

改进的三层分解模型热红外影像空间降尺度研究

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

(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: 地表温度(Land surface temperature, LST)是地-气相互作用和能量交换的重要参数之一. 为了获取高空间分辨率地表温度数据, 研究改进了一种热红外遥感数据降尺度方法, 并以上海市 Landsat8 OLI/TIRS 影像为数据源进行了实验验证, 归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)被分解为低频层、边缘层和细节层, 其中边缘层和细节层按比例增加到热红外数据中. 并与经典的热红外降尺度方法 DisTrad 算法和 TsHARP 算法作为对比, 将模拟的地表温度(270 m)作为降尺度数据源实现 LST 降尺度(90 m). 实验结果表明, 三种降尺度方法都保留原有的地表温度的空间特征, 但 DisTrad 算法和 TsHARP 算法增加了真实数据中并不存在的温度差异; 改进的三层分解模型地表温度的均方根误差为 0.913 K, 与 DisTrad 方法和 TsHARP 算法相比精度分别提高了 0.937 K 和 0.832 K.

关键词: 空间降尺度; 三层分解模型; 热红外影像; 地表温度

中图分类号: TP7 **文献标识码:** A

Spatial downscaling of thermal infrared image based on improved three-layer decomposition model

ZHANG Wen-Qi^{1,2,3}, GONG Cai-Lan^{1,3*}, HU Yong^{1,3}, SONG Wen-Tao^{1,2,3}, KUANG Ding-Bo¹

(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: Land surface temperature is one of the important parameters of geogas interaction and energy exchange. In order to obtain the land surface temperature data with high spatial resolution, this research improved a method of downscaling thermal infrared remote image, and was verified using Shanghai Landsat 8 OLI/TIRS image as the data source. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was decomposed into low frequency layer, edge layer and detail layer, in which edge layer and detail layer are scaled up to the thermal infrared data. The proposed algorithm used simulated LST(270 m) as a downscaling data source to achieve downscaling LST(90 m), and compared with the classical thermal infrared downscaling method DisTrad algorithm and TsHARP algorithm. The results show that all three downscaling methods preserve the spatial characteristics of the original land surface temperature, but the DisTrad algorithm and the TsHARP algorithm add the detailed information that does not exist in original land surface temperature data. The improved three-layers decomposition model has a root mean square error of 0.913 K, which is 0.937 K and 0.832 K higher than the DisTrad method and the TsHARP method.

Key words: spatial downscaling, threeLayer decomposition, thermal infrared image, land surface tem-

收稿日期:2018-10-21, 修回日期:2018-12-20

Received date: 2018-10-21, revised date: 2018-12-20

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)

Foundation items: Supported by National Key Research and Development Program of China(2017YFC0602103), the Innovative Project of Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences(CX-58)

作者简介(Biography): 张文奇(1990-), 男, 山东禹城人, 博士研究生, 主要研究热红外影像处理和目标要素提取应用. E-mail: zhangwenqisda@sina.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: gcl@mail.sitp.ac.cn

perature

PACS: 95. 75. Rs

引言

热红外影像主要用于地表温度的反演,而地表温度又是表征地表能量流动的重要指标.植物生长与作物产量、地表水分蒸发与循环、气候变迁与全球环境变化、资源积累与人类生存等很多自然、人文过程都与地表温度密切相关^[1].卫星遥感是获取地表温度快速且最佳手段,然而相比于可见-近红外波段米级、厘米级分辨率的图像,热红外图像的空间分辨率较低,常见的为千米级、百米级,无法满足人们对温度异常检测越来越高的空间尺度需求.

