

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20210906003

基于ARMA模型磁暴抑制的地震TEC异常分析*

孟一恒¹, 黄永明¹, 卢永², 缪发军²

(1. 东南大学自动化学院, 江苏南京 210096; 2. 江苏省地震局, 江苏南京 210014)

摘要: 地震孕育的过程中会影响电离层的粒子浓度(TEC), 因此可以通过TEC数据分析地震异常信息, 但是TEC数据相较地震事件受太阳活动影响更大, 所以以往的研究通常只能选择太阳活动较为平静的时期。受磁暴影响TEC数据无法正常反应2021年云南大理州等地的地震异常信息, 因此抑制磁暴干扰就显得格外重要。在滑动四分位法的基础上提出一种基于ARMA模型的TEC数据磁暴抑制方法, 通过重新拟合磁暴发生前后的TEC数据, 从而代替原始数据进行分析, 在一定程度上降低磁暴对地震的信息的影响, 然后提出一种地震特征及其相关性的模型对TEC异常和地震事件的相关性程度进行分析。基于IGS数据分析中心提供的全球电离层电子浓度数据, 分别对2021年云南大理州漾濞县6.4级地震和青海果洛州玛多县7.4级地震进行仿真分析, 分别使用传统的滑动四分位法和滑动窗口法, 并通过提出的相关性模型对磁暴抑制前后的特征和事件相关性结果进行对比, 结果表明去除磁暴后的特征与地震相关性增加约13~18%。

关键词: 磁暴抑制; ARMA模型; 电离层数据; 地震短临

中图分类号: P315.72+1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)04-0896-09

Analysis of Anomalies in Seismic TEC Data Based on ARMA Magnetic Storm Suppression Model

MENG Yiheng¹, HUANG Yongming^{1*}, LU Yong², MIAO Fajun²

(1. Southeast University, School of Automation, Nanjing 210096, China; 2. Jiangsu Earthquake Agency, Nanjing 210006, China)

Abstract: Total electron content (TEC) changes as an earthquake develops, so the seismic anomaly information can be analyzed through TEC data. However, TEC data is more sensitive to solar activity than seismic events, so previous studies can only choose the time period with relatively quiet solar activity. Affected by the magnetic storm, TEC data cannot normally reflect the seismic anomaly information in Dali Prefecture, Yunnan Province in 2021. Therefore, it is particularly important to suppress the magnetic storm interference. Based on the sliding quartile method, a magnetic storm suppression method for TEC data is proposed using the ARMA model. By refitting the TEC data before and after the magnetic storm instead of using the original data, the influence of magnetic storm on seismic information can be reduced to a certain extent. Then, a model of seismic features and their correlation is proposed to analyze the correlation between TEC anomalies and seismic events. Based on the global

* 收稿日期: 2021-09-06; 修回日期: 2021-11-15

基金项目: 江苏省重点研发计划(BE2020116)、国家自然科学基金项目(61773117)资助

作者简介: 孟一恒(1998—), 男, 硕士研究生。主要从事电磁数据分析的地震异常研究。E-mail: 920147941@qq.com

通讯作者: 黄永明(1982—), 男, 副教授, 博士。主要从事地震预测、预警研究。E-mail: huang_ym@163.com

ionospheric TEC data provided by the IGS data analysis center, the 2021 $M_s6.4$ earthquake in Yanghe County, Dali Prefecture, Yunnan Province and the $M_s7.4$ earthquake in Maduo County, Guoluo Prefecture, Qinghai Province are simulated and analyzed respectively. The traditional sliding quartile method and sliding window method are used respectively, and the features and event correlation results before and after magnetic storm suppression are compared through the proposed correlation model. The results show that the correlation between earthquakes and features after removing magnetic storms increases by about 13~18%.

Keywords: magnetic storm suppression; ARMA model; ionospheric data; earthquake impending precursors

0 引言

2021年05月21日,云南发生6.4级地震,2021年05月22日,青海发生7.4级地震。每次地震造成大量人员伤亡,以及经济损失。因此分析地震规律,研究地震孕育前兆,显得越来越重要。目前卫星探测数据越来越广泛,地球上空对电离层的数据收集也越来越充分,方便人们对电离层研究并分析与地震的相关性。

目前地震孕育相关的前兆信号目前主要包括,电离层离子浓度(TEC),舒曼谐振(Schumann Resonance)^[1],电磁扰动^[2],重力以及慢滑移等。TEC数据作为一种新的地震前兆异常检测指标,愈发受到关注。并且大量的研究和观测发现,TEC和地震孕育的过程有着一定的相关性^[3-4]。如今地震检测的TEC分析方法有很多,包括滑动四分位法、滑动时窗法,以及较新的平滑Z分法^[5]。但是由于地球上空电离层的粒子浓度和太阳活动的关系更为密切,如果太阳在震前活动剧烈,如发生磁暴,这样的话,相对于磁暴对电离层粒子浓度的影响,地震的影响将微乎其微。因此传统的方法只能通过分析太阳活动较为平静期间的TEC变化情况,但是在实际情况下将无法逃避太阳活动对TEC数据的影响。在研究云南大理州漾濞县6.4级地震时发现,在地震发生期间有较强的太阳活动迹象,导致地震发生前TEC数据变换较大,在提取特征后可能会无法正确反应地震特征,因此移除太阳磁暴对TEC数据的影响相当必要。

