

**引用格式:**Zang Lin,Song Dongmei,Shan Xinjian,*et al.*Reconstruction of LST under the Cloud based on Passive Microwave Remote Sensing and Spatio-temporal Domain Algorithm[J].Remote Sensing Technology and Application,2016,31(4):764-772.[臧琳,宋冬梅,单新建,等.基于被动微波与时空联合算法的云下像元 LST 重建[J].遥感技术与应用,2016,31(4):764-772.]  
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2016.4.0764

# 基于被动微波与时空联合算法的云下像元 LST 重建

臧 琳<sup>1,2</sup>,宋冬梅<sup>1</sup>,单新建<sup>3</sup>,崔建勇<sup>1</sup>,邵红梅<sup>4</sup>,沈 晨<sup>4</sup>,时洪涛<sup>1,2</sup>,宋先月<sup>5</sup>  
(1.中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,山东 青岛 266580;  
2.中国石油大学(华东)研究生院,山东 青岛 266580;3.中国地震局地质研究所,北京 100029;  
4.中国石油大学(华东)理学院,山东 青岛 266580;5.上海市地震局,上海 200062)

**摘要:**地表温度作为衡量地球表面水热平衡的关键参数,具有两大时空分布特征:第一,空间分布一致性,即属性相近的像元地表温度与其地表亮温间的相关关系相对稳定;第二,时间序列周期性,且同一地区时间越接近地表温度值越相似。基于这两大特征将空间统计模型与时间序列滤波相结合,提出了用于云下像元地表温度重建的时空联合算法。以 2008 年 MODIS 地表温度产品为研究对象,采用 Landsat TM 数据和 AMSR\_E 地表亮温数据重建中国 9 个省份的地表温度值,并与基于 MODIS 地表分类产品的多通道统计模型重建结果进行对比。实验结果表明,所提算法实用性强,能有效实现大面积复杂下垫面区域的地表温度重建;平均重建误差约为 1.2 K,相较于基于下垫面分类的多通道统计模型下降了 76%,算法精度明显提高。  
**关 键 词:**地表温度;MODIS;被动微波;AMSR\_E;时空联合  
**中图分类号:**TP 75      **文献标志码:**A      **文章编号:**1004-0323(2016)04-0764-09

## 1 引 言

地表温度(Land Surface Temperature,LST)是衡量地球表面水热平衡的关键参数,在气候、水文、地球物理等科学领域具有重要的研究意义。20 世纪 70 年代以来,国内外学者就如何利用热红外遥感获取 LST 开展了大量研究,提出了包括劈窗算法在内的多种反演算法。尽管热红外遥感覆盖范围广、实时性强、能够快速获取地表比辐射率和温度信息,但其易受大气水汽影响,无法透过云层,不能进行地表温度的全天候监测<sup>[1-4]</sup>;相反,被动微波遥感受大气干扰小,可穿透云层获取地表辐射信息,并具有全天候、多极化等特点,在地表温度反演中具有独

特的优越性<sup>[1-4]</sup>。如何利用这一优越性弥补热红外遥感反演地表温度的不足成为研究的重点和热点。  
当前基于被动微波遥感反演 LST 的算法主要包括 3 类,分别是统计模型法<sup>[5-18]</sup>、物理模型法<sup>[17-19]</sup>和神经网络算法<sup>[20-22]</sup>。其中,物理模型法以辐射传输方程为理论基础,具有明确的物理意义,不受时空限制,但模型参数多且复杂,大多采用条件假设的方法进行简化,影响反演精度;而神经网络算法可以并行求解非线性问题,不需要精确刻画反演方程,避免了对物理参数中不确定因子的模拟,但该算法只是从数学层面上弱化了地表温度病态反演问题,缺乏实际物理意义;统计模型法则利用地表亮温与地表温度之间的内在关系,通过大量数据的回归拟合总结规律,算法

收稿日期:2016-01-05;修订日期:2016-06-05  
基金项目:地震动力学国家重点实验室开放基金“卫星热红外地震异常信号提取算法研究”(LED2012B02),上海市科学技术委员会项目“上海地区地壳活动图像天地联合监测分析”(14231202600)。  
作者简介:臧 琳(1991—),女,山东济宁人,硕士研究生,主要从事热红外遥感研究。E-mail:18765920116@163.com。  
通讯作者:宋冬梅(1973—),女,吉林长春人,副教授,博士,主要从事景观生态、海洋遥感与热红外遥感等方面的研究。  
E-mail:songdongmei1973@126.com。

机理简单,便于实现,已成为当前应用最为广泛的基于被动微波遥感反演 LST 的方法。

根据参与拟合的亮温通道数量,统计模型法分为单通道模型<sup>[5-8]</sup>和多通道模型<sup>[7-13]</sup>,而多通道模型的反演效果远远好于单通道的反演效果。多通道统计模型的算法思想是根据地表亮温与地表温度的相关性,选择合适的亮温通道,并按照地表类型建立二者之间的多元回归模型,根据无 LST 值像元的地表属性选择合适的回归模型估算其地表温度值。然而该算法在实际应用中以公开发布的地表分类产品(如 MODIS 数据集中的 MOD12 数据产品)为标准,其分类精度低,在进行像元归类时容易将不同属性或属性相差较大的地物错分为一类,影响模型的拟合效果。事实上,当前基于下垫面分类的多通道模型除沙漠等特殊地区外,反演精度低,平均误差在 3 K 左右,且反演区域以像元为单位,研究区面积越大误差越大,难以实现大区域的地表温度重建,实用性低。本文在传统统计模型的基础上,将地表温度空间分布一致性、时间序列周期性相结合,通过补充时间维度信息减少反演结果对空间信息的依赖性,以期提高重建精度。在这一过程中本文主要做了两点改进:①将 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index,归一化植被指数)作为分类依据进行地表覆盖分类,放弃使用现有地表类型产品以提高分类精度;②将基于统计模型的估计值作为背景值填充至 LST 时间序列中,考虑前后时段对中心时段的影响,引入时间序列滤波控制重建误差,得到重建结果。

