

基于连续统去除法的苹果树冠 SPAD 高光谱估测

韩兆迎¹ 朱西存^{1,2} 王 凌¹ 赵庚星¹

¹山东农业大学资源与环境学院, 山东 泰安 271018

²土肥资源高效利用国家工程实验室, 山东 泰安 271018

摘要 准确、快捷、实时地对苹果树冠层土壤和作物分析仪器开发(SPAD)值进行高光谱估测,对苹果树的长势监测具有重要意义。连续2年测量了62个果园的196棵苹果树冠层光谱反射率及SPAD值,分析了原始光谱及连续统去除法处理后的光谱与SPAD的相关性,并对连续统去除法处理后的光谱在350~1300 nm范围内,计算了任意两波段组合而成的归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数(RVI)和差值植被指数(DVI)等光谱指数。利用逐步回归和主成分分析法,提取主成分作为自变量,构建了估测SPAD的支持向量机回归模型,并用第2年采集的数据进行了验证。新建的3类植被指数中,与SPAD相关性最大的植被指数分别为NDVI(406, 563)、RVI(406, 565)和DVI(646, 695),相关系数(r)分别达到了0.677、0.690和0.711。对支持向量机回归模型进行验证,预测集决定系数(PR^2)达到了0.837,预测集相对误差(REP)为1.190%,预测集相对分析误差(RPDP)达到了2.213。连续统去除法及光谱指数均能提高光谱与果树冠层SPAD的相关性,并且与SPAD相关性较高的光谱指数是由可见光波段组合而成,支持向量机回归模型对新梢旺长期苹果树冠层SPAD具有较好的估测能力。

关键词 光谱学; 叶绿素相对含量; 连续统去除法; 苹果树; 支持向量机

中图分类号 TP79; S127

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP53.023001

Hyperspectral Evaluation of SPAD Value of Apple Tree Canopy Based on Continuum-Removed Method

Han Zhaoying¹ Zhu Xicun^{1,2} Wang Ling¹ Zhao Gengxing¹

¹College of Resources and Environment, Shandong Agricultural University, Tai'an, Shandong 271018, China

²National Engineering Laboratory for Efficient Utilization of Soil and Fertilizer,

Tai'an, Shandong 271018, China

Abstract Accurate, rapid and non-destructive estimation of apple canopy SPAD (soil and plant analyzer development) values using hyperspectral remote sensing has important significance for monitoring the growth of apple trees. Spectral reflectance and SPAD values of 196 apple canopies are measured in 62 orchards in two years. The original spectra and the continuum-removed spectra are analyzed and correlated with SPAD values. The continuum-removed spectral indices of DVI (difference vegetation index), RVI (ratio vegetation index) and NDVI (normalized difference vegetation index) are calculated by the combination of arbitrary two bands in the range from 350 nm to 1300 nm. The stepwise regression and principal component analysis methods are used to extract the principal components as the independent variables. A support vector machine regression model for estimation of SPAD values is constructed and verified by the data collected in the second year. The vegetation indices of the biggest correlation between SPAD and the three newly built vegetation indices are NDVI (406, 563), RVI (406, 565) and DVI (646, 695), and the correlation coefficient (r) reaches 0.677, 0.690 and 0.711, respectively. The support vector machine regression model is verified. Relative error of prediction (REP) is 1.190%, PR^2 is 0.837 and relative percent deviation of prediction (RPDP) is 2.213. The continuum-removed method and building vegetation indices can improve the correlation between spectra and apple canopy SPAD values. The spectral index which has the highest correlation

收稿日期: 2015-07-29; 收到修改稿日期: 2015-09-15; 网络出版日期: 2016-01-08

基金项目: 国家自然科学基金(41271369)、国家自然科学基金青年基金(41301482)、山东省自然科学基金(ZR2012DM007)、山东农业大学农业大数据项目(75016)

作者简介: 韩兆迎(1990—),男,硕士研究生,主要从事农业高光谱遥感方面的研究。E-mail: HAN20095759@163.com

导师简介: 朱西存(1970—),男,博士,副教授,主要从事农业遥感应用方面的研究。E-mail: zxc@sdau.edu.cn(通信联系人)

with SPAD is composed of the visible bands. The support vector machine regression model has excellent ability to estimate the SPAD values of apple canopies which are growing rapidly.

Key words spectroscopy; relative chlorophyll content; continuum removed method; apple tree; support vector machine

