张楠楠,张　晓,姚　娜,等. 塔里木河流域上游胡杨叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. 江苏农业科学,2018,46(8):216 – 221.
doi:10.15889/j.issn.1002 – 1302.2018.08.055

塔里木河流域上游胡杨叶面积指数高光谱遥感反演方法对比

张楠楠[1,2], 张　晓[1,2], 姚　娜[1,2], 喻彩丽[1,2], 白铁成[1,2]
(1. 塔里木大学信息工程学院,新疆阿拉尔 843300; 2. 中国农业科学院农业信息研究所新疆南疆农业信息化研究中心,新疆阿拉尔 843300)

摘要:为探索研究胡杨叶面积指数高光谱反演方法的预测精度和适应性,选择新疆维吾尔族自治区塔里木河流域上游为研究区域,将采集的叶片带回实验室,通过 ASD Fieldspec4 便携式地物光谱仪扫描胡杨叶片得到反射率光谱并计算胡杨 LAI,然后利用回归分析法和 BP 神经网络法构建胡杨 LAI 反演模型,将模型预测 LAI 值和真实 LAI 值进行建模分析,进而评价 2 种方法的反演精度。结果显示,BP 神经网络法检验方程的决定系数(r^2)为 0.99、均方根误差(*RMSE*)为 0.304、残差平方和(*RSS*)为 0.0004,较植被指数法和多元回归法估算胡杨 LAI 的精度有较大提高。

关键词:遥感;胡杨;回归分析;神经网络;LAI 反演;回归模型;BP 神经网络
中图分类号: TP79;S127　　**文献标志码**: A　　**文章编号**:1002 – 1302(2018)08 – 0216 – 05

胡杨为杨柳科杨属的高大落叶乔木、稀灌木[1],是杨属中最古老、最原始的荒漠河岸林树种,为我国首批确定的 388 种珍稀濒临灭绝植物中的渐危种[2],具有防风固沙、稳定河道、保护绿洲、维持荒漠区脆弱环境生态平衡的功能。全国 91.1% 的胡杨林面积集中在新疆,新疆的胡杨林主要分布在南疆,塔里木河流域的天然胡杨林总面积为 14.06 万 hm^2,是全国最大的一片胡杨林,占全国胡杨林面积的 37.28%[1]。

叶面积指数(LAI)是指单位地表面积上方植物叶单面面积的总和[3]。目前,常用的测量 LAI 的方法有 2 种:一种为传统地面测量法,存在大面积获取 LAI 效率低和成本高的缺点;二是运用遥感技术,相对于传统方法有快速、高效地实现大范围 LAI 监测的优点,可为及时掌握农作物的生长状态、预测粮食产量等提供强有力的技术手段[4-5],被越来越多的专家学者所关注。林卉等利用遥感影像建立了小麦 LAI 值反演模型,反演模型的校正集和预测集均可达到 84%[6];谢巧云等运用支持向量机等 4 种算法,发现支持向量机非线性回归模型使冬小麦 LAI 反演精度达到 82.3%[7];李鑫川等为提高 LAI 预测精度,提出分段选择敏感植被指数[8];姚付启等通过改进植被指数来提高小麦估算模型 LAI 的精度[9];夏天等利用神经网络来构建反演模型,筛选敏感光谱波段作为模型输入,LAI 作为模型模拟输出进行反演研究[10]。叶面积指数反演方法的研究已成为精准农业的研究热点[11-13],不同地区和环境中的植被 LAI 对光谱反射率的敏感波段各不相同,植被指数在不同环境的适应性也不同,同时基于胡杨 LAI 方面的研究还较少见。基于此,本试验选取新疆维吾尔族自治区塔里木河流域上游为研究区域,以胡杨叶片作为研究对象,获取胡杨叶片的高光谱和 LAI 数据,运用传统的回归模型法和 BP 神经网络法构建研究区胡杨 LAI 估算模型,比对 2 种不同反演方法的精度,研究结果可为新疆地区胡杨长势和病虫害遥感监测提供理论和技术上的支持,并为大尺度传感器监测胡杨长势和病虫害提供参考。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

本研究选取新疆维吾尔族自治区塔里木河流域上游为研究区域,该地区最高气温 35 ℃,最低气温 – 28 ℃。研究区太阳辐射平均每年 575 ~ 612 kJ/cm^2,年均日照 2 556.3 ~ 2 991.8 h,日照率为 58.69%。研究区雨雪稀少,地表蒸发强烈,年均降水量为 40.1 ~ 82.5 mm,年均蒸发量为 1 876.6 ~ 2 558.9 mm。在试验样区内选取胡杨的叶片作为试验对象。

