

西北地区陆地生态系统植被状态参数 业务化遥感研究*

杨忠东 杨虎 谷松岩

(中国气象局国家卫星气象中心, 北京 100081)

摘要 植被指数 (NDVI) 和叶面积指数 (LAI) 是两个非常重要的陆地生态系统植被状态参数。我们首先利用最大值 (MVC) 合成方法使用先进遥感数据如 MODIS、AVHRR3 等得到旬合成植被指数 (NDVI), 然后利用最新的经验方法针对不同的陆地生态系统类型反演得到叶面积指数, 重点研究了我国沙尘暴发生频率较高的我国西北地区植被覆被状态及其变化情况。植被指数能够反映区域, 乃至全球范围植被年季状态, 用于监测陆地生态系统植物光合作用活动及其变化。植被指数作为一个基础参数能够用于计算反演更高级别的陆地生态系统状态参数。叶面积指数直接影响植被的光合作用, 蒸腾作用的变化和陆面过程的能量平衡状态。在沙尘暴预测研究中使用的起沙过程模型需要将叶面积指数作为一个关键输入变量, 另外, 绝大多数生态过程模型模拟碳、水循环时也都需要将叶面积指数作为一个非常重要的输入变量。我们总结了最新的叶面积指数经验反演方法, 针对 6 种不同的陆地生态系统类型应用不同经验模型计算得到了叶面积指数。

关键词: 遥感数据; 植被指数; 叶面积指数

文章编号 1006-9585 (2004) 01-0054-11 **中图分类号** P407 **文献标识码** A

1 引言

陆地生物圈是地球系统科学研究对象的一个重要部分, 地球系统科学研究涉及气候变化, 水文循环变化和陆地生态系统生产力变化等诸多方面, 其中最基本的一个问题是把地球作为一个统一系统研究时如何理解陆地植被在大尺度过程 (包括沙尘暴起沙过程) 中的作用。回答这一问题首先需要了解和掌握陆地生态系统植被状态参数的大尺度时空分布特征及其变化情况。先进的遥感技术使我们能够对植被大尺度变化进行监测和定量调查。植被影响能量平衡、气候、水文和生物地球化学循环过程, 我们的生存环境由于自然气候和人类活动而发生变化, 植被是这种变化的一个敏感指示变量。

植被指数能够提供较大时空范围内一致性较高的植被状态信息, 从而监测地球陆地生态系统光合作用活动及其变化, 利用植被的光谱反射和空间结构参数反演它的生物物理状态参数, 植被指数是计算反演高级陆地生态系统植被状态参数的一个基础参量。

2004-01-08 收到, 2004-02-10 收到修改稿

* 国家财政部“西北地区土壤水分、沙尘暴监测预测研究”项目 (Y0101) 资助

许多研究人员使用大尺度生态系统模型模拟生态系统对气候变化的响应,包括区域或全球尺度范围陆地植物群落分布的响应变化^[1]。现在的陆面过程模型需要能够精确表述陆地表面性质的各类状态参量,如陆地覆被类型、叶面积指数、反照率、粗糙度,陆地大气能量交换等^[2]。陆地覆被类型影响表面反照率和粗糙度,并由此影响陆地大气间的能量,物质和动力交换,因此在许多全球大气-生物圈模型中被当作关键边界条件参量。作为陆面过程模型的实质性关键输入,具有明确地理位置的陆地覆被类型信息常和其他一些特征变量相关联,其中叶面积指数是陆地生态系统模型研究中的一个最重要的陆地生态系统状态参数,因为它是植冠光合作用和蒸腾作用的关键指示参量^[3]。

如何应用遥感方法反演陆地生态系统生物物理状态参数,一般地说有两种方法。一是经验模型方法,这种方法基于表面反射率(主要是植被指数)和陆地生态系统生物物理参量之间的相关性测量得到经验计算模型,进行对应陆地生态系统生物物理参量的反演计算。二是物理模型方法,这一方法首先建立叶面、植冠和陆地生态系统生物物理状态参数到测量的反射辐射传输和发射辐射传输的正演模型。最基本情况下,这类模型就是一般所指的植冠反射模型。建立了正演模型,并经过测试后,通过对模型的理解就可以开发从陆地生态系统生物物理状态参数到反射率或植被指数的计算算法,或者直接利用植冠反射模型开发出相应的反演计算模型,即可用于计算反演相关的陆地生态系统生物物理状态参数。

