## 臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析

# 子計畫一

## 岩層放射性物質變化與地震活動之關聯

李羅權 傅慶州 莊皓現

中華民國地球科學學會

中央研究院地球科學研究所

#### 摘 要

本計畫持續監控既有之臺北陽明山(YMSG)、花蓮東華大學(DHUG)、嘉義中正 大學(CCUG)及屏東墾丁(KTPG)等共4座觀測站 Gamma-ray sensors 所記錄之資料, 來量測與分析地震前地殼破裂釋放出放射性物質,以及研究 NOAA 紅外長波輻射 (OLR)資料及全球電離層電子密度變化。

本研究提出一改良後的資料處理模式分析 NOAA 紅外長波輻射(OLR)資料, 嘗試找出可能的地震前兆異常訊號。透過 2009-2019 年臺灣地區地震規模 M≥6 的 地震事件,發現於震央附近有機會觀察到以 E<sub>Index</sub> anomaly (EA)形式出現的熱異常, 而連續的 E<sub>Index</sub> anomaly 常於震前的 2-15 天出現,稱作 Pre-earthquake OLR E<sub>Index</sub> anomaly (POEA)。

本研究持續使用以歐洲定軌中心(Center for Orbit Determination in Europe, CODE)提供的全球電離層全電子含量(Total Electron Content, TEC)資料,分析地震前異常。由於 TEC 為時序資料,非常適合使用遞迴神經網路(Recurrent Neural Networks, RNN)建構網路模型,而最被廣泛使用的遞迴神經網路為長短期記憶法 (Long Short-Term Memory, LSTM)。本計畫使用長短期記憶遞迴神經網路為基礎架構,建立時間序列資料的預測模型,利用預測值與觀測值之間的差異,在電離層全電子含量中找出電離層地震前兆。

### ABSTRACT

We continuously monitored four existing gamma-ray stations, including Taipei Yangmingshan (YMSG), Hualien Dong Hwa University (DHUG), Chiayi Chung Cheng University (CCUG) and Pingtung Kenting National Park (KTPG). Gamma ray was used to measure and analyze the radioactive material released from crust fracture before the earthquake. We also operated in coordination with the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) outgoing long wave radiation (OLR) data and ionosphere electron density variation.

This study proposed an improved analysis method to trace variations of outgoing longwave radiation (OLR) for finding precursors of the earthquakes. The significance of these observations is investigated using data sets of recent  $M \ge 6.0$  earthquakes around the Taiwan area from 2009 to 2019. We suggest that the precursory signal could be an  $E_{Index}$  anomaly (EA) in the form of substantial thermal releases distributed near the epicenter. The consecutive appearances of OLR EAs are observed as precursors two to fifteen days before significant earthquakes, and we refer to this as a pre-earthquake OLR  $E_{Index}$  anomaly (POEA).

The total electron content (TEC) data from Global Ionosphere Maps (GIM) are used to analyze the pre-earthquake ionospheric anomalies (PEIAs). The GIM-TEC are provided by Center for Orbit Determination in Europe (CODE). The temporal variations from a single site in Taiwan of GIM are used for detecting the earthquake precursors. In this study, we apply the artificial intelligence (AI) to detect the anomalies before the earthquakes in Taiwan region. The recurrent neural networks (RNN) are very suitable to construct a model for time sequence data. Furthermore, the Long Short-Term Memory (LSTM) is the most frequently used method of RNN. This project uses LSTM as an infrastructure to build the predicting model for time sequence data. The difference between the predicted TEC data and the observed TEC data will be evaluated to detect the earthquake precursors.

### 一、研究方法及初步成果

在多次大地震前,已觀測到地下水或土壤中氣氣含量的突然大幅度增加或減 少,其原因可能是地應力的變化使岩石釋放出一定量的氣氣,從而導致氣氣含量的 變化(Freund, 2011)。而在地震發生的幾天前,常可觀察到由於大氣溫度的增加,導 致熱紅外長波輻射(Outgoing Long-wave Radiation, OLR)強度增強,因此,可藉由衛 星觀測地球表面及大氣發出的熱紅外長波輻射變化,尋找OLR強度增加而出現的 異常熱輻射點(Ouzounov et al., 2006; Kuo et al., 2011; Pulinets and Ouzounov, 2011)。 因此,本計畫主要研究因地震地殼破裂所造成的放射性物質逸散與大氣層的熱紅 外長波輻射的震前熱異常,亦探討可能的電離層異常之地震前兆研究。

### 1.放射性物質監測與分析

氡氣(Radon)為鐳衰變的產物。十公斤的鐳在一天只能產出約一立方公分的氣, 氡的半衰期極短(約三點八二天),所以大氣中含量稀少。但在地震前夕,因為地 層變動應力擠壓的緣故,使得地層下的氡氣由裂縫中逸出,在臺灣過去已有量測深 水井及土壤中的氡氣的相關研究(Fu et al., 2017a; 2017b; 2017c),研究顯示在地震前 也有氡氣濃度異常的增加。在氡氣衰減的過程會釋放出伽瑪射線,量測伽瑪射線輻 射量即可間接量測氡氣的流量。

研究團隊持續維護已設置的四座伽瑪射線監測站,分別為臺北陽明山觀測站 (YMSG)、花蓮東華大學站(DHUG)、嘉義中正大學站(CCUG)及墾丁國家公園站 (KTPG),即時量測伽瑪射線輻射量變化與鄰近發生地震的可能關係,所有資料可 傳送至地球所之伺服器(http://140.109.80.146/Gamma/disp.html),進行資料分析與判 讀。目前臺灣利用伽瑪射線觀測地震前兆變化已有不錯之初步成果,對於特定地區 與較大的地震事件常可獲得前兆資訊(Fu et al., 2015; 2019a)。

例如,Fu et al. (2019b)利用大屯火山地區微地震監測網的微震紀錄,以及三 分量地磁觀測資料(YMM)與 YMSG 伽瑪射線進行比對(如圖一所示),發現密集的 微震常出現在伽瑪射線升高後的下降時段,可能意味當地岩石已開始破裂或流體 擾動產生微震動,間接佐證遠場地震發生前的確有機會產生前兆異常。三分量磁 力資料大致上呈現日變化趨勢,在伽瑪射線升高初期,磁場(E-W)出現持續一天 左右的擾動且日變化訊號明顯減弱,通常這類變化也都可能與岩石破裂有關,這 可解釋伽瑪射線已開始增加,不過值得注意的是,這變化早於微震的出現,可能 暗示著岩石破裂的不同階段。



圖一:2015/2/9-2015/4/24 陽明山伽瑪射線測站(YMSG)與三分量磁力站(YMM)之 觀測結果。由上至下分別為:磁場南北向(棕)、垂直向(深綠)、東西向(藍)、 Dst(淺綠)、伽瑪射線觀測值(紅)以及氣象局地震資料和大屯火山地區微震資 料。

#### 2.熱紅外長波輻射之地震前兆研究

衛星上觀測地球表面及大氣發出的熱紅外長波輻射(Outgoing Long-wave Radiation, OLR),在地震發生的幾天前經常會出現異常熱輻射點而成為地震前兆,熱點是地層表面大氣中的溫度增加,導致OLR的強度增加。目前,研究指出熱點的形成可能是由於地殼裂開使氣氣洩露出來(Ouzounov et al., 2007),因為氡氣具有輻射性,會游離化大氣分子而產生正離子及負離子,吸收水氣,之後釋放出凝結熱, 使得溫度升高(Freund, 2011)。另外,實驗研究發現,擠壓的岩石會產生正電洞,正 電洞和表面的岩石再結合會釋放熱量及熱紅外輻射(Kuo et al., 2015)。經由OLR熱 異常特徵歸納可發現,震前在震央周圍出現大片熱異常,可能比震央周圍附近高出 2-6度,規模越大,熱異常範圍越大(Ouzounov et al., 2007)。

臺灣地處西北太平洋,是颱風主要的通過路徑,然而本研究過去曾嘗試瞭解颱 風事件對於OLR資料的影響,結果顯示濾除颱風期間的資料前,觀察到在研究範圍 內出現大量異常變化;濾除颱風效應後,異常值則大幅度減少,許多研究也發現類 似的現象,豪大雨或颱風的熱對流效應會造成OLR出現大範圍的區域異常值 (Lee et al., 2006; Susskind et al., 2012; Hatchett, 2018)。因此,本研究對於OLR的計算流 程會主動將期間颱風期間的資料直接去除,以減小因颱風所造成的OLR異常變化。

本研究使用美國國家海洋暨大氣總署衛星資料NOAA18 OLR Data (1°x 1°, 1 度約111km),將臺灣周圍劃分為81個格點(1°x 1° grid)。本研究重新檢視過去的計 算流程,將熱紅外長波輻射(OLR)的格點的原始資料(圖二(a))去除周圍4格點平均 值的變化定義為渴度(Eddy)(圖二(b));ΔOLR(t)<sup>A</sup>為扣除當天資料減去過去時間平均 的變化定義為異常(OLR Anomaly)(圖二(c));為了突顯OLR異常的變化強度,EIndex 用來代表最大的OLR變化值,作為地震定義指標(圖二(d)),相關計算流程如下:

$$\overline{S_{i,j}} = \langle S_{i,j} \rangle_{one \ year}$$
(1)  
$$S^*(X_{i,j}, t) = S_{i,j} - \sum W_{i,j} \overline{S_{i,j}}$$
(2)

 $S_{i,j}$ 為目標格點的原始 OLR 資料, $W_{i,j}$ 為權重 , $\overline{S_{i,j}}$ 為各格點過去一年的 OLR 平均值; $S^*(X_{i,i},t)$ 則代表當日的渦度(Eddy)

$$S^* = \langle S^* \rangle_{16 \ days}$$
 (3)  
OLR(t)<sup>A</sup> =  $S^*(x_{i,j}, t) - S^*(x_{i,j}, t)$  (4)

 $\Delta OLR(t)^A$ 為 OLR 異常、Eddy(t)<sup>A</sup>為渦度異常,t為日期, $S(x_{i,j},t)$ 為 OLR 地震事件當天的現值, $S^*(x_{i,j},t)$ 為地震事件前多天 OLR 平

 $S^{*}(x_{i,j},t)$ 為過去 16 天渦度的平均值(不包含當日值); OLR(t)<sup>A</sup> 為當天渦度減去過去 16 天平均渦度值得殘值,定義為 OLR 異常(OLR Anomaly)。

$$E_{\text{Index}(t)} = \left(S^*(x_{i,j}, t) - S^*(x_{i,j}, t)\right) / \tau_{i,j}$$
(5)

Eindex 定義為 OLR 異常除以過去 16 天的標準差 $\tau_{i,j}$ , ΔEddy\*(t)<sup>A</sup>)為地震事件前多 天 Eddy 的平均。使用 1 year, 16 days OLR data 計算標準差, Eindex 計算流程如圖二 所示。

本研究分析 2009 年至 2019 年 35 起地震規模大於 6 之地震事件,其地震分布 位置如圖三所示。OLR 之 Eindex 的變化與地震的關連性,如圖四至圖六所示。我們 將 Daytime 與 Nighttime 的 Eindex 結果分別以紅線和藍線表示,當 Eindex 發超過訂定 的異常門檻值(≥2)則以紅點與藍點表示為顯著 OLR Eindex 異常(詳細出現時間如表 一所示),當異常點於四天內出現超過 3 次(含)以上,則認定為地震前兆異常並稱 之為 Preearthquake OLR EIndex anomaly (POEA)。而 35 起規模大於 6 的地震事件中, 有 24 起地震在震前觀察到 POEA,成功率約為 69% (24/35)。

圖七為 Daytime 和 Nighttime 的 Eindex anomaly 於地震發生前後 25 天中每日出現之次數,可發現時間從地震前 2 天到前 15 天之間,並主要集中在震前的 5-10 天; 而震後明顯較少。代表透過 OLR 的觀測,當觀測到 Eindex anomaly 連續出現時,可 能有機會在地震發生之前提出預警。圖八為觀察到 Preearthquake OLR EIndex anomaly (POEA)異常時,其 Eindex anomaly 出現的總數與地震規模之相關性不高 (R<sup>2</sup>=0.05),可能意味雖然有機會偵測到地震前兆,但我們無法透過 Eindex anomaly 出現的總數來推估即將發生之地震的規模。

圖九則是震源深度與地震規模對於 POEA 的關聯性,發現有偵測到 POEA 的 地震事件,其震源深度多發生在 70 公里以內,EQ-6、EQ-8、EQ-19、EQ-21、EQ-25、EQ-28、EQ-31、EQ-33 這 8 起震源深度超過 70 公里的地震皆沒觀察到 POEA, 僅 EQ-11 例外(深度達 215.8 公里),這觀察結果與前人的研究成果類似,當地震震 源深度超過 40 公里時,比較不容易觀察到地震前兆變化(Ouzounov, 2007; Pulinets and Ouzounov, 2011; Liu et al., 2015)。顯示我們有機會藉由此觀測結果間接推估震 源深度的範圍(~70 公里以內),較深部的地震則不易(EQ-11 例外),相較於發生在 附近的 3 起深部地震(EQ-21、EQ-25 和 EQ-28), EQ-11 地震能觀察到 OLR 的前兆 變化可能與其震源機制有關,但由於只有 1 起案例,故有待後續進一步研究釐清。 此外,若以 30 公里作為淺層地震的分界,17 起規模大於 6 的淺層地震中,有 12 起地震有觀察到 POEA,故針對淺層地震能偵測到 POEA 的成功率約~71% (12/17)。

在11 起地震沒觀察到明顯的前兆異常,其中 EQ-2、EQ-3、EQ-9 與 EQ-19 這 四起地震在地震發生前有颱風事件,可能與扣除颱風期間的觀測資料且此期間亦 為地震前兆可能出現的時段,故無法觀察到前兆異常;此外,雖然 EQ-1 期間也有 颱風事件的發生,但仍觀察到 OLR 前兆變化,可能是該颱風發生於地震之後,故 造成顯著影響。因此,利用本研究方法若未來有颱風出現在地震發生之前,我們可 能無法偵測到 OLR 的地震前兆變化。若扣除掉震前有颱風發生的4起地震事件(視 為無法提供有效觀測結果之區間),31 起規模大於6之地震,有24 起偵測到 OLR 的地震前兆變化,其成功率則為~77% (24/31)。

為了進一步驗證本研究方法,我們利用震前 90 天與震後 25 天的  $E_{index}$  anomaly 來測試 POEA 的出現頻率,以及其與地震規模的關聯性(圖十),當出現 POEA 時, 之後是否會發生規模大於 6 之地震。35 起地震中,大部分皆只出現 1 次 POEA 且 與後續的地震(M≥6)有關;有 8 起地震,於地震前後 115 天期間出現了 2 次 POEA (如 EQ-5、EQ-7、EQ-14、EQ-16、EQ-17、EQ-18、EQ-24、EQ-30);其中出現在 EQ-14 期間的另一個 POEA (2013/02/23-02/27),可能與後續發生在 2013/03/07 地震 事件有關(M=5.9),顯示 POEA 對應的地震規模鬥檻有機會下修至 M≥5.9。圖十同 時也分別將規模 4-5 和規模 5-6 的地震進行比對,顯示 POEA 與規模小於 5.9 的地 震無關,而零星出現的  $E_{index}$  anomaly (Daytime 和 Nighttime),也與這些地震無顯著 關聯。

表一: 2009-2019 臺灣地區地震 M≥6 之事件與 OLR 前兆異常時間列表。

No. <sup>a</sup>	Date	Long.	Lat.	Mag.	Depth	Daytime EA <sup>b</sup>	Nighttime EA <sup>b</sup>	Р°
		(°E)	(°N)	(ML)	(km)	(Days before the EQ)		
1 <sup>d</sup>	2009/07/14 02:05	122.22	24.02	6.0	18.1	6, 7, 9	6, 7, 9	Y
2 <sup>d</sup>	2009/08/17 08:05	123.88	23.37	6.8	43.3			Ν
3 <sup>d</sup>	2009/10/04 01:36	121.58	23.65	6.1	29.2	9	9	Ν
4	2009/11/05 17:32	120.72	23.79	6.2	24.1	8, 9, 10	6, 7, 8, 9, 10	Y
5	2009/12/19 21:02	121.66	23.79	6.9	43.8	5, 6, 7, 8, 9, 10	6, 7, 9, 10	Y
6	2010/02/07 14:10	123.77	23.33	6.6	88.0	5, 9, 14	9	Ν
7	2010/03/04 08:18	120.71	22.97	6.4	22.6	5, 6, 7, 8, 9, 10	5, 6, 7, 8, 9, 10	Y
8	2010/04/26 10:59	123.74	22.15	6.8	73.4	6, 8	11, 13	Ν
9 <sup>d</sup>	2010/10/04 21:28	125.51	23.97	6.6	35.0	6	6,11	Ν
10	2010/11/21 20:31	121.69	23.85	6.1	46.9	5, 6	2, 7, 24	Y
11	2011/10/30 11:23	123.16	25.31	6.3	215.8	5, 7, 8, 9, 10	9	Y
12	2012/02/26 10:35	120.75	22.75	6.4	26.3	9, 10	10	Y
13	2012/06/10 05:00	122.31	24.46	6.6	69.9	7, 9	9	Y
14	2013/03/27 10:03	121.05	23.90	6.2	19.4	5, 6, 8, 9, 10	4, 5, 6, 7, 9, 10	Y
15	2013/04/11 04:20	122.22	20.65	6.1	22.1	6, 7, 9, 10, 14		Y
16	2013/05/21 16:25	123.69	23.33	6.1	53.1	7, 8	3, 7, 11	Y
17	2013/06/02 13:43	120.97	23.86	6.5	14.5		6, 7, 9	Y
18	2013/06/08 00:38	122.65	23.98	6.2	35.3	6, 7	6,7	Y
19 <sup>d</sup>	2013/09/06 19:33	122.28	20.05	6.8	206.2	3, 5	11, 13	Ν
20	2013/10/31 20:02	121.35	23.57	6.4	15.0	5, 6, 8, 9, 10	5, 6, 7, 9	Y
21	2014/12/11 05:03	122.61	25.45	6.7	268.6	3, 13	3, 13, 20	Ν
22	2015/02/14 04:06	121.40	22.66	6.3	27.8	5, 8, 10	3, 9	Y
23	2015/03/23 18:13	121.67	23.73	6.2	38.4	5, 7, 9, 12	2, 3, 5, 9	Y
24	2015/04/20 09:42	122.44	24.02	6.4	30.6		4, 9, 10, 11	Y
25	2016/02/02 22:19	123.54	25.42	6.7	203.7			Ν
26	2016/02/06 03:57	120.54	22.92	6.6	14.6	9,25	11, 12	Y
27	2016/05/12 11:17	121.98	24.69	6.1	8.9	8, 11	12	Y
28	2016/05/31 13:23	122.68	25.49	6.9	256.9	12	21	Ν
29	2016/06/24 05:05	123.42	23.53	6.1	47.0		10, 14, 15	Y
30	2016/10/06 23:52	121.34	22.63	6.2	23.7	7, 9, 13	8	Y
31	2018/02/06 23:50	121.73	24.10	6.2	6.3	14	15	Ν
32	2018/10/23 12:34	122.62	24.00	6.1	31.2	11	9.10	Y
33	2018/11/26 07:57	118.52	23.38	6.2	12.3	**	8 10	Ň
34	2019/04/18 13:01	121.56	24.05	6.3	20.3	456	2 20	v
35	2019/08/08 05:28	121.91	24 44	6.2	24.2	7	2,20	V
35	2019/08/08 05:28	121.91	24.44	6.2	24.2	7	7, 8	Y

<sup>a</sup>地震編號;

<sup>b</sup>Eindex 大於2稱為Eindex anomaly;

<sup>c</sup>P.代表 Precursor;

<sup>d</sup> 地震發生前後 25 天內有颱風。



圖二:OLR 之  $E_{Index}$  資料處理過程,以 2016/09/22-20161006 期間的 OLR Daytime Data 為例。(A) OLR data 格點原始資料;(B) Eddy 為 OLR data 當日格點值扣除周 圍 4 點一年平均值;(C) OLR Anomaly 為當日渦度值扣掉過去 16 天渦度平均值; (D)  $E_{index}$  為 OLR Anomaly 除以 16 天標準差,可進一步用來觀察是否連續出現達到  $E_{index}$  異常門檻(≥2)。其中,9/23、9/27 和 9/29 於震央附近出現的  $E_{index}$  的異常可能 與 2016/10/06 的地震有關。



圖三: 2009-2019 年 35 起地震規模大於 6 之地震分布圖,各地震之詳細資訊請見 表一。



圖四:2009-2019 地震規模 M≥6 之地震(EQ-1 to EQ-12),其地震發生前後 25 天 Eindex 的變化。(a)紅色線代表 Daytime Eindex,(b)藍線代表 Nighttime Eindex,綠色虛線為地 震發生時間。紅點與藍點分別代表超過異常門檻值,為地震前兆異常。陰影區間代 表颱風發生區間。



圖五:2009-2019 地震規模 M≥6 之地震(EQ-13 to EQ-24),其地震發生前後 25 天 Eindex 的變化。(a)紅色線代表 Daytime Eindex,(b)藍線代表 Nighttime Eindex,綠色虛 線為地震發生時間。紅點與藍點分別代表超過異常門檻值,為地震前兆異常。陰影 區間代表颱風發生區間。



