



融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究

于灏 张豪磊 张子彦 邵振鲁 赵宏峰 闫世勇

引用本文：

于灏, 张豪磊, 张子彦, 等. 融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(7): 139–147.
YU Hao, ZHANG Haolei, ZHANG Ziyan. Multi-source remote sensing identification of underground coal fires based on the fusion of surface temperature and deformation.[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(7): 139–147.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/est.2023-1201>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

遥感方法在宁武煤田煤火识别中的应用

Application of remote sensing method in coal fire identification in Ningwu Coalfield
煤炭科学技术. 2023, 51(5): 133–139 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.est.2021-1461>

顾及地表覆被差异的卫星遥感煤火识别方法

Coal fire identification through satellite remote sensing considering the landscapes
煤炭科学技术. 2023, 51(S2): 92–103 <https://doi.org/10.12438/est.2023-1460>

西部黄土高原矿区采煤沉陷多源遥感监测技术进展与展望

Progress and prospects of multi-source remote sensing monitoring technology for coal mining subsidence in mining areas of the western Loess Plateau
煤炭科学技术. 2023, 51(12): 9–26 <https://doi.org/10.12438/est.2023-1113>

采动区地表异常形变SBAS识别与损害原因揭示

SBAS identification of surface abnormal deformation in mining area and revealing of damage causes
煤炭科学技术. 2022, 50(11): 168–175 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/d79ae4f8-d224-4859-8b4b-5c9ed7687cab>

地铁长联络通道双侧冻结温度场及地表冻胀变形研究

Study on bilateral freezing temperature field and surface frost heaving deformation of long connected aisle of underground railway
煤炭科学技术. 2021, 49(4): 193–198 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.est.2021.04.023>

矿山开采损害InSAR / UAV融合监测关键技术及应用

Key technology and application of InSAR / UAV fusion monitoring for coal mining damages
煤炭科学技术. 2022, 50(10): 121–134 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/274c8cd7-97a9-425d-9578-32efe4b2cab4>



关注微信公众号，获得更多资讯信息



移动扫码阅读

于灏, 张豪磊, 张子彦, 等. 融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(7): 139–147.

YU Hao, ZHANG Haolei, ZHANG Ziyan, et al. Multi-source remote sensing identification of underground coal fires based on the fusion of surface temperature and deformation.[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(7): 139–147.

融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究

于灏¹, 张豪磊¹, 张子彦¹, 邵振鲁³, 赵宏峰⁴, 闫世勇^{1,2}

(1. 中国矿业大学环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116; 2. 自然资源部国土环境与灾害监测重点实验室, 江苏 徐州 221116; 3. 中国矿业大学安全工程学院, 江苏 徐州 221116; 4. 新疆维吾尔自治区煤田地质局综合地质勘查队, 新疆 乌鲁木齐 830091)

摘要: 地下煤火隐蔽性强且危害大, 不仅破坏植被及生态环境, 造成严重大气污染, 且易诱发地质灾害, 威胁周边人们群众的生命财产安全以及煤炭的安全生产, 因此开展地下煤火灾的准确识别与监测具有重要意义。为了解决单一遥感手段难以准确识别地下煤火的问题, 基于2017—2019年的多景Landsat-8影像和Sentinel-1A影像, 利用普适性单通道算法和DS-InSAR(Distributed Scatterer Interferometry Synthetic Aperture Radar)技术分别获取了水西沟煤田长时序地表温度与形变分布信息, 在此基础上基于阈值分割与时空耦合叠加分析等方法开展了融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究。结果表明: 地表长时序温度和形变时空协同分析可以有效克服非煤火高温或形变等复杂异常信号产生的影响, 凸显了地下煤火信号在地表温度与形变2个维度中的响应特征。而且, 地下煤火区地表温度异常与形变异常空间分布形态存在细微差异, 其中形变异常得益于SAR影像分辨率和外界干扰因素较少等条件, 其对地下煤火识别的指示作用更强, 而基于温度异常正确识别的煤火区域范围则与实勘煤火边界具备更好的空间一致性。另外, 地下煤火灾的温度与形变峰值空间位置存在一定偏移, 但在时间维度上2者响应具有明显的一致性, 表现为稳定的异常高温与持续沉降。可见, 与单一遥感手段相比, 融合2者的方法能够更加准确地识别地下煤火区, 为地下煤火灾的广域普查和及时防治提供良好的技术方法支撑。

关键词: 煤火识别; 普适性单通道算法; DS-InSAR; 多源遥感; 地表温度; 地表形变

中图分类号: TD752 文献标志码: A 文章编号: 0253-2336(2024)07-0139-09

Multi-source remote sensing identification of underground coal fires based on the fusion of surface temperature and deformation.

YU Hao¹, ZHANG Haolei¹, ZHANG Ziyan¹, SHAO Zhenlu³, ZHAO Hongfeng⁴, YAN Shiyong^{1,2}

(1. School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Key Laboratory of Land Environment and Disaster Monitoring, Ministry of Natural Resources, Xuzhou 221116, China; 3. School of Safety Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 4. Xinjiang Uyghur Autonomous Region Coalfield Geological Bureau Comprehensive Geological Survey Team, Urumqi 830091, China)

Abstract: Underground coal fires have strong concealment and great harm, not only damaging vegetation and ecological environment, causing serious air pollution, but also easily inducing geological disasters, threatening the safety of life and property of surrounding people, as well as the safety of coal production. Therefore, accurate identification and monitoring of underground coal fire disasters is of great significance. To address the issue of difficulty in accurately identifying underground coal fires using a single remote sensing method, multiple Landsat-8 and Sentinel-1 A images from 2017 to 2019 were used. Long term surface temperature and surface deformation of Shuixigou coalfield were obtained using generalized single channel algorithm and DS-InSAR (Distributed Scatterer Inter fabric Synthetic Aperture Radar) technology, respectively. On this basis, research on multi-source remote sensing recognition of underground coal fires by

