

改进的热红外图像降尺度模型及应用

张文奇^{1,2,3}, 巩彩兰^{1,3*}, 胡勇^{1,3}, 宋文韬^{1,2,3}, 匡定波^{1,3}

¹中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083

摘要 采用 4 种不同的地表特征因子及其组合, 使用三层分解模型对研究区地表温度进行降尺度实验。实验结果表明: 1) 使用多地表特征因子组合的三层分解模型获得的降尺度精度高于使用单因子获得的降尺度精度, 均方根误差由 0.813 K 提高到 0.763 K, 降尺度结果的误差主要集中在建筑区域; 2) 采用热场强度指数和热场变异指数作为评价指标, 研究城市热岛效应, 两种评价指标均表明多因子模型的精度优于单因子模型的精度。

关键词 遥感; 热红外图像降尺度; 地表特征因子; 城市热岛; 地表温度

中图分类号 TP7

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.0928001

Improved Thermal Infrared Image Downscaling Model and Its Application

Zhang Wenqi^{1,2,3}, Gong Cailan^{1,3*}, Hu Yong^{1,3}, Song Wentao^{1,2,3}, Kuang Dingbo^{1,3}

¹ Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³ Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China

Abstract A three-layer decomposition model is used to downscale the surface temperature of the study area via four different surface feature factors and their combinations. Experimental results show that the three-layer decomposition model using multi-surface feature factor combination obtains higher downscaling accuracy than that using a single factor, and the root mean square error increases from 0.813 K to 0.763 K; the main source of error is the architectural area. To study the urban heat island effect, this study uses the heat field intensity index and heat field variation index for evaluation; both evaluation indexes indicate that the accuracy of the multi-factor model is better than that of the single factor model.

Key words remote sensing; thermal infrared image downscaling; surface feature factor; urban heat island; surface temperature

OCIS codes 280.4788; 100.2960

1 引 言

可见近红外图像的空间分辨率可达亚米级, 与此相比, 热红外遥感图像的空间分辨率相对较低, 特别是时间分辨率较高的气象卫星(如: FY-3/MERSI)的热红外波段数据的空间分辨率约为 250 m, 这将无法满足人们对城市热异常等目标监测的需要。为了提高热红外图像的空间分辨率, 大量的研究人员对热红外图像重建开展了研究。常用

的降尺度模型集中于寻找低分辨率的热红外数据和高分辨率的地表特征因子之间的关系, 常用的地表特征因子如归一化植被指数、植被覆盖率、不透水面积(ISA)^[1]等。最早提出的统计降尺度算法是 DisTrad(Disaggregation procedures for radiometric surface temperature)算法^[2], 该算法根据大尺度下归一化植被指数(NDVI)与地表温度(LST)的线性关系, 并假设该关系模型具有尺度不变的特性, 将大尺度的地表温度数据降尺度到小尺度空间。Agam

收稿日期: 2019-03-05; 修回日期: 2019-04-18; 录用日期: 2019-05-20

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0602103)、中科院上海技术物理研究所创新专项项目(CX-58)

* E-mail: gcl@mail.sitp.ac.cn

等^[3]提出了改进的 TsHARP (an algorithm for sharpening thermal imagery)算法,用植被覆盖率替代 NDVI,并将该方法应用到了农业区。此外,研究人员还提出了基于全色波段的调制分配方法^[4]、基于不同地表特征因子的调制分配方法^[5]和 HUTS (High-resolution urban thermal sharpener)算法^[6]。同时,一些非线性的模型也被提出,如:克里金插值法^[7]、小波变换^[8]、随机森林^[9]等。在图像融合方面,Bennett 等^[10]采用双边双滤波器融合 RGB 和红外(IR)视频流技术,将图像分解为低频、边缘和细节特征。Meng 等^[11]采用三层分解模型实现了全色波段与多光谱波段的融合。江泽涛等^[12]利用导向滤波器和双通道脉冲发放皮层模型实现了红外和可见光图像的融合,使融合后的图像更加符合人眼视觉观感。杨艳春等^[13]利用导向滤波器和 PCNN (pulse coupled neural network)实现了可见图像融合。

基于统计的降尺度方法适用于均质的研究区^[14]。三层分解模型采用导向滤波和高斯低通滤波,可将图像分解为三层结构,在一定程度上抑制

了噪声产生。三层分解模型能够在可见光至近红外波段的融合中取得较好的结果。为了使三层分解模型适用于热红外波段,本文将研究区分为植被区和建筑区,在两大特征上分别采用不同的辅助数据进行降尺度。在实际应用中,对于缺乏 Landsat 8 卫星的热红外数据的时间段,利用 FY-3/MERSI(空间分辨率为 250 m)热红外通道数据和 HJ-1A/CCD 卫星(空间分辨率为 30 m)的可见近红外数据,实现了低分辨率到高分辨率的转换。

