

文章编号: 2095-4980(2022)05-0498-08

城区建筑物的在轨热异常检测提取

侯舒维^{1,3}, 郭宝龙¹, 李晓博³, 邵应昭³, 王元乐^{2,3}

(1. 西安电子科技大学 空间科学与技术学院, 陕西 西安 710071; 2. 西安交通大学 微电子学院, 陕西 西安 710049;
3. 中国空间技术研究院西安分院, 陕西 西安 710000)

摘要: 城市区域是十分典型的不均匀区域, 其地表类型复杂, 温度变化快, 研究城区建筑物的在轨热异常检测提取是一项非常具有挑战性的任务。基于 LANDSAT 影像, 探究了一种城区建筑物的在轨热异常检测提取方法。首先基于多指数特征和几何特征对建筑物进行自动提取; 然后采用单通道算法反演建筑物的温度; 最后根据反演结果完成建筑物的在轨热异常检测提取。选取武汉地区对该算法进行建筑物热异常检测应用, 并以 ASTER 官方地表温度为参考, 对多个异常检测点进行了温度反演精确度评价。实验表明, 本文的方法能够准确提取城区建筑物目标, 其目标温度反演均方根误差优于 3 K, 是一种有效的城区建筑物在轨热异常检测提取方法。

关键词: 热红外; 遥感; 城区建筑物; 热异常检测

中图分类号: TP751

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021023

On-Orbit thermal anomaly detection and extraction of urban buildings

HOU Shuwei^{1,3}, GUO Baolong¹, LI Xiaobo³, SHAO Yingzhao³, WANG Yuanle^{2,3}

(1.School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China;

2.School of Microelectronics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an Shaanxi 710049, China;

3.China Academy of Space Technology, Xi'an Shaanxi 710000, China)

Abstract: Urban area is a very typical non-uniform area with complex surface type and fast temperature change. It is a very challenging task to study the thermal anomaly detection and extraction of urban buildings on-orbit. A thermal anomaly detection and extraction method of urban buildings on-orbit using LANDSAT images is presented. Firstly, urban buildings are automatically extracted based on the multi-exponential feature and geometric feature, then the single-channel algorithm is utilized to retrieve the temperature of the buildings, and finally the on-orbit thermal anomaly detection and extraction of urban buildings is completed according to the temperature inversion results. The feasibility and effectiveness of the method are verified in Wuhan city referenced to ASTER officially surface temperature products. Experiment results show that the proposed method can accurately extract the urban buildings, and the root-mean-square error of target temperature inversion is less than 3 K, indicating that this method is an effective method for detecting and extracting thermal anomalies of urban buildings on-orbit.

Keywords: thermal infrared; remote sensing; urban buildings; thermal anomaly detection

热红外遥感是利用热红外波段探测地球物质特性的重要手段, 可用于获取地球表面温度, 在城市热岛效应^[1-2]、林火监测^[3-5]等领域具有较好的应用价值。在星上进行感兴趣目标的温度反演不仅可以解决大数据量与数据传输、数据利用率之间的矛盾, 而且还可以对突发性温度异常事件进行快速响应与处理, 满足不同用户对遥感数据的不同需求。因而, 在热红外遥感卫星上实现在轨的目标区温度反演算法十分必要。

目前热红外遥感技术快速发展, 空间分辨率越来越高, 为复杂场景下感兴趣目标的温度监测提供了有利条件。城区建筑物是城市健康状态的重要影响因素, 工业区建筑物的温度变化直接反映了工厂的活动情况, 其温度监测对我国综合经济、社会治理、生态宜居等方面发挥着重要作用。城市是十分典型的不均匀区域, 其

收稿日期: 2021-01-15; 修回日期: 2021-03-29

基金项目: 民用航天重点资助项目(30501050301)

