

# 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述

方秀琴, 张万昌

(南京大学国际地球系统科学研究所, 南京 210093)

**摘要:** 总结了当前遥感定量研究叶面积指数(LAI)的两种主要方法: 统计模型法和光学模型法, 阐述了各自的机理和研究进展, 在此基础上, 讨论了两种方法的优缺点及未来的发展趋势。

**关键词:** LAI; 统计模型; 光学模型

**中图分类号:** TP 79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2003)03-0058-05

## 0 引言

叶面积指数(LAI)是陆面过程中的一个十分重要的结构参数, 是表征植被冠层结构最基本的参量之一, 它控制着植被的许多生物、物理过程, 如光合、呼吸、蒸腾、碳循环和降水截获等<sup>[1]</sup>。LAI既可以定义为单位地面面积上所有叶子表面积的总和(全部表面 LAI), 也可以定义为单位面积上所有叶子向下投影的面积总和(单面 LAI)<sup>[2]</sup>; Chen 等<sup>[3]</sup>将 LAI 定义为单位地面面积上总叶面积的一半, 这种定义的好处在于当叶子的角度分布是球形(随机分布)时, 所有凸面形状叶子的相对消光系数可以看作是 0.5 这个常数。传统的 LAI 地面测量获得信息有限, 而且不能呈面状分布, 所以, 大区域研究 LAI 仅仅靠地面观测是行不通的, 卫星遥感为大区域研究 LAI 提供了唯一的途径<sup>[4]</sup>。

## 1 叶面积指数的遥感定量方法

纵观近几十年来叶面积指数的遥感定量研究文献, 笔者认为, 叶面积指数的遥感定量方法可以归纳为两类: 统计模型法和光学模型法。

### 1.1 统计模型法

利用遥感定量统计分析叶面积指数的依据是植被冠层的光谱特征。绿色植物叶片的叶绿素在光照条件下发生光合作用, 强烈吸收可见光, 尤其是红光, 因此, 红光波段反射率包含了植被顶层叶片的大

量信息。在近红外波段, 植被有很高的反射率、透射率和很低的吸收率, 因此, 近红外反射率包含了冠层内叶片的很多信息<sup>[5]</sup>。植被的这种光谱特征与地表其它因子的光学特性存在很大差别。这就是 LAI 遥感定量统计分析的理论依据。

统计分析法是以 LAI 为因变量, 以光谱数据或其变换形式(例如植被指数)作为自变量建立的估算模型, 即  $LAI = f(x)$ 。其中,  $x$  为光谱反射率或植被指数。散见于遥感文献中的具体形式如(1)~(4)式

$$LAI = ax^3 + bx^2 + cx + d \quad (1)$$

$$LAI = a + bx^c \quad (2)$$

$$LAI = -1/2a \ln(1-x) \quad (3)$$

$$LAI = \ln\left(\frac{VI - VI_\infty}{VI_g - VI_\infty}\right)K_{VI} \quad (4)$$

在(1)~(3)式中,  $x$  为光谱反射率或植被指数,  $a, b, c$  为系数<sup>[6]</sup>; (4)式中,  $VI_\infty$  为植被指数的渐进无穷值, 在  $LAI > 8.0$  时, 总能达到此限;  $VI_g$  是相应裸土的植被指数;  $K_{VI}$  是一个消光系数<sup>[2]</sup>。

以植被指数作为统计模型的自变量是经典的 LAI 遥感定量方法, 在多光谱和高光谱领域均有用植被指数估算叶面积指数的研究和应用。

传统的多光谱植被指数是由红光(R)和近红外(NIR)2个波段得到的。在众多的两波段植被指数中, 常应用于 LAI 定量计算的是绝对比值植被指数 SR、归一化差值植被指数 NDVI 和垂直植被指数 PVI, 如(5)~(7)式所示

