

1998年—2023年新疆典型煤田火区热红外遥感动态监测与分析

卢俊辉¹, 邓军^{1,2}, 陈雪³, 宋泽阳^{1,2}, 王彩萍^{1,2}, 李鹏飞⁴,
曹飞⁵, 胡柳茹⁴, 席爽¹

1. 西安科技大学 安全科学与工程学院, 西安 710054;

2. 陕西省煤火灾害防治重点实验室, 西安 710054;

3. 国家自然灾害防治研究院, 北京 100085;

4. 西安科技大学 测绘科学与技术学院, 西安 710054;

5. 新疆维吾尔自治区矿山安全服务保障中心, 乌鲁木齐 830011

摘要: 煤火作为一种全球性环境灾害, 具有持续时间长、治理难度大的特点, 对生态环境、生物健康和能源安全造成了极大威胁。煤火的演化是一个时空连续的过程, 地表温度 LST (Land Surface Temperature) 是反映其演化规律的关键指标。随着多源遥感数据的不断积累, 时间序列方法逐渐成为探测煤火的重要手段, 通过地表热异常确定煤火位置对煤田灭火工程有重要的现实意义。地表温度数据是随机性的复杂时间序列, 给长时间序列煤火监测带来了挑战。为此本研究以新疆三道坝煤田火区为研究对象, 构建了一种基于时序分解 STL (Seasonal-Trend decomposition procedure based on Loess) 的煤火监测方法。首先基于 Landsat 卫星影像和谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine) 云平台, 构建研究区 1998 年—2023 年的地表温度长时间序列, 对地表温度序列进行 STL 时序分解, 分析其时空变化趋势, 并利用趋势分量、随机抽样一致性 RANSAC (Random Sample Consensus) 算法来判断煤火区域及演化周期。结果表明: STL 时序分解后可以有效分离地表温度长时间序列数据中的季节性和随机波动影响, 分解后的趋势项更能精准反映出地表温度长时间尺度下的演变趋势; 2016 年现场 20 个实测发火点中, 16 个位于趋势项分量平均值、极差值的高值区域; RANSAC 算法分析 1998 年—2023 年煤火演化过程, 结果与实地调查基本一致, 验证了本研究构建的 STL 时序分解方法在煤火监测中的有效性和可靠性。综上, 本研究构建的方法提高了煤火的监测精度, 增强了对复杂时空变化的适应性, 可为后续的煤火监测和治理提供参考。

关键词: 煤火识别, STL 分解, Landsat, LST 时间序列, 热红外遥感

中图分类号: TP751/P2

引用格式: 卢俊辉, 邓军, 陈雪, 宋泽阳, 王彩萍, 李鹏飞, 曹飞, 胡柳茹, 席爽. 2026. 1998 年—2023 年新疆典型煤田火区热红外遥感动态监测与分析. 遥感学报, 30(3): 507–519

Lu J H, Deng J, Chen X, Song Z Y, Wang C P, Li P F, Cao F, Hu L R and Xi S. 2026. Dynamic monitoring and analysis of thermal infrared remote sensing in typical coalfield fire areas in Xinjiang from 1998 to 2023. National Remote Sensing Bulletin, 30(3): 507–519 [DOI: 10.11834/jrs.20255135]

1 引言

煤田火灾是指在自然环境或人为因素下, 煤层露头或浅部区域与氧气接触, 煤炭经过低温氧化聚热发生自燃逐渐形成大面积的煤火灾害, 对生态环境产生一系列的影响 (Liu 和 Zhou, 2010)。

在中国、美国、印度、俄罗斯、印度尼西亚、南非和澳大利亚等国广泛分布, 其具有自燃倾向高、燃烧持续时间长、火源隐蔽且易复燃等特点 (汪云甲等, 2022; 邓军等, 2016)。燃烧过程会释放大量有害气体 (如 CO₂、SO₂、NO_x 和颗粒物), 污染大气、破坏植被、引发呼吸系统疾病, 烧毁

收稿日期: 2025-04-15; 预印本: 2025-11-21

基金项目: 新疆自治区重点研发计划 (编号: 2022B03025-2, 2022B03031-1); 陕西省高层次人才青年项目

第一作者简介: 卢俊辉, 研究方向为煤火灾害防治研究。E-mail: junhui_l@stu.xust.edu.cn

通信作者简介: 邓军, 研究方向为煤火灾害防治理论与技术的研究与应用。E-mail: dengj518@xust.edu.cn

煤炭资源、破坏开采条件、增加地质灾害风险,威胁煤矿安全生产(邓军等, 2020; Syed等, 2018)。因此,及时、准确识别和监测煤田火灾的火区范围,对预防火灾蔓延、保护生态环境、保障人类健康和确保煤矿安全生产至关重要。

煤火发生过程中地下火源是动态变化的,其移动轨迹复杂多变,传统监测方法(如直接调查法、物探法、化探法、钻探法等)在一定条件下精度虽高,但监测范围小、耗费大量人力、测量火区时具有一定危险性,因此不适用大范围应用(武建军等, 2009; 邓军等, 2024)。遥感技术凭借其覆盖范围广、空间连续、长时序重复观测能力突出等优势,已在广域地表异常探测中广泛应用(张志敏等, 2018)。陆地卫星(Landsat)系列数据具有较高的时空分辨率与光谱分辨率,是地表温度反演的重要数据源之一,其高分辨率热红外TIR(Thermal Infrared)数据为大规模、长期煤田火灾的时空演化研究提供了有力支持。

利用TIR遥感进行煤火识别和动态监测的算法主要有两类:(1)单时相算法,包括处理单一时间点热红外数据的单窗方法(Prakash等, 1997; 胡德勇等, 2015)、基于移动窗口的方法(Kuenzer等, 2007)和基于地表温度阈值的阈值分割法(于灏等, 2024);(2)多时相算法,包括多光谱卫星数据自动提取(Kuenzer等, 2007)、结合地表温度与形变的时空耦合方法(于灏等, 2024)和长时间序列分析等(Chen等, 2022)。

由于煤火的长期持续性,短期观测难以全面理解其时空演化,长期监测对表征煤火燃烧阶段和预测蔓延趋势至关重要。已有研究已开始构建时间序列进行煤火灾害遥感监测:李园园等(2021)以2000年—2018年867景MODIS地表温度数据MOD11A2构建地表温度时间序列,采用季节性和趋势断点检测算法BFAST(Breaks For Additive Seasonal and Trend)提取地表温度突变的时空分布特征、最大突变发生时间和突变幅度。顾皓天(2023)利用STL算法对将军戈壁火区2016年—2020年的多指数时序数据进行分解,有效识别出煤火区域与正常区域在地表温度、归一化植被指数和归一化雪体指数等的差异性;Mujawdiya等(2024)提出了一种基于STL算法的时间序列分解方法,利用VIIRS卫星数据检测印度冈瓦纳煤田的煤炭自燃,通过提取趋势成分和结

合昼夜偏差图,有效降低了误报率并提高了检测的自动化和准确性;姬洪亮(2012)利用1990年—2011年每10年间隔的4景多时相遥感数据,提取了煤田火区地表热异常信息;邓进昌(2023)对三道坝火区2013年—2020年四季共32景Landsat 8影像进行长时序热红外图像定性和定量反演,分析了煤火热强度、尺度规模和空间位置的动态变化。Fischler和Bolles(1981)提出的RANSAC算法是一种基于随机抽样和一致性检验的迭代拟合算法,对错误率超过50%的数据仍然能够进行处理,是最有效的鲁棒估计算法之一;Chen等(2022)利用RANSAC算法确定研究区无煤火时的背景温度,判断煤火的燃烧周期;与传统的阈值法相比,RANSAC算法具有显著优势,它能够自动适应数据中的异常值和噪声,即使在数据中存在大量异常值的情况下,也能稳定地拟合出背景温度,展现出更强的鲁棒性。此外,RANSAC算法的灵活性使其可以根据不同的数据特性和需求进行参数调整,从而更准确地识别煤炭自燃的燃烧期,有效提高了温度异常检测的准确性。