地表类型复杂, 建筑物温度变化快, 因此对城区建筑物的温度监测一直是地表温度反演领域中一个极具挑战的问题。

城区建筑物的热异常检测需要解决两个核心问题: 首先, 对建筑物目标的精确识别与提取。目前的目标识别方法主要分为基于模板匹配的方法、基于知识的方法和基于机器学习的方法3种。如, LIN等^[6]提出了一种基于旋转不变对象的目标检测方法, 可以在复杂背景下针对不同方向和形状的目标对象实现高精度探测。HUANG等^[7]基于建筑物在高分辨率影像上所表现出的高亮度、高局部对比度等特性, 提出了一种基于特征推理的自动化建筑物检测方法。SONG等^[8]结合SVM分类器和影像分割实现了道路提取。近几年迅速发展的深度学习是多层次认知的计算模型, 通过多层非线性映射来模拟特征表达, 逐层抽象目标并最终实现大数据挖掘。如Wang等^[9]融合分割网络实现了对遥感建筑物的自动提取, VAKALOPOULOU等^[10]结合光谱和深度学习特征实现了建筑物对象的提取。这些遥感影像的目标识别研究大多用于地面解译工作, 本文的建筑物目标识别与提取需要考虑在轨处理与应用, 因此算法设计的关键在于如何根据影像特性选择高效的方法。尽管深度学习等机器学习方法在地面解译工作中的表现较为优异, 但它的实现需要大量的样本支持, 在星上有限的硬件资源条件下, 模型的容量、复杂度, 以及静态模型与动态数据之间的矛盾, 都成为其在轨应用的一大阻碍。

其次, 解决基于遥感热影像的地表温度反演问题。目前已有的温度反演算法有辐射传导方程法^[11]、单通道法^[12-14]、劈窗算法^[15-18]和基于多通道的温度反演算法等^[19]。如REN^[20]针对GAOFEN-5数据进行了温度反演研究; QIN等^[12]对比了基于实测无线电探空数据所反演的辐射传导方程法后提出了单窗算法, JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, SOBRINO J A等^[13]提出了性能优异的单通道法。针对双通道热红外影像设置, WAN^[15]利用劈窗算法进行了MODIS数据的温度反演; Aurélie等^[21]利用温度与发射率分离(Temperature Emissivity Separation, TES)算法对城区进行温度反演, WENG等^[22]则结合MODIS和Landsat影像, 采用时空自适应数据融合算法生成了每日的高空间分辨率地表温度结果; ZHU等^[23]通过校正地形的影响从而提高了山区的地表温度反演精确度; Pmela Suélen Kfer等^[24]讨论了LANDSAT8地表温度反演的验证问题。辐射传导方程法需要消除大气对地表热辐射的影响, 因而在反演过程中需要大气剖面参数, 不适用于在轨处理。TES算法一般用于热红外高光谱或多光谱影像^[25], 不适用于波段数有限的热红外传感器; 单窗算法的实施需要大气平均作用温度、大气透过率和地表比辐射率, 而劈窗算法需要确定大气透过率和地表比辐射率, 这些参数都可以通过模型进行估算, 因而均可用于在轨的温度反演计算。

本文基于Landsat热影像, 探究了一种城区建筑物的在轨热异常检测提取方法, 该方法在综合考虑算法性能与复杂度的前提下, 采用几何特征与多指数结合的方法快速提取地面的建筑物目标, 并结合单通道温度反演算法实现了城区建筑物目标的热异常检测, 最后根据热异常检测结果完成热异常区域提取。本文选取武汉地区的Landsat7遥感影像为实验数据, 并采用ASTER的官方温度产品和人工判读相结合的方法, 对实验的检测提取结果进行了验证。

1 数据与方法

1.1 实验数据

Landsat-7卫星搭载了增强型专题制图仪(The Enhanced Thematic Mapper Plus, ETM+), ETM+共8个波段, 覆盖从可见光到热红外的不同波长范围。与Landsat-5卫星的TM传感器相比, Landsat-7在红外波段的分辨率更高, 因此有更高的准确性。其载荷有效技术指标如表1所示。

表1 LANDSAT-7卫星有效载荷指标
Table1 Payload technical specification of Landsat-7 satellite

band number	band name	bandwidth/ μm	spatial resolution/m	scene length/km	repeat coverage/day
1	blue	0.450~0.515	30		
2	green	0.525~0.605	30		
3	red	0.63~0.69	30		
4	near-infrared(IR)	0.75~0.90	30		
5	short-wave IR	1.55~1.75	30	180	16
6	thermal IR	10.4~12.5	60		
7	short-wave IR	2.09~2.35	30		
8	pan	0.52~0.90	15		

选用2002年7月9日武汉地区的Landsat影像, 覆盖面积为240 km \times 210 km, 热红外谱段的空间分辨率为

60 m, 包括武汉地区的主要工业区, 如青山工业区、沌口工业区、汉口北工业区等, 这些主要工业区的生产活动会造成当地的工厂建筑区存在高温异常现象, 因此选择这些区域作为本文算法的实验数据。

1.2 在轨热异常检测方法

在轨城区建筑物热异常检测方法总流程图如图 1 所示, 输入的遥感数据首先进行数据预处理, 包括图像配准、辐射校正等; 对预处理后的数据进行城区建筑物的自动化提取和地表温度的反演, 得到城区建筑物的温度结果, 然后设定温度异常值, 对该温度结果进行阈值判断, 得到城区建筑物的热异常检测结果; 最后根据热异常检测结果, 采用形态学处理和连通区域处理的方法完成热异常区域的提取。对于温度异常值的设定, 可以采用数学统计方法, 通过对各个影像进行抽样调查。