$$SR = \rho_n / \rho_r \quad (5)$$

$$NDVI = (\rho_n - \rho_r) / (\rho_n + \rho_r) \quad (6)$$

$$PVI = (\rho_n - a\rho_r - b)/(a^2 + 1)^{1/2} \quad (7)$$

式中,  $\rho_n$  和  $\rho_r$  分别是近红外波段和红光波段反射率;  $a, b$  为系数。NDVI 具有从 -1 到 1 的固定变化区间, 避免了当  $\rho_r \rightarrow 0$  时 SR 的值会无限增大的情况, 因而被广泛应用。SR 被广泛应用的原因之一在于它对植被变化敏感性强, 且与生物物理参数的线性关系更加显著<sup>[7~8]</sup>, 根据模型模拟 SR 最适用于 LAI 的反演<sup>[3]</sup>。对于陆地卫星 TM 图像, TM5/TM4 适宜于低叶面积指数区的植被监测, 而 TM4/TM3 则对高 LAI 的植物群落更为灵敏<sup>[9]</sup>。张晓阳等<sup>[7]</sup>从作物冠层对光谱的反射特征出发, 推导出利用 PVI 估算 LAI 的理论模式, 并应用水稻观测数据加以验证, 证实 PVI 估算 LAI 既有较强的理论基础, 又可以消除土壤背景的影响。实测数据表明, 水稻叶面积系数 PVI 估算模式具有较高的精度和应用价值。

除应用两波段计算外, 多光谱植被指数还发展了 3 波段的植被指数, 常见的有大气阻抗植被指数(AVRI)、修正的归一化差值植被指数(MNDVI)和减小的绝对比值植被指数(RSR), 如公式(8)~(10)。

$$AVRI = (\rho_n - \rho_{rb})/(\rho_n + \rho_{rb}) \quad (8)$$

$$MNDVI = \frac{\rho_n - \rho_r}{\rho_n + \rho_r} \left( 1 - \frac{\rho_s - \rho_{s \min}}{\rho_{s \max} - \rho_{s \min}} \right) \quad (9)$$

$$RSR = \frac{\rho_n}{\rho_r} \left( 1 - \frac{\rho_s - \rho_{s \min}}{\rho_{s \max} - \rho_{s \min}} \right) \quad (10)$$

式中,  $\rho_n$  和  $\rho_r$  分别是近红外波段和红光波段反射率;  $\rho_b$  为蓝光波段反射率;  $\gamma$  是一个与气溶胶类型有关的参数;  $\rho_{rb} = \rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r)$ ;  $\rho_s$  为短波近红外反射率;  $\rho_{s \max}$  和  $\rho_{s \min}$  分别为短波近红外最大和最小反射率。

计算 AVRI 时引进了蓝波通道, 减小了由于大气汽溶胶引起的大气散射对红波段的影响, 使得 AVRI 对大气的敏感性大大小于 NDVI, 对于未进行任何大气校正前的图像处理很有效; MNDVI 和 RSR 则引进了短波红外通道, 由于短波红外通道对植被下垫面的土壤和其它背景很敏感, 因而可以抑制背景(包括灌木、草、苔藓和土壤/森林中杂草)的影响; 另外, RSR 对覆盖类型变化的敏感性很小, 特别对混合像元的区分非常有用。但是, 由于 SWIR 对地表水体和土壤湿度很敏感, 所以成像前的降水会影响它对 LAI 的反演精度<sup>①</sup>。

近年来, 随着遥感技术的发展, 高光谱技术被广泛应用于植被遥感研究中, 其中不乏叶面积指数的

研究。由于高光谱数据具有波段窄且波谱连续的特点, 因此可以构建许多对 LAI 相对敏感的植被指数, 或将常规的植被指数变为连续的形式<sup>[2]</sup>。对于高光谱数据而言, 可见光和近红外光谱数据可以看作是一个阶梯函数, 表达了植被反射率在  $\lambda = \lambda_0 = 0.7 \mu\text{m}$  处的突然递增, NDVI 可表达为<sup>[10]</sup>

$$NDVI = (R_{(\lambda_0 + \Delta\lambda)} - R_{(\lambda_0 - \Delta\lambda)}) / (R_{(\lambda_0 + \Delta\lambda)} + R_{(\lambda_0 - \Delta\lambda)}) \quad (11)$$

