

# 基于人工神经网络方法的冬小麦叶面积指数反演

马茵驰<sup>1,2</sup>, 阎广建<sup>1\*</sup>, 丁文<sup>2</sup>, 王跃智<sup>2</sup>

(1. 北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 北京 100875; 2. 北京市农林科学院水产科学研究所, 北京 100068)

**摘要:** 实践中, 大尺度上测量叶面积指数 (LAI) 很难实现, 利用遥感技术进行 LAI 的定量反演成为当前研究的重点。该文应用 MODIS 地表反射率数据反演冬小麦叶面积指数, 假设 MODIS 像元由作物和土壤混合, 建立了 SAILH 模型与裸土反射率组成的线性光谱混合模型, 基于人工神经网络的方法进行 LAI 反演, 获得了北京顺义冬小麦种植区在 2001 年 4 月 1 个时间序列的 LAI。研究表明, 此方法能够较好的获取大区域尺度上的 LAI, 对冬小麦长势监测具有重要意义。

**关键词:** 神经网络, 遥感, 监测, 叶面积指数 (LAI), MODIS 数据, 反演

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2009.12.033

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2009)-12-0187-06

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 Yinch, Yan Guangjian, Ding Wen, et al. Leaf area index retrieval of winter wheat using artificial neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 187—192. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

遥感作为一种重要的对地观测手段, 能为我们提供持续而频繁的地球地表变化信息。气象、农业等应用模型需要遥感提供高精度的反映地表信息的参数来提高模型预报精度, 这需要遥感反演手段来实现, 因此发展反演地表关键参数的算法具有重要意义。叶面积指数 (leaf area index, LAI) 是作物冠层结构的一个参数, 它不仅决定着作物的许多生物物理过程, 还能够提供作物生长的动态信息, 同时它也是许多作物生长模型和决策支持系统的一项重要输入参数<sup>[1-4]</sup>。目前, 随着遥感手段日渐丰富, 大量多维遥感数据的获取对于大多数非线性的物理反演模型的优化要求越来越高, 常规反演手段对处理这些复杂的非线性问题显得力不从心, 因此寻求一种高效、快速、稳定的反演方法非常重要<sup>[5]</sup>。神经网络优化算法就是利用神经网络中神经元的协同并行计算能力来构造的优化算法, 它将实际问题的优化与神经网络的稳定状态相对应, 把实际问题的优化过程映射为神经网络系统的演化过程<sup>[6]</sup>。神经网络由于其自身高度的自组织、自学习能力及其稳定、快速的优化技巧, 被越来越多的引入遥感模型参数反演过程<sup>[7]</sup>。人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 方法的引入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, 同时能够提高

利用卫星数据进行地表参数反演的精度和效率<sup>[8]</sup>。本文应用 MODIS 地表反射率数据, 将 MODIS 像元简化为冬小麦冠层与裸土组成的混合像元, 建立 SAILH 模型与裸土反射率组成的线性光谱混合模型, 利用地面实测数据进行 MODIS 地表反射率数据的前向模拟, 得到的数据集作为样本数据对 3 层前向 BP-ANN 模型进行训练和测试, 将北京顺义冬小麦种植区作为研究区域, 利用训练好的 BP-ANN 模型进行 LAI 反演。

## 1 研究区域概况

研究区域位于北京市顺义区, 中心点坐标为北纬 40.195°, 东经 116.574°。区域内种植作物为冬小麦, 主要地表覆盖类型为冬小麦和裸土, 整个区域为 17.76 km (E-W) × 4.32 km (S-N) 的条带状区域。区域内地表组分相对简单, 保证了在 MODIS 像元尺度内进行组分简化的可行性。

