

引用格式: 林岭,孔祥增,李南,等.尼泊尔地震的NOAA卫星数据震前异常分析[J].地球信息科学学报,2018,20(8):1169-1177. [Lin L, Kong X Z, Li N, et al. Pre-earthquake anomaly data mining of remote sensing OLR in Nepal earthquake, 2018,20(8):1169-1177.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170567

尼泊尔地震的NOAA卫星数据震前异常分析

林 岭¹,孔祥增¹,李 南²,熊 攀³

1. 福建师范大学数学与信息学院,福州 350000; 2. 福建农林大学计算机与信息学院,福州 350000; 3. 中国地震局地震预测研究所,北京 100036

Pre-earthquake Anomaly Data Mining of Remote Sensing OLR in Nepal Earthquake

LIN Ling^{1*}, KONG Xiangzeng¹, LI Nan², XIONG Pan³

1. College of Mathematics and Informatics, Fujian Normal University, Fuzhou 350000, China; 2. College of Computer and Information Sciences, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350000, China; 3. Institute of Earthquake Science, China Earthquake Administration, Beijing 100036, China

Abstract: A number of researches have shown that the occurrence of earthquakes is often accompanied by abnormal warming of infrared radiation data, which is hidden in the Outgoing Long-Wave Radiation (OLR) data, which has been captured by the NOAA remote sensing satellite. These abnormal signals are embedded in a large amount of normal information and cannot be recognized by human eyes or some common methods. Many scholars utilized different means to analyze the anomaly of infrared remote sensing data. However, there were still lack of any effective processing techniques and algorithms, and most of the thermal infrared satellite remote sensing data weren't fully utilized. In this work, we propose a data mining algorithm, which is based on the anomaly features of the martingale theory. The algorithm first calculates the distance between a sample point and the cluster, and then determines whether the measured point is abnormal according to a comprehensive operation of the number of abnormal points nearest to each point, and calculates the whole event sequence data changing trend based on the martingale theory. The martingale value (i.e. CD value) corresponding to each original point is obtained, so that the original data is stripped out, the noise and the normal data are obtained, and the anomaly is analyzed before the earthquake. The OLR data sources used in the experiments on this algorithm were from three earthquakes happened in Nepal between September 2014 and July 2015 (including the Ms7.8 earthquake in April 25, 2015). We found that the CD value of the OLR data about the epicenter region began to have significant temporal correlation characteristics of anomalous data changes as early as 2 or 3 months before the earthquake. The results of this research were similar to the comparison of the OLR original and CD values of the Wenchuan and Lushan earthquakes. In this paper, we analyzed the anomaly of the three earthquakes one month before and some two weeks after the earthquakes. The experimental results show that when the earthquake is

收稿日期 2017-11-28;修回日期:2018-04-25.

基金项目:福建省引导性项目(2015Y0054);国家自然科学基金青年项目(41601477);国家自然科学基金项目(61361136002、61772004)。[**Foundation items:** Leading Project of Fujian Province, No.2015Y0054; National Natural Science Foundation of China Youth Fund, No.41601477; National Natural Science Foundation of China, No.61361136002, 61772004.]

作者简介:林 岭(1973-),女,福建福州市,硕士,讲师,研究方向为机器学习、数据挖掘与软件工程。

E-mail: linling@fjnu.edu.cn

larger, and the anomaly CD value occurs earlier. In conclusion, the more obvious the anomaly is, the closer the region is to the epicenter or fault zone, the farther from the epicenter, the weaker and appeared later the abnormal signal.

Key words: OLR; Martingale theory; data mining; Nepal earthquake; anomaly detection

***Corresponding author:** LIN Ling, E-mail: linling@fjnu.edu.cn

摘要: 发生地震时常伴随有地热辐射增强现象,这些异常信息隐藏于遥感卫星 NOAA 所捕获的地球射出长波辐射(OLR)数据中,目前多数研究还停留在对源数据的解读,缺乏有效的信息处理技术,致使大部分的 OLR 数据没有得到充分利用。因此,本文提出一种基于鞅理论的概率统计方法来识别异常特征算法,从有噪声的非结构化的源数据中提取出震前 OLR 数据异常变化特征序列,从时间序列和地域范围进行震前异常分析。本算法实验是以尼泊尔的在 2014 年 9 月至 2015 年 7 月期间(包括 2015 年 4 月 25 日 Ms7.8 大地震)发生的 3 次地震的 OLR 数据为例,实验结果显示震中区域的 OLR 数据在震前的 2~3 个月开始有显著的异常数据变化,通过分析发现数据显示数据异常在震前出现的时间长短与地震的大小相关,异常的发生区域与震区周围的地貌特征相关。这说明基于鞅理论的算法所提取的 OLR 数据异常点序列的确与地震发生的时间地点是有关系的。

