

遥感数据产品真实性检验不确定性分析研究进展

吴小丹^{1,2}, 肖青¹, 闻建光¹, 刘强³, 彭菁菁^{1,2}, 李小文^{1,3}

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875

摘要: 不确定性分析是遥感产品真实性检验最重要的部分, 本文以叶面积指数 LAI 为例, 从测量、模型以及蕴含在测量和模型中的尺度效应 3 个方面分析产品真实性检验过程的不确定性来源, 并针对问题提出减小其不确定性的办法。对于相对均一的地表, 地面测量的空间代表性比较好, 可不考虑地表空间代表性引起的尺度效应和蕴含在模型中的尺度效应引起的不确定性。针对异质地表, 分为两种情况: 若模型是线性的, 蕴含在模型中的尺度效应可以忽略, 只需要考虑测量的不确定性、模型本身的不确定性、以及地面测量的空间代表性引起的尺度效应; 若模型是非线性的, 则测量、模型和蕴含在测量和模型中的尺度效应引起的不确定性都需要考虑。

关键词: 叶面积指数(LAI), 真实性检验, 不确定性, 尺度效应, 测量, 模型

中图分类号: P23

文献标志码: A

引用格式: 吴小丹, 肖青, 闻建光, 刘强, 彭菁菁, 李小文. 2014. 遥感数据产品真实性检验不确定性分析研究进展. 遥感学报, 18(5): 1011-1023

Wu X D, Xiao Q, Wen J G, Liu Q, Peng J J and Li X W. 2014. Advances in uncertainty analysis for the validation of remote sensing products: Take leaf area index for example. Journal of Remote Sensing, 18(5): 1011-1023 [DOI: 10.11834/jrs.20143332]

1 引言

遥感改变了全球环境变化监测和地球系统科学研究的面貌, 越来越多的遥感产品为资源、环境和生态等领域的监测、管理和预警提供了重要的信息源。然而, 遥感数据的获取过程受到大气辐射传输特性、传感器运行环境和工作状态、观测目标空间和时间尺度异质性等多种因素的影响, 使反演得到的产品精度降低。此外, 遥感产品还受到模型适用性等不确定性因素的影响 (Friedl 等, 1995; Dungan, 2002)。只有在真实性检验的基础上对各种遥感产品的精度给出定量评估, 才能进一步提高遥感定量化水平, 才能使遥感产品成为应对全球变化等严峻挑战的可靠信息源。

真实性检验是指将遥感反演产品与能够代表

地面目标真值的参考数据 (如地面实测数据、机载数据和高分辨率遥感数据等) 进行对比分析, 评价遥感反演产品的精度和准确性 (Justice 等, 2000)。真实性检验的核心问题是如何获取像元尺度的真值 (张仁华 等, 2010)。大尺度定量遥感产品的验证方法不尽相同, 但主体思路是相似的, 即通过小尺度数据的尺度转换, 将小尺度数据聚合到大尺度数据相当的空间尺度, 得到与待检验产品相应的大尺度数据, 从而进行对比 (Liang 等, 2002; Fernandes 等, 2004; 焦子铨 等, 2005; Huang 等, 2006; Susaki 等, 2007; 张仁华 等, 2010; De Kauwe 等, 2011; Mye-ni 等, 2011; Serbin 等, 2013)。虽然对定量遥感产品的验证已经开展了大量的研究工作 (Justice 等, 2000; Morisette 等, 2002; Baret 等, 2005; Morisette 等, 2006; De Kauwe 等, 2011; Fang 等, 2012; Claverie 等,

收稿日期: 2013-12-05; 修订日期: 2014-03-24; 优先数字出版日期: 2014-04-01

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (编号: 91125003); 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (编号: 2013AA12A301, 2012AA12A305)

第一作者简介: 吴小丹 (1987—), 女, 硕士研究生, 主要从事遥感数据产品真实性检验研究。E-mail: upcwuxiaodan@163.com

通信作者简介: 肖青 (1971—), 男, 研究员, 主要从事定量遥感、遥感实验研究。E-mail: xiaoqing@irsa.ac.cn

2013; Camacho 等, 2013), 但是对应于验证中的不确定性研究至今尚未系统开展, 特别是验证过程中引入的不确定性的量化、误差传递规律及其对最终验证结果的影响研究非常有限。

本文以 LAI 为例介绍验证中获取的“真值”的不确定性。LAI 验证最常用的方法为: 在每个基本采样单元 ESU 内, 用直接测量方法或者间接测量方法进行一定数目的单点测量, 通过一定的转换关系(如算术平均)将单点测量值转换到 ESU 尺度; 建立高分辨率影像与 ESU 之间的转换函数, 生成高分辨率 LAI 图; 将高分辨率 LAI 图聚合到与待检验产品相同的空间尺度上, 得到像元尺度上的“真值”; 最后将“真值”与待检验产品的值进行比较(De Kauwe 等, 2011; 曾也鲁等, 2012; Claverie 等, 2013)。可以看出, 验证中的“真值”受地面测量误差、高分辨率影像误差、生成高分辨率参考产品模型的误差和蕴含在测量和模型中的尺度效应的影响。

地面测量的误差包括系统偏差和随机误差, 分别表示为 b_{grd} 和 η_{grd} ; 高分辨率遥感数据存在随机噪声, 表示为 η_{h} ; 利用地面实测数据和高分辨率数据生成高分辨率参考值时地面随机误差和随机噪声会随着采样点数目 n 的增大而减小; 所以由观测引起的不确定性可以表示为 $b_{\text{grd}}^2 + \frac{\eta_{\text{grd}}^2 + \eta_{\text{h}}^2}{n}$ 。当测量仪器经过严格标定后 b_{grd} 很小, 可以忽略。生成高分辨率参考值所采用的模型也存在不确定性, 表示为 $\varepsilon_{\text{mol}}^2$ 。尺度效应与地表异质性 σ_{h} 和模型的非线性程度 ∂_f 有关, 当地面不存在异质性即 $\sigma_{\text{h}} = 0$ 时, 尺度效应引起的不确定性为 0; 当地表非均质, 而模型是线性的即 $\partial_f = 0$, 尺度效应只跟测量的空间代表性有关, 所以由尺度效应引起的不确定性可以表示为 $t \cdot \sigma_{\text{h}}^2 (1 + \partial_f^2)$, 其中 t 为订正因子, 是一个常数。由测量、模型和以及蕴含在测量和模型中的尺度效应引起的不确定性对真实性检验中“真值”的影响程度不同, 分别对三者辅以不同的权重 λ_1 、 λ_2 和 λ_3 , 且 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。真实性检验中总的不确定性用 ε_{tot} 表示, 可以抽象表达为

$$\varepsilon_{\text{tot}}^2 = \lambda_1 \left(b_{\text{grd}}^2 + \frac{\eta_{\text{grd}}^2 + \eta_{\text{h}}^2}{n} \right) + \lambda_2 \varepsilon_{\text{mol}}^2 + \lambda_3 t \cdot \sigma_{\text{h}}^2 (1 + \partial_f^2) \quad (1)$$

本文主要论述“真值”获取过程中的不确定性以及减小不确定性的方法, 从而使真实性检验中的“真值”更具有可信性, 提高定量遥感产品验证的准确度和可信度。

2 测量的不确定性

测量的不确定性包括地面测量的不确定性和航空航天遥感测量的不确定性(Myneni 等, 2011)。地面测量的不确定性来自测量仪器自身的精度限制、测量过程中操作方法准确程度以及地面采样空间代表性等方面。航空和航天传感器的不确定性主要由传感器自身的辐射精度、稳定性和大气状况决定。LAI 验证过程中任何基于简单模型的反演或者基于经验关系回归的反演都不可能产生稳定的反演结果, 考虑地面实测数据和传感器数据的误差能够提高模型中参数的估算精度(Fernandes 和 Leblanc, 2005)。

2.1 地面测量的不确定性

地面测量的不确定性包括两个方面: 一方面由测量仪器的测量能力引起, 这类误差可以通过在一定条件下重复测量进行精确估计(Curran 和 Williamson, 1985); 另一方面由测量方法引起, 不同测量者由于测量习惯和测量方法的差异会使得测量结果出现偏差。

