

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.08.034

基于 SVR 算法的苹果叶片叶绿素含量高光谱反演

刘京 常庆瑞 刘淼 殷紫 马文君

(西北农林科技大学资源环境学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为实现苹果叶片叶绿素含量的高光谱反演,分析了多种光谱参数与实测 SPAD 值的相关性,并将归一化光谱参数值及 SPAD 值进行多项式回归及支持向量回归。其中以归一化植被指数为变量的 SVR (Support vector regression) 反演模型在建模及模型检验中决定系数分别为 0.741 0、0.891 4,均方根误差分别为 0.133 2、0.125 6,具有较高的精度及良好的预测能力。与多项式回归相比,SVR 具有更好的反演效果,可以作为叶绿素高光谱反演的优选算法。

关键词: 苹果叶片; 叶绿素; 光谱参数; SPAD 值; 支持向量回归; 反演

中图分类号: TP79; S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)08-0260-06

Chlorophyll Content Inversion with Hyperspectral Technology for Apple Leaves Based on Support Vector Regression Algorithm

Liu Jing Chang Qingrui Liu Miao Yin Zi Ma Wenjun

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

Abstract: To realize the chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for apple leaves, the spectral data and SPAD values were obtained by SVC HR-1024i full band spectrometer and SPAD-502 portable chlorophyll analyzer, respectively. The correlation of original spectral data, the first derivative spectral data and measured SPAD values were analyzed, various spectral parameters were selected based on the sensitive wave bands and models between spectral parameters and measured SPAD values were established. The original spectra and the SPAD value were significantly negatively correlated in visible bands, and significantly positively correlated in NIR bands. The first order derivations of spectra and the SPAD value were negatively correlated in blue and green light bands, and positively correlated in yellow and red light bands. The SPAD inversion model based on NDVI and R_{565} fitted well. The first derivative spectral data and measured SPAD values had improved correlation coefficient compared with the original spectral data, and the determination coefficient R^2 in the inspection process of models establishment based on normalized difference vegetation index (NDVI) and R_{565} were 0.889 6 and 0.852 4, which showed better prediction ability than other models. To avoid the difference of order of magnitude, the spectral parameters and measured SPAD values were normalized, and polynomial regression and support vector regression (SVR) were carried out by using the normalized spectral parameters and SPAD values. The R^2 in the modeling process and inspection process of SVR inversion model were 0.741 0 and 0.891 4 with root mean square error of 0.133 2 and 0.125 6, respectively, which indicated that the SVR inversion had high precision and good prediction ability. Compared with polynomial regression, the SVR algorithm had better inversion effect, thus it can be used as an optimization algorithm for chlorophyll content inversion.

Key words: apple leaves; chlorophyll; spectral parameters; SPAD value; support vector regression; inversion

收稿日期: 2015-12-24 修回日期: 2016-02-18

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2013AA102401-2)

作者简介: 刘京(1975—),男,讲师,主要从事遥感与GIS应用研究,E-mail: jingliu@nwsuaf.edu.cn

通信作者: 常庆瑞(1959—),男,教授,博士生导师,主要从事遥感与GIS应用研究,E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

引言

叶绿素含量是反映植物光合作用能力和生长状况的重要指标。由于叶绿素与叶片氮含量间存在较好的相关,可表征植物的营养状况,所以叶绿素含量也是植物营养胁迫的指示剂。由此可见,快速、准确地测量植物叶片的叶绿素含量具有重要的应用价值。HORLER 等^[1]研究了叶片叶绿素含量与反射光谱间的相关性,指出红边测量对叶绿素状态评估的价值; CURRAN 等^[2]与 FILELLA 等^[3]指出红边位置与形状可作为植被叶绿素、叶面积指数及营养状况等信息获取的指标。近年来,针对高光谱与叶绿素含量关系的研究大多集中在水稻、玉米、小麦等粮食作物上^[4-9],对果树的研究相对较少。

本文选取多种光谱特征参数对苹果叶片叶绿素含量进行反演建模,并利用支持向量回归对模型进行优化和对比分析,以得到最佳反演模型。

1 材料与方法

1.1 实验设计

实验地位于陕西省扶风县杏林镇召宅村(108°00'45" E, 34°22'12"N),样品采集于 2015 年 4 月 27 日,此时苹果果树处于生长早期,叶片受病害等其他因素的影响较小,叶片光谱可以较好地反映叶绿素状况,监测此时苹果叶片叶绿素含量可为之后果树生长过程中氮肥的施加提供一定的参考依据,采集红富士苹果叶片,用保鲜袋密封保存,带回实验室处理。

