

基于高光谱和 BP 神经网络模型苹果叶片 SPAD 值遥感估算

余蛟洋,常庆瑞*,由明明,张卓然,罗 丹

(西北农林科技大学 资源环境学院,陕西 杨陵 712100)

摘 要:叶绿素含量表征植被的营养生长状况,为西北地区苹果的大面积、无损、实时生长监测提供科学依据,使用 SVC HR-1024I 型便携式野外光谱辐射仪和 SPAD-502 型叶绿素仪测定不同生育期苹果叶片光谱反射率和 SPAD 值。分析不同生育期苹果叶片 SPAD 值及其高光谱变化特征,不同生育期叶片 SPAD 值与原始光谱反射率和光谱特征参数的相关性,构建基于光谱特征参数的单因素回归模型、多元线性逐步回归模型和基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型,并对反演模型进行验证。结果表明,1)从新梢开始生长到果实成熟,苹果叶片 SPAD 值呈现先上升后下降趋势;2)基于光谱特征参数构建估算叶片 SPAD 值的单因素回归模型、多元线性逐步回归模型和基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型均通过显著性检验,在秋梢停止生长期各模型反演和预测精度均最高;3)在各生育期,基于光谱特征参数建立的单因素回归模型中,均以蓝边幅值 D_b 和绿峰面积 SR_g 为自变量建立的回归方程拟合和预测能力最优;4)在各生育期,基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型反演和预测能力较单因素回归模型和多元逐步回归模型表现最优,建模 R^2 和验证 R^2 分别达到 0.90 和 0.84 以上,验证 $RMSE < 4.41$,验证 $RE < 8.42\%$,是一种快速、高效估算苹果叶片 SPAD 值的良好反演方法。

关键词:苹果;SPAD 值;高光谱;光谱特征参数;逐步回归分析;BP 神经网络

中图分类号:S771.8 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-7461(2018)02-0156-10

Estimation of Apple leaf SPAD Value Based on Hyperspectrum and BP Neural Network

YU Jiao-yang, CHANG Qing-rui*, YOU Ming-ming, ZHANG Zhuo-ran, LUO Dan

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

Abstract: Growth status of vegetation was characterized by leaf chlorophyll content. In order to provide a scientific basis for the growth monitoring of large scale coverage, lossless and real-time processing of apple trees at northwest region, the models for estimating chlorophyll content of apple leaves at different growth stages based on hyperspectrum were constructed. The field experiments were conducted in Shaozhai Village of Fufeng, Shaanxi Province. During different growth periods, the hyperspectral reflectance of apple leaf measurements was collected by SVC HR-1024I field-portable spectroradiometer, and at the same time, chlorophyll relative content (soil and plant analyzer development, SPAD) of apple leaves was obtained by using SPAD-502. There were totally 120 samples collected at different period, three fourths of which were utilized as the training set and the remaining one quarter as validation set. The model constructed relied on the training set and the validation set was evaluated, respectively. We analyzed the rules between the different growth stages and SPAD value, hyper-spectral reflectance, the correlations between spectral reflectance, 17 spectral characteristic parameters and SPAD values of apple leaves at different growth stages. Then single factor regression models and multiple stepwise regression models based on spectral characteristic parameters

收稿日期:2017-07-11 修回日期:2017-10-10

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,女,在读硕士,研究方向:资源环境监测与评价。E-mail:yujiaoyang@nwsuaf.edu.cn

* 通信作者:常庆瑞,男,博士生导师,研究方向:土地资源与空间信息技术。E-mail:changqr@nwsuaf.edu.cn

ters were established respectively to estimate SPAD value. And 17 spectral characteristic parameters selected by stepwise regression analysis as the input parameters, the measured SPAD values as the output parameters, BP neural network model for each stage was respectively built. Then we compared the predictive power of traditional regression models and multiple stepwise regression models to BP neural network model. The results showed that 1) from shoot-growing stage to fruit maturity stage, SPAD value of apple leaves rose in the first stage, and then decreased. At the same time, the leaf spectral reflectance was gradually getting smaller in the visible light region with the increase of SPAD value, while the leaf spectral reflectance rose in the near infrared region. 2) The single factor regression models, multiple stepwise regression models based on spectral characteristic parameters and BP neural network based on stepwise regression analysis were approved by significant testing, which had the highest modeling precision and validation precision at autumn shoot pause growth period. 3) The single factor regression models based on blue edge amplitude and green peak area respectively had the highest modeling and prediction accuracy at different growth stages. 4) Compared to single factor regression models, multiple stepwise regression models, BP neural network model had the best modeling and verification accuracy in each growth period. The coefficient of determination (R^2) for the modeling was higher than 0.90, and the coefficient of determination was greater than 0.84 for the validation set, the corresponding value of root mean square error (RMSE) were lower than 4.41, the relative error (RE) was less than 8.42%. Therefore, BP neural network model is an optimal model for the estimation of apple leaf SPAD value and may provide a theoretical basis for the improvement of remote sensing inversion accuracy of apple chlorophyll content.

Key words: apple; SPAD value; hyperspectrum; spectral characteristic parameter; stepwise regression analysis; BP neural network

叶片叶绿素含量高低反映植物光合能力强弱,和叶片营养元素含量有较好的相关性,可表征植物营养生理状况,当植物遭受病虫害侵染,叶片叶绿素含量降低。因此,通过对植物叶绿素含量的测量可以监测植物的生长状况,从而及时采取有效的农田管理措施,降低病虫害带来的损失。检测叶片叶绿素含量的方法有分光光度计法^[1]、高效液相色谱法^[2]、原子吸收法等^[3]。这些方法测量准确,但具有破坏性,程序繁琐,只能测量有限数目的样本^[4]。目前,已广泛使用 SPAD 值反映叶绿素含量^[5-7],SPAD 值为单位面积叶片当前叶绿素的相对含量。它具有快速、高效、无损检测的特点,但是无法获得大范围区域性叶绿素分布信息。高光谱遥感能从微弱的光谱反射率差异定量分析植物生长过程中的细微变化,实时、动态、大面积估算植物叶片的叶绿素含量,为作物生产的定量决策和科学管理提供依据。张东彦^[8]、张晓华^[9]、陈志强^[10]与 Daughtry^[11]等基于光谱参数估算玉米叶绿素含量;方慧^[12]等采用逐步回归分析方法构建油菜叶片的叶绿素含量与红边、绿峰的定量估算模型;潘蓓、房贤一^[13-14]等选择最佳植被指数构建苹果冠层叶绿素含量估算模型;J. Dash^[15]、J. Delegido^[16]等分别利用光谱指数 MT-CI (meris terrestrial chlorophyll index)、NAOC (normalized area over reflectance curve)反演植物