LAI 的地面测量方法有直接测量方法和间接测量方法(王希群 等, 2005; 刘镭源 等, 2011)。直接测量方法有收获测量法、落叶搜集法和异速生长测定法(Fang 等, 2012)。间接测量是用光学仪器得到 LAI, 如利用 LAI2000、TRAC、Sunscan 和 MCI(吴伟斌 等, 2007; Levy 和 Jarvis, 1999; Zhao 等, 2011; Fang 等, 2012; Chen 等, 2013; Serbin 等, 2013; Sun 等, 2013) 等。LAI 的破坏性测量方法比间接测量方法要好, 因为其减小了由植被聚集效应和非绿色植被出现引起的误差(Hufkens 等, 2008)。Wilhelm 等人(2000)在测量玉米冠层 LAI 时, 发现 LAI2000 和 Sunscan 的测量值都低于破坏性直接测量法的值。Cutini 等人(1998)进行阔叶林 LAI 地面测量时, 发现 LAI2000 与落叶收集直接测量法大致呈线性相关, 但前者相对于后者有 26.5% 的低估。在针叶林地区, LAI2000 比 TRAC 的观测值平均低 15.3% (Chen 等, 1997)。但由于破坏性测量方法需要对样地植被进行破坏, 因此不能较大范围测量, 一般选择样区不同长势植被区域进行采样测量, 进而代表样区的 LAI。

LAI 直接测量的精度受主观因素的影响很大, 随机误差较大。LAI 间接测量的仪器本身的局限性

也会导致很大的不确定性,因为任何一种测量仪器都是基于一定的理论基础针对一定的观测场景设计的,测量仪器的设计不可避免会带来误差(Tang 等,2014)。LAI 间接测量法的理论基础是将修正的 Beer 定律应用于连续植被冠层辐射传输。Beer 定律在小麦、玉米等低矮作物的测量中取得了较好的效果(Ross,1981),但应用到 3 维结构高度复杂的森林冠层中时,会带来 20%—50% 的误差(Chen 和 Cihlar,1995; Weiss 等,2004)。举例来说,LAI2000 计算 LAI 的默认方法是 Miller(1967) 推导的公式,其中假设叶片在空间随机分布,但真实情况下的叶片分布并不是随机的,这样会使冠层间隙也转换成叶面积。因此根据 Miller 的公式得到的有效 LAI 比真实 LAI 的值偏低(Jonckheere 等,2004; Weiss 等,2004)。而且 LAI2000 测量叶面积指数时,并没有区分叶面和木质(Huang 等,2006; Camacho 等,2013),也会引起误差(Chen 等,2006)。

总的来说,通过仪器标定、规范测量方法以及对测量人员进行培训,可以在一定程度上降低 LAI 测量误差引起的不确定性。

2.2 航空和航天测量的不确定性

定量遥感产品真实性检验中,一般通过高分辨率遥感数据来验证中等分辨率遥感产品,常用的高分辨率影像有 SPOT、Landsat ETM+、Landsat TM、ASTER 以及 IKONOS 等(Morisette 等,2002; Tan 等,2005; Baret 等,2005; Morisette 等,2006; Tian 等,2002; De Kauwe 等,2011; Heiskanen 等,2011; Xiao 等,2012; Serbin 等,2013)。这些遥感数据虽然提高了从遥感数据中估算地表参数的精度,但依然存在很大的不确定性(Natl,2007)。遥感观测反射率的不确定性主要是由传感器和大气效应等因素引起的。传感器的漂移和标定精度(Markham 等,1992)、大气的散射和吸收(Davis 等,1992)、地形(Dubayah,1992)、观测几何和非朗伯反射(Deering 等,1992) 都会使观测数据产生大量的不确定性。

光学传感器引起的不确定性主要由辐照度变化、传感器定标误差、传感器辐射分辨率、传感器漂移和光信号数字化等因素引起,这些因素会造成 15% 左右绝对误差的非正态分布和 1% 左右波段间误差的正态分布(Norwood 和 Lansing,1983)。大气衰减和大气程辐射也造成了很大的不确定性,虽然目前的大气校正能够在一定程度上消除大气的影

响,但很难做到准确。地表反射率不确定性直接决定了反演产品的精度,其不确定性可以从大气校正算法中进行估计(Kaufman 等,1997; Vermote 等,1997; Wang 等,2001)。具体方法如下(Wang 等,2001): 大气校正后各个波段表示为 $d_1, d_2, \dots, d_N$, 有限方差为 $\sigma_k^2, k=1, 2, \dots, N, N$ 表示波段数量,并假定偏差 $\varepsilon_k = \frac{d_k - m_k}{\sigma_k}$ 服从高斯分布, m_k 是 d_k 的数学期望,被视为真值。定义随机变量 $\chi_\sigma^2 [l - m] = \sum_{k=1}^N \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^N \frac{(d_k - m_k)^2}{\sigma_k^2}$, 则该随机变量服从自由度为 N 的卡方分布,可以描述大气纠正后的数据 $d = (d_1, d_2, \dots, d_N)$ 与真值 $m = (m_1, m_2, \dots, m_N)$ 的接近程度,若 $\chi_\sigma^2 \leq N$, 则表示大气校正后的反射率产品精度高。假定大气校正算法提供的反射率 d 在 $1 - \alpha$ 的置信水平下满足 $\chi_\sigma^2 \leq N$, 那么自由度为 N 时在 $1 - \alpha$ 的置信水平下 $\chi_\sigma^2 > N$ 的概率为 α 。 $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N)$ 为地表反射率产品的不确定性。表 1 列出了 MODIS 反射率产品不确定性的理论估计(Vermote,2000)。

表 1 MODIS 反射率产品相对不确定性的理论估计

Table 1 Estimate of relative uncertainties for MODIS reflectance products

波段	1(红)	2(近红)	3(蓝)	4(绿)
中心波长/nm	670	865	443	555
波段宽度/nm	20	40	20	20
相对误差/%	10—33	3—6	50—80	5—12
不确定性	0.2	0.05	0.8	0.1

2.3 降低由测量引起的不确定性的方法

真实性检验过程中建立地面实测数据与高分辨率遥感数据的统计关系时,实地测量的误差和卫星观测的误差同时考虑才能得到无偏的回归关系(Curran 和 Hay,1986; Tan 等,2005)。当回归问题是基于功能数据模型而不是结构化数据模型时,在有测量误差出现的情况下利用最小二乘的估计量是有偏的,因此可用一种非参数的 Theil-Sen 方法代替最小二乘方法进行线性回归(Fernandes 和 Leblanc,2005),其中,结构化数据模型对应于独立随机采样;功能数据模型对应于非随机采样,例如基于先验知识的采样。Tan 等人(2005) 同时考虑了地面测量和高分辨率数据的测量误差来验证 MODIS 的 LAI 产品,当同时考虑实地测量值误差和卫星观测的误差时,敏感系数可以减小(Tikhonov 等,1995),这里敏感系数是指模型输出的精度对模型输入参

数测量误差的敏感程度。

线性回归模型的形式一般为: $Y = \beta X + \alpha + \varepsilon$, 其中, α 和 β 为回归系数, ε 为 Y 的测量误差。若自变量 X 和因变量 Y 有测量误差, 则需要修正因子对系数 β 进行修订。Huang 等人(2006)利用 MODIS 反射率产品估算修正因子 h : 定义一个变量 $\delta_{\max}$ 表示 MODIS 反射率产品相对精度的最大值, 则有 $X = X' + X' \delta_{\max} \xi$, X' 为测量值, X 为真值, ξ 是值在 -1 和 1 之间的随机变量, 数学期望 E 为 0 , 有限方差为 σ_0^2 , 即 $E\xi = 0, E\xi^2 = \sigma_0^2$, 可以得到

$$h = 1 + \frac{\sigma_0^2 \delta_{\max}^2 (\delta_X^2 + 1)}{\delta_X^2 - \sigma_0^2 \delta_{\max}^2} \quad (2)$$

式中, $\delta_X = \frac{\sigma_X}{EX}$, 利用上面的方程就可以纠正估计值 β' , 线性回归模型的截距为 $\hat{\alpha} = EY - h\beta'EX$ 。考虑观测误差建立统计关系可以减小真实性检验中由观测误差引入的不确定性, 使生成的高分辨率参考影像的值更准确和可靠。

3 模型的不确定性

LAI 验证过程中的高分辨率数据根据统计模型 (Pandya 等, 2003; Huang 等, 2006; 胡少英和张万昌, 2005; 杨贵军 等, 2010; Darvishzadeh 等, 2011)、半经验模型 (Garrigues 等, 2006; Chen, 1999) 和物理模型 (Fernandes 等, 2004; 杨贵军 等, 2010; Darvishzadeh 等, 2011) 生成高分辨率遥感产品作为标准值, 进而与中低分辨率遥感产品对比验证。