圖六:2009-2019 地震規模 M≥6 之地震(EQ-25 to EQ-35),其地震發生前後 25 天  $E_{index}$  的變化。(a)紅色線代表 Daytime  $E_{index}$ ,(b)藍線代表 Nighttime  $E_{index}$ ,綠色虛 線為地震發生時間。紅點與藍點分別代表超過異常門檻值。



圖七: Daytime 和 Nighttime 的 聯性;虛線為地震發生時間。

Eindex anomaly 每日出現次數,與地震發生時間之關



圖八:出現 Preearthquake OLR E<sub>Index</sub> Anomaly (POEA)異常時,其異常出現的總天 數與地震規模之關聯;星號代表發生於陸域之地震,灰圓代表發生在海域之地震。



圖九:地震震源深度與地震規模,其對於 Preearthquake OLR EIndex anomaly (POEA) 之關聯性。紅、藍點分別代表發生於陸域和海域之地震且有觀察到 POEA, 灰叉代 表沒有觀察到 POEA,其中 EQ-2、EQ-8 和 EQ-9 可能是受到颱風影響所致。



圖十:2009-2019年35起規模M≥6之地震事件,其地震發生前90天與後25天EIndex的時序變化,用來作為測試OLR的前兆異常。綠色虛線為地震發生時間;紅點與藍點分別代表Daytime Eindex與Nighttime EIndex超過異常門檻值,視為EIndex anomaly; 當EIndex anomaly於4天內出現3次以上則視為地震前兆異常,稱作Preearthquake OLR EIndex anomaly (POEA)。

#### 3.電離層之地震前兆研究

電離層地震前兆(pre-earthquake ionospheric anomalies, PEIAs)是一種岩石圈、 大氣層、電離層的耦合作用,在1999年集集大地震後,Liu et al. (2000)使用電離層 探測儀,發現在地震發生之前3到4天,電離層層峰電漿頻率(foF2)會低於地震前 15 天內的第一四分位值。除了電離層探測儀之外,科學家使用電離層全電子含量 (total electron content; TEC)資料,進行電離層地震前兆的研究(Liu et al., 2001, 2004, 2010; Jhuang et al., 2010; Heki, 2011),科學家發現在地震發生前五天內,TEC 低於 地震前15天內的第一四分位值。此外,亦有科學家使用福衛三號衛星掩星資料進 行地震前兆的研究(Liu et al., 2009; Kakinami et al., 2010),同樣發現前述低於15天 內第一四分位的負異常現象外,還發現高於第三四分位的正異常現象。Namgaladze et al. (2012)與 Kuo et al. (2014)利用數值模擬研究電離層在地震前發生異常的原因, 認為地震前可能會因為岩石擠壓而產生電荷累積,產生電流通過大氣層進而傳播 至電離層中,造成電離層電子濃度異常的現象。

近幾年人工智慧(Artificial Intellegence, AI)展現了強大的能力,且政府亦投入 龐大的資金由國家高速網路計算中心建置臺灣杉2號GPU超級電腦。在本計畫中, 我們與國網中心蔡宗哲博士合作,使用深度學習進行電離層地震前兆的研究,我們 將以遞迴神經網路建構 TEC 異常的判斷方法,期能提高地震前兆判斷的準確性。

#### 研究方法

在過去電離層地震前兆的研究中,科學家使用 TEC 的資料進行分析,研究地 震前 15 天內是否出現低於第一四分位的負異常,或是高於第三四分位的正異常。 由於 TEC 為時序資料,非常適合使用遞迴神經網路(Recurrent Neural Networks, RNN)建構網路模型,而最被廣泛使用的遞迴神經網路為長短期記憶法(Long Short-Term Memory, LSTM)。因此本計畫將使用長短期記憶遞迴神經網路為基礎架構, 建立時間序列資料的預測模型,利用預測值與觀測值之間的差異,在電離層全電子 濃度資料中找出電離層地震前兆異常。

本研究使用歐洲定軌中心(Center for Orbit Determination in Europe, University of Bern, Switzedland, CODE)提供的全球電離層圖(Global Ionosphere Maps, GIM)資料, 分析地震前異常。GIM為CODE利用200個以上之IGS (International GNSS Service) 接收站所整合的全球電離層 TEC 分布圖。GIM在2014年10月18日起每小時提 供全球經度每5度(-180°E至180°E),緯度每2.5度(-87.5°N至87.5°N)之TEC分 布;自2002年至2014年10月17日,則為每兩小時一筆。圖十一為2016年1月 1日到1月10日之間位於東經120度、北緯22.5度臺灣上空的TEC 資料之時序 變化,圖十一(a)為世界標準時間(universal time)下TEC 的變化,圖十一(b)為臺灣 地區時間(local time)下TEC 的變化。由圖十一(a)中可以看到全電子濃度在4至6 UT 附近達到最大值,20至22 UT 附近達到最小值,由於臺灣地區與世界標準時間 差距8小時,因此我們必須先把時間軸換成臺灣的地區時間如圖十一(b),此時極 大值出現在12至14點,極小值出現在4至6點之間。

圖十二為時間序列資料排列方式的示意圖,圖十二(a)為時間序列資料排列的 方式,其中每筆資料之間為固定的時間間隔,圖十二(b)為 RNN 輸入層時序資料排 列的方式,n為考慮之時間步驟序列長度。我們假設時間t<sub>n+1</sub>的 TEC 與時間t<sub>1</sub>到t<sub>n</sub> 的 TEC 有關,所以將時間 $t_1$ 到 $t_n$ 的 TEC 資料設定為輸入層(實際觀測值),將時間  $t_{n+1}$ 的 TEC 設定為輸出層(實際觀測值),最後使用 RNN 進行學習並預測時間 $t_{n+1}$ 的 TEC(預測值)。接下來平移一個時間間隔,以時間 $t_2$ 到 $t_{n+1}$ 的 TEC 資料設定為輸 入層(實際觀測值),將時間 $t_{n+2}$ 的 TEC 設定為輸出層(實際觀測值),同樣使用 RNN 預測時間 $t_{n+2}$ 的 TEC(預測值)。本研究於輸入層中除採用觀測的 TEC 資料,也一 併利用太陽黑子數 SSN、10.7 公分太陽輻射通量指數 F10.7、太陽光譜 Lyman- $\alpha$  觀 測值、及地磁擾動指數 Dst,再由 RNN 中的長短期記憶模型演算法(Long Short-Term Memory, LSTM),預測出下一個時間點的 TEC(圖十三)。

本研究採用 2003 年至 2019 年間 M>6.0,且震央經度介於 112.5-127.5°E 間、 緯度介於 18.75-26.75°N 間之地震(圖十四)作為地震事件。圖十五則為地震事件(實 驗組)、訓練模型、及正常事件(對照組)之採用時間區間示意圖。地震事件採用 M>6.0 地震發生日作為第0天。前45天分為三個階段,分別為Stage 0、Stage 1、及Stage 2 三組 15 天的區間。此 45 天的區間則要求不得有 M≥6.0 地震發生。訓練模型則 是取 75 天的區間作為訓練及驗證訓練模型用,此期間分為 Stage 0、Stage 1、及 Stage 3 三個階段。其中 Stage 0 及 Stage 3 為 15 天, Stage 1 則為 30 天, 整個訓練 週期則要求不得有 M>5.3 地震發生。最後則為對照組之正常事件,一組對照組有 60 天的區間。60 天中則分為 5 個階段, 分別有 Stage 0、Stage 1、Stage 2、事件日 第0天、及最後的 Stage 3。所有期間皆不得發生 M≥5.3 地震。在這三種事件中, Stage 0 及 Stage 3 被拿來當作空白區間,可作為和其他事件的 Stage 0 或 Stage 3 重 疊使用。依上述的分析期間定義,2003 年至 2019 年間會有 33 個地震事件、25 個 正常事件(對照組)、及18個訓練模型(圖十六,5個為2014年後)。其中,地震事 件及正常事件中 Stage 1 及 Stage 2 則被拿來當作分析區間,若 Stage 1 和 Stage 2 有 明顯差異,則會把第0天預測為將有地震發生(Predict Yes),反之則不會有地震發 生(Predict No)。

本研究採用 LSTM 中雙層 multi 演算法,比較輸入層中不同長度的時間步驟, 利用其預測出的 TEC 與實際觀測的 TEC 差異,預測地震事件的發生。此外,本研 究為測試訓練模型的優劣,33 個(10 個為 2014 年後)M≥6.0 地震事件(實驗組),及 25 個(6 個為 2014 年後)分析期間沒有 M≥5.3 的正常事件(對照組),被用來比較訓 練模型的預測結果,以其產生的混淆矩陣,決定時間步驟的長度。此外,由於 GIM-TEC 在 2014 年 11 月起,時間解析度由 2 小時一筆圖十七為時間長度由 1-7 天之 時間步驟以不同超參數針對地震事件及正常事件之預測準確率分布盒圖。圖十七(a) 中,可見以 2 天或 5 天的時間步驟長度,可得到最好的準確率 71.43%,但由於 5 天的準確率分布比較集中,5 天的時間步驟長度較適合作為 2003-2014 年 10 月的 地震前兆分析。

另一方面,2014 年 11 月起,GIM-TEC 時間解析度變為每小時一筆資料。因此,訓練模型為重新選取的5個。依此5個的預測結果建議,時間長度7 天有最好的的準確率,高達 87.5%。本研究目前仍持續進行,近日將會把結果整理後,投稿至國際期刊,並依此精神,持續預測未來的TEC 變化,比較和觀測值差異後, 作為地震預測模式。



圖十一: 2016年1月1日至1月10日臺灣上空(120°E, 22.5°N)電離層全電子濃度 隨時間的變化。(a)為世界標準時間下全電子濃度的變化。(b)為臺灣地區時間下全 電子濃度的變化。



圖十二:時間序列資料排列示意圖。(a)時間序列資料排列,每筆資料之間為時間間 隔。(b)遞迴神經網路輸入層時序資料排列方式的示意圖,n 為考慮的時間序列長 度。



圖十三: RNN 輸入層、隱藏層、及輸出層示意圖。輸入層中採用觀測的 TEC 資料、 太陽黑子數 SSN、10.7 公分太陽輻射通量指數 F10.7、太陽光譜 Lyman-α 觀測值、 及地磁擾動指數 Dst,於隱藏層中以長短期記憶模型演算法(Long Short-Term Memory, LSTM),預測出下一個時間點(輸出層)的 TEC。



Longitude (E)

圖十四:2003 年至 2019 年臺灣地區  $M_L \ge 5.3$  地震震央分布圖。紅色實心圓為  $M_L \ge 6.0$  地震震央分布,緣色實心圓則為  $5.3 \le M_L < 6.0$  地震震央分布。藍色十字則為本研究中使用的 GPS-TEC 觀測站,位置為  $120^{\circ}E \cdot 22.5^{\circ}N$ 。



圖十五:地震事件(實驗模型)、訓練模型、及正常事件(對造組)之挑選條件示意圖。



圖十六:2003-2019 年間的時間軸。軸上標有訓練模型(traing period 藍色水平線)、 地震事件(實驗組, positive period 紅色水平線)、及正常事件(對照組, negative period 綠色水平線)分布時間。此外 M≥6.0 地震發生日及 5.3≤M<6.0 地震發生日,也分別 以黑色及灰色垂直線標出。



圖十七:不同時間長度之時間步驟以不同超參數針對地震事件及正常事件之預測 準確率分布盒圖。(a)2003 年至 2014 年 10 月之準確率分布盒圖。(a)2014 年 11 月 至 2019 年之準確率分布盒圖。每個盒子以黑色水平線標示出準確率分布對應的最 大值、最小值、中位數(紅色橫線)、及上下四分位(盒子的上下邊緣)。此外對應的 平均值,也以綠色菱形標示出。若分布中有出現離群值,則以"十"字標出。

### 二、討論與建議

- 利用新的資料處理模式計算 2009-2019 年 35 起地震規模 M≥6 的地震,發現其 中 24 起地震在地震發生前出現持續的地震前兆熱異常於震央附近出現;本研 究雖嘗試扣除颱風可能造成的異常,但4 起於地震發生(前)期間有颱風出現的 地震,以及8 起地震震源深度超過約 70 公里的地震,也沒有觀察到明顯的前 兆異常,顯示本研究的資料處理模式仍無法扣除颱風的影響,而震源深度的地 震前兆限制,其發現有助於後續進行前兆理論模型的建立。
- 2. 本計畫嘗試導入在時間序列資料領域中廣泛應用的「長短期記憶遞迴神經網路(RNN-LSTM)」進行臺灣地區短期電離層全電子含量(TEC)預報,我們使用全電子含量(TEC)、太陽黑子數(SSN)、10.7 公分太陽無線電通量(F10.7)及地磁指數(Dst)觀測資料作為類神經網路輸入參數,使用單層或雙向長短期記憶遞迴神經網路預測未來1小時、3小時、12小時甚至是24小時臺灣附近北緯22.5度、東經120度全電子含量的變化,分別統計太陽極大期與太陽極小期間之地磁安靜期與劇烈期的方均根誤差,找出最佳的全電子含量預報模式。

## 參考文獻

- Freund, F., (2011), Pre-earthquake signals: Underlying physical processes, J. Asian Earth Sci., 41, 383-400.
- Fu, C.C., Wang, P.K., Lee, L.C., Lin, C.H., Chang, W.T., Giuliani, G., and Ouzounov, D., (2015), Temporal variation of gamma rays as a possible precursor of earthquake in the Longitudinal Valley of eastern Taiwan, J. Asian Earth Sci., 114(2), 362-372.
- Fu, C.C., Walia, V., Yang, T.F., Lee, L.C., Liu, T.K., Chen, C.H., Kumar, A., Lai, T.H., and Wen, K.L., (2017a), Preseismic anomalies in soil-gas radon associated with 2016 M6.6 Meinong earthquake, Southern Taiwan. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 28(5), 787-798.
- Fu, C.C., Yang, T.F., Tsai, M.C., Lee, L.C., Liu, T.K., Walia, V., Chen, C.H., Chang, W.Y., Kumar, A., and Lai, T.H., (2017b), Exploring the relationship between soil degassing and seismic activity by continuous radon monitoring in the Longitudinal Valley of eastern Taiwan. *Chem. Geol.*, 469, 163-175.
- Fu, C.C., Yang, T.F., Chen, C.H., Lee, L.C., Wu, Y.M., Liu, T.K., Walia, V., Kumar, A., and Lai, T.H., (2017c), Spatial and temporal anomalies of soil gas in northern Taiwan and its tectonic and seismic implications. *J. Asian Earth Sci.*, 149, 64-77.
- Fu, C.C., Lee, L.C., Yang, T.F., Lin, C.H., Chen, C.H., Walia, V., Liu, T.K., Ouzounov, D., Giuliani, G., Lai, T.H., and Wang, P.K., (2019a), Gamma ray and radon anomalies in northern Taiwan as a possible preearthquake indicator around the plate boundary. *Geofluids*, 2019, 4734513. doi.org/10.1155/2019/4734513
- Fu, C.C., Lee, L.C., Yang, T.F., Lin, C.H., Walia, V., and Chen, C.H., (2019b), Exploring the release of radioactive gas in the volcanic area and its tectonic implications.

Abstract for the 2nd Symposium on Gas Isotope Technique and Geosciences Applications, Lanzhou, China, September 8-11, 2019.

- Hatchett, B.J., (2018), Snow Level Characteristics and Impacts of a Spring Typhoon-Originating Atmospheric River in the Sierra Nevada, USA. *Atmosphere (Basel)*. 9, 233.
- Heki, K., (2011), Ionospheric electron enhancement preceding the 2011 Tohoku-Oki earthquake. *Geophys. Res. Lett.*, 38(17), doi:10.1029/2011GL047908.
- Jhuang, H.K., Ho, Y.Y., Kakinami, Y., Liu, J.Y., Oyama, K.I., Parrot, M., Hattori, K., Nishihashi, M., and Zhang, D., (2010), Seismo-ionospheric anomalies of the GPS-TEC appear before the 12 May 2008 magnitude 8.0 Wenchuan Earthquake. *International Journal of Remote Sensing*, 31(13), 3579-3587, doi:10.1080/01431161003727796.
- Kakinami, Y., Liu, J.Y., Tsai, L.C., and Oyama, K.I., (2010), Ionospheric electron content anomalies detected by a FORMOSAT-3/COSMIC empirical model before and after the Wenchuan Earthquake. *International Journal of Remote Sensing*, 31(13), 3571-3578, doi:10.1080/01431161003727788.
- Kuo C.L., J. Huba, G. Joyce, and L.C. Lee, (2011), Ionosphere plasma bubbles and density variations induced by pre-earthquake rock currents and associated surface charges, *J Geophys. Res.*, 116, A10317.
- Kuo, C.L., Lee, L.C., and Huba, J.D., (2014), An improved coupling model for the lithosphere-atmosphere-ionosphere system. J. Geophys. Res.: Space Physics, 119(4), 3189-3205.
- Kuo, C.L., Lee, L.C., and Heki, K., (2015), Preseismic TEC changes for Tohoku-Oki earthquake: Comparisons between simulations and observations. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 26, 63-72.
- Lee, C.S., Lin, Y.L., and Cheung, K.K.W., (2006), Tropical cyclone formations in the South China Sea associated with the Mei-Yu front. *Mon. Wea. Rev.*, 134, 2670-2687.
- Liu, J.Y., Chen, Y.I., Pulinets, S.A., Tsai, Y.B., and Chuo, Y.J., (2000), Seismoionospheric signatures prior to M≥6.0 Taiwan earthquakes. *Geophys. Res. Lett.*, 27(19), 3113-3116, doi:10.1029/2000GL011395.
- Liu, J.Y., Chen, Y.I., Chuo, Y.J., and Tsai, H.F., (2001), Variations of ionospheric total electron content during the Chi-Chi Earthquake. *Geophys. Res. Lett.*, 28(7), 1383-1386, doi:doi:10.1029/2000GL012511.
- Liu, J.Y., Chuo, Y.J., Shan, S.J., Tsai, Y.B., Chen, Y.I., Pulinets, S.A., and Yu, S.B., (2004), Pre-earthquake ionospheric anomalies registered by continuous GPS TEC measurements. Ann. Geophys., 22(5), 1585-1593, doi:10.5194/angeo-22-1585-2004.
- Liu, J.Y., Chen, Y.I., Chen, C.H., Liu, C.Y., Chen, C.Y., Nishihashi, M., Li, J.Z., Xia, Y.Q., Oyama, K.I., Hattori, K., and Lin, C.H., (2009), Seismoionospheric GPS total electron content anomalies observed before the 12 May 2008 Mw7.9 Wenchuan earthquake. *J Geophys. Res.*, 114(A4), doi:doi:10.1029/2008JA013698.

- Liu, J.Y., Tsai, H.F., Lin, C.H., Kamogawa, M., Chen, Y.I., Lin, C.H., Huang, B.S., Yu, S.B., and Yeh, Y.H., (2010), Coseismic ionospheric disturbances triggered by the Chi-Chi earthquake. J. Geophys. Res.: Space Physics, 115(A8), doi:10.1029/2009JA014943.
- Liu, J.Y., Chen, Y.I., Huang, C.H., Ho, Y.Y., and Chen, C.H., (2015), A statistical study of lightning activities and  $M \ge 5.0$  earthquakes in Taiwan during 1993–2004. *Surv. Geophys.*, 36(6), 851-859, doi:10.1007/s10712-015-9342-2
- Namgaladze, A.A., Zolotov, O.V., Karpov, M.I., and Romanovskaya, Y.V., (2012), Manifestations of the earthquake preparations in the ionosphere total electron content variations. *Natural Science*, 4(11), 848-855, doi:10.4236/ns.2012.411113.
- Ouzounov, D., Bryant, N., Logan, T., Pulinets, S., and Taylor, P., (2006), Satellite thermal IR phenomena associated with some of the major earthquakes in 1999–2003. *Phys. Chem. Earth.*, 31, 154-163.
- Ouzounov, D., Liu, D., Kang, C.L., Cervone, G., Kafatos, M., and Taylor, P., (2007), Outgoing long wave radiation variability from IR satellite data prior to major earthquakes. *Tectonophysics*, 431 211-220.
- Pulinets, S., and Ouzounov, D., (2011), Lithosphere–Atmosphere–Ionosphere Coupling (LAIC) model - An unified concept for earthquake precursors validation. J. Asian Earth Sci., 41, 371-382.
- Susskind, J., Molnar, G., Iredell, L., and Loeb, N., (2012), Interannual variability of outgoing longwave radiation as observed by AIRS and CERES. J. Geophys. Res., 117, D23107, doi:https://doi.org/10.1029/2012JD017997.

