

# 基于线性光谱混合模型的地表温度像元分解方法

宋彩英<sup>1</sup>, 覃志豪<sup>2</sup>, 王 斐<sup>1</sup>

(1. 南京大学 地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210093;  
2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081)

**摘要:**以北京市 Landsat TM 为数据源, 提出了一种新的地表温度光谱分解模型 (Temperature Unmixing with Spectral, TUS), 以期将地表温度的空间分辨率提高到 30 m. 首先, 基于线性光谱混合模型获得地表组分的丰度值. 然后, 基于温度/植被指数选取典型端元的地表温度. 最后, 综合地表组分的比辐射率数据实现地表温度的分解. 结果表明, TUS 模型能够有效地提高地表温度的空间分辨率, 反映不同地表组分地表温度的空间差异性, 平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 分别为 1.25 K 和 2.27 K, 非常适合于复杂地表覆盖地区的地表温度降尺度处理.

**关键词:** Landsat TM; 线性光谱混合模型 (LSMM); 温度/植被指数 (TVX); 地表温度分解; 北京

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## An effective method for LST decomposition based on the linear spectral mixing model

SONG Cai-Ying<sup>1</sup>, QIN Zhi-Hao<sup>2</sup>, WANG Fei<sup>1</sup>

(1. School of Geography and Ocean Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China;  
2. Institute of Agricultural resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

**Abstract:** This paper proposed a new pixel decomposition model of Temperature Unmixing with Spectral (TUS). Landsat TM data acquired in Beijing were used for the study. Firstly, land surface fraction was obtained based on the Linear Spectral Mixing Model. Secondly and LST of typical endmember was selected through Temperature Vegetation Index. Finally, pixel decomposition of LST can be achieved integrated emissivity with different surface components. Our results indicated that TUS can effectively improve the spatial resolution of land surface temperature, reflecting the spatial differences of surface components, with MAE and RMSE 1.25K and 2.27K respectively. Therefore we conclude that TUS model is applicable for decomposition of LST images for high spatial resolution in the complex surface coverage area.

**Key words:** landsat TM, linear spectral mixing model (LSMM), temperature vegetation index (TVX), land surface temperature (LST) decomposition, Beijing

**PACS:** 95.75. Mn, 93.85. Bc

## 引言

地表温度 (Land Surface Temperature, LST) 对于地表能量收支平衡、城市热岛监测、土壤水分估算等有着重要作用<sup>[1-3]</sup>. 热红外遥感通过探测地表辐射来反演地表温度, 弥补了传统地面台站无法满足大范围连续获取地表温度的缺陷<sup>[4]</sup>. 在相同的遥感平台

中 (如 Landsat TM, MODIS, ASTER), 可见光/近红外波段空间分辨率都比热红外波段空间分辨率高, 使得从热红外波段反演的地表温度空间分辨率也不高. 如何综合地表组分热辐射特性的异质性, 获得高空间分辨率的地表温度数据一直是热红外遥感应用研究的重要方向<sup>[5-6]</sup>.

目前常用的地表温度分解方法是 kustas 提出的

收稿日期: 2014 - 06 - 18, 修回日期: 2015 - 03 - 03

基金项目: 国家自然科学基金 (41471300)

Foundation items: Supported by National Natural Science Found of China (41471300)

作者简介 (Biography): 宋彩英 (1988-), 女, 汉族, 山东临沂人, 硕士研究生, 主要从事热红外遥感, 农业遥感方面研究. E-mail: 2007songcaiying@163.com

Received date: 2014 - 06 - 18, revised date: 2015 - 03 - 03

DisTrad 算法<sup>[7]</sup>,该算法通过拟合 LST-NDVI 的线性关系实现热红外波段及温度产品的降尺度.针对该模型仅考虑了 NDVI 这一个遥感指数,其他不同的遥感指数也逐渐被引入到上述分解算法中,如 ND-BI、ISA、VA 等<sup>[8-10]</sup>.尽管遥感指数能够量化某些特定的地表性质,但是地表生物物理组成组分及其热辐射特性的复杂性和多样性,使得遥感指数不足以完全表征出地表温度的空间变化特征.线性光谱混合模型(Linear Spectral Mixing Model, LSMM)假定像元在某一光谱波段的反射率(亮度值)是由构成像元的基本组分(endmember)的反射率(光谱亮度值)以其所占像元面积比例为权重系数,是一种常用的提取混合像元中不同端元组分的方法<sup>[11-12]</sup>.综合考虑不同端元热辐射特性的差异,使得线性光谱分解模型可以应用到地表温度的分解中.

论文以北京市 Landsat TM 为数据源,首先,基于线性光谱混合模型获得不同地表组分的丰度值.然后,基于温度/植被指数确定不同地表组分典型端元的地表温度.最后,基于 Stefan-Boltzmann 辐射定理,综合不同地表组分的比辐射率数据实现地表温度的分解.由于该方法以地表组分的光谱特征为基础,因此,我们将此方法称之为地表温度光谱分解模型(Temperature Unmixing with Spectral, TUS).