收稿日期: 2023-08-22 责任编辑: 常琛 DOI: 10.12438/cst.2023-1201

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发专项资助项目(2022B03003-1)

作者简介: 于灏(1999—), 男, 北京人, 硕士研究生。E-mail: m13466490621@163.com

通讯作者: 闫世勇(1982—), 男, 江苏丰县人, 副教授, 博士。E-mail: yanshiyong@cumt.edu.cn

integrating surface temperature and deformation was carried out based on methods such as threshold segmentation and spatiotemporal coupling superposition analysis. The results indicate that the spatiotemporal collaborative analysis of surface long-term temperature and deformation can effectively overcome the impact of complex abnormal signals such as non coal fire high temperature or deformation, and basically accurately restore the response characteristics of underground coal fire signals in the two dimensions of surface temperature and deformation. Moreover, subtle differences were found in the spatial distribution patterns of surface temperature anomalies and deformation anomalies in underground coal fire areas. The deformation anomaly benefits from the resolution of SAR images and fewer external interference factors, which have a stronger indicating effect on underground coal fire identification. However, the range of coal fire areas correctly identified based on temperature anomalies has better spatial consistency with the actual coal fire boundaries. In addition, there is a small deviation between the temperature and deformation peak spatial position of underground coal fire disasters. However, there is a clear consistency in the response between temperature and deformation in the time dimension, which is characterized by stable abnormal high temperatures and continuous subsidence in the coal fire area. It can be seen that compared to a single remote sensing method, the method of integrating temperature and deformation can more accurately identify underground coal fire areas, providing good technical support for the wide area survey and timely prevention and control of underground coal fire disasters.

Key words: coal fire detection; generalized single-channel algorithm; DS-InSAR; multi-source remote sensing; surface temperature; surface deformation

0 引言

煤火是世界主要采煤国家所共同面临的重大灾害,不仅造成大量煤炭资源浪费和巨大的经济财产损失,而且燃烧产生的高温与各类有毒有害气体的排出会严重破坏生态环境,也易诱发重大地质灾害事故^[1]。我国作为产煤大国深受煤火灾威胁,其中以新疆地区的煤火灾势最大、形势最为严峻^[2]。由于地下煤火具有危害大、隐蔽性强和易复燃等特点,煤火风险的早期识别和监测对于煤矿的安全生产和后期管理至关重要。

广域范围内地下煤火分布位置的快速识别是目前煤火灾治理面临的主要问题。传统的物探、化探、热探、钻探等方法^[3]精度虽高但严重依赖火区先验位置信息和现场工作,需要消耗大量人力、物力和时间,且难以在人迹罕至的区域开展工作。遥感技术则具有大覆盖范围、高速响应、强时效性和多模式等特点,为地下煤火灾的早期探测提供了一种更好的选择^[4]。

常用的地下煤火灾遥感探测手段主要有区域热异常和可见光谱地貌异常识别等方法^[5-9]。但单一遥感手段探测结果的可靠性会受到技术本身制约,容易有错判漏判的情况发生。另外,地下煤火区域的地表异常沉降也是煤火长时间燃烧的主要外在表征,而时序 InSAR 技术可以快速高精度地获取地表形变信息,可用于地下煤火诱发形变信息的监测^[10-13]。传统的永久散射体干涉测量(Persistent Scatterer Interferometry Synthetic Aperture Radar, PS-InSAR)技术需要大量永久散射体(Persistent Scatterer, PS)点开展,但煤火区地表以裸土和稀疏植被为主,可靠的

PS 点少且分布极不均衡,而融入分布式散射体(Distributed Scatterer, DS)的时序 InSAR 方法可充分利用煤火区大量分布的裸土和低矮植被区提升监测点数量^[14-18],有利于提升对煤火区地表形变以及地下煤火灾的探测能力。

因此,本文为在广域范围内准确识别疑似煤火区域,将充分融合星基热红外遥感和时序 InSAR 技术,基于地表温度与形变两个维度信息实现水西沟地区煤火灾的协同探测,并通过与实测结果对比分析,验证基于温度与形变的地下煤火灾多源遥感识别技术的可行性,且在此基础上充分讨论了地表温度与形变特征在地下煤火识别中的优缺点。

1 研究区域概况与数据源

1.1 研究区域概况

研究区位于吉木萨尔县西南方向 20 km,地处天山东段北麓、准噶尔盆地南缘,研究区域位置如图 1 所示,该区域气候属大陆型干旱气候,降水稀少,夏季炎热且昼夜温差大,煤炭产量高^[19]。水西沟区域煤火持续燃烧与气候、地质条件和人为开采等相关,采掘后的煤层暴露在空气中,加速了地下煤火的发育。

1.2 数据源

本文选取了覆盖研究区的 2017—2019 年中 27 景无云 Landsat-8 影像进行温度反演,用于获取研究区内的地表温度信息。同时利用同时期 Sentinel-1 A 的 30 景 IW 模式 SAR 影像开展形变信息提取。相关的辅助数据分别来自 30 m 空间分辨率的 SRTM DEM 和 NASA 官方工具计算出的大气参数。使用的实测验证数据为 2019 年 3 月水西沟区域现场探得到的煤火边界。