## 臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析

## 子計畫二

### 地震前兆監测-三分量地磁資料分析

顏宏元1 陳俊榕2 羅祐宗1

1國立中央大學地球科學系

2國立中央大學太空科學研究所

#### 摘要

九二一大地震後,經檢視全臺磁力連續觀測資料發現,位於車籠埔斷層兩端的 磁力站—鯉魚潭站及灣丘站,都觀測到磁力異常訊號,這些異常訊號與地震的發生 有時間上的巧合。一般認為,當岩層受到應力作用而產生裂隙,地層內所含的帶磁 礦物會散發在空間中,造成地磁場的變化。本計畫除了協助更新三分量地磁連續觀 測網的觀測儀器外,同時也分析新建置的全臺三分量地磁連續觀測網資料,以了解 地磁場強度改變與地震活動的關聯性。

關鍵詞:磁力

### Abstract

After 921Chi-Chi earthquake, numerous magnetic anomaly signals were observed in the northern and southern parts of the Chelungpu fault, and it is coincided with the time of Chi-Chi earthquake occurred. It is generally believed that the magnetic minerals contained in the formation will be dispersed in space, causing changes in the geomagnetic field. This project includes not only the re-establishment of the geomagnetic observation network, and the replacement of observation instruments, but also analyzing geomagnetic observations associated with seismicity and changed in tectonic stress.

#### Key Words: Geomagnetic

### 壹、前言及研究目的

在1999年九二一集集大地震後,我們發現距車籠埔斷層北端8公里的鯉魚潭 磁力站,地磁總強度在地震發生前一個多月就紀錄到擾動的訊號,振幅達到180nT, 這些擾動訊號的振幅逐漸變小且在同年10月22日嘉義大地震發生的同時,這些 擾動訊號就沒有被偵測到,這些巧合讓我們認為地磁場強度異常應該和大地震的 發生有關;另外,位於臺南的灣丘地磁觀測站,似乎也紀錄到一些擾動的訊號,研 判與嘉義大地震有關(Yen et al., 2004)。

臺灣地磁連續觀測網,大致上可以分為三個時期:

(1) 1988~2001 年由中央研究院地球科學研究所建置的臺灣地區地磁連續觀 測網,除了崙坪(LP)參考站位在地震活動不頻繁的地區外,其他分別為鯉魚潭(LY)、 灣丘(TW)、恆春(HC)、臺東(TT)、玉里(YL)、花蓮(HL)和內城(NC)等 7 個地磁觀 測站,均在地震活動頻繁或活動構造地區(圖一)。站內安裝 G-856 可攜式質子進動 磁力儀(Proton-Procession magnetometer, G856),地磁資料存於儀器的硬碟中,每兩 個月由技術人員前往各站下載資料。

(2)2002~2006 年中央大學除了將原有 8 個地磁觀測站的儀器汰換外,還增 加了 3 個新的觀測站,包含桃園爺亨(YH)觀測站,中部山區的南投雙龍(SL)觀測 站,以及南部山區的屏東瑪家(PT)觀測站,選定金門的磁力站為本觀測網的參考基 準站。所使用的儀器為加拿大 GEM 公司所生產之 GSM90F 型磁力儀。該儀器的解 析度為 0.1nT,精確度為 0.2nT,量測範圍 20000 ~ 120000nT,取樣率為 1Hz,最小 達每秒1 次,記錄資料傳送至中央大學的記錄中心。

(3)2007年後,中央大學將所建置的「臺灣地區地磁場連續觀測網」移轉給中央氣象局。2014年起為了加強對池上斷層的監測,於池上玉蟾園增設了池上(CS)站。2016年由於舊有的屏東瑪家站屢遭破壞,於是將馬家地磁觀測站遷移至馬仕部落而更名為馬仕(MS)站。

由於儀器老舊,地磁連續觀測網陸續有許多測站出現了資料中斷的現象。近年 來開始進行地磁觀測儀器更新,將原量測全磁場的儀器汰換為三分量磁力儀(圖一), 此儀器由日本 TIERRA TECNICA 公司所製造之儀器,取樣率為 1Hz,包含接收 器、前置放大器、主機和 GPS。以網路將所觀測的資料即時傳輸到紀錄中心。

本計畫主要為協助更新三分量地磁連續觀測網的觀測儀器,同時也分析新、舊 地磁觀測網資料,以了解地磁場強度改變與地震活動的關聯性。

### 貳、研究方法-磁力觀測作業

2007 年中央大學將該地磁連續觀測網移轉給中央氣象局繼續運作及維護。於 2012 年該觀測網增加了池上觀測站。中央氣象局地震中心同仁辛苦的維護該觀測 網的正常運作,提供學界高品質的地磁資料進行研究。不過近幾年,已有部分觀測 站儀器的故障率偏高,加上測站位處人煙罕至的地方,訊號傳輸也常出現不穩定的 現象。圖二是 2017 年 10 月至 2018 年 9 月花蓮地磁觀測站的紀錄,除了訊號有中 斷的情況外,資料也有明顯受到干擾的現象,做進一步的分析研究有其困難性。本 年度除了協助新三分量磁力站的建站工作,另一個重要的工作就是繼續分析地磁 資料與地震活動的相關性。

氣象局已經將部分觀測站量測全磁場的儀器汰換為三分量磁力儀觀測站,在 上年度計畫持續進行地磁站儀器更新為三分量地磁儀器選址勘查。原內城(NC) 站移至南澳農場一偏僻空地。原花蓮(HL)站周圍因鐵路電氣化且增設高壓電塔, 嚴重影響觀測站的資料品質;加上原放置感應器附近的坡度過陡而不宜建置三分 量地磁觀測儀器,預計將花蓮站移至大漢技術學院運動場旁一隅。原臺東(TT)站 移至臺東大學知本校區內的地球科學園區內。原雙龍(SL)站因風災影響造成道路 中斷,傳輸訊號又極為不穩定,故選定日月潭氣象站旁的竹林一隅裝設三分量地磁 觀測站。地震活動相對低的馬祖地區,尋覓一適當地點做為新建三分量地磁觀測站, 可與金門站一起當作「中央氣象局三分量地磁觀測網」的基準參考站。待所有測站 汰換儀器或信件完成後,可進行觀測資料的品質檢視及分析。

地球磁場的變化(微脈動)是和地震活動、洋流及電離層潮汐等有關,臺灣是 研究地磁場微脈動的最佳地區。本計畫另一項工作就是進行地磁資料分析,並探討 地磁變化與地震活動的相關性。地磁資料將彙整中央研究院地球所,分別於中正大 學(CCU)、陽明山(YMM)、臺中外埔(TCD)、高雄多納(DNA)與花蓮光復(HLG)等 五個三分量磁力儀觀測站(圖三)。

本研究採用 Liu et al. (2006)之方法,計算磁力站每日磁力值最大與最小值進行 相減,得到各站日變化振幅,並比較各磁力站與金門或馬祖參考站之日變化振幅的 比值。因磁力的日變化主要受到太陽風與地磁層的影響,在小區域中變化量理論上 應該相似,因此各測站與參考站的比值應該大致上接近於1。以1999 年集集地震 為例,選取地震前後15天的資料作圖,發現LY與TW(靠近車籠埔斷層南北端的 兩個測站)比值的分佈有明顯的偏離背景分佈。文章中認為這個偏移情形來自於孕 震區的導電性改變或產生電流進而影響磁場。新的三分量地磁資料或許可以進一 步了解造成地磁變化的原因。

一般認為在地震發生時,地磁觀測要素中的垂直分量較敏感(Zeng et al., 2002); 日本在研究地震前兆的發生大多使用超低頻法(Ultra-Low-Frequency, ULF),此方法 是將在時間域所得到的磁力資料,經過 FFT 轉換成頻率域,再選擇頻率域中的 0.001~0.003Hz為研究範圍, Hattori(2004)也認為地震對地磁的影響在 Z 方向最為 明顯。Chen et al. (2013)提出地震發生前,因岩石受應力作用造成短暫的高電導率 物質存在於震央或震源附近的假設。換言之,高電導率物質確實生成於震央或震源 附近,不同觀測站所求得之扣除海岸效應與地下非均質構造影響的 Parkinson 矢量, 理應能分別指向震央或震源的區域。本研究利用三分量磁力資料,藉由磁場轉換式 得到地磁場垂直向(Z)和水平向(X、Y)之間的關係,並利用此關係得到帕金森向量 在研究時間內的分布及各測站於不同深度帕金森向量之分布情形,並將其結果結 合得到高電導率之塊體所存在之位置。分析全臺三分量地磁連續觀測網,以了解地 磁場強度改變與地震活動的關聯性。

## 参、結果與討論

圖四為已完成之三分量磁力站位置。知本、蘭嶼已完成會勘預計於年底前完工, 但因為中華電信網路簽核流程延滯,造成資料無法傳輸;而金門因原位置資料品質 不佳,故重新勘點完成,預計年底完工。在中期短暫維護中斷後,各測站資料陸續 恢復穩定回傳,並檢視10月以前的資料品質(圖五)。

本年度的工作內容主要分為三部分:建置磁力站、檢視資料品質及地震地磁前 兆討論。

A. 協助氣象局尋找新的三分量磁力站位址:

今年度先後前往南澳、蘭嶼、臺東、馬祖及金門尋找新的站址。其工作內容說 明如下:

 臺東大學:原選定擬建地磁觀測站的地點與該校農試場地重疊,故重新勘 查選點。重新選定建站的位置於該校地球科學園區內一隅,並會同校方人員於現場 協調用地,地點已用定位樁標示。(圖六)

 南澳農場與南澳工作站:南澳農場在勘址時的地磁資料穩定且附近幾乎 沒有干擾,惟因用地無法確定權屬的情況下,決定另尋適當的地點。在南澳工作站 後方生態園區內一隅為擬建測站地點(圖七),實測地磁資料品質較南澳農場差。

馬祖:擬建站位置之土地界標不明確,有部分土地為私人所有。因為是長期的觀測站,須重測勘界後再行建站。建站位置如圖八及圖九說明。

 蘭嶼:蘭嶼站預計建立在蘭嶼氣象站後方樹林內一隅(圖十)。擬建站位置 經與氣象站同仁確認,可以使用且不會影響氣象站運作。於氣象站內有一地震站, 可作為磁力站記錄器與資料傳輸設備使用。

金門:三分量磁力站預計將感測器埋設在中山林園區內員工宿舍旁的樹林,而FRP則建置在步道旁(圖十一)。

B. 檢視三分量磁力各站資料品質:

1. 池上測站原始資料:

池上測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次微分變異量大 多介於正負 0.1nT,如圖十二(a)所示。因池上測站位於私人農莊內,故有少數因 人為活動影響而造成突起的變異量。統計全年 CS 測站一次微分變異量,擾動量大 多小於 0.05nT (圖十二(b)), X 分量擾動量較另二分量來得大。 2. 恆春測站原始資料:

如圖十三(a)所示,恆春測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次 微分變異量大多介於正負 0.1nT。值得注意的是,在 X和 Z方向上,日變化量明顯 大於其他測站。過去研究中指出,日變化為海岸效應所造成之影響。統計全年 HC 測站一次微分變異量,擾動量大都小於 0.05nT。如圖十三(b)所示,Y 分量擾動量 較另二分量來得小。

3. 鯉魚潭測站原始資料:

如圖十四(a)所示, 鯉魚潭測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形, 而一 次微分變異量大多介於正負 0.1nT。除了一次微分量外, 鯉魚潭測站於低頻擾動上 也明顯平緩。統計全年 LY 測站一次微分變異量, 擾動量大都小於 0.05nT, X 分量 擾動量較另二分量來得大 (圖十四(b))。

4. 馬祖測站原始資料:

如圖十五(a)所示,馬祖測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次 微分變異量大多介於正負 0.1nT。馬祖測站在 Z 方向,於夜間會有一規律出現的擾 動出現,是否因氣象站夜間觀測儀器啟動所致。統計全年 MT 測站一次微分變異 量,擾動量大多小於 0.05nT,Z 分量有較明顯的擾動 (圖十五(b))。

5. 內城測站原始資料:

內城測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次微分變異量大多介 於正負 0.1nT,水平分量 X 與 Y 明顯較垂直向 Z 分量穩定 (圖十六(a))。因該測站 位在地震頻仍的宜蘭地區,是否因地震而造成垂直向的擾動,值得後續的分析。如 圖十六(b)所示,統計全年 NC 測站一次微分變異量。擾動量大都小於 0.05nT。

6. 日月潭測站原始資料:

日月潭測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次微分變異量大多 介於正負 0.1nT (圖十七(a))。於磁北方向有一干擾源存在,其來源有待進一步的 觀測。圖十七(b)為統計全年 SM 測站一次微分變異量,擾動量大多小於 0.05nT, X 分量有明顯的擾動。

7. 灣丘測站原始資料:

如圖十八(a)所示,灣丘測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一 次微分變異量大多介於正負 0.1nT。圖十八(b)為統計全年 TW 測站一次微分變異 量,擾動量大都小於 0.05nT。

8. 新城測站原始資料:

如圖十九(a)所示,新城測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一 次微分變異量大多介於正負 0.1nT。新城測站建置於大漢技術學院內,因校園內多 人為活動,因此會有一些突起訊號的出現。值得注意的是於水平分量有一規律出現 的小擾動。圖十九(b)為統計全年 XC 測站一次微分變異量,擾動量明顯較其餘測 站來得大,該測站位於校園內,觀測資料品質較其他的觀測站不佳。 9爺亨測站原始資料:

爺亨測站於原始資料中能清楚地看到日變化情形,而一次微分變異量大 多介於正負 0.1nT (圖二十(a))。圖二十(b)統計全年 YH 測站一次微分變異量, YH 為所有測站內資料品質最好的測站。

整體而言,將原地磁觀測站汰換為三分量的觀測儀器,所記錄到的地磁資 料品質較佳。

C. 地震地磁前兆討論:

本次研究因資料長度不足,選擇有資料的兩個地震事件來分析。2020年5月 3日花蓮長濱外海(M5.9)地震事件與8月19日六甲地區極淺層群震事件做為地 震地磁前兆討論。兩次事件討論所使用之參考測站有所不同。爺亨測站(YH)位在 桃園復興鄉山區,屬於一地震少發區域,故在金門測站(KM)建置完成以前,皆使 用YH作為參考站使用。但於第一個地震事件期間,YH站明顯受到人為干擾,出 現大規模的磁力擾動,故於第一個事件討論中使用位在苗栗地區的鯉魚潭測站(LY) 做為參考站使用。

1. 2020年5月3日長濱外海M5.9 地震:

為探討此一地震地磁前兆現象,選用 LY 做為參考站及距地震最近之池上測站 (CS)與另一較遠日月潭測站(SM)相互比較。於地震前 13 日左右,CS 測站於垂向 (Z)開始出現比值偏離至一個標準差以上,此比值偏離情形在地震前三天卻出現在 小於一個標準差的位置。此比值偏離現象於 SM 測站中卻沒有出現。由此可知,這 個比值偏離現象應該與這個地震事件有關,且只影響到與震央相近的 CS 測站。偏 離值由原本的大於一個標準差轉變至小於一個標準差,也與過去 Liu et al.(2006)研 究中所呈現的結果相似:東部地震沒有一致的比值偏離方向。另外此地震地磁前兆 僅出現於 Z,與過去研究中地震地磁前兆較易出現於 Z 上相同。

2. 2020年8月19日六甲地區極淺層群震:

2020 年 8 月 19 日清晨八點起, 在較少發生有感地震的臺南六甲地區,於 三個小時內發生三個規模 4 以上的地震。為探討此一地震地磁前兆現象,選用 YH 做為參考站及距地震最近之灣丘測站(TW)與另一較遠鯉魚潭測站(LY)相互比較。 TW 於水平向(H)與垂向(Z)上皆有出現比值偏離現象。H 分量上的偏離現象出現的 次數較多, 於地震前 18、12、8 及 3 日前皆有出現; Z 分量上僅有地震前 14 日及 8 日有出現比值偏離, 但是 8 日的比值偏離約是 H 分量之 1.5 倍大。另一測站 LY 則沒有比值偏離現象,僅於地震後 15 日因測站調整而有一個資料異常情形發生。 Liu et al. (2006) 結果顯示,西部地震大多為逆衝擠壓所致,故日振幅比值會放大, 其結果與本次研究案例中相同。

### 肆、誌謝

本計畫由中央氣象局提供經費,地球物理課同仁協助測站會勘、 資料處理,在此深表感謝。

## 参考文獻

Chen, C.H., Hsu, H.L., Wen, S., Yeh, T.K., Chang, F.Y., Wang, C.H., Liu, J.Y., Sun, Y.Y., Hattori, K., Yen, H.Y., Han, P., 2013. Evaluation of seismo-electric anomalies using magnetic data in Taiwan. Nat. Hazards Earth Syst. Sci. 13, 597–604, doi:10.5194/nhess-13-597-2013.

Hattori, K., 2004. ULF Geomagnetic Changes Associated with Large Earthquakes. TAO, Vol. 15, No. 3, 329-360.

Liu, J. Y., C. H. Chen, Y. I. Chen, H. Y. Yen, K. Hattori, K. Yumoto (2006). Seismogeomagnetic anomalies and  $M \ge 5.0$  earthquakes observed in Taiwan during 1988–2001. Physics and Chemistry of the Earth, 31, 215–222.

Yen, H. Y., C. H. Chen, Y. H. Yeh, J. Y. Liu, C. J. Lin and Y. B. Tsai (2004). Geomagnetic fluctuations during the Chi-Chi, Taiwan earthquake, *Earth, Planets and Space*, 56, 39-45.



圖一、本研究所使用之三分量磁力儀, (a)磁力儀、(b)前置放大器、(c)主機和(d)GPS (http://www.tierra.co.jp/products/FRG-604RC.pdf) 。



圖二、花蓮加灣地磁觀測站 2017 年 10 月至 2018 年 9 月原始全磁場資料。



圖三、中央氣象局及中央研究院地磁科學研究所三分量地磁連續觀測 網之測站位置圖。(藍色為中研院地球所建置的地磁觀測站;紅色為 中央氣象局建置的地磁觀測站,綠色為中央氣象局擬建置的地磁觀測 站。灰色點是規模大於 3.0 的地震分部。)



圖四、三分量磁力站分布圖。(測站代號:CS 池上、HC 恆春、KM 金門、LY 鯉魚 潭、MT 馬祖、NC 內城、SM 日月潭、TT 臺東(全磁場)、TW 灣丘、XC 新城、 YH 爺亨)



圖五、檢視各站的資料回傳情形,目前各測站資料陸續恢復穩定回傳。



圖六、臺東三分量磁力站位於臺東大學地球科學觀測園區。(座標:22.740,121.065)。



圖七、南澳三分量磁力站。(a)南澳工作站及南澳農場相關位置。(b)原南澳農場位置說明。(c)及(d)南澳工作站後方生態園區內一隅放置位置(座標:24.47,121.79)。



圖八、三分量磁力站馬祖站(紅色圓形標誌符號處)


圖九、三分量馬祖磁力站預定位置:(a)虛線框中有另一塊私人土地。(b)紅框為國 有財產屬土地範圍,設站優先順序以綠色→紅色→藍色圖標。



圖十、三分量磁力蘭嶼站:(a)蘭嶼站預計建立在蘭嶼氣象站後方樹林內一隅(座標: 22.03761, 121.55803)。(b)會同蘭嶼氣象站同仁前往樹林內測量。(c)氣象站內有一 地震站,可作為磁力站記錄器與資料傳輸設備使用。



圖十一、三分量磁力金門站:預計將感測器埋設在中山林園區內員工宿舍旁的樹林, 而 FRP 則建置在步道旁。



圖十二、池上地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 CS 測 站一次微分變異量。



圖十三、恆春地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 HC 測站一次微分變異量。



圖十四、鯉魚潭地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向(Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 LY 測站一次微分變異量。擾動量大多小於 0.05nT。



圖十五、馬祖地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 MT 測站一次微分變異量。



圖十六、內城地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 NC 測站一次微分變異量。



圖十七、日月潭地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向(Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 SM 測站一次微分變異量。



圖十八、灣丘地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 TW 測站一次微分變異量。



圖十九、新城地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 XC 測站一次微分變異量。



圖二十、爺亨地磁觀測站的地磁資料。(a)黑色曲線為三軸磁北(X)、磁東(Y)與垂向 (Z)三分量原始資料,紅色直條圖為原始資料一次微分後變異量。(b)統計全年 YH 測站一次微分變異量。



**(b)** 

圖二十一、20200503 長濱外海 M5.9 地震前後日振幅比值變化情形(a)池上測站(CS) 與鯉魚潭參考站(LY)水平分量(H)與垂向(Z)日振幅比值。(b)日月潭測站(SM)與鯉魚 潭參考站(LY)水平分量(H)與垂向(Z)日振幅比值。圖上紅(藍)虛線為 2020 年日振幅 比值全年資料分佈正(負)一個標準差位置。



**(b)** 

圖二十一、20200819 六甲極淺層群震前後日振幅比值變化情形(a)灣丘測站(TW)與 爺亨參考站(YH)水平分量(H)與垂向(Z)日振幅比值。(b)鯉魚潭測站(LY)與爺亨參考 站(YH)水平分量(H)與垂向(Z)日振幅比值。圖上紅(藍)虛線為 2020 年日振幅比值 全年資料分佈正(負)一個標準差位置。

# 臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析

# 子計畫三

## 以 MagTIP 預報模型評估地磁場異常與地震的關連性

#### 陳建志 吳宗羲

### 國立中央大學地球科學系

## 摘要

在 2019 年,我們根據 GEMSTIP (H.-J. Chen et al., 2017; H.-J. Chen & Chen, 2016) 開發了基於中央氣象局磁力觀測系統之 TIP (Time of Increased Probability)演算法 (簡稱 MagTIP)、得到全資料期間個別地磁測站最佳模型參數,並據此計算全體測 站所涵蓋之時空範圍(簡稱聯合測站)的 TIP 函數。結果顯示,基於地磁資料所計算 之單站或聯合測站 TIP 與真實地震的發生,皆呈現具統計顯著性的一致性。

第一年計畫(2019)著重於計算流程的建立和測試,並示範性地產生成果。本年 度(2020)計畫基於第一年的基礎優化演算法並建立 MagTIP 的地震機率預報模式。 我們改進演算法使聯合測站的預報穩定化、進行後驗式的地震機率預報,並嘗試將 地磁資料導出量(一階微分量)用於參數訓練。基於改進之演算法,我們分析比較不 同頻段、不同長度的預報期之預報表現,並得到濾波頻段與時間窗長度的建議預設 值。在地磁資料導出量的引入,我們完成了流程測試並獲得初步成果,惟結果仍待 未來進一步分析與探討。

#### 關鍵字:地磁場異常、地震前兆

## Abstract

In the program of 2019, we developed the MagTIP algorithm based on the idea of GEMSTIP (Chen and Chen, 2016; Chen et al., 2017). MagTIP calculates the TIP (Time of Increased Probability) of earthquakes basing on the geomagnetic records of Central Weather Bureau of Taiwan. The algorithm allows for the optimization of the model parameters, and gives the overall TIP (named joint-station TIP). Results shows statistically significant consistency between calculated TIP (both the individual and joint-station) and the occurrence of large earthquakes.