式中,  $\lambda_0$  为中心波长;  $\Delta\lambda$  为递增波长。

实际上, 高光谱分辨率植被光谱随波长变化可视为连续过程, 因此, 上述的 NDVI 离散形式可变为连续形式, 在  $\Delta\lambda \rightarrow 0$  极限条件下,

$$NDVI = \frac{1}{2R(\lambda)} \cdot \frac{dr}{d\lambda} \quad (12)$$

同样, 其它形式的离散植被指数也可变为连续形式, 即微分光谱与一系数的乘积, 如垂直植被指数

$$PVI = \frac{1}{\sqrt{a^2 + 1}} \cdot \frac{dr^{[10]}}{d\lambda} \quad (13)$$

浦瑞良等研究表明<sup>[11]</sup>, 虽然利用遥感数据研究 LAI 大部分是利用相对较宽的传统多波段的红光和近红外光谱通道提取的植被指数, 但是, 利用高光谱微分图像的单通道同样能获得满意的结果。宫鹏等<sup>[12]</sup>应用 3 类统计模型方法(单变量回归、多变量回归和基于植被指数的 LAI 估计模型), 利用 CASI(小型记载成像光谱仪)数据估计 LAI, 研究结果表明, 3 类统计模型技术均能产生较高的 LAI 估计精度。而且, CASI 两种成像方式(多光谱和高光谱)得到的数据分析结果显示, 与多光谱数据相比, 高光谱可见光区数据与实测 LAI 之间有更强烈的相关性<sup>[13]</sup>。

## 1.2 光学模型反演法

统计模型分析法形式灵活, 但属于经验性的, 对不同的数据源需要重新拟合参数, 模型需要不断地调整<sup>[2]</sup>。因此, 许多学者致力于研究出具有普适性的 LAI 定量模型。目前, 相对成熟的是基于物理光学基础的光学模型。

LAI 光学模型建立的基础是植被的非朗伯体特性, 即植被对太阳光短波辐射的散射具有各向异性, 反映在遥感上就是从地表反射回天空的太阳辐射和卫星观测的结果很大程度上依赖于太阳角和卫星观测角的关系, 这种双向反射特性可以用双向反射率分布函数(Bi-directional Reflectance Distribution

① 陈镜明. 生物物理学参数与生态系统碳循环遥感反演(CIDAR 项目培训讲义). 2002 年 7 月.

Function, BRDF)来定量表示,这就给 LAI 定量模型的创立提供了理论契机。从 20 世纪 80 年代中期开始,植被双向反射特性研究逐渐成为遥感界十分活跃的研究领域之一,并出现了各种各样的植被双向反射分布函数模型<sup>[14]</sup>,定量提取 LAI 等生物物理信息成为该类模型的一个重要研究方面。

光学模型就是基于植被的 BRDF,它是建立在辐射传输模型基础上的一种模型,具有相当强的物理基础,不依赖于植被的具体类型或背景环境的变化,因而具有普适性。

辐射传输模型是模拟光辐射在一定介质(如大气和植被)中的传输过程,最初用于研究光辐射在大气中传输的规律,后来被移植到植被对太阳光辐射的吸收和散射规律研究中。对于某一特定时间的植被冠层而言,一般的辐射传输模型<sup>[13]</sup>为

$$S = F(\lambda, \theta_s, \Psi_s, \theta_v, \Psi_v, C) \quad (14)$$

其中,  $S$  为叶子或冠层的反射率或透射率;  $\lambda$  为波长;  $\theta_s$  和  $\Psi_s$  分别为太阳天顶角和方位角;  $\theta_v$  和  $\Psi_v$  分别为观测天顶角和方位角;  $C$  为一组关于植被冠层的物理特性参数,例如植被 LAI、叶面指向和分布、植被生长姿态和叶一枝一花的比例与总量等。

一般辐射传输模型以 LAI 等生物物理、生物化学参数为输入值,得到的输出值是  $S$ 。从数学角度看,要求得 LAI,只需得到上述函数的反函数,以  $S$  为自变量即可得到 LAI 等一系列参数,这就是光学模型反演 LAI 的基本原理。