1.3 城区建筑物的自动提取方法

1.3.1 中低分辨率影像的建成区自动提取

在中低分辨率影像中, 主要地物类型为建成区、水体、裸土和植被。由于分辨率的限制, 建筑物在遥感影像中表现为建筑物群。在中低分辨率影像中, 建筑物的自动提取可以根据以上 4 种不同地物在中低分辨率影像波段中的光谱特性来完成。如图 2 所示, 由于建成区相较于其他地物类型, 在短波红外波段具有较高的反射率, 而在近红外波段存在一个反射波谷, 因此可利用 SWIR 和 NIR 两个波段的归一化建筑物指数(Normalized Difference Built-up Index, NDBI)来完成建成区的自动化提取, NDBI 的指数定义为^[26]:

$$NDBI = (\rho_{SWIR} - \rho_{NIR}) / (\rho_{SWIR} + \rho_{NIR}) \quad (1)$$

式中: ρ_{SWIR} 和 ρ_{NIR} 分别表示 SWIR 波段和 NIR 波段的反射率。

此外, 考虑到城区中的非建成区的主要地物为植被, 为避免单一光谱指数阈值设定所带来的误差, 本文进一步加入了归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)来进行非植被判定。综上所述, 对于中低分辨率遥感影像, 可以采用 NDBI 和 NDVI 两个光谱指数实现城区建筑物的自动化提取。

1.3.2 高分辨率影像的建筑物自动提取

针对高分辨率影像的建筑物自动提取, 选用形态学建筑物指数(Morphological Building Index, MBI)提取方法^[27]。MBI 的基本思想是建立房屋的内在属性(如亮度、对比度、大小和方向性)与一系列形态学操作算子之间的关系。MBI 的建立由于考虑了房屋的局部对比度、大小和方向特性, 因此可以在保留建筑物的同时, 自动移除和房屋具有相似光谱特征的道路, 在高分辨率影像的建筑物自动提取中取得了优异的成果。

MBI 方法的计算流程图如图 3 所示, 首先, 将每个像素在可见光波段的最大值记录为亮度图像; 然后, 使用多尺度和多方向的白顶帽(White Top Hat, WTH)变换来产生差异形态学(Differential Morphological Profiles, DMP)特征, 它可以表征不同尺度和方向上房屋的空间模式; 最后, 通过取平均来整合 DMP 特征, 最终突出房屋目标。MBI 的定义如下:

$$MBI = \frac{\sum_{d \in D} \sum_{s \in S} (DMP_{WTH}(d, s))}{N_D \times N_S} \quad (2)$$

$$DMP_{WTH}(d, s) = |MP_{WTH}(d, (s + \Delta s)) - MP_{WTH}(d, s)| \quad (3)$$

式中: DMP_{WTH} 是基于 WTH 的 DMP 特征, 用于表示不同尺度和不同方向上的建筑物结构模式; $MP_{WTH}(d, s)$ 是基于 WTH 的形态谱(Morphological Profiles); s 和 d 分别表示 WTH 变换的大小和方向; Δs 为 WTH 变换的尺度间隔; N_S 和 N_D 分别为总数和方向。

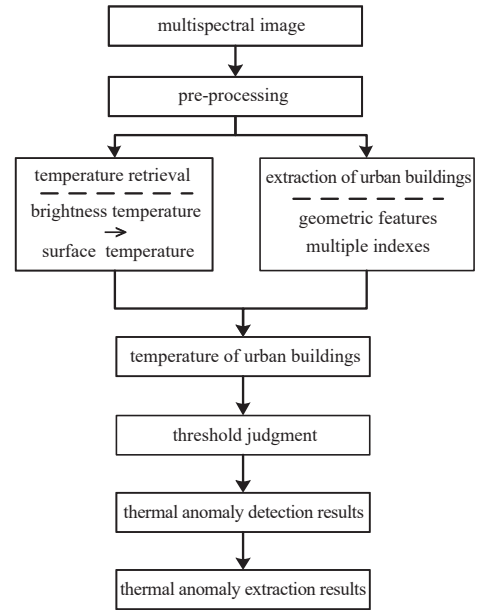


Fig.1 Flowchart of thermal anomaly detection and extraction of urban buildings
图 1 技术流程图