OCIS codes 300.6340; 300.6550; 120.4290; 070.4790

1 引言

土壤和作物分析仪器开发(SPAD)值是日本农林水产省农产园艺局提出的表示植物叶绿素相对含量的参数。叶绿素含量是评价新梢旺长期苹果树生长状况的重要指标之一,适量的叶绿素含量能够使果树储备足够的营养以促进苹果发育、提高苹果品质。因此,准确、快捷、实时地监测果树 SPAD 值,是及时对果树进行科学施肥,确保果业优质高产和可持续发展的重要环节,更是发展精准农业的要求。利用日本 Minolta Camera 公司生产的 SPAD-502 叶绿素仪,可以在田间迅速测定植物单个叶片 SPAD 值,但是当数据量较大时,依然存在费时、费力等缺陷。高光谱遥感具有波段多、光谱分辨率高等特点,已在土壤中广泛应用^[1-3],植被的 SPAD 又易于与高光谱数据准确对应^[4],而且光谱定量分析技术具有无损、快速、低成本且不会对环境造成污染等优势^[5-6],因而利用高光谱技术研究植被的 SPAD 具有重要的应用价值。目前,国内外学者利用高光谱技术对植被 SPAD 的估测主要集中在叶片和冠层两个尺度上。Daughtry 等^[7]研究了玉米叶片及冠层光谱反射率与叶绿素含量的定量关系。Hansen 等^[8]利用归一化植被指数(NDVI)及偏最小二乘法,估算出冬小麦冠层生理生化参数。Mielke 等^[9]研究了光谱指数与热带树种的叶绿素含量的关系,并建立了良好的估测模型。Yang 等^[10]基于高光谱遥感影像对大兴安岭森林冠层的叶绿素含量进行研究。孙旭东等^[11]利用移动窗口偏最小二乘法结合遗传算法、连续投影算法筛选可见光及近红外波段的光谱变量,并建立偏最小二乘回归校正模型。岳学军等^[12]利用主成分分析和小波去噪等方法对高光谱数据进行预处理,建立了柑橘叶片 SPAD 的估测模型。陈志强等^[13]、王强等^[14]、李敏夏等^[15]分析了 SPAD 与光谱反射率一阶导数、植被指数的关系,分别建立了玉米冠层、棉花冠层和苹果叶片 SPAD 的估测模型。姚付启等^[16-17]、朱西存等^[18]、梁爽等^[19]在光谱反射率一阶导数的基础上,研究了植被 SPAD 与红边位置、红边振幅、红边面积和红边斜率等红边参数及红边偏度、红边峰度的关系。易秋香等^[20]还分析了蓝边位置、蓝边面积、黄边位置和黄边面积与玉米叶绿素的关系。姜海玲等^[21]、夏天等^[22]利用小麦冠层光谱指数反演植被 SPAD,实现了从地面到卫星遥感不同尺度的冬小麦 SPAD 反演,为快速监测大面积冬小麦 SPAD 提供技术支撑。目前利用高光谱技术研究植被 SPAD 的报道较多,大部分学者对光谱进行一阶导数处理,并研究已有的植被指数及红边参数与 SPAD 的关系,而较少有学者利用连续统去除法处理冠层光谱,并在可见光和近红外波段范围内,逐波段地将两波段进行组合,构建植被指数,分析全部植被指数与 SPAD 之间的关系。鉴于此,本文以新梢旺长期红富士苹果树为研究对象,利用连续统去除的方法对苹果树冠层的光谱反射率进行处理,在此基础上逐波段地将可见光及近红外范围内的波段进行组合,构建 NDVI、比值植被指数(RVI)和差值植被指数(DVI),然后分析其与 SPAD 的关系。利用逐步回归和主成分分析方法提取多个自变量构建估测苹果树冠层 SPAD 的模型,以期应用高光谱遥感技术对新梢旺长期苹果树进行生长状况监测提供理论依据和技术支持。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

山东省烟台栖霞市(120°33'~121°15'E, 37°05'~37°32'N)地处胶东半岛的中心位置,属于暖温带东亚季风型半湿润气候,地形为山区丘陵。平均海拔 178 m,最高海拔 814 m,山区土壤类型为棕壤,中下部为典型棕壤,山地最低处为潮棕壤和河潮土,环境条件非常适宜苹果树生长。2013 年全市苹果种植面积已发展到 6.67 万公顷,其中盛果期面积达 4.73 万公顷,年总产量约为 2×10^6 t。

2.2 数据获取

以盛果期红富士苹果树作为研究对象,实验于新梢旺长期(2013 年 5 月下旬)在研究区域进行,在栖霞市的开发区、3 个街道及 12 个乡镇中,选择 50 个苹果园作为采样点,根据果园大小,每个果园选取 3~4 棵果树,共对 155 棵苹果树进行光谱和 SPAD 的数据采集。2014 年 5 月下旬在同一研究区,对 12 个果园的 41 棵苹果树进行验证数据的采集。

果树冠层光谱的测定采用美国 ASD FieldSpec 3 地物光谱仪。该仪器波段范围为 350~2500 nm, 在 350~1000 nm 波段范围内, 光谱采样间隔为 1.4 nm, 分辨率为 3 nm; 在 1001~2500 nm 波段范围内, 光谱采样间隔为 2 nm, 分辨率为 10 nm, 经重采样共输出 2151 个波段。选择晴朗无风、无云的天气采集数据, 测定时间为 10:00~14:00(太阳高度角大于 45°)。光谱仪外接 5 m 光纤, 测量前后, 用标准白板对仪器进行校正。测量时, 探头垂直向下, 探头视场角为 25°, 根据苹果树冠幅的大小, 调整仪器探头与树冠之间的距离, 确保视场覆盖整个冠层; 每个样本测 10 次光谱, 取平均值作为该样本的光谱反射值^[23]。

每棵果树外围 4 个方向上各采集 4 片健康无损叶片, 在每片叶的叶脉两侧各测 3 次取平均值作为该叶片的 SPAD 值, 取 16 片叶的平均值作为该果树冠层的 SPAD 值。196 个样本 SPAD 值测量结果如表 1 所示, 其中, Std 表示标准偏差, CV 表示相对标准偏差。

表 1 样本 SPAD 值统计量
Table 1 Statistics of sample SPAD

Samples	Max	Min	Mean	Std	CV /%
All	56.4	33.8	44.5102	4.3137	9.6915
Calibration	51.4	33.8	42.871	2.9124	6.7934
Prediction	56.4	43.3	50.1073	2.8775	5.7427

2.3 数据处理软件及方法

利用 Envi、Excel、DPS 等软件对数据进行处理。

2.3.1 连续统去除法

目前, 国内外学者研究表明, SPAD 值的敏感波段在可见光及近红外波段^[19,14,20], 因此采用 350~1300 nm 波段研究 SPAD。对校正集和预测集的 196 个光谱数据进行连续统去除处理。

