

卫星红外数据火山热点识别算法研究进展

赵峰华^{1,2}, 高明¹, 朱琳³, 孙红福¹, 郑伟³, 刘诚³,
李欣瑜¹, 刘涛¹, 翁泽峰¹

1. 中国矿业大学(北京) 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083;

2. 华北科技学院, 廊坊 065201;

3. 中国气象局 中国遥感卫星辐射测量和定标重点开放实验室/国家卫星气象中心

(国家空间天气监测预警中心)/许健民气象卫星创新中心, 北京 100081

摘要: 使用卫星红外数据识别火山热点可以实现安全且低成本的监测全球火山活动。本文综述了卫星红外数据在火山热点识别中的算法研究进展, 特别强调了算法的分类和发展历史。这些算法主要基于火山活动时热点所在像元中红外通道亮温升高的原理, 根据考虑火山及其周围地物的空间和时间特性来识别火山热异常, 算法大致分为4种主要类型: 空间特征算法、时间特征算法、综合特征算法和人工智能算法。从算法分类、特性、适用范围、局限性方面, 厘清了当前国内外利用遥感的方式进行火山热点识别的现状, 为理解和改进火山热点检测技术提供了全面的分类和评估, 对火山热遥感前沿理论和技术发展具有重要意义。

关键词: 火山熔岩流, 热红外遥感, 红外卫星数据, 火山监测, 热异常, 热点自动检测, 算法分类, 防灾减灾
中图分类号: P2

引用格式: 赵峰华, 高明, 朱琳, 孙红福, 郑伟, 刘诚, 李欣瑜, 刘涛, 翁泽峰. 2025. 卫星红外数据火山热点识别算法研究进展. 遥感学报, 29(3): 584-595

Zhao F H, Gao M, Zhu L, Sun H F, Zheng W, Liu C, Li X Y, Liu T and Weng Z F. 2025. Progress of research on volcano hotspot identification algorithms using satellite infrared data. National Remote Sensing Bulletin, 29(3): 584-595 [DOI:10.11834/jrs.20244086]

1 引言

从地球物理学的角度来看, 火山爆发会引起表征火山状态的许多地球物理和地球化学参数的变化, 例如发生地震、地面的变形、大量气体逸出、强大的次声波以及释放热量 (Westercamp 和李树宝, 1982)。对火山动荡适当监测, 预测火山爆发可能性, 有助于疏散群众, 及时采取避险措施 (Pallister 等, 2013)。由于有效的地面监测数量比火山数量少得多, 卫星遥感技术以其高时空分辨率, 全球覆盖的优势可以较好地弥补这种空缺 (Reath 等, 2019a)。利用卫星数据衍生的热通量可以实现近实时的监测火山活动迹象, 即使在火山喷发时也能从安全距离提供定期监测数据, 保证监测设备不会受到破坏, 相对来说足够安全

且成本更低 (Diaz 等, 2015)。

热红外卫星数据监测火山是通过卫星的红外传感器对活动熔岩流、熔岩穹窿、熔岩湖释放的热量进行远程测量 (Flower 和 Kahn, 2020)。1980年—1990年间众多科学家在建立卫星遥感技术作为估算活动熔岩体温度和热通量的可行数据源方面做了大量工作 (Rothery 等, 1988; Oppenheimer, 1998); 随后的一系列研究成果表明, 使用卫星数据提取的熔岩体温度可以用于推导其他热损失参数, 并估算熔岩流内部温度, 以及表面温度与喷口间距离之间的关系 (Francis 和 Rothery, 1987; Glaze 等, 1989; Rothery 等, 1988)。以上工作都是基于特定的火山、特定时间进行的研究。自20世纪90年代起, 研究人员开始应用卫星数据开发了大量火山热点的自动检测算法 (Higgins 和 Harris,

收稿日期: 2024-03-13; 预印本: 2024-08-27

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42271383)

第一作者简介: 赵峰华, 研究方向为灾害防治与应急管理。E-mail: zfh@cumt.edu.cn

通信作者简介: 朱琳, 研究方向为火山爆发定量遥感、植被参数遥感。E-mail: zhulin@cma.gov.cn

1997; Coppola和Cigolini, 2013; Lombardo, 2016; Girona等, 2021), 这些工作为实现全球范围的火山热异常监测和火山爆发快速预警提供了坚实的基础。

2 火山热点红外遥感典型传感器

火山热点识别能力会受到数据源类型和精度的制约, 从卫星传感器获取的遥感数据具有特定的空间、光谱、时间分辨率。需要根据具体火山热点识别需求选取相应的卫星数据。与极轨卫星相比, 静止卫星往往具有更高的时间分辨率。例如, 中国搭载 AGRI (Advanced Geosynchronous Radiation Imager) 传感器的风云四号静止气象卫星具有 1 次/15 min 的时间分辨率。美国搭载 ABI (Advanced Baseline Imager) 传感器的 GOES-R 系列静止卫星、日本搭载 AHI (Advanced Himawari-8 Imager) 传感器的 Himawari-8/9 卫星以及欧洲最新的搭载组合成像仪的气象卫星第三代成像仪-1 (MTG-I1) 覆盖地球圆盘一次只需要 10 min (Holmlund等, 2021)。较高的时间分辨率为火山热点识别提供高时效的数据, 对监测快速变化的火山活动至关重要。而极轨卫星具有更高的空间分辨率, 搭载 AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) 传感器的美国 NOAA 系列以及欧洲

MetOp 系列气象卫星, 以及美国搭载 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) 传感器的 Terra 和 Aqua 两颗卫星, 热红外波段空间分辨率为 1 km。中国搭载 MERSI-II (Medium Resolution Spectral Imager-II) 传感器的极轨气象卫星风云三号 D 星其热红外波段的空间分辨率最高达到了 250 m。较高的空间分辨率可以有效地降低混合像元效应, 从而提高算法的精度 (Reath 等, 2019b)。此外 FY-4B/AGRI 设计了两个中红外通道, 其中通道 7(3.75 μm , 高) 其动态范围主要覆盖高温范围 (>290 K), 该波段有更强的热点探测能力 (张鹏等, 2016; Zhang 等, 2019)。除此之外, MODIS 中红外波段 21 也具有高增益设置, 饱和温度 (最大检测极限) 约为 240 $^{\circ}\text{C}$ 。虽然陆地卫星主要用于地球陆地资源调查、监测与评价, 但因其具有较高的空间分辨率以及较高的定位精度也常被应用在火山热点识别领域, 用以获取火山热点更准确的空间信息 (Schroeder等, 2016)。从 TIROS 卫星发射至今, 经历了 60 多年的发展, 气象卫星在观测资料种类、观测波段设置、观测时空分辨率、仪器灵敏度、仪器定标精度、数据服务能力等方面有质的提高。表 1 列举了用于火山热点识别的部分典型卫星及其传感器指标。

