臺灣地區113年地震前兆監測資料彙整及分析

子計畫一

地震前兆監測-三分量地磁資料分析

顏宏元 羅祐宗 張皓銘 郭炫佑

中華民國地球物理學會

摘要

九二一大地震後,經檢視臺灣地區磁力連續觀測資料(全磁場強度)發現, 位於車籠埔斷層兩端的磁力站—鯉魚潭站及曾文站,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,造成地球磁場的變化。計畫主 要為檢視臺灣地區地磁連續觀測網之三分量地磁資料品質,同時也分析地磁連續 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 checking the quality of the magnetic observation network data, but also analyzing 3-components 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180 nT,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,站內安裝G-856質子進動磁力儀(Proton-Procession magnetometer,G856),每 5分鐘觀測地磁全磁場強度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年中央大學改造中研院地球科學研究所地磁連續觀測網,共有12個觀測站,使用的儀器為加拿大GEM公司所生產之GSM90F型磁力儀,取 樣率為1Hz,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 中央氣象署。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。

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。自 2018 年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,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,用網路將所觀測的資料即時傳輸到紀錄中心。

本計畫主要為檢視地磁連續觀測網之地磁觀測網資料品質,同時也分析全省 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。

貳、研究方法-磁力觀測作業

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。2018 年中央氣象署陸續將原量測全磁場的儀器 汰換為三分量磁力儀,重新建置臺灣地區三分量地磁連續觀測網,測站分布如圖 一。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 進行分析研究。本年度除了檢視磁力觀測站的穩定性外,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。

第一,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,並比較各磁力站與馬祖觀測站之日變化振幅 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 921 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。Liu et al. (2006) 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。

第二,我們選用一離事件較近的目標站與一遠離事件的參考站進行各分量的

磁力資料相減,以扣除全球性的磁場變化,保留目標站的磁異常影響。再將該相減的結果進行能量譜密度的分析,以釐清目標站的磁力異常在各個頻率段的能量 強度,從中尋找異常的磁力訊號。

参、結果與討論

(1) 檢視磁力觀測站的紀錄

臺灣地區三分量地磁連續觀測網的觀測站,以 1Hz 的取樣率持續記錄地磁變 化。每個觀測站每年累積超過三千萬筆的紀錄,這些資料在研究地磁變化及地震 前兆訊號上具有重要價值。以各站連續紀錄相鄰兩點的全磁場強度變化量情況及 儀器傾斜狀態,檢視各觀測站1至10月的資料品質,依測站英文代碼順序說明各 測站的觀測品質。

暨南站 (CN) 的磁力記錄相當的穩定 (圖二), 相鄰兩個觀測值變化最大差異 為 25nT,全磁場強度變化差異量超過 10nT 的個數低於 30 次。除了 4 月 3 日花蓮 地震發生造成儀器有明顯的傾斜情形外,該站的傾斜狀態非常的平穩。根據觀測 結果,該站的數據品質優良,適合用於進行進一步的資料分析。圖三為池上站(CS) 的原始紀錄及資料品質檢視結果,從1月到10月初的記錄品質都不錯,有較大的 傾斜變化都與花蓮地震有關,整體而言,該站的觀測資料品質都不錯,惟可能因 颱風侵襲而造成該站儀器故障。恆春站(HC)在10個月的磁力記錄有多次儀器故 障及訊號傳輸中斷的現象(圖四)。儀器傾斜狀態不穩且有飄移現象,恆春站的儀 器需要仔細的檢查和校準,該站數據暫時不進行資料分析。金門(KM)站的磁力 記錄相當穩定,僅有少數資料突跳的情形發生,如圖五所示。儀器傾斜狀態在 0403 花蓮地震時發生同震傾斜達 ±100 角秒 (arc second), 10 個月的資料中儀器雖有傾 斜情形,但傾斜的情形均在可容許的角秒範圍內。整體而言,金門站不論在地磁 場及儀器傾斜的資料品質都相當的不錯。蘭嶼站(LN)的磁力和傾斜記錄的品質 都相當不錯(圖六), 儀器傾斜狀態在 0403 花蓮地震時發生同震傾斜達 ±50 角秒 (arc second),但在十月中旬之後就出現資料斷訊的情況。儀器傾斜狀態則保持穩 定故十月底前的數據適合進行分析,而斷訊之後的狀況需要進一步確認。

圖七為鯉魚潭 (LY) 觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,從1月到10月 初的地磁記錄品質都不錯,跳動次數少於10次且儀器傾斜狀態穩定,較大的傾斜 變化(最大達±1000角秒)都與花蓮地震有關。馬祖(MT)站的磁力記錄大部分 時間表現穩定,雖曾有單日跳動次數接近50次的情況,儀器傾斜狀態有持續飄移 變動(圖八),所幸傾斜的情形均在可容許的角秒範圍內。整體而言,馬祖站不論 在地磁場及儀器傾斜的資料品質都相當的不錯,計劃仍然選定馬祖站當作地磁場 強度改變與地震活動關聯性的參考站。內城(NC)地磁觀測站有受到一些干擾, 地磁記錄受干擾的次數及變動的振幅有較明顯(圖九)。相較地磁資料,儀器傾斜 除了同震所產生的傾斜情況外,儀器沒有發生明顯的偏移傾斜,將持續監控該站 的觀測資料,以評估噪聲是否影響分析結果。

圖十是曾文(TW)地磁觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,該站在4月 儀器發生故障後尚未恢復正常運行,因此無法提供有效數據,暫無法進行相關資 料分析。新城(XC)觀測站建置在大漢技術學院校園一隅,白天人為活動可能會 干擾到地磁資料,相較整個地磁觀測網其他的觀測站,地磁記錄受干擾的次數最 多且變動的振幅最大。儀器傾斜除了同震所產生的傾斜情況外,儀器沒有偏移傾 斜的現象(圖十一),換言之,因地震所造成的傾斜偏移地震,在地震事件後就恢 復到原先的水平位態。爺亨(YH)地磁觀測站一直是資料品質非常好的觀測站, 如圖十二所示。全磁場強度變化差異量超過 10nT 的個數低於 10 次,最大振幅為 25nT,儀器傾斜狀態良好。該站的數據品質極高,是位於本島資料分析的理想參 考站。於圖十三顯示,知本(ZB)觀測站的跳動次數平均每月超過 10 次,最大振 幅可達 1000 nT,在地磁場的水平分量、垂直分量及全磁場強度都有明顯的偏移現 象,但儀器傾斜狀態卻維持相當的平穩,是值得深入研究探討。

從 1 月到 10 月初資料品質較佳的地磁觀測站,分別是位於臺灣西半部暨南 (CN)、鯉魚潭(LY)、爺亨(YH)等3個站,位於臺灣東部的池上(CS)、知本 (ZB)及蘭嶼(LN)等3個站及金門(KM)、馬祖(MT)兩個地磁觀測站。儀 器傾斜部分會出現同震偏移現象,傾斜穩定的測站包括暨南、蘭嶼、鯉魚潭、內 城、新城、爺亨及知本等7個站,有些測站可能因颱風而造成儀器故障或斷電的 情況。另外在部分測站的 Y 和 Z 分量觀測到磁場的長期偏移現象,經比對儀器姿 態紀錄,該偏移現象與儀器傾斜狀態並無直接關聯,可以進一步的探究是否與磁 場長期變化有關。

(2) 地磁場強度改變與地震活動的關聯性

2024年4月3及23日花蓮地區分別發生規模7.2及6.3的地震。雖然最近震 央的新城(XC)觀測站之地磁紀錄品質不佳,但仍然進行地磁場強度改變與地震 活動的關聯性的分析。資料分析除了過去所採用的全磁場強度日變化差值外,這 次增加了三個分量的日變化差值進行比對分析。參考站仍然選擇了馬祖(MT)地 磁觀測站,背景值之標準偏差計算以2023/10/01-2024/09/25約一年的資料來計算。 以2024/01/01作為第0天,往後分析了250天的日變化振幅資料,20天為一窗格 計算,每次以1天移動窗格。

圖十四為新城 (XC) 站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值 結果。南北分量 (HX) 的日變化差值比值中位數值為 0.45, 一個標準偏差在 0.15~0.75 之間,有不少比值大於一個標準偏差,分布相當凌亂。東西分量 (HY) 的日變化差值比值中位數值為 0.4,標準偏差在 0.4~0.8 之間,在 0403 地震前 (橫 軸第 93 天) 有些比值小於一個標準偏差的上界 0.4。垂直分量 (HZ) 的日變化差 值比值中位數值為 0.95,標準偏差的上界為 0.75 而下界為 0.85,在 0403 地震前 (橫 軸第 93 天) 也有一些比值小於一個標準偏差的上界 0.75。全磁場強度 (HT) 的日 變化差值比值分布較為分散,中位數值為 0.45,一個標準偏差介於 0.15~0.75 之間, 全磁場強度的日變化差值比值有不少比值大於一個標準偏差,分布相當凌亂。