基于以上研究,本研究为探讨STL时序分解算法对煤火长时间动态变化监测中的适用性和稳定性,收集了新疆维吾尔自治区(简称“新疆”)三道坝煤田火区1998年—2023年的Landsat系列影像,借助GEE云平台的地表温度反演算法及开源代码,构建长周期时间序列,提高遥感影像数据的处理效率;通过云掩膜数据,逐像元甄别每景影像中无云覆盖的有效信息,对地表温度序列进行STL时序分解消除季节性与随机波动的影响,采用Theil-Sen斜率估算(Aditya等, 2021)、Mann-Kendall显著性检验(Kendall, 1975)和RANSAC算法(Fischler和Bolles, 1981),揭示地表温度时空演化特征,以期服务于煤田火灾长时期、大范围动态监测工作。

2 研究区与数据源

2.1 研究区

研究区位于中国新疆乌鲁木齐市米东区东南部,大地坐标为 $87^{\circ}44'E$ — $87^{\circ}51'E$, $43^{\circ}53'N$ — $43^{\circ}57'N$,东西宽约10 km、南北长约8 km,煤火整体沿西南—东北走向呈条带状分布,如图1所示。研究区根据地质属性、矿权边界、火灾情况和生产

活动被划分为7个功能区域，包括煤田火灾治理区：三道坝火区（A区）；煤矿生产区：三源煤矿（B区）、储煤场（C区和D区）、志强煤矿（E区和F区）和众兴洗煤厂（G区）；其余部分为非煤火

区域（邓进昌，2023）。历年月平均气温最高约为27℃（7月），最低约为-15.4℃（1月），极端最高温度达41.9℃。

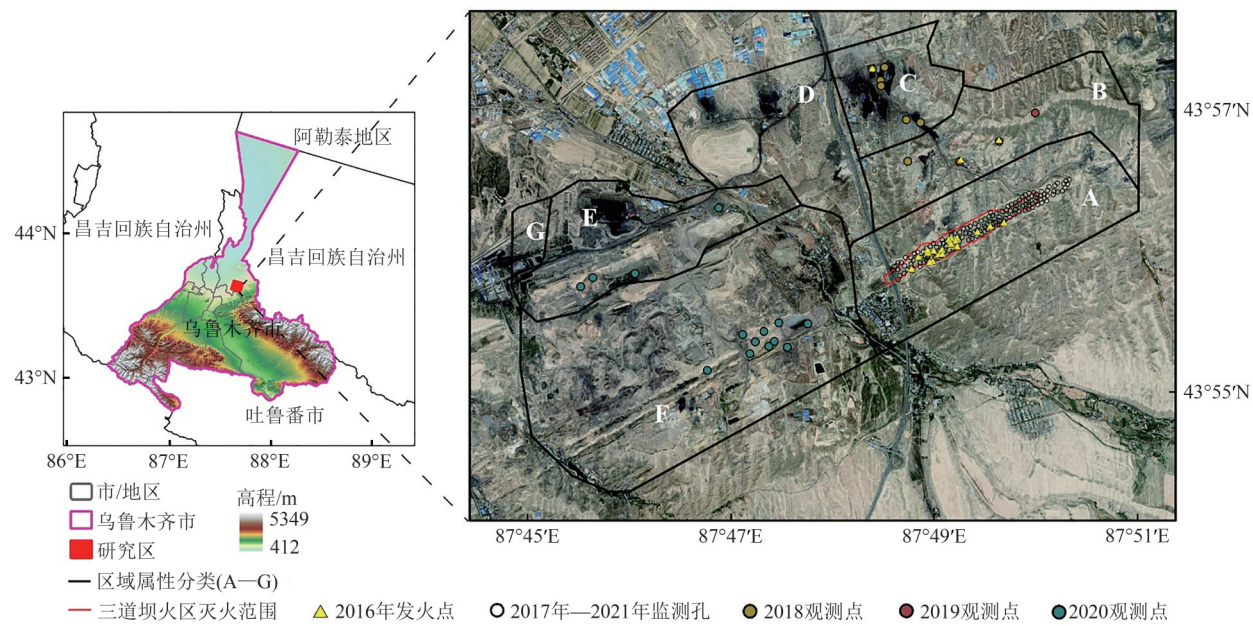


图1 研究区域概况(邓进昌,2023)
Fig. 1 Overview of the regions(Deng, 2023)

三道坝火区最早于1998年井下发火，2003年蔓延至地表。2007年、2013年与2016年新疆火区普查结果显示，研究区发火期较短（3—5个月），煤层埋藏较浅（100—170 m），多为10 m以上的较厚煤层。燃烧面积由2007年的14.35万 m²发展到2013年的32.81万 m²，直至2016年的48.22万 m²，燃烧速度逐年加快（郭跃成，2021；Liu等，2019）。三道坝煤火治理从2016年开始，2017年开始灭火工程，于2021年治理完毕。

2.2 数据源

基于GEE (<https://earthengine.google.com/>) [2025-04-15]云平台在线调用研究区1998年—2023年26年的Landsat影像，包括Landsat TM、ETM和OLI surface Reflectance (SR)产品。选取了Landsat 5 TM（1998年1月—2011年11月）、Landsat 7 ETM+（1999年7月—2022年6月）和Landsat 8 TIRS（2013年4月—2023年12月）共776景高质量无云热红外影像。涉及的传感器热红外波段包括TM（B6）、ETM+（B6）、TIRS（B10），用于反演研究区的地表温度，本次的遥感影像轨道号为142/29、142/30和143/29。

现场数据包括新疆煤田灭火工程局2016年6月在野外采集的热异常数据（包括测温枪、红外测温仪测量的火区地表温度，以及手持GPS记录的地理信息），2017年—2021年期间三道坝火区灭火工程中埋设的157个观测孔收集到的动态温度数据。

3 研究方法

为了探究研究区煤火的长时间变化，本研究构建了一种基于STL时序分解的煤火监测方法。该方法包括地表温度获取、STL时序分解和煤火演化趋势分析3部分，如图2所示。首先，在GEE平台中选取相应的遥感影像数据，通过Cloud mask开展阴影去除和云掩膜操作，以确保数据的准确性和可靠性。利用开源代码从Landsat影像中反演多时相地表温度数据，并逐像元生成时间序列影像（Mateo-García等，2018；Ermida等，2020），为后续分析提供基础数据。其次，对地表温度序列采用基于LOESS（Locally Weighted Scatterplot Smoothing）平滑方法的STL时序分解技术，提取地表温度的趋势分量，揭示地表温度的长期变化趋势；对原始

地表温度序列和趋势项分量分别应用Theil-Sen斜率估算、Mann-Kendall检验,以检验煤火动态变化趋势及其显著性;逐像元计算趋势分量的平均值、标准差和极差,将平均值、极差作为确定潜在煤火区域的关键因素。最后,应用RANSAC算法对趋势分量进行处理,该算法估计了具有异常值数据的最优拟合参数,有效剔除了异常值的干扰,用于检测背景温度;对比趋势值和拟合线(背景温度),当趋势值大于拟合线时,可初步判断可能发生了煤火活动,并结合现场数据进行标定和验证,分析煤火演化周期。

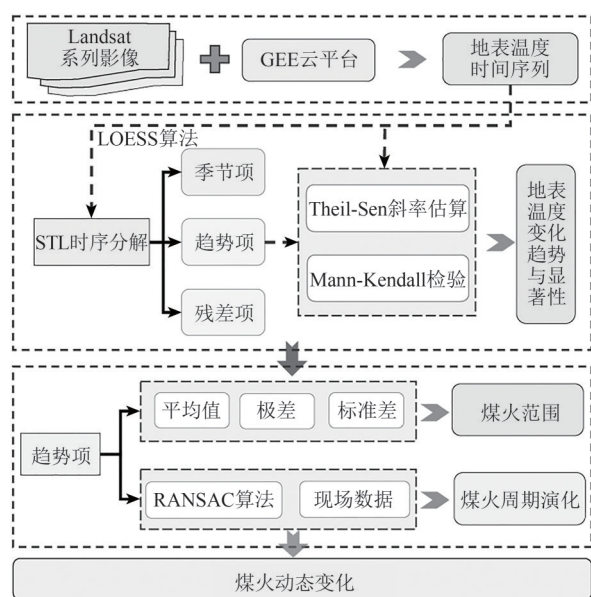


图2 技术流程图

Fig.2 Technique flow chart

3.1 地表温度获取

通过GEE云平台进行辐射定标将影像的原始亮度值DN (Digital Number) 值转化为大气层顶辐射亮度TOA (Top of Atmosphere Radiance), 使用大气校正模型推算出的TOA辐射亮度, 并计算大气温度和辐射传输, 根据普朗克黑体定律, 结合Landsat的热红外波段数据反演地表温度。Ermida等(2020)提供的开源代码, 为利用Landsat系列影像反演地表温度提供了重要技术支持。该代码适用于煤火长期动态监测, 在GEE云平台获取Landsat系列数据时通过调用resample ('bicubic') 双三次插值方法, 将分辨率均重采样至30 m, 确保数据的一致性和精度。