1.2 叶片光谱测定

苹果叶片光谱测定于室内进行。采用 SVC HR-1024i 型全波段地物光谱仪,波长范围为 350 ~ 2 500 nm,光谱采样间隔在 350 ~ 1 000 nm 范围内是 1.377 nm,在 1 000 ~ 2 500 nm 范围内为 2 nm。光谱测定中使用仪器内置光源,为消除环境变化对仪器的影响,每隔 0.5 h 用参考板进行一次优化。选择正常苹果叶片 94 片,每片叶子使用叶片夹从叶柄至叶尖分段测量 3 次(避开叶脉部分),求平均值后得出该叶片的光谱反射率曲线。

1.3 叶绿素测定

叶绿素是植物光合作用的色素,传统方法测定叶绿素一般采用分光光度法,但是研究表明叶片绿色度(SPAD 值)与叶绿素含量具有显著的相关性,SPAD 值能较好地反映叶片叶绿素含量的变化,使用叶绿素计测定叶片叶绿素含量是完全可行的,在一定条件下可代替叶绿素含量的直接测定^[10]。本文即用 SPAD-502 型便携式叶绿素仪测定值代替

叶绿素含量。每片叶片测量时避开叶脉部分,从叶柄至叶尖分段测量 4 次,平均后得出该叶片的 SPAD 值。

1.4 数据处理

对测得的原始光谱数据进行重采样,采样间隔 1 nm。在借鉴前人经验的基础上,结合本实验中苹果叶片 SPAD 值的敏感波段,构建表 1 所示的光谱特征参数^[11-14],表中 R_{765} 、 R_{720} 、 R_{620} 、 R_{506} 、 R_{570} 、 R_{531} 、 R_{642} 、 R_{432} 分别表示 765、720、620、506、570、531、642、432 nm 处的反射率。

表 1 光谱参数及其定义

Tab.1 Spectral parameters and their definitions

参数	定义
D_b	蓝边(490 ~ 530 nm)内最大一阶微分值
D_r	红边(680 ~ 780 nm)内最大一阶微分值
R_o	红谷(640 ~ 700 nm)内最小波段反射率
S_b	蓝边(490 ~ 530 nm)内一阶微分值总和
S_g	绿边(510 ~ 580 nm)内一阶微分值总和
S_y	黄边(550 ~ 580 nm)内一阶微分值总和
S_r	红边(680 ~ 780 nm)内一阶微分值总和
$I_1 = (R_{765} - R_{720}) / (R_{765} + R_{720})$	归一化植被指数
$I_2 = (R_{620} - R_{506}) / (R_{620} + R_{506})$	红绿比值植被指数
$I_3 = (R_{570} - R_{531}) / (R_{570} + R_{531})$	生理反射指数
$I_4 = (R_{642} - R_{432}) / (R_{642} + R_{432})$	归一化色素叶绿素指数
R_{565}	565 nm 处的反射率

将采集的 94 个样本随机分为 2 组:一组 60 个,一组 34 个,分别用于光谱参数与实测 SPAD 值的相关关系模型的建立与检验。数据处理及建模在 Excel 及 Matlab 软件中完成。

2 结果与分析

2.1 苹果叶片 SPAD 值与光谱变量的相关分析

2.1.1 叶片 SPAD 值与原始光谱相关分析

叶片 SPAD 值与原始光谱的相关性如图 1 所示。图 1 中 R 为 SPAD 值与原始光谱的相关性曲线,从曲线 R 可以看出,在 400 ~ 735 nm、1 880 ~ 2 060 nm、2 341 ~ 2 500 nm 处,SPAD 值与原始光谱均呈极显著负相关,最大相关系数达 0.8 以上;在 852 ~ 1 365 nm 处,两者呈极显著正相关。绿色植物反射光谱在可见光范围内主要受叶片色素的影响,吸收作用较强,反射率较低,叶片 SPAD 值与原始光谱在可见光范围内呈负相关说明叶绿素含量越高,光谱反射率越低,吸收作用越强。可见光之外反射光谱主要受细胞结构及叶片含水率的影响,虽然在