## 1 研究区和研究数据

研究数据为 2010 年 8 月 19 日获取的北京市 Landsat 5 TM 影像.对 TM 数据进行辐射定标、大气校正等预处理后,选取了北京市的一个矩形区域作为论文的研究区(图 1).

## 2 研究方法

基于地表组分热辐射特性的异质性,综合热红外波段数据与高空间分辨率的可见光/近红外波段数据的融合方法,提出一种新的地表温度像元分解算法,以期将地表温度的空间分辨率提高到 30 m,称之为地表温度光谱分解模型(TUS,图 2).由图 2 可知,TUS 模型主要包括地表组分丰度的计算和典型端元地表温度的选取两个方面.

### 2.1 地表组分丰度的计算

地表组分丰度的计算是通过线性光谱混合模型(Linear Spectral Mixing Model, LSMM)进行的.该模型假定通过传感器测得的光谱是像元中所有组成光谱的线性组合,主要包括影像端元的选择和比例影像的分解,继而获得不同端元地表组分的丰度值.计

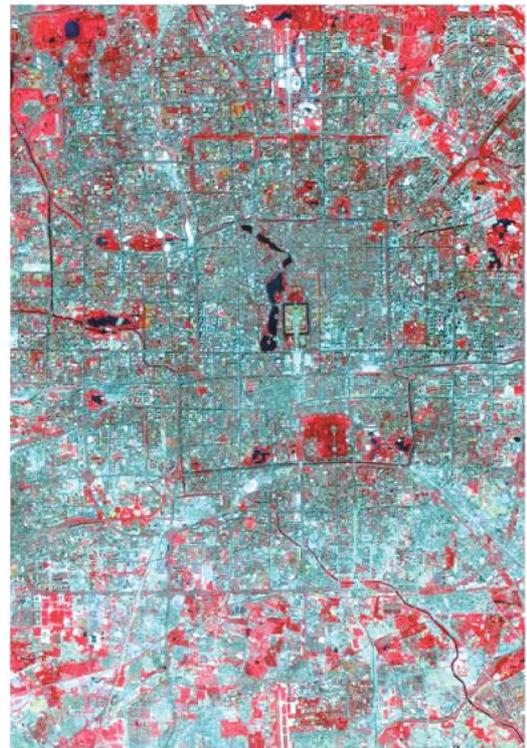


图 1 研究区 TM 假彩色影像(RGB432)  
Fig. 1 The TM false-color composite image of the study area (RGB432)

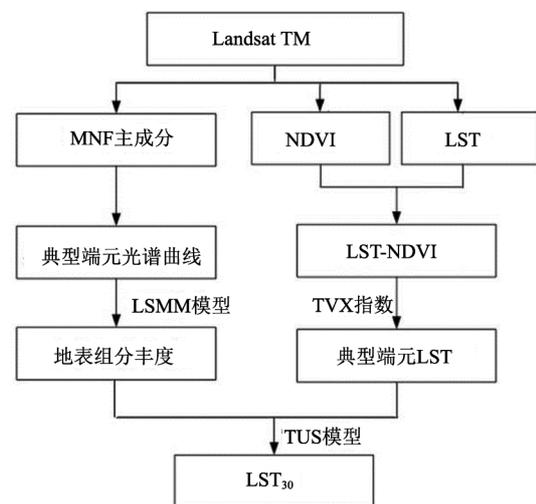


图 2 地表温度光谱分解模型流程图  
Fig. 2 TUS pixel decomposition schematics

算式如下:

$$R_i = \sum_{k=1}^N f_k R_{i,k} + e_i \quad \text{其中} \quad \sum_{k=1}^N f_k = 1 \quad \text{and} \quad f_k \geq 0, \quad (1)$$

式(1)中, $i$ 为光谱波段数量, $k$ 为端元数量, $R_i$ 为波段 $i$ 某像元的光谱反射率, $f_k$ 为端元 $k$ 在该像元所

占的比例,  $R_{i,k}$  为端元  $k$  在波段  $i$  该像元中的光谱反射率,  $e_i$  为波段  $i$  的残差。

由图 3 可知, 植被、高反射率地物和低反射率地物 3 类端元的组分丰度分布呈显著差异。植被, 包括密集和稀疏的林地、草地和农田等主要分布于图像的边缘区域, 即农村地区。与之相反的是, 高反射率端元, 包括建筑、道路、拱桥等不透水层主要分布于图像中心区域, 即中心城区。由于沥青道路、城区部分屋顶覆盖材料的低反射特性, 低反射率地物覆盖度也较高, 且主要集中于图像的南部边缘区域。