此方法基于TOA辐射亮度与LST之间的经验

关系, 构建了如下的简单线性回归模型:

$$LST = A_i \frac{T_b}{\varepsilon} + B_i \frac{1}{\varepsilon} + C_i \quad (1)$$

式中, T_b 为TIR通道的TOA亮度温度, ε 是同一通道的地表发射率; 系数 A_i 、 B_i 和 C_i 由辐射转移模拟的线性回归确定, 已通过气温、水蒸气和臭氧轮廓的数据集得出。根据Ermida等(2020)从SURFRAD、BSRN和KIT网络获得的12个站点, 原位LST评估Landsat反演的LST质量可知, Landsat 5、7和8的总体精度分别为0.5 K、-0.1 K和0.2 K, 总体RMSE分别为2.0 K、2.1 K和2.1 K。

3.2 STL时序分解

地表温度数据通常是随机性的时间序列, 由长期趋势、季节性变动和随机波动等组成, 对地表温度数据进行STL时序分解提取趋势分量, 揭示数据中的非线性趋势(He等, 2022)。STL分解核心是基于LOESS的内外循环迭代平滑过程, 处理具有不规则季节性模式和存在缺失值的时间序列数据, 对异常点处理具有鲁棒性, 不会产生模态混叠或边界效应。通过调节周期、趋势平滑器长度和季节性平滑器长度等参数, 灵活适应地表温度数据特性, 尤其在长时间、大规模煤火监测中优势显著(Chen等, 2022; Mujawdiya等, 2024)。

Cleveland等(1990)年提出了STL分解的算法, 基于Python开发的“STLDecompose”季节性趋势分解库, 为大批量复杂数据提供了灵活且强大的方式来拆解数据中的趋势、季节和残差成分(Chen等, 2022)。本研究使用Python语言, 分析研究区地表温度原始数据, 设置季节性周期的长度为46; 为了使趋势项、季节项和残余项更平滑, 不出现锯齿状的抖动, 局部回归平滑窗口的比例设置为0.12, 表明平滑窗口约为3年; 低通滤波的窗口大小, 默认设置为0.01。

3.3 煤火演化趋势分析

3.3.1 Theil-Sen斜率估算

Theil-Sen斜率估算是由Henri Theil和Pranab Sen提出的一种稳健线性回归方法(Aditya等, 2021), 适用于存在异常值的线性拟合, 广泛应用于地质、气象等领域。该方法通过计算时间序列中所有数据点对之间的斜率, 并取中位数作为时间序列变化的总体趋势, 适合长周期时间序列数

据的趋势分析，能有效处理离群点和缺失值噪声。其计算公式如下：

$$\beta = \text{Median}\left(\frac{X_j - X_i}{j - i}\right), \forall j > i \quad (2)$$

式中，Median（）为中位数函数， $1 < j < i < n$ ， j 、 i 为时间序列， X_j 和 X_i 为时间序列 j 、 i 数据， β 为所有数据对趋势斜率， $\beta > 0$ 表示时间序列呈现上升趋势， $\beta < 0$ 表示时间序列呈现下降趋势。

3.3.2 Mann-Kendall 检验

Mann-Kendall 趋势检验是一种被世界气象组织在气象研究中推荐的一项非参数统计方法（Kendall, 1975；赵轶琳 等，2025），用于检验长周期时间序列的趋势性和显著性。与其它参数检验方法相比，Mann-Kendall 检验不依赖数据的正态分布假设，对异常值具有较强的鲁棒性，适用于长时间序列的趋势显著性检验。其中检验统计变量 S ，方差 $\text{Var}(S)$ ，标准化统计量 Z 计算方法如下：

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(x_j - x_k) \quad (3)$$

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (4)$$

$$Z = \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \quad (5)$$

式中， X_j 、 X_i 时间序列 j 、 i 数据，且 $k < j$ 。在双边趋势检验时，选定显著性水平 α 为0.05，若统计量 $|Z| \geq Z_{1-\alpha/2}$ ，则拒绝原假设，即在置信水平 α 上，地表温度序列存在显著的上升或下降趋势；如果 $Z > 0$ ，则序列显著上升；如果 $Z < 0$ ，则序列显著下降；否则，推断序列无显著性趋势变化。

3.3.3 RANSAC 算法

RANSAC 算法定义了最大化支持数量来搜索最佳匹配，能够检测并排除异常数据的干扰，得到最优的模型参数，弥补了最小二乘等经典估计算法的缺点（Cheng 和 Lai, 2009；宋卫艳，2011）；本研究认为在一个区域长时间范围内地表温度变化较小，煤火的发生属于异常值，用RANSAC算法拟合初始背景温度，能够有效处理数据集的大量噪声和异常值，拟合出更真实的初始背景温度，用地表温度的趋势分量对比拟合值，当超过阈值时可能发生了煤火活动。

其具体步骤可参考相关文献（戴卫华 等，

2021；Chen 等，2022）。针对研究区地表温度数据特征，RANSAC算法的样本量设置为2，内点的最大允许距离设置为1。同时，本研究的RANSAC算法中是假设无火灾时的背景温度是恒定不变情况下，对拟合线进行了一定的限制，以适应地表温度的变化特征。

4 结果与分析

4.1 地表温度序列 STL 分解前后趋势分析

经过前期野外调查和已有研究成果（邓进昌，2023；Liu 等，2019），将影像地物类别属性定义为土壤、煤矿、植被、建筑物和裸岩5种类型。基于GEE云平台使用随机森林算法进行地物分类，采用不同赋值输出影像分类结果，总体准确度为81%，Kappa精度为0.73，本研究中的分类精度满足用于评价研究区土地覆盖格局和分析地表温度的变化。如图3（a）所示，根据土地分类人工对比一年内所有反演的LST影像，发现研究区高温区域不仅集中在煤田火区，还广泛分布于非火区的戈壁、沙地、居民区和工业区等地；如图3（b）所见，2021年4月低温区域主要在农田、河流附近，煤火区中非火灾区域的地表温度与非煤火区的特征基本一致。因此，非煤火区的地表温度可作为煤火区内非火灾区域的代表，计算776景影像中非煤火区的平均地表温度，构建非煤火区地表温度时间序列，并进行STL时序分解，结果见图4。可见：研究区非煤火区年尺度地表温度序列具有显著的季节性波动，季节项变化规律性强，年际波动模式相似；趋势项整体呈轻微上升趋势，中间时段相对平稳，与康紫薇等（2022）研究发现新疆地表温度时空变化特征相符，新疆近20年来绝大部分区域呈升温趋势。残差项波动小且无明显规律，表明模型有效捕捉了数据的趋势和季节性成分（图4（d））。

原始序列和趋势项序列分别采用Theil-Sen斜率计算与Mann-Kendall显著性检验，综合分析各区域的趋势变化情况，结果见图5。可见趋势斜率的正负表示趋势的增长或下降，斜率值越大，趋势变化速度越快，用阴影斜线标识通过显著性检验的区域（ $\alpha < 0.05$ ）；两种序列的Theil-Sen斜率多为正值且较小，表明地表温度随时间缓慢增长；非显著性区域范围原始序列大于趋势项序列，但