部分波段叶片 SPAD 值与原始光谱达到极显著相关,但不排除其他因素的影响。

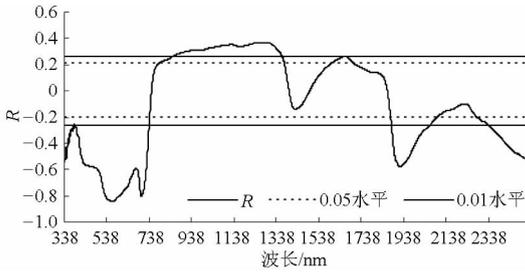


图1 苹果叶片 SPAD 值与原始光谱的相关分析
Fig.1 Correlation analysis between original spectral data and SPAD values of apple leaves

2.1.2 叶片 SPAD 值与一阶微分光谱的相关分析

叶片 SPAD 值与光谱一阶微分的相关性如图 2 所示。从图中可以看出,在 406 ~ 470 nm、476 ~ 550 nm、681 ~ 705 nm、1 345 ~ 1 420 nm、1 670 ~ 1 750 nm、1 830 ~ 1 885 nm、2 236 ~ 2 295 nm 处,SPAD 值与一阶微分光谱呈极显著负相关,最大相关系数达 0.7 以上;在 560 ~ 670 nm、711 ~ 800 nm、815 ~ 855 nm、1 445 ~ 1 655 nm、2 050 ~ 2 125 nm 处,两者呈极显著正相关,最大相关系数达 0.9 以上。与原始光谱相比较,一阶微分与叶片 SPAD 值的相关系数有所提高。与叶片 SPAD 值和原始光谱的结果分析相同,在长波段上 SPAD 值与一阶微分光谱的极显著相关波段不作为光谱参数选取的依据。

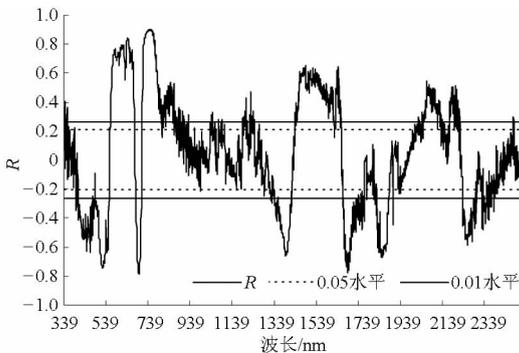


图2 苹果叶片 SPAD 值与一阶微分光谱的相关分析
Fig.2 Correlation analysis between the first derivative spectral data and SPAD values of apple leaves

2.2 苹果叶片 SPAD 值与光谱特征参数的相关分析

各光谱特征参数与 SPAD 值的相关性分析结果如表 2 所示。

由表 2 可知,文中所构建的光谱参数与 SPAD 值均具有较好的相关性,达到了 0.01 或 0.001 水平上的显著、极显著关系,其中以归一化植被指数 I_1 与 SPAD 值的相关系数最大,达到了 0.85 以上;红边内一阶微分的最大值即 D_r 与 SPAD 值的相关系数绝对值最小,只有 0.283 7,但也达到了 0.01 水平的显著相关。表 2 显示,各光谱参数与 SPAD 值的相

表 2 光谱参数与 SPAD 值相关分析

Tab.2 Correlation analysis between spectral parameters and SPAD values

光谱参数	相关系数	光谱参数	相关系数
D_b	-0.736 9 **	S_r	0.476 3 **
D_r	-0.283 7 *	I_1	0.871 0 **
R_o	-0.594 6 **	I_2	-0.610 6 **
S_b	-0.703 0 **	I_3	-0.537 5 **
S_g	-0.768 6 **	I_4	-0.809 7 **
S_y	0.594 0 **	R_{565}	-0.843 1 **

注: $r_{0.001} = 0.334$, $r_{0.01} = 0.264$, ** 表示在 0.001 水平上显著, * 表示在 0.01 水平上显著。

关系数大多在 0.5 以上,为极显著相关, S_y 、 S_r 和 I_1 与 SPAD 值呈正相关关系,其他光谱参数与 SPAD 值呈负相关。

2.3 光谱参数与 SPAD 值普通回归分析

选取表 2 中与 SPAD 值相关系数 0.7 以上的光谱参数进行回归分析,建立光谱参数与 SPAD 值的回归关系模型。为达到较好的模型拟合水平,在回归模型建立中分别尝试了线性、二次多项式、对数、指数及幂函数模型,最终选取的模型为: D_b 、 S_g 二次多项式回归模型, R_{565} 、NPCI 指数模型, S_b 对数模型, NDVI 幂函数模型,各模型的表达式及决定系数、均方根误差如表 3 所示。其中 NDVI、 R_{564} 和 NPCI 模型的决定系数 R^2 在 0.64 以上,均方根误差则小于 5.1,由这 3 个光谱参数建立的叶片 SPAD 值回归模型精度较高。