关键词: 射出长波辐射;鞅理论;数据挖掘;尼泊尔地震;异常提取

1 引言

自 20 世纪 80 年代苏联科学家 Gorny 等首次报道了在中亚及东地中海地区很多中强震都出现震前大面积的卫星红外异常现象,提出“地球热红外辐射是地震活动性的指征”以来^[1-2],卫星遥感技术已经在地质领域中得到广泛的应用。随着卫星遥感技术的发展,震前在孕震区会出现的地表温度增高的数据可以被热红外遥感卫星所监测到。这些数据是有噪声且非结构化的,需要通过统计学和数据挖掘技术,提取数据中隐含的异常序列,分析热红外数据在震前是否出现征兆性的异常^[3]。许多国内外的学者在此项研究中提出了各种方法。郭晓等^[4]提出针对静止卫星的中波红外热辐射异常信息的小波变换和计算功率谱方法,该方法采用小波变换进行信息提取,功率谱估计的方法获得优势频率和幅值。张元生等^[5]提出,分析静止卫星红外遥感亮温数据,对汶川、玉树等特大地震的热红外与长波辐射异常特征进行研究,通过小波变换和功率谱估计,发现在大地震之前热辐射异常明显,存在明显的特征周期和振幅,并探讨了热异常分布区域。对世界各地不同时期的地震卫星红外数据进行分析,发现许多强震前均出现大面积红外辐射数据异常增温现象^[6-8]。Marzocchi 等^[9]用贝叶斯估计方法来分析地震数据。熊攀等^[10]用一种基于小波变换的数据挖掘技术来分析射出长波辐射(OLR)数据的异常,认为提出的方法发现异常点与地震之间存在一定的联系。

虽然许多学者采用不同的方式对热红外遥感数据的异常点进行识别分析,但这些技术分析的结果

大多缺乏有效的处理技术和算法来提取与地震相关的异常信息,且大多数的热红外卫星遥感数据并没有被充分利用^[11]。数据挖掘(Data Mining)技术是从大量的、不完全的、有噪声的、模糊的、随机的数据中提取隐含的、无法预知、潜在有用的信息和知识的过程^[12]。本文提出一种利用鞅理论的异常识别算法,提取隐含在地震热红外遥感数据中的异常信息。本文以尼泊尔的 4 月 25 日 Ms7.8 大地震为研究案例,对其前后 1 年(2014 年 9 月至 2015 年 7 月)的遥感卫星所获取的射出长波辐射数据及其周边震区(21.98~20.73° N, 78.48~90° E)进行邻近地域与时间序列的震前异常分析,研究其数据异常变化趋势识别数据信息在地震前的异常,探讨 OLR 数据在震前的异常变化与地震之间的关系。

2 数据源与处理

长波辐射数据(Outgoing Longwave Radiation, OLR)是指地-气系统向外层空间发射的电磁波能量密度,又可称为热辐射通量密度,是从被遥测目标的温度计算出的相应辐射通量密度^[13]。如图 1 所示,美国 NOAA 卫星是与太阳轨道同步的极轨式卫星,对遥测数据进行多次空间平均后,可提供按地理的经纬网格 2.5×2.5 间距的全球逐日平均和逐月平均的 OLR 数据^[5]。

震前岩石圈的压力增加会导致地表岩石温度及其环境温度的上升,经过大气层会受到云层、温室效应等的影响。但采用大面积的宏观观测可以减少这些因素的影响,如采用美国国家环境预测中心(NCEP)的再分析资料法(该方法使用了卫星、飞

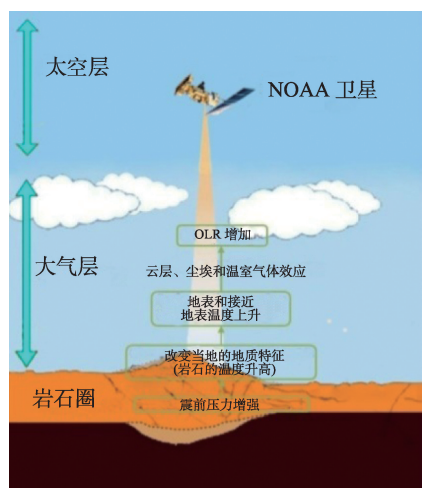


图1 震前的射出长波辐射(OLR)遥感监测示意图

Fig. 1 Diagram of earth's Outgoing Longwave Radiation (OLR) before earthquake

机及地面等观测资料,并经过气候模式同化处理)使得由地震引起的大面积的地表温度变化可以被热红外遥感卫星监测到^[14-21]。震前的孕震地区地壳板块的压力会抬高内部的岩石圈,而这将改变当地的地质特征(如温度、断裂和连接等)影响地表和接近地表的温度。还有一些因素会影响遥感卫星对 OLR 的变化的获取,如大气的云层和尘埃吸收或反射 OLR,温室气体(如二氧化碳、氮气或水汽)吸收某种波长的 OLR。因此,遥感卫星所记录的长波辐射数据是有噪音的、非结构化的和鲁棒性的,需要用数据挖掘技术来提取隐含在这些数据中的异常信息。

本文所使用的 OLR 数据来自美国国家海洋和大气管理局 (NOAA) (ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/precip/noaa18_olr)。本文结合概率统计理论中的鞅理论和 OLR 数据序列特征,提出一种地震监测数据异常识别算法提取 OLR 数据的异常特征。实验对象的时间跨度取自从 2014 年 9 月到 2015 年 7 月的 10 个月,地域范围是以尼泊尔地震的震中为核心的 21.98~20.73° N, 78.48~90° E 区域。

尼泊尔在该区域的这段期间共发生了 3 次地震(表 1),地震信息数据来源是美国地质调查局 (USGS) 所提供的网络数据资料(<https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/>)。这 3 次地震的震中在地理位置非常接近,均处于地中海-喜马拉雅地震带附近。

为便于进行地域震区的分析,本文对被分析地域,进行网格单位化的定义分割,如图 2 所示,以尼泊尔地震的震中为中心点分别沿经度与维度方向,按照每个网格横向纵向的 2.5 个经纬度将地域网格划分为若干个网格单元。图中的地域的网格化处理是以表 1 中序号为 2 的 7.8 级地震为核心,在其周边地区以经纬网格 2.5°×2.5° 间距进行地域划分,形成 25 个地域网格,实验将对每个网格中的获取 NOAA 卫星的 OLR 信号分别进行异常序列的分析,并进一步验证异常点与地震的时间和地理位置的关系。