## 2 数据与研究区概况

### 2.1 数据说明

本文采用的数据是由 NASA(National Aeronautics and Space Administration,美国航空航天局)提供的 2008 年 MOD11A2 地表温度数据、AMSR\_EL2A 地表亮温数据以及由中国科学院对地观测与数字地球科学中心提供的 Landsat5 TM 数据,该产品属于后期加工产品,完全按照国家行政区划进行图像拼接处理,对了解区域地貌类型、资源状况及城市分布等具有明显优势。AMSR\_EL2A 为日产品,该微波辐射计在 6.9~89 GHz 范围内有 6 个频段,每个频段又分为垂直极化与水平极化,共 12 个观测通道,传感器主要参数设置如表 1 所示;MOD11A2 为 8 d 合成产品,即 8 d LST 均值,全年共 46 期数据,其空间分辨率为 1 km;TM 数据空间

分辨率为 30 m。AMSR-E 与 MODIS 同时搭载于 EOS Aqua 卫星上,对同一地区的观测时间差异小,避免了观测不同步导致的问题。由于白天太阳辐射和地形阴影会对地物温度信息产生较强干扰,因此本研究采用夜间观测数据。

表 1 AMSR\_E 主要参数说明  
Table 1 Operating characteristics of AMSR\_E

| 频率<br>/GHz | 极化<br>方式 | 瞬时视场<br>/km×km | 精度<br>/K | 在轨<br>运行时间             |
|------------|----------|----------------|----------|------------------------|
| 6.9        | H/V      | 75×43          | 0.3      | 2002~2011 <sup>a</sup> |
| 10.7       | H/V      | 51×30          | 0.6      |                        |
| 18.7       | H/V      | 27×16          | 0.6      |                        |
| 23.8       | H/V      | 31×18          | 0.6      |                        |
| 36.5       | H/V      | 14×8           | 0.6      |                        |
| 89         | H/V      | 6×4            | 1.1      |                        |

### 2.2 研究区概况

下载 2001~2010 年的 MOD11A2 数据,结合质量控制文件(QC)对该产品中国区域的年均缺值情况进行统计(统计结果见图 1)。由结果可知,中国境内 MODIS LST 产品缺值最为严重的地区位于中国南部,年均缺值比例最高达 20%,即平均一年内约有 73 d 无地表温度值,且最多连续 5 期,即 40 d 无地表温度值;而西北地区数据完整性最好。结合这一数据缺失特征,本文选择新疆、青海、四川、云南、河南、安徽、湖北、湖南和江西等共 9 个省份作为研究区,重建地表温度,并验证算法精度。

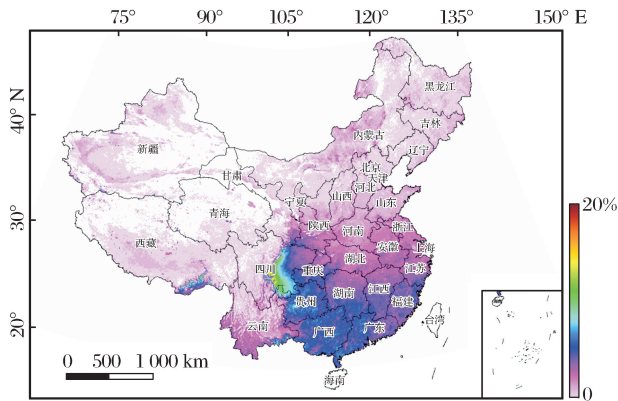


图 1 2001~2010 年 MOD11A2 产品中国区域  
年均缺值比例统计

Fig.1 Average annual proportion of the pixels  
without LST value of MOD11A2 in China

## 3 研究方法

### 3.1 研究思路

基于时空域联合的 MODIS 云下 LST 重建算

法核心思想是:利用 TM 数据计算 NDVI 值,根据 NDVI 进行地表覆盖分类;分析同期影像同一地物地表温度与地表亮温的相关性,建立基于下垫面类型的地表亮温与地表温度的多通道回归模型,按照无 LST 值像元的地表属性选择合适的回归模型估

算其地表温度值;将上一步的估计值作为背景值填充至 LST 时间序列中,引入滤波算法,结合前后时段对无 LST 时段的影响改正初步估计值,得到重建结果。反演过程中,有 LST 值的像元保留原始值。该算法具体实现流程如图 2 所示。

