第8卷 第2期
2004年3月
遥 感 学 报
JOURNAL OF REMOTE SENSING
Vol. 8, No. 2
Mar., 2004

文章编号： 1007-4619 (2004)02-0102-05

矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演方法

王奋勤[1]，范闻捷[1]，秦其明[1]，徐希孺[1,2]
(1. 北京大学 遥感与地理信息系统研究所，北京 100871；2. 北京师范大学 遥感与地理信息系统研究中心，北京 100875)

摘 要： 开放复杂目标体系的热辐射方向性的机理已经由矩阵表达式阐述得很清晰，但是在地表组分温度反演中，多角度数据间高度相关使得反演问题成为一个相关性病态问题。相关性是提高反演精度的主要障碍。以行播冬小麦为例，进一步提出一种利用先验知识，将矩阵表达与对象统计特性相结合可以提高反演稳定性和精度的方法，模拟实验也验证了这种思路的有效性。

关键词： 矩阵模型；组分温度反演
中图分类号： TP79　　**文献标识码：** A

1 引 言

利用卫星遥感获取地表温度宏观信息是遥感学界普遍关心的问题。起初，人们把混合像元视为一个整体利用多波段热红外信息来反演平均温度[1]。然而，在非同温混合像元普遍存在的陆地遥感情况下，多种"平均真实温度"定义不仅使得这个概念缺乏明确的物理意义，而且这些定义本身都存在这样那样的问题[2]。研究表明：若已知植被冠层温度和土壤表面温度，就可获得植被水分蒸腾量与土壤水分含量[3]，进而可以获得作物干物质产量、作物缺水指数、大气二氧化碳消耗量等。这些参数无论对作物长势监测、旱情监测，还是全球气候动力模型都是至关重要的。所以组分温度则更具明确意义和应用价值。

人们注意到地表植被-土壤体系具有热辐射的方向差异性[4—6]。多角度数据同时包含了混合体系的温度和三维几何结构信息，有助于反演组分温度。热辐射方向性理论模型的建立无疑是形成有效反演组分温度方法的前提。李小文等提出混合像元组分热辐射概念模型[2]，这个模型不仅考虑了非同温混合像元体系中组分温度的空间分布对热辐射亮度的影响，而且考虑了组分间多次散射对热辐射亮度的影响，为组分温度多角度红外辐射研究提供了具有启发意义的思路。陈良富等用 Monte-Carlo 方法模拟连续植被热辐射方向性取得了和实际观测相一致的结果[7]，他们从研究中抽象出可由 Monte-Carlo 模拟获得的，只与组分光学特性、几何结构有关，而与组分温度无关的有效比辐射率概念，并在分析借鉴以往模型合理成分的基础上提出了组分辐射模型[8]。徐希孺等通过理论论证推广了以上成果，并且用一个矩阵模型完成了对开放复杂系统热辐射方向性的描述[9]。矩阵模型用物理含义明确的、更有实际意义的"组分温度"代替了以往"平均温度"、"有效温度"等含混不清的概念，阐明了决定开放目标热辐射方向性的有效比辐射率的真正内涵；为由多角度热红外数据反演组分温度提供了简明有效的方法。

在遥感参数反演研究中往往强调机理模型的重要性，李小文等指出先验知识在遥感反演中对于减少反演参数不确定性的意义，并且提到几种可能应用的先验知识有：①适用的物理模型(含半经验模型)；②模型参数的不确定性及相关；③模型误差的统计规律(含测量噪声)；④可能的季相变化规律；⑤先验知识的置信度[10]。

应用矩阵模型可以得到组分温度的确定性解，但是反演结果对误差非常敏感。为了减少多角度数据之间相关性的影响，提高反演精度，可利用优选后的多角度数据来求解[11]，但精度仍不能满足实际应用的需求。本文将阐明，利用先验知识可得到一种

收稿日期： 2002-10-16；**修订日期：** 2003-04-23
基金项目： 本文的工作得到了国家高技术发展计划(批准编号：2001AA135110)、国家自然科学基金(编号：40171073)、科技部国家重点基础发展规划项目(编号：G2000077900)、教育部博士点基金资助。