2 数据源及数据预处理

以北京市主城区及周边地区作为研究区,该研究区的坐标为:116°E~116°47'E,39°40'N~40°16'N。城区建设面积为 1485 km²,平均海拔为 43.5 m。研究区的地理位置如图 1 所示。以 2014 年 9 月 4 日 Landsat8 卫星过境时获取的 OLI/TIRS 遥感影像作为降尺度的数据源,以 2014 年 9 月 18 日的 FY3/MERSI 数据和 HJ-1A 的 CCD 数据作为应用数据,数据列表如表 1 所示。

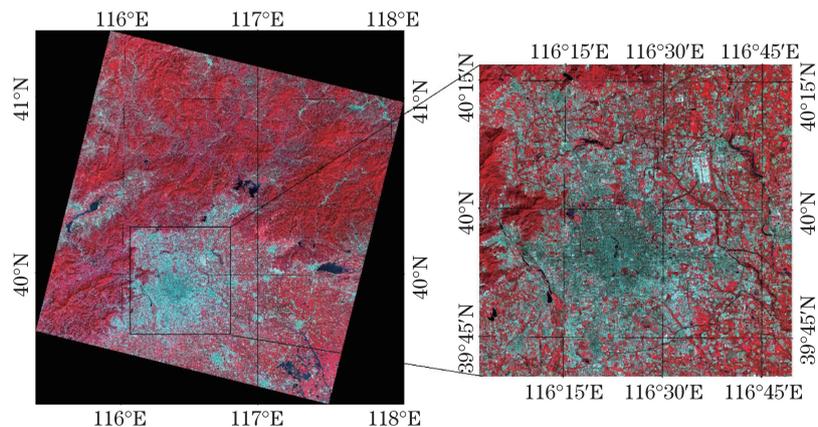


图 1 研究区示意图

Fig. 1 Sketch map of study area

表 1 数据列表

Table 1 Data sheet

Date	Data name	Aera	Remark
September 4, 2014	LC08_L1TP_123032_20140904_20170420_01_T1	Beijing	Visible-near infrared (30 m)
	LC08_L1TP_123033_20140904_20170420_01_T1		Thermal infrared (100 m)
September 18, 2014	HJ1A-CCD1-4-68-20140918-L20001197797	Beijing	CCD (30 m)
	HJ1A-CCD1-4-64-20140918-L20001197817		
	FY3C_MERSI_GBAL_L1_20140918_0235_0250M_MS		FY3/MERSI (250 m)
	FY3C_MERSI_GBAL_L1_20140918_0235_1000M_MS		FY3/MERSI (1000 m)

下载的 TIRS 数据的空间分辨率为 30 m,但美国航空航天局(NASA)分发的热红外数据 band10

和 band11 已经通过双三次插值的方法被重采样为 30 m,并与 30 m 的 OLI 数据进行了几何配准^[15]。

采用聚合平均法将下载的 TIRS 数据重采样到空间分辨率为 90 m 和 270 m,采用同样的方法,将 HJ-1A 的可见近红外数据(原始分辨率为 30 m)重采样到 90 m,将 FY3/MERSI(空间分辨率为 250 m)作为低分辨率的热红外数据。将聚合平均后空间分辨率为 90 m 的地表温度数据作为验证数据,将空间分辨率为 250 m 的数据作为低分辨率数据,并对其

进行降尺度。

在研究降尺度方法之前需要对遥感数据进行预处理。数据预处理包括辐射定标、大气校正、几何校正、裁剪、投影变换等过程,数据预处理完成后首先计算植被覆盖率^[16]和比辐射率^[17],然后采用辐射传输方程法^[18]进行温度反演。本文的数据处理流程图如图 2 所示。