The program of 2019 focuses on establishing and testing the workflows, and produces exemplary results; this year (2020), we further improved the MagTIP algorithm, and built the forecasting model. We improved the MagTIP algorithm by considering the

results calculated according to a large set of randomly permuted of model parameters simultaneously. Hence, the improved MagTIP can provide more robust assessments to the correlation between geomagnetic anomalies and earthquakes. Moreover, we developed a system that provides real-time updated probabilistic predictions using the geomagnetic records in the past. We also make an attempt to use the first derivative of geomagnetic timeseries as additional variables in the model training phase, and obtained preliminary results. In final, how different frequency bands, length of forecasting ranges affect the performance of the prediction is assessed using the new MagTIP algorithm.

keyword: geomagnetic anomalies, earthquake precursor

# 壹、前言

## (一)背景與研究概述

伴隨地震活動前後的應力累積與釋放而產生的電磁現象,在實驗室與個案研究中被廣泛地觀測到(C.-H. Chen et al., 2004; Ikeya et al., 2000; Ispir et al., 1976; Tazima et al., 1976; Yen et al., 2004)。然而由於大地震的罕發性以及地磁場觀測站配置密度之不足,使得地磁場與地震活動的關聯性研究大多停留在個案探討階段。另一方面,根據一時間點 t 前的資訊,設計演算法推論時間窗 $(t,t+\tau)$ 是否屬於一個超過特定鬥檻之地震「機率增加的時間」(Time of Increased Probability, TIP),為一被廣泛應用於系統性地進行地震預報相關研究之方法(e.g. Keilis-Borok & Kossobokov, 1990; Keilis-Borok & Rotwain, 1990; Novelo-Casanova & Alvarez-Moctezuma, 1995; Zechar & Jordan, 2008)。在應用地電場資料於 TIP 的計算方面, 陳宏嘉等人建立了檢測地電場時間序列異常與地震關聯性的演算法(GeoElectric Monitoring System's Times of Increased Probability, GEMSTIP),並據此發展一套地震預報的模式(Chen H.-J., 2018; H.-J. Chen & Chen, 2016)。

臺灣的連續地磁觀測自 1988 年起至今總共 13 測站的地磁觀測網累積了豐富 的地磁觀測紀錄。前一年度的計畫(MOTC-CWB-108-E-01)「地磁場異常與地震的 關連性研究」,我們根據陳宏嘉等人發展的 GEMSTIP 演算法,建立了基於地磁場 資訊之 TIP 計算方法(簡稱 MagTIP 演算法),其中,我們得到臺灣各測站預報表現 (TIP 函數與實際地震的擬合程度)最佳之 MagTIP 模型參數以及與地震事件顯著相 關的地磁場頻段。

本計畫基於前一年計畫之成果,發展 MagTIP 地震預報模型。主要工作分成四 個部分:第一部分是聯合測站預報模式的建立;第二部分是預報區間與訓練區間之 長短對預報表現的影響評估;第三部份為滾動式機率預報系統的開發;在第四部份, 我們引入地磁資料導出量作為額外的時間序列輸入。

在第一部分,我們將 MagTIP 單站法最佳參數隨機排列組合後投入聯合測站 TIP 之計算,再將結果疊加產生機率式的地震預報。其中,訓練期的地磁資料用於 參數模型的最佳化;訓練期後的地磁資料以及最佳化的參數模型用於 TIP 之計算。 在第二部分,我們根據預報表現的評估結果,為訓練期資料更新頻率、訓練及預報 區間長度設定適當的預設值。在第三部份,我們完成了滾動式機率預報系統並後驗 式地進行示範預報。最後,在第四部份,我們額外引入根據地磁場時間序列一階微 分量所計算得到的異常日指標進行訓練與預報,並呈現初步成果。

## 貳、資料與方法

#### (一)地磁測站、資料與地震目錄

延續去年計畫,本期計畫同樣基於 2006 年 11 月至 2019 年 4 月(在文中以「資 料期間」代稱)中央氣象局磁力觀測系統 13 測站所紀錄之全磁場連續觀測資料。測 站地理位置與名稱代號請見表 1 與圖 1。地磁測站安裝精度 0.1nT 的全磁場強度 磁力儀,取樣率為每秒記錄一個觀測值。各測站所記錄之資料的缺值一覽如圖 2, 其中每日紀錄到之資料點數占一日總秒數之比例以色階標示,而完全無資料的日 子呈現白色。

#### (二)MagTIP 演算法概述

依據地磁連續紀錄的日統計量計算 TIP 為 MagTIP 演算法的核心。演算法流程 如圖 3 所示,於本節分為以下三部分介紹:第一部分,資料前處理;第二部分, 根據訓練期地磁資料進行最佳模型參數的篩選;第三部分,訓練期之後(稱為預報 期)的地震機率計算以及預報表現評估。

在第一部分,原始資料會先經過基礎的品質控管(移除無效值等),並經不同頻 段濾波。在本期計畫中,探討的濾波段有四組,分別是未經濾波、0.001-0.003Hz(代 號 ULF-A)、0.001-0.01Hz(代號 ULF-B)、0.001-0.1Hz(代號 ULF-C)。使用的日統計 量為反映地磁紀錄值分布不均程度之偏度S(skewness)與反映資料分布集中程度之 峰度K(kurtosis)。其中,峰度與偏度的定義如式(1)、(2)所示;其數學上的特性以及 用於研究地震前兆的優勢已於去年計畫中說明。

$$S(x) = \text{skewness}(x) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^3}{\left( \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^2} \right)^3}$$
(1)

$$K(x) = \text{kurtosis}(x) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^2\right)^2}$$
(2)

第二部分為 MagTIP 個別測站模型參數以格點搜尋法(grid search)進行最佳化 之流程。首先,演算法會根據第一部分得到的日統計指標時間序列計算以得到異常 日時間序列。其中,異常日由量值門檻( $\theta$ )與數量門檻( $N_{thr}$ )所定義,而 $\theta$ 又由參數  $A_{thr}$ 所控制。隨後,再以所定義之異常日時間序列根據不同先導時間窗( $T_{lead}$ )以及 觀測時間窗( $T_{obs}$ )進行計算,得到單站 TIP 時間序列[TIP(t)]。異常日與 TIP 的計算 公式及詳細說明請參照去年計畫。另一方面,目標地震發生之時間序列[EQK(t)]是 演算法根據模型參數 $R_c$ (偵測半徑)與 $M_c$ (規模門檻)對地震目錄進行篩選、計算而得 到。最後,演算法以莫昌爾圖表法(Mokhan Diagram)中的 TIP 的預警比例( $\tau$ , ratio of alarmed area)與目標地震的遺漏比率( $\nu$ , missed rate in alarmed area)所定義之擬合 程度(fitting degree,  $D \equiv 1 - \tau - \nu$ )作為判斷標準,篩選出各測站最佳 10 組模型參 數( $g_k^{\text{rank}(1 \text{ to } 10)}, k$ 為測站編號)。

第三部分為聯合測站 TIP 與 EQK 的計算[TIP(t, x, y), EQK(t, x, y)],其結果將 用於評估地震預報的優劣以及計算地震機率預報。聯合測站 TIP、EQK 及兩者間 的擬合程度是根據聯合測站參數模型計算得到。聯合測站參數模型為各測站最佳 10 組模型參數之間的組合( $G = \{g_k^j | k = \text{station 1 to 12}; j = \text{rank 1 to 10}^*$ )。雖然 技術上僅需 1 組聯合測站參數模型即可提供預報,最新的 MagTIP 演算法則使用 了 500 組由單站最佳模型隨機排列組合而成的聯合測站參數( $G_i$ , i = 1 to 500)。在大 量參數模型下分別進行聯合測站 TIP 及其對 EQK 擬合程度之計算、再將計算結果 疊加後平均的做法,能使機率預報穩定化並且提供更加可靠穩定之預報表現評分。

在操作上,我們將地磁資料依時間分為訓練期與預報期兩個區段。訓練期的地 磁資料結合已發生之地震事件被用於單站模型參數的最佳化、計算訓練期聯合測 站 TIP 及其對目標地震之命中率(P<sub>hit</sub>);預報期的地磁資料則結合最佳化後之模型 參數用於預報期聯合測站 TIP 之計算。在預報上,各測站偵測半徑內的地震發生 機率由訓練期的P<sub>hit</sub>以及預報期 TIP 計算得到。最後在預報表現的評估上,我們以 聯合測站預報期 TIP 對期間內目標地震之擬合程度作為標準,比較根據不同資料、 在不同條件下得到的預報之表現。

## 參、MagTIP 最佳參數模型的時效性分析

## (一)不同訓練期長度下 MagTIP 預報表現

我們設定 2015-11-15 為訓練期的最後一天,往前逐步延長訓練期以探討訓練 期長度對地震預報表現之影響。我們分別探討兩個不同長度的預報期間內的預報 表現,方法使用聯合測站 EQK 與 TIP 擬合程度進行評估。預報期分別為 2015-11-16 往後推移 3 與 6 個月,期間內臺灣及鄰近海域規模M<sub>L</sub> ≥ 5的地震事件如表 2 所 列。

不同訓練期長度對預報期 TIP 與 EQK 的擬合程度如圖 4 及圖 5 所示。對於 較短的預報期(2015-11-16 至 2016-02-15), 訓練期高於四年則各濾波頻段都呈現較 佳且穩定的預報表現;對於較長的預報期(2015-11-16 至 2016-05-15), 訓練期長度 須達到 6 年以上才能有較穩定的預報表現。綜合以上,我們將訓練期長度預設值 定為7年。

#### (二)預報表現隨預報期增長之推移

在訓練期設定為2008-11-14至2015-11-15(長度為7年)的條件下,我們探討預 報表現隨預報期增加之推移,結果如圖6所示。不意外地,我們從圖中看到預報 期越短(越接近訓練期最後一天)則 MagTIP 預報表現通常越好。在最短的預報期間

<sup>\*</sup> 金門站於資料期間與半徑 100km內沒有規模M<sub>L</sub> ≥ 5目標地震(即 EQK 時間序列皆為 0),故 TIP 對 EQK 之擬合程度無法被計算進而無法進行參數最佳化。因此,金門站不參與聯合測站法地 震機率預報。

(2015-11-16 至 2016-02-15,以 frc'160215 標示),不同濾波頻段組合下都能得到優良的預報表現(預報期的 TIP 對 EQK 擬合程度 D 皆高於 0.8),而在未濾波的組合下也有不錯的預報表現( $D \approx 0.6$ )。對於濾波頻段 ULF-B 與 ULF-C 這兩組,不錯的預報表現(平均擬合程度大於 0.6)甚至可以持續 1.5 年(至 2017-05-15)。雖然理論上最佳模型參數更新頻率越高越好,但考量到最佳化參數所需耗費之電腦算力,我們將參數之更新頻率之預設值定為 1 年。

#### (三)與去年成果的比較

在去年的研究計畫中,我們以全資料期間(2006-11-15 至 2019-04-15)內的地震 與地磁資料進行模型參數之最佳化,再根據最佳模型參數計算全資料期間內的聯 合測站 TIP,以評估地磁場異常與目標地震 EQK 之間的關聯性。結果顯示,未濾 波、ULF-A 與 ULF-B 組別對應的 TIP-EQK 擬合程度平均值分別為 0.55、0.69 與 0.70<sup>†</sup>,皆明顯優於隨機猜測(D = 0)。這樣的結果在統計上為地磁場異常與地震之 間的關聯性提供了有力的支持。

相較於去年計畫之重點在於評估地震與地磁場異常的關聯性,本期計畫的主要目標在預報模式的建立。因此,在操作上我們假定一日為"今天",使用"過去"的 地磁資料所得到的最佳模型計算"未來"的 TIP。以前小節圖 6 之 frc'160215 為範 例,根據訓練期資訊得到之最佳參數在預報期的未濾波、ULF-A 與 ULF-B 組之平 均擬合程度分別為 0.62、0.85 與 0.84,展示了這段預報期間內根據地磁異常及最 佳模型所計算得到之 TIP 與實際地震之發生具有高度一致性。

#### (四) 不同濾波頻段的表現比較

對地磁原始資料濾波之目的在於去除與地震事件較不相關的頻率成分以提升 預報品質;其中,ULF-A(0.001-0.003Hz)、ULF-B(0.001-0.01Hz)與未濾波資料用於 MagTIP 預報之分析探討已於去年報告展示。今年,我們新增了基於 ULF-C(0.001-0.1Hz)頻段的分析,將更高頻率的地磁訊號對 MagTIP 預報之影響納入相關討論。

在不同濾波頻段的表現上,我們在圖 4、圖 5以及圖 6 中皆可以觀察到 ULF-A、B、C 組在預報表現上普遍優於未濾波組。在訓練期大於 5 年(含)的情況下 ULF-A、B、C 組在較短預報期(2015-11-16 至 2016-02-15)皆有相似之表現(圖 4); ULF-B、C 在較長預報期(2015-11-16 至 2016-05-15)表現相似但優於 ULF-A(圖 5)。而在 更長的預報期可以進一步觀察到 ULF-B 略優於 ULF-C,而 ULF-C 更優於 ULF-A(圖 6,橫軸標籤 frc'160515 至 frc'170515)。另一方面,去年成果則顯示全資料 期間 ULF-A 與 ULF-B 組平均表現近似,但明顯優於未濾波組,而 ULF-C 組並未 納入分析。

## 肆、機率式的聯合測站地震預報模式

<sup>\*</sup> 請參照去年計畫之圖 60;另,於去年結果與討論中擬合程度平均值被誤植為目標地震命中率平均值。因此,去年書面報告末段之"兩組的平均擬合程度分別 0.87 (ULF-A) 與 0.89 (ULF-B)"。

#### (一)機率式的聯合測站地震預報

與 GEMSTIP 相同, MagTIP 地震機率的計算根據訓練期之目標地震命中率 $P_{hit}$  以及預報期之地震機率增加的時間(即 TIP)。其中,  $P_{hit}$ 定義為目標地震遺漏比率 $\nu$ 的補數, 如式(3)所示。將根據 $N_c$ 組聯合測站參數模型( $G_m$ )分別得到之預報期的 TIP 以訓練期的命中率( $P_{hit}$ )進行加權, 我們得到預報期的地震發生機率 $P_{forc}$ , 如式(4) 所示。

$$P_{\rm hit}(\boldsymbol{G}) = 1 - \nu(\boldsymbol{G}) \tag{3}$$

$$P_{\text{forc}}(x, y, t) = \frac{1}{N_c} \sum_{m=1}^{N_c} P_{\text{hit}}(\boldsymbol{G_m}) \cdot TIP(t, x, y | \boldsymbol{G_m})$$
(4)

考量到物理上的合理性以及不同測站鄰近地質構造、地理環境之差異, MagTIP 的可預報空間範圍(又稱偵測半徑R<sub>c</sub>)被限制在 20 至 100km 間,且可隨著時間、測 站不同有所差異。圖 7 展示了以 2008-11-14 至 2015-11-15 為訓練期,不同濾波組 別的聯合測站參數所定義之可預報範圍。MagTIP 演算法以複數個聯合測站參數模 型進行計算並將結果疊加,不同模型於一測站之R<sub>c</sub>定義可能有所不同,因此我們在 圖 7 中以同心圓標示了所有可能的可預報範圍。

以 2008-11-14 至 2015-11-15 為訓練期並定義規模 $M_L \ge 6$ 、距離任一測站半徑 100km內的地震為「參考地震」,我們在圖 8 至圖 15 畫出了預報期間內參考地震 發生之前後數日的地震機率[ $P_{fore}(x,y,t)$ ]圖。在最大可預報期(2015-11-16 至 2019-04-15)中,符合條件之參考地震共有兩個(詳見表 3),分別為 2016 年臺南地震(代號 EQK\_1)與 2018 年花蓮地震(代號 EQK\_2),並於圖中以紅色星號標示。在這些結果中,未濾波、ULF-A、ULF-B、ULF-C 組別在 EQK\_1 發生當日於其對應的空間網格預報機率分別為 0.44、0.63、0.93、0.89;在 EQK\_2 發生當日於其對應的空間網格預報機率分別為 0.31、0.18、0.19、0.70,如表 4 所示。一如預期,由於訓練期截止於 2015 年 11 月 15 日,MagTIP 可以較好地預報短時間內發生的 2016 臺南地震,而對在訓練期截止日 2.3 年後的 2018 花蓮地震則普遍給出了較低的發生機率。

最後要注意的是,上述兩個「參考地震」為依照一特定標準篩選、僅做為地震 機率預報圖上的參考標示,與根據模型參數定義之「目標地震」意義完全不同。

#### (二)滾動式的地震機率預報模式

根據前章(參、MagTIP 最佳參數模型的時效性分析)的分析結果,我們以預設的7年訓練期時間窗與1年/次的更新頻率,使用自2007年11月始2019年4月 止的地磁資料後驗式地進行2014年11月18日至2019年4月21日之機率預報。 圖16至圖23展示了以3個月為間隔、基於不同濾波頻段的日預報機率;間隔顯 示的目的是為了避免預報機率圖所占篇幅過多。此機率預報之時間尺度與TIP相 同皆為1日,如式(4)所示,而預報日期顯示於子標題。

由於 MagTIP 計算得到之機率值的參考價值會隨著地磁資料缺損程度增加而 降低,因此我們將有效模型占比以色階顯示於測站(▲)符號之填色。有效模型占比 是指具有預報能力的聯合測站參數模型占全體模型數量(500 組)之比例。其中,若 一模型所對應之觀測時間窗(T<sub>obs</sub>)中至少有1日的日統計量(例如偏度)可以被計算, 則該模型稱之為有效;若無,則觀測時間窗中的異常日數量永遠不可能達到模型所 定義之異常日總和門檻(T<sub>thr</sub>,詳見去年報告)使得其對應之 TIP 預報恆為 0,此時 的 TIP=0 並無參考價值。有效模型占比為最低限度之預報可靠性評估,能幫助我 們分辨機率預報值是否有意義。此外,若測站完全不具預報能力,測站符號將以空 心三角(△)表示。不具預報能力有以下可能:1.所有模型對應之觀測時間窗內完全 沒有可用的地磁資料。2.訓練期完全沒有地磁資料或符合條件的地震事件,以致於 無法進行模型訓練。

#### (三)滾動式機率預報表現的評估方法

我們將前述機率預報區間以 1 年為單位分成 5 個時間區段(a: 2014-11-17 至 2015-11-16; b: 2015-11-17 至 2016-11-16; c: 2016-11-17 至 2017-11-16; d: 2017-11-17 至 2018-11-16; e: 2018-11-17 至 2019-11-16),並分別從 EQK—TIP 時序對照圖 以及聯合測站的 EQK—TIP 擬合程度來觀察 MagTIP 預報表現。

個別測站偵測半徑範圍內各時間區段之目標地震 EQK 與 TIP 的時序對照圖展示於圖 24 至圖 43;圖中之 TIP=0 或 1 是根據各站最佳模型( $g_k^{\text{rank}(1)}$ )所定義。在 個別 EQKTIP 時序對照圖中,藍色垂直虛線分隔了訓練期與預報期。圖中紅色星 號( $\Diamond$ )分別標示了在訓練期間內用以進行模型最佳化的目標地震,以及在預報期間 內最佳模型偵測半徑內的實際發生的地震。另外,我們在預報期內額外以尺寸較小的紫色星號標示了規模4.5  $\leq M_L < 5$ 的地震;這些額外的地震僅作為參考並不參與 任何計算。需要注意的是,EQK—TIP 時序對照圖僅呈現特定一組參數模型所定義 之 TIP 預報,無法客觀評估 MagTIP 的聯合測站預報能力。