因為增加了三個分量的日變化差值分析,分別挑選了位於臺灣西半部且資料 品質較好的暨南(CN)、鯉魚潭(LY)、爺亨(YH)等3個站,及位於臺灣東部 的池上(CS)、知本(ZB)及蘭嶼(LN)等3個站,以其了解各觀測站的地磁背 景。位於臺灣西部暨南(CN)、鯉魚潭(LY)、爺亨(YH)等3個站,相對馬祖 站日變化差值(包含三個分量及全磁場強度)的比值計算結果(圖十五、圖十六、 圖十七)。在西部的3各地磁觀測站,三個分量及全磁場強度的日變化比值中位數 值都接近於1,地磁場東西、南北和垂直3個分量的標準偏差都很小,全磁場強度 相對有較大的標準偏差,但3個地磁站之全磁場強度日變化差值的比值都有偏移 情形,暨南站的偏移量超過1個標準偏差的次數相對較多,表示該站還是有受到 一些擾動的情況。LY站(圖十六)可以在上半年看到明顯的高比值的偏移,一二月 份可以看到Y和Z分量的偏移,四月份於X分量可以看到偏移,下半年則相對穩 定。YH站(圖十七)同樣可以觀察到四月之前X分量有明顯的偏移,Y及Z分量在 一月有明顯的偏移,而在8、9月時在各分量都可以看到明顯的偏移。

東部 3 個站相對馬祖 (MT)站三分量及全磁場日變化差值的比值結果,與西部 3 個觀測站的結果有非常明顯的不同。圖十八為池上 (CS)站相對馬祖 (MT)站 三分量及全磁場日變化差值的比值結果。該站南北分量 (HX)的日變化差值比值 中位數值約為 0.9,標準偏差的上界為 0.7 而下界為 0.9,有少許比值大於一個標準 偏差。東西分量 (HY)的日變化差值比值中位數值為 0.95,一個標準偏差值在± 0.1 之間,與位於西部 3 個地磁站的東西分量相似。垂直分量 (HZ)的日變化差值 比值中位數值為 0.95,標準偏差的上界 0.75 而下界為 0.85,與新城站的結果相近。 全磁場強度 (HT)的日變化差值比值分布較為分散,中位數值為 0.75,標準偏差 的上界 0.45 而下界為 0.95,全磁場強度的日變化差值比值有不少比值大於一個標 準偏差,分布相當凌亂。

知本(ZB)站與池上(CS)站距離不遠,但知本(ZB)站相對馬祖(MT)站 三分量及全磁場日變化差值的比值結果(圖十九)。該站南北分量(HX)的日變 化差值比值中位數值約為0.85,一個標準偏差的上界為0.65而下界為0.85,有少 許比值大於一個標準偏差。東西分量(HY)的日變化差值比值中位數值為0.95, 一個標準偏差的上界為0.85而下界為0.75,一個標準偏差差異較池上站大。垂直 分量(HZ)的日變化差值比值中位數值為0.7,標準偏差的上界0.4而下界為1.0, 垂直分量的日變化差值比值有不少比值大於一個標準偏差。全磁場強度(HT)的 日變化差值比值分布較為分散,中位數值為0.6,標準偏差的上界0.3而下界為0.9, 全磁場強度的日變化差值比值有不少比值大於一個標準偏差。整體而言,與池上 站有明顯的不同。

圖二十為蘭嶼 (LN)站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值 結果。該站南北分量 (HX)的日變化差值比值中位數值約為 0.75,此中位數值為 東部 3 個的磁觀測站最小的,標準偏差的上界為 0.55 而下界為 0.95,有少許比值 大於一個標準偏差。東西分量 (HY)的日變化差值比值中位數值為 0.9,一個標 準偏差值在±0.1 之間,與位於西部 3 個地磁站及池上的磁站的東西分量相似,就 東西分量而言,新城和知本兩個地磁站與其他 5 個站相異,是值得進一步的探討。 垂直分量 (HZ)的日變化差值比值中位數值為 0.95,標準偏差的上界 0.8 而下界 為 0.65。全磁場強度 (HT)的日變化差值比值分布較為分散,中位數值為 0.65, 標準偏差的上界 0.35 而下界為 1.0,全磁場強度的日變化差值比值有不少比值大於 一個標準偏差,且分布範圍相當的廣。

選擇紀錄資料較完整的地磁站進行相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化 差值的比值結果,還無法找到與花蓮地震有關連性的地磁異常。本計畫將會進行 頻譜分析,試著在不同波段能否解析出地磁場強度改變與地震活動的關聯性。

(3) 新建地磁站選址

針對預計新設之地磁站,本研究團隊以於 4 月初進行找站工作。目前在已完

成接洽兩個站,分別位於阿里山公路上之山美農場茶園一隅及中正大學校園內一 隅。站點照片如圖二十一。我們於預計觀測點周圍規劃了均勻散布的臨時觀測點, 每個觀測點觀測 10 至 12 次,以最大最小值不超過 1 nT 作為選站依據,繪製出山 美(圖二十二)及中正大學站(圖二十三)標準差分布圖。皆小於標準差 1 nT,可以作 為穩定的磁力連續觀測站。

肆、誌謝

本計畫由中央氣象署提供經費,中心同仁協助測站維運及資料處 理,在此深表感謝。

参考文獻

- Liu, J. Y., C. H. Chen, Y. I. Chen, H. Y. Yen, K. Hattori, K. Yumoto (2006). Seismo-geomagnetic 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、中央氣象署三分量地磁連續觀測網之測站位置圖。(紅色菱形

為中研院地球所的三分量地磁站)。



圖二、暨南(CN)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖三、池上(CS)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地球 磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、差 異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖四、恆春(HC)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖四、恆春(HC)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖五、金門(KM)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖六、蘭嶼(LN)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖七、鯉魚潭(LY)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖八、馬祖(MT)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖九、內城(NC)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖十、曾文(TW)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度。



圖十一、新城(XC)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為 地球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖十二、爺亨(YH)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為 地球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。



圖十三、知本(ZB)觀測站的原始紀錄及資料品質檢視結果,由上而下分別為地 球磁場南北分量、東西分量、垂直分量、全磁場強度、全磁場強度變化差異量、 差異量超過10nT的個數及儀器傾斜狀態。





Days From Earthqauke (20240101)

圖十四、新城 (XC) 站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值結果,兩個站都以一年的日變化比值資料當作參考背景值進行分析。因為新城站本身資料品質不佳,故做出來的比值標準差偏大,看不出固定的趨勢。





圖十五、暨南 (CN) 站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值結果,兩個站都以一年的日變化比值資料當作參考背景值進行分析。



圖十六、鯉魚潭(LY)站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值結果,兩個站都以一年的日變化比值資料當作參考背景值進行分析。



圖十七、爺亨(YH)站相對馬祖 (MT) 站三分量及全磁場日變化差值的比值結果,兩個站都以一年的日變化比值資料當作參考背景值進行分析。



圖十八、針對接近一年的日變化資料,以池上站(CS)相對馬祖站(MT)的三分量及 全磁場差值進行日變化比值分析,來進行與其他觀測站的比較。

The Geomagnetic Anomaly in ZB station to reference station MT



圖十九、針對接近一年的日變化資料,以知本站(ZB)相對馬祖站(MT)的三分量及 全磁場差值進行日變化比值分析,來進行與其他觀測站的比較。



圖二十、針對接近一年的日變化資料,以蘭嶼站(LN)相對馬祖站(MT)的三分量及 全磁場差值進行日變化比值分析,來進行與其他觀測站的比較。



圖二十一、可增設磁力站之站點位置,分別為中正大學站(左)及阿里山站(右)。



圖二十二、山美站臨時磁力觀測之標準差分布。所有觀測點的觀測結果都很穩定。



圖二十三、中正大學站臨時磁力觀測之標準差分布。所有觀測點的觀測結果都很 穩定。

臺灣地區 113 年地震前兆監測資料彙整及分析

子計畫二

資訊理論應用於地電磁場相關聯之地震前兆研究

陳建志 吳宗義 陳宏嘉

中華民國地球物理學會

摘要

在2021年至2023年的工作中,我們已完成 GEMSTIP 和多變量 MagTIP 的整 合以及費雪訊息(Fisher Information)及夏農熵(Shannon Entropy)計算程式的開發;這 使得不同種類與測站的地電磁觀測資料可以被最大化地利用,並允許資訊理論的 統計指標被應用在地電磁異常的計算上。GEMSTIP 和 MagTIP 為基於地震機率增 加之時間(Time of Increased Probability, TIP)概念,針對全臺地電與地磁觀測系統所 開發的演算法。在現階段的 GEMSTIP/MagTIP 演算法中,地電磁異常的計算是基 於偏度(skewness)和峰度(kurtosis)這兩種統計指標。資訊理論中的夏農熵和費雪訊 息具備探索表徵複雜的非線性訊號其底層動態之能力;以更進一步提升預報效能 為目標,本研究旨在探索兩者結合偏度與峰度進一步改善預報 TIP 的計算。

