西北林学院学报 2019,34(5):134-140
Journal of Northwest Forestry University

doi:10.3969/j.issn.1001-7461.2019.05.21

基于 PCA-BP 神经网络算法桃树叶片 SPAD 值高光谱估算

吴文强,常庆瑞*,陈　涛,余蛟洋

(西北农林科技大学 资源环境学院,陕西 杨陵 712100)

摘　要:光谱技术实现了桃树叶片 SPAD(soil and plant analyzer development)值的监测,使用基于主成分分析(principal component analysis,PCA)的 BP 神经网络算法建立桃树叶片 SPAD 值光谱估算模型。分析各生育期桃树叶片 SPAD 值的变化及其与叶片光谱的相关关系,分析 5 种红边参数与 SPAD 值的相关性,选取相关性较高的 3 种红边参数,分别与 SPAD 值进行单因素建模;然后把红边参数和 SPAD 值用主成分分析、基于 PCA-BP 神经网络算法建模,并对估算模型进行验证,结果表明:1)5—9 月,桃树叶片 SPAD 值呈先上升后下降的变化特征,8 月达到最大;2)4 个生育期所建立的 3 种模型均通过 0.01 显著性检验,其中 6 月估算 SPAD 值的模型,建模精度和验证精度均最高,$R^2 \geqslant 0.814$;3)各生育期桃树叶片 SPAD 值在单因素模型中,以红边位置建立的模型估算和预测精度最高;4)各个生育期中,基于 PCA-BP 神经网络模型的估算效果最好,建模精度和预测精度最高,R^2 最高分别为 0.938 和 0.974;主成分分析模型次之,单因素模型最低。因此,基于红边参数建立的 PCA-BP 神经网络反演模型能进行桃树叶片 SPAD 值的准确估算,为桃树叶片叶绿素含量监测提供理论依据。

关键词:高光谱;SPAD 值;红边参数;主成分分析;BP 神经网络

中图分类号:S127　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1001-7461(2019)05-0134-07

Hyperspectral Estimation of Peach Leaf SPAD Value Based on PCA-BP Neural Network Algorithm

WU Wen-qiang, CHANG Qing-rui*, CHEN Tao, YU Jiao-yang

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

Abstract: The monitoring of the vaue of soil and plant analyzer development (SPAD) of peach leaf were realized by spectral technology. By using the BP neural network algorithm that was based on the principal component analysis (PCA), the SPAD evaluation model for peach tree blade was established. Firstly, the changes of SPAD values of peach tree blade and its correlation with blade spectrum at each growth period were analyzed, and the correlation between five red edge parameters and SPAD value was analyzed. Finally, three red edge parameters with high correlation were selected to conduct single-factor modeling with SPAD value. Then, the red edge parameters and SPAD values were modeled using principal component analysis and PCA-BP neural network algorithm, and the estimation model was verified. 1) From May to September, SPAD value of peach tree blade showed the changing characteristics of first rising and then falling, and reached the maximum value in August. 2) The three models established during the four growth periods all passed the significance test at the level of 0.01, among which the models that estimated SPAD value in June had the highest accuracy in modeling and verification, and R^2 was above 0.814. 3) In the single-factor model, the SPAD value of peach tree blade at each growth period had the highest estimation and prediction ac-

收稿日期:2018-11-05　**修回日期**:2019-03-29

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

作者简介:吴文强,男,硕士,研究方向:资源环境监测与评价。E-mail:13152116301@163.com

* **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研究。E-mail:changqr@nwsuaf.edu.cn

curacy by using the position of red edge. 4) The PCA-BP neural network model had the best estimation effect in each growth period, with the highest modeling accuracy and prediction accuracy, and the highest R^2 was 0.938 and 0.974, respectively. The principal component analysis model was in second, the single-factor model was the lowest. Therefore, the PCA-BP neural network inversion model based on red edge parameters could accurately estimate the SPAD value of peach tree blade. The results of this study would provide theoretical basis for the monitoring of chlorophyll content in peach tree blade.

Key words: hyperspectrum; SPAD value; red edge parameters; principal component analysis; BP artificial neural network

叶绿素是绿色植物光合作用的必要色素,其含量的不同,可以反映植物的健康状况;其含量的测定对作物生长、产量评估具有指导意义。

国内外学者对此做了大量研究,柳艺博等[1]把遥感和地理信息技术应用到土地研究中;此外,光谱技术也被大量应用,根据植物光谱曲线的差异变化进行定量分析,这种方法应用在作物叶绿素含量等参数的模型估算中。余蛟洋等[2]、刘秀英等[3]、王冰等[4]研究了植物叶绿素含量并建立了相关估算模型;陈志强等[5]构建了玉米叶片 SPAD 值的高光谱模型;王大成等[6]采用植被指数和神经网络算法估算小麦的生物量;冯伟等[7]研究了小麦叶片色素和光谱参数之间的关系,分析多种参数估算,为小麦色素监测提供依据;朱西存等[8]、张瑶等[9]、潘蓓等[10]、梁爽等[11]进行了苹果叶绿素含量的定量反演;黄春燕等[12]提供了一种红边参数估算棉花叶面积指数和叶绿素的简捷方法;丁永军等[13]用线性四点内插和对数曲线模型算法估测番茄叶绿素含量;徐云栋等[14]用遗传算法和粒子群算法对神经网络算法进行优化;C. A. Walthall[15]、L. He et al[16]研究了植被指数、氮素和辐射传输模型的估算。