為了較全面、客觀地評估預報表現,我們計算這 5 個預報區間內各頻段聯合 測站 TIP 預報與目標地震 EQK 之間的擬合程度,並將結果展示於圖 44 至圖 47。 圖中的陰影區域標示了根據聯合測站模型所定義之最大與最小偵測空間範圍中目 標地震總數量所分別計算之 95%信賴邊界。此信賴邊界的計算方式同於 Zechar & Jordan (2008)所提出之的莫昌爾信賴邊界(Molchan diagram confidence bounds),以 保守的方式為擬合程度定義 95%信心水準。

## 伍、將地磁時間序列導出量引入 MagTIP 預報

為了進一步增加 MagTIP 預報能力,分析其他日異常指標對 MagTIP 預報之影響是未來可努力的目標之一。在本期報告中,我們嘗試了在訓練與預報流程中引入地磁時間序列微分量之峰度(S<sub>diff</sub>)與偏度(K<sub>diff</sub>)作為額外的日異常指標並產生初步成果。於此嘗試中,使用的日異常指標數量從原本的二變量(S、K)增加至四變量(S、K、S<sub>diff</sub>、K<sub>diff</sub>); S<sub>diff</sub>與K<sub>diff</sub>之計算公式如式(5)、(6)所示。其中, x為原始地磁時間序列,而 skewness 與 kurtosis 函式的定義請分別參照式(1)、(2)。

$$S_{\text{diff}} = \text{skewness}(\frac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t})$$
 (5)

$$K_{\rm diff} = {\rm kurtosis}(\frac{{\rm d}x(t)}{{\rm d}t})$$
(6)

基於各測站地磁資料所計算之S<sub>diff</sub>與K<sub>diff</sub>在全資料期間的分布函數如圖 48 至 圖 60 所示。相較於S、K的鐘形分布(詳見去年報告圖 16 至圖 28), S<sub>diff</sub>與K<sub>diff</sub>的分 布相當集中。另一方面,四變量 MagTIP 於各區間(a-e)的擬合程度呈現於圖 61 至 圖 64。

## 陸、討論與結論

#### (一)最佳參數模型的時效性分析

藉由分析不同訓練期長短對 MagTIP 預報表現之影響,我們得到了適當的訓練 期長度以及 MagTIP 單站模型參數更新頻率。結果顯示 6 年以上的訓練期在 3 個 月內的預報期能提供最優良的預報表現。然而,考量到計算時間我們將訓練期預設 值設為7年、最佳化參數更新頻率設為1年。

#### (二)機率式預報

在 MagTIP 演算法上,我們對聯合測站 TIP 的計算進行了改進。去年我們僅以 單站第 i 名(i = 1 to 10)的模型參數之並列組合(共 10 組)作為計算聯合測站 TIP 與 EQK 所使用之模型參數,在預報表現的評估上也因此僅參考這 10 組 EQK 與 TIP 之間的擬合程度。在本年度計畫中,我們進一步隨機排列組合各測站最佳參數以產 生大量(500 組)的聯合測站參數模型、根據這些模型分別計算 TIP、EQK 及這兩者 間擬合程度,最後再將結果進行平均。改進後的聯合測站法以更公平的方式評估不 同條件(例如不同頻段、訓練期或預報期長短) 下的 MagTIP 預報表現,並提供更加 穩健的機率式地震預報。

基於改進後的聯合測站法,本期計畫實現了時間與空間範圍內機率式的地震 預報。我們根據不同的聯合測站參數模型組合計算預報期 TIP,再根據相對應的訓 練期命中率(P<sub>hit</sub>)進行加權平均,最後得到聯合測站的預報範圍內各時空格點的機 率值。

在系統設計層面, MagTIP 系統可根據設定的更新頻率提供滾動式的機率預報。 我們根據 2007 年 11 月至 2019 年 4 月的地磁資料,後驗式地提供 2014 年 11 月 18 日至 2019 年 4 月 21 日的機率預報。機率預報以 1 日之時間尺度提供測站偵測範 圍內的空間機率值。我們在每次日預報中加入了計算有效模型占比之功能,並將結 果視覺化地呈現於預報圖中作為該日預報品質之參考。

#### (三)基於不同濾波頻段的預報表現

在「參、MagTIP 最佳參數模型的時效性分析」章節對基於不同濾波頻段的預 報表現分析結果顯示,ULF-B (0.001-0.01Hz)組別對應的預報表現通常較好。然而, 在一些例子中也有 ULF-B 對應之預報表現劣於 A 或 C 的情況發生,例如圖 4 中 訓練期為 4 及 5 年的時候以及圖 6 預報期大於等於 2 年的時候。 另一方面,滾動式預報結果顯示基於 ULF-A 與 ULF-B 濾波頻段的預報結果表 現通常較佳。如圖 44 至圖 47,基於未濾波地磁資料進行的 TIP 預報在 5 個預報 區間中,有 2 個區間(c、d)的預報表現優於隨機猜測;基於 ULF-A 與 ULF-B 頻段 的結果中,有 3 個區間(a、b、e)的預報表現皆優於隨機猜測;基於 ULF-C 頻段的 預報結果,有 2 個區間(b、e)的預報表現優於隨機猜測但擬合程度值相對較低。在 四個濾波組別中,我們可以看到 ULF-A、B、C 組別的擬合程度呈現類似模式。其 中,ULF-A 在 b 區間的預報表現優於 ULF-B,但於其它區間兩者的表現皆在伯仲 之間,而 ULF-C 的表現在 a、b、e 區間則是明顯劣於 ULF-A 或 B。值得注意的是, 經濾波的組別(ULF-A、B、C)在區間 a、b、e 表現皆優於未濾波組,但在區間 c、 d 卻同時劣於未濾波組,這背後的現象與效應仍待進一步研究。

綜合到目前為止的研究成果,基於 ULF-B 頻段之 MagTIP 預報在更多時候有 較佳的預報表現。因此,我們暫定 ULF-B(0.001-0.01Hz)為預設濾波頻段。需要注 意的是現階段仍不能斷定 ULF-B 為最佳濾波頻段,因為 ULF-A、B 之間的預報表 現差距普遍不大。在更進一步結論之前,根據更多、更長時間的地磁與地震資料進 行分析是必須的。

## (四)將地磁時間序列導出量引入 MagTIP 預報

我們完成了擴充 MagTIP 系統變量之初步嘗試:使用地磁時間序列導出量(一 階微分量)計算新增的日異常指標(S<sub>diff</sub>與K<sub>diff</sub>),然後將其投入訓練與預報。基於四 變量(S、K、S<sub>diff</sub>,K<sub>diff</sub>)系統,我們進行了完整的訓練與預報流程並呈現初步成果。 然而,新變量的物理意義及其對預報表現之影響仍有待未來進一步分析。

### (五)其他議題

本研究以嚴格的標準評估擬合程度的信心水準。信心水準的計算是根據莫昌爾圖表中,信賴邊界上擬合程度最大值( $D_{cb}^{max}$ )所界定。這代表若一組模型之擬合程度(D)超過信賴邊界,則該預報結果最少有95%的機率拒絕虛無假設(即在地震事件獨立於地磁異常的情況下產生該D值的機率低於5%)。也就是說,即使D低於 $D_{cb}^{max}$ ,該模型仍有可能以95%的信心水準拒絕虛無假設。此種方式以最保險的方式對預報表現進行量化,但也因此造成95%信心水準常被高估。

另一方面,我們在判定 TIP 預報是否命中目標地震之標準也相當嚴格。例如, 即使目標地震發生(EQK=1)與預警(TIP=1)的日子僅差距1日仍會被目前的系統判 定為漏報,進而得到最保守的擬合程度值。

#### (六)總結與未來展望

本年度計畫改進了聯合測站演算法、完成了滾動式機率預報系統,以及使用 地磁導出量(地磁原始時序的一階微分量)進行擴充變量(從原本兩個日異常指標擴 充至四個)的嘗試並呈現初步成果。基於改進的聯合測站法,我們分析不同濾波頻 段、訓練期與預報期長度對預報表現之影響,以得到建議的濾波頻段與時間窗預 設值。未來,我們將根據預設值,繼續發展多變量的 MagTIP 預報模式。我們將 分析不同地磁導出量(例如:一階微分量、日差分量)的加入對預報表現之影響, 並研究透過擴充變量增進預報表現之可行性。在系統層面,我們將朝著能夠同時 支援全場與三分量地磁資料的方向努力,以期充分發揮新硬體設備所提供之內涵 豐富的地磁紀錄,同時不浪費長期累積下來的舊測站資料。

# 參考文獻

Chen, C.-H., Liu, J.-Y., Yen, H.-Y., Zeng, X., & Yeh, Y.-H. (2004). Changes of geomagnetic total field and occurrences of earthquakes in Taiwan. *TERRESTRIAL ATMOSPHERIC AND OCEANIC SCIENCES*, *15*(3), 361–370.

Chen H.-J. (2018). 地電訊號異常與地震的關聯性研究. http://ir.lib.ncu.edu.tw:88/thesis/view\_etd.asp?URN=102682002. Retrieved from http://ir.lib.ncu.edu.tw:88/thesis/view\_etd.asp?URN=102682002

Chen, H.-J., & Chen, C.-C. (2016). Testing the correlations between anomalies of statistical indexes of the geoelectric system and earthquakes. *Natural Hazards*, 84(2), 877–895. https://doi.org/10.1007/s11069-016-2460-4

Chen, H.-J., Chen, C.-C., Ouillon, G., & Sornette, D. (2017). Using geoelectric field skewness and kurtosis to forecast the 2016/2/6, ML 6.6 Meinong, Taiwan Earthquake. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences,* 28(5), 745–761. https://doi.org/10.3319/TAO.2016.11.01.01

Ikeya, M., Yamanaka, C., Mattsuda, T., Sasaoka, H., Ochiai, H., Huang, Q., et al. (2000). Electromagnetic pulses generated by compression of granitic rocks and animal behavior. *Episodes*, 23(4), 262–265.

Ispir, Y., Isikara, A. M., & Özden, H. (1976). Variation in the local magnetic constant and seismicity of Turkey. *Journal of Geomagnetism and Geoelectricity*, 28(2), 137–143.

Keilis-Borok, V. I., & Kossobokov, V. G. (1990). Premonitory activation of earthquake flow: algorithm M8. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, *61*(1), 73–83. https://doi.org/10.1016/0031-9201(90)90096-G

Keilis-Borok, V. I., & Rotwain, I. M. (1990). Diagnosis of Time of Increased Probability of strong earthquakes in different regions of the world: algorithm CN. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 61(1), 57–72. https://doi.org/10.1016/0031-9201(90)90095-F

Novelo-Casanova, D. A., & Alvarez-Moctezuma, J. (1995). Times of increased probability of large earthquakes (Ms  $\geq$  7.5) along the Mexican subduction zone. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 87(3), 279–286. https://doi.org/10.1016/0031-9201(94)02963-C

Tazima, M., MIzuNo, H., & Tanaka, M. (1976). Geomagnetic secular change anomaly in Japan. *Journal of Geomagnetism and Geoelectricity*, 28(2), 69–84.

Yen, H.-Y., Chen, C.-H., Yeh, Y.-H., Liu, J.-Y., Lin, C.-R., & Tsai, Y.-B. (2004). Geomagnetic fluctuations during the 1999 Chi-Chi earthquake in Taiwan. *Earth, Planets and Space*, 56(1), 39–45.

Zechar, J. D., & Jordan, T. H. (2008). Testing alarm-based earthquake predictions.

*Geophysical Journal International*, 172(2), 715–724. https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.2007.03676.x

圖表

表 1 地磁测站站名、代號、位置一覽表。

站名	代號	經度	緯度
曾文	TW	120.5273	23.25192
臺東	TT	121.0613	22.79639
五里	YL	121.2936	23.34925
恆春	НС	120.8098	21.93567
花蓮	HL	121.6077	24.07368
屏東	РТ	120.6531	22.70307
爺亨	YH	121.3792	24.66786
雙龍	SL	120.9558	23.79369
鯉魚潭	LY	120.7791	24.3524
內城	NC	121.6792	24.71661
金門	KM	118.4179	24.45009
池上	CS	121.2259	23.11162
馬仕	MS	120.6330	22.611

表 2 六個月預報期(2015-11-16 至 2016-05-15)內規模 $M_L \ge 5$ 地震事件一覽表。

Event time	Longitude (°)	Latitude (°)	Magnitude $(M_L)$	Depth (km)
2015/11/28 08:52	122.26	25.19	5.15	219.36
2015/12/3 22:31	121.39	22.60	5.34	25.89
2015/12/31 08:53	121.80	21.41	5.03	147.42
2016/1/11 12:52	121.53	23.43	5.25	33.15
2016/1/19 10:13	121.31	22.79	5.80	29.72

2016/2/18 09:09	120.87	23.02	5.27	5.44
2016/2/18 09:18	120.88	23.03	5.13	4.26
2016/2/6 03:57	120.54	22.92	6.60	14.64
2016/2/6 03:58	120.43	22.94	5.26	18.10
2016/2/9 08:47	121.69	23.89	5.12	5.69

表 3 最大預報期(2015-11-16 至 2019-04-15)間之目標地震一覽。請同時參照圖 8 至圖 15。其中,目標地震為規模 $M_L \ge 6$ 、距離任一測站半徑 50km內的地震。

Label	Event time	Longitude (°)	Latitude (°)	Magnitude $(M_L)$	Depth (km)
EQK_1	2016/2/6 03:57	120.54	22.92	6.60	14.64
EQK_2	2018/2/6 23:50	121.73	24.10	6.26	6.31

表 4 (承表 3) 最大預報期(2015-11-16 至 2019-04-15)間之目標地震發生當日於相對應空間網格的預報機率值。

Label	ULF-A	ULF-B	ULF-C	Not filtered
EQK_1	0.63	0.93	0.89	0.44
EQK_2	0.18	0.19	0.70	0.31



圖 1 中央氣象局地磁觀測站一覽圖。實心星號標示範例訓練期(2008-11-14 至 2015-11-15)內規模 $M_L \ge 5$ 的地震事件;綠色空心星號標示範例預報期(2015-11-16 至 2019-04-15)內規模 $M_L \ge 5$ 的地震事件。



圖 2 使用之測站資料一覽。每日有效資料點數之比例以色階標示,完全無資料的 日子呈現白色。



圖 3 MagTIP 演算法的流程圖。



圖 4 不同訓練期長度所對應的預報表現(1)。其中反映預報表現的擬合參數(fitting degree)是根據預報期(2015-11-16 至 2016-02-15)間的地磁資料計算;預報用的最佳 參數是根據訓練期(2015-11-15 往前推移 1 至 9 年)的地磁資料最佳化而得到。誤差線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其 ±1 標準差



圖 5 不同訓練期長度所對應的預報表現(2)。其中反映預報表現的擬合參數(fitting degree)是根據預報期(2015-11-16 至 2016-05-15)間的地磁資料計算;預報用的最佳 參數是根據訓練期(2015-11-15 往前推移 1 至 9 年)的地磁資料最佳化而得到。誤差線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其 ±1 標準差



圖 6 預報表現隨預報期長度之增長之推移。在本圖中,代號 trn 與 frc 分別代表訓 練期(training phase)與預報期(forecasting phase),代號後面跟隨的六位數代表訓練期 或預報期的最後一日,格式為 yymmdd。其中,預報期的起始日固定為訓練期最後 一日的隔天,即 2015-11-16。誤差線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測 站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



聯合測站法各測站偵測半徑一覽

圖 7 各測站最佳化模型參數中的偵測半徑(R<sub>c</sub>)一覽。



圖 8 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 9 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 10 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 11 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 12 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 13 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。


圖 14 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 15 目標地震 $M_L \ge 6$ 發生前後數日之 MagTIP 聯合測站法地震預報機率。其中, 訓練期為 20081114 至 20151115;預報期為 20151116 至 20190415。目標地震定義 為各測站半徑 50km內規模 $M_L \ge 6$ 的地震。目標地震發生的日子以虛線紅框標示; 震央以黑色星號標示;預報使用的地磁資料濾波頻段標示於左上角。



圖 16 基於未濾波頻段之滾動式機率預報示範(1)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅 - 白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號 標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 17 基於未濾波頻段之滾動式機率預報示範(2)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅 - 白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號 標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 18 基於 ULF-A 頻段之滾動式機率預報示範(1)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅-白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 19 基於 ULF-A 頻段之滾動式機率預報示範(2)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅-白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 20 基於 ULF-B 頻段之滾動式機率預報示範(1)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅-白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 21 基於 ULF-B 頻段之滾動式機率預報示範(2)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅 - 白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號 標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 22 基於 ULF-C 頻段之滾動式機率預報示範(1)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅 - 白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號 標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 23 基於 ULF-C 頻段之滾動式機率預報示範(2)。預報的時間尺度為1日,但因版面限制,以3個月為間隔呈現一次預報,並於子標題標示預報日期。圖中黑-紅-白色階表示於該日、該網格發生目標地震之預報機率值。測站位置以三角形符號標示,其中具有有效預報能力的模型組合占比以色階表示於測站(▲)符號之填色。 若該測站完全不具預報能力,則相對應之測站以空心三角(△)表示。最後,空心圓 圈代表各測站模型最大與最小的偵測半徑。



圖 24 未濾波、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。 TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色(ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示 4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 25 未濾波、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。 TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色(ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示 4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 26 未濾波、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。 TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色(ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白

(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示 4.5 ≤  $M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 27 未濾波、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。 TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色(ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示 4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 28 未濾波、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。 TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色(ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示 4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 29 濾波頻段 ULF-A、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 30 濾波頻段 ULF-A 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 31 濾波頻段 ULF-A 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 32 濾波頻段 ULF-A 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 33 濾波頻段 ULF-A 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 34 濾波頻段 ULF-B、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所 定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 35 濾波頻段 ULF-B 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 36 濾波頻段 ULF-B 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 37 濾波頻段 ULF-B 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 38 濾波頻段 ULF-B 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 39 濾波頻段 ULF-C、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 40 濾波頻段 ULF-C 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 41 濾波頻段 ULF-C、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 42 濾波頻段 ULF-C、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數所 定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 43 濾波頻段 ULF-C 、Rank 1 模型參數的 EQK-TIP 時序對照圖。訓練期區間 顯示於標題。TIP 預警與否分別以黃(TIP = 1)、青(TIP = 0)色表示;在該模型參數 所定義之觀測時間窗內無可用地磁資料/地磁資料統計量的 TIP 預報區間則以黑色 (ND in Tobs)表示;在訓練期中沒有地磁資料或地震事件導致無法進行參數最佳化 則標示以空白(blank)區間表示。目標地震( $M_L \ge 5$ )以紅色星號標示,並另在預報期 額外標示4.5  $\le M_L < 5$ 的事件作為參考,後者並不參與任何計算。



圖 44 基於未濾波地磁資料,二變量(S,K),各預報區間內 500 組聯合測站參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。 訓練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差線(error bar) 標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



圖 45 濾波頻段 ULF-A,二變量(S, K),各預報區間內 500 組聯合測站參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓 練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差線(error bar)標 示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



圖 46 濾波頻段 ULF-B,二變量(S, K),各預報區間內 500 組聯合測站參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓 練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差線(error bar)標 示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



圖 47 濾波頻段 ULF-C,二變量(S, K),各預報區間內 500 組聯合測站參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓 練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差線(error bar)標 示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



圖 48 池上站(CS)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 49 花蓮站(HL)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做 $K_{diff}$ )與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做 $S_{diff}$ )分布曲線



圖 50 恆春站(HC)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt), 記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt), 記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 51 金門站(KM)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度 (kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 52 鯉魚潭站(LY)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度 (kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 53 馬仕站(MS)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt), 記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt), 記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 54 內城站(NC)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt), 記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt), 記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 55 屏東站(PT)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 56 雙龍站(SL)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 57 臺東站(TT)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 58 曾文站(TW)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度 (kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 59 爺亨站(YH)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt),記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt),記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 60 玉里站(YL)全資料期間的地磁時間序列[x(t)]微分量之峰度(kurtosis(dx(t)/dt), 記做K<sub>diff</sub>)與偏度(skewness(dx(t)/dt), 記做S<sub>diff</sub>)分布曲線



圖 61 未濾波,四變量(S, K, S<sub>diff</sub>, K<sub>diff</sub>),各預報區間內 500 組聯合測站參數模型 的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。 訓練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差線(error bar) 標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其±1 標準差



圖 62 濾波頻段 ULF-A, 四變量(S, K, S<sub>diff</sub>, K<sub>diff</sub>), 各預報區間內 500 組聯合測站 參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差 線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其



圖 63 濾波頻段 ULF-B, 四變量(S, K, S<sub>diff</sub>, K<sub>diff</sub>), 各預報區間內 500 組聯合測站 參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差 線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其 ±1 標準差



圖 64 濾波頻段 ULF-C,四變量(S, K, S<sub>diff</sub>, K<sub>diff</sub>),各預報區間內 500 組聯合測站 參數模型的 EQK 及 TIP 擬合程度平均值。預報區間標示為橫軸,日期格式為 yyyymmdd。訓練期間為預報期起始日往前回推七年至預報期起始日前一天。誤差 線(error bar)標示了在隨機選取之 500 組聯合測站參數下所計算得到的擬合程度其 ±1 標準差

# 臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析

# 子計畫四

## 臺灣地區電離層異常與地震發生機率分析

#### 陳佳宏

#### 國立成功大學地球科學系

### 一、中文計畫摘要

本期計畫在應用氣象局地面雙頻 GNSS 接收機觀測之臺灣上空電離層全電子 含量,以及氣象局歷史地震資料,配合統計分析方法建立長期間電離層異常與地 震發生之關係。本計畫更進一步根據上述統計分析結果,計算近期地震可能發生 之參考機率,以提供地震前兆預警之參考。

### 二、英文計畫摘要

Combining the ionospheric total electron content (TEC) observations around Taiwan area by the dual-frequency GNSS receivers and the historical earthquake records, in this project, we try to find the long-term relationship between the ionospheric anomaly and the occurrence of earthquake by the statistical analysis method. According to the above relationship, we try to calculate the possible occurrence rate of the recent earthquake, which provides the reference to the earthquake early warning system.

