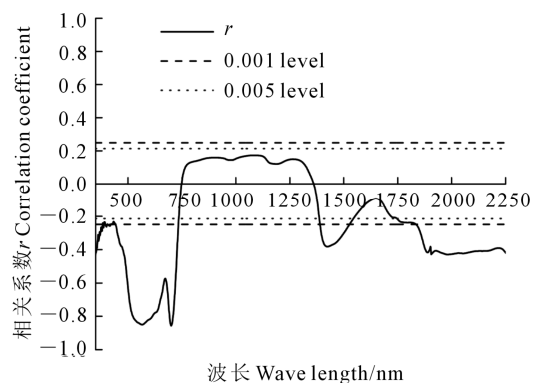


图 2 光谱反射率与 SPAD 相关性

Fig.2 Correlation between spectral reflectance and SPAD value

由表 1 可知,猕猴桃叶片的 SPAD 值与红边位置 λ_{red} 呈极显著正相关,随着叶片叶绿素含量增加,红边位置向长波方向移动,相关系数在 0.85 以上;叶片 SPAD 值与红边幅值 D_{red} 、红边偏度 $S_{\lambda_{red}}$ 和红边峰度 $K_{\lambda_{red}}$ 都呈极显著负相关,随着 SPAD 值增加,红边幅值降低,红边曲线形状由右偏逐渐转变为左偏,峰度值也降低。其中 SPAD 值与偏度的相关性最强,相关系数高达 0.89 以上,与幅值的相关性较弱;只有红边面积与 SPAD 的相关性较低,未达到显

著相关水平。

2.3 不同生育期叶片 SPAD 估算模型构建

2.3.1 基于红边参数的 SPAD 单因素估算模型 根据 SPAD 与红边参数的相关性分析结果,选取与 SPAD 达到极显著性相关的特征参数:红边位置、红边幅值、红边偏度、红边峰度,分别与 SPAD 建立单因素回归模型。在进行回归建模时,对所选入的光谱特征参数变量分别尝试了线性、指数、多项式、幂函数模型,最后选择拟合效果最好的二次多项式模型,结果如表 2 所示。

由表 2 可得,在猕猴桃各生育期,除红边幅值模型外,其它 3 种红边参数模型都达到极显著水平 ($P < 0.01$),红边参数与 SPAD 拟合模型均有较好的估算能力。在各生育期,拟合效果最好的是红边偏度 $S_{\lambda_{red}}$ 模型, R^2 在 0.821 以上,均方根误差 RMSE 最小,均在 5 以下,其次是红边位置 λ_{red} 模型,建模精度略低于红边偏度模型;精度较低的是红边峰度 $K_{\lambda_{red}}$ 模型,但其 R^2 也超过 0.72, RMSE 在 6.2 以下,能够用于 SPAD 值估算。不同生育期估算模型的建模精度壮果期最高,幼果期较低,全生育期适中。

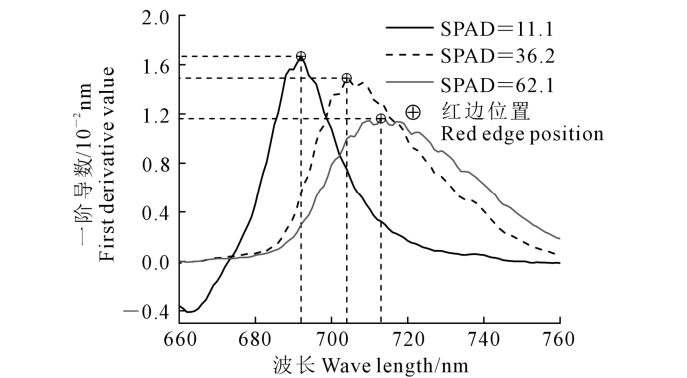


图 3 不同 SPAD 值猕猴桃叶片的一阶微分光谱特征

Fig.3 First derivative reflectance of kiwifruit leaves at different SPAD values

表 1 猕猴桃不同生育期红边参数与 SPAD 的相关系数 (n=84)