上述研究建立了各种反演模型,并进行了详细的分析。但关于桃树叶片 SPAD 值估算的研究较少,本研究采用新型叶绿素仪进行叶片叶绿素含量测定,这种方法具有无损、便捷等特点。应用遥感技术监测作物,能突破时间和空间的限制对作物进行快速、无损监测。其中高光谱技术可以直接应用于植物的大范围、随时、随地监测。用基于主成分的 BP 神经网络算法反演桃树叶片 SPAD 值,优化模型估算精度,以期实现遥感技术对果园的大范围、及时监测,为精准农业发展提供依据。

1　材料与方法

1.1　试验设计

研究区位于陕西宝鸡扶风县杏林镇召宅村(107.87°E,34.37°N),关中平原西部,温带大陆性季风气候,年平均降水量 592.5 mm,年平均温度 12.4℃。分别在 2016 年 5 月 29 日、6 月 28 日、8 月 22 日和 9 月 21 日进行试验测定。试验样地选取 9 个成年桃树园,每个桃树园选取 6 棵健康生长的桃树,按照正东、正南、正西、正北 4 个方位,每个方位采集 5 片健康、完整、无损的叶片。每次试验采集 54 组样本叶片,每组 20 片。将采集的叶片装入密封袋中,排尽空气,放入小型密闭、遮光的便携式冰箱中,将温度设置为恒温 0℃,运回室内立即测定。

1.2　桃树叶片光谱与 SPAD 值测定

桃树叶片的光谱反射率用户外光谱辐射仪(SVC HR-1024I, surface optics corporation,美国)测定。为降低环境的干扰,每次测量前,务必进行参考白板校正。首先将叶片擦拭干净,然后放置在自带卤钨灯光源的光谱探测器的叶片夹上。在每组 20 片叶子的上、中、下(避开叶脉部分)测定 3 条光谱,共 60 条光谱数据,把该组光谱平均值作为叶片的光谱反射率。

桃树叶片的叶绿素值用便携型叶绿素仪(SPAD-502, konica minolta,日本)测定,SPAD 值为桃树叶片的叶绿素相对含量,其值的大小表示单位面积叶片的叶绿素含量,介于 0～99.9 之间。研究[17-18]证明二者有很强的相关性,决定系数 $R^2>0.90$。每组叶片各叶子选取避开叶脉的 3 个不同叶片位置测定桃树叶片 SPAD 值,共获取 60 个数据,把叶片 SPAD 均值作为最终的叶片 SPAD 值。

1.3　红边参数选取

绿色植物的“红边”是由于植物体内的叶绿素对红光的吸收和近红外光在叶片内的多次反射形成,是绿色植物所特有的光谱特征。本研究通过计算桃树叶片冠层光谱数据的一阶导数,在此基础上计算出桃树冠层光谱的 5 种红边参数[19-20],其定义和计算见表 1。

分层选取 40 组样本作为训练集,剩余 14 组样本用来验证模型。主要通过 Excel 2013、MATLAB 20176 和 Origin 2016 等软件分析和建立模型。

表 1 红边参数计算与公式

Table 1 Definition and formula of the red edge parameters

红边参数	计算公式	定义
λr(红边位置)	$\lambda r=\max(D(\lambda))$	红光范围内一阶导数最大值对应的波长
Dr(红边幅值)	$Dr=\max(D(\lambda))$	680～760 nm 内一阶导数的最大值
SDr(红边面积)	$\int_{680}^{760}(D(\lambda))d\lambda$	红光波长范围内一阶导数波段值的总和
$S\lambda r$(红边偏度)	$\frac{\frac{1}{n}(\sum_{i=1}(x_i-\bar{x})^3)}{(\frac{1}{n}(\sum_{i=1}(x_i-\bar{x})^2)^{3/2})}$	680～760 nm 范围内一阶导数光谱的偏度
$K\lambda r$(红边峰度)	$\frac{\frac{1}{n}(\sum_{i=1}(x_i-\bar{x})^4)}{(\frac{1}{n}(\sum_{i=1}(x_i-\bar{x})^2)^2)}-3$	680～760 nm 范围内一阶导数光谱的峰度

2 结果与分析

2.1 桃树叶片 SPAD 值变化

图 1 为不同生育期桃树叶片 SPAD 值的变化情况。可以看出，随着时间的推移，桃树叶片的 SPAD 值呈现先增加后减少的变化规律；最低值出现在 5 月，然后逐渐增加，在 8 月达到峰值，而后下降。叶片 SPAD 值的均值也由 5 月的 35.37 增加到 8 月的 45.42，在 8 月达到峰值，然后下降。这是由于随着桃树的生长，叶面积逐渐增大，叶片叶绿素含量逐渐增加，叶片 SPAD 值也随之增加；8 月，叶片的 SPAD 值达到最大，之后开始下降。因为叶面积停止生长，叶片供应营养物质减少，叶片生成生理活性物质的能力下降，叶片开始衰老、变黄，叶片中的叶绿素含量下降，故而叶片 SPAD 值下降。