经验模型方法通常使用光谱植被指数和相应生物物理状态参数的相关性进行反演计算。最常使用的植被指数是归一化差植被指数 NDVI。NDVI 对植被状况反映敏感,并具有较长的比较稳定的时间序列数据,因此,得到了广泛的应用。本文工作是通过 NOAA-AVHRR3 的 NDVI 数据使用经验模型方法反演计算叶面积指数,并用其他一些数据如 MODIS, FY-1D 等做了一些研究工作,也取得了较好的结果,但由于数据时空完整性比 NOAA-AVHRR3 略逊一筹,故而本研究重点是 NOAA-AVHRR3 数据的应用。

2 植被指数及其时空合成方法

2.1 植被指数 NDVI

Colwell 早在 1974 年就发现了植被反射的红光谱和近红外光谱差与地面植被叶面总量之间的关系^[4]。在植被生长发育期间由于光合作用活动的叶面内叶绿素吸收作用,植被反射的红光谱减少,相反地,反射的近红外光谱增加。但是,由于植被冠层反射的红和近红外光谱到达卫星传感器的能量总和受到太阳辐射、大气条件、植被冠层土壤背景、植被冠层的结构和组成等诸多因素影响,人们很难使用简单的反射能量测量的方法来量化地确定植被的生物物理参数,也不可能通过这种方法对大范围乃至全球的植被状况进行业务化监测。这个困难来自于在叶面和植冠两级辐射传输过程本身的复杂性。通过这两个谱段的归一化差建立植被指数的方法在一定程度上比较巧妙地处理了这一难题。

早在 20 世纪 70 年代就有人提出了归一化差建立植被指数的计算方法,即通过红

光谱 (X_{red}) 和近红外光谱 (X_{nir}) 的和差之比得到值域在 ($-1 \sim +1$) 的植被指数 (NDVI, I_{NDV})。

$$I_{\text{NDV}} = \frac{X_{\text{nir}} - X_{\text{red}}}{X_{\text{nir}} + X_{\text{red}}} \quad (1)$$

在一般情况下, 对于绝大多数陆地目标, 使用 AVHRR 遥感数据计算的 NDVI 数值下边界为 0, 上边界小于 0.9。由于 NDVI 的比值特征, 它能够在较大程度上剔除定标、数据噪声、辐射条件、地形、云及其阴影和大气条件等引起的非植被光谱变化, 当然同时也存在一个高端饱和问题。

很多研究结果^[5~7]已经证明 NDVI 和叶面积指数 LAI 之间存在一定的非线性关系。

2.2 植被指数 NDVI 合成方法

应用 AVHRR 数据要在较大空间范围内剔除非云遮挡, 取得晴空地表遥感数据, 唯一途径就是多时相合成。这一技术实质上是在一个大数据集选取晴空的、大气影响最小的数据子集, 目前有多种选取或叫合成准则, 本文工作使用 NDVI 作为合成准则。

我们使用最大 NDVI 准则选取晴空数据子集, 即通过在某一时段内多个时相的若干个像素中只选择 NDVI 最大的那个像素, 最后合成得到的产品中每个像素都是那个时段内 NDVI 最大的一个。这一算法的完整过程还包括云检测和数据质量检查等过程。在云检测过程中未考虑云残留混合像元和大气影响, 这都可以使 NDVI 值降低, 而通过最大 NDVI 值选择就可以选到云和大气影响最小的像素。另外, 随光程长度增加, 其中云残留混合像元和大气的影响程度会增加, 所以最大 NDVI 方法会趋向于选择接近星下点和太阳天顶角最小的像素 (最小光程长度), 因此, 在一个合成周期内最大 NDVI 方法得到像素基本都是太阳-地表-传感器观测几何的较优配置。Cihlar 等认为这种最大值合成方法对未经大气校正的遥感数据效果会更好, 对大气校正后的遥感数据反而不太适合, 因为经过大气校正的地表反射率及其植被指数的各向异性会增强^[8]。

由于 NDVI 的广泛使用, NDVI 最大值合成方法 (MVC, Maximum Value Compositing) 是目前最常使用的业务化算法。NDVI 最大值合成算法的第一个假定是在每个合成周期内 (如 7 天, 10 天) NDVI 值没有显著变化; 第二个假定是在确定的合成周期内 NDVI 最大值对应着最佳的卫星观测条件, 既无云, 接近星下点, 比较清洁的大气。第二个假定是基于有云, 远离星下点, 大气条件差等现象都会降低 NDVI 值这样一个客观事实而做的。应该说这两个假定是基本成立的。在这两个假定的基础上最大值合成算法能够在确定的合成周期内得到 NDVI 值最大的那些像素。比如, 对于 10 天或 16 天这样的合成周期, MVC 算法检查每个像素, 然后为每一个确定的空间位置 (1.1 km × 1.1 km) 选择最大的 NDVI 值。通过最大值选择, MVC 算法能够在较大程度上消除云、大气和远离星下点等因素的影响, 获取比较理想的 NDVI 遥感数据业务化产品。