表 3 光谱参数与 SPAD 值回归关系模型

Tab.3 Regression models of spectral parameters and SPAD values

光谱参数	回归模型	R^2	均方根误差
D_b	$Y = 814\ 070D_b^2 - 11\ 727D_b + 67.93$	0.484 5	5.998 5
S_b	$Y = -17.09\ln S_b - 5.914\ 1$	0.441 0	6.246 5
S_g	$Y = 7\ 969.3S_g^2 - 866.39S_g + 54.319$	0.545 0	5.635 4
R_{565}	$Y = 73.697e^{-4.572R_{565}}$	0.697 1	4.680 3
I_1	$Y = 127.26I_1^{0.635\ 5}$	0.760 5	4.323 1
I_4	$Y = 58.053e^{-3.131I_4}$	0.649 6	5.075 5

以所建立的回归模型用检验集样本的各光谱参数为变量,分别估测其对应叶片 SPAD 值,与实测值比较,对叶片 SPAD 值的各回归模型进行检验,比较其均方根误差及相对误差,结果如图 3 所示。

各模型检验的均方根误差均在 4 ~ 6 之间,其中以 I_1 为变量建立的模型在检验中均方根误差最小,为 4.128 5,同时具有相对较小的相对误差 9.35%;其次是以 R_{565} 为变量建立的模型。这 2 个模型的预测决定系数分别为 0.889 6 和 0.852 4,且较小的均

方根误差及相对误差说明 2 个模型具有较好的预测能力。

2.4 光谱参数与 SPAD 值支持向量回归分析

原始光谱参数数据与 SPAD 值的普通回归分析实现了 SPAD 值的高光谱反演,而部分模型精度较低,且为了找到最佳反演模型,需要在线性、指数、对数、多项式、幂函数模型间比较选择。梁亮等^[8]研究表明利用支持向量回归(SVR)^[15]可以提高小麦

冠层叶绿素高光谱反演精度。因此本文利用 SVR 进行了苹果叶片的高光谱反演。在支持向量回归的参数寻优过程中,由于惩罚系数 C 过大或过小会出现过拟合或拟合不足现象,因此通常为 C 设定范围 $[2^{-8}, 2^8]$ 。由于各光谱参数值与实测 SPAD 值在数值上相差过大,在使用原始数据进行参数寻优时 C 将会达到阈值,无法得到最优值。因此本文选取了数据归一化的方法以消除这种量级的差别^[16]。

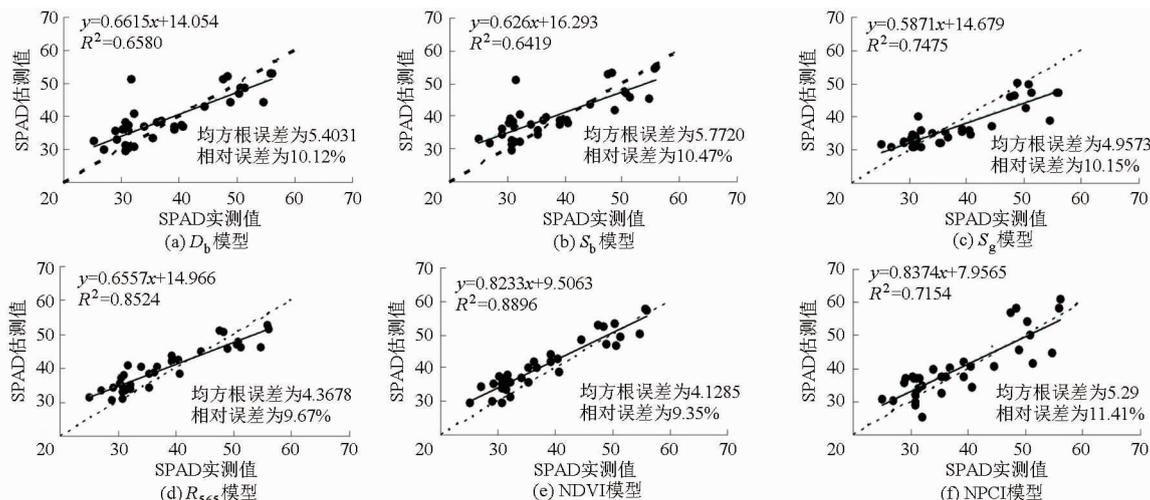


图 3 苹果叶片 SPAD 预测值与实测值的比较

Fig. 3 Comparisons of predicted and measured SPAD values of apple leaves

对归一化后的光谱参数数据及 SPAD 值进行支持向量回归,SVM 类型设置为 e-SVR,其损失函数 p 设为 0.01,核函数类型选取径向基函数(RBF),最优惩罚系数 C 及 RBF 核参数 g 使用网格搜索法进行参数寻优,其他参数采用默认值。光谱参数与叶绿素含量 SVR 模型检验结果如表 4 所示。