Table 1 Correlation coefficient between red edge parameters of kiwifruit and SPAD values at different growth stage (n=84)						
参数 Parameter	生育期 Growth stage	红边参数 Red edge parameter				
		λ_{red}	D_{red}	Sd_{red}	$S_{\lambda_{red}}$	$K_{\lambda_{red}}$
SPAD	幼果期 Young fruit stage	0.8623 **	-0.4037 **	0.1828	-0.8914 **	-0.8422 **
	壮果期 Strong fruit stage	0.9066 **	-0.6735 **	0.2639	-0.9368 **	-0.9049 **
	全期 Full growth stage	0.8846 **	-0.4804 **	0.1714	-0.9110 **	-0.8792 **

注: ** 表示在 0.001 水平极显著。

Note: ** indicates significant correlation at 0.001 level.

表 2 不同生育期红边参数与 SPAD 单因素回归模型

Table 2 Single factor regression models of SPAD values based on red edge parameters at different growth stages							
生育期 Growth stage	参数 Parameter	回归方程 Regression equation	建模精度 Modeling precision				
			R^2	RMSE	Adj. R^2	RE/%	
幼果期 Young fruit stage	λ_{red}	$y = -0.05418\lambda_{red}^2 + 78.21377\lambda_{red} - 28174.0919$	0.804	5.687	0.796	11.429	
	D_{red}	$y = 126172.32534D_{red}^2 - 5416.27638D_{red} + 91.40342$	0.209	10.354	0.176	26.079	
	$S_{\lambda_{red}}$	$y = -11.25209S_{\lambda_{red}}^2 - 27.61846S_{\lambda_{red}} + 49.18627$	0.821	4.923	0.814	9.917	
	$K_{\lambda_{red}}$	$y = 17.56091K_{\lambda_{red}}^2 - 4.17606K_{\lambda_{red}} + 5.79707$	0.721	6.150	0.709	12.169	
壮果期 Strong fruit stage	λ_{red}	$y = -0.06482\lambda_{red}^2 + 93.32977\lambda_{red} - 33537.61281$	0.852	4.814	0.847	11.393	
	D_{red}	$y = -145787.98916D_{red}^2 - 295.28796D_{red} + 67.71434$	0.486	8.894	0.470	22.794	
	$S_{\lambda_{red}}$	$y = -12.26848S_{\lambda_{red}}^2 - 30.53422S_{\lambda_{red}} + 52.77233$	0.874	4.399	0.870	9.047	
	$K_{\lambda_{red}}$	$y = 20.73154K_{\lambda_{red}}^2 + 1.77553K_{\lambda_{red}} + 9.2208$	0.850	4.807	0.845	9.170	
全期 Full growth stage	λ_{red}	$y = -0.05353\lambda_{red}^2 + 77.34613\lambda_{red} - 27884.44166$	0.829	5.545	0.826	11.775	
	D_{red}	$y = 188556.68854D_{red}^2 - 7699.83358D_{red} + 108.69342$	0.290	10.233	0.278	25.510	
	$S_{\lambda_{red}}$	$y = -13.01192S_{\lambda_{red}}^2 - 28.65694S_{\lambda_{red}} + 51.35385$	0.842	4.825	0.839	10.085	
	$K_{\lambda_{red}}$	$y = 23.48788K_{\lambda_{red}}^2 + 7.08008K_{\lambda_{red}} + 11.02371$	0.792	5.537	0.789	10.677	

2.3.2 基于红边参数的多元逐步回归模型 红边参数对 SPAD 值的影响不是相互独立的,而是相互交叉的。在上述五个光谱特征红边参数中,根据各参数对 SPAD 影响的大小进行多元逐步回归分析,建立猕猴桃叶片 SPAD 多元回归估算模型。表 3 为不同生育期的多元逐步回归模型,各模型方程全部通过极显著水平($P<0.01$)检验。由表 3 可知,不同生育期估算模型的红边参数不同,幼果期估算模型为红边幅值 D_{red} 和红边面积 S_{dred} ;壮果期估算模型为红边面积 S_{dred} 和红边偏度 $S_{\lambda red}$;全生育期估算模型为红边幅值 D_{red} 、红边偏度 $S_{\lambda red}$ 和红边峰度 $K_{\lambda red}$ 。与单因素模型区别最大的是与 SPAD 相关性不高的红边面积 S_{dred} 和估算模型精度不高的红边幅值 D_{red} 两个红边参数,构成多元逐步回归模型的主要自变量。在各生育期,多元逐步回归模型的建模精度均高于单因素最优模型。