为了在较大空间范围获得晴空 NDVI 数据, 除了上述的合成准则以外, 还需要确定合适的合成时间周期。确定合成时间周期, 首先要考虑该空间范围云覆盖的出现频率, 一般在高纬度地区可以是 7 天, 而在潮湿多云的中低纬度区域可能需要 1 个月, 比如我国的四川盆地和华南某些地区; 其次要考虑的因素是卫星轨道的回归周期, 以保证每一个地区都有接近星下点的机会; 最后还要以能够满足特定应用需求为基本原

则，合成周期设定得短，则可能捕捉到更多的陆地覆盖变化信息，而且短周期经过二次合成也可以得到半月或月的较长周期合成产品，但是，合成周期较短更有可能无法比较全面地剔除云影响。MODIS 同类产品的合成周期比较全面，有 8 天、16 天和月等几种，其中 16 天主要是考虑了 Terra 卫星的 16 天轨道回归周期。

基于上述分析，本文在处理 AVHRR 和风云-1D 卫星的 NDVI 产品时设计 1 旬（10 天）为多时相合成周期。图 1 是我们使用这一算法得到的 2003 年 5 月下旬 1 km 空间分辨率 AVHRR3-NDVI 数据产品，图中蓝色表示水体，白色表示未剔除的云覆盖区域，色表中其他颜色从上到下表示植被指数 NDVI 依次增大。图 1 比较客观清晰地反映了我国从长白山，大小兴安岭到吕梁山、太行山，到秦岭、大巴山，到西南的横断山脉和华南广大地区，以及西北的祁连山、天山和阿尔泰山 5 月下旬植被生长发育状况的轮廓。

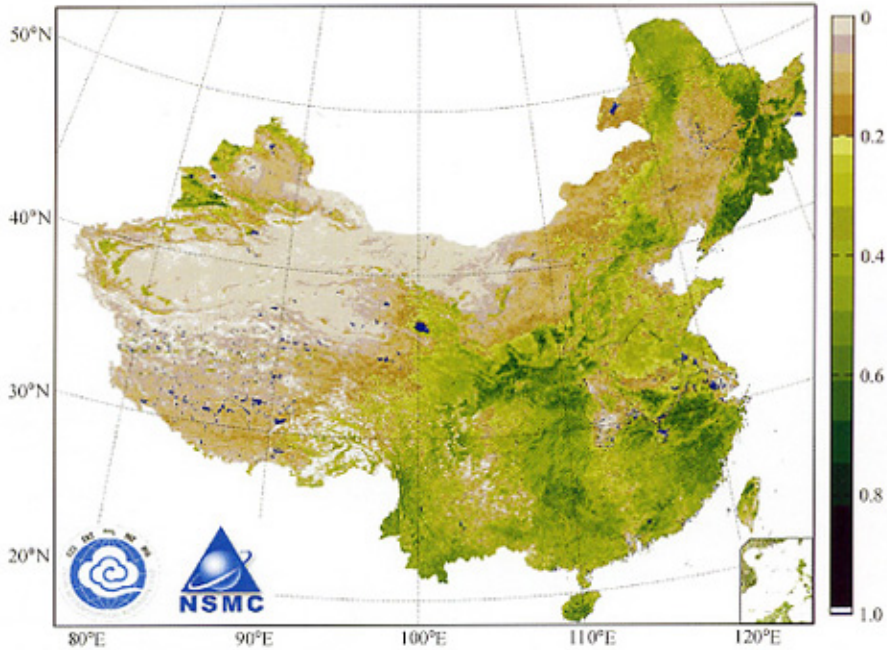


图 1 中国陆地区域 2003 年 5 月下旬合成的 AVHRR3-NDVI 数据产品

3 植被叶面积指数遥感计算反演方法

3.1 植被叶面积指数 LAI

叶面积指数定义为植株有效叶片面积之和与该植株植冠垂直投影到水平地面的面积之比，这一概念也可以推广到一个陆地植被生态群落或生态系统。叶面积指数不同于植被覆盖率，它的值有可能大于 1，单位是 $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$ 。从这一定义中我们可以发现，叶面积指数是表征植冠结构特征和生物物理变化的一个非常关键的参数，叶面积指数直接影响植被的光合作用效率、蒸腾作用效率和能量平衡状态。在沙尘暴预测研究中

起沙模型是核心部分,该模型所需要的一个重要地表状态输入参量就是叶面积指数^[9,10]。几乎所有生态系统过程模型在模拟碳和水循环是都需要将叶面积指数作为一个关键输入变量^[11,12]。