表 4 各光谱参数与 SPAD 值 SVR 结果

Tab.4 Support vector regression results of spectral parameters and SPAD values

参数	建模 R^2	建模均方根误差	检验 R^2	检验均方根误差
D_b	0.4843	0.1898	0.6718	0.1773
S_b	0.4624	0.1907	0.6513	0.1848
S_g	0.6106	0.1632	0.6978	0.1569
R_{565}	0.6902	0.1445	0.8517	0.1363
I_1	0.7410	0.1332	0.8914	0.1256
I_4	0.6410	0.1561	0.7442	0.1501

各光谱参数与 SPAD 值 SVR 模型中, R_{565} 、 I_1 光谱参数 SVR 模型在建立及检验中的决定系数分别在 0.69 及 0.85 以上,均方根误差在 0.15 及 0.14 以下,与其他各光谱参数的 SVR 模型相比,决定系数较大,均方根误差则较小,表明光谱参数 R_{565} 、 I_1 分别与 SPAD 值建立的 SVR 模型比其他光谱参数

与 SPAD 值的 SVR 模型具有更高的精度及更好的预测能力。

2.5 普通回归模型与 SVR 模型精度比较

将归一化光谱参数数据与 SPAD 值进行普通回归以实现与 SVR 的结果比较。归一化后光谱参数与 SPAD 值的普通回归模型及检验结果如表 5 所示。

由表 5 可见,归一化后各光谱参数与 SPAD 值回归模型都为多项式。比较各光谱参数与 SPAD 值多项式回归的结果可知, R_{565} 、NDVI 两光谱参数分别与 SPAD 值的相关模型在建立及检验中均具有较大的决定系数和较小的均方根误差,这与归一化之前各光谱参数与 SPAD 值的回归检验结果是一致的。由于归一化后数据范围为 $[0, 1]$,出现 0 值,部分模型不再适用,因此出现部分参数构建的回归模型精度降低的情况,而归一化前后同样是多项式模型的 D_b 模型及 S_g 模型,建模决定系数及检验决定系数是相同的。

对比表 4 与表 5 可知,光谱参数 S_b 、 S_g 、 R_{565} 和 NPCI 与 SPAD 值的相关模型中,SVR 的建模决定系数均大于多项式回归的建模决定系数,且均方根误差也更小,说明这些光谱参数与 SPAD 值建模时,与多项式模型相比,SVR 模型的估测结果与实测值更接近。NDVI 与 SPAD 值模型建立过程中,虽然 SVR

表5 归一化光谱参数与 SPAD 值回归关系模型及其检测精度

Tab.5 Regression models and predicting precision of normalized spectral parameters and SPAD values

光谱参数	回归模型	建模 R^2	建模均方根误差	检验 R^2	检验均方根误差
D_b	$y = 0.3277D_b^2 - 1.0563D_b + 0.907$	0.4845	0.1863	0.6580	0.1678
S_b	$y = 0.6675S_b^2 - 1.4694S_b + 0.9335$	0.4396	0.1942	0.6533	0.1762
S_g	$y = 0.7217S_g^2 - 1.4316S_g + 0.9233$	0.5450	0.4411	0.7475	0.1540
R_{565}	$y = 0.2789R_{565}^2 - 1.1558R_{565} + 0.9391$	0.6882	0.1449	0.8503	0.1398
I_1	$y = -0.7775I_1^2 + 1.6731I_1 + 0.0059$	0.7524	0.1291	0.8611	0.1424
I_4	$y = 0.0306I_4^2 - 1.0798I_4 + 1.0432$	0.6369	0.1563	0.7382	0.1581

的决定系数小于多项式回归的决定系数,且均方根误差大于多项式回归的均方根误差,但同其他参数建立的各种模型相比,NDVI 与 SPAD 值的 SVR 模型建立中具有较大的决定系数与较小的均方根误差,即具有更高的精度。光谱参数 R_{565} 、NDVI 及 NPCI 在 2 种回归模型检验中具有相同的比较结果,