冠层叶绿素含量,并指出 NAOC 对于不同地区、不同裸土、不同作物类型,对叶绿素含量都敏感。目前,许多学者将机器学习算法应用于作物 SPAD 值遥感估算。刘京^[17]等、梁亮^[18]等使用支持向量回归 (support vector regression, SVR) 算法估算作物 SPAD 值;王丽爱^[19]等、程立真^[20]等、李粉玲^[21]等构建基于随机森林 (random forest, RF) 算法的作物 SPAD 值反演模型。

人工神经网络能够很好地解决复杂物理模型反演中非线性多维搜索的难题,具有高度的自组织性、非线性处理、自适应学习能力和快速稳定的优化能力,越来越多的研究将人工神经网络模型引入到遥感参数反演过程^[22-23]。马茵驰^[24]等、王大成^[25]等与孙炎鑫^[26]等利用 BP 神经网络算法估算小麦叶绿素含量和生物量;姚付启^[27-28]等分别基于红边参数、基于主成分回归分析构建 BP 神经网络模型估算法国梧桐树叶 SPAD 值;李媛媛^[29]等利用光谱特征参数和光谱一阶微分值作为输入层,建立 BP 神经网络模型和传统回归模型估算玉米叶片 SPAD 值,并对精度进行比较;国内外研究学者大多集中于对大田作物的研究上,而以不同生育期的苹果树为研究对象,利用 BP 神经网络算法构建估算苹果叶片 SPAD 值模型和其他模型进行综合对比的研究还未见报道。因此,本文以我国苹果生长适生优生区

陕西关中平原苹果园为对象,采集不同生育期的苹果树叶片,分析不同生育期叶片 SPAD 值及其高光谱变化规律,建立基于光谱特征参数的单因素回归模型和多元线性逐步回归模型,并用逐步回归分析筛选出的光谱特征参数构建 BP 神经网络模型,反演估测苹果叶片的 SPAD 值,为实现高光谱技术对果园大面积、无损、高效的大规模的生长监测提供理论依据和技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验设计与样品采集

研究区位于陕西省扶风县杏林镇召宅村,地理位置 108°00′45″E,34°22′12″N。该村处于关中平原中部,属于暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均温度 12.9℃,年降水量 649.5 mm。样本采集分别于 2016 年 6 月 6 日、2016 年 7 月 12 日、2016 年 8 月 22 日和 2016 年 9 月 21 日进行。试验地选取该村的 6 个成年苹果园,每个苹果园选取 5 棵正常生长发育的苹果树,每棵树采集东、南、西、北 4 个不同方位、不同长势的无损伤、无病虫害的健康叶片,每个方位 4 个叶片作为一组,随机取样,以保证试验具有代表性。每个时期共采集 120 组样本叶片,用塑封袋密封保存,放置在装有冰块的保鲜箱内,立即运回实验室进行测定。

1.2 光谱反射率与 SPAD 的测定

采用美国生产的 SVC HR-1024I 型便携式野外光谱辐射仪测定苹果叶片的光谱反射率,光谱探测范围为 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱分辨率 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。为消除环境变化的影响,每次测量前,都要用标准参考板对光谱仪进行校正。将干净的叶片平整地置于自带光源型手持光谱探测器的叶片夹上,光源为内置卤钨灯。在每组各叶片的不同位置(避开叶脉部分)均匀测定 4 条光谱,共 16 条光谱数据,取其平均值作为该组叶片的光谱反射率。

采用 SPAD-502 型叶绿素仪同步测定各组苹果叶片的叶绿素相对含量。测量时,在每组各叶片的不同位置均匀选取 4 个位置(避开叶脉部分)测定 SPAD,共 16 个 SPAD 值,取其平均值作为该组叶片的 SPAD 最终值。

1.3 光谱特征参数的选择与模型建立

根据前人研究^[20,30],本文选取的光谱特征参数为基于位置的光谱特征变量、基于面积的光谱特征变量和新光谱特征变量,其参数说明如表 1 所示。

在进行单因素建模时,选取 4 个生育期与苹果

叶片 SPAD 值相关系数均 $\geq \pm 0.81$ 的光谱特征参数为自变量进行回归分析,在建立模型时分别尝试线性、多项式、指数、幂函数和对数模型,选取反演效果最好的模型估算苹果叶片 SPAD;在苹果的 4 个生育期中,将本文选取的 17 个光谱特征参数进行多元逐步回归分析,构建多元线性回归模型;将上述通过逐步回归分析筛选出的光谱特征参数作为 BP 神经网络的输入层,叶片 SPAD 值作为输出层,构建 BP 神经网络模型估算叶片 SPAD。

表 1 光谱特征参数变量及说明		
Table 1 Spectral characteristic parameters and description		
光谱变量因素	光谱特征参数	特征参数说明
基于高光谱位置变量	D_b (蓝边幅值)	490~530 nm 内一阶微分的最大值
	D_y (黄边幅值)	560~640 nm 内一阶微分的最大值
	D_r (红边幅值)	680~760 nm 内一阶微分的最大值
	λ_b (蓝边位置)	D_b 对应的波长位置
	λ_y (黄边位置)	D_y 对应的波长位置
	λ_r (红边位置)	D_r 对应的波长位置
	R_g (绿峰反射率)	510~560 nm 内光谱反射率的最大值
	R_r (红谷反射率)	640~680 nm 内光谱反射率的最小值
基于高光谱面积变量	SD_b (蓝边面积)	蓝边波长范围内一阶微分的总和
	SD_y (黄边面积)	黄边波长范围内一阶微分的总和
	SD_r (红边面积)	红边波长范围内一阶微分波段值的总和
	SR_g (绿峰面积)	510~560 nm 内原始光谱曲线所包围的面积
	SR_r (红谷面积)	红谷波长范围内一阶微分波段值总和
新光谱特征变量	S_g (绿峰偏度)	波长 510~560 nm 范围内光谱反射率的偏度
	K_g (绿峰峰度)	波长 510~560 nm 范围内光谱反射率的峰度
	S_r (红谷偏度)	波长 640~680 nm 范围内光谱反射率的偏度
	K_r (红谷峰度)	波长 640~680 nm 范围内光谱反射率的峰度