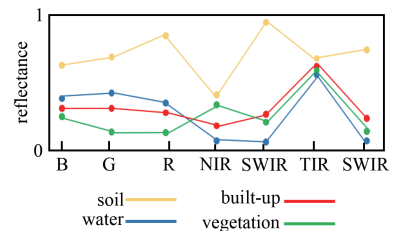


Fig.2 Spectral curves of the feature
图 2 地物的光谱曲线

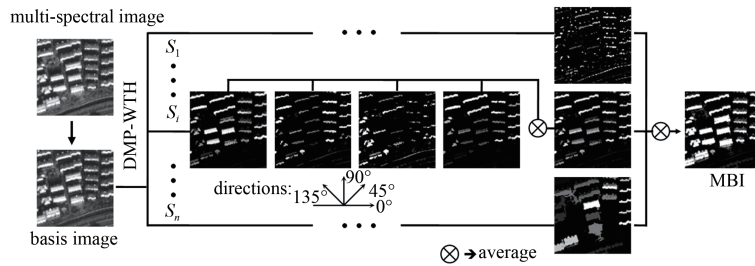


Fig.3 Flow chart of MBI calculation
图 3 MBI 计算流程图

1.4 地表温度反演

本文的温度反演算法基于 Landsat7 影像进行实施，采用单通道算法。单通道算法主要借助实时的温湿轮廓线或近地表条件，在不同的假设条件下基于辐射传输方程理论实现地表温度反演。

首先，计算辐射亮温值。将输入的遥感图像灰度值转化为辐射强度值 L_λ ，再通过式(4)计算亮温 T_{sensor} ：

$$T_{sensor} = \frac{K_2}{\ln(K_1/L_\lambda + 1)} \tag{4}$$

式中： K_1 和 K_2 均为常数， $K_1 = 60.766 (mW \times cm^{-2} \times sr^{-1} \times \mu m^{-1})$ ， $K_2 = 1\ 260.56\ K$ 。

其次，计算地表比辐射率 ϵ 。地表比辐射率可根据 NDVI 值进行估算，其计算公式如下：

$$\epsilon = 0.985P_v + 0.960(1 - P_v) + 0.06P_v(1 - P_v) \tag{5}$$

式中： $P_v = (NDVI - NDVI_s) / (NDVI_v - NDVI_s)$ ； $NDVI_v = 0.07$ 且 $NDVI_s = 0$ 。

最后，计算地表温度值。地表温度的计算需要确定比辐射率 ϵ 、大气透过率 τ 和大气平均作用温度 T_a ，通过在 NASA 公布的网站查询 (<http://atmcorr.gsfc.nasa.gov>)，并输入成像时间和影像中心经纬度，可以得到相应的参数， T_s 的计算公式为：

$$T_s = [(a(1 - C - D) + (b(1 - C - D) + C + D)T_{sensor} - DT_a)] / C \tag{6}$$

$$C = \epsilon\tau \tag{7}$$

$$D = (1 - \tau)[1 + (1 - \epsilon)\tau] \tag{8}$$

式中 a 和 b 是与传感器相关的常数。

1.5 热异常区域提取

根据不同用户的需求，在星上完成城区热异常的检测之后，可进一步将检测结果处理为热点图像切片下传至地面，这不仅可以自动提取用户需求的有效信息，剔除无效信息，大幅减轻数据传输压力，还可有效缩短热点事件的监测发现时间，大大缩短处理链条。切片信息可直接提供位置、程度等信息，为用户对重点区域的异常判决提供参考^[28]。为完成对城区建筑物的热异常区域提取，还需通过后处理进行实现，其实现流程如图 4 所示。首先，对热异常检测结果通过形态学膨胀处理，连接检测结果中的孤立点；然后生成连通区域，为避免同一个厂区被分割为多个异常区域的现象，进一步对满足一定安全距离的连通区域进行合并；最后输出热异常区域提取结果。

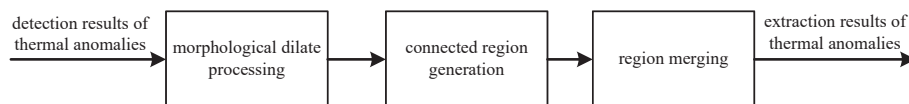


Fig.4 Flow chart of thermal anomaly region extraction
图 4 热异常区域提取流程图

2 结果与分析

2.1 建筑物热异常检测结果

Landsat7 影像的热红外影像分辨率为 60 m，可作为城区建筑物的测试数据。图 5 为本文算法进行城区建筑物热异常检测的结果。其中，图 5(a)为武汉地区 2002 年 7 月 9 日的 Landsat7 可见光影像，图 5(b)为其对应的热红外影像，图 5(c)