叶面积指数在野外有多种测量方法,可以用直接方法(破坏性)来测量农作物和草地的叶面积指数,但对于森林,使用这种方法是不现实的。因此,使用光学仪器的间接测量方法已经被比较广泛地使用^[13],比如 LAI2000 植冠分析仪就是一种比较好的光学测量仪器。野外实地测量的主要局限是时空覆盖范围太小,和卫星观测比仅仅是一维点测量。卫星遥感技术是系统地获得大范围地区叶面积指数的唯一途径^[14]。早在 20 世纪 70 年代就有人试图通过遥感数据来反演计算叶面积指数。遥感技术^[15]和植冠介质辐射传输理论模型^[16]的最新发展成果使人们能通过研究遥感数据的空间、光谱和时间域综合信息来估计计算生态系统生物物理参量的可能性大大增强了。

用遥感数据计算叶面积指数,目前常用的方法有两大类。第一类是经验方法,应用植被指数 NDVI 和叶面积指数 LAI 之间的实测经验关系进行一定理论拓展后计算叶面积指数 LAI^[17]。经验方法简单易用,而且更适合于业务化。

第二类方法是基于植冠反射率反演模型来计算叶面积指数^[18]。在这类反演过程中辐射传输模型和几何光学模型是两个主要使用的植冠反射率模型。

本文工作中所使用的方法属于第一类,经验方法。根据 6 类不同陆地植被覆盖类型建立各自对应的 NDVI-LAI 关系经验模型反演计算叶面积指数。

3.2 植被叶面积指数 LAI 和植被指数 NDVI 的关系

关于叶面积指数 LAI 和光谱植被指数 NDVI 之间的关系问题有比较广泛和深入的研究工作^[19]。通常将这种关系作为经验模型进行叶面积指数计算,并且都取得了较好的结果。在得到了满足一定统计分布特征的野外测量叶面积指数 LAI 数据后就能够建立 NDVI-LAI 关系,有很多文献中给出了 NDVI-LAI 关系研究成果^[20]。这种 NDVI-LAI 关系在不同的生态系统类型具有不同的形式。

这种关系目前比较一致的形式是根据不同的生态系统类型存在对应的非线性增函数 NDVI-LAI 关系。图 2 以图形方式表示了这组关系。这也是本文叶面积指数计算工作中所使用的 NDVI-LAI 经验关系模型^[21]。

根据全球植被的植冠结构特征, Myneni 等划分了如下 6 种类型^[21]:

第 1 类:草地或谷类农作物。植冠垂直和旁侧结构均匀,植被地面覆盖率约为 1,植株高度一般小于 1 m,叶面平直斜立,无木本物质,叶面丛生程度较小,土壤背景亮度中等。

第 2 类:灌木。植冠旁侧结构不均匀,植被地面覆盖率从低到中(0.2~0.6)变化,小叶面,含木本物质,土壤背景亮度高。这属于典型的半干旱区域植被覆盖类型。

第 3 类:阔叶农作物。植冠旁侧结构不均匀,植被地面覆盖率从生长期到成熟期变化较大(0.1~1.0),叶面空间散布形式基本固定,叶面丛生程度较大,土壤背景亮度较低。

第 4 类:稀树草原。植冠具有两种完全不同的垂直层面,底下是草地,整体植被地面覆盖率较低(0.2~0.4),垂直方向植冠结构不均匀,土壤背景反射变化较大。

第 5 类:阔叶森林。植冠垂直和旁侧结构不均匀,植被地面覆盖率较高(0.8~

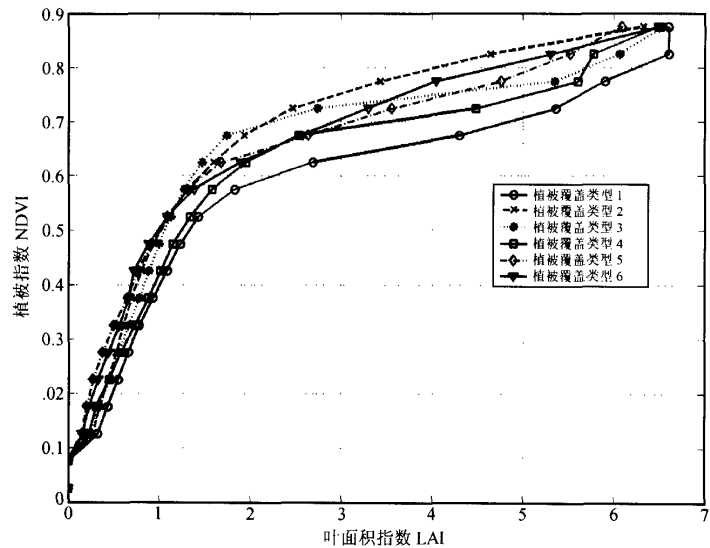


图 2 NDVI-LAI 经验关系模型^[21]