本文网格的经纬度取值是取四舍五入后的一位小数点。例如,13 号网格是震中加德满都,取经纬度分别为 28.2°N 和 34.7°E,则可知 13 号网格的范围则是 26.95°~29.45° N, 33.45°~35.95° E。图 2 中的横穿网格中间部分的横贯中部的弯曲线是全球著名的地震带——地中海-喜马拉雅地震带。尼泊尔位于欧亚板块和印度洋板块的交界区,南北两大板块以每年 4~5 cm 的速度相向“漂浮”移动,在这种相互作用下,地震现象频繁。2015 年 4 月 25 日著名的尼泊尔大地震就是由于印度洋板块和欧亚大陆挤压逆冲而造成的。

3 算法分析

为了能够有效地识别隐含在 OLR 数据里的异常信息,采用数据挖掘技术监测数据变化,利用鞅理论的原理进行异常特征值的提取,实现对原数据的异常特征的分析与处理,识别出热红外遥感温度变化的异常,以期能够动态刻画射出长波辐射监测

表 1 2014 年 11 月至 2015 年 5 月尼泊尔地震清单

Tab. 1 List of Nepal earthquakes from May 2015 to November 2014

序号	日期	时间(UTC)	震中	经纬度	震级	深度/km
1	2014-12-18	15:32:12	29 km SSE of Zuobude, 中国	27.74 °N, 86.37° E	5.0	33.6
2	2015-04-25	06:11:25	36 km E of Khudi, 尼泊尔	28.23 °N, 84.73 °E	7.8	8.2
3	2015-05-12	07:05:19	19 km SE of Kodari, 尼泊尔	27.81 °N, 86.07 °E	7.3	15

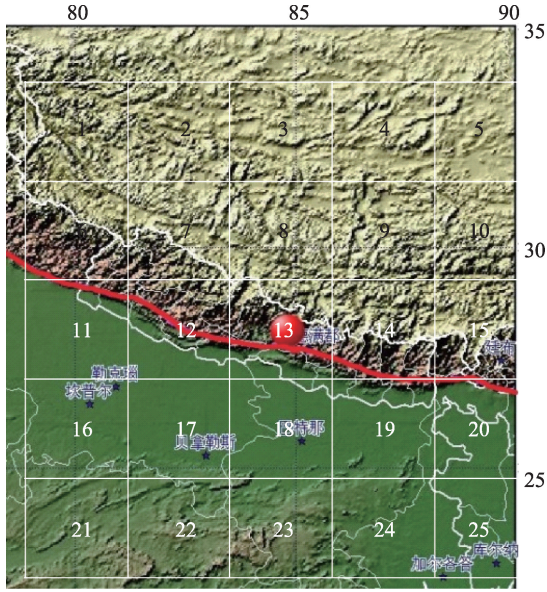


图2 地图的网格化处理示意图

Fig. 2 Diagram of grid map

数据变化过程,分析其异常变化规律,进而探讨震前OLR数据异常特征序列与地震的相关性。

以数据集 $O = \{o_1, \dots, o_{i-1}\}$ 表示的之前的 $i-1$ 个OLR数据, o_i 表示当前点的OLR数值。显然,当没有地质活动时,地表辐射的温度变化应相对平稳且有规律,即样本之间应具有相似性的,依据文献[22]可以将 $O \cup \{o_i\}$ 看成是属于同一个聚类。只有当有地震现象或者其他地质活动时,样本之间将呈现差异性。

通过计算一个样本点与聚类的距离,来度量一个样本点的异常性。假设需要判断是否异常的样本点为 o_i ,先计算 $P_i = O \cup \{o_i\}$ 的方差均值 m ,再计算 o_i 到 m 的距离。

$$d_i = d(P, o_i) = \|o_i - m\| \quad (1)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示距离度量函数; d_j 表示第 j 点的异常值。

考虑 o_1, o_2, \dots, o_{i-1} 的分布情况,可以依据 O 近邻点的个数衡量其异常程度。式(2)的 $\hat{p}_{i,k}$ 用来衡量 o_i 所对应OLR数据的平稳程度。

$$\hat{p}_{i,k}(P_n, \theta_n) = \frac{\#\{j|d_j > d_i\} + \theta_{i,k} \#\{j|d_j = d_i\}}{i} \quad (2)$$

式中: $\#\{\cdot\}$ 是一个返回满足给定条件的样本数量的函数, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, i$; d_i 采用式(1)计算; k 表示样本点的序号,当前默认选择前100个点为样本点。

式中: $\theta_{i,k}$ 为(0,1)范围内选取的参数,设置为

$$\theta_{i,k} = \begin{cases} 0.01 \times (k-1) + 0.0001 \times (100-k), & k \leq 50 \\ 1 - (0.01 \times (k-50-1) + 0.0001 \times (100-(k-50))), & 50 < k \leq 100 \end{cases} \quad (3)$$

从式(2)可看出, $\hat{p}_{i,k} \in (0, 1]$, $\hat{p}_{i,k}$ 值越大,表明 o_i 越符合前面的样本分布,当天数据出现异常的可能就更小。而由于OLR数据难免会存在噪声和不稳定的情况,因此即使出现相对较小的 \hat{p} 值,也不足以说明当天OLR数据相对于整体出现异常。这里需要考虑应用鞅(Martingale)理论^[23],综合评估整个时间序列的数据的变化趋势。