3.1 统计模型及半经验模型的不确定性

利用经验方法生成高分辨率参考影像的植被指数有 NDVI、EVI、SR 和 RSR (Chen 等, 2002; Wang 等, 2004; Fernandes 等, 2003; Zhu 等, 2010; De Kauwe 等, 2011; Chen 等, 2013; Li 和 Wang, 2013; 赵娟等, 2013)。估计 LAI 最常用的回归模型有: 最小二乘回归 (OLS), 反向最小二乘回归 (inverse OLS) 和压轴回归 (Cohen 等, 2003)。根据统计模型生成高分辨率遥感产品一般有 3 种方式: (1) 利用地面实测数据直接建立统计模型, 然后利用该统计模型和高分辨率遥感数据得到高分辨率遥感产品作为标准值进行验证 (孙晨曦 等, 2013), 例如利用实地测量的光谱数据和 LAI 数据建立 NDVI-LAI 模型, 根据 NDVI-LAI 模型和高分辨率数据计算得到高分辨率 LAI 数据, 作为该区域的标准 LAI 值, 然后升尺度

与定量遥感产品进行对比; (2) 利用地面实测数据和高分辨率遥感数据直接建立统计关系 (Tian 等, 2002; Tan 等, 2005; Huang 等, 2006; 唐世浩 等, 2006; 胡少英和张万昌, 2005; Myneni 等, 2011; Camacho 等, 2013; Serbin 等, 2013), 得到高分辨率遥感产品作为标准值进行验证, 例如利用地面实测的 LAI 值与 ETM 反射率数据建立统计关系得到高分辨率 LAI 产品, 然后升尺度验证中等分辨率遥感产品; (3) 通过半经验的转换函数, 直接利用高分辨率数据生成高分辨率遥感产品作为标准值验证中低分辨率遥感产品 (Garrigues 等, 2006; Chen, 1999)。

上述 3 种方式建立的统计模型的不确定性是不同的。方式 (1) 建立的统计模型受地面实测数据测量误差的影响, 并且将该模型用到高分辨率遥感数据时没有考虑模型的适用性。方式 (2) 建立的统计模型受地面实测数据的测量误差和高分辨率遥感数据测量误差的影响。但无论哪一种方式, 在建立统计模型时, 自变量和因变量的测量误差都要考虑, 否则建立的统计模型是不准确的。任何不考虑测量误差的回归模型产生的参考或基准影像都不能用来验证中等分辨率的遥感产品, 尤其是 MODIS 的 LAI 产品。方式 (3) 的模型不确定性主要来自于半经验模型的标定, 选择适合于高分辨率的半经验转换函数可以将不确定性降到最低, 几乎可以忽略。

就统计模型的形式而言, 又可以分为线性模型和非线性模型, 线性回归模型不存在尺度效应, 但在建立自变量与因变量的统计关系时必须要考虑他们的测量误差, 否则回归系数是有偏的。非线性模型存在尺度效应, 并且尺度效应的大小跟模型的非线性程度有关, 这将在下一节具体说明。总之, 统计模型虽然形式简单、计算方便, 却给验证结果带来不确定性。统计模型的不确定性主要体现在两方面: 一是函数形式的不确定性, LAI 统计函数既有线性的、幂函数形式、也有指数函数形式的, 在实际应用中选择哪一种函数形式将产生不确定性; 二是函数系数不确定性, 统计函数中的系数都是经验型的, 这些系数随着植被的类型和生长状况的不同而改变, 这在验证过程中也会产生不确定性 (方秀琴和张万昌, 2003)。

3.2 物理模型的不确定性

双向反射分布函数 BRDF 模型可以将地表的物理属性与遥感测量的在某个波段、某个角度的信息联系起来, 通过物理模型描述冠层反射率信息与冠

层生物物理参数的植被冠层模型来反演 LAI。地表的物理属性包括土壤反射率、冠层结构与光谱属性参数、传感器的几何属性信息、入射源的几何信息等。用物理模型反演 LAI 方法的优点是这种方法有物理基础,并独立于植被类型。这种验证方式已在 MODIS LAI 产品的验证中采用(Tian 等,2002; Tan 等,2005)。

利用物理模型生成高分辨率遥感产品的不确定性主要与模型的假定条件、适用范围(植被类型、时间和位置等)等因素有关。物理模型的核心方程对地表参数的空间和角度分布都做了一定的假设,这些假设与真实场景存在着不一致性,带来一定的不确定性。在反演时选择合适的冠层反射率模型,可以减小由于模型本身所带来的不确定性。物理模型的不确定性是本质的、内蕴的,可以估计、控制和减小这种不确定性,但异质性总是存在的,并不能完全消除(李新,2013)。

4 尺度效应的不确定性

真实性检验中由尺度效应引起的不确定性包括两个方面:测量的空间代表性和模型的非线性(Zhu 等,2010;陈健 等,2006;范闻捷 等,2013)。测量的空间代表性取决于不同的空间采样策略,由于地面空间异质性的影响,不同的采样方法会给区域测量值带来不同程度的误差。由采样方法引起的误差主要取决于观测值的数量(Hatfield,1979;Robinson 等,1984)和观测点的分布。模型的非线性引起的尺度效应随着模型非线性程度的增加而增加(Raffy,1994;Friedl,1997;Hu 和 Islam,1997;Heuvelink 和 Pebesma,1999;Chen,1999;Lovejoy 等,2001)。真实性检验过程中尺度效应引入的不确定性严重降低真实性检验结果的可靠性。

4.1 测量的空间代表性引起的尺度效应

空间代表性误差与地表异质性密切相关。由于地表异质性既和结构有关,又是随机的,所以获取异质地表的代表性测量结果十分困难。空间代表性误差具体体现在不同的采样方法上。地面样点观测值需要升尺度至 ESU 尺度与高分辨率数据建立转换关系,ESU 的位置不同,升尺度后的结果也不同,下面在 Hufkens 等人(2008)的基础上介绍 ESU 位置不同对升尺度后的结果的影响。

图 1 显示了地面样点测量值升尺度至 ESU 尺

度的两种方法:一种是将 ESU 的 LAI 测量值进行数学平均;一种是将 ESU 内的 LAI 测量值进行面积加权平均。其中基于植被覆盖度的叶面积的升尺度方法为植被覆盖度与 ESU 内主要植被类型测得的 LAI 值的乘积。假定基于植被覆盖度 fCover 的 LAI 值为 ESU 尺度的 LAI 的真值,图 1(a)和图 1(b)说明不同的植被覆盖和不同的 LAI 值可以得到相同的数学平均值;图 1(c)和图 1(d)说明相同的植被覆盖度和相同的 LAI 值可以得到不同的 LAI 平均值。因此,样方的位置不同,最后得到的 ESU 尺度的 LAI 值对真值的代表度不同,这主要是由样方的空间代表性误差引起的。

不同的采样方法对研究区域空间变化的代表性不同。设计一个采样方案必须充分考虑研究区域、采样点和子样点之间的关系,例如要考虑采样点的个数及空间分布、单个采样点的大小、一个采样点内子样点的个数和大小以及所选样点的代表性。目前常用的采样方法有简单随机采样法、分层采样法、系统空间均匀采样法、循环采样法以及基于先验知识的采样法(张仁铎,2005)。简单随机抽样简单直接,但易产生样本重叠和空白区域,误差较大。分层采样法(Darvishzadeh 等,2011)能在一定程度上使采样点的空间分布更加离散,减小样本重叠,但使用不恰当的分层策略时反而使效率降低(曹志冬 等,2008)。系统空间均匀采样法(Woodgate 等,2012)能对总体进行规则的空间取样,空间分布也更离散,但每个样点选中机会不同会使某些类别采样不足。循环采样在降低采样频率的条件下仍能在不同距离上保持采样密度,但对低覆盖类别容易采样不足(Burrows 等,2002)。基于先验知识的采样能够降低样本点信息的不确定性,提高样本对总体的代表性,但采样效率取决于空间相关特征与先验知识的丰富程度。

4.2 模型中的尺度效应

4.2.1 模型引起尺度效应的原因

定量遥感反演过程中,同样的算法用在不同分辨率的数据上,如果算法是非线性的,结果会有一定的差异(Garrigues 等,2006)。模型的非线性包含两个方面:一方面模型是非线性的;另一方面模型的驱动变量跟辐亮度信号之间也是非线性的,并且这种驱动变量的非线性造成的尺度效应能够随着反演模型进行传播,可以抵消或者增加模型的尺度效应(Garrigues 等,2006)。尺度效应产生的根本原