1.2　光谱数据采集和叶面积测定

2016 年 6—7 月,采集研究区域内的胡杨叶片,进行胡杨叶片的光谱扫描,并计算 LAI。选用 ASD Fieldspec4 便携式地物光谱仪(表 1)测量胡杨叶片光谱反射率,监测均在天气晴朗、光线较好的室内进行,测定时间为 13:00—16:00(北京时间)。仪器放置于距地面 1.3 m 处,视场角为 25°。每个采样点重复测量 20 次,且每次测量前进行白板校正。每个采样点进行平均化处理,共得到 155 组胡杨叶片光谱反射率数据。

LAI 的测量:将胡杨叶片放在相同大小的玻璃皿上,通过 Matlab 2010b 计算胡杨叶片面积与玻璃皿面积的比值,从而得到 LAI 的值,最终获取与光谱相对应的 155 组 LAI 数据。

1.3　数据预处理

为减弱噪声对实际光谱数据的影响,用 Matlab 2010b 工具对原始的高光谱数据进行噪声去除处理,采用移动窗口中位数平滑的方法,波段区间为 350 ~ 1 750 nm 和 1 900 ~ 2 500 nm,最终使光谱数据利于数学建模分析。

收稿日期:2016 – 11 – 21
基金项目:国家自然科学基金(编号:61362026);塔里木大学校长基金(编号:TDZKQN201506)。
作者简介:张楠楠(1987—),男,河南洛阳人,硕士,讲师,主要从事农业遥感及作物模型方面的研究。E – mail:893209892@qq.com。
通信作者:白铁成,硕士,副教授,主要从事干旱区作物遥感研究。E – mail:baitiecheng1983@163.com。

表 1　ASD Fieldspec4 便携式地物光谱仪的主要性能指标

参数	描述
探测器	350 ~ 1 000 nm,低噪声 512 阵元 PDA
	1 000 ~ 1 800 nm 及 1 800 ~ 2 500 nm,2 个 InGaAs 探测器单元,TE 制冷恒温
波长范围	350 ~ 2 500 nm
光谱分辨率	3 nm @ 700 nm,8 nm @ 1 400/2 100 nm
波长精度	0.5 nm
扫描时间	100 ms
通道数	2 151

1.4　研究方法

1.4.1　回归分析法　本研究以胡杨叶面积指数为因变量,以获取的胡杨叶片高光谱数据为自变量,进行回归分析,构建胡杨叶面积指数反演的回归模型。本研究采用 SPSS 19 软件进行胡杨叶片光谱反射率与 LAI 相关性分析,计算出光谱敏感区域并计算植被指数,然后将植被指数与胡杨 LAI 建立回归模型。作物 LAI 与近红外波段的反射率组合有良好的相关性[14],结合研究区域胡杨光谱反射率变化特征,选取以下 4 种植被指数(表 2)来构建胡杨 LAI 的回归模型。

表 2　本研究采用的高光谱植被指数

高光谱植被指数	表达式
差值植被指数(DVI)	$DVI = NIR - Red$[15]
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (NIR - Red)/(NIR + Red)$[16]
环境植被指数(EVI)	$EVI = 25 \times (NIR - Red)/(NIR + 6 \times Red - 7.5 \times Blue + 1)$[17]
土壤调整植被指数(SAVI)	$SAVI = [(NIR - Red)/(NIR + Red + L)](1 + L)$[18]

注:*NIR* 为近红外波段反射率;*Red* 为红光波段反射率;*Green* 为绿光波段反射率;*Blue* 为蓝光波段反射率;*L* 为土壤调节系数。

1.4.2　BP 神经网络法　通过对高光谱反射率与胡杨 LAI 进行相关性分析,之后将胡杨 LAI 变化敏感光谱波段的反射率作为 BP 神经网络模型的输入层,通过调试隐层的神经元数目来构建 LAI 反演模型,最后将预测数据与真实数据对比进行检验。采用回归分析法和 BP 神经网络法构建胡杨 LAI 反演模型,把 2 种反演模型的胡杨 LAI 与实测值进行拟合。

1.5　模型验证

本研究选取决定系数、均方根误差、残差平方和进行模型分析检验,其计算公式如表 3。其中,r^2 取值在 0 ~ 1,选用模型的拟合度越好,其值越接近 1;*RMSE* 用于模型验证,反映了预测值与真实值的偏离度,值越小模型精度越高;*RSS* 的值越小,模型稳定性越高。

