

文章编号: 1007-4619(2000)增-0008-08

新几何光学核的验证以及用核驱动模型 反演地表反照率 (之二)

李小文^{1, 2}, 高峰^{2, 4}, 刘强³, 王锦地¹, A. Strahler²

(1. 北京师范大学 遥感与地理信息系统研究中心, 北京 100875; 2. 波士顿大学遥感中心, Boston Univ. USA;
3. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 4. 中国科学院 南京地理与湖泊研究所, 江苏 南京 210008)

摘要: 先验知识是解决反演中信息量不足问题的关键, 该文利用地面测量数据的反演结果建立了先验知识库, 并用最简化的算法把先验知识应用于 AMBRALS 反演。先验知识在 AMBRALS 反演中起的作用, 一是判断反演结果的置信度, 二是检测和平滑噪声, 三是方向采样不足情况下获取合理结果。试验的结果表明, 虽然只使用了很粗糙的先验知识, 但已经有了良好的效果。

关键词: 反演; 先验知识; AMBRALS; 核驱动模型

中图分类号: TP701/O435 **文献标识码:** A

1 前言

二向性反射的物理模型将二向反射特征与地表植被结构参数和光谱参数联系起来, 因而可用于获取如 LAI、反照率这样有重要意义的地表参数。物理模型通常是非线性、多参数 (常多于 7 个), 从一般信息量不充分的数据集反演物理模型非常困难。相比之下, 核驱动的半经验模型用有一定物理意义的核的线性组合来描述二向反射, 只有 3 个参数, 已将模型简化到极限。然而, 即使对于这样的简单模型, 也会遇到数据信息不足的情况。现有的 AMBRALS 程序, 只处理观测数据多于 7 个的遥感像元, 即使这样, 由于数据中存在的噪声, 反演仍然会在一部分像元上失败, 得到完全没有物理意义的结果 (见前文)。

因此, 在数据信息量不足的情况下如何扩充信息, 以获得可用的、概率意义上的结果, 是反演研究中应首先解决的问题。MODIS 的方向反射率产品的信息来源有两个渠道, 一是直接获取的卫星遥感数据, 另一方面是各种先验知识 (指 GIS 所提供的各种非遥感信息以及以前遥感信息的累积)。早

期的研究工作中, 我们关于 BRDF 的先验知识非常有限, 仅有 Kriebel^[1]和 Kimes^[2]的一些野外观测数据。随着研究的深入, 越来越多的测量数据可以为我们所用, 成为我们的先验知识。这其中 Deering 的 PARABOLA 仪器仍是地面多角度观测的主要手段。

AMBRALS 运行程序中, 反演使用的 LU 算法基本上是一种线性回归, 并没有引入先验知识。这主要是考虑到 AMBRALS 需要及时处理来自 MODIS 的大量数据, 算法上只能尽量简化。如前所述, 当观测数据太少或数据中噪声太大时, 线性回归的结果变得不稳定。在不改变 AMBRALS 基本框架的前提下, 我们利用 73 组地面测量数据建立了先验知识库, 并且提出的应用先验知识改善 AMBRALS 算法的几种简化方法。

2 对于地表 BRDF 先验知识的积累

李小文等人认为先验知识可以分为两类: 一类是对模型参数的物理限制, 称为“硬边界”, 范围较宽, 如反照率只能在 0 到 1 之间取值; 另一类是我们对研究对象的观测数据的积累, 范围比物理边

收稿日期: 1999-12-15; 修订日期: 2000-08-10

基金项目: 国家攀登项目 (95-预-38), 国家重点基础研究发展规划项目 (G20000779), NASA 项目 (NAG5-7217、NAS5-31369) 资助。

作者简介: 李小文 (1947—), 男, 教授。1985 年在美国加州大学圣巴巴拉分校获地理学博士、电子与计算机工程硕士学位。长期从事遥感基础研究, 已发表研究论著 100 余篇/部。现为国家攀登项目、国家重点基础研究发展规划项目首席科学家。