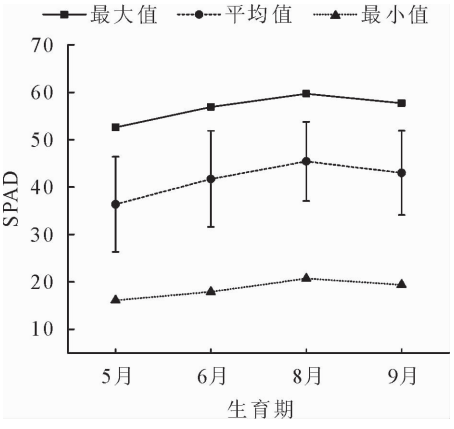


图 1 不同生育期桃树叶片 SPAD 值

Fig. 1 SPAD values of peach blade at different growth stages

2.2 桃树叶片的高光谱特征

图 2 为 54 棵桃树样本叶片平均反射率曲线。桃树叶片叶绿素在红光(650～690 nm)波段和蓝光(350～520 nm)波段出现 2 个高吸收区域，这是由于桃树叶片吸收绝大部分蓝光和红光进行光合作用，所以在反射率曲线上出现 2 个吸收谷，反射率＜10%。在 550 nm 绿波段附近，叶绿色对绿光高反射，低吸收，在 550 nm 附近形成明显的反射峰，680 nm 后反射率急剧上升，在 760～1 000 nm 近红外波段形成一个较高的反射平台，这是由于近红外能穿透叶绿素，被叶肉组织多次反射、折射、散射，故红光与近红外之间光谱反射率急剧增加。

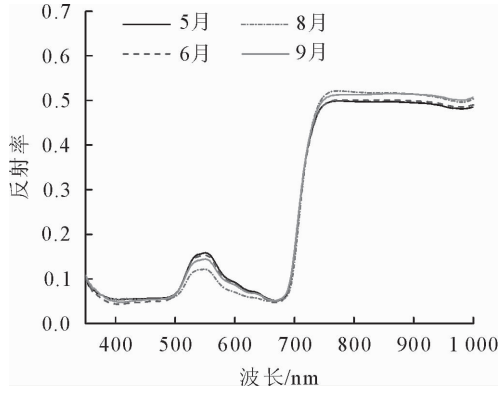


图 2 不同生育期桃树叶片高光谱反射率曲线

Fig. 2 Spectral Reflectance of peach at different growth

2.3 桃树叶片叶绿素含量与光谱相关性分析

本次数据选取的波段范围是 350～1 000 nm，主要因为叶片叶绿素在可见光波段、近红外波段范围内对植物光谱特征起决定作用，故将叶片 SPAD 值与此波段范围内的桃树叶片光谱反射率进行相关性分析(图 3)。

从图 3 可见，在可见光 350～720 nm，各生育期的光谱反射率均与 SPAD 值呈负相关关系，且均通过 0.01 水平上的极显著性检验；在近红外波段 760～1 000 nm 范围内，5 月与 6 月的光谱反射率与 SPAD 值呈正相关且通过 0.01 水平上的极显著性检验；8 月与 9 月的光谱反射率与 SPAD 值呈负相关关系，但未通过 0.01 水平上的极显著性检验。结果表明，在可见光波段 350～720 nm 范围，反射率主要受到叶绿素含量变化的影响，叶子的结构因素影响小；在近红外波段，反射率主要受到叶子结构和

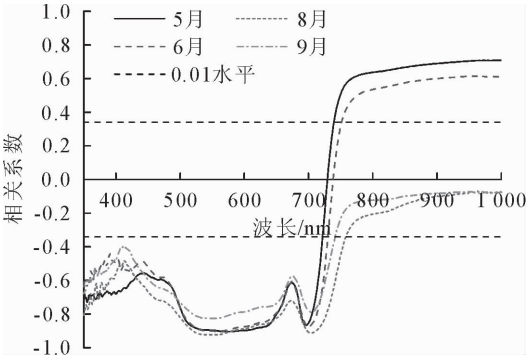


图 3　桃树叶片 SPAD 与光谱相关系数

Fig. 3　Correlation between spectral reflectance and SPAD values

干物质含量的影响,其中叶子结构是最主要的影响因素,叶片的内腔结构和腔内物质在近红外波段多次散射,近红外波段对叶子有大约 50%的透射和重复反射。

2.4　桃树叶片 SPAD 值与红边参数相关性分析

对各生育期桃树叶片光谱进行归一化一阶微分处理,提取出红边参数见图 4。桃树叶片的一阶微分光谱在红光波段有明显的"多峰"和"双峰"现象,整个生育期内,桃树叶片的反射光谱"红边"位置在 700～720 nm;随着生育期的推进,桃树光谱的"红边"向右移动,即向长波方向移动,由 704 nm 右移到 713 nm;原因在于随着桃树生长,叶片的叶面积增大,叶绿素含量增多,叶片的光合作用增强,这需要消耗更多的长波辐射,所以叶片光谱的"红边"出现"红移"现象[21]。在桃树生长后期,桃子成熟,叶片枯黄,叶绿素含量降低,此刻"红边"出现在 700 nm,桃树叶片光谱的"红边"向左移动,即出现一定程度的"蓝移"。