## 2.2 典型端元地表温度的计算

典型端元地表温度的计算是通过温度/植被指数 (Temperature Vegetation Index, TVI)<sup>[13]</sup> 进行的, 该指数通过拟合 LST-NDVI 的线性关系, 选取不同地物端元的典型地表温度 (见图 4)。

地表温度的计算利用覃志豪等提出的单窗算法 (Mono-window Algorithm, MWA)<sup>[14]</sup>, 该算法仅需要地表比辐射率、大气透射率和大气平均温度 3 个参数, 反演误差约为  $1.1^{\circ}\text{C}$ , 得到普遍应用。计算式如下:

$$T_s = [a(1-C-D) + (b(1-C-D) + C + D)T_0 - DT_a] / C$$

$$C = \tau\varepsilon; D = (1-\tau)[1 + \tau(1-\varepsilon)] \quad (2)$$

式(2)中,  $T_s$  为地表温度 (K),  $\tau$  为大气透过率,  $\varepsilon$  为地表比辐射率,  $T_0$  为 TM6 像元的亮度温度,  $T_a$  为大气平均作用温度,  $a = -67.9542$ ,  $b = 0.45987$ 。上述参数的计算详见参考文献<sup>[15-17]</sup>。

由图 4 可知, LST-NDVI 的散点图呈三角形形

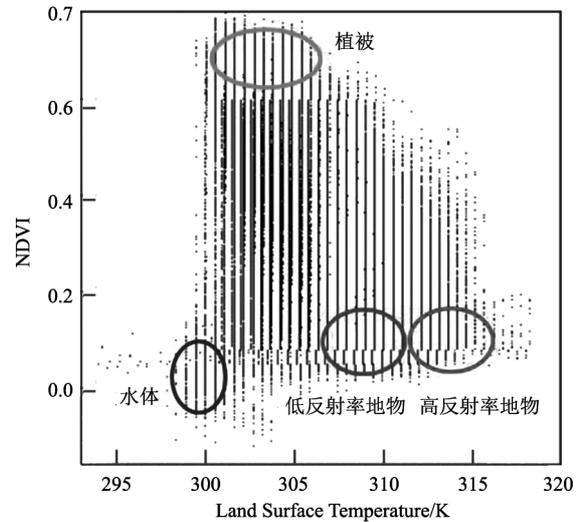


图 4 地表温度与归一化植被指数的散点图

Fig. 4 Scatterplot of the LST-NDVI feature space

状, 不同的颜色圈代表不同地表组分的聚集区。水体主要分布于三角形的左下顶点, NDVI 和 LST 都是最低的, 一般  $\text{NDVI} < 0$ ,  $\text{LST} < 300 \text{ K}$ ; 植被主要分布于三角形的左上顶点, NDVI 最高, 一般大于 0.6, LST 相对较低, 约  $300 \sim 305 \text{ K}$ ; 高反射率地物主要分布于三角形的右下顶点, NDVI 较低, LST 最高, LST 一般大于  $312 \text{ K}$ 。与高反射率地物相邻的是低反射率地物, NDVI 较低, LST 介于  $308 \text{ K}$  与  $311 \text{ K}$  之间。因此, 本文研究中, 四类地表组分典型地表温度的选取分别为: 水体  $299.5 \text{ K}$ , 植被  $301.5 \text{ K}$ , 低反射率地物  $309.5 \text{ K}$ , 高反射率地物  $312.5 \text{ K}$ 。

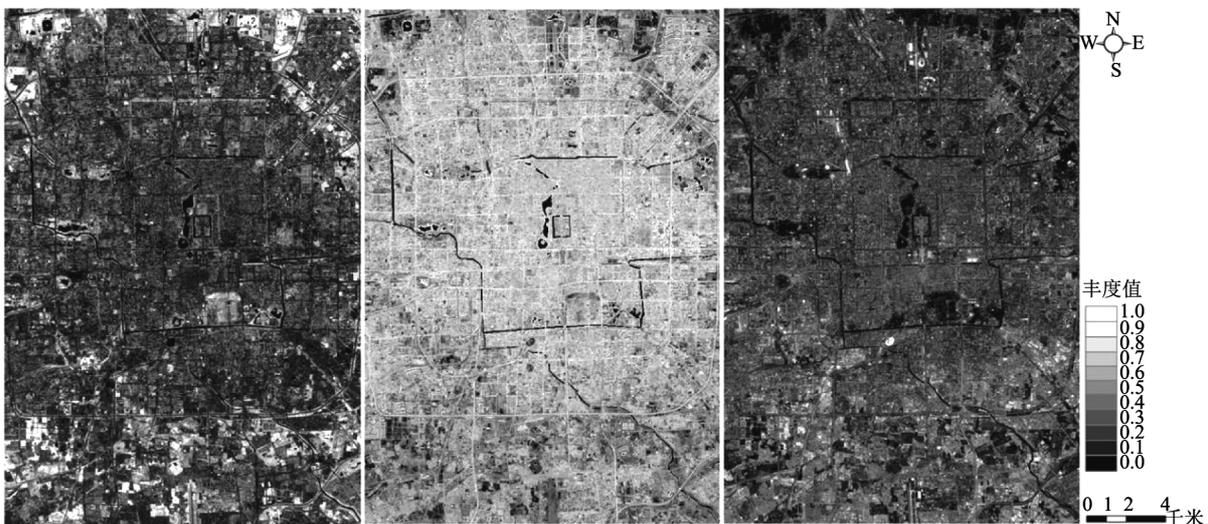


图 3 地表组分丰度图(左:植被,中:高反射率地物,右:低反射率地物)