通过预测的方法在一定程度上剔除磁暴的影响,及保留了TEC数据的原始趋势,也剔除了当天磁暴对TEC的影响。对于TEC预测的方法有很多,包括神经网络^[6],ARMA模型^[7]等。

主要通过ARMA算法在一定程度上去除或弥

补磁暴对TEC数据在磁暴日产生的影响。相对于磁暴的发生,地震的孕育是一个长期的过程,可以通过对TEC数据的分析,通过非磁暴日对磁暴日内的数据进行重新矫正,以此达到减轻太阳活动对TEC数据的影响。本文将采用欧洲定轨中心(Centre for Orbit Determination in Europe, Bern, Switzerland,简称COD)的全球TEC数据,数据格式为IONEX。对比未去除磁暴数据的滑动四分位数据,可以明显地看出,在磁暴日的异常数据点被移除或减轻,因此可以在TEC异常检测分析时,采用该方法对TEC数据进行预处理,从而达到在一定程度上去除磁暴的效果。

1 TEC数据分析方法

1.1 滑动时窗法

滑动视窗法是基于均值和标准差的统计方法,根据数据的滑动均值及其标准差,判断数据是否有异常点的发生。

均值:

$$\mu_i = \frac{1}{l} \sum_{j=i+1}^{i+l} X_j \quad (1)$$

均方差:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{j=i+1}^{i+l} (X_j - \mu_i)^2} \quad (2)$$

对于异常检测而言,通常以均方差的整数倍作为参考,为了使置信度为95%,一般采用2倍,得到异常检测的上下限分别为:

$$\begin{cases} UB = \mu_i + 2\sigma_i \\ LB = \mu_i - 2\sigma_i \end{cases} \quad (3)$$

1.2 滑动四分位

滑动四分位法作为一种传统的异常检测方法,

在统计学上是对平均数和中位数的改进,更加侧重时序信号的平稳程度。对于TEC这种平稳的时序信号,通过滑动四分位进行特征提取较于其他统计特征则更加合理。

滑动四分位法将数据从小到大排列并进行三等分,三等分点从小到大定义为上四分位数(Q_1),中四分位数(Q_2)和下四分位数(Q_3)。根据太阳活动周期以及地磁变换周期,本文选择16 d作为滑动窗口的窗长。按照上述方法将得到的16 d同一时刻的TEC数值从小到大排序。 $X_1, X_2, \dots, X_{15}, X_{16}$,由此可得,滑动四分位的三个分位数分别为: $Q_1 = X_4, Q_2 = X_8, Q_3 = X_{12}$,则四分位距的定义为

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (4)$$

并且定义数据异常的上下界限 UB 和 LB :

$$\begin{cases} UB = Q_2 + \varepsilon \cdot IQR \\ LB = Q_2 - \varepsilon \cdot IQR \end{cases} \quad (5)$$

四分位的期望是标准差的1.34倍,因此 ε 一般为1.34,在本文中采用1.5倍作为上下限。当天TEC值如果超出此上下限,则表明TEC在当天产生了一个不正常的波动,判断为异常点。

1.3 ARMA模型

自回归移动平均模型(Auto Regressive and Moving Average model)由两部分组成,自回归模型(Auto Regressive model)和移动平均模型(Moving Average model)。对于平稳信号,自回归模型认为未来时刻的值为受前 p 个时刻的值的的影响,即:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t \quad (6)$$

式中, φ 为自回归系数; u 为白噪声。MA模型将未来时刻的值认为是受过去 q 个时刻的白噪声影响的。

$$x_t = \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (7)$$

式中, θ 为移动回归方程系数; u 表示白噪声项。

因此ARMA模型包含两个参数 p, q 。 p 为自回归阶数, q 为移动平均阶数。

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (8)$$

1.3.1 平稳性分析

由于ARMA模型需要信号是平稳的,因此需要对TEC数据进行平稳性分析,并且选取合适的TEC时间长度,作为整定参数的原始数据。观察数据平稳性如图1所示,窗口长度为16 h。初步判断其稳定性。

