

1998-2023 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}, 李朋飞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, 陕西 710054; 2. 陕西省煤火灾害防治重点实验室, 陕西 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, 新疆 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 (Land Surface Temperature, LST) 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。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 STL (Seasonal-Trend decomposition procedure based on Loess) 时序分解的煤火监测方法。基于 Landsat 卫星影像和谷歌地球引擎 (Google Earth Engine, GEE) 云平台, 构建了研究区 1998-2023 年期间的地表温度长期时间序列, 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 (Random Sample Consensus, RANSAC) 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 1998-2023 年煤火演化过程, 结果与实地调查基本一致, 验证了 STL 时序分解方法在煤火监测中的有效性和可靠性。本研究构建的方法提高了监测精度, 增强了对复杂时空变化的适应性, 识别的煤火燃烧时空特征与现场调研基本一致, 完成了长期、大范围的地表温度分析, 明确了研究区煤火的时空演化特征, 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 **文献标志码:** A

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 等, 2010)。在中国、美国、印度、俄罗斯、印度尼西亚、南非和澳大利亚等煤田火灾是指在自然环境或人为因素下, 煤层

收稿日期: ; 预印本:
基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发计划资助项目 (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, 1994 年生, 男, 博士研究生, 主要从事煤火灾害防治研究。E-mail: junhui_l@stu.xust.edu.cn
通信作者简介: 邓 军, 1970 年生, 男, 教授, 博士生导师, 主要从事煤火灾害防治理论与技术的研究与应用。E-mail: dengj518@xust.edu.cn

30 国广泛分布,其具有自燃倾向高、燃烧持续时间长、58 动提取 (Kuenzer 等, 2007)、结合地表温度与形变
31 火源隐蔽且易复燃等特点 (汪云甲 等, 2022; 邓军 59 的时空耦合方法 (于灏 等, 2024) 和长时间序列分
32 等, 2016)。燃烧过程会释放大量有害气体 (如 CO₂、60 析等 (Chen 等, 2022)。
33 SO₂、NO_x 和颗粒物), 污染大气、破坏植被、引发61 由于煤火的长期持续性, 短期观测难以全面理
34 呼吸系统疾病, 烧毁煤炭资源、破坏开采条件、增加62 解其时空演化, 长期监测对表征煤火燃烧阶段和预
35 地质灾害风险, 威胁煤矿安全生产 (邓军 等, 2020; 63 测蔓延趋势至关重要。部分学者已开始构建时间序
36 Syed 等, 2018)。因此, 及时、准确识别和监测煤64 列进行煤火灾害遥感监测, 李圆圆等 (2021) 以 2000-
37 田火灾的火区范围, 对预防火灾蔓延、保护生态环65 2018 年 867 景 MODIS 地表温度数据 MOD11A2 构
38 境、保障人类健康和确保煤矿安全生产至关重要。66 建地表温度时间序列, 利用 BFAST 算法 (breaks for
39 煤火发生过程中地下火源是动态变化的, 其移动67 additive seasonal and trend) 提取地表温度突变的时空
40 轨迹复杂多变, 传统监测方法 (如直接调查法、物探68 分布特征、最大突变发生时间和突变幅度。顾皓天
41 法、化探法、钻探法等) 在一定条件下精度虽高, 但69 (2023) 利用 STL 算法对将军戈壁火区 2016-2020
42 监测范围小、耗费大量人力、测量火区时具有一定70 年的多指数时序数据进行分解, 有效识别出煤火区
43 危险性, 因此不适用大范围应用 (武建军 等, 2009; 71 域与正常区域在地表温度、归一化植被指数和归一
44 邓军 等, 2024)。遥感技术凭借其覆盖范围广、空72 化雪体指数等的差异性; Mujawdiya 等 (2024) 提出
45 间连续、长时序重复观测能力突出等优势, 已在广73 了一种基于 STL 算法的时间序列分解方法, 利用
46 域地表异常探测中广泛应用 (张志敏 等, 2018)。74 VIIRS 卫星数据检测印度冈瓦纳煤田的煤炭自燃,
47 陆地卫星 (Landsat) 系列数据具有较高的时空分辨75 通过提取趋势成分和结合昼夜偏差图, 有效降低了
48 率与光谱分辨率, 是地表温度反演的重要数据源之76 误报率并提高了检测的自动化和准确性。姬洪亮
49 一, 其高分辨率热红外 (Thermal Infrared, TIR) 数77 (2012) 利用 1990-2011 年每 10 年间隔的 4 景多时
50 据为大规模、长期煤田火灾的时空演化研究提供了78 相遥感数据, 提取了煤田火区地表热异常信息; 邓
51 有力支持。79 进昌 (2023) 对三道坝火区 2013-2020 年四季共 32
52 利用 TIR 遥感进行煤火识别和动态监测的算法80 景 Landsat 8 影像进行长时序热红外图像定性和定量
53 主要有两类: (1) 单时相算法, 包括处理单一时间81 反演, 分析了煤火热强度、尺度规模和空间位置的
54 点热红外数据的单窗方法 (Prakash 等, 1997; 胡德82 动态变化。Fischler 等 (1981) 提出的 RANSAC 算
55 勇 等, 2015)、基于移动窗口的方法 (Kuenzer 等, 83 法是一种基于随机抽样和一致性检验的迭代拟合算
56 2007) 和基于地表温度阈值的阈值分割法 (于灏 等, 84 法, 对错误率超过 50% 的数据仍然能够进行处理,
57 2024); (2) 多时相算法, 包括多光谱卫星数据自 85 是最有效的鲁棒估计算法之一。Chen 等 (2022) 利