## 2 LAI 反演方法

LAI 反演方法的技术路线如图 1 所示。

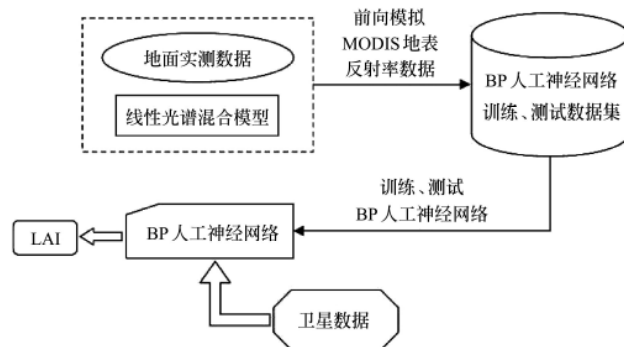


图 1 技术路线

Fig.1 Technical scheme of LAI retrieval method

收稿日期: 2009-06-23 修改日期: 2009-11-19

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40871164); 国家重点基础研究发展计划 (2007CB714402); 国家 863 计划成果“我国典型地物标准波谱数据库 (2002AA130010)”

作者简介: 马茵驰 (1982—), 男, 工程师, 主要从事农业遥感方面的研究。北京 北京市农林科学院水产科学研究所, 100068。

Email: mayinchi@bjfishery.com

\*通信作者: 阎广建 (1972—), 男, 教授、博士生导师, 主要从事多角度、热红外遥感方面的研究。北京 北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 100875。Email: gjyan@bnu.edu.cn

## 2.1 线性光谱混合模型建立

线性光谱混合模型由描述植被冠层辐射传输的 SAILH 模型与裸土反射率构成。MODIS 像元尺度较大, MOD09 反射率数据分辨率 500 m, 基本上为各种组分构成的混合像元。研究区域为冬小麦种植区, 地表覆盖情况相对单纯, 因此将 MODIS 像元简化为冬小麦冠层覆盖区域和裸土覆盖区域二组分。冬小麦冠层组分的端元模型选取 SAILH 模型模拟其反射率贡献, 而裸土组分则使用同步实测的土壤反射率描述其对整个 MODIS 像元反射率的贡献。

SAILH 模型是 SAIL 系列模型的发展, SAIL 模型是基于辐射传输方程描述植被冠层波谱/方向反射率的遥感物理模型, 它给出植被冠层任意太阳角、天空散射光和观测角条件下的方向反射率。模型考虑了 LAI、叶倾角分布函数 (leaf angle distribution, LAD) 两个基本结构参数, 植被冠层的透射、反射, 土壤下垫面反射这 3 个光谱参数<sup>[9]</sup>, SAILH 模型在此基础上加入了 1 个描述热点效应的参数 ( $H$ )<sup>[10-11]</sup>。程序实现后, 除了 MODIS 角度数据集提供的太阳和观测几何参数外, SAILH 模型剩余 7 个输入参数, 如表 1 所示。

表 1 SAILH 模型的部分输入参数  
Table 1 Partial input parameters of SAILH model

参数符号	物理意义	取值范围
LAI	叶面积指数	$[0, \infty)$
theta epsilon	叶倾角分布参数	$[-1, 1]$
H	描述热点效应的参数, 叶片长度/冠层高度	$[-1, 1]$
skyl	天空散射光散射比例	$[0, 1]$
r	叶片反射率	$[0, 1]$
tau	叶片透射率	$[0, 1]$
rs	土壤反射率	$[0, 1]$

对于 1 个由植被冠层和裸土构成的 MODIS 混合像元, 总的叶面积指数就是冠层的叶面积指数与像元内植被冠层覆盖比例  $f$  的乘积<sup>[12]</sup>。将 MODIS 像元简化为仅由冬小麦冠层与裸土两种组分构成的混合像元, 用其中冬小麦冠层部分占整个像元面积的比例  $f$  作为构造线性光谱混合模型的权重因子。选用 SAILH 模型模拟冬小麦冠层的二向性反射, 同时将裸土近似视为朗伯表面, 建立 MODIS 像元尺度的线性光谱混合模型

$$BRF_{rs} = f \times BRF_{SAILH} + (1 - f) \times \rho_{Soil} \quad (1)$$

式中:  $BRF_{rs}$ ——样本数据需要前向模拟的 MODIS 尺度地表反射率;  $f$ ——通过 TM 数据分类计算得到的 MODIS 像元尺度中冬小麦冠层所占面积比例;  $BRF_{SAILH}$ ——SAILH 模型描述的冬小麦冠层反射率, 通过地面实测数据集作为 SAILH 模型参数来模拟冬小麦冠层的方向性反射;  $\rho_{Soil}$ ——通过地面实测获得的裸土反射率<sup>[13-14]</sup>。