用于反演 LAI 的光学模型比较多,其中研究较多的是 Verhoef<sup>[15]</sup>的 SAIL(任意倾斜叶子散射)模型,该模型简化了对冠层结构的描述,模型对输入参数的要求也不高,只需要叶子的反射率和透射率、背景土壤的光学特性、LAI、平均叶子倾斜角度和太阳入射漫辐射分量。另外,影响力较大的还有 Li Strahler 几何光学模型<sup>[16]</sup>,该模型从像元尺度出发,

建立了森林结构参数(植被覆盖度,平均树高度,平均冠幅尺寸等)与冠层双向反射分布函数的关系,且考虑了共同遮蔽效应(同<sup>⊙</sup>)。在此基础上发展起来的 4-尺度模型<sup>[17]</sup>则突出了树冠不同尺度结构(树群、单冠、分枝和抽枝)的影响,而且引用了一些新的模拟方法,例如用 Neyman A 型分布<sup>[18]</sup>来模拟树木的非随机分布;利用树冠之间与树冠之内的间隙尺度分布来计算地面和树叶的热点(所谓热点是指当视角与太阳高度角一致时,地物的反射率最大)以及根据视觉因子采用多级散射方案来计算到达遮蔽树叶和背景的反光量等。目前,在加拿大北部生态系统和大气研究(BOREAS)区内已经开展了利用地面和航测资料对 4-尺度模型的验证工作,并且 4-尺度模型已被用来研究不同的树冠参数对卫星遥感反演生物物理学特性的影响<sup>[19]</sup>。

需要注意的是,一般比较复杂的光学模型都不能直接用来反演 LAI,而是把 LAI 作为输入值,采用迭代的方式以优化技术逐步调整模型参数,直到模型输出结果与遥感观测资料达到一致,最后的迭代结果就是反演结果。对于一般的遥感图像处理而言,这种迭代非常耗时,而且有些模型过于复杂以至于几乎不能用这种方式来反演。解决这个问题的途径之一是利用新的技术手段,如 Gong 等<sup>[20]</sup>用神经网络技术对 Liang 等<sup>[21]</sup>的辐射传输模型进行反演,得到较好的 LAI 反演估计结果;另一途径就是,采用一种查找表的方法(LUT)<sup>[22]</sup>,该方法是先在遥感输入条件变化范围内,用复杂的反演模型得出 LUT,然后在使用时迅速使每个像元点的结果与遥感输入值相匹配,这样就可以根据 LUT 找到对应的生物物理参数(如 LAI)(同<sup>⊙</sup>)。表 1 就是一种简单的查找表,它给出了不同植被类型条件下,相应 NDVI 所对应的 LAI 值。

表 1 NDVI 与相应的 LAI 值<sup>①</sup>

NDVI	植 被 类 型					
	类型 1	类型 2	类型 3	类型 4	类型 5	类型 6
0.025	0	0	0	0	0	0
0.075	0	0	0	0	0	0
0.125	0.319 9	0.266 3	0.245 2	0.224 6	0.151 6	0.157 9
0.175	0.431	0.345 6	0.343 2	0.303 5	0.197 3	0.223 9
0.225	0.543 7	0.435 7	0.445 1	0.445 2	0.268 6	0.324
0.275	0.657 4	0.521 3	0.546 3	0.574	0.373 2	0.439 3
0.325	0.782 7	0.605 7	0.662 1	0.737 8	0.503 4	0.562 9
0.375	0.931	0.695 1	0.781 3	0.878	0.647 5	0.664
0.425	1.084	0.802 8	0.886 8	1.015	0.764 1	0.721 8
0.475	1.229	0.931 3	0.997 8	1.148	0.916 6	0.881 2

