

基于马尔可夫链和最大后验准则的模拟静止气象卫星数据地表组分温度反演

赵伟^{1,2}, 李爱农², 李召良¹

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041)

摘要: 地表组分温度比像元混合温度具有更强的物理意义和实用价值, 是定量遥感反演的一个重要研究方向。本文以马尔可夫链和最大后验准则地表温度尺度转换方法, 结合静止气象卫星数据高时间分辨率的特点, 通过模拟静止气象卫星数据地表组分温度反演进行分析和验证。在研究过程中, 地面被简化为由植被和土壤两组分组成, 同时假设邻近像元的植被和土壤组分温度相同。鉴此, 本文通过模拟构建 20×20 像元大小的静止气象卫星混合像元图像, 并对各像元各时刻温度添加均值为 0 标准差为 2K 的随机误差, 最终应用所提算法估算各像元各时刻的植被和土壤组分温度大小。精度分析结果表明, 该算法能够较为精确地反演植被和土壤组分温度, 且误差基本控制在 2K 以内。此外, 本文还进一步讨论了算法的适用性及其对混合像元温度误差、植被覆盖度误差, 以及邻近像元植被覆盖度变化范围的敏感度。分析结果再次证明, 该方法对混合像元温度误差和植被覆盖度误差都具有较低的敏感性, 在最大温度误差条件(均值为 1.8K, 标准差为 5K)和最大植被覆盖度误差(均值为 0.18, 标准差为 0.2)的条件下, 各组分温度的估算精度分别能控制在 3K 和 2K 以内, 满足精度要求。但是, 由于组分温度初值的确定方法, 对所计算窗口内植被覆盖度变化范围有较强的敏感性, 反演结果与植被覆盖度变化范围相关, 要求窗口内植被覆盖度变化范围足够大才能满足初值估算的精度要求。

关键词: 静止气象卫星; 地表组分温度; 马尔可夫链; 最大后验准则; 模拟

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00422

1 引言

地表温度是研究陆地表面与大气相互作用的重要参数, 能综合反映地表的水热交换过程。它是气象、水文、生态、全球变化等众多研究领域中的一个重要基本参数。随着卫星探测技术的发展, 利用热红外遥感信息反演地表温度的研究, 其反演方法和反演精度都有了长足的进展。但是, 由于卫星观测的陆地表面往往是由多种地表类型构成, 遥感反演的地表温度通常是像元内不同地表类型组合下的平均温度, 其物理意义模糊不清。相比之下, 地表组分温度的精确反演具有更加重要的物理意义和实用价值, 例如, 在植被/土壤的混合像元中, 植被冠层温度的获取对了解植被蒸腾量或植被缺水指数, 评价作物受旱状况和作物长势监测等都具有重要作用, 而土壤表面温度的获取也有助于土壤水分

含量精确反演。

与像元温度反演比较, 像元内部组分温度的反演难度更大, 主要体现在反演过程中未知数的数目大大超过方程个数。目前, 像元内部的结构参数和材料比辐射率的精确获取还存在不少问题, 但组分温度反演作为定量遥感研究中一项前沿性探索, 其研究和应用仍有大量基础数据和多平台遥感数据的支持, 引起国内外学者的广泛关注, 并先后开展了很多尝试。最早地表组分温度反演研究, 主要是针对地表的热辐射方向性提出的。通常情况下, 以热平衡条件, 对二维同温同质非黑体而言, 其辐射亮度的方向性完全取决于比辐射率的方向性; 而对于热红外遥感中普遍存在的非同温混合像元, 其辐射亮度同样具备十分显著的方向性特点, 许多学者对地表热辐射的角度效应做了不同程度的观察和研究^[1-3]。在遥感像元尺度上, 影响非同温像元热辐射

收稿日期: 2012-11-29; 修回日期: 2013-02-02.

基金项目: 中国科学院重点部署项目(KZZD-EW-08-01); 中国科学院-国家外专局国际合作创新团队项目(KZZD-EW-TZ-06); 中国科学院“百人计划”项目; 国家自然科学基金项目(41271433)联合资助。

作者简介: 赵伟(1984-), 男, 江西上高人, 博士, 助理研究员, 主要从事定量遥感反演方法研究。E-mail: zhaow@imde.ac.cn

方向性的主要因素有:像元三维结构造成的像元组面积比随观测方向的变化、组分比辐射率的方向性、像元内部各组分温差和环境辐照度等。依据以上热辐射及温度方向性特点,Kimes和Kirchener首先,利用多角度地面观测温度信息提取冠层结构参数、植被及土壤温度,为多角度条件下冠层温度的反演做了最初的探索^[2]。王锦地等采用可见光近红外与热红外相结合的方法,通过可见光近红外波段数据构建地表BRDF模型,并利用BRDF模型参数与热红外数据相结合建立代价函数反演组分温度^[4]。Li等则利用ASTER卫星数据分析了角度效应对观测亮度温度的影响,采用多角度方法反演得到区域植被冠层和土壤温度,并通过敏感性分析发现多角度反演方法对地表的实际情况(植被覆盖)具有较强的敏感性^[5]。此外,Zhang等发现在太阳照射和阴影情况下地表由于接收能量差异导致了地表温度差异,并根据此特点提出了多角度反演地表四组分的方法(光照植被和土壤,阴影植被和土壤)^[6]。Shi同样以热辐射模型对多角度遥感观测数据反演组分温度做了进一步的分析和研究,并应用于卫星数据^[7]。

