

## ANFIS 在植被叶绿素含量高光谱反演中的应用

姚付启<sup>1,3</sup>, 张振华<sup>1\*</sup>, 杨润亚<sup>2</sup>, 孙金伟<sup>1</sup>, 王海江<sup>1</sup>, 任尚岗<sup>1</sup>

1. 鲁东大学地理与规划学院, 山东 烟台 264025
2. 鲁东大学生命科学学院, 山东 烟台 264025
3. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100

**摘要** 利用 ASD 便携式野外光谱仪和 SPAD-502 叶绿素计实测了落叶阔叶树法国梧桐、毛白杨叶片的高光谱反射率与叶片绿度, 建立了 10 个常见植被指数叶绿素含量估算模型, 并采用相关系数较大波段作为 BP 人工神经网络模型(ANN-BP)的输入变量进行了叶绿素含量的估算, 将自适应神经模糊推理系统(ANFIS)应用到植被叶绿素含量高光谱反演中。结果表明: 10 个常见植被指数中归一化植被指数可以较为精确反演叶绿素含量, 法国梧桐、毛白杨归一化植被指数回归模型确定性系数  $R^2$  分别为 0.795 7 和 0.754 6, 法国梧桐、毛白杨 ANN-BP 预测值与实测值之间的线性回归的确定性系数  $R^2$  分别为 0.935 2 和 0.917 1, ANFIS 可以大大提高反演精度, 法国梧桐、毛白杨预测值与实测值之间的线性回归的确定性系数  $R^2$  分别为 0.999 8 和 0.995 6, 是一种良好的植被叶绿素含量高光谱反演模式。

**关键词** 高光谱; 叶绿素含量; 植被指数; ANN-BP; ANFIS

**中图分类号:** TP79, Q945.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)07-1834-05

### 引言

光合作用过程中吸收光能的植被色素有叶绿素(叶绿素 a, 叶绿素 b)与类胡萝卜素(胡萝卜素和叶黄素), 其中叶绿素是主要的吸收光能的物质, 直接影响植被光合作用的光能利用。植被色素含量与其光合能力、发育阶段和氮素状况有较好的相关性, 已经成为评价植被长势的一种有效手段<sup>[1]</sup>。由于植被和叶子反射光谱在可见光范围主要受植被色素(叶绿素和类胡萝卜素)的影响, 在近红外区域则主要受叶子内部结构、生物量、蛋白质、纤维素等影响, 因此, 可以用植被冠层和叶片的反射光谱来估算其生化参数, 特别是色素含量<sup>[2]</sup>。近年来发展起来的高光谱遥感技术, 由于其具有波段多且窄的特点, 能直接对植被进行微弱光谱差异的定量分析, 为植被生理参数的量化诊断提供了简便、快速、有效、非破坏性的数据采集和处理方法。植被叶绿素含量的高光谱遥感检测首先是在叶片级别开展的<sup>[3]</sup>, 进而在冠层级别得到修正和发展<sup>[4]</sup>。通常, 利用高光谱分辨率遥感数据估计植被生化参数主要有 3 类方法: 一是通过多元统计分析方法, 包

括光谱反射率、导数光谱、植被指数、去包络线方法<sup>[5,6]</sup>; 二是基于特征光谱位置变量的分析技术, 包括红边位置、绿峰位置等<sup>[7]</sup>; 三是光学传输模型方法<sup>[8]</sup>。