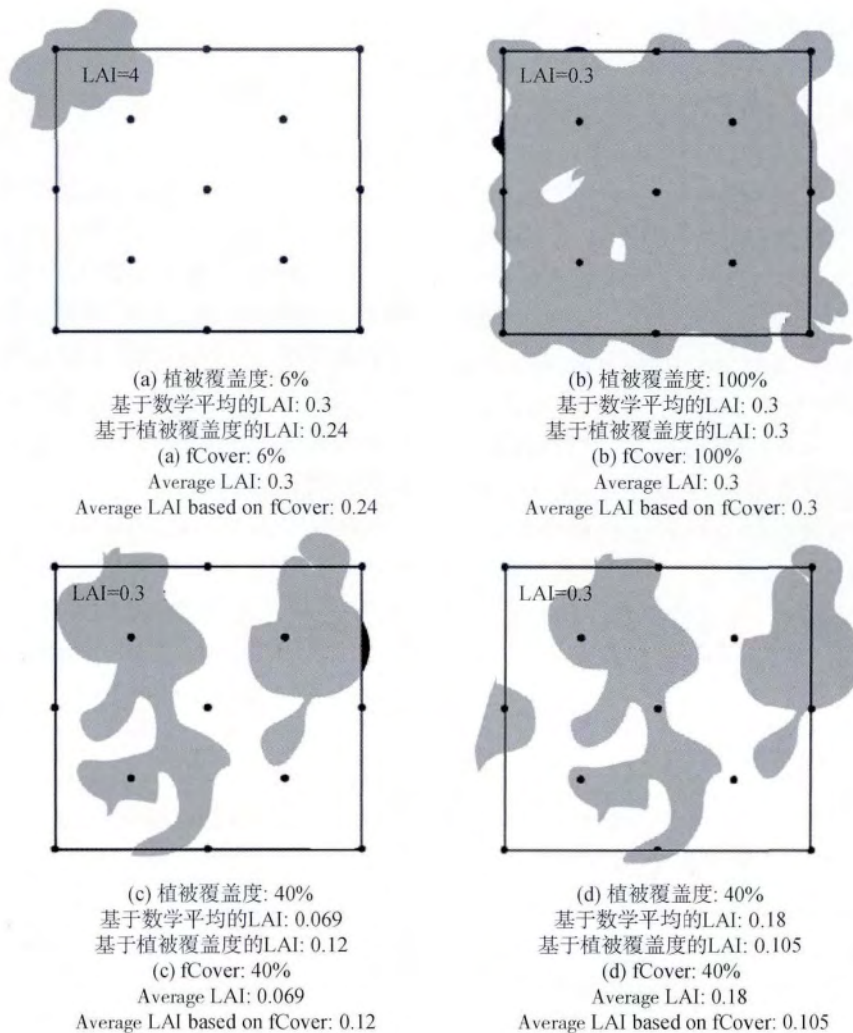


图1 ESU 的位置不同对升尺度结果的影响

Fig. 1 Effects of upscaling results in different ESU

因是遥感反演模型是建立在某个特征尺度上的,而高分辨率遥感图像的分辨率高于遥感模型对应的特征尺度,导致遥感反演模型不能应用到高分辨率影像中。在数据质量较好和模型简化的条件下,从NDVI估算的LAI中,由尺度效应引入不确定性约为10%—30%(Friedl等,1995)。在LAI的反演过程中,尺度效应会使LAI估算的不确定性达到50%(Friedl,1997; Chen,1999; Weiss等,2002; Tian等,2002)。

4.2.2 尺度效应的估算方法

分析尺度效应是真实性检验中的一个关键环节,目前有3种估算尺度效应不确定性的方法:(1)假定在中等分辨率像元内辐射量是均匀分布的,LAI真值的范围被定义成转换函数的上下限,那么尺度效应造成的不确定性大约是这个取值范围的一半(Raffy,1994)。这种方法假定LAI所有可能取

值的可能性相同并且输入变量在像元内部是不相关的,但在模拟中等分辨率像元输入变量的空间分布时,这种假设是不适用的,会严重高估实际的空间异质性和尺度效应引起的不确定性。(2)基于中等分辨率的像元解混(Faivre和Fischer,1997),该方法借助高空间分辨率的土地分类图反演中等分辨率像元内部均匀斑块的辐射值,当有更新的高空间分辨率土地覆盖图时这种方法适合于农作物站点的估算。(3)将转换函数进行泰勒展开,并将尺度效应表示为像元内部的空间异质性和转换函数非线性程度的函数(Pelgrum,2000; Garrigues等,2006; Zhu等,2010)。

方法(3)是基于算法模型,可以分析包含多个变量的转换函数的尺度效应,因此应用也更为广泛。对于单变量主要是针对LAI与NDVI的经验公式,双变量是将NDVI用近红外波段和红光波段的

反射率代替。计算公式如下:

$$g_{p,r}: z(x) = \frac{p(x) - r(x)}{p(x) + r(x)} \quad (3)$$

式中, x 表示 20 m 分辨率的像元, $p(x)$ 和 $r(x)$ 分别表示 SPOT-HRV 近红外波段(0.78—0.89 μm) 和红光波段(0.61—0.67 μm) 的反射率, $z(x)$ 表示 NDVI, $g_{p,r}$ 表示 NDVI 的转换函数。为了得到每个测站的 LAI, 一个半经验的转换函数(Baret 和 Guyot, 1991) 运用到高空间分辨率的 NDVI 影像。转换函数如式(4):

$$f: \text{LAI} = \frac{1}{K_{\text{NDVI}}} \log \left(\frac{z(x) - \text{NDVI}_{\infty}}{\text{NDVI}_s - \text{NDVI}_{\infty}} \right) \quad (4)$$

式中, K_{NDVI} 表示消光系数, NDVI_{∞} 是假定全部为冠层时(Weiss 等, 2002) 根据辐射传输模型 SAIL (Verhoef, 1984) 估算出来的 NDVI, NDVI_s 是根据所有裸土像元的 NDVI 的平均值计算出来的。

对于单变量的模型: 尺度效应 e_v 定义为 $e_v = f(z_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f(z(x_{\alpha}))$, z_v 表示待验证的中低分辨率像元的 NDVI, $z(x_{\alpha})$ 表示与中低分辨率像元对应的高分辨率像元的 NDVI, z_v 数值上等于待验证像元对应的所有高分辨率像元的 $z(x_{\alpha})$ 的数学平均。将 e_v 进行二阶泰勒展开可得:

$$e_v \approx -\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f'(z_v) (z(x_{\alpha}) - z_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n \frac{f''(z_v)}{2} (z(x_{\alpha}) - z_v)^2 \quad (5)$$

令 $\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z(x_{\alpha}) - z_v)^2 = s_{\text{loc}}^2(x|v)$, 变异函数 $\gamma(h)$ 定义为: $\gamma(h) = 0.5 \text{Var}[Z(x+h) - Z(x)]$, 式中, x 表示像元, h 表示像元之间的间隔, Z 表示像元的属性值。尺度效应 e_v 的数学期望为

$$e_{v,\text{th}} = E[E_v | Z_v] = -\frac{f''(Z_v)}{2} E[s_{\text{loc}}^2(x|v)] = -\frac{f''(Z_v)}{2} \gamma(v,v) \quad (6)$$

式中, $\gamma(v,v) = \frac{1}{v|v|^2} \int_{x \in v} \int_{y \in v} \gamma(|x-y|) dx dy$ 。

对于双变量模型: 转换函数如式(7)所示:

$$f_{p,r}: \text{LAI} = \frac{-1}{K_{\text{NDVI}}} \log \left(\frac{\frac{p(x) - r(x)}{p(x) + r(x)} - \text{NDVI}_{\infty}}{\text{NDVI}_s - \text{NDVI}_{\infty}} \right) \quad (7)$$

尺度效应 $e_{v,\text{biva}} = f_{p,r}(p_v, r_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f_{p,r}(p(x_{\alpha}), r(x_{\alpha}))$, 将双变量模型尺度效应进行二阶泰勒展开

$$e_{v,\text{biva}} \approx -0.5 \left[\frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial p^2} (p_v, r_v) s_{\text{loc},p}^2(x|v) + \right.$$

$$\left. \frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial r^2} (p_v, r_v) s_{\text{loc},r}^2(x|v) + 2 \frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial p \partial r} (p_v, r_v) c_{\text{loc},p,r}(x|v) \right] \quad (8)$$

式中, $c_{\text{loc},p,r}(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (p(x_{\alpha}) - p_v)(r(x_{\alpha}) - r_v)$ 。双变量模型尺度效应的数学期望如式(9):

$$e_{v,\text{biva},\text{th}} = E[E_{v,\text{biva}} | (P_v, R_v)] = -0.5 \left[\frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial p^2} (P_v, R_v) \gamma_p(v,v) + \frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial r^2} (P_v, R_v) \gamma_r(v,v) + 2 \frac{\partial^2 f_{p,r}}{\partial p \partial r} (P_v, R_v) \gamma_{p,r}(v,v) \right] \quad (9)$$

