

文章编号: 1007-4619 (2004)04-0300-09

植被生化组分的遥感反演方法研究

颜春燕, 刘 强, 牛 铮, 王长耀

(中国科学院遥感应用研究所 遥感信息科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘 要: 从反演物理模型提取植被生化组分含量的角度, 分别在叶片和冠层水平探讨了反演生化参量的方法。在叶片水平, 利用实验室测量光谱数据, 较为准确地提取了水分和叶绿素含量, 通过比较真实光谱数据与利用模型和真实参数模拟的光谱数据, 得出如下结论: 模型能否准确描述某个参数的作用是能否真正准确反演该参数的关键。在模拟的冠层水平, 基于多阶段反演思想, 采用了分步反演策略, 最终较为准确地反演了生化参数。

关键词: 生化组分; 反演

中图分类号: TP701 **文献标识码:** A

1 引 言

地球表面大约 70% 覆盖着植被, 许多生态过程, 诸如光合作用、养分循环、蒸发、蒸散、初级生产、废物分解等, 都和植被生化组分密切相关。例如水分含量的多少直接影响了植被生长的好坏; 叶绿素浓度通常是植物营养胁迫、光合能力和发育阶段的一个指标; 氮素是植物生长的一种重要成分, 它在植物营养中有着极其重要的地位等。因此, 获得局地到区域最后乃至全球尺度植被生化组分含量与分布状况的信息就显得尤为重要。

遥感是一个描述和理解生态系统功能的强有力工具, 它提供的信息是与不同时间和空间尺度的地表物理和化学特性相联系的。掌握植被种类和群体分布模式的变化、植被物候期的改变以及植物生理和形态的更改的知识为深入了解某一区域气候、土壤、地质和地形学特征提供了很有价值的信息。与传统点尺度上耗时耗力的人工量测相比, 遥感为获得不同尺度生化组分含量提供了一个便捷的多元化工具。

但是, 在真正能使遥感这一先进工具用于监测预测植被生化组分含量之前, 仍然存在着大量理论

工作需要研究解决。

目前研究如何从遥感光谱信息获得植被生化信息的方法基本上分为两大类: 经验和半经验统计方法; 理论模型反演方法。

近红外光谱学^[1] (NIRS, near-infrared spectroscopy) 方法是经验方法的一个重要方面, 出现较早, 并广泛用于确定叶片生化含量上。这些方法通常是利用逐步多元线性回归的方法选取反射率或其变化形式(通常指导数光谱)与叶片样本生化组分相关最紧密的波长, 然后建立回归方程来预测生化组分含量。NIRS 方法在控制良好的实验室状态下表现良好, 然而, 当这些方法从实验室状态推广到室外冠层遥感数据的时候, 就出现了大量的干扰因素, 包括不同的照明强度和角度、观测状态、冠层结构、下覆地表和大气状态等。在这些干扰下, NIRS 方法就失去了鲁棒性(robustness)和可移植性。

人们很早以前就知道植被在可见光区的光谱反射率主要是由光合色素决定的。半经验方法的重点是发展与色素含量高度相关的光谱指数。主要原则是这些光谱指数应该对其它干扰因子不敏感。研究者提出了许多光谱指数用来估计不同尺度的色素含量。到目前为止, 发展新的光谱指数仍然是一个活跃研究领域。然而, 不论是 NIRS 方法或光谱指数方

收稿日期: 2003-04-17; 修订日期: 2003-07-17

基金项目: 中国科学院知识创新工程重大项目——中国陆地和近海生态系统碳收支研究(KZCX1-SW-01)、国家重点基础研究发展规划项目(G2000077900)及国家自然科学基金资助项目(40271086)资助。

作者简介: 颜春燕(1975—), 女, 毕业于南京气象学院农业气象专业。现于中国科学院遥感应用研究所攻读博士学位, 研究方向: 植被遥感和全球变化。已发表论文 4 篇。

法,都缺乏鲁棒性和可移植性:可能在某些地点和时间,某种方法或指数能够取得很好的效果,但事异时移,它们很可能就不能适用了,因此人们逐渐考虑利用物理模型反演得到组分含量。

叶片光学模型基于生物物理机制,通过描述光子在叶片内的散射和吸收,模拟叶片的光谱特性。其前向过程通常都包含生化组分含量,这些参数通常无法获得解析表达式,但是可以通过反向反演得到。进一步,将叶片模型耦合到冠层模型中,就可以利用冠层光谱数据反演得到组分含量。由于物理模型解释了光与叶物质的作用机制,原理清楚,加之在模型的初始假设范围内,不受限于时间地点等因素,因此20世纪90年代以来成为植被生化组分参数提取研究的又一个方向。

本文基于叶片光学模型 PROSPECT^[2] 和冠层模型 SAIL^[3],利用实测的叶片光谱和生化数据,分别在叶片水平和冠层水平探讨了反演生化组分含量的方法。

2 模型简介

2.1 叶片光学特性模型 PROSPECT

PROSPECT模型是一个基于“平板模型”的辐射传输模型。通过模拟叶片从400nm到2500nm的上行和下行辐射通量从而得到叶片的光学特性:叶片反射率 $\rho(\lambda)$ 和透过率 $\tau(\lambda)$ 。通过一个折射指数 n 和一个表征叶片叶肉结构的量 N 来描述散射过程,吸收是通过吸收系数 $K(\lambda)$ 来描述的。而吸收系数 $K(\lambda)$ 可表达为组分含量 C_i 和相应的特定吸收系数 $K_i(\lambda)$ 的线性组合,如下式:

$$K(\lambda) = \sum_{i=1}^I K_i(\lambda) C_i / N$$

在使用 PROSPECT 模型时考虑了三种生化组分:叶绿素,水分,干物质。其中干物质代表纤维素、半纤维素、木质素、蛋白质、淀粉等,这些物质或者因其在叶片内的含量极其微量,或者由于它们的吸收作用非常微弱,很难将它们的作用单独表示出来,因此采用了总的干物质来表达这些物质的综合作用。

2.2 冠层模型 SAIL

冠层辐射传输模型 SAIL 假设冠层均匀分布,描述了在这个均匀冠层中上行和下行的四个通量。它以一种比较简单的方式来表达冠层的结构,如它需要的参数包括:叶片反射率 $\rho(\lambda)$ 、透过率 $\tau(\lambda)$ 、叶