迄今为止, 高光谱遥感在检测植被, 尤其是农作物的叶绿素含量反演方面已经取得了很大进展。蒋金豹等对在病害胁迫下冬小麦冠层叶片色素含量的高光谱遥感估算进行了研究<sup>[9]</sup>; 宋开山等对大豆冠层的反射率光谱与叶绿素含量之间的关系进行了研究<sup>[10]</sup>; 易秋香等对玉米冠层的原始反射率、高光谱特征参数以及植被指数与叶绿素含量之间的关系进行了研究<sup>[11]</sup>; 吉海彦等用偏最小二乘方法建立了冬小麦叶片叶绿素与反射光谱的定量分析模型<sup>[12]</sup>。目前由于地域与仪器设备的关系, 对一些落叶阔叶树种的研究甚少<sup>[13]</sup>, 将人工神经网络应用到高光谱估算中在国内也处于研究初期<sup>[10]</sup>。本文首先分析了 10 个常用植被指数与法国梧桐(*Platanus orientalis* L.) 和毛白杨(*Populus tomentosa* Carr.) 两个树种叶片叶绿素含量的相关性, 并将 ANN-BP 与 ANFIS 应用到叶绿素含量估算中, 以期利用卫星遥感监测落叶阔叶树种叶绿素含量的变化提供依据。

收稿日期: 2009-10-09, 修订日期: 2010-01-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(50609022), 山东省教育厅项目(J07YF16)和鲁东大学创新团队建设项目资助

作者简介: 姚付启, 1982 年生, 西北农林科技大学水利与建筑工程学院在读博士研究生 e-mail: fuqiyao163@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: Zhangzh71@163.com

## 1 材料与方 法

### 1.1 实验对象

实验于 2007 年 9~11 月在鲁东大学校园内进行, 实验用的树种为校园内作为绿化带、且常见的法国梧桐和毛白杨。为了使样本具有可比性, 同树种样本均采用树龄相近、中上部健康的成熟功能叶进行测试。同时, 为保证实验结果的代表性, 取样以随机的方法, 并尽量涵盖由浅到深的各个叶色范围内的叶片。

### 1.2 光谱数据采集

采用美国 ASD 便携式野外光谱仪 (ASD FieldSpec HandHeld) 对法国梧桐 (*Platanus orientalis* L.) 和毛白杨 (*Populus tomentosa* Carr.) 进行光谱测定, 光谱仪波段范围为 325~1 075 nm, 光谱分辨率 3.5 nm, 光谱采样间隔 1.6 nm, 视场角 25°。选择天气晴好、风力较小的日子, 于北京时间 11:00~13:00 进行光谱测定。每次进行光谱测定前, 都要利用漫反射参考板进行仪器的优化, 测定时, 将待测叶片平放在反射率近似零的黑色布上, 传感器探头垂直置于叶片 10 cm 之上, 保证叶片充满整个视场角, 每个样品光谱值重复采集 10 次, 把 10 组数据的平均值作为该样品最终光谱反射率。

### 1.3 叶片叶绿素含量测量

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, 但是大量研究表明阔叶树种叶片绿色度 (SPAD) 值与叶绿素含量具有显著的相关性, SPAD 值能较好地反映树木叶绿素含量的变化, 使用叶绿素计测定树木的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。本文即用便携式叶绿素计 SPAD-502 测定值代替叶绿素含量, 测量时, 在每个叶片上均匀的测取 10 个 SPAD 值, 求取平均值作为此叶片叶绿素含量。

### 1.4 数据处理

利用 ASD 便携式光谱分析仪携带的光谱处理软件 ViewSpec Pro Version 4.05 将所测每个样品的光谱反射率 ASCII 输出, 然后利用 MATLAB7.0.1 软件进行导数计算、相关分析等, 并作图。利用 DPS 数据处理软件和 Excel 建立植被指数叶绿素含量反演模型, 并比较模型精度。并以 MATLAB7.0.1 软件为平台利用 ANN-BP 与 ANFIS 对叶片叶绿素含量进行估计。

## 2 结果与分析

### 2.1 植被指数叶绿素含量估算模型

计算了 10 个常见的植被指数 (简称为 VI, 具体计算公式见文献[14]), 其中近红外波段、红波段和绿波段分别采用 760~900, 630~690 和 520~560 nm 的平均反射率。在本文中将对这 10 个常见植被指数建立的回归模型的反演精度, 选择出较好的植被指数反演模型为下一部分研究做比较。