86 用 RANSAC 算法确定研究区无煤火时的背景温度104 时空演化特征。本研究旨在探讨 STL 时序分解算法
87 判断煤火的燃烧周期；与传统的阈值法相比,105 对煤火长时间动态变化监测中的适用性和稳定性,
88 RANSAC 算法具有显著优势,它能够自动适应数据06 以期服务于煤田火灾长时期、大范围动态监测工作。
89 中的异常值和噪声,即使在数据中存在大量异常值

90 的情况下,也能稳定地拟合出背景温度,展现出更107

91 强的鲁棒性。此外,RANSAC 算法的灵活性使其可108
92 以根据不同的数据特性和需求进行参数调整,从而

93 更准确地识别煤炭自燃的燃烧期,有效提高了温度109
94 异常检测的准确性。

95 基于以上研究,本文收集了研究区 1998-2023 年
96 的 Landsat 系列影像,借助 GEE 云平台的地表温度
97 反演算法及开源代码,构建长周期时间序列,提高113
98 了遥感影像数据的处理效率;通过云掩膜数据,逐114
99 像元甄别每景影像中无云覆盖的有效信息。对地表

100 温度序列进行 STL 时序分解消除季节性与随机波动
101 的影响,采用 Theil-Sen 斜率估算 (Aditya, 2021)、

102 Mann-Kendall 显著性检验 (Kendall, 1975) 和

103 RANSAC 算法 (Fischler 等, 1981), 揭示地表温度

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,
大地坐标为东经 $87^{\circ}44'-87^{\circ}51'$, 北纬 $43^{\circ}53'-43^{\circ}57'$,