鞅理论起源于赌博业,是现代概率和随机过程的基础,在金融投资决策和控制模型等方面有重要应用,是最早金融资产定价模型之一。为了更科学地反映OLR数据变化模型,结合鞅理论与OLR数据特点,需要分析每个样本点 o_i 所对应的第 n 个点的鞅值 M_n 。

$$M_n = \prod_{i=1}^n (\varepsilon \hat{p}_{i,k}^{\varepsilon-1}) \quad (4)$$

通过多次试验,在计算鞅值的基础上,基于参数的优化处理,得到最终定义数据点的概率变化程度。

$$CD_n^{(\varepsilon)} = \frac{\sum_{k=1}^{100} \prod_{i=1}^n (\varepsilon \hat{p}_{i,k}^{\varepsilon-1})}{100} \quad (5)$$

根据文献[21],取参数 $\varepsilon=0.82$,初始化值 $CD_0^{(\varepsilon)}=1$ 。从式(4)的计算过程可以看出, M 值越大则表示之前一定时间内OLR数据的异常越明显。

在对样本分析时,发现由于实际数据本身可能存在偏差,造成一些数据点异常度过大,采用阈值 h 的约束减少“毛刺”,设置阈值为1000,当出现 $CD_n^{(\varepsilon)} \geq h$ 时,从 d_{i+1} 开始重新开始算法,返回式(1)继续执行。本算法的实验在MATLAB平台上已经实现,据文献[24]执行并测试,算法流程如图3所示。

4 结果与分析

OLR数据在尼泊尔地区的时间2014年9月28日到2015年7月25日的波动原始数据图,如图4(a)所示。从温度变化数据曲线的振动频率上可以看到,2月25日之前的信号波动频率相对较低,从2月25日开始振动频率逐渐变大,总的振幅也有所增

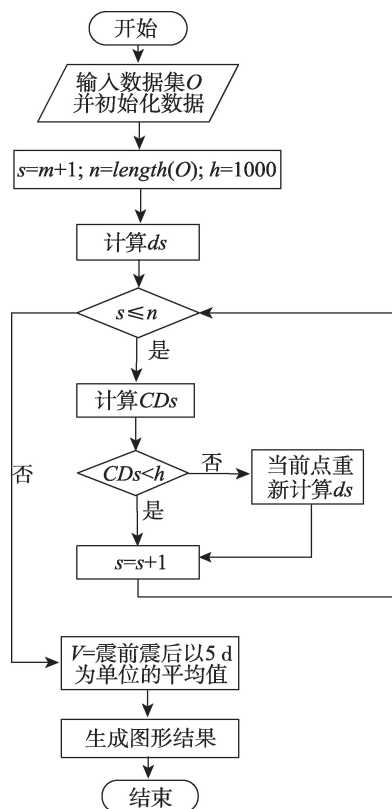


图3 算法流程图

Fig. 3 Flowchart for the algorithm

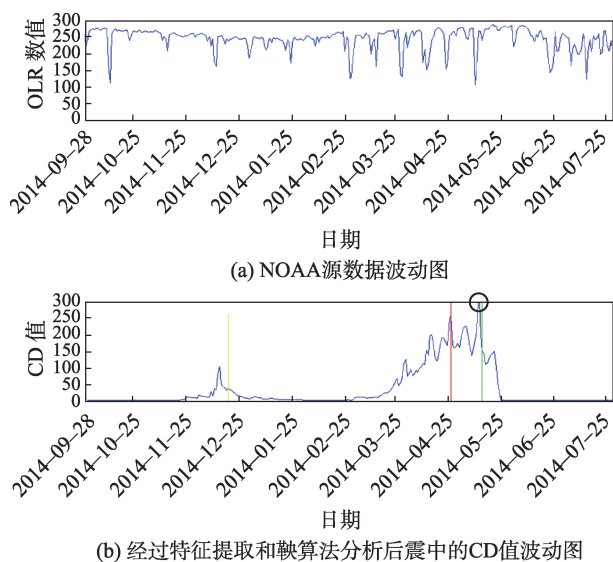


图4 NOAA源数据图与CD值波动图

Fig. 4 The original NOAA data graph and the wave diagram of the CD values

高。通过采用基于熵理论的算法对原始信号分析与处理后得到的CD值波动曲线图(图4(b)),曲线走势更清晰地展示了异常信息的变化情况。图4(b)中的3条竖线,分别表示在此期间的3次地震的时间,容

易看出在3次地震的时间或附近均出现了震前异常信号增加的情况,与地震发生的时间相吻合。

除了尼泊尔地区,实验小组还对汶川2008年5月12日和芦山地区2013年4月20日的2次大地震做了震前的数据分析。图5(a)、(b)是汶川地震的OLR数据波动图与CD值波动图,图5(c)、(d)是芦山地震的OLR数据波动图与CD值波动图。从图中可看出,对于这2个地震,与尼泊尔地震OLR数据分析结果类似,震前CD值的波动走势显示与地震发生时间吻合,在地震前2-3个月开始出现异常信息的波动,并随着地震的来临,异常值逐渐波动并增大。