由于 NDVI 与反射率之间为非线性关系, 所以 NDVI 本身存在尺度效应。在单变量模型中没有考虑 NDVI 的尺度效应, 在双变量模型中直接用反射率代替 NDVI, 因此双变量模型的尺度效应既包括转换函数的尺度效应也包括 NDVI 的尺度效应, 这两者结合可以相互累加增大或相互抵消减弱总的尺度效应。

5 其他验证 LAI 产品方法中减小不确定性的可能途径

LAI 产品验证过程中并不总是引入高分辨率遥感数据来解决地面实测数据与低分辨率遥感产品尺度不匹配的问题。其中一种方法是通过选取代表性好的样点进行采样减小空间代表性引起的尺度效应的影响, 包括合理布设样方的大小、位置以及样方内子样方的大小和位置, 然后直接利用地面实测点 LAI 数据检验低分辨率 LAI 产品(Cheng, 2008; Fensholt 等, 2004)。近几年来, 三配点误差模型 TCEM 也用于 LAI 产品的真实性检验中(Fang 等, 2012), 该模型可以在真值未知的情况下直接得到 3 个数据集的不确定性。这 3 个数据集有不同的组合方式: 一种是地面实测数据、高分辨率遥感数据和低分辨率遥感产品; 另一种是 3 个数据集都可以是分辨率相当的 LAI 产品, 当 3 个数据集代表的尺度相差很大时, 要考率代表性误差。下面介绍三配点误差模型在 LAI 产品验证中的应用。设 X_1 、 Y_1 和 Z_1 表示 3 个 LAI 产品, T 为假设的 LAI 的真值, a 和 b 为标定系数, e 为 3 个数据集的残差, 这些残差是独立的。该模型将数据集的不确定性表示为残差的方差。

$$\begin{cases} X1 = a_{x1} + b_{x1}T + e_{x1} \\ Y1 = a_{y1} + b_{y1}T + e_{y1} \\ Z1 = a_{z1} + b_{z1}T + e_{z1} \end{cases} \quad (10)$$

对式(10)进行变换: $X1^* = \frac{X1}{b_{x1}} - \frac{a_{x1}}{b_{x1}}$ 和 $e_{x1}^* = \frac{e_{x1}}{b_{x1}}$, 则可得到式(11):

$$\begin{cases} X1^* = T + e_{x1}^* \\ Y1^* = T + e_{y1}^* \\ Z1^* = T + e_{z1}^* \end{cases} \quad (11)$$

对式(11)进行变换, 消去真值 T , 则有

$$\begin{cases} X1^* - Y1^* = e_{x1}^* - e_{y1}^* \\ X1^* - Z1^* = e_{x1}^* - e_{z1}^* \\ Y1^* - Z1^* = e_{y1}^* - e_{z1}^* \end{cases} \quad (12)$$

由于3个数据集的误差是独立的, 则 $E(e_{x1}^* e_{y1}^*) = E(e_{x1}^* e_{z1}^*) = E(e_{y1}^* e_{z1}^*) = 0$ 。

同时由于 $\sigma_e^2 = E(e^* e^*)$, 那么3个数据集的不确定性即为:

$$\begin{cases} E(e_{x1}^* e_{x1}^*) = E((X1^* - Y1^*)(X1^* - Z1^*)) \\ E(e_{y1}^* e_{y1}^*) = E((X1^* - Y1^*)(Y1^* - Z1^*)) \\ E(e_{z1}^* e_{z1}^*) = E((X1^* - Z1^*)(Y1^* - Z1^*)) \end{cases} \quad (13)$$

定量遥感产品真实性检验中获取“真值”的各个环节(测量、模型、以及蕴含在测量、模型中的尺度效应)都存在不确定性, 如何减少和控制不确定性是目前关注的热点问题。在地面测量方面, 仪器需要标定, 测量需要规范, 测量人员需要训练; 还要发展新的采样方法, 使样点的代表度尽可能最大, 减小空间代表性引起的尺度效应。针对测量的不确定性, 在建立 ESU 与高分辨率数据之间的转换函数时, 地面实测数据的不确定性和高分辨率遥感数据的不确定性都要考虑。就 LAI 产品的真实性检验方法而言, 要发展新的验证方法, 尽可能减小真实性检验过程的获取的“真值”的不确定性, 使真实性检验的结果更可靠。

6 结 语

主要分析了 LAI 产品真实性检验中获取“真值”的不确定性及其减小不确定性的可能途径。本文未考虑原始遥感数据和地表 LAI 产品在生产过程中存在的误差和不确定性, 只考虑独立采用各种观测手段客观评价 LAI 遥感产品真实性和准确性的真实性检验方法的不确定性。

LAI 真实性检验过程的不确定性表现在测量、模型和蕴含在测量、模型中的尺度效应 3 个方面(表 2), 但在实际的验证工作中, 针对不同的情况, 各个部分在总的不确定性所占的权重是不同的。对于相对均一的地表, 地面测量的空间代表性比较好, 因此可不考虑空间代表性引起的尺度效应和蕴含在模型中的尺度效应引起的不确定性, 只需要考虑测量和模型的不确定性。对于异质地表, 可分为两种情况: 若模型是线性的, 蕴含在模型中的尺度效应可以忽略, 这种情况下只需要考虑测量的不确定性、模型本身的不确定性、以及地面测量的空间代表性引起的尺度效应; 若模型是非线性的, 则测量、模型和蕴含在测量和模型中的尺度效应引起的不确定性都需要考虑。实际验证工作中, 需要对测量仪器进行准确标定, 对测量方法进行规范, 可使由测量引起的不确定性降到最低。验证过程中由模型引起的不确定性通过恰当的模型选择进行控制, 使其尽量减小。因此对于异质地表来说, 由尺度效应引起的不确定性在总的不确定性中所占的权重较大。

表 2 不同情况下对不确定性的考虑
Table 2 Uncertainties for different conditions

	测量	模型	测量空间代表性 的尺度效应	蕴含在模型中 的尺度效应
均一地表	✓	✓		
非均一地表	线性模型	✓	✓	
地表	非线性模型	✓	✓	✓

不确定性的根源是陆地表层系统中高度的空间异质性。虽然有很多学者已经提出了一些消除方法, 但都只是针对上述 3 方面不确定性中的某一个方面, 目前还没有系统地将数据、模型、尺度效应的不确定性的影响综合进行考虑。定量遥感产品真实性检验中的不确定性总是存在的, 这些不确定性不能完全消除, 通过合适的方法可尽量降低。估计、减小和控制真实性检验中的不确定性依赖于方法论方面的突破, 同时也依赖于精心设计的新一代模型和观测试验。对数据、模型和尺度效应的误差建模是一项巨大的挑战, 应该尝试设计真正的多尺度观测, 捕捉空间异质性, 度量观测的代表性误差。

参考文献(References)

