

城市尺度组分温度的 ASTER 数据遥感反演

郑文武^{1,2}, 曾永年^{1*}

(1. 中南大学地球科学与信息物理学院, 中南大学空间信息技术与可持续发展研究中心, 长沙 410083;

2. 衡阳师范学院资源环境与旅游管理系, 衡阳 421008)

摘要: 为了获取城市尺度组分温度, 实现城市水热平衡的高精度反演, 探索了一种多波段热红外遥感影像的城市尺度组分温度反演算法。算法选取了植被、土壤和不透水表面等 3 种组分, 并且针对 ASTER 数据, 利用线性混合元分解方法获取像元平均比辐射率, 以 MODIS 近红外数据估算大气水汽含量和大气透过率, 采用牛顿迭代法获取大气平均温度, 并用最小二乘原理获取地表组分温度。最后, 应用长沙市区的实验影像进行了实验研究, 通过纯净像元上组分温度反演结果与分裂窗算法反演结果的对比分析, 以及组分温度反演结果与实测数据的对比分析, 对算法的精度进行了验证, 结果表明: (1) 纯净像元上, 组分温度反演结果与分裂窗算法反演结果具有较好的相关性, 植被组分相关性最高, 达 0.9796, 2 种结果平均绝对偏差值为 0.36℃; (2) 组分温度反演结果与实测组分温度绝对偏差范围为 0.2~1.4℃, 植被组分温度与实测值偏差相对较小, 不透水表面组分温度与实测值偏差相对最大。

关键词: 组分温度; ASTER; 热红外遥感; 长沙

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00658

1 引言

目前, 城市热环境问题日益严重, 导致大气质量下降、能源供不应求、高温热浪频发以及与热有关的疾病发病率和死亡率增加, 城市人居环境急剧恶化, 并成为城市的一种新环境灾害。故此, 其已受到管理决策者普遍关注, 学者们从城市热环境建模^[1-2]和城市热岛遥感监测^[3-4]两个方面进行了较为广泛、深入的研究。随着热红外遥感基础理论研究的深入和传感器的改进, 已经形成了一系列的地表温度反演算法, 如单通道算法^[5-6]、分裂窗算法^[7-8]、多角度法^[9-10]和温度比辐射率分离算法^[11]。这些算法大多将地表温度看作是一定尺度的混合像元的平均温度, 对于组分均一且地形起伏和温度空间变化小的地表, 能够得到较好的应用。但是, 对地形复杂、组成成分多样且温度分布不均的城市地表, 像元的平均温度不足以满足研究和应用的需求, 如城市蒸散发的精确反演时, 由于地表组分温差明显, 平均温度不能代替组分的真实温度, 况且

平均温度的概念本身就存在不确定性。组分温度不仅物理意义清楚, 而且其反演算法舍弃了同温均匀像元的假设条件, 反演结果更接近地表的真实状况, 且精确反演的地表组分温度对地-气间的能量和水分的定量分析具有推动作用。因此, 组分温度应成为城市热环境定量遥感研究的主要目标^[9]。

国内外许多学者在组分温度反演研究方面, 根据所使用遥感影像的不同可以将这些算法分为 2 类: (1) 多角度反演算法, 包括遗传算法、多角度演化算法和矩阵算法^[9-10]; (2) 多通道反演算法, 主要以 MODIS 数据的多热红外波段数据反演组分地表温度的算法^[11]。其中, 多角度反演算法能够获得满意的反演精度, 但是, 因难以获取适用于城市尺度的多角度星载热红外数据, 目前还不能将多角度反演算法广泛地应用于城市组分温度反演。由于 MODIS 热红外数据空间分辨率不高, 其多通道反演算法也不适用于城市尺度组分温度的反演; Landsat TM 数据由于其只有一个热红外波段, 难以用于反演组分温度^[12]; ASTER 数据既具有较高

收稿日期: 2011-12-12; 修回日期: 2012-08-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41171326, 40771198); 湖南省自然科学基金项目(08JJ6023, 09JJ4021)资助。