为了提高热红外数据的空间分辨率,人们提出了大量的热红外数据的降尺度方法.大多数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数据的植被因子之间的关系,常用的植被指数为NDVI.因为NDVI与地表温度之间存在的较强的相关性以DisTrad^[2](disaggregation procedures for radiometric surface temperature)算法以及改进的TsHARP^[3](an algorithm for sharpening thermal imagery)算法最为常用.此外还有基于全色波段的调制分配方法^[4],基于组合因子的调制分配方法^[5]和HUTS^[6](High-resolution urban thermal sharpener)算法.除了采用植被指数之外的回归核之外,一些降尺度的模型也采用了其他的回归核,如不透水面积指数^[7].同样一些非线性的模型也被提出,如克里金插值法^[8],小波变换^[9],随机森林^[10]等. Bennett等^[11]采用双边双滤波器融合RGB和IR视频流,将图像分解为低频,边缘和细节特征. Xiangchao Meng等^[12]采用三层分解模型实现了全色波段与多光谱波段的融合.

基于统计的降尺度方法适用于均质的研究区^[13].随着空间分辨率的提升以及区域内均质区域逐渐减小,在低空间分辨率下建立的统计关系(线性或非线性关系),在高空间分辨率下已经不具有空间尺度的不变性. DisTrad算法的提出是根据NDVI与温度在不同空间尺度下不变性.但是随着空间分辨率的提升NDVI与温度的关系呈现三角形或梯形^[14],在高空间分辨率下使用DisTrad或者TsHARP算法会造成较大误差.例如:DisTrad算法和TsHARP算法增加了许多细节信息,但这些细节信息为算法引入的噪声,在原始地表温度数据中并

不存在这些差异.三层分解模型采用的导向滤波和高斯低通滤波将图像分解为三层结构,在一定程度上抑制了噪声产生;三层分解模型在可见-近红外波段的融合中取得了较好的结果.为了使三层分解模型适用于热红外波段,本文改进了权重图像,利用方差将辅助数据分为均质区和异质区,不同区域采用不同的权重;在图像降尺度效果定量化评价方面,提出了归一化的RMSE(W-RMSE),利用小区域方差与全局方差的比值作为权重,使RMSE很难表达出像元与邻域的关系,也无法表达出LST的结构差异的问题得以改进.

1 数据源及数据预处理

1.1 研究区以及数据选取

NASA(National Aeronautics and Space Administration,美国航空航天局)分发的热红外数据band10和band11已经通过双三次插值的方法重采样为30 m,并与30 m的OLI数据进行了配准,NASA已对陆地卫星产品进行了精确的处理^[15].因此下载的TIR数据的空间分辨率为30 m,为验证降尺度方法将下载的TIR数据重采样(聚合平均法)到90 m、270 m两个尺度.90 m地表温度数据作为验证数据,270 m数据作为低分辨率数据进行降尺度研究.

研究区的范围为120°51'~122°12',30°40'~31°53'.研究区所选的数据为上海市2017年8月24日Landsat 8 OLI/TIRS影像.研究区的相对位置(见图1).

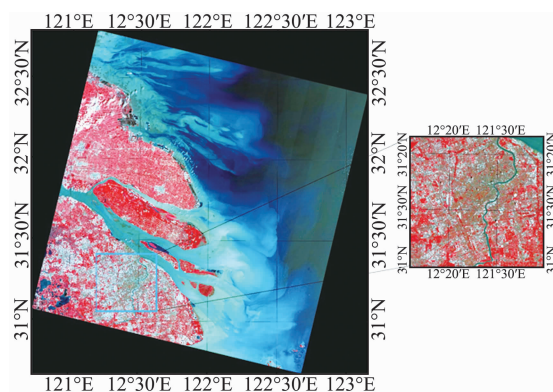


图1 研究区示意图

Fig. 1 Sketch map of study area

1.2 地表温度反演

Landsat 8 TIRS 10 波段(10.6~11.2 μm)被

用作反演 LST. 若假设地表和大气对热辐射是具有朗伯体性质, 大气下行辐射在半球空间内为常数, 则热辐射传输方程可简化为^[16]:

$$L_{\lambda} = B_{\lambda}(T_s) \varepsilon_{\lambda} \tau_{\lambda} + L_{up} + (1 - \varepsilon_{\lambda}) L_{down} \tau_{\lambda} \quad (1)$$