Baret F and Guyot G. 1991. Potentials and limits of vegetation indices for

- LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35(2 - 3): 161 - 173 [DOI: 10.1016/0034-4257(91) 90009-U]
- Baret F, Weiss M, Allard D, Garrigues S, Leroy M, Jeanjean H, Fernandes R, Myneni R B, Privette J and Morisette J. 2005. VALERI: a network of sites and a methodology for the validation of medium spatial resolution land satellite products. *Remote Sensing of Environment*
- Burrows S N, Gower S T, Clayton M K, Mackay D S, Ahl D E, Norman J M and Diak G. 2002. Application of geostatistics to characterize leaf area index (LAI) from flux tower to landscape scales using a cyclic sampling design. *Ecosystems*, 5(7): 667 - 679 [DOI: 10.1007/s10021-002-0110-2]
- Camacho F, Cernicharo J, Lacaze R, Baret F and Weiss M. 2013. GEOV1: LAI, FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products. Part 2: Validation and intercomparison with reference products. *Remote Sensing of Environment*, 137: 310 - 329 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.02.030]
- Cao Z D, Wang J F, Li L F and Jiang C S. 2008. Strata efficiency and optimization strategy of stratified sampling on spatial population. *Progress in Geography*, 27(3): 152 - 160 (曹志冬, 王劲峰, 李连发, 姜成晟. 2008. 地理空间中不同分层抽样方式的分层效率与优化策略. *地理科学进展*, 27(3): 152 - 160) [DOI: 10.11820/dlkxjz.2008.03.021]
- Chen J M and Cihlar J. 1995. Quantifying the effect of canopy architecture on optical measurements of leaf area index using two gap size analysis methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(3): 777 - 787 [DOI: 10.1109/36.387593]
- Chen J M and Leblanc S G. 1997. A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5): 1316 - 1337
- Chen J M, Govind A, Sonnentag O, Zhang Y, Barr A and Amiro B. 2006. Leaf area index measurements at Fluxnet-Canada forest sites. *Agricultural and Forest Meteorology*, 140(1): 257 - 268 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2006.08.005]
- Chen J M, Pavlic G, Brown L, Cihlar J, Leblanc S G, White H P, Hall R J, Peddle D R, King D J, Trofymow J A, Swift E, Van der Sanden J and Pellikka P K E. 2002. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 165 - 184 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01) 00300-5]
- Chen J M, Rich P M, Gower S T, Norman J M and Plummer S. 1997. Leaf area index of boreal forests: Theory, techniques, and measurements. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984 - 2012), 102(D24): 29429 - 29443 [DOI: 10.1029/97JD01107]
- Chen J M. 1999. Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture. *Remote Sensing of Environment*, 69(1): 30 - 42 [DOI: 10.1016/S0034-4257(99) 00006-1]
- Chen J, Ni S X, Li J J and Wu T. 2006. Scaling effect and spatial variability in retrieval of vegetation LAI from remotely sensed data. *Acta Ecologica Sinica*, 26(5): 1502 - 1508 (陈健, 倪绍祥, 李静静, 吴彤. 2006. 植被叶面积指数遥感反演的尺度效应及空间变异性. *生态学报*, 26(5): 1502 - 1508) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2006.05.027]
- Chen Y P, Wei W, Patterson A E and Tong L. 2013. Spatial scale conversion approach for moderate-resolution imaging spectroradiometer leaf area index product validation. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1): 73463 - 73463 [DOI: 10.1117/1.JRS.7.073463]
- Cheng Q. 2008. Validation and correction of MOD15-LAI using in situ rice LAI in Southern China. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 39(11 - 12): 1658 - 1669 [DOI: 10.1080/00103620802071887]
- Claverie M, Vermote E F, Weiss M, Baret F, Hagolle O, and Demarez V. 2013. Validation of coarse spatial resolution LAI and FAPAR time series over cropland in southwest France. *Remote Sensing of Environment*, 139: 216 - 230 [DOI: 1000-0933.2006.05.027]
- Cohen W B, Maersperger T K, Gower S T and Turner D P. 2003. An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM + data. *Remote Sensing of Environment*, 84(4): 561 - 571 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02) 00173-6]
- Curran P J and Hay A M. 1986. The importance of measurement error for certain procedures in remote sensing at optical wavelengths. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52: 229 - 241
- Curran P J and Williamson H D. 1985. The accuracy of ground data used in remote-sensing investigations. *International Journal of Remote Sensing*, 6(10): 1637 - 1651 [DOI: 10.1080/01431168508948311]
- Cutini A, Matteucci G and Mugnozza G S. 1998. Estimation of leaf area index with the Li-Cor LAI 2000 in deciduous forests. *Forest Ecology and Management*, 105(1/3): 55 - 65 [DOI: 10.1016/S0378-1127(97) 00269-7]
- Darvishzadeh R, Atzberger C, Skidmore A and Schlerf M. 2011. Mapping grassland leaf area index with airborne hyperspectral imagery: A comparison study of statistical approaches and inversion of radiative transfer models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6): 894 - 906 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2011.09.013]
- De Kauwe M G, Disney M I, Quaife T, Lewis P and Williams M. 2011. An assessment of the MODIS collection 5 leaf area index product for a region of mixed coniferous forest. *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 767 - 780 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.11.004]
- Davis F W, Schimel D S, Friedl M A, Michaelsen J C, Kittel T G F, Dubayah R and Dozier J. 1992. Covariance of biophysical data-with digital topographic and land use maps over the FIFE site. *Journal of Geophysical Research*, 97(D17): 19009 - 19021
- Deering D W, Middleton E M, Irons J R, Blad B L, Walter-Shea E A, Hays C L, Walthall C, Eck T F, Ahmad S P and Banerjee B P. 1992. Prairie grassland bidirectional reflectances measured by different instruments at the FIFE site. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984 - 2012), 97(D17): 18887 - 18903 [DOI: 10.1029/92JD02163]
- Dubayah R. 1992. Estimating net solar radiation using Landsat Thematic Mapper and digital elevation data. *Water Resources Research*, 28(9): 2469 - 2484 [DOI: 10.1029/92WR00772]

- Faivre R and Fischer A. 1997. Predicting crop reflectances using satellite data observing mixed pixels. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 2(1): 87 – 107
- Fan W J, Gai Y Y, Xu X R and Yan B Y. 2013. The spatial scaling effects of the discrete-canopy effective leaf area index retrieved by remote sensing. *Science China: Earth Sciences*, 56(9): 1548 – 1554 (范闻捷, 盖颖颖, 徐希孺, 闫彬彦. 2013. 遥感反演离散植被有效叶面积指数的空间尺度效应. *中国科学: 地球科学*, 43(2): 280 – 286) [DOI: 10.1007/s11430-012-4554-5]
- Fang H, Wei S and Liang S. 2012. Validation of MODIS and CYCLOPES LAI products using global field measurement data. *Remote Sensing of Environment*, 119: 43 – 54 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.12.006]
- Fang H L, Wei S S, Jiang C Y and Scipal K. 2012. Theoretical uncertainty analysis of global MODIS, CYCLOPES, and GLOBCARBON LAI products using a triple collocation method. *Remote Sensing of Environment*, 124: 610 – 621 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.06.013]
- Fang X Q and Zhang W C. 2003. The application of remotely sensed data to the estimation of the leaf area index. *Remote Sensing for Land Resources*, 15(3): 58 – 62 (方秀琴, 张万昌. 2003. 叶面积指数 (LAI) 的遥感定量方法综述. *国土资源遥感*, 15(3): 58 – 62) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2003.03.014]
- Fensholt R, Sandholt I and Rasmussen M S. 2004. Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 91(3/4): 490 – 507 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.04.009]
- Fernandes R A, Miller J R, Chen J M and Rubinstein I G. 2004. Evaluating image-based estimates of leaf area index in boreal conifer stands over a range of scales using high-resolution CASI imagery. *Remote Sensing of Environment*, 89(2): 200 – 216 [DOI: 10.1016/j.rse.2002.06.005]
- Fernandes R and Leblanc S G. 2005. Parametric (modified least squares) and non-parametric (Theil-Sen) linear regressions for predicting biophysical parameters in the presence of measurement errors. *Remote Sensing of Environment*, 95(3): 303 – 316 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.01.005]
- Fernandes R, Butson C, Leblanc S and Latifovic R. 2003. Landsat-5 TM and Landsat-7 ETM+ based accuracy assessment of leaf area index products for Canada derived from SPOT-4 VEGETATION data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(2): 241 – 258 [DOI: 10.5589/m02-092]
- Friedl M A, Davis F W, Michaelsen J and Moritz M A. 1995. Scaling and uncertainty in the relationship between the NDVI and land surface biophysical variables: An analysis using a scene simulation model and data from FIFE. *Remote Sensing of Environment*, 54(3): 233 – 246 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00156-5]
- Friedl M A. 1997. Examining the effects of sensor resolution and sub-pixel heterogeneity on spectral vegetation indices: implications for biophysical modeling. *Scale in remote sensing and GIS*, 113 – 139
- Garrigues S, Allard D, Baret F and Weiss M. 2006. Influence of landscape spatial heterogeneity on the non-linear estimation of leaf area index from moderate spatial resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 105(4): 286 – 298 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.07.013]
- Hatfield J L. 1979. Canopy temperatures: the usefulness and reliability of remote measurements. *Agronomy Journal*, 71(5): 889 – 892 [DOI: 10.2134/agronj1979.00021962007100050043x]
- Heuvelink G B M and Pebesma E J. 1999. Spatial aggregation and soil process modelling. *Geoderma*, 89(1/2): 47 – 65 [DOI: 10.1016/S0016-7061(98)00077-9]
- Hu S Y and Zhang W C. 2005. A quality assessment of MODIS LAI product in Heihe and Hanjiang river basins. *Remote Sensing Information*, 20(4): 22 – 27 (胡少英, 张万昌. 2005. 黑河及汉江流域 MODIS 叶面积指数产品质量评价. *遥感信息*, 20(4): 22 – 27) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2005.04.007.]
- Hu Z and Islam S. 1997. A framework for analyzing and designing scale invariant remote sensing algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3): 747 – 755 [DOI: 10.1109/36.581996]
- Huang D, Yang W, Tan B, Rautiainen M, Zhang P, Hu J, Shabanov N V, Linder S, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2006. The importance of measurement errors for deriving accurate reference leaf area index maps for validation of moderate-resolution satellite LAI products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1866 – 1871 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.876025]
- Hufkens K, Bogaert J, Dong Q H, Lu L, Huang C L, Ma M G, Che T, Li X, Veroustraete F and Ceulemans R. 2008. Impacts and uncertainties of upscaling of remote-sensing data validation for a semi-arid woodland. *Journal of Arid Environments*, 72(8): 1490 – 1505
- Jiao Z T, Wang J D, Xie L O, Zhang H, Yan G J, He L M and Li X W. 2005. Initial validation of MODIS albedo product by using field measurements and airborne multiangular remote sensing observations. *Journal of Remote Sensing*, 9(1): 64 – 72 (焦子锴, 王锦地, 谢里欧, 张颖, 阎广建, 何立明, 李小文. 2005. 地面和机载多角度观测数据的反照率反演及对 MODIS 反照率产品的初步验证. *遥感学报*, 9(1): 64 – 72) [DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2005.01.010]
- Jonckheere I, Fleck S, Nackaerts K, Muys B, Coppin P, Weiss M and Baret F. 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1/2): 19 – 35 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.027]
- Justice C, Belward A, Morisette J, Lewis P, Privette J and Baret F. 2000. Developments in the ‘validation’ of satellite sensor products for the study of the land surface. *International Journal of Remote Sensing*, 21(17): 3383 – 3390 [DOI: 10.1080/014311600750020000]
- Kaufman Y J, Tanré D, Remer L A, Vermote E F, Chu A and Holben B N. 1997. Operational remote sensing of tropospheric aerosol over land from EOS moderate resolution imaging spectroradiometer. *Journal of Geophysical Research*, 102(D14): 17051 – 17067 [DOI: 10.1029/96JD03988]
- Levy P E and Jarvis P G. 1999. Direct and indirect measurements of LAI