1.4 数据处理

利用光谱仪自带的处理软件 SVC HR-1024i PC 将测定的苹果叶片原始光谱数据重采样,采样间隔为 1 nm,得到 4 个生育期苹果叶片样本的光谱反射率。

将各生育期的 120 个样本按照 SPAD 值大小进行分层抽样,每个生育期抽取其中 90 个组成建模样本用于建立估算叶片 SPAD 模型,30 个作为检验样本对模型稳定性及精确性进行检验。采用决定系数 R^2 、均方根误差 RMSE 和相对误差 RE 和回归方

程斜率4个指标来评价各生育期不同模型的拟合和预测能力。 R^2 越接近1, $RMSE$ 和 RE 越小,回归方程斜率越接近1表示模型拟合能力和预测能力越好。以下为 $RMSE$ 和 RE 的计算公式^[31]。数据处理及建模在Excel2013、Origin2016和Mat-Lab2013b中完成。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\hat{y}_i-y_i)^2}$$

(1)

$$RE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\frac{|\hat{y}_i-y_i|}{y_i}\times100\%$$

(2)

式中, \hat{y} 为预测值, y_i 为实测值, n 为样本数。

2 结果与分析

2.1 不同生育期苹果叶片SPAD及其高光谱特征变化

苹果叶片SPAD值在不同生育期差异显著(图1),随着苹果生育期的推进,叶片叶绿素含量增加,SPAD值逐渐上升,在秋梢停止生长期SPAD平均值达到最高,由新梢生长期的42.1上升至48.3,最小值和最大值也呈上升趋势,最小值从19.4上升至20.9,最大值从57.8上升至62.6。在9月下旬果实成熟期,由于果实成熟消耗大部分物质和能量,叶片叶绿素合成减少,SPAD有下降趋势,平均值由秋梢停止生长期的48.3下降至47.6,最小值从20.9下降至14.3,最大值从62.6下降至60.1。

苹果叶片在不同生育期光谱反射率曲线的变化规律基本相似,都具有一般绿色植物的高光谱反射特征。但在不同生育期,由于苹果叶片的叶绿素含量、叶片水分、叶片内部组织结构和其他理化性质不同,其差异也会反映在光谱反射率曲线上。图2为不同生育期120个苹果样本叶片光谱反射率平均值的反射率曲线。从6月新梢生长到8月秋梢停止生长,在可见光区域,随着苹果叶片的生长,光合能力加强,对红、蓝光的吸收增加,形成2个<0.1的吸收谷,绿峰反射率逐渐下降,在8月秋梢停止生长期绿峰反射率达到最低,进入9月果实逐渐成熟,大部分营养物质用于果实生长,叶片氮素向贮存器官转移,叶片叶绿素含量降低,光合能力下降,对红、蓝光吸收减少,绿峰反射率升高;在近红外区域,从6月初新梢生长期至8月下旬秋梢停止生长期,苹果叶片叶面积逐渐增大,秋梢停止生长期叶面积达到最大,反射率逐渐上升,在8月下旬秋梢停止生长期达到最高值,9月份因果实接近成熟,叶片内部组织结构发生变化,近红外波段反射率开始下降;在1500~2500nm区域,反射率逐级下降,分别在1440nm附近和1910nm附近形成2个吸收谷,在1650

nm附近和2210nm附近形成2个反射峰。

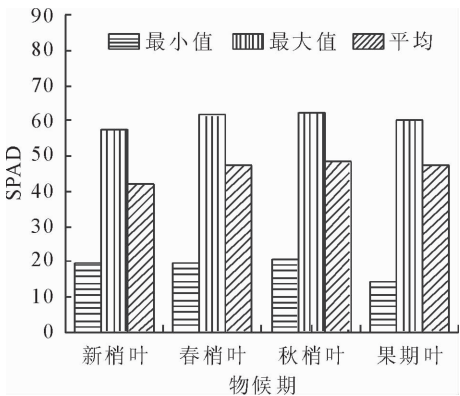


图1 不同生育期苹果叶片SPAD值

Fig.1 The SPAD values of apple leaves at different stages

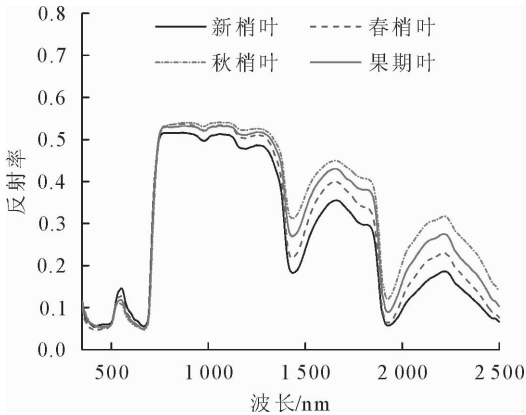


图2 不同生育期苹果叶片高光谱反射率曲线

Fig.2 Spectral reflectance of apple leaves at different growth stages

2.2 苹果叶片SPAD与光谱反射率的相关分析

2.2.1 苹果叶片与原始光谱反射率的相关分析

从图3可看出,苹果叶片从新梢开始生长到果实成熟,其SPAD与原始光谱的相关性趋势基本相同,均在455~753nm处呈极显著负相关,其中在绿峰(540nm附近)和红边(710nm附近)相关系数达到最大值;在775~1887nm和2010~2255nm波段,不同生育期苹果叶片均与原始光谱呈正相关,其中只有新梢生长期叶片SPAD值与原始光谱在1214~1366nm波段达到极显著正相关,但此波段还受到叶片细胞结构、叶片含水率等其他因素影响。其他3个生育期在775nm之后叶片SPAD与原始光谱均未达到极显著正相关,秋梢停止生长期与果实成熟期叶片SPAD与原始光谱在1259~1372nm波段呈显著正相关。

2.2.2 苹果叶片与光谱特征参数的相关分析 将表1各种光谱特征参数和苹果叶片SPAD值进行相关分析,结果如表2所示。光谱位置变量中,蓝边幅值 D_b 、绿峰反射率 R_g 、红边位置 λ_r 、黄边幅值 D_y 和红边幅值 D_r 与各生育期苹果叶片SPAD相关性