作者简介: 郑文武(1978-), 男, 博士研究生。主要从事 GIS 和遥感应用研究。E-mail: zhwenwu@163.com

* 通讯作者: 曾永年(1959-), 男, 青海西宁人, 教授, 博士生导师, 从事遥感与地理信息系统及其环境变化研究。

E-mail: ynzeng@csu.edu.cn

的空间分辨率(90m),也具有较高的波谱分辨率,适用于反演城市地表组分温度。故本文提出了一种以 ASTER 数据适于城市尺度的地表组分温度反演算法。

2 城市尺度组分温度反演算法

2.1 组分温度的反演

在忽略城市覆盖空间结构特征的前提下,可以把存在多种组分的城市地表热辐射能量表示为占一定比例的基本组分的热辐射能量的线性组合。

$$\epsilon_{\lambda} B_{\lambda}(T_a) = \sum_{k=1}^N f_k \epsilon_{k\lambda} B_{\lambda}(T_k) \quad (1)$$

式中: $\epsilon_{\lambda} B_{\lambda}(T_a)$ 为地表总热辐射强度,其中, ϵ_{λ} 为平均比辐射率, $\epsilon_{k\lambda} B_{\lambda}(T_k)$ 为组分 k 的热辐射强度,其中, $\epsilon_{k\lambda}$ 为组分 k 的比辐射率, f_k 为组分 k 的丰度,满足 $\sum_{k=1}^N f_k = 1$,其中 N 为组分数。

城市区的土地覆盖类型主要包括林地、建设用地、农田、水体和裸土等,其中水体一般呈集中连片分布,可以不考虑,而农田、林地、建设用地和裸土区覆盖差异明显,地表组分温度反演时必须考虑植被、土壤和不透水表面等 3 个独立分量。公式(1)可以具体化为:

$$\epsilon_{\lambda} B_{\lambda}(T_a) = f_v \epsilon_{v\lambda} B_{\lambda}(T_v) + f_s \epsilon_{s\lambda} B_{\lambda}(T_s) + f_i \epsilon_{i\lambda} B_{\lambda}(T_i) \quad (2)$$

$B_{\lambda}(T_v)$ 、 $B_{\lambda}(T_s)$ 和 $B_{\lambda}(T_i)$ 分别为植被、土壤和不透水表面普朗克黑体辐射, $\epsilon_{v\lambda}$ 、 $\epsilon_{s\lambda}$ 和 $\epsilon_{i\lambda}$ 分别为植被、土壤和不透水表面的比辐射率, f_v 、 f_s 和 f_i 为植被、土壤和不透水表面的丰度, $f_v + f_s + f_i = 1$ 。

根据覃志豪等的研究^[5],在忽略大气向上与向下两个方向上的热辐射差异的条件下,卫星上所观测到的热辐射强度可以表示为:

$$B_{\lambda, sat} = \tau_{\lambda} \epsilon_{\lambda} B_{\lambda}(T_a) + (1 - \tau_{\lambda}) [1 - \tau_{\lambda} (1 - \epsilon_{\lambda})] B_{\lambda}(T_{air}) \quad (3)$$

其中, $B_{\lambda, sat}$ 为 λ 波段卫星观测到的热辐射强度, τ_{λ} 为 λ 波段大气透过率, T_{air} 为大气平均温度。公式(3)可以转化为:

$$B_{\lambda}(T_a) = \frac{B_{\lambda, sat} - (1 - \tau_{\lambda}) [1 - \tau_{\lambda} (1 - \epsilon_{\lambda})] B_{\lambda}(T_{air})}{\tau_{\lambda} \epsilon_{\lambda}} \quad (4)$$

将公式(4)代入公式(2),得到:

$$f_v \epsilon_{v\lambda} B_{\lambda}(T_v) + f_s \epsilon_{s\lambda} B_{\lambda}(T_s) + f_i \epsilon_{i\lambda} B_{\lambda}(T_i) =$$

$$\frac{B_{\lambda, sat} - (1 - \tau_{\lambda}) [1 - \tau_{\lambda} (1 - \epsilon_{\lambda})] B_{\lambda}(T_{air})}{\tau_{\lambda}} \quad (5)$$

根据混合像元分解原理,利用多光谱数据可以获得组分丰度数据;通过分析 JPL 光谱库数据,可获得组分比辐射率,进而结合组分丰度数据,获得平均比辐射率;大气平均温度,由大气剖面气温分布和大气状态所决定,大气透过率与大气水汽、气溶胶、CO₂等成分含量,以及气压、气温等因素有关。大气平均温度和大气透过率可以利用覃志豪等提出的参数化方法估计。因此,理论上,只要输入 3 个波段的卫星观测热辐射强度数据,就可以建立一个 3 元 1 次方程组,计算出 $B_{\lambda}(T_v)$ 、 $B_{\lambda}(T_s)$ 和 $B_{\lambda}(T_i)$,而后根据普朗克函数,便可反推出地表的组分温度。但是,由于不同热红外波段数据之间具有高度相关性,直接选择 3 个波段建立反演模型并不能得到预期的结果。在 8~14μm 大气窗口内,ASTER 数据提供了 5 个波段的热红外波数据,其参数见表 1。本文利用 5 个热红外波段数据,以最小二乘原理获得组分温度的最优解。