作者简介： 王奋勤(1978—)，男，山西中阳人，汉族，北京大学遥感与地理信息系统研究所硕士三年级学生。从事红外遥感的地表温度反演的研究。

矩阵表达与对象的统计特性相结合的更加稳定精确的组分温度反演方法,并通过模拟计算验证了这种思路的可行性。

2 热辐射矩阵模型及多角度数据间相关性问题

2.1 矩阵模型

矩阵模型[9]的表达如下:

$$L_a = A \cdot \varepsilon L_b = W L_b \tag{1}$$

其中,$L_a = \left(L_{a\lambda}(\theta_1) L_{a\lambda}(\theta_2) \cdots L_{a\lambda}(\theta_N) \right)^{T}$,是对非同温混合体在 N 个不同角度处,测得的对应于波长 λ 的辐射亮度值所组成的 $N \times 1$ 列向量,称为角度辐射亮度。矩阵 A 为 N 个观测角度视场中 M 个组分所占的面积比例,是一个 $N \times M$ 的面积比例矩阵。

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 + \Delta\varepsilon_{11} & \Delta\varepsilon_{12} & \cdots & \Delta\varepsilon_{1M} \\ \Delta\varepsilon_{21} & \varepsilon_2 + \Delta\varepsilon_{22} & \cdots & \Delta\varepsilon_{2M} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \Delta\varepsilon_{M1} & \Delta\varepsilon_{M2} & \cdots & \varepsilon_M + \Delta\varepsilon_{MM} \end{bmatrix}$$

是 $M \times M$ 的比辐射率矩阵。其中 ε_m 和 $\Delta\varepsilon_{mm}$ 分别表示组分 m 自身的比辐射率,以及由组分 m' 发射经目标体系内多次散射后经组分 m 最后散射出去辐射亮度增量所对应的比辐射率增量,它可由 Monte-Carlo 模拟得到。称矩阵 $W = A \cdot \varepsilon = \{w_{n,m}\}$ 为 $N \times M$ 维有效比辐射率矩阵。$L_b = \left(L_{b\lambda}(T_1) L_{b\lambda}(T_2) \cdots L_{b\lambda}(T_M) \right)^{T}$ 是由非同温混合体内 M 个组分温度 $T_m(m=1,2,\cdots,M)$ 所对应的黑体辐射亮度所组成的 $M \times 1$ 列向量,称为组分黑体辐射亮度向量。

矩阵模型是对开放复杂体系热辐射过程的一个快照。复杂体系在 2π 空间中的辐射亮度分布由两个彼此独立的因素共同决定:一个是描述复杂体系光学特性和几何结构特征的有效比辐射率矩阵,另一个是组成该系统的各个组分的温度。公式(1)表明 L_a 与 L_b 之间仍然保持着线性关系。

2.2 多角度数据的相关性问题

有了矩阵模型,组分温度反演的方法便一目了然。便是求矩阵的逆(或广义逆)矩阵:

$$L_b = W^{-1} L_a \tag{2}$$

(由于(1)式中方程两边各个物理量对应同一个红外波长,在不发生混淆的情况下,本文将 L_a 和 L_b 简记为 $L_a = (L_{a1}\ L_{a2}\ \cdots\ L_{an})^{T}$ 和 $L_b = (L_{b1}\ L_{b2}\ \cdots\ L_{bm})^{T}$)。从上式可以看到:要反演几个组分温度,只要测量几个不同角度的热红外数据就足够了。但由于多角度数据相关性的存在,用(2)式直接反演必然对误差非常敏感。