趋势项序列中非显著性区域范围与居民区、工业区等区域更符合。此外，部分区域原始序列趋势增长（或无趋势），但趋势项序列趋势下降（或增

长），这表明原始序列受季节性和随机性综合扰动较大（图5（b））。

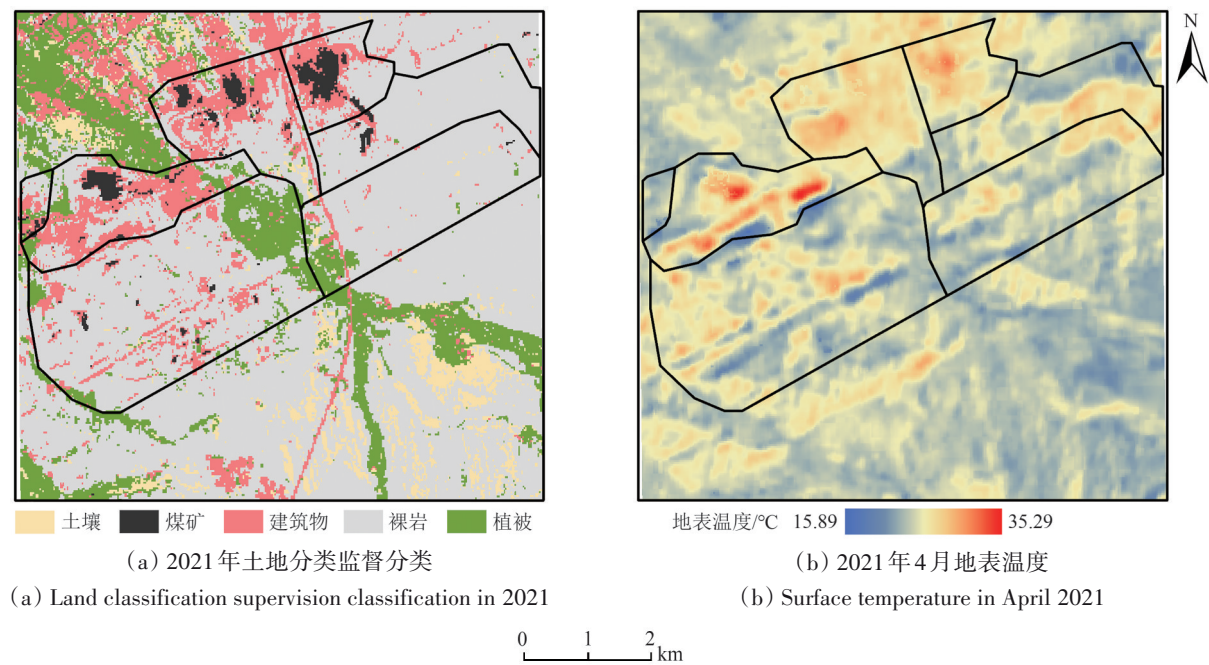


图3 研究区 2021 年土地分类特征及地表温度分布

Fig. 3 Land classification characteristics and surface temperature distribution in the study area in 2021

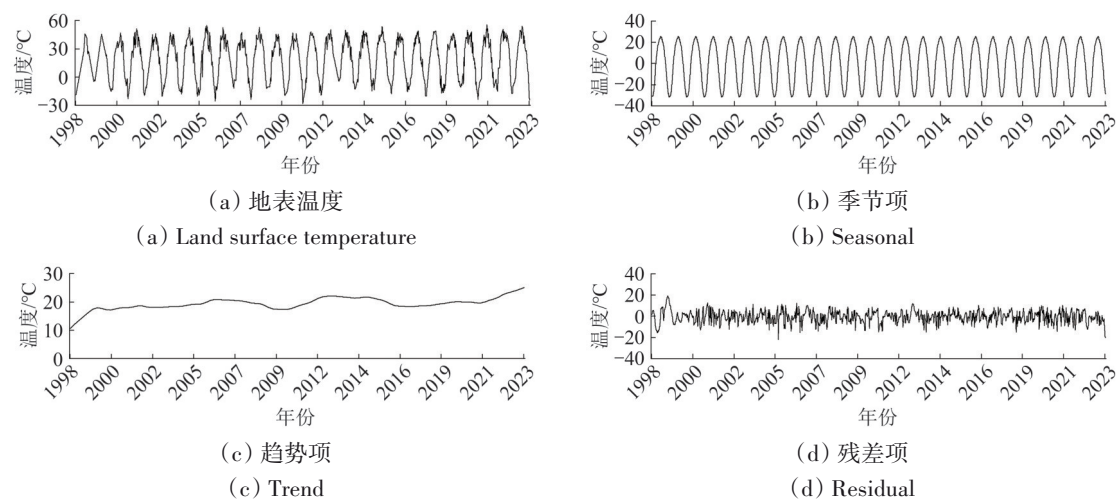


图4 参考非煤火区 1998 年—2023 年地表温度时间序列 STL 分解结果

Fig. 4 Referring to the STL decomposition results of LST time series from 1998 to 2023 in non-coal fire area

4.2 煤火区域识别

对研究区进行稀疏采样，得到 200 个点的趋势分量（图 6（a）），多呈现振荡或缓慢增长趋势，与非煤火区的趋势项类似，这种现象可能受到气候因素或异常值等影响。将 200 个趋势分量减去非

煤火区趋势（图 6（b））后，得到的共同趋势明显变缓（图 6（c）），大部分序列在较长时间内保持稳定，表明这些位置可能处于非煤火区域；若趋势出现明显变化，该像元可能处于煤火区域。

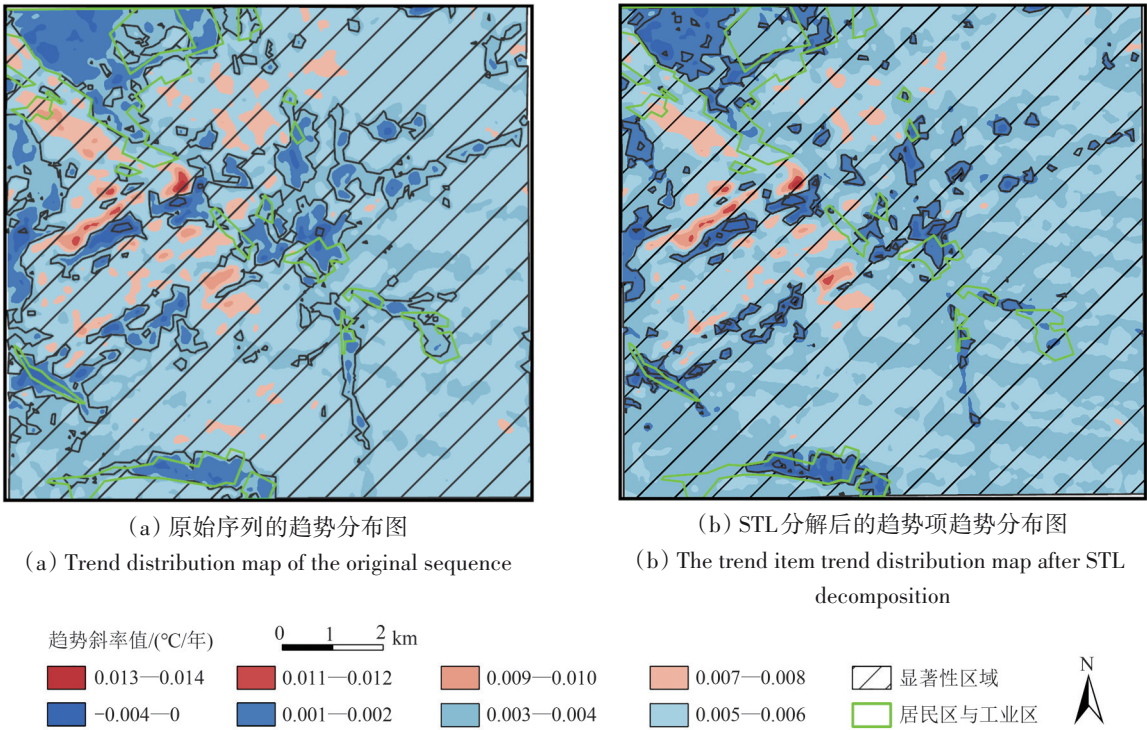


图5 1998年—2023年研究区地表温度STL分解前后趋势分布图

Fig.5 The trend distribution map of LST before and after STL decomposition in the study area from 1998 to 2023