界要窄，但不确定性较物理边界大，称之为“软边界”的先验知识^[3]。现有的 AMBRALS 程序使用标准线性回归算法反演核驱动模型的 3 个参数。我们积累 AMBRALS 反演地面观测数据的结果，作为对这 3 个参数的先验知识。因为现有的 AMBRALS 反演程序的下一个版本将使用 RossThick-LiTransit 核组合，本文将给出与之对应的先验知识。

2.1 先验知识库的最初建立

我们分析了最初掌握的 29 组 BRDF 测量数据（见前文）。按照贝叶斯反演理论，先验知识由参数的概率分布函数（JPDF）表示，若用多维高斯分布来近似，则先验分布函数可用参数的平均值和协方差矩阵描述。核驱动模型的参数为 f_{iso} 、 f_{vol} 、 f_{geo} ，分别表示各向均匀散射、体散射以及几何光学散射项在二向反射中所占的比例（参照前文）。以近红外波段为例，由这 29 组数据总体得到的参数的先验分布为（表 1）：

表 1 核驱动模型参数先验分布（由 29 组数据归纳）
Table 1 A priori distribution for parameters of kernel driven model (derived from 29 data sets)

参数	f_{iso}	f_{vol}	f_{geo}
平均值	0.400393	0.189117	0.082912
协方差矩阵	$\begin{pmatrix} 0.011757 & -.005685 & 0.004609 \\ -.005685 & 0.025090 & -.010907 \\ 0.004609 & -.010907 & 0.006431 \end{pmatrix}$		

注：表中数值为 RossThick-LiTransit 组合，近红外波段的先验分布。

2.2 先验知识库的更新

Strugnell 和 Lucht 近期的文章中共收集了 68 组 BRDF 数据^[4]，其中包括 Kimes, Ranson, Irons, Deering 的数据，除去 22 组与我们原有的 29 组数据重复，还有 46 组新数据。我们首先以这些数据来检验我们前面得到的先验知识是否有代表性，即从最初 29 组数据中积累的先验知识是否与其它实测数据兼容。然后，我们将把新数据的信息添加入先验知识库。

我们仍然用 AMBRALS 程序反演这些新数据，比较反演所得参数是否符合先验分布，发现只有 6 组新数据反演的参数与先验分布不符（是先验分布中的小概率事件）。我们具体分析了这 6 组特殊数据，分别做了处理，结果如下：

(1) 1988/chuck_site: 只有一个方向采样。后来与 Strugnell 的讨论中，他认为是数据传输过程中出了问题，数据已不可恢复，因此我们放弃了这组数据。

(2) SCAR/forest: 这组数据对观测方向采样非常细致（天顶角从 0°—90°，方位角从 0°—360°，每度间隔一个采样），但只有一个太阳天顶角（56.75°）。观测天顶角 70°—90° 范围内，有一个很强的前向散射，我们判断观测物有明显的镜面反射。因为目前核驱动模型还没有镜面反射的核，无法处理数据中的镜面反射特征，我们决定只使用观测天顶角小于 70° 的数据^[5]。

(3) 1988/dune_flat: 同第一组数据的情况相似，数据在传输过程中有不可恢复的错误，我们只好放弃了这组数据。

(4) 1987/ifc1-site2: 这组数据在波段信息中有点错误，改正该错误后，数据的反演结果与先验知识相容。

(5) 1988/snow_on_lake.ice: 这组数据没有任何错误，因此应该把反演的结果视为新知识而添加进知识库。

(6) 1989/silt.playa: 也应视为新知识而添加进知识库。

添加新数据集的反演结果后，我们的知识库共包含了 73 组数据，其统计分布也有了一点改变。现在，模型参数的先验分布函数变为（表 2）：

表 2 核驱动模型参数先验分布（由 73 组数据归纳）
Table 2 A priori distribution for parameters of kernel driven model(derived from 73 data sets)

参数	f_{iso}	f_{vol}	f_{geo}
平均值	0.39346	0.16249	0.07926
协方差矩阵	$\begin{pmatrix} 0.01585 & -.00556 & -.00713 \\ -.00556 & 0.01438 & 0.00493 \\ -.00713 & 0.00493 & 0.00756 \end{pmatrix}$		