在本年度(2024 年)計畫中,我們比較與驗證包含費雪訊息與夏農熵之日統計 指標的組合下 TIP 預報的表現。結果顯示,夏農熵的引入能夠有效改善預報表現; 然而,夏農熵與費雪訊息之間的共線性可能是導致模型不穩定的因素。這些成果增 進了我們對地震相關的電磁前兆現象的瞭解,並為地震前兆研究帶來新的方向與 可能性。

翩鍵字:地磁場異常、地震前兆

Abstract

From 2021 to 2023, we successfully integrated GEMSTIP and MagTIP with computational tools for Fisher Information and Shannon Entropy. This integration enhanced our ability to utilize geo-electromagnetic data from diverse monitoring stations, applying information theory's statistical indices to better identify geo-electromagnetic anomalies. The GEMSTIP and MagTIP algorithms, specifically designed for Taiwan's geoelectric and geomagnetic observation systems, rely on the Time of Increased Probability (TIP) concept, and currently use statistical indicators such as skewness and kurtosis for computing anomalies. Previous studies using information theory have

demonstrated the effectiveness of Shannon Entropy and Fisher Information in analyzing complex nonlinear signals and their dynamics, inspiring us to explore their potential for improving the GEMSTIP/MagTIP algorithms.

In this year's (2024) project, we compared and validated the performance of TIP forecasting using combinations of daily statistical indicators, including Fisher Information and Shannon Entropy. The results show that incorporating Shannon Entropy significantly improves forecasting performance; however, the collinearity between Shannon Entropy and Fisher Information may very likely be the cause of model instability. These findings enhance our understanding of earthquake-related electromagnetic precursors and provide new directions and possibilities for earthquake precursor research.

keyword: geomagnetic anomalies, earthquake precursor

壹、前言

(一)背景與研究概述

在先前的研究案例中,根據地電及地磁場觀測異常所得到的地震之「機率增加 的時間」(Time of Increased Probability, TIP)[2] 與真實地震的發生之間具有統計顯 著的關聯性,並被應用在後驗式目標範圍內地震機率的計算上[1,3-5]。在最近 (2023 年)的研究中,根據17 個測試區間、橫跨12.5 年資料期間下的交互驗證結 果顯示,基於四種低頻濾波處理、同時利用地電磁異常計算得到之地震預報TIP 對 目標地震的擬合程度皆顯著大於68%信賴邊界。其中,定義何謂異常的基礎是反 映地電或地磁觀測值分布不均程度的偏度(skewness)和反映分布集中程度之峰度 (kurtosis) 這兩種統計指標。為了能夠更好地估計地震之機率增加的時間,我們在 2023 工作年度中完成了費雪訊息(Fisher Information)及夏農熵(Shannon Entropy)計 算程式的開發[6],並預計將這些指標應用在TIP的計算上。

根據資訊理論,物理狀態的不確定性可由夏農熵所量化,而估計的不確定性則 可由費雪訊息所量化;兩者在前人研究中普遍被認為具備探索表徵複雜的非線性 訊號其底層動態之能力。在本年度(2024年)計畫中,我們將在原本的偏度與峰度之 外,以地電磁訊號的費雪訊息和夏農熵作為定義「異常」的基礎。在機器學習的框 架下,我們將探索 TIP、資訊理論與其他演算法的結合在地震前兆研究上可能帶來 的應用與發展。

貳、資料與方法

(一) 地磁場與地電場測站、資料與地震目錄

本期計畫使用了中央氣象局地電場與地磁場觀測站紀錄之時間序列。其中,磁 力觀測系統共 18 測站,地磁測站安裝精度 0.1nT 的全磁場強度磁力儀或精度為 0.01nT 的三分量磁力儀,取樣率皆為每秒記錄一個觀測值(1Hz)。地電場觀測系統 (GEMS)取樣率為 15Hz,量測精度為 1 微伏特 (1µV)。原始資料記錄著電極間的電 位差,單位為伏特(V)。由於各地電站因場址的區域限制,各長偶極的方向與電極 展距或有差異。在陳宏嘉的 GEMSTIP 研究 [1]中,原始資料經過前處理,使得地 電場資料呈現正南北與正東西方向的紀錄,並將資料降取樣(使用平均法)為 1Hz; 關於地電測站與地電資料前處理的更詳細資訊請見 [1,7]。

本研究之資料期間選定為 2014 年 01 月 01 日至 2024 年 06 月 25 日為資料期 間;資料期間涵蓋全場磁力觀測、三分量磁力觀測以及二分量地電場觀測重疊的區 間,以便對演算法在各種情況下之運作進行測試。地電、磁測站地理位置與名稱代 號請見表 1 與圖 1。資料期間內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) 濾波頻段

先前基於地磁場的地震前兆研究顯示,根據經帶通濾波 0.001-0.003Hz (代號: ULF_A) 或 0.001-0.01Hz (代號: ULF_B) 的地磁訊號計算得到的 TIP,相較於未將 ≥ 0.01Hz 的成分濾除的組別,與目標地震的擬合程度明顯較佳 [3-5]。根據基於地 電場的地震 TIP 前兆研究與相關文獻回顧,0.00032 至 0.0178 Hz (代號: BP_35) 以 及 0.0001 至 0.00178 Hz (代號: BP_40) 的頻帶被認為是訊噪比高且與地震活動相 關性高的頻段 [1]。以上四個頻段對照請參照表 2。在去年(2023 年)的計畫中,結 果顯示在同時聯合地震與地磁測站進行後驗式預報的場景下,應用前述所提及的 四個濾波頻段所計算得到的 TIP 與目標地震的擬合程度皆顯著大於 68%信賴邊界。 在本期計畫中,我們同樣基於這四個頻段,計算各地電磁站的峰度、偏度、費雪訊 息以及夏農熵。

(三) 峰度與偏度

偏度(S)反映變數的分布函數不對稱的程度,而峰度(K)則反映著分布的集中程度;兩者同時為統計量的3階與4階矩,如式(1)與(2)分別所示。

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

在統計上,n階矩指與中心(期望值)的距離ⁿ×機率密度。其中,1階矩為期望 值、2階矩為變異數、3階矩為偏度、4階矩為峰度;它們是量度機率密度分布函 數的整體結構特徵之統計指標。作為判斷地電磁異常的統計指標,高偏度可能意味 著地電磁場強度在一日期間內出現突然的整體偏移,而高峰度則可能意味著該日 有著顯著離群之觀測值。

(四) 費雪訊息及夏農熵

費雪-夏農(Fisher-Shannon)法結合費雪訊息量度(Fisher Information Measure, FIM)與夏農熵(Shannon Entropy, SE),被廣泛用於時間序列的動態複雜度特徵的研 究上。費雪訊息的概念與數學基礎由費雪(Fisher)在 1920 至 30 年代所建立 [8,9], 作者基於最大概似估計 (Maximum Likelihood Estimation)發展在回歸問題中對參 數估計的不確定性進行量化的方法。費雪訊息量度之所以被稱為「訊息」,是因為 它反映著根據觀測樣本所得到的估計結果中,我們對參數不確定性的了解程度;了 解程度越高意味著估計本身的確定性越高。夏農熵由夏農(Shannon)於 1948 年提 出 [10]。借用熱力學熵(亂度)的概念,夏農熵反映的是訊號的隨機性;隨機性越高 則代表我們需要更多位元才能描述該訊號。因此,夏農熵也被視為是衡量「資訊量」 的指標。若被衡量的訊號為對物理系統某狀態變量之觀測,夏農熵即反映著關於該 變量的全域隨機程度。

作為估計的確定性之度量,費雪訊息可被用於描述演化中的物理過程 [8,11,12]、 偵測腦電圖訊號的動態變化 [13,14]。作為物理狀態不確定性的度量,夏農熵結合 費雪訊息在地球物理系統的觀測上可被用於資訊萃取 [15-17] 以及偵測與地震相 關的臨界現象之發生前兆 [18-20]。