通过构造上述线性混合光谱模型来进行 BP-ANN 样本数据的前向模拟, 为 BP-ANN 的训练和测试做准备。

## 2.2 数据介绍及预处理

2001 年顺义星-机-地同步遥感综合试验中, 获取了该研究区域同步 SPOT 卫星数据, 经配准生成全境 SPOT 底图。由于底图的波谱通道不全, 会影响到像元的分类精度, 因此, 试验中获取了同步全波段 TM 卫星影像作为像元分类数据, 根据已有的 SPOT 底图, 对其进行配准和裁切工作, 得到与研究区域匹配的全境 TM 影像 (图 2)。

使用的 MOD09 数据是经过了几何校正和大气校正后的地表反射率产品, 其像元空间分辨率为天顶观测下 500 m, 采用每天上下午两个角度进行对地观测获取的原始数据经过算法加工生成。数据集中包含了 7 个光谱波段的反射率、数据质量控制标志等信息。



图 2 2001 年 4 月 17 日顺义研究区域 TM 数据 4、3、2 波段假彩色合成影像  
Fig.2 False color map using TM band 4, 3, 2 of study area in Shunyi District, April 17, 2001

MODIS 的 Geolocation Angle (GA) 数据是 MODIS 单独提供的太阳和观测几何数据集, TERRA 和 AQUA 的 GA 分别提供 MODIS 每天对地观测的上下午两组角度数据。这组数据旨在为 MODIS 其他数据产品提供配套的角度几何信息, 将作为 BP-ANN 的输入层参数节点。

该研究区域全境 TM 影像大小为 592×144 个像元, TM 像元分辨率为 30 m, MOD09 像元分辨率为 500 m, 使用遥感影像处理软件将全幅 TM 影像超采样成 25 m 分辨率后, 按 MOD09 像元 500 m 分辨率进行裁切, 为 MOD09 像元的组分分类做准备。裁切后的 1 个 TM

(500 m×500 m) 影像块如图 3 所示。

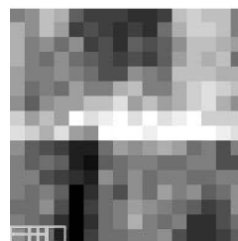


图 3 按照 MOD09 像元大小裁切的 TM 影像块示例  
Fig.3 Example of cuted TM sub-image in MOD09 pixel

在对 MODIS 数据区域进行几何定位时,实地采集 GPS 数据进行经纬度准确定位,保证了试验数据在空间上的一致性。根据每个 MODIS 像元反射率计算的 NDVI 大小来具体判断像元的覆盖类型,由此将研究区域内每个 MODIS 像元简化为冬小麦冠层和裸土混合的二组分像元。在 NDVI 阈值判断上,将 NDVI 基本接近于 0 的 MODIS 像元点归为无冬小麦冠层覆盖的像元,而其他 MODIS 像元则作为二组分的混合像元进行处理。对各个裁切后的 TM 影像块进行非监督分类法,并对分类的结果进行数学统计,计算冬小麦冠层所覆盖的 TM 像元个数占各个 TM 影像块内 TM 像元总个数的百分比,这就是 BP-ANN 输入层所需的冬小麦冠层覆盖面积比例  $f$  [15-16]。

### 2.3 人工神经网络算法设计

BP (back propagation) 神经网络,即多层前馈式误差反向传播神经网络,是目前人工神经网络中最具代表性和广泛应用的一种,其多维全局的优化策略,不仅提高了地表参数的反演速度,也在一定程度上提高了反演的精度。根据反演需要本文将 BP-ANN 设计为 3 层结构,即 1 个输入层,由 8 个节点组成,1 个中间隐层,由 10 个节点组成,1 个输出层,由 1 个节点组成,具体设计如图 4 所示。