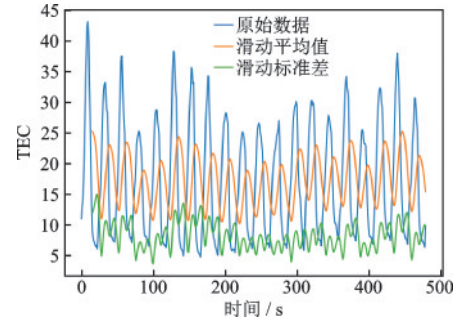


图1 TEC原始数据,滑动平均值,滑动标准差

Fig.1 Raw data, moving average and moving standard deviation of TEC

本文通过ADF检验5、10、20 d的TEC数据,判断其稳定程度。并以此为标准进行磁暴消除,及判断前多少天的数据可以重新标定磁暴发生日数据。ADF检验结果见表1:

表1 ADF检验结果

Table 1 ADF test results

	5 d	10 d	20 d
Test Statistic	-3.724 238	-4.590 569	-6.204 273
p value	0.003 785	0.000 134	5.707 950e-08
Critical Value (1%)	-3.493 602	-3.459 752	-3.444 491
Critical Value (5%)	-2.889 217	-2.874 473	-2.867 776
Critical Value (10%)	-2.581 533	-2.573 663	-2.570 091

因此可以看到5、10、20 d的 p 值小于0.01拒绝原假设,该TEC数据为平稳信号。在本文中采用20 d的TEC数据作为ARMA模型的原始数据进行模型参数拟合。

1.3.2 参数整定

估计模型的参数有很多种方法,本文采用最小二乘法进行参数的整定。通过一段太阳活动较为平静的时间段,将其作为原始数据送入模型进行整定。从而得到各项系数。

为了确定最好的阶数,本文采用AIC准则^[9]。

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (9)$$

式中, k 为参数的个数; L 为最大似然函数。AIC准则认为,该值越小,则模型越好,通过给定的 (p, q) 组合,判断AIC值,最终确定最优模型。

p, q 参数范围给定在 $[0, 5)$ 的区间上,通过AIC值进行最优模型的判断,结果见表2:

表2 ARMA模型定阶

Table 2 Order determination for ADMA model

(p, q)	AIC	(p, q)	AIC
(0, 0)	8 560.808 401	(2, 4)	3 720.938 800
(0, 1)	6 740.233 625	(3, 0)	4 081.678 179
(1, 0)	5 227.691 379	(3, 1)	4 013.162 731
(1, 1)	4 283.046 190	(3, 2)	3 812.831 438
(1, 2)	4 117.078 282	(3, 3)	3 560.750 236
(1, 3)	4 086.070 064	(3, 4)	3 528.928 445
(1, 4)	4 051.537 519	(4, 0)	3 895.972 654
(2, 0)	4 103.285 469	(4, 1)	3 762.215 894
(2, 1)	4 027.171 544	(4, 2)	3 762.942 636
(2, 2)	3 810.832 795	(4, 3)	3 541.225 010
(2, 3)	3 812.830 085	(4, 4)	3 530.410 099

最终 ARMA 模型定为 ARMA(3,4)。

2 电离层特征与地震短临相关性模型

2.1 P_a 相关性模型定义

多篇论文[3-7]在进行 TEC 异常检测的时候已经发现在地震事件发生时有 TEC 数据异常,这些异常点能够在一定程度上反应 TEC 数据和地震事件的相关性,但是往往忽略了误报性(未发生地震期间出现异常的频率)。因此对于一个良好的特征行不仅需要在地震事件来临时能够检测到,而且在未发生地震期间,尽可能少的出现。综合这两种情况,本文提出一种特征与地震事件相关性的模型。该模型反应所有特征点中能够反应真实地震情况的占比。该模型可以在不同方法之间进行相关性对比,而且可以在后续工作中作为参考进行参数的标定或作为神经网络的判断依据。

对于判定方法的好坏程度,本文采用式(10)模型来表示该特征对地震的契合程度。 P_a 反应地震前是否出现明显的特征,越大则代表该特征能够在地震前准确捕捉, N 反应未发生地震时该特征是否出现,越小则表示捕捉到该特征时更小的可能误判。 R_a 的范围为[0,1],越接近1则代表该特征对震前 ξ 天契合度较高,越接近0代表该特征不能很好的反应该特征与地震的关系。

$$R_a = \frac{P_a}{P_a + N} \quad (10)$$

式中, P_a 值、 N 值的定义如式 11,12 所示:

$$P_a = \frac{1}{\xi|U|} \sum_{d \in U} \sum_{-\xi < i < d} |x_i| \quad (11)$$

$$N = \frac{1}{|Q|} \sum_{d \in L} |x_d| \quad (12)$$

$$Q = \{x | x \in L \cap x > 0\}$$

$$U - L = \bigcup_{i=0}^{\xi} \{d - i | d \in U\} \quad (13)$$

式中, U 表示发生地震时刻集合; L 表示不属于地震前兆时刻, U 和 L 的关系见式 13; ξ 表示震前 ξ 天为地震前兆观察天数,及震前 ξ 天的特征和此次地震有关; x_i 表示第 i 天的特征值。