簡單地說,費雪訊息可被視為對時間序列的組織或秩序水平(orderness)的量化 指標,而夏農熵則為不確定性或混亂程度(randomness)的量化指標。兩者之數學定 義如下:

$$FIM = \int_{-\infty}^{+\infty} (\frac{\partial}{\partial x} f(x))^2 \frac{dx}{f(x)}$$
(3)
$$SE = -\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \log f(x) dx$$
(4)

對比於夏農熵所反映的全域的隨機性,式(3)中的 $\frac{\partial}{\partial x}f(x)$)²暗示著費雪訊息對 於機率密度函數 f(x) 在被估量 x 的局域變化非常敏感,這意味著若x的分布不 均(機率密度沿x方向急遽起伏)也會導致較高的 FIM 數值。此外,夏農熵常被轉換 為只允許正值的指數型式(Shannon Entropy Power, SEP),用於等效表達系統動態特 徵之不確定性,如下:

$$SEP = \frac{1}{2\pi e} e^{2H_X} \tag{5}$$

如前式所示,SEP 必為正值,其物理意義因此更為直觀且容易理解,因而更廣泛 地被使用。在本研究中,我們基於同樣的理由使用 SEP 而非 SE。

作為判斷地電磁異常的統計指標,較高的 SEP 意味著地電磁的日變化具有更

高的隨機性、其觀測值的分布更為平坦; 需要注意的是,這代表若觀測受到白噪音 類型的環境雜訊干擾,也會導致較高的 SEP。另一方面,較高的 FIM 則可能意味 著當日的資料高度集中於單一或複數個位置、分布函數的形狀有著急遽改變的特 徵;這些特徵暗示了地電磁場在一日內可能經歷了數次急遽的變化或動盪。最後, 對於鐘形分布的機率密度函數,越寬(標準差越大)的分布函數基本上會得到越高的 SEP 以及越低的 FIM,反之亦然。這樣的特性通常導致我們可以從計算得到的 SEP 與 FIM 之間觀察到某種程度的線性關係。

參、結果與討論

(一) 地電磁測站不同通道訊號的統計指標之交互關聯性

我們利用前期計畫中所發展的費雪訊息及夏農熵計算程式 [21]以及 MATLAB 統計工具箱 (Statistics Toolbox) 的 skewness、kurtosis 函式 [22,23],計算各測站經 ULF_A 頻段帶通濾波的地電磁場日觀測時間序列的 FIM、SEP、S 以及 K 值。圖 3 至圖 37 展示了這些日統計量之間的交互關聯性。

結果顯示,在所有測站基於相同通道的訊號所導出的不同變量之間的關係上*, FIM 與 SEP 呈現明顯的負關聯性,即較大的 FIM 通常對應到較小的 SEP。然而, K-S、K-SEP、K-FIM、S-SEP,以及 S-FIM 之間則幾乎不存在關聯性。

在基於不同通道時序觀測得到的相同變量之間的關聯性方面[†],東西(EW)與南 北(NS)向地電場訊號的 SEP-SEP 之間以及 FIM-FIM 之間普遍具有某種程度的 正向關聯性。基於不同分量的地磁場紀錄所得到的結果也有類似的現象:SEP-SEP 之間以及 FIM-FIM 之間可觀察到同樣明顯的正關聯性。另一方面,在根據 二分量地電或三分量地磁紀錄導出的變量之間的關係圖中,幾乎觀察不到不同通 道偏度之間的正或負關聯性。在峰度的關聯性方面,某些測站不同通道之間有程度 不一的正關聯性,但大多不明顯。

存在顯著的正或負關聯性代表變量之間彼此相依;在機器學習或回歸分析的 脈絡中,這種變量之間非互相獨立、一變量包含其他變量的資訊的情況被稱為共線 性(multicollinearity)。共線性在特定條件滿足時會導致一些已知的問題,常見的例 如模型的係數不穩定、過擬合(overfitting)與低泛化(generalization)能力 [24]。在機器 學習的領域中,了解這些相當於模型的解釋變數(explanatory variable)[‡]的指標之間 的共線性特徵,對於消除偏誤與建立可靠的模型來說是重要的。

(二) FIM/SEP 指標對 TIP 預報表現的影響

^{*} 這裡指的是 K_i-S_i、K_i-SEP_i、K_i-FIM_i、S_i-SEP_i,以及 S_i-FIM_i,下標 i 對地電場觀測 為 EW 或 NS;對地磁場觀測為 x、y 或 z。

[†] 這裡指的是 SEP_i-SEP_j以及 SEP_i-SEP_j。其中,對於電磁站而言 i,j ∈ {x,y,z},而對地電 站而言i,j ∈ {EW,NS}; 滿足i ≠ j。

^{*} 解釋變數是在機器學習或回歸分析領域中被假設為與目標變數(target variable)相關的變數。它被用於訓練模型以及產生對目標變數的預測值,因此也被稱為特徵(feature)、預測變數(predictor variable)或輸入變數(input variable)。

本期研究基於四個濾波頻段(ULF-A、ULF-B、BP-35、BP-40)的地電磁場觀 測資料,計算偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)及夏農熵(SEP)作為 TIP 預報用的 日統計量。在包含 S、K 組合的基礎下,逐步加入 SEP 與 FIM 並評估資訊分析指 標對預報表現的影響;三組特徵集如下:

1. 使用 S、K

- 2. 使用 S、K、SEP
- 3. 使用 S、K、SEP、FIM

為了對模型表現進行交互驗證,我們將資料區間劃分為12個區段;其中,各 區段分為三年長的訓練期以及緊接在後的半年預報期。訓練期與預報期的詳細日 期區間如圖 38所示。我們將根據地電磁觀測數據導出之統計或資訊理論指標作為 模型訓練與 TIP 預報之特徵變數;這些特徵值的計算以一日區間為單位,因此也 被我們稱為日指標。

根據預報 TIP 與各模型中測站偵測半徑參數內實際發生的地震事件的擬合程 度,我們評估不同特徵集對預報表現之影響。在不同濾波頻段下,三組特徵集個別 組別的總擬合程度則根據所有測試區間(即 2017-04-02 至 2023-03-30)內的平均預 警率、總目標地震數量以及總命中地震數量所計算得到;結果如圖 43 所示。結果 顯示,相較於特徵集 1(使用 S、K),特徵集 2(使用 S、K、SEP)與特徵集 3(使用 S、 K、SEP、FIM) 的總擬合程度較高,而這暗示著作為日地電磁時序之無序程度量化 的 SEP 與 FIM 與地震活動具關聯性、能提供峰度、偏度統計指標[§]之外的與地震相 關的資訊。

各特徵集、不同濾波頻段下的預報期地震遺漏率、TIP預警率的莫昌爾圖表如圖 1 所示;單一交互驗證的結果如圖 40 與圖 41 所示;而整體的 TIP預警率與目標地震遺漏率的分布如圖 42 所示。綜合這些結果,顯示引入 SEP 與 FIM 的特徵集 2 與 3 所導致的遺漏率降低,例如預報期 20211102-20220330 區間內的地震遺漏率的大幅降低,應為整體擬合程度改善的主因。

異常指標的定義為該日指標超過最早至過去 1000 日中的中位數乘以A_{thr}模型 參數的閾值,而異常日的定義為該日的異常指標的數量超過N_{thr}模型參數。若觀測 時間窗T_{obs}中的異常日數量總和超過T_{thr}模型參數,則緊接著先導時間窗T_{lead}之後 的預報 TIP 將為 1,指示了預報時間窗範圍內為「地震機率增加的時間」(詳見 [5])。 因此, SEP 的引入使得預報 TIP 對目標地震的擬合程度增加,暗示著地震發生之 前一段時間存在日地電磁場無序程度增加的前兆現象。

值得注意的是,在S、K、SEP之上加入FIM 並沒有使得預報表現變好,而是 導致擬合程度的下降。比較特徵集 2 與特徵集 3,我們可以發現加入 FIM 使得的 預報 TIP 對目標地震的總擬合程度在不同濾波頻段下,皆有著程度不一的下降。 如 3-1 節統計指標之交互關聯性分析所示,FIM 與 SEP 之間存在明顯的負關聯性, 這代表較大的 SEP 通常對應到較小的 FIM。因此,若同時將這兩種變量應用在 GEMSTIP/MagTIP 演算法,可預期的是在訓練期模型參數Nthr 的調整結果將會不