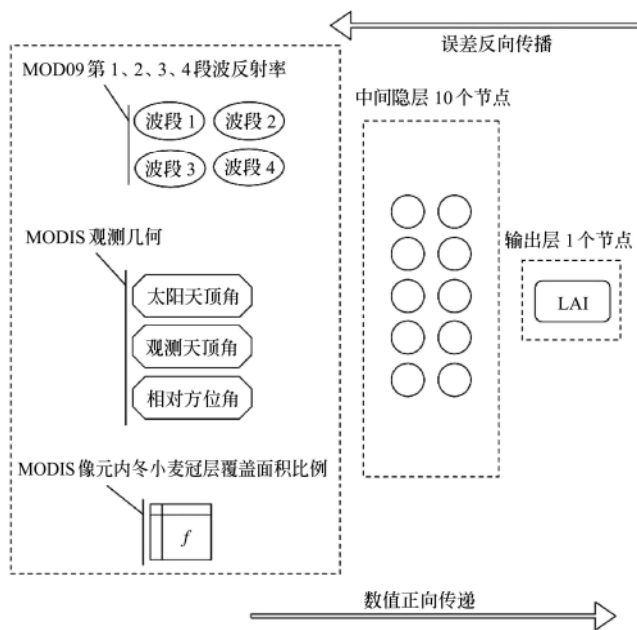


图 4 BP 人工神经网络 LAI 反演算法结构设计

Fig.4 Structure design of LAI retrieval arithmetic based BP-ANN

样本数据生成是根据已知的研究区域内 LAI 最大变化范围(0~5),冬小麦冠层覆盖面积比例  $f$  变化范围(0~1),以及实测的冬小麦叶片反射率、透过率、土壤反射率等光谱参数,热点、天空光散射比例、叶倾角分布数据等其他模型参数,使用与同步 MODIS 实际观测角度相近的实测 BRDF 角度数据,将这些输入参数进行排列组合,输入 2.1 中建立的线性光谱混合模型,模拟 MOD09 前 4 个波段的地表反射率数据,生成 300 组训练数据样本和 36 组测试数据样本。为近似模拟地表辐射的真实情况,在模拟过程中,对 MOD09 地表反射率输出结果加入

10%的高斯误差<sup>[17]</sup>。训练/测试数据样本生成流程如图 5 所示。

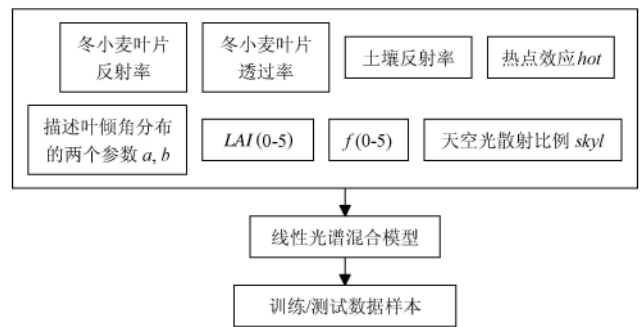


图 5 BP-ANN 网络训练/测试样本生成

Fig.5 Generation of the training and testing data for BP-ANN

根据研究区域内实测的地表波谱数据情况,将模拟参数设计为涵盖了整个研究区域所有地块的组分波谱数据情况,以保证对研究区域地表状况模拟和参数反演接近真实。

3 层 BP-ANN 每层之间的数据传递都是通过激活函数来进行的,神经元激活函数要求处处可导,一般激活函数取 sigmoid 型函数,具有如下形式

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

式中:  $x$  取值  $(-\infty, +\infty)$ ; 函数输出值在  $(0, 1)$  [18]。

此处需要对 BP 网络训练/测试数据以及反演应用时的实际数据进行标准化处理,使他们满足 BP 网络数值传递的需要,计算公式形如

$$Z = Z_0 / (Z_{\max} - Z_{\min}) \quad (3)$$

式中:  $Z$ ——标准化处理之后的结果;  $Z_0$ ——标准化处理之前的值;  $Z_{\max}$ ——最大值;  $Z_{\min}$ ——最小值。

BP-ANN 的学习方法,是将输入值向输出端正向传递,而每层输出值与目标值之间的误差沿网络结构进行逆向传递,传递过程中逐一改变节点之间的权值,直到返回输入层,此后继续进行数值的正向传递,周而复始,反复学习,直到最终网络输出端的误差被稳定控制在一个设定的范围内或者学习训练次数达到了预先设定的阈值,则停止学习,将网络结构的所有权值保存,即保存了训练好的 BP-ANN 结构,此时的 BP-ANN 才可以用来进行实际遥感数据的反演工作<sup>[19]</sup>。