表 1 城市典型地物比辐射率值

Tab. 1 Emissivities of typical urban land surface covers

波段	波谱范围(μm)	植被	不透水表面	土壤
10	8.125~8.475	0.985	0.961	0.964
11	8.475~8.825	0.983	0.963	0.969
12	8.925~9.275	0.982	0.969	0.973
13	10.25~10.95	0.980	0.974	0.977
14	10.95~11.65	0.981	0.976	0.979

2.2 组分温度反演技术路线

由式(4),城市地表组分温度的反演需要获得组分丰度、不同波段组分比辐射率、平均比辐射率和不同热红外波段平均温度。混合像元分解方法物理意义明确,能够获得较高精度的组分丰度,因此,本文采用混合像元分解方法获得组分丰度。根据郑文武等^[14]提出的组分丰度、组分温度比率和组分比辐射率等参数化方法计算平均比辐射率,其中组分比辐射率根据美国航空航天局提供的 JPL 光谱库获得。基于 MODIS 第 2、19 波段数据能够反演大气水汽含量,进而可以由大气透过率与大气水汽含量的经验关系,估算大气透过率。最后,以最小二乘原理估算不同组分黑体热辐射强度,并应用普朗克函数计算地表组分温度(技术路线见图 1)。

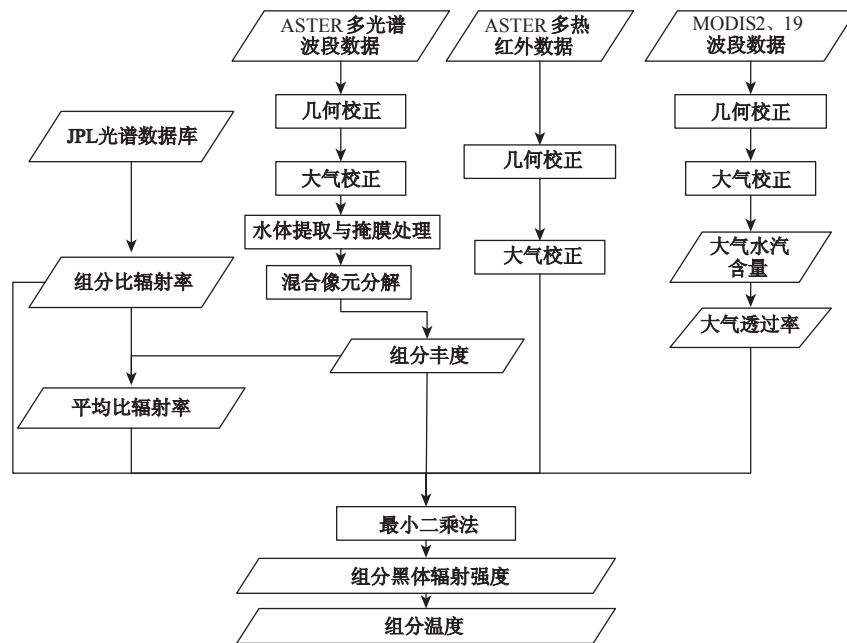


图1 组分温度反演技术路线图

Fig. 1 Flow chart of urban land surface component temperature inversion

3 ASTER 组分温度反演算法

3.1 组分丰度计算

混合像元分解是当前计算组分丰度的主要方法,在众多混合像元分解方法中,线性光谱分解模型对于确定组分丰度具有较高的有效性,其分解精度可以达到90%以上,而且模型简单易于实现^[13],因此,本文选择线性光谱分解模型计算组分丰度。