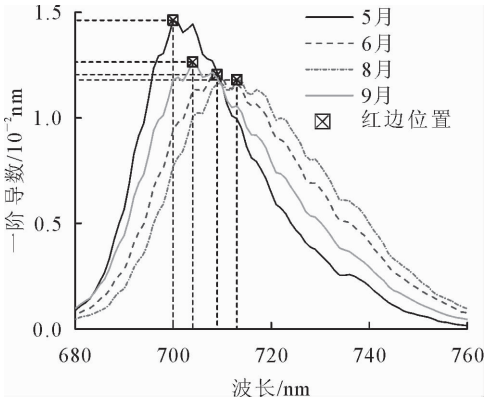


图 4　不同生育期桃树叶片的红边特征

Fig. 4　Red edge characteristic of peach canopy spectra at different stages

计算 4 个生育期桃树叶片的红边参数,分析其与 SPAD 值的相关性(表 2)。桃树叶片的红边位置 λ_{red} 与叶片 SPAD 值呈现极显著正相关,这是因为叶绿素含量增高,桃树进行光合作用的能力加强,"红移"现象明显,前 3 个生长期的相关系数均高于0.89,成熟期为 0.76;为了更好的描述光谱曲线波峰的变化,引入红边偏度和红边峰度。叶片 SPAD 值与红边偏度 $S_{\lambda red}$ 和红边峰度 $K_{\lambda red}$ 呈极显著负相关,红边幅值和红边面积与 SPAD 值的相关性较低,第 1 个生育期的红边幅值与第 3 个生育期的红边面积未通过 0.01 极显著性检验,这与宋开山等[22]、张永贺等[23]研究相一致;虽作物不同,但规律相似。所以用相关性较高的红边位置、红边偏度和红边峰度与 SPAD 值在各个生育期建立单因素回归模型。

表 2　红边参数与 SPAD 的相关性(n=54)

Table 2　Correlation between red edge parameters and SPAD values (n=54)

参数	生育期	红边参数				
		红边位置	红边幅值	红边面积	红边偏度	红边峰度
SPAD	5.29	0.891**	−0.204	0.671**	−0.828**	−0.823**
	6.28	0.933**	−0.599**	0.644**	−0.911**	−0.915**
	8.22	0.890**	−0.809**	0.206	−0.896**	−0.904**
	9.21	0.767**	−0.617**	0.043	−0.654**	−0.439**

注:**表示在 0.001 水平极显著。

2.5　不同生育期叶片 SPAD 值估算模型构建

2.5.1　基于红边参数的 SPAD 值的单因素估算模型　对选择的红边参数用单因素模型进行回归分析,分别进行线性、对数、指数、多项式、幂函数分析,其中多项式模型拟合效果最好(表 3)。

由表 3 可知,在桃树叶片 4 个生育期中,红边位置、红边偏度和红边峰度这 3 个参数模型都通过了极显著性(P<0.01)检验,证明红边参数能很好的预测叶片 SPAD 值。在 4 个生育期中,红边位置的建模效果最优,R^2 分别为 0.786、0.875、0.828、0.613,同一期 RMSE 均为最小,都小于<6;其次是 5、6 月的红边偏度模型模拟效果较好;8、9 月的红边峰度模型拟合效果<红边偏度模型;5、6 月的红边峰度模型和 8、9 月的红边偏度模型拟合效果较差;9 月的红边偏度建模精度最低,但其建模 R^2 > 0.478,RMSE 在 7 以下。在模型验证中 9 月的红边位置、红边偏度、红边峰度的 R^2 较小,其 RMSE 较高;6 月的模型验证效果最好,模型 R^2 较大,RMSE 较小;各模型均可用于估算叶片 SPAD 值。