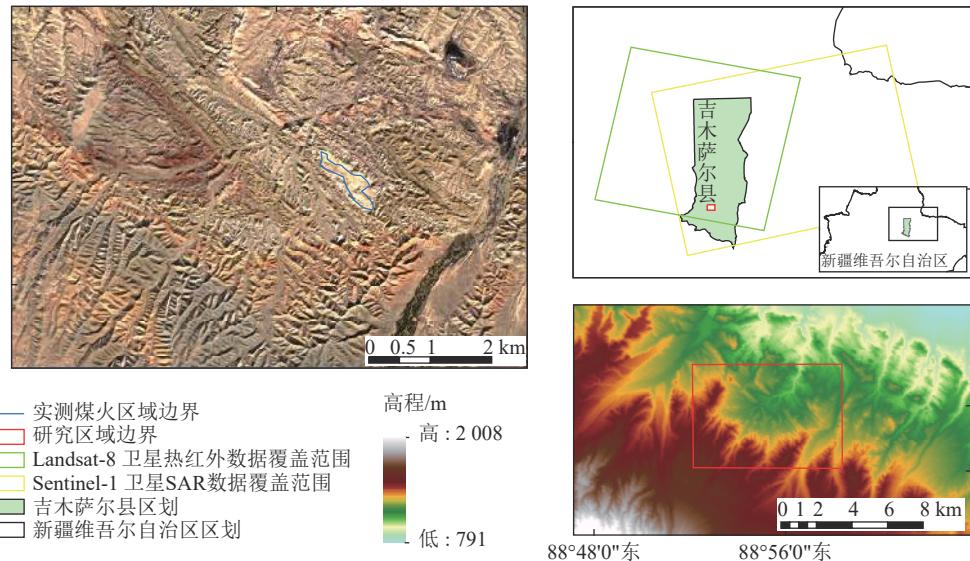


图 1 水西沟研究区域概况
Fig.1 Overview of the Shuixigou study area

2 研究方法

地下煤火因为燃烧导致地表产生的高温异常区和显著沉降区是煤火区域常见的外在表征。通过温度和形变两个维度的联合分析,可以分别获取温度异常区和沉降异常区,从而实现煤火区域的准确圈

定,总体技术路线如图 2 所示,首先通过普适性单通道算法反演地表温度,同时利用 DS-InSAR 技术获取研究区内的地表形变,再对结果进行时空叠加分析,最后获取同时具有地表异常高温和显著沉降的区域作为疑似煤火区。

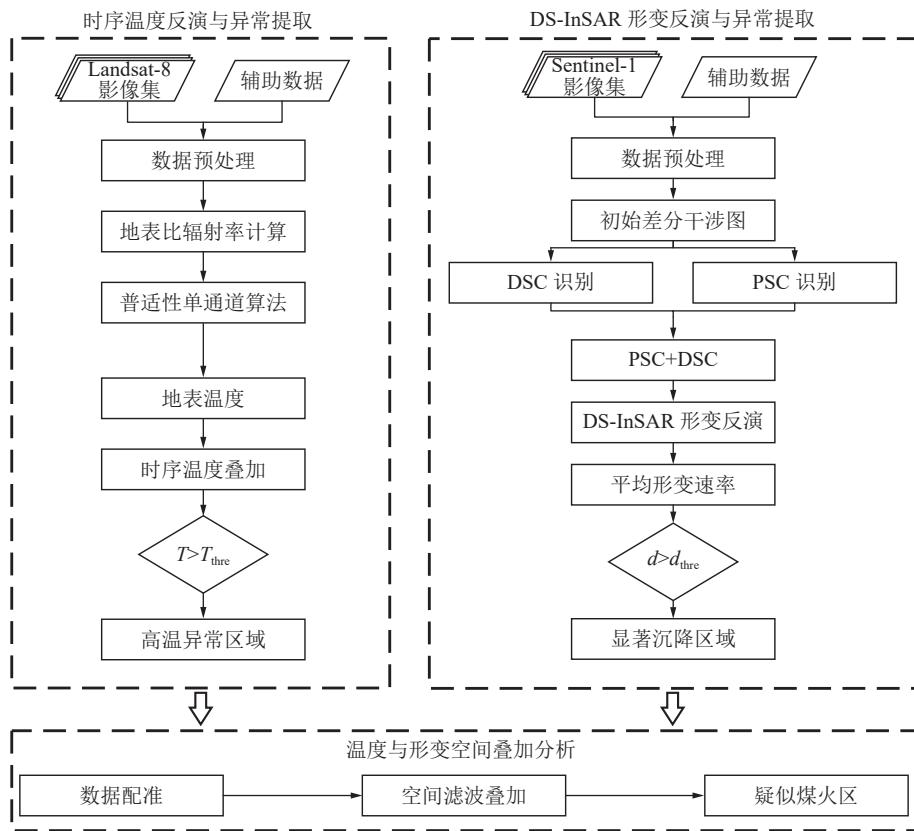


图 2 研究路线
Fig.2 Research route

2.1 温度反演与异常提取

尽管 Landsat-8 TIRS 传感器拥有两个热红外波段,但由于 TIRS 11 波段的定标偏差较大,USGS 建议使用该卫星的第 10 波段进行单波段温度反演^[20]。本文使用 Jiménez-Muñoz 等^[21-22]提出的普适性单通道算法进行地表温度反演。该算法所需参数少且精度较高,能够完成煤火识别工作。地表温度 LST 算法公式如下:

$$LST = \gamma \left[\frac{(\psi_1 L_{\text{sensor}} + \psi_2)}{\varepsilon} + \psi_3 \right] + \delta \quad (1)$$