1. 0)，植被结构和光学特征空间变化较大。

第 6 类：针叶森林。植被垂直和旁侧结构不均匀，叶面形态针状，植被地面覆盖率比第 5 类底，植被结构复杂。

目前信度较高、比较常用的陆地植被覆盖分类数据是 IGBP 的全球 1 km 空间分辨率 17 类分类数据集。IGBP 的分类体系和上述的 6 类分法基本一致，而且更加细致，因此，我们对 IGBP 的 17 类体系做适当合并处理得到本文工作所需的 6 类分类数据，第 0 类为水体，第 7 类是非植被区，这两类区域不做叶面积指数 LAI 计算。进行叶面积指数计算的 6 类具体处理方法见表 1。

表 1 陆地植被覆盖分类体系对照表

IGBP 分类体系	生态系统分类体系	IGBP 分类体系	生态系统分类体系
1 常绿针叶林	针叶林 (类 6)	10 草地草原	典型草原 (类 1)
2 常绿阔叶林	阔叶林 (类 6)	11 永久湿地	非植被区 (类 7)
3 落叶针叶林	针叶林 (类 6)	12 农作物用地	阔叶农作物 (类 3)
4 落叶阔叶林	阔叶林 (类 5)	13 城市和建筑用地	非植被区 (类 7)
5 混合林	阔叶林 (类 5)	14 农作物混合地	阔叶农作物 (类 3)
6 茂密灌木	灌木 (类 2)	15 冰雪覆盖	非植被区 (类 7)
7 稀疏灌木	灌木 (类 2)	16 荒漠	非植被区 (类 7)
8 混合草原	稀树草原 (类 4)	17 水体	水体 (类 0)
9 稀树草原	稀树草原 (类 4)		

3.3 植被叶面积指数 LAI 反演算法

应用表 1 的对应关系，我们将最新的 IGBP 分类数据转换为 6 类，针对上述 6 类不同的植被覆盖类型分别使用对应的 6 个叶面积指数经验计算模型就可以计算得到每个

像素位置的叶面积指数 (LAI, I_{LA})。本文经验统计回归算法在概念上可以简单地表示为下式:

$$I_{LA} = f_i(I_{NDV,MVC}), \tag{2}$$

式中, f 为经验函数关系, $i=1\sim6$, 表示 6 种植被覆盖类型, 下角 MVC 表示 NDVI 来自最大值合成方法。

我们已经完成了上述 NDVI 和 LAI 算法的软件开发工作, 并将这一软件系统投入业务化试验运行, 反演计算得到了 2001 年到 2003 年 98 旬的 1 km 空间分辨率的叶面积指数 LAI 数据产品, 图 3 为其中一例, 是 2003 年 5 月下旬的我国陆地范围叶面积指数分布图, 由于受云覆盖影响, 图 3 中我国湖北、西南部分地区和南亚部分地区计算得到的叶面积指数接近 0, 另外西藏北部条带是接收数据本身的噪声所致。