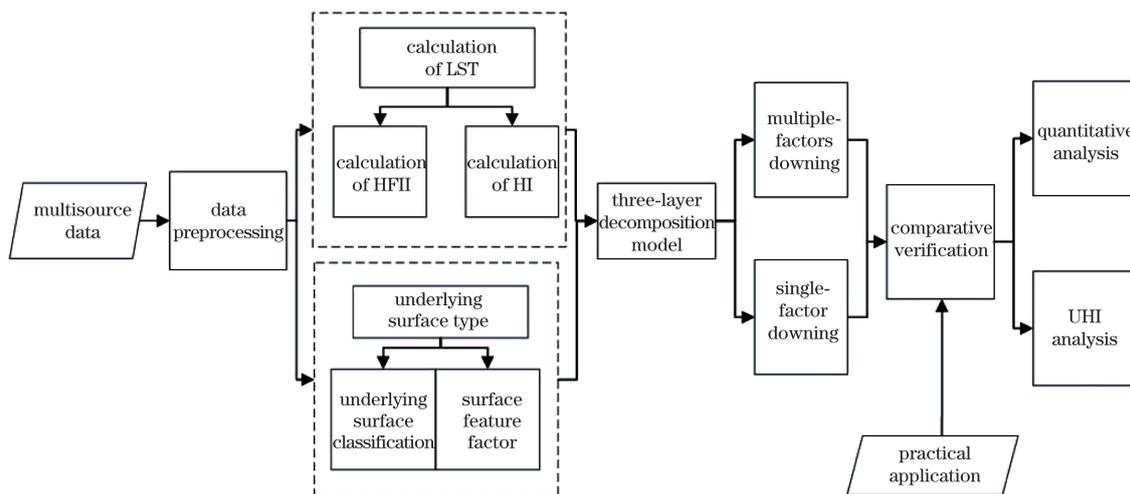


图 2 研究方法流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed method

3 改进的三层分解模型

已有的图像融合模型一般使用边缘保持滤波器将图像分解为两层结构——高频图像和低频图像,然而低频图像中还包含了大尺度的特征。三层分解模型就是利用导向滤波器、高斯低通滤波器将辅助数据,如 NDVI、生物物理组成指数(BCI)、城市指数(UI)等,分解为低频层图像、边缘层图像和细节层图像三层,其中边缘层图像和细节层图像将按比例增加到低分辨率温度数据中,以增加热红外数据的细节信息。地表温度受不同地物影响,单一的地表特征因子不能全面准确地表达地表温度的空间特征。针对不同地物,采用不同的地表特征因子来改进降尺度的精度。

3.1 三层图像的获取

三层图像的获取主要包含以下步骤:

1) 利用导向滤波器,获得细节图像。导向滤波器具有保边和图像平滑的功能。

$$M = G * P_1, \quad (1)$$

式中: M 为所获得的图像,包含低频数据和边缘数据; G 为导向滤波器函数,导向图为 T_{cu} ; P_1 为匹配的图像; $*$ 为卷积操作。因此细节图像可表示为

$$D = P_1 - M. \quad (2)$$

2) 从图像 M 中获得强边缘图像 E 。利用高斯低通滤波器获得图像的低频信息。因此,边缘图像为

$$E = M - g * P_1, \quad (3)$$

式中: g 为高低通滤波器; $g * P_1$ 代表低频数据。

利用不同窗口组合进行降尺度,实验表明:当导向滤波窗口为 7×7 ,高斯滤波的窗口为 3×3 时,均方根误差最小。故本文选择导向滤波(窗口为 7×7)、高斯滤波(窗口为 3×3)的窗口组合。在实际应用中,窗口的大小需要根据实际情况进行选择,如果研究区地表物理特性复杂,均质较少,则选择较小的窗口;反之,选择较大的窗口。

3.2 改进的三层分解模型

Essa 等^[1]指出在城市地区利用不透水面积指数建立模型可以取得降尺度的最佳效果,而不是 NDVI。在表征植被覆盖区域时,NDVI 建立的模型可以获得很好的效果。但是当城市下垫面比较复杂时,NDVI 建立的模型所表征的物理信息,不能完全表征城市地标的特征。故在城市地区,利用 NDVI 建立的模型不能获得很好的效果。基于此,本文将研究区只分为两大类——植被和建筑。水体本身比