为本文算法的城区建筑物自动提取结果，图 5(d)为本文算法的城区建筑物温度反演结果。通过实验可以看出，本文算法能够自动提供城区建筑物的温度结果，通过对建筑区温度结果进行统计分析，可以确定城区建筑物的热异常区域。

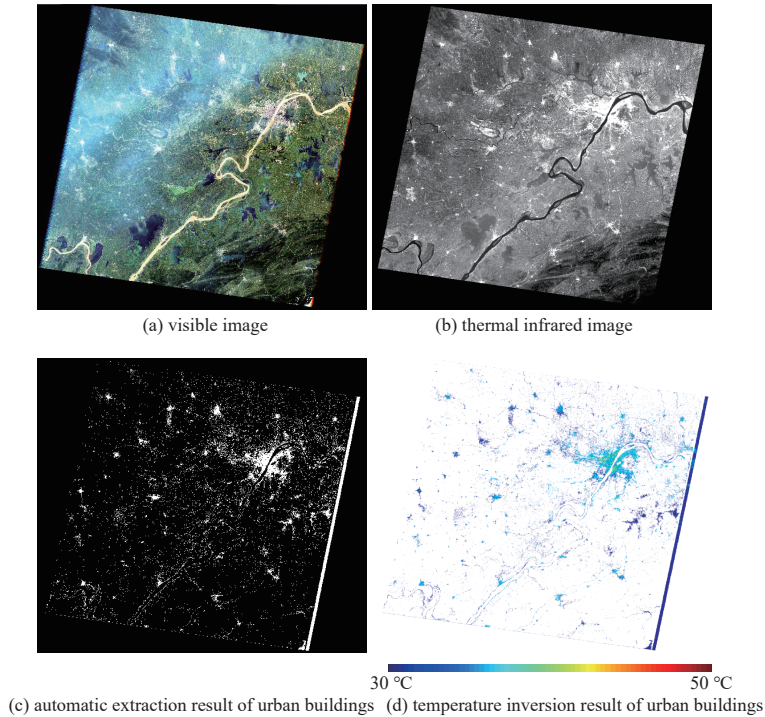


Fig.5 Detection results of thermal anomalies of urban buildings

图5 建筑物热异常检测结果

2.2 建筑物热异常提取结果

图 6 为建筑物的热异常提取结果。图 6(a)为输入的可见光红波段影像，图 6(b)为图 6(a)中矩形红框的放大图，该图为红、近红和短波红外组成的伪彩色图像，其中，热异常区域用红色的提取框表示。

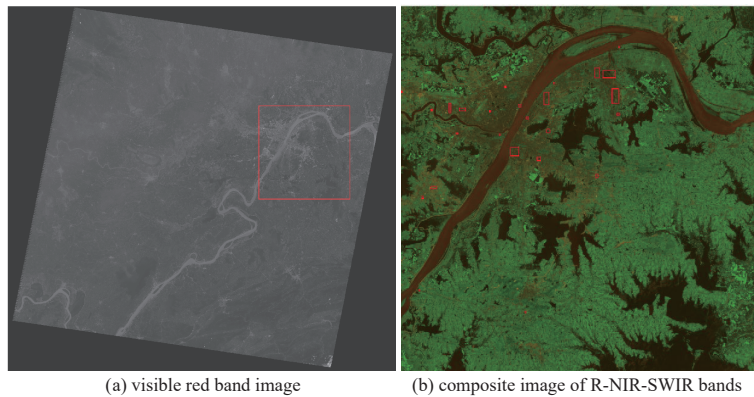


Fig.6 Extraction results of thermal anomalies of urban buildings

图6 建筑物的热异常提取结果

为进一步展示建筑物热异常的提取结果，图 7 对图 6 中建筑物的部分热异常提取区域进行了细节展示。其中图 7(a)为热异常检测结果，白色像素表示温度异常的区域，图 7(b)为对应的温度结果图，图 7(c)为提取的 Landsat 可见光影像，为进一步进行结果验证，在图 7(d)中显示了检测区域对应的高分辨率 Google 影像。

从图中可以看出，本文检测出的建筑物热异常部分均对应建筑物，且通过对比同区域的 Google 影像可以看出，这几个示例中的高温区域主要是部分工厂和较高层的建筑物，说明本文的检测提取结果比较准确。实验中进一步发现，工业区中并非所有的工厂都会被判定为温度异常，且通过对比温度图可以看出，同片区工厂的温度也有所差异，表明本文的方法可识别由于生产情况所导致的温度差异。