连续统去除法最早由 Roush 和 Clark 提出, 定义为逐点直线连接随波长变化的吸收或反射凸出的峰点, 并使折线在峰值点上的外角大于 180°^[24], 又称为包络线去除, 是对原始光谱曲线的归一化处理。连续统去除法归一化后, 光谱反射率峰值点上的相对值均为 1, 而非峰值点上的值均小于 1, 该方法能够突出光谱曲线的吸收和反射特征, 并将其归一到一致的光谱背景上, 有利于与其他光谱曲线进行特征数值的比较, 从而提取出特征波段^[25]。

2.3.2 植被指数

为了充分挖掘对苹果树冠层 SPAD 值敏感的光谱参量, 提高光谱参量与 SPAD 的相关性, 进而构建高精度的估测模型, 构建了 NDVI、RVI 和 DVI 等植被指数, 具体公式如表 2 所示, 表中 R_{λ_1} 、 R_{λ_2} 分别是连续统去除法处理后的光谱中波长为 λ_1 和 λ_2 处的光谱值。利用逐步回归的方法筛选出与 SPAD 相关性高而且对其显著的植被指数, 然后利用主成分分析法削弱敏感植被指数间的多种共线性。

表 2 估算 SPAD 的植被指数
Table 2 Vegetation indices for SPAD evaluation

Vegetation indices	Formula
NDVI	$(R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}) / (R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2})$
DVI	$R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}$
RVI	$R_{\lambda_1} / R_{\lambda_2}$

2.4 模型建立及验证方法

支持向量机由 Vapnik 于 20 世纪 90 年代提出, 包括支持向量回归(SVR)和支持向量机分类(SVC)两部分内容, 是目前发展最快的机器学习方法。它是在高维特征空间使用线性函数假设空间的学习系统, 是一个最优化理论的学习算法训练。该算法实现了由统计学习理论导出的学习偏置^[26], 基于结构风险最小, 能够较好地解决非线性、小样本、维数灾难以及局部极小点等实际问题^[27]。

校正集的精度验证采用决定系数(CR²)、相对误差(REC)和相对分析误差(RPDC), 以预测集决定系数(PR²)、相对误差(REP)和相对分析误差(RPDP)对模型的检验结果进行评价。R²越大、RE 越小, 表明模型估测精度越高。相对分析误差(RPD)是样本标准差(SD)与预测均方根误差(RMSE)的比值。当 RPD 大于 2 时表明模型具有极好的预测能力, 当 RPD 在 1.4~2 范围内时表明模型可对样品作粗略估测, 而 RPD 小于 1.4 则

表明模型无法对样品进行预测^[28]。

3 结果与分析

3.1 原始光谱及连续统去除后的光谱特征

分别将 196 个样本的原始光谱及连续统去除后的光谱进行平均处理,得到能代表新梢旺长期苹果树冠层光谱特征的光谱曲线如图 1 所示。从图 1 可以看出,由于苹果树冠层叶绿素对绿光吸收较少,两条光谱曲线在绿光波段的 550 nm 附近形成一个明显的反射峰,而在蓝光的 450 nm 及红光的 670 nm 附近形成了两个色素吸收带。在近红外波段,受苹果叶细胞结构的影响,形成高反射峰,并在 700~800 nm 波段形成陡坡(红边)。经连续统去除后,苹果冠层光谱值明显提高,在可见光波段,其曲线变化较大,绿光波段的反射峰及红光波段的吸收谷更加明显,红边斜率有所增加,这些变化均有利于提取特征波段。

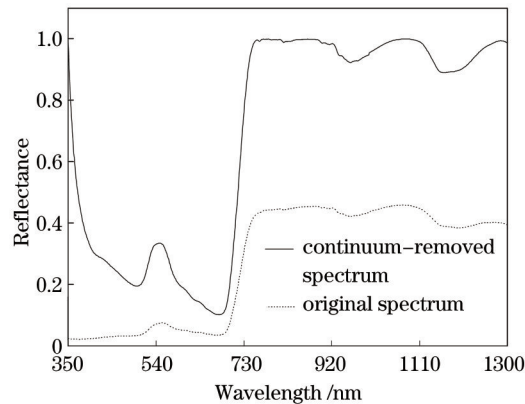


图 1 原始光谱及连续统去除后的光谱特征

Fig.1 Characteristics of the original spectrum and the continuum-removed spectrum

3.2 相关性分析

3.2.1 原始光谱及连续统去除后的光谱与 SPAD 的相关性

196 个样本的原始光谱及经连续统去除法处理后的光谱,逐波长(350~1300 nm)与 SPAD 值进行相关性分析,如图 2 所示。图 2 表明,在可见光波段,两条相关性曲线的走势基本一致,特别是在绿光反射峰的 550 nm 及红光的 720 nm(红边)附近,相关性都达到了极显著水平,且连续统去除后的光谱与 SPAD 的相关性明显高于原始光谱。在近红外波段(760~1300 nm),两条相关性曲线的差异较大,原始光谱与 SPAD 的相关性较低,相关性曲线较平滑。经连续统去除法处理后的光谱与 SPAD 的相关性曲线具有较大的起伏,其相关系数高于原始光谱,特别是在 1100 nm 附近,达到了极显著相关水平。