[§] 峰度、偏度分別為三階與四階統計矩。見 1-3 節的說明。

穩定,而在預報期基於N_{thr}指標判斷預報 TIP 是否為1時 FIM 與 SEP 向度的同時 存在會導致矛盾,進而削弱預報表現。例如,在一觀測時間窗內觀察到大量的 SEP 異常通常伴隨著同觀測窗內 FIM 異常數量的稀少,而異常向度的數量一加一減將 使得N_{thr}指標在訓練時不穩定,並在預報時形同虛設。這樣的情況即如 3-1 節所述 的共線性效應:特徵之間存在共線性性質可能會降低模型的泛化能力並造成模型 參數的不穩定。綜合以上,我們認為 FIM 與 SEP 之間的共線性是導致擬合程度下 降的主因。

(三) 基於資訊理論指標的 TIP 機率預報範例

根據 20210401-20240401 的地電磁與地震活動資料所訓練,我們使用特徵集 2 (S、K、SEP) 的模型對 2024 年 4 月 2 日和 4 月 3 日進行了後驗式的全島 TIP 機率 預報,如圖 44、圖 45 所示。其中,在 2024 年 4 月 3 日花蓮地震的主震發生之前 與之後數個月,地震叢集所在網格位置的機率預報時間序列呈現於圖 46 至圖 49。 這些結果展示了基於資訊理論的 TIP 機率預報在時間與空間上與區域內個案地震 活動的一致性。

肆、結論

我們根據過去 12 年地電磁場紀錄計算日偏度、峰度、費雪訊息與夏農熵,並 根據聯合分布圖 (pair plot) 歸納與整理不同通道、不同變量之間的共線性特徵。總 結來說,由於費雪訊息與夏農熵在資訊理論中的緊密關係,根據日地電磁場觀測數 據所導出的 SEP 及 FIM,兩者之間可觀察到明顯的共線性特徵。另一方面,涉於 峰度或偏度的共線性則不常見且不明顯。

本期研究以長達6年的資料,測試地電磁場的資訊分析指標(費雪訊息及夏農 熵)對於TIP預報表現的影響。結果顯示,SEP的引入顯著提升預報TIP對目標地 震的擬合程度;這暗示著地電磁場無序程度的增加可能與地震之發生有密切關聯。 然而,相較於僅引入SEP的結果,同時引入FIM與SEP卻導致擬合程度下降;我 們認為這可歸因於FIM與SEP之間存在的共線性性質,使得特定模型參數在訓練 期間不穩定,從而降低預報的TIP的有效性。

以上結果展現了資訊分析在地震的電磁場異常前兆研究方面上的應用潛力, 同時也反映現有演算法在應對高共線性變量輸入特徵時的不足。因此,未來需加強 對特徵選擇與降維技術方面的研究與應用,例如使用主成分分析等方法減少共線 性對模型穩定性的影響。另一方面,也可考慮基於 TIP 概念重新設計基於特徵交 互影響的加權模型,使模型能更靈活地同時利用兩者以提升預報表現。

參考文獻

- [1] Chen H.-J., 地電訊號異常與地震的關聯性研究, 國立中央大學, 2018.
- [2] J. D. Zechar and T. H. Jordan, Testing alarm-based earthquake predictions, Geophysical Journal International 172, 715 (2008).
- [3] 陳建志, 吳宗義, and 陳宏嘉, 臺灣地區 110 年地震前兆監測資料彙整及分析— 多變量 MagTIP 預報系統之研究 (計畫編號: MOTC-CWB-110-E-01), 交通部 中央氣象局, 2021.
- [4] 陳建志 and 吳宗義, 地磁場異常與地震的關連性研究 (計畫編號: MOTC-CWB-108-E-01), 交通部中央氣象局, 2019.
- [5] 陳建志 and 吳宗義,臺灣地區 109 年地震前兆監測資料彙整及分析-以 MagTIP 預報模型評估地磁場異常與地震的關連性(計畫編號:MOTC-CWB-109-E-01),交通部中央氣象局,2020.
- [6] 陳建志, 吳宗義, and 陳宏嘉, 臺灣地區 112 年地震前兆監測資料彙整及分析— 資訊理論應用於地電磁場相關聯之地震前兆研究(計畫編號 MOTC-CWB-112-E-04), 交通部中央氣象局, 2023.
- [7] Hsu H.-L., 臺灣天然電磁場觀測研究, 國立中央大學, 2013.
- [8] R. A. Fisher, Theory of Statistical Estimation, Math. Proc. Camb. Philos. Soc. 22, 700 (1925).
- [9] R. A. Fisher and E. J. Russell, On the mathematical foundations of theoretical statistics, Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character 222, 309 (1922).
- [10] C. E. Shannon, A mathematical theory of communication, The Bell System Technical Journal **27**, 379 (1948).
- [11] B. R. Frieden, Fisher information, disorder, and the equilibrium distributions of physics, Phys. Rev. A **41**, 4265 (1990).
- [12] B. R. Frieden, *Physics from Fisher Information: A Unification* (Cambridge University Press, Cambridge, 1998).
- [13] M. T. Martin, F. Pennini, and A. Plastino, Fisher's information and the analysis of complex signals, Phys. Lett. A 256, 173 (1999).
- [14] M. T. Martin, J. Perez, and A. Plastino, Fisher information and nonlinear dynamics, Physica A: Stat. Mech. Its Appl. 291, 523 (2001).
- [15] M. Lovallo and L. Telesca, Complexity measures and information planes of x-ray astrophysical sources, J. Stat. Mech. **2011**, P03029 (2011).
- [16] L. Telesca, M. Lovallo, H.-L. Hsu, and C.-C. Chen, Analysis of dynamics in magnetotelluric data by using the Fisher–Shannon method, Physica A: Stat. Mech. Its Appl. **390**, 1350 (2011).

- [17] L. Telesca and M. Lovallo, Analysis of the time dynamics in wind records by means of multifractal detrended fluctuation analysis and the Fisher–Shannon information plane, J. Stat. Mech. Theory Exp. **2011**, P07001 (2011).
- [18] L. Telesca, M. Lovallo, S. K. Aggarwal, and P. K. Khan, Precursory signatures in the visibility graph analysis of seismicity: An application to the Kachchh (Western India) seismicity, Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C 85–86, 195 (2015).
- [19] L. Telesca, M. Lovallo, A. Ramirez-Rojas, and F. Angulo-Brown, A nonlinear strategy to reveal seismic precursory signatures in earthquake-related self-potential signals, Physica A: Stat. Mech. Its Appl. 388, 2036 (2009).
- [20] L. Telesca, M. Lovallo, and R. Carniel, Time-dependent Fisher Information Measure of volcanic tremor before the 5 April 2003 paroxysm at Stromboli volcano, Italy, J. Volcanol. Geotherm. Res. 195, 78 (2010).
- [21] W. Tsung-Hsi, *Fisher Information and Shannon Entropy*, https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/154642-fisherinformation-and-shannon-entropy.
- [22] *Skewness MATLAB Skewness*, https://www.mathworks.com/help/stats/skewness.html.
- [23] *Kurtosis MATLAB Kurtosis*, https://www.mathworks.com/help/stats/kurtosis.html.
- [24] J. Y.-L. Chan, S. M. H. Leow, K. T. Bea, W. K. Cheng, S. W. Phoong, Z.-W. Hong, and Y.-L. Chen, Mitigating the Multicollinearity Problem and Its Machine Learning Approach: A Review, Mathematics **10**, 8 (2022).