表 1 用于监测火山活动的卫星系统
Table 1 Satellite systems for monitoring volcanic activity

卫星	传感器	发射时间/年	波段数量	波长范围/ μm	热点识别最大空间分辨率	时间分辨率
NOAA/MetOp	AVHRR	1979	5	0.55—12.5	1.1 km	2 次/d
Landsat 5	TM	1984	8	0.45—2.35	120 m	2 次/d
Terra/Aqua	MODIS	1999	36	0.4—14.4	1 km	2 次/d
Landsat 8	OLI	2013	9	0.43—2.3	30 m	2 次/d
Himawari-8/9	AHI	2014	16	0.46—13.3	2 km	10 min
Sentinel-2	MSI	2015	12	0.44—2.19	20 m	2 次/d
GOES-R	ABI	2016	16	0.45—13.6	2 km	15 min
FY-4A	AGRI	2016	14	0.45—13.8	4 km	15 min
FY-3D	MERSI II	2017	25	0.4—12	1 km	2 次/d
FY-4B	AGRI	2021	15	0.47—13.3	2 km	15 min
Suomi-NPP	VIIRS	2011	22	0.4—12	750 m	2 次/d

3 算法分类

火山热点的检测算法都是基于当火山发生热异常时热点所在像元中红外通道亮温升高, 同时中红外与远红外通道亮温差异增大这一原理来实

现的 (Steffke和Harris, 2011; Yan等, 2020; Zheng等, 2020)。大多数火山热异常检测算法都是从数据的时间、空间、光谱特性进行研究的 (Glaze等, 1989)。

传统的热点检测算法可分为 4 类: 固定阈值法、

上下文算法、时间序列法和混合算法 (Blackett, 2014)。本文按照使用数据的空间特性或时间特性将火山热点检测算法划分为空间特征算法、时间特征算法和综合特征算法, 以更全面地描述其工作原理和应用领域。如图1所示, 将这些算法间关系用韦恩图表示。空间特征算法利用图像中像素之间光谱变化的空间关系, 在同一时刻的图像中将待检测像素光谱与周围背景光谱进行比较, 判断是否存在差异以定位火山热点。时间特征算法

利用数据时间序列上的变化, 通过比较火山地区像素的辐射亮度 (或温度) 与时间序列数据中相同像素的平均值来提取火山热异常。该方法关注火山活动的时间变化, 检测特定时间点上地表辐射或温度与历史平均值的显著性差异以识别火山热点。综合特征算法综合利用时间序列和空间信息, 兼顾数据的时间特性和空间特性进行火点检测。表2比较各类型算法代表性方法、使用数据、适用条件及优缺点。

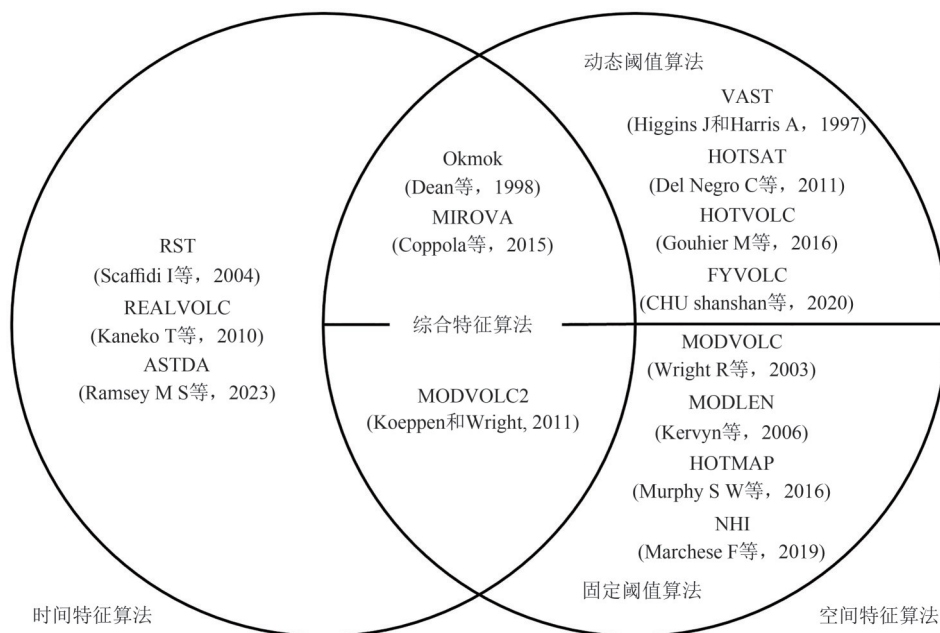


图1 传统算法分类

Fig. 1 Traditional algorithm classification

3.1 空间特征算法

空间特征算法根据阈值的选取方式, 具体可细分为固定阈值法和动态阈值法。

3.1.1 固定阈值法

固定阈值法最早应用于AVHRR数据自动检测火灾 (Harris等, 1995)。算法的基本原理是通过预先设置阈值将高温热异常识别出来, 阈值的选取与地理位置、季节和一天当中的时间都有关系, 因此阈值选取的正确与否是能否识别热点的关键, 该方法简单直接, 适用于温度差异明显且较为稳定的火山地区 (Blackett, 2014)。

Kaufman采用以下算法识别热异常:

$$T_{\text{MIR}} \geq 316 \text{ K} \quad (1)$$

$$\Delta T = T_{\text{MIR}} - T_{\text{TIR}} \geq 10 \text{ K} \quad (2)$$

$$T_{\text{TIR}} > 250 \text{ K} \quad (3)$$

式中, T_{MIR} 、 T_{TIR} 分别代表中红外和热红外波段亮度温度 (Blackett, 2014)。

MODVOLC是夏威夷地球物理与行星学研究所 (HIGP) 开发的一种固定阈值算法, 它使用中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 获取的低空间分辨率 (1 km 像素大小) 红外卫星数据来近乎实时地绘制火山热异常的全球分布图 (Wright等, 2004)。算法最早应用于MODIS数据, 首次提出了归一化热指数NTI (Normalized Thermal Index) 概念, 如下所示:

$$NTI = \frac{R_{\text{MIR}} - R_{\text{TIR}}}{R_{\text{MIR}} + R_{\text{TIR}}} \quad (4)$$

式中, NTI是归一化热指数, R_{MIR} 为中红外通道辐射亮度, R_{TIR} 为热红外通道辐射亮度。通过直方图分析设置-0.8为阈值, 以此区分环境像素 ($NTI < -0.8$) 和热点像素 ($NTI > -0.8$)。Wright等 (2004)

通过对埃里伯斯火山（南极洲）、科利马火山（墨西哥）、卡里姆斯基火山（堪察加半岛）、波波卡特佩特尔火山（墨西哥）、埃特纳火山（意大利）以及尼拉贡戈火山（刚果民主共和国）应用 MODVOLC 检测热异常，评估算法得到其白天图像的误检率为-0.6。但当热点像素的亮度温度较低时，NTI对热点信息不再敏感，因此它不适合检测较小、较微弱的热异常（Wright 等，2004）。