表 3 单因素回归模型

Table 3 Single factor regression model

生育期	参数	回归方程	建模精度				验证精度		
			R^2	adj-R^2	$RMSE$	RE/%	R^2	$RMSE$	RE/%
5 月	λr	$y=-0.162\ 74x^2+231.386\ 35x-82\ 200.644\ 86$	0.786	0.774	4.567	11.334	0.897	4.571	11.568
	$S\lambda r$	$y=-102.941\ 42x^2+47.895\ 94x+39.521\ 11$	0.760	0.747	4.839	10.632	0.696	6.039	14.221
	$K\lambda r$	$y=-65.951\ 95x^2-198.648\ 68x-104.122\ 7$	0.732	0.718	5.107	11.302	0.670	6.197	14.61
6 月	λr	$y=-0.119\ 76x^2+171.003\ 53x-60\ 989.193\ 62$	0.875	0.868	3.574	7.723	0.904	3.390	7.493
	$S\lambda r$	$y=-28.922\ 82x^2-25.079\ 4x+58.200\ 61$	0.825	0.815	4.137	8.326	0.891	3.965	7.901
	$K\lambda r$	$y=7.728\ 31x^2-31.619\ 98x-8.393\ 73$	0.814	0.804	4.264	8.359	0.902	3.627	6.860
8 月	λr	$y=-0.092\ 7x^2+132.513\ 92x-47\ 301.451\ 55$	0.828	0.819	3.379	6.583	0.813	3.994	6.570
	$S\lambda r$	$y=-27.750\ 27x^2-28.883\ 97x+61.533\ 25$	0.793	0.782	4.369	6.540	0.879	3.517	7.679
	$K\lambda r$	$y=9.306\ 25x^2-29.789\ 3x-7.488\ 06$	0.806	0.796	3.556	6.486	0.885	3.693	8.210
9 月	λr	$y=-0.074\ 97x^2+107.503\ 55x-38\ 483.242\ 16$	0.613	0.592	5.414	9.698	0.602	6.480	14.238
	$S\lambda r$	$y=77.086\ 49x^2-110.840\ 59x+73.289\ 45$	0.478	0.450	6.254	13.606	0.594	6.198	14.611
	$K\lambda r$	$y=-33.574\ 41x^2-127.839\ 92x-64.544\ 46$	0.567	0.543	5.767	10.934	0.729	5.859	12.969

2.5.2 **主成分回归模型的构建** 主成分分析[24]，变量在正交变换之前可能具有线性相关性，变换后无线性相关性，这组无线性相关的变量称为主成分。主成分分析选取比原始变量个数少，能解释绝大部分内容中的变异，进行线性重构，实现对数据降维[25-26]。用红边位置、红边面积、红边幅值、红边偏度和红边峰度与 SPAD 值建模，结果见表 4。

在单因素模型中，4 个生育期均是红边位置的拟合效果最好，建模 R^2 分别为 0.786、0.875、0.828、0.613；而在主成分分析模型拟合的建模 R^2 为 0.825、0.929、0.857、0.629；主成分相比于单因素建模精度分别提升 4.77%、4.83%、3.37%、2.51%；主成分模型相比于单因素模型中前 2 个生育期的 R^2 和 RMSE 较接近，相差分别为 0.106、0.009；但是在后 2 个生育期中单因素模型的 R^2 和 RMSE 较接近，相差分别为 0.015、0.011；所以仅模型的稳定性而言，2 种模型各有千秋，但主成分分析的模型拟合效果优于单因素模型。

表 4 主成分分析模型

Table 4 Principal component analysis models

生育期	回归方程	建模精度		
		R^2	$RMSE$	RE/%
5 月	$y=-831.268\ 836+1.187\ 126*\lambda r+168.569\ 779*Dr+54.392\ 669*SDr-11.003\ 702*S\lambda r-9.163\ 551*K\lambda r$	0.825	3.844	10.49
6 月	$y=-564.897\ 803+0.796\ 336*\lambda r-150.524\ 165*Dr+85.485\ 289*SDr-13.759\ 305*S\lambda r-12.230\ 375*K\lambda r$	0.919	2.758	5.430
8 月	$y=-622.302\ 131+0.910\ 021*\lambda r-988.518\ 045*Dr+66.086\ 349*SDr-12.192\ 224*S\lambda r-10.371\ 350*K\lambda r$	0.857	2.904	5.400
9 月	$y=-1\ 157.101\ 866+1.723\ 539*\lambda r-1\ 018.846\ 378*Dr+12.342\ 214*SDr-5.988\ 967*S\lambda r+3.663\ 609*K\lambda r$	0.629	4.290	9.890

2.5.3 **基于主成分分析的 BP 神经网络模型** BP (back propagation)神经网络算法[27]是一种基于反向运算传播误差，具有监督、直到条件满足的神经网络算法，它包含输入层、隐含层、输出层；首先把学习参数提供给网络，由输入层经过隐含层到达输出层；当期望值没有达到要求时，数据从输出层经过隐藏层逆向到达输入层，这种逆向传播称为“误差逆传播算法”。该方法能实现输入数据到输出数据的非线性映射，具有良好的模式识别功能[28]。算法中连接权值和节点阈值的选取至关重要，BP 神经网络算法的参数[29]如表 5。

分别将各生育期的 5 种红边参数进行主成分分析，得到 5 种红边参数的主成分得分，以此作为数据的输入层，输出层为实际获取的叶片 SPAD 值，隐含层由公式(1)确定节点数，经过多次模拟训练，最优节点数确定为 4。

$$q=\sqrt{k+m}+\alpha \quad (1)$$

式中，k 是输入层单元变量数；m 是输出层单元数；α 在[1,10]内。

在 Matlab2015b 软件中通过编写程序代码进行 BP 神经网络建模，对各生育期桃树叶片 SPAD 值进行训练，建立不同生育期桃树叶片 SPAD 值的 BP