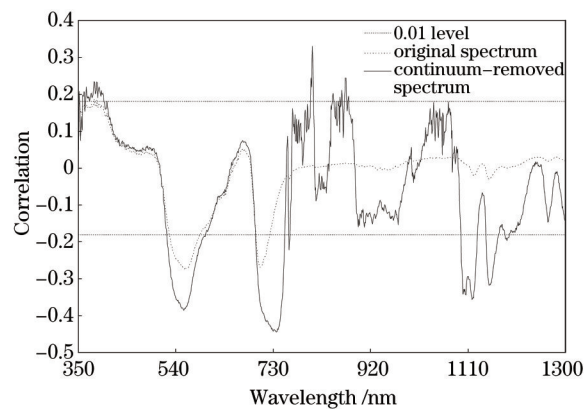


图 2 原始光谱及连续统去除后的光谱与 SPAD 的相关性

Fig.2 Correlation between SPAD and the original spectrum and the continuum-removed spectrum

3.2.2 植被指数与 SPAD 的相关性

利用连续统去除后的光谱(350~1300 nm),逐波长将两波长进行组合,构建 NDVI、RVI 和 DVI,然后分别与 SPAD 进行相关分析。然后基于 NDVI、RVI 和 DVI 植被指数,构建相关系数绝对值(Abs)等势图,如图 3~5