表 2 算法分类
Table 2 Algorithm classification

分类	系统	传感器	波段	优点	缺点
固定阈值法	MODVOLC	MODIS	MIR、TIR	检测结果稳定	不适合检测微弱热异常
	MODLEN	MODIS	MIR、TIR	可以检测低强度的热点	仅适用于局部区域
	HOTMAP	MSI、OLI	SWIR、NIR	处理速度快、误报率低	夜间算法温度检测下限限制、白天算法对高热目标检测限制
	NHI	MSI、OLI	SWIR、NIR	可以识别小的高温热异常	不适合识别短期热活动
空间特征算法	VAST	AVHRR	MIR、TIR	对强度较小的热异常很敏感	误判率高
	HOYSAT	AVHRR	MIR、TIR	减少大气条件引起的误报	对 n 值敏感漏报高
	HOTVOLC	SEVIRI	MIR、TIR	动态阈值	受云量及数据质量影响
	FYVOLC	AGRI	MIR、TIR	可以监测热异常时间变化	受云及海陆边界影响较大
时间特征算法	RST	AVHRR	MIR、TIR	检测局部小火点方面更为有效	地理定位要求严格、数据处理复杂、持续记录效率低
	REALVOLC	MODIS、MTSAT	MIR、TIR	多源数据融合	难以检测较小热异常、时效性不足
	ASTDA	ASTER	TIR	微弱热异常的检测能力高	依赖大量数据计算背景阈值
综合特征算法	OKMOK	AVHRR	NIR、MIR	生成温度和反射率随时间变化图像,提供连续辐射记录	阈值选取还需优化,易误报
	MODVOLC2	MODIS、GOES	MIR、TIR	可以有效识别低温火点	图像分析、数据处理复杂、参数需要调优适应不同场景
	MIROVA	MODIS	MIR	夜间检测小幅度热异常性能高	白天检测性能差

MODLEN 是针对伦盖火山（Ol Doinyo Lengai）开发的基于 MODIS 数据半自动热点识别算法。通过将 MODVOLC 算法与改进形式的 VAST 算法结合解决 MODVOLC 算法无法识别微小热异常的问题（Kervyn 等，2006）。它可以局部地应用到 MODIS 数据中来检测和处理低强度的热点。MODLEN 算法与原始的 MODVOLC 算法相比不同在于：（1）减小研究区范围：从 MODIS 图像中提取以火山峰为中心 12×12 km²的数据子集作为研究区。达到减少算法数据处理量，节约处理时间的效果。同时降低误报风险。（2）阈值设置：调整 NTI 阈值为 -0.83，NTI 值高于此阈值的像素都被标记为热点。该阈值设定允许检测强烈的热异常。（3）空间导数：由于设置的 NTI 阈值相对较高，低强度热异常的 NTI 值不会被检测到。因此算法引入空间导数。该算法将每个像素的 NTI 值与 8 个相邻像素的 NTI 平均值进行比较得到空间导数。如果像素的空间导数小于 -0.02 并且 NTI 值超过 -0.88，则被标记为

热点像素。（4）数据记录：将识别的热点像素的详细信息写入文本文件中。Lacava 等（2018）在对 2000 年—2008 年伦盖火山喷发活动进行分析中，MODLEN 算法的性能表现为可以识别 92.2% 的真实火山活动，同时具有较低的误报率（Lacava 等，2018）。

NHI 归一化热点指数工具（Normalized Hotspot Indices）是谷歌地球引擎（GEE）于 2019 年开发的应用程序，用于在日光条件下调查和绘制全球火山热异常（Mazzeo 等，2021）。归一化热点指数（NHI）是一种多通道算法，用于通过 Sentinel-2 卫星上的多光谱仪器（MSI）和 Landsat 8 卫星上的作战陆地成像仪（OLI）的短波红外（SWIR）和近红外（NIR）数据绘制热异常。在运营的前 6 个月（2021 年 5 月—10 月），NHI 系统提供了 700 多个关于火山热异常的自动通知，其低误报率（约 15%）和成功识别小的高温特征（例如 Great Sitkin、Semisopochnoi、Lascar、Kikai 和 Erebus 火山）表

明, NHI 系统可以成功地整合来自高时间/低空间分辨率卫星数据的信息 (Marchese 等, 2019)。NHI 系统主要缺陷在于 Sentinel-2 和 Landsat 8/9 联合观测的时间采样, 不适合识别短期热活动, 云对热异常识别的影响以及 GEE 数据摄取的延迟 (Marchese 和 Genzano, 2023)。Genzano 等 (2023) 利用 SWIR 数据和 NHI 指数时间序列分析了 2022 年 11 月—12 月夏威夷莫纳罗亚火山的喷发情况, 结合高分辨率 SWIR 数据自动检测并映射了熔岩流, 同时计算了火山辐射功率和平均流量, 证明了不同空间和时间分辨率的 SWIR 观测可以有效地监测和表征火山热点 (Genzano 等, 2023)。

3.1.2 动态阈值法

动态阈值法 (也称为上下文算法) 是 20 世纪 90 年代首次用于野火识别的 (Higgins 和 Harris, 1997)。这种算法不仅考虑了单个像素的温度值, 还考虑了其周围像素的情况, 并根据上下文信息动态调整阈值以适应不同的地形和气候条件。

VAST 火山异常软件 (Volcanic Anomaly Software) 最早在 1997 年应用于 AVHRR 数据追踪火山热异常 (Higgins 和 Harris, 1997)。该算法首先将火山区与非火山区划分开, 通过比较火山区和非火山区中红外通道与远红外通道的亮温差异实现火山热点的提取。VAST 算法能够很快地找到活动熔岩流和高温通风口, 产生的结果与地面观察结果非常吻合, 由于只是对中红外 (MIR) 与热红外 (TIR) 的亮温差异进行判别, 此算法对强度较小的热异常很敏感因此引入了很多伪热点。Chu 等 (2020) 使用 VAST 算法对马荣火山包含热点的 48 幅图像检验热点结果表明 VAST 算法准确率高达 94%, 但有很高的误判率 39%。

HOTSAT 的热点检测算法是在 VAST 的基础上改进的一种算法, 开发于 2011 年, 通常用两步来自动检测热异常 (Del Negro 等, 2011)。首先利用 VAST 算法找出满足条件的“潜在”热点, 然后进行下一步中红外波段亮温的判断以确定“潜在”热点是否有效, 如果满足以下两个条件中的至少一个, 则认为该“潜在”热点是真实火山热点。

$$T_{3.75 \mu\text{m}} - \min(T_{3.75 \mu\text{m}}) > \text{MaxVar}(T_{3.75 \mu\text{m}}) \quad (5)$$

$$T_{3.75 \mu\text{m}} - \text{mean}(T_{3.75 \mu\text{m}}) + n \times \text{std}(T_{3.75 \mu\text{m}}) \quad (6)$$

式中, $T_{3.75 \mu\text{m}}$ 是 $3.75 \mu\text{m}$ 处的亮度温度, $\min(T_{3.75 \mu\text{m}})$

和 $\text{MaxVar}(T_{3.75 \mu\text{m}})$ 分别是非火山部分在 $3.75 \mu\text{m}$ 处亮度温度的最小值和最大变化。 $\text{Mean}(T_{3.75 \mu\text{m}})$ 和 $\text{std}(T_{3.75 \mu\text{m}})$ 分别是图像中非火山部分在 $3.75 \mu\text{m}$ 处亮度温度的平均值和标准差。在 HOTSAT 算法中所有的计算都基于动态阈值, 从而减少了由于大气条件引起的误报, 这种热点检测算法可以去除 VAST 算法引入的伪热点, 但是算法对 n 值比较敏感, 将会导致漏到一些真实热点, 相对于 VAST 算法来说易于导致漏报 (最高漏报率高达 54%) (Chu 等, 2020)。

HOTVOLC 是 2016 年法国克莱蒙费朗全球物理观测中心开发的基于网络的卫星数据驱动监测系统, 旨在利用地球同步卫星数据 (例如 MSG-0/SEVIRI) 实现对全世界 50 座火山活动的实时监测 (Gouhier 等, 2016)。该系统对火山热点的探测使用中心波长为 $3.9 \mu\text{m}$ 、 $12.0 \mu\text{m}$ 卫星数据, 基于归一化热指数 (NTI*) 以及参考 VAST 形式的动态阈值算法, HOTVOLC 也是通过设置动态阈值进行热点检测。算法性能的影响因素有云量以及数据质量。