表 5　BP 神经网络算法参数

Table 5　Parameters of BP algorithm

参数	取值
输入层到输出层函数	双曲正切 S 型函数
隐含层到输出层函数	对数 S 型函数
学习函数	梯度下降动量权重函数
训练函数	Levenberg-Marquardt 算法
隐含层节点数	4
迭代次数	2 000
最大失败次数	20
学习目标	0.001
学习率	0.01

神经网络模型(表 6)。

经过查验,各个生育期的模型均通过了 0.01 显著性水平检验,前 3 个生育期模型的 R^2 均>0.87,模型的拟合能力好,精度高;第 4 生育期建模精度 R^2(0.687)较低。经过对比发现,BP 神经网络模型在 4 个生育期的建模精度均>主成分分析,建模精度分别提高 5.8%、2.01%、4.92%、9.32%;此外,BP 神经网络建模数据的 *RE* 低于主成分分析建模数据的 *RE*。

2.6　模型精度对比

利用验证集比较单因素模型、主成分分析模型和 PCA-BP 神经网络模型的拟合效果和精度,在单因素模型中选择建模最优的红边位置模型(表 7)。由表 7 可知,单因素模型、主成分分析模型和 PCA-BP 神经网络模型中,验证精度最好的是 PCA-BP 神经网络模型,主成分模型次之,单因素模型效果最差;其中 PCA-BP 神经网络模型 4 个生育期的 R^2 均>0.77,且 RMSE 均<3.604;4 个生育期中,PCA-BP 神经网络模型的 R^2 相比单因素模型和主成分分析模型,精度分别提高:6.53%、7.69%、18.89%、28.26%;*RMSE* 分别提高为:54.08%、44.22%、56.81%、44.38%。4 个生育期中,6 月的模型在 3 个模型中验证精度最高,预测桃树叶片 SPAD 值效果最好,模型最稳定;5 月次之,然后是第 3 个生育期,9 月预测效果最差。

表 6　BP 神经网络模型

Table 6　Back propagation neural network model

生育期	建模精度			
	R^2	*RMSE*	*RE*/%	Adj-R^2
5 月	0.873	3.248	8.810	0.932
6 月	0.938	2.426	4.750	0.936
8 月	0.899	2.408	4.350	0.896
9 月	0.687	4.088	9.300	0.679

表 7　桃树叶片模型对比

Table 7　Model comparison of SPAD values of peach blade

生育期	模型	实测值与预测值回归方程	验证精度		
			R^2	*RMSE*	*RE*/%
5 月	单因素模型	$y=1.082x-5.335\ 1$	0.897	4.571	11.570
	主成分分析模型	$y=0.863\ 2x+4.419\ 7$	0.932	2.646	5.770
	PCA-BP 神经网络	$y=0.860\ 5x+4.842\ 3$	0.956	2.099	5.720
6 月	单因素模型	$y=0.921\ 1x+3.519\ 6$	0.904	3.390	7.490
	主成分分析模型	$y=0.883\ 3x+4.355\ 6$	0.929	2.863	3.820
	PCA-BP 神经网络	$y=0.976\ 4x+1.079\ 6$	0.974	1.891	3.63
8 月	单因素模型	$y=0.815\ 3x+7.645\ 7$	0.813	3.994	6.570
	主成分分析模型	$y=0.786\ 1x+8.871\ 9$	0.907	2.475	6.390
	PCA-BP 神经网络	$y=0.946\ 9x+2.851\ 2$	0.967	1.725	3.450
9 月	单因素模型	$y=0.406\ 2x+26.120\ 0$	0.602	6.480	14.240
	主成分分析模型	$y=0.483\ 8x+21.736\ 0$	0.653	3.618	13.450
	PCA-BP 神经网络	$y=0.646\ 3x+16.100\ 0$	0.772	3.604	10.550

本研究表明:红边位置与叶片 SPAD 值具有正相关关系,且红边位置在 3 种建模方法中估算效果均最优。这是因为桃树叶片的叶绿素在可见光波段对红光和蓝光具有吸收作用,随着生育期的推进,桃树叶片叶绿素含量增多,叶片吸收更多的红光和蓝光光子,使桃树叶片的红边位置向长波方向移动,出现“红移现象”;随着果实成熟、叶片变黄、枯萎脱落,叶片无法吸收更多的红光和蓝光光子,使叶片红边位置向短波方向移动,出现“蓝移现象”。

除了红边参数对模型的影响,建模方法对模型也有很大的影响。本研究中,对比 3 种建模方法,单因素建模和主成分建模对模型具有一定的预测效果,建模精度也通过了 0.01 的显著性水平检验,但相比于 BP 神经网络算法,这 2 个模型的精度和稳定性较低。BP 神经网络算法是优选,但是其要设置学习函数、训练函数、隐含层节点数、连接权值等。本研究选用的是梯度下降动量权重函数和 Levenberg-Marquardt 算法来运行。存在的问题是:这种

方法可能会陷入局部无穷小和学习算法收敛慢。

3 结论

以关中平原地区的桃树叶片为研究对象，分析叶片 SPAD 值和高光谱参数的相关性，分别构建估算 SPAD 值的单因素分析模型、主成分分析模型、基于主成分的 BP 神经网络算法，得到以下结论：

