

基于分类知识利用神经网络反演叶面积指数

陈艳华¹, 张万昌^{2,*}, 雍 斌¹

(1. 南京大学国际地球系统科学研究所, 南京 210093 ;

2. 中国科学院大气物理研究所东亚区域气候-环境重点实验室, 全球变化东亚区域研究中心, 北京 100029)

摘要 : 叶面积指数 (*LAI*, Leaf Area Index) 是陆面过程中一个十分重要的输入参数, 其遥感反演方法研究一直是国内外遥感应应用研究的热点问题。基于统计的遥感反演方法由于缺乏物理基础, 其可靠性和普适性差。基于物理的冠层反射模型的 *LAI* 反演方法克服了上述弊端, 但是由于反演过程是病态的, 模型反演结果一般不唯一。神经网络算法的介入可在一定程度上改善这一问题, 但是模型反演的病态问题至今仍无法很好地解决。在 PROSAIL 模型敏感性分析的基础上提出了一种基于影像分类的神经网络反演方法, 引进了土壤反射指数用于替代原模型中难以确定的土壤背景反射参数, 分别针对不同植被类型建立各自的神经网络, 对经过大气纠正后的 Landsat ETM+ 影像进行了模拟实验并同野外实测 *LAI* 数据进行比较。结果表明, 对于 *LAI* 小于 3 的植被区该方法的反演精度比较可靠, 而 *LAI* 大于 3 的植被区, 反演的 *LAI* 偏小, 原因归结为密植被的冠层反射在 *LAI* 大于 3 以后趋于饱和而无法敏感地表征 *LAI* 的变化所导致的。

关键词 : 叶面积指数, 神经网络, 冠层反射模型, PROSAIL

文章编号 : 1000-0933 (2007) 07-2785-09 中图分类号 : Q149 文献标识码 : A

Retrieving leaf area index using a neural network based on classification knowledge

CHEN Yan-Hua¹, ZHANG Wan-Chang^{2,*}, YONG Bin¹

¹ International Institute for Earth System Science (ESSI), Nanjing University, Nanjing 210093, China

² Regional Climate-Environment Research for Temperate East Asia, Institute of Atmospheric Physics, CAS, Beijing 100029, China

Acta Ecologica Sinica 2007 27 (7) : 2785 ~ 2793.

Abstract : As an important ecological parameter in land surface processes, Leaf Area Index (*LAI*) and its inversion with remotely sensed data are hot topics in quantitative remote sensing, both domestically and internationally. Empirical-relationship-based statistical algorithms, owing to their shortcomings in physical mechanism descriptions, lack reliability and feasibility in application. Physically-based algorithms, such as those developed with the canopy reflectance model, overcome the abovementioned shortcomings; however, *LAI* inversion with canopy the reflectance model is usually ill-posed, which makes the inversion not unique. Employment of a neural network in *LAI* reversions can improve such issues to a certain extent, but the ill-posed nature for canopy reflectance model inversion is yet to be resolved. On the basis of sensitivity analyses using the PROSAIL model, the present study demonstrates an approach that uses a neural network based on image classification incorporated in PROSAIL for accurate retrieval of *LAI*. By including the soil reflectance index in the

基金项目 : 国家重点基础研究发展规划资助项目 (2006CB400502, 2001CB309404) ; 中国科学院“百人计划”择优支持资助项目 (8-057493) ; 中国科学院大气物理研究所东亚区域气候-环境重点实验室开放基金资助项目

收稿日期 : 2006-05-30 ; 修订日期 : 2007-03-30

作者简介 : 陈艳华 (1983 ~) 男, 福建省福州市人, 硕士生, 主要从事植被遥感与遥感生态应用研究. E-mail : zhangwc@tea.ac.cn

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail : zhanwc@tea.ac.cn

致谢 : 美国马里兰大学地理系方洪亮博士和荷兰国家航空实验室的 Wout Verhoef 教授在研究过程中给予细心指导, 在此表示衷心感谢 !

Foundation item : The project was financially supported by the 100 Talent Youngth Project of Chinese Academy of Sciences (No. 8-057493), the National Key Developing Program for Basic Sciences of China (Grant No. 2006CB400502, 2001CB309404)

Received date 2006-05-30 ; **Accepted date** 2007-03-30

Biography : CHEN Yan-Hua, Master candidate, mainly engaged in remote sensing for vegetation ecology. E-mail : chenyh_nju@163.com

original PROSAIL model to take the place of soil background reflectance parameters that are difficult to determine , specific neural networks are constructed corresponding to individual types of vegetation cover. Experiments with Landsat ETM + data indicate that the retrieval accuracy is higher for vegetation with a LAI less than three , and as LAI increases , retrieval accuracy decreases accordingly. The primary reason is attributed to canopy reflection no longer being sensitive to LAI when the vegetation is too densely populated ($LAI > 3$).