表 1 列举了植被指数与法国梧桐叶绿素含量的回归模型及验证结果, 这里以模型的决定性系数 ( $R^2$ ) 和模拟值与实测

值的总均方根差 (RMSE) 作为评价指标。通过对比可以发现, 基于 NDVI 的回归模型决定性系数  $R^2$  为 0.795 7, 高于基于其他植被指数的回归模型的决定性系数, 模拟值与实测值的总均方根差 RMSE 为 2.743 2, 低于其他植被指数回归模型的 RMSE。通过对比还可以发现, 基于 RVI 的回归模型的决定性系数  $R^2$  为 0.747 9, RMSE 为 3.047 1, 其预测精度高于剩下的 8 个植被指数回归模型。表 2 列举了植被指数与毛白杨叶绿素含量的回归模型及验证结果, 通过对比发现, 基于 NDVI 的回归模型决定性系数  $R^2$  为 0.754 6, 模拟值与实测值的总均方根差 RMSE 为 2.925 4; 基于 RVI 的回归模型的决定性系数  $R^2$  为 0.730 0, RMSE 为 3.183 4, 余下 8 个基于植被指数的毛白杨叶绿素含量估算模型的预测精度都要低基于 NDVI 和 RVI 指数模型, 所以在应用植被指数反演法国梧桐、毛白杨叶绿素含量时都要优先考虑 NDVI, 其次考虑 RVI, 以达到理想的效果。

Table 1 Chlorophyll concentration retrieval models based on vegetation indexes of *Platanus orientalis* L.

名称	拟合曲线	$R^2$	RMSE
RVI	$y=3.796 6x+5.511 6$	0.747 9	3.047 1
NDVI	$y=48.748 0x-6.744 7$	0.795 7	2.743 2
DVI	$y=36.998 0x+9.989 3$	0.301 3	5.072 5
PVI	$y=91.540 0x+88.154 0$	0.617 5	3.753 0
SAVI	$y=57.806 0x-5.941 8$	0.703 7	3.303 4
TSAVI	$y=-42.631 0x+76.004 0$	0.490 4	4.332 2
MSAVI2	$y=20.581 0x+0.840 5$	0.498 7	4.296 7
RDVI	$y=57.929 0x-4.555 6$	0.666 3	3.505 8
PRI	$y=0.005 6x-0.253 9$	0.661 4	3.531 1
$R_{810}/R_{560}$	$y=9.526 1x-1.651 8$	0.297 4	5.086 8

Table 2 Chlorophyll concentration retrieval models based on vegetation indexes of *Populus tomentosa* Carr.

名称	拟合曲线	$R^2$	RMSE
RVI	$y=4.504 3x+5.164 5$	0.730 0	3.183 4
NDVI	$y=64.339x-14.075$	0.754 6	2.925 4
DVI	$y=39.373x+9.728 5$	0.212 5	5.778 0
PVI	$y=120.01x+111.48$	0.652 7	3.637 1
SAVI	$y=68.937x-11.29$	0.606 5	3.853 0
TSAVI	$y=-55.753x+96.022$	0.540 8	4.012 1
MSAVI2	$y=63.292x-40.272$	0.613 7	3.766 7
RDVI	$y=68.93x-9.724$	0.560 9	3.814 5
PRI	$y=160.51x+46.473$	0.729 0	3.199 4
$R_{810}/R_{560}$	$y=6.649 1x+6.510 7$	0.159 3	5.969 8

### 2.2 BP 神经网络估算模型

上文中利用的植被指数所囊括的波段有一定的局限性, 不同光谱波段之间的优势互补无法实现, 而 BP 神经网络可以实现光谱波段之间优势互补, 因此本文利用 BP 神经网络把多个波段的反射率作为输入矢量来预测法国梧桐、毛白杨叶绿素含量。本研究采用的 BP 神经网络是由 Matlab 的 Neural Net-work Toolbox 提供, 网络共有 3 层, 依次为输入层、中间层和输出层。输入层为不同诊断波段的光谱反射

率,这里选择 760, 680, 550, 430 nm 处的反射率作为输入因子。中间层的神经元个数直接影响着网络的非线性预测性能,这里根据 Kolmogorov 定理,设定网络的中间层神经元数为 9,输出层为叶片叶绿素含量 1 个神经元。