2.2 P_r 相关性模型定义

由于 P_a 的值和 TEC 数据幅值相关如果震前发生磁暴, P_a 的计算方法会将磁暴发生造成的 TEC 异常也统计为震前特征,所以在进行去磁暴的操作使该模型会有很大程度的下降,这显然是不合理的。该判别方法会在一定程度上使得相关性减弱,因此可以采用相对 P 值进行相关性判定见式 14。

通过在 P 值计算过程中,对特征值进行一定的处理,规定其大小在某一范围内,如使用 sigmoid 函数减少过大的异常特征对整体相关性的影响,或者阶跃函数,认为只要检测到异常则该异常的重要程度都是同等的。

$$P_r = \frac{1}{\xi|U|} \sum_{d \in U} \sum_{-\xi < i < d} F(|x_i|) \quad (14)$$

$$R_r = \frac{P_r}{P_r + N} \quad (15)$$

F 映射在本实验中选择 $\epsilon(x - 0.2)$ 的阶跃函数。计算得到相对 R 值见式 15。

3 地震短临 TEC 异常仿真分析

3.1 数据处理

根据获得到的 IONEX 数据类型,其采样频率为 1 或 2 h,空间精度维度 $\pm 2.5^\circ$,精度 $\pm 5^\circ$ 。以年为单位进行数据读取,得到全年地球各地的 TEC 数据如图 2(a)所示,进而通过插值的方法得到给定区域的 TEC 电离层数据,绘制其波形图如图 2(b)所示。

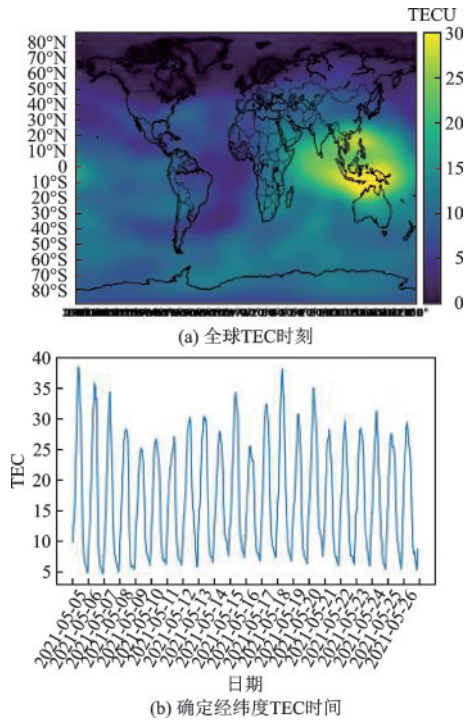


图2 TEC数据读取结果
Fig.2 TEC data results

对于如何判断太阳活动强度,及磁暴是否发生,本文主要是根据Dst指数和Kp指数来确定^[8]。Dst < -30 nT 则认为发生磁暴, Kp > 4 则认为发生磁暴。通过这两个指标对磁暴日TEC数据进行重新标定。Dst和Kp如图3所示。

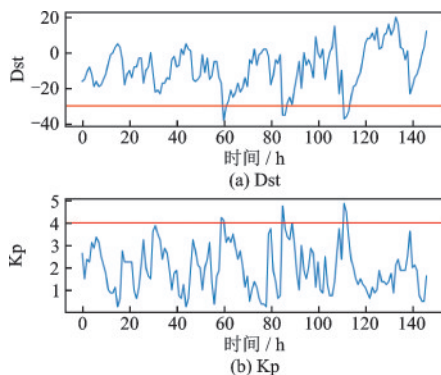


图3 Dst和Kp数据
Fig.3 Dst and Kp data diagram

3.2 云南、青海地震前后电离层TEC异常检测

云南大理州漾濞县(北纬25.67°,东经99.87°)于2021年5月21日发生6.4级地震。获取震前16d,震后6d的TEC数据通过滑动四分位获取特征点异常信息,如图4所示。在2021年5月5日至2021年5

月27日,100 km内共发生四次地震,分别在5月13日、5月18日、5月19日、5月21日,分别在震前一定时间内发现异常信号。但是由于12日左右发生磁暴,使得TEC信号变化明显,采用滑动四分位获得的特征出现的异常信息较为明显,无法分辨该特征是磁暴引起的还是地震引起的。因此需要对磁暴进行一定的处理。