注：表中数值为 RossThick-LiTransit 组合，近红外波段的先验分布。

与原来知识库（29 组数据）的统计分布相比，因为添加了新数据，各参数的分布方差略有改变，但平均值变化很小。因此，可以期望我们由有限数据集构造的先验知识库能够成为理想先验知识的近似。

在不考虑地表类型的状况下,用所有 73 组数据集做统计,是非常粗的方法,我们称之为“无特定目标类别”的先验知识。实际工作中,我们先用 NDVI 把地表粗略分为有植被和无植被两类,再分别统计先验知识,称为基于 NDVI 粗分类的先验知识。与无特定目标类别的先验知识相比,基于 NDVI 粗分类的先验知识的分布方差明显减小了,即先验知识更加确切。在本文中,为了介绍使用先验知识改善反演的方法,我们还是先以无特定目标类别的先验知识作为例子说明。

3 用先验知识改进 AMBRALS 反演

Tarantola 认为先验知识是参数空间与数据空间的联合概率分布^[6]。相应的,我们也将分别介绍先验知识在参数空间、数据空间的应用,以及我们提出的利用先验知识反演信息量不足的数据的方法。

3.1 反演结果的置信度—参数空间应用先验知识

在以前的工作中,我们把判断反演失败的标志定为反演所得反照率(直入扇出或扇入扇出)大于 1 或小于 0。熟悉 AMBRALS 算法的人都知道:反照率产品只是反演所得核系数的直接应用,当反演得出不适当的模型参数(f_{iso} 、 f_{geo} 、 f_{vol})时,已经注定了反照率产品的失败。作为半经验模型,核驱动模型的参数不象物理模型参数那样有明确

的物理意义以及相应的限制,因此 AMBRALS 一直没有在参数水平给出判断反演失败的标准。有了 73 组数据构成的先验知识,我们可以探求反演的成功或失败在参数空间的表现。

图 1 画出了在反演新英格兰地区的 AVHRR 数据的试验中,所有失败反演的参数,与 73 个测量数据集反演得到的参数比较,则可以看到:所有失败的反演,其反演所得参数都落在由 73 组先验数据构成的最概然区域之外。因此在未得出最终的反照率产品以前,我们就可以用对参数的先验知识来衡量反演是否可信。

3.2 检测和平滑噪声—数据空间应用先验知识

由 73 组数据建立的先验知识虽然以参数空间的概率分布形式给出,但是使用前向模型可以很方便地把对于参数的先验知识映射为对数据的先验知识。

对数据的先验知识首先可以用来检测数据噪声。从前面扩充先验知识库的过程中我们发现:与最初先验知识不符的 6 组数据集中有 3 组存在人为的错误,1 组存在模型不能解释的镜面反射。因此我们认为:用先验知识来检验数据质量不仅是可行的,而且非常有必要。