Fig. 3 Fraction images of vegetation (left panel), high-albedo (middle panel), and low-albedo (right panel)

2.3 地表温度光谱分解模型

根据 Stefan-Boltzmann 辐射定理,

$$I = \varepsilon \sigma T^4 \quad (3)$$

式(3)中,  $I$  为辐射亮度值,  $\varepsilon$  为比辐射率,  $T$  为地表温度(K),  $\sigma$  为 Stefan-Boltzman 常数,  $\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$ .

综合 30 m 空间分辨率的地表组分丰度值和典型端元的地表温度数据,有:

$$\varepsilon_{30} \times \text{LST}_{30}^4 = \sum_{i=1}^N \varepsilon_i f_i T_i^4 \quad (4)$$

从而可以获得 30 m 空间分辨率的地表温度数据:

$$\text{LST}_{30} = \left( \sum_{i=1}^N \varepsilon_i f_i T_i^4 / \varepsilon_{30} \right)^{0.25} \quad (5)$$

式(4)、(5)中,  $\text{LST}_{30}$  为分解后 30 m 空间分辨率的地表温度(K),  $\varepsilon_{30}$  为比辐射率,  $\varepsilon_i$  为地表组分  $i$  的比辐射率,  $f_i$  为地表组分  $i$  的丰度值,  $T_i$  为地表组分  $i$  的典型端元地表温度.

研究中,30 m 空间分辨率的比辐射率的估算参考 Norman & Becker<sup>[18-19]</sup>等提出的混合像元比辐射率估计方法,得到本文中不同地表组分的比辐射率估算值,见式(6):

$$\varepsilon_{30} = \sum_{i=1}^N \varepsilon_i f_i \quad (6)$$

式(6)中,地表组分  $i$  的比辐射率估算值见表 1.

表 1 不同地表组分的比辐射率估计

Table 1 The emissivity estimation of different land surface types

地表组分	水体	植被	低反射率地物	高反射率地物
比辐射率	0.995	0.986	0.972 15	0.970

2.4 验证方法

由于地表温度不同时间、空间上变化较大,并且缺少对地表温度验证的温度场. 因此,在论文分解结果的验证上,以单窗算法反演得到的 120 m 空间分辨率的地表温度作为“真值”. 基于 30 m 空间分辨率的地表组分丰度数据,首先,升尺度得到 120 m 空间分辨率的地表组分像元值和比辐射率像元值;然后,根据论文提出的地表温度光谱分解模型计算得到 120 m 空间分辨率的地表温度;最后,与“真值”进行对比,得出该方法的精度(见图 5).

如图 5 所示,对于任一个 30m 空间分辨率的地表组分像元( $i$ ),植被、高反射率地物和低反射率地物的组分丰度分别为  $fv_i, fh_i, fl_i$ . 基于 16 个 30m 空间分辨率的地表组分像元,根据式(8),可以升尺度得到 120 m 空间分辨率的地表组分数据,其中,对于任一个 120 m 空间分辨率的地表组分像元( $k$ ),是同 120 m 空间分辨率的 TM6 波段数据像元相对应的,从而计算得到植被、高反射率地物和低反射率地物的组分丰度( $fv_k, fh_k, fl_k$ ).

$$f_k = \sum_{i=1}^{16} f_i / 16 \quad (7)$$

式(7)中,  $f_k$  为升尺度后 120 m 空间分辨率的地表组分丰度值,  $f_i$  为 30 m 空间分辨率的地表组分丰度值.

基于 120 m 空间分辨率的地表组分丰度值,我们可以计算得到 120m 空间分辨率的比辐射率像元值,见公式(9):

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^N f_k \cdot \varepsilon_i \quad (8)$$

式(8)中,  $\varepsilon_k$  为升尺度后 120 m 空间分辨率的比辐射率,  $\varepsilon_i$  为地表组分  $i$  的比辐射率.