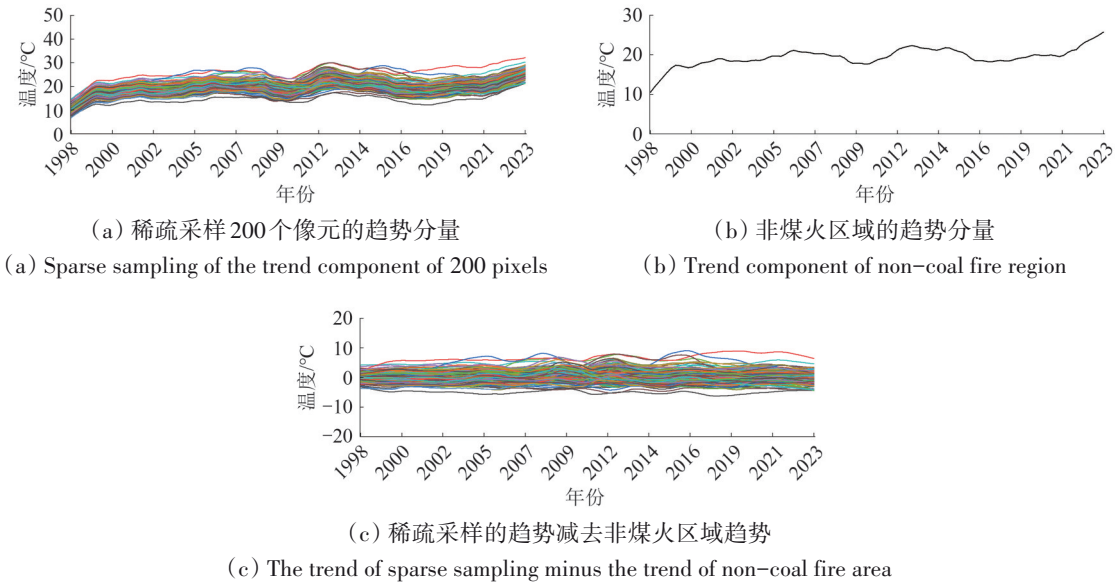


图6 1998年—2023年研究区地表温度趋势项分析图

Fig. 6 Analysis chart of LST trend term in the study area from 1998 to 2023

减去非煤火区的趋势项分量后，逐像元计算趋势项分量的平均值、标准差和极差值（图7）。对比图3（a）中的土地类型结果，发现除农业区平均值较低外，煤矿生产区和煤田治理区平均值都较高，表明这些区域都可能经历过煤火，而非煤火区的高值可能源自工业生产、气候因素等

（图7（a））。标准差（图7（b））和极差（图7（c））的高值主要集中在煤矿生产区、煤田治理区及工业区，空间分布相似且与高值区域基本重合。标准差的变化可能与土地覆盖类型及地表温度振荡有关，而极差更多受煤火动态变化影响。因此，本研究将平均值、极差作为确定煤火发生的主要指标。

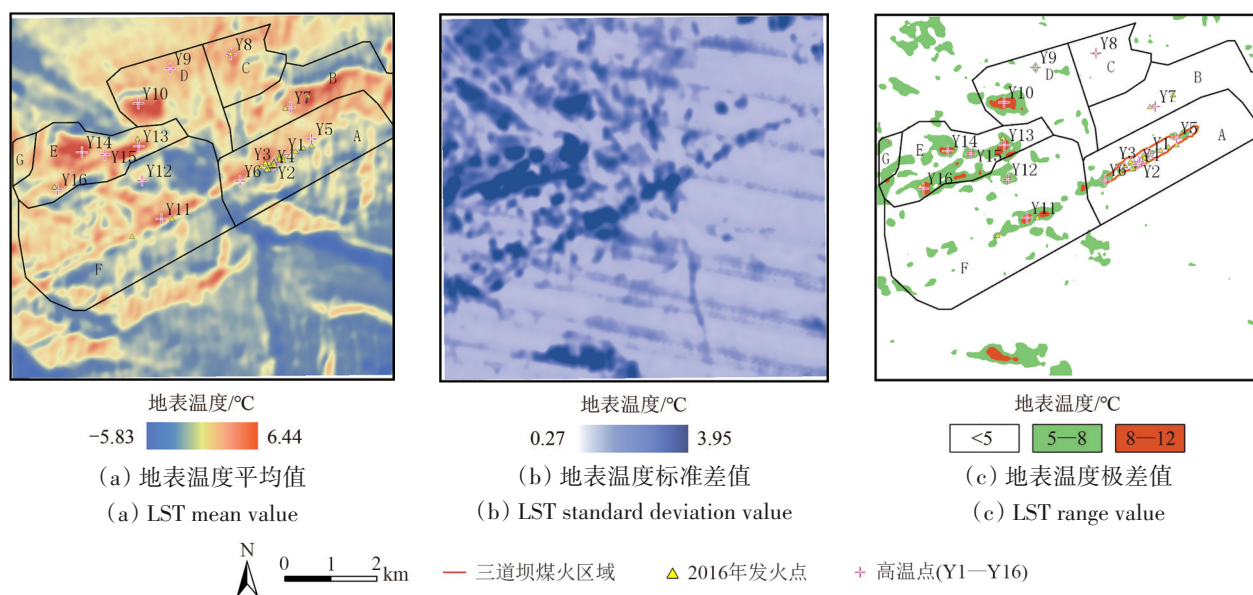


图7 1998年—2023年研究区地表温度趋势分布图

Fig.7 The trend distribution of LST in the study area from 1998 to 2023

图7识别出了研究区1998年—2023年的煤火范围,对比2016年现场发现的20个发火点,有16个点都落在平均值的高值与极差值大于5℃的区域,表明该区域地表温度在一定时间内有较大变化幅度。煤火主要在三道坝火区(A区)、储煤场(D区)、志强煤矿(E区和F区)分布。其中,志强煤矿煤火活动较为严重,呈条带状分布,部分区域连成片;三道坝火区极差值范围较小,表明2017年开始的灭火工程效果显著,浅层煤火接近熄灭,地表温度异常不再显著。同时,高值区域的像元与STL时序分解后趋势项显著下降区域大部分重合,说明煤火发生在早期或晚期。据此,选取16个地面高温点(Y1—Y16),用于测试本研究方法并验证煤火燃烧周期。

如图8所示,通过RANSAC算法对16个地面高温点的趋势项分量拟合,判断煤火燃烧演化周期。参考减去背景值的非煤火区趋势项分量极差值(图7(c)),其平均温度为3.05℃,可以认为温度的误差大概为3℃左右,则背景地表温度的阈值范围设置为 ± 1.5 ℃。RANSAC算法计算得到的趋势项分量和拟合线表明:当趋势值超过 ± 1.5 ℃阈值时,红色表示可能的煤火活动,蓝色则表示无明显煤火活动。

4.3 煤火演化分析

为验证所提方法的可靠性,利用2016年现场

调查的煤火发生点数据,以及2017年—2021年灭火工程中布设的观测孔数据,如图9中每一条折线代表的是观测孔从开始监测到2021年9月的温度变化过程。结合图8分析煤火燃烧周期,结果如表1所示,Y1—Y6位于三道坝火区(A区),其检测到的煤火燃烧周期与现场调查结果基本一致,且自2021年后火势逐步减弱,与治理时间相吻合;Y6是最早发火区,自1998年起温度呈上升趋势,2005年达到峰值,2010年后火势逐渐熄灭,目前该区域因露天开采后形成的深坑导致温度异常偏高。

Y7属于三源煤矿(B区),2016年前趋势值为正值且接近初始背景值,表明火灾反复出现,这与煤场开采和煤火治理密切相关,随着2016年后治理力度加大,2020年煤火逐步消失。Y8—Y10位于储煤场(C区和D区),煤火零星分布,2016年全区停产后趋势值呈下降趋势,火势减弱,但后续重新投产后趋势值上升且出现火灾。