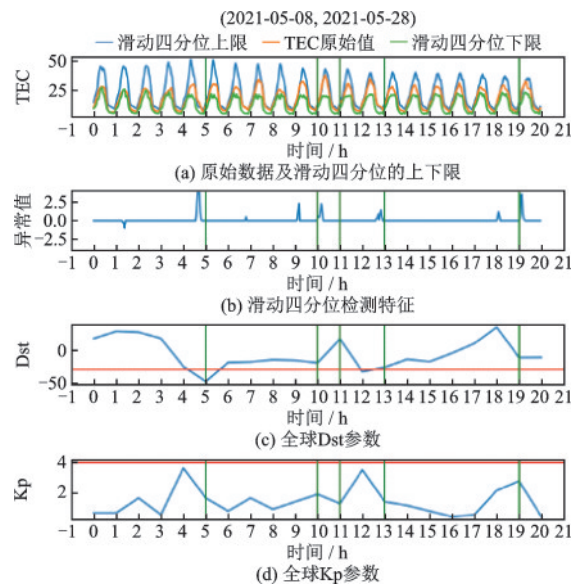


图4 云南大理TEC滑动四分位分析

Fig.4 Sliding quartile analysis of TEC in Dali, Yunnan

本文使用ARMA(3,4)模型对磁暴数据进行处理,处理前后如图5所示,绿线代表磁暴发生日,橙线代表处理后TEC数据,蓝线代表原始数据。可以明显看出,ARMA处理后的TEC数据在磁暴日有一定程度上的下降。图6(b)所示为经过去磁暴处理后的滑动四分位特征,明显看出在磁暴发生日附近的特征有明显的下降。

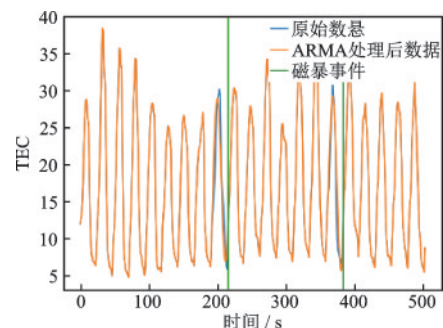


图5 去磁暴前后TEC数据对比

Fig.5 Comparison of TEC data before and after magnetic storm suppression

选用青海果洛州玛多县(经度 98.34°, 纬度 34.59°)2021年5月11日至6月1日的时间片段进行分析,如图7(c)、(d)所示。以及云南大理州漾濞县2021年5月8日至5月28日的时间段进行分析,如图7(a)、(b)所示。

对于云南大理地震,地震事件时间分别为2021-05-13、2021-05-18、2021-05-19、2021-05-21、2021-05-27,磁暴发生日期为2021-05-13、2021-05-20。对其进行磁暴去除发现2021-05-12的TEC数据有明显下降(图7(b))。并且没有完全消失,证明还保留一定的地震信息。青海果洛州地震发生时间分别为2021-05-22、2021-05-27、2021-05-30,磁暴发生时间为2021-05-13、2021-05-20。进行磁暴去除后如图7(d)所示,与2021-05-13的TEC特征已经被完全清除,并且没有过多影响地震事件附近的TEC特征,因此去除磁暴对云南地震的TEC异常检测影响有一定效果。