最高,在 0.80 以上,红谷反射率 R_r 次之,且均通过 0.001 水平上的极显著性检验,蓝边位置 λ_b 与黄边位置 λ_r 最差, <0.39 ,部分生育期末通过 0.01 水平的显著性检验;光谱面积变量中,绿峰面积 SR_g 、黄边面积 SD_y 、蓝边面积 SD_b 与各时期苹果叶片 SPAD 相关性最高, >0.88 ,红谷面积 SR_r 次之,均通过 0.001 水平的及显著性检验,红边面积 SD_r 最差, <0.22 ,未通过 0.01 的显著性水平检验;新特征变量与各时期苹果叶片 SPAD 均未达到 0.01 水平上的显著相关。各生育期中,秋梢停止生长期与上述光谱特征参数的相关系数最高,新梢生长期与春梢生长期次之,果实生长期最差。

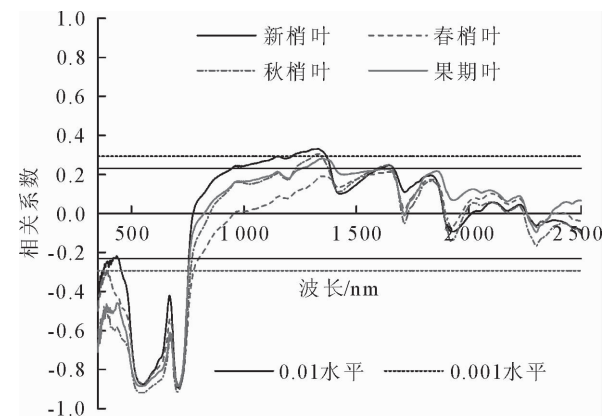


图 3 不同生育期苹果叶片 SPAD 与原始光谱相关系数

Fig. 3 Coorelation coefficient between spectral reflectance and SPAD values of apple leaves at different growth stages

表 2 不同生育期苹果叶片 SPAD 与光谱特征参数的相关性

Table 2 Correlation coefficient between Spectral characteristic variables and SPAD values of apple leaves at different growth stages

光谱特征参数	新梢生长期	春梢生长期	秋梢停止生长期	果实生长期
D_b	-0.898**	-0.900**	-0.945**	-0.896**
D_y	0.857**	0.855**	0.923**	0.814**
D_r	-0.830**	-0.836**	-0.878**	-0.801**
λ_b	0.386**	-0.084	0.080	0.262*
λ_y	0.022	0.086	-0.137	-0.241*
λ_r	0.878**	0.899**	0.893**	0.869**
R_g	-0.874**	-0.871**	-0.918**	-0.884**
R_r	-0.431**	-0.569**	-0.668**	-0.656**
SD_b	-0.885**	-0.885**	-0.938**	-0.891**
SD_y	-0.900**	-0.895**	-0.939**	-0.896**
SD_r	0.134	-0.217	0.007	0.089
SR_g	-0.914**	-0.905**	-0.940**	-0.897**
SR_r	-0.791**	-0.758**	-0.887**	-0.823**
S_g	0.071	-0.327**	-0.255*	-0.045
K_g	-0.073	0.321**	0.243*	0.041
S_r	-0.687**	-0.817**	-0.453**	-0.052
K_r	-0.577**	-0.755**	-0.239*	0.155

注: ** 表示在 0.001 水平上极显著, * 表示在 0.01 水平上显著。

2.3 SPAD 值高光谱估算模型构建

2.3.1 单因素模型构建 选取与 4 个时期苹果叶片 SPAD 相关系数均 $>\pm 0.81$ 的光谱特征参数进行普通回归分析,蓝边幅值 D_b 、黄边幅值 D_y 、红边位置 λ_r 、绿峰反射率 R_g 、蓝边面积 SD_b 、黄边面积 SD_y 和绿峰面积 SR_g 。分别采用线性、多项式、指数、幂函数和对数模型进行回归拟合,最后选取拟合效果最好的模型,结果如表 3 所示。从表 3 可看出,所建模型都通过 0.01 水平显著性检验。在新梢生长期,以 SR_g 绿峰面积为自变量建立的二次多项式模型的拟合效果最好,其建模 R^2 最高,为 0.85,且 $RMSE(3.55)$ 、 $RE(7.06\%)$ 均最小;其次是以蓝边幅值 D_b 和以黄边面积 SD_y 为自变量建立的多项式模型。在春梢停止生长期,以绿峰面积 SR_g 和蓝边幅值 D_b 建立的二次多项式模型建模精度最高, R^2 在 0.85 以上, $RMSE$ 和 RE 较小,分别在 3.84 以下和 6.74% 以下。在秋梢停止生长期,以蓝边幅值 D_b 的二次多项式模型建模 R^2 最高,为 0.89, $RMSE$ 最小,为 3.67,其次为蓝边面积 SD_b 建立的对数模型。在果实成熟期,以绿峰面积 SR_g 建立的二次多项式模型拟合效果最好,建模 R^2 为 0.84,其次是蓝边面积 SD_b 建立的二次多项式模型。同时秋梢停止生长期的建模精度在所有时期中最高,新梢生长期和春梢停止生长期适中,果实成熟期建模精度最低。

为分析这些模型在苹果不同生育期的适用性,用检验样本对所建模型进行验证,验证结果见表 3。验证模型的精度与建模精度规律相一致。秋梢停止生长期的验证模型精度比建模精度高,新梢生长期和春梢停止生长期适中,果实成熟期验证模型精度最低。说明在苹果的秋梢停止生长期,估测 SPAD 值模型最好最稳定。

2.3.2 多元线性逐步回归模型建立 影响苹果叶片叶绿素含量的因素很多,各光谱特征参数对苹果叶片 SPAD 的影响不是独立的,而是相互交叉的。将选取的 17 个光谱特征参数进行多元线性逐步回归分析,建立不同生育期苹果叶片 SPAD 多元回归模型。各模型均通过 0.01 显著性水平检验。不同生育期参与估算叶片 SPAD 的光谱特征参数和模型精度不同,如表 4 所示,其中新梢生长期模型由 5 个光谱参数组成,模型精度较低;春梢停止生长期模型由 11 个光谱参数组成,模型精度最高;秋梢停止生长期模型由 5 个光谱参数组成,模型精度略低于秋梢停止生长期;果实成熟期模型由 5 个光谱参数组成,模型精度最低。但是,在各生育期,逐步回归模型精度均在 0.87 以上, $RMSE$ 均在 3.9 以下,模型拟合能力较好。