综上所述,地表组分温度遥感反演研究工作虽有很大进展,但仍然受到热红外多角度遥感数据较少和缺乏地面验证工作的限制。组分温度反演研究的主要难点仍旧是对地观测信息不足导致的病态反演,因此,寻求并扩充观测信息是提高地表组分温度反演水平的关键所在。与之前很多研究中使用单时相卫星数据反演组分温度相比,静止气象卫星由于其全天候定时定向的对地不间断观测,可为地表组分温度的反演提供丰富的时相信息。充分利用静止气象卫星数据高时间分辨率的特点,在一定程度上有助于克服上述难点,促进地表组分温度反演研究的发展。本研究的目的便是利用静止气象卫星数据的丰富时间信息及其空间信息,采用马尔可夫链和最大后验准则的方法反演地表组分温度。

2 混合像元温度基本理论

在一定的大气条件下,热红外传感器遥感观测到的地表辐射亮度可以表示为:

$$L_{\text{toa}}(\lambda, \theta) = (L_{\text{grd}}(\lambda, \theta) + \alpha(\lambda, \theta)L_{\text{t}}(\lambda)) \cdot \tau_{\lambda}(\lambda, \theta) + L_{\text{atm}}(\lambda, \theta) \quad (1)$$

式中, θ 为观测角度; λ 为波长; L_{toa} 代表传感器接收到的地表辐射亮度; L_{grd} 表示地表自身的热辐射; L_{atm} 表示大气上行辐射; L_{t} 表示大气下行辐射; α 是地表的“半球-方向”反射率; τ_{λ} 是大气的透过率。

混合像元的自身地表辐射 L_{grd} 是传感器观测角度、像元结构、组分比辐射率和组分温度的复杂函数,通过引进组分有效比辐射率^[8]或矩阵表达式^[9]的概念,可用以下公式表示:

$$L_{\text{grd}} = \sum_{i=1}^n w_i(\lambda, \theta) L_b(\lambda, T_i) \quad (2)$$

其中,下标 $i=1, \dots, n$ 表示 n 种组分; T_i 为组分温度; $L_b(\lambda, T_i)$ 表示组分 i 温度为 T_i 时在波长 λ 的黑体辐射; $w_i(\lambda, \theta)$ 表示组分的有效比辐射率。 $w_i(\lambda, \theta)$ 是观测角度、像元结构、组分比辐射率的函数,且独立于组分温度,在一定条件下可以简化为组分比辐射率与组分所占比重的乘积形式。对于有特殊价值的重点观察地区,如果能够得到像元的结构参数和组分比辐射率,则可通过模型计算组分有效比辐射率^[8,10]。

在假设地表由土壤和植被组成的前提条件下,地表混合像元的辐射温度 $T_{\text{rad}}(\theta)$ 可以简化为该混合像元内部土壤和植被的热动力温度的组合,其比重由传感器观测方向土壤和植被占像元面积的大小决定,因此, $T_{\text{rad}}(\theta)$ 可由公式(3)表示:

$$T_{\text{rad}}(\theta) = \{f(\theta)\varepsilon_c T_c^n + [1-f(\theta)]\varepsilon_s T_s^n\}^{1/n} \quad (3)$$

其中, $f(\theta)$ 是在传感器观测角度植被所占像元的比重,即在 θ 观测方向的植被覆盖度大小; T_c 和 T_s 分别是植被温度和土壤温度; ε_c 和 ε_s 则分别为植被和土壤组分比辐射率。通常情况下,在热红外8~14 μm 通道, n 可取值为4^[11]。在一些组分温度反演研究中,植被和土壤组分比辐射率也简单地定为0.99和0.97^[5]。而对于植被土壤结构系统,在植被密集且连续分布的情况下,由于植被叶片与土壤之间的多次散射作用,植被和土壤之间的比辐射率趋于相等,植被和土壤组分可以假定具有相同的比辐射率且在天顶角角度其值为0.99^[12]。

在本研究中,为了简化算法,我们也将地表混合像元简单地认为是由植被和土壤构成的二元结构体,地表混合像元温度简单描述为地表土壤和植被组分温度的线性表达式(见公式4),忽略了其比辐射率差异对混合像元辐射温度的影响。

$$T_{\text{rad}}(\theta) \approx f(\theta)T_c + [1-f(\theta)]T_s \quad (4)$$

3 地表组分温度反演方法

最大后验概率准则和马尔可夫连模型的组分温度反演方法是由 Kaller 等在利用不同分辨率遥感数据开展地表温度尺度转换, 获取子像元温度时提出的^[13-14]。根据该方法运行原理, 本研究以某一像元为中心的总共 K 个相邻像元为研究对象, 这些像元内包含 $N(N=2)$ 种地表覆盖类型 (植被和土壤), 并假设它们内部各自植被和土壤温度都相同, 同时, 用参数 T_d 代表静止气象卫星观测这 K 个像元地表温度的时刻次数。总之, 该算法旨在利用静止气象卫星观测的地表温度时间变化信息和空间信息共同反演, 得到每个组分 ($i \in \{1, \dots, N\}$) 每个时刻 ($t \in \{1, \dots, T_d\}$) 的温度。在实现算法之前, 需要满足以下前提条件:

(1) 预估各时刻组分温度 $T_{bi}(t)$ 。估算方法可利用地面观测的大气强迫数据, 结合陆面过程模型模拟各个时刻植被和土壤温度高低, 也可利用邻近像元的温度和植被覆盖度线性回归分别估算植被和土壤温度 (植被和土壤两种组分情况下)。此外, 还需提供一些其他的参数: 组分温度标准差 $\sigma_i(t)$ 和相邻两时刻的相关关系;