Key Words : Leaf Area Index ; neural network ; canopy reflectance model ; PROSAIL

叶面积指数 (LAI) 是指单位水平地表面积上所有绿色叶子表面积的一半^[1], 它控制着植被许多生物、物理过程, 如光合、呼吸、蒸腾、碳循环和降水截获等, 是表征植被冠层结构的最基本的参量之一, 是陆面过程模型的重要输入参数^[1]。叶面积指数的精确估算在碳循环、能量循环和环境影响评价研究中起着非常重要的作用^[2~3]。

近 30a 来, 众多遥感技术 LAI 反演方法被提了出来^[4], 从方法学角度主要分为两大类: 统计模型法和光学模型法^[5]。由于, 传统的 LAI 反演算法是基于植被指数的统计回归, 易受土壤背景等多种外在因素的影响, 缺少可移植性^[6]。因此, 科学家们转向反演用于描述冠层内电磁辐射传输过程的辐射传输模型, 而冠层辐射传输模型的反演是一个反问题, 具有不适定性^[7], 即不满足解的存在性、解的惟一性和解对数据的连续依赖性中的任何一条。这主要有两个方面的原因造成的^[8]: (1) 不同的模型参数可能产生几乎一样的反射光谱。比如, 叶子水平分布的稀疏植被冠层的光谱反射与叶子垂直分布的浓密植被冠层的光谱反射相似; (2) 模型建模与观测的反射率存在不确定性。模型的不确定性来自叶子散射行为的简化和叶子朗伯特散射假设等, 而观测的反射率数据的不确定性主要由传感器噪声与数据预处理产生。由于反问题的不适定性, 将会导致模型反演的解在参数空间产生一种跳跃, 意味着求出来的解可能在分布在整个参数空间, 而不收敛于真实解附近。Jacquemoud 和 Baret^[9]利用 PROSAIL 模型模拟高光谱反射, 假定 LAI 保持在一个初始值附近来进行冠层反射模型数值反演, 结果表明 LAI 越小, 叶子结构参数 N 越大, 平均叶倾角 LAD (Mean leaf inclined angle distributions) 也越小, 说明 LAI 和 LAD 与叶子结构参数 N 对冠层反射率的影响作用是相反的, 不同的参数组合可能对应几乎相似的光谱。因此, 模型反演的病态问题仍然存在, 至今仍是遥感模型反演研究中的瓶颈问题。

本研究在基于辐射传输模型的叶面积指数反演方法研究^①的基础上, 采用 PROSAIL 辐射传输模型, 针对不同的植被状况, 采取不同波段组合对模型的各植被参数进行敏感性分析, 提出一种基于影像分类的神经网络反演方法, 运用先验知识来减少模型反演的不确定性来提高反演的可靠性。应用 2002 年 9 月 2 日到 13 日在中国西北地区黑河流域张掖绿洲区获取的 LAI 野外观测数据, 及近乎同时相 ETM + 影像 (成像于 2002 年 9 月 17 日) 对提出的反演算法进行了验证和评估。

1 研究区概况与数据预处理

试验区选择在我国西北甘肃省黑河流域的张掖绿洲, 位于河西走廊中部, 我国第二大内陆河黑河贯穿全境, 形成了特有的荒漠绿洲景象。该区年平均气温为 7℃, 年均降水量 140mm 左右, 为典型的干旱、半干旱生态类型区, 并且该地势平坦, 土壤肥沃, 物产丰饶, 盛产小麦、玉米、水稻、油菜、胡麻等农作物, 为我国西北重要农业区, 也是国家西部生态建设的重点地区。

研究所用的数据主要包括 2002 年 9 月 2 日到 13 日间在中国西北地区黑河流域张掖绿洲区由 TRAC 仪器 (跟踪辐射与冠层结构测量仪, Tracing Radiation and Architecture of Canopies) 获取的 56 个 LAI 野外观测数据, 及近乎同时相 ETM + 影像 (成像时间 2002 年 9 月 17 日)。遥感影像前处理工作包括几何精校正、大气校正和影像分类。影像的精校正使用 15 个均匀分布的地面控制点进行以保证校正后影像的平均几何误差小于

① 陈艳华, 张万昌, 雍斌. 基于 TM 的辐射传输模型反演叶面积指数可行性研究. 国土资源遥感, 投稿

0.5 个像元。大气校正是根据 Gilabert^[10]和 Zhang^[11]提出的方法。这种方法是利用暗像元推导出相关的大气参数来进行大气订正的,是完全基于遥感影像信息的,不需要实测成像时复杂的大气参数,因而简单有效。由于本研究的重点是确定不同植被类型的敏感性参数及其取值范围,需要分类后的各个植被类型的光谱比较集中,因此影像分类方法是利用 ISODATA (即重复自组织数据分析技术,Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique)非监督分类算法,并且结合野外调查资料与研究区的土地利用资料,将研究区的影像分为非植被区、密农作物(玉米与小麦等)、农作物、阔叶林、草地和灌木。野外观测 LAI 时,尽量考虑到植被种类的不同,选择地表覆盖较均匀的地区进行观测,并严格按照 TRAC 仪器操作规范的要求进行。观测场一般以相隔约 15m 的 3 根长 50m 左右的测线布设,取这 3 条断面的平均 LAI 为该测点的实际 LAI 值。