Hotmap 是 2016 年基于陆地卫星 8 号和哨兵二号卫星数据开发的第一个中等空间分辨率全球热点检测系统, 用于野火和火山活动识别 (Murphy 等, 2016)。算法使用波长为 $0.87 \mu\text{m}$ 、 $1.6 \mu\text{m}$ 、 $2.2 \mu\text{m}$ 数据分别对夜间图像和白天图像进行热点检测, 算法包含增强的夜间检测 (固定阈值法) 和日间检测 (固定阈值法与动态阈值法结合) 两部分。该系统以往的检测结果表明其可以检测到 80% 的热像素, 并且假警报率低, 处理速度快。在 2019 年建立的火山监测平台 MOUNTS (Monitoring Unrest from Space) 中对热异常的检测采用的方法是对 Hotmap 算法的增强 (Valade 等, 2019)。

目前应用于新一代静止轨道定量遥感气象卫星风云四号 A 星数据自动检测火山热点的是 FYVOLC 算法。FYVOLC 算法通过归一化亮温差异指数 NBTDI (Normalized Brightness Temperature Difference Index) 来减少“冷”云像素的影响。此外, FYVOLC 算法引入了中红外亮度温度的判断条件, 通过基于图像本身的中红外亮度温度进行计算而无需人为地设置任何参数达到识别火山热点的目的。FYVOLC 算法还可以有效地监测火山热异常随时间的变化。除了一些受厚云影响很大的情况外, FYVOLC 算法监测到的火山热点的亮度温度

的时序变化非常接近真实热点的情况 (Chu 等, 2020)。以 FY-4A 卫星 $3.75\ \mu\text{m}$ 和 $12.0\ \mu\text{m}$ 波长的数据对菲律宾的马荣火山 Mayon (2018 年 1 月 25 日—26 日)、印度尼西亚的婆罗摩火山 Mount Bromo (2018 年 9 月 1 日—2 日)、拉武火山 Lawu (2018 年 9 月 3 日—4 日)、索普坦火山 Soputan (2018 年 10 月 3 日—4 日) 4 个火山研究, FYVOLC 算法的最高误报率为 12%, 最高漏报率为 11% (Chu 等, 2020)。

3.2 时间特征算法

RST 算法 (Robust Satellite Techniques) 是这类算法的代表, 该算法于 2004 年开发, 使用卫星 TIR 和 MIR 数据的时间序列来定义一个像素的正常温度条件 (需要根据昼夜和季节性环境调整)。然后使用正常温度统计数据来评估待测像素与正常温度的差异, 当发生火山活动或者存在流动的熔岩时待测像素与正常温度间差异明显, 待测像素作为热点像素被识别出来。Scaffidi I 等首先展示了 RST 在火山热点探测中的应用, 他们展示了 2001 年 7 月 13 日埃特纳火山场景的算法结果。在这幅图像中, 检测到了一个由山顶的熔岩流活动而产生的热像素, 以及一个较低强度的异常, 这个异常在 4 天后形成一个喷涌的裂缝 (Di Bello 等, 2004)。RST 算法在检测热点方面表现良好, 尤其是在检测局部小热点方面更为有效 (Pergola 等, 2009)。但其需要严格的地理定位要求和非常复杂的数据处理, 并且在持续记录固定的热异常方面效率不高 (Koeppen 等, 2011)。

Yuhaniz 和 Vladimirova (2009) 提出利用待测图像区域内的像素辐射亮度与参考图像中相同区域的像素辐射亮度进行比较, 以判断是否存在热异常。尽管该方法尚未对火山热点场景进行测试, 但它提供了一种应用基于时间的阈值的思路, 该方法基于像素光谱特性的时间变化, 仅使用两张 (而不是一组时间序列) 图像。

卫星对活火山的实时监测系统 REALVOLC (Real-time monitoring of active volcanoes by satellites) 是 Kaneko 等 (2010) 开发的基于中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 和 “多功能运输卫星” (MTSAT) 数据跟踪热异常的自动监测系统之一, 该系统自 2010 年以来一直在运行, 监测了东亚 147 座活火山, 并捕获了日本浅间山火山 (Asama) 和俄罗斯萨瑞彻维火山 (Sarychev Peak) 的喷发序列

(Kaneko 等, 2010)。在该系统中, MODIS 主要用于监测活动水平, 波段 21 ($3.929\text{—}3.989\ \mu\text{m}/1\ \text{km}$) 用于探测火山的热异常, 波段 31 ($10.780\ \mu\text{m}\text{—}11.280\ \mu\text{m}/1\ \text{km}$) 用于推断地面的背景温度, 利用热异常的时间序列变化检测喷发前异常。MTSAT 主要用于检测喷发事件。

自动化时空热异常检测算法 ASTDA (Automated spatiotemporal thermal anomaly detection) 使用在 Terra 卫星上搭载的星载热量散发和反辐射仪高级空间热发射和反射辐射计 (ASTER) 传感器的热红外 (TIR) 数据, 以意大利埃特纳火山 (Mt. Etna)、俄罗斯克柳切夫火山 (Kliuchevskoi)、智利拉斯卡尔火山 (Lascar)、墨西哥波波卡特佩特火山 (Popocatepetl) 以及危地马拉富埃戈火山 (Fuego) 5 个火山为例。检测每个火山场景的热异常, 并计算出热异常的最大值、平均值、面积和热通量等参数的时间序列。通过分析这些参数的时间序列, 可以识别出喷发前的微小热异常变化, 例如温度和面积的轻微增加, 从而进行火山喷发监测。该算法应用一组 Gabor 滤波器来强调图像中的空间边缘, 以区分微小的热异常和背景, 提高了微弱热异常的检测能力; 采用时空统计阈值, 提高了检测的鲁棒性。但其依赖大量数据计算背景阈值, 对数据量要求较高且计算过程相对复杂, 需要优化以提高运算效率 (Ramsey 等, 2023)。

3.3 综合特征算法

综合特征算法有利于研究火山热异常与火山喷发阶段之间的关系, 为了解火山热活动的变化规律提供有价值的信息, 并为监测火山喷发提供了重要参考 (Girina 等, 2023)。

Dean 等 (1998) 开发的 Okmok 算法结合了动态阈值算法和时间序列算法, 该算法应用于 AVHRR 数据中进行热点检测。通过评估目标像素是否高于 40 像素 $\times$ 40 像素子图像的平均温度来检测热异常。如果满足这种情况, 则该像素被称为异常。该算法还包含一个时序上的检测, 评估像素的温度随时间的变化是否偏离稳定的 (年度) 温度升高或降低趋势, 超过给定位置的典型温度范围的像素作为热异常像素被识别。

MODVOLC2 算法 2010 年开发, 应用于 MODIS 和 GOES 数据, 结合了 MODVOLC 算法和 RST 算法, 提高 MODVOLC 算法应用于全球数据集时的