使用 300 组训练和 36 组测试数据样本对 BP-ANN 结构进行反复地训练和测试,共进行了 4 500 000 次训练和测试过程,过程中不断进行网络节点权值调整和网络误差计算,得到最终训练稳定的 BP-ANN 结构,网络误差为 0.005512,基本满足应用其进行真实 MOD09 地表反射率数据反演 LAI 的要求。

### 3 结果与分析

从 MODIS 官方网站 (<http://modis.gsfc.nasa.gov>) 上获取了该研究区域 2001 年 4 月 15 日到 4 月 22 日的 MOD09 地表反射率数据和与之同步的角度数据,其中 18、19、20 日 3 d 数据在研究区域范围内都出现了大片

云层覆盖现象,造成数据缺失,故放弃反演,其余 15、16、17 以及 21、22 这 5 d 的数据,研究区域内晴朗无云,数据质量较好。根据先前训练好的 BP-ANN 算法要求,提取 MOD09 前 4 个波段反射率,从 Geolocation Angle 数据中提取出对应的太阳天顶角、观测天顶角、相对方位角数据,处理同步 TM 数据,利用程序逐个计算每个 MODIS 像元内冬小麦冠层覆盖面积比例 $f$ ,生成 BP-ANN 输入文件,运行 BP-ANN 程序,进行 LAI 反演,得到 1 个时间序列内研究区域 5 d 的 LAI 反演结果,如图 6 所示。

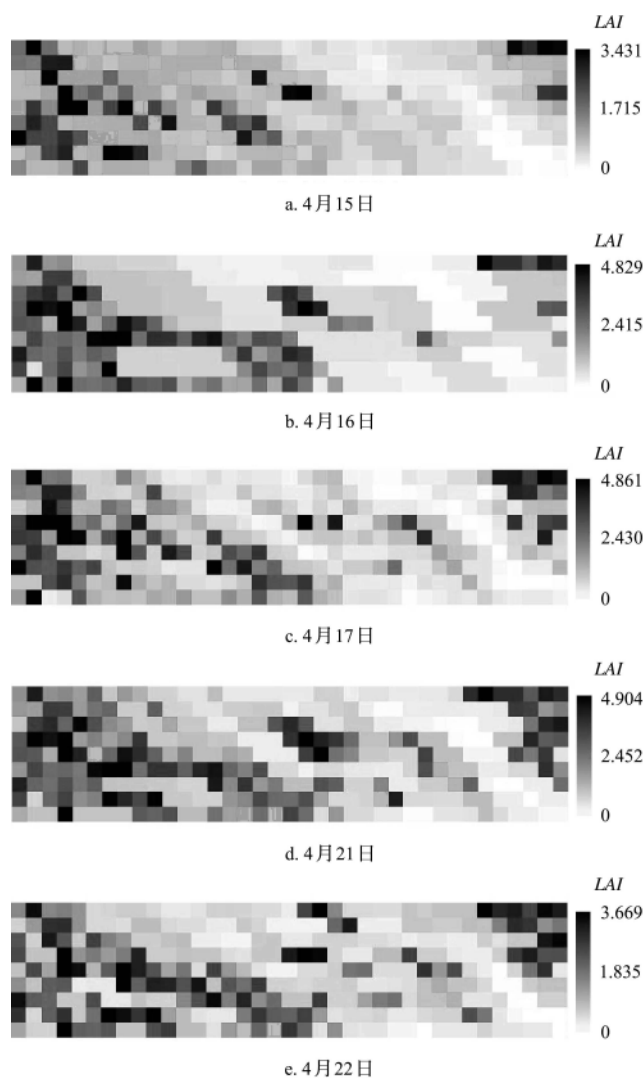


图 6 2001 年 4 月顺义研究区域 LAI 反演结果

Fig.6 LAI retrieval results of study area in Shunyi District in April, 2001

以上反演结果的像元分辨率与 MOD09 保持一致,均为 500 m。从 LAI 分布状况来看,冬小麦覆盖区域即 LAI 分布区域基本上位于研究区域的西部、中部、东北部 3 大块,符合当时研究区域冬小麦种植地块的分布状况。通过使用训练好的 BP 人工神经网络进行反演,极大地提高了反演的速度,研究中曾经使用 Powell 算法和单纯型优化算法分别对这一地区冬小麦 LAI 进行了反演工作,通过代价函数的不断迭代循环,得到每一像元点的 LAI 均值,整个过程耗费大量计算机资源和运算时间,整个