面积指数(LAI)、平均叶倾角 $\theta_l(^{\circ})$ 、土壤反射率 $\rho_s(\lambda)$ 以及水平能见度 V (用于计算太阳辐射的散射分量)。方向光谱是通过改变测量条件来模拟的:太阳天顶角以 $\theta_s(^{\circ})$ 和太阳方位角 $\varphi_s(^{\circ})$,观量天顶角 $\theta_v(^{\circ})$ 和观测方位角 $\varphi_v(^{\circ})$ 。

3 生化组分反演

3.1 数据描述

本文所利用的叶片光谱和生化数据来自于 LOPEX93 数据库^[4]。它包括70个叶片样本,代表了50种木本和草本植物。数据体现了叶片内部结构、色素含量、水分含量和其它组分含量的多样性,因此叶片的光谱特性也在比较宽的范围内变动。尽管测量了很多样本,但不是所有的样本都可利用,因为针叶不符合模型的需要,所以未加采用。另外,干叶片数据测量有误,因此只利用了鲜叶片数据。最后利用62个鲜叶片数据进行了研究。叶片的光谱数据是从400nm—2500nm的半球反射率和透过率,采样间隔为1nm。每个样本的光谱数据是同一种类5片不同叶片的光谱平均。这么细的光谱分辨率我们认为一方面没必要,增加了计算量,另一方面,噪声水平也相对较高,因此将光谱平均到5个nm采样间隔。光谱和生化参数的测量方法详见参考文献。叶片种类和对应的生化含量见附录1。

我们在两个水平——叶片和冠层分别反演了生化含量。在叶片水平,PROSPECT模型最终需要二个参数,一个是生化含量 C_i ,一个是叶肉结构参数 N 。叶肉结构参数 N 是模型的一个假设参数,没有实测方法,尽管有研究者给出了它的经验计算公式,但都带有主观经验性,而且,我们所感兴趣的是生化参量,因此在反演结果中,不对它做比较。

在冠层模型 SAIL 的输入参数中,有叶片反射率和透过率,因此将 SAIL 模型耦合叶片模型 PROSPECT,可以反演冠层生化含量。

在迭代优化算法中,初值的选择会对反演精度产生一定影响。但是,通常我们并不知道生化参数,因此初值设在任何位置也只是猜测。所以对于样本,反演时初值统一设在实测数据的平均值处^[5]。搜索精度及代价函数容忍度都选择 10^{-10} 。在本文中,假设代价函数是“单谷”型的,也即只有一个最小值。

3.2 叶片水平生化组分反演

反演过程通过最小化如下的代价函数来实现,

利用迭代优化的方法最小化该函数，

$$\text{cost}(X_i) = \sum_{i=1}^n [(\rho_{\text{obs}}(i) - \rho_M(X_i, V))^2 + (\tau_{\text{obs}} - \tau_M(X_i, V))^2]$$

其中 ρ_{obs} 为实测叶片反射率, ρ_M 为模型模拟的叶片反射率, τ_{obs} 为实测叶片的透过率, τ_M 为模型模拟的叶片透过率, X_i 为未知参数, 也即要反演的参数, V 为已知参数。

3.2.1 全波段反演及结果和分析

首先, 利用采样过的光谱数据在整个光谱区域, 也就是从 400nm 到 2500nm 同时反演生化含量和结构参数。

结果如图 1—图 3, 图中给出了三个生化参量, 叶绿素、水分和干物质的反演结果。可以看到, 叶绿素和水分含量的反演结果都比较好。对于叶绿素含量, 模型反演值和实测值的相关系数为 0.88, 均方根误差 (root mean square error, 以下为 *rmse*) 为 $7.14\mu\text{g}/\text{cm}^2$, 而真实值的平均值为 $48.79\mu\text{g}/\text{cm}^2$, 也就是说反演的平