(2) 假设研究区域内 K 个像元的组分温度都相同, 且组分温度 $T_i(t)$ 满足均值为 $T_{bi}(t)$ 标准差为 $\sigma_i(t)$ 的高斯分布;

(3) 每个混合像元中, 植被和土壤所占比重为已知条件;

(4) 像元温度可以近似地写成地表各组分温度的面积加权的线性表达形式, 即

$$T_{br}^k(t) = \sum_{i=1}^N f_i^k T_i(t) + \xi_k(t),$$

其中, $T_{br}^k(t)$ 是卫星观测的第 k 个像元地面温度, f_i^k 是各组分的面积大小, $\xi_k(t)$ 是标准差为 $\sigma_k(t)$ 的高斯白噪声, 并且认为它是像元之间和相邻时刻之间相互独立的量。

在以上前提条件的基础之上, 地表各时刻植被和土壤各组分温度 $T = \{T_i(t), i \in \{1, \dots, N\}, t \in \{1, \dots, T_d\}\}$ 便可通过卫星观测的 K 个地表混合像元的温度 $T_{br} = \{T_{br}^k(t), k \in \{1, \dots, K\}, t \in \{1, \dots, T_d\}\}$ 反演得到。根据最大后验概率准则, 反演方法的目的主要是在给定 T_{br} 的前提下寻求最优化的 T , 使其概率最大, 见以下

公式:

$$\begin{aligned} T^* &= \arg \max_T P(T|T_{br}) \\ &= \arg \max_T \frac{P(T_{br}|T)P(T)}{P(T_{br})} \\ &= \arg \max_T P(T_{br}|T)P(T) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $P(T_{br})$ 的概率为常数, 可以去除, 因此, 算法旨在寻求最佳 T 满足 $P(T_{br}|T)P(T)$ 值最大。

由于 $\xi_k(t)$ 是一个独立变量, 因此 $P(T_{br}|T)$ 可以比较简单地写成以下形式:

$$\begin{aligned} P(T_{br}|T) &= \prod_{k=1}^K \prod_{t=1}^{T_d} P(T_{br}^k(t)|T_i(t), i \in \{1, \dots, N\}), \\ &= \frac{\exp\left\{-\sum_{t=1}^{T_d} \sum_{k=1}^K \frac{(T_{br}^k(t) - \sum_{i=1}^N f_i^k T_i(t))^2}{2\sigma^2}\right\}}{(\sqrt{2\pi}\sigma')^{KT_d}} \end{aligned} \quad (6)$$

对于另一个概率变量 $P(T)$, 假设各组分在不同时刻满足多元高斯分布特征, 同时考虑到各组分的相邻时刻的温度变化是由组分的物理性质决定, 而这种物理性质基本不变。因此, 各组分的相邻时刻温度变化不是随机变化的, 而存在后一时刻温度值受到前一时刻温度影响, 存在一个时间上的马尔可夫链, 即:

$$P(T_i(t)|T_i(t'), t' \leq t) = P(T_i(t)|T_i(t-1)) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} P(T_i) &= P(T_i(1)) \prod_{t=2}^{T_d} P(T_i(t)|T_i(t-1)) \\ &= P(T_i(1)) \prod_{t=2}^{T_d} \frac{P(T_i(t), T_i(t-1))}{P(T_i(t-1))} \\ &= \prod_{t=2}^{T_d-1} P(T_i(t))^{-1} \prod_{t=2}^{T_d} P(T_i(t), T_i(t-1)) \end{aligned} \quad (8)$$

由于 T_i 遵循多元高斯分布形式, $(T_i(t), T_i(t-1))$ 也就可以写成 $T_i(t, t-1)$, 他们的平均值向量为 $T_{bi}(t, t-1) = (T_{bi}(t), T_{bi}(t-1))$, 他们的协方差矩阵为 $\sum_i(t, t-1)$, $P(T_i(t, t-1))$ 可表达为:

$$\begin{aligned} P(T_i(t, t-1)) &= \frac{1}{2\pi |\sum_i(t, t-1)|^{1/2}} \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2}(T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1)) \cdot \left[\sum_i(t, t-1)\right]^{-1} \cdot (T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1))\right\} \end{aligned} \quad (9)$$

既然各组分温度是相互独立的, 那么, $P(T)$ 可

以表示为:

$$\begin{aligned}
 P(T) &= \prod_{i=1}^N P(T_i), \\
 &= \prod_{i=1}^N \left[\prod_{t=2}^{T_d-1} P(T_i(t))^{-1} \cdot \prod_{t=2}^{T_d} P(T_i(t, t-1)) \right], \\
 &= \frac{1}{Z} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=2}^{T_d} (T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1)) \cdot \left[\sum_{t=1}^{T_d-1} (t-1) \right]^1 \cdot \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. (T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1)) - \sum_{t=2}^{T_d-1} \frac{(T_i(t) - T_{bi}(t))^2}{\sigma_i(t)^2} \right) \right] \quad (10)
 \end{aligned}$$

其中, Z 为常数项。

根据公式(6)和(10), $P(T_{br}|T)P(T)$ 可以写成以下形式:

$$P(T_{br}|T)P(T) = \frac{1}{Z} \exp[-U(T)] \quad (11)$$

其中, $U(T)$ 为

$$\begin{aligned}
 U(T) &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^{T_d} \sum_{k=1}^K \left(T_{br}^k(t) - \sum_{i=1}^N f_i^k T_i^k(t) \right)^2 + \\
 &\quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=2}^{T_d} (T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1)) \cdot \left[\sum_{t=1}^{T_d-1} (t-1) \right]^1 \cdot \right. \\
 &\quad \left. (T_i(t, t-1) - T_{bi}(t, t-1)) - \sum_{t=2}^{T_d-1} \frac{(T_i(t) - T_{bi}(t))^2}{\sigma_i(t)^2} \right) \quad (12)
 \end{aligned}$$