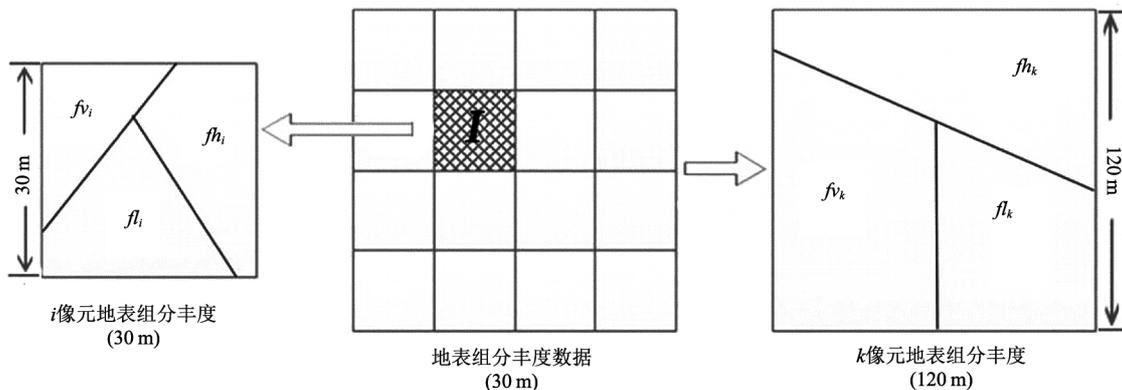


图 5 地表组分升尺度示意图  
Fig. 5 Sketch of the land surface upscale

综合 120 m 空间分辨率的地表组分丰度值和比辐射率数据,根据式(5),可以升尺度得到 120 m 空间分辨率的地表温度图像,同单窗算法反演得到的 120 m 空间分辨率的地表温度图像相比较,评价地表温度光谱分解模型的精度。

### 3 研究结果与分析

#### 3.1 地表温度分解的空间特征分析

地表温度光谱分解模型(TUS)基于高空间分辨率的地表组分丰度值和典型端元的地表温度,综合不同地表类型的比辐射率数据,计算得到高空间分辨率(30m)的地表温度数据(见图6),相较于热红外波段的空间分辨率(120 m)提高了4倍。

从图6可以看出,研究区内高反射率地物的地表温度最高,植被次之,低反射率地物和水体的地表温度最低,地表温度分解的空间变化趋势较为平缓。高温区( $\geq 310$  K)主要集中于北京市市区的中部和南部,一些“热点”多集中于商业中心、交通用地和居民区等中心城区。地表温度较高(308~310 K)的像元数目明显偏多,与地表温度为305~308 K的像元交相分布,多被发现于农田、自然植被和建筑用地等植被覆盖度较低的混合区域以及郊区干燥的土壤区域。低温区(305 K)主要集中于水体和植被覆盖度较高的郊区。

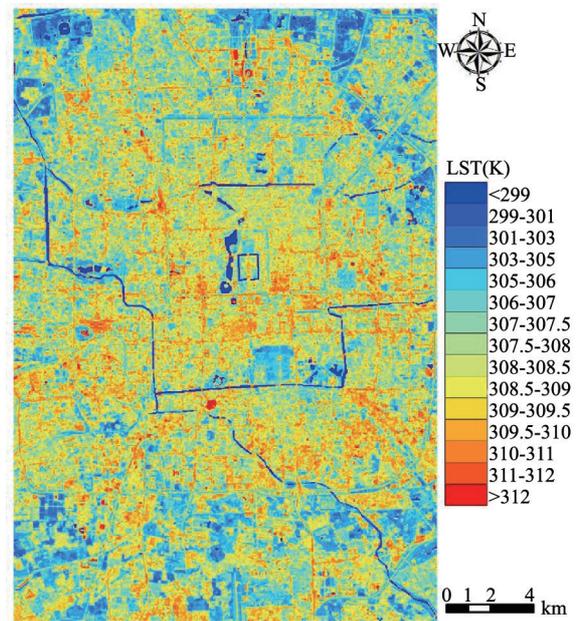


图6 地表温度分解结果

Fig.6 LST with 30m spatial resolution estimates generated from TUS

这与北京中心城区快速的城市化进程实际情况相吻合。随着城市化和城市人口的不断增加,城市区域土地利用类型发生着剧烈的变化,越来越多的自然植被、农田等被不透水层的水泥地、砖瓦和建筑用地等取代,从而导致整个城市下垫面的热辐射性质