多角度数据间相关性是目标热辐射的固有特性。各组分在视场中面积比例之和始终等于1,换言之,不同组分在传感器中所占的比重始终处在此消彼涨之中。由于这个过程的渐进特点,使得多角度数据之间不可避免具有高度相关性(在夹角很小时尤为明显)。从实践的角度看,应该选取能够最大限度体现组分几何结构差异性的角度,即传感器视角天顶角的选择应使得矩阵的条件数取最小值。即使这样,矩阵的相关性仍然很高,直接反演仍是一个病态问题。以冬小麦 $LAI = 3.0$,太阳天顶角为30°为例,Monte-Carlo 模拟得到的3个最优角度(0°,40°,75°)(且观测方位角垂直于垄向)时的有效比辐射率矩阵的逆矩阵无穷范数为6.6667,即当三个角度测得的温度分别有0.5℃的误差时,最大反演的绝对误差约为3.5℃左右。而对于更为常见的传感器观测方向与垄向斜交的情况,当传感器视角天顶角发生变化时,视场中各组分的面积比例变化要比垂直垄向小,相关性更大。例如:若视角方位与垂直垄向方位的夹角为30°时,(0°,40°,75°)构成的有效比辐射率矩阵的条件数比垂直垄向时要大1.4左右,病态程度更为严重。

3 矩阵表达与对象的统计特性相结合的组分温度反演方法

由(2)式可知,矩阵反演的实质就是将传感器测得的多角度之间微小的辐射亮度差异放大为地表组分温度的差异。显然这个放大既包含了对真实差异的放大,也包括了对误差的放大。换言之,如果不存在误差(包括测量误差,模型误差,计算误差等),那么,由公式(2)反演所得的组分温度应该是准确的。然而,在现实世界中,误差不可避免。公式(2)又不具备区分真值与误差的能力,这正是直接反演方法的不足所在。那么能否利用某些先验对象的统计特性,对公式(2)进行改造,达到抑制误差,放大有效信息的目的呢?答案是肯定的。

可以认为,一个区域内有一个由多块地平均所得的各个组分温度的平均值,每个像元的组分温度在这个平均温度两侧波动。所以,传感器测得的辐射亮度值由3部分组成:平均温度产生的辐射亮度、辐射亮度的波动部分及误差部分。公式(3)与公式(4)分别表达了平均值和波动值所满足的方程。

$$\overline{L_b} = W^{-1} \overline{L_a} \tag{3}$$

其中,$\overline{L_b} = \left(\overline{L_{b1}}\ \overline{L_{b2}}\ \cdots\ \overline{L_{bm}} \right)^{T}$ 是各个组分温度所对

应的平均值向量，$\overline{L_a}=\left(\overline{L_{a1}}\ \overline{L_{a2}}\ \cdots\ \overline{L_{an}}\right)^{\mathrm{T}}$是角度辐射亮度的平均值向量。记：$L'_a=L_a-\overline{L_a}$，$L'_b=L_b-\overline{L_b}$。$L'_a$和$L'_b$分别是多角度辐射亮度的波动和对应的组分温度辐射亮度的波动。误差为σ

$$L'_a=WL'_b+\sigma \tag{4}$$

可以用最小二乘法建立L'_b和L'_a之间的回归方程：

$$L'_{bm}=\sum_{n=1}^{N}C_{mn}L'_{an},(n=1,2,\cdots,N) \tag{5}$$

或者写成矩阵形式：

$$L'_b=CL'_a \tag{6}$$

其中C是$M\times N$维的回归系数矩阵。设第k对样本为$L_b^{'(k)}$和$L_a^{'(k)}$，最小二乘法就是在使方差为最小的情况下确定C值：

$$\sum_{(k)}(L_b^{'(k)}-CL_b^{'(k)})^{\mathrm{T}}(L_b^{'(k)}-CL_a^{'(k)})=C_{\min}$$

可以求得[12]：

$$C=C_{L_bL_a}C_{L_a}^{-1} \tag{7}$$

其中$C_{L_bL_a}$和C_{L_a}分别是L_b与L_a以及L_a自身的协方差矩阵，描述了波动数据的统计规律，成为我们反演方法中的先验知识。这样，最终反演结果就是：

$$L_b=\overline{L_b}+L'_b \tag{8}$$

如果没有事前已知的$C_{L_bL_a}$和$C_{L_a}^{-1}$，但已知L'_b自身的统计特性，即已知协方差矩阵C_{L_b}，我们可以通过矩阵表达将L'_b自身的自相关和L'_b与L'_a的互相关联系起来，从而找到统计意义上的最优解[12]。