续表

NDVI	植 被 类 型					
	类型 1	类型 2	类型 3	类型 4	类型 5	类型 6
0.525	1.43	1.102	1.124	1.338	1.091	1.086
0.575	1.825	1.31	1.268	1.575	1.305	1.381
0.625	2.692	1.598	1.474	1.956	1.683	1.899
0.675	4.299	1.932	1.739	2.535	2.636	2.575
0.725	5.362	2.466	2.738	4.483	3.557	3.298
0.775	5.903	3.426	5.349	5.605	4.761	4.042
0.825	6.606	4.638	6.062	5.777	5.52	5.303
0.875	6.606	6.328	6.543	6.494	6.091	6.501
0.925	6.606	6.328	6.543	6.494	6.091	6.501
0.975	6.606	6.328	6.543	6.494	6.091	6.501

①资料来源: 齐家国讲学材料。类型 1—草地、谷类作物; 类型 2—灌丛; 类型 3—阔叶作物; 类型 4—热带草原, 南美稀树草原; 类型 5—阔叶林; 类型 6—针叶林

## 2 分析与讨论

遥感定量分析是当前遥感发展的一大趋势, LAI 模型从统计学角度发展到光学模型的应用正是遥感从半定量到定量发展过程的一个缩影。

(1) 统计分析模型形式简洁, 对输入数据要求不高, 而且计算也简单易行, 因而在很长一段时间内都是 LAI 遥感定量估算的主要方法。但是, 从前文也可以看出这种统计模型的缺陷:

①函数形式不确定。LAI 统计函数既有线性的、幂函数形式的, 也有指数函数形式的, 在实际应用中产生不确定性;

②函数系数不确定。不仅统计分析函数不统一, 而且函数中的系数也是经验型的, 这些系数随着植被类型的不同而改变, 这就需要对每种类型的植被确定其适用的系数。

因为没有通用的统计分析模型, 所以这种方法很难用于包含多种植被类型的大尺度遥感影像分析。另外, 统计分析还有一个局限性<sup>[6]</sup>: 植被指数受诸如地形、土壤背景、大气状况和表面双向性等非植被因素的影响, 其中土壤和大气的影可以通过改进植被指数来减小到最低值, 但必须考虑的太阳—地表—传感器之间的几何关系影响研究还未完成。

(2) 光学模型的一个主要优势就在于其具有物理基础, 不依赖于植被类型, 具有普适性。但是, 由于光学模型是需要通过反演来估算 LAI 的, 而反演过程中有些反函数是不收敛的, 这样可能导致反演结果存在很大的不确定性, 或者造成错误的反演结果; 另外, 由于目前计算能力的局限和模型本身的复杂性, 模型反演非常耗时, 对于大区域的遥感图像处理尤其不利。

(3) 鉴于单独的统计模型和光学模型各有其局限性, 目前已有学者尝试将这两者结合起来发挥各自的优势。例如, Qi 等<sup>[6]</sup>在 Arizona 东南半干旱区等地结合 BRDF 模型反演和植被指数统计分析较好地估算了大尺度的 LAI, 据此, 提出了一种简单的 LAI 估算方法, 该方法不要求对研究区域十分了解, 而且地面观测数据也不要求很多。具体实现步骤如下:

第一步, 模型反演。用来完成反演的是随机抽取的一些有限像元, 而不是对整个大的区域, 这样大大缩短了计算时间, 而同时又保留了模型的理论基础。

第二步, 质量控制。就是检查参数的边界极限条件以及检测模型的错误。如果步骤一所选取的像元在模型反演中发生错误或者反射值达到了边界, 那么该像元则舍弃不用, 这样就达到了训练数据的作用, 这一步是为了删除训练数据区的溢出。

最后, 用训练数据来确定  $LAI=f(x)$  的具体关系式, 或者神经元模糊系统, 然后将这个适用于训练区的关系或神经元模糊系统应用于整个区域的 LAI 评估, 进行 LAI 制图。

Qi 的方法避免了统计分析和模型法各自的不足, 而且简单易行, 经过地面测量与估算结果的比较, 证明其估算结果是比较可靠的。

因此, 在目前统计模型和光学模型都不太完善的情况下, 要提高 LAI 遥感定量分析的可行性及精度, 两类方法的完善自然是遥感研究者关注的课题, 而两者的结合也很有可能成为 LAI 遥感定量分析的一个突破点。