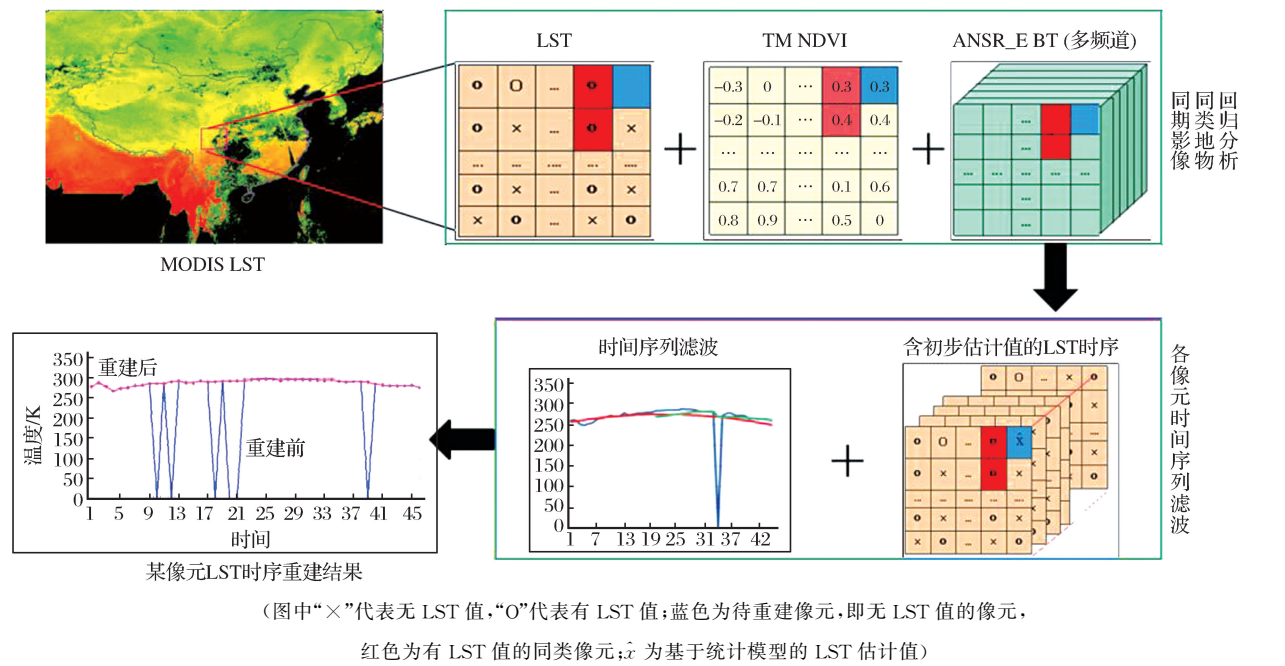


图 2 LST 重建流程

Fig.2 Flow chart of LST reconstruction

3.2 数据准备

3.2.1 地表覆盖分类

本文下载的 Landsat5/TM 遥感数据集属于高程校正产品,下载数据后,需对数据进行预处理。

首先,大气校正。利用 ENVI 大气校正模块 (Basic Tools/Preprocessing/Calibration Utilities/Landsat TM) 对下载影像进行大气校正,以消除大气和光照等因素对地物反射的影响;然后,利用重采样功能 (Basic Tools/Resize Data, 采用最邻近法,根据研究区 MODIS 像元数量设置输出文件像元量) 对校正后影像进行重采样;最后,利用 ENVI 波段运算模块 (Basic Tools/Band Math) 计算其 NDVI, 计算公式如下:

$$NDVI = (b_4 - b_3) / (b_4 + b_3) \quad (1)$$

其中:  $b_3$ 、 $b_4$  分别为第三和第四通道的反射率。

由于同一研究区内同期影像属性相近的像元其地表温度或地表亮温相差不大,根据 NDVI 值,本文将地表覆盖分为六大类,分别是:  $NDVI < 0$ ;  $0 \leq NDVI < 0.1$ ;  $0.1 \leq NDVI < 0.3$ ;  $0.3 \leq NDVI < 0.5$ ;  $0.5 \leq NDVI < 0.7$ ;  $NDVI \geq 0.7$ 。

3.2.2 像元分割

研究表明,37 GHz 受水汽、云、雨等散射和吸收影响较小,适宜用来反演地表温度<sup>[16]</sup>;此外,37 与 22 GHz 通道组合有利于消除大气水汽影响,37 与 19 GHz 通道组合有利于消除土壤水分影响<sup>[18]</sup>,而 89 GHz 与 MODIS 地表温度相关性最高<sup>[10]</sup>。因此,本文选用 18.7、23.8、36.5 与 89GHz(H/V)8 个通道建立基于地表类型的 MODIS 地表温度与 AMSR\_E 地表亮温的多元回归模型。然而不同频道的 AMSR\_E 地表亮温数据空间分辨率差异较大,为方便计算,利用 ENVI 软件对 18.7、23.8 和 36.5 GHz (H/V) 数据进行像元分割,使其与 89 GHz 像元大小一致,在 LST 重建过程中,基于坐标实现 AMSR\_E 各通道地表亮温值与 MODIS 地表温度值的空间匹配。

3.3 算法描述

3.3.1 基于地表覆盖分类的 MODIS LST 与 AMSR\_E 亮度温度回归分析

根据辐射传输方程,微波辐射计在给定频段下接收到的辐射亮温可以表示为:



$$T_f = \tau_f \epsilon_f T_s + \Delta \tag{2}$$

其中: $T_f$  为亮温, $T_s$  为地表温度, $\epsilon_f$  为地表辐射率, $\tau_f$  为大气透过率, $\Delta$  为其他改进项,包括大气上行辐射和下行辐射等。忽略大气影响,上式可以简化为<sup>[9]</sup>:

$$T_f = \epsilon_f T_s \tag{3}$$

因此,理论上地表温度与地表亮温线性相关,可以通过回归统计的方式利用地表亮温反演地表温度,如式(4)所示。

$$LST_{n \times 1}^{MODIS} = T_{n \times 8}^{AMSR-E} \times A_{8 \times 1} + B_{n \times 1} \tag{4}$$
$$LST = \begin{bmatrix} lst_1 \\ lst_2 \\ \cdots \\ lst_{n-1} \\ lst_n \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \cdots \\ a_7 \\ a_8 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \cdots \\ b_{n-1} \\ b_n \end{bmatrix}$$
$$T = \begin{bmatrix} t_1^{18.7H} & t_1^{18.7V} & \cdots & t_1^{89H} & t_1^{89V} \\ t_2^{18.7H} & t_2^{18.7V} & \cdots & t_2^{89H} & t_2^{89V} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ t_{n-1}^{18.7H} & t_{n-1}^{18.7V} & \cdots & t_{n-1}^{89H} & t_{n-1}^{89V} \\ t_n^{18.7H} & t_n^{18.7V} & \cdots & t_n^{89H} & t_n^{89V} \end{bmatrix}$$

其中: $LST$  为 MODIS LST 列向量, $T$  为同期 AMSR-E 各通道地表亮温均值矩阵, $A$ 、 $B$  为待估参数, $n$  为模型拟合过程中参与反演的 MODIS 像元数量。