因为改进后的 RossThick-LiTransit 核组合在外

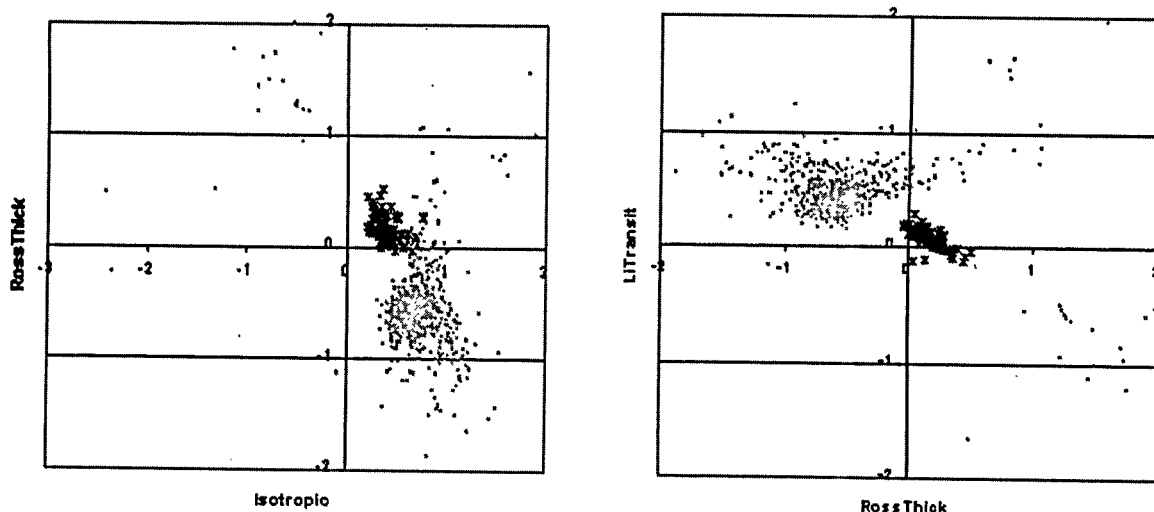


图 1 反演失败的参数分布与 73 组观测数据反演参数分布的比较

* 73 组观测数据反演所得参数; • 反演失败的参数

注:反演使用不加先验知识的 AMBRALS 算法, RossThick-LiTransit 核组合

Fig.1 Comparison of inverted parameters for failed inversion and inversion result of the 73 ground measured data sets

推到任意角度时都稳定，所以反演失败的原因主要来自数据中的缺陷。由于建立了先验知识库，我们有了对参数的先验知识。对于线性模型，在参数的先验分布是多维正态分布的假设下，每一个观测方向的二向反射率也服从正态分布。于是我们可以得到每个观测方向的数据的先验最大似然估计，以及实际数据与先验估计值的马氏距离。这里，马氏距离 D 的计算公式为：

$$D = \frac{|r - r_0|}{\sigma} \quad (1)$$

式中 r 为二向反射率的实际数据， r_0 为先验估计值， σ 为先验分布的标准差。马氏距离越大，说明先验分布中出现该数据值的概率越小。例一和例二是我们利用先验知识判断数据中噪声的两个例子。（见附录）

从例一和例二中可以看到，去除与先验知识不相容的数据后，反演不再得到失败的结果。然而，因为除去被判断为有噪声的数据后，减少了用于反演的数据量（例中只有 5 个数据用于反演），采样更加不足，反演的结果看起来仍显得有问题，这表现在反演模型参数与对参数的先验知识明显不符。

因此我们也尝试用先验知识来平滑噪声、恢复数据。在数据处理中，平滑有噪声的数据是很常用的方法，但是以往处理二向反射数据时，却很难说清楚在不同的方向采样间如何取平均。现在，有了参数空间的先验知识，我们可以求出特定采样方向的先验参考数据。把判断为噪声大的数据与相同采样方向的先验参考数据做平均，就可以达到平滑噪声的目的。例三和例四是平滑噪声的例子。（见附录）

这样的平滑处理使反演的结果看起来更为合理。对这种“平滑”方法的另一个理解，可看作是在原数据集中添加了数个（例三中 3 个，例四中 2 个）先验参考数据。因此反演后，我们可对添加了先验数据的做上标注，记录下先验参考数据与实测数据的比例（如 3/8、2/7），以供将来使用时参考。

3.3 基于先验知识的反演用于采样不足的数据

在 AMBRALS 反演中，若观测数据少于 3（或者由于观测方向的相关，实际的独立观测数小于 3），会引起逆矩阵奇异或条件数太大或误差传播因子太大等问题^[7]，反演将变得不稳定，最小均方差解无法定义。

贝叶斯推论引进先验知识，是解决反演不确定

问题的基础理论和理想方法。传统的贝叶斯方法需要在参数空间做数值积分。实际应用中，当不需要完整的后验概率分布时，可以极小化如下的代价函数来得到贝叶斯最大似然解：

$$\begin{aligned} Cost(X) = & (A \cdot X - Y_{obs})' C_d^{-1} (A \cdot X - Y_{obs}) \\ & + (X - X_0)' C_p^{-1} (X - X_0) \end{aligned} \quad (2)$$

式中矩阵 A 为模型核矩阵， C_d 为数据随机噪声的协方差矩阵， C_p 为模型参数先验分布的协方差矩阵， Y_{obs} 为实测数据向量， X_0 是模型参数的先验估计值。可以看到，贝叶斯代价函数由两项构成，第一项是数据拟合残差，第二项是与先验知识的偏差。不妨假设只有 1 个实测数据，这时满足数据拟合残差为 0 的参数集是三维参数空间的一个平面。进一步，假设数据噪声远小于对参数先验估计的不确定范围，则极小化（2）式实际上是在此平面上搜索最符合先验估计的点。