表 3 不同生育期光谱特征参数与 SPAD 值单因素估算模型

Table 3 Single factor regression models of SPAD values based on spectral characteristic parameters at different growth stages										
生育期	光谱特征参数	回归方程	建模精度				验证精度			
			R^2	Adj- R^2	RMSE	RE%	R^2_v	RMSE _v	RE _v %	
新梢生长期	D_b	$y=670\ 235.782\ 14x^2-11\ 055.114\ 18x+68.968$	0.83	0.83	3.73	7.64	0.83	3.84	8.06	
	D_y	$y=1.973\ 23\times 10^8x^2+163\ 894.476\ 35x+58.117\ 88$	0.77	0.76	4.38	8.68	0.81	4.16	8.35	
	λ_r	$y=-0.037\ 12x^2+54.063\ 55x-19\ 624.470\ 55$	0.79	0.78	4.74	9.58	0.77	4.41	8.82	
	R_g	$y=-8.653\ 99-23.303\ 67ln(x-0.020\ 35)$	0.78	0.78	4.21	8.59	0.80	4.02	8.57	
	SD_b	$y=1\ 168.130\ 14x^2-450.514\ 95x+68.690\ 72$	0.83	0.82	3.78	7.80	0.81	4.01	8.38	
	SD_y	$y=1\ 364.394\ 33x^2-510.702\ 2x+70.167\ 26$	0.83	0.83	3.71	7.60	0.82	3.90	7.92	
	SR_g	$y=1\ 142.362\ 71x^2-498.611\ 52x+68.485\ 7$	0.85	0.84	3.55	7.06	0.84	3.69	7.08	
春梢停止生长期	D_b	$y=1\ 068\ 800x^2-14\ 721.539\ 73x+77.962\ 91$	0.85	0.85	3.84	6.74	0.78	4.63	8.06	
	D_y	$y=210\ 636\ 000x^2+171\ 923.439\ 63x+61.235\ 75$	0.79	0.79	4.55	7.88	0.72	5.21	9.10	
	λ_r	$y=-0.027\ 76x^2+41.041\ 43x-15\ 099.002\ 34$	0.82	0.81	4.77	8.46	0.81	4.95	8.95	
	R_g	$y=891.663\ 11x^2-477.817\ 95x+91.725\ 75$	0.81	0.80	4.40	7.91	0.70	5.51	9.05	
	SD_b	$y=1\ 900.070\ 33x^2-616.963\ 19x+78.411\ 19$	0.84	0.83	4.04	7.07	0.78	4.65	8.14	
	SD_y	$y=2\ 237.921\ 17x^2-682.045\ 53x+79.555\ 3$	0.85	0.84	3.93	6.89	0.77	4.71	8.08	
	SR_g	$y=-25.824\ 94-26.680\ 52ln(x+0.011\ 91)$	0.86	0.86	3.73	6.02	0.78	4.69	8.01	
秋梢停止生长期	D_b	$y=88\ 484.198\ 91x^2-7\ 113.585\ 61x+67.356\ 6$	0.89	0.88	3.67	6.14	0.92	3.14	5.86	
	D_y	$y=63\ 960\ 200x^2+123\ 431.405\ 75x+60.447\ 14$	0.85	0.85	4.13	7.37	0.85	4.13	7.35	
	λ_r	$y=-0.069\ 13x^2+99.434\ 34x-35\ 696.010\ 79$	0.83	0.83	4.67	8.58	0.88	4.39	8.84	
	R_g	$y=-22.091\ 65-54.385\ 78ln(x+0.142\ 59)$	0.83	0.83	4.42	7.58	0.88	3.73	7.20	
	SD_b	$y=-45.453\ 28-69.163\ 52ln(x+0.191\ 84)$	0.87	0.87	3.84	6.37	0.90	3.42	6.43	
	SD_y	$y=-16.575\ 67-232.627\ 68ln(x+0.694\ 95)$	0.88	0.87	3.80	6.40	0.90	3.44	6.59	
	SR_g	$y=-69.660\ 58-90.917\ 77ln(x+0.216\ 81)$	0.88	0.88	3.68	6.35	0.90	3.61	6.87	
果实成熟期	D_b	$y=164\ 596.685\ 83x^2-7\ 355.599\ 07x+65.616\ 11$	0.84	0.84	4.37	7.34	0.68	6.11	9.75	
	D_y	$y=141\ 757\ 000x^2+159\ 960.437\ 09x+60.275\ 18$	0.75	0.74	5.54	9.96	0.48	7.81	14.48	
	λ_r	$y=-0.046\ 32x^2+67.155\ 61x-24\ 278.860\ 35$	0.82	0.81	5.29	9.99	0.71	5.81	9.85	
	R_g	$y=263.508\ 25x^2-267.346\ 84x+76.413\ 59$	0.82	0.81	4.71	8.25	0.70	5.90	9.82	
	SD_b	$y=373.242\ 07x^2-301.909\ 18x+65.057\ 91$	0.83	0.83	4.51	7.66	0.69	6.02	9.73	
	SD_y	$y=49.327\ 56x^2-299.697\ 47x+65.214\ 22$	0.84	0.83	4.45	7.71	0.69	6.03	10.07	
	SR_g	$y=552.074\ 59x^2-398.684\ 81x+66.887\ 31$	0.84	0.83	4.44	7.90	0.71	5.82	8.96	