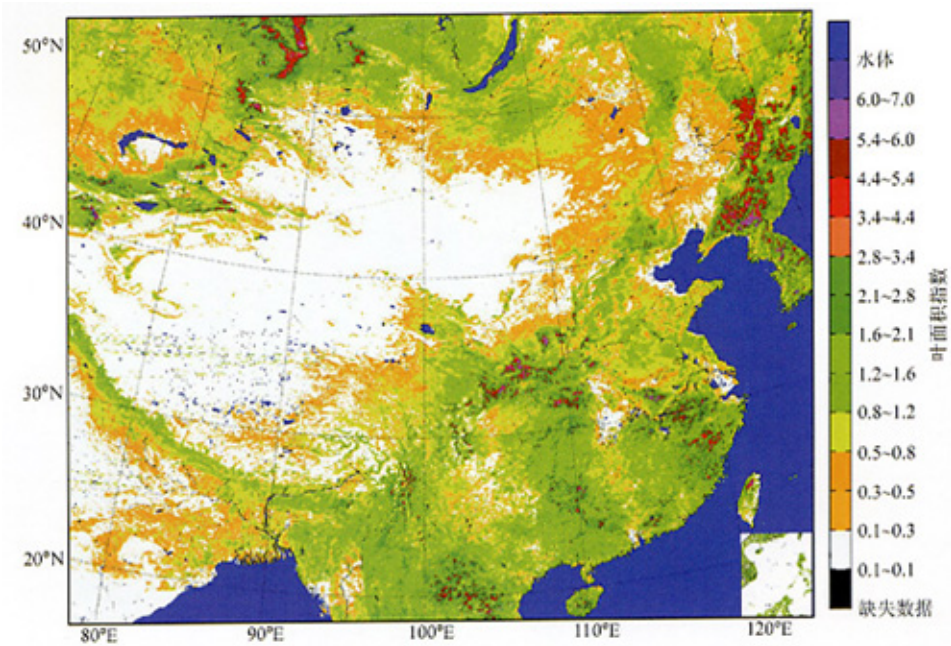


图 3 中国陆地区域 2003 年 5 月下旬叶面积指数

4 验证分析和讨论

为了验证本文计算得到的叶面积指数, 同时也为了分析我国西北地区几种植被覆盖类型 3 年 (2001~2003 年) 来叶面积指数的变化情况, 本文将 3 年 (2001~2003 年) 的旬叶面积指数用最大值方法进一步合成为月叶面积指数, 并根据 IGBP 植被覆盖类型分类数据, 分别统计 35°N 以北每一种植被覆盖类型的年季变化, 做出了西北地区几种植被覆盖类型时间系列剖面图。鉴于篇幅限制, 本文仅给出荒漠覆盖类型、农作物和自然植被混合覆盖类型、草地草原覆盖类型、稀树草原覆盖类型、混交森林覆盖类型和常绿针叶森林覆盖类型的 3 年时间序列比较图 (图 4)。

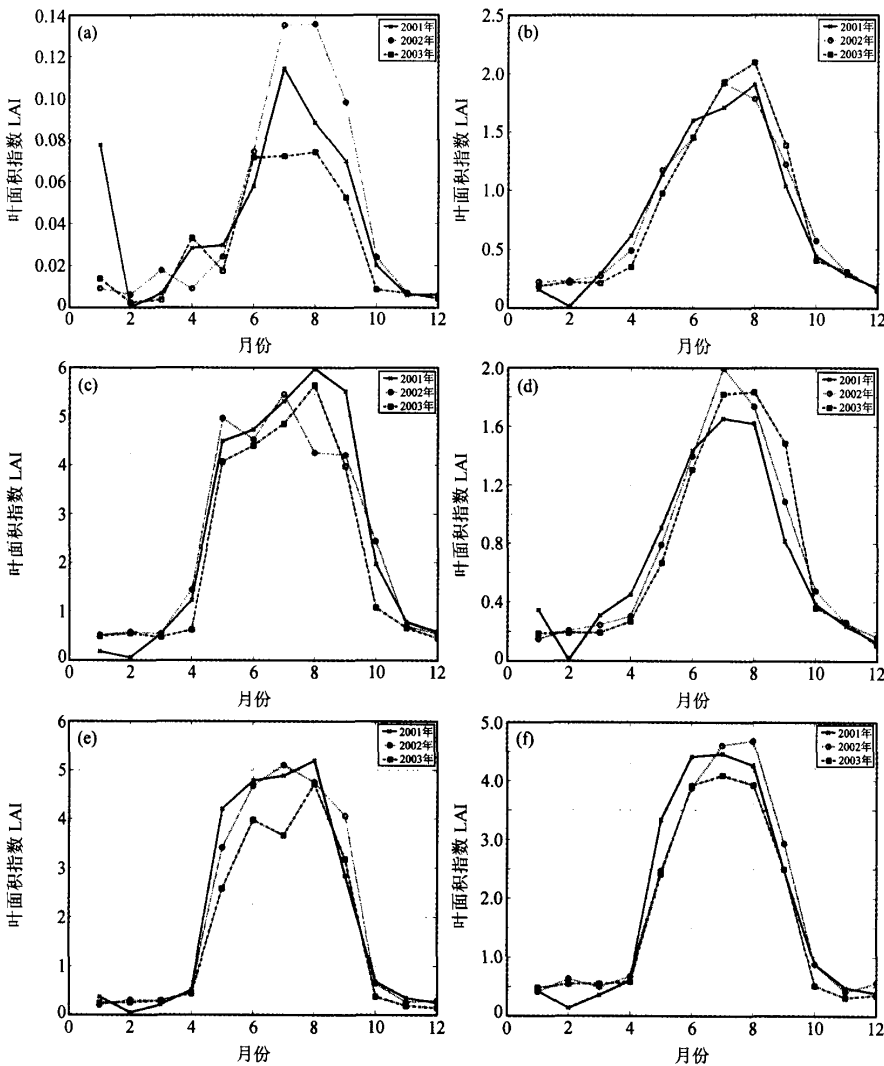


图 4 我国西北地区几种植被覆盖类型 AVHRR-LAI 2000~2003 年时间系列曲线
(a) 荒漠覆盖类型; (b) 农作物和自然植被混合覆盖类型; (c) 稀树草原覆盖类型;
(d) 草地草原覆盖类型; (e) 混交森林覆盖类型; (f) 常绿针叶森林覆盖类型