回归方程是假设自变量与因变量之间存在线性相关关系,然而这一假设关系是否成立,则需要对其进行统计检验,即显著性分析<sup>[23]</sup>。相关方法包括 F 检验(也称方差分析),相关系数检验和 t 检验,其中,F 检验和相关系数检验是从整体上判断自变量对因变量是否有影响,而 t 检验则是判断每一个自变量的重要程度,具体计算公式不再列出。

3.3.2 基于时间序列滤波的估计值改正

众所周知,地表温度具有周期性变化特征<sup>[24]</sup>,引入时间序列滤波,可利用短时间窗口内地表温度变化的一致性对上一步的估计值进行改正,即补充时间信息来降低估计误差。一般来说,同一地区时间越接近,地表温度值越相似。基于这一前提,本文采用加权移动平均滤波算法对由 3.3.1 中的统计模型所得到的 LST 初步估计值加以校正。

(1) 加权移动平均滤波

加权移动平均滤波是在移动平均滤波<sup>[25-26]</sup>的基础上发展而来的,其加权的基本思想是平均区间内中心数据的权值最大,越偏离中心处的数据权值越小,这样就在一定程度上减小了对真实信号本身的平滑作用。设自变量  $x$  以步长  $h$  做等距观测,如式

(5) 所示,对应观测结果为  $y$ ,如表 2 所示。
$$x_i = x_0 + ih \tag{5}$$

对式(5)做变换,得到式(6),所对应的  $y$  的变化量如表 3 所示。

$$t = \frac{x - x_i}{h} \tag{6}$$

表 2 观测序列说明

Table 2 Observation sequence description

|       |       |       |          |           |       |           |          |       |
|-------|-------|-------|----------|-----------|-------|-----------|----------|-------|
| $x_i$ | $x_0$ | $x_1$ | $\cdots$ | $x_{i-1}$ | $x_i$ | $x_{i+1}$ | $\cdots$ | $x_N$ |
| $y_i$ | $y_0$ | $y_1$ | $\cdots$ | $y_{i-1}$ | $y_i$ | $y_{i+1}$ | $\cdots$ | $y_N$ |

表 3 观测序列变形

Table 3 Observation sequence transformation

|           |       |       |          |           |       |           |          |       |
|-----------|-------|-------|----------|-----------|-------|-----------|----------|-------|
| $t$       | $-i$  | $1-i$ | $\cdots$ | $-1$      | $0$   | $1$       | $\cdots$ | $N-i$ |
| $y_{i+t}$ | $y_0$ | $y_1$ | $\cdots$ | $y_{i-1}$ | $y_i$ | $y_{i+1}$ | $\cdots$ | $y_N$ |

构造平滑公式如下:

$$y'_{i+t} = A_0 + A_1 t + A_2 t^2 + \cdots + A_m t^m \tag{7}$$

平滑多项式的系数由最小二乘原理确定,即:

$$\min(\delta) = \min \left[ \sum_t (y'_{i+t} - y_{i+t})^2 \right] \tag{8}$$

其中: $t$  取最靠近  $i$  的  $2n + 1$  个整数值(即平滑点数),即  $t = -n, -n + 1, \cdots, 0, \cdots, n - 1, n$ ,且应保证  $m < 2n + 1 < N$ 。

根据  $\frac{\partial \delta}{\partial A_i} = 0$  求解各系数  $A_i$ 。例如,若  $m = 2$ , $2n + 1 = 5$  时,则  $t = -2, -1, 0, 1, 2$ ,根据最小二乘原理得到公式(9)。

$$\begin{cases} \frac{\partial \delta}{\partial A_0} = \sum_{t=-2}^2 (y_{i+t} - A_0 - A_1 t - A_2 t^2) = 0 \\ \frac{\partial \delta}{\partial A_1} = \sum_{t=-2}^2 (y_{i+t} - A_0 - A_1 t - A_2 t^2) t = 0 \\ \frac{\partial \delta}{\partial A_2} = \sum_{t=-2}^2 (y_{i+t} - A_0 - A_1 t - A_2 t^2) t^2 = 0 \end{cases} \tag{9}$$

(2) 基于滤波的 MODIS LST 时间序列重构

分析地表温度时间序列性质,发现温度值与时间之间具有较高的二阶非线性相关特征,如图 3(a)所示(LST 时间序列示例)。此外,平滑窗口越大,平滑效果越好,但信号失真也越大。此外,在前文中提到,研究区最多连续 5 期存在地表温度值缺失,因此本文采用 5 点平滑窗口对含有初始估计值的 MODIS 地表温度时间序列进行滤波重构。根据式(9)求解权值系数,将其作用到 MODIS LST 时间序列中,以 MOD11A2 产品、一年期为例,得到式(10),式中左侧为第  $i$  期 LST 重构值,右侧为含有初步估计值的 LST 第  $i$  期温度值,全年共 46 期数据。



$$\begin{cases} y(i) = (-3 \times y_0(i-2) + 12 \times y_0(i-1) + 17 \times y_0(i) + 12 \times y_0(i+1) - 3 \times y_0(i+2))/35 (3 \leq i \leq 44) \\ y(1) = (31 \times y_0(1) + 9 \times y_0(2) - 3 \times y_0(3) - 5 \times y_0(4) + 3 \times y_0(5))/35 \\ y(2) = (9 \times y_0(1) + 13 \times y_0(2) + 12 \times y_0(3) + 6 \times y_0(4) - 5 \times y_0(5))/35 \\ y(45) = (-5 \times y_0(42) + 6 \times y_0(43) + 12 \times y_0(44) + 13 \times y_0(45) + 9 \times y_0(46))/35 \\ y(46) = (3 \times y_0(42) - 5 \times y_0(43) - 3 \times y_0(44) + 9 \times y_0(45) + 31 \times y_0(46))/35 \end{cases} \quad (10)$$