为满足 $P(T_{br}|T)P(T)$ 值最大化, 就必须使 $U(T)$ 最小。通过采取 $U(T)$ 对各 $T_i(t)$ 求偏导, 寻找偏导为0即 $U(T)$ 最小值点。

$$\nabla U(T) = 0 \Rightarrow \forall (i, t) \in \{i, \dots, N\} \times \{1, \dots, T_d\}, \frac{\partial U(T)}{\partial T_i(t)} = 0 \quad (13)$$

最终得到公式(14):

$$\begin{aligned}
 &\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K f_i^k \left(\sum_{j=1}^N f_j^k T_j(t) \right) + [1 - \delta(t-1)] \left[\sum_{i=1}^N (t-1) \right]^1 (2), \\
 &T_i(t, t-1) + [1 - \delta(t - T_d)] \left[\sum_{i=1}^N (t+1, t) \right]^1 (1), T_i(t+1, t) - \\
 &[1 - \delta(t - T_d) - \delta(t-1)] \frac{T_i(t)}{\sigma_i(t)^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K f_i^k T_{br}^k(t) + [1 - \delta(t-1)] \\
 &\left[\sum_{i=1}^N (t, t-1) \right]^1 (2), T_{bi}(t, t-1) + [1 - \delta(t - T_d)] \left[\sum_{i=1}^N (t+1, t) \right]^1 (1), \\
 &T_{bi}(t+1, t) - [1 - \delta(t - T_d) - \delta(t-1)] \frac{T_{bi}(t)}{\sigma_i(t)^2} \quad (14)
 \end{aligned}$$

其中, δ 是克罗奈克函数, 公式(14) 对所有的 (i, t) 组合展开之后可以写成多元线性方程组的形式, 求解多元线性方程组便可以计算得到植被和土

壤各时刻的温度大小。

4 算法的测试结果与分析

由于缺乏实际卫星观测的地表各组分温度数据, 本文主要采用模拟卫星数据对算法进行试验和分析。模拟数据研究区域设定为 100×100 像元大小的图像, 且图中像元均为植被和土壤两种纯像元。另外, 假设每一时刻各植被像元温度相同, 土壤温度也一样。考虑到模拟的是晴天无云条件下的地表温度, 植被和土壤温度日周期变化均可采用白天余弦夜晚指数的方式(DTC模型)进行拟合得到^[15], 具体公式如下:

$$\begin{cases} T_i = a + b \cos(\alpha(t - t_d)) & (t < t_s) \\ T_i = b_1 + b_2 \exp(\beta(t - t_s)) & (t \geq t_s) \end{cases} \quad (15)$$

其中, $b_1 = a + b \cos(\beta(t_s - t_d)) - b_2$, $b_2 = [-b\beta \sin(\beta(t - t_d))]/\alpha$, a 和 b 为未知数, a 近似于最低地表温度而 b 近似于地表温度日较差, α 为角频率, t_d 为地表温度达到最大的时刻, t_s 为地表温度开始衰减的时刻接近于太阳落山时间, β 为夜晚地表温度衰减系数。

在本研究中, 植被日周期温度模拟参数数值分别为 $a=285, b=18, \alpha=0.24, t_d=13.5, t_s=17.8$ 和 $\beta=-0.38$, 土壤日周期温度模拟参数数值分别为 $a=280, b=30, \alpha=0.24, t_d=12.7, t_s=16.5$ 和 $\beta=-0.32$, 模拟的温度变化频率为15分钟。图1(a)和(b)分别是构建的植被和土壤温度上午7点到第二天上午5点每15分钟变化情况以及上午7点 100×100 纯像元图像温度分布图, 在温度分布图中, 黑色代表植被温度(285.19 K), 白色代表土壤温度(286.04 K)。

在 100×100 纯像元图像基础上, 我们对每个时刻的图像按照 5×5 的网格大小根据公式(4)取均值聚合平均, 得到各时刻 20×20 像元大小的混合像元图像。考虑卫星观测地表温度数据由于传感器和大气等因素往往带有一定的误差, 因此, 将这部分误差定义为均值为0标准差为2随机误差, 并添加到各时刻的各像元温度。同时, 根据 5×5 网格内植被纯像元和土壤纯像元的数量比例, 计算出每个混合像元所对应的植被覆盖度(见图2(b))。图2即为均值聚合后上午7点的 20×20 像元大小的混合像元温度图(a)和植被覆盖度图(b)。

经过以上数据模拟, 我们分别得到了每个混合像元每个时刻的地表温度大小 T_{br} 及其对应的植被

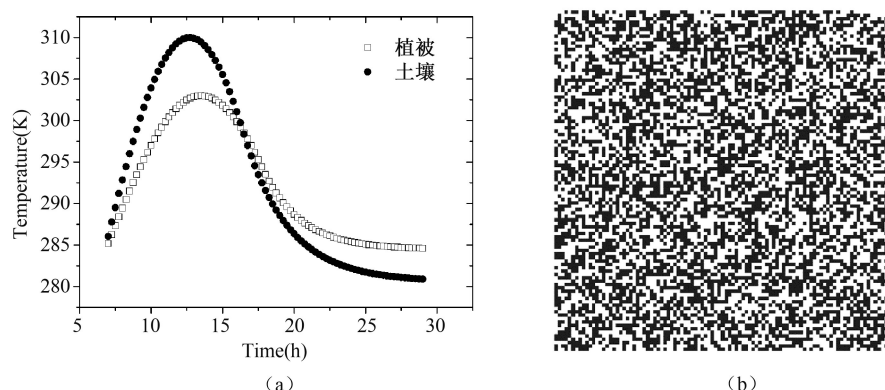


图1 (a)DTC模型模拟植被和土壤温度日周期变化和(b)上午7点100×100纯像元图像温度分布图
(黑色代表植被温度,285.19 K;白色代表土壤温度,286.04 K)