其中大气透过率 τ_{λ} 、上行辐射 L_{up} 以及下行辐射 L_{down} 是通过 NASA 官网 (<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>) 计算得到, 输入影像时间和研究区中心经纬度就可计算得到三参数. Landsat 8 TIRS 的 Band10 为热红外波, 本例 ε_{λ} 的计算根据 Sobrino *et al*^[17] 提出的方法:

$$\varepsilon = \varepsilon_v F_v + \varepsilon_u (1 - F_v) + d\varepsilon \quad (2)$$

其中, ε_v 为植被的发射率, ε_u 为建筑物的发射率, F_v 为植被覆盖度. 植被覆盖度的计算方法为^[18]:

$$F_v = \frac{NDVI - NDVI_s}{NDVI_p - NDVI_s} \quad (3)$$

根据普朗克定律计算得到研究区的真实温度:

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{B_{\lambda}(T_s)} + 1\right)} \quad (4)$$

其中, K_1, K_2 为常数, $K_1 = 774.8853 \text{ W}/(\text{m}^2 * \mu\text{m} * \text{sr})$, $K_2 = 1321.0789 \text{ K}$.

2 改进的三层分解模型及实现流程

已有的图像融合模型使用边缘保持滤波将图像分解为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. 本文方法是利用导向滤波、高斯低通滤波将图像分解为低频图像、边缘图像和细节图像, 其中边缘图像和细节图像会增加到低分辨率的热红外图像上, 以增加热红外数据的细节信息.

2.1 实现流程

技术流程图如图 2 所示. NDVI 被分解为三层: 边缘层、细节层和低频层. 其中边缘层和细节层将按比例增加到低分辨率温度数据中, 从而获得包含细节信息的温度数据. 主要的操作过程如下:

(1) NDVI 预处理. 利用低分辨率温度数据 T , 对高分辨率图像的 NDVI 数据进行直方图匹配 \tilde{NDVI} .

(2) 低分辨率温度数据 (T) 双三次卷次插值成高分辨率温度数据 T_{cu} .

(3) 将辅助数据高分辨率图像的 \tilde{NDVI} 分解为三层. 边缘图像 E , 细节图像 D 以及低频图像 L .

(4) 权重图像 W 的计算.

(5) 强边界图像 E 和细节图像 D 增加到 T_{cu} .

$$T_{new} = T_{cu} + W * (\mu * E + v * D) \quad (\text{本文 } \mu = 1.2, v = 0.8)$$

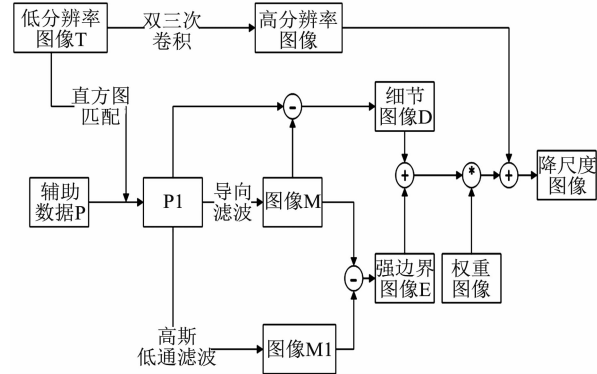


图 2 方法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the method

2.2 三层图像的获取

(1) 首先我们利用导向滤波, 获得细节图像. 导向滤波^[19]具有保边和图像平滑的功能.

$$M = G * P \quad (5)$$

M 包含低频数据和边缘数据. G 为导向滤波, 导向图为 T_{cu} . P 为直方图匹配的图像 \tilde{NDVI} .

因此细节图像为:

$$D = P - M \quad (6)$$

(2) 然后, 从图像 M 中获得强边缘图像 E . 利用高斯低通滤波获得图像的低频信息. 因此, 边缘图像为:

$$E = M - g * P \quad (7)$$

g 为高低通滤波. $g * P$ 代表低频数据.

利用不同窗口组合进行降尺度, 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, 所以本文选择导向滤波 ($7 * 7$)、高斯滤波 ($3 * 3$) 的窗口组合.