从图 4 中可以发现每种植被覆盖类型, 或者叫生态系统类型都展示很好的年生长时间序列曲线, 需要说明的是这些绘图数据均是原始统计数据, 未经任何平滑或滤波处理。从荒漠覆盖类型、农作物和自然植被混合覆盖类型、草地到几种森林覆盖类型植被生长物候曲线愈加完美。从图 4 中可以清楚地看出我国北方地区每年一般从 3~5 月植被叶面积指数开始逐渐增加, 其中占我国北方面积最大的荒漠覆盖地区时间最晚, 要到 5 月后才开始植被叶面积指数有比较明显增加的趋势, 从 0.02 左右增加到 7~8 月

最大 0.14 左右;农作物覆盖类型叶面积指数从 3 月就开始有比较明显增加趋势,时间最早,从 0.2~0.5 左右增加到 7~8 月最大 2.2~4.5 左右;其余几种覆盖类型一般从 4 月开始叶面积指数有明显增加趋势,从 0.5 增加到 7~8 月最大 2~6 不等,不同覆盖类型峰值也不同,草地较低为 2,森林草原最高可达 6。这种叶面积指数时间序列曲线对植物物候律的正确反映,从一个方面验证了作者反演计算得到的叶面积指数的正确性。

另外,图 4 还反映出了 2001 年、2002 年和 2003 年间植被的不同生长状况。从这些图中可以发现在好几种植被覆盖类型中 2003 年叶面积指数时间序列曲线的下包络面积最小,而 2001 年却较大,这与这几年的沙尘暴发生频次^[22,23]出现的年份似乎相矛盾,当然这都是比较初步的一般性分析,关于沙尘暴发生频次和叶面积指数之间的确切关系还需要进一步深入的研究和分析。

在本文所使用的算法中,陆地植被覆盖类型是一种重要的辅助数据,虽然 IGBP 覆盖分类是目前世界上比较好的,但还是存在精度问题和随时间变化的问题,如果能够使用当年的、精度较高的分类数据,一定会对叶面积指数计算精度有所改善。另外,还需要开展大量针对我国不同陆地生态系统类型叶面积指数的实地测量工作,除了深入验证叶面积指数外,还能够进一步修正 NDVI-LAI 关系模型,提高叶面积指数计算精度。

5 结论

叶面积指数 LAI 这一反映陆地生态系统生物物理状态的重要参数可以通过 NDVI-LAI 经验关系模型反演计算得到,而且区域乃至全球范围的叶面积指数只有通过遥感技术才能得到。必须要根据不同的陆地植被覆盖类型建立相应的 NDVI-LAI 关系模型,正确地合成得到较高质量的 NDVI 数据产品,然后才能计算得到正确的具有较高精度叶面积指数遥感信息产品。本文所用的叶面积指数算法,已经开发建立了相应软件系统,并且投入业务化试验运行,取得了良好的结果。

参 考 文 献

- 1 Sellers, P. J., Y. Mintz, Y. C. Sud, and A. Dalcher, A simple biosphere model (SiB) for use within general circulation models, *J. Atmos. Sci.*, 1986, **43**, 505~531.
- 2 Sellers, P. J., D. A. Randall, G. J. Collatz, J. Berry, C. Field, D. A. Dazlich, C. Zhang, A revised land-surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs. Part 1: Model formulation, *J. Climate*, 1996, **9**, 738~763.
- 3 Sellers, P. J., J. A. Berry, G. J. Collatz, C. B. Field, and F. G. Hall, Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. III: A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme, *Remote Sens. Environ.*, 1992, **42**, 187~216.
- 4 Colwell, J. E., Vegetation canopy reflectance, *Remote Sens. Environ.*, 1974, **3**, 175~183.
- 5 Running, S. W., and R. R. Nemani, Relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulated photosynthesis and transpiration of forests in different climates, *Remote Sens. Environ.*, 1988, **24**, 347~367.
- 6 Baret, F., and G. Guyot, Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment, *Remote*