检出率 (Koeppen 等, 2011)。该算法首先使用 MODVOLC 算法来识别热异常, 然后利用时间序列分析法识别没有超过 NTI 阈值但是与历史数据集相比统计为热异常的像素, 将该像素添加到由 MODVOLC 算法识别出的热像素中。该算法在识别高温热点的基础上又能有效的识别低温热点, 但是将会造成大量的图像分析和非常复杂的数据处理 (Koeppen 等, 2011)。

MIROVA 中红外火山活动观测 (Middle InfraRed Observation of Volcanic Activity) 是都灵大学和佛罗伦萨大学于 2015 年在 MODIS 数据中红外 (MIR) 波段分析基础上开发的增强型近实时火山热点探测系统 (Coppola 等, 2016)。该算法适用于中等程度爆炸发生的火山喷发活动的典型热异常相关的小热点, 它目前监测 215 座火山, 并显示各种测量的时间序列。使用 MODIS 数据可以测量火山活动辐射热量的火山辐射功率 (VRP), 以及更高水平的后处理产品, 如熔岩渗出率。同时将火山热活动级别根据火山辐射功率 (VRP) 的统计分析进行细分。新算法包括动态阈值、时间和光谱热点检测方法的原理。算法内容包括夜间和白天的报警检测, 尤其在夜间数据中检测小幅度热异常 ($<1\text{ MW}$) 方面表现出高性能, 并且假警报发生率低 ($<4\%$) (Coppola 等, 2015)。需要注意该算法在白天数据中的检测性能较差, 探测次数几乎是夜间探测的一半, 这是由于算法在白天数据中检测小热异常方面的局限性 (Coppola 等, 2020)。

3.4 人工智能

近年来, 随着人工智能 AI (Artificial Intelligence) 的快速发展, 机器学习和深度学习逐渐成为遥感火山热异常监测新的发展方向, 也涌现出大量利用人工智能方法研究火山热异常的案例。人工智能算法优势在于其强大的学习能力。这类方法通常利用历史火山活动数据来训练一个或多个机器学习模型, 通过学习与火山活动相关的复杂的空间、时间和光谱特征, 自动检测火山热异常 (Corradino 等, 2023)。例如通过人工智能方法可以学习熔岩流和喷发口的几何形状和纹理特征, 以及与火山活动直接相关的热量辐射特征等 (Amato 等, 2023)。这些特征使得模型能够有效地区分有火山热点和无火山热点的场景, 从而实现

对火山热点的自动识别。为了提高检测的准确性, 可以设置一个阈值来区分活跃的火山热点区域和噪声。这个阈值是通过实验确定的, 以平衡检测的敏感性和特异性, 并需要综合考虑火山活动的特点和图像数据的质量 (Proietti 等, 2023)。此外, 利用人工智能的方法还可以帮助识别和绘制熔岩流的热排放 (Corradino 等, 2019), 以及对火山爆发时火山灰云主要成分的探测和表征 (Torrisi, 2022)。

最近的研究表明, 机器学习算法分析卫星数据源可以有效消除固定阈值对最小可探测热异常的影响 (Corradino 等, 2022)。尽管这些人工智能方法在学习光谱空间特征方面更加准确和高效, 但在卫星图像处理中存在以下弊端: 机器学习模型需要大量的标注训练数据, 获取高质量标注数据需要耗费大量时间和人力。单个机器学习模型的泛化能力有限, 通常会产生许多误分类错误, 特别是在边缘细节和对象同质性方面 (Amato 等, 2023)。机器学习模型对数据分布敏感, 若训练数据与实际应用场景的数据分布存在偏差, 模型效果会下降 (Cariello 等, 2023)。机器学习模型需要调整大量超参数, 这需要大量的实验来确定最佳参数组合, 增加了模型开发的工作量。不同机器学习模型的预测结果可能存在较大差异, 因此需要采用集成学习等方法提高模型预测的稳定性。

4 精度分析

表 3 整理了各文献中算法针对不同火山的表现。将 VAST、MODVOLC、RST 这 3 种算法应用在相同的场景下 (埃特纳火山、斯特龙博利火山、奥古斯丁火山和武尔卡诺火山), 通过与人工检测的对比, 定量测试, 得到表 4 这 3 种算法的性能对比 (Steffke 和 Harris, 2011)。该测试结果表明, 随着正确识别的异常数量的增加, 误报的数量也会增加 (Steffke 和 Harris, 2011)。两表结果对比可以看到同一算法对不同火山情况应用时, 性能表现差异很大, 用户在选取算法时, 应充分考虑待测火山环境, 评估不同算法的适用性。

Amato E 等收集了西班牙拉帕尔马岛老昆布雷火山 (Cumbre Vieja)、意大利埃特纳火山 (Etna)、危地马拉富埃戈火山 (Volcán de Fuego)、冰岛盖尔丁达尔火山 (Geldingadalir)、夏威夷基拉韦厄火山 (Kilauea) 等 9 个火山 2013 年—2022 年的

数据，其中包含了每个火山的喷发记录。基于这些火山的 Sentinel-2 和 Landsat 8 卫星数据，构建了一个火山图像数据集，用于训练和测试 SqueezeNet 模型，并得到了相关的准确率等性能指标，得到表 5（Amato 等，2023）。

表 3 算法性能对比
Table 3 Algorithm performance comparison

算法	卫星数据	波段	正确率/%	误报率/%	漏报率/%	
MODVOLC	MODIS	MIR, TIR	64	3		(Steffke 和 Harris, 2011)
MODLEN	MODIS	MIR, TIR	92.2	7.8		(Lacava 等, 2018)
VAST	AGRI	MIR, TIR	94	39	6	(Chu 等, 2020)
HOTSAT	AGRI	MIR, TIR	94	11	7	(Chu 等, 2020)
RST	AVHRR	MIR, TIR	59	6		(Steffke 和 Harris, 2011)
HOTMAP	OLI/OLI-2/MSI	SWIR, NIR	80	10		(Murphy 等, 2016)
NHI	OLI/OLI-2/MSI	SWIR, NIR	84.78	15.22		(Marchese 和 Genzano, 2023)
FYVOLC	AGRI	MIR, TIR	97	12	11	(Chu 等, 2020)

表 4 基于定量和定性评估的算法性能排名
(Steffke 和 Harris, 2011)
Table 4 Algorithm performance rankings based on
quantitative and qualitative evaluations
(Steffke and Harris, 2011)

算法	正确率	错误率	正确率— 错误率
VAST	73	21	52
MODVOLC(AVHRR)	31	3	28
MODVOLC(MODIS)	64	3	61
RST	59	6	53

表 5 阈值算法、机器学习技术、深度学习模型准确率对比
(Amato 等, 2023)

Table 5 Comparison of threshold algorithms, machine
learning techniques, and accuracy of deep learning
models (Amato et al., 2023)

算法	准确率		
	Sentinel-2	Landsat 8	联合使用 Sentinel-2、 Landsat 8
固定阈值	98	94	97
统计阈值	74	71	73
X-Means	60	65	62
随机森林模型	100	—	—
SqueezeNet	100	94	98

没有一种算法可以实现百分之百识别热点像素，空间特征算法中固定阈值法的阈值选取需要根据特定场景设置，普适性差，但有利于近实时

处理大量数据（Wright 等，2004）；在动态阈值算法中，阈值基于当前时刻待测点的周围背景窗口确定，背景窗口的选择至关重要，检测结果会受到火山周围环境的影响，包括海陆边界和地表覆盖类型的差异可能导致误判（陈洁 等，2021）。时间特征算法最适合探测短暂喷发事件的数据，它在检测局部小热点方面更有效，但需要复杂的数据处理和严格的地理定位。然而，在提供持续、平稳的热异常的连续记录方面，效率较低（Pergola 等，2016）。因此开发综合特征算法，综合利用数据的时间特性和空间特性，以提高火山热点检测的准确性、鲁棒性或效率，才能够实现适用于全球范围内火山热点识别。