式中, γ 与 δ 为对普朗克方程的线性近似得到的参数, 分别可以表示为 $\gamma \approx T_{\text{sensor}}^2 / b_{\gamma} L_{\text{sensor}}$ 和 $\delta \approx T_{\text{sensor}} - T_{\text{sensor}}^2 / b_{\gamma}$, 其中 L_{sensor} 为卫星传感器测得的辐射辐射强度, T_{sensor} 为亮度温度, 对于 Landsat-8 卫星的第 10 波段有 $b_{\gamma} = 1324 \text{ K}$; ε 为地表比辐射率; ψ_1 、 ψ_2 、 ψ_3 是依赖大气参数的 3 个大气函数, 分别可以表示为 $\psi_1 = 1/\tau$ 、 $\psi_2 = -L^{\uparrow} - L^{\downarrow}/\tau$ 、 $\psi_3 = L^{\downarrow}$, 其中 τ 为大气透过率, L^{\uparrow} 为大气上行辐射, L^{\downarrow} 为大气下行辐射, 上述 3 个大气参数可依据每景影像的参数信息通过 NASA 官方提供的计算器计算得到。由上式可知, 该算法需要获取地表比辐射率 ε , 由于本文的研究区域内地表主要以裸土、裸岩覆盖, 植被稀少, 因此本文使用覃志豪等提出的地表比辐射率估算方法计算区域内的地表比辐射率^[23]。

一般而言, 煤火区地表往往呈现出与非火区不同的长时序稳定高温特征, 而这一高温特征可以通过设置阈值的方法进行提取。根据统计特性, 地表温度应满足正态分布, 而煤火区域作为地表热异常信号可以使用固定阈值法以 $\mu + \sigma$ 作为经验阈值提取地表高温异常区域^[24], 其中 μ 表示温度平均值, σ 表示温度标准差。由于地表温度受到天气要素的影响较大, 不能对长时间序列的多景影像设置同一阈值, 因此本文对每景影像单独设置其阈值, 分别进行煤火异常区域的提取。

2.2 DS-InSAR 时序分析

DS-InSAR 技术是在传统时序 InSAR 数据处理流程的基础上, 融入同质像元识别和相位优化, 实现联合 PS 和 DS 目标的地表形变高精度和高空间采样率估计。一般而言, 采用振幅离差阈值法实现 PSC 的识别^[25]。通过计算振幅离差指数与设定的阈值进行对比, 从而筛选出合适的 PSC。而 DSC 的识别主要通过同质像元 (Statistically Homogeneous Pixels, SHP) 识别、相位优化等手段实现。本文使用快速同质点选取方法 (Fast SHP Selection, FaSHPS)^[26] 识别

分辨单元内的同质像元。根据同质像元集合得到分布目标的自适应多视干涉相位, 并针对性地对分布式目标使用基于特征值分解的干涉相位最大似然估计 (Eigendecomposition-based Maximum-likelihood-estimator of Interferometric phase, EMI) 方法^[27] 进行相位优化, 优化后根据时空相干性设置阈值选取 DSC, 将其与常规时序 InSAR 中得到的 PSC 进行信息融合, 最后开展相位解缠、地形残差校正、大气校正和地理编码等工作, 实现融合 PS 目标与 DS 目标的地表形变时序 InSAR 监测^[28]。

3 结果与分析

3.1 温度反演结果分析

本文利用普适性单通道算法反演了地表温度并进行了归一化处理(图 3)。由图可知地表温度与季节相关: 夏季呈现出区域整体温度偏高、差异较小的特性, 非夏季地表温度异常区域表现突出。对时序遥感数据分别采用固定阈值法设定阈值, 基于与背景相关的差异性阈值及煤火区域的稳定高温异常特性, 从而实现异常高温区域提取与时序分析, 弥补了单景遥感影像固定阈值异常识别方法的不足。

将 27 景温度结果分别按 $\mu + \sigma$ 为阈值进行二值化, 再结合时间维空间叠加分析从而提取出稳定表现为温度异常的区域, 如图 4a 所示, 其中异常区域 1 和异常区域 4 内的异常温度像元面积小且分散, 可能是局部复杂地形导致的结果。异常区域 2 和异常区域 3 为两个温度异常像元较为集中的区域, 大量像元在全部 27 景热红外影像中表现出高温异常的特点。图 4b, 图 4c 和图 4d 为各个异常区域的温度分布图。结合实测数据、温度反演结果以及高分辨率光学影像可知, 异常区域 1 与异常区域 4 的温度异常与地形有较大关联, 异常区域 3 主要由一处露天煤矿导致。而异常区域 2 空间分布与现场实测火区范围保持高度一致。

3.2 DS-InSAR 结果分析

本文针对水西沟区域进行的 DS-InSAR 分析中设置振幅离差阈值为 0.4, 时序相干性阈值为 0.7, 最终在研究区域内获取了 102 228 个点, 反映了 2017—2019 年地表沉降的平均速率(图 5a), 可见该方法可以很好地克服失相干影响, 完整地描述水西沟煤田区域在 2017—2019 年的地表形变分布。在统一坐标系统匹配形变与温度异常结果的基础上, 开展温度异常区与形变监测结果的叠加分析, 在 4 个温度异常区域中, 仅在异常区域 2 中存在显著沉降区, 而