Fig.1 (a) Diurnal cycle of vegetation and soil temperature and (b) pure pixel temperature of 100*100 size image at 7:00 a.m.
(Black pixels represent vegetation, 285.19K; White pixels represent soil, 286.04K)

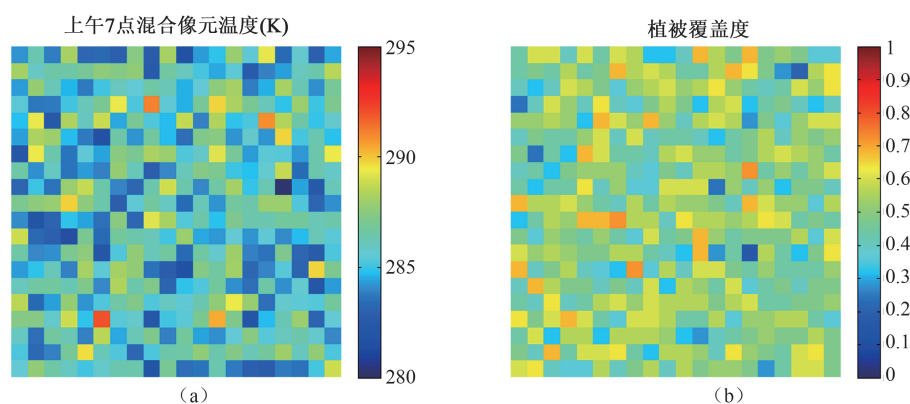


图2 模拟生成的混合像元图像上午7点地表温度图(a)与植被覆盖度图(b)

Fig.2 Simulated mixed pixel temperature at 7:00 a.m. (a) and vegetation fraction cover (b)

覆盖度 f 。在开始组分温度反演计算之前,为了部分消除混合像元温度误差对后期组分温度估算的影响,先采用DTC模型对每个混合像元的日周期变化进行拟合,并将拟合值替换原温度值。在完成以上准备工作的基础上,便可采用最大后验概率准则和马尔可夫链模型方法反演各像元的植被和土壤组分温度。本研究整体算法运行流程如图3所示,主要包含数据模拟和组分温度反演两部分,在最后阶段利用反演算法计算组分温度过程中有一个结果判断过程,通过利用反演的各时刻植被和土壤组分温度反算各时刻混合像元温度,并计算其与真实混合像元温度之间的均方根误差(RMSE),根据RMSE的大小对反演结果进行判断分析,对不满足RMSE要求的通过对算法运行所需混合像元温度方差进行调整来实现。

由于算法假设每个像元与最邻近像元的植被

和土壤组分温度大小一致,因此,在计算过程中,20×20图像4个角上的像元对应的K值等于4,边界上像元K值等于6,而内部像元的K值为9。图4即为反演得出各混合像元植被(a)和土壤(b)日周期温度与真实温度值计算的RMSE大小分布情况。从图中可以明显看出,在分别给每个时刻混合像元温度添加均值为0标准差为2K的误差前提下,植被和土壤温度的RMSE大部分在2K以内,反映利用最大后验概率准则和马尔可夫链模型算法,能较为精确地反演混合像元组分温度。

5 反演算法对混合像元温度误差的敏感性分析

由上可见,混合像元温度误差直接影响到组分温度的反演精度,这主要通过影响算法运行所需的

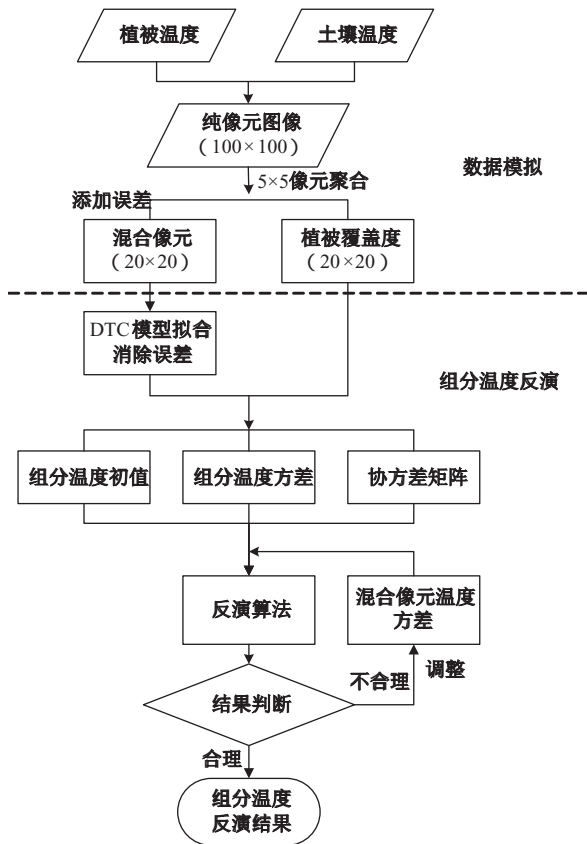


图3 利用最大后验概率准则和马尔可夫链模型算法反演地表组分温度流程图

Fig.3 The scheme of surface component temperature estimation based on MAP criterion and Markov models