研究区域被切割成若干地块,分别进行反演,历经 1 周左右时间才将所有地块反演完毕,并拼接成整幅 LAI 分布图,而使用 BP-ANN 的方法代替这些繁杂的优化过程,通过 5~6 h 的训练和测试来生成 BP-ANN 结构,进而直接应用于整幅研究区域数据的反演工作,仅仅需要几秒钟的运算时间,极大的节省了有限的计算机资源和运算时间。

选取研究区域东北部的 4 个地面实测地块 LAI 均值与 BP-ANN、Simplex 两种优化算法反演得到的 LAI 结果进行了对比,结果如图 7 所示。

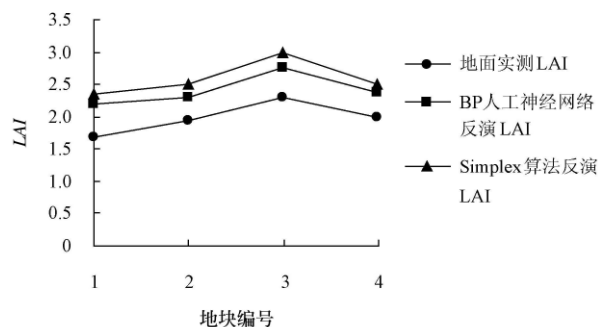


图 7 BP 算法与 Simplex 算法 LAI 反演精度比较

Fig.7 LAI retrieval accuracy comparison between BP algorithm and Simplex algorithm

可以看出, BP-ANN 算法的 LAI 反演结果要比 Simplex 算法的 LAI 反演结果更接近于实测的 LAI 平均值,由于两种反演手段都是基于大尺度的 MODIS 像元进行的,而实测结果则是通过仪器对地面若干测点进行测量统计出的平均值,由此造成卫星数据的反演结果略高于实测结果,但各地块平均 LAI 的值域变化仍然非常一致。与此同时,2001 年 4 月 17 日,进行了地面 LAI 的准同步测量,在研究区域西北 4 号地块测得 9 个测量点 LAI 的平均值为 3.425,其中 LAI 最高的测点 6 的 LAI 为 5.332, LAI 最低的测点 1 的 LAI 为 1.783。经 BP-ANN 使用同步的 MOD09 数据反演得到西北 4 号地块 MODIS 像元 LAI 为 4.254,从数值上看,反演结果与实测 LAI 均值非常接近,精度能够满足大尺度 LAI 反演的要求。

ANN 算法在近几年已经被逐步应用到地表参数的卫星遥感反演研究领域,根据反演参数和反演模型选择的不同,ANN 算法的设计也各式各样。本文设计了最为经典的 3 层 BP-ANN 结构,根据反演需要确定了网络模型中各层的逻辑结构和节点数目,通过前向物理反演模型模拟生成了与不同 LAI、植被冠层覆盖面积所占比例 $f$ 和 MODIS 观测几何对应的地表反射率数据作为训练和测试数据样本,对 BP-ANN 结构进行了训练和测试,并将其应用于中低分辨率的 MODIS 卫星数据进行大区域尺度的 LAI 反演,采用描述植被冠层辐射传输特性的物理模型(SAILH 模型)与裸土反射率进行线性光谱混合描述了 MODIS 像元尺度上研究区域地表的反射率特征,成功完成北京顺义地区冬小麦 LAI 在 1 个时间序列的连续反演<sup>[20]</sup>。根据实际情况,使用的 MOD09GHK 是经过大气校正、辐射校正等处理后,生成的全球每天空间分辨率