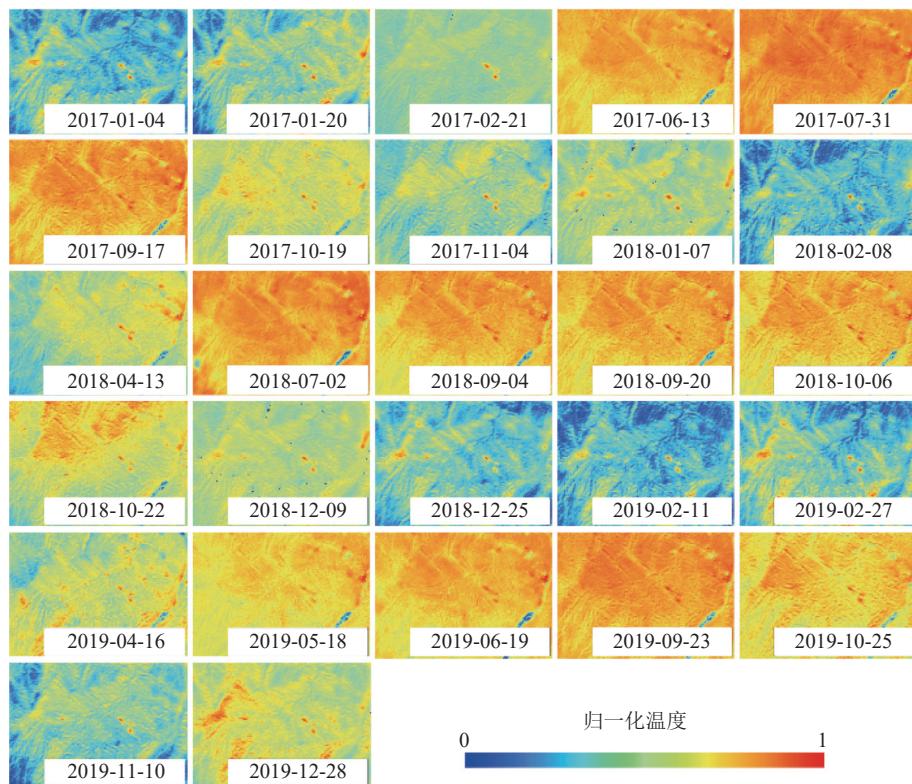


图3 2017—2019年地表温度反演结果

Fig.3 Results of surface temperature retrieval from 2017 to 2019

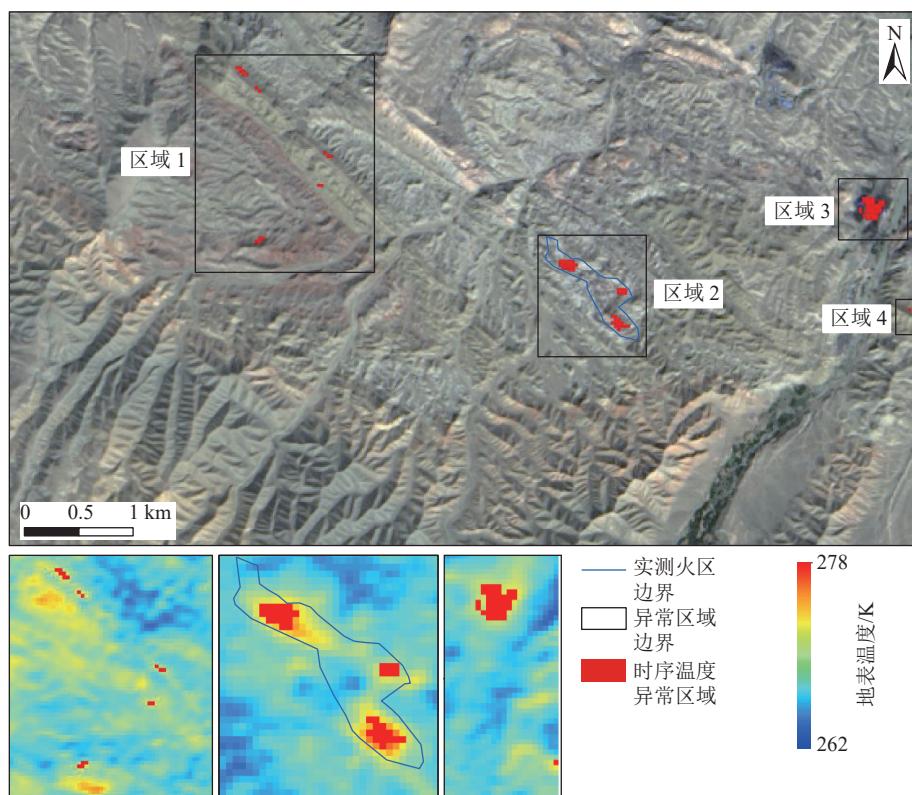


图4 时序温度异常区域提取结果

Fig.4 Results of temporal temperature anomaly extraction

其他3个区域均无显著沉降区域。图5b将区域2中的形变点按沉降速率大于 20 mm/a 进行了提取并

加入了实测煤火边界，提取出的显著沉降区与实测边界形状相近。

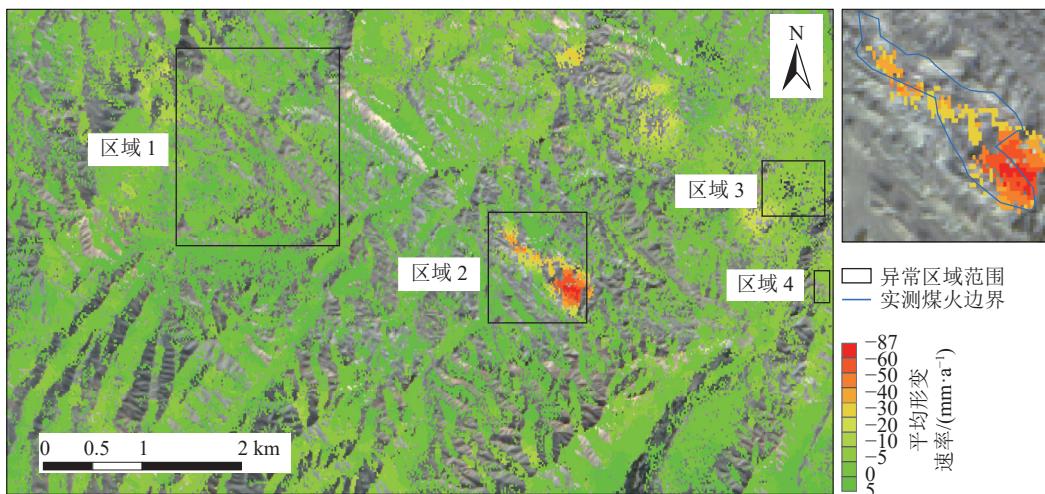


图 5 地表形变结果

Fig.5 Results of surface deformation

3.3 时空叠加分析

结合上述的温度与形变监测结果可以确定异常区域 2 为疑似煤火区域,且与现场实测数据吻合。为了研究形变与温度对于煤火灾害的响应程度差异,选取 2017-01-04 的地表温度反演结果与 2017 年至 2019 年的平均形变速率结果进行剖面分析(图 6c)。形变与温度的剖面结果呈现出“显著沉降对应高温度”的特点,2 者峰值发生的位置基本一致,表明形变与温度在煤火灾害的响应上呈现一定的时空一致性。但煤火信号在温度维度与形变维度的表达在空间上存在细微差别。在区域 2 范围内选取 4 个特征点(图 6a、6b),其中 P_1 和 P_4 在空间上表现为局部温度异常区域的中心, P_2 和 P_3 则在空间中表现为局部异常形变区域的中心。温度与形变的数值峰值在空间上的偏移同样表现在剖面结果中(图 6c)。