本文以尼泊尔地区的地震OLR信号分析为例,分别阐述捕获的异常信息与地震发生的时间和地域相关性。

4.1 时间相关性分析

尼泊尔地区3个时间段的地震时间,从左到右分别用3条竖线表示,如图4(b)所示。第1次的地震发生在2014年12月18日,地震的前一个月11月20日左右开始出现波动,而到2015年4月25日则早在2月25日附近就开始出现CD值的变化,并随着时间的推移,CD值呈现“爬坡”式的上扬。NOAA数据在地震前2个月开始出现异常,随着时间的推移,该异常有逐渐增长的趋势,从图中可见总的趋势是不断波动并上扬,并在4月25日的7.9级地震的当天CD值达到了顶峰,之后虽然数据下落,但是震荡后又开始上扬。而美国地质调查局(USGS)所提供的网络数据表明在5月12日尼泊尔又遭遇了一次大的余震,相应的在图4(b)中显示地震前的热辐射信号的异常值CD值开始陡然走高,在尼泊尔5月12日地震(图中第3条竖线所标示)前夕出现奇点(图4(b)圆环标示处),5月11日的CD值突破了Y轴最高值300,实质上该天CD值数据达到了413.09,而第二天的地震的震级为7.3级,给当地造成了更大的损失。之后CD值则迅速滑落,而从实际情况来看尼泊尔虽然不断有小的余震,但没有再遭遇更大的地震了。

这个实验结果是否是个案现象呢?研究小组对汶川和芦山地震的震前NOAA数据进行了同样算法分析与数据挖掘实验,从实验结果的图5(b)、(d))可以看出,在汶川2008年5月12日和芦山2013年4月20日的大地震前2-3个月,CD值均开

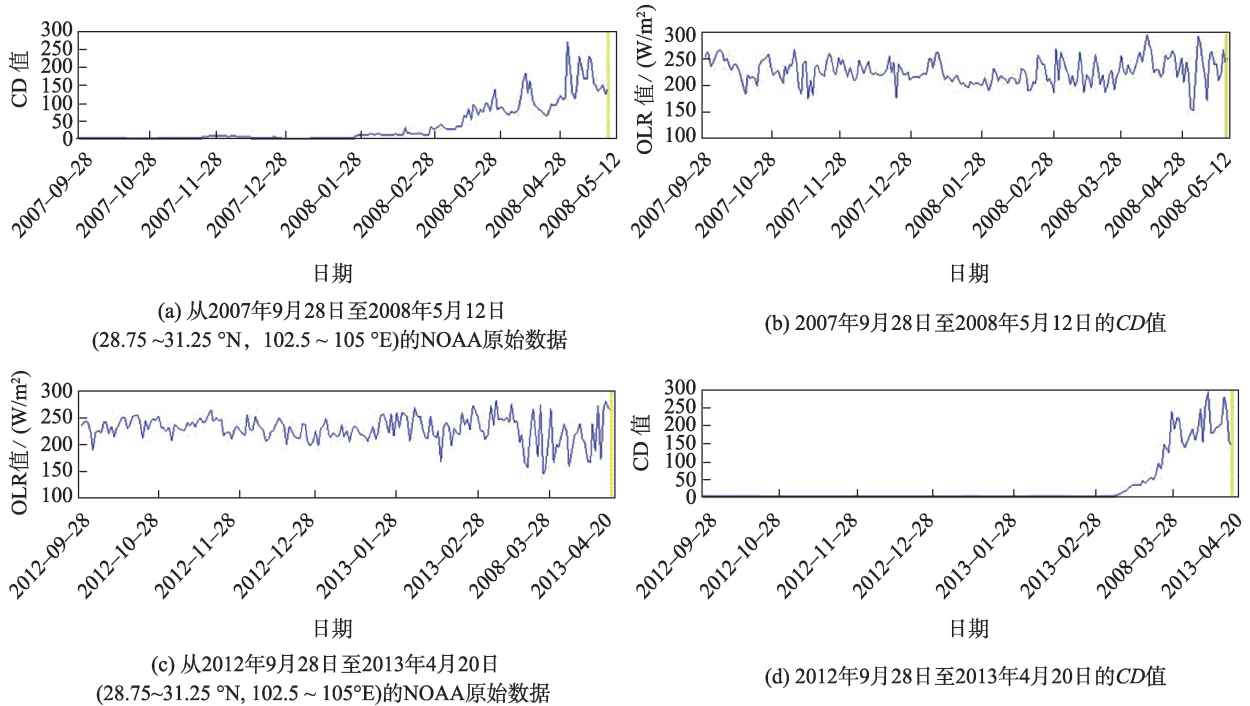


图5 汶川与芦山的NOAA源数据与CD值图

Fig. 5 The original NOAA data and CD values in Wenchuan and Lushan area

始出现“爬坡”现象,随着时间的推移CD值不断上扬与震荡,一直持续到地震的发生,异常点的时间序列与实际地震所发生的时间相吻合。而在未发生地震的时间段里(图4(b)中1月25日至2月25日,图5(b)中的1月之前和图5(d)3月之前的CD值曲线则呈现“平稳状态”),没有出现明显的“凸起”现象。

可见,基于熵理论的算法对源数据中隐藏的异常信息的数据挖掘是有效的,对NOAA源数据提取异常序列后,所得的CD值波动是与地震是在时间上有一定关联。

4.2 地域相关性分析

尼泊尔位于地中海-喜马拉雅地震带,这一地震带系欧亚板块与非洲板块、印度洋板块的交界区,其地震活动释放的能量占全球地震释放总能量的24%。尼泊尔地震的直接动力学成因是印度板块与欧亚板块沿北东走向以45 mm/a的速度汇聚,造成喜马拉雅山脉的隆起。地震区域的地域性异常数据分析,是对以震中为中心的周边地区的NOAA数据的算法实施后的CD值变化状况进行分析,对不同单元网格的CD值变化曲线进行综合分析。