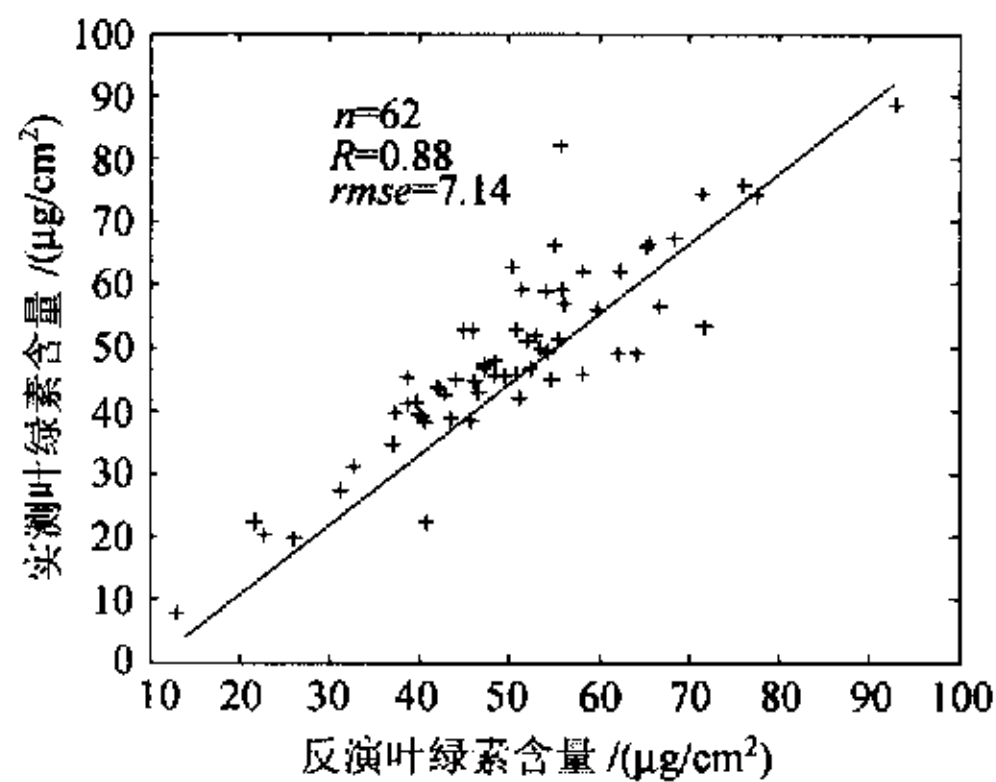


图 1 反演叶绿素含量与实测叶绿素含量关系

Fig.1 Relation of observed and inverted chlorophyll content

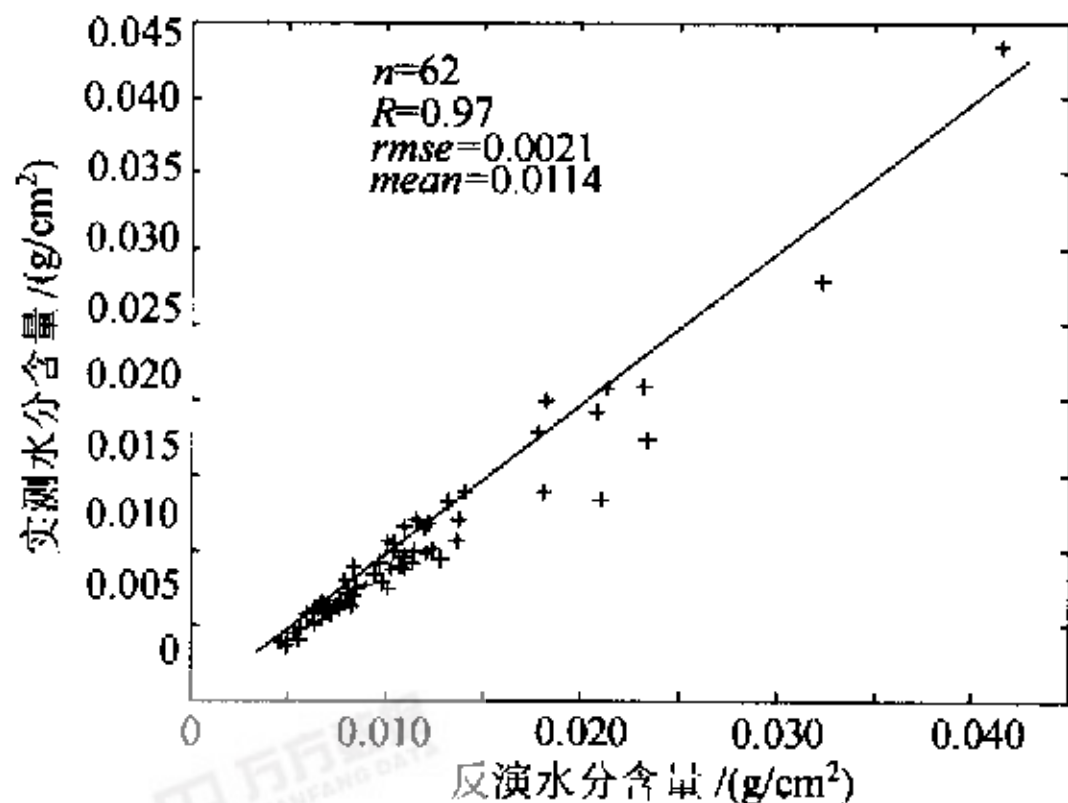


图 2 水分含量与实测水分含量关系

Fig.2 Relation of observed and inverted water content

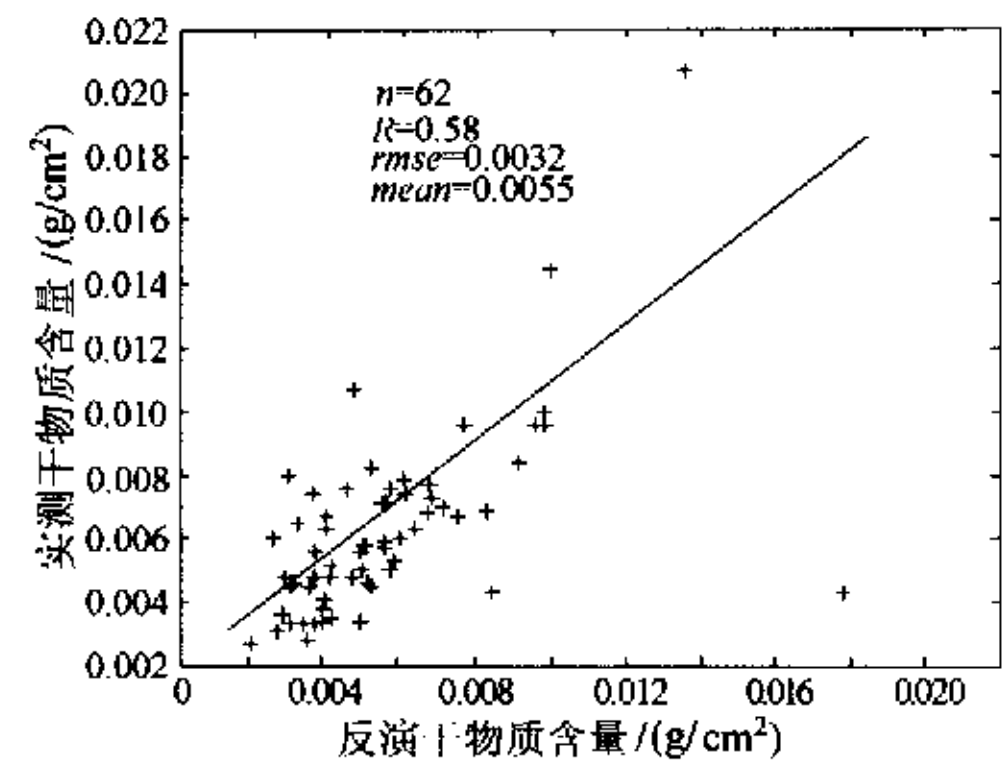


图 3 反演干物质含量与实测干物质含量关系

Fig.3 Relation of observed and inverted dry matter content

均准确率达到 85%; 对于水分含量, 模型反演值和实测值的相关系数为 0.97, *rmse* 为 $0.0021\text{g}/\text{cm}^2$, 真实值的平均值为 $0.0114\text{g}/\text{cm}^2$, 平均准确率为 82%。而对于干物质含量, 反演效果不太好, 相关系数仅有 0.58, *rmse* 为 $0.0032\text{g}/\text{cm}^2$, 而平均值为 0.0055, 已无准确率可言, 或者说, 反演是失败的。

那么为什么叶绿素和水分的反演效果都比较好, 而干物质的反演结果比较差呢? 是不是因为在反演中, 该参数为相对不敏感参数, 从而导致反演失败呢? 我们又做了这样一个试验, 将其它参数都固定在真实值, 单独反演干物质含量。

然而, 反演结果仍然很不理想。从组分的吸收光谱也许可以说明反演失败的原因。图 4 显示了这三种组分的吸收光谱。从图中可见, 干物质的吸收光谱非常小。在可见光部分, 它的作用完全被叶绿素掩盖, 而到了近红外区域, 其吸收光谱又远远小于水分, 而它的含量又远小于水分含量, 因此, 它对叶片光谱的贡献又被水分掩盖了。此外, 就模型本身