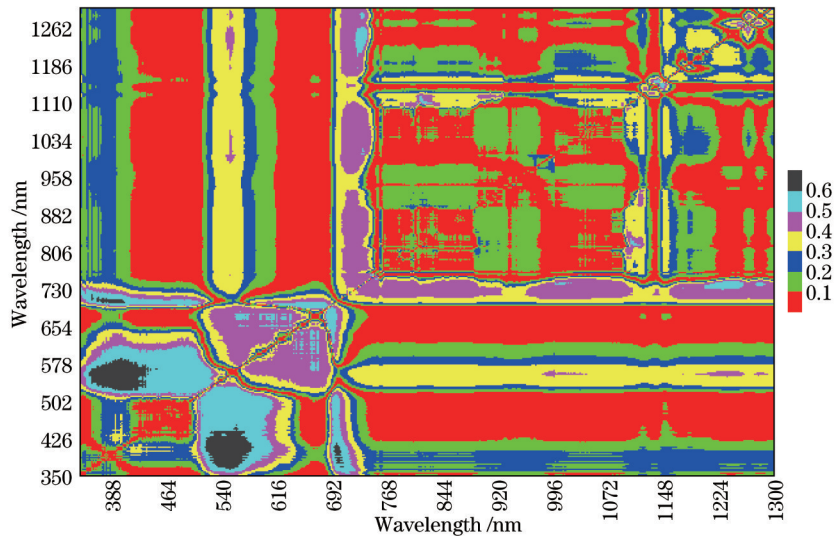


图3 NDVI 与 SPAD 相关系数 Abs 等势图

Fig.3 Abs equipotential graph of correlation coefficient between NDVI and SPAD

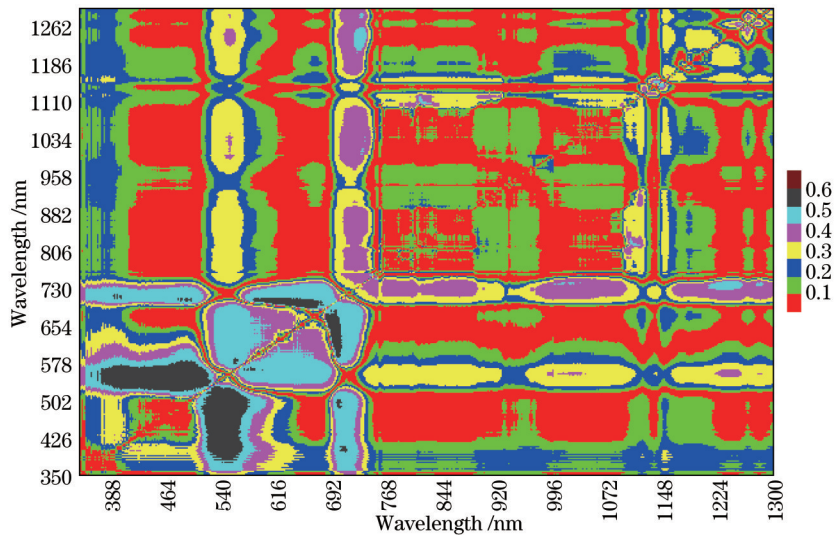


图4 RVI 与 SPAD 相关系数 Abs 等势图

Fig.4 Abs equipotential graph of correlation coefficient between RVI and SPAD

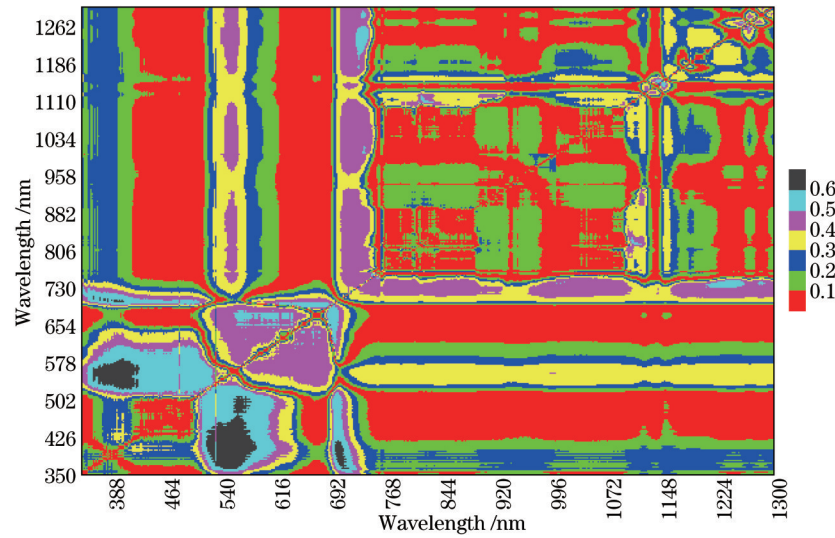


图5 DVI 与 SPAD 相关系数 Abs 等势图

Fig.5 Abs equipotential graph of correlation coefficient between DVI and SPAD

所示。从图3~5看出,形状及颜色相似,相关系数最大值的分布区域也基本相同。与单波段光谱相比,新构建的部分植被指数特别是利用可见光波段构建的植被指数与SPAD的相关性得到了明显的提高。与SPAD相关性较高的植被指数,大部分是由绿光550 nm附近及红光720 nm附近的波段与其他波段组合而成,这与图1中绿光反射峰、红边位置相对应,与图2中两条相关性曲线的变化趋势基本一致。3类植被指数中,与SPAD相关性最大的植被指数分别为NDVI (406,563)、RVI (406,565)和DVI (646,695),相关系数(r)分别达到了0.677、0.690和0.711。

3.3 敏感指数的筛选

由图3~5可知,与SPAD相关性高的波长较多。为了筛选出与SPAD相关性高而且对其显著的敏感植被指数,利用逐步回归方法,对 $|r|>0.65$ 的NDVI、RVI和DVI植被指数进行筛选,共筛选出14个植被指数,如表3所示。

表3 敏感植被指数及其与SPAD的相关系数

Table 3 Sensitive vegetation index and correlation coefficient with SPAD

Vegetation index	Correlation	Vegetation index	Correlation
DVI (646, 695)	-0.7105	DVI (538, 459)	-0.6541
RVI (406, 541)	0.6858	NDVI (381, 555)	-0.6641
NDVI (406, 547)	-0.6643	DVI (636, 695)	-0.6709
DVI (536, 422)	-0.6504	DVI (640, 698)	-0.6558
DVI (666, 690)	-0.6629	DVI (381, 553)	-0.6607
DVI (651, 695)	-0.6582	DVI (541, 420)	-0.6545
DVI (637, 696)	-0.6612	DVI (536, 436)	-0.6535

从表3可以看出,筛选出的植被指数都是由可见光范围内绿光或者红光与其他波段组合而成,由于波段之间离得较近,使得各植被指数之间存在较为严重的多重共线性,如表4所示。为了避免植被指数的多重共线性造成模型估测失真,利用主成分分析方法对表2中的植被指数提取主成分。当主成分个数为7时,其累计方差贡献率达到了99%。从主成分与经过标准化变换后的敏感植被指数的特征向量矩阵表(表5)可以看出,14个植被指数在7个主成分上所占的载荷均不相同,DVI (666,690)和DVI (637,696)分别在第5和第6主成分上占有较高的载荷,说明这2个主成分主要依赖于由红光波段合成的植被指数。

表4 植被指数共线性检验

Table 4 Vegetation index collinearity test

	RVI (406,541)	NDVI (406,547)	DVI (536,422)	DVI (666,690)	DVI (651,695)	DVI (637,696)	DVI (538,459)	NDVI (381,555)	DVI (636,695)	DIV (640,698)	NDVI (381,553)	DVI (541,420)	DVI (536,436)	DVI (646,695)
DVI(646,695)	-0.7680	0.7636	0.8349	0.8911	0.9668	0.9312	0.8681	0.7602	0.8799	0.9538	0.7572	0.8191	0.8513	1.0000
DVI(536,436)	-0.9123	0.9121	0.9759	0.7372	0.8523	0.8349	0.9722	0.8397	0.7633	0.8733	0.8383	0.9722	1.0000	0.8513
DVI(541,420)	-0.9556	0.9557	0.9784	0.7134	0.8146	0.8117	0.9444	0.8896	0.7518	0.8410	0.8886	1.0000	0.9722	0.8191
NDVI(381,553)	-0.9194	0.9223	0.8890	0.6862	0.7765	0.7336	0.8204	0.9993	0.6504	0.7753	1.0000	0.8886	0.8383	0.7572
DVI(640,698)	-0.7795	0.7757	0.8502	0.8978	0.9594	0.9249	0.9005	0.7790	0.8336	1.0000	0.7753	0.8410	0.8733	0.9538
DVI(636,695)	-0.7403	0.7375	0.7559	0.7734	0.8264	0.8986	0.7365	0.6531	1.0000	0.8336	0.6504	0.7518	0.7633	0.8799
NDVI(381,555)	-0.9196	0.9230	0.8897	0.6900	0.7797	0.7370	0.8221	1.0000	0.6531	0.7790	0.9993	0.8896	0.8397	0.7602
DVI(538,459)	-0.8659	0.8636	0.9462	0.7655	0.8812	0.8395	1.0000	0.8221	0.7365	0.9005	0.8204	0.9444	0.9722	0.8681
DVI(637,696)	-0.7760	0.7702	0.8194	0.8758	0.9021	1.0000	0.8395	0.7370	0.8986	0.9249	0.7336	0.8117	0.8349	0.9312
DVI(651,695)	-0.7588	0.7543	0.8331	0.9013	1.0000	0.9021	0.8812	0.7797	0.8264	0.9594	0.7765	0.8146	0.8523	0.9668
DVI(666,690)	-0.6616	0.6585	0.7126	1.0000	0.9013	0.8758	0.7655	0.6900	0.7734	0.8978	0.6862	0.7134	0.7372	0.8911
DVI(536,422)	-0.9483	0.9459	1.0000	0.7126	0.8331	0.8194	0.9462	0.8897	0.7559	0.8502	0.8890	0.9784	0.9759	0.8349
NDVI(406,547)	-0.9958	1.0000	0.9459	0.6585	0.7543	0.7702	0.8636	0.9230	0.7375	0.7757	0.9223	0.9557	0.9121	0.7636
RVI(406,541)	1.000	-0.9958	-0.9483	-0.6616	-0.7588	-0.7760	-0.8659	-0.9196	-0.7403	-0.7795	-0.9194	-0.9556	-0.9123	-0.7680