2.4 单因素模型与多元回归模型精度比较

为确定猕猴桃叶片 SPAD 值估算的最优模型,用检验样本对模型进行验证,将单因素回归拟合最佳模型与逐步回归分析模型进行精度比较。图 4 为猕猴桃不同生育期叶片 SPAD 实测值与预测值的拟合分布图,其中图 4a、4c、4e 分别为以红边偏度 $S_{\lambda red}$ 建立的多项式模型的预测结果,图 4b、4d、4f 分别为多元逐步回归模型的预测结果,图中实线为实测值的回归方程,黑色虚线表示 1:1 线,回归方程越接近 1:1 线,说明模型预测精度和效果越好。结合表 2、表 3 各模型精度指标对比和图 4 拟合分析,两类模型的方程都通过 0.01 显著水平的检验,各建模精度和验证精度均很高,模型在猕猴桃不同生育期计算的预测值和实测值之间均呈极显著相关,表明这些模型都可对猕猴桃叶片 SPAD 值进行监测。而在各生育期,多元逐步回归模型建模精度更高,拟合效果更好,用检验样本进行精度验证,预测值和实测值更为接近,预测效果也最好,可能是逐步回归模型把多个对 SPAD 值有影响的因素考虑到方程

中,模型包含了更多信息,更具稳定性。因此,可以把多元逐步回归模型作为猕猴桃生长发育过程中监测叶片 SPAD 值的最优估算模型。

3 讨 论

研究发现,单波段包含的信息简单且易受背景噪声的干扰,通过对叶片光谱数据求微分、多波段组合等方法构建光谱参数,可减少背景噪声的影响,且包含不同波段的信息^[34]。在植物光谱分析中,利用微分技术提取植物光谱信息能消除背景噪声,提高对植物理化参数的监测效果。本试验利用微分技术提取植物的红边参数,将与 SPAD 显著相关的红边参数分不同生育期与猕猴桃叶片 SPAD 值分别进行单因素回归分析和多元逐步回归分析,并用检验样本进行精度检验,发现在猕猴桃不同生育期,都以红边偏度 $S_{\lambda red}$ 为自变量建立的二次多项式模型预测精度最高, R^2 最大, RMSE 和 RE 最小。

除参数影响外,建模方法的选择对估算结果也有较大影响。逐步回归分析是为了建立一个尽量多包含对因变量有显著性影响的自变量,且尽可能提高方程预测精度和稳定性的多元回归方程。与单因素模型相比,多元逐步回归模型在猕猴桃不同生育期具有更好的拟合估算效果,预测精度和效果均最优,估测精度在幼果期、壮果期和全生育期分别能达到 90.196%、92.757%和 91.611%。

本文研究的是猕猴桃叶片 SPAD 与光谱变量间的定量关系,而利用遥感监测大面积种植的作物还需要在植物冠层进行修订和发展,后续研究中需要进一步探索猕猴桃冠层光谱与叶绿素含量之间的关系。

4 结 论

本研究将猕猴桃不同生育期叶片的高光谱数据与表征叶绿素相对含量的 SPAD 值进行相关分析,利用微分技术提取红边信息,在传统红边参数基

表 3 不同生育期多元逐步回归模型
Table 3 Stepwise regression models at different growth stages

参数 Parameter	生育期 Growth stage	逐步回归方程 Stepwise regression model	建模精度 Modeling precision			
			R^2	RMSE	Adj. R^2	RE/%
SPAD	幼果期 Young fruit stage	$y = -4798.13D_{red} + 113.962S_{dred} + 48.6944$	0.836	4.710	0.830	9.158
	壮果期 Strong fruit stage	$y = 25.6626S_{dred} - 39.0618S_{\lambda red} + 41.6934$	0.877	4.348	0.873	8.361
	全期 Full growth stage	$y = -586.92D_{red} - 26.8379S_{\lambda red} - 10.8099K_{\lambda red} + 42.7324$	0.857	4.587	0.854	8.985