5 结 语

综上所述，从 20 世纪 80 年代卫星传感器开始用于量化和追踪活火山的热辐射，到 20 世纪 90 年代火山热点自动检测技术的兴起，火山热点探测的研究在取得了显著进展。中红外、热红外、短波红外通道观测已被证实可以有效地监测和表征火山热点。在国际层面，科学家们通过不同的遥感数据和算法实现了火山热点的自动检测，不仅提高了检测效率和精度，还考虑了数据的时间、空间和光谱特性，这为全球范围内的火山活动监测提供了有力支持。人工智能的广泛应用，使得算法在学习与火山活动相关的复杂的空间、时间和光谱特征方面更加准确和高效。而在国内，针对新一代气象卫星 FY-4A 的应用，FYVOLC 算法

展现了在火山热点探测方面的先进性, 尤其在对火山热异常时序变化的监测方面表现出色。

在未来的研究中, 可以进一步关注火山环境的特殊性, 提高算法在不同地理环境下的适应性。同时, 结合多种传统算法的优势与人工智能方法强大的学习能力, 例如利用大量历史数据样本结合从时序的角度识别热点。此外, 随着遥感技术的不断创新, 可以考虑融合更多高分辨率、多光谱的卫星数据, 以提高火山热点的空间分辨率和光谱分辨率。这将使研究者更好地捕捉火山活动的微观特征, 对小范围、低强度的热异常进行更为精细的监测。进一步提升全球火山热点监测的全面性和准确性, 这将为地质灾害监测、预警和防范提供更为可靠的科学依据。

参考文献(References)

- Amato E, Corradino C, Torrisi F and Del Negro C. 2023. A deep convolutional neural network for detecting volcanic thermal anomalies from satellite images. *Remote Sensing*, 15(15): 3718 [DOI: 10.3390/RS15153718]
- Blackett M. 2014. Thermal remote sensing of active volcanoes: a user's manual, by A. Harris. *International Journal of Remote Sensing*, 35(10): 3915-3916 [DOI: 10.1080/01431161.2014.896499]
- Cariello S, Corradino C, Torrisi F and Del Negro C. 2023. Cascading machine learning to monitor volcanic thermal activity using orbital infrared data: from detection to quantitative evaluation. *Remote Sensing*, 16(1): 171 [DOI: 10.3390/RS16010171]
- Chen J, Zheng W, Liu C and Tang S H. 2021. Temporal sequence method for fire spot detection using Himawari-8 geostationary meteorological satellite. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(10): 2095-2102 (陈洁, 郑伟, 刘诚, 唐世浩. 2021. Himawari-8 静止气象卫星时序法火点探测. *遥感学报*, 25(10): 2095-2102) [DOI: 10.11834/jrs.20219176]
- Chu S S, Zhu L, Sun H F, Li Q W, Zhang X R, Chen T T, Qiao L, Zhu W R, Zhao D X and Zhang Y H. 2020. Automated volcanic hot-spot detection based on FY-4A/AGRI infrared data. *International Journal of Remote Sensing*, 41(6): 2410-2438 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1688887]
- Coppola D and Cigolini C D. 2013. Thermal regimes and effusive trends at Nyamuragira volcano (DRC) from MODIS infrared data. *Bulletin of Volcanology: Journal of the International Association of Volcanology and Chemistry of the Earth's Interior*, 75(8): 744-1-744-15 [DOI: 10.1007/s00445-013-0744-z]
- Coppola D, Laiolo M, Cigolini C, Donne D D and Ripepe M. 2016. Enhanced volcanic hot-spot detection using MODIS IR data: results from the MIROVA system. *Geological Society, London, Special Publications*, 426(1): 181-205 [DOI: 10.1144/SP426.5]
- Coppola D, Laiolo M, Cigolini C, Massimetti F, Delle Donne D, Ripepe M, Arias H, Barsotti S, Parra C B, Centeno R G, Cevuard S, Chigna G, Chun C, Garaebiti E, Gonzales D, Griswold J, Juarez J, Lara L E, López C M, Macedo O, Mahinda C, Ogburn S, Prambada O, Ramon P, Ramos D, Peltier A, Saunders S, de Zeeuw-van Dalfsen E, Varley N and William R. 2020. Thermal remote sensing for global volcano monitoring: experiences from the MIROVA system. *Frontiers in Earth Science*, 7: 362 [DOI: 10.3389/feart.2019.00362]
- Coppola D, Macedo O, Ramos D, Finizola A, Donne D D, del Carpio J, White R, McCausland W, Centeno R, Rivera M, Apaza F, Ccalata B, Chilo W, Cigolini C, Laiolo M, Lazarte I, Machaca R, Masias P, Ortega M, Puma N and Taipei E. 2015. Magma extrusion during the Ubinas 2013-2014 eruptive crisis based on satellite thermal imaging (MIROVA) and ground-based monitoring. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 302: 199-210 [DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2015.07.005]
- Corradino C, Ganci G, Cappello A, Bilotta G, Hérault A and Del Negro C. 2019. Mapping recent lava flows at Mount Etna using multispectral Sentinel-2 images and machine learning techniques. *Remote Sensing*, 11(16): 1916 [DOI: 10.3390/rs11161916]
- Corradino C, Amato E, Torrisi F and Del Negro C. 2022. Data-driven random forest models for detecting volcanic hot spots in Sentinel-2 MSI images. *Remote Sensing*, 14(17): 4370 [DOI: 10.3390/RS14174370]
- Corradino C, Ramsey M S, Pailot-Bonnetat S, Harris A J L and Negro C D. 2023. Detection of subtle thermal anomalies: deep learning applied to the ASTER global volcano dataset. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5000715 [DOI: 10.1109/tgrs.2023.3241085]
- Dean K, Servilla M, Roach A, Foster B and Engle K. 1998. Satellite monitoring of remote volcanoes improves study efforts in Alaska. *EOS, Transactions American Geophysical Union*, 79(35): 413-423 [DOI: 10.1029/98EO00316]
- Del Negro C, Fortuna L, Vicari A and Ganci G. 2011. The HOTSAT volcano monitoring system based on combined use of SEVIRI and MODIS multispectral data. *Annals of Geophysics*(5), [DOI: 10.4401/ag-5338]
- Diaz J A, Pieri D, Wright K, Sorensen P, Kline-Shoder R, Arkin C R, Fladeland M, Bland G, Buongiorno M F, Ramirez C, Corrales E, Alan A, Alegria O, Diaz D and Linick J. 2015. Unmanned aerial mass spectrometer systems for in-situ volcanic plume analysis. *Journal of the American Society for Mass Spectrometry*, 26(2): 292-304 [DOI: 10.1007/s13361-014-1058-x]
- Di Bello G, Filizzola C, Lacava T, Marchese F, Pergola N, Pietrapertosa C, Piscitelli S, Scaffidi I and Tramutoli V. 2004. Robust satellite techniques for volcanic and seismic hazards monitoring. *Annals of Geophysics*, 47(1): 49-64 [DOI: 10.4401/ag-3258]
- Flower V J B and Kahn R A. 2020. Interpreting the volcanological processes of Kamchatka, based on multi-sensor satellite observations. *Remote Sensing of Environment*, 237: 111585 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111585]