较特殊,在研究过程中是被剔除的,在计算评价指标时其不计算在内。

本文选择 NDVI、UI、BCI、归一化建筑指数

(NDBI)作为地表特征因子。在植被区和建筑区采用不同的地表特征因子,其中 UI、BCI 和 NDBI 用于表征城市地表特征,如表 2 所示。

表 2 地表特征因子

Table 2 Surface feature factors

Index	Definition	Meaning
NDVI	$N_{NDVI} = \frac{N_{NIR} - R_{RED}}{N_{NIR} + R_{RED}}$	N_{NIR} : near infrared band R_{RED} : red band
UI	$U_{UI} = \frac{S_{SWIR2} - N_{NIR}}{S_{SWIR2} + N_{NIR}}$	S_{SWIR2} : mid-infrared band N_{NIR} : near infrared band
NDBI	$N_{NDBI} = \frac{S_{SWIR1} - N_{NIR}}{S_{SWIR1} + N_{NIR}}$	S_{SWIR1} : mid-infrared band N_{NIR} : near infrared band
BCI	$B_{BCI} = \frac{(T_{TC1} + T_{TC2})/2 - T_{TC3}}{(T_{TC1} + T_{TC2})/2 + T_{TC3}}$	T_{TC1} : normalized value of the first tasseled cap transformation components T_{TC2} : normalized value of the second tasseled cap transformation components T_{TC3} : normalized value of the third tasseled cap transformation components

改进后三层分解模型的实现包括以下步骤:

1) 高分辨率多光谱图像分类。将研究区分为主要的两种地物——植被和建筑,剔除水体。生成两种模板 $Mask_{veg}$ 和 $Mask_{urban}$ 。

2) 辅助数据预处理。由于辅助数据值域为 $[-1, 1]$,需要将辅助数据拉伸到温度的值域范围,因此利用低分辨率温度数据 T 的均值和标准差,对高分辨率图像的 N_{NDVI} 、 N_{NDBI} 、 B_{BCI} 和 U_{UI} 数据进行矩匹配,生成 \tilde{N}_{NDVI} 、 \tilde{N}_{NDBI} 、 \tilde{B}_{BCI} 和 \tilde{U}_{UI} ,使得匹配后的辅助数据与温度数据 T 具有相近的数据特征。

3) 对低分辨率温度数据 T 进行双三次卷积插值生成高分辨率温度数据 T_{cu} 。

4) 将矩匹配的 4 个高分辨率图像分解为三层——边缘图像 E , 细节图像 D 以及低频图像 L 。

5) 计算权重图像 W_i 。 $W_i = T_{cu}/P_i$, T_{cu} 为通过双三次卷积插值生成的高分辨率温度数据, P_i 为矩匹配后的 4 种地表特征图像。

6) 将边缘图像 E 和细节图像 D 按比例增加到 T_{cu} 。 $T_i^{new} = T_{cu} + W_i \times (\mu \times E + \nu \times D)$, 其中 μ 和 ν 都为调节因子,在本文中, $\mu = 1.2$, $\nu = 0.8$, T_i^{new} 为生成的高分辨率温度数据, W_i 为权重图像。利用模板 $Mask_{veg}$ 和 $Mask_{urban}$ 计算新生成的高分辨率温度数据。组合因子表示在建筑区使用建筑指数,在植被区使用植被指数。

4 结果与分析

为了评价三层分解模型在降尺度中的精度,从定量、定性以及应用三个方面对降尺度的结果进行

评价。定性评价主要采用温度数据评价指标,定量评价指标包含均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和相关系数(CC),应用评价主要采用城市热岛评价指标。

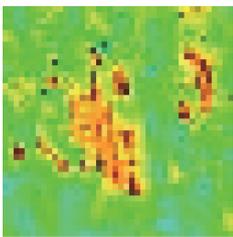
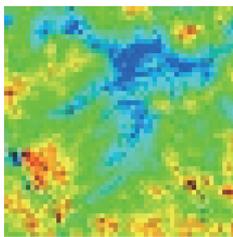
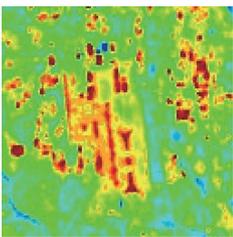
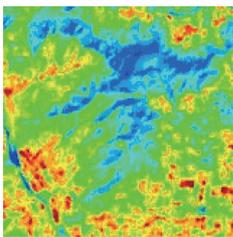
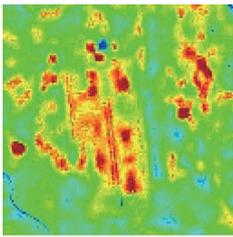
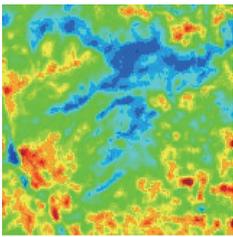
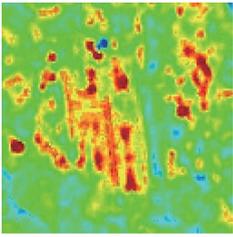
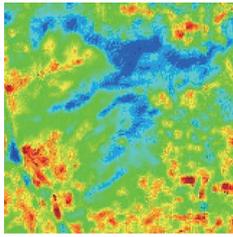
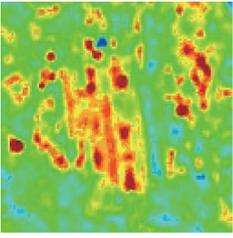
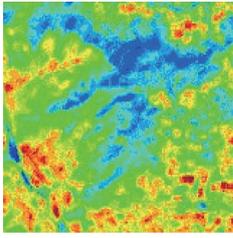
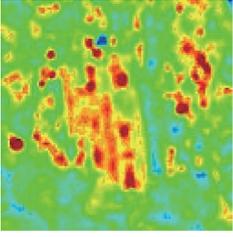
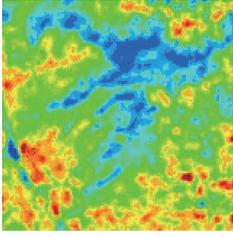
4.1 定性比较