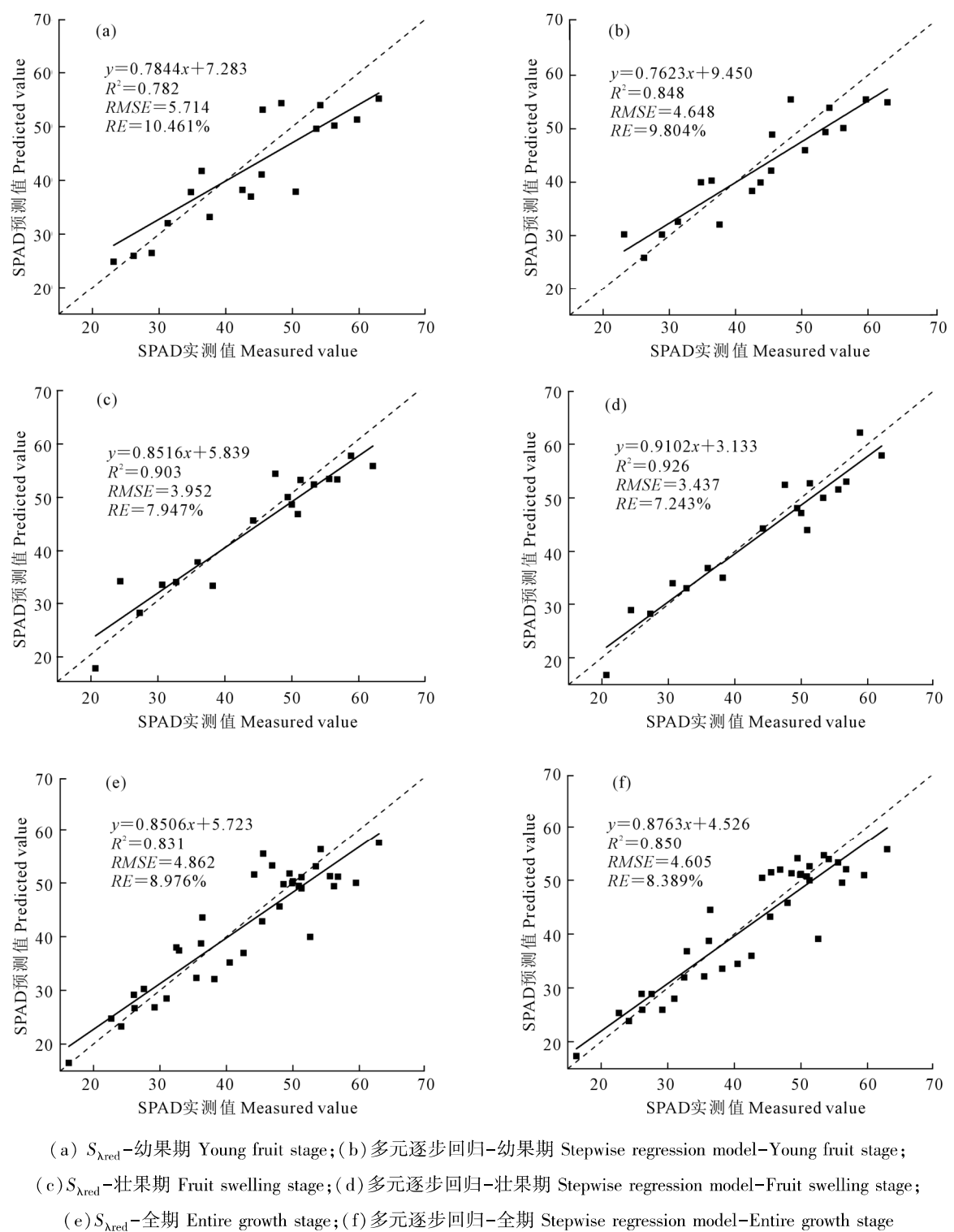


图 4 猕猴桃叶片不同生育期 SPAD 预测模型检验

Fig.4 Cross-validated prediction of SPAD value of kiwifruit leaves at different growth stages