- Sens. Environ.*, 1991, **35**, 161~173.
- 7 Goward, S. N., and K. F. Huemmrich, Vegetation canopy PAR absorptance and the normalized difference vegetation index; an assessment using the SAIL model, *Remote Sens. Environ.*, 1992, **39**, 119~140.
 - 8 Cihlar, J., D. Manak, and N. Voisin, AVHRR bidirectional reflectance effects and compositing, *Remote Sens. Environ.*, 1994, **48**, 77~88.
 - 9 Shao Yaping, Yang Yan, Wang Jianjie et al., Northeast Asian dust storms: Real-time numerical prediction and validation, *J. Geophys. Res.*, 2003, **108** (D22), 4691~4708.
 - 10 孙建华、赵林娜、赵思雄, 一个适用我国北方的沙尘暴天气数值预测系统及其应用试验, 气候与环境研究, 2003, **8** (2), 125~142.
 - 11 Running, S. W., and J. C. Coughlan, A general model of forest ecosystem processes for regional applications, I, Hydrological balance, canopy gas exchange, and primary production process, *Ecol. Modell.*, 1998, **42**, 125~154.
 - 12 Bonan, G. B., Land-atmosphere interactions for climate system models; coupling biophysical, biogeochemical, and ecosystem dynamical processes, *Remote Sens. Environ.*, 1995, **35**, 161~173.
 - 13 Chen, J. M., P. M. Rich, S. T. Gower, J. M. Norman, and S. Plummer, Leaf area index of boreal forests: Theory, techniques, and measurements, *J. Geophys. Res.*, 1997, **102**, 29429~29443.
 - 14 Myneni, R. B., R. R Nemani, and S. W. Running, Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1997, **35**, 1380~1393.
 - 15 Justice, C., E. Vermote, J. R. G. Townshed et al., The moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): Land remote sensing for global research, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1998, **36**, 1228~1249.
 - 16 Kimes, D., Y. Knyazikhin, J. Privette, A. Abuelgasim, and F. Gao, Inversion methods for physically-based models, *Remote Sens. Rev.*, 2000, **18**, 381~439.
 - 17 Chen, J. M., and J. Cihlar, Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using landsat TM images, *Remote Sens. Environ.*, 1996, **55**, 153~162.
 - 18 Privette, J. L., R. B. Myneni, C. J. Tucker, and W. J. Emery, Invertibility of a 1-D discrete ordinates canopy reflectance model, *Remote Sens. Environ.*, 1994, **48**, 89~105.
 - 19 Myneni, R. B., and D. L. Williams, On the relationship between FAPAR and NDVI, *Remote Sens. Environ.*, 1994, **49**, 200~211.
 - 20 Clevers, J. G. P. W., The application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting for soil moisture, *Remote Sens. Environ.*, 1989, **29**, 25~37.
 - 21 Myneni, R. B., Y. Knyazikhin, Y. Zhang et al., MODIS Leaf Area Index (LAI) and Fraction of Photosynthetically Active Radiation Absorbed by Vegetation (FPAR) Product (MOD15) Algorithm Theoretical Basis Document, <http://eosps0.gsfc.nasa.gov/atbd/modistables.html>, 1999.
 - 22 方宗义、王伟, 2002 年我国沙尘暴的若干特征分析, 应用气象学报, 2003 年, **14** (5), 513~521.
 - 23 胡秀清、卢乃锰、邱红、刘玉洁, 利用静止气象卫星监测沙尘暴, 气候与环境研究, 2003 年, **8** (1), 101~106.

Operational Retrieval of the Land Ecosystem Vegetation Status Parameters from Remote Sensing Data in Northwest China

Yang Zhongdong, Yang Hu, and Gu Songyan

(National Satellite Meteorological Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081)

Abstract The vegetation index (NDVI) and leaf area index (LAI) are two key important land vegetation ecosystem status parameters. This work is concerned with the retrieval of LAI using empirical algorithm through maximum value compositing NDVI from advance remote sensing data, for example Terra/MODIS, NOAA/AVHRR, FY1C/1D-CAVHRR data, and focus on Northwest China land vegetation cover change, where are high frequency dust storm. Vegetation indices (VIs) will provide consistent, spatial and temporal comparisons of large-scale vegetation status that will be used to monitor the Earth's terrestrial photosynthetic vegetation activity for phonological, change detection, and biophysical status parameters derivation of radiometric and structural vegetation parameters. VIs are fundamental parameter for retrieval of high-level land vegetation ecosystem status parameters. As one of the key canopy structural characteristics and biophysical variables, LAI values influence vegetation photosynthesis, transpiration, and energy balance. It is a key input parameter in dust storm forecast model. Most ecosystem process models that simulate the carbon and hydrologic cycles also require LAI as an input variable. It is also an important canopy biophysical variable in understanding the energy budget in the biosphere-atmosphere models. In this work, an empirical method according to different land cover, which utilize relationships between LAI and the NDVI, is used to retrieve LAI. This method is simple, but it is robust and useful. The presented work reviews the newest LAI retrieval method, which is dependent on six land ecosystem types.

Key words: remote sensing data; normalized difference vegetation index; leaf area index