首先,根据 Ridd 提出的 VIS 三角模型,选择植被、土壤和不透水表面作为端元;然后,对 ASTER 的可见光波段反射率影像进行重采样处理,转化为空间分辨率为 30m 的图像,选择近红外波段(6 个)反射率、转化后的可见光波段(3 个)反射率影像进行 MNF 变换,用 MNF 影像前 3 个波段数据生成影像散点图,选择位于散点图犄角区域的像元作为端元;对 MNF 影像进行 PPI 转换,以进一步剔除所选择端元中的混合像元;最后,利用非负最小二乘法,对反射率影像进行线性光谱分解,得到每个像元中的所有端元组分的丰度和均方根误差(RMSE),并通过分析 RMSE 对分解结果进行验证。

3.2 组分比辐射率的确定

组分比辐射率由组分的物理结构和辐射波长

所决定,通过分析 JPL 光谱库(<http://speclib.jpl.nasa.gov/>)提供的常见地表物质的比辐射率,从中提取 4 种植被、41 种土壤和 8 种不透水表面的比辐射率,通过计算各类组分比辐射率的平均值,获得 5 个 ASTER 热红外波段植被、不透水表面和土壤的组分比辐射率,见表 1。

3.3 平均比辐射率的计算

根据郑文武等的研究^[14],在地表起伏不大的条件下,像元的平均比辐射率可以表示为:

$$\epsilon_{\alpha k} = \sum_{k=1}^n f_k (R_{k\lambda})^4 \epsilon_{k\lambda} \quad (6)$$

$\epsilon_{\alpha k}$ 为地表平均比辐射率, $R_{k\lambda}$ 为组分温度比率。由式(6),只需获得混合像元内各组分的温度比率、组分比辐射率,结合已经通过混合像元分解得出的组分丰度,便可以计算像元的平均比辐射率。

采用覃志豪等提出的算法^[5],根据温度比率与植被覆盖度的线性经验关系估计温度比率,线性经验关系的形式为: $R=b+aP_v$, 其中, R 为温度比率, P_v 为植被覆盖率,直接用 Kerr YH 提出的 NDVI 方法计算。不同波段植被、土壤和不透水表面的温度比率的经验关系见表 2。

3.4 大气水分含量计算

MODIS 有 5 个近红外波段,分别为 2、5、17、18

表 2 不同波段植被、土壤和不透水表面的温度比率经验关系

Tab. 2 Relation coefficient of vegetation, soil and impervious surface for different bands

波段	植被		不透水表面		土壤	
	a	b	a	b	a	b
10	0.0949	0.9354	0.1128	0.9996	0.1078	0.9992
11	0.0917	0.9075	0.1045	0.9902	0.1010	0.9992
12	0.0845	0.9101	0.0960	0.9994	0.0896	0.9992
13	0.0725	0.9268	0.0786	0.9999	0.0781	0.9992
14	0.0654	0.9485	0.0762	0.9993	0.0752	0.9992

和 19, 其中, 水汽吸收波段为 17、18 和 19, 2 和 5 波段为大气窗口波段, 这种设计的主要目的是反演大气中的水汽含量。根据 Kaufman 等的研究^[15], 采用波段 2 和波段 19 的反射率比值估算大气水分含量, 计算公式为:

$$w = \left(\alpha - \ln \frac{\rho_{19}}{\rho_2} / \beta \right)^2 \quad (7)$$

式中, ρ_2 和 ρ_{19} 分别为 MODIS 第 2 波段和第 19 波段的表观反射率, α 和 β 校正系数, $\alpha = 0.02$, $\beta = 0.651$ 。

3.5 大气透过率估算

大气水分含量是大气透过率估算的主要考虑因素。根据覃志豪等的研究, 在较小的水分含量区间内, 大气透过率随大气水汽含量呈线性降低, 鉴此, 可建立一些简单的线性方程估算 ASTER 影像不同波段大气透过率。基于 MODTRAN 模拟大气透过率随大气水汽含量的变化, 并建立大气透过率与大气水汽含量的回归模型, 以便利用 MODIS 数据反演的大气水汽含量近似计算大气透过率。对于夏季和冬季大气, 分别假定地面附近的气温为 32°C 和 16°C, 对于其他大气成分, 分别使用中纬度夏季平均大气剖面数据和中纬度冬季平均大气剖面数据。大气水分含量在 0.4~3.0 g/cm² 范围内, 大气透过率估算方程见表 3。