2 模型反演方法研究

2.1 模型选择与简介

目前已经发表了众多的冠层辐射传输模型,一般情况下越精确的模型越复杂,并且需要的输入参数也越多,计算效率也越低,不容易进行模型反演。一个适用于反演的理想模型应该是既有一定的模拟精度又有满意的运算效率^[12]。本研究所用的辐射传输模型 PROSAIL 模型是由 SAIL 冠层反射模型^[13]和 PROSPECT 叶子光学特性模型^[14]耦合而成的。SAIL 模型是个模拟精度与运算效率都非常好的一维模型。SAIL 模型是把植被当作混浊介质,假设叶片方位角分布均匀,考虑任意的叶片倾角,冠层双向反射率作为观测角度的一个函数。SAIL 模型广泛应用于农业植被类型与阔叶植被,而且模拟精度较高^[15,16]。Kuusk 等^[17]对 SAIL 模型又进行了改进,考虑进了热点影响,计算单次散射对二向反射率的贡献时,考虑进了叶片以及相应的阴影影响。PROSPECT 模型是一个基于 Allen 等^[18]的平板模型改进的用于模拟叶子反射与透射的叶片辐射传输模型,表述了新鲜植被叶片从 400nm 到 2500nm 的光学特性。平板模型假设叶片是一个致密的、均匀地充满了吸收和散射物质的、表面为朗伯的平板。入射的漫射辐射光在叶子表面发生反射与透射,在叶子内部由叶绿素、水分子和木质素等微粒吸收。叶子表面的光学属性使用折射指数和吸收系数来表征。在平板模型的基础上,PROSPECT 模型假设叶片是被 $N-1$ 层空气间隔分隔的由 N 层均质层叠合起来的平板。PROSAIL 冠层反射耦合模型所涉及到的参数及其符号如表 1 所示。本研究是针对 ETM + 光谱数据,所以传感器方位角 z 与传感器天顶角 α 都取为 0° 。

表 1 PROSAIL 模型的参数表
Table 1 The list of parameters for PROSAIL model

项目 Item	参数 Parameters	符号 Symbols
外部参数 External parameters	太阳天顶角 Solar zenith angle (°)	z_{sum}
	太阳方位角 Solar azimuth angle (°)	α_{sun}
	传感器天顶角 Sensor zenith angle (°)	z
	传感器方位角 Sensor azimuth angle (°)	α
	水平能见度 Horizontal visibility (km)	VIS
冠层结构和叶子物理参数	叶面积指数 Leaf area index	LAI
Canopy structure and leaf physical parameters	平均叶倾角 Mean leaf inclined angle distributions (°)	LAD
	叶子内部结构参数 Leaf internal structure parameter	N
	叶绿素 AB 含量 Leaf chlorophyll a + b content ($\mu\text{g}/\text{cm}^2$)	C_{a+b}
	叶子干物质含量 Leaf dry matter content (g/cm^2)	C_m
	叶子等效水厚度 Leaf equivalent water thickness (cm)	C_w
	叶大小与冠层高度比值 Leaf size/crop height ratio	S_l
土壤反射率 Soil reflectance	土壤反射率 Soil reflectance	ρ_s^A

2.2 土壤反射指数的引进

由于 PROSAIL 模型使用的土壤背景反射参数是一个土壤反射光谱,不利于模型的有效反演。因此,需要利用一个简单的参数替代。研究表明土壤反射率的光谱形状具有相似性,可以用一种土壤反射指数来代表特定的土壤光谱^[9]。对于一种土壤类型,影响土壤反射光谱的一个主要因素是土壤湿度。其对于土壤反射率的影响大于不同土壤类型造成的影响,并且光谱反射曲线的形状不受土壤湿度的影响。土壤反射函数如式 1 所示:

$$\rho_{is} = \rho_{i1} + (\rho_{i2} - \rho_{i1}) \times SRI \tag{1}$$

式中 ρ_{i1} 、 ρ_{i2} 分别是裸土在波段 i 的最小(湿土)和最大(干土)反射率,本研究采用 ASTER 土壤光谱库的最大最小反射率来替代。 SRI (Soil reflectance index) 是土壤反射指数,代表土壤光谱反射位于裸土最大反射和最小反射之间的比例。某一植被点 SRI 的定义及其量值的确定如图 1 所示。