在法国梧桐 50 个叶绿素数据中抽取 35 个作为训练样本的学习目标  $T$ ,因为其他学者一般都是将 760, 680, 550, 430 nm 处的反射率作为输入矢量  $P$ ,所以本文同样将这 4 个波长处的反射率作为输入矢量  $P$ ,设置网络学习的迭代次数为 500。当神经网络训练完毕后,把剩余 15 个叶绿素数据作为测试样本代入网络进行预测,对毛白杨做相同的处理。为检验预测效果,对预测值与实测值进行拟合。由图 1 和图 2 可知,法国梧桐、毛白杨叶绿素含量预测值与实测值之间的线性回归的确定性系数  $R^2$  分别为 0.935 2 和 0.917 1,回归剩余残差 RMSE 分别为 1.011 2 和 1.619 9。由此看见,BP 神经网络预测精度是比较高的。

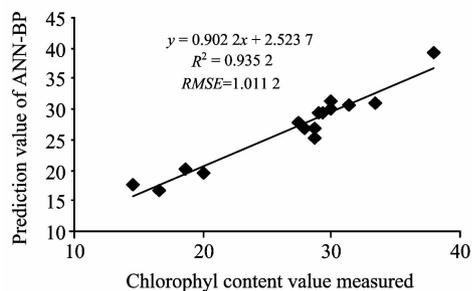


Fig. 1 Relationship between ANN-BP predicted and measured foliar chlorophyll concentration of *Platanus orientalis* L.

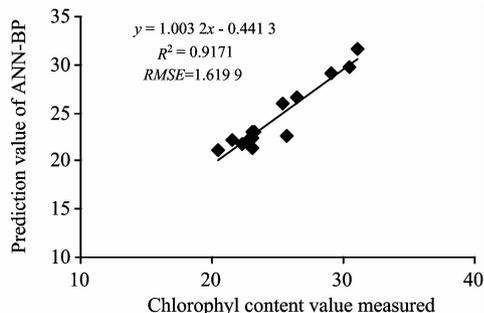


Fig. 2 Relationship between ANN-BP predicted and measured foliar chlorophyll concentration of *Populus tomentosa* Carr.

### 2.3 ANFIS 在叶绿素含量估算中的应用

近年来随着模糊逻辑和神经网络的发展,理论和客观实践的结果证明这两种理论是可以融合的,基于网络的自适应模糊推理系统 ANFIS(adaptive network-based fuzzy inference system)也称为自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inference system)便是这两种理论结合的一个产物。由于模糊推理本身不具备自学习功能,其应用受到了很大限制,而人工神经网络又不能表达模糊语言,实际上类似一个黑箱,缺乏透明度,所以不能很好地表达人脑的推理功能。而基于自适应神经网络的模糊推理系统 ANFIS 则可将二者

有机地结合起来,既能发挥二者的优点,又可弥补各自的不足。模糊控制系统原来有一个很明显的缺点,这就是它缺乏有效的学习机制。ANFIS 的优异之处在于可以用神经网络的学习机制补偿模糊控制系统原有的缺点。

本文采用的 ANFIS 结构原理见文献[15],在应用时以 matlab 为平台进行实现,利用 matlab 的模糊工具箱中提供了图像化工具函数 anfisedit 对 ANFIS 进行训练和检验,其中通过减法聚类的方法自动生成初始模糊推理系统,采用 hybrid 混合法训练,误差阈值(error tolerance)设为 0,Epochs 设为 50。这里也选择 760, 680, 550, 430 nm 处的反射率作为输入因子,相对应的样本叶绿素含量作为输出因子。由于采用减法聚类的方法自动生成初始模糊推理系统,其聚类中心的影响范围(Range of influence)影响着预测精度,通常的取值范围为 0.2~0.5,本试验经过多次调试确定影响范围设为 0.2。最后利用函数 evalfis 计算模糊推理输出结果,其中法国梧桐、毛白杨都是选取 35 个样本进行训练和学习,剩下的 15 个样本代入 evalfis 函数进行模糊推理预测。计算预测值的相对误差,如图 3 和图 4。法国梧桐、毛白杨 ANFIS 模型实测值与预测值确定性系数分别为 0.999 8 和 0.995 6, RMSE 分别为 0.081 9 和 0.247 6。相比前几种方法,极大的提高了预测法国梧桐、毛白杨叶片叶绿素含量的精度。