- in millet and fallow vegetation in HAPEX-Sahel. *Agricultural and Forest Meteorology*, 97(3): 199 – 212 [DOI: 10.1016/S0168-1923(98)00092-6]
- Li P H and Wang Q. 2013. Developing and validating novel hyperspectral indices for leaf area index estimation: effect of canopy vertical heterogeneity. *Ecological Indicators*, 32: 123 – 130 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2013.03.025]
- Li X. 2013. Characterization, controlling, and reduction of uncertainties in the modeling and observation of land-surface systems. *Science China: Earth Sciences*, 57(1): 80 – 87 (李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. *中国科学: 地球科学*, 43(11): 1735 – 1742) [DOI: 10.1007/s11430-013-4728-9]
- Liang S L, Fang H L, Chen M Z, Shuey C J, Walthall C, Daughtry C, Morisette J, Schaaf C and Strahler A. 2002. Validating MODIS land surface reflectance and albedo products: Methods and preliminary results. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 149 – 162 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00092-5]
- Liu R Y, Wang J H, Yang G J, Huang W J, Li W G, Chang H and Li X W. 2011. Comparison of ground-based LAI measuring methods on winter wheat. *Transactions of the CSAE*, 27(3): 220 – 224 (刘镭源, 王纪华, 杨贵军, 黄文江, 李伟国, 常红, 李小文. 2011. 冬小麦叶面积指数地面测量方法的比较. *农业工程学报*, 27(3): 220 – 224) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.03.042.]
- Lovejoy S, Schertzer D, Tessier Y and Gaonach H. 2001. Multifractals and resolution-independent remote sensing algorithms: the example of ocean colour. *International Journal of Remote Sensing*, 22(7): 1191 – 1234 [DOI: 10.1080/01431160151144314]
- Markham B L, Halthore R N and Goetz S J. 1992. Surface reflectance retrieval from satellite and aircraft sensors: Results of sensor and algorithm comparisons during FIFE. *Journal of Geophysical Research*, 97(D17): 18785 – 18795 [DOI: 10.1029/92JD02077]
- Miller J B. 1967. A formula for average foliage density. *Australian Journal of Botany*, 15(1): 141 – 144 [DOI: 10.1071/BT9670141]
- Morisette J T, Baret F, Privette J L, Myneni R B, Nickeson J E, Garrigues S, Shabanov N V, Weiss M, Fernandes R A and Leblanc S G. 2006. Validation of global moderate-resolution LAI products: A framework proposed within the CEOS land product validation subgroup. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1804 – 1817 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.872529]
- Morisette J T, Privette J L and Justice C O. 2002. A framework for the validation of MODIS land products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 77 – 96 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00088-3]
- Myneni R, Knyazikhin Y and Shabanov N. 2011. Leaf area index and fraction of absorbed PAR products from Terra and Aqua MODIS sensors: analysis, validation, and refinement // *Land Remote Sensing and Global Environmental Change*. New York: Springer: 603 – 633
- Natl R C. 2007. *Earth Observations from Space: The First 50 Years of Scientific Achievement*. Washington, DC: National Academies Press
- Norwood V T and Lansing Jr J C. 1983. *Electro-Optical Imaging Sensors*, 335 – 367
- Pandya M R, Chaudhari K N, Singh R P, Sehgal V K, Bairagi G D, Sharma R and Dadhwal V K. 2003. Leaf area index retrieval using IRS LISS-III sensor data and validation of MODIS LAI product over Madhya Pradesh. *Current Science*, 85: 1777 – 1782
- Pelgrum H. 2000. Spatial aggregation of land surface characteristics: impact of resolution of remote sensing data on land surface modelling. *Landbouwniversiteit Wageningen (Wageningen Agricultural University)*
- Raffy M. 1994. Heterogeneity and change of scale in models of remote sensing. Spatialization of multi-spectral models. *International Journal of Remote Sensing*, 15(12): 2359 – 2380 [DOI: 10.1080/01431169408954250]
- Robinson I S, Wells N C and Charnock H. 1984. The sea surface thermal boundary layer and its relevance to the measurement of sea surface temperature by airborne and spaceborne radiometers. *International Journal of Remote Sensing*, 5(1): 19 – 45 [DOI: 10.1080/01431168408948787]
- Ross J. 1981. *The Radiation Regime and Architecture of Plant Stands*. Boston: W. Junk
- Serbin S P, Ahl D E and Gower S T. 2013. Spatial and temporal validation of the MODIS LAI and FPAR products across a boreal forest wildfire chronosequence. *Remote Sensing of Environment*, 133: 71 – 84 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.01.022]
- Sun C X, Liu L Y and Guan L L. 2013. Validation of the GLASS LAI products in Xilinhot grassland. *Remote Sensing Technology and Application*, 28(6): 949 – 954 (孙晨曦, 刘良云, 关琳琳. 2013. 内蒙古锡林浩特草原 GLASS LAI 产品的真实性检验. *遥感技术与应用*, 28(6): 949 – 954)
- Sun C, Sun Z, Liu T, Guo D, Mu S, Yang H and Li J. 2013. The validation of a model estimating the Leaf Area Index of grasslands in southern China. *The Rangeland Journal*, 35(3): 245 – 250
- Susaki J, Yasuoka Y, Kajiura K, Honda Y and Hara K. 2007. Validation of MODIS albedo products of paddy fields in Japan. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1): 206 – 217 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.882266]
- Tan B, Hu J, Zhang P, Huang D, Shabanov N, Weiss M, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2005. Validation of moderate resolution imaging spectroradiometer leaf area index product in croplands of Alpilles, France. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984 – 2012), 110(D1) [DOI: 10.1029/2004JD004860]
- Tang H, Brolly M, Zhao F, Strahler A H, Schaaf C L, Ganguly S and Dubayah R. 2014. Deriving and validating Leaf Area Index (LAI) at multiple spatial scales through lidar remote sensing: A case study in Sierra National Forest, CA. *Remote Sensing of Environment*, 143: 131 – 141 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.12.007]
- Tang S H, Zhu Q J and Sun R. 2006. The inversion algorithm and its validation of coarse scale leaf area index based on the direction of the reflectivity. *Progress in Natural Science*, 16(3): 331 – 337 (唐世浩, 朱启疆, 孙睿. 2006. 基于方向反射率的大尺度叶面积指数反演算法及其验证. *自然科学进展*, 16(3): 331 – 337) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-008X.2006.03.012]