表 4 不同生育期多元逐步回归模型

Table 4 Stepwise regression models at different growth stages										
生育期	逐步回归方程	建模精度								
		R^2	Adj- R^2	RMSE	RE%					
新梢生长期	$y=28\ 069.7D_b-991.078SD_b+37.306\ 1SD_r-693.746SR_g+317.008SR_r+47.109\ 5$	0.87	0.86	3.26	6.01					
春梢停止生长期	$y=-42\ 366.3D_y+0.547\ 795\lambda_y+0.789\ 729\lambda_r-1\ 112.48R_g+1\ 079.47R_r+1\ 682.72SD_y+43.561\ 9SD_r-641.153SR_g+270.873SR_r-5.329\ 68K\lambda_g-15.391\ 7S\lambda_r-854.084$	0.93	0.92	2.74	4.63					
秋梢停止生长期	$y=-8\ 260.88D_b+24\ 578.2D_y+120.72R_r+72.029SD_r+181.387SR_r+28.155\ 5$	0.93	0.92	2.95	5.06					
果实成熟期	$y=-5\ 984.33D_b-2\ 483.34D_r+96.433\ 2SD_r+115.589SR_r+2.942\ 75KR_r+45.860\ 2$	0.88	0.87	3.88	6.58					

2.3.3 基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型建立

逐步回归分析主要是运用回归分析原理采用双检验原则,逐步引入和剔除自变量而建立的最优回归方程的优选方法。逐步回归分析和 BP 神经网络结合主要是为了在数据的输入层,通过逐步回归分析有效保留对因变量有显著性影响的自变量的前提

下,对数据进行降维,减少输入层变量个数,简化网络结构,提高模型预测能力。

将选取的所有光谱特征参数通过逐步回归分析进行筛选,作为 BP(back propagation)神经网络的输入层,苹果叶片实测 SPAD 值作为输出层,隐含层节点数根据经验式(3)确定范围,经试错法多次训

练选取最佳节点数,新梢生长期、春梢停止生长期、秋梢停止生长期和果实成熟期的最佳节点数分别为 11、8、6、11。在 4 个生育期分别构建网络结构为 5-11-1、11-8-1、5-6-1 和 5-11-1 的神经网络模型。

$$q=\sqrt{k+m}+\alpha$$

(3)

式中, k 是输出层单元变量个数, m 是输出层单元数, α 是[1,10]之间的常数。

利用 matlab2013b 对各生育期的苹果叶片数据进行训练。首先将训练数据的输入层和输出层变量归一化处理,使数据压缩在[-1,1]的范围内,消除各维数据间的数量级差别,保证网络在训练时易收敛。网络训练函数采用 Levenberg_Marquardt 的 BP 算法训练函数 Tainlm,网络学习函数采用带动量项的 BP 学习规则 learnngdm,网络隐含层节点转移函数采用 Transig 函数。不同生育期 BP 神经网络建模模型精度如表 5 所示。各模型均通过显著性

水平检验($P<0.01$)。在苹果的各生育期,BP 神经网络模型的 R^2 在 0.90~0.96 之间, $RMSE$ 均低于 3.58,模型拟合能力最好,精度较高。

2.4 模型精度比较

为评价估算模型的稳定性和精确性,利用检验样本对多元线性逐步回归模型和 BP 神经网络模型进行精度检验,单因素回归建模方程中选取拟合能力最好的模型,检验结果如表 6 所示。

表 5 不同生育期 BP 神经网络模型

Table 5 BP(Back Propagation) neural network models at different growth stages

生育期	建模精度			
	R^2	Adj- R^2	$RMSE$	$RE\%$
新梢生长期	0.90	0.90	2.91	5.65
春梢停止生长期	0.96	0.95	2.21	3.15
秋梢停止生长期	0.95	0.95	2.33	3.43
果实成熟期	0.90	0.89	3.58	5.65

表 6 不同生育期不同模型验证精度

Table 6 Validation precision of different models at different growth stages

生育期	模型	预测值与实测值回归方程	验证精度		
			R^2	$RMSE$	$RE\%$
新梢生长期	SR_g	$y=0.854x+5.026$	0.84	3.69	7.08
	多元逐步回归	$y=0.911x+4.913$	0.87	3.53	6.65
	B_p	$y=0.965x+2.596$	0.90	3.11	5.90
春梢停止生长期	D_b	$y=0.799x+9.680$	0.78	4.63	8.06
	多元逐步回归	$y=0.903x+4.367$	0.83	4.18	6.66
	B_p	$y=0.895x+5.153$	0.88	3.55	5.86
秋梢停止生长期	D_b	$y=0.977x+1.283$	0.92	3.14	5.86
	多元逐步回归	$y=0.949x+2.532$	0.92	2.99	5.02
	B_p	$y=1.001x+0.643$	0.94	2.76	4.84
果实成熟期	SR_g	$y=0.714x+13.05$	0.71	5.82	8.96
	多元逐步回归	$y=1.077x-3.023$	0.80	4.97	9.05
	B_p	$y=0.957x+2.993$	0.84	4.41	8.42

从表 6 可看出,各生育期验证模型都通过 0.01 显著性水平检验,可用于估算苹果叶片 SPAD 值。验证 R^2 均在 0.71 以上,其中 BP 神经网络模型精度最高,多元逐步回归模型次之,单因素模型最差。不同生育期模型检验精度均以秋梢停止生长期各模型验证精度最高,预测叶片 SPAD 值的效果最佳,最稳定;新梢生长期次之;春梢停止生长期第 3;果实成熟期最低。与朱西存^[32]等的研究结果相一致。

3 讨论

植被和叶片的反射光谱曲线在可见光区域主要受色素(叶绿素和类胡萝卜素)的影响,在近红外区域主要受叶片水分、内部组织结构、纤维素、生物量等影响^[33]。由于植被和叶片的色素、水分和干物质等对光谱波段的吸收作用,使之在光谱的可见光一

近红外区域形成了红谷、绿峰等明显的光谱吸收特征。在苹果树的不同生育期,以 SR_g 绿峰面积为自变量的单因素模型精度最高,这是由于苹果树叶片 SPAD 值越大,叶片原始光谱在可见光区域的绿峰愈加明显。导数光谱技术能压缩背景噪音对目标信号的影响或不理想的低频信号,因而可以被应用在许多遥感研究中^[34];一阶微分光谱能够方便地确定光谱曲线的拐点、最大反射率和最小反射率处的波长位置等光谱特征参数,在苹果树各生育期,以 D_b 蓝边幅值为自变量的模型精度较高,这是因为随着叶片叶绿素含量升高,对蓝光的吸收逐渐增强。植物叶片对电磁波的吸收在可见光一近红外波段形成了黄边、蓝边和红边等光谱特征区域,提取这些光谱特征参数便于定量反演植物的生理生态参数。