设(4)式中的误差δ的统计特性为已知(假设用仪器误差的统计特性代替)，即已知：

$$C_\delta=\begin{bmatrix}\overline{\delta_1\delta_1} & \overline{\delta_1\delta_2} & \cdots & \overline{\delta_1\delta_N}\\ \overline{\delta_2\delta_1} & \overline{\delta_2\delta_2} & \cdots & \overline{\delta_2\delta_N}\\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots\\ \overline{\delta_N\delta_1} & \overline{\delta_N\delta_2} & \cdots & \overline{\delta_N\delta_N}\end{bmatrix}\equiv\{\overline{\delta_n\delta_{n^1}}\}$$

由式(4)经计算可得：

$$C_{L_bL_a}=C_{L_b}W^T-\overline{L'_b\delta^{\mathrm{T}}} \tag{9}$$

又：

$$C_{L'_a}=WC_{L_b}W^{\mathrm{T}}+C_\delta-W\overline{L'_b\delta^{\mathrm{T}}}-\overline{\delta(L'_b)^{\mathrm{T}}}W^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

设L'_b的误差和ε的误差都是偶然误差，二者不相关，即$\overline{L'_b\delta^{\mathrm{T}}}$和$\overline{\delta(L'_b)^{\mathrm{T}}}$为0，并以所得的$C_{L_bL_a}$及$C_{L_a}$代入公式(7)与公式(6)，最后就得到：

$$L'_b=C_{L_b}W^{\mathrm{T}}(WC_{L_b}W^{\mathrm{T}}+C_\delta)^{-1}L'_a \tag{11}$$

由于辐射亮度测值的波动值中既包含了真实的波动量又包含了误差量，而$C_{L_bL_a}$描述了测值波动量L'_a与真实波动量L'_b之间的统计相关关系；所以，在统计意义下，$C_{L_bL_a}C_{L_a}^{-1}$正确地描述了真实波动量在测量波动量中的比例关系。而公式(11)中系数的分母部分，$(WC_{L_b}W^{\mathrm{T}}+C_\delta)^{-1}$，只是把测量波动量的组成表达得更清楚罢了。所以只要认为L'_b的波动与误差δ的取值彼此无关是一个可以被接受的条件，则公式(11)与公式(6)，公式(7)是等价的。另外，公式(11)表达了“矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演”的基本原理，而公式(6)、公式(7)却与对象的任何形式的物理模型无关，从这个意义上来说它们又是有区别的。

4 数值试验验证

公式(2)表明任何测量误差和有效比辐射率矩阵W的取值误差均可导致组分温度的反演误差，然而，组分温度反演误差的大小不仅仅决定于测量误差和W取值误差的大小，更重要地决定于矩阵的相关性，也就是说即使矩阵W取值完全正确，只要构成矩阵W的矢量间存在着高度的相关性，小小的测量误差都可能造成组分温度的巨大的反演误差，这就是“解的稳定性”问题。本文所要论证的事情是，如果目标的统计特性已知，那么它可以被用来抑制(或减小)矩阵的相关性所带来的解的不稳定程度。换言之，公式(7)或公式(11)比公式(2)有更好的稳定性，为此我们在矩阵W取值已知的基础上比较两者的反演误差，对于行播作物，如取叶面积指数$LAI=3.0$，垄距$W=40$cm，垄高$H=60$cm，垄间距$D=40$cm，叶倾角(LAD)为球面形，太阳天顶角30°，土壤比辐射率$\varepsilon_s=0.95$，叶面比辐射率$\varepsilon_v=0.98$，视角天顶角在0—90°之间，视角方位角取垂直垄向。那么W的值可以通过Monte-Carlo模拟计算而获得。

取多组实测地表组分温度T_v，T_{sl}，T_{ss}数据，分别以均值为中心，以标准偏差分别为1K，2K，2K模拟生成1000组正态分布的组分温度，假定为1000个像元的组分温度。利用矩阵W生成1000组多角度亮度数据，并在这些亮度上叠加均匀分布(−0.5K—+0.5K)的随机误差。$C_{L_bL_a}$，C_{L_a}，C_{L_b}及C_δ均可通过计算而获得。两种反演的结果列于表1与表2，表中“改进前”代表用公式(2)反演的结果，“改