即检验过程中 SVR 模型检验决定系数比多项式回归模型大而检验均方根误差比多项式回归模型小,说明光谱参数 R_{565} 、NDVI 及 NPCI 与 SPAD 值的 SVR 模型比多项式模型具有更好的预测能力。 R_{565} 和 NDVI 在多项式回归及支持向量回归 2 种不同模型下的预测检验结果如图 4 所示。

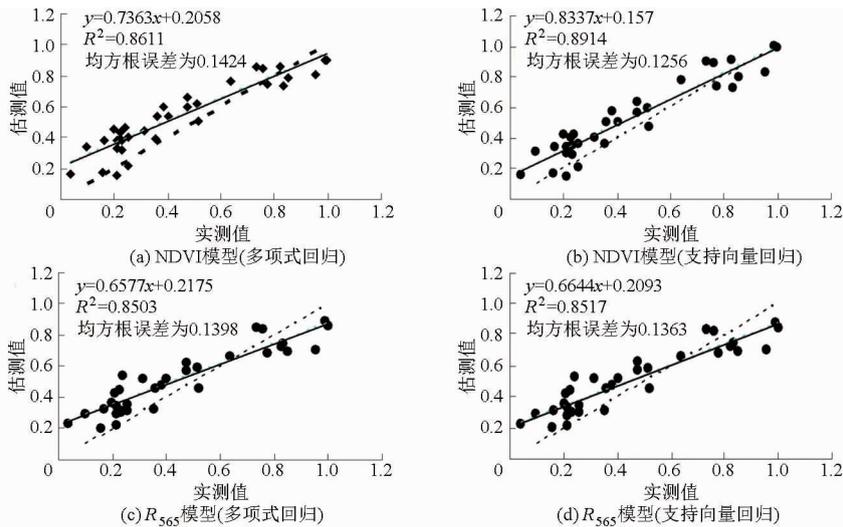


图4 苹果叶片光谱参数与 SPAD 值多项式回归及 SVR 检验结果

Fig.4 Polynomial regressions and SVR test results of spectral parameters and SPAD values of apple leaves

通过图 4 中 SVR 模型与多项式模型检验结果的比较,NDVI 与 SPAD 值建立的 2 种模型均具有较好的预测效果。SVR 模型检验决定系数 R^2 (0.8914) 大于多项式模型 (0.8611), 检验均方根误差 (0.1256) 小于多项式模型 (0.1424), 预测回归方程的斜率 (0.8337) 较多项式模型 (0.7363) 更接近 1, 偏移为 0.157, 小于多项式模型 (0.2058), 表明 SVR 模型预测回归方程更接近于直线 $y=x$ (图中虚线), 说明 SVR 模型预测能力较多项式模型更好。光谱参数 R_{565} 与 SPAD 值 SVR 模型回归的各种指标与多项式模型回归相比和上述 NDVI 与 SPAD 值建立的 2 种模型比较结果具有同样的特征, 即光谱参数 R_{565} 与 SPAD 值的 SVR 模型预测能力同样较多项式模型更好。

3 讨论

本文使用的苹果叶片采集于果树生长早期,由

此构建的光谱参数与实测 SPAD 相关模型在其他时期是否同样适用有待进一步分析。

在归一化植被指数 NDVI 的计算中,不同的研究针对具体数据选取的波段位置会有差异。有研究中就应用了波长 750 nm 和 705 nm, 800 nm 和 670 nm 等不同组合^[17-18]。

SVM 核函数及惩罚系数 C 、核函数参数值的选择是影响其分类及回归性能的重要因素。为提高 SVM 性能,学者多从核函数选取及参数优化 2 个方面进行算法改进。核函数的选取主要有传统的线性核函数、多项式函数、RBF 核函数及 sigmoid 核函数,为弥补单一核函数的不足,SMITS 等^[19]提出了混合核函数的方法,且不断有学者进行尝试^[20-21]。另一方面,参数寻优中算法的应用,目前比较多的有遗传算法、粒子群优化算法、网格搜索法等,近年来不断有学者提出优化算法^[22-23],为进一步提高模型精度奠定了基础。