### 参考文献

[1] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer

- forests using Landsat TM images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55: 153—162.
- [2] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.
- [3] 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 [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 80: 165—184.
- [4] Running S W, Nenani R R. Relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulate photosynthesis and transpiration of forests in different climates[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24: 347—367.
- [5] 张晓阳, 李劲峰. 利用垂直植被指数推算作物叶面积系数的理论模式[J]. 遥感技术与应用, 1995, 10(3): 13—18.
- [6] Qi J, Kerr Y H, et al. Leaf Area Index estimates using remotely sensed data and BRDF models in a semiarid region[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 73: 18—30.
- [7] Chen J M. Evaluation of Vegetation Indices and a Modified Simple Ratio for Boreal Applications [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34: 1353—1368.
- [8] Chen J M, Cihlar J. Retrieving Leaf Area Index for Boreal Conifer Forests Using Landsat TM Images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55: 153—162.
- [9] 武红敢, 乔彦友, 黄建文, 等. 利用陆地卫星 TM 数据评估森林病虫害[J]. 遥感技术与应用, 1994, 9(4): 46—51.
- [10] 陈述彭, 重庆禧, 郭华东, 等. 遥感信息机理研究[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- [11] 浦瑞良, 宫鹏, 约翰 R. 米勒. 美国西部黄松叶面积指数与高光 CASI/CASIS/CASI 数据的相关分析[J]. 环境遥感, 1993, 8(2): 112—125.
- [12] Gong P, Pu R, Miller J R. Coniferous forest leaf area index estimation along the Oregon transect using compact airborne spectrographic imager data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1995, 61(9): 1107—1117.
- [13] 宫 鹏, 史培军, 浦瑞良等. 地对观测技术与地球系统科学[M]. 北京: 科学出版社, 1996.
- [14] 申广荣, 王人潮. 基于神经网络的水稻双向反射模型研究[J]. 遥感学报, 2002, 6(4): 252—258.
- [15] Verhoef W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling, the SAIL model [J]. Remote Sensing of Environment, 1984, 16: 125—141.
- [16] Li X, Strahler A H. Geometric—Optical Modeling of a Conifer Forest Canopy[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1985, 23(5): 705—720.
- [17] Chen J M, Leblanc S. A 4—Scale Bidirectional Reflection Model Based on Canopy Architecture[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35: 1316—1337.
- [18] Neyman J. On a New Class of “Contagious” distribution, Applicable in Entomology and Bacteriology[J]. Ann. Math. Statist., 1939, 10: 35—57.
- [19] Leblanc S G, Chen J M, Leroy M, et al. Cihlar. Investigation of Birectional Reflectance in Boreal Forests with an Improved 4—Scale Model and Airborne POLDER Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37: 1—21.
- [20] Gong P, et al. Inverting a canopy reflectance model using a neural network[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(1): 111—122.
- [21] Liang S, Strahler A H. An analytic BRDF model of canopy radiative transfer and its inversion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(5): 1081—1092.
- [22] Myneni R B, Nemani R R, Running S W. Estimation of Global Leaf Area Index and Absorbed PAR Using Radiative Transfer Models[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35: 1380—1393.
- [23] 杨吉龙, 李家存, 杨德明. 高光谱分辨率遥感在植被监测中的应用综述[J]. 世界地质, 2001, 20(3): 307—312.

## THE APPLICATION OF REMOTELY SENSED DATA TO THE ESTIMATION OF THE LEAF AREA INDEX

FANG Xiu—qin, ZHANG Wan—chang

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

**Abstract:** The estimation of the leaf area index (LAI) based on remotely sensed data is systematically reviewed in this paper. There are two major means: the statistical modeling technique and the optical modeling technique. This paper deals with the principles and development of these two methods. Their merits and shortcomings as well as their development trends are also discussed.

**Key words:** Leaf Area Index (LAI); Statistical model; Optical model

第一作者简介: 方秀琴(1978—), 女, 南京大学国际地球系统科学研究所硕士研究生, 研究方向为水文模型的遥感与地理信息系统集成及相关地面参数的遥感反演。