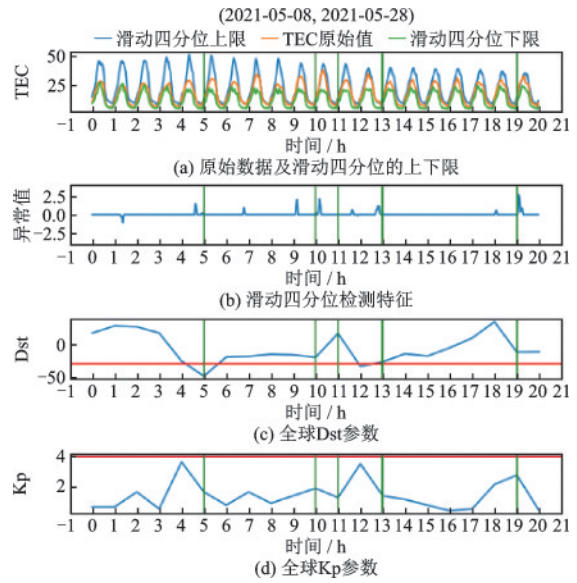


图6 云南大理TEC去磁暴后分析

Fig.6 Analysis of TEC after magnetic storm suppression in Dali, Yunnan

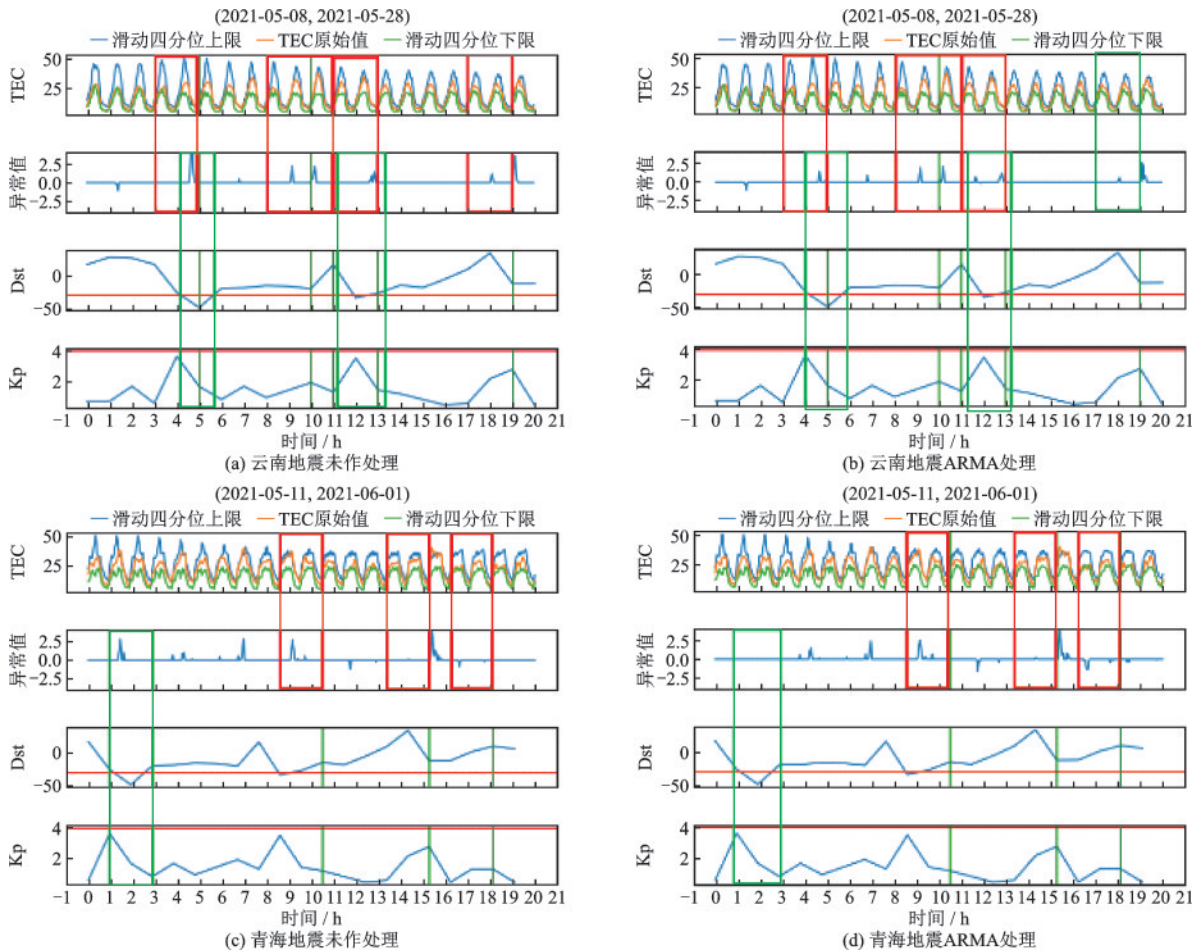


图7 去除磁暴前后TEC特征对比

Fig.7 Comparison of TEC characteristics before and after magnetic storm removal

注:红框代表震前时间段,绿框代表磁暴发生时刻影响的TEC数值

3.3 关联性仿真分析

ξ 选择5、10、15,观察长度1个月,认为地震孕育到爆发的前两天会影响电离层离子浓度的大小。并且对比滑动四分位法^[10],滑动时窗法^[11],模型计算出相关程度。

表3~5对于近期的云南大理州漾濞县的6.4级地震,由于磁暴去除时会造成5月13日的TEC特征

表3 R值表($\xi=5$)

Table 3 R value table ($\xi=5$)

云南大理州漾濞县(2021/05/04-2021/06/02)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	1.954 4	1.721 3	0.468 2	1.4	0.417 3
参考文献[11]	1.998	2.237 7	0.528 2	1.680 0	0.456 8
滑动四分位+ 本文方法	1.107 5	1.208 1	0.521 7	1.2	0.520 0
滑动时窗+ 本文方法	1.877 1	1.708 9	0.476 5	1.640 0	0.466 2
青海果洛州玛多县(2021/04/28-2021/06/01)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	0.987 8	2.325 1	0.701 8	1.555 6	0.611 6
参考文献[11]	1.168 5	1.933 4	0.623 3	1.833 3	0.610 7
滑动四分位+ 本文方法	0.735 6	2.569 7	0.777 4	1.888 9	0.719 7
滑动时窗+ 本文方法	0.983 0	2.524 9	0.719 8	2.166 7	0.687 9

表4 R值表($\xi=10$)

Table 4 R value table ($\xi=10$)