本算法中CD值代表当前数据点相对于该点前

面数据的异常程度。由式(5)可知,CD值越大表明当前数据点的相对异常变化越大。本次实验的3个地震对象中,以取尼泊尔的2015年4月25日的7.8级地震的OLR数据分析为例,对图2中的25个网格分别执行应用算法提取异常序列,即对应每个网格都生成CD值变化曲线图,再分别对25个CD值进行5 d为单位的均值化处理,本文仅对震前25天与震后15 d的NOAA数据的异常情况进行统计。图6与图2的网格号一一对应,图6中每个柱体表示以5 d为单位的CD值的均值,每个小图中的竖线表示地震日期。通过网格单位化后所对应的地理位置相对地震带的分布来说较工整,图2中部的网格13覆盖尼泊尔地震震中,网格1-10(前两行)落于上半部分的欧亚板块,网格16-25(后两行)对应的是印度洋板块,而地中海-喜马拉雅地震带则贯穿的是网格11-15(中间一行),网格6-20也有覆盖到地震带,相对震中较远,覆盖的部分不多。

尼泊尔地震的成因是印度板块(网格16-25所处位置)向北俯冲在欧亚板块(网格1-10所处位置)之下,导致岩石的强度低于应力的强度,产生逆冲断裂,并在破裂的过程中相应区域释放巨大的能量。图6在网格1-10中,有8个网格(网格2-5与网格7-10)都出现不同程度的一致CD均值上扬的趋

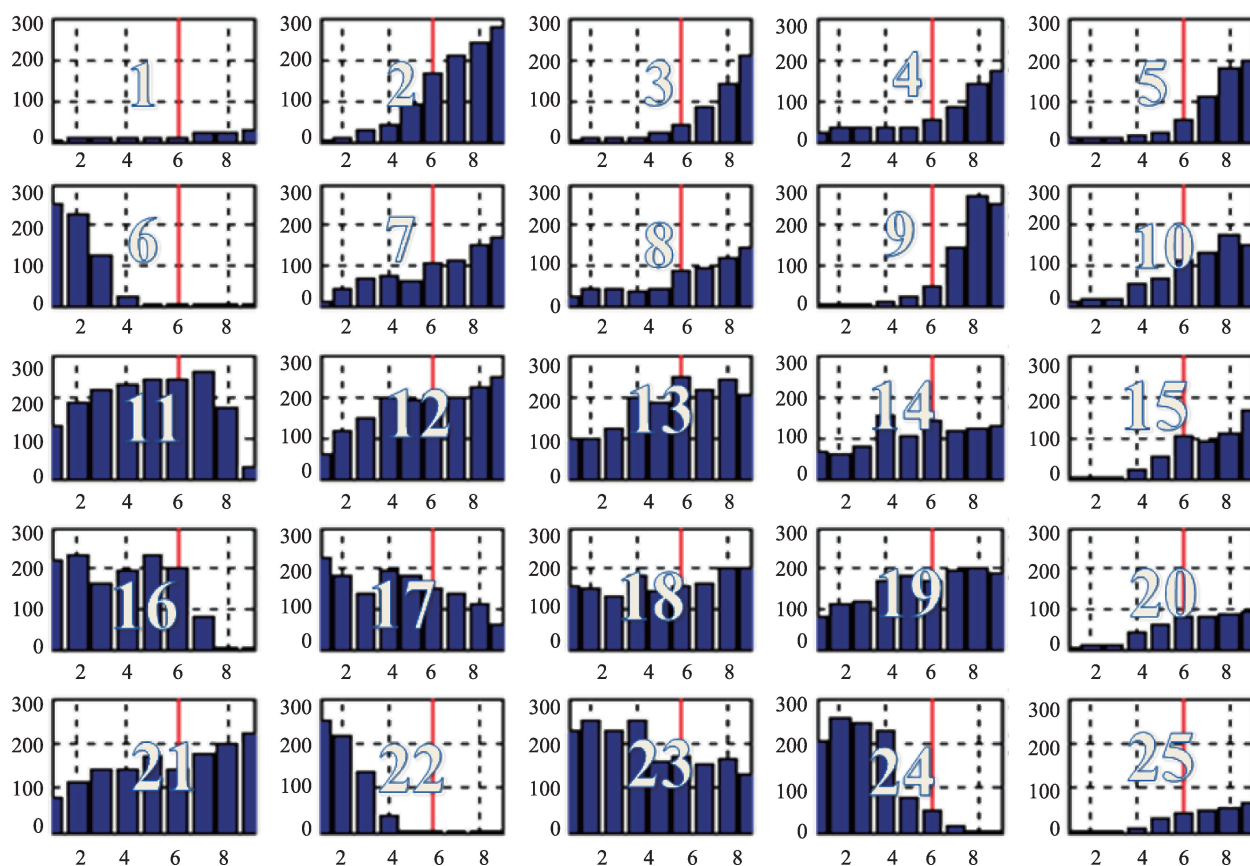


图6 地震前后的异常分析图

Fig. 6 Abnormal analysis of pre-earthquake and post-earthquake

势,也就是随着地震的日期来临乃至地震过后,其所捕获的异常仍然在增加。从尼泊尔这次地震的成因来看,强烈的冲撞点是在地中海-喜马拉雅地震带,而随着欧亚板块的被冲撞,其巨大能量的应力扰动向北传导过程,那么随着时间的推移,这个地区的异常是逐渐增强的。而由于NOAA中的OLR数据反映地表辐射温度的变化,其异常特征值的变化程度还受到地壳运动、气候季节和地域地质结构的影响数据会有所偏差,例如可能会因为高山地区、平原,河流或森林等呈现不同的特性,网络经纬度为 2.5° ,其地理跨度相对较大,也是数据不稳定的因素之一,如网格1和网格6。