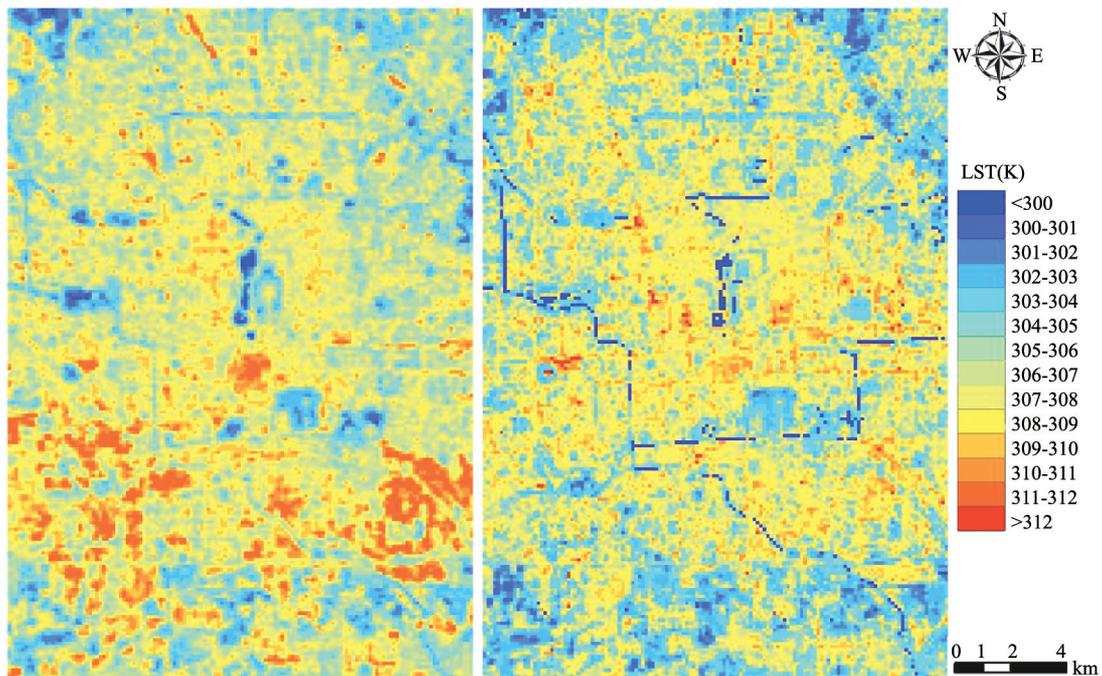


图7 地表温度对比结果(a)单窗算法,(b)地表温度光谱分解模型

Fig.7 LST with 120m spatial resolution generated from MWA (a) and TUS (b)

发生很大的改变,意味着城市发展使城市地表温度显著增加.水体的热容量较大,植被能通过蒸腾作用减少土壤和冠层的热存储量,地表温度相对较低.由此可见,地表温度的分布状况和分布的规律性与下垫面类型有较好的一致性.

### 3.2 地表温度分解的对比分析

为了验证地表温度光谱分解模型的精度,分别采用 TUS 模型和单窗算法计算得到 120 m 空间分辨率的地表温度数据(见图 7).图 7(a)给出了单窗算法计算所得研究区地表温度图像( $T_m$ ),可以认为该图像代表真实的地表温度空间分布,图 7(b)是基于 TUS 地表温度分解模型的结果( $T_s$ ).同  $T_m$  地表温度图像相比,分析  $T_s$  地表温度图像的精度.

从图 7 可以看出,上述两种模型计算得到的地表温度图像具有相似的整体空间格局,地表温度的变化区间基本一致.高反射率地物的地表温度一般高于 309 K,主要集中于图像的中部和南部;植被的地表温度趋于 301 ~ 305 K,多分布在图像的边缘区域;低反射率地物和水体的地表温度趋于 299 ~ 302 K,与高反射率地物和植被地物类型相混合.

同  $T_m$  图像相比较, $T_s$  图像中水体的像元数目增多,地表温度也偏低,这与研究区建立的水体掩膜数据有关,而且在地表组分丰度的计算过程中,由于水体比较稳定,因此统一赋值为水体典型端元的地表温度 299.5 K.  $T_s$  图像中部的地表温度偏高,地表温度为 310 ~ 312 K 的像元数目增多,这可能由于公路、水泥地、砖瓦中心等中心城区的建筑用地像元数目偏多,导致一些地表组分的像元丰度值明显偏大,从而增加了某些高反射率地物的地表温度.  $T_s$  图像南部地表温度偏低,地表温度大于 311 K 的像元数目明显减少,这是由于南部多是建筑用地和林草地的混合像元,低估了高反射率地物组分的丰度值,使得中心城区南部高反射率地物的地表温度降低,由此可见,研究区内地表组分丰度值的大小是影响地表温度的关键.

对  $T_s$  与  $T_m$  进行差值计算,得到两者的差值空间分布图(图 8).由于水体的地表温度统一赋值,因此,不参与差值计算.选取六个典型区域,分别统计平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE).其中,A、B 属于低温区,C、D 属于次高温区,E、F 属于高温区.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_{si} - T_{mi}| \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{si} - T_{mi})^2} \quad (11)$$

上式中, $T_{si}$ 为基于 TUS 模型获得的第  $i$  个像元的地表温度, $T_{mi}$ 为基于单窗算法获得的第  $i$  个像元的地表温度.