东西宽约 10km、南北长约 8km, 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

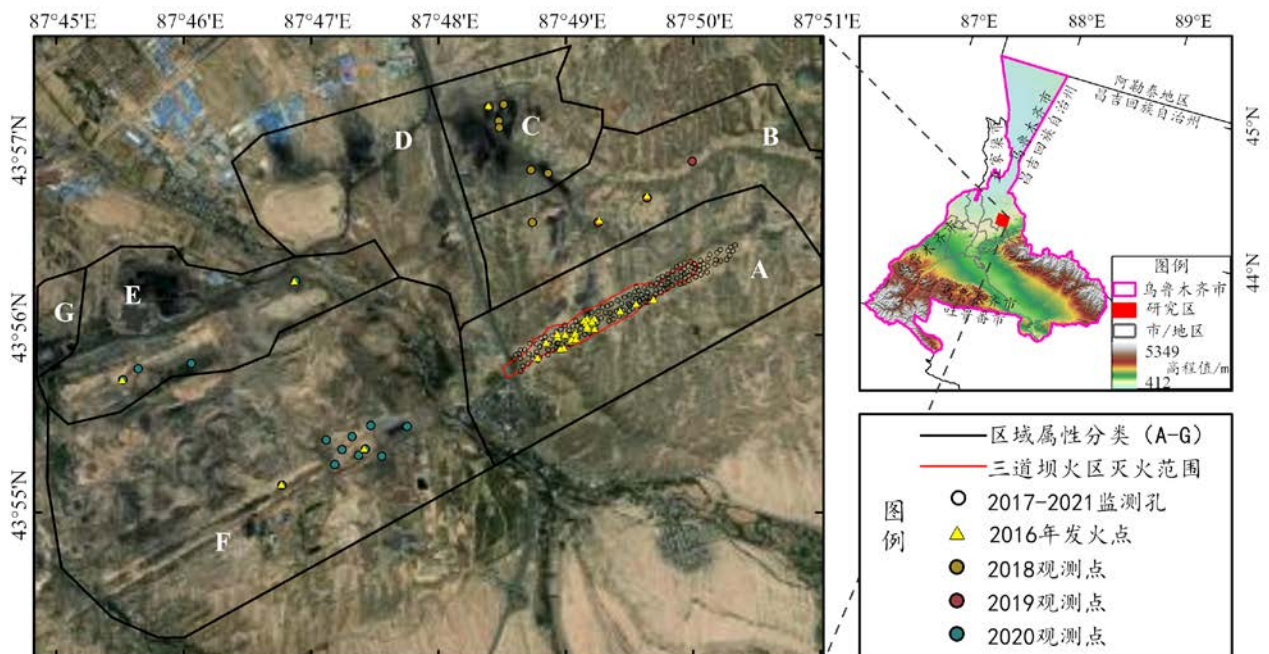
区 (A 区); 煤矿生产区: 三源煤矿 (B 区)、储煤

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°C (7 月),

最低约为 -15.4°C (1 月), 极端最高温度达 41.9°C 。



121

图 1 研究区域概况

122

Fig.1 Overview of the regions

123 三道坝火区最早于 1998 年井下发火, 2003 年

124 蔓延至地表。2007 年、2013 年与 2016 年新疆火区

125 普查结果显示, 研究区发火期较短 (3-5 个月), 煤

126 层埋藏较浅 (100-170m), 多为 10m 以上的较厚煤

127 层。燃烧面积由 2007 年的 14.35 万 m² 发展到 2013

128 年的 32.81 万 m², 直至 2016 年的 48.22 万 m², 燃

129 烧速度逐年加快 (郭跃成, 2021; Liu 等, 2019)。

130 三道坝煤火治理从 2016 年开始, 2017 年开始灭火

131 工程, 于 2021 年治理完毕。

132 2.2 数据源

133 基于 GEE (<https://earthengine.google.com/>) 云平

134 台在线调用研究区 1998-2023 年 26 年的 Landsat 影

135 像, 包括 Landsat TM、ETM 和 OLI surface Reflectance

136 (SR) 产品。选取了 Landsat 5 TM (1998 年 1 月

137 2011 年 11 月)、Landsat 7 ETM+ (1999 年 7 月-2021

138 年 6 月) 和 Landsat 8 TIRS (2013 年 4 月-2023 年 12

139 月) 共 776 景高质量无云热红外影像。涉及的传感

140 器热红外波段包括 TM (B6)、ETM+ (B6)、TIR3

141 (B10), 用于反演研究区的地表温度, 本次的遥感

142 影像轨道号为 142/29、142/30 和 143/29。

143 现场数据包括新疆煤田灭火工程局 2016 年 6 月

144 在野外采集的热异常数据 (包括测温枪、红外测温

145 仪测量的火区地表温度, 以及手持 GPS 记录的地理

146 信息), 2017-2021 年期间三道坝火区灭火工程中埋

147 设的 157 个观测孔收集到的动态温度数据。

148 3 研究方法

149 为了探究研究区煤火的长时间变化, 本文构建了

150 一种基于 STL 时序分解的煤火监测方法, 包括地表

151 温度获取、STL 时序分解和煤火演化趋势分析三部

152 分, 如图 2 所示。首先, 在 GEE 平台中选取相应的

153 遥感影像数据, 通过 Cloud mask 开展阴影去除和云

154 掩膜操作, 以确保数据的准确性和可靠性。利用开

155 源代码从 Landsat 影像中反演多时相地表温度数据,

156 并逐像元生成时间序列影像 (Mateo 等, 2018;

157 Ermida 等, 2020), 为后续分析提供基础数据。其次,

158 对地表温度序列采用基于 LOESS (Locally Weighted

159 Scatterplot Smoothing) 平滑方法的 STL 时序分解技

160 术, 提取地表温度的趋势分量, 揭示地表温度的长

161 期变化趋势; 对原始地表温度序列和趋势项分量分

162 别应用 Theil-Sen 斜率估算、Mann-Kendall 检验, 以

163 检验煤火动态变化趋势及其显著性; 逐像元计算趋

164 势分量的平均值、标准差和极差, 将平均值、极差值

165 作为确定潜在煤火区域的关键因素。最后, 应用

166 RANSAC 算法对趋势分量进行处理, 该算法估计了

167 具有异常值数据的最优拟合参数, 有效剔除了异常

168 值的干扰, 用于检测背景温度; 对比趋势值和拟合

169 线 (背景温度), 当趋势值大于拟合线时, 可初步判

170 断可能发生了煤火活动, 并结合现场数据进行标定

171 和验证, 分析煤火演化周期。

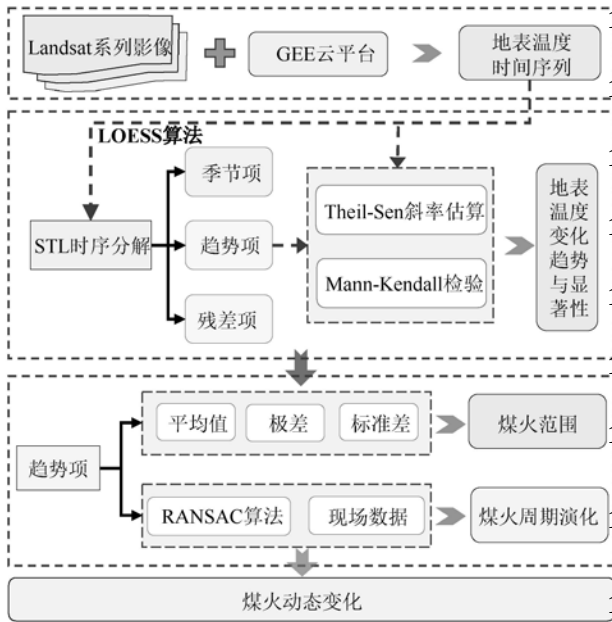


图 2 技术流程图

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 DN 值转化为大气层顶辐射亮度 (Top of Atmosphere Radiance, TOA), 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 30m, 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 0.5K、-0.1K 和 0.2K, 总体 RMSE 分别为 2.0K、2.1K 和 2.1K。