植被和土壤组分温度的初值和统计参数,因此,研究反演算法对混合像元温度误差的敏感性显得尤为必要。首先,对 3×3 像元窗口各混合像元各时刻添加不同均值和标准差的随机误差,其中误差均值从0K到1.8K,以0.2K为步长逐渐增大(共10种情况),误差标准差从0.5K到5K,以0.5为步长逐渐增大(共10种情况),总共100种误差组合。我们分别对每种误差组合随机生成该组合条件下的100种植被覆盖度组合,利用反演算法计算这100组数据的植被和土壤组分温度反演精度,并取均值从而得到该误差组合条件下的植被和土壤组分温度反演精度。不同混合像元温度误差组合情况下植被和土壤组分温度估算误差如图5所示。

图5误差分布表明,随着随机误差均值和标准差的增加,植被和土壤组分温度的反演精度也在不断降低,但整体而言,在最大误差组合(均值为1.8,标准差为5)的条件下,植被和土壤组分温度基本能保持在3K以内,反映该反演算法能有效克服混合

像元温度误差的影响。

此外,估算方法假设中心像元与其邻近像元(一般为 3×3 窗口)的植被和土壤组分温度一致,运行过程中通过利用每时刻混合像元及其邻近像元的温度和植被覆盖度线性回归获取该时刻植被和土壤温度的初值及其方差信息。而在此线性回归中,除了各混合像元温度大小及误差对初值的影响外,植被覆盖度也同样起着很大的作用,主要包括植被覆盖度自身的大小,以及植被覆盖度的变化范围。为了分析窗口内植被覆盖度变化范围对反演算法精度的影响,本研究选择在不同植被覆盖度大小(V,取值0-0.9,以0.1为步长变化)和取值范围(R,取值0.1-1,以0.1为步长变化)条件(总共100中条件组合)下,实际植被覆盖度即为 $V+R$,随机产生100种植被覆盖条件下 3×3 像元窗口的植被覆盖度组合,从而模拟得到对应的混合像元温度日周期变化数据,进而反演各条件下对应100组数据的组分温度大小和反演精度,最终取均值代表该植被覆盖度组合条件下地表各组分温度的反演精度。图6为对应的100种植被覆盖条件下植被(a)和土壤(b)组分温度的误差分布图。

图6结果同样反映,从纵轴方向来看,植被覆盖度越大,植被组分温度反演精度越高,相反,土壤组分温度反演精度越高;而从横轴方向来看,随着计算的窗口内植被覆盖度变化范围的增加,植被和土壤组分温度的初值计算精度更高,从而带来植被和土壤组分温度最终反演精度的提高。数值上,在植被覆盖度变化范围大于0.2时,二者的反演精度基本保持在2K以内。从另一侧面也指出,该反演方法需要邻近像元的植被覆盖度变化范围足够大,从而保证植被和土壤组分温度初值的估算达到一定精度。在邻近像元植被覆盖度变化范围不大的条件下,可以通过扩大窗口大小的方法来保证适当的变化范围。

除分析植被覆盖度变化范围的影响外,研究还对植被覆盖度自身的误差对估算结果的影响作了分析。与混合像元温度误差敏感性分析类似,研究对计算窗口(3×3 像元大小)内各像元的植被覆盖度添加高斯随机误差。误差均值从0到0.18,以0.02为步长逐渐增大(共10种情况),误差标准差从0.02到0.2,以0.02为步长逐渐增大(共10种情况),总计100种植被覆盖度误差组合。我们在每种误差组合下分别运行100次,并把这100次植被和土壤温度

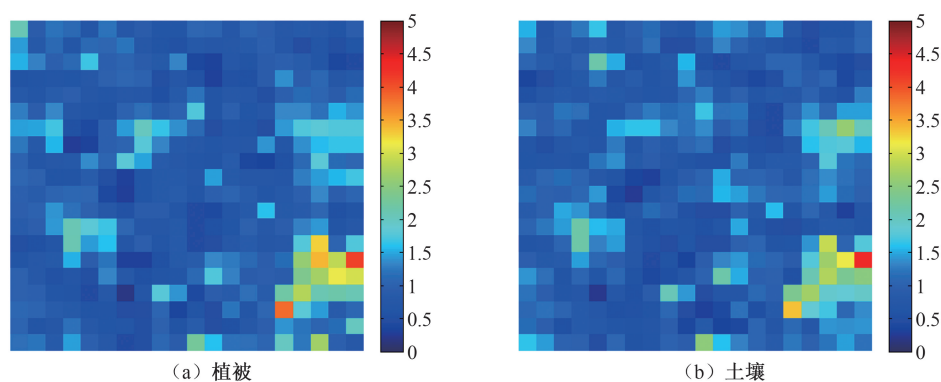


图4 最大后验概率准则和马尔可夫链模型算法反演植被(a)和土壤(b)组分温度均方根误差分布图

Fig.4 RMSE of estimated vegetation temperature (a) and soil temperature (b) based on MAP criterion and Markov models