- Francis P W and Rothery D A. 1987. Using the landsat thematic mapper to detect and monitor active volcanoes: an example from las-car volcano, northern Chile. *Geology*, 15(7): 614-617 [DOI: 10.1130/0091-7613(1987)15<614:UTLTMT>2.0.CO;2]
- Genzano N, Marchese F, Plank S and Pergola N. 2023. Monitoring the Mauna Loa (Hawaii) eruption of November – December 2022 from space: results from GOES-R, Sentinel-2 and Landsat-8/9 observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 122: 103388 [DOI: 10.1016/J.JAG.2023.103388]
- Girina O, Manevich A, Loupian E, Uvarov I, Korolev S, Sorokin A, Romanova I, Kramareva L and Burtsev M. 2023. Monitoring the thermal activity of Kamchatkan volcanoes during 2015-2022 using remote sensing. *Remote Sensing*, 15(19): 4775 [DOI: 10.3390/RS15194775]
- Girona T, Realmuto V and Lundgren P. 2021. Large-scale thermal unrest of volcanoes for years prior to eruption. *Nature Geoscience*, 14(4): 238-241 [DOI: 10.1038/S41561-021-00705-4]
- Glaze L, Francis P W and Rothery D A. 1989. Measuring thermal budgets of active volcanoes by satellite remote sensing. *Nature*, 338(6211): 144-146 [DOI: 10.1038/338144a0]
- Gouhier M, Guéhenneux Y, Labazuy P, Cacault P, Decriem J and Rivet S. 2016. HOTVOLC: a web-based monitoring system for volcanic hot spots. Geological Society, London, Special Publications, 426(1): 223-241 [DOI: 10.1144/SP426.31]
- Harris A J L, Rothery D A, Carlton R W, Langaas S and Mannstein H. 1995. Non-zero saturation of AVHRR thermal channels over high temperature targets: evidence from volcano data and a possible explanation. *International Journal of Remote Sensing*, 16(1): 189-196 [DOI: 10.1080/01431169508954388]
- Higgins J and Harris A. 1997. VAST: a program to locate and analyse volcanic thermal anomalies automatically from remotely sensed data. *Computers and Geosciences*, 23(6): 627-645 [DOI: 10.1016/S0098-3004(97)00039-3]
- Holmlund K, Grandell J, Schmetz J, Stuhlmann R, Bojkov B, Munro R, Lekouara M, Coppens D, Viticchie B, August T, Theodore B, Watts P, Dobber M, Fowler G, Bojinski S, Schmid A, Salonen K, Tjemkes S, Aminou D and Blythe P. 2021. Meteosat Third Generation (MTG): continuation and innovation of observations from geostationary orbit. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 102(5): E990-E1015 [DOI: 10.1175/BAMS-D-19-0304.1]
- Kaneko T, Yasuda A, Aoki Y, Kajiura K and Kitagawa S. 2010. Real-time monitoring of active volcanoes in East Asia using MODIS and MTSAT data and its advancement by GCOM-C1 SGLI//International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science. Kyoto, Japan: [s.n.]: 209-212
- Kervyn M, Harris A J L, Belton F, Mbede E, Jacobs P and Ernst G G J. 2006. MODLEN: a semi-automated algorithm for monitoring smallscale thermal activity at Oldoinyo Lengai Volcano, Tanzania//11th International Congress for Mathematical Geology: Quantitative Geology from Multiple Sources. Liège: [s.n.]: S09-15 [DOI: 1854/5913]
- Koeppen W C, Pilger E and Wright R. 2011. Time series analysis of infrared satellite data for detecting thermal anomalies: a hybrid approach. *Bulletin of Volcanology*, 73(5): 577-593 [DOI: 10.1007/s00445-010-0427-y]
- Lacava T, Kervyn M, Liuzzi M, Marchese F, Pergola N and Tramutoli V. 2018. Assessing performance of the RST_{VOLC} multi-temporal algorithm in detecting subtle hot spots at Oldoinyo Lengai (Tanzania, Africa) for comparison with MODLEN. *Remote Sensing*, 10(8): 1177 [DOI: 10.3390/rs10081177]
- Lombardo V. 2016. AVHotRR: near-real time routine for volcano monitoring using IR satellite data. Geological Society, London, Special Publications, 426(1): 73-92 [DOI: 10.1144/SP426.18]
- Marchese F and Genzano N. 2023. Global volcano monitoring through the Normalized Hotspot Indices (NHI) system. *Journal of the Geological Society*, 180(1): jgs2022-014 [DOI: 10.1144/JGS2022-014]
- Marchese F, Genzano N, Neri M, Falconieri A, Mazzeo G and Pergola N. 2019. A multi-channel algorithm for mapping volcanic thermal anomalies by means of Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI data. *Remote Sensing*, 11(23): 2876 [DOI: 10.3390/rs11232876]
- Mazzeo G, Ramsey M S, Marchese F, Genzano N and Pergola N. 2021. Implementation of the NHI (Normalized Hot Spot Indices) algorithm on infrared ASTER data: results and future perspectives. *Sensors*, 21(4): 1538 [DOI: 10.3390/S21041538]
- Murphy S W, de Souza Filho C R, Wright R, Sabatino G and Pabon R C. 2016. HOTMAP: global hot target detection at moderate spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 177: 78-88 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.027]
- Oppenheimer C. 1998. Review article: volcanological applications of meteorological satellites. *International Journal of Remote Sensing*, 19(15): 2829-2864 [DOI: 10.1080/014311698214307.]
- Pallister J S, Schneider D J, Griswold J P, Keeler R H, Burton W C, Noyles C, Newhall C G and Ratdomopurbo A. 2013. Merapi 2010 eruption—Chronology and extrusion rates monitored with satellite radar and used in eruption forecasting. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 261: 144-152 [DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2012.07.012]
- Pergola N, Coviello I, Filizzola C, Lacava T, Marchese F, Paciello R and Tramutoli V. 2016. A review of RST_{VOLC}, an original algorithm for automatic detection and near-real-time monitoring of volcanic hotspots from space. Geological Society, London, Special Publications, 426(1): 55-72 [DOI: 10.1144/SP426.1]
- Pergola N, D'Angelo G, Lisi M, Marchese F, Mazzeo G and Tramutoli V. 2009. Time domain analysis of robust satellite techniques (RST) for near real-time monitoring of active volcanoes and thermal precursor identification. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 34(6/7): 380-385 [DOI: 10.1016/j.pce.2008.07.015]
- Proietti C, De Beni E, Cantarero M, Ricci T and Ganci G. 2023. Rapid provision of maps and volcanological parameters: quantification of the 2021 Etna volcano lava flows through the integration of multiple remote sensing techniques. *Bulletin of Volcanology*, 85