借助实测煤火边界,在周边非煤火区选取特征点 P_5 ,通过对特征点 P_4 与 P_5 的时序温度与累计形变量进行对比,获取了 3 年内煤火异常特征点与背景特征点在温度与形变方面的特性,如图 7a 和图 7b 所示。在温度层面上,无论是背景特征点还是煤火异常特征点都随季节具有年度的周期性变化,但是煤火异常特征点相较于背景特征点表现出稳定的高温。在形变层面上,煤火特征点总体表现出显著的沉降趋势,而背景特征点则相对更稳定。

综合上述结果及其与现场实测的对比可知,融合温度与形变两个特征的识别方法在煤火探测工作中具有良好的可行性。但受限于其观测机理存在差异,温度与形变结果在煤火识别方面各有所长。基于时序温度结果识别出的高温异常区域面积要小于实际煤火区域大小,造成这一现象的主要因素有

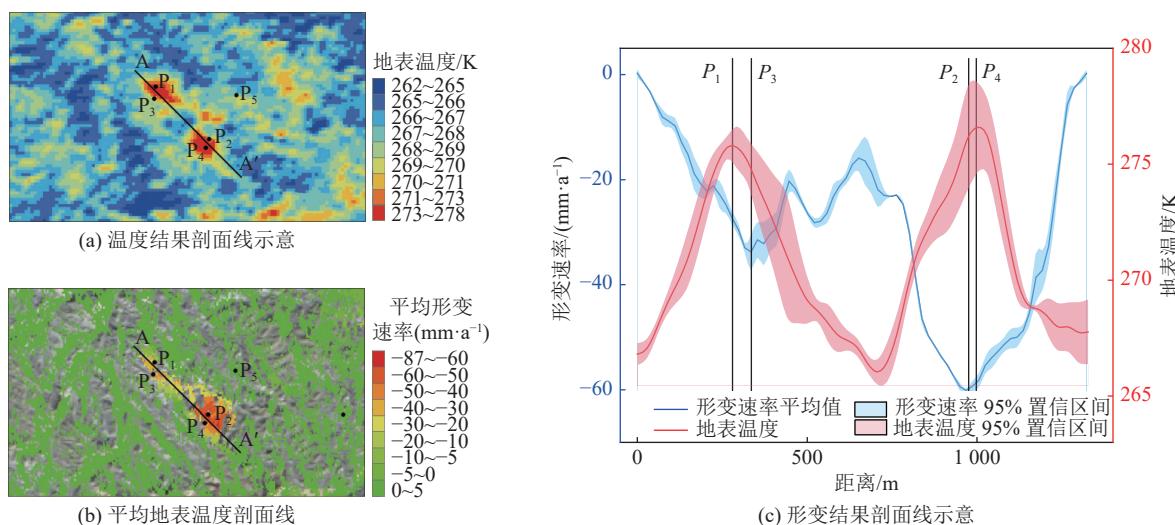


图 6 形变与温度剖面图

Fig.6 Deformation and temperature profile diagram.

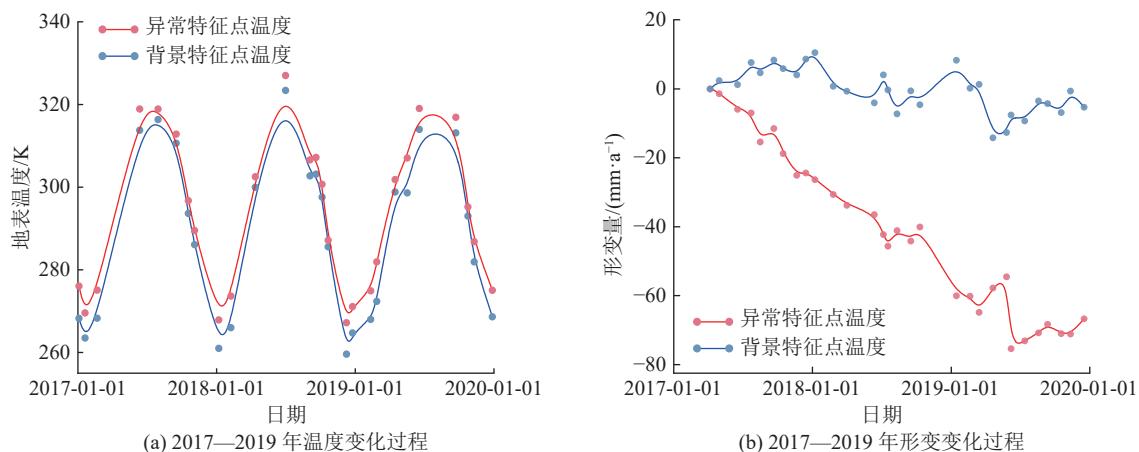


图7 异常特征点与背景特征点的温度与形变在时间维的变化过程

Fig.7 The temporal variation of temperature and deformation between abnormal feature points and background feature points