2　结果与分析

2.1　LAI 与光谱波段的相关性及多元回归模型

如图 1 所示,整体来看,在 350 ~ 720 nm 波段,胡杨叶片高光谱反射率与 LAI 呈负相关:在 500 ~ 580 nm 波段,出现 1 个小波峰是由于叶绿素强吸收带的影响,在 620 ~ 720 nm 波段达到最低(-0.68 左右);在 720 nm 左右,相关系数变为 0;在 720 ~ 760 nm 波段,胡杨叶片反射率与 LAI 呈正相关,且相关系数随光谱波长持续增加,最高达到 0.60,原因是在 720 ~ 760 nm 波段色素对光能的吸收逐渐减小,细胞结构对光线的反射慢慢增强。在 760 ~ 1 000 nm 的近红外区域,胡杨叶片表现最为敏感,高光谱反射率与 LAI 相关性稳定在 0.60 左右。根据冠层光谱与 LAI 相关性分析,本研究选取对光谱变化较为敏感的 4 个光谱反射率(450、550、680、800 nm波段)进行多元回归模型的建立。

表 3　2 类模型的检验指标

验证指标	公式
决定系数 r^2	$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 * (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 * \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$
均方根误差 *RMSE*	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - x_i)^2}{n}}$
残差平方和 *RSS*	$RSS = \sum_{i=1}^{n}[y_i - (A + Bx_i)]^2$

注:x_i、$\bar{x}$、y_i、$\bar{y}$分别为实测值、实测值均值、模拟值、模拟值均值;n 为测量次数;A、B 为常数。

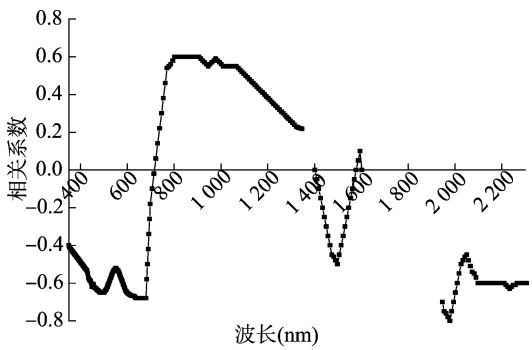


图1　胡杨叶片高光谱反射率与 LAI 的相关性

运用 SPSS 19.0 工具建立 LAI(y)与 450 nm(x_1)、550 nm(x_2)、680 nm(x_3)、800 nm(x_4)的相关模型:

$$y = 3.019\ 19 - 5.446\ 48x_1 - 4.212\ 37x_2 - 14.579\ 95x_3 + 10.508\ 5x_4$$

($R^2 = 0.862\ 72$, $RMSE = 0.212\ 16$, $RSS = 1.755\ 42$)。

2.2　基于植被指数构建回归模型的胡杨 LAI 估算

本研究从试验样点中选 44 组样点数据进行模型的构建,拟合结果如图 2。r^2 为 0.574 19 ~ 0.888 71,其中 NDVI 估算模型的 r^2 最大,SAVI 估算模型的 r^2 次之,DVI 估算模型的 r^2 最小。*RMSE* 的值在 0.428 53 ~ 0.838 20 之间,其中 DVI 估算模型的 *RMSE* 最大,EVI 估算模型的 *RMSE* 次之,NDVI 估算模型的 *RMSE* 最小。*RSS* 如图 3 所示,其值在 7.712 7 ~ 29.508 5,其中 DVI 估算模型的 *RSS* 最大,EVI 估算模型的 *RSS* 次之,NDVI 估算模型的 *RSS* 最小。

由模型验证的 3 个指标进行综合分析得出,EVI、NDVI、SAVI 3 种拟合模型都能较好地反映胡杨 LAI 与植被指数之间的变化关系,构建的胡杨 LAI 估算模型精度均较好,3 种拟合模型拟合度较高,均方根误差相对较小,误差也较小。研究发现 NDVI 相对其他 3 种模型,r^2、*RMSE* 和 *RSS* 均相对较优。因在实验室条件下 LAI 与植被指数之间呈线性变化,故 4 种植被指数构建的反演模型均为线性模型。NDVI能够反映出