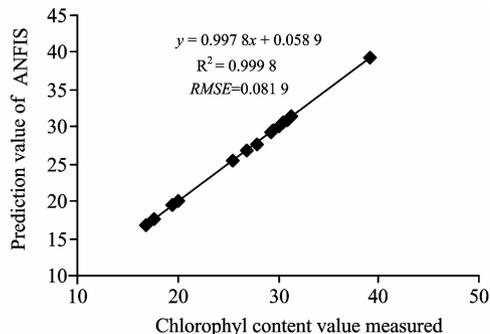


Fig. 3 Relationship between ANFIS predicted and measured foliar chlorophyll concentration of *Platanus orientalis* L.

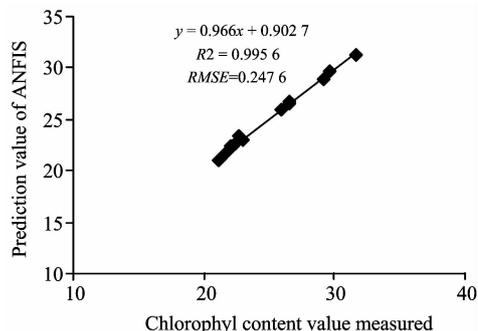


Fig. 4 Relationship between ANFIS predicted and measured foliar chlorophyll concentration of *Populus tomentosa* Carr.

### 3 结论与讨论

本研究应用地物光谱仪测试了典型落叶阔叶树法国梧桐和毛白杨两个树种的叶片高光谱数据,并同步测量了叶绿素数据。首先利用10个常用的植被指数对叶绿素含量进行了估计,再将BP人工神经网络模型应用到叶绿素含量高光谱估算中,最后尝试利用ANFIS对叶绿素含量进行了估算,得到以下结论:

(1)在所列举的10个常用植被指数中NDVI与叶绿素含量的关系最密切,其中建立的法国梧桐基于NDVI的叶绿素含量估算模型为 $y = 48.7480x - 6.7447$ ,拟合 $R^2$ 为0.7957, RMSE为2.7432;建立的毛白杨基于NDVI的叶绿素含量估算模型为 $y = 64.339x - 14.075$ ,拟合 $R^2$ 为0.7546, RMSE为2.9254。

(2)BP神经网络模型可以容纳更多的诊断波段参与植被

叶绿素含量的估算,大大提高了反演精度。其中,法国梧桐、毛白杨叶绿素含量预测值与实测值之间的线性回归的确定性系数 $R^2$ 分别为0.9352和0.9171, RMSE分别为1.0112和1.6199。

(3)ANFIS很好地融合了模糊逻辑和神经网络这两种理论,既融合了神经网络的学习功能,又实现了模糊推理,发挥二者的优点,弥补了各自的不足。法国梧桐、毛白杨ANFIS模型实测值与预测值确定性系数分别为0.9998和0.9956, RMSE分别为0.0819和0.2476。

以上结果虽然只是实测了落叶阔叶法国梧桐和白毛杨的叶片反射光谱基础上得出的,但是对于其他树种也有借鉴意义。本文首次将ANFIS引入高光谱植被叶片叶绿素反演中,对于估测法国梧桐和毛白杨叶片叶绿素含量的准确性有显著提高。但是遥感所获取的植被光谱数据往往是植被冠层的光谱数据,所以在后续的研究中应加强植被冠层光谱数据与叶绿素数据的研究。