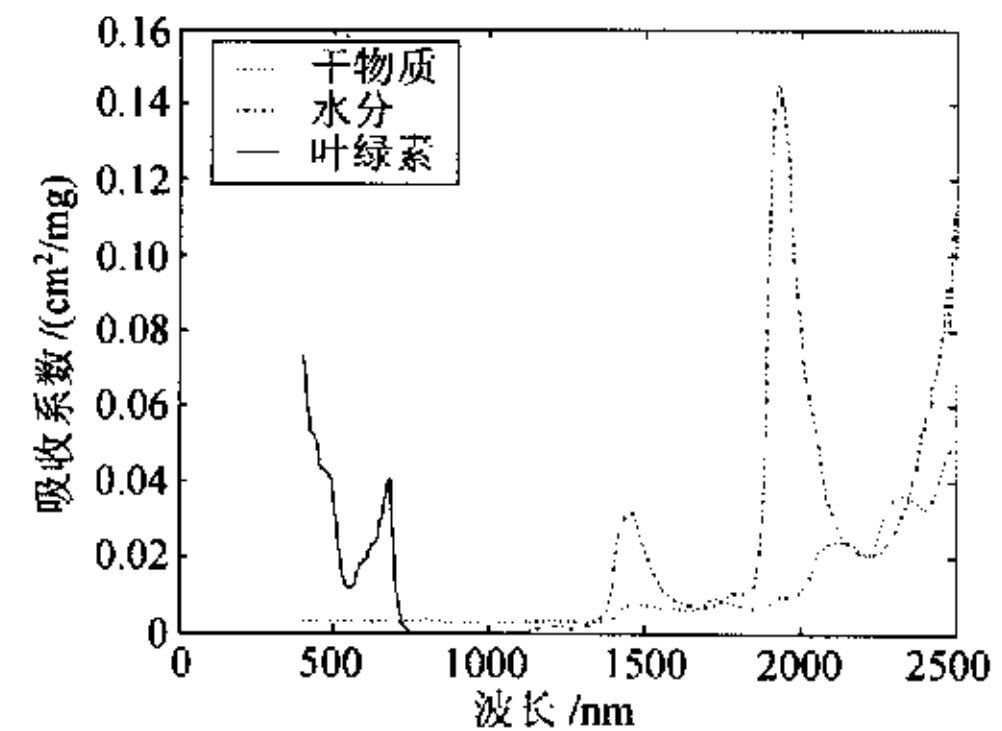


图 4 叶绿素、水分和干物质的吸收光谱

Fig.4 Absorption spectra of biochemicals

而言,我们发现其对于水分的敏感程度远远大于对于干物质的敏感程度,因此也就不难解释为什么对于鲜叶片,干物质比较难以反演了。

3.2.2 分波段反演及结果和分析

对于叶绿素含量和水分含量,考虑将其分布骤分阶段反演,是否能改进反演精度。根据先验知识,叶绿素只在可见光部分具有吸收光谱,水分只在近红外区域具有吸收光谱。因此,反演叶绿素时,可以只在可见光区优化代价函数,其它参数固定在刚才反演出来的值,同样,反演水分含量时,只在近红外区优化代价函数。

结果发现,对于水分含量,反演精度没有改进,而对于叶绿素含量,反演精度有所改进, *rmse* 减小到 $6.83\mu\text{g}/\text{cm}^2$, 平均反演精度约提高了一个百分点,这样的改进精度还是比较小,这可能是由于反演精

度已经“饱和”的原因,也就是说,剩下的误差,恐怕只有通过其它方式获得,比如模型的改进,实测数据质量的提高等。

总的来说,判断反演本身的好坏是看利用反演参数重建的光谱与利用实测参数重建光谱的误差大小,如果这两个重建光谱已经吻合,说明反演本身的精度已经饱和,剩下的反演结果的精度就不是反演本身能解决的了。因此利用最终反演的参数和实测参数带入 PROSPECT 模型模拟了两种光谱(图 5)。可见,利用反演参数重建的 62 个样本的平均光谱和利用实测参数重建的 62 个样本的平均光谱已经几乎完全重合, *rmse* 为 0.2546, 拟和平均准确率为 97.9%; 透过率 *rmse* 为 0.0069, 平均值 0.2689, 拟和平均准确度 97.4%, 只在个别部位出现一些细微差别。说明反演精度几乎已经“饱和”。

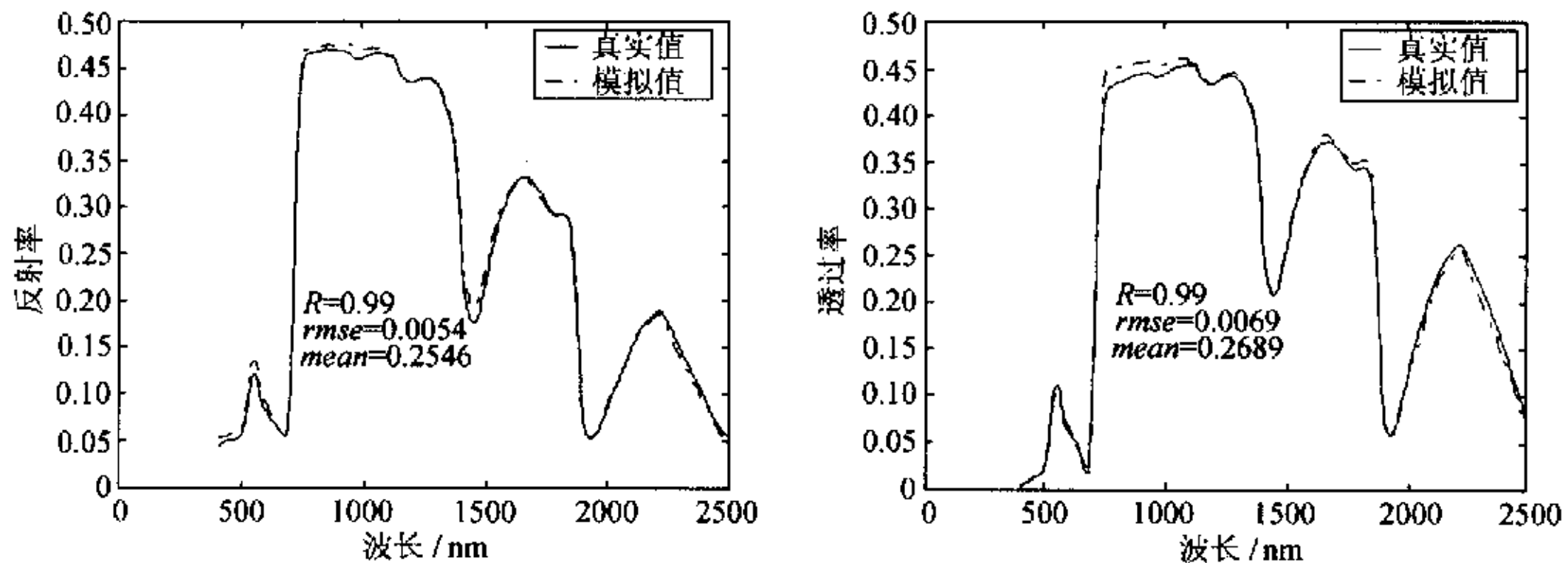


图 5 利用反演组分数据和实测参数模拟的叶片光谱,注意这里的真实值是指利用真实参数模拟的光谱
Fig.5 Comparison between leaf spectra modeled with inverted parameters and with true parameters