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)。本文使用 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、季节项和残差项更平滑, 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, 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， $\text{Median}()$ 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：

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

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

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

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 等, 2009; 宋卫艳, 2011)；我们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中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。

270 4 结果处理与分析

271 4.1 地表温度序列 STL 分解前后趋势分析

272 经过前期野外调查和前人研究成果（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 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矿火区，还广泛分布于非火区的戈壁、沙地、居民区和工业区等地；低温区域主要在农田、河流附近，如

图 3（b）展示的 2021 年 4 月的地表温度分布；煤矿区中非火灾区域的地表温度与非煤矿火区的特征基本一致。因此，非煤矿火区的地表温度可作为煤矿区内非火灾区域的代表，计算 776 景影像中非煤矿火区的平均地表温度，构建非煤矿火区地表温度时间序列，并进行 STL 时序分解（图 4）。结果显示，研究区非煤矿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）研究的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；残余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。

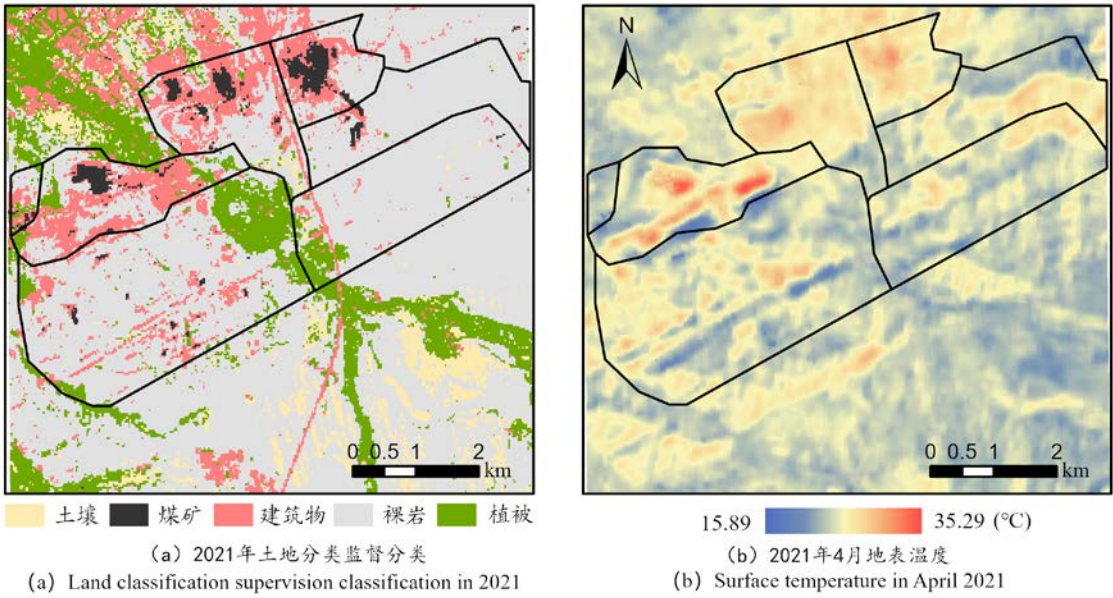


图 3 研究区 2021 年土地分类特征及地表温度分布

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

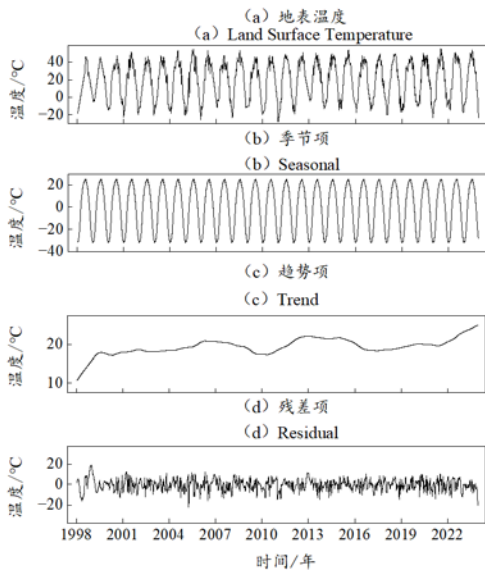
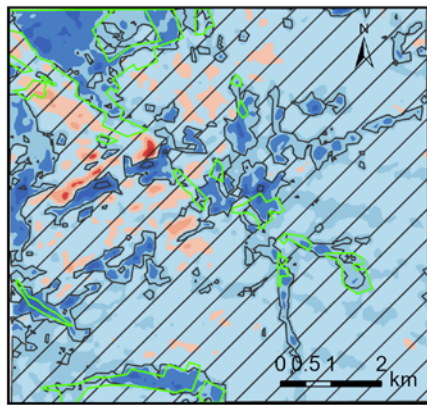