图6中间一行的网格正好覆盖地中海-喜马拉雅地震带的一段,也是印度板块俯冲欧亚板块的逆冲断裂点,这将释放巨大的能量进而产生地表温度异常现象。与其他行网格的CD均值走势相比较,这一行的CD均值到达或超过200的柱状体数量最多,尤其是网格11-13的CD均值大多在200上下,呈现出异常变化比较大的态势,尤其是网格12和

13,在震前和震后,基本上都处于CD均值持续保持在200的高位上下波动状态,异常特征比较明显,也符合了其所在的震中和地震带上的地域特点。而同样处于印度板块的图6中最后一行网格,呈现不同的数据走向,网格16-19的整个柱状图变化的趋势与网格11-13相似,异常特征CD均值持续在200上下和100以上的位置波动,总体的CD值略低于网格11-13,这点上是符合印度板块俯冲,并处于断裂带以南,邻近地震带的地理特征的,地震带能量释放受影响的区域。

图6中相距断裂带更远一些的最下面一行的网格,则出现一些不同的走势,只有网格21表现的是总体呈现稳定与CD值在170上下波动震后略升外,网格23、24都呈现从异常变化比较大到逐渐减弱的走向,如网格23从CD均值接近300而后逐渐下落至震后第10-15 d均值低于100。这是由于该网格处于印度板块,印度板块作为逆冲的俯冲板块,其过程应力扰动是向北方传导,地震带以南部分能量逐渐减弱的地质现象的数据显示。在尼泊

尔地震孕育的过程中西侧的地震的应力高于东侧,西侧的震前异常相对较多,而东侧总体表现为震后异常比震前多,如图6最右边一列网格(网格5、10、15、20和25),同步出现CD值随时间推移小幅增加的现象,这也与震中的应力扰动传播有关。从图6可见,覆盖于下半部分印度洋板块的网格显示的震前异常相对更多,也许正是受板块的运动特征的影响。

从整体上看,地震带的南部比北部有更多的震前信息,而地震带以南则显现更多的震后异常信息增强的特征,这与地震震源机制的显示的发震断层南部区域为断层压缩区,北部的喜马拉雅地带为断层的拉张区的应力状态相吻合。在地震的孕育过程中西侧的应力高于东侧,自然热辐射的异常更早地显现出来。

5 结论与讨论

本研究的关键技术在于利用概率模型来提取OLR源数据中的异常特征和采用熵理论设计算法进行异常识别和去噪的处理,从原始数据中分离出异常序列,并描绘异常点的变化走势。通过对尼泊尔的2015年前后3次相近地震为样本进行提取异常点,实验结果显示OLR信号在震前2~3个月就开始出现异常变化特征,与地震发生的时间上是相吻合的,并在孕震相近地域和地震带上异常特征也呈现出与地理特征相吻合的变化特征。

研究小组也对比汶川芦山等地区的地震也进行CD值算法异常值分析实验,得到较好的实验结果。由于本文提出的算法需要把最前面的若干数据点的方差作为数据偏离计算的聚类核心,如果在这些点中正好有发生微震,可能拉高样本数据,更容易得到较好的结果。例如,本文采用2014年9月至2015年7月的数据,而2014年9月尼泊尔正好发生了轻微地震,使之后的几次地震都与地震的发生相吻合地显示出震前的曲线波动。下一步将针对参数的不同选择,研究对异常值的获取和分析的影响。并研究此算法是否能运用于不同的地震信息来源,如GPS、垂直倾斜摆等监测数据。OLR数据变化反映了获取地表温度的变化,因此容易受到气候季节、气流和温室效应等影响。尽管如此,实验结果还是表明无论从地震发生的时间序列,还是与区域网格相对应相对的与地震构造带相关联的

分析,通过采用基于熵理论的算法对获取OLR数据热辐射波的异常序列都是有效的,都与地震发生的时间与地点相吻合,说明采用本算法对监测数据处理,以及对地震的震前预报有一定参考价值。

参考文献(References):