### 参 考 文 献

- [1] Filella D, Pen-uelas J. *Internal Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(7): 1459.
- [2] Thomas J R, Gausman H W. *Agronomy Journal*, 1977, 60(6): 799.
- [3] Blackburn GA. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19: 657.
- [4] Bruce L M, Li J. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2001, 39: 1540.
- [5] Curran P J. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 30(3): 271.
- [6] Datt B. *Int J Remote Sensing*, 1999, 20(14): 2741.
- [7] Miller J R. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11: 1775.
- [8] Dawson T P, Curran P J, Plummer S E. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65: 50.
- [9] JIANG Jin-bao, CHEN Yun-hao, HUANG Wen-jiang(蒋金豹, 陈云浩, 黄文江). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2007, 27(7): 1363.
- [10] SONG Kai-shan, ZHANG Bai, WANG Zong-ming, et al(宋开山, 张 柏, 王宗明, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2006, 22(8): 16.
- [11] YI Qiu-xiang, HUANG Jing-feng, WANG Xiu-zhen, et al(易秋香, 黄敬峰, 王秀珍, 等). *Bulletin of Science and Technology(科技通报)*, 2007 23(1): 83.
- [12] JI Hai-yan, WANG Peng-xin, YAN Tai-lai(吉海彦, 王鹏新, 严泰来). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2007, 27(3): 514.
- [13] SONG Xiao-dong, JIANG Hong, YU Shu-quan, et al(宋晓东, 江 洪, 余树全, 等). *Acta Ecologica Sinica(生态学报)*, 2008, 28(5): 1961.
- [14] TAN Chang-wei, HUANG Yi-de, HUANG Wen-jiang, et al(谭昌伟, 黄义德, 黄文江, 等). *Journal of Anhui Agricultural University(安徽农业大学学报)*, 2004, 31(4): 392.
- [15] WU Xiao-li, LIN Zhe-hui(吴晓莉, 林哲辉). *Design of Fuzzy Systems with the Help of MATLAB(MATLAB 辅助模糊系统设计)*. Xi'an: Xi'an Science and Technology University Press(西安: 西安科技大学出版社), 2002.

## Application of ANFIS in *in-situ* Measured Hyperspectral Data for Vegetation Chlorophyll Content Estimation

YAO Fu-qi<sup>1, 3</sup>, ZHANG Zhen-hua<sup>1\*</sup>, YANG Run-ya<sup>2</sup>, SUN Jin-wei<sup>1</sup>, WANG Hai-jiang<sup>1</sup>, REN Shang-gang<sup>1</sup>

1. College of Geography and Planning, Ludong University, Yantai 264025, China

2. College of Life Science, Ludong University, Yantai 264025, China

3. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling 712100, China

**Abstract** Hyperspectral reflectance and green degree of *Platanus orientalis* L. and *Populus tomentosa* Carr. leaves were measured by the ASD portable spectrometer and the portable chlorophyll meter SPAD-502, respectively. The chlorophyll concentration retrieval models based on 10 common vegetation indexes were established, and the ANN-BP model which used wave bands with larger correlation coefficient as input variables was established for chlorophyll content estimation. Finally, the ANFIS model was established to inverse vegetation chlorophyll content using hyperspectral data. The results showed that normalized difference vegetation index can inverse chlorophyll content better than other vegetation index, and the determination coefficients  $R^2$  of models of *Platanus orientalis* L. and *Populus tomentosa* Carr. were 0.795 7 and 0.754 6, respectively. The determination coefficients  $R^2$  between the predicted and the measured chlorophyll content based on ANN-BP models of *Platanus orientalis* L. and *Populus tomentosa* Carr. were 0.935 2 and 0.917 1, respectively. ANFIS model which is a good method to be applied to hyperspectral data for estimation of vegetation chlorophyll concentration can greatly improve vegetation chlorophyll concentration estimation accuracy, and the determination coefficients  $R^2$  between the predicted and the measured chlorophyll content of *Platanus orientalis* L. and *Populus tomentosa* Carr. were 0.935 2 and 0.917 1, respectively.

**Keywords** Hyperspectral; Chlorophyll content; Vegetation index; ANN-BP; ANFIS

(Received Oct. 9, 2009; accepted Jan. 12, 2010)

\* Corresponding author