圖表

表 1 地電、地磁測站站名、代號、位置一覽表。本期報告暫未使用的測站以淺灰 色標示。

测站代號	测站名稱	緯度	經度	觀測起始時間	觀測結束時間
MS	馬仕	22.61089	120.633	20151113	20181012
TW	灣丘	23.18502	120.5286	20061101	20190904
TT	卑南	22.81765	121.0799	20061101	
YL	玉里	23.3924	121.2973	20070528	20190922
НС	恆春	21.94015	120.8137	20070509	20190916
HL	加灣	24.08111	121.6048	20070411	20190411
РТ	瑪家	22.70307	120.6531		20121203
YH	爺亨	24.66952	121.3758	20071102	20181205
SL	雙龍	23.78878	120.9558	20070409	20190301
LY	鯉魚潭	24.34651	120.7802	20060921	20190117
NC	內城	24.71802	121.6829	20070515	20190831
KM	金門	24.44934	118.4527	20151113	20190122
CS	池上	23.1112	121.2264	20140325	20190109
MT	馬祖	26.1697	119.923	20200910	無資訊
LN	蘭嶼	22.0375	121.558	20201010	無資訊
ZB	知本	22.7398	121.0648	20201006	無資訊
XC	新城	24.0383	121.6095	20201006	無資訊
SM	日月潭	23.881	120.9076	20191008	無資訊
KUOL	過嶺	24.96287	121.142	2011-09-22	無資訊
HUAL	華陵	24.67448	121.3677	2012-01-17	無資訊
тосн	頭城	24.84353	121.8052	2012-02-10	無資訊
ENAN	南澳	24.47582	121.785	2012-02-15	無資訊
SIHU	四湖	23.63698	120.2293	2012-02-08	無資訊
HERM	和美	24.10884	120.5015	2012-02-09	無資訊
СНСН	將軍	23.21966	120.1618	2012-02-29	無資訊
DAHU	大湖	24.41058	120.9024	2012-02-07	無資訊
КАОН	高雄	22.6577	120.2893	2012-02-23	無資訊
PULI	埔里	23.92076	120.9788	2012-03-01	無資訊
SHRL	士林	25.15589	121.5619	2012-03-29	無資訊
SHCH	新城	24.11832	121.625	2012-04-02	無資訊
FENL	鳳林	23.71556	121.4112	2012-04-03	無資訊
YULI	玉里	23.32472	121.3181	2012-04-24	無資訊
RUEY	瑞源	22.97325	121.1557	2012-04-23	無資訊
LIOQ	六龜	23.03211	120.6632	2012-07-03	無資訊
LISH	梨山	24.25319	121.2551	2012-11-07	無資訊
DABA	達邦	23.45346	120.7489	2013-02-01	無資訊
WANL	萬巒	22.59093	120.5937	2012-12-20	無資訊
------	-----	----------	----------	------------	-----
FENG	楓港	22.20433	120.7007	2012-12-20	無資訊
HUZS	磺嘴山	25.19905	121.6006	2020-07-29	無資訊

表 2 濾波頻段一覽表。

濾波組別	帶通頻段	週期範圍	附註
ULF_A	0.00100 - 0.0030 Hz	1000-333 s	
ULF_B	0.00100 - 0.0100 Hz	1000-100 s	
BP_35	0.00032 - 0.0178 Hz	3162-56 s	$10^{-3.5} \le f \le 10^{-1.75}$ Hz
BP_40	0.00010 - 0.0178 Hz	10000-56 s	$10^{-4.0} \le f \le 10^{-1.75}$ Hz



圖 1 中央氣象署地電與地磁觀測站一覽圖。其中,地磁站以深藍色顯示,地電站 以淺藍色顯示。測站以空心符號標示者為本期報告未使用之測站。



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。測站軸之測站代碼依測站緯度由高 至低(北至南)排列。



圖 3 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 4 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農熵 (SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 5 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 6 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 7 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 8 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 9 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 10 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 11 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 12 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 13 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 14 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 15 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 16 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 17 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 18 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 19 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 20 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 21 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 22 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 23 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 24 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 25 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 26 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 27 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 28 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 29 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 30 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 31 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 32 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 33 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 34 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 35 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。


圖 36 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



圖 37 不同通道的地電(磁)觀測紀錄之日偏度(S)、峰度(K)、費雪訊息(FIM)、夏農 熵(SEP)的聯合分布圖。各變數的分布呈現在位於對角線的子圖。



Validation data partition training window length: 3 years; testing window length ~ 179 days

圖 38 訓練/驗證資料集所對應之時間區段。



圖 39 不同濾波頻段下,三組參數集在 12 個測試區間內,每組/區間各 500 個聯 合測站模型(NP_mod=500)的 TIP 的預警率(alarmed rate)對目標地震 EQK 的遺漏率 (missing rate) 分布圖;色階標示單位網格內的模型數量 (單位網格模型數量 ≥ 100 以特別色標示)。



missing rate

圖 40 承圖 39 ,不同濾波頻段下,三組參數集在 12 個測試區間內,每組/區間各 500 個聯合測站模型(NP_mod=500)的目標地震 EQK 遺漏率(missing rate) 機率密度 分布圖。不同參數集的結果分別以不同顏色/符號表示。



圖 41 承圖 39 ,不同濾波頻段下,三組參數集在 12 個測試區間內,每組/區間各 500 個聯合測站模型(NP_mod=500)的 TIP 的預警率(alarmed rate) 機率密度分布圖。 不同參數集的結果分別以不同顏色/符號表示。



圖 42 TIP 預警率(alarmed rate)與 EQK 遺漏率(missing rate) 在所有測試區間的統計 分布,以雲雨圖(raincloud plots)顯示。不同參數集的結果分別顯示於不同的子圖。



圖 43 根據測試區間 2017-04-02 至 2023-03-30 內的平均預警率、總目標地震數量 以及總命中地震數量所計算得到之擬合程度,以長條圖標示。其中,68% 信賴邊

界以散點折線(scatter-line)圖標示。



圖 44 根據 20210401-20240401 的地電磁與地震活動資料所訓練,使用特徵集 2(S、K、SEP) 的模型對 2024 年 4 月 2 日的全島 TIP 機率預報。



圖 45 根據20210401-20240401的地電磁與地震活動資料所訓練,使用特徵集2(S、K、SEP) 的模型對2024年4月3日的全島TIP 機率預報。



圖 46 2024 年 4 月 3 日花蓮地震 (UTC 時間 4 月 2 日) 主震叢集的 TIP 機率預報時間序列。叢集包含了複數個可能位於不同的地理位置網格的事件;實線代表這些網格的機率之平均值,陰影則表示這些網格的機率值分布範圍。目標地震以星號標示, 30km 範圍內的 $M_L \ge 4$ 地震以圓圈標示。



圖 47 2024 年 4 月 3 日花蓮地震截至 4 月 8 日的餘震叢集的 TIP 機率預報時間序 列。叢集包含了複數個地震,它們可能位於不同的地理位置網格;其中,實線代表 這些網格的機率之平均值,陰影則表示這些網格的機率值分布範圍。目標地震以星 號標示,30km 範圍內的 $M_L \ge 4$ 地震以圓圈標示。



圖 48 2024 年 4 月 3 日花蓮地震在同年 4 月下旬的餘震叢集的 TIP 機率預報時間 序列。叢集包含複數個地震而它們可能位於不同的地理位置網格;其中,實線代表 這些網格的機率之平均值,陰影則表示這些網格的機率值分布範圍。目標地震以星 號標示,30km 範圍內的 $M_L \ge 4$ 地震以圓圈標示。



圖 492024 年 4 月 3 日花蓮地震在同年 5 月上旬的餘震的 TIP 機率預報時間序列。 其中,目標地震以星號標示,30km 範圍內的 $M_L \ge 4$ 地震以圓圖標示。

臺灣地區 113 年地震前兆監測資料彙整及分析

子計畫三

以深度學習及訊號處理為基礎的地震前兆研究

江振宇 廖邦宸 林彦廷

國立臺北大學

摘要

本研究希望由 GNSS 所提供之「大地變形」參數來預估包含震源地理資訊之地震 規模數值,將採取深度學習的方法,儘量避免人工設計特徵參數,直接建立一以深 度學習模型為基礎之地震規模預測模型,以資料驅動方法,讓模型由輸入的原始數 據來進行特徵參數抽取,並預估目標震源之地震規模數值。本研究分別在執行中的 前半年以及後半年提出了兩種研究方法:1)研究方法-1:端至端資料驅動法、以及 2)研究方法-2:引入知識之機器學習法。在 「研究方法-1:端至端資料驅動法」 方面,將臺灣能蒐集到的 630 個 GNSS 測站之 dE、dN、以及 dU 資訊,用於預 估 16 個以地震事件發生之經緯度做量化分群區域之每日最大地震規模。在 「研 究方法-2:引入知識之機器學習法」 方面,將臺灣本島各縣市拆分成面積相似的 25 個區域,盡可能保留原有的縣市界、各區域面積相近、山區和平原分開、且少 地震區獨立分區,所預估的地震事件目標為 25 個區域每日不同深度及不同規模之 地震數目,目前先僅討論地震次數最多的 "花東 1" 地區討論。研究結果顯示, 研究方法-2 更能夠表違完整地震事件資訊,且所預估的地震規模,可以方便轉換 成發生某種地震規模的精確度、召回率、以及準確率,雖然目前系統對於以上指標 的成效仍不好,但可提供未來研究方法之參考。

中文關鍵詞:大地變形、地震規模、深度學習、變換器、注意力機制

Abstract

This study aims to estimate the seismic magnitude values, which include the epicenter's geographical information, using the deformation parameters provided by GNSS. A deep learning approach will be adopted, avoiding manually designed feature parameters as much as possible, and directly establishing a seismic magnitude prediction model based on a deep learning model. This data-driven method allows the model to extract feature parameters from the input raw data and estimate the seismic magnitude values of the target epicenter. Two research methods were proposed during the first and second halves of the study:1) Research Method-1: End-to-End Data-Driven Approach and 2) Research Method-2: Knowledge-Infused Machine Learning Approach In "Research Method-1: End-to-End Data-Driven Approach," the dE, dN, and dU information from 630 GNSS stations in Taiwan will be used to predict the daily maximum earthquake magnitude in 16 quantized regions based on the latitude and longitude of earthquake events. In "Research Method-2: Knowledge-Infused Machine Learning Approach," Taiwan's counties and cities are divided into 25 regions of similar area, retaining the original county boundaries as much as possible, with similar area sizes, separating mountainous and plain areas, and isolating low-seismicity areas. The predicted earthquake events target the number of earthquakes of different depths and magnitudes in 25 regions daily, currently focusing on the "Hualien-Taitung 1" region, which has the highest number of earthquakes. The research results indicate that Research Method-2 better expresses complete earthquake event information. The predicted earthquake magnitudes can be conveniently converted into precision, recall, and accuracy for specific earthquake magnitudes. Although the system's performance on these indicators is currently suboptimal, it provides a reference for future research methods.