4 结论

(1) 原始光谱与 SPAD 值在可见光波段两者呈极显著负相关,且在“绿峰”处存在一个低谷,相关性极高;在近红外波段呈极显著正相关。

(2) 在蓝光和绿光波段,光谱一阶微分值与 SPAD 值呈负相关;而在黄光和红光波段,光谱一阶

微分值与 SPAD 值呈正相关。

(3) 光谱参数 NDVI 和 R_{565} 为变量建立的 SPAD 反演模型对建模样本和验证样本集均有较好的拟合效果,具更高的精度及良好的预测能力。

(4) 与多项式回归相比,SVR 具有更好的反演效果,可以作为叶绿素反演的优选算法。

参 考 文 献

- HORLER D N H, DOCKRAY M, BARBER J. The red edge of plant leaf reflectance [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1983, 4(2): 273 - 288.
- CURRAN P J, DUNGAN J L, GHOLZ H L. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine [J]. *Tree Physiology*, 1990, 7(1-4): 33 - 48.
- 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.
- 唐延林,黄敬峰,王人潮. 水稻不同发育时期高光谱与叶绿素和类胡萝卜素的变化规律[J]. *中国水稻科学*, 2004, 18(1): 59 - 66.
TANG Yanlin, HUANG Jingfeng, WANG Renchao. Change law of hyperspectral data with chlorophyll and carotenoid for rice at different developmental stages [J]. *Chinese Journal of Rice Science*, 2004, 18(1): 59 - 66. (in Chinese)
- 王磊,白由路. 不同氮处理春玉米叶片光谱反射率与叶片全氮和叶绿素含量的相关研究 [J]. *中国农业科学*, 2005, 38(11): 2268 - 2276.
WANG Lei, BAI Youlu. Correlation between corn leaf spectral reflectance and leaf total nitrogen and chlorophyll content under different nitrogen level [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2005, 38(11): 2268 - 2276. (in Chinese)
- 宋开山,张柏,王宗明,等. 大豆叶绿素含量高光谱反演模型研究 [J]. *农业工程学报*, 2006, 22(8): 16 - 21.
SONG Kaishan, ZHANG Bai, WANG Zongming, et al. Inverse model for estimating soybean chlorophyll concentration using in-situ collected canopy hyperspectral data [J]. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(8): 16 - 21. (in Chinese)
- 陈兵,李少昆,王克如,等. 病害胁迫下棉花叶片色素含量高光谱遥感估测研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(2): 421 - 425.
CHEN Bing, LI Shaokun, WANG Keru, et al. Study on hyperspectral estimation of pigment contents in leaves of cotton under disease stress [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(2): 421 - 425. (in Chinese)
- 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.
LIANG Liang, YANG Minhua, ZHANG Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm [J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(20): 162 - 171. (in Chinese)
- 丁希斌,刘飞,张初,等. 基于高光谱成像技术的油菜叶片 SPAD 值检测 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(2): 486 - 491.
DING Xibin, LIU Fei, ZHANG Chu, et al. Prediction of SPAD value in oilseed rape leaves using hyperspectral imaging technique [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(2): 486 - 491. (in Chinese)
- 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.
AI Tiancheng, LI Fangmin, ZHOU Zhian, et al. Relationship between chlorophyll meter readings (SPAD readings) and chlorophyll content of crop leaves [J]. *Journal of Hubei Agricultural College*, 2000, 20(1): 6 - 8. (in Chinese)
- PEARSON R L, MILLER D L. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass prairie [C] // *Proceedings of the Eighth International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1972: 1357 - 1381.
- GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS - MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289 - 298.
- GAMON J A, PENUELAS J, FIELD C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1): 35 - 44.
- BLACKBURN G A. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: a test using senescent tree leaves [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(4): 657 - 675.
- CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273 - 297.
- 董毅,程伟,张燕平,等. 基于 SVM 的先分类再回归方法及其在产量预测中的应用 [J]. *计算机应用*, 2010, 30(9): 2310 - 2313.
DONG Yi, CHENG Wei, ZHANG Yanping, et al. Regression method based on SVM classification and its application in production forecast [J]. *Journal of Computer Applications*, 2010, 30(9): 2310 - 2313. (in Chinese)
- GITELSON A, MERZLYAK M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation [J]. *Journal of Plant Physiology*, 1994, 143(3): 286 - 292.