Y11—Y16属于志强煤矿(E区和F区),为露天开采煤区,目前处于无人治理状态,煤火整体呈西南—东北走向、条带状分布,部分连成片,其中E区煤火最为严重,煤火持续时间较长且高温中心位置较为稳定,目前整体呈下降趋势。

STL与RANSAC算法能有效分离煤火在不同时间尺度上的特征,识别煤火演化过程中的周期规律和趋势变化,并缓解地质条件、土地覆盖和大

气效应等对陆地卫星影像的影响，为煤火动态监测提供更准确的识别能力。RANSAC算法则通过随机抽样一致性方法，有效识别和剔除数据中的异常值，进一步提高模型的鲁棒性和拟合精度，使得预测结果与实测数据基本一致，为煤火监测和预警提供了更为可靠的技术支持。

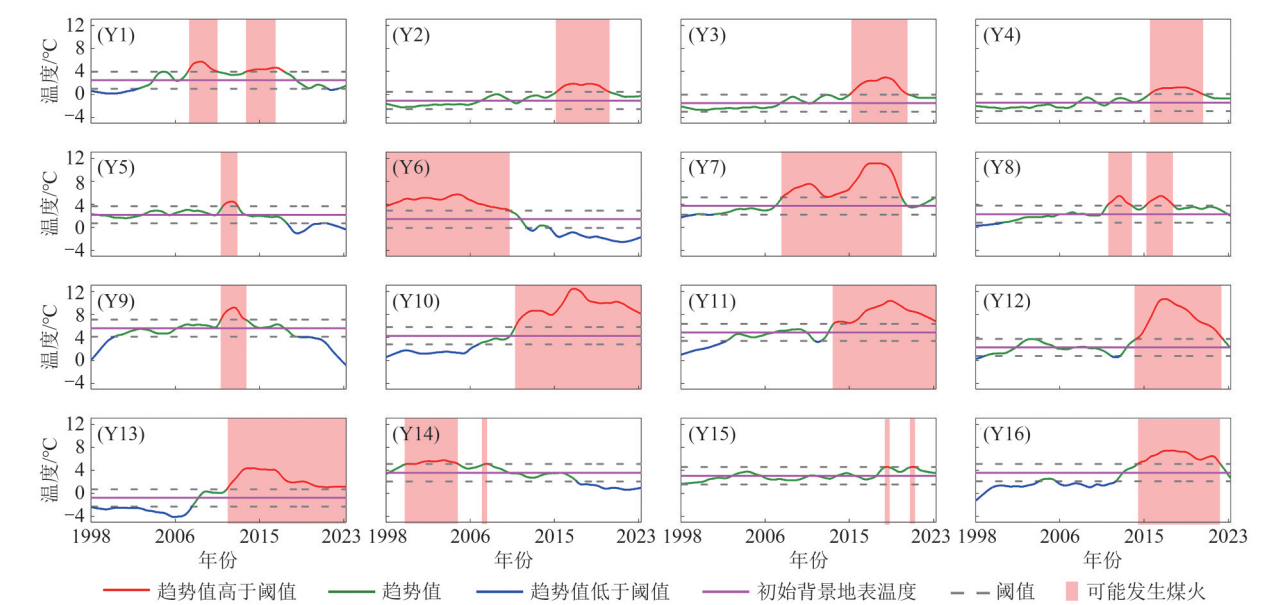


图8 研究区16个地面高温点(Y1—Y16)时间序列趋势分量图

Fig.8 The trend component diagram of time series of 16 ground high temperature points (Y1—Y16) in the study area

表1 研究区煤火演化分析统计表

Table1 Statistical table of coal fire evolution analysis in the study area

功能分区	高温点	RANSAC算法检测煤火燃烧周期	调研结果	变化原因分析
A (三道坝火区)	Y1	2007年—2010年、2013年—2018年		
	Y2	2016年—2020年	1998年井下发火,2003年蔓延至地表,2017年开始治理,温度整体呈下降趋势,2021年治理完毕	Y6是最早的发火位置,2005年到达峰值,2010年火势熄灭,时间的推移煤火开始沿着煤层向东北方向发展,整体自2021年后火势逐步减弱
	Y3	2016年—2020年		
	Y4	2016年—2020年		
	Y5	2011年—2012年		
	Y6	1998年—2010年		
B (三源煤矿)	Y7	2008年—2020年	2016年后开始治理	2016年以前趋势值为正值且接近初始值,表明煤火反复,这与煤场开采和煤火治理密切相关
C和D (储煤场)	Y8	2011年—2013年		
	Y9	2016年—2018年	2016年全区停产,后续又继续投产	储煤场煤火零星分布,跟煤矿开采密切相关,可以发现继续投产后Y8、Y10趋势明显上升
	Y10	2011年—2023年		
	Y11	2012年—2023年		
E与F (志强煤矿)	Y12	2015年—2023年		
	Y13	2011年—2023年	目前属于无人治理状态	该部分煤火整体呈西南—东北走向、条带状分布,部分连成片,E区最为严重,高温点持续时间长,2022年以后呈下降趋势
	Y14	2000年—2005年		
	Y15	2018年、2020年		
	Y16	2015年—2022年		

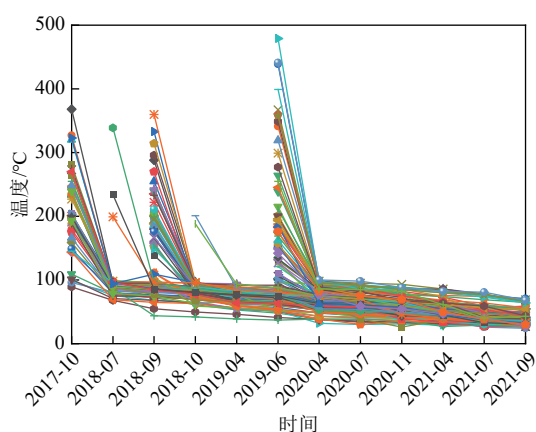


图9 2017年—2021年三道坝火区152个观测孔温度变化
Fig. 9 Temperature variations of 152 monitoring boreholes in the Sandaoba coal fire area from 2017 to 2021

5 讨论

煤火的形成与地质构造、煤层赋存条件等因素密切相关。地表温度长周期时间序列能够反映煤火的不同阶段,相比离散的地表温度数据,能够更精准的反映煤火不同阶段,提供更为详细的煤火发生时间和火势趋势。对地表温度的长期监测和分析,可以及时发现地表温度异常升高区域,实现煤火灾害的早期预警。预测每个像元的背景地表温度值,可以将分解后的季节性分量添加到拟合线中进行预测。在获取新的遥感影像时,对比实际地表温度值与预测值,若实际地表温度值远高于预测值,则该像元很可能为煤火像元。该方法还可应用于其它季节性遥感数据,如归一化植被指数等,进一步提高煤火识别的准确性。

本研究在数据源和预处理环节中,仅依赖 Landsat TIR 数据, Landsat 7 数据部分缺失和 Landsat 8 TIRS 数据中的图像条带问题,可能会影响结果的准确性和可靠性。在一定区域内,煤火的发生只是持续一段时间或发生一段后又再次自燃,多数情况下认为其是不燃烧的,与背景值基本保持一致,用 RANSAC 算法拟合初始背景值时,煤火的发生属于异常值,通过剔除异常值,使拟合值更贴近真实地表温度。拟合的初始背景值与趋势项分量值对比,超过阈值范围可能发生煤火活动。当煤火活动范围较大时,背景值的拟合可能受影响,后续将进一步优化算法,结合其它地形、植被类型等提高拟合精度。此外,现场数据

要与像元位置尽可能接近,否则影响验证的准确性。背景阈值设定目前仅参考了周围非煤火区的平均温度,未充分考虑地面沉降等因素对温度分布的潜在影响,可能导致对煤火区域的误判或漏判。

地表温度时间序列进行 STL 时序分解时,根据观测序列中的周期设置合适的季节长度,才能从原始时间序列中分解出季节性的变化规律;根据原始影像数据量的不同进行调试,控制拟合 Loess 回归时的数据比例,使趋势项、季节项和残差项更平滑,无锯齿状的抖动,且残差项波动小、无明显的周期性规律,才能有效捕捉了数据的趋势和季节成分。