3.6 大气平均温度估算

大气平均作用温度主要取决于大气剖面气温分布和大气状态。根据覃志豪等提出的参数化方法^[5], 估计大气平均温度。

USA 1976 大气:

$$T_a = 25.9396 + 0.88045T_o \quad (8)$$

热带大气:

$$T_a = 17.9769 + 0.91715T_o \quad (9)$$

中纬度夏季大气:

$$T_a = 16.0110 + 0.92621T_o \quad (10)$$

中纬度冬季大气:

$$T_a = 19.2704 + 0.91118T_o \quad (11)$$

其中, T_a 为大气平均温度, T_o 为近地层大气温度。只需反演出近地层大气温度, 便可以估算出大气平均温度。常用的近地层大气温度反演方法为牛顿非线性迭代法, Li(1995) 指出^[16], 在使用牛顿非线性迭代法反演大气温度时需要一个矩阵 H^{-1} 来对反演进行控制, H^{-1} 为一个先验误差协方差矩阵的逆矩阵, 如果取 $H^{-1} = \gamma I$, I 为单位矩阵, 则可以由此得到最小信息解, γ 为光滑参数。当前 γ 的选择是大气温度廓线反演的难点, 本文基于赵强等提出的偏差原则选择 γ , 基于牛顿迭代法, 利用 MODIS 红外数据, 反演近地层大气温度^[17]。

表 3 大气透过率估算方程

Tab. 3 Equations for atmospheric transmittance evaluation

波段	大气剖面	水汽含量 w (g/cm ²)	估算方程	R ²
10	夏季	0.4~1.6	$\tau = 0.977750 + 0.080064\tau w$	0.966012
		1.6~3.0	$\tau = 1.054186 + 0.129376\tau w$	0.998605
	冬季	0.4~1.6	$\tau = 0.982454 + 0.090087\tau w$	0.994170
		1.6~3.0	$\tau = 1.070102 + 0.121624\tau w$	0.998613
11	夏季	0.4~1.6	$\tau = 0.974794 + 0.080009\tau w$	0.966031
		1.6~3.0	$\tau = 1.063042 + 0.121788\tau w$	0.998456
	冬季	0.4~1.6	$\tau = 0.980416 + 0.090075\tau w$	0.994220
		1.6~3.0	$\tau = 1.043872 + 0.115685\tau w$	0.998541
12	夏季	0.4~1.6	$\tau = 0.975162 + 0.080050\tau w$	0.966081
		1.6~3.0	$\tau = 1.045476 + 0.124187\tau w$	0.998234
	冬季	0.4~1.6	$\tau = 0.984939 + 0.090022\tau w$	0.994048
		1.6~3.0	$\tau = 1.059789 + 0.115495\tau w$	0.998670
13	夏季	0.4~1.6	$\tau = 0.976448 + 0.080016\tau w$	0.966065
		1.6~3.0	$\tau = 1.073841 + 0.130655\tau w$	0.998736
	冬季	0.4~1.6	$\tau = 0.980785 + 0.090078\tau w$	0.994651
		1.6~3.0	$\tau = 1.089023 + 0.142756\tau w$	0.998509
14	夏季	0.4~1.6	$\tau = 0.978201 + 0.080009\tau w$	0.966070
		1.6~3.0	$\tau = 1.043711 + 0.118079\tau w$	0.998113
	冬季	0.4~1.6	$\tau = 0.980226 + 0.090058\tau w$	0.994238
		1.6~3.0	$\tau = 1.058109 + 0.132659\tau w$	0.998767

4 遥感反演算法的实验与验证

4.1 实验数据及预处理

选择了长沙市区夏季 ASTER 影像和 MODIS Terra 影像数据作为主要的实验数据, 数据获取日

期为 2002 年 9 月 11 日,时间为北京时间 11:14。利用长沙 1:2000 地形图对 ASTER 影像和 MODIS 影像进行了校正,并进行了投影转换,校正算法采用二次多项式。经验证,对不同分辨率影像几何校正总体误差均在 0.5 个像元之内,符合精度要求。最后,利用包含长沙市区的矩形边框对 TM 影像和 MODIS 影像进行了裁切处理,实验影像见图 2。



图 2 ASTER 假彩色实验影像
Fig. 2 False color image of ASTER

应用 MODTRAN 大气辐射传输模型对 ASTER 影像和 MODIS 影像进行了大气校正,先利用卫星同步实测典型地物(植被、不透水表面和土壤)的反射率与遥感图像上对应的辐射能量值建立方程组,通过求解方程组得到大气校正参数,进而计算各波段地表反射率。