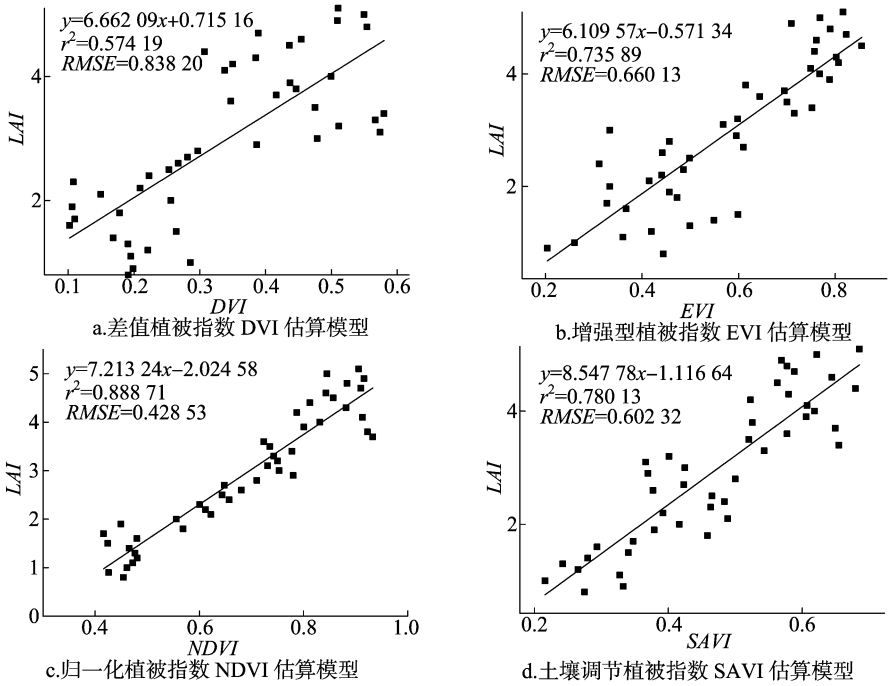


图2　4 种植被指数拟合的叶面积指数 LAI 估算模型

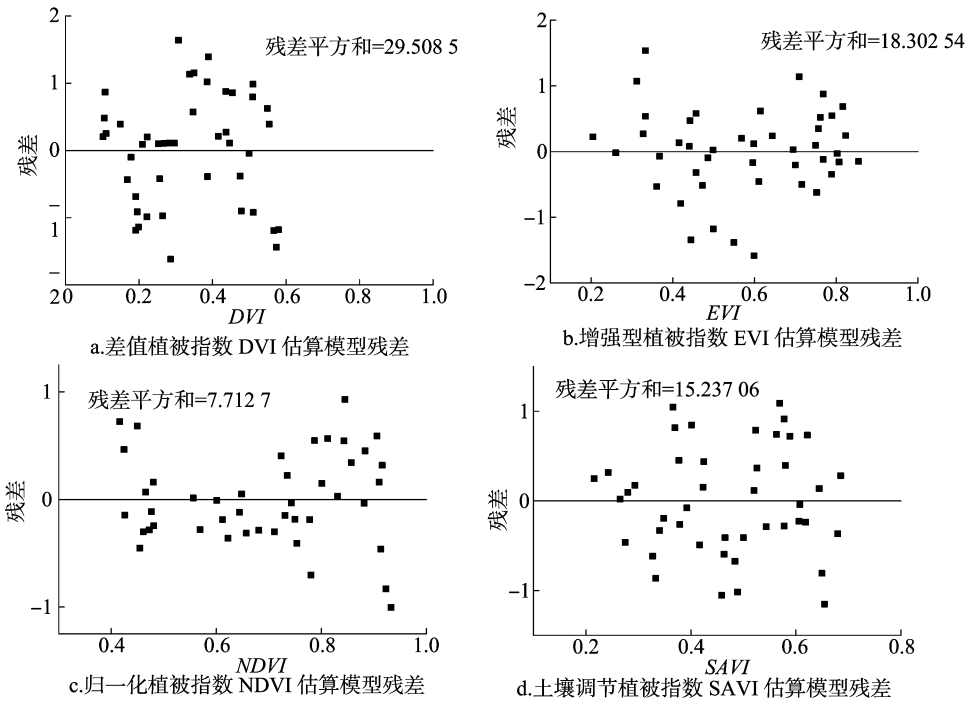


图3　4 种植被指数拟合的叶面积指数 LAI 估算模型的残差

植物的植被覆盖度和消除一些辐射误差等，且对土壤背景的变化较为敏感。DVI、EVI 和 SAVI 这 3 种植被指数考虑到土壤、温度、湿度等周围环境因素的影响，但模型的效果不好，估算误差相对较大。

2.3　基于 BP 神经网络的胡杨 LAI 估算

本研究所构建的 BP 神经网络共有 3 层结构，即输入层、隐含层、输出层；采用前向 BP 网络，隐含层使用神经元传递函数 tansig，输出层使用神经元传递函数 purelin，训练函数使用 trainlm，权值和阈值使用 learngdm，性能函数为 msereg。研究选用对胡杨 LAI 变化较为敏感的 450、550、680、800 nm 的反射率作为模型输入矢量 P，输出矢量 T 即为胡杨 LAI；确定隐含层为 1 层，隐含层的神经元数目初始设置为 5，经过多次试验，得出 6 个神经元为最佳。初始权重和阈值为默认值。迭代次数为 100 次，学习率为 0.1，目标为 0.000 04。通过 BP 神经网络得到预测 LAI 数据，并利用实测值与模拟值进行线性拟合（图 4），拟合度达到 0.99，说明构建的模型精度较高。