采用非监督分类的方法对图像进行分类,总体分类精度为 93.47%, Kappa 系数为 0.8919。对地表温度的验证数据与本文降尺度的地表温度数据进行比较。表 3 展示了研究区子区域的温度分布图。表 3 中子图的高温地区为建筑区,蓝色块状地区为植被区域。从表 3 可以看出:1) 与地表验证数据相比,三种方法所获得的降尺度地表温度数据均保留了热特征,经过空间降尺度后的地表温度数据的空间分辨率均有了一定程度的提高;2) 与地表温度验证数据相比,在建筑区,以 NDVI 为辅助数据的方法可在城市地区引入更多细节信息,但这些细节信息其实是算法引入的噪声,在原始地表温度数据中并不存在。在建筑区,以 UI 和 NDBI 为辅助数据的方法在视觉效果上和验证数据接近。在植被区(山区),以 NDVI 为辅助数据的方法与验证数据效果最接近,效果最佳,植被区的纹理信息多数被重建,而其余三个地表特征因子的效果相对较差。

4.2 定量评价

设 y_i^{ob} 是原始的真值影像数据, y_i^{pre} 是降尺度后的影像数据, $\bar{\mu}_{ob}$ 为原始真值影像的均值, $\bar{\mu}_{pre}$ 是降尺度后的影像的均值,则三种量化评价指标可通过表 4 中的公式计算出来。

表 3 研究区子区域的温度分布
Table 3 Temperature distribution in the sub-region of the studied area

Index	Building	Vegetation
Verified data (270 m)	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290
Verified data (90 m)	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290
NDVI	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290
BCI	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290
NDBI	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290
UI	 Temperature /K 310 300 290	 Temperature /K 310 300 290

由表 5 中的单因子定量化评价指标和表 6 中的多因子评价指标可以发现：

1) 从单一因子出发,NDVI 取得了最高的精度

(总体)。这是因为研究区内,建筑区域约占总研究区的 30%左右,研究区内主要以植被为主。其余三个建筑指数中,UI 精度最高, RMSE 为 0.834 K, NDBI

表 4 定量化评价指标
Table 4 Quantitative evaluation indices

Evaluation index	Definition	Meaning
RMSE	$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{ob} - y_i^{pre})^2}{n}}$	The smaller, the better
MAE	$M_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{ob} - y_i^{pre})$	The smaller, the better
CC	$C_{CC} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{ob} - \bar{\mu}_{ob})(y_i^{pre} - \bar{\mu}_{pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{ob} - \bar{\mu}_{ob})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{pre} - \bar{\mu}_{pre})^2}}$	The bigger, the better

表 5 实验结果的定量评价(单因子)
Table 5 Quantitative evaluation for experimental results (single factor)

Index	Type	RMSE /K	MAE /K	CC
UI	Global	0.834	0.007	0.995
	Vegetation	0.752	0.015	0.995
	Building	0.924	-0.065	0.994
BCI	Global	0.899	-0.001	0.994
	Vegetation	0.956	-0.005	0.996
	Building	1.145	0.079	0.990
NDBI	Global	0.882	0.002	0.995
	Vegetation	0.854	0.021	0.997
	Building	0.994	-0.065	0.990
NDVI	Global	0.813	0.005	0.996
	Vegetation	0.653	0.026	0.998
	Building	1.224	-0.135	0.996