表5 主成分特征向量矩阵

Table 5 Principal component feature vector matrix

Vegetation index	Principal component						
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
DVI (646,695)	0.2697	0.2973	0.0333	0.0103	0.3306	-0.1743	-0.2291
RVI (406,541)	-0.2694	0.3003	0.0779	0.2283	0.2020	0.1206	0.4559
NDVI (406,547)	0.2691	-0.3003	-0.0686	-0.2316	-0.2015	-0.1379	-0.3968
DVI (536,422)	0.2781	-0.1840	-0.2134	0.1249	0.0144	-0.0328	0.1167
DVI (666,690)	0.2451	0.3884	0.3781	0.1059	-0.7201	-0.2591	0.1874
DVI (651,695)	0.2691	0.2741	0.1633	0.1949	0.3461	-0.2828	-0.2026
DVI (637,696)	0.2653	0.2877	-0.0750	-0.2084	-0.1503	0.8145	-0.0957
DVI (538,459)	0.2746	-0.0291	-0.2389	0.4516	0.0657	0.1116	0.2132
NDVI (381,555)	0.2622	-0.2809	0.4763	-0.1004	0.1850	0.1156	0.2270
DVI (636,695)	0.2459	0.2944	-0.3124	-0.6631	0.1678	-0.2354	0.4029
DVI (640,698)	0.2720	0.2538	0.0637	0.1936	0.1364	0.1431	-0.3149
DVI (381,553)	0.2616	-0.2906	0.4766	-0.1016	0.1883	0.1127	0.2388
DVI (541,420)	0.2772	-0.2034	-0.2191	0.1005	-0.1552	-0.0551	0.1535
DVI (536,436)	0.2772	-0.1065	-0.3269	0.2698	-0.0448	-0.0255	0.2036

3.4 估测模型的建立及验证

以主成分分析法提取的7个主成分为自变量, SPAD为因变量, 利用支持向量机回归方法, 建立苹果树冠层SPAD估测模型。模型主要包括回归类型、核函数及参数的选取3部分。通过比较分析不同类型及核函数的支持向量机学习算法, 得出 ε -SVR的径向基函数(RBF)在回归估计中的性能最优。经过多次训练及参数优选, 最终确定当 γ 取值为1.8时, 模型的估测效果最优, 该模型对校正集及预测集的预测效果如图6所示。从图6可以看出, CR^2 与 PR^2 均大于0.8, REC和REP均在1.2%左右, 且校正集和预测集的RPD都大于2, 表明支持向量机回归模型对全部样本的SPAD具有极好的估测能力, 能够高精度地估测研究区域内新梢旺长期红富士苹果树冠层的SPAD值。

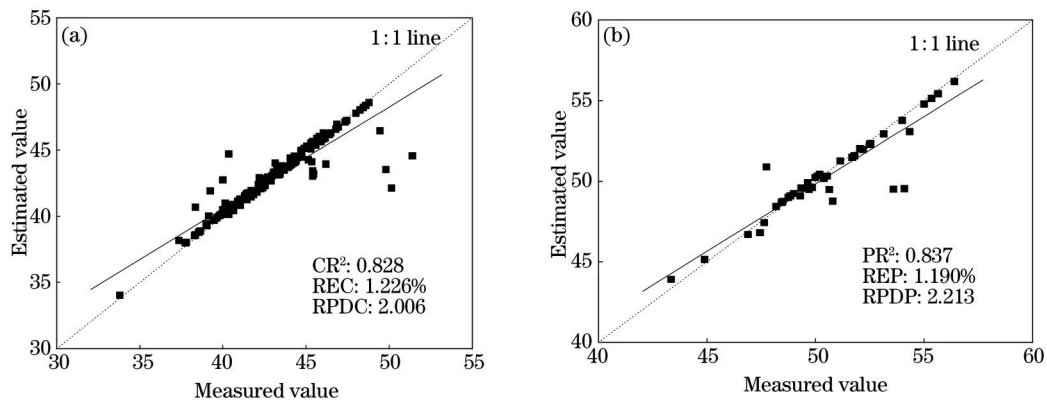


图6 SPAD实测值与估测值1:1散点图。(a) 校正集; (b) 预测集

Fig.6 1:1 plot of measured and estimated SPAD values. (a) Calibration set; (b) validation set

4 讨 论

连续统去除法广泛应用于矿物高光谱分析中^[29], 国内学者大多利用该方法处理一年生草本作物叶片的光谱数据^[30-31]。该研究利用连续统去除法对多年生乔木作物苹果树冠层的光谱进行处理, 对比连续统去除法处理前后的光谱与苹果树冠层SPAD的相关性曲线(图2), 可以看出连续统去除法能够有效地提高SPAD与光谱的相关性, 这是因为连续统去除法将光谱归一到一个一致的光谱背景上, 从一定程度上削弱了外部环境对光谱的影响, 突出SPAD对光谱曲线的影响, 因而提高了光谱与SPAD的相关性。