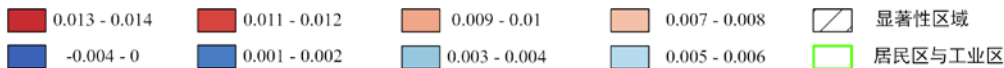
图 4 参考非煤火区地表温度时间序列 STL 分解结果

Fig.4 Refers to the STL decomposition results of LST time series in non-coal fire areas

原始序列和趋势项序列分别采用 Theil-Sen 斜



(a) Trend distribution map of the original sequence
趋势斜率值/°C/年



(b) The trend item trend distribution map after STL decomposition

图 5 1998-2023 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

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

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（图 5）。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（ $\alpha < 0.05$ ）。结果表明，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。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。

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。减去非煤火区的趋势项分量后，逐像元计算趋

328 势项分量的平均值、标准差和极差值（图 7）。对比
329 图 3（a）中的土地类型结果，发现除农业区平均值
330 较低外，煤矿生产区和煤田治理区平均值都较高，
331 表明这些区域都可能经历过煤火，而非煤火区的高
332 值可能源自工业生产、气候因素等（图 7（a））。标
333 准差值（图 7（b））和极差值（图 7（c））的高值主
334 要集中在煤矿生产区、煤田治理区及工业区，空间
335 分布相似且与高值区域基本重合。标准差的变化可
336 能与土地覆盖类型及地表温度振荡有关，而极差值
337 更多受煤火动态变化影响。因此，本文将平均值、极
338 差值作为确定煤火发生的主要因素。

344

345

346

347

348

349

350

351

352

353

354

355

356

357

358

359

360

图 7 识别出了研究区 1998-2023 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

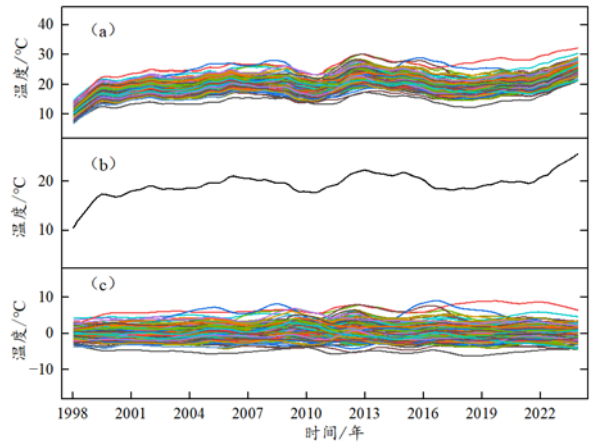


图 6 趋势项图 (a) 稀疏采样的趋势；(b) 非煤火区域
的趋势 (c) 稀疏采样的趋势减去非煤火区域趋势

Fig. 6 Trend item graph (a) Trend of sparse sampling ; (b) Trend
of non-coal fire area (c) Trend of sparse sampling minus trend of

non-coal fire area

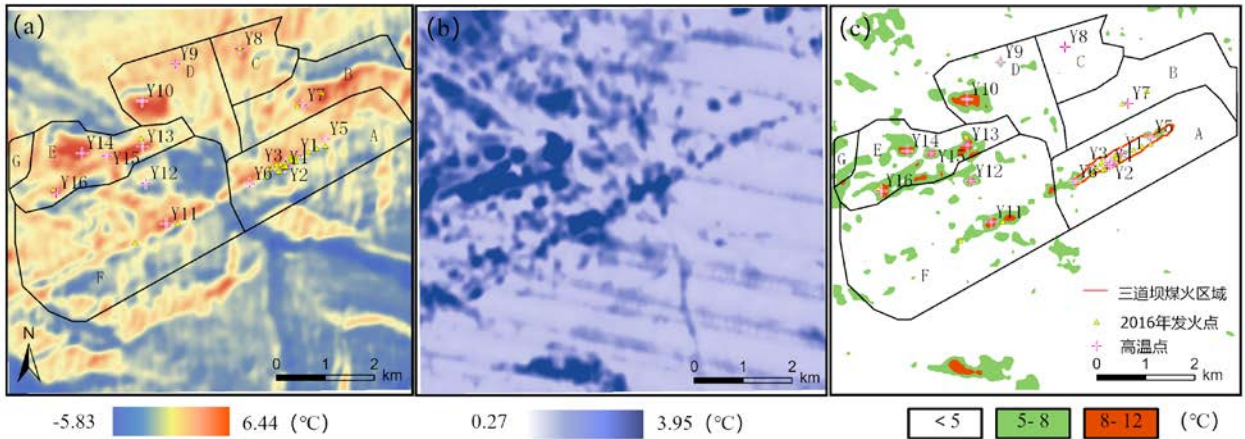


图 7 1998-2023 年研究区地表温度趋势分布图 (a) 平均值；(b) 标准差；(c) 极差

Fig.7 The trend distribution of LST in the study area from 1998 to 2023 (a) Mean value; (b) Standard deviation; (c) Range value