云南大理州漾濞县(2021/05/04-2021/06/02)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	1.954 4	2.026 6	0.509 0	1.32	0.403 1
参考文献[11]	1.998 1	2.431 0	0.548 9	1.560 0	0.438 4
滑动四分位+ 本文方法	1.107 5	1.075 7	0.492 7	1.08	0.493 7
滑动时窗+ 本文方法	1.877 1	1.494 9	0.443 3	1.480 0	0.440 9
青海果洛州玛多县(2021/04/28-2021/06/01)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	0.394 5	2.036 3	0.837 6	1.566 6	0.798 8
参考文献[11]	0.116 4	2.415 8	0.954 0	1.900 0	0.942 3
滑动四分位+ 本文方法	0.394 5	2.113 4	0.842 6	1.633 3	0.805 4
滑动时窗+ 本文方法	0.116 4	2.554 5	0.956 4	2.033 3	0.945 8

表5 R值表($\xi=15$)

Table 5 R value table ($\xi=15$)

云南大理州漾濞县(2021/05/04-2021/06/02)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	1.954 4	1.658 0	0.458 9	1.013 3	0.341 4
参考文献[11]	1.998 1	1.943 4	0.493 1	1.200 0	0.375 2
滑动四分位+ 本文方法	1.107 5	0.861 6	0.437 5	0.853 3	0.435 1
滑动时窗+ 本文方法	1.877 1	1.161 5	0.382 3	1.133 3	0.376 5
青海果洛州玛多县(2021/04/28-2021/06/01)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
参考文献[10]	0.394 5	1.816 4	0.821 5	1.466 6	0.788 0
参考文献[11]	0.116 4	2.027 7	0.945 7	1.600 0	0.932 2
滑动四分位+ 本文方法	0.394 5	1.734 7	0.814 7	1.355 5	0.774 5
滑动时窗+ 本文方法	0.116 4	2.051 3	0.946 3	1.666 7	0.934 7

值减小很多,因此 P_a 将降低较多。所以造成去除磁暴前 R_a 的值大于去除磁暴后的 R_a ,对于 P_r 则影响较小。去除磁暴前后 N 值都有了一定程度上的减小,证明去除磁暴的操作可以一定程度上消除掉地震未发生期间的TEC特征值。

对于青海果洛州玛多县的7.4级地震,采用同样的去除磁暴的操作,由于去除磁暴后将5月13日的TEC特征完全去除,因此 N 值有一定程度的降低,由于滑动四分位的窗长为20,因此当日磁暴的去除会影响到前后20d的TEC数据,造成上下限的变化从而使得 P 值有一定程度的上升。

基于 R 值可知基于滑动四分位法和滑动时窗法进行异常检测时,通过ARMA预测去除磁暴后,相关系数都有所增加,所以该方法在TEC数据预处理阶段具有显著效果。

3.4 TEC与Kp、Dst数据关联仿真

在分析ARMA抑制磁暴影响的同时,由于Kp、Dst可以定性的反应磁暴事件,且磁暴事件对TEC数据有影响,因此考虑联合TEC与磁暴数据进行分析进而去除。

如图8所示,通过自编码器学习非磁暴时间段内的TEC数据,进而让磁暴时间段内的数据向非磁暴时间段内的数据靠拢,从而达到抑制磁暴的效果。

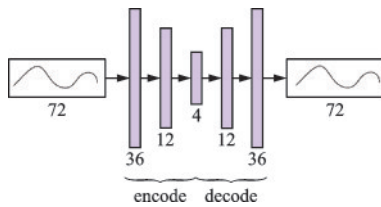


图8 栈式自编码器

Fig.8 Stack Autoencoder

当磁暴发生时将 TEC 数据向未发生磁暴时的数据进行靠拢,如图9所示,蓝色为原始数据,黄色为处理后数据。可见在72 h内磁暴发生后,经过处理 TEC 数据都有一定程度上的减小。

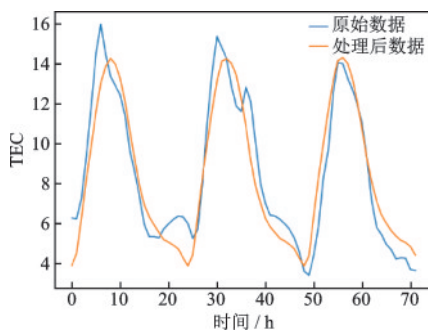


图9 自编码器去除磁暴对比

Fig.9 Comparison diagram of removing magnetic storm by encoder

最终数据通过相关性对比发现,在云南大理州漾濞县和青海果洛州玛多县的异常相关性比参考文献[11-12]的结果有更高的相关性。

表6 R值表

Table 6 R value table

云南大理州漾濞县(2021/05/04-2021/06/02)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
自编码器($\xi=5$)	1.463	1.389	0.487	1.28	0.466
自编码器($\xi=10$)	1.463	1.448	0.497	1.18	0.446
自编码器($\xi=15$)	1.463	1.181	0.446	0.893	0.379
青海果洛州玛多县(2021/04/28-2021/06/01)					
	N	P_a	R_a	P_r	R_r
自编码器($\xi=5$)	0.715	1.736	0.708	1.333	0.650
自编码器($\xi=10$)	0.394	1.743	0.815	1.333	0.771
自编码器($\xi=15$)	0.394	1.447	0.785	1.133	0.741