图 1 所示为 PROSAIL 模型模拟的 LAI 等值线与 SRI 等值线图。 LAI 等值线是指在一定的 LAI 和 LAD 及一定的外部条件(太阳角、视角、大气条件)下,改变背景的光学性质时所观测到的叶冠反射率的点对所组成的线。如图中实线所示,它既不汇聚原点,也不与土壤线(即 $LAI = 0$ 的线)平行。 SRI 等值线是指在一定的 SRI 和 LAD 及一定的外部条件下,改变 LAI 时所观测到的叶冠反射率的点对组成的线,图中用虚线表示。通过模型模拟可知, LAI 等值线是一条直线,并且线上的点分别对应一个 SRI 值。 SRI 越大,对应的冠层反射率越大,相应地冠层反射点对越偏离原点。图中假设点 P 表示某一植被点,点 O 为 LAI 等值线与土壤线的交点,点 A 是通过点 P 的 LAI 等值线与 $SRI = 0$ 等值线的交点,点 B 是通过点 P 的 LAI 等值线与 $SRI = 1$ 等值线的交点,则定义点 P 的土壤反射指数为点 P 和点 A 之间的距离 $|PA|$ 与点 A 和点 B 之间的距离 $|AB|$ 的比值,即 $SRI = \frac{|PA|}{|AB|}$ 。因此,应用这个公式,可以直接从大气校正后的遥感影像计算植被像元的 SRI 值,然后运用公式(1)就可计算每个植被像元的土壤背景反射率。

2.3 不同植被类型的敏感参数确定

为了减少模型反演的不适定性,需要一些先验知识对参数的解空间进行限制,并且反演时需要选择一些敏感的参数进行反演^[20]。首先,自由变化的参数个数越多,生成的神经网络训练数据集大小就成指数增长,并且训练时需要占用更多的计算机资源与更长的计算时间。其次,冠层反射率对不同参数的敏感性不相同,冠层反射率对 LAI 、 LAD 和 N 参数敏感,而对 C_{ab} 、 C_w 、 C_m 和 S_l 参数较不敏感。同时,不同的植被类型对应的敏感参数及其取值范围是有很大的差异,若在反演时给出这些先验知识对解空间进行限定,可以提高反演的精度。因此,首先根据影像分类结果,统计各植被类型的光谱范围与平均光谱值(如图 2),然后对不同植被类型进行敏感性分析,确定不同植被类型的敏感参数。根据陈

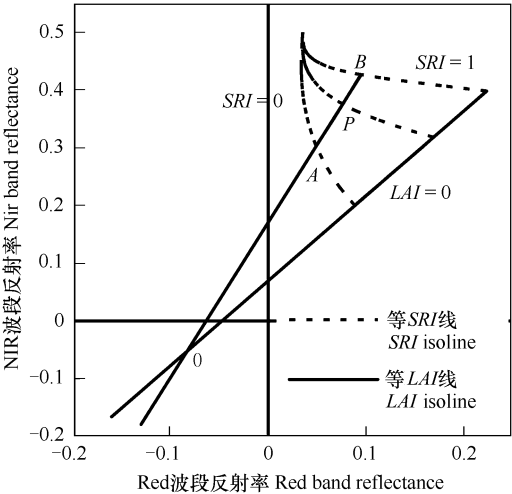


图 1 LAI 等值线与 SRI 等值线
Fig. 1 Isolines of LAI and SRI

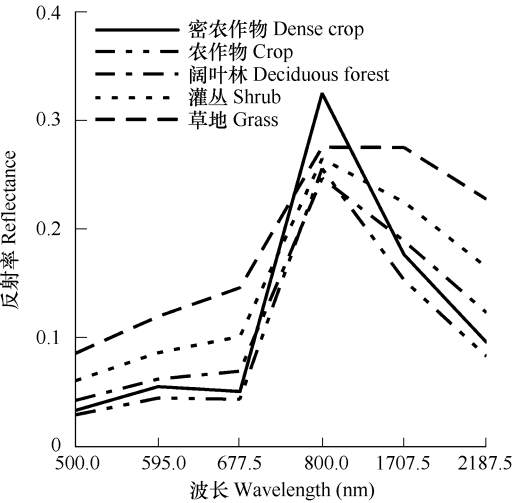


图 2 不同植被类型的平均光谱反射率
Fig. 2 Average spectrum reflectance for different vegetations

艳华和张万昌^①的各植被参数敏感性分析的研究结果,本研究针对不同植被类型选择的敏感参数及反演波段组合如表2所示。

表2 不同植被类型的敏感参数及反演波段组合		
Table 2 Sensitive variables of different vegetation and band combination for model inversion		
植被类型 Vegetation	敏感参数 Sensitive variables	反演波段组合 Band combination
密农作物 Dense crop	LAI LAD SRI N	3 4
农作物 Crop	LAI LAD SRI N	3 4
阔叶林 Deciduous forest	LAI LAD SRI N	3 4
灌丛 Shrub	LAI LAD SRI	3 4 7
草地 Grass	LAI LAD SRI	3 4 7