2点:①目前使用的Landsat-8数据进行的热红外反演精度在空间分辨率上较低,煤火区域内的温度细节难以完全表现出。②地表温度反演结果受到地形和天气两个因素影响,时序处理后会丢失一定数量的高温异常像元。相比于温度结果,形变监测结果对火区的范围指示略有差异。高温异常区的识别范围与实测范围基本一致,而相应的显著沉降区则不完全分布于实测边界以内。这一差异主要是因为温度异常与地下煤火及其高温散逸区有关,其与实际煤火边界更加匹配,而时序InSAR形变区域主要与地下煤火燃空区导致的覆岩应变有关,使得形变异常区域范围与实测区域存在细微差异。

4 结 论

1)基于普适性单通道算法的时序温度分析有助于水西沟区域的地表温度异常识别。通过阈值合理设置和时序统计分析可以大幅降低外界因素干扰,提取出稳定的地表异常高温区。由于研究区地表覆盖复杂多变,单一的温度异常难以准确指示疑似火区的分布位置。

2)DS-InSAR能够克服裸土区低相干影响,获取覆盖整个研究区的高精度形变监测结果,可识别出了与煤火自燃相关的地表沉降区域,而且,形变异常对煤火区域的指示作用要优于地表温度异常,主要是因为地表温度空间分辨率低且外界干扰因素多。另外,形变异常指示的火区范围也存在过大的问题,可能与受地下煤火燃空区影响的覆岩应变范围较大有关。

3)煤火灾害的温度与形变特征在空间维上的响应存在细微差别,主要表现为相应峰值的空间偏移;在时间维上,2者的响应具有明显的一致性,均表现

为稳定的异常高温与持续沉降。通过长时序温度与沉降的分析,可以克服温度与形变特征的空间偏移并增强2者在时间维上的稳定异常表达,从而通过异常高温与异常沉降两个约束条件的叠加实现地下煤火灾的位置和范围的准确识别,为地下煤火灾的识别与探测提供一种高效的遥感技术支撑,有利于推进地下煤火灾的普查与防治工作。

参考文献(References):

- [1] 曹代勇,时孝磊,樊新杰,等.煤田火区环境效应分析[J].中国矿业,2007(7): 40–42.
CAO Daiyong, SHI Xiaolei, FAN Xinjie, et al. Environmental effect analysis of coalfield fire[J]. China Mining Magazine, 2007(7): 40–42.
- [2] 邓军,白祖锦,肖旸,等.煤自燃灾害防治技术现状与挑战[J].煤矿安全,2020, 51(10): 118–125.
DENG Jun, BAI Zujin, XIAO Yang, et al. Present situation and challenge of coal spontaneous combustion disasters prevention and control technology[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(10) : 118–125.
- [3] 朱红青,袁杰,赵金龙,等.地下煤火分布及探测技术现状研究[J].工业安全与环保,2019, 45(12): 28–32.
ZHU Hongqing, YUAN Jie, ZHAO Jinlong, et al. Research on the status of underground coal fire distribution and development of the detection technology[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2019, 45(12): 28–32.
- [4] 贺强.双碳目标下我国西部地区地下煤火探测技术研究进展[J].中国煤炭地质,2022, 34(4): 8–13.
HE Qiang. Research progress of underground coal fire detection technology in western China under carbon peaking and carbon neutrality goals[J]. Coal Geology of China, 2022, 34(4): 8–13.
- [5] 张志敏,江利明,柳林,等.利用Landsat热红外影像探测地下煤火区范围——以乌达煤田为例[J].测绘通报,2018(3): 93–97.
ZHANG Zhimin, JIANG Liming, LIU Lin, et al. Detecting the un-