2.3 改进的权重图像

方差作为异质性的判断标准, 当方差大于阈值时, 低分辨率像元异质性较强, 有可能存在边缘或者存在不同的地物. 这里我们根据小区域内方差作为阈值对权重进行重新计算. 通过对研究区进行实验这里选取阈值 thd 取 10.

$$w = \frac{T_{LR}}{P_{LR}} \quad (8)$$

T_{LR} 为低分辨率温度数据; P_{LR} 为直方图匹配后的低分辨率辅助数据 (NDVI), 高分辨率图像 P_{HR} 聚合平均得到 P_{LR} ; P_{HR} 为高分辨率辅助数据 (NDVI); P_s 为低分辨率像元内 P_{HR} 的方差.

当 $P_s \geq \text{thd}$ 时,

$$w_1 = \frac{T_{LR}}{P_{H-HR}} \quad , \quad (9)$$

$$w_2 = \frac{T_{LR}}{P_{L-HR}} \quad , \quad (10)$$

其中, P_{H-HR} 为高分辨率图像 P_{HR} 中大于均值的像元的均值, P_{L-HR} 为高分辨率图像 P_{HR} 中小于等于均值像元的均值.

3 结果与讨论

为了评价三层分解模型的在降尺度中的精度, 本文从定量与定性两个方面对降尺度的结果进行评价. 定量评价指标包含均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、相关系数 (correlation coefficient, CC) 以及改进的 RMSE (W-RMSE) 和基于残差图数据评价; 定性的评价指标包括温度数据评价.

3.1 定性比较

验证地表温度数据分别与本文降尺度的地表温度数据、DisTrad 降尺度数据、TsHARP 降尺度数据进行比较. 图 3 展示了研究区子区域的温度分布图. 图中高温地区为建筑区, 蓝色块状地区为附近植被区域. 在图 3 中我们可以发现两点: 1) 三种方法降尺度的地表数据与验证地表数据相比均保留了地表温度数据的热特征, 经过空间降尺度后的地表温度数据的空间分辨率有了一定程度的提高. 但本文降尺度的地表温度数据与原始数据的贴进度更高; 2) 与验证的地表温度数据相比, DisTrad 算法和 TsHARP 算法增加了很多细节信息 (如建筑内部), 但这些细节信息为算法引入的噪声, 在原始地表温度数据中并不存在. 而本文方法在视觉效果上和验证数据接近 (见图 3).

3.2 定量评价

3.2.1 基于残差图的评价

由残差图可以看出, 在 DisTrad 算法和 TsHARP 算法存在着较多的绝对值大于 1 区域 (红色区域) (见图 4). 为了定量评价残差图数据, 本文对残差图数据进行了直方图统计 (见图 5). 由残差图的直方图, 我们可以看到, 三种方法的残差数据分布符合均值为 0 的正态分布. 误差直方图表明本文方法的误差幅度小于 TsHARP 和 DisTrad 的误差幅度. 而 TsHARP 算法在误差幅度上要略优于 DisTrad 算法, 这和前人的研究结果相近^[3], TsHARP 精度要高于 DisTrad 算法. 本文算法残差主要为 $[-1, 1]$ 之间