- [1] Bouchon M, Karabulut H, Aktar M, et al. Extended nucleation of the 1999 Mw 7.6 Izmit earthquake[J]. *Science*, 2011,331(6019):877-880.
- [2] Cervone G, Kafatos M, Napoletani D, et al. An early warning system for coastal earthquakes[J]. *Advances in Space Research*, 2006,37(4):636-642.
- [3] Kong X Z, Bi Y X, Glass D. Detecting seismic anomalies in outgoing Long-Wave Radiation data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014,8(2):649-660.
- [4] 郭晓,张元生,魏从信,等.汶川8.0级和仲巴6.8级地震中波红外热辐射异常[J]. *地球学报*,2014,35(3):338-344. [Guo X, Zhang Y S, Wei C X, et al. Medium wave infrared brightness anomalies of Wenchuan 8.0 and Zhongba 6.8 earthquakes[J]. *Acta Geoscientica Sinica*, 2014,35(3): 338-344.]
- [5] 张元生,郭晓,钟美娇,等.汶川地震卫星热红外亮温变化[J]. *科学通报*,2010,55(10):900-906. [Zhang Y S, Guo X, Zhong M J, et al. Wenchuan earthquake: Brightness temperature changes from satellite infrared information[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2010,55(10):900-906.]
- [6] Saraf A K, Choudhury S. Cover: NOAA-AVHRR detects thermal anomaly associated with the 26 January 2001 Bhuj earthquake, Gujarat, India[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005,26(6):1065-1074.
- [7] Ouzounov D, Bryant N, Logan T, et al. Satellite thermal IR phenomena associated with some of the major earthquakes in 1999-2003[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2006,31(4-9):154-163.
- [8] Tramutoli V, Cuomo V, Filizzola C, et al. Assessing the potential of thermal infrared satellite surveys for monitoring seismically active areas: The case of Kocaeli (İzmit) earthquake, August 17, 1999[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005,96(3-4):409-426.
- [9] Selva J, Marzocchi W, Papale P, et al. Operational eruption forecasting at high-risk volcanoes: the case of Campi Flegrei, Naples[J]. *Journal of Applied Volcanology*, 2012, 1(1):1-14.
- [10] Xiong P, Shen X H, Bi Y X, et al. Study of outgoing long-wave radiation anomalies associated with Haiti earthquake[J]. *Natural Hazards and Earth System Science*, 2010(10):2169-2178.

- [11] 刘德富,康春丽.地球长波辐射(OLR)遥感与重大自然灾害预测[J].地学前缘,2003,10(2):427-430. [Liu D F, Kang L C. Predicting heavy disasters by outgoing longwave radiation (OLR) of the earth[J]. Earth Science Frontiers, 2003,10(2):427-430.]
- [12] 张璇,张元生,郭晓等.尼泊尔8.1级地震卫星热红外异常解析[J].地学前缘,2017,24(2):227-233. [Zhang X, Zhang Y S, Guo X, et al. Analysis of thermal infrared anomaly in the Nepal MS 8.1 earthquake[J]. Earth Science Frontiers, 2017,24(2):227-233.]
- [13] 卢显,孟庆岩,顾行发,等. 2014年玉树M_S7.1地震前后长波辐射及温度参量变化特征研究[J].地震,2016,36(3):144-151. [Lu X, Meng Q Y, Gu X F, et al. Variation characteristics of long wave radiation and temperature parameters before and after the Yushu earthquake[J]. Earthquake, 2016,36(3):144-151.]
- [14] Qin K, Wu L. X, Liu S J. A Deviation-Time-Space-Thermal (DTS-T) method for global earth observation system of systems (GEOSS)-based earthquake anomaly recognition: criteria and quantify indices[J]. Remote Sensing, 2013,5(10):5143-5151.
- [15] Wu L X, Qin K, Liu S J. GEOSS-Based Thermal Parameters Analysis for Earthquake Anomaly Recognition[J], Proceedings of IEEE, 2012,100(10):2891-2907.
- [16] 崔月菊,李静,王燕艳,等.遥感气体探测技术在地震监测中的应用[J].地球科学进展,2015,30(2):284-294. [Cui Y J, Li J, Wang Y Y, et al. Application of gas remote sensing technique to earthquake monitoring[J]. Advance in Earth Sciences, 2015,30(2):284-294.]
- [17] 孟庆岩.地震红外遥感[M].北京:地震出版社,2014. [Meng Q Y. Seismic infrared remote sensing[M]. Beijing: Seismological Press, 2014.]
- [18] 戴勇,高立新,张延芹,等.岷县、漳县交界6.6级地震长波辐射异常分析[J].地震工程学报, 2013,35(4):794-799. [Dai Y, Gao L X, Zhang Y Q, et al. Research on the anomaly of outgoing long-wave radiation prior to the Minxian- Zhangxian MS6.6 earthquake[J]. Northwestern Seismological Journal, 2013,35(4):794-799.]
- [19] 戴勇,高立新,尹战军,等.莫力达瓦、嫩江交界5.0级地震长波辐射异常研究[J].华南地震,2015,35(1):103-106. [Dai Y, Gao L X, Yin Z J, et al. Outgoing long-wave radiation anomaly before the Molidawa-Nenjiang M5.0 earthquake[J]. South China Journal of Seismology, 2015,35(1): 103-106.]
- [20] 吴立新,刘善军,吴育华,等.遥感-岩石力学(I)--非连续组合断层破裂的热红外辐射规律及其构造地震前兆意义[J].岩石力学与工程学报,2004(1):24-30. [Wu L X, Liu S J, Wu Y H, et al. Remote sensing-rock mechanics(I)-laws of thermal infrared Radiation from fracturing of discontinuous jointed faults and its meanings for tectonic earthquake omens[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004(1):24-30.]
- [21] 文翔,陈梅花,阎春恒,等.于田7.3级地震前MODIS卫星热红外异常分析[J].地震地质, 2015,37(3):893-905. [Wen X. Chen M H. Yan C H, et al. Analysis on thermal infrared anomalous temperature increase of MODIS satellite before Yutian Ms7. 3 earthquake[J]. Seismology and Geology, 2015,37(3):893-905.]
- [22] Kong X Z, Bi Y, Glass D H. Detecting seismic anomalies in outgoing long-wave radiation data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015,8(2):649-660.
- [23] Ho S, Wechsler H. A Martingale framework for detecting changes in data streams by testing exchangeability[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010,32(12):2113-2127.
- [24] Vork V, Nouretdinov I, Gammerman A. Testing exchangeability on-line[C]. Proc of the 12th international conference on machine learning, San Francisco: Morgan Kaufmann, 2003:768-775.