- derground coal fire by using Landsat thermal infrared imagery—taking Wuda coalfield as an example[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(3): 93–97.
- [6] 邓军, 屈高阳, 任帅京, 等. 地下煤火灾源探测研究[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(6): 68–77.
- DENG Jun, QU Gaoyang, REN Shuaijing, et al. Research on underground coal fire source detection[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(6): 68–77.
- [7] 李峰, 王秋玲, 赵玉玲, 等. 自适应边缘阈值法的煤火探测研究[J]. *中国矿业*, 2019, 28(2): 152–157.
- LI Feng, WANG Qiuling, ZHAO Yuling, et al. Coal fires detection study using adaptive-edge threshold algorithm[J]. *China Mining Magazine*, 2019, 28(2): 152–157.
- [8] 张雷昕, 汪云甲, 赵峰, 等. 基于无人机热红外遥感的新疆宝安煤矿火区探测[J]. *煤炭工程*, 2021, 53(6): 162–166.
- ZHANG Leixin, WANG Yunjia, ZHAO Feng, et al. Detection and analysis of fire area in Xinjiang Baoan Coal Mine based on UAV thermal infrared remote sensing[J]. *Coal Engineering*, 2021, 53(6): 162–166.
- [9] VU T D, NGUYEN T T. Spatio-temporal changes of underground coal fires during 2008–2016 in Khanh Hoa coal field(North-east of Viet Nam) using Landsat time-series data[J]. *Journal of Mountain Science*, 2018, 15(12): 2703–2720.
- [10] 陈志达, 庞校光. 基于时序 InSAR 技术的矿区形变监测与分析[J]. *地理空间信息*, 2022, 20(10): 5–10.
- CHEN Zhida, PANG Xiaoguang. Deformation monitoring and analysis of mining area based on time-series InSAR technology[J]. *Geospatial Information*, 2022, 20(10): 5–10.
- [11] 许怡, 范洪冬, 党立波. 基于 TIRS 和 TCP-InSAR 的新疆广域煤田火区探测方法[J]. *金属矿山*, 2019(10): 164–171.
- XU Yi, FAN Hongdong, DANG Libo. Detection method of fire area in Xinjiang wide area coalfield based on TIRS and TCP-InSAR[J]. *Metal Mine*, 2019(10): 164–171.
- [12] 虎小强, 杨树文, 闫恒, 等. 基于时序 InSAR 的新疆阿希矿区地表形变监测与分析[J]. *自然资源遥感*, 2023, 35(1): 171–179.
- HU Xiaoqiang, YANG Shuwen, YAN Heng, et al. Time-series InSAR-based monitoring and analysis of surface deformation in the Axi mining area, Xinjiang[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2023, 35(1): 171–179.
- [13] 朱建军, 邢学敏, 胡俊, 等. 利用 InSAR 技术监测矿区地表形变[J]. *中国有色金属学报*, 2011, 21(10): 2564–2576.
- ZHU Jiangjun, XING Xuemin, HU Jun, et al. Monitoring of ground surface deformation in mining area with InSAR technique[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2011, 21(10): 2564–2576.
- [14] 李柱, 范洪冬, 高彦涛, 等. 基于 DS-InSAR 的乌达煤田火区长时序地表形变监测与分析[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(3): 138–145.
- LI Zhu, FAN Hongdong, HAO Yantao, et al. DS-InSAR-based monitoring and analysis of a long time series of surface deformation in the fire area of the Wuda coal field[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(3): 138–145.
- [15] 李鸣庚, 张书毕, 高延东, 等. 适用于露天矿时序形变监测的优化 DS-InSAR 技术[J]. *金属矿山*, 2023(1): 110–118.
- LI Minggeng, ZHANG Shubi, GAO Yandong, et al. Optimized DS-InSAR technology for time series deformation monitoring in open-pit mines[J]. *Metal Mine*, 2023(1): 110–118.
- [16] 高玉荣, 隋刚, 张新军, 等. 遥感方法在宁武煤田煤火识别中的应用[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(5): 133–139.
- GAO Yurong, SUI Gang, ZHANG Xinjun, et al. Application of remote sensing method in coal fire identification in Ningwu coalfield[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(5): 133–139.
- [17] 蒋金雄, 杜玉玲, 陈宇, 等. 利用 DS-InSAR 技术监测沛北矿区地表形变[J]. *测绘通报*, 2021(2): 117–121.
- JIANG Jinxiong, DU Yuling, CHEN Yu, et al. Monitoring and analysis of surface deformation in Peibei mining region based on DS-InSAR technique[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(2): 117–121.
- [18] 李毅, 蒋金雄, 杜玉玲, 等. 融合分布式目标的矿区采动地表时序 InSAR 监测[J]. *中国矿业大学学报*, 2020, 49(6): 1199–1206, 1232.
- LI Yi, JIANG Jinxiong, DU Yuling, et al. Surface subsidence monitoring by time series InSAR integrating with distributed targets in mining region[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2020, 49(6): 1199–1206, 1232.
- [19] 曾强. 新疆地区煤火燃烧系统热动力特性研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2012: 65–66.
- ZENG Qiang. Study on the thermal dynamic characteristics of combustion system for coal fires in Xinjiang Region[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2012: 65–66.
- [20] 段四波, 茹晨, 李召良, 等. Landsat 卫星热红外数据地表温度遥感反演研究进展[J]. *遥感学报*, 2021, 25(8): 1591–1617.
- DUAN Sibo, RU Chen, LI Zhaochang, et al. Reviews of methods for land surface temperature retrieval from Landsat thermal infrared data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(8): 1591–1617.
- [21] JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, CRISTÓBAL J, SOBRINO J A, et al. Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal-infrared data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(1): 339–349.
- [22] JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, SOBRINO J A, SKOKOVIĆ D, et al. Land surface temperature retrieval methods from landsat-8 thermal infrared sensor data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(10): 1840–1843.
- [23] 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[J]. *国土资源遥感*, 2004(3): 28–32, 36–41, 74.
- QIN Zhihao, LI Wenjuan, XU Bin, et al. The estimation of land surface emissivity for Landsat TM6[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2004(3): 28–32, 36–41, 74.
- [24] 刘竞龙, 汪云甲, 闫世勇, 等. 乌鲁木齐东侧煤火多源遥感融合

- 探测[J]. 煤矿安全, 2019, 50(8): 158–161.
- LIU Jinglong, WANG Yunjia, YAN Shiyong, et al. Multi-source remote sensing fusion detection of coal fire in eastern Urumchi[J] Safety in Coal Mines, 2019, 50(8): 158–161.
- [25] KOHLHASE A O, FEIGL K L, MASSONNET D. Applying differential InSAR to orbital dynamics: a new approach for estimating ERS trajectories[J]. *Journal of Geodesy*, 2003, 77(9) : 493–502.
- [26] JIANG Mi, DING Xiaoli, HANSSEN R F, et al. Fast statistically homogeneous pixel selection for covariance matrix estimation for multitemporal InSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(3): 1213–1224.
- [27] ANSARI H, ZAN F De, BAMLER R. Efficient phase estimation for interferogram stacks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(7): 4109–4125.
- [28] 李毅. 融合分布式目标的矿区长时序 InSAR 地表形变监测[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019: 23–25.
- LI Yi. Long time-series InSAR surface deformation monitoring with distributed scatterers in mining area[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019: 23–25.