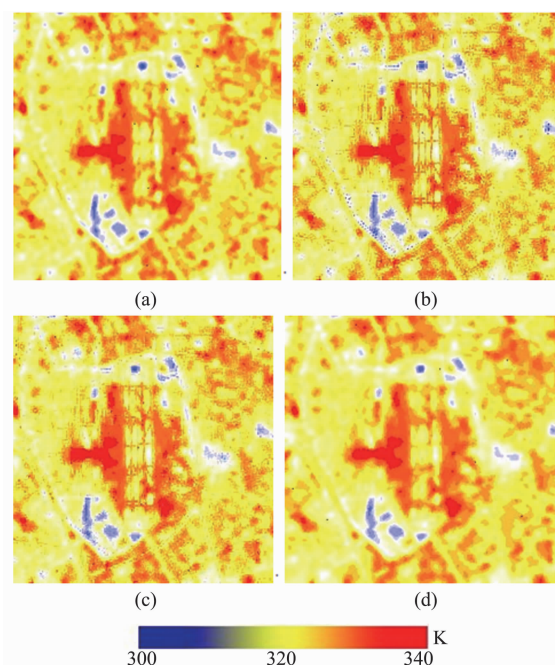


图 3 (a) 地表真实温度影像, (b) DisTrad 算法重建地表温度影像, (c) TsHARP 算法重建地表温度影像, (d) 本文降尺度的地表温度影像

Fig. 3 (a) Land surface temperature image, (b) DisTrad Land surface temperature, (c) TsHARP land surface temperature, and (d) proposed Land surface temperature image

(约 80%), 而 DisTrad 和 TsHARP 却相对较少 (50% 左右). 在绝对值大于 1 的范围内, 不论是从残差图上还是从直方图统计上都可以发现, 本文算法取得了较好的结果.

将研究区分为植被和非植被区域, 两者的残差分布也近似于正态分布, 可以发现在 $[-1, 1]$ 之间植被区域的所占比例大于非植被区域, 这说明利用 NDVI 作为辅助数据进行降尺度研究时, 在植被区域表现要略优于非植被区域.

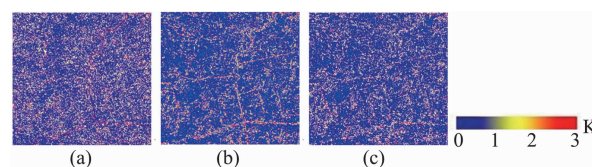


图 4 (a) DisTrad 算法残差图, (b) TsHARP 算法残差图, (c) 本文算法残差图

Fig. 4 (a) The residual of DisTrad, (b) the residual of TsHARP, and (c) the residual of this paper

3.2.2 W-RMSE 指标评价

RMSE 和 MAE 基于像素灰度值进行统计计算的. 随着空间分辨率的提高, 影像的结构差异也越来越大, RMSE 很难表达出像元与邻域的关系. 所以本

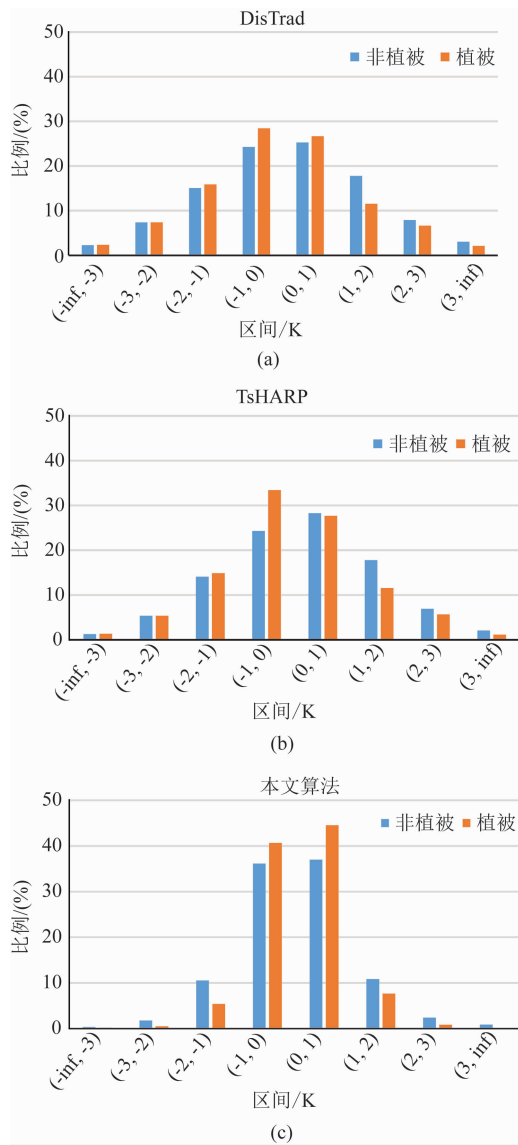


图5 (a) DisTrad 算法残差图直方图, (b) TsHARP 算法残差图直方图, (c) 本文方法残差图直方图统计
Fig. 5 (a) The histogram of DisTrad, (b) the histogram of TsHARP, (c) the histogram of this paper