關鍵詞:電離層,全電子含量,地震預警,Ionosphere, Total Electron Content (TEC), Earthquake Early Warning

### 三、前言,研究目的及意義

過去統計研究發現[Liu et al, 2000; 2006],在 1994 年到 1999 年間規模大於 5 以上的地震發生之前,位於震央上空附近的電離層電漿濃度有出現異常低值的現 象。利用不同的電離層觀測儀器(電離層探測儀(ionosonde)與地面 GPS 接收機),Liu et al. [2004]發現兩者觀測數據皆顯示地震前出現電離層電漿濃度異常的訊號。因為 GPS 接收機有長期間並且時間解析度好的優點,因此Liu et al. [2010]分析 2001 年 到 2007 年間臺灣地區 GPS 資料並分析同期間發生之地震前後的電離層電漿濃度空 間上與時間上的變化。研究結果顯示,地震發生之前,因為震央附近由地震所引 發之電場會造成赤道異常現象最大濃度值的位移,因此在臺灣地區地震前有機會 觀測到電離層電漿濃度減少的現象,可作為地震前兆的參考。

上述研究統計了臺灣地區 1994 年到 2007 年間的電離層電漿濃度異常變化與 地震發生之間的關係,說明地震發生之前 1-5 天有很大的機會出現電離層電漿濃度 的減少。然而,近3年的臺灣地震研究個案(如 2016 年 2 月 5 日美濃地震與 2018 年 2 月 6 日花蓮地震)顯示在地震發生前幾天,有出現電離層電漿濃度「增加」的 現象,這與過去統計研究之結果不符合。有可能是因為 2007 年到 2016 年間臺灣 地區電離層特性或是地震特性的改變,但是因為缺少 2008 年到 2019 年的臺灣地 區電離層地震前兆之統計分析結果,所以無法了解是從什麼時候開始轉變,以及 其轉變的特性與來源。

另外一方面,過去研究論文分析電離層地震前兆的資料,得到許多統計的結果,例如電離層地震前兆常發生於地震前 1-5 天,並且連續出現的電離層異常之後,有很大的機會發生地震[Chen et al., 2004; 2015; Kon et al., 2011; Liu et al., 2018; Liu et al., 2004; 2010; 2013]。雖然有這些統計分析結果,但是過去卻沒有利用此結 果進行地震可能發生機率的計算,或許是擔心會造成社會大眾不必要的恐慌或是 困擾,所以才沒有去碰觸這一部分。不過基於研究本質以及過去大量的統計分析 結果,其實是可以嘗試去進行地震發生可能機率的分析,只要分析結果僅供研究 參考使用而不要發布,並且當作是地震前兆的補助判斷之一標準即可。

本計畫主持人過去3年主持氣象局計畫,完成了下列的電離層監測系統程式:

- (1) 臺灣上空電離層全電子含量(total electron content, TEC)監測系統。
- (2) 電離層地震前兆之「時間」異常分析判定程式。
- (3) 電離層地震前兆之「空間」異常分析判定程式。

本計畫將使用過去所發展的監測系統程式,以電離層「時間」前兆的統計分 析為主,統計分析臺灣地區 1995 年到 2019 年所發生地震前電離層電漿濃度的變 化,並將異常分為正異常(濃度增加)與負異常(濃度減少)兩種各別分析與討論,最 終利用統計結果嘗試計算近期地震發生之可能機率。研究內容主要有以下幾點:

(1) 分析臺灣地區 1995 年到 2019 年間電離層異常(正異常與負異常)。

(2)統計分析臺灣地區 1995 年到 2019 年間規模大於 5 以上的地震電離層前兆 的形態(正異常與負異常)。

(3) 計算臺灣地區固定點(24°N, 121°E)之地震可能發生機率。

### 四、研究方法與進行步驟

- 利用前兩期研究計畫所發展之電離層異常判定系統,進行 1995 年到 2019 年間 電離層電漿濃度異常判定,建立長期電離層異常資料庫。另外,因為過去研究 發現可能由地震所造成的電離層前兆可以有兩種形式,一種是電漿濃度減少(負 異常),另一種是電漿濃度增加(正異常),因此將針對不同種類的電離層異常形 式分別進行統計分析。另外一方面,過去與京都大學梅野教授(Prof. Umeno)合 作的異常訊號判定方法,也同樣會用來判定電離層異常天。
- 2. 搜集 1995 年到 2019 年間臺灣地區規模大於 5 以上的地震資料,包含地震發生 日期、時間、震央位置、規模與深度。去掉一天之中重覆發生的地震事件,只 取當天規模最大的地震來進行統計分析研究。利用上述地震發生列表與電離層 異常天的資料,統計分析地震前後 15 天發生電離層異常的筆數,並計算其出 現百分比。同樣將分別進行正異常與負異常的統計分析。
- 3. 根據上述所得到之電離層異常出現百分比關係,可以反推計算當出現電離層異常之後的15天內每一天地震發生的可能機率。因為現實上我們不知道地震會發生的位置在哪裡,因此將固定監測一地點(24°N, 121°E)來進行地震可能發生之機率計算。因此上述第1點中的電離層異常天判定也會以固定點的電漿濃度值來進行分析,而第2點中地震發生與電離層異常的關係也同樣以固定點的電離層異常訊號來進行分析。

### 五、具體成果

### 長期電離層異常資料庫建立

本研究所使用的地震目錄截取自中央氣象局歷史地震網頁,自1995年至2019 年間(共25年)搜集了607筆地震規模大於等於5以上之地震資訊,其中含有85筆 規模大於等於6以上之地震(如圖一所示)。為了研究這些地震前電離層電漿濃度的 變化情形以及後續電離層地震前兆統計與地震機率分析,本研究利用氣象局地面 GPS 接收機觀測訊號,解算了上述25年份臺灣地區上空全電子含量(TEC)資料, 並定義電漿濃度低於下界值時為下界異常,而電漿濃度高於上界值時為上界異 常。除此之外,更進一步同時進行長期間全球電離圖(Global Ionosphere Map, GIM) 電離層異常天分析研究。因為 GIM 資料從1998年5月1日開始提供全天的電離 圖資料,因此選取1998年5月1日至2019年間(約22年)的資料進行統計分析, 其間發生了79筆規模大於等於6以上之地震事件。



圖一、1995年到 2019年間地震規模大於等於 5 以上之地震(藍色點,共 607 筆), 以及地震規模大於等於 6 以上之地震(紅色點,共 85 筆)震央之分布情形。

為比較 GIM 與 GPSTEC 解算資料之間的差異性,圖二展示 2016 年 2 月 5 日 (UT 時間)美濃地震發生前後 15 天之 GIM(圖二a)與 GPSTEC(圖二b)全電子含量變 化情形。可以看到這兩種觀測資料的變化非常相似,但仔細看每天每小時的變化 情形,仍然可以看出兩種觀測資料的差別,例如 GIM 資料 2/9 當天的觀測值(圖二 (a)紅線)顯示有 2 個時間(~0500UT 與~1300UT)出現 TEC 峰值,但是 GPSTEC 資料 (圖二(b)紅線)則顯示只有出現 1 個 TEC 峰值(~0500UT)。但是整體來說,兩種觀測 資料的異常天的判定結果非常相近(除了 1/21 與 1/23 之外),1/26、2/9 判定為下界 異常天,而 1/31、2/3、2/5、2/7、2/10-2/11、2/14、2/16 兩種觀測資料皆判定為上 界異常天。



圖二、2016年2月5日(UT時間)美濃地震發生前後15天全電子含量變化情形。(a) 是 GIM 資料。(b)是氣象局 GPSTEC 資料。最上面的子圖為地磁擾動指數(Dst index) 的變化。子圖 2~4 為每天 TEC 變化情形,其中藍線為地震發生時間(UT),紅線為 每天 TEC 變化情形,黑色線分別代表上界與下界的變化。每天的藍點與紅點分別 代表當天根據資料定義為下界異常天與上界異常天。

另外一方面,為了要了解一般情況之下,電離層擾動的變化是否有某些特性, 因此本研究採用全大氣模式(WACCMX)同化大氣觀測資料產生之電離層再分析資 料。此資料因為只有同化低層大氣觀測資料,因此可以確保模式電離層電漿濃度 變化不會受到大地電場的影響。若 WACCMX 模式有出現電離層異常現象,則代 表可能來自於其他大氣因素(非地震前大地電場改變所造成的擾動),可以用來當作 參考排除 GPSTEC 所觀測到的電離層異常現象,尋找由地震前大地電場改變所引 發之電離層異常。在統計分析研究來說,因為 WACCMX 模式的再分析資料只有 2000 年到 2014 年(共 15 年),因此利用 WACCMX 模式分析地震前電離層異常的 時間選在 2000 年到 2014 年間,期間含蓋 57 筆規模大於等於 6 以上的地震事件。 下圖三是比較地面 GPSTEC 觀測資料與 WACCMX 同化模式於 2014 年 12 月 10 日規模 6.7 地震前後 15 天全電子含量的變化情形。可以看到 WACCMX 與 GPSTEC 的電漿濃度變化(紅線)大致上趨勢非常相似,但是異常天的判定則兩者不太相同, 特別是 WACCMX 模式資料判別地震前 4 到前 2 天(12/6-12/8)有下界異常的發生, 但是 GPSTEC 則只有地震前第 4 天(12/6)出現下界異常。



圖三、2014 年 12 月 10 日規模 6.7 地震發生前後 15 天地磁活動 Dst index 變化(最 上圖)與電離層全電子含量的變化(第 2 圖到最後圖)情形。(a)是地面 GPSTEC 觀測 結果。(b)是 WACCMX 模式結果。紅色線為當天觀測資料,黑色線為上下界值, 灰色線為中位數值。紅點代表上界異常天,藍點代表下界異常天。

綜合上述所建立之長期電離層異常資料庫,整理如下表。

資料類型	GPSTEC	GIMTEC	WACCMX 模式
分析期間	起:1995/01/01	起:1998/05/01	起:2000/01/01
	迄:2019/12/31	迄:2019/12/31	迄:2014/12/31
M≧6 地震筆數	85	79	57
用途	統計臺灣地區電離 層地震前兆類型, 分析地震發生機率	對照 GPSTEC 資 料,快速分析統計	了解地震影響之外 的電離層異常情形

表一、臺灣地區長期電離層異常資料類型。

#### 臺灣地區地震前電離層異常現象統計

接下來利用上述的電離層電漿異常天資料與地震天資料進行統計研究,分析 地震前後15天之中,電離層異常發生的情形如何,嘗試尋找兩者之間的關係。因 為我們不知道地震將可能會發生在什麼地點,因此固定經緯度(121°E,24°N)的電離 層 TEC 資料來進行地震前兆分析。另外一方面,過去研究顯示,地震規模越大電 離層前兆越明顯,因此本研究先對規模大於等於6以上之地震進行分析。下圖四 為三種不同電離層異常資料類型進行統計研究之結果。



圖四、不同電離層異常資料類型之地震前後 15 天異常天統計結果。(a)GPSTEC 臺 灣地區電離層觀測資料。(b)GIMTEC 全球電離層觀測資料。(c)WACCMX 全大氣 資料同化模式資料。上述資料統計分析之時間以及地震筆數如表一所示。圖中黑 線與灰線分別代表下界異常天與上界異常天的比例,而直條圖代表兩者比例之間 的差值,黑色代表下界異常天比例較多,灰色代表上界異常天比例較多。

從臺灣地區 GPSTEC 統計結果(圖四(a))來看,整體來說地震後1天(+1)到地震前5天(-5)之間以及地震前第8天(-8)與第13天(-13),下界異常比上界異常來得顯著,而上界異常則主要出現在地震前6天(-6)到7天(-7)、前9天(-9)到前12天(-12) 與地震前第14天(-14)。而全球電離圖的結果(GIMTEC,圖四(b))的統計結果與 GPSTEC 統計結果非常相似,下界異常於地震後1天(+1)到地震前4天(-4)以及地 震前14天(-14)到前15天(-15)最為顯著,而上界異常較常出現於地震前5天(-5)到前13天(-13)之間。以上結果說明,不管是 GPSTEC 還是 GIMTEC 統計顯示過去 長期間統計發生規模大於等於6以上之地震前大約1個星期左右,有出現電離層 異常的情況,並且整體是以濃度降低(下界異常)為主。這個結論跟從前的統計研究 結果相符合。但是近年所發生的大地震事件(2016年M6.6美濃地震與2018年M6.2 花蓮地震),皆是出現電漿濃度增加(上界異常)的現象,因此為了找出地震前電離 層異常形態的轉變,於是對規模大於等於6以上的地震進行每年平均之後再計算 地震前15天到地震當天的異常天數加總,以比較每一年上下界異常的變化趨勢。 最後得到下圖五與圖六的結果。



圖五、臺灣地區 GPSTEC 資料分析之地震前電離層上界異常總天數(a)與下界異常 總天數(b)年平均變化。



圖六、全球電離圖 GIMTEC 資料分析之地震前電離層上界異常總天數(a)與下界異 常總天數(b)年平均變化。

圖五(a)與圖六(a)說明地震前電離層上界異常天數雖然有幾年特別高,但是沒 有明顯的整體年變化情形。而圖五(b)與圖六(b)下界異常的結果來看,GPSTEC 與 GIMTEC 皆存在有年變化,高值發生在 2003 年與 2012 年左右。以變化趨勢來看,
GPSTEC 統計整體結果顯示 1997 年、2010 年與 2019 年有相對低值,而 GIMTEC 統計變化趨勢則顯示 2007 年與 2019 年有相對低值。由以上結果發現,近年正處 於下界異常不顯著(相對低)時期,取而代之上界異常變得相對顯著,或許可以說明 近年 2016 年美濃地震與 2018 年花蓮地震電離層異常以上界異常為主的現象。

為了要進一步了解 GPSTEC 與 GIMTEC 資料所顯示的地震前所發生的電離層 電漿異常是否來自於地震的影響,因此分析 WACCMX 全大氣資料同化模式的電 離層資料。圖四(c)是 2000 年到 2014 年間,所發生之 57 筆規模大於等於 6 以上的 地震事件,地震前後 15 天電離層異常天分析結果。可以看到異常發生的機率大約 在 10%~45%之間(57 筆地震中約 6-26 筆地震出現異常天),並且在地震發生前 3 天 (-3)到前 12 天(-12)之中,有很明顯上界異常大於下界異常的現象發生,甚至地震 後也都是上界異常顯著出現。說明在沒有地震影響的情況之下,WACCMX 全大氣 模式背景存在上界異常的機率比下界異常來得高。另外一方面,由圖四(a)與圖四 (b)的 GPSTEC 與 GIMTEC 統計結果來看,地震後第 1 天(+1)到地震前 5 天(-5)下 界異常的顯著發生,與 WACCMX 全大氣模式同樣期間卻是上界異常顯著發生的 結果(除了地震前第 2 天(-2)外)不一致,說明此地震後第 1 天(+1)到地震前 5 天(-5) 中電離層下界異常的來源可能是由地震所引發的。而地震後的異常可視為電離層 震後效應,而地震前的異常則可視為電離層地震前兆。

同樣對 WACCMX 全大氣模式資料進行地震前電離層上下界異常總天數年變 化的計算,得到下圖七的年變化趨勢圖。整體來看,上下界異常天數大致上存在 有週期性的變化,並且上界異常的天數大都大於下界異常的天數,在2000年、2004 年、2007年、2011年與2014年有相對高值,有3-4年左右的年變化趨勢,而下界 異常天數的年變化則與上異常相反。另外一方面,可以看出 WACCMX 的年變化 趨勢與 GPSTEC(圖五)和 GIMTEC(圖六)相當不同。



圖七、WACCMX全大氣資料同化模式資料分析之地震前電離層上界異常總天數(a) 與下界異常總天數(b)年平均變化。

綜合上述三種資料的統計結果整理如下表。

資料類型	GPSTEC	GIMTEC	WACCMX 模式	
上界異常天	-14, -12 ~ -6	-13 ~ -5	-12 ~ -1, 0	
下界異常天	-13, -8, -5 ~ 1	-15, -14, -4 ~ 1	-14, -13, -2	
年均變化	上界異常天數沒有 明顯年變化;下界 異常天數有9年~ 13年週期變化	上界異常天數沒有 明顯年變化;下界 異常天數有12年 左右週期變化	上下界異常有3年 ~4年週期變化	

表二、臺灣地區長期電離層異常統計結果。

#### 電離層異常百分比分析

為了要測試上述偵測到之電離層電漿異常是否為真正的異常,因此利用統計 學 p-value 去檢測電離層異常天是否通過異常檢定,其步驟如下:

- 1. 1995年到2019年共9146天之中隨機抽取85天當作是地震天,計算前後15天的上下界異常天。
- 2. 重覆上述步驟 10,000 次。
- 3. 對同一天(比如說地震前第3天)進行10,000筆資料排序。
- 4. 尋找真實上下界異常比例所在的位置/10,000 筆 = p-value。

下圖八為重覆測試 10,000 次電離層上下界異常的平均結果,顯示不管地震前還 是地震後,其隨機異常天的平均比例皆相等。其中 GPSTEC 與 GIMTEC 下界異常 比例幾乎相等,數值為 15%左右。GPSTEC 的上界異常比例為 17%略大於 GIMTEC 的 16%。WACCMX 的下界異常天比例約為 15%,與 GPSTEC 和 GIMTEC 相近。 而上界異常天比例則大於 GPSTEC 與 GIMTEC,其值約為 22%左右。將圖八(a)結 果與實際臺灣地區 GPSTEC 資料比較,可以計算異常天的 p-value 值(參考步驟 3 與步驟 4),而當 p-value 值越小代表事件(異常天)越顯著。利用同樣的步驟對全球 電離圖 GIMTEC 資料與 WACCMX 大氣資料同化模式資料計算 p-value,可以得到 圖九的結果。要注意的是,為了跟真實資料比較,在進行 GIMTEC 之 p-value 計算 時取 1998 年 5 月 1 日到 2019 年共 7915 天之中隨機取 79 天當作地震天,而進行 WACCMX 之 p-value 計算時則是取 2000 年到 2014 年共 5478 天之中隨機取 57 天 當作地震天測試。



圖八、不同電離層異常資料類型之地震前後 15 天異常天統計結果。與圖四的格式 相同,不過為重覆 10,000 次隨機測試的平均結果。(a)GPSTEC 臺灣地區電離層觀 測資料。(b)GIMTEC 全球電離層觀測資料。(c)WACCMX 全大氣資料同化模式資 料。



圖九、不同電離層異常資料類型之地震前後 15 天 p-value 計算結果。(a)GPSTEC 臺灣地區電離層觀測資料。(b)GIMTEC 全球電離層觀測資料。(c)WACCMX 全大 氣資料同化模式資料。灰點線代表上界異常,黑點線代表下界異常的結果。

臺灣地區 GPSTEC 資料的 p-value(圖九(a))顯示,在地震前 1 天(-1)到前 3 天 (-3)、地震前第 8 天(-8)與第 13 天(-13)下界異常有較小的值,而上界異常則為地震 前 7 天(-7)到前 8 天(-8)與地震前第 11 天(-11)有較小的 p-value 值。而全球電離圖 GIMTEC 資料的 p-value(圖九(b))與 GPSTEC 結果相似,顯示在地震前 1 天(-1)到前 3 天(-3)、地震前第 8 天(-8)與地震前 14 天(-14)到前 15 天(-15)有較小的 p-value 值。 上界異常則為地震前第 8 天(-8)與地震前 10 天(-10)到前 11 天(-11)之間的 p-value 值較小。全大氣資料同化 WACCMX 模式資料分析得到下界異常的 p-value 變化趨 勢與 GPSTEC 和 GIMTEC 的結果非常不同, p-value 於地震前 12 天(-12)到前 14 天(-14)有較小的值。而上界異常則為地震前第 3 天(-3)、第 6 天(-6)以及地震前 10 天(-10)到前 11 天(-11)有較小的 p-value 值出現,這與 GPSTEC 和 GIMTEC 的結果 有點相似,說明地震前真實電離層 TEC 觀測資料的上界異常似乎也會受到大氣現 象的影響。