为 500 m 陆地反射率产品, 未能充分利用 MODIS-L1B 产品 250 m 空间分辨率的数据, 因此反演结果在时空对照上会产生一定困难, 但本文是以反演方法作为讨论重点, 对于这些局限性, 有待今后的实际工作中进一步分析解决。

#### 4 结 论

通过与其他传统优化手段反演结果以及部分地面实测数据的对比分析, 证实使用 BP-ANN 进行 MODIS 数据大尺度上 LAI 反演的可行性和实用性。在实际操作中, 该反演方法快速、高效, 与传统的反演手段形成鲜明对比。

#### [参 考 文 献]

- [1] 姚延娟, 阎广建, 王锦地. 多光谱多角度遥感数据综合反演叶面积指数方法研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(2): 117—122.  
Yao Yanjuan, Yan Guangjian, Wang Jindi. The approach on leaf area index inversion using multiangular and multispectral data sets[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(2): 117—122. (in Chinese with English abstract)
- [2] 方秀琴, 张万昌. 叶面积指数(LAI) 的遥感定量方法综述[J]. 国土资源遥感, 2003, (3): 58—62.  
Fang Xiuqin, Zhang Wanchang. The application of remotely sensed data to the estimation of the leaf area index[J]. Remote Sensing For Land & Resources, 2003, (3): 58—62. (in Chinese with English abstract)
- [3] 黄敬峰, 王渊, 王福民, 等. 油菜红边特征及其叶面积指数的高光谱估算模型[J]. 农业工程学报, 2006, 22(8): 22—26.  
Huang Jingfeng, Wang Yuan, Wang Fumin, et al. Red edge characteristics and leaf area index estimation model using hyperspectral data for rape[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(8): 22—26. (in Chinese with English abstract)
- [4] Roshanak D, Andrew S, Martin S, et al. Inversion of a radiative transfer model for estimating vegetation lai and chlorophyll in a heterogeneous grassland[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2592—2604.
- [5] Qi J, Kerr Y H, Moran M S, et al. Leaf area index estimates using remotely sensed data and BRDF models in a semiarid region[J]. Remote Sensing and Environment, 2000, 73(1): 18—30.
- [6] 吴春胤, 张文昭, 欧阳庆, 等. 基于 BP 神经网络模型的荔枝树叶面积测定方法[J]. 农业工程学报, 2006, 23(7): 166—169.  
Wu Chunyin, Zhang Wenzhao, Ouyang Qing, et al. BP neural network model for the measurement of the leaf area of litchi[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 23(7): 166—169. (in Chinese with English abstract)
- [7] 丁建丽, 塔西甫拉提·特依拜, 刘传胜. 人工神经网络模型及其在遥感中的应用[J]. 新疆大学学报, 2001, 3(18): 269—275.  
Ding Jianli, Tashpolat-TIYIP, Liu Chuansheng. Artificial neural network model and its application in remote sensing[J]. Journal of Xinjiang University, 2001, 3(18): 269—275. (in Chinese with English abstract)
- [8] 陈健, 倪绍祥, 李云梅. 基于神经网络方法的芦苇叶面积指数遥感反演[J]. 国土资源遥感, 2008, (2): 62—67.  
Chen Jian, Ni Shaoxiang, Li Yunmei. LAI retrieval of reed canopy using the neural network method[J]. Remote Sensing For Land & Resources, 2008, (2): 62—67. (in Chinese with English abstract)
- [9] Myneni R B, Ramakrishna R, Nemani R, et al. Estimation of global leaf area index and absorbed par using radiative transfer models[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1997, 35(66): 1380—1393.
- [10] 万华伟, 王锦地, 屈永华, 等. 植被波谱空间尺度效应及尺度转换方法初步研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 538—545.  
Wan Huawei, Wang Jindi, Qu Yonghua, et al. Preliminary research on scale effect and scaling-up of the vegetation spectrum[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(4): 538—545. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈果, 柳钦火, 刘强, 等. MODIS 和降尺度 TM 数据反演叶面积指数相互验证中几何处理方法的研究[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2007, 43(3): 356—361.  
Chen Guo, Liu Qinhua, Liu Qiang, et al. A study on geometrical processing methods for lai products intercomparison between MODIS and TM[J]. Journal of Beijing Normal University: Natural Science, 2007, 43(3): 356—361. (in Chinese with English abstract)
- [12] 冯美臣, 杨武德, 张东彦, 等. 基于 TM 和 MODIS 数据的水旱地冬小麦面积提取和长势监测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 103—109.  
Feng Meichen, Yang Wude, Zhang Dongyan, et al. Monitoring planting area and growth situation of irrigation-land and dry-land winter wheat based on TM and MODIS data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(3): 103—109. (in Chinese with English abstract)
- [13] Bacour C, Baret F, Beal D, et al. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI\*Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation[J]. Remote Sens. Environ, 2006, 105(4): 313—325.
- [14] Fang H, Liang S. A hybrid inversion method for mapping leaf area index from MODIS data: Experiments and application to broadleaf and needle leaf canopies[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94(3): 405—424.
- [15] 宋开山, 张柏, 王宗明, 等. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究[J]. 中国农业科学, 2006, 39(6): 1138—1145.  
Song Kaishan, Zhang Bai, Wang Zongming, et al. Soybean LAI estimation with in-situ collected hyperspectral data based on BP-neural networks[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2006, 39(6): 1138—1145. (in Chinese with English abstract)
- [16] 陈艳华, 张万昌, 雍斌. 基于分类知识利用神经网络反演叶面积指数[J]. 生态学报, 2007, 27(7): 2785—2793.  
Chen Yanhua, Zhang Wanchang, Yong Bin. Retrieving leaf area index using a neural network based on classification