次之,BCI最差, RMSE为0.882 K。

2) 不同的地物类型,降尺度的精度不同。降尺度结果的误差主要取决于辅助数据能够表征地物类型的程度。NDVI主要用于研究植被,所以NDVI降尺度的结果在植被区取得了最高精度,而UI、BCI、NDBI都用于研究城市地表特征,因此三者的降尺度精度在城市区域可以达到较高精度,NDVI在建筑区的RMSE为1.224 K,其余三个指数均小于1.224 K。

3) 表5中建筑区的RMSE都大于植被区的RMSE,且相关系数在建筑区最低。4个地表特征因子误差主要集中在建筑区域,这是由于建筑区地表物理特性复杂,使用单一的特征因子是无法准确地表征城市(建筑区)物理特征的。

4) 由多因子降尺度结果(表6)来看,采用多因

子的三层分解模型的反演效果要优于单因子的反演结果,其中 $N_{NDVI} + U_{UI}$ 的RMSE为0.763 K,小于NDVI的0.813 K。采用特征级降尺度的方法保证了植被区和建筑区都能取得最优的精度。使用三层分解模型降尺度的温度数据可以达到实际应用所需的精度。

表 6 实验结果的定量评价(多因子)
Table 6 Quantitative evaluation for experimental results (multiple factors)

Index	RMSE /K	MAE /K	CC
$N_{NDVI} + U_{UI}$	0.763	0.006	0.997
$N_{NDVI} + B_{BCI}$	0.828	0.005	0.995
$N_{NDVI} + N_{NDBI}$	0.788	0.002	0.996

随着影像空间分辨率的提高,子像元个数及其温度变异变得越来越复杂。由低分辨率建立的统计关系用于高空间分辨率时会引入较大误差,且在高空间分辨率下地表温度与植被因子不是简单模型可以表示的。因此,多因子被引入到三层分解模型中,从特征层次入手,解决单一因子在降尺度时存在的缺陷。本文将辅助数据分解为3层,将边缘层和细节层增加到低分辨率的温度数据上。由于高分辨率下地表组成成分复杂,单一因子无法全面表征研究区的状况,故引入多因子来保证尺度数据在空间结构上与验证数据的一致性。

4.3 城市热岛效应的评价

引起城市热岛的原因是多方面的,而且不同时相的差异也会导致城市热岛的差异。时相的不同会导致城市地表温度存在明显的差异,无法直接对绝对地表温度进行定量的比较分析,故本文选取了热岛变异指数、热岛强度指数等相对温度指标作为降尺度定量分析的指标。

1) 热场变异指数。热场中的每一个点与研究区中的地表温度平均值的相对差值,可用于描述该点的热场变异情况。

$$H_{HI}^i = \frac{T_i - T_{mean}}{T_{mean}}, \quad (4)$$

式中: H_{HI} 为图像上第*i*个像元所对应的热岛变异指数, T_i 为第*i*个像元的地表温度, T_{mean} 为研究区中平均地表温度。为了更加直观地描述城市热场变化情况,采用阈值法将热场变异指数分为6级,从上到下依次分为极强热岛($H_{HI} \geq 0.020$)、强热岛($0.015 \leq H_{HI} < 0.020$)、较强热岛($0.010 \leq H_{HI} < 0.015$)、热岛($0.005 \leq H_{HI} < 0.010$)、弱热岛($0 \leq H_{HI} < 0.005$)、无热岛($H_{HI} < 0$)。

2) 热岛强度指数。该指标为遥感温度场的归

一化值,能对遥感图像热场分布的相对高温、低温及位置作出明确判识,具有热场指示意义。其数值越大,表明该位置处于热岛范围的可能性越大。热岛强度指数的计算公式为

$$H_{HFII}^i = \frac{T_i - T_{min}}{T_{max} - T_{min}}, \quad (5)$$

式中: H_{HFII} 为热场强度指数, T_{min} 为图像区域内的最低温度, T_{max} 为图像区域内的最高温度。对温度分布图遍历像元进行热场强度指数计算并将热场强度指数划为10个等级。