綜合上述三種資料的 p-value 檢定結果整理如下表。

資料類型	GPSTEC	GIMTEC	WACCMX 模式	
上界異常 p-value	-7, -8, -11	-8, -10, -11	-3, -6, -10, -11	
下界異常 p-value	-3 ~ -1, -8, -13	-1 ~ -3, -8, -14, -15	-12, -14	

表三、臺灣地區長期電離層異常 p-value 統計結果。

#### 5 天內地震發生統計參考機率計算

由上述的結果整體來看,圖四(a)說明在地震後1天(+1)到前5天(-5)左右電離 層出現下界異常的機率較高,其中地震前1天(-1)到前3天(-3)的下界異常機率比 圖八(a)中的10,000 組隨機測試機率結果來得高,再加上圖九(a)中下界異常 p-value 值於地震前1天(-1)到前3天(-3)較低,再次說明此期間的電離層下界異常是非常 顯著的,並且與一般大氣擾動變化不同(WACCMX結果),來自於地震的影響可能 性很大。接下來應用本研究所得到之統計研究成果,嘗試計算5天內地震發生之 統計參考機率(Statistical Reference Probability, SRP)。

圖十為地震發生統計參考機率的計算示意圖。配合目前中央氣象局每天計算 電離層電漿濃度與異常天的資料,利用前5天的電離層下界異常判定結果(異常值 為1,正常值為0)乘上圖四(a)中電離層下界異常統計機率可以得到地震發生之統 計參考機率(SRP值)。如圖十所示,如果今天為1月6日(1/6),而前1天(1/5)的SRP 值可以做為1月7日(1/7)之預測值,前2天(1/4)的SRP值則做為1月8日(1/8)之 預測值,以此類推可以得到5天內的SRP值變化情形。當今天變為1月7日(1/7) 時,則1月6日(1/6)計算得到之SRP值將做為1月8日(1/8)的預測值並累計加上 前1天(1/6)的預測值(來自於1/4),以增強地震可能發生的機率。



圖十、地震發生統計參考機率計算示意圖。假設今天日期為1月6日,(a)為昨天 之前所計算之下界異常天(異常值為1,正常值為0)。(b)為圖四(a)地震當天(0)到前 5天(-5)之過去地震統計發生機率值。

利用上述的方法測試 1999 年 921 地震作為範例,結果如圖十一所示。可以看 到地震發生在 1999 年第 263 天(9/20, UT 時間),而地震前第 2 天(DOY261)有較大 的 SRP 值,並且有越來越大的趨勢,直到地震前 1 天(DOY262)有最大的 SRP 值。 在第 262 天之後, SRP 值則越來越小直到變為 0,期間於第 265 天(9/22)發生 M6.8 的地震以及第 268 天(9/25)發生 M6.8 的地震。接下來將時間尺度拉到 1999 年一整 年,其結果如下圖十二。



圖十一、1999 年 9 21 地震前後 SRP 值變化情形。(a)Dst 指數的變化。(b)SRP 值的 變化。紅色直線代表規模 6 以上之地震發生的日期, 藍色字則標示地震規模。

圖十二為 1999 年一整年 Dst 地磁指數、SRP 值與地震發生日期(規模)的比較 圖。可以看到在沒有地震發生的日期裡, SRP 值似乎呈現週期性的出現,其值大 約為 0.2%左右。再來可以看到,在第 140 天左右有最大的 SRP 值,但是地震(M6.2) 則是在約 12 天之後發生。在第 180 天左右有較大的 SRP 值,但是在之後並沒有地 震發生。以上的結果說明 SRP 值並無法完美預測地震的發生,不過仍然有改進的 可能性。這是因為電離層電漿濃度的變化除了可能來自於地震的影響之外,也會 受到來自於太陽活動與大氣潮汐的影響,但本研究沒有將這些影響去除。



圖十二、1999年一整年 SRP 值變化情形。(a)Dst 指數的變化。(b)SRP 值的變化。 紅色直線代表規模 6 以上之地震發生的日期, 藍色字則標示地震規模。

# 六、結論與建議

過去利用電離層探測儀與地面 GPSTEC 觀測資料統計研究 1994 年到 2007 年 間規模大於等於 5 以上之地震[Liu et al., 2000; 2004; 2006; 2010],發現地震前 1-5 天位於震央上空附近的電離層電漿濃度有很大的機率出現異常低值(下界異常)的 現象。然而,近年的大地震(如 2016 年美濃地震與 2018 年花蓮地震)前卻發現電離 層電漿異常高值(上界異常)的現象。本研究分析 1995 年到 2019 年臺灣地區 GPSTEC 資料,針對期間 85 筆規模大於等於 6 以上的地震進行地震前電離層電漿 變化研究,得到與過去統計研究結果(地震前出現下界異常)相符合,並且更進一步 發現近年正處於下界異常不顯著時期,取而代之上界異常變得較為顯著。

本研究同時利用全球電離圖 GIMTEC 資料分析 1998 年到 2019 年間 79 筆規模 大於等於 6 的地震,得到與 GPSTEC 統計資料相似的結果。除此之外,本研究也 利用全大氣資料同化 WACCMX 模式資料分析 2000 年到 2019 年間 57 筆規模大於 等於 6 的地震,發現 GPSTEC 與 GIMTEC 的統計結果與大氣本身擾動的統計結果 不相符,說明地震前電離層異常現象有較高的可能性來自於地震作用的影響。

進一步根據上述統計分析結果計算 5 天內地震發生之統計參考機率(SRP 值), 並利用 1999 年 921 地震進行驗證。結果發現地震前 SRP 值有逐漸增加的趨勢,並 且在地震前 1 天有最大的 SRP 值,在地震發生之後 SRP 值則逐漸減小為 0。利用 此方法配合中央氣象局每天電離層 TEC 值解算與異常天判斷結果,可以建立5天 內地震發生之參考機率。然而,比較1999 年一整年 SRP 值與地震之間的關係,發 現 SRP 值會受到太陽活動性影響(參考圖五與圖六)以及大氣潮汐影響(參考圖九), 因此將來必須要再加入上述影響的因子進去,建立較準確的 SRP 預測值。

除此之外,目前計算 SRP 預測值是以固定點(24°N, 121°E)為主,但因地震前 電離層前兆特性可能與地質構造有關,因此有必要於其他區域(如花蓮地區、臺南 地區等)進行同樣的分析研究,尋找較具代表性的 SRP 預測值,並可做為空間前兆 的參考。

另外一方面,由圖三 GPSTEC 觀測資料與 WACCMX 模式資料於 2014 年 12 月 10日的地震前後的電離層電漿變化可以看得出來,WACCMX 模式比起 GPSTEC 判定較多的異常天,這個現象可能是因為模式相對於真實資料來說相對穩定(每日 變化較小),因此利用與真實資料同樣標準前 15 天資料當作上下界的計算,會造成 較容易超出上下界而被判定為異常天。這部分將需要對 WACCMX 模式 TEC 特性 進行分析,然後改變異常值定義範圍,之後再重新分析地震天事件前後電離層異 常。

# 七、成果的價值與貢獻、落實應用情形

本研究可以提供由電離層異常統計分析的地震發生參考機率資料,以供地震 電離層前兆預警的參考。

# 参考文獻

Chen, Y. I., J. Y. Liu, Y. B. Tsai, and C. S. Chen (2004), Statistical tests for pre-earthquake ionospheric anomaly. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, **15**, 385-396, doi: 10.3319/TAO.2004.15.3.385(EP).

Chen, Y. I., C. S. Huang, and J. Y. Liu (2015), Statistical evidences of seismo-ionospheric precursors applying receiver operating characteristic (ROC) curve on the GPS total electron content in China. *J. Asian Earth Sci.*, **114**, 393-402, doi: 10.1016/j.jseaes.2015.05.028.

Kon, S., M. Nishihashi, and K. Hattori (2011), Ionospheric anomalies possibly associated with M $\geq$ 6.0 earthquakes in the Japan area during 1998-2010: Case studies and statistical study. *J. Asian Earth Sci.*, **41**, 410-420, doi: 10.1016/j.jseaes.2010.10.005.

Liu, J. Y., Y. I. Chen, S. A. Pulinets, Y. B Tsai, and Y. J. Chuo (2000), Seismo-ionospheric signatures prior to  $M \ge 6.0$  Taiwan earthquakes, *Geophysical Research Letters*, 27, 3113-3116.

Liu, J. Y., Y. I. Chen, H. K. Jhuang, and Y. H. Lin (2004), Ionospheric foF2 and TEC anomalous days associated with  $M \ge 5.0$  earthquakes in Taiwan during 1997-1999. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, **15**, 371-383, doi: 10.3319/TAO.2004.15.3.371(EP).

Liu, J. Y., Y. I. Chen, Y. J. Chuo (2006), A statistical investigation of pre-earthquake ionospheric anomaly, Journal of Geophysical Research, 111, A05304,10.1029/2005JA011333.

Liu, J.Y., C. H. Chen, Y. I. Chen, W. H. Yang, K. I. Oyama, and K. W. Kuo (2010), A statistical study of ionospheric earthquake precursors monitored by using equatorial ionization anomaly of GPS TEC in Taiwan during 2001-2007. *J. Asian Earth Sci.*, **39**, 76-80, doi: 10.1016/j.jseaes.2010.02.012.

Liu, J. Y., C. H. Chen, and H. F. Tsai (2013), A statisti- cal study on seismo-ionospheric precursors of the total electron content associated with 146  $M \ge 6.0$  earth- quakes in Japan during 1998-2011. In: Hayakawa, M. (Ed.), Earthquake Prediction Studies: Seismo Electromagnetics, TERRAPUB, 1-13.

Liu, C.-Y., J.-Y. Liu, Y.-I. Chen, F. Qin, W.-S. Chen, Y.-Q. Xia, and Z.- Q. Bai (2018), Statistical analyses on the ionospheric total electron content related to  $M \ge 6.0$  earthquakes in China during 1998 - 2015. Terr. Atmos. Ocean. Sci., 29, 1-14, doi:10.3319/TAO.2018.03.11.01.

# 臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析

# 子計畫五

# 利用人工智慧分析地球物理觀測資料之大地震震前異 常訊號

#### 金台齡 江又靖 陳彥勳

#### 國立臺灣科技大學

# 1 摘要

近幾年來,人工智慧技術在各行各業的應用已隨處可見,而目前發展所 取得的成就大多和大數據密切相關,透過資料的處理及分析,從中獲取有價 值的資訊。而本計畫主要研究如何利用人工智慧的技術,從地震資料中,分 析出有用的資訊,進而應用在真實地震情境上。主要提出四種於地震上的應 用,類神經網路應用於現地型預警、類神經網路於地震PGV大小預測、利用 深度卷積神經網路於自動標記地震到時任務,以及應用地球物理資訊於地震 預兆之應用。利用中央氣象局歷年收集的資料,建立相關預測問題之類神經 網路模型,由實驗的結果可看出對於地震震度預測與自動標記地震到時皆可 獲得很高的正確性,未來我們將應用這些方法於即時地震預警系統上並觀測 相關即時預測結果。

# 2 英文摘要

Recently, artificial intelligence technologies have been applied in various area. Most of the development applications are closely related to big data. Through analyzing the collected data, valuable information can be obtained to solve the corresponding problems. This project investigates the problem of earthquake intensity prediction for on-site earthquake early warning using artificial intelligence technologies. The major investigated problems are as follows: First, earthquake early warning. Second, prediction of peak ground velocity using neural network technologies. Third, automatic picking of seismic wave arrivals using deep convolutional neural networks, and the last is earthquake prediction based on geophysical information. The corresponding neural network models for each of the problem have been developed and trained by the data collected by the Central Weather Bureau. The experiment results demonstrate a significant improvement for the accuracy in the prediction for earthquake intensity and the picking for wave

arrival time. For future work, the earthquake intensity prediction and the wave arrival picking models will be implemented in real-time earthquake early warning systems and the performance of the real-time predictions will be investigated.

# 3 前言

人工智慧的概念早在電腦剛出現時就已被提出,只是礙於當時的硬體效 能低落,以及資訊量不足,所以發展空間有限,而近幾年來,隨著 GPUs 日 漸普及,使得平行運算的速度更快、成本更低,以及機器學習與深度學習的 發展,人工智慧領域出現爆炸性成長,其中又以類神經網路最具代表性,所 以本研究希望以類神經網路為基礎模型,分析原始地震訊號中隱藏的訊息, 應用於各種地震問題中,主要提出四種於地震上的應用,其中包含類神經網 路應用於現地型預警、類神經網路於地震 PGV 大小預測、利用深度卷積神經 網路於自動標記地震到時任務,以及應用地球物理資訊於地震預兆之應用。

類神經網路應用於現地型預警與類神經網路於地震 PGV 大小預測,透過 卷積網路來學習 P 波到時後幾秒之速度資料所隱含的特徵,並以 2020 年 2 月 15 日,芮氏規模 5.7,深度 8.3 公里的花蓮地震當作預警測試,結果顯示,使 用 P 波後 1 秒速度資料訓練之模型在本事件中預測與實際震度皆大於 3 之高 達 88.81%,平均 Lead time 有 6.37 秒。

利用深度卷積神經網路於自動標記地震到時任務,主要由深度卷積從波 形中學習特徵後,再經由後續層來找出 P 波 S 波位置,一方面希望減少人力, 另一方面則是希望交由機器來判斷會有一致的標準,實驗結果顯示,即使在 一些背景雜訊較多的波形,或者是人工標記位置較不準的波形,藉由此方法 後仍能準確標紀出 P 波 S 波所在的位置,盼望之後使用該方法可以取代人工 於事後標記地震波中 P 波及 S 波的任務,並且進一步套用到連續地震事件中。

應用地球物理資訊於地震預兆之應用,期望利用地下水水位、氣壓大小 與潮汐水位等資訊變化,結合長短期記憶模型,來預測將來是否有大地震會 發生,也有了初步的成果。

### 4 類神經網路應用於現地型地震預警

#### 4.1 简介

本研究目的希望採用 P 波初達後數秒內的資料,結合類神經網路的技術, 來預測震央附近測站的 PGV 是否已達震度 3 以上,一旦近震央處幾公里內有幾 個測站皆有達標,即可立即對近震央區域發警報,並對其他較遠區域提供更快 速的預警,來增加反應時間。

#### 4.2 資料處理

本研究使用的資料集分為三個部分,第一部分為中央氣象局 CWB 觀測網

中,自 2014/01/01 到 2019/12/31 之測站紀錄,包含加速度地震儀,寬頻速度地 震儀,短周期速度地震儀,其測站分布如圖 1 所示;而第二部分為臺灣強地動 觀測網(TSMIP)中,自 1991 年至 2019 年之測站紀錄;最後第三部分為日本 K-NET 和 KiK-net 中,自 1996 年至 2019 年規模 7.0 以上之事件紀錄。



圖1CWB 測站分布圖

對於這些資料集,我們必須先做預處理。首先,我們會將收集到的原始波形 資料減去平均值並乘上相對應的測站係數,針對加速度資料,會將其積分成速 度資料,包含 CWB 中加速度地震儀、TSMIP 測站紀錄以及日本 K-NET 和 KiKnet 測站紀錄,然後將所有速度資料都過 0.075Hz 高通濾波,最後得以計算出三 軸合成向量之 PGV,我們將 PGV < 5.7 的資料標記成[0,1], PGV >= 5.7 的資料 標記成[1,0],來當作是資料的 Label。由於小地震事件紀錄較多,所以我們只取 PGV >= 0.1 以上的紀錄,共 35983 筆資料。其 PGV 和震度分布如圖 2 圖 3 所示。



圖 3 震度分布圖

為了使模型訓練過程中有效的學習,我們盡可能地將各個震度的資料分佈 均勻的一點,所以將震度在5弱以下的各隨機取1000筆,以上則保持不變,最 後共使用6562筆資料,其分布狀況如圖4圖5所示。



圖 5 篩選資料之震度分布圖

最後將篩選後資料切成3份33.4%,33.3%,33.3%,做交叉驗證,將資料 其中兩份當訓練,剩下的一份當測試,共做三組,測試結果為各組合平均。

#### 4.3 模型架構

本研究的模型架構圖如圖 6,模型輸入端為 P 波到時後 N 秒之三軸原始資料,輸入的資料會經過四層卷積神經網路,用來當作是地震訊號的特徵提取器。 首先,輸入資料進到第一個 Block,每個 Block 中包含三個單元,第一個是 kernel size 大小為 3、stride 為 1、channel 數為 256 的一維卷積,第二個是 Batch Normalization,將每次迭代的每個 mini-batch 進行歸一化,目的就是還原出上一 層需要學習的數據分布,最後使用整流線性單位函數 (Rectified Linear Unit, ReLU)做為激勵函數,接著依序進到剩下的 Block,這些 Block 差別只是在 stride 大小不同,block1 與 block3 中 Conv1d 的 stride 為 1,block2 與 block4 中 Conv1d 的 stride 則為 2,透過這些卷積層之後,模型便能根據波形學出 P 波特徵,有了 這些特徵後,接著用 Flatten 將學到的所有特徵攤平成一維陣列,然後接全連接 層後,再接一個 ReLU,最後再接一全連接層彙整這些特徵資訊後,輸出 2 個機 率值,一個為 PGV < 5.7 之機率,另一個則為 PGV >= 5.7 之機率。



圖 6 模型架構圖

#### 4.4 訓練過程

在訓練模型的過程中,使用的是 Adam 優化器,損失函數為 Binary Cross Entropy loss, batch size 設為 100,而學習率初始值為 0.001,經 100 輪訓練後結 束訓練,對於 P 波到達後 1、2、3、4、5 秒之資料,各自都會有其相對應的訓練模型。

# 4.5 具體成果

# 4.5.1模型表現

由於採交叉驗證的方式,所以將資料切成3份,每一份都會有當測試資料 的機會,最後會將評估模型的結果平均起來。本研究使用 P 波到達後不同 秒數之測試資料來做 PGV 預測,觀察預測結果的 PGV 是否有在5.7 以上 或以下,其結果如圖7所示,可以觀察到隨著使用資料的秒數上升,預測 準確率也相對提升,使用 P 波到達後3秒的資料訓練之預測準確率已經有 84%。



圖 7 測試結果準確率 1

若我們將 Label 0 (PGV<5.7)與 Label 1 (PGV>=5.7)的預測結果分開來 看,如圖 8 所示,可以看到準確預測 Label 0 的資料皆相對於預測 Label 1 來的高,而在 Label 1 的資料預測準確率也是隨著使用資料的秒數上升而 提升。



## 4.5.2花蓮地震事件預警測試

本研究選取 2020 年 2 月 15 日,芮氏規模 5.7,深度 8.3 公里的花蓮地 震當作預警測試,我們使用 P 波到達後 1 秒資料所訓練之模型對事件進行 測試,如圖 9,紅色三角形為預測震度有超過 3 以上的測站,而藍色三角 形則是預測震度沒有超過 3 以上的測站。放大近震央的區域來看,可以觀 察到在這個區域震度有達到 3 以上的測站中,我們僅僅只有 ETL、ETLH 兩個測站沒有預測到,其餘皆預測成功,圖上每一個測站旁所標示的,依 序是 Lead time、真實震度,以及預測震度是否超過 3,1 則有超過,0 則 無,Lead time 指的是 P 波到達後 1 秒鐘直到該站測得之最大 PGA 的時間 長,也就是對於造成最大 PGA 還有多久的時間。

圖上的每一圈虛線的同心圓代表距離 10 公里,而我們可以利用距震 央 20 公里內的4 個測站,分別是 ETM、ESL、EYL、SHUL,由於預測皆 有達震度 3 以上,因此能快速地對此區域發出警報,對於其他較遠的區域, 也能夠發出預警,以此來增加反應時間。



圖 9 使用 P 波到達後 1 秒資料之模型預測結果 1

若以全島來觀察預測結果,如圖 10,可以看到正確預測的測站有 119 站,錯誤預測只有 15 個測站,其準確率高達 88.81%,平均 Lead time 6.37 秒,表現得相當不錯。



圖 10 使用 P 波到達後 1 秒資料之模型預測結果 2

表 1 為使用其他秒數資料訓練之模型對該事件進行測試之準確率與 Lead time,可以看到在此事件使用 P 波到達後 1 秒資料之模型預測的準確 率是最高的,平均 Lead time 也是最長的。

表1. 花蓮地震實驗結果

P波到達後	1	2	3	4	5
準確率(%)	88.81	83.58	85.07	82.09	86.57
Average lead time(s)	6.37	5.37	4.37	3.37	2.37

# 4.5.3臺東外海地震預警測試

本研究還選取 2020 年 9 月 29 日, 芮氏規模 5.3, 深度 11.5 公里的臺 東外海地震當作預警測試,使用 P 波到達後 1 秒資料所訓練之模型對事件 進行測試,如圖 11, 紅色三角形為預測震度有超過 3 以上的測站, 而藍色 三角形則是預測震度沒有超過 3 以上的測站。放大近震央的區域來看, 可 以觀察到在這個區域震度有達到 3 以上的測站中,雖然只有 TAW、TAWH、 EAS 三個測站預測成功, 但這些測站都是距離震央最近的站, 利用這三個 站的資訊也足以對近震央區域發出警報了。

圖上每一個測站旁所標示的,依序是 Lead time、真實震度,以及預測 震度是否超過3,1則有超過,0則無,Lead time 指的是 P 波到達後1秒 鐘直到該站測得之最大 PGA 的時間長,也就是對於造成最大 PGA 還有多 久的時間,而每一圈虛線的同心圓代表距離10 公里。