表1　垂直于垄向本方法和直接反演的结果之比较

Table 1　Compare between the new method and the direct one on the vertical direction of the ridge

角度数	角度组合/(°)	组分温度	绝对误差/K		标准差/K	
3	0,40,75	T_v(改进前/后)	0.3039	0.2672	0.1218	0.1004
		T_{sl}(改进前/后)	0.8984	0.7785	1.1738	0.9132
		T_{ss}(改进前/后)	0.6947	0.6493	0.6815	0.6052
6	0,15,40,50,60,75	T_v(改进前/后)	0.2832	0.2474	0.1110	0.0883
		T_{sl}(改进前/后)	0.7785	0.6913	0.9398	0.7354
		T_{ss}(改进前/后)	0.5390	0.5067	0.4304	0.3969
9	0,10,15,30,40,	T_v(改进前/后)	0.173	0.1723	0.0456	0.0447
	50,60,75,85	T_{sl}(改进前/后)	0.5401	0.5406	0.4568	0.4561
		T_{ss}(改进前/后)	0.4820	0.4432	0.3498	0.3019

表2　倾斜于垄向(方位角为30°)本方法和直接反演的结果之比较

Table 2　Compare between the new method and the direct one on the slope direction of the ridge

角度数	角度组合/(°)	组分温度	绝对误差/K		标准差/K	
3	0,40,75	T_v(改进前/后)	0.3063	0.2496	0.1259	0.0899
		T_{sl}(改进前/后)	1.0535	0.8210	1.5958	1.0201
		T_{ss}(改进前/后)	0.9241	0.7806	1.2361	0.9117
6	0,15,40,50,60,75	T_v(改进前/后)	0.2748	0.2460	0.1070	0.0893
		T_{sl}(改进前/后)	0.8710	0.7139	1.1208	0.8004
		T_{ss}(改进前/后)	0.6351	0.6303	0.6388	0.5991
9	0,10,15,30,40,	T_v(改进前/后)	0.1904	0.1696	0.0522	0.0430
	50,60,75,85	T_{sl}(改进前/后)	0.6395	0.5684	0.6273	0.5090
		T_{ss}(改进前/后)	0.5747	0.5505	0.5172	0.4664

进后”代表用公式(11)反演的结果。分析表1与表2所得到的结果。可以得出如下几个结论。

(1) 在本次数值实验中,平均随机误差约为±0.25K,公式(11)的平均反演误差比公式(2)更接近此值,可以说在相同的条件下,公式(11)比公式(2)有更好的反演稳定性。

(2) 公式(11)对反演精度的改进不是绝对的,而是随内外条件而有所变化,例如当方位角为30°时,W的病态条件数是方位角为90°时的1.4倍左右,虽然此时公式(11)对反演精度的绝对改进量要稍大于后者,但最终的反演精度几乎比后者差。

(3) 表1与表2所提供平均绝对误差,只是在限定条件下的数值模拟结果,它并不回答在任意条件下,公式(11)究竟能提供多大的绝对反演精度的问题。事实上,这是一个涉及到多种因素的复杂问题,要遵循具体问题具体分析的原则,不能一概而论。

5　结　论

(1) 数值验证表明,矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演方法确实比直接的矩阵求逆反演法更稳定,这是由于公式(11)部分地具有从波动信息中区别有用信息和误差信息的能力,而公式(2)却不具有这种能力。

(2) 公式(7)所提供的统计反演方法,不涉及任何物理模式,任何物理模式所忽略的因素均可被自动地包括进去,但反演精度显然受回归矩阵精度的影响,只有存在大量的,精度有保证的同步实测数据才能达到此目的,目前对地学遥感来说,尚缺乏这类时间和空间尺度上匹配的数据,所以该方法的推广应用受到了限制。相比之下,公式(11)的要求比较容易得到满足,是一个比较可行的反演方法。

参考文献(References)

[1] Wan Z, Li Z. A Physics-based Algorithm for Retrieving Land-surface Emissivity and Temperature from Space[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1997, **34**(4): 892—905.