另外,我们对利用真实参数重建的光谱与实测光谱也进行了比较(图 6)。由图可见,利用真实参数很好地再现了实测光谱,反射率 *rmse* 为 0.0074,

平均值为 0.2536, 平均准确率 97.1%; 透过率 *rmse* 为 0.0091, 平均值 0.2713, 平均准确率 96.6%。相对来说,差别大的地方在近红外反射平台(740nm—

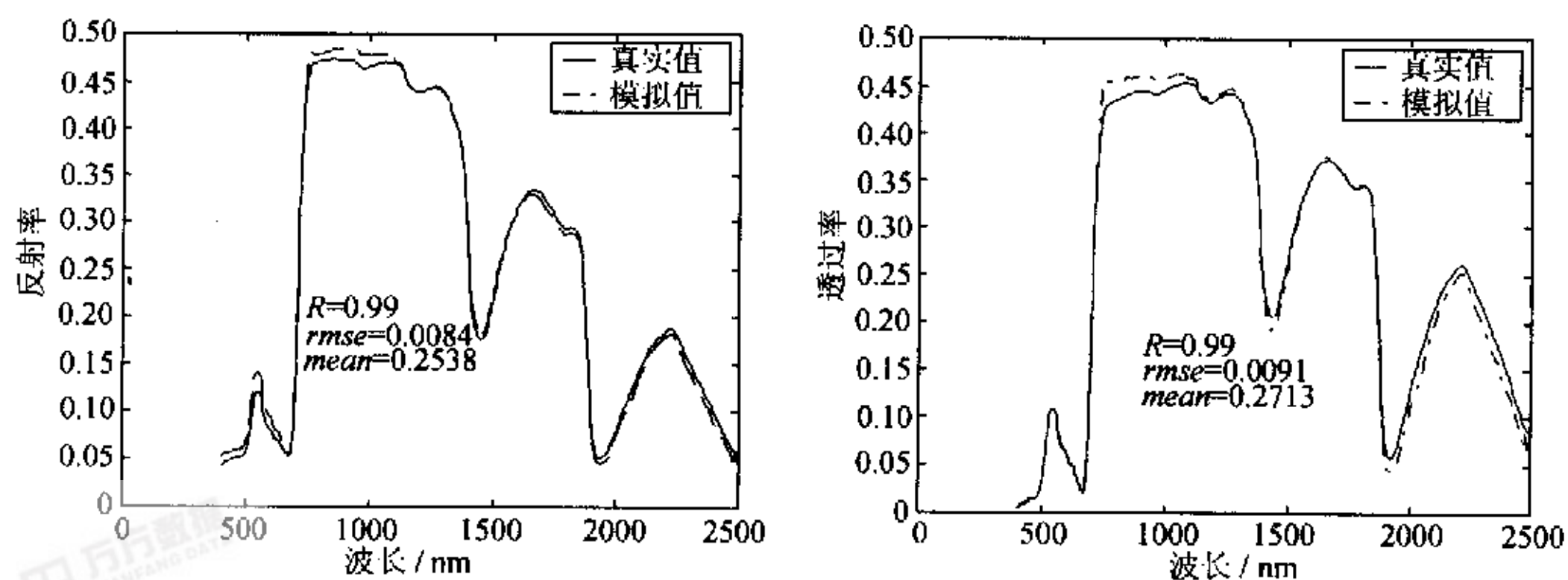


图 6 利用真实数据模拟的光谱和实测叶片的光谱比较
Fig.6 Comparison between modeled leaf spectra with true parameters and observed leaf spectra

1130nm)附近。植被在 700nm—1200nm 的高反射率是由于叶片内部细胞壁和空气间隙之间的多重散射造成的,细胞壁包括纤维素、半纤维素、木质素和一些非可溶性灰分。这也部分说明了为什么我们不容易反演干物质含量,因为模型对这部分模拟本身就存在误差,因此如果想准确地反演干物质含量,关键还是在于改进模型。

3.3 冠层水平的生化组分反演

由于缺乏冠层光谱数据与生化组分配套的数据

集,我们利用冠层模型 SAIL,带入叶片样本的反射率和透过率,设定其它参数(见表 1),模拟了冠层光谱,然后以此光谱为“实测数据”,进行了生化组分含量反演。利用模拟数据反演和真正实测数据反演存在一定差距,但是在实测数据缺乏的情况下利用模拟数据反演,不失为一种方法性的研究。

反演过程通过最小化以下代价函数来实现,

$$\text{cost}(X_i) = \sum_{i=1}^n (R_{\text{obs}}(i) - R_M(X_i, V))^2$$

R_{obs} 为实测冠层反射率, R_M 为模拟冠层反射率,

表 1 SAIL 模型参数及其模拟时的设定值

Table 1 Parameter value when modeling

LAI	$\theta_s/(\circ)$	$\rho_s(\lambda)$	热点大小	V/km	$\theta_v/(\circ)$	$\varphi_s/(\circ)$	$\theta_v/(\circ)$	$\varphi_v/(\circ)$
2	57	实测土壤光谱	0.25	50	30	0	60	0

其它参数定义和叶片水平的一样。

3.3.1 直接反演及结果和分析

首先,通过将 PROSPECT 模型耦合到 SAIL 模型中,由冠层光谱直接反演生化参量,其它参数固定于真实值。从上面的讨论知道,要准确的反演干物质含量必须通过其它方法,因此这里我们就不考虑它了,虽然我们将其同时反演。

图 7 是在容许的迭代次数和搜索域值内反演的叶绿素含量和水分含量,可以看出,虽然叶绿素含量在有些样本得出了比较满意的结果,但很多样本反演的叶绿素含量陷在了初值附近,因此总的来说,反演是不成功的。而水分含量反演精度基本可以忍受,但也远不如在叶片水平的反演结果。