Keywords: deformation, earthquake magnitude, deep learning, transformer, attention mechanism

1. 前言

傳統地震前兆之研究,大多採用歸納法,藉由大型地震和該地震之前的物理觀測量 進行相關性分析,找到可能和大型地震事件發生關連的物理量測信號,這些物理量 測信號包括:全球導航衛星系統 (GNSS)、地磁、地下水水位及壓力、地電、以及 電離層。

於 2000 年, Liu et al. (Liu et al., 2000) 分析了 1994-1999 年期間,中壢電離層 探測站 (25.0°N, 121.1°E) 在 M26.0 地震前記錄的電離層最大電漿頻率 foF2 的變 化,用來討論 1999 年集集大地震。該研究利用 15 天的 running median 和相關的四 分位距作為參考和上下界,來監測電離層 foF2 的變化,以尋找地震的電離層前兆。 前兆以 foF2 在 1200-1700 LT 時段低於其相關下界的形式出現,並在地震前 1-6 天 出現,該研究分析了 foF2 在集集大地震前 1、3、4 天有三個明顯的異常前兆。

於 2004 年,Yu (Yu, 2004) 探討了 1999 年臺灣集集大地震 (Mw 7.5)所造成 的約 100 公里長的地表破裂,主要沿著之前發現的南北走向的車籠埔斷層。利用 1992-1999 年期間每年重複測量的全球定位系統 (GPS)數據,分析了中部臺灣的 地震前變形。在震央區附近,從西海岸到中央山脈的西邊界,東西向的縮短速率高 達 25 毫米/年。地震前的地殼變形基本上是一個 114°方向的單軸壓縮應變,為 0.36 µstrain/yr。本研究使用了在主震前 0.2-2.7 年和主震後 3 個月內測量的 GPS 數據, 來估計地震共生位移。在斷層的東側 (順向壁),觀測到了 1.1-9.1 米的西北-北北 西方向的水平移動。沿著斷層走向,位移向量的大小有向北增加的趨勢,而方向則 有約 50°向東的劇烈變化。相比之下,在斷層的西側 (逆向壁),發現了 0.1-1.5 米 的東南-東南東方向的較小水平移動。GPS 數據顯示,車籠埔斷層的水平位移總和 為 2.4-10.1 米。沿著地表破裂,也觀測到了 1.2-4.4 米的垂直位移,東側向上。順 向壁的隆起向東快速減小,在日月潭和埔里-霧社地區變成下沉。逆向壁的測站顯 示了 0.02-0.26 米的下沉。隆起區的寬度從南部的約 10 公里增加到北部的約 30 公 里。

Kitagawa et al. (Kitagawa et al., 2006) 探討了 2004 年蘇門答臘北部西海岸地震 對日本地下水位或壓力的影響。日本有 45 個觀測站,距離震央都超過 5000 公里, 其中 38 個觀測站發現了地下水位或壓力的變化。在安裝了 Ishii-type borehole strain instruments 的 10 個觀測站,也觀測到了地殼應變的變化。地殼應變和地下水位或 壓力的變化,主要是由於地震波引起的動態振盪。在一些觀測站,還觀測到了地震 當下或震後的上升或下降。在同時觀測了地殼應變和地下水位或壓力的五個觀測 站,震後的地下水位或壓力變化與地震當下的地殼應變靜態步驟一致。在另外五個 觀測站,震後的地下水位或壓力變化與地震當下的 coseismic static steps 不一致。 在這五個觀測站中,有兩個觀測站可能發生了與地殼應變無關的局部含水層孔隙 水壓力變化。另一個觀測站的震後地下水位變化符合去除暫存沉積物的模型。最後 兩個觀測站的變化原因不明。

於 2006 年, Liu et al. (Liu et al., 2006) 探討了 1988-2001 年期間,臺灣八個磁 力計記錄的地磁場日變化與 M ≥ 5.0 地震的關係。其中一個磁力計站設在無地震 區作為參考,其他的則設在高地震活動或地殼活動區,觀測地震效應。我們計算了 參考站和每個觀測站之間的日變化範圍比率的分佈,作為十三年的背景,並與地震 前後五個不同時間段的監測分佈進行比較。這些地震都發生在觀測站 50 公里內, 包括 M=7.3 的集集大地震。我們發現,地震前一個月和地震當月的監測分佈與相 應的背景有顯著的差異。這表明,地震前期即將發生的震央附近的地下導電率和電 流的變化,會在地面上顯著影響附近的地磁場。統計結果顯示,地磁異常的監測分 佈與地震的震源機制有很高的相關性。

於 2012 年, Wen et al. (Wen et al., 2012) 探討了利用傅立葉變換從地磁數據中 提取超低頻範圍的振幅增強,來判斷地震前異常現象的方法。然而,這種方法會受 到磁暴和/或太陽活動和/或電離層變化等不利因素的影響,從而降低振幅增強與地 震的相關性。為了減少磁暴的干擾,使用地震相關(0.1-0.01 Hz)和可對比的(0.01-0.001 Hz)頻帶的振幅之間的互相關值,代替單獨的振幅增強,作為與地震磁異常 相關的判斷指標。本研究還考慮了一個距離其他站約 300 公里的站點,進一步檢 驗互相關值的變化是由局部區域內的地震磁異常還是其他原因引起的。分析結果 顯示,2010 年 9 月至 2011 年 3 月期間,臺灣發生的 9 次 (M > = 5) 地震中,有 67% (=6/9)的地震,在震央附近的互相關值在地震前後幾天內突然下降。本文用 互相關方法判斷的地震磁信號,部分改進了單獨使用傅立葉變換的結果,並提供了 有利於地震定位的信息。

2. 研究目的及意義

由以上研究可以歸納,大型地震事件可視為發生在時間序列上的離散的事件,以機率統計的角度來講,若將大型地震發生與否當作二元決策的問題,在時間序列上, 大型地震的機率很低,而沒有大型地震機率很高,因此大型地震可以說是非常稀疏 的事件,所以如果使用機器學習裡面的分類問題來解題,會有目標(大型地震)數 量稀疏的問題。因此本研究將原本的分類問題要轉化為回歸問題,希望是由「地震 相關的物理量測信號」,例如臺灣地球物理觀測網(TGNS)的時間序列,來預估 產生「地震波形」相關的時間序列,包含中央氣象署地震觀測網(CWASN)的寬 頻地震儀之速度型資料時間序列、短週期地震儀之速度型資料時間序列、強震儀之 加速度型資料時間序列、以及臺灣強地動觀測網(TSMIP)的加速度時間資料序列, 將使用目前深度學習的序列對序列機制以及注意力機制,來找到物理量測信號時 間序列與地震波時間序列之對應關係,也會將傳統訊號處理技術用於處理以上各 項時間序列的表示方法,以方便深度學習機制學習到各信號之間的「時間-頻率對 應關係」。

但由於「地震相關的物理量測信號」以及「地震波形」相關的時間序列之對應 關係十分複雜,尤其是它們會有不同的時間解析度,或是所謂有不同的取樣率,造 成此時序對應時序的問題十分複雜,因此,本研究先嘗試以回歸問題方式來專注於 「大地變形」參數來預估包含震源地理資訊之地震規模數值,將採取深度學習 (deep learning) 的方法,儘量避免人工設計特徵參數的方法,直接使用深度學習模 型 (deep learning model) 以資料驅動 (data-driven),讓模型由輸入的原始數據 (raw data) 來進行特徵參數抽取 (feature extraction),由於描述大地變形之 GNSS 資料 會有因為測站故障而會有遺失資料 (missing data) 的問題,我們在研究中也引入目前於深度學習領域中視為顯學的注意力機制 (attention mechanism) (Vaswani et al., 2017),讓深度學習由適當的原始數據表示方法自動可以忽略缺少的測站資料。