2.4 数据库生成与神经网络模拟

根据不同植被类型的光谱范围,确定不同植被类型敏感参数的数值范围及固定参数的值,如表3所示。 LAI 的数值范围主要是根据统计的光谱范围确定,而 LAD 主要是根据文献资料确定^[8,14~16,21],其它固定参数是根据平均光谱确定(如图2)。叶子等效水厚度 C_w 由ETM+的第5波段和第7波段平均反射率确定,第5波段和第7波段越小, C_w 相对较大。由于研究区为夏季的半干旱区,假定植被类型中最大的 C_w 为0.03cm,如密农作物与农作物两种植被类型,最小的 C_w 为0.015cm,如草地,而其它植被类型的 C_w 根据第5和第7波段的吸收状况内插得到。叶绿素含量 C_{ab} 主要由ETM+的前3个波段平均反射率确定,前3波段平均反射率越小, C_{ab} 值越大,其计算原理与 C_w 相似。首先,假定植被类型最大的 C_{ab} 为50 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$,如密农作物与农作物,最小的 C_{ab} 为25 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$,如草地,而其它植被类型的 C_{ab} 根据前3个波段的吸收状况内插得到。叶子干物质含量 C_m 是假设鲜叶子中叶水含量占鲜叶总重的72%^[22]。然后,利用冠层反射模型分别模拟各植被类型的光谱反射数据库,将各个光谱反射数据库随机分成3份:一份用于神经网络学习来模拟冠层反射与参数之间的关系,称为训练数据;一份是用于检查以避免在学习过程中过拟合,称为校正数据;另一份是用于评价模拟性能,称为检验数据。

表3 不同植被类型的敏感参数的数值范围及固定参数取值									
Table 3 Ranges of sensitive and the fixed variables for different vegetations									
类别 Class		LAI	LAD	N	C _{ab}	C _w	C _m	S _l	SRI
密农作物 Dense crop	Min	1.8	55	1.3	50	0.03	0.012	0.05	0
	Max	6.5	65	1.8	50	0.03	0.012	0.05	1
农作物 Crop	Min	0	55	1.3	50	0.03	0.012	0.05	0
	Max	3	65	1.8	50	0.03	0.012	0.05	1
阔叶林 Deciduous forest	Min	0.5	45	1.3	45	0.026	0.010	0.01	0
	Max	3.5	55	1.8	45	0.026	0.010	0.01	1
灌丛 Shrub	Min	0	50	1.5	38	0.023	0.009	0.02	0
	Max	2.5	60	1.5	38	0.023	0.009	0.02	1
草地 Grass	Min	0	57	1.5	25	0.015	0.007	0.1	0
	Max	2	67	1.5	25	0.015	0.007	0.1	1

* 表中参数单位同表1 Parameter units in table 3 are identical to those in Table 1

神经网络是一种简化的人脑数学模型,它由大量简单的信息处理单元(神经元)广泛连接而成,用以模拟人脑神经系统的结构和功能的复杂网络系统。现有的研究成果表明神经网络已具有人脑的一些基本特征,如学习、记忆和归纳等功能,神经网络最大的特征是大规模并行处理,信息的分布式存储,良好的自适应性和自

① 陈艳华,张万昌,雍斌. 基于TM的辐射传输模型反演叶面积指数可行性研究. 国土资源遥感,投稿

组织性,高度的容错性和鲁棒性。神经网络通过“学习”的方式来实现某项特定的任务,根据事先定义好的“学习规则”,对所提供的特定样本进行学习,在此过程中调整神经系统的内部结构,从而达到记忆、归纳和联想的功能。人工神经网络发展至今,已经建立了多种神经网络模型,其中应用最广泛的是误差反向传递神经网络,简称BP神经网络。BP神经网络作为一种有效的非线性逼近方法,近年来在遥感数据参数反演中已有应用^[23]。常用的BP神经网络由输入层、隐含层(一层或多层)和输出层组成,相邻之间的神经元由权重系数相互连接,同一层内的神经元之间是平行的,无连接关系。神经网络的这种拓扑结构决定了各处理单元、各层之间信息传递方向和途径。BP算法的中心思想是根据模拟的输出值与真实输出值之间的误差,反向调整神经网络各层的权值,使网络总误差最小,从而达到学习的目的。

本研究使用的是带有一个隐藏层的后向传播神经网络(简称BP神经网络),以光谱反射率及土壤反射指数SRI为网络的输入,以叶面积指数LAI为网络的输出,以双曲正切函数为神经元的激励函数。图3为建立的神经网络结构示意图。每种植被类型都建立了各自的神经网络,各个神经网络的结构相同。第1层4个神经元,激励函数为双曲正切函数;第2层3个神经元,激励函数也为双曲正切函数;而第3层为1个神经元,与输出个数一致,激励函数为线性函数,因为线性函数的输出数值范围可以是任意的。各个网络之间的区别主要是输入不同。然后,模型模拟的各种植被类型的光谱反射数据对数变换后用标准化方法作正归化处理,采用Levenberg-Marquardt快速学习算法^[24]训练网络。为避免过拟合,将MacKey的Bayers正则化方法应用于Levenberg-Marquardt学习算法^[25],从而改善网络的推广性能。本研究的多次数值试验显示,与其他训练策略和正则化方法相比,该网络在运算速度与推广能力方面具有一定的优越性。最后,利用训练数据与校正数据对网络进行训练,并且在训练好之后,利用检验数据对训练的网络进行评价,计算模拟的LAI与真实的LAI之间的相关系数。结果显示,草地类型的相关系数为0.985,其它3种类型的相关系数都为1。