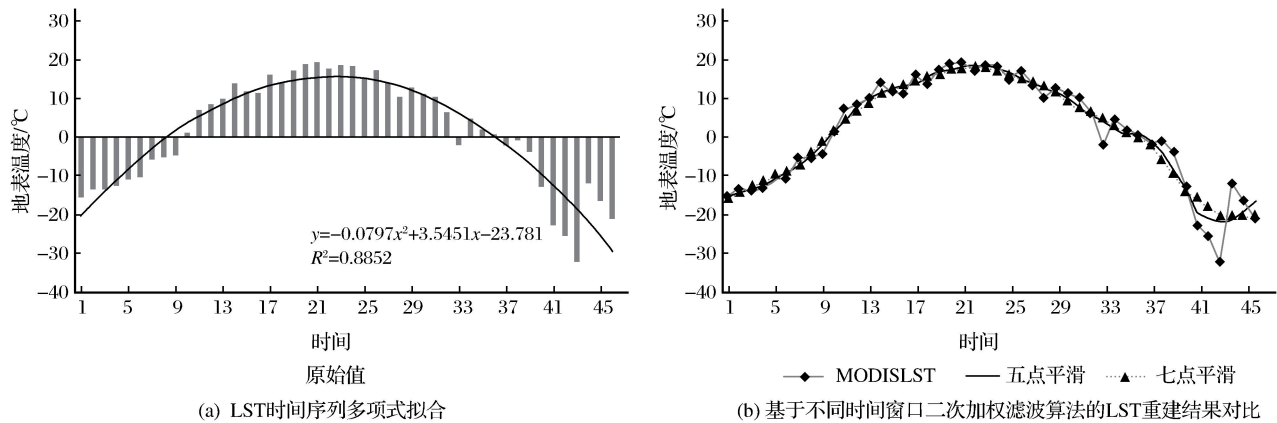


图 3 滤波模型选择依据

Fig.3 Selection reference of filter model

(3)LST 重建精度评定

依次将每景影像的有值像元视作云下像元,采用本文提出的重建算法对其地表温度值进行重建,与 MODIS LST 产品原始像元值进行对比,分别统计绝对误差在 0~1 K、0~2 K 和 0~3 K 像元比例。计算各区域 LST 重建均误差。以某一个区域 LST 重建均误差的计算为例,公式如下:

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^n |P_i - O_i|}{n} \quad (11)$$

其中:ME 为 LST 均误差,  $P_i$  为第  $i$  个像元 LST 重建值,  $O_i$  为原始值,  $n$  统计像元量。

4 结果与分析

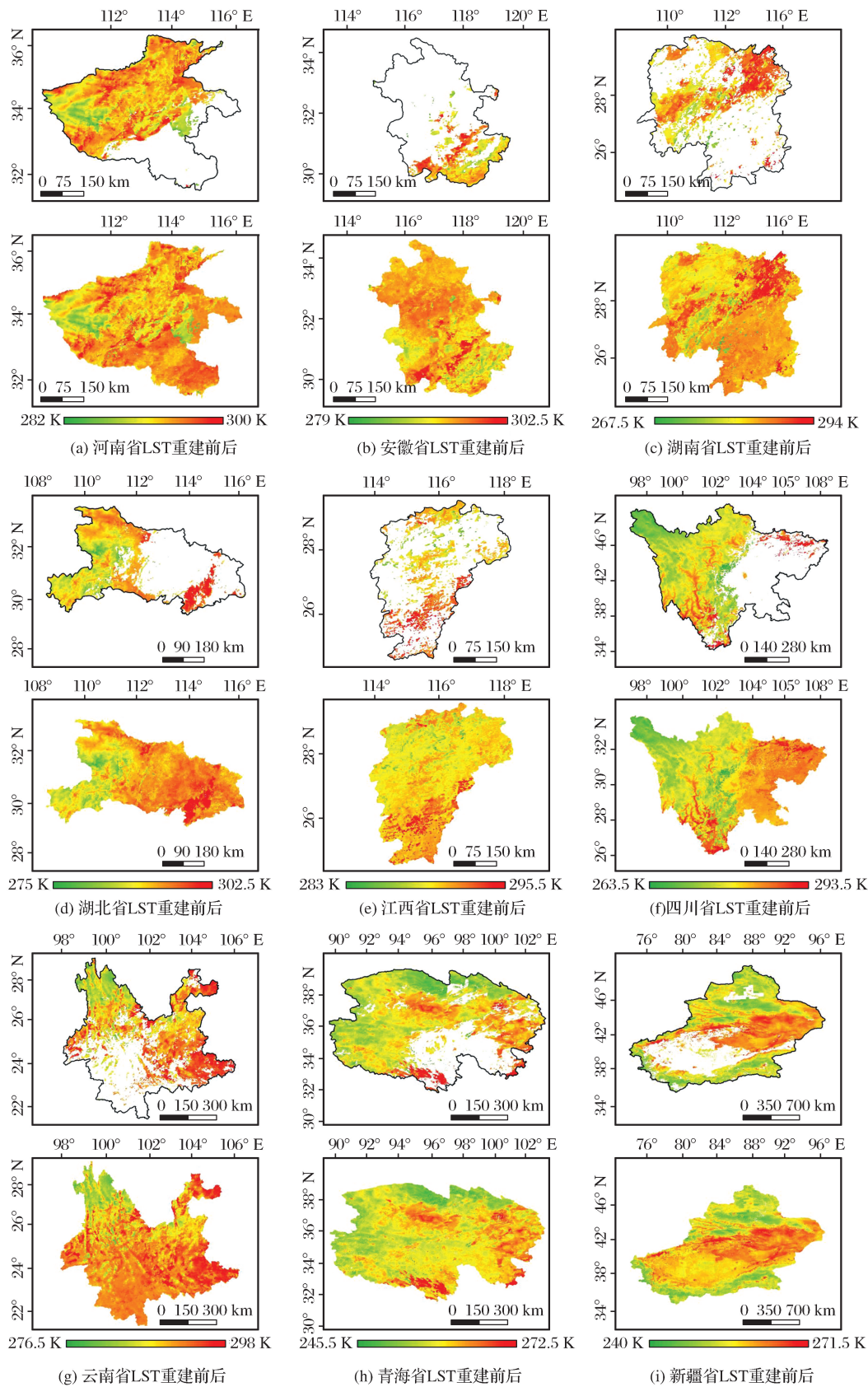
采用本文提出的算法对研究区云下像元地表温度值进行重建,部分结果如图 4 所示。由于图中显示的为对 2008 年各省份缺值现象最严重的期次进行重建前后的对比,因此,各省份选取影像时间不一致。