未来可结合 Landsat、MODIS 和 Sentinel 等多源数据融合,提高数据的时空分辨率和可靠性;采用图像修复算法、图像融合等技术减少数据缺失和条带问题的影响。通过这些改进,进一步提高煤火识别和监测的准确性和可靠性,为煤田火灾早期预警和治理提供更有力的支持。

6 结论

本研究以新疆米泉三道坝火区为例,构建了一种识别与监测长期持续煤火的方法,基于 Landsat 系列卫星影像和 GEE 云平台,获得了 1998 年—2023 年共 26 年 776 景高质量无云影像,构建了 Landsat 影像的地表温度长周期时间序列,经 STL 时序分解和 Theil-Sen 斜率估算、Mann-Kendall 检验等趋势分析,检验煤火长时间动态变化趋势和显著性。主要结论如下:计算地表温度趋势项分量确定了 1998 年—2023 年研究区煤火范围,主要在三道坝火区、储煤场、志强煤矿分布,志强煤矿煤火活动较为严重;三道坝火区 2017 年开始治理后,2021 年后火势逐步减弱,浅层煤火接近熄灭,地表温度异常不再显著。应用 RANSAC 算法判断了 1998 年—2023 年煤火演化过程,与现场调查的结果基本一致。该方法识别煤火动态演化过程具有显著优势,为总结煤火燃烧周期性规律、指导未来煤火监测治理提供了重要参考。在后续研究中,可融合热红外遥感与地表形变监测技术,结合区域热异常结果等多类特征信息,进一步提升煤火监测的可靠性。

参考文献(References)

- Aditya F, Gusmayanti E and Sudrajat J. 2021. Rainfall trend analysis using Mann-Kendall and Sen's slope estimator test in West Kalimantan. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 893(1): 012006 [DOI: 10.1088/1755-1315/893/1/012006]
- Chen X, Peng J H, Song Z Y, Zheng Y Z and Zhang B Y. 2022. Monitoring persistent coal fire using Landsat time series data from 1986 to 2020. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 5001616 [DOI: 10.1109/tgrs.2022.3142350]
- Cheng C M and Lai S H. 2009. A consensus sampling technique for fast and robust model fitting. Pattern Recognition, 42(7): 1318-1329 [DOI: 10.1016/j.patcog.2009.01.007]
- Cleveland R B, Cleveland W S, McRae J E and Terpernning I. 1990. STL: a seasonal-trend decomposition procedure based on loess. Journal of Official Statistics, 6(1): 3-73
- Dai W H, Liu S C, Zhao S, Peng H, Zhang H, Huang Z G and Li X L. 2021. Improved random sampling consensus algorithm using local pixel matching. Journal of National University of Defense Technology, 43(4): 38-43 (戴卫华, 刘盛春, 赵慎, 彭华, 张昊, 黄志刚, 李小林. 2021. 采用局域像素匹配的随机抽样一致改进算法. 国防科技大学学报, 43(4): 38-43) [DOI: 10.11887/j.cn.202104006]
- Deng J, Bai Z J, Xiao Y and Song Z Y. 2020. Present situation and challenge of coal spontaneous combustion disasters prevention and control technology. Safety in Coal Mines, 51(10): 118-125 (邓军, 白祖锦, 肖畅, 宋泽阳. 2020. 煤自燃灾害防治技术现状与挑战. 煤矿安全, 51(10): 118-125) [DOI: 10.13347/j.cnki.mkaq.2020.10.018]
- Deng J, Li B, Wang K and Wang C P. 2016. Research status and outlook on prevention and control technology of coal fire disaster in China. Coal Science and Technology, 44(10): 1-7, 101 (邓军, 李贝, 王凯, 王彩萍. 2016. 我国煤火灾防治技术研究现状及展望. 煤炭科学技术, 44(10): 1-7, 101) [DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2016.10.001]
- Deng J, Wang J R, Ren S J, Wang C P, Qu G Y and Ma L. 2024. Identification and detection technology for high-temperature spontaneous combustion points in goaf areas. Journal of China Coal Society, 49(2): 885-901 (邓军, 王津睿, 任帅京, 王彩萍, 屈高阳, 马砺. 2024. 采空区煤自燃高温点识别与探测技术研究与展望. 煤炭学报, 49(2): 885-901) [DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.ST23.1301]
- Deng J C. 2023. Thermal Infrared Remote Sensing Inversion and the Characteristics of Typical Pollutant Emissions from Coalfield Fires. Xuzhou: China University of Mining and Technology: 32-40 (邓进昌. 2023. 煤田火区热红外遥感反演与典型污染物排放特征分析研究. 徐州: 中国矿业大学: 32-40) [DOI: 10.27623/d.cnki.gzkyu.2023.000093]
- Ermida S L, Soares P, Mantas V, Göttsche F M and Trigo I F. 2020. Google earth engine open-source code for land surface temperature estimation from the Landsat series. Remote Sensing, 12(9): 1471 [DOI: 10.3390/RS12091471]
- Fischler M A and Bolles R C. 1981. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM, 24(6): 381-395 [DOI: 10.1145/358669.358692]
- Gu H T. 2023. Detection Method of Spatio-temporal Temperature Anomalies and Application in Coal Fire Area. Xuzhou: China University of Mining and Technology: 68-80 (顾皓天. 2023. 煤火区域时空温度异常检测方法及应用. 徐州: 中国矿业大学: 68-80) [DOI: 10.27623/d.cnki.gzkyu.2023.001292]
- Guo Y C. 2021. Research and Application of Detection and Comprehensive Control Methodology of Sandaoba Coal Fire Area in Mi-quan, Xinjiang. Xuzhou: China University of Mining and Technology: 5-9 (郭跃成. 2021. 新疆米泉三道坝煤田火区探测及综合治理技术研究与应. 徐州: 中国矿业大学: 5-9) [DOI: 10.27623/d.cnki.gzkyu.2021.003158]
- He R F, Zhang L M and Chew A W Z. 2022. Modeling and predicting rainfall time series using seasonal-trend decomposition and machine learning. Knowledge-Based Systems, 251: 109125 [DOI: 10.1016/j.knsys.2022.109125]
- Hu D Y, Qiao K, Wang X L, Zhao L M and Ji G H. 2015. Land surface temperature retrieval from Landsat 8 thermal infrared data using mono-window algorithm. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 19(6): 964-976 (胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 赵利民, 季国华. 2015. 单窗算法结合 Landsat 8 热红外数据反演地表温度. 遥感学报, 19(6): 964-976) [DOI: 10.11834/jrs.20155038]
- Ji H L. 2012. Application of Multi-Scale Thermal Infrared Remote Sensing Data in Coalfield Fire Area Information Extraction. Urumqi: Xinjiang University: 23-36 (姬洪亮. 2012. 多尺度热红外遥感数据在煤田火区信息提取中的应用. 乌鲁木齐: 新疆大学: 23-36)
- Kang Z W, Zhang Z Y, Liu L, Wang T X, Tian H, Chen H J and Zhang X Y. 2022. Spatio-temporal variation characteristics of land surface temperature in Xinjiang based on MODIS. Geographical Research, 41(4): 997-1017 (康紫薇, 张正勇, 刘琳, 王统霞, 田浩, 陈泓瑾, 张雪莹. 2022. 基于 MODIS 的新疆地表温度时空变化特征分析. 地理研究, 41(4): 997-1017) [DOI: 10.11821/dlyj020210232]
- Kendall M G. 1975. Rank Correlation Methods. 4th ed. London: Griffin.
- Kuenzer C, Zhang J, Li J, Voigt S, Mehl H and Wagner W. 2007. Detecting unknown coal fires: synergy of automated coal fire risk area delineation and improved thermal anomaly extraction. International Journal of Remote Sensing, 28(20): 4561-4585 [DOI: 10.1080/01431160701250432]
- Li Y Y, Wang C J, Lei S G and Guo Y N. 2021. Detection and impact analysis of land surface temperature abrupt change in Shendong mining area based on BFAST algorithm. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 40(6): 92-100 (李园园, 王藏姣, 雷少刚, 郭洋楠. 2021. 基于 BFAST 算法的神东矿区地表温度突变检测及影响分析. 河南理工大学学报(自然科学版), 40(6): 92-100) [DOI: 10.16186/j.cnki.1673-9787.2020040016]
- Liu J L, Wang Y J, Li Y, Dang L B, Liu X X, Zhao H F and Yan S Y. 2019. Underground coal fires identification and monitoring using