AMBRALS 程序用于实时提供全球的 BRDF 产品，不可能在三维参数空间做数值积分，甚至极小化形如（2）式的代价函数也计算量太大。因此我们尝试把参数空间的先验知识映射到数据空间，类似于前面平滑噪声的处理，用添加模拟数据的方法来引入先验知识。

添加模拟数据的方法早在 Jackson^[8] 的文章中就有论述，Jackson 称之为“先验数据”，这种方法的优点是可以利用线性回归的成熟算法来实现贝叶斯最大似然解估计。简单说，假设只有 1 个实测数据，无先验知识的最小二乘解不能确定。这时我们利用先验知识和前向模型随机产生 m 个模拟数据：

$$Y_{simu} = A_{simu} \cdot X_0 \quad (3)$$

这里， X_0 是模型参数的先验估计值， A_{simu} 是对应于模拟数据观测方向的核矩阵， Y_{simu} 是模拟的方向反射率数据。把模拟数据加入数据集，只要 m 足够大，就可以保证最小二乘解的存在性和唯一性，一般的线性回归算法都能快速求解。添加模拟数据的方法能在只有一个观测的条件下反演，我们称之为“单角度反演”。下面的问题是模拟数据的个数和方向如何选取，以及解中到底包含了多少观测数据信息和多少先验信息。

我们可以写出单角度反演的代价函数：

$$\begin{aligned} Cost(X) = & (A \cdot X - Y_{obs})' (A \cdot X - Y_{obs}) \\ & + (A_{simu} \cdot X - Y_{simu})' (A_{simu} \cdot X - Y_{simu}) \end{aligned}$$

$$= (A \cdot X - Y_{obs})'(A \cdot X - Y_{obs}) + (X - X_0)'(A'_{simu} A_{simu})(X - X_0) \quad (4)$$

在这里我们同样看到代价函数由两项构成，第一项来自对实测数据的拟合残差，第二项来自对模拟数据的拟合，是先验知识的表现。

对比 (2)、(4) 两式我们发现，在生成模拟数据时使得

$$A'_{simu} A_{simu} = C_p^{-1} \quad (5)$$

将是一种理想的选择。

因为模型参数先验分布的协方差矩阵 C_p 为对称正定矩阵，可以把它写为：

$$C_p = E \cdot \Lambda \cdot E' \quad (6)$$

式中 Λ 为对角矩阵，由 C_p 的特征值组成， E 为 C_p 的特征向量组成的正交矩阵。所以我们可以由 C_p 直接生成 3 个模拟数据，对应的核矩阵 A_{simu} 和方向反射率向量 Y_{obs} 为：