2.4　LAI 反演精度比对

为比较以上2种方法预测LAI的反演精度，选取采集的

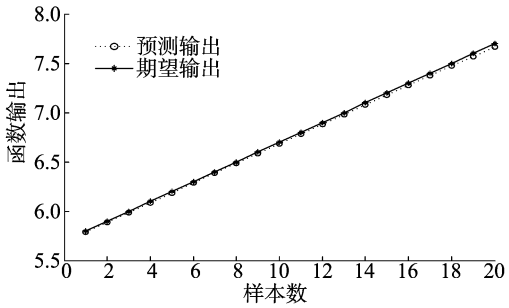


图4　BP 神经网络预测输出与期望的叶面积指数 LAI

20 组数据进行回归模型的精度测试,将真实数据代入回归模型,采用 r^2、*RMSE*、*RSS* 对预测值和实测值的预测度进行检验。由图 5、图 6 可知,r^2 为 0.673 49 ~ 0.733 38,其中 NDVI 预测模型的 r^2 最大,DVI 预测模型的 r^2 次之,SAVI 预测模型的 r^2 最小。*RMSE* 的值在 0.305 48 ~ 0.338 05 之间,其中 SAVI 预测模型的 *RMSE* 最大,EVI 预测模型的 *RMSE* 次之,NDVI 预测模型的 *RMSE* 最小。*RSS* 值在 1.679 70 ~ 2.057 02,其中 SAVI 预测模型的 *RSS* 最大,EVI 预测模型的 *RSS* 次之,NDVI 预测模型的 *RSS* 最小。4 种植被指数预测模型都能较好地进行预测且 *RMSE* 和 *RSS* 均较小。综合分析可知,NDVI 预测模型在预测拟合度、精度、稳定性好于其他 3 种植被指数估算模型。

在回归模型选取的 44 组数据中,新增了 26 组样区其他样点数据作为检验样本数据,即在 70 组胡杨 LAI 数据中选取 50 组作为学习目标 P - test,剩余样本作为检验数据 t - test。用神经网络法构建胡杨叶面积指数的反演模型。由图 7 可得出,胡杨 LAI 反演的误差(*MSE*)为 0.092 4,*MSE* 开根号即为 *RMSE*,则 *RMSE* 为 0.304 0。由 8 可知,*RSS* 为 0.000 4,预测值与实测值之间误差极小,可近似为 0。由此可见 BP 神经网络法与传统回归法相比,预测模型精度有很大的提高。