如上文所述,理论上地表温度与地表亮温之间存在线性相关关系,但实际情况如何需要对方程的有效性进行检验。由于本文选择的研究子区较多(9 个省份),且在研究过程中对每一子区地表覆盖进行分类(六大类),因此逐一实施方程有效性检验相对困难。本文在全国范围内随机选择了 6 个像素点,分别代表不同的地表类型,对公式(4)进行变形,

逐像素建立其时间序列的回归模型,依次对其回归结果进行相关系数检验、F 检验和 t 检验。结果表明,地表温度和地表亮温之间的确存在线性关系,其中统计模型的相关系数约为 0.95;F 显著性统计量均远小于显著性水平 0.05;t 检验的结果表明,18.7 GHz(H/V)通道在反演过程中的相关性较差,因此,在后期应用中可考虑不使用该频段。由于时间序列温度变化幅度大,也从侧面说明同一下垫面地表温度与地表亮温的相关关系在空间上具有相对稳定性。

通过统计误差分布和求取均误差的方式对该算法的实际精度进行评定,参与精度评定的像元总量近 2 亿个,并与基于 MODIS 地表覆盖产品 MOD12 Q1 的多通道统计模型的反演精度作对比,结果如表 4 所示。

由以上结果可知,考虑地表温度的周期性特征,引入时间序列滤波,利用前后时段对无 LST 时段的影响改正基于下垫面分类的统计模型的 LST 估计值具有十分显著的效果。一方面,利用该算法重建地表温度值,在实际操作过程中受环境和气象条件的约束明显减少,具有很好的地域普适性,重建效率高,重建结果满足地表温度分布的空间一致性;另一方面,重建精度明显提高,其中,基于 MODIS 地表覆盖分类产品的多元统计模型平均反演精度为 5.14 K,而本文提出的时空联合算法的平均重建



(该图为 MODIS LST 重建结果展示,共 9 个省区,影像分为重建前和重建后,上下对应,  
重建前影像中的白色区域即为地表温度缺失区域;地表温度采用 K 氏温度)

图 4 MODIS LST 重建示例

Fig.4 Example of MODIS LST reconstruction

表 4 LST 反演精度评定

Table 4 Inversion accuracy assessment about LST

| 区域 | 按绝对误差统计像元比例/% |       |       | 像元量<br>/万个 | 时空域<br>ME/K | 空间域<br>ME/K |
|----|---------------|-------|-------|------------|-------------|-------------|
|    | 0~1 K         | 0~2 K | 0~3 K |            |             |             |
| 河南 | 51.93         | 84.18 | 96.34 | 680.46     | 1.14        | 1.93        |
| 安徽 | 47.09         | 76.15 | 91.87 | 526.65     | 1.35        | 1.80        |
| 湖南 | 48.35         | 77.00 | 91.18 | 739.86     | 1.36        | 1.62        |
| 湖北 | 50.95         | 80.21 | 94.07 | 694.31     | 1.23        | 1.91        |
| 江西 | 49.44         | 78.63 | 92.28 | 577.59     | 1.30        | 1.61        |
| 四川 | 44.69         | 70.18 | 83.33 | 1 878.66   | 1.71        | 7.99        |
| 云南 | 59.45         | 82.56 | 92.27 | 1 439.85   | 1.17        | 5.13        |
| 青海 | 55.78         | 85.37 | 95.34 | 3 269.38   | 1.13        | 3.98        |
| 新疆 | 53.14         | 83.38 | 94.48 | 8 710.39   | 1.18        | 6.07        |
| 平均 | 52.63         | 81.63 | 93.11 | —          | 1.24        | 5.14        |

表中,“时空域”代表本文所提算法,即基于被动微波与时空联合信息的 LST 反演算法;  
“空间域”代表基于被动微波与 MODIS 地表覆盖产品的 LST 多元统计反演模型。

精度为 1.24 K,重建精度提高了 76%。Liu 等<sup>[27]</sup>的模拟研究表明,仅由于大气对微波亮温的影响而引入的地表温度平均反演误差约为 1.2 K,因此,本文的反演精度基本满足物理约束。

相较于基于 MODIS 地表分类产品的 LST 多通道统计反演模型,本文所提算法重建精度只在很小程度上受研究区数据质量的影响,即缺值率高,其反演误差相对较大;此外,反演结果中存在少量像元值过高或过低,这是由于当 AMSR\_E 像元受到强降雨影响时,星上亮温数据所含信息会受到严重噪声干扰,从而导致反演结果可能与实际相差很大。

5 结 语

本文对传统的基于被动微波遥感反演地表温度的统计模型进行了有效改进,一方面利用 NDVI 对地表覆盖进行分类,有效地保证了统计像元属性的相近度;另外考虑地表温度的周期性特征,引入时间序列滤波,利用前后时段对无 LST 时段的影响改正基于下垫面分类的统计模型估计值,结果表明:

- (1)基于地表覆盖分类的统计模型平均反演误差为 5.14 K,引入时间序列滤波后,平均反演精度提高了 76%。尽管该算法仍在一定程度上受研究区数据质量的影响,但每个区域的平均反演误差整体相差不大,该算法具有可行性。
- (2)地表温度与地表亮温之间的回归关系是针对研究区当期影像进行拟合的,因此在对云下像元 LST 重建的实际操作中不需要约束环境条件,即不存在“学习区”,该算法具有较高的地域普适性。

(3)该算法以 NDVI 作为分类基准,由于裸地、水体等无植被覆盖区的 NDVI 值均小于 0,难以进行区分,可结合 NDWI (Normalized Difference Water Index,归一化水体指数)等多种指数进一步提高分类精度。

参考文献 (References):

[1] Jia Yuanyuan, Li Zhaoliang. Progress in Land Surface Temperature Retrieval from Passive Microwave Remotely Sensed Data[J]. Progress in Geography, 2006, 25(3): 96-105. [贾媛媛, 李召良. 被动微波遥感数据反演地表温度研究进展[J]. 地理科学进展, 2006, 25(3): 96-105.]

[2] Chen Xiuzhi, Chen Shuisen, Li Dan, *et al.* Progress in Land Surface Temperature Retrieval from Passive Microwave Remote Sensing Data[J]. Advances in Earth Science, 2010, 25(8): 827-835. [陈修治, 陈水森, 李丹, 等. 被动微波遥感反演地表温度研究进展[J]. 地球科学进展, 2010, 25(8): 827-835.]

[3] Liu Jing, Ma Hongzhang, Yang Le, *et al.* A Survey of Surface Temperature Retrieval by Passive Microwave Remote Sensing [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(6): 812-821. [刘晶, 马红章, 杨乐, 等. 基于被动微波的地表温度反演研究综述[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(6): 812-821.]

[4] Zhou Fangcheng, Song Xiaoning, Li Zhaoliang. Progress of Land Surface Temperature Retrieval based on Passive Microwave Remote Sensing [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2014, 26(1): 1-7. [周芳成, 宋小宁, 李召良. 地表温度的被动微波遥感反演研究进展[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(1): 1-7.]

[5] Holmes T R H, Jeu D R A M, Owe M, *et al.* Land Surface Temperature from Ka Band (37 GHz) Passive Microwave Observations[J]. Journal of Geophysical Research, 2009, 114(D4): 83-84.



- [6] André C, Ottlé C, Royer A, *et al.* Land Surface Temperature Retrieval over Circumpolar Arctic Using SSM/I-SSMIS and MODIS Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 162(1): 1-10.
- [7] McFarland M J, Miller R L, Neale C M U. Land Surface Temperature Derived from the SSM/I Passive Microwave Brightness Temperatures[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(5): 839-845.
- [8] Xiao Lijiao, Zhang Lixin, Jiang Lingmei, *et al.* Validation of Surface Temperature Inversion Algorithm Using Passive Microwave over Qinghai-Tibet Plateau[J]. Remote Sensing Information, 2012, 27(5): 37-43. [肖丽娇, 张立新, 蒋玲梅, 等. 青藏高原地区被动微波遥感反演地表温度算法验证[J]. 遥感信息, 2012, 27(5): 37-43.]
- [9] Mao Kebiao, Shi Jiancheng, Li Zhaoliang, *et al.* The Land Surface Temperature and Emissivity Retrieved from the AMSR Passive Microwave Data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2005, 65(3): 14-17. [毛克彪, 施建成, 李召良, 等. 用被动微波 AMSR 数据反演地表温度及发射率的方法研究[J]. 国土资源遥感, 2005, 65(3): 14-17.]
- [10] Mao Kebiao, Shi Jiancheng, Li Zhaoliang, *et al.* A Physical Statistical Algorithms for the Land Surface Temperature Using the AMSR Passive Microwave Data[J]. Science China D: Earth Sciences, 2006, 36(12): 1170-1176. [毛克彪, 施建成, 李召良, 等. 一个针对被动微波 AMSR-E 数据反演地表温度的物理统计算法[J]. 中国科学. D 辑: 地球科学, 2006, 36(12): 1170-1176.]
- [11] Wu Shengli, Yang Hu. Global Land Surface Temperature Retrieval with AMSR-E Brightness Temperature and MODIS Land Cover Type Products[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007, 22(2): 234-237. [武胜利, 杨虎. AMSR-E 亮温数据与 MODIS 陆表分类产品结合反演全球陆表温度[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(2): 234-237.]
- [12] 孟霖达. 利用 AMSR-E 数据反演地表温度[D]. 吉林: 吉林大学, 2007. [Meng Linda. Land Surface Temperature Retrieval from AMSR-E Data[D]. Jilin: Jilin University, 2007.]
- [13] Liu Zenglin, Tang Bohui, Li Zhaoliang. Calculation of Land Surface Temperature based on AMSR-E Data[J]. Science & Technology Review, 2009, 27(4): 24-27. [刘曾林, 唐伯惠, 李召良. AMSR-E 微波数据反演裸地地表温度算法研究[J]. 科技导报, 2009, 27(4): 24-27.]
- [14] Chen S, Chen X, Chen W, *et al.* A Simple Retrieval Method of Land Surface Temperature from AMSR-E Passive Microwave Data—A Case Study over Southern China during the Strong Snow Disaster of 2008[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2011, 13(1): 140-151.
- [15] Wang Xiujun, Chen Jian. Soil Moisture Estimation based on the LST-EVI Feature Space[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(1): 46-53. [王秀君, 陈建. 基于 LST-EVI 特征空间的土壤水分含量反演[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1): 46-53.]
- [16] Chen Xiuzhi, Chen Shuisen, Su Yongxian, *et al.* Retrieving Land Surface Temperature from AMSR-E Remote Sensing Data—A Case Study over Guangdong during Spring Cold Disaster in 2008[J]. Remote Sensing Information, 2011, (5): 38-46. [陈修治, 陈水森, 苏泳娴, 等. 利用 AMSR-E 遥感数据反演地表温度——以 2008 年广东省春季寒害为例[J]. 遥感信息, 2011, (5): 38-46.]
- [17] Gao H, Fu R, Dickinson R E, *et al.* A Practical Method for Retrieving Land Surface Temperature from AMSR-E over the Amazon Forest[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(1): 193-199.
- [18] Peng Danqing, Li Jing, Zhao Tianjie, *et al.* Land Surface Temperature Retrieved from Passive Microwave Data over Cold and Arid Regions[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2009, 31(2): 233-238. [彭丹青, 李京, 赵天杰, 等. 基于被动微波的寒旱区地表温度反演[J]. 冰川冻土, 2009, 31(2): 233-238.]
- [19] Chen Xiuzhi, Li Yong, Han Liusheng, *et al.* Semi-empirical Model for Retrieving Land Surface Temperature based on AMSR-E Data[J]. Tropical Geography, 2013, 33(3): 250-255. [陈修治, 李勇, 韩留生, 等. 一种基于 AMSR-E 的地表温度半经验反演模型[J]. 热带地理, 2013, 33(3): 250-255.]
- [20] Mao Kebiao, Wang Daolong, Li Zirui, *et al.* A Neural Network Method for Retrieving Land-Surface Temperature from AMSR-E Data[J]. High Technology Letters, 2009, 19(11): 1195-1200. [毛克彪, 王道龙, 李滋睿, 等. 利用 AMSR-E 被动微波数据反演地表温度的神经网络算法[J]. 高技术通讯, 2009, 19(11): 1195-1200.]
- [21] Gao C X, Qiu S, Wu H, *et al.* A Neural Network based Method for Land Surface Temperature Retrieval from AMSR-E Passive Microwave Data[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGRSS), 2013, 469-472.
- [22] Mao Kebiao, Shi Jiancheng, Tang Huajun, *et al.* A Neural Network Technique for Retrieving Land Surface Temperature from AMSR-E Passive Microwave Data[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGRSS), 2007, 4422-4425.
- [23] Li Jingping. Multivariate Statistical Analysis Method and Application[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2008. [李静萍. 多元统计分析方法与应用[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2008.]
- [24] Yan Jing, Shen Runping, Bao Yansong, *et al.* Research on the Reconstructing of MODIS LST Product of Jiangsu Province[J]. Environmental Science & Technology, 2014, 37(1): 160-167. [严婧, 沈润平, 鲍艳松, 等. 江苏地区 MODIS LST 产品重建研究[J]. 环境科学与技术, 2014, 37(1): 160-167.]
- [25] Wan Peng, Zhu Jie, Chen Yifan. The Characteristic Analysis of Digital Filter about the Average over Moving[J]. Ocean Technology, 1997, 16(3): 29-31. [万鹏, 朱洁, 陈贻范. 移动平均法的数字滤波特性分析[J]. 海洋技术学报, 1997, 16(3): 29-31.]
- [26] Huang Kaiming. Research on the Parameters of Sliding Averaging for Digital Filtering[J]. Journal of Jimei University