基础上,引入红边偏度和红边峰度两个新红边参数,分析其与 SPAD 的相关性。将与 SPAD 有显著性相关的红边参数进行单因素回归建模和逐步多元回归分析,得到以下结论:

(1)在整个生长期中,不同 SPAD 值的猕猴桃叶片原始光谱差异明显,表现为随着 SPAD 值的升高,在可见光波段光谱反射率逐渐降低,近红外波段光谱反射率则逐渐升高。

(2)猕猴桃叶片叶绿素含量不同,其反射光谱的红边参数呈现规律变化。不同 SPAD 值的叶片红

边一阶微分光谱曲线形状发生改变,随着 SPAD 值的升高,红边位置向长波方向移动,即“红移”;红边幅值随着 SPAD 值的增大而递减,红边面积有所减小;红边曲线形状由右偏逐渐转变为左偏,峰度值也逐渐降低。

(3)植被的红边蕴含丰富的光谱信息,描述红边一阶微分曲线形状的红边参数—红边偏度,能够更好地反映叶片叶绿素含量,在猕猴桃不同生育期,均以红边偏度 $S_{\lambda_{red}}$ 建立的二次多项式模型具有更好的拟合能力和更高的预测效果,估算模型 R^2 在

0.821 以上,预测 R^2 在 0.782 以上。

(4) 多元逐步回归模型具有更好的拟合和估算效果,其估算精度和预测效果均比单因素变量建立的模型好,在幼果期、壮果期和全生育期,估算模型 R^2 分别为 0.836、0.877 和 0.857;且与单因素多项式回归模型相比,多元逐步回归模型更具稳定性,其预测 R^2 分别为 0.848、0.926 和 0.850。因此,在猕猴桃的不同生育期,可选择用红边参数为自变量的多元逐步回归模型对猕猴桃叶片的 SPAD 进行长势监测。

参考文献:

- [1] 方慧,宋海燕,曹芳,等. 油菜叶片的光谱特征与叶绿素含量之间的关系研究[J]. 光谱学与光谱分析. 2007, 27(9): 1731-1734.
- [2] Gausman H W, Allen W A, Cardenas R, et al. Relation of light reflectance to histological and physical evaluations of cotton leaf maturity [J]. Applied Optics. 1970, 9(3): 545-552.
- [3] Card D H, Peterson D L, Matson P A, et al. Prediction of leaf chemistry by the use of visible and near infrared reflectance spectroscopy [J]. Remote Sensing of Environment. 1988, 26(2): 123-147.
- [4] Curran P J, Dungan J L, Gholz H L, et al. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine[J]. Tree Physiology. 1990, 7(1-4): 33-48.
- [5] Filella I, Penuelas J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. International Journal of Remote Sensing. 1994, 15(7): 1459-1470.
- [6] 王秀珍,黄敬峰,李云梅,等. 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型[J]. 遥感学报. 2004, 8(1): 81-88.
- [7] Du H Q, Ge H L, Fan W Y, et al. Study on relationships between total chlorophyll with hyperspectral features for leaves of Pinus massoniana forest [J]. Spectroscopy & Spectral Analysis. 2009, 29(11): 3033-3037.
- [8] 唐延林,王秀珍,黄敬峰,等. 棉花高光谱及其红边特征(I)[J]. 棉花学报. 2003, 15(3): 146-150.
- [9] Delegido J, Verrelst J, Meza C M, et al. A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems[J]. European Journal of Agronomy. 2013, 46(46): 42-52.
- [10] Ju C H, Tian Y C, Yao X, et al. Estimating leaf chlorophyll content using red edge parameters[J]. Pedosphere. 2010, 20(5): 633-644.
- [11] Li L T, Ren T, Ma Y, et al. Evaluating chlorophyll density in winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using canopy hyperspectral red-edge parameters[J]. Computers & Electronics in Agriculture. 2016, 126(C): 21-31.
- [12] 冯伟,朱艳,姚霞,等. 小麦叶片色素含量的高光谱监测[J]. 应用生态学报. 2008, 19(5): 992-999.
- [13] 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报. 2015, 46(1): 259-265.
- [14] 李粉玲,王力,刘京,等. 基于 GF-1 号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报. 2015, 46(9): 273-281.
- [15] 梁亮,杨敏华,张连蓬,等. 基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报. 2012, 28(20): 162-171.
- [16] 宋开山,张柏,李方,等. 玉米叶绿素含量的高光谱估算模型研究[J]. 作物学报. 2005, 31(8): 1095-1097.
- [17] 吴见,侯兰功,王栋. 基于 Hyperion 影像的玉米冠层叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报. 2014, 30(6): 116-123.
- [18] 李媛媛,常庆瑞,刘秀英,等. 基于高光谱和 BP 神经网络的玉米叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业工程学报. 2016, 32(16): 135-142.
- [19] 王登伟,黄春燕,张伟,等. 高光谱数据与棉花叶绿素含量和叶绿素密度的相关分析[J]. 棉花学报. 2008, 20(5): 368-371.
- [20] 田明璐,班松涛,常庆瑞,等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报. 2016, 32(21): 102-108.
- [21] 黄春燕,王登伟,张煜星. 基于棉花红边参数的叶绿素密度及叶面积指数的估算[J]. 农业工程学报. 2009, 25(S2): 137-141.
- [22] 谢晓金,申双和,李映雪,等. 高温胁迫下水稻红边特征及 SPAD 和 LAI 的监测[J]. 农业工程学报. 2010, 26(3): 183-190.
- [23] 王福民,黄敬峰,刘占宇,等. 水稻色素含量估算的最优比值色素指数研究[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版). 2009, 35(3): 321-328.
- [24] 秦占飞,常庆瑞,申健,等. 引黄灌区水稻红边特征及 SPAD 高光谱预测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版). 2016, 41(9): 1168-1175.
- [25] 李岚涛,江善勤,任涛,等. 基于高光谱的冬油菜叶片磷含量诊断模型[J]. 农业工程学报. 2016, 32(14): 209-218.
- [26] 王福民,王渊,黄敬峰. 不同氮素水平油菜冠层反射光谱特征研究[J]. 遥感技术与应用. 2004, 19(2): 80-84.
- [27] 黄敬峰,王渊,王福民,等. 油菜红边特征及其叶面积指数的高光谱估算模型[J]. 农业工程学报. 2006, 22(8): 22-26.
- [28] 姚付启. 冬小麦高光谱特征及其生理生态参数估算模型研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2012.
- [29] 朱新开,盛海君,顾晶,等. 应用 SPAD 值预测小麦叶片叶绿素和氮含量的初步研究[J]. 麦类作物学报. 2005, 25(2): 46-50.
- [30] 艾天成,李方敏,周治安,等. 作物叶片叶绿素含量与 SPAD 值相关性研究[J]. 湖北农学院学报. 2000, 20(1): 6-8.
- [31] Jago R A, Cutler M E J, Curran P J. Estimating canopy chlorophyll concentration from field and airborne spectra[J]. Remote Sensing of Environment. 1999, 68(3): 217-224.
- [32] 姚付启,张振华,杨润亚,等. 基于红边参数的植被叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 农业工程学报. 2009, 25(S2): 123-129.
- [33] 王圆圆,陈云浩,李京,等. 指示冬小麦条锈病严重度的两个新的红边参数[J]. 遥感学报. 2007, 11(6): 875-881.
- [34] 王纪华,赵春江,黄文江. 农业定量遥感基础与应用[M]. 北京:科学出版社, 2008.