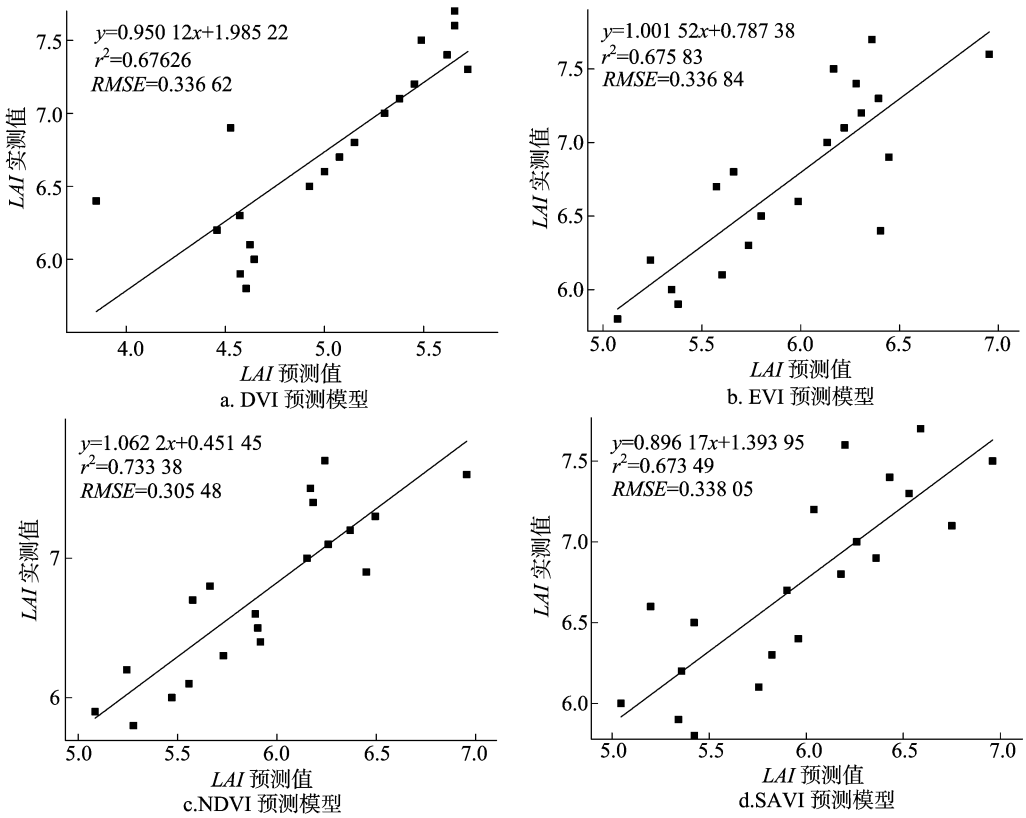


图5　胡杨叶片植被指数预测模型检验

3　结论

DVI、NDVI、EVI 和 SAVI 这 4 种植被指数与胡杨 LAI 建立回归估算模型,模型拟合度在 0.574 19 ~ 0.888 71,*RMSE* 在 0.428 53 ~ 0.838 20,*RSS* 在 7.7127 ~ 29.5085,其中 NDVI、EVI 和 DVI 拟合度较高,拟合误差较小,残差平方和较小。模型精度检验,r^2 为 0.673 49 ~ 0.733 38,*RMSE* 为 0.305 48 ~ 0.338 05,*RSS* 值在 1.679 7 ~ 2.057 02,NDVI 预测模型在预测拟合度、精度、稳定性好于其他 3 种植被指数估算模型。综合分析 4 种模型的模拟及验证情况,无论是模型拟合度还是验证精度和稳定性方面,NDVI 估算模型都较好,适合进行该地区胡杨 LAI 反演。另用胡杨叶片高光谱反射率与 LAI 进行相关性分析,得到 4 个敏感波段,与 LAI 进行多元线性回归建模,得到回归方程,其 r^2 = 0.862 72,*RMSE* = 0.212 16,*RSS* = 1.755 42。与 NDVI 模型相比较,模型精度都有所下降。

利用 BP 神经网络输入 4 个敏感波段(450、550、680、800 nm)反射率进行胡杨 LAI 估算,在一定程度上提高了反演的精度。经检验,预测值与真实值拟合度高达 0.99,*RMSE* 为 0.304,*RSS* 为 0.004。与传统的回归模型相比较,利用 BP 神经网络法估测胡杨 LAI 精度有较大提高。

本研究运用高光谱技术对胡杨 LAI 估算进行了尝试,为胡杨 LAI 的高精度估算提供了科学依据。研究表明,BP 神经网络 方法较适合运用于胡杨LAI反演研究,提高了模型的反