圖 11 使用 P 波到達後 1 秒資料之模型預測結果 1

若以全島來觀察預測結果,如圖 12,可以看到正確預測的測站有 100站,錯誤預測只有 6 個測站,其準確率高達 94.34%,平均 Lead time 6.54 秒。



圖 12 使用 P 波到達後 1 秒資料之模型預測結果 2

表 2 為使用其他秒數資料訓練之模型對該事件進行測試之準確率與 Lead time,可以看到在此事件使用 P 波到達後 1 秒、2 秒及 3 秒資料之模 型預測的準確率是最高的,但對於平均 Lead time,1 秒是最長的。

表2 臺東地震實驗結果

P波到達後	1	2	3	4	5
準確率(%)	94.34	94.34	94.34	91.51	93.4
Average lead time(s)	6.54	5.54	4.54	3.54	2.54

## 4.5.4 使用兩水平分量資料之模型表現

在此實驗中我們取兩水平分量資料來觀察模型表現,其結果如圖 13 所 示,可以觀察到其趨勢也是隨著使用資料的秒數上升,預測準確率也相對 提升,但若是跟原本使用三軸分量資料的準確率相比,整體準確率大約減 少了 2~3% 左右。



圖 13 測試結果準確率 3

圖 14 測試結果準確率 4

若將 Label 0 與 Label 1 的預測結果分開來看,如圖 14 所示,整體而 言,可以看到準確預測 Label 0 的資料幾乎都相對於預測 Label 1 來的高, 在 Label 1 的資料中,基本上趨勢也是隨著使用資料秒數的上升而提升, 而在 5 秒這邊 Label 1 的資料來的比 Label 0 高,模型在此掌握了關鍵特 徵,使得從 4 秒到 5 秒 Label 1 資料的預測才會突然上升。

# 4.5.5使用垂直分量資料之模型表現

在此實驗中我們取垂直分量資料來觀察模型表現,其結果如圖 15 所 示,可以觀察到其趨勢也是隨著使用資料的秒數上升,預測準確率也相對 提升,與使用三軸分量資料的準確率相比,整體準確率約減少了 1% 左右。



圖 15 測試結果準確率 5

圖 16 測試結果準確率 6

若將 Label 0 與 Label 1 的預測結果分開來看,如圖 14 所示,整體而 言,在 Label 1 的資料中,基本上趨勢也是隨著使用資料秒數的上升而提 升,而我們可以觀察到準確預測 Label 1 的資料在 2 秒時就已經高於 Label 0 的資料,代表模型在 2 秒資料就已經掌握關鍵特徵,所以準確率上升的 幅度才會這麼大。

#### 4.6 結論

本研究提出類神經網路的方法,利用 P 波後幾秒的資訊預測震央附近測站 的 PGV 是否已達震度 3 以上,並透過真實事件的測試來檢視成果,選用的兩個 例子震央分別位於島內和外海,使用 P 波到達後 1 秒資料訓練之模型,在近震 央 30 公里內的測站皆能準確預測出真實震度有達 3 以上,利用這些資訊,可以 立即對近震央區域發出警報,對於其他較遠的區域,也能夠發布預警,來增加 反應時間,對於全臺各測站的準確率,也已經有 9 成以上。

## 5 類神經網路於地震 PGV 大小預測

# 5.1 簡介

本研究主要探討類神經網路應用在地震 PGV 大小的預測上,而為了使模型 預測結果較好,所以盡可能地將各震度區間的資料分布均勻,然後提出一類神 經網路的算法,利用各測站所測得的 P 波到達後的 N 秒鐘,來預測出該地震的 PGV 大小有多大。

## 5.2 資料處理

本節使用的資料集部分與4.2小節相同,差別只在於標記資料的不同,在本 節會將實際的PGV值當作是資料的label,最後一樣會將資料切成3份33.4%, 33.3%,33.3%,做交叉驗證,將資料其中兩份當訓練,剩下的一份當測試,共 做三組,測試結果為各組合平均。

#### 5.3 模型架構

本研究的模型架構圖如圖 17,模型輸入端為 P 波到時後 N 秒之三軸原始資料,輸入的資料會經過四層卷積神經網路,用來當作是地震訊號的特徵提取器。 首先,輸入資料進到第一個 Block,每個 Block 中包含三個單元,第一個是 kernel size 大小為 3、stride 為 1、channel 數為 256 的一維卷積,第二個是 Batch Normalization,將每次迭代的每個 mini-batch 進行歸一化,目的就是還原出上一 層需要學習的數據分布,最後使用整流線性單位函數 (Rectified Linear Unit, ReLU)做為激勵函數,接著依序進到剩下的 Block,這些 Block 差別只是在 stride 大小不同,block1 與 block3 中 Conv1d 的 stride 為 1,block2 與 block4 中 Conv1d 的 stride 則為 2,透過這些卷積層之後,模型便能根據波形學出 P 波特徵,有了 這些特徵後,接著用 Flatten 將學到的所有特徵攤平成一維陣列,然後接全連接 層後,再接一個 ReLU,最後再接一全連接層彙整這些特徵資訊後,預測出 PGV 大小。



圖 17 模型架構圖

#### 5.4 訓練過程

在訓練模型的過程中,使用的是 Adam 優化器,損失函數為 Smooth L1 loss, batch size 設為 100,而學習率初始值為 0.0001,經 1000 輪訓練後結束訓練,對 於 P 波到達後 1、2、3、4、5 秒之資料,各自都會有其相對應的訓練模型。

## 5.5 具體成果

#### 5.5.1 模型表現

由於採交叉驗證的方式,所以將資料切成3份,每一份都會有當測試資料 的機會,最後會將評估模型的結果平均起來。本研究使用P波到達後不同秒數 之測試資料來做PGV大小預測,再轉換成震度與實際震度做比較,圖18為使 用P波到達後1、2、3、4、5秒之資料訓練的預測結果,藍色線代表預測震度 等於實際震度之準確率,準確率在30%左右,而紅色線代表預測震度在實際震 度的正負一級之準確率,準確率來到了65%。



圖 18 測試結果準確率

我們對不同秒數的資料,分別去觀察在各個震度預測的情況為何,如圖 19~23,可以觀察到在不同秒數資料下,預測與實際震度是3與預測與實際震度 是4的準確率幾乎都是相較於其他震度高的,而在5秒資料預測與實際震度為 4之準確率已經有60%。



圖 24 為預測 PGV 誤差之盒鬚圖,可以觀察到在這些不同秒數資料的預測 結果中,平均誤差都在0左右,表現算是不錯,但還是存在有預測誤差將近15 cm/s。



圖 24 預測 PGV 誤差之盒鬚圖

#### 5.6 結論

本研究提出類神經網路的方法,利用 P 波後幾秒的資訊預測 PGV 有了一些成果,實驗結果顯示要準確地預測出實際震度算是相當不容易,不過預測正負一級內相對比較簡單,期許未來能夠增加較高震度的資料集,或是使用不同的方法來改進。

# 6 利用深度卷積神經網路於自動標記地震到時任務

# 6.1 简介

此研究主要是將深度卷積網路(DCNN)應用在 P 波 S 波到時之判斷上,由於 現在地震記錄裡的 P 波 S 波到時皆是由人工觀察的結果,所以此研究想要將此 工作交由深度卷積網路來做判斷,希望能有不錯的準確率,能將此工作交由機 器來處理,一方面減少人力的工作,一方面也希望交由機器後能有較一致的標 準來做判斷。

### 6.2 資料處理

資料集取自 2016~2018 三年間的地震事件,相比於期中時我們多加了一年 的資料幫助訓練,先利用 pfile 命名規則篩選掉可能同時出現多個事件的資料, 再選擇信心指數比較高的資料,然後蒐集收到事件測站裡的地震儀的紀錄,取 用訓練要用的資料時只挑 P 波到時跟 S 波到時間距 25 秒以內的資料,並且因為 物理量的不同將資料分成加速度與速度兩種資料集分別訓練,總共選用了 183,748 筆包含 ENZ 三軸之波形圖,所有資料的平均 SNR 分佈如圖 25、26,除 此之外本次實驗又額外新增了數量差不多的雜訊資料,以使模型更為穩健。 資料利用之前會先從事件紀錄裡剪出包含 P 波與 S 波到時的 30 秒記錄,然後做 Normalize,將 ENZ 三軸的加速度值除以三軸之中的最大值,使資料落在-1 到 1 之間,以此減少震度對學習結果的影響,如圖 27。然後再從選出的事件 裡依據資料的 SNR 選出 80%的資料作為訓練資料集,其餘 20%做為測試資料 集,使得兩邊資料的 SNR 分布一致。



圖 25 資料集平均 SNR 累積圖

圖 26 速度資料集最小 SNR 分布





#### 6.3 模型架構

模型網路架構如圖 28 所示,依序是 ResNet50+MultiGrid、ASPP、Decoder, 模型的輸入是 ENZ 三軸波形,然後輸出分別是 P 波與 S 波到時在每個時間點的 機率。



圖 28 深度卷積網路架構

#### 6.3.1 ResNet50

Deep Residual Network(ResNet)最一開始提出是被用於影像分類任務,後來也被用於其他任務中,例如影像分割,在這些任務中 ResNet 通常扮演著特徵抽取的角色。在本研究中 ResNet 也扮演著同樣的角色,用來抽取輸入波形圖的特徵,透過這些特徵來找出 P 波 S 波到時的位置,而 ResNet50 則代表深度 50 層的卷積網路,大致架構如圖 29 所示。

在本研究中稍微修改了模型,架構不變,由於輸入波形資料為一為資料, 所以將二維卷積改為一維卷積,並減少了 channel 數,來減少 overfitting 的情 況發生,以達到更好的效果。



圖 29 ResNet50



圖 30 修改後的 ResNet50,架構不變,改成一維的卷積與 channel 數調整,其中 20 Conv, 8, /2 指的是 kernel 大小為 20, channel 大小為 8, stride 為 2 的卷積。

# 6.3.2 Multi Grid

Multi Grid 層主要作用是將原先的 ResNet 加深,通常加深網路認為會有 更好的表現,並且增加了模型的視野,因每個 Block 會經 stride 故令下一個 Block 會有更大的視野,但若只是單純的複製 ResNet 最後一個 Block 並將該 Block 中最後一個單元的最後一個卷積 stride 改為 2,此舉雖然會增加後續 Block 的視野,但經過多次縮小會令最終的特徵向量解析度太低,不利於後續 判斷 P 波、S 波詳細位置。故為了要同時兼具大視野又不把特徵圖縮小,在 Multi Grid 中採用了空洞卷積,空洞卷積主要是在原先卷積中跳過 n 格,以此 來獲得更大的視野且也不會輸出的縮小特徵圖,而 n 又稱為空洞率。

在本研究中,並沒有利用 multigrid 來增加網路的深度,而是將 ResNet 最後一個 Block 的 stride 改為 1,改由空洞卷積來達到擴大視野的目的而不降低輸出的特徵解析度。

#### 6.3.3 ASPP

Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP)主要目的是能同時看到多種尺度的特 徵進行學習,多尺度目標意旨學習目標大小會有不同,在這裡指P波特徵與 S波特徵可能長度會不一樣,因為每張波形圖P波與S波的時間差不一樣。 而做法是採用空洞卷積以不同空洞率進行捕捉,不同空洞率的空洞卷積有著 不同的視野大小,故可以看到不同尺度的目標,以及配合上一個全局池化層, 最後將所有特徵串接後經過一個 kernel size 為1的卷積輸出,而架構如圖 31 所示。



圖 31 ASPP, Dilated Conv 3,32,6 代表的是 kernel 大小為 3, channel 大小為 32, 而 空洞率為 6 的空洞卷積。

#### 6.3.4 Decoder

最後這層主要是將 ASPP 輸出的低解析度特徵還原至原本輸入時的長度, 主要是利用轉置卷積來實現,透過轉置卷積將原本較低解析度的特徵還原至 輸入時的長度,在藉由 kernel 大小為 1 的卷積將 filter 數量降低至兩維,再 經由 sigmoid 函數將值限制在 0~1 之間,分別對應 P 波與 S 波到時的機率。

#### 6.4 訓練過程

訓練模型的時候,會將要訓練的波形資料先做 normalize 使輸入的波形資料值介於-1~1之間,以此來降低模型受到震度、震央遠近等因素的干擾,如圖 32 中的前三軸,分別是 ENZ 三軸。而後兩軸為 P 波到時與 S 波到時的 label, 分別做了平均為到達時間而標準差為 0.1 秒的截斷高斯分佈(truncated Gaussian distribution),然後取包含 P 波到時與 S 波到時在內的 30 秒資料。



圖 32 輸入資料示意圖,綠線為P波到時,紅線為S波到時

訓練過程採 Binary Cross Entropy 做損失函式,優化器為 Adam,訓練 200 次,採變動式學習率,學習率會隨著訓練次數下降,學習率如下式所示,其中 n 為總訓練次數, i 為第幾次訓練, lr 為該次學習率, lr0 為初始學習率,此處 設為 0.001。

$$lr = (1 - (i/n))^{0.9} * lr0$$

#### 6.5 具體成果

在此研究中,用了不同的 SNR 分出了幾種資料集,用來檢視在訓練資料 集訓練出來模型,用在不同的測試資料集上的效果如何。

在此研究中的評估方法目前為判斷預測與真實的誤差時間平均,以及觀察 誤差時間小於 0.5 秒的誤差分布情況,誤差時間(Time Residual)的算法如下。 由於目前資料集中並未加入雜訊資料,所以目前是取模型輸出的機率中的最大 值為預測結果。

Time residual =  $|t_{pred} - t_{true}|$ 

下面列了一些誤差分布圖,分別是加速度與速度在 P 波與 S 波的平均絕對值誤差如圖 33 與誤差(正代表預測時間比人工標記時間晚,負代表較早)如圖 34 與圖 35。



圖 33 平均絕對值誤差











圖 36 誤差箱型圖

下面列出了幾個模型在加速度資料上的輸出範例,途中的前三個圖為輸入 的 ENZ 三軸波形資料,最後兩個則為模型標記的結果。圖 37 為波形較少雜 訊,標記結果比較理想的範例;圖 38 為有些背景雜訊的情況下,標記結果也 不錯的範例;圖 39 為雜訊較多,標記結果不理想的範例;圖 40 為雜訊(無事 件)標記的範例;



圖 37 較為乾淨的波形圖







圖 39 標記不理想的情況



圖 40 雜訊

下面列出了幾個模型在速度資料上的輸出範例,途中的前三個圖為輸入的 ENZ 三軸波形資料,最後兩個則為模型標記的結果。圖 41 為波形較少雜訊, 標記結果比較理想的範例;圖 42 為有些背景雜訊的情況下,標記結果也不錯 的範例;圖 43 為雜訊較多,標記結果不理想的範例;圖 44 為雜訊(無事件)標 記的範例;



圖 41 較為乾淨的波形圖



圖 42 有些背景雜訊的波形圖



圖 43 標記不理想的情況



圖 44 雜訊

下面幾張圖評估了模型在分別在事件上與雜訊上的準確率,計算方式是先 挑出機率分布的最高點,如果有過門檻 0.5 而且跟人工標記的絕對值誤差低於 0.3 秒則當作是預測正確,如圖 45 所示,在所有測試資料下 P 波準確率有最低 有 80%以上,而在 SNR 較高的資料下準確率則有達到 97%以上; 由於 S 波 因為接在 P 波之後才到容易受到 P 波的影響,因此較難判斷準確率也會降低, 在所有測試資料下準確率有最低有 70%以上,而在 SNR 較高的資料下準確率 則有達到 88%以上。圖 46 則顯示了利用雜訊訓練後的成果,P 與 S 的準確率 分別代表該資料的預測結果分別在 P 波與 S 波的預測上沒有判斷出事件,P+S 則代表 P 波與 S 波皆沒有判斷出事件,可以看到在門檻只有 0.1 的情況下準確 率就高達 85%了,門檻 0.5 的情況下更是達到了 98%之高。



#### 6.6 結論

本研究在單純標記 30 秒內的波形資料有了一些成果,如上所示,雖然在 某些情況裡(例如嗓音太多的事件)表現仍然沒有很好,但是某些情況可能標記 的比人工來的準確。總結前面顯示的成果,相信可以將此方法應用在即時或離 線判斷 P 波 S 波到時上面,由於在判斷雜訊上也有不錯的準確率,因此應該可 以應用在更多情境,減低人工的負擔也降低不同專家之間判斷的差異性,相比 傳統方法之下也減輕了針對不同測站調整參數的工作,期望可以對標記工作有 所幫助。

# 7 應用地球物理資訊於地震預兆之應用

#### 7.1 簡介

由於在大地震發生前有些地球物理資訊例如地下水水位、氣壓大小與潮汐 水位等可能會事先出現某些變化,所以本研究打算以這些資訊利用類神經網路 來實驗是否能捕捉到大地震發生前的徵兆,藉以預警會有大地震發生。

#### 7.2 資料處理

資料集整理自2006年2019年的花蓮站地下水、大氣壓力、雨水和潮汐水 位的記錄,由於資料的缺失以及2006年尚未有大氣壓力數據的情況下,最後 只挑選出了2010、2011、2013、2014、2015、2017這六年的記錄,而雨水的 資料因為也有缺失所以最後只採用地下水水位、大氣壓力大小以及潮汐水位高 低。由於地下水大氣壓力的取樣率為每秒一筆而潮汐水位的取樣率為每6分鐘 一筆,所以我們先將地下水與大氣壓力的取樣率降低取樣頻率到每6分鐘 筆。

當未來 24 小時內有地震而震央位於方圓 50 公里內且規模大於四時(總共 有 219 筆事件),標籤為設 1 反之則設為 0,然後視窗大小為 7 天重疊兩天,一 年得到 73 筆記錄資料,最後選出前 5 年的資料用於訓練,2017 年的用於測試, 一共有 365 筆數據用於訓練,73 筆用於測試。圖 47 為波形範例,前三軸依序 為地下水水位、大氣壓力大小以及潮汐高低,接下來為標籤以及模型預測出來 的結果。


圖 47 波形範例(2017/1/1~2017/1/7)

## 7.3 模型架構

模型採用長短期記憶模型(LSTM),於時間順序的流程如圖 48 所示,同一時間的架構圖如圖 49 所示,輸入層輸入地下水水位、大氣壓力大小以及潮汐水位高低等地球物理資訊如圖上 x 的上標所示,經由數層 LSTM 所組成的隱藏層,LSTM 的原理如圖 50 所示,輸入每個時間的狀態經過處理加上上個時間輸入的資訊輸出當下的結果並把資訊輸入到下一層 LSTM,藉此可以獲得時間上的順序資訊,最後再輸出層將同一時間抽取到的多個特徵經過全連接為一個當下時間點的輸出,以此來預測是否會發生地震。



圖 48 模型流程圖(時間順序)



圖 49 模型架構圖(同一時間)



圖 50 LSTM 架構

## 7.4 實驗過程

訓練中採用 Binary Cross Entropy 做為損失函式,優化器為 Adam 或是 SGD(Stochastic Gradient Descent), learning rate 為 0.0001,迭代 1000 次。

表 3 表 4 為訓練過程, hidden dim 為 LSTM 最後抽取到的 feature 數, layer num 為隱藏層裡 LSTM 的重複層數, drop out 為隨機將神經元關閉以避免 overfitting 的 機率, epochs 為迭代次數, optimizer 為優化器, 最後 val loss 就是訓練完的模型在 測試資料集上的 loss。

hidden_dim	layer_num	dropout	epochs	optimizer	val Loss
32	1	0	1000	Adam	0.1838
32	2	0	1000	Adam	0.1826
128	1	0	1000	Adam	0.1843
64	1	0	1000	Adam	0.1835
64	2	0	1000	Adam	0.1874
64	2	0.2	1000	Adam	0.1835
32	3	0	1000	Adam	0.1846
32	1	0	1000	SGD	0.1823
32	2	0	1000	SGD	0.1847

表3 訓練不同參數在原數據上

表4 訓練在標準化後的數據上

hidden_dim	layer_num	dropout	epochs	optimizer	val Loss
32	1	0	1000	SGD	0.1987
32	2	0	1000	SGD	0.2147

## 7.5 實驗評估

在經過不同參數的模型實驗過後,可以看到測試的 loss 落差不大,因此我們 就直接來做實驗。測試準確率時,因為未來24 小時內沒有事件的情況太多,大約 有95%的時間的標籤都是0,如圖51 整個7天標籤都是0的情況大概佔了測試資 料集的一半以上,因此雖然模型出來的結果準確率95% 但是有事件而預測正確的 機率卻仍然是0%,代表模型可能從這些資料中找不到好的特徵來預測是否有事件, 而全部都預測沒有事件,因此推斷可能需要更多不同的地球物理資訊來幫助判斷, 只依靠地下水、大氣壓力以及潮汐資訊可能不足以判斷為來是否有大地震發生。



圖 51 模型預測結果(2017/1/31~2017/2/6)



圖 52 模型預測結果(2017/3/27~2017/4/2)



附錄:2020/02/15 花蓮地震 觀察 P 波 1 秒震度預測