$$A_{simu} = \Lambda^{-1/2} \cdot E' \quad (7)$$

$$Y_{obs} = \Lambda^{-1/2} \cdot E' \cdot X_0 \quad (8)$$

注意到在用 (7)、(8) 式生成模拟数据的过程中，并没有用到前向模型，而是用到参数先验知识的协方差。用 (7)、(8) 两式取代随机生成大量模

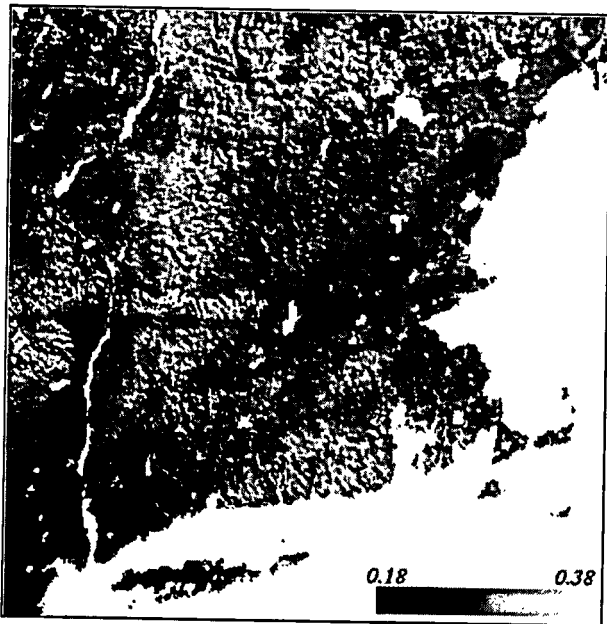
拟数据的过程，实质上是算法上的一种简化和抽象。

贝叶斯代价函数与 (4) 式的另一个差别是：贝叶斯代价函数中，数据拟合残差由 C_d^{-1} 加权。由于没有数据噪声协方差 C_d^{-1} 的知识，我们只能在 (4) 式中人为地给对实测数据的拟合残差加一个权重 n ，这个额外的系数 n 可以被很方便地加入到线性回归算法中，这样 (4) 式改进为：

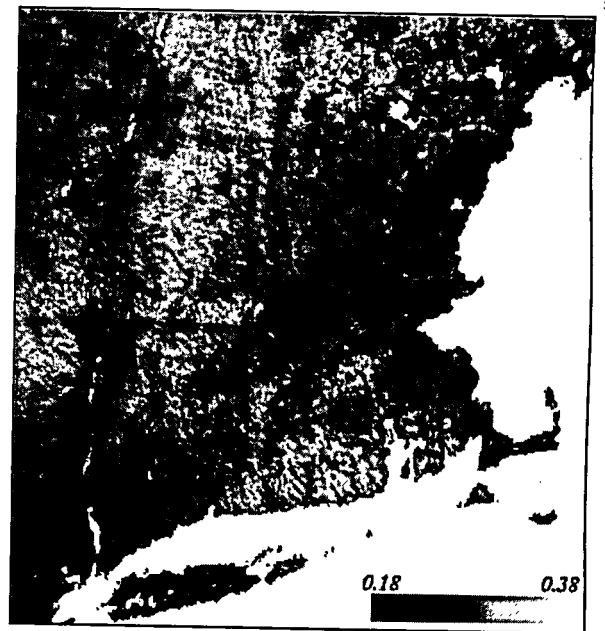
$$Cost(X) = n \cdot (A \cdot X - Y_{obs})'(A \cdot X - Y_{obs}) + (X - X_0)'(A'_{simu} A_{simu})(X - X_0) \quad (9)$$

权重系数 n 表示了我们在多大程度上相信实测数据： n 越大，则解越接近使数据拟合残差为 0 的平面，偏离先验估计 X_0 ；同时，由于数据中存在噪声以及每一次反演中数据角度的变化，反演将变得不稳定。我们把 $3/n$ 称为“先验知识比”。

为了确定什么样得先验知识比最合适，我们设计了如下实验：在 73 组地面观测数据集中选取一组，把用完整数据集 AMBRALS 反演的结果当作地面真实参数，然后我们在数据集中随机选取一个观测，用对应于不同先验知识比的“单角度反演”反演这一个观测数据，对比不同反演结果与地面真实参数的差异。多次重复实验后，我们发现：在只有一个观测数据时，3/4 的先验知识比能够给出稳定而又能反映地表真实参数的结果。



(a)无先验知识



(b)使用先验知识

图 2 NOAA AVHRR 数据反演新英格兰地区反照率

Fig.2 Inverted Albedo of New England from NOAA AVHRR data

图2给出添加模拟数据的方法反演的新英格兰地区扇入扇出反照率，以及不使用先验知识的单纯AMBRALS反演结果，原始数据为NOAA AVHRR多时相数据。由于在许多像元上数据信息量不足，无先验知识的反演无法进行，在图中表现为空白。相比之下，使用先验知识的反演填补了这些空白，而且在两者都有数据的像元上，使用先验知识反演的结果也更加稳定。

4 结论和讨论

由以上试验可以看到，即使使用非常粗略的先验知识以及简化的算法，也能解决或改善AMBRALS反演中的许多问题。在文中只列出和使用了“无特定目标类别”的先验知识，但在实际应用中，我们建议使用基于NDVI粗分类的先验知识，这将使反演结果更为理想。由于篇幅的限制，本文中并没有深入讨论将先验知识库分类细化的问题，我们今后的工作将向这方面发展。