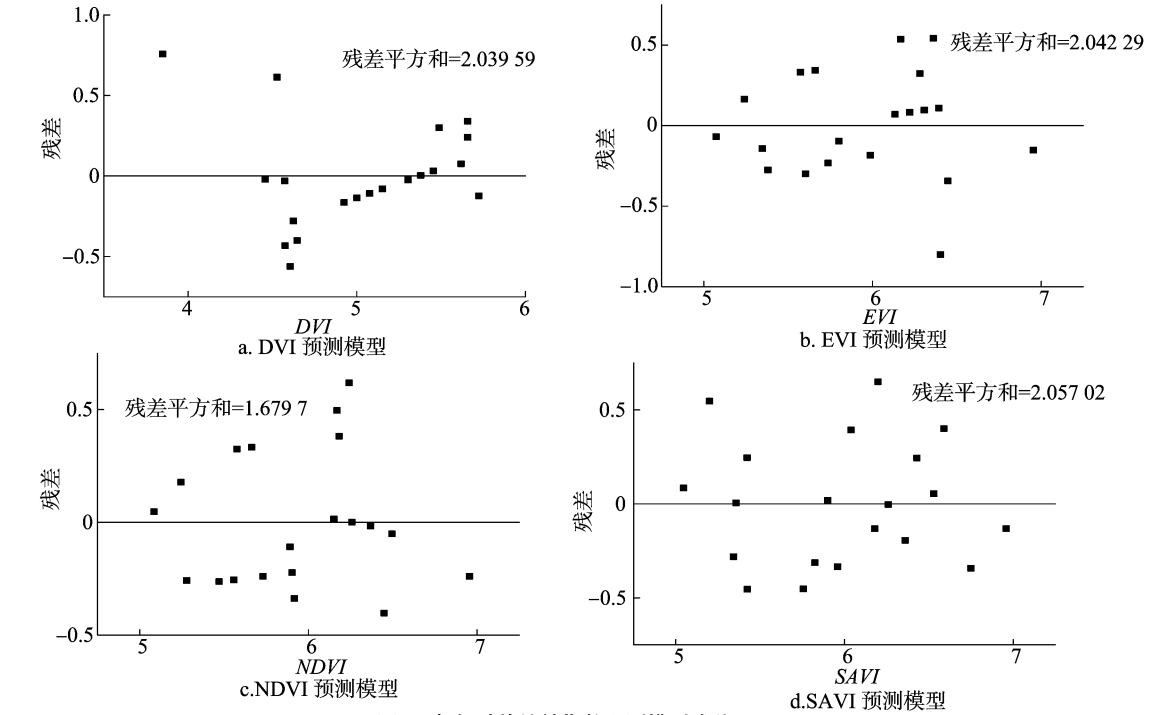


图6　胡杨叶片植被指数预测模型残差

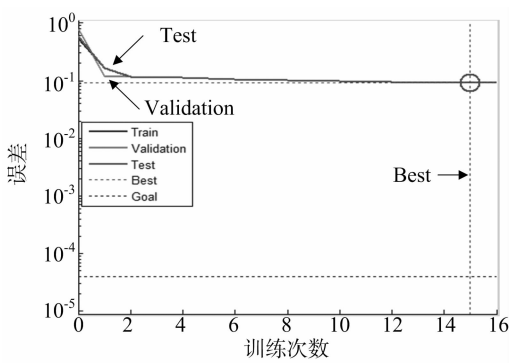


图7　BP 神经网络估测胡杨 LAI 误差(*MSE*)结果

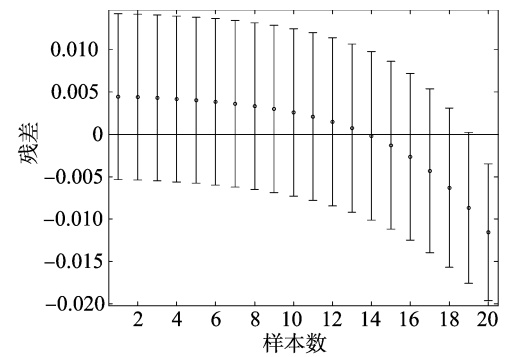


图8　BP 神经网络估测胡杨 LAI 残差

演精度。另外本试验在实验室环境下测量,下一步将在野外进行测量以使结果更加接近真实值,模型是否适合其他更广阔的区域有待进一步验证。

参考文献:

[1]苏培玺,张立新,杜明武,等. 胡杨不同叶形光合特性、水分利用效率及其对加富 CO_2 的响应[J]. 植物生态学报,2003,27(1):34 – 40.

[2]王世绩. 全球胡杨林的现状及保护和恢复对策[J]. 世界林业研究,1996(6):37 – 43.

[3]陈　拉,黄敬峰,王秀珍. 不同传感器的模拟植被指数对水稻叶面积指数的估测精度和敏感性分析[J]. 遥感学报,2008,12(1):143 – 151.

[4]王　伟,彭彦昆,马　伟,等. 冬小麦叶绿素含量高光谱检测技术[J]. 农业机械学报,2010,41(5):172 – 177.

[5]陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报,2016,20(5):748 – 766.

[6]林　卉,梁　亮,张连蓬,等. 基于支持向量机回归算法的小麦叶面积指数高光谱遥感反演[J]. 农业工程学报,2013,29(11):139 – 146.

[7]谢巧云,黄文江,蔡淑红,等. 冬小麦叶面积指数遥感反演方法比较研究[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(5):1352 – 1356.

[8]李鑫川,徐新刚,鲍艳松,等. 基于分段方式选择敏感植被指数的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 中国农业科学,2012,45(17):3486 – 3496.

[9]姚付启,蔡焕杰,王海江,等. 基于平稳小波变换的冬小麦覆盖度高光谱监测[J]. 农业机械学报,2012,43(3):173 – 180.

[10]夏　天,吴文斌,周清波,等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. 农业工程学报,2013,29(3):139 – 147.

[11]Kuusk A,Lang M,Nilson T. Simulation of the reflectance of ground vegetation in sub – boreal forests[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2004,126(1/2):33 – 46.

[12]Fang H L,Liang S L. A hybrid inversion method for mapping leaf area index from MODIS data:experiments and application to broad leaf and needleleaf canopies[J]. Remote Sensing of Environment,2005,94(3):405 – 424.

[13]梁　栋,杨勤英,黄文江,等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程,2015,44(1):335 – 340.

[14]王纪华,赵春江,黄文江,等. 农业定量遥感基础与应用[M].

王　彪,陈教料,应建阳. 基于 Ecotect 的光伏温室内光环境分析[J]. 江苏农业科学,2018,46(8):221 – 224.
doi:10.15889/j.issn.1002 – 1302.2018.08.056

基于 Ecotect 的光伏温室内光环境分析

王　彪, 陈教料, 应建阳
(浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室,浙江杭州 310014)

摘要:为研究光伏面板对温室内太阳辐射分布的影响,应用基于 Ecotect 的三维(three dimensional,简称 3D)光伏温室模型对光伏温室内光环境进行模拟分析。将光伏温室内的太阳辐射模拟结果与试验测量值进行对比可知,其平均误差在 10% 以内,验证了所建立的 3D 光伏温室模型的准确性和可靠性。分别分析 10:00、12:00、14:00、16:00 等不同时刻和不同太阳高度角下光伏面板对光伏温室内阴影区域及太阳辐射分布的影响。结果表明,光伏温室能提供适宜作物生长的光照辐射环境。综合分析可知,基于 Ecotect 的 3D 温室模型可为光伏温室优化设计提供可靠的理论依据。