ASTER 影像包含 3 个高空间分辨率波段,分别为 2 个可见光波段和 1 个近红外波段。由于波段之间存在较强的相关性,用于混合像元解混的波段数应该大于端元数,本文选择了 3 种端元,如果仅选用 3 个高分辨率波段数据,难以获得满意的分解结果。因此,本文选用 6 个短波红外数据、2 个可见光波段数据和 1 个近红外波段数据。考虑到短

波红外波段空间分辨率为 30m,为了保证数据尺度一致性,需要将高分辨率的可见光波段和近红外波段数据进行重采样处理。应用线性混合像元分解模型,获得像元组分丰度影像,空间分辨率为 30m, RMSE 小于 0.015,分解精度较高。由于 ASTER 热红外数据空间分辨率为 90m,需要将组分丰度影像重采样,重采样算法为 Pixel Aggregate。

4.2 组分温度的反演

将组分丰度、不同热红外波段像元平均温度、不同波段组分比辐射率和不同波段像元平均比辐射率代入式(4),得到求解组分温度的 5 个 3 元 1 次方程,应用矩阵最小二乘法原理,得到实验区组分温度。反演结果见图 3。

4.3 反演结果精度验证

毛克彪等提出的针对 ASTER 数据的分裂窗算法,利用第 13 和 14 波段的热红外数据反演了研究区地表温度,通过本文反演结果与分裂窗算法反演结果的对比,分析实验影像上不同组分纯净像元组分温度反演精度。首先,用 QuickBird 影像,选择实验影像上覆盖均匀且覆盖尺度大于 90m 的植被、土壤和不透水表面区域各 50 个,根据区域中心地理坐标,在组分温度反演结果影像上找出对应的像元,将其作为纯净像元。然后,对每种组分纯净像元作分裂窗反演结果和组分温度反演结果的散点图,见图 4。

通过纯净像元上组分温度反演结果与分裂窗算法反演结果对比发现:植被、土壤和不透水表面上,2 种结果相关系数为 0.9796、0.9453 和 0.9328,2 种结果总体偏差较小,平均绝对偏差值为 0.36℃,说明 2 种反演结果具有较好的一致性,纯

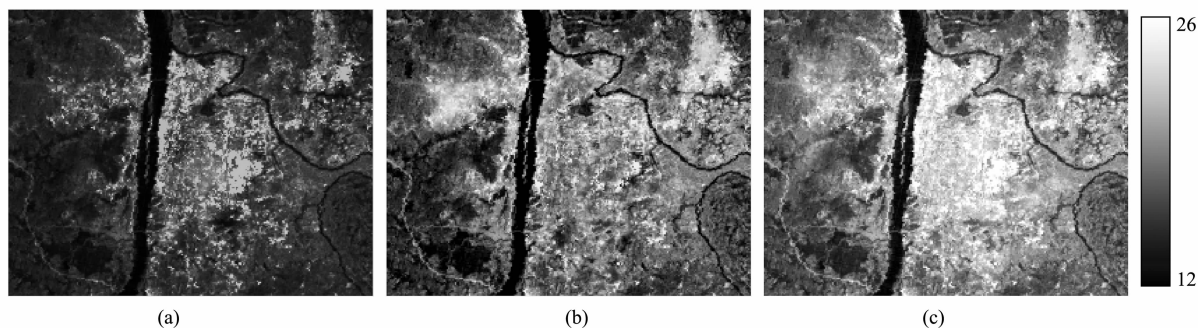


图 3 组分温度反演结果((a):植被,(b):土壤,(c):不透水表面)

Fig. 3 Result of component temperature retrieval((a): vegetation;(b): soil; (c): impervious surface)

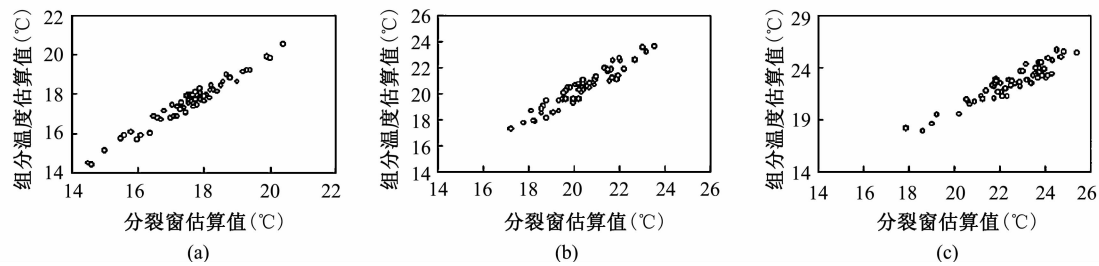


图3 纯净像元组分温度反演结果与分裂窗算法结果的散点图((a):植被,(b):土壤,(c):不透水表面)
Fig.3 Scatter plot of component temperature retrieval result and split-window algorithm result on pure pixels
(a): vegetation; (b): soil; (c): impervious surface)