- Tian Y, Woodcock C E, Wang Y, Privette J L, Shabanov N V, Zhou L, Zhang Y, Buermann W, Dong J and Veikkanen B. 2002. Multi-scale analysis and validation of the MODIS LAI product: I. Uncertainty assessment. *Remote Sensing of Environment*, 83(3): 414–430
- Tikhonov A N, Goncharky A, Stepanov V V and Yagola A G. 1995. *Numerical Methods for the Solution of Ill-Posed Problems*. Berlin: Springer
- Verhoef W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16(2): 125–141 [DOI: 10.1016/0034-4257(84)90057-9]
- Vermote E F, El Saleous N, Justice C O, Kaufman Y J, Privette J L, Remer L, Roger J C and Tanre D. 1997. Atmospheric correction of visible to middle-infrared EOS - MODIS data over land surfaces: Background, operational algorithm and validation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984–2012), 102(D14): 17131–17141 [DOI: 10.1029/97JD00201]
- Vermote E. 2000. Product accuracy/uncertainty: MOD09, surface reflectance, atmospheric correction algorithm product. MODIS data products catalog (EOS AM Platform) (Available at: <http://modarch.gsfc.nasa.gov/MODIS/RESULTS/DATAPROD/>)
- Wang X Q, Ma L Y, Jia Z K and Xu C Y. 2005. Research and application advances in leaf area index (LAI). *Chinese Journal of Ecology*, 24(5): 537–541 (王希群, 马履一, 贾忠奎, 徐程扬. 2005. 叶面积指数的研究和应用进展. *生态学杂志*, 24(5): 537–541)
- Wang Y J, Woodcock C E, Buermann W, Stenberg P, Voipio P, Smolander H, Hame T, Tian Y H, Hu J N, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2004. Evaluation of the MODIS LAI algorithm at a coniferous forest site in Finland. *Remote Sensing of Environment*, 91(1): 114–127 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.02.007]
- Wang Y, Tian Y, Zhang Y, El Saleous N, Knyazikhin Y, Vermote E and Myneni R B. 2001. Investigation of product accuracy as a function of input and model uncertainties: Case study with SeaWiFS and MODIS LAI/FPAR algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 78(3): 299–313
- Weiss M, Baret F, Leroy M, Hauteceur O, Bacour C, Prevol L and Bruguier N. 2002. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. *Agronomie-Sciences des Productions Vegetales et de l'Environnement*, 22: 547–554 [DOI: 10.1051/agro:2002036]
- Weiss M, Baret F, Smith G J, Jonckheere I and Coppin P. 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1/2): 37–53 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.001]
- Wilhelm W W, Ruwe K and Schlemmer M R. 2000. Comparison of three leaf area index meters in a corn canopy. *Crop Science*, 40: 1179–1183 [DOI: 10.2135/cropsci2000.4041179x]
- Woodgate W, Soto-Berelov M, Suarez L, Jones S, Hill M, Wilkes P and Mellor A. 2012. Searching for the optimal sampling design for measuring LAI in an upland rainforest // *Proceedings of the Geospatial Science Research Symposium GSR2*. Melbourne
- Wu W B, Hong T S, Wang X P, Peng W X, Li Z and Zhang W Z. 2007. Advance in Ground-based LAI Measurement Methods. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 26(2): 270–275 (吴伟斌, 洪添胜, 王锡平, 彭万喜, 李震, 张文昭. 2007. 叶面积指数地面测量方法的研究进展. *华中农业大学学报*, 26(2): 270–275) [DOI: 1000-2421.2007.02.031]
- Xiao Z, Wang J, Liang S, Zhou H, Li X, Zhang L and Fu Z. 2012. Variational retrieval of leaf area index from MODIS time series data: examples from the Heihe river basin, north-west China. *International Journal of Remote Sensing*, 33(3): 730–745 [DOI: 10.1080/01431161.2011.577826]
- Yang G J, Huang W J, Wang J H and Xing Z R. 2010. Inversion of Forest Leaf Area Index Calculated from Multi-source and Multi-angle Remote Sensing Data. *Chinese Bulletin of Botany*, 45(5): 566–578 (杨贵军, 黄文江, 王纪华, 邢著荣. 2010. 多源多角度遥感数据反演森林叶面积指数方法. *植物学报*, 45(5): 566–578) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-3466.2010.05.006]
- Zeng Y L, Li J and Liu Q H. 2012. Global LAI ground validation dataset and product validation framework. *Advance in Earth Science*, 27(2): 165–174 (曾也鲁, 李静, 柳钦火. 2012. 全球 LAI 地面验证方法及验证数据综述. *地球科学进展*, 27(2): 165–174) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2012.02.0165]
- Zhang R H, Tian J, Li Z L, Su H B and Chen S H. 2010. Principles and methods for the validation of quantitative remote sensing products. *Science China: Earth Sciences*, 53(5): 741–751 (张仁华, 田静, 李召良, 苏红波, 陈少辉. 2010. 定量遥感产品真实性检验的基础与方法. *中国科学: 地球科学*, 40(2): 211–222) [DOI: 10.1007/s11430-010-0021-3]
- Zhang R D. 2005. *Theory and Application on the Special Variogram*. Beijing: Scientist Publishing House: 90–96 (张仁铎. 2005. *空间变异理论及应用*. 北京: 科学出版社: 90–96)
- Zhao F, Yang X, Schull M A, Román-Colón M O, Yao T, Wang Z and Strahler A H. 2011. Measuring effective leaf area index, foliage profile, and stand height in New England forest stands using a full-waveform ground-based lidar. *Remote Sensing of Environment*, 115(11): 2954–2964 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.08.030]
- Zhao J, Huang W J, Zhang Y H and Jing Y S. 2013. Inversion of leaf area index during difference growth stages in winter wheat. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 33(9): 2546–2552 (赵娟, 黄文江, 张耀鸿, 景元书. 2013. 冬小麦不同生育时期叶面积指数反演方法. *光谱学与光谱分析*, 33(9): 2546–2552) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2013)09-2546-07]
- Zhu X H, Feng X M, Zhao Y S and Song X N. 2010. Scale effect and error analysis of crop LAI inversion. *Journal of Remote Sensing*, 14(3): 579–592

Advances in uncertainty analysis for the validation of remote sensing products: Take leaf area index for example

WU Xiaodan^{1,2}, XIAO Qing¹, WEN Jianguang¹, LIU Qiang³, PENG Jingjing^{1,2}, LI Xiaowen^{1,3}

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;

3. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: Uncertainties in validation cause errors in the validation of remote sensing products. Therefore, these uncertainties must be minimized to increase the accuracy of remote sensing validation. This study aims to summarize and analyze three main uncertainty sources in the remote sensing validation of Leaf Area Index (LAI). The three sources are ground-based measurement uncertainty, validation model uncertainty, and scale effects. This study also proposes a method to minimize each uncertainty.

Field measurement and satellite observation errors can minimize the effect of LAI measurement errors. The uncertainties in the sampling, field measurement, and LAI model are minimized to measure LAI and obtain LAI map.

The scale mismatch errors among ground-based LAI, fine-scale LAI map, and coarse-scale LAI map are primarily estimated by three methods to reduce the uncertainties. The Taylor expansion of the transfer function as one of the three methods is emphasized to compute the scale bias, which is a function of intra-pixel spatial heterogeneity and the degree of transfer function non-linearity. The coarse-scale LAI reference map, which can be compared with LAI remote sensing products, is obtained from fine-scale LAI aggregation after minimizing the uncertainties.

An obvious scale mismatch can be observed between the ground-based LAI and coarse-scale remote sensing LAI in the case of land surface heterogeneity. A fine-scale LAI map should be used as a bridge between the ground-based LAI and coarse-scale remote sensing LAI. The error information in field measurement and satellite observation can be used to derive the site-specific relationship and reduce the uncertainties in the fine-scale LAI reference map. The scaling bias caused by the nonlinearity of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) compensates for the scaling bias between LAI and NDVI. This bias can be corrected through Taylor expansion.

The uncertainties in the validation of LAI remote sensing products are significant. The three main uncertainties, namely, ground-based measurement uncertainty, validation model uncertainty, and scale effects, can be minimized to show a rigorous and reliable validation of LAI remote sensing products. For relatively homogeneous land surfaces, the ground-based measurements are enough to represent the sample plot, and the scale effects of the measurements and the model can be ignored. For heterogeneous land surfaces, the scale effects can be ignored if the model is linear. However, the uncertainties caused by the spatial representation for model and ground measurements should be considered. All three types of uncertainties should be considered if the model is non-linear.

Key words: Leaf Area Index (LAI), validation, uncertainty analysis, scale effect, measurement, model