文中提出的单角度反演中添加先验数据的算法，只是贝叶斯反演的一种简化的等价形式，主要是针对AMBRALS程序设计的。在二向反射模型的反演方法研究中，如何表达和计算贝叶斯后验概率分布仍然是我们努力的目标。从单角度反演的试验结果可以看到：调节先验数据与实测数据所占的比例，可以改变先验知识在反演中的权重；对于信息量不足的数据，当先验信息比太小时，反演变得不稳定；一般来说，接近由稳定变为不稳定的临界点时，反演的结果较好。

附录：

例一. AMBRALS反演NOAA AVHRR数据失败的一组数据如下（共有8个方向采样）：

数据序号	θ_v	φ	θ_i	Red	NIR
0	61.300	124.600	28.800	0.030	0.165
1	27.600	42.000	35.200	0.055	0.287
2	12.400	42.500	34.300	0.036	0.298
3	20.200	130.600	32.900	0.039	0.216
4	33.700	129.200	32.500	0.037	0.210
5	53.000	126.500	32.000	0.020	0.195
6	17.000	43.400	37.800	0.083	0.190
7	1.300	78.300	37.100	0.072	0.181

用现有的AMBRALS程序反演的结果（近红外波段）： $f_{iso} = 0.617029$ ， $f_{vol} = -0.760900$ ， $f_{geo} = 0.395941$ ，扇入扇出反照率 $WSA = -0.004808$ 。各数据与先验估计值的马氏距离为：

参考文献 (References)

- [1] Kriebel, K.T. Measured spectral bidirectional reflection properties of four vegetated surfaces[J]. *Applied Optics*, 1978, 17: 253—259.
- [2] Kimes, D. S., W. W.NewComb, R. F. Nelson, J. B. Schutt. Directional reflectance distributions of a hardwood and a pine forest canopy[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*1986, 24: 281—293.
- [3] Li Xiaowen, Wang Jindi *et al.* Using a priori information in remote sensing inversion[J]. *Science in China*, 1998, 28D(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, 中国科学, 1998, 28D(1): 67—72.]
- [4] Strugnell, N., W. Lucht. Continental-scale albedo inferred from AVHRR data, landcover class and field observations of typical BRDFs[J]. Submitted to *J. Clim.*, 1999.
- [5] S.C. Tsay, M. D. King, G. T. Arnold, J. Y. Li. Airborne Spectral Measurements of Surface Anisotropy during SCAR-B[J]. *J. Geophys. Res. Atmos.*,1998, 103: 31,943—31,953.
- [6] Tarantola A. Inverse Problem Theory—Methods for Data Fitting and Model Parameter Estimation[M]. *Elsevier*, 1987.
- [7] Feng Gao, Alan H. Strahler, Wolfgang Lucht, Zong-Guo Xia, Xiaowen Li. Retrieving albedo in small sample size [C]. *1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings: Volumn V*, 2411—2413.
- [8] Jackson, D.S. The use of a priori data to solve non-uniqueness in linear inversion[J]. *Geophysics Journal of Royal Astronomical Society*, 1979, 137—157.

数据序号	观测值	先验估计值	先验分布的方差	马氏距离
0	0.165	0.290	0.247	0.251
1	0.287	0.347	0.168	0.146
2	0.298	0.331	0.176	0.078
3	0.216	0.285	0.236	0.141
4	0.210	0.278	0.248	0.136
5	0.195	0.282	0.252	0.172
6	0.190	0.326	0.190	0.313
7	0.181	0.300	0.221	0.253

可见第 6、7、0 号数据与先验估计值的马氏距离较大, 我们判断这几个数据的噪声较大, 具有较小的置信度。因此我们尝试依次把马氏距离最大的观测从数据集中去除, 直到反演所得扇入扇出反照率大于 0。当第 6、7、0 组数据被依次排除后, 反演的结果为: $f_{iso} = 0.535270$, $f_{vol} = -0.339929$, $f_{geo} = 0.292046$, 扇入扇出反照率 WSA = 0.118472。

例二. 反演 NOAA-AVHRR 数据时, 反演失败的另一组数据 (共有 7 个方向采样):