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，如图 8 所示。
参考减去背景值的非煤火区趋势项分量极差值，其

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），
用于测试本文方法并验证煤火燃烧周期。

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，如图 8 所示。
参考减去背景值的非煤火区趋势项分量极差值，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:

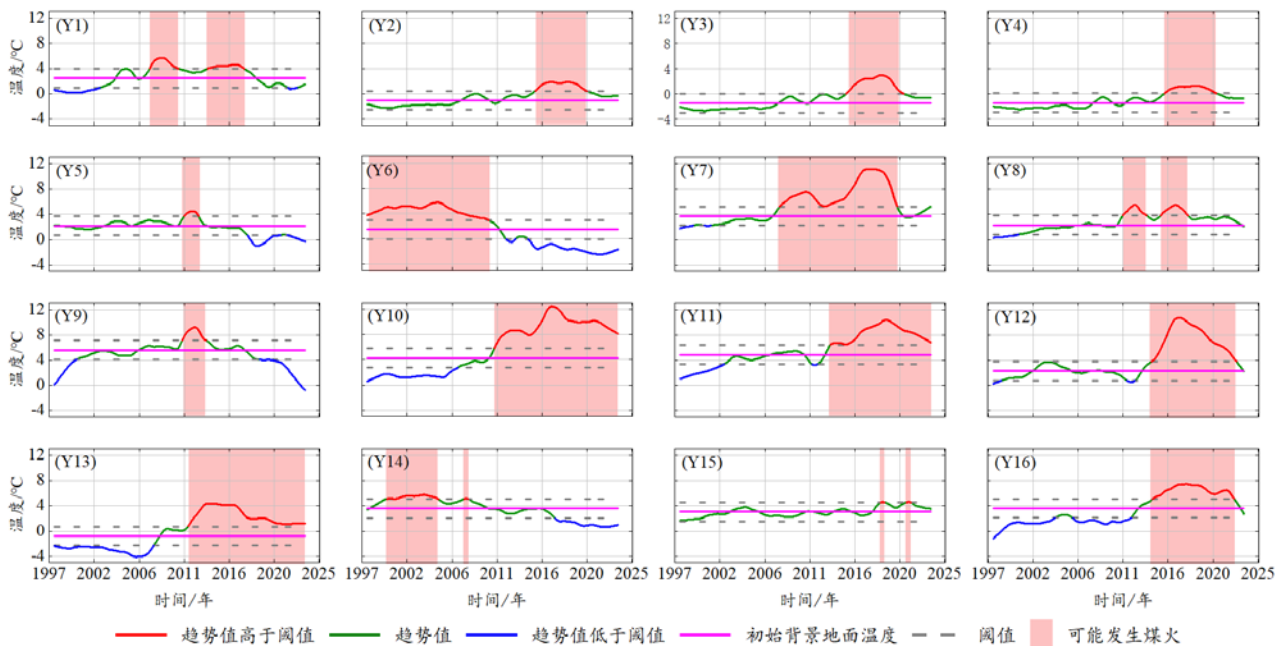


图 8 研究区 16 个地面高温点 (Y1-Y16) 时间序列趋势分量图

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

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 2017-2021 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(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 算法则通过随机一致性方法，有效识别和剔除数据中的异常值，

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	2007-2010、2013-2018	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；
	Y2	2016-2020		
	Y3	2016-2020		
	Y4	2016-2020		
	Y5	2011-2012		
	Y6	1998-2010		
B（三源煤矿）	Y7	2008-2020	2016 年后开始治理	从 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	2011-2013、2016-2018	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
	Y9	2011-2013		
	Y10	2011-2023		
E 与 F（志强煤矿）	Y11	2012-2023	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
	Y12	2015-2023		
	Y13	2011-2023		
	Y14	2000-2005		
	Y15	2018、2020		
	Y16	2015-2022		

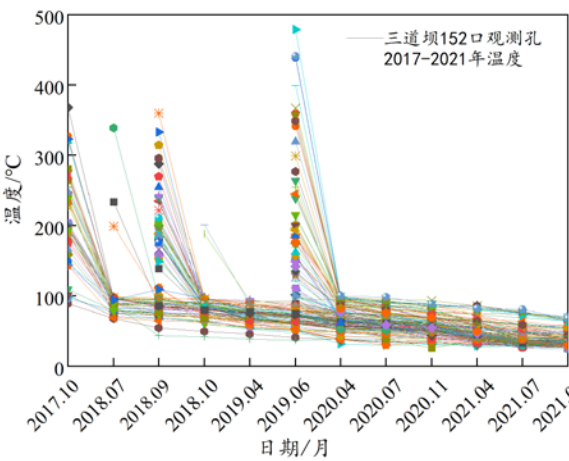


图 9 2017-2021 年三道坝火区观测孔温度变化

Fig.9 Temperature change of observation hole in Sandaoba 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，实现对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。

本文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

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 1998-2023 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。计算地表温度趋势项分量确定了 1998-2023 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 1998-2023 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): 12006 [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

483 Data From 1986 to 2020. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60:5001616 [DOI:10.1109/tgrs.2022.3142356] 521 研究 与 展 望 . 煤 炭 学 报 , 49(2):885-901)

484 Remote Sensing, 60:5001616 [DOI:10.1109/tgrs.2022.3142356] 522 [DOI:10.13225/j.cnki.jccs.ST23.1301]

485 Cleveland R B, Cleveland W S, McRae J E and Terpernnig 523 Ermida S L, Soares P, Mantas V, Götsche F M and Trigo I F. 2020.