关键词:光伏温室;光环境;Ecotect
中图分类号: S625.5+2　　**文献标志码:** A　　**文章编号:**1002 – 1302(2018)08 – 0221 – 04

温室内太阳辐射对作物生长有着重要影响,如何提高室内太阳辐射的均匀度及合理控制辐射强度以满足作物生长需求成为一个重要的研究方向。

光伏温室中光伏发电系统产生的电能可以提供温室内热能、控制系统以及设备运转所需要的能量。在光伏温室中,光伏面板可以替代传统的外遮阳以降低室内辐射强度,同时合理的光伏面板排布可以提高温室内部太阳辐射的均匀度。在传统的研究方法中以实地测试的方法为主。Farkas 等使用光合有效辐射传感器测量室内及室外观察点的辐射值,以确定温室内辐射分布情况,并作为模型验证性试验的参考依据[1]。Teitel 等分别在冬季和夏季测量了光伏温室中的辐射分布,以分析天沟及支架对温室内部太阳辐射的影响[2]。Marrou 等通过分析温室内部辐射的空间分布,验证了光伏面板安装在一个合适的位置对室内辐射无显著影响[3]。为了使室内太阳辐射能满足作物生长需求,需要综合考虑光伏面板对辐射均匀度及辐射强度的影响。

相对传统实地测试的方法,使用模拟软件可以避免时间以及地域的限制,从而可以满足对每个时间段及各种复杂环境进行分析的需要[4-5]。Ecotect 和 Daysim 结合使用的方法被广泛应用于对全年太阳辐射的分析研究[6]。Mandalaki 等结合使用 Ecotect 和 Daysim,Ecotect 用于建立建筑物模型,Daysim 则用于更精准地分析室内光照[7]。李庆林等使用 Ecotect 软件模拟了上海地区在不同方位角和倾角下安装太阳能集热装置对接收太阳辐射的影响,与实测数据进行了对比,验证了 Ecotect 软件的有效性[8]。王宝华等利用 Ecotect 对光伏发电系统的光伏面板最佳倾角进行研究[9]。徐菁等通过 Ecotect 模拟不同安装角度下光伏组件的年发电量,比较模拟结果分析得出最适合山西大同地区的光伏组件安装角度[10]。

本研究通过 Ecotect 和 Daysim 结合使用的方法,分析不同时间段内光伏面板对温室内部太阳辐射均匀度及强度的影响,进而分析光伏面板对作物生长的影响。Ecotect 作为光伏温室建模工具和可视化工具,以 1∶1 的比例建立光伏温室模型,将模型导入 Daysim 中模拟得到全年每小时室内太阳辐射数据。将模拟数据与试验数据比较,从而验证了温室模型的有效性和准确性。

1　试验设备与方法

1.1　试验设备

本试验所用 Venlo 型温室位于浙江工业大学内(地理位置 30°41′N,120°09′E)。该温室总面积为 230.4 m^2,南北朝向,顶窗安装光伏面板,共 3 跨,每跨 3.2 m。温室长度、宽度、檐高、顶高分别为 24、9.6、4.0、4.7 m。温室屋顶铺设有 300 W 光伏面板,尺寸为 1 960 mm × 992 mm × 40 mm。屋顶及壁面覆盖 4 mm 浮法玻璃,室内种植作物为番茄,株高约为

收稿日期:2016 – 11 – 27
基金项目:国家国际科技合作专项(编号:2014DFA70980);国家自然科学基金(编号:61374094)。
作者简介:王　彪(1992—),男,浙江衢州人,硕士研究生,主要从事农业工程研究。E – mail:wangb@zjut.edu.cn。
通信作者:陈教料,博士,副教授,主要从事农业工程研究。E – mail:jlchen@zjut.edu.cn。

北京:科学出版社,2008:130 – 180.
[15] Jordan C F. Derivation of leaf – area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology,1969,50(4):663 – 666.
[16] Miura T,Huete A,Yoshioka H. An empirical investigation of cross – sensor relationships of NDVI and red/near – infrared reflectance using EO – 1 Hyperion data[J]. Remote Sensing of Environment,2006,100(2):223 – 236.
[17] Huete A,Justice C,Liu H. Development of vegetation and soil indices for MODIS – EOS[J]. Remote Sensing of Environment,1994,49(3):224 – 234.
[18] Gong P,Pu R L,Biging G S,et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2003,41(6):1355 – 1362.