在預估目標方面,為了要解決震央位置以及震源深度的空間問題,我們採用 K-平均演算法 (K-means clustering) 將所有由 1999 年至 2023 年之有感地震事 件序列之震央位置進行分群 (clustering),比如分成 16 群,因此我們可以將地震事 件預估的問題變成一個以 630 個 GNSS 測站提供的大地變形資料序列,來進行 這 16 群區域的每日最大以及累計芮氏規模預估,我們可以將 630 個 GNSS 所 測得知 dE、dN、以及 dU 當作是 630 個通道的輸入資料,而 16 群區域的每日 最大以及累計芮氏規模,變作為 16 個通道的目標值。

然而前述方法將地震震源量化成 16 個區域,且又考慮到所有 630 個 GNSS 測站沒有排除非臺灣本島的位置,再加上亦沒有考量不同地震深度的分類,很容易 造成不具有地理以及物理意義的劃分以及對應關係,因此後來本研究加入了地理 邊界資訊,將臺灣本島各縣市重新拆分成面積相似的 25 個區域,希望能更有意義 地由區域內的 GNSS 測站資料來預估區域內的地震。

由上述的討論,本研究採取了兩個研究方法,概述如下:

- 研究方法-1:端至端資料驅動法
 - 考量臺灣全部的 GNSS 資料對應到臺灣 16 個量化區域的最大地震規模。
- 研究方法-2:引入知識之機器學習法
 - 將臺灣本島各縣市拆分成面積相似的 25 個區域 (見附錄 1: 分區說明), 盡可能保留原有的縣市界、各區域面積相近、山區和平原分開、且少地震 區獨立分區。目前先僅討論地震次數最多的 「花東1」 地區討論。

這兩種研究方法的方法以及具體成果,將在後面 3、4、5、6章說明細節。

3. 研究方法-1:端至端資料驅動法

3.1. 問題描述

本研究將地震事件的預估使用以下數學式表示:

 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1}) \tag{1}$

其中 y_t 代表第 t 日待預估的地震事件, x_{t-T}^{t-1} 代表地震事件發生前 T 日 (第 t-T日) 至前一日 (第 t-1 日) 的 GNSS 觀測資料, \hat{y}_{t-T}^{t-1} 代表地震事件發生前 T 日 (第 t-T 日) 至前一日 (第 t-1 日) 的已經發生的地震事件觀測資料, 在 這裡值得注意的是, 我們為了模擬已發生地震事件對於未來地震事件以及 GNSS 量測參數的影響,所以將 ŷt-ī 作為輸入參數,而 f(.) 代表一個由觀測資料以及 已發生地震事件對應待預估地震事件的映射函數 (mapping function),此映射函數 於本研究中將採用深度學習模型來實現,比如使用以變換器 (transformer) 或是 RNN 為基礎的類神經網路架構。

待預估地震事件 y_t 是一個向量,而向量中的每一個元素便代表某一個區域於 第 t 日的地震規模數值;比如 y_t 是一個 $K \times 1$ 的向量,就是代表將臺灣分成某 種 K 個區域, $y_t(1)$ 以及 $y_t(8)$ 便代表第 1 個以及第 8 個區域的第 t 日的地 震規模數值。 \hat{y}_{τ} 是代表第 τ 日的已發生地震事件向量,也是一個 $K \times 1$ 的向 量,其不同維度的定義就如同待預估地震事件向量 y_t 。

GNSS 觀 測 資 料 x_{t-T}^{t-1} 可 視 為 向 量 序 列 , 也 就 是 $x_{t-T}^{t-1} = \{x_{t-T}, x_{t-T+1}, ..., x_{t-2}, x_{t-1}\}$,其中 $x_{t-\tau}$ 為一個 $N \times 1$ 向量,向量裡面的元素包含 各個 GNSS 測站量測的大地變形參數,比如某測站量測之東西向位移速率 dE、 南北向位移速率 dN、以及海拔高低位移速率 dU,所以如果共有 M 個 GNSS 測 站,此類大地形變參數 $x_{t-\tau}$ 便占了 $3 \times M$ 個維度,因此,輸入是由 $3 \times M$ 個 GNSS 資料以及 K 個區域的 K 個地震規模數值共同組合組成,也就是總共為 3M + K 個維度的輸入向量。

3.2. GNSS 資料處理以及參數表示

在本研究中,GNSS 是由總共 630 個測站提供,每一個測站於每日 11:59 紀錄大地變形的資料,所以該資料的取樣頻率為 1 筆/日。在本研究中我們抽取其中 三個元素:dE、dN、以及 dU,它們分別代表地殼每一日東西向、南北向、以及高度的移動速率。

由於因為不同測站設立開始啟用搜集資料的時間點不同,再加上測站有可能 一些因素故障而沒有數據記錄,自臺灣有 GNSS 數據蒐錄以來,在不同日期以及 不同 GNSS 測站位置會有不同數量可使用的 GNSS 資料,也就是會有所謂資料 遺失 (missing data) 的問題。

為了解決此資料遺失的問題,在資料表示方法方面,我們可以將遺失的資料以 一個特殊的值來取代,以此特殊值來表示「資料遺失」,另外在映射函數 f(.)的 設計方面,也要有計算機制讓映射函數可以由數據資料中推論出遺失資料的維度 以及時間序列位位置,在實作上我們可以利用目前在深度學習裡面使用的注意力 機制來達到此功能,讓映射函數 f(.) 採用注意力機制來以資料本身的計算值驅動, 讓遺失資料不影響其他正確擷取的資料的序列。

圖 1 顯示在取得之 GNSS 資料日期區間內,每日所有 GNSS 提供「有效資料」的比率。圖裡面的第 0 天對應的日期是 1994 年 1 月 1 日,而第 10951 天 是對應到 2023 年 12 月 25 日,縱軸的值 1.0 是對應到所有曾經可以提供 GNSS 的 630 個測站,之所以在所有的觀測天數不會有所有 GNSS 測站都提供 有效資料,也就是縱軸值達到 1.0,是因為有部分測站自從關閉後就沒有再啟動過 我們將 630 個 GNSS 測站每日資料 x_{τ} 表示,其中 τ 代表第 τ 日,每一個 測站提供的 dE、dN、以及 dU 值,且共有 630 個 GNSS 測站,所以 x_{τ} 是一個 630 × 3 = 1890 個元素的向量,在 x_{τ} 裡面,我們依 GNSS 測站的編號依序放至 該站的 dE、dN、以及 dU 值,也就是第 *i* 個測站的 dE、dN、以及 dU 值存放在 $x_{\tau}(3i) \cdot x_{\tau}(3i+1) \cdot 以及 x_{\tau}(3i+2),$ 如果該測站遺失資料,則將給予 dE、dN、 以及 dU 特殊的值以表示資料遺失,比如: $x_{\tau}(3i) = x_{\tau}(3i+1) = x_{\tau}(3i+2) = v$, 其中 v = -1000 或是 v = 0 讓後續的注意力機制可以知道此特殊值就是代表缺 少資料,希望藉由資料驅動機制,讓以變換器 (transformer) 為基礎的類神經網路 自動學習忽略遺失資料,不去影響其他正常擷取之資料。



圖 1 在取得之 GNSS 資料日期區間內,於總數為 630 個 GNSS 測站中提供「有 效資料」的比率。

3.3. 地震事件資料處理以及參數表示

地震事件資料在本研究裡面是以 y_t 表示,其中 t 代表待預估地震事件的時 間點,這個時間點是代表未來時間,比如明日、下一週、或是下個月,y_t 視為一 個 K 維度的向量,每一個維度就是代表臺灣某個區域在該時間點 t 的地震事件 資訊,本研究將探討該時間點以「該區域的最大地震規模」或是「累計地震規模」 表示之。

由於地震事件都是經度、緯度、深度、以及地震規模來記錄,其中經度、緯度、 以及深度就是代表地震震源的地理位置,我們可以假設這些地震震源的地理位置 會與大地變形的發生位置有關,也就是和 GNSS 測站的地理位置以及測量值有關, 本研究中已經將各個 GNSS 測站資料放置於輸入 x 的不同維度,所以不同維度 就可以代表不同 GNSS 測站的地理位置資訊,然而地震事件的地理位置資訊是屬 於連續值,為了方便處理地理位置,所以本研究採用 K-平均演算法,將震源的經 度、緯度、深度量化成 K 個震源,也就是化簡成 K 的地理位置,目前,我們將 1994 年 1 月 1 日到 2023 年 12 月 26 日共 10952 筆的地震事件之經度以及 緯度資料 (2 dimensional),放入 K-平均演算法做分群,也就是:

(2)

$$c = kmeans(p, K)$$

其中 $p = \{p_d | d \in D