2.5 LAI反演及精度评价与讨论

图4a为研究区影像分类图,图4b为利用公式(1)计算得到的土壤反射指数SRI图。首先利用ETM+反射率影像的第3和第4波段作散点图,然后用曲线方程拟合散点图的边线,即图1中的SRI=0和SRI=1两条曲线,最后利用公式1计算影像的SRI值。将经过订正后得到的反射率图像与计算得到的SRI图像作为输入,得出LAI值如图4c所示。其中白色区域为非植被区,主要包括水域、道路、城市用地、裸土、沙漠地和盐碱地等区域。研究区南边的植被主要以农作物为主,植被茂密,大部分LAI值都在2和4之间。左上角是植被稀少的区域,LAI值在0和1之间。黑河流经的区域的植被都比远离黑河的植被茂密,这种空间分布格局与实际情况一致。

图5表示反演的LAI与实测的LAI的比较,均方根误差RMSE为0.301, R^2 为0.905。从图中可以看出,在LAI小于3时,反演的LAI与实测的LAI比较一致,相差不大。而当LAI大于3时,反演的LAI普遍比实测的LAI偏小,主要原因可能是LAI大于3时在冠层反射率不再对LAI非常敏感,这个结果同陈艳华和张万昌^①的研究结果一致。要想反演LAI>3的密植被区的LAI值,精确确定植被像元的平均叶倾角值LAD是非常重要的,但是实际条件下,大范围LAD的精确观测或反演是相当困难的,需要使用更精确的三维冠层反射模型和含有更多植被反射信息的多角度或高光谱遥感数据进行LAI反演,以便提高密植被区的LAI值反演精度。因

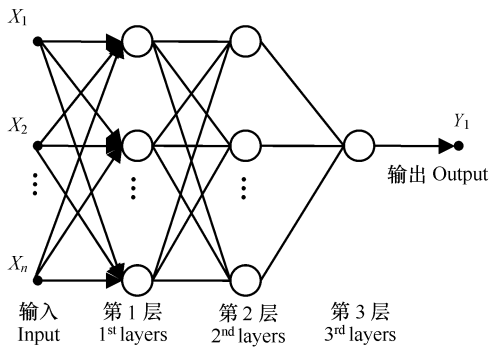


图3 BP神经网络结构示意图
Fig. 3 Structure diagram of the BP neural network

① 陈艳华,张万昌,雍斌. 基于TM的辐射传输模型反演叶面积指数可行性研究. 国土资源遥感,已投稿

接彩图 4

此,一维的 PROSAIL 模型反演 LAI 具有一定的适用范围 适用于 LAI < 3 的植被较稀少地区 ,像干旱与半干旱区域 ,并不适用于 LAI > 3 的密植被区域 ,对于密植被区的反演结果具有较大的不确定性。

本方法反演 LAI 的影响因素 ,主要包括植被类型的分类精度、模型反演时设置的敏感参数的取值范围和固定参数取值的精度。由于植被类型分类存在误分类现象 ,并且模型反演时设置的敏感参数的取值范围及固定参数取值与真实情况不相符 ,带有一定的主观性 ,会给反演精度带来一定的影响。若 LAD 的设定范围大于实际范围 ,将造成反演的 LAI 值偏大 ;若 LAD 的设置范围小于实际范围 ,将造成反演的 LAI 值偏小。同时 ,固定参数的取值只能代表一个植被类型的均值 ,并不可能完全代表该植被类型中的所有植被状况。

3 总结与展望

本文提出了一种基于影像分类的神经网络反演 LAI 方法 ,分别针对不同植被类型建立各自的神经网络 ,运用不同植被类别参数的一些先验知识 ,对模型反演的参数的解空间进行限制 ,一定程度上减少了模型反演的不适定性 ,提高了模型反演的可靠性。实验结果表明 ,一维的冠层反射模型 PROSAIL 并不适用于浓密植被区域的反演 ,主要原因是在密模型区域模型对 LAI 的敏感性降低 ,降低了 LAI 的反演精度。

目前每种模型都是基于一定的假设 ,不同的模型都有其适应的植被类型 ,比如 ,针叶林和阔叶林具有不同的冠层结构与叶片反射特性 ,建立的冠层反射模型是不同的 ,因此 ,在进行大范围 LAI 遥感反演时 ,需要综合利用适用于不同植被类型的冠层反射模型来进行 LAI 反演。同时 ,模型反演时 ,不同植被类型的敏感性参数的取值范围的确定有待进一步研究 ,准确确定不同植被类型的敏感性参数范围对于减少模型反演的不适定性具有一定的意义。对于遥感影像数据 ETM + 图像是属于多光谱数据 ,光谱包含的信息量较少 ,目前许多科学已经把辐射传输模型反演 LAI 的目光转向能够提供更多信息的高光谱数据与多角度遥感数据 ,可以更大程度地减少模型反演的不适定性 ,提高反演的可靠性。

References :

[1] Chen J M , Pavlic G , Brown L , *et al.* Derivation and validation of Canada wide coarse resolution leaf area index maps using high resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment* ,2001 ,80 :165 — 184.