486 I. 1990. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure 524 Google Earth Engine Open-Source Code for Land Surface

487 Based on Loess. Journal of Official Statistics, 6(1): 3-33 525 Temperature Estimation from the Landsat Series. Remote

488 <http://bit.ly/stl1990>. 526 Sensing, 12(9): 1471 [DOI: 10.3390/RS12091471]

489 Cheng C M and Lai S H. 2009. A consensus sampling techn 527 Fischler M A and Bolles R C. 1981. Random sample consensus: a

490 que for fast and robust model fitting. Pattern Recognition 528 paradigm for model fitting with applications to image analysis

491 42(7):1318-1329[DOI:10.1016/j.patcog.2009.01.007] 529 and automated cartography. Communications of the ACM,

492 Dai W H, Liu S C, Zhao S, Peng H, Zhang H, Huang Z G and Li 530 24(6): 381-395 [DOI:10.1145/358669.358692]

493 L. 2021. Improved random sampling consensus algorithm using 531 Guo Y C. 2021. Research and Application of Detection and

494 local pixel matching. Journal of National University of Defens 532 Comprehensive Control Methodology of Sandaoba Coal Fire

495 Technology, 43(04): 38-43 (戴卫华, 刘盛春, 赵慎, 彭华, 张 533 Area in Miquan, Xinjiang. Xuzhou: China University of Mining

496 昊, 黄志刚, 李小林. 2021. 采用局域像素匹配的随机抽 534 and Technology, 5-9 (郭跃成. 2021. 新疆米泉三道坝煤田火

497 一致改进算法. 国防科技大学学报, 43(04): 38-43 535 区探测及综合治理技术研究与应用. 徐州:中国矿业大学, 5-

498 [DOI:10.11887/j.cn.202104006] 536 9)

499 Deng J C. 2023. Thermal Infrared Remote Sensing Inversion and th 537 Gu H T. 2023. Detection Method of Spatio-temporal Temperature

500 Characteristics of Typical Pollutant Emissions from Coalfield 538 Anomalies and Application in Coal Fire Area. Beijing: China

501 Fires. Xuzhou: China University of Mining & Technology, 32 539 University of Mining and Technology, 68-80(顾皓天. 2023.煤

502 40 (邓进昌. 2023. 煤田火灾热红外遥感反演与典型污染物 540 火区域时空温度异常检测方法及应用.中国矿业大学. 68-80)

503 排放特征分析研究. 徐州:中国矿业大学,32-40) 541 He R, Zhang L and Chew A W Z. 2022. Modeling and predicting

504 Deng J, Bai Z J, Xiao Y and Song Z Y. 2020. Present Situation an 542 rainfall time series using seasonal-trend decomposition and

505 Challenge of Coal Spontaneous Combustion Disaster 543 machine learning. Knowledge-Based Systems, 251: 109125

506 Prevention and Control Technology. Safety in Coal Mines 544 [DOI:10.1016/j.knosys.2022.109125]

507 51(10) :118-125 (邓军, 白祖锦, 肖旻, 宋泽阳. 2020. 煤 545 Hu D Y, Qiao K, Wang X L, Zhao L M and Ji G H. 2015. Land surface

508 燃灾害防治技术现状与挑战. 煤矿安全, 51(10): 118-125) 546 temperature retrieval from Landsat 8 thermal infrared data

509 [DOI:10.13347/j.cnki.mkaq.2020.10.018] 547 using mono-window algorithm. Journal of Remote Sensing,

510 Deng J, Li B, Wang K and Wang C P. 2016. Research status and 548 19(6): 964-976 (胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 赵利民, 季国华.

511 outlook on prevention and control technology of coal fire 549 2015. 单窗算法结合 Landsat 8 热红外数据反演地表温度.

512 disaster in China. Coal Science and Technology, 44(10): 15 550 遥感学报, 19(6) :964-976) [DOI:10.11834 /jrs.20155038]

513 7,101 (邓军, 李贝, 王凯, 王彩萍. 2016. 我国煤火灾害防治 551 Ji H L. 2012. Application of Multi-Scale Thermal Infrared Remote

514 技术研究现状及展望. 煤炭科学技术, 44(10): 1-7,101 552 Sensing Data in Coalfield Fire Area Information Extraction.