- (10): 58 [DOI: 10.1007/S00445-023-01673-W]
- Ramsey M S, Corradino C, Thompson J O and Leggett T N. 2023. Statistical retrieval of volcanic activity in long time series orbital data: implications for forecasting future activity. *Remote Sensing of Environment*, 295: 113704 [DOI: 10.1016/J.RSE.2023.113704]
- Reath K, Pritchard M, Poland M, Delgado F, Carn S, Coppola D, Andrews B, Ebmeier S K, Rumpf E, Henderson S, Baker S, Lundgren P, Wright R, Biggs J, Lopez T, Wauthier C, Moruzzi S, Alcott A, Wessels R, Griswold J, Ogburn S, Loughlin S, Meyer F, Vaughan G and Bagnardi M. 2019a. Thermal, deformation, and degassing remote sensing time series (CE 2000-2017) at the 47 most active volcanoes in Latin America: implications for volcanic systems. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 124(1): 195-218 [DOI: 10.1029/2018JB016199]
- Reath K, Pritchard M E, Moruzzi S, Alcott A, Coppola D and Pieri D. 2019b. The AVTOD (ASTER Volcanic Thermal Output Database) Latin America archive. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 376: 62-74 [DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2019.03.019]
- Rothery D A, Francis P W and Wood C A. 1988. Volcano monitoring using short wavelength infrared data from satellites. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 93(B7): 7993-8008 [DOI: 10.1029/JB093iB07p07993]
- Schroeder W, Oliva P, Giglio L, Quayle B, Lorenz E and Morelli F. 2016. Active fire detection using Landsat-8/OLI data. *Remote Sensing of Environment*, 185: 210-220 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.032]
- Steffke A M and Harris A J L. 2011. A review of algorithms for detecting volcanic hot spots in satellite infrared data. *Bulletin of Volcanology*, 73(9): 1109-1137 [DOI: 10.1007/s00445-011-0487-7]
- Torrisi F. 2022. Automatic detection of volcanic ash clouds using MSG-SEVIRI satellite data and machine learning techniques. *Il Nuovo Cimento*, 45C(4): 81 [DOI: 10.1393/ncc/i2022-22081-0]
- Valade S, Ley A, Massimetti F, D'Hondt O, Laiolo M, Coppola D, Loibl D, Hellwich O and Walter T R. 2019. Towards global volcano monitoring using multisensor sentinel missions and artificial intelligence: the MOUNTS monitoring system. *Remote Sensing*, 11(13): 1528 [DOI: 10.3390/rs11131528]
- Westercamp D and Li S B. 1982. Five components of volcanic danger. *Impact of Science on Society*, (1): 37-51 (Westercamp D, 李树宝. 1982. 火山危险中的五个组成部分. *科学对社会的影响*, (1): 37-51)
- Wright R, Flynn L P, Garbeil H, Harris A J L and Pilger E. 2004. MODVOLC: near-real-time thermal monitoring of global volcanism. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 135(1/2): 29-49 [DOI: 10.1016/j.jvolgeores.2003.12.008]
- Yan J J, Qu J H, Ran M N and Zhang F F. 2020. Himawari-8 AHI fire detection in clear sky based on time-phase change. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 571-577 (鄢俊洁, 瞿建华, 冉茂农, 张芳芳. 2020. 基于时相变化的晴空条件下 Himawari-8 AHI 火点检测. *遥感学报*, 24(5): 571-577) [DOI: 10.11834/jrs.20209122]
- Yuhaniz S S and Vladimirova T. 2009. An onboard automatic change detection system for disaster monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 30(23): 6121-6139 [DOI: 10.1080/01431160902810638]
- Zhang P, Guo Q, Chen B Y and Feng X. 2016. The Chinese next-generation geostationary meteorological satellite FY-4 compared with the Japanese Himawari-8/9 satellites. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 6(1): 72-75 (张鹏, 郭强, 陈博洋, 冯绚. 2016. 我国风云四号气象卫星与日本 Himawari-8/9 卫星比较分析. *气象科技进展*, 6(1): 72-75) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2016.01.010]
- Zhang P, Zhu L, Tang S H, Gao L, Chen L, Zheng W, Han X Z, Chen J and Shao J L. 2019. General comparison of FY-4A/AGRI with other GEO/LEO instruments and its potential and challenges in non-meteorological applications. *Frontiers in Earth Science*, 6: 224 [DOI: 10.3389/feart.2018.00224]
- Zheng W, Chen J, Yan H, Liu C and Tang S H. 2020. Global fire monitoring products of FY-3D/MERSI-II and their applications. *Journal of Remote Sensing*, 24(5): 521-530 (郑伟, 陈洁, 闫华, 刘诚, 唐世浩. 2020. FY-3D/MERSI-II 全球火点监测产品及其应用. *遥感学报*, 24(5): 521-530) [DOI: 10.11834/jrs.20209177]

Progress of research on volcano hotspot identification algorithms using satellite infrared data

ZHAO Fenghua^{1,2}, GAO Ming¹, ZHU Lin³, SUN Hongfu¹, ZHENG Wei³, LIU Cheng³,
LI Xinyu¹, LIU Tao¹, WENG Zefeng¹

1. China University of Mining & Technology(Beijing) College of Geoscience and Surveying Engineering, Beijing 100083, China;

2. North China Institute of Science and Technology, Langfang 065201, China;

3. Key Laboratory of Radiometric Calibration and Validation for Environmental Satellites, National Satellite Meteorological Center (National Center for Space Weather), Innovation Center for Feng Yun Meteorological Satellite, Beijing 100081, China

Abstract: Volcano monitoring is essential for predicting volcanic eruptions and implementing early warning measures. Traditional ground-

based monitoring methods cannot fully cover all volcanoes. Satellite remote sensing technology, with its advantages of global coverage and high temporal and spatial resolutions, is an important complement for near-real-time monitoring of volcanic activities, especially for the detection of lava flows and volcanic thermal anomalies.

This study presents the current status of typical sensors used for infrared remote sensing of volcanic hotspots and summarizes the methodology for detecting volcanic hotspots by using satellite infrared data. First, the history of thermal infrared satellite data monitoring and satellite system development is summarized. Notably, various types of algorithms and satellite systems have been applied to make the monitoring of volcanic activities at the global scale efficient and accurate. Second, the development of volcanic hotspot identification algorithms is analyzed, and existing volcanic hotspot identification algorithms are classified into four categories in accordance with the different characteristics of the volcano used and its surrounding features (spatial/temporal). The four algorithm categories are spatial feature, temporal feature, comprehensive feature, and artificial intelligence algorithms. The spatial feature algorithms are categorized into fixed and dynamic threshold methods on the basis of different methods of threshold selection (fixed/dynamic threshold). On the basis of the classification above, we describe the current status of the volcanic hotspot identification algorithms and summarize their data, scope of application, and application limitations to provide a comprehensive classification and assessment for understanding and improving volcano hotspot detection technology. Such classification and assessment are crucial for the development of future volcano thermal remote sensing theories and technologies.

Subsequent research should improve the adaptability of the algorithms to different volcanic environments, combine the advantages of traditional algorithms and artificial intelligence, and utilize historical data and time-series analyses to identify volcanic hotspots accurately. In addition, the fusion of high-resolution and multispectral satellite data can improve the spatial and spectral resolutions of volcanic activity monitoring, thus capturing the microfeatures of volcanoes accurately. These improvements will enhance the comprehensiveness and accuracy of volcanic hotspot monitoring and provide reliable support for the monitoring, early warning, and prevention of geologic hazards.

Key words: volcanic lava flows, thermal remote sensing, infrared satellite data, volcano monitoring, thermal anomalies, hotspot automatic detection, algorithm classification, disaster prevention and reduction

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271383)