热力重心代表了热量集中点,即将表现为较强热岛级别以上的像元均定义为热力重心。根据分级数据,计算降尺度的LST与真实的LST之间的RMSE,结果如表7所示。

表7 城市热岛定量评价

Table 7 Quantitative evaluation for urban heat island

Index	Type	MAE /K	RMSE /K	Thermal centroid	Thermal centroid change rate /%
Real data	HFII	0	0	78144	0
	HI	0	0	97835	0
NDVI	HFII	-0.129	1.005	85254	9.098
	HI	-0.020	0.963	97652	-0.187
BCI	HFII	-0.130	1.033	83803	7.241
	HI	0.192	0.925	99907	2.130
UI	HFII	-0.136	1.108	84393	7.996
	HI	0.168	0.998	97995	0.164
NDBI	HFII	-0.151	1.128	84878	8.617
	HI	0.161	1.058	98125	0.296
$N_{NDVI} + B_{BCI}$	HFII	-0.112	0.852	83696	7.105
	HI	0.004	0.804	99898	2.110
$N_{NDVI} + U_{UI}$	HFII	-0.132	0.751	84383	7.983
	HI	0.004	0.751	97981	0.149
$N_{NDVI} + N_{NDBI}$	HFII	-0.051	0.886	84878	8.617
	HI	0.024	0.850	98140	0.312

由表7可以发现:对于单因子而言,降尺度前后 H_{HFII} 和 H_{HI} 相差不大;而对于组合因子而言,降尺度后的 H_{HFII} 和 H_{HI} 的精度有了明显的提高。由于热力重心大部分出现在城市地区,所以组合因子模型计算所得的热力重心更多地体现了单因子的结果,UI和NDBI取得了较好的精度。

由于Landsat8卫星数据的重访周期为16d,时间跨度较大并且受云的影响,晴空无云数据较少,无法在连续短周期内研究城市热岛现象。HJ-1A卫星于2014年9月18日过境时保存了清晰无云数据,但其CCD只有4个波段数据(空间分辨率为

30 m),无热红外数据。利用三层分解模型,将国产气象卫星FY3(空间分辨率为250 m)的数据降尺度到90 m,用于研究城市热岛。因为HJ-1A卫星的CCD只用4波段数据,所以降尺度的因子选择单因子表现最佳的NDVI作为降尺度的地表特征因子。降尺度结果如图3所示。

由图3可以发现,相比于250 m MERSI LST图像,采用三层降尺度模型获得的90 m LST图像细节纹理信息更加丰富、清晰。为了研究城市热岛现象,计算 H_{HFII} 和 H_{HI} 两个参数,统计了两个时相研究区的热力重心,结果如表8所示。由表8可以

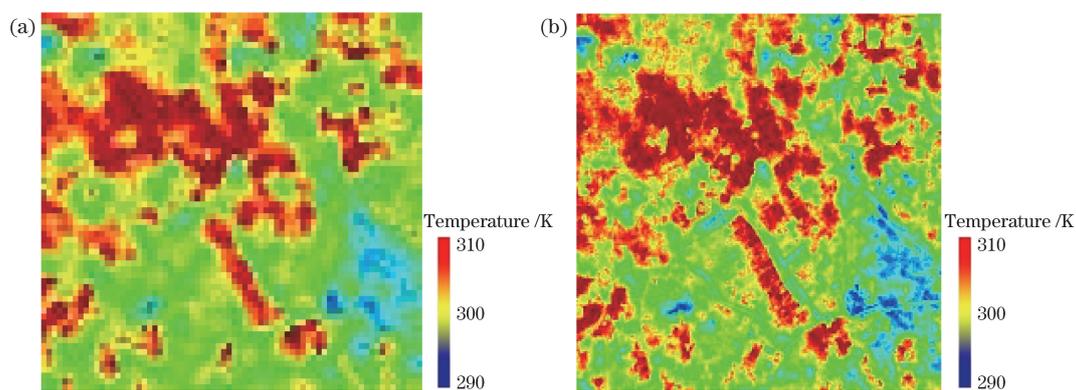


图3 2014年9月18日的实验结果。(a) 空间分辨率为250 m数据;(b) 空间分辨率为90 m降尺度数据
 Fig. 3 Experimental results on September 18, 2014. (a) Data with spatial resolution of 250 m;
 (b) downscaling data with spatial resolution of 90 m

发现,2014年9月4日到9月18日,热力重心有了明显的增加,研究区中的高温区域增多,说明2014年9月18日城市热岛现象进一步增加。

表8 不同时间的城市热岛参数

Table 8 Parameters of urban heat island at different time

Evaluation index	September 4		September 18	
	HFII	HI	HFII	HI
Thermal centroid	78144	97835	123241	142931
Thermal centroid change rate /%	13.89	17.39	21.91	25.41

5 结 论

高空间分辨率的地表温度数据有助于提高热环境的检测,为了便于在实际中应用地表温度降尺度方法,本文选择RMSE、MAE、CC以及城市热岛指数作为定量评价指标,对不同的地表特征因子及其组合作了定量的评价。结果发现:

1) 对于单因子三层分解模型,NDVI仍然取得了最好的降尺度结果。将研究区分为植被区域和非植被区域,无论采用哪种单因子,降尺度结果的误差的主要集中在建筑区域。当采用建筑特征因子时,建筑区域的RMSE小于NDVI的RMSE,仅在建筑区域可以取得较好结果。

2) 对于多因子组合的三层分解模型,三种组合模型的精度都高于单因子的精度。全局精度以 $N_{NDVI} + U_{UI}$ 最高, $N_{NDVI} + N_{NDBI}$ 次之, $N_{NDVI} + B_{BCI}$ 最差。

3) 以热岛效应指数 H_{HFII} 和 H_{HI} 作为评价指标,多因子取得的精度要高单因子取得的精度。采用NDVI作为地表特征因子,将250 m的FY3卫星

数据降尺度到90 m,比较2014年9月4日和2014年9月18日的降尺度结果,城市中的热岛重心数量明显增加, H_{HI} 增加了46.09%, H_{HFII} 增加了29.66%,说明城市的热岛效应有了明显增加。

尚需要在以下两个方面开展进一步研究:1)获取更多的空间分辨率为250 m的热红外图像数据,验证模型的精度;2)获取更多的空间分辨率为250 m的热红外遥感图像数据及更高空间分辨率图像,提取辅助因子,进而研究不同季节城市热岛的分布及变化趋势。

参 考 文 献

- [1] Essa W, Verbeiren B, van der Kwast J, *et al.* Evaluation of the DisTrad thermal sharpening methodology for urban areas[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 19: 163-172.
- [2] 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.
- [3] Agam N, Kustas W P, Anderson M C, *et al.* A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(4): 545-558.
- [4] Guo L J, Moore J M. Pixel block intensity modulation: adding spatial detail to TM band 6 thermal imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(13): 2477-2491.
- [5] Stathopoulou M, Cartalis C. Downscaling AVHRR land surface temperatures for improved surface urban heat island intensity estimation[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(12): 2592-2605.

- [6] Dominguez A, Kleissl J, Luvall J C, *et al.* High-resolution urban thermal sharpener (HUTS)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115 (7): 1772-1780.
- [7] Rodriguez-Galiano V, Pardo-Iguzquiza E, Sanchez-Castillo M, *et al.* Downscaling Landsat 7 ETM+ thermal imagery using land surface temperature and NDVI images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18: 515-527.
- [8] Moosavi V, Talebi A, Mokhtari M H, *et al.* A wavelet-artificial intelligence fusion approach (WAIFA) for blending Landsat and MODIS surface temperature[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 169: 243-254.
- [9] Hutengs C, Vohland M. Downscaling land surface temperatures at regional scales with random forest regression [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 127-141.
- [10] Bennett E P, Mason J L, McMillan L. Multispectral bilateral video fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(5): 1185-1194.
- [11] Meng X C, Li J, Shen H F, *et al.* Pansharpening with a guided filter based on three-layer decomposition[J]. *Sensors*, 2016, 16(7): 1068.
- [12] Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel spiking cortical model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0210002.
江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和双通道脉冲发放皮层模型的红外与可见光图像融合算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0210002.
- [13] Yang Y C, Li J, Dang J W, *et al.* Multi-focus image fusion based on guided filtering and improved PCNN [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(5): 0510001.
杨艳春, 李娇, 党建武, 等. 基于引导滤波与改进 PCNN 的多聚焦图像融合算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(5): 0510001.
- [14] Bonafoni S. Downscaling of landsat and MODIS land surface temperature over the heterogeneous urban area of Milan[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(5): 2019-2027.
- [15] Roy D P, Wulder M A, Loveland T R, *et al.* Landsat-8: science and product vision for terrestrial global change research[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 145: 154-172.
- [16] Li M M. The method of vegetation fraction estimation by remote sensing[D]. Beijing: Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, 2003.
李苗苗. 植被覆盖度的遥感估算方法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2003.
- [17] 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.
- [18] Liu Q H, Xu X R, Chen J Y. The retrieval of land surface temperature and emissivity by remote sensing data: theory and digital simulation[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(1): 1-9.
柳钦火, 徐希孺, 陈家宜. 遥测地表温度与比辐射率的迭代反演方法: 理论推导与数值模拟[J]. *遥感学报*, 1998, 2(1): 1-9.