- time-series InSAR with persistent and distributed scatterers: a case study of Miqian coal fire zone in Xinjiang, China. IEEE Access, 7: 164492-164506 [DOI: 10.1109/access.2019.2952363]
- Liu L and Zhou F B. 2010. A comprehensive hazard evaluation system for spontaneous combustion of coal in underground mining. International Journal of Coal Geology, 82(1/2): 27-36 [DOI: 10.1016/j.coal.2010.01.014]
- Mateo-García G, Gómez-Chova L, Amorós-López J, Muñoz-Mari J and Camps-Valls G. 2018. Multitemporal cloud masking in the Google earth engine. Remote Sensing, 10(7): 1079 [DOI: 10.3390/rs10071079]
- Mujawdiya R, Chatterjee R S and Kumar D. 2024. A time series decomposition approach to detect coal fires in parts of the Gondwana coalfields of India from VIIRS data. Journal of Spatial Science, 69(1): 121-136 [DOI: 10.1080/14498596.2023.2183431]
- Prakash A, Gupta R P and Saraf A K. 1997. A Landsat TM based comparative study of surface and subsurface fires in the Jharia coalfield, India. International Journal of Remote Sensing, 18(11): 2463-2469 [DOI: 10.1080/014311697217738]
- Song W Y. 2011. Algorithm of RANSAC and its Application in Remote Sensing Image Processing. Beijing: North China Electric Power University: 37-38 (宋卫艳. 2011. RANSAC算法及其在遥感图像处理中的应用. 北京: 华北电力大学(北京): 37-38)
- Syed T H, Riyas M J and Kuenzer C. 2018. Remote sensing of coal fires in India: a review. Earth-Science Reviews, 187: 338-355 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2018.10.009]
- Wang Y J, Yuan G, Wang T, Liu J L, Zhao F, Feng H, Dang L B, Peng K and Zhang L X. 2022. Research on multi-source remote sensing detection of concealed fire sources in coalfields. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 47(10): 1651-1661 (汪云甲, 原刚, 王腾, 刘竞龙, 赵峰, 冯瀚, 党立波, 彭锴, 张雷昕. 2022. 煤田隐蔽火源多源遥感探测研究. 武汉大学学报(信息科学版), 47(10): 1651-1661) [DOI: 10.13203/j.whugis.20220184]
- Wu J J, Jiang W G, Liu X C, Gu L and Li J H. 2009. Innovative technologies for exploration, monitoring and extinction of underground coal fires. Journal of China Coal Society, 34(12): 1669-1674 (武建军, 蒋卫国, 刘晓晨, 顾磊, 李加洪. 2009. 地下煤火探测、监测与灭火技术研究进展. 煤炭学报, 34(12): 1669-1674) [DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2009.12.018]
- Yu H, Zhang H L, Zhang Z Y, Shao Z L, Zhao H F and Yan S Y. 2024. Multi-source remote sensing identification of underground coal fires based on the fusion of surface temperature and deformation. Coal Science and Technology, 52(7): 139-147 (于灏, 张豪磊, 张子彦, 邵振鲁, 赵宏峰, 闫世勇. 2024. 融合地表温度与形变的地下煤火多源遥感识别研究. 煤炭科学技术, 52(7): 139-147) [DOI: 10.12438/cst.2023-1201]
- Zhang Z M, Jiang L M, Liu L and Wang H S. 2018. Detecting the underground coal fire by using Landsat thermal infrared imagery—taking Wuda coalfield as an example. Bulletin of Surveying and Mapping, (3): 93-97 (张志敏, 江利明, 柳林, 汪汉胜. 2018. 利用Landsat热红外影像探测地下煤火区范围——以乌达煤田为例. 测绘通报, (3): 93-97) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0083]
- Zhao Y L, Liu W F, Li Z, Xu Z X, Yang K and Wu D F. 2025. Analyses of the evolution and influencing factors of natural runoff in China based on STL decomposition. Journal of Hydraulic Engineering, 56(2): 216-226, 239 (赵轶琳, 刘文丰, 李政, 徐宗学, 阳坤, 吴德丰. 2025. 基于STL时序分解的天然径流演变规律与影响因素分析. 水利学报, 56(2): 216-226, 239) [DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20240083]

Dynamic monitoring and analysis of thermal infrared remote sensing in typical coalfield fire areas in Xinjiang from 1998 to 2023

LU Junhui¹, DENG Jun^{1,2}, CHEN Xue³, SONG Zeyang^{1,2}, WANG Caiping^{1,2}, LI Pengfei⁴, CAO Fei⁵, HU Liuru⁴, XI Shuang¹

1.School of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2.Shaanxi Key Laboratory of Prevention and Control of Coal Fire, Xi'an 710054, China;

3.National Institute of Natural Hazards, Beijing 100085, China;

4.College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

5.Xinjiang Mine Safety Service Guarantee Center, Urumqi 830011, China

Abstract: Coal fires are a major global environmental hazard characterized by long combustion cycles, strong concealment, and difficult mitigation. They pose severe risks to ecological security, human health, and energy resources. Coal-fire evolution is a continuous spatiotemporal process, which is why Land Surface Temperature (LST) is a key indicator for identifying thermal anomalies and tracking fire development. With the rapid accumulation of multisource remote sensing data, time-series analysis has become a powerful tool for long-term coal-fire monitoring. However, LST data often exhibit strong randomness and complex variability, which introduces challenges for long-term sequence analysis. This study aims to develop a robust coal-fire monitoring method capable of accurately characterizing long-term

LST variations and identifying coal-fire evolution patterns.

The Sandaoba coalfield in Xinjiang, China, was selected as the study area. Using Landsat imagery and the Google Earth Engine platform, a continuous LST dataset from 1998 to 2023 was constructed. The seasonal-trend decomposition procedure based on loess (STL) was applied to separate the LST time series into trend, seasonal, and residual components, allowing the removal of strong seasonal fluctuations and stochastic disturbances. Spatiotemporal patterns of LST were analyzed using the extracted trend component. The random sample consensus (RANSAC) algorithm was used to fit long-term temperature trends at the pixel scale, ensuring further identification of coal-fire development stages and delineation of active fire zones. Field survey data collected in 2016 were employed to validate the identification results.

We obtained the following results: The STL decomposition effectively separated the long-term LST series into stable trend components and variable seasonal and residual signals. The extracted trend item revealed long-term warming trajectories associated with coal-fire activity more accurately compared with the raw LST series. Among the 20 coal-fire points detected in the 2016 field survey, 16 fell within high-value areas of the mean and range of the trend component, indicating strong spatial consistency. The RANSAC-based trend fitting captured spatiotemporal LST evolution from 1998 to 2023 and demonstrated strong agreement with field observations, successfully identifying the initiation, expansion, and gradual stabilization stages of coal fires. These results validate the robustness and reliability of combining STL decomposition with RANSAC for long-term coal-fire monitoring.

The proposed STL-based method significantly improves the capability to extract meaningful long-term LST trends and enhances the adaptability of coal-fire monitoring to complex spatiotemporal conditions. The method accurately identifies thermal anomalies associated with coal-fire development and shows strong consistency with field investigation results. This framework enables long-term, large-scale LST analysis and provides an effective tool for capturing the spatiotemporal characteristics of coal-fire evolution. The findings offer valuable technical support for future coal-fire surveillance, early warning, and mitigation planning.

Key words: coal fire identification, STL decomposition, Landsat, LST time series, thermal infrared remote sensing

Supported by Xinjiang Uygur Autonomous Region Key Research and Development Program (No. 2022B03025-2, 2022B03031-1); Shaanxi Province High-Level Talent Youth Project