利用连续统去除后的光谱(350~1300 nm), 逐波段地将两波段进行组合, 构建了NDVI、RVI、DVI等植被指数, 然后分别与SPAD进行相关分析, 形成相关系数Abs等势图。等势图清晰直观地显示出与SPAD相关

性高的植被指数大都位于可见光区域,利用逐步回归方法筛选出的敏感植被指数也都位于此区域内,这与前人研究结果基本一致^[13,15-16,18,32]。

在选取敏感植被指数时,并不是简单地选取与 SPAD 相关系数较大的几个植被指数,而是先利用逐步回归的方法筛选敏感植被指数,同时考虑各植被指数间的共线性问题,再利用主成分分析法提取主成分,为建立高精度的估测模型提供了保障。以提取的 7 个主成分为自变量,建立了支持向量机回归模型,该模型能够较好地解决非线性、小样本以及维数灾难等实际问题^[23]。

在同一地区,利用两年的数据对同一品种的果树 SPAD 进行研究,确保了估测模型的可信性和稳定性。但是该模型对于其他地区、其他品种、其他生长期、其他树龄的苹果树是否适用,还需要进一步探索。在野外获取光谱数据时,果树冠层光谱反射率容易受到冠层结构和外部环境的影响,这些影响因素对冠层光谱的影响机理有待于进一步探究。

5 结 论

连续统去除法及植被指数均能提高光谱与果树冠层 SPAD 的相关性。利用逐步回归和主成分分析法,提取出 7 个主成分作为变量,构建了支持向量机回归模型,估测新梢旺长期苹果树冠层 SPAD。并用 2014 年采集的数据对该模型进行验证,其 PR^2 达到了 0.837、REP 为 1.190%、RPDP 达到了 2.213,表明模型具有较好的预测能力,为估测苹果冠层 SPAD 提供了比较快捷的方法。

参 考 文 献

- 1 Yu Yang, Zhao Nanjing, Wang Yin, *et al.*. Research on the characteristics of lead contained in lead slime by laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(7): 0715001.
余 洋, 赵南京, 王 寅, 等. 含铅污泥中铅的激光诱导击穿光谱特性研究[J]. 中国激光, 2014, 41(7): 0715001.
- 2 Meng Deshuo, Zhao Nanjing, Liu Wenqing, *et al.*. Quantitative measurement and analysis of potassium in soil using laser-induced breakdown spectroscopy[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(5): 0515003.
孟德硕, 赵南京, 刘文清, 等. 土壤钾元素的激光诱导击穿光谱定量检测分析[J]. 中国激光, 2014, 41(5): 0515003.
- 3 Meng Deshuo, Zhao Nanjing, Liu Wenqing, *et al.*. Quantitative measurement of Cr in soil using laser-induced breakdown spectroscopy combined with standard addition method[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(7): 0715002.
孟德硕, 赵南京, 刘文清, 等. 激光诱导击穿光谱结合标准加入法定量检测土壤中 Cr[J]. 中国激光, 2014, 41(7): 0715002.
- 4 Zou Hongyu, Ding Lixia. Study on estimation model of tea leaf SPAD value based on reflective spectra data[J]. Remote Sensing Information, 2011, (5): 71-75.
邹红玉, 丁丽霞. 基于反射光谱数据的茶树叶片 SPAD 值估算模型研究[J]. 遥感信息, 2011, (5): 71-75.
- 5 Wang Qianlong, Li Shuo, Lu Yanli, *et al.*. Nitrogen content inversion based on large sample soil spectral library[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0930003.
王乾龙, 李 硕, 卢艳丽, 等. 基于大样本土壤光谱数据库的氮含量反演[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0930003.
- 6 Gao Hongzhi, Lu Qipeng, Ding Haiquan, *et al.*. Robust calibration methods of near-infrared spectrum based on random sample consensus algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(s2): s230001.
高洪智, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 基于随机抽样一致性算法的近红外光谱稳健模型研究[J]. 光学学报, 2013, 33(s2): s230001.
- 7 Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, *et al.*. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229-239.
- 8 Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 542-553.
- 9 Mielke M S, Schaffer B, Schilling A C. Evaluation of reflectance spectroscopy indices for estimation of chlorophyll content in leaves of a tropical tree species[J]. Photosynthetica, 2012, 50(3): 343-352.
- 10 Yang X G, Yu Y, Fan W Y. Chlorophyll content retrieval from hyperspectral remote sensing imagery[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2015, 187(7): 456.
- 11 Sun Xudong, Hao Yong, Zhang Guangwei. Nondestructive detection SPAD value of leaves for Gannan navel orange by visible-near infrared spectroscopy[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014, (4): 120-126.
孙旭东, 郝 勇, 张光伟. 赣南脐橙叶片 SPAD 值可见近红外光谱无损检测[J]. 农机化研究, 2014, (4): 120-126.