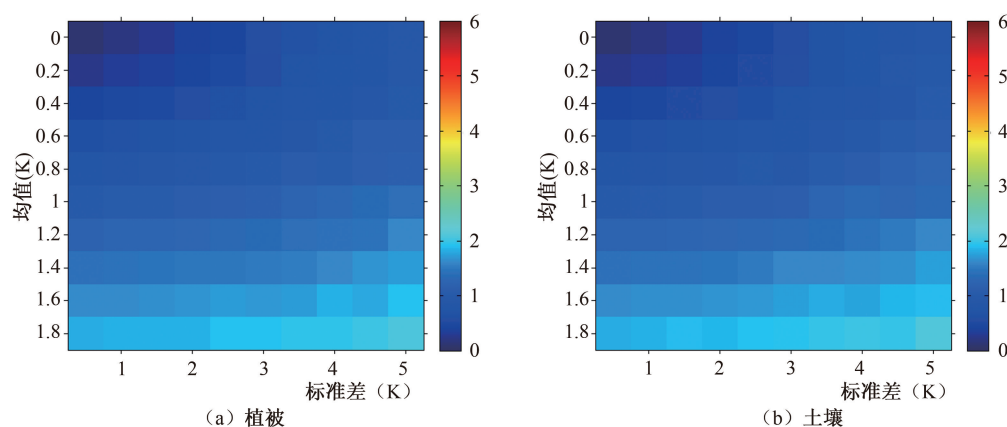


图5 不同误差组合条件植被(a)和土壤(b)组分反演精度图,横轴为误差标准差,纵轴代表误差均值

Fig.5 RMSE of estimated vegetation temperature (a) and soil temperature (b) when adding different normalized random errors to the temperature of the mixed pixels. Here, x-axis represents the standard error of the random error and y-axis is the mean of the random error

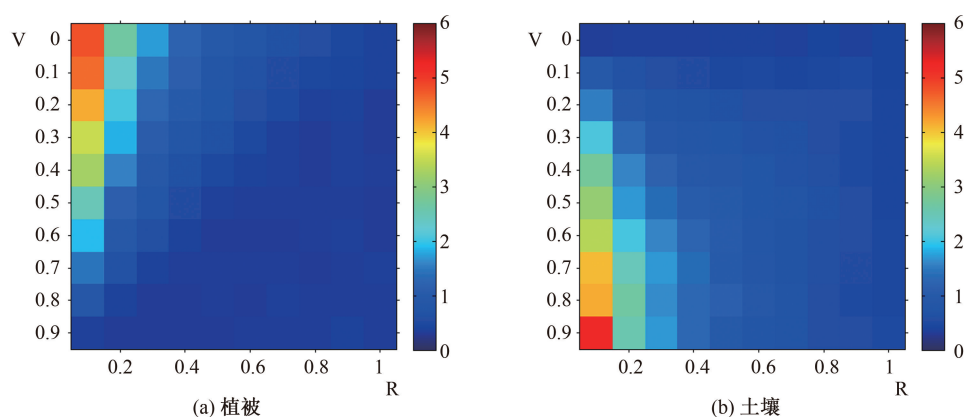


图6 不同植被覆盖条件下,植被和土壤组分温度反演精度图

Fig.6 RMSE of estimated vegetation temperature (a) and soil temperature (b) under different vegetation cover combination conditions

估算精度的均值作为该误差组合条件下的植被和土壤组分温度反演精度。图7是不同植被覆盖度误差条件下,植被(a)和土壤(b)组分温度的误差分布

图。

从图7可以看出,添加植被覆盖度误差越小,反演精度越高,随着误差均值和标准差的升高,反演

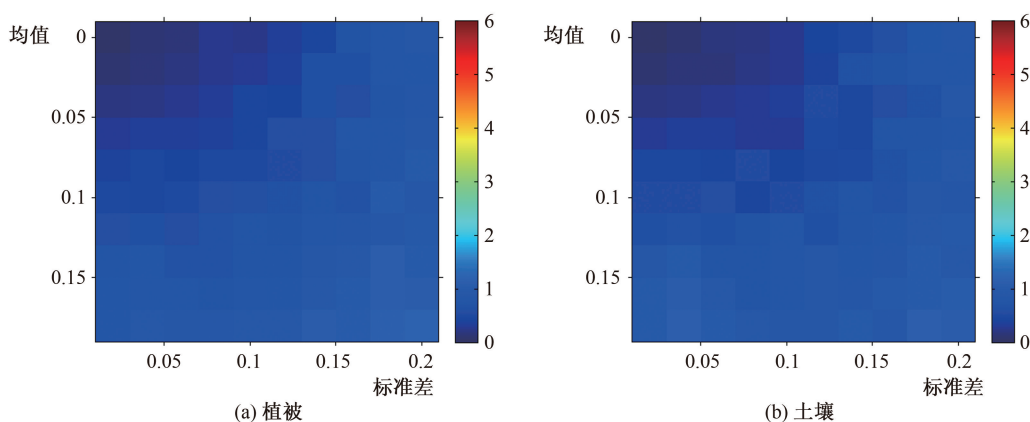


图7 不同植被覆盖度误差条件下,植被(a)和土壤(b)组分温度的估算精度图

Fig.7 RMSE of estimated vegetation temperature (a) and soil temperature (b) when adding different normalized random errors to the FVC of the mixed pixels. Here, x-axis represents the standard error of the random error and y-axis is the mean of the random error

精度也逐步降低。但是,在均值和标准差最大情况下,植被和土壤的估算误差基本能控制在2K以内,说明该算法能在一定程度上降低植被覆盖度自身误差对反演精度的影响。

6 结论

针对静止气象卫星数据高时间分辨率的特点,本文采用以马尔可夫链与最大后验准则的组分温度反演算法,通过模拟构建地表由植被和土壤组成的静止气象卫星混合像元图像,对该方法用于静止气象卫星数据反演地表组分温度的精度和敏感性进行系统的分析和评价。