[2] IGBP. The International Geosphere-Biosphere Program : A study in global change. The initial Core Projects , Report No 12 , 1990.

[3] Sellers P J , Schimel D S. Remote sensing of the land biosphere and biogeochemistry in the EOS era : Science priorities , methods and implementation-EOS land biosphere and biogeochemical cycles panels. *Global Planetary Change* ,1993 ,7 :279 — 297.

[4] Liang S L. *Quantitative Remote Sensing of Land Surface*. New York : John Wiley and Sons , Inc. , 2003.

[5] Kimes D S , Knyazikhin Y , Privette J L , *et al.* Inversion methods for physically-based models. *Remote Sensing Reviews* ,2000 ,18 :381 — 439.

[6] Fang X Q , Zhang W C. The application of remotely sensed data to the estimation of the leaf area index. *Remote Sensing for Land & Resources* , 2003 , (3) :58 — 62.

[7] Liu J Q. Classification of inverse problem in mathematics physics equation and the solution to the ill-posed. *Comm. On Appl. Math. And Comput.* ,1983 , (4) :43 — 63.

[8] Combal B , Baret F , *et al.* Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment* ,2002 ,84 :1 — 15.

[9] Jacquemoud S , Baret F. Estimating vegetation biophysical parameters by inversion of a reflectance model on high spectral resolution data. *Crop structure and light microclimate : Characterization and Applications*. Paris , France : INRA ,1993. 339 — 350.

[10] Gilabert M A. An atmospheric correction method for the automatic retrieval of surface reflectance from TM images . *Int. J. Remote Sens* ,1994 ,15

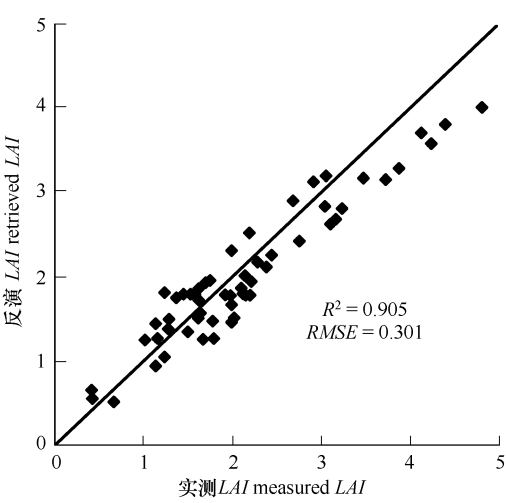


图 5 反演的 LAI 值与实测的 LAI 的比较
Fig. 5 LAI estimated with the model versus LAI observed

(10) 2065—2086.

[11] ZHANG W C , Yamaguichi Y , Ogaw K. Evaluation of the Effect of Preprocessing of the Remotely Sensed Data on the Actual Evaporation ,Surface Soil Moisture Mapping by an Approach Using Landsat ,DEM and Meteorological Data. *Geocarto Inter* 2000 ,15 (4) 57—67.

[12] Jacquemoud S , Bacour C , *et al.* Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance : Direct and inverse mode. *Remote Sensing of Environment* ,1985 ,18 ,205—223.

[13] Verhoef W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling : the SAIL model. *Remote Sensing of Environment* , 1984 ,16 :125—141.

[14] Jacquemoud S , Baret F. PROSPECT : A model of leaf optical properties spectra . *Remote Sensing of Environment* ,1990 ,34 :75—91.

[15] Goel N S , Thompson R L. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables — IV. Total inversion of the SAIL model. *Remote Sensing of Environment* ,1984 ,15 :237—253.

[16] Major D , Schaalje G B , Wiegand C , Blad B L. Accuracy and sensitivity analyses of SAIL model predicted reflectance of maize. *Remote Sensing of Environment* ,1992 ,41 :61—70.

[17] Kuusk A. The hot-spot effect in plant canopy reflectance , *Photon-Vegetation Interactions* , Application in Optical Remote Sensing and Plant Ecology. New York :USA Springer Verlag ,1991. 139—159.

[18] Allen W A , Gausman H W , Richardson A J and Thomas J R. Interaction of Isotropic Light with a Compact Plant Leaf. *J. Opt. Soc. Am* ,1969 , 59 (10) :1376—1379.

[19] Liang S L , Strahler A H. An analytic BRDF model of canopy radiative transfer and its inversion. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* ,1993 ,31 :1081—1092.

[20] Li X W , Wang J D , *et al.* The Application of Prior Knowledge in Remote Sensing Retrieval. *Science in China (Series D)* ,1998 ,28 (1) :67—72.

[21] Fang H L , Liang S L. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environments* , 2003 ,85 :257—270.

[22] Pietro Ceccato , Stéphane Flasse , *et al.* Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment* ,2001 ,77 :22—33.