文算法将图像分为低频区域和高频区域两类, 然后计算子块的 RMSE, 对各个子块进行加权最后的整幅图像的 W-RMSE 作为评价图像指标。

区域内方差越大, 所占权重越大。权重为小区域

表2 实验结果的定量评价

Table 2 Quantitative evaluation results of the experiment

| | DisTrad | | | TsHARP | | | 本文算法 | | |
|-----------|---------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 总体 | 植被 | 非植被 | 总体 | 植被 | 非植被 | 总体 | 植被 | 非植被 |
| RMSE(K) | 1.850 | 1.171 | 2.238 | 1.745 | 1.012 | 2.117 | 0.913 | 0.753 | 1.024 |
| MAE(K) | 0.585 | 0.522 | 0.650 | 0.534 | 0.521 | 0.541 | 0.002 | 0.002 | 0.003 |
| CC | 0.965 | 0.985 | 0.925 | 0.968 | 0.990 | 0.935 | 0.996 | 0.998 | 0.996 |
| W-RMSE(K) | 2.855 | 2.297 | 3.326 | 2.704 | 2.132 | 3.284 | 1.798 | 1.536 | 2.068 |

方差与全局方差的比值。为了防止噪声对权值的影响, 通过对不同区域影像、不同窗口的统计, 本文设置权重的最大值 $w_{\max} = 5$, 当计算获得的权值大于 5 时, 设置 $w = 5$ 。窗口大小选择为 $15 * 15$ 。

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, $\bar{\mu}_{\text{ob}}$ 为原始真值影像的均值, $\bar{\mu}_{\text{pre}}$ 是降尺度后的影像的均值, 具体公式见表 1。

表1 定量化指标

Table 1 Quantitative evaluation indices

| 评价指标 | 公式 | 含义 |
|--------|---|----------|
| RMSE | $\text{RMSE} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{ob}} - y_i^{\text{pre}})^2}$ | 越小越好 |
| MAE | $\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\text{ob}} - y_i^{\text{pre}})$ | 越小越好 |
| CC | $\text{CC} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{ob}} - \bar{\mu}_{\text{ob}})(y_i^{\text{pre}} - \bar{\mu}_{\text{pre}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{ob}} - \bar{\mu}_{\text{ob}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{pre}} - \bar{\mu}_{\text{pre}})^2}}$ | 越接近 1 越好 |
| W-RMSE | $\text{W-RMSE} = \frac{\sum_{j=0}^m w_j \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^{\text{ob}} - y_i^{\text{pre}})^2}}{\sum_{j=0}^m w_j}$ | 越小越好 |

由表 2 可以发现:

(1) DisTrad 降尺度的方法在研究区上精度最差, 而 TsHARP 的精度其次。本文方法在 RMSE, MAE 以及 CC 以及 W-RMSE 上都得到了最好的结果。

(2) 将研究区分为植被区和非植被区分别进行研究, RMSE、MAE 以及 CC 在非植被区的精度低于植被区, 这说明辅助数据 (NDVI) 在降尺度应用中对于植被区的表达更加准确。同样, 由改进的 W-RMSE 也反映出非植被区是造成全局误差的主要来源。

随着影像空间分辨率的提高, 子像元个数及其温度变异复杂性逐渐增加。由低分辨率建立的统计关系在适用于高空间分辨率时会引入较大误差, 在高空间分辨率下地表温度与植被因子不是简单的线性模型可以表示的, 这是造成 DisTrad 和 TsHARP 在重建 LST 数据时, 误差较大的原因之一。本文方法是将 NDVI 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, 考虑到结构信息对温度

数据的影响,根据方差的变化引入了可变的权重图像,这样就保证了降尺度数据在空间结构上于验证数据的一致性.