这是因为将 PROSPECT 与 SAIL 模型耦合,直接

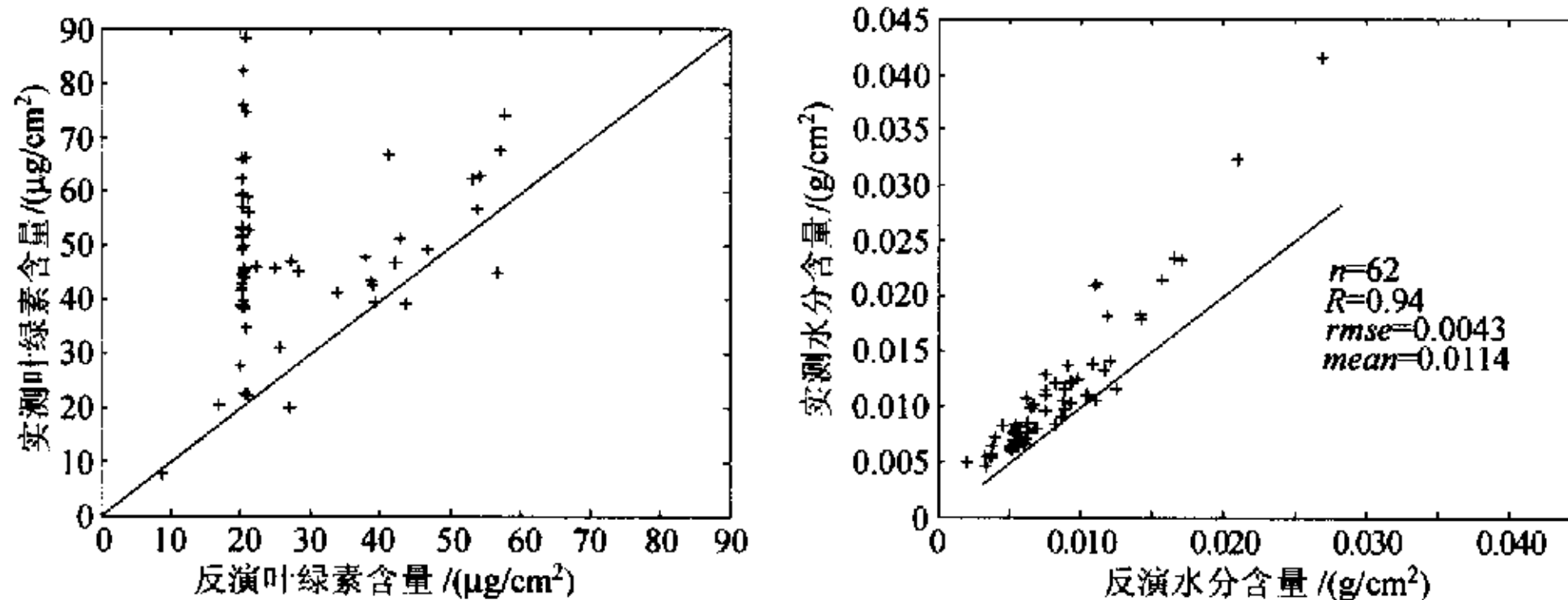


图 7 直接从冠层光谱反演的叶绿素和水分含量与真实值的关系

Fig.7 Relation of inverted biochemical content directly from canopy spectra and true value

从冠层数据反演叶片数据,其难度无疑比单纯反演 PROSPECT 大,而反演的参数敏感程度又不一样,例如从本例看,水分含量显然是个比叶绿素含量敏感的参数,而反演难度的增加又加大了参数间敏感性的差距,因此有些参数可以反演出来,而有些参数反演结果不尽人意。

3.2.2 分步反演及结果和分析

李小文等^[6,7]提出的多阶段反演方法其主要思想

为:(1)引进先验知识;(2)参数集和数据集的分割,使用部分数据反演部分参数;(3)多阶段反演。实际上,在叶片水平的反演中,我们已利用了该思想,进行了参数集和数据集的分割,在可见光和近红外分别反演叶绿素和水分含量。继续仿照多阶段反演的策略,我们考虑到,是否可以将模型分割,分步反演。将一个复杂的反演问题分解成两个简单的反演过程。例如,是否可以首先从冠层光谱利用冠层模型反演叶片模

型需要的参数,然后再利用叶片模型反演需要的生化组分含量参数,从而简化反演过程,提高反演精度和效率?经过试验,答案是肯定的。

要反演叶片反射率和透过率,必须考虑多角度数据,因此又增加了三个角度数据($\theta_s = 30^\circ, \theta_v = 30^\circ; \theta_s = 60^\circ, \theta_v = 60^\circ; \theta_s = 60^\circ, \theta_v = 30^\circ$)来模拟冠层数据。这实际上是增加了信息量,但是考虑到各种多角度传感器的研制成功,这些数据的获得今后不应成为阻力。

从冠层光谱反演叶片反射率 ρ 和透过率 τ ,需要做变量替换^[8]。因为反演须使模型参数尽量相互独立。在SAIL模型中, ρ 和 τ 必须满足 $\rho + \tau < 1$,这

在反演算法中不易处理,于是做了简单的变量替换 $s = \rho + \tau, r = \rho / (\rho + \tau)$,这样, s 和 r 就都是在区间(0,1)之间的独立变量了。

图8显示了反演的叶片反射率和透过率与真实叶片反射率和透过率的关系。反射率反演的 $rmse$ 为0.0084,平均精度为96.7%,透过率反演的 $rmse$ 为0.0123,基本来说,已经反演的很准确了。

利用反演的叶片反射率和透过率,与叶片水平的一样,我们反演了生化组分参数。与想象的一样,反演结果与叶片水平几乎没有差别,叶绿素反演结果的 $rmse$ 为 $6.89\mu\text{g}/\text{cm}^2$,水分含量反演结果的 $rmse$ 为 $0.0021\text{g}/\text{cm}^2$ 。