在满足邻近像元各组分温度近似的假设条件下,本文采用模拟数据对算法进行验证和分析,研究表明:基于马尔可夫链与最大后验准则的组分温度反演算法能够较为精确地反演得到各组分各时刻的温度大小,且对混合像元温度的估算误差和植被覆盖度误差具有较低的敏感性,可以有效克服混合像元温度误差和植被覆盖度误差对反演结果的影响。但是,由于在算法实现过程中所需的组分温度初值估算,主要通过混合像元温度与植被指数的线性拟合实现,算法的反演精度与研究对象窗口内像元植被覆盖变化范围有较大的关系,要求有足够的变化范围以保证较好地估算初值,当变化范围过小时,需通过扩大窗口的方法以达到适当的变化范围。

本文作为针对静止气象卫星数据组分温度反

演同样受制于一些假设条件的影响,故降低对假设条件的依赖仍然需进一步的研究。同时,后续研究还需针对实际静止气象卫星数据展开。

参考文献:

- [1] Balick L K, Hutchinson B A. Directional thermal infrared exitance distributions from a leafless deciduous forest[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997(24):693-698.
- [2] Kimes D S, Kirchener J A. Directional radiometric measurements of row-crop temperatures[J]. International Journal of Remote Sensing, 1983(4):299-311.
- [3] Lagouarde J P, Kerr Y H, Brunet Y. An experimental study of angular effects on surface temperature for various plant canopies and bare soils[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1995(77):167-190.
- [4] 王锦地,李小文,孙晓敏,等.用热辐射方向性模型反演非同温像元组分温度[J].中国科学E辑,2000(30):54-60.
- [5] Li Z L, Stoll M P, Zhang R H, *et al.* On the separate retrieval of soil and vegetation temperature from ATSR2 data[J]. Science in China (Series D), 2001,44(2):97-111.
- [6] Zhang R H, Su H B, Li Z L, *et al.* The potential information in the temperature difference between shadow and sunlit of surfaces and a new way of retrieving the soil moisture [J]. Science in China (Series D), 2001,44(2):112-123
- [7] Shi Y L. Thermal infrared inverse model for component temperatures of mixed pixels[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011,32(8):2297-2309
- [8] 陈良富,庄家礼,徐希孺,等.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,2000,45(1):22-28.

- [9] 徐希孺, 范闻捷, 陈良富. 开放的复杂目标热辐射特性的矩阵表达式[J]. 中国科学D辑, 2001, 31(12): 1046-1051.
- [10] 刘强, 陈良富, 柳钦火, 等. 作物冠层的热红外辐射传输模型[J]. 遥感学报, 2003, 7(3): 161-167.
- [11] Becker F, Li Z L. Temperature independent spectral indices in thermal infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment, 1990(32): 17-33.
- [12] Palluconi F, Kahle A B, Hoover G, *et al.* The spectral emissivity of prairie and pasture grasses at Konza prairie [J]. Kansas, In Proc. Am. Meteorol. Soc. Symp. on the First ISLSCP Field Experiment (FIFE), Anaheim, CA, Am. Meteorol. Soc., Boston, MA. 1990, 7-9: 77-78.
- [13] Kallel A, Ottlé C, LeHégarat-Masclé S. Surface temperature downscaling from multi-resolution instruments based on MAP criterion and Markov models[C] 3rd International Symposium; Recent advances in Quantitative remote sensing, 26 September-1 October Torrent, Spain, 2010, 50-55.
- [14] Kallel A, Ottlé C, LeHégarat-Masclé S, *et al.* Surface temperature downscaling from multiresolution instruments based on Markov models[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2012, doi:10.1109/TGRS.2012.2207461
- [15] Jiang G M, Li Z L, Nerry F. Land surface emissivity retrieval from combined mid-infrared and thermal infrared data of MSG-SEVERI[J]. Remote Sensing of Environment, 2006(105): 326-340.

Component Temperature Estimation from Simulated Geostationary Meteorological Satellite Data Based on MAP Criterion and Markov Models

ZHAO Wei^{1,2*}, LI Ainong² and LI Zhaoliang¹

(1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 2. Institute of Mountain Hazards and Environment, CAS, Chengdu 610041, China)

Abstract: Land surface temperature (LST) is one of the key parameters in the physics of land surface processes, and satellite observation is the major way to derive regional LST distribution. However, the pixel observed by satellite is usually a mixture of different land cover types and the temperature of each type seems more meaningful than the mixed pixel temperature. Therefore, component temperature estimation is an important research field. To take use of the rich temporal information imbedded in the geostationary satellite data, a practical approach was proposed to derive the component temperature based on MAP criterion and Markov models in this study. The approach was on the basis of mixed pixel temperature theory and under the assumption that there were only two components in the mixed pixel (vegetation and soil) and the nearby pixels had the same temperature for each component. The method was applied to simulated geostationary satellite data, and the component temperature estimation results showed good agreement with the true values. The RMSEs of vegetation and soil temperature were within 2K for most cases. In addition, the sensitivity analysis of the method to the mixed pixel temperature estimation error, the vegetation fraction cover (FVC) estimation error and its range of the pixels considered in the estimation were conducted. The results indicated that the pixel temperature error and the FVC error showed little effect on the estimation results while the FVC range played an important role in the estimation because of its determinant function on the first guess of the component temperature.

Key words: geostationary meteorological satellite; component temperature; Markov model; MAP criterion; simulation

*Corresponding author: ZHAO Wei, E-mail: zhaow@imde.ac.cn