- 15 邓旭阳,周淑秋,郭新宇,等. 玉米根系几何造型研究[J]. 工程图学学报, 2004, 25(4): 62-66.
DENG Xuyang, ZHOU Shuqiu, GUO Xinyu, et al. Study on the geometry modeling for corn root system [J]. Journal of Engineering Graphics, 2004, 25(4): 62-66. (in Chinese)
- 16 赵春江,王功明,郭新宇,等. 基于交互式骨架模型的玉米根系三维可视化研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 1-6.
ZHAO Chunjiang, WANG Gongming, GUO Xinyu, et al. 3D visualization of corn root system based on interactive framework model [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 1-6. (in Chinese)
- 17 王勇健,温维亮,郭新宇,等. 基于点云数据的植物叶片三维重建[J]. 中国农业科技导报, 2014, 16(5): 83-89.
WANG Yongjian, WEN Weiliang, GUO Xinyu, et al. Three-dimensional reconstruction of plant leaf blade based on point cloud data [J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2014, 16(5): 83-89. (in Chinese)
- 18 YIN K, HUANG H, LONG P, et al. Full 3D plant reconstruction via intrusive acquisition [J]. Computer Graphics Forum, 2015, 34(5): 1-13.
- 19 张建,李宗南,张楠,等. 基于实测数据的作物三维信息获取与重建方法研究进展[J]. 华中农业大学学报, 2013, 32(4): 126-134.
ZHANG Jian, LI Zongnan, ZHANG Nan, et al. Advances in 3D information collection and reconstruction of crop based on the measured data [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2013, 32(4): 126-134. (in Chinese)
- 20 方慧,胡令潮,何任涛,等. 植物三维信息采集方法研究[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 142-147.
FANG Hui, HU Lingchao, HE Rentao, et al. Research on plant three-dimensional information acquisition method [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3): 142-147. (in Chinese)
- 21 WU J, GUO Y. An integrated method for quantifying root architecture of field-grown maize [J]. Annals of Botany, 2014, 114(4): 841-851.
- 22 温维亮,郭新宇,王勇健,等. 葡萄树地上部形态结构数据获取方法[J]. 农业工程学报, 2015, 22(31): 161-168.
WEN Weiliang, GUO Xinyu, WANG Yongjian, et al. Morphological and structural data acquisition for above-ground part of grapevine [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 22(31): 161-168. (in Chinese)
- 23 袁晓敏,赵春江,温维亮,等. 番茄植株三维形态精确重构研究[J]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 204-210.
YUAN Xiaomin, ZHAO Chunjiang, WEN Weiliang, et al. Detailed modeling of 3-D configuration of tomato plant [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(12): 204-210. (in Chinese)

(上接第 265 页)

- 18 吴朝阳,牛铮. 基于辐射传输模型的高光谱植被指数与叶绿素浓度及叶面积指数的线性关系改进[J]. 植物学通报, 2008, 25(6): 714-721.
WU Chaoyang, NIU Zheng. Improvement in linearity between hyperspectral vegetation indices and chlorophyll content, leaf area index based on radiative transfer models [J]. Chinese Bulletin of Botany, 2008, 25(6): 714-721. (in Chinese)
- 19 SMITS G F, JORDAAN E M. Improved SVM regression using mixtures of kernels [C] // Proceedings of the 2002 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2002: 2785-2790.
- 20 颜根廷,马广富,肖余之. 一种混合核函数支持向量机算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(11): 1704-1706.
YAN Genting, MA Guangfu, XIAO Yuzhi. Support vector machines based on hybrid kernel function [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2007, 39(11): 1704-1706. (in Chinese)
- 21 孙俊,王艳,金夏明,等. 基于 MSCPSO 混合核 SVM 参数优化的生菜品质检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 209-218.
SUN Jun, WANG Yan, JIN Xiangming, et al. Detection of lettuce quality based on parameters optimization of MSCPSO mixed kernel SVM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 209-218. (in Chinese)
- 22 高雷阜,张秀丽,王飞. 改进蚁群算法在 SVM 参数优化研究中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 139-144.
GAO Leifu, ZHANG Xiuli, WANG Fei. Application of improved ant colony algorithm in SVM parameter optimization selection [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(13): 139-144. (in Chinese)
- 23 高雷阜,赵世杰,于冬梅,等. SVM 参数优化的 AFMC 算法[J]. 计算机工程与科学, 2015, 7(7): 1304-1310.
GAO Leifu, ZHAO Shijie, YU Dongmei, et al. AFMC algorithm for SVM parameter optimization [J]. Computer Engineering and Science, 2015, 7(7): 1304-1310. (in Chinese)
- 24 丁永军,张晶晶,李修华,等. 基于光谱红边位置提取算法的番茄叶片叶绿素含量估测[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 292-297.
DING Yongjun, ZHANG Jingjing, LI Xiuhua, et al. Estimation of chlorophyll content of tomato leaf using spectrum red edge position extraction algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 292-297. (in Chinese)