[23] Fang H L , Liang S L. Retrieving leaf area index with a neural network method : simulation and validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* ,2003 ,41 (6) :2052—2062.

[24] Hagan M T , Menhaj M. Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks* ,1994 ,5 (6) :989—993.

[25] Demuth H , Beale M. *Neural Network Toolbox User's Guide*. Natick :The Math Works ,1997. 137—194.

参考文献：

[6] 方秀琴,张万昌. 叶面积指数 (LAI)的遥感定量方法综述. *国土资源遥感* ,2003 , (3) :58~62.

[7] 刘佳琦. 数学物理方程反问题的分类及不适定性问题求解. *应用数学与计算数学* ,1983 , (4) :43~63.

[20] 李小文,王锦地,等. 先验知识在遥感反演中的作用. *中国科学 (D 辑)* ,1998 ,28 (1) :67~72.

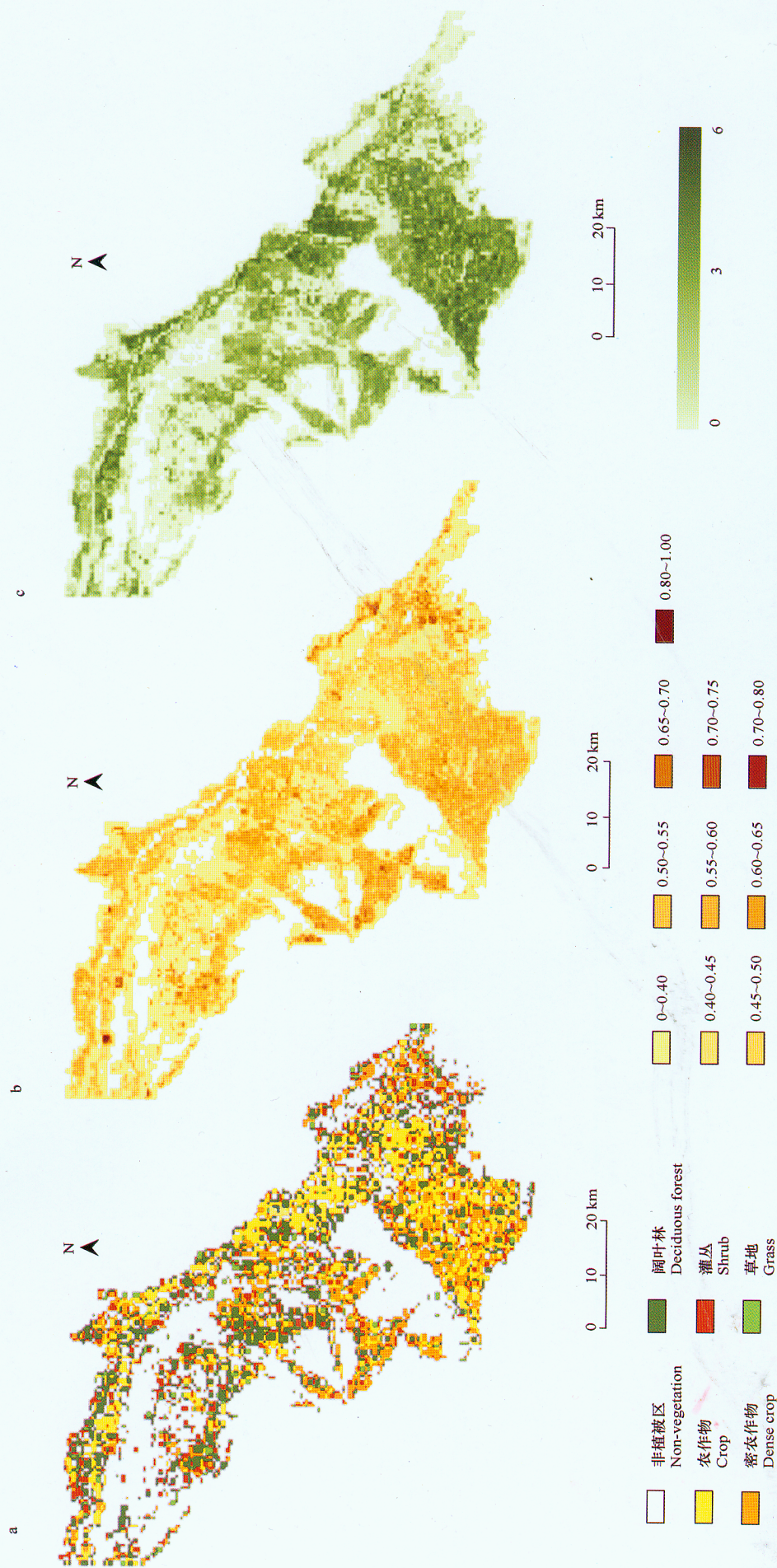


图 4 研究区植被分类图(a)、提取的 SR(b)和模型反演的 LAI(c)
Fig.4 Maps of vegetation classification (a), Retrieved SR (b) and LAI estimated with the model (c)