由地表温度差值图(图 8(a))可知,基于 TUS 模型获得的地表温度与单窗算法反演的地表温度之间的差值基本集中于 -4 ~ 4K 之间,没有明显的高估或者低估地表温度.需要特别指出的是,地表温度差值趋于 -4 ~ -2K 之间的像元主要集中于图像的南部区域,说明 TUS 模型低估了地表温度,这与地表温度的对比结果(图 7)相一致.水体周围像元地表温度的差值大于 3 K,这可能是水体掩膜重采样为 120 m 所造成的原因.

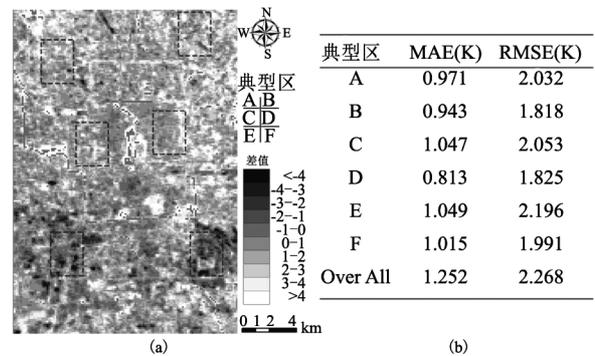


图 8 (a) 地表温度差值图, (b) 典型区地表温度差值的均方根误差和平均绝对误差

Fig. 8 (a) The difference map of LST between SMTV modulated  $T_m$  and MWA modulated  $T_s$ , (b) RMSE and MAE of LST difference in typical areas

与高温区(E、F)相比,在低温区(A、B)和次高温区(C、D), $T_s$ 和 $T_m$ 更为接近,MAE和RMSE分别为0.971、2.032,0.943、1.818,1.047、2.053和0.813、1.825.这正好与模型的参数选取和研究区复杂的地表组分及多样的热特性相吻合.当地表温度较高时,即人口密集、高楼众多的中心城区,城市地表组分的复杂性和热辐射特性的多样性,使得地表温度的分解尤为复杂.当地表温度较低时,即植被、草地等覆盖度较高的郊区,地表组分的热特性相对稳定,有利于地表温度的分解.

## 4 讨论

地表组分丰度数据和典型端元地表温度数据是影响 TUS 模型精度的关键因素.当研究区地表组分的类型比较单一时,120 m 空间分辨率的地表温度像元与其所对应的 16 个 30 m 空间分辨率子像元的地表类型一致,这种情况下,估算得到的端元地表温度值与其真值之间的差异较小;相反,研究区地表组

分的类型较为复杂时,则估算误差较大。

论文利用 TVI 指数选取了每一类典型端元地表温度数据区间内的唯一值,因此,就四类典型端元地表温度的选取值误差进行分析(见图 9),其中,水体  $299.5 \pm 1$  K, 植被  $301.5 \pm 2$  K, 低反射率地物  $309.5 \pm 1.5$  K, 高反射率地物  $312.5 \pm 1.5$  K。由于研究区内绝大多数像元由植被、低反射率地物和高反射率地物组成,故选取三类典型端元的地表温度最大误差进行分析。

$$\Delta T = \left| \left( \sum_{i=1}^N \varepsilon_i f_i T_i^4 / \varepsilon_{30} \right)^{0.25} - \left( \sum_{i=1}^N \varepsilon_i f_i T_i^4 / \varepsilon_{30} \right)^{0.25} \right|, \quad (12)$$

式(12)中,  $T_i$  为第  $i$  类端元对应的地表温度值估算值,  $T'_i$  为第  $i$  类端元对应的地表温度值最大估算值。

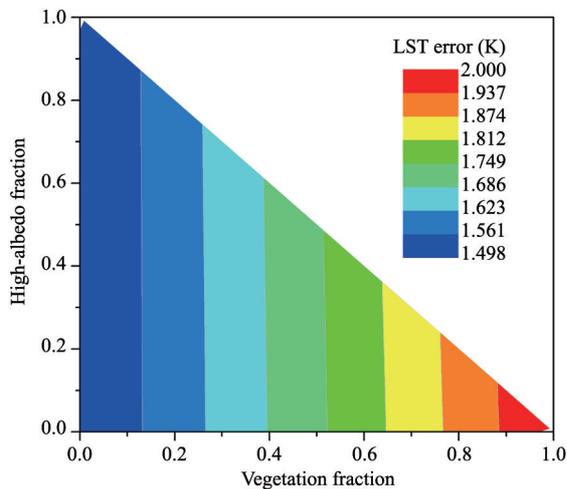


图9 地表温度误差统计  
Fig 9 The LST error

由图 9 可知,当端元为完全高反射率或者低反射率地表组分时,误差值最小为 1.498K;当端元为完全植被地表组分时,误差值最大为 2.0 K;当端元为高反射率地物、低反射率地物和植被地表组分的混合像元时,误差值约为 1.5 ~ 1.9 K。