数据序号	θ_v	φ	θ_i	Red	NIR
0	26.500	43.200	35.700	0.026	0.311
1	11.400	43.500	34.900	0.018	0.286
2	5.000	124.500	34.200	0.020	0.248
3	20.600	129.700	33.600	0.027	0.248
4	30.500	44.000	39.200	0.046	0.225
5	16.100	44.300	38.500	0.038	0.247
6	0.900	105.700	37.800	0.034	0.192

用 AMBRALS 程序反演的结果 (近红外波段): $f_{iso} = 0.673169$, $f_{vol} = -0.635662$, $f_{geo} = 0.427713$, 扇入扇出反照率 WSA = 0.036677。但是, 各太阳天顶角的直入扇出反照率为: 0° 为 0.333502, 30° 为 0.229715, 45° 为 0.098788, 60° 为 0.092699。因为对应太阳天顶角 60° 的直入扇出反照率为负, 所以反演失败。各观测数据与先验估计的马氏距离为:

数据序号	观测值	先验估计值	先验分布的方差	马氏距离
0	0.311	0.343	0.171	0.078
1	0.286	0.327	0.181	0.096
2	0.248	0.301	0.214	0.114
3	0.248	0.284	0.239	0.073
4	0.225	0.337	0.190	0.257
5	0.247	0.322	0.196	0.169
6	0.247	0.298	0.225	0.223

去除两个与先验知识最不相容的数据(4、6)后, 反演的结果成为: $f_{iso} = 0.539713$, $f_{vol} = -0.353146$, $f_{geo} = 0.282723$, 扇入扇出反照率 WSA = 0.131668。各太阳天顶角的直入扇出反照率为: 0° 为 0.313777, 30° 为 0.248728, 45° 为 0.167710, 60° 为 0.051598。

例三. 例一中有 3 个数据被判断为有噪声, 经过平滑处理改变为:

数据序号	θ_v	φ	θ_i	Red	NIR
0	61.300	124.600	28.800	0.030	0.227
6	17.000	43.400	37.800	0.083	0.258
7	1.300	78.300	37.100	0.072	0.240

平滑后的数据与其它没有改变的数据一起参加反演, 得到新的反演结果为(近红外波段): $f_{iso} = 0.424008$, $f_{vol} = -0.005360$, $f_{geo} = 0.172010$, 扇入扇出反照率 $WSA = 0.215384$, 直入扇出反照率为: 0° 为 0.282131, 30° 为 0.253665, 45° 为 0.221645, 60° 为 0.183701.

例四. 与例一类似, 例二中有两个数据需要做平滑处理, 改变为:

数据序号	θ_v	φ	θ_i	Red	NIR
4	30.500	44.000	39.200	0.046	0.281
6	0.900	105.700	37.800	0.034	0.245

AMBRALS 反演的结果为(近红外波段): $f_{iso} = 0.436564$, $f_{vol} = -0.051069$, $f_{geo} = 0.172672$, 扇入扇出反照率 $WSA = 0.218494$, 直入扇出反照率为: 0° 为 0.295105, 30° 为 0.264106, 45° 为 0.228196, 60° 为 0.182975.

Validation of a New GO Kernel and Inversion of Land Surface Albedo by Kernel-Driven Model (2)

LI Xiao-wen^{1,2}, GAO Feng^{2,4}, LIU Qiang³, WANG Jin-di¹, A. Strahler²

(1. Research Center for Remote Sensing and GIS, Beijing Normal University, Beijing 100875, P.R. China;

2. Center for Remote Sensing, Boston University, Boston MA 02215, USA;

3. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, P.R. China;

4. Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, P.R. China)

Abstract: A priori information is crucial to solve ill-posed inversion problems. A priori knowledge database is set up from ground measurement of surface BRDF, which can supply a priori knowledge to the inversion of kernel-driven model and subsequently derive surface albedo. The a priori information plays three roles in inversion: to judge the credibility of inversion result, to detect and smooth noise in data, and to get a reasonable result when there are not enough samples in measured data. The experimental result suggests that the inversion result is greatly improved with the simple a priori knowledge.

Key words: Inversion; a priori knowledge; AMBRALS; kernel-driven BRDF model