单因素变量模型、多元回归模型均对叶片 SPAD

有一定的预测能力,但精度均低于 BP 神经网络模型,且影响植物叶片叶绿素含量的因素较多,单因素模型预测精度可能不稳定。多元线性模型把多个对因变量有显著影响的自变量引入到方程中,在一定程度上提高了模型精度和稳定性。BP 神经网络模型学习能力和预测能力最好,具有较强的非线性解释性,可有效改善低估、高估现象,模型更加稳定。

建模方法的选择对估算结果有较大影响,在基于单因素建立的普通回归模型中,多项式模型学习和预测能力普遍高于线性模型;多元线性逐步回归模型预测精度在各生育期比单因素回归模型效果好,这与许多学者的研究结果一致^[21,35],可能是由于多元回归模型把较多对因变量有显著影响的自变量包含到方程中;BP 反向传播网络是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络,通过反向传播途径不断调整网络阈值和权值,直到网络的误差平方和达到最小值^[36],从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出,对非线性问题解释性强。基于逐步回归的 BP 神经网络模型通过逐步回归分析有效保留对因变量有显著性影响的自变量,对数据进行降维,提高模型预测精度。研究表明,在苹果的各生育期,基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型均达到最佳估算和预测能力,其预测能力分别比单因素模型精度提高 6%、13%、3%和 18%。

4 结论

以苹果适生优生区关中平原中部苹果树为对象,分析不同生育期苹果树叶片 SPAD 值变化及其高光谱变化特征,构建基于光谱特征参数的单因素普通回归模型,多元线性逐步回归模型和逐步回归分析的 BP 神经网络模型,通过精度检验,得到以下结论。

在不同物候期,苹果叶片 SPAD 值变化显著,随着生育期推进,叶片 SPAD 值呈上升趋势,至秋梢停止生长期达到最高点,随后开始下降。这种差异也反映在光谱曲线上,从苹果树新梢开始生长到秋梢停止生长,在可见光波段的反射率逐渐下降;至果实成熟,反射率又有所升高;在近红外波段光谱变化则相反。

光谱位置变量中,蓝边幅值 D_b 、绿峰反射率 R_g 、红边位置 λ_r 、黄边幅值 D_y 和红边幅值 D_r 与各生育期苹果叶片 SPAD 相关性最高,在 0.80 以上;光谱面积变量中,绿峰面积 SR_g 、黄边面积 SD_y 、蓝边面积 SD_b 与各时期苹果叶片 SPAD 相关性最高,大于 0.88;新特征变量与各时期苹果叶片 SPAD 均未达到 0.01 水平上的显著相关。在光谱特征参数

构建的单因素回归模型中,各生育期均以蓝边幅值 D_b 和绿峰面积 SR_g 为自变量的模型反演和预测能力最佳。

基于光谱特征参数构建估算叶片 SPAD 值的各类模型均通过 0.01 水平显著性检验,且以秋梢停止生长期估测叶片 SPAD 值的模型精度最高、最稳定。各生育期均以基于逐步回归分析的 BP 神经网络模型估算叶片 SPAD 值的拟合能力和验证精度最佳,建模 R^2 均在 0.90 以上,验证 R^2 均在 0.84 以上,检验精度均在 91.6%以上;其中秋梢停止生长期的反演和预测效果最佳,建模 R^2 为 0.95, RMSE 为 2.33,验证 R^2 为 0.94, RMSE 为 2.76,验证精度高达 95.2%,是进行苹果叶片 SPAD 值估算的最优模型。

参考文献:

[1] EVANS T, SONG J C, JAMESON P E. Micro-scale chlorophyll analysis and developmental expression of a cytokinin oxidase/dehydrogenase gene during leaf development and senescence[J]. *Plant Growth Regulation*, 2012, 66(1): 95-99.

[2] LOH C H, INBARAJ B S, LIU M H, *et al.* Determination of chlorophylls in *Taraxacum formosanum* by high-performance liquid chromatography-diode array detection-mass spectrometry and preparation by column chromatography[J]. *Journal of Agricultural & Food Chemistry*, 2012, 60(24): 6108-6115.

[3] SCOTTER M. J. Methods for the determination of European Union-permitted added natural colours in foods: a review[J]. *Food Additives & Contaminants Part A Chemistry Analysis Control Exposure & Risk Assessment*, 2011, 28(5): 527-596.

[4] 谢传奇, 何勇, 李晓丽, 等. 基于高光谱技术的灰霉病胁迫下番茄叶片 SPAD 值检测方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(12): 3324-3328.

XIE C Q, HE Y, LI X L, *et al.* Study of detection of SPAD value in tomato leaves stressed by grey mold based on hyperspectral technique[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(12): 3324-3328. (in Chinese)

[5] 姜丽芬, 石福臣, 王化田, 等. 叶绿素计 SPAD-502 在林业上应用[J]. *生态学杂志*, 2005, 24(12): 1543-1548.

[6] 刘飞, 王莉, 何勇, 等. 基于可见/近红外光谱技术的黄瓜叶片 SPAD 值检测[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, 28(4): 272-276.

LIU F, WANG L, HE Y, *et al.* Detection of SPAD value of cucumber leaves based on visible/near infrared spectroscopy technique[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, 28(4): 272-276. (in Chinese)

[7] 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.

ZHU X K, SHENG H J, GU J, *et al.* Primary study on application of SPAD value to estimate chlorophyll and nitrogen content in wheat leaves[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2005, 25(2): 46-50. (in Chinese)

[8] 张东彦, 刘镭源, 宋晓宇, 等. 应用近地成像高光谱估算玉米叶绿素含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011(03): 771-775.

ZHANG D Y,LIU R Y,SONG X Y,*et al.* A field-based push-broom imaging spectrometer for estimating chlorophyll content of maize[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2011(3):771-775. (in Chinese)

[9] 张晓华,常庆瑞,章曼,等. 基于高光谱植被指数的西北玉米不同时期叶绿素含量估测[J]. 中国农业大学学报,2015,20(4):75-81.

ZHANG X H,CHANG Q R,ZHANG M,*et al.* Hyperspectral vegetation index monitoring of chlorophyll content of different corn growth stage in Northwest China[J]. Journal of China Agricultural University,2015,20(4):75-81. (in Chinese)

[10] 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.

CHEN Z Q,WANG L,BAI Y L,*et al.* Hyperspectral prediction model for maize leaf SPAD in the whole growth period [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2013,33(10):2838-2842. (in Chinese)

[11] DAUGHTRY C S,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.