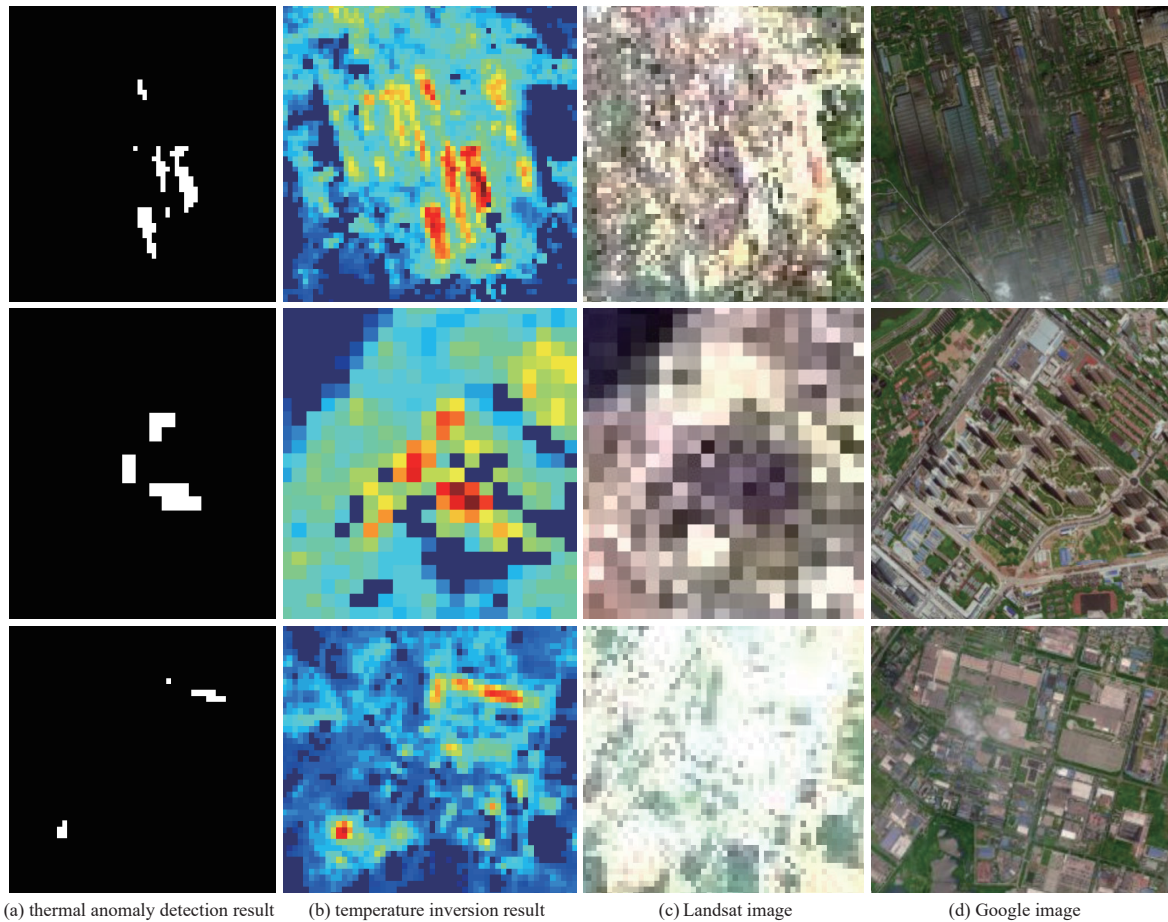


Fig.7 Local extraction results of thermal anomalies of urban buildings
图7 建筑物热异常提取细节图

2.3 精确度验证

城区建筑物的温度反演精确度是决定建筑物热异常检测提取结果的关键，因此，本文采用交叉验证的方法^[29-30]进一步对建筑物的温度反演结果进行精确度评价。

参考对象选取空间分辨率为 90 m 的 ASTER 温度产品，测试数据为 Landsat7 影像数据，实验选取武汉地区 2002 年 10 月 6 日的两景影像，分别为 11:08 时刻获取的 ASTER 影像和 10:38 时刻获取的 Landsat7 影像，获取时刻较为接近。首先裁剪 ASTER 和 Landsat7 影像中的公共重叠区域，然后将 Landsat7 影像像素重采样为 90 m 分辨率，最后进行温度比较。图 8 为本文选取的武汉市青山工业区影像，图中的红点是选取的 10 个测试点，这些测试点均为尺度较大的工厂所在位置，测试点的温度比对结果如表 2 所示。从表中结果可以看出，10 个测试点中有 3 个点误差小于 1 K(#2、#5、#7)，误差大于 1 K 且小于 2 K 的点共有 4 个(#3、#4、#6、#10)，其余 3 个测试点的误差均在 2 K 以上，所有测试点的均方根误差均小于 3 K。