PCA-BP 神经网络算法相比于单因素分析建模和主成分分析建模，模型反演效果较优，前 3 个生育期的建模 R^2 均＞0.87，验证 R^2 均＞0.95，模型稳定性较好，具有较好的预测效果；

全生育期中建模精度最好的是 6 月，建模 R^2 为 0.938，*RMSE* 为 2.426；验证 R^2 为 0.974，*RMSE* 为 1.891；9 月的建模精度和验证精度均较低；

在各个红边参数中，红边位置对桃树叶片的 SPAD 值含量反演效果最优，对叶绿素含量具有较好的估算能力。所以，基于主成分的 BP 神经网络算法对叶片 SPAD 值有较高的估算精度，此模型能通过采样反演桃树叶片叶绿素含量，可以为遥感无损、迅速监测桃树叶片叶绿素含量提供依据。

参考文献：

[1] 柳艺博，常庆瑞. RS 与 GIS 在东北黑土区土壤侵蚀研究中的应用[J]. 西北林学院学报，2009，24(5)：166-170.
LIU Y B，CHANG Q R. Application of RS and GIS on soil erosion research in black soil region of northeast China[J]. Journal of Northwest Forestry University，2009，24(5)：166-170. (in Chinese)

[2] 余蛟洋，常庆瑞，由明明，等. 基于高光谱和 BP 神经网络模型苹果叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 西北林学院学报，2018，33(2)：156-165.
YU J Y，CHANG Q R，YOU M M，*et al*. Estimation of apple leaf SPAD value based on Hyperspectrum and BP neural network[J]. Journal of Northwest Forestry University，2018，33(2)：156-165. (in Chinese)

[3] 刘秀英，熊建利，臧卓，等. 基于植被指数的马尾松叶绿素含量估算模型[J]. 西北林学院学报，2012，27(3)：44-47.
LIU X Y，XIONG J L，ZANG Z，*et al*. Estimation models for chlorophyll content of Pinus massoniana based on vegetable indices[J]. Journal of Northwest Forestry University，2012，27(3)：44-47. (in Chinese)

[4] 王冰，张羽震，贺文美，等. 山桃叶片叶绿素 SPAD 值颜色特征与时空特征分析[J]. 西北林学院学报 2016，31(5)：311-315.
WANG B，ZHANG Y Z，HE W M，*et al*. Color and spatio-temperal characteristics of chlorophyll SPAD values of prunus davidiana leaves[J]. Journal of Northwest Forestry University，2016，31(5)：311-315. (in Chinese)

[5] 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*. Study on the prediction model of SPAD hyperspectral in maize leaves during the whole growth period[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2013，33(10)：2838-2842. (in Chinese)

[6] 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，2008，24(Supp. 2)：196-201.

[7] 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.

[8] 朱西存，赵庚星，王瑞燕，等. 苹果叶片的高光谱特征及其色素含量监测[J]. 中国农业科学，2010，43(6)：1189-1197.
ZHU X C，ZHAO G X，WANG R Y，*et al*. Hyperspectral characteristics of apple leaves and their pigment contents monitoring[J]. Chinese Agricultural Science，2010，43(6)：1189-1197. (in Chinese)

[9] 张瑶，郑立华，李民赞，等. 基于光谱特征分析的苹果树叶片营养素预测模型构建[J]. 农业工程学报，2013，29(8)：171-178.
ZHANG Y，ZHENG L H，LI Z M，*et al*. Construction of apple tree leaves nutrients prediction model based on spectral analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering，2013，29(8)：171-178. (in Chinese)

[10] 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.

[11] 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.

[12] 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(Supp. 2)：137-141.

[13] 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 Y J，ZHANG J J，LI X H，*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)

[14] 徐云栋，舒清态. 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. Study on the accumulation model of pinus massoniana in shangri-la based on optimized BP neural network[J]. Journal of Northwest Forestry University，2015，30(6)：190-195. (in Chinese)

[15] WALTHALL C. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery * 1[J]. Remote Sensing of Environment，2004，92(4)：465-474.

[16] HE L，ZHANG H Y，ZHANG Y S，*et al*. Estimating canopy leaf nitrogen concentration in winter wheat based on multi-angular hyperspectral remote sensing[J]. European Journal of Agronomy，2016，73：170-185.

[17] 朱蕾，徐俊锋，黄敬峰，等. 作物植被覆盖度的高光谱遥感估算模型[J]. 光谱学与光谱分析，2008，28(8)：1827-1831.

（下转第 224 页）

[6] HAN Y. Rutin has therapeutic effect on septic arthritis caused by Candida albicans[J]. International Immunopharmacology, 2009,9(2):1-211.

[7] IKEDA N E, NOVAK E M, MARIA D A, *et al*. Synthesis, characterization and biological evaluation of Rutin-zinc (II) favonoid-metal complex [J]. Chemico-Biological Interactions, 2015,239:184-191.