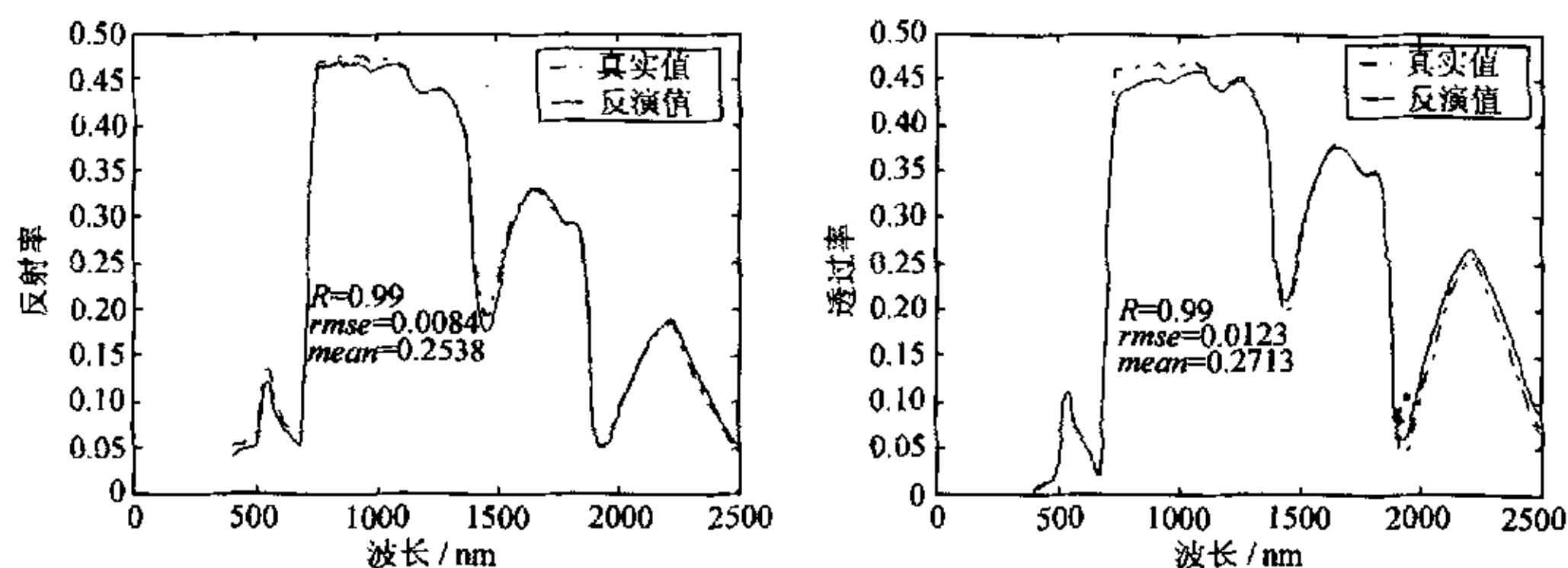


图8 反演的叶片光谱与真实值的比较

Fig.8 Comparison between observed and inverted leaf spectra

4 讨论和结论

在叶片水平反演生化组分含量,叶绿素和水分获得了比较满意的结果,而干物质含量始终不能获得好的反演结果,通过将真实数据带入模型模拟出的光谱与真实光谱的比较说明,要准确地反演,关键在于改进模型,模型能够准确地模拟各个参数的作用是能够准确反演这些参数的根本。虽然这一结论是从反演叶片水平参数得出的,但是同样适用于冠层水平。

在冠层水平,通过两种反演策略的比较(直接反演和分步反演)结果发现,将一个复杂的反演问题分解为两个相对简单的反演问题,提高了反演精度和效率。这应该是反演植被生化组分的方向。首先,要反演生化组分,包含有生化参量的叶片模型是必需的,而要最终从机载或星载遥感数据反演生化组

分,冠层模型也是必需的;其次,从实用化的角度看,遥感如要真正反演大面积的生化参数,就必须在模型(叶片或冠层)的复杂程度和其准确度之间求得平衡,因为,越是能够准确描述自然状态的模型也越是复杂(例如三维 ray-tracing 模型),涉及参数也越多,而越是这样的模型反演起来也越困难。可以想见,将叶片和冠层两个复杂模型耦合起来,直接反演生化参数将会使反演难度大大增加。而本文提出的分步反演策略引入多阶段反演方法的思想,应该是降低反演难度的一个补偿方式。

最后值得一提的是反演算法,本文使用的仍然是常规的叠代优化的方法,这种算法解决相对简单的优化问题应该说还是可行的。对于复杂的优化问题,它是否有效,如果无效,那么其它算法(例如最近研究者提出了遗传算法等)是否是解决复杂模型反演的有效途径,这将是值得进一步研究的问题。

附录 1 叶片生化含量表

Appendix 1 Leaf biochemical content

样本号	拉丁名	叶绿素含量/($\mu\text{g}/\text{cm}^2$)	水分含量/(g/cm^2)	干物质含量/(g/cm^2)
1	<i>Trifolium pratense</i> L.	46.1035	0.010158645	0.003079449
2	<i>Sorghum halepense</i>	38.6468	0.012841463	0.003926829
3	<i>Vitis silvestris</i>	25.9988	0.012378049	0.00497561
4	<i>Fraxinus excelsior</i> L.	55.6349	0.01204878	0.006743902
5	<i>Lactuca sativa</i>	31.1563	0.023182927	0.001890244
6	<i>Prunus laurocerasus</i>	92.982	0.020792683	0.013573171
7	<i>Populus canadensis</i>	38.7358	0.009670732	0.00504878
8	<i>Medicago sativa</i> L.	47.1551	0.011562189	0.003310237
9	<i>Zea mays</i> L.	58.288	0.013182927	0.003621951
10	<i>Solanum tuberosum</i> L.	46.0015	0.018073171	0.0025
11	<i>Zea mays</i> L.	76.1482	0.013743902	0.004097561
12	<i>Prunus laurocerasus</i>	62.2086	0.018195122	0.009792683
13	<i>Fagus sylvatica</i> L.	39.9663	0.004585366	0.002768293
14	<i>Laurus nobilis</i> L.	71.652	0.010707317	0.00995122
15	<i>Robinia pseudoacacia</i> L.	42.1894	0.007085366	0.003841463
16	<i>Quercus pubescens</i>	51.387	0.008268293	0.00602439
17	<i>Tilia platyphyllos</i>	45.9164	0.017829268	0.017829268
18	<i>Juglans regia</i> L.	21.8118	0.007609756	0.002609756
19	<i>Beta vulgaris</i> L.	53.0835	0.010987805	0.005146341
20	<i>Urtica dioica</i> L.	40.7686	0.032329268	0.0045
21	<i>Oryza sativa</i>	44.194	0.006426829	0.003609756
22	<i>Phleum pratense</i> L.	40.4727	0.010909508	0.00484623
23	<i>Soja hispida</i>	40.5518	0.010284848	0.003430303
24	<i>Acer pseudoplatanus</i> L.	39.6715	0.00845122	0.00297561
25	<i>Armeniaca vulgaris</i>	42.1172	0.006804878	0.002963415
26	<i>Morus nigra</i>	37.3278	0.01145122	0.005914634
27	<i>Zea mays</i> L.	64.5883	0.008987805	0.005658537
28	<i>Castanea sativa</i>	64.1984	0.01402439	0.003841463
29	<i>Corylus avellana</i> L.	49.5349	0.006865854	0.004829268
30	<i>Tilia platyphyllos</i>	52.0043	0.0055	0.004073171
31	<i>Populus tremula</i> L.	65.1959	0.007682927	0.004963415
32	<i>Quercus pubescens</i>	54.2513	0.006682927	0.006646341
33	<i>Alnus glutinosa</i>	46.6717	0.009768293	0.009829268
34	<i>Zea mays</i> L.	62.4133	0.00802439	0.006731707
35	<i>Quercus rubra</i>	51.0914	0.008085366	0.003487805
36	<i>Zea mays</i> L.	50.7169	0.006280488	0.00552439
37	<i>Corylus avellana</i> L.	22.7019	0.006768293	0.00404878
38	<i>Acer pseudoplatanus</i> L.	58.1657	0.00495122	0.003597561
39	<i>Salvia officinalis</i> L.	59.8115	0.006426829	0.00395122
40	<i>Ficus carica</i> L.	50.4046	0.023378049	0.009560976