净像元的组分温度反演精度较高;对于植被组分,两种结果差别最小,绝对偏差最大值为 0.61℃,不透水表面绝对偏差最大,最大值达 1.27℃;说明对于纯净像元,植被组分温度反演精度最高,不透水表面组分温度反演精度相对最差。

从 QuickBird 影像上选取能够代表城市像元混合特征的样方,其中,包括不透水表面与植被覆盖混合、植被与裸土、不透水表面与裸土混合、纯植被、纯不透水表面(公路交叉路口)和裸土,样方大小为 90m×90m,采用红外测温仪获得卫星过境 10min 内实际观测数据,每 2min 观测 1 次,取卫星过境时刻前后 5s 的观测结果平均值作为实测样区组分温度。由于难以实现大规模的同步实验观测,对每种类型仅选择了 1 个典型的实验样方进行实验。通过组分温度反演结果与实测值对比分析,得到表 4。

表 4 组分温度反演结果与实测数据的比较(℃)
Tab.4 Comparation of the retrieval results and the measured data(℃)

样区类型		反演组分 温度(℃)	实测温度 (℃)	绝对偏差 (℃)
纯植被		15.3	14.8	0.5
纯不透水表面		23.8	24.6	0.8
裸土		21.2	21.8	0.6
植被+不透水表面	植被	18.5	18.3	0.2
	不透水表面	22.0	23.4	1.4
植被+裸土	植被	17.6	17.2	0.4
	土壤	19.8	20.3	0.5
不透水表面+裸土	不透水表面	22.7	23.5	0.8
	土壤	20.1	19.5	0.6

由组分温度反演结果与实测值的对比分析可以发现:组分温度反演结果与实测组分温度绝对偏差范围为 0.2~1.4℃,说明组分温度反演结果精度

较高;植被组分温度与实测值偏差相对较小,范围为 0.2~0.5℃,不透水表面组分温度与实测值偏差相对最大,范围为 0.8~1.4℃,说明植被组分温度反演精度相对最高,而不透水表面组分温度反演精度相对较低,这与梁文广等的研究结论相一致。

5 结论

(1)由于不同波段热红外遥感数据之间相关性 强,难以从应用多波段热红外遥感数据建立的方程 组中获得确定的解。通过引入覃志豪等算法的假 设条件,应用最小二乘法能够较好地解决了这一问 题。经研究表明最小二乘法能够获得较高精度地 表组分温度,这为进一步的城市地表水热平衡研 究,特别是不同组分水热平衡研究提供了重要参 数。

(2)多源遥感的应用保障了组分温度反演的精 度。大气参数为影响地表温度反演的关键参数,直 接影响了反演精度。以 MODIS Terra 的第 2、19 波 段影像,获取较高精度的大气参数,保证了 ASTER 热红外影像各波段地表温度的精确反演,从而获取 了较高精度的地表组分温度信息。

(3)由于可利用的热红外影像波段较少,且不 同波段热红外数据具有较强的相关性,不能考虑更 多的地表组分,如水体和阴影。但是,水体和阴影 是城市地表的不可忽略的重要组成部分,对城市热 环境研究意义重大,因此,在进一步的研究中应更 充分地应用多角度和多源的热红外数据,建立更高 精度的反演模型。

参考文献:
[1] Heiple S, Sailor D J. Using building energy simulation and geospatial modelling techniques to determine high-