4 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 以及改进的 W-RMSE 作为定量评价指标,对 DisTrad 算法、TsHARP 算法以及本文算法的降尺度结果进行了比较分析. 结果发现:

(1) 三种方法降尺度的结果在保持较为完整的热特征的同时,空间分辨率都有一定程度的提升. DisTrad 算法和 TsHARP 算法降尺度的地表温度数据与原始温度数据相比,增加很多细节信息,而有些细节信息在真实温度数据中是不存在的,为噪声信息.

(2) 由于 RMSE 很难表达出像元与邻域的关系,即空间结构关系. 本文采用了改进的 W-RMSE 作为评价指标,该指标增加了对方差较大区域评价的权重,最后加权 RMSE 作为整幅图像的 W-RMSE. 从四个指标的评价,本文的算法均取得了最好的结果.

(3) 将研究区分为植被区域和非植被区域,当采用 NDVI 作为辅助数据时,误差的主要来源为非植被区域. 在研究城市区域时,应该引入其他的辅助数据.

(4) 权重图像的选择. 考虑到结构信息对降尺度结果的影响,在实际过程中,引入方差作为均质区域与异质区域的区分准则,均质区域和异质区域采用不同的权重,这样保证在不同区域可以获得不同的权重,从而减少误差的产生,提高了降尺度数据的精度.

尚需要在以下方面开展进一步研究:(1) 本研究是先对高空间分辨率影像数据升尺度后再对其进行降尺度处理,而原始数据在升尺度过程中会产生新的误差,这些误差需要通过其他方式进行去除.

(2) 辅助数据的选择:辅助数据选择应该与地表温度具有结构的相似性. 随着空间分辨率的提升,温度的影响因素是非常复杂的,如果只选择单一的辅助数据无法完全表达温度的变化,特别是地表下垫面复杂的情况下,单一的辅助数据存在着较大局限性.

(3) 由于现有的在轨数据空间分辨率以及数据获取时相的限制,如果今后有更高的空间分辨率的热红外数据作为真实温度数据,需要验证该方法由 270

m 降尺度为 30 m 或更高空间分辨率热红外图像的精度.

References

- [1] ZHAO Ying-Shi *et al.* *Analysis Principles and Methods of Remote Sensing Application* [M]. Beijing: Science Press (赵英时,等编著,遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社),2003:105.
- [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 Sens. Environ.* 2007, **107**:545 - 558.
- [4] Guo L J, Moore J M 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] 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.
- [8] Rodriguez-Galiano V, Pardo-Igúzquiza 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.
- [9] 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.
- [10] Hutengs C, Vohland M. Downscaling land surface temperatures at regional scales with random forest regression [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, **178**:127 - 141.
- [11] Meng X, Li J, Shen H, *et al.* Pansharpening with a guided filter based on three-layer decomposition [J]. *Sensors*, 2016, **16**(7):1068.
- [12] Bennett E P, Mason J L, McMillan L. Multispectral bilateral video fusion [J]. *IEEE Trans. Image Proc.* 2007, **16**,1185 - 1194.
- [13] 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.
- [14] Price J C. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration [J]. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, **28**(5):940 - 948.
- [15] Roy D P, Wulder M, Loveland T R, *et al.* Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change re-

- search[J]. *Remote Sens. Environ.* 2014, **145**:154 – 172.
- [16] LIU Qin-Huo, XU Xi-Ru, CHEN Jia-Yi. The retrieval of land surface temperature and emissivity by remote sensing data: theory and digital simulation [J]. *Journal of Remote Sensing* (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. *遥感学报*, 1998, **1**:1 – 9.
- [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] LI Miao-Miao. The method of vegetation fraction estimation by remote sensing [D]. Graduate University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing Application) 2003. (李苗苗. 植被覆盖度的遥感估算方法研究. 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2003.
- [19] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [C] // European conference on computer vision. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 1 – 14.