(Natural Science) 2006,11(4):381-384.[黄凯明.滑动平均数字滤波参数研究[J].集美大学学报:自然科学版,2006,11(4):381-384.]

[27] Liu Z L,Wu H,Tang B H,*et al.* Atmospheric Corrections of Passive Microwave Data for Estimating Land Surface Temperature[J].Optics Express,2013,21(13):15654-15663.

Reconstruction of LST under the Cloud based on Passive Microwave Remote Sensing and Spatio-temporal Domain Algorithm

Zang Lin<sup>1,2</sup>, Song Dongmei<sup>1</sup>, Shan Xinjian<sup>3</sup>, Cui Jianyong<sup>1</sup>, Shao Hongmei<sup>4</sup>, Shen Chen<sup>4</sup>, Shi Hongtao<sup>1,2</sup>, Song Xian Yue<sup>5</sup>

- (1.School of Geosciences,China University of Petroleum,Qingdao 266580,China ;
- 2.Graduate School,China University of Petroleum,Qingdao 266580,China ;
- 3.Institute of Geology,China Earthquake Administration,Beijing 100029,China ;
- 4.College of Science,China University of Petroleum,Qingdao 266580,China ;
- 5.Shanghai Earthquake Administration,Shanghai 200062,China )

**Abstract:** As a key parameter to measure the water-heat balance of earth surface,land surface temperature has two spatio-temporal distribution characteristics:One is spatial distribution stability,that is,the correlation between the land surface temperature and the land surface bright temperature among those pixels whose properties are similar and relatively stable;the other is time series periodicity,and for one pixel,the time is closer,the temperatures are more similar.based on these characteristics,combined space statistical model with time series filtering,a spatio-temporal domain algorithm was used for the reconstruction of land surface temperature,which was proposed.In the paper,the temperatures were reconstructed in 9 provinces (Xinjiang,Qinghai,Sichuan,Yunnan,Henan,Anhui,Hubei,Hunan,Jiangxi) of China with MODIS temperature products (MOD11A2),Landsat TM data and AMSR\_E brightness temperature data (AMSR\_EL2A) in 2008.Then,the inversion precisions in 9 provinces of the proposed algorithm were calculated based on arithmetic average method,and compared with the reconstruction results of multi-channel statistical model based on the surface classification products from MODIS (MOD12).The results show that the proposed algorithm is practical,and that can be applied in any kind of LST images even there are lots of null values; and the average inversion error of this method for China with MOD11A2 products is about 1.2 K,decreased by 76% compared with multi-channel statistical model,therefore the reconstruction accuracy is significantly improved.

**Key words:** Land surface temperature;MODIS;Passive microwave;AMSR\_E;Spatio-temporal domain