- resolution building sector energy consumption profiles [J]. *Energy and Buildings* 2008, 40: 1426 - 1436.
- [2] Myrup L D. A numerical model of the urban heat island [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1969, 16: 11 - 20.
- [3] Yuan F, Bauer M E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106: 375 - 386.
- [4] Grimmond C S B, Oke T R. Turbulent heat fluxes in urban areas: Observations and a Local-scale Urban Meteorological Parameterization Scheme (LUMPS) [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2002, 41: 792 - 810.
- [5] Qin Z, 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: 3719 - 3746.
- [6] Sobrino J A, Jiménez-Muñoz J C, Paolini L. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90 (4): 434 - 440.
- [7] Wang K C, Liang S L. Evaluation of ASTER and MODIS land surface temperature and emissivity products using long-term surface longwave radiation observations at SURFRAD sites [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113 (7): 1556 - 1565.
- [8] Pinheiro A C T, Mahoney R, Privette J L, Tucker C J. Development of a daily long term record of NOAA - 14 AVHRR land surface temperature over Africa [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 103 (2): 153 - 164.
- [9] 范闻捷, 徐希甯. 路面组分温度的综合反演研究 [J]. *中国科学(D辑)*, 2005, 35 (10): 989 - 996.
- [10] 王奋勤, 范闻捷, 秦其明, 等. 矩阵表达与对象统计特性相结合的组分温度反演方法 [J]. *遥感学报*, 2004, 8 (2): 102 - 106.
- [11] 宋小宁, 赵英时. 基于 MODIS 数据的组分温度反演研究 [J]. *中国矿业大学学报*, 2004, 33 (44): 406 - 411.
- [12] Mao K B, Shi J C, Li Z L. An RM-NN algorithm for retrieving land surface temperature and emissivity from EOS/MODIS data [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2007, 112 (21): 1029 - 1045.
- [13] 历华, 曾永年, 负培东, 等. 利用多源遥感数据反演城市地表温度 [J]. *遥感学报*, 2007, 11 (6): 891 - 897.
- [14] 郑文武, 曾永年, 田亚平. 基于混合像元分解模型的 TM6/ETM+ 热红外波段地表比辐射率估算 [J]. *地理与地理信息科学*, 2010, 26 (3): 25 - 28.
- [15] Kaufman Y J, Gao B C. Remote Sensing of Water Vapor in the Near IR from EOS/MODIS [J]. *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*, 1992, 30 (5): 871 - 884.
- [16] Li J, Zhou F X, Zeng Q C. Simultaneous non-linear retrieval of atmospheric temperature and absorbing constituent profiles from satellite infrared sounder radiances [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 1994, 11: 128 - 138.
- [17] 赵强, 杨世植, 乔延利, 等. 利用 MODIS 红外资料反演大气参数以及表层温度的研究 [J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2009, 34 (4): 400 - 403.
- [18] Qiang Zhao, Shizhi Yang, Yanli Qiao, etc. Study of simultaneous non-linear retrieval of atmospheric parameters and surface skin temperature from MODIS infrared data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34 (4): 400 - 403.

Land Surface Component Temperature Retrieval for Urban Scale Based on ASTER Image

ZHENG Wenwu^{1, 2} and ZENG Yongnian¹

(1. School of Geoscience and Info-Physics, Central South University, Spatial Information Technology and Sustainable Development Research Center of Central South University, Changsha 410083, China;

2. School of Resource Environment and Tourism Management, Hengyang Normal University, Hengyang 421008, China)

Abstract: Land surface component temperature has more significant physical meaning, and it reflects the actual distribution of temperature more significantly. Meanwhile, its retrieval algorithms have no need for hypothesis that components in pixels have the same temperature. Although the multi-angle retrieval algorithm of component temperature has become mature gradually, its application in the studies on urban ther-

mal environment is restricted due to the difficulty in acquiring urban-scale multi-angle thermal infrared data. Therefore, based on the existing multi-band remote sensing data, access to appropriate urban-scale component temperature is an urgent issue to be solved in current studies on urban thermal infrared remote sensing. In this paper, a new algorithm to retrieve land surface component temperature for urban area had been proposed. It took advantage of ASTER data, and evaluated mean emissivity of pixels based on linear spectral unmixing, retrieved atmospheric water vapor content from MODIS NIR bands, and used Newton's iterative method to obtain atmosphere average temperature. Finally, an experimental study of this algorithm had been conducted and the retrieval result had been validated using some measured data. The results showed that: (1) the results of component temperature retrieval algorithm and split window algorithm of pure pixels have high correlation coefficient and the correlation coefficient of vegetation is the highest; (2) compared with the measured data, biases of the retrieval result ranged between 0.2 and 1.4°C, and the vegetation component temperature among different components had the smallest bias value.

Key words: component temperature; ASTER; thermal remote sensing; Changsha