## 5 结论

(1)考虑到不同地物组分的热特性、组成和数量,本文提出了一种新的地表温度像元分解算法,将地表温度的空间分辨率提高到 30 m,相较于热红外波段的空间分辨率(120 m)提高了 4 倍,地表温度的空间分布特征与下垫面类型有较好的一致性。

(2)同单窗算法相比较,讨论了 TUS 模型地表温度分解的空间差异性和精度。两种模型计算得到的地表温度具有相似的整体空间格局,SMTV 模型

没有明显的高估或者低估地表温度,总体平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别为 1.252 K 和 2.268 K。因此,基于线性光谱混合模型对地表温度进行分解是一种切实可行的方法。

## References

- [1] Lu D, Weng Q. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, **104**(2): 157-167.
- [2] Li Z L, Tang B H, Wu H, et al. Satellite-derived land surface temperature: current status and perspective[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, **131**: 14-37.
- [3] SUN Ke, CHEN Sheng-Bo. Genetic algorithm based surface component temperatures retrieval by integrating MODIS TIR data from Terra and Aqua satellites [J]. *J. Infrared Millim. Waves*(孙珂, 陈圣波. 基于遗传算法综合 Terra/Aqua MODIS 热红外数据反演地表组分温度. *红外与毫米波学报*), 2012, **31**(5): 462-468.
- [4] ZHOU Yi, QIN Zhi-Hao, BAO Gang. Progress in retrieving land surface temperature for the cloud-covered pixels from thermal infrared remote sensing data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*(周义, 覃志豪, 包刚. 热红外遥感图像中云覆盖像元地表温度估算研究进展. *光谱学与光谱分析*), 2014, **34**(2): 364-369.
- [5] WANG Fei, QIN Zhi-Hao, WANG Qian-Qian. A method of TM6 band pixel decomposition based on the earth surface types[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*(王斐, 覃志豪, 王倩倩. 基于地表类型的 TM6 波段像元分解方法. *国土资源遥感*), 2012, **94**(3): 54-59.
- [6] Friedl, M. Forward and inverse modeling of land surface energy balance using surface temperature measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **79**(2), 344-354.
- [7] Kustas W P, Norman J M, Anderson M C, et al. Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2003, **85**(4): 429-440.
- [8] Weng Q, Rajasekar U, Hu X. Modeling urban heat islands and their relationship with impervious surface and vegetation abundance by using ASTER images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**, 4080-4089.
- [9] LI Hua, LIU Qin-Huo, ZOU Jie. Relationships of LST to NDBI and NDVI in Changsha-Zhuzhou-Xiangtan area based on MODIS data [J]. *Scientia Geographica Sinica*(历华, 柳钦火, 邹杰. 基于 MODIS 数据的长株潭地区 NDBI 和 NDVI 与地表温度的关系研究. *地理科学*), 2009, **29**(2): 262-267.
- [10] Deng C, Wu C. A spatially adaptive spectral mixture analysis for mapping subpixel urban impervious surface distribution[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, **133**: 62-70.
- [11] Wu, C. Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM + imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, **93**, 480-492.
- [12] ZHOU Hao, WANG Bin, ZHANG Li-Ming. New scheme for decomposition of mixes pixels of remote sensing images [J]. *J. Infrared Millim. Wave*(周昊, 王斌, 张立明. 一种

- 新的遥感图像混合像元分解方法. 红外与毫米波学报), 2005, **24**(6): 463-466.
- [13] Sandholt I. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **79**, 213-224.
- [14] Qin Z H, Karnieli A, Berliner P. A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, **22**(18): 3719-3746.
- [15] QIN Zhi-Hao, ZHANG Ming-Hua, ARNON Karnieli, *et al.* Mono-window algorithm for retrieving landsurface temperature from Landsat TM 6 data [J]. *Acta Geographica Sinica*(覃志豪, ZHANG Ming-Hua, ARNON Karnieli, *et al.* 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法. 地理学报), 2001. **56**(4): 456-466.
- [16] QIN Zhi-Hao, LI Wen-Juan, ZHANG Ming-Hua, *et al.* Estimating of The Essential Atmospheric Parameters of Mono-window Algorithm for Land Surface Temperature Retrieval from Landsat TM6[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*(覃志豪, LI Wen-Juan, ZHANG Ming-Hua, 等. 单窗算法的大气参数估计方法. 国土资源遥感), 2003, **56**(2): 37-43.
- [17] QIN Zhi-Hao, LI Wen-Juan, XU Bin, *et al.* The estimation of land surface emissivity for landsat TM6[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*(覃志豪, 李文娟, 徐斌, 等. 陆地卫星 TM6 波段范围内地表比辐射率的估计. 国土资源遥感), 2004, **3**: 28-32.
- [18] Norman J M, Becker F. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surface [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1995, **77**(3): 153-166.
- [19] Li Z L, Wu H, Wang N. *et al.* Land surface emissivity retrieval from satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, **34**(9-10): 3084-3127.