515 [DOI:10.13199/j.cnki.cst.2016.10.001] 553 Xinjiang: Xinjiang University, 23-36 (姬洪亮姬洪亮. 2012. 多

516 Deng J, Wang J R, Ren S J, Wang C P, QU G Y and Ma L. 2024 554 尺度热红外遥感数据在煤田火区信息提取中的应用. 新疆:

517 Identification and detection technology for high-temperatur 555 新疆大学, 23-36)

518 spontaneous combustion points in goaf areas. Journal of China 556 Kendall M G. 1975. Rank correlation methods. Charles Griin book

519 Coal Society,49(2):885-901 (邓军, 王津睿, 任帅京, 王彩萍 557 series. London: Arnold Press.

520 屈高阳, 马砺. 2024. 采空区煤自燃高温点识别与探测技术 558 Kuenzer C, Zhang J, Li J, Voigt S, Mehl H and Wagner W. 2007.

559 Detecting unknown coal fires: Synergy of automated coal fire597
560 risk area delineation and improved thermal anomaly extraction598
561 International Journal of Remote Sensing, 28(20): 4561-4585599
562 [DOI:10.1080/01431160701250432] 600
563 Kang Z W, Zhang Z Y, Liu L, Wang T X, Tian H, Chen H J and Zhan601
564 X Y. 2022. Spatio-temporal variation characteristics of land602
565 surface temperature in Xinjiang based on MODIS603
566 Geographical Research, 41(04):997-1017 (康紫薇, 张正勇604
567 刘琳, 王统霞, 田浩, 陈泓瑾, 张雪莹. 2022. 基于 MODIS605
568 的新疆地表温度时空变化特征分析.地理研究, 41(04),997-606
569 1017) [DOI: 10.11821/dlyj020210232] 607
570 Liu J L , Wang Y J, Li Y , Dang L B, Liu X X, Zhao H608
571 F and Yan S Y. 2019. Underground Coal Fires Identifica609
572 tion and Monitoring Using Time-series InSAR with Persis610
573 tent and Distributed Scatterers: A Case Study of Miqian611
574 Coal Fire Zone in Xinjiang, China. IEEE Access, 7: 16612
575 492-164506 [DOI:10.1109/access.2019.2952363] 613
576 Liu L and Zhou F B. 2010. A comprehensive hazard evaluation614
577 system for spontaneous combustion of coal in underground615
578 mining. International Journal of Coal Geology, 82(1): 27-3616
579 [DOI:10.1016/j.coal.2010.01.014] 617
580 Li Y Y, Wang C J, Lei S G and Guo Y N. 2021. Detection and618
581 impact analysis of land surface temperature abrupt change in619
582 Shendong mining area based on BFAST algorithm. Journal of620
583 Henan Polytechnic University(Natural Science), 40(6): 92-621
584 100(李园园, 王藏姣, 雷少刚, 郭洋楠. 2021.基于 BFAST 算622
585 法的神东矿区地表温度突变检测及影响分析. 河南理工大623
586 学学报 (自然科学版), 40(6): 92-100)[DOI:10.16186/j.cnki.1673-9787.2020040016] 624
587 10.16186/j.cnki.1673-9787.2020040016] 625
588 Mateo G G, Gómez C L, Amorós L J, Muñoz M J and Camps V G626
589 2018. Multitemporal Cloud Masking in the Google Earth627
590 Engine. Remote Sensing, 10(7): 1079 [DOI:10.3390/rs10071079] 628
591 10.3390/rs10071079] 629
592 Mishra R K, Pandey J K, Pandey J, Kumar S and Roy P N630
593 S. 2020. Detection and Analysis of Coal Fire in Jharia631
594 Coalfield (JCF) Using Landsat Remote Sensing Data. Jour632
595 -nal of the Indian Society of Remote Sensing, 48(2): 181633
596 -195 [DOI:10.1007/s12524-019-01067-6] 633

Mujawdiya R, Chatterjee R S and Kumar D. 2024. A time se
ries decomposition approach to detect coal fires in parts
of the Gondwana coalfields of India from VIIRS data. Jo
urnal of Spatial Science,69(1): 121-136[DOI: 10.1080/1449
8596.2023.2183431]

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[D]. 北京:华北电力大
学,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.whugis20220184]

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, (03): 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, (03): 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(02): 261-226+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(02): 261-226+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 Junhui ¹, DENG Jun ^{1,2}, CHEN Xue³, SONG Zeyang^{1,2}, WANG Caiping^{1,2}, LI Pengfei⁴, CAO Fei⁵, HU Liuru⁴, XI Shuang ¹

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, MEMC, 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, Xinjiang 830011, China

Abstract: Coal fires represent a major global environmental hazard characterized by long combustion cycles, strong concealment, and considerable difficulty in mitigation. They pose severe risks to ecological security, human health, and energy resources. As coal-fire evolution is a continuous spatiotemporal process, Land Surface Temperature (LST) serves as a key indicator for identifying thermal anomalies and tracking fire development. With the rapid accumulation of multi-source 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 (GEE) 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. To further identify coal-fire development stages and delineate active fire zones, the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm was used to fit long-term temperature trends at the pixel scale. 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 high 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 funded projects (No. 2022B03025-2, 2022B03031-1); Shaanxi Province High-level Talent Youth Project