[8] 周蓓蓓,潘见,开桂清,等. 光度法研究铜离子和铁离子与芦丁的不同配位特性[J]. 安徽化工,2006,32(1):65-67.

[9] 相启森,岳田利,袁亚宏,等. 金属离子对褐黄孢链霉菌生长和纳他霉素生物合成的影响[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2010,38(1):209-215.
XIANG Q S, YUE T L, YUAN Y H, *et al*. Effects of metal ions on growth of streptomyces gilvosporeus and biosynthesis of natamycin[J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2010, 38(1): 209-215. (in Chinese)

[10] 毕振举,钟杰,闫丽. 芦丁及其金属配合物对木材腐朽菌的抑菌性初探[J]. 木材工业,2018,32(4):14-17.
BI Z J, ZHONG J, YAN L. Antifungal activity of rutin and its metal complexes on wood decay fungi[J]. China Wood Industry, 2018, 32(4): 14-17. (in Chinese)

[11] LACIAR A, VACA RUIZ M L, CARRIZO FLORES R, *et al*. Antibacterial and antioxidant activities of the essential oil of Artemisia echegarayi Hieron[J]. Revista Argentina de Microbiologia, 2009, 41 (4): 226-231.

[12] 黄翠姬. 曲霉形态结构观察方法的改进[J]. 生物学通报,2012,47(5):57-58.

[13] 战广琴,黄有凯,李耀亭. 香茅醛对黑曲霉有关形态及结构影响的研究[J]. 安徽农业大学学报,2003,30(2):220-223.

[14] 赖宗元,李雨爽,母军. MDF 热解液组分特性及其抑菌性能分析[J]. 西北林学院学报,2018,33(5):201-207.
LAI Z Y, LI Y S, MU J. Composition characteristics of separated fractions and antibacterial activity of waste MDF pyrolysis condensate liquid[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2018, 33(5): 201-207. (in Chinese)

[15] 王芳,梁倩,杨建珍,等. 倒提壶(紫草科 Boraginaceae)提取物抗菌活性的初步研究[J]. 西北林学院学报,2014,29(5):125-128.
WANG F, LIANG Q, YAN J Z, *et al*. Anti-microbial activity of the extracts from cynoglossum amabile [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2014, 29(5): 125-128. (in Chinese)

[16] 康敬万,苏碧泉,卢小泉,等. 芦丁配合物的合成、表征及其与 DNA 作用的电化学研究[J]. 西北师范大学学报:自然科学版,2006,42(1):54-57.

[17] 郭艳华,许国权,李艾华,等. 天然黄酮芦丁的化学改性及抑菌作用[J]. 江汉大学学报:自然科学版,2013,41(2):31-35.

(上接第 140 页)

[18] 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*. The spectral signature of the leaf and the relationship between the chlorophyll content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(9): 1731-1734. (in Chinese)

[19] 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(12):31-38.

[20] SHI J Y, ZOU X B, ZHAO J W, *et al*. Nondestructive diagnostics of nitrogen deficiency by cucumber leaf chlorophyll distribution map based on near infrared hyperspectral imaging [J]. Scientia Horticulturae, 2012, 138: 190-197.

[21] 赵春江,黄文江,王纪华,等. 不同品种、肥水条件下冬小麦光谱红边参数研究[J]. 中国农业科学,2002,35(8):980-987

[22] 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.

[23] 张永贺,郭啸川. 基于红边位置的木荷叶片叶绿素含量估测模型研究[J]. 红外与激光工程,2013,42(3):798-804
ZHANG Y H, GUO X C. Estimation model of schima superba leaf chlorophyll content based on red edge position [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(3): 798-804. (in Chinese)

[24] NAVARRO-CERRILLO R M, TRUJILLO J, DE LA ORDEN M S, *et al*. Hyperspectral and multispectral satellite sensors for mapping chlorophyll content in a Mediterranean *Pinus sylvestris* L. plantation[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 26: 88-96.

[25] 常威威,郭雷,刘坤,等. 基于 Contourlet 变换和主成分分析的高光谱数据噪声消除方法[J]. 电子与信息学报,2009,31(12):2892-2896.

[26] 刘炜,常庆瑞,郭曼,等. 夏玉米可见/近红外光小波主成分提取与氮素含量神经网络检测[J]. 红外与毫米波学报,2011,30(1):48-54.
LIU W, CHANG Q R, GUO M, *et al*. Detection of leaf nitrogen content of summer cornusing visible/near infrared spectra [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(1): 48-54. (in Chinese)

[27] 孙德勇,李云梅,王桥,等. 利用高光谱数据估算太湖水体 CDOM 浓度的神经网络模型[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2009,35(7):851-855.

[28] 汤旭光,宋开山,刘殿伟,等. 基于可见/近红外反射光谱的大豆叶绿素含量估算方法比较[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(2):371-374.
YANG X G, SONG K SH, LIU D W, *et al*. Comparison of estimation methods of soybean chlorophyll content based on visible/near-infrared reflectance spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(2): 371-374. (in Chinese)

[29] 姚付启,张振华,杨润亚,等. ANFIS 在植被叶绿素含量高光谱反演中的应用[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(7):1834-1838.