续表

样本号	拉丁名	叶绿素含量/($\mu\text{g}/\text{cm}^2$)	水分含量/(g/cm^2)	干物质含量/(g/cm^2)
41	Bambusa acundinacea	66.6438	0.010926829	0.005560976
42	Phragmites communis	71.4954	0.007963415	0.007085366
43	Bambusa acundinacea	53.3635	0.0075	0.0075
44	Armeniaca vulgaris	55.5486	0.006	0.0055
45	Ulmus glabra	47.1463	0.013634146	0.009097561
46	Hedera helix L	55.9649	0.005634146	0.004621951
47	Robinia pseudoacacia L.	77.5044	0.012158537	0.007621951
48	Prunus serotina	37.1435	0.006414634	0.003646341
49	Fraxinus excelsior L.	55.0839	0.009512195	0.008219512
50	Brassica oleracea L	68.3438	0.005341463	0.006329268
51	Iris germanica L.	65.6111	0.021341463	0.004682927
52	Vitis vinifera L	56.0465	0.04147561	0.008378049
53	Morus alba L.	42.9651	0.011390244	0.005121951
54	Vitis vinifera L.	50.7509	0.010109756	0.005634146
55	Musa ensete	52.4045	0.010463415	0.004902439
56	Castanea sativa	45.732	0.01197561	0.003902439
57	Betula alba L	54.1354	0.00704878	0.005743902
58	Medicago sativa L.	48.4785	0.008353659	0.006060976
59	Lycopersicum esculentum	43.4039	0.010448375	0.002826257
60	Oryza(integra-cum glumis)	48.3722	0.020987805	0.002939024
61	Soja hispida	13.0104	0.007195122	0.003170732
62	Oryza(foliis siccis)	32.6269	0.008311895	0.005427612

参考文献 (References)

- [1] AOAC. Method 989. 03. In: K. Hilrich(Ed.), Official methods of analysis [C]. Washing, DC: Association of Official Analytical Chemists. 1990, 74—76.
- [2] Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT: a model of leaf optical properties[J]. *Remote Sens. Environ.*, 1990, 34:75—91.
- [3] Verhoef W. Earth observation modeling based on layered scattering matrices[J]. *Remote Sens. Environ.*, 1985, 17: 165—178.
- [4] Hosgood B, Jacquemoud S, Andreoli G, Verdebout J, Pedrini G, Schmuck G. Leaf Optical Properties Experiment 93 (LOPEX93) Report EUR-16096-EN [R]. European Commission, Joint Research Centre, Institute for Remote Sensing Applications, Ispra, Italy. 1995.
- [5] Jacquemoud S, Ustin S I., Verdebout J, Schmuck G, Andreoli G, Hosgood, Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties mode[J]. *Remote Sens. Environ.*, 1996, 56: 194—202.
- [6] Li X W, Gao F, Wang J D, Zhu Q J. The uncertainty of remote sensing parameter inversion and sensitivity matrix[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(1): 5—14. [李小文, 高峰, 王锦地, 朱启疆, 遥感反演参数的不确定性与敏感性矩阵[J]. *遥感学报*, 1997, 1(1): 5—14.]
- [7] Li X W, Wang J D, Hu B X, A. H. Strahler. The function of a priori information in remote sensing inversion[J]. *Sciences in China*. 1998, 28(1): 67—72. [李小文, 王锦地, 胡宝新, A. H. Strahler, 先验知识在遥感反演中的作用[J]. *中国科学*, 1998, 28(1): 67—72.]
- [8] Liu Q, Li X W, Xiang Y Q, Wang J D. Bayes inversion for structural parameters of horizontal homogeneous canopy[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2000, 4(suppl): 16—24. [刘强, 李小文, 项月琴, 王锦地, 水平均匀植被结构参数的贝叶斯反演[J]. *遥感学报*, 2000, 4(增刊): 16—24.]

Inversion of Vegetation Biochemicals by Remote Sensing

YAN Chun-yan, LIU Qiang, NIU Zheng, WANG Chang-yao

(LARSIS, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: The knowledge of foliar biochemical concentration provides us a deep understanding of many ecosystem functions, such as photosynthesis, nutrient cycling, and so on. Generally speaking, two ways of biochemical concentration estimation by remote sensing, namely statistical regression and physical model inversion, have been studied in parallel. There are many limitations in statistical regression method. So, direct inversion of physical model is desired.

From the view of inverting physical models to retrieve biochemical concentration, inversion methods were analyzed at leaf and canopy level respectively. At leaf level, using laboratory measured spectra and PROSPECT model, water and chlorophyll concentration were inverted quite accurately. Through comparing true spectra with reconstructed spectra using true inputs, results were got as that accurate inversion of some parameters are based on the model which should describe the effect of this parameter accurately. At simulated canopy level, preliminary inversion of biochemical content directly from canopy spectra showed poor accuracy especially for chlorophyll. Based on the idea of multi-stage inversion, following inversion was decomposed into 2 parts: first from canopy spectra to leaf spectra, then from leaf spectra to biochemical content. By this step by step inversion strategy, biochemical concentration was inverted accurately ultimately.

It should be noted that in this paper the canopy spectra was simulated by model, further testifying with real spectra is needed which we will take into consideration in near future. Also other inversion algorithms than iterative optimization will be tested.

Key words: biochemical; inversion