- 12 Yue Xuejun, Quan Dongping, Hong Tiansheng, *et al.*. Non-destructive hyperspectral measurement model of chlorophyll content for citrus leaves[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1): 294-302.
岳学军, 全东平, 洪添胜, 等. 柑橘叶片叶绿素含量高光谱无损检测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 294-302.
- 13 Chen Zhiqiang, Wang Lei, Bai Youlu, *et al.*. Hyperspectral prediction model for maize leaf SPAD in the whole growth period [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10): 2838-2842.
陈志强, 王磊, 白由路, 等. 整个生育期玉米叶片 SPAD 高光谱预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10): 2838-2842.
- 14 Wang Qiang, Yi Qiuxiang, Bao Anming, *et al.*. Estimating chlorophyll density of cotton canopy by hyperspectral reflectance [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(15): 125-132.
王强, 易秋香, 包安明, 等. 基于高光谱反射率的棉花冠层叶绿素密度估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 125-132.
- 15 Li Minxia, Zhang Linsen, Li Bingzhi, *et al.*. Relationship between spectral reflectance feature and their chlorophyll concentrations and SPAD value of apple leaves[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2010, 25(2): 35-39.
李敏夏, 张林森, 李丙智, 等. 苹果叶片高光谱特性与叶绿素含量和 SPAD 值的关系[J]. 西北林学院学报, 2010, 25(2): 35-39.
- 16 Yao Fuqi, Cai Huanjie, Li Yalong, *et al.*. Monitoring winter wheat SPAD based on red edge parameter derived from hyperspectral reflectance[J]. China Rural Water and Hydropower, 2015, (3): 84-87.
姚付启, 蔡焕杰, 李亚龙, 等. 基于红边参数的冬小麦 SPAD 高光谱遥感监测[J]. 中国农村水利水电, 2015, (3): 84-87.
- 17 Yao Fuqi, Zhang Zhenhua, Yang Runya, *et al.*. Hyperspectral models for estimating vegetation chlorophyll content based on red edge parameter[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(S2): 123-129.
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.
- 18 Zhu Xicun, Zhao Gengxing, Jiang Yuanmao, *et al.*. Estimation of SPAD value of apple leaf in different phenophase based on hyperspectral red edge parameters[J]. Infrared, 2011, 32(12): 31-38.
朱西存, 赵庚星, 姜远茂, 等. 基于高光谱红边参数的不同物候期苹果叶片的 SPAD 值估测[J]. 红外, 2011, 32(12): 31-38.
- 19 Liang Shuang, Zhao Gengxing, Zhu Xicun. Hyperspectral estimation models of chlorophyll content in apple leaves[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(5): 1367-1370.
梁爽, 赵庚星, 朱西存. 苹果树叶片叶绿素含量高光谱估测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(5): 1367-1370.
- 20 Yi Qiuxiang, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen, *et al.*. Hyperspectral remote sensing estimation models for chlorophyll concentration in corn[J]. Bulletin of Science and Technology, 2007, 23(1): 83-87.
易秋香, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 玉米叶绿素高光谱遥感估算模型研究[J]. 科技通报, 2007, 23(1): 83-87.
- 21 Jiang Hailing, Yang Hang, Chen Xiaoping, *et al.*. Research on accuracy and stability of inverting vegetation chlorophyll content by spectral index method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(4): 975-981.
姜海玲, 杨杭, 陈小平等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(4): 975-981.
- 22 Xia Tian, Zhou Yong, Zhou Qingbo, *et al.*. Monitoring winter wheat SPAD based on hyperspectral remote sensing and HJ-1[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2013, 22(3): 307-313.
夏天, 周勇, 周清波, 等. 基于高光谱遥感和 HJ-1 卫星的冬小麦 SPAD 反演研究[J]. 长江流域资源与环境, 2013, 22(3): 307-313.
- 23 Zhu Xicun, Zhao Gengxing, Lei Tong. Reflective spectral characteristics of apple florescence canopy[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 180-186.
朱西存, 赵庚星, 雷彤. 苹果花期冠层反射光谱特征[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 180-186.
- 24 Han Zhaoying, Zhu Xicun, Liu Qing, *et al.*. Hyperspectral inversion models for soil organic matter content in the Yellow River Delta[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizer, 2014, 20(6): 1545-1552.
韩兆迎, 朱西存, 刘庆, 等. 黄河三角洲土壤有机质含量的高光谱反演[J]. 植物营养与肥科学报, 2014, 20(6): 1545-1552.
- 25 李云海, 王桥, 黄家柱, 等. 地面遥感实验原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 45.
- 26 Cristianini N, Taylor J S. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods[M]. Li Guozheng, Wang Meng, Zeng Huajun Trans. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.
Cristianini N, Taylor J S. 支持向量机导论[M]. 李国正, 王猛, 曾华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- 27 Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.
张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.
- 28 Vogelmann J E, Rock B N, Moss D M. Red-edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. International Journal

- of Remote Sensing, 1993, 14(8): 1563–1575.
- 29 Clark, R N, Roush, T L. Reflectance spectroscopy: Quantitative analysis techniques for remote sensing applications[J]. Journal of Geophysical Research Solid Earth, 1984, 89(B7): 6329–6340.
- 30 Zhang Xuehong, Tian Qingjiu. Hyperspectral evaluation of nitrogen accumulation in winter wheat leaves based on continuum-removed method[J]. Chinese Journal of Ecology, 2010, 29(1): 181–186.
张雪红, 田庆久. 基于连续统去除法的冬小麦叶片氮积累量的高光谱评价[J]. 生态学杂志, 2010, 29(1): 181–186.
- 31 Zhang Jinheng. Rice nitrogen nutrition diagnosis using continuum-removed reflectance[J]. Journal of Plant Ecology, 2006, 30(1): 78–82.
张金恒. 基于连续统去除法的水稻氮素营养光谱诊断[J]. 植物生态学报, 2006, 30(1): 78–82.
- 32 Smith K L, Steven M D, Colls J J. Use of hyperspectral derivative ratios in the red-edge region to identify plant stress responses to gas leaks[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(2): 207–217.

栏目编辑: 吴秀娟