[12] 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.

FANG H,SONG H Y,CAO F,*et al.* Study on the relationship between spetral properties of oilseed rape leaves and their chlorophyll content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2007,27(9):1731-1734. (in Chinese)

[13] 潘蓓,赵庚星,朱西存,等. 利用高光谱植被指数估测苹果树冠层叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(8):2203-2206.

PAN B,ZHAO G X,ZHU X C,*et al.* Estimation of chlorophyll content in apple tree canopy based on hyperspectral parameters[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2013,33(8):2203-2206. (in Chinese)

[14] 房贤一,朱西存,王凌,等. 基于高光谱的苹果盛果期冠层叶绿素含量监测研究[J]. 中国农业科学,2013,46(16):3504-3513.

FANG X Y,ZHU X C,WANG L. Hyperspectral monitoring of the canopy chlorophyll content at apple tree prosperous fruit stage [J]. Scientia Agricultura Sinica,2013,46(16):3504-3513. (in Chinese)

[15] DASH J,CURRAN P J. The MERIS terrestrial chlorophyll index[J]. International Journal of Remote Sensing,2004,25(23):5403-5413.

[16] DELEGIDO J,ALONSO L,GONZÁLEZ G,*et al.* Estimating chlorophyll content of crops from hyperspectral data using a normalized area over reflectance curve (NAOC)[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2010,12(3):165-174.

[17] 刘京,常庆瑞,刘淼,等. 基于 SVR 算法的苹果叶片叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业机械学报,2016,47(8):260-265.

LIU J,CHANG Q R,LIU M,*et al.* Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for apple leaves based on Support Vector Regression algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(8):260-265. (in Chinese with English abstract)

[18] 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 L,YANG M H,ZHANG L P,*et al.* Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE),2012,28(20):162-171. (in Chinese)

[19] 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.

WANG L A,MA C,ZHOU X D,*et al.* Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(1):259-265. (in Chinese)

[20] 程立真,朱西存,高璐璐,等. 基于随机森林模型的苹果叶片磷素含量高光谱估测[J]. 果树学报,2016(10):1219-1229.

CHENG L Z,ZHU X C,GAO L L,*et al.* Hyperspectral estimation of Phosphorus content for apple leaves based on random forest model [J]. Journal of Fruit Science,2016(10):1219-1229. (in Chinese)

[21] 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.

LI F L,WANG L,LIU J,*et al.* Estimation of wheat leaf SPAD value based on GF-1 remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(9):273-281. (in Chinese)

[22] 徐云栋,舒清态,李圣娇,等. 基于优化 BP 神经网络的香格里拉高山松蓄积量模型研究[J]. 西北林学院学报,2015,30(6):190-195.

XU Y D,SHU Q T,LI S J,*et al.* Models of *Pinus densata* stock volume in Shangri la county based on optimized BP neural networks [J]. Journal of Northwest Forestry University,2015,30(6):190-195. (in Chinese)

[23] 胥喆,舒清态,杨凯博,等. 基于非成像高光谱的高山松叶绿素估算模型研究[J]. 西北林学院学报,2017,32(2):73-78.

XU Z,SHU Q T,YANG K B,*et al.* Estimation models of chlorophyll in *Pinus densata* based on non-imaging hyperspectrum [J]. Journal of Northwest Forestry University,2017,32(2):73-78. (in Chinese)

[24] 马茵驰,阎广建,丁文,等. 基于人工神经网络方法的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报,2009,25(12):187-192.

MA Y C,YAN G J,DING W,*et al.* Leaf area index retrieval of winter wheat using artificial neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE),2009,25(12):187-192. (in Chinese)

[25] 王大成,王纪华,靳宁,等. 用神经网络和高光谱植被指数估算小麦生物量[J]. 农业工程学报,2008(Supp. 2):196-201.

WANG D C,WANG J H,JIN N,*et al.* ANN-based wheat biomass estimation using camopy hyperspectral vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE),2008(Supp. 2):196-201. (in Chinese)

[26] 孙焱鑫,王纪华,李保国,等. 基于 BP 和 GRNN 神经网络的

冬小麦冠层叶绿素高光谱反演建模研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(4): 492-496.

SUN Y X, WANG J H, LI B G, *et al.* Contrastive analysis based on neural network of winter wheat's chlorophyll concentration inversion with hyperspectral data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007, 22(4): 492-496. (in Chinese)

[27] 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(Supp. 2): 123-129.

YAO F Q, ZHANG Z H, YANG R Y, *et al.* Hyperspectral models for estimating vegetation chlorophyll content based on red edge parameter[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(Supp. 2): 123-129. (in Chinese)

[28] 姚付启, 张振华, 杨润亚, 等. 基于主成分分析和 BP 神经网络的法国梧桐叶绿素含量高光谱反演研究[J]. 测绘科学, 2010, 35(1): 109-112.

YAO F Q, ZHANG Z H, YANG R Y, *et al.* Research on *Platanus orientalis* L. chlorophyll concentration estimation with hyperspectral data based on BP-artificial neural network and principal component analysis[J]. Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(1): 109-112. (in Chinese)

[29] 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.

LI Y Y, CHANG Q R, LIU X Y, *et al.* Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(16): 135-142. (in Chinese)

[30] 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]. 杨陵: 西北农林科技大学, 2012.

[31] 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.

[32] 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.

ZHU X C, ZHAO G X, JIANG Y M, *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. (in Chinese)

[33] 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.

[34] 杨吉龙, 李家存, 杨德明. 高光谱分辨率遥感在植被监测中的应用综述[J]. 世界地质, 2001, 20(3): 307-312.

YANG J L, LI J C, YANG D M. Application of hyspectral remote sensing in vegetation monitoring[J]. Word Geology, 2001, 20(3): 307-312. (in Chinese)

[35] 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.

WANG X Z, HUANG J F, LI Y M, *et al.* The study on hyperspectral remote sensing estimation models about LAI of rice[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 81-88. (in Chinese)

[36] 孙俊, 武小红, 张晓东, 等. 基于高光谱图像的生菜叶片水分预测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(2): 522-526.

SUN J, WU X H, ZHANG X D, *et al.* Research on lettuce leaves' moisture prediction based on hyperspectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(2): 522-526. (in Chinese)