4 结 语

由于电离层电子浓度的影响因素很多,其与地

震的关系和一些机制尚未很好的被人们理解。因此本文使用数据驱动的方式,对电离层的 TEC 数据进行分析,由于磁暴对电离层电子浓度的影响比地震对其影响更为剧烈,因此太阳活动对电离层的影响应该被去除,这样才能更好地反应地震和电离层电子浓度的关系。

本次实验基于 IGS 数据分析中心提供的全球电离层电子浓度(TEC)数据,分别对云南大理州漾濞县 6.4 级地震和青海果洛州玛多县 7.4 级地震进行分析,进行滑动四分位法提出特征后发现和其他学者的相关特征相似,在震前均有一定的特征出现。但是在对云南地震进行分析时发现,震前的特征值较大,有磁暴发生,因此对磁暴的处理就显得格外重要。通过 ARMA 进行磁暴处理后,相应特征有了一定的改善。非地震发生时间的磁暴特征被完全消除,地震发生时间的磁暴特征很大程度的降低。

并且本文提出了一种特征和地震相关性的判别方式,主要思想为所观察区域的特征值中与地震发生或孕育期间相关的特征值的占比情况。这种模型可以在以后作为特征选择的一环,或者作为损失函数的一环。

参考文献:

- [1] Pazos M, Mendoza R, Sierra P, et al. Analysis of the effects of geomagnetic storms in the Schumann Resonance station data in Mexico[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2019, 193: 1-14.
- [2] Li M, Lu J, Zhang X M, et al. Indications of ground-based electromagnetic observations to a possible lithosphere-atmosphere-ionosphere electromagnetic coupling before the 12 May 2008 Wenchuan M_s 8.0 earthquake [J]. Atmosphere, 2019, 10(7): 1-18.
- [3] M. Arslan Tariq, Munawar Shah, M. Hernández-Pajares, et al. Pre-earthquake ionospheric anomalies before three major earthquakes by GPS-TEC and GIM-TEC data during 2015-2017 [J]. Advances in Space Research, 2019, 63(7): 2088-2099.
- [4] Munawar Shah, Shuanggen Jin. Statistical characteristics of seismo-ionospheric GPS TEC disturbances prior to global $M_w \geq 5.0$ earthquakes (1998-2014) [J]. Journal of Geodynamics, 2015, 92: 42-49.
- [5] 孙哲,刘智敏,杜自豪,等.2017年棉兰老岛 M_w 7.0 地震

- 前 TEC 异常分析[J]. 测绘工程, 2021, 30(4): 35-43.
- Sun Z, Liu Z M, Du Z H, et al. Analysis of TEC anomalies before the Mindanao-2017 M_w 7.0 earthquake [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2021, 30(4): 35-43. (in Chinese)
- [6] 黄文喜, 祝芙蓉, 翟笃林, 等. BP神经网络和ARMA模型在中纬度TEC短期预测中的对比分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(3): 262-267.
- Huang W X, Zhu F Y, Zhai D L, et al. Comparative analysis of BP neural network and ARMA model in short-term prediction of mid-latitude TEC [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(3): 262-267. (in Chinese)
- [7] 李磊, 张宁, 尹淑慧, 等. 基于残差修正的ARMA模型探测门源 M_s 6.4地震前电离层TEC异常[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(4): 382-386.
- Li L, Zhang N, Yin S H, et al. ARMA residual correction model for detecting ionospheric TEC anomalies before Menyuan M_s 6.4 Earthquake [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(4): 382-386. (in Chinese)
- [8] Richardson I G, Cane H V. Geoeffectiveness (Dst and Kp) of interplanetary coronal mass ejections during 1995-2009 and implications for storm forecasting [J]. John Wiley & Sons, Ltd, 2011, 9(7): 1-9.
- [9] Akaike H. A new look at the statistical identification model [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1974(6): 716-723.
- [10] 杨力, 赵海山, 董明, 等. 日本九州岛地震震前电离层TEC异常[J]. 测绘学报, 2016, 45(增2): 139-146.
- Yang L, Zhao H S, Dong M, et al. Ionospheric anomaly before Kyushu, Japan earthquake [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(Sup2): 139-146. (in Chinese)
- [11] 杨可可, 刘立龙, 陈军. 基于滑动四分位距法的地震期间电离层TEC异常[J]. 桂林理工大学学报, 2019, 39(2): 427-432.
- Yang K K, Liu L L, Chen J. Abnormality of ionospheric TEC during earthquake based on sliding interquartile rang method [J]. Journal of Guilin University of Technology, 2019, 39(2): 427-432. (in Chinese)

(本文编辑:周小潭)