[2] Xiaowen Li, Alan H Strahler, Mark A Friedl. A Conceptual Model for Effective Directional Emissivity from Nonisothermal Surfaces[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1999, **34**(5): 2508—2517.

[3] Jackson R D. Canopy Temperature and Crop Water Stress[J]. *Irrigation Science*, 1984, **5**: 43—80.

[4] Kimes D S, Smith J A, Lin L E. Thermal I R Existence Model of a Plant Canopy[J]. *App. Optics*. 1981, **20**(4): 623—632.

[5] Dozier J, Warren S G. Effect of Viewing Angle on the Infrared Brightness Temperature of Snow[J]. *Water Resour. Res.*, 1982, **18**(5): 1424—1434.

[6] Balick L, Hutchinson B. Directional Thermal Infrared Existence Distributions from a Leafless Deciduous Forest [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1995, **GE 24**(5): 693—698.

[7] Chen L, Liu Q. The Simulation of Thermal Radiant Directionality of Continuous Vegetation Using Monte-Corlo Method[J]. *Journal of Remote Sensing*. 2000, **4**(4): 261—265. [陈良富,柳钦火. 用Monte-Carlo方法模拟连续植被热辐射方向性[J],遥感学报,2000, **4**(4): 261—265.]

[8] Chen L, Zhuang J, Xu X. The Definition and Validation of Nonisothermal Surfaces' Effective Emissivity [J], *Chinese Science Bulletin*, 2001, **45**(1): 22—49. [陈良富,庄家礼,徐希儒. 非同温混合像元热辐射有效比辐射率概念及其验证[J],科学通报,2001, **45**(1): 22—49.]

[9] Xu Xiru, Fan Wenjie, Chen Liangfu. Matrix Expression of Thermal Radiative Characteristics for An Open Complex[J]. *Science in China (Series D)*, 2001, **45**(7): 654—661.

[10] Li Xiaowen, Wang Jingdi, Hu Baoxin *et al*. The Application of Prior Knowledge in Remote Sensing Retrieval[J]. *Science in China(Series D)*, 1998. [李小文,王锦地,胡宝新等. 先验知识在遥感反演中的作用[J],中国科学,D辑,1998,67—72.]

[11] Fan Wenjie, Xu Xiru. The Correlation of Multi-angle Thermal Infrared Data and The Choice of Optimal View Angles[J]. *Science in China(Series D)*. 2003, **33**(8): 809—815. [范闻捷,徐希孺. 论热红外多角度遥感数据的相关性及视角优选配置,中国科学(D辑),2003, **33**(8): 809—815.]

[12] Zeng Qingcun. The Theory of Atmosphere Remote Sensing[M]. Beijing: Science Press, 1974. [曾庆存. 大气热外遥测原理[M]. 北京:科学出版社,1974.]

A Method Combining Matrix Expression with Objects' Statistic Characteristic for Retrieving Component Temperature

WANG Fen-qin[1], FAN Wen-jie[1], QIN Qi-ming[1], XU Xi-ru[1,2]

(1. *Institute of RS & GIS, Peking University, Beijing* 100871, *China*;
2. *Research Center for Remote Sensing and GIS, Beijing Normal University, Beijing* 100875, *China*)

Abstract: The mechanism of open complex objects' thermal radiation characteristics has been elucidated. But in retrieval of LST, the high correlation of multi-angle data is the dominating obstacle for better retrieval. Taking advance of predefined knowledge can improve precision. In this paper, we divided the received radiation brightness to two parts, one is the average brightness of a land area and the other is the relative departure of each pixel to the average. We considered that the former can retrieve the average component temperature by the Matrix Expression directly and the latter can retrieve the component temperature's relative departure by a statistical matrix. This statistical matrix is a regressive one, which still keep the linear relationship between the measured departure and retrieval departure. We utilized the least-square rule to get the regressive matrix, which includes the statistic characteristics of retrieved brightness of sensor and the land component radiation brightness. Our simulated experiment also validated this method. We point out that at present the lack of great deal of measured data of matching data from sensor and land limit the generalization of this method.

Key words: matrix model; component temperature retrieving