- knowledge[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2007, 27(7): 2785—2793. (in Chinese with English abstract)
- [17] Zhao Chunjiang, Wang Jihua, Wu Huarui, et al. Simulation models and deduction system for inter space description of wheat leaf shape[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2002, 18(5): 221—225. (in English with Chinese abstract)
- [18] 杨源杰, 黄道. 人工神经网络算法研究与应用[J]. 华东理工大学学报, 2002, 28(5): 551—554.  
Yang Yuanjie, Huang Dao. Research and applications of artificial neural networks[J]. *Journal of East China University of Science and Technology*, 2002, 28(5): 551—554. (in Chinese with English abstract)
- [19] 马丽丽, 纪建伟, 贺超兴, 等. 基于 BP 神经网络的番茄叶面积指数测定方法研究[J]. 中国蔬菜, 2009, (16): 45—50.  
Ma Lili, Ji Jianwei, He Chaoxing, et al. Studies on tomato leaf area index measurement method based on BP neural network[J]. *China Vegetables*, 2009, (16): 45—50. (in Chinese with English abstract)
- [20] 刘东升, 李淑敏. 北京地区冬小麦冠层光谱数据与叶面积指数统计关系研究[J]. 国土资源遥感, 2008, (4): 32—34.  
Liu Dongsheng, Li Shumin. Statistical relationship between LAI indices and canopy spectral data of winter wheat in Beijing area[J]. *Remote Sensing For Land & Resources*, 2008, (4): 32—34. (in Chinese with English abstract)

## Leaf area index retrieval of winter wheat using artificial neural network

Ma Yinch<sup>1,2</sup>, Yan Guangjian<sup>1\*</sup>, Ding Wen<sup>2</sup>, Wang Yuezhi<sup>2</sup>

(1. *State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

2. *Fisheries Research Institute, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100068, China*)

**Abstract:** In practices, measuring leaf area index (LAI) in large area scale is very difficult. Therefore, retrieving LAI quantitatively based on remote sensing technology is concerned by many researchers. We proposed a BP-ANN based method to retrieve winter wheat LAI using surface reflectance data of MODIS. The MODIS pixel is assumed to be composed by crop canopy and bare soil. The SAILH (Light Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves including the Hotspot-effect) model was used to simulate the directional reflectance of crop canopy, and the bare soil was assumed to be Lambertian. Series LAI maps of winter wheat in Shunyi District, Beijing were retrieved using this method during April in 2001. The research indicated that this method can be used well to retrieve LAI in large area scale, which is valuable to monitor crop growth.

**Key words:** neural network, remote sensing, monitoring, leaf area index (LAI), MODIS data, retrieval