Fig.8 Temperature inversion precision test points for buildings in Qingshan Industrial Zone
图8 青山工业区建筑物温度反演精确度测试点

表2 建筑物测试点温度估算结果对比表(单位:K)

Table2 Comparison results of test point temperature of buildings(unit:K)

test point	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10
result of Aster product	302.6	301.1	303.8	298.3	301.6	302.2	301.2	297.6	298.8	300.4
result of proposed	305.9	302.0	302.5	299.5	301.5	303.5	301.0	304.0	304.4	301.5
absolute error	3.3	0.9	1.3	1.2	0.1	1.3	0.2	6.4	5.6	1.1

3 结论

基于 Landsat7 数据具有热红外波段的特点, 利用其可见光、近红外波段和短波红外波段的几何特征和反射率指数信息, 结合单通道地表温度反演方法, 构建了一种适于星上处理的城区建筑物热异常检测提取算法, 并在武汉地区进行了城区建筑物的自动提取和温度反演。结果表明, 本算法可以准确地实现对城区建筑物的自动提取, 通过交叉验证, 建筑物区的温度反演均方根误差小于 3 K, 温度异常检测提取结果具有一定的可靠性。

城区地表覆盖类型复杂, 受人类活动干扰大, 建筑物的温度随时间、空间的不同变化较大, 因此对城区的地表类型提取和温度反演的难度高, 如何进一步对小尺度建筑物进行快速、精确的自动化提取和温度反演, 仍是今后研究的重点问题。

参考文献:

- [1] SATYAPRAKASH N A, SRIVASTAVA M R. Urban heat island effect over Delhi NCR using LANDSAT data[J]. *International Journal of Global Warming*, 2020, 22(3): 272–294. doi:10.1504/IJGW.2020.110865.
- [2] LIU L, ZHANG Y. Urban heat island analysis using the Landsat TM data and ASTER data: a case study in Hongkong[J]. *Remote Sensing*, 2011, 3(7): 1535–1552. doi:10.3390/rs3071535.
- [3] VISSER S J, DAWOOD A S. Real-time natural disasters detection and monitoring from smart earth observation satellite[J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2004, 17(1): 10–19. doi:10.1061/(ASCE)0893-1321(2004)17:1(10).
- [4] 何阳, 杨进, 马勇, 等. 基于 Landsat-8 陆地卫星数据的火点检测方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2016, 35(5): 600–609. (HE Yang, YANG Jin, MA Yong, et al. A method for fire detection using Landsat-8 data[J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves*, 2016, 35(5): 600–609.)
- [5] 赵文化, 单海滨, 钟儒祥. 基于 MODIS 热红外辐射的归一化差异火点指数 NDTI 研究[J]. *火灾科学*, 2007, 16(1): 31–36. (ZHAO Wenhua, SHAN Haibin, ZHONG Ruxiang. A new model for the MODIS fire detection: the Normalized Difference Thermal Index (NDTI)[J]. *Fire Safety Science*, 2007, 16(1): 31–36.)
- [6] LIN Y, HE H, YIN Z, et al. Rotation-invariant object detection in remote sensing images based on radial-gradient angle[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(4): 746–750. doi:10.1109/LGRS.2014.2360887.
- [7] HUANG X, ZHANG L. A multidirectional and multiscale morphological index for automatic building extraction from multispectral GeoEye-1 imagery[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2011, 77(7): 721–732.
- [8] SONG M, CIVICO D. Road extraction using SVM and image segmentation[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2004, 70(12): 1365–1371. doi:10.14358/PERS.70.12.1365.
- [9] 王舒洋, 慕晓冬, 杨东方, 等. 融合高阶信息的遥感影像建筑物自动提取[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(11): 2474–2483. (WANG Shuyang, MU Xiaodong, YANG Dongfang, et al. High-order statistics integration method for automatic building extraction of remote sensing images[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(11): 2474–2483.)
- [10] VAKALOPOULOU M, KARANTZALOS K, KOMODAKIS N, et al. Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features[C]// *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Milan, Italy: IEEE, 2015: 1873–1876.
- [11] SOBRINO J A, JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, PAOLINI L. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM5[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(4): 434–440. doi:10.1016/j.rse.2004.02.003.
- [12] 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(18): 3719–3746.
- [13] JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, SOBRINO J A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, 108(D22): 4688.
- [14] LI H, LIU Q, ZHONG B, et al. A single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from HJ-1B/IRS data based on a parametric model[C]// *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2010: 2448–2451.
- [15] WAN Z. New refinements and validation of the collection-6 MODIS land-surface temperature/emissivity product[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014(140): 36–45. doi:10.1016/j.rse.2013.08.027.
- [16] WAN Z, DOZIER J. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(4): 892–905. doi:10.1109/36.508406.
- [17] QIN Z, DALL'OLMO G, KARNIELI A, et al. Derivation of split window algorithm and its sensitivity analysis for retrieving land surface temperature from NOAA-advanced very high resolution radiometer data[J]. *Journal of Geophysical Research*:

- Atmospheres, 2001(106):22655–22670. doi:10.1029/2000JD900452.
- [18] NDOSSI M,AVDAN U. Inversion of land surface temperature(LST) using Terra ASTER data:a comparison of three algorithms[J]. Remote Sensing, 2016,8(12):993. doi:10.3390/rs8120993.
- [19] LI Z,TANG H,WU H,et al. Satellite-derived land surface temperature:current status and perspectives[J]. Remote Sensing of Environment, 2013(131):14–37. doi:10.1016/j.rse.2012.12.008.
- [20] REN H. An overview of land surface temperature retrieval from Chinese Gaofen-5 thermal infrared images[C]// 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama,Japan:IEEE, 2019.
- [21] AURÉLIE M,LAURE R,CARLOS G B,et al. Land surface temperature retrieval over urban areas from simulated TRISHNA data[C]// 2019 Joint Urban Remote Sensing Even(JURSE). Vannes,France:[s.n.], 2019:1–4.
- [22] WENG Q,FU P,GAO F. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014(145):55–67. doi:10.1016/j.rse.2014.02.003.
- [23] ZHU X,DUAN S B,LI Z L,et al. Retrieval of land surface temperature with topographic effect correction from Landsat 8 thermal infrared data in mountainous areas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020,59(8):6674–6687.
- [24] KFER P S,ROLIM S B A,IGLESIAS M L,et al. Land surface temperature retrieval by Landsat 8 thermal band:applications of laboratory and field measurements[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019,12(7):2332–2341. doi:10.1109/JSTARS.2019.2913822.
- [25] HE H,ZHANG B,LIU B,et al. Temperature and emissivity separation from ASTER data based on the urban land cover classification[C]// 2009 Joint Urban Remote Sensing Event. Shanghai,China:IEEE, 2009:1–5.
- [26] CHEN X,ZHAO H,LI P,et al. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes[J]. Remote Sensing of Environment, 2006,104(2):133–146. doi:10.1016/j.rse.2005.11.016.
- [27] HUANG X,ZHANG L. Morphological building/shadow index for building extraction from high-resolution imagery over urban areas[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2012,5(1):161–172.
- [28] HOU Shuwei,GUO Baolong,XIAO Huachao,et al. Hot spot processing system on-board based on multi-spectral remote sensing images[C]// Proceedings of the 2019 International Conference on Image, Video and Signal Processing. Shanghai,China:IEEE, 2019:99–104. doi:10.1145/3317640.3317648.
- [29] DUAN S,LI Z,CHENG J,et al. Cross-satellite comparison of operational land surface temperature products derived from MODIS and ASTER data over bare soil surfaces[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017(126):1–10.
- [30] 马晋,周纪,刘绍民,等. 卫星遥感地表温度的真实性检验研究进展[J]. 地球科学进展, 2017,32(6):615–629. (MA Jin,ZHOU Ji, LIU Shaomin,et al. Review on validation of remotely sensed land surface temperature[J]. Advances in Earth Science, 2017,32(6): 615–629). doi:10.11867/j.issn.1001–8166.2017.06.0615.

作者简介：

侯舒维(1980–)，女，陕西省三原县人，在读博士研究生，高级工程师，主要从事遥感图像的智能处理方面的研究，email:swhou521@stu.xidian.edu.cn.

李晓博(1983–)，男，陕西省宝鸡市人，博士，高级工程师，主要从事云计算及人工智能方面的研究。

王元乐(1986–)，男，陕西省户县人，在读博士研究生，高级工程师，主要研究方向为遥感图像处理及压缩编码。

郭宝龙(1962–)，男，西安市人，博士，教授，博士生导师，主要从事模式识别、智能信息处理及视频通信方面的研究。

邵应昭(1983–)，男，陕西省户县人，硕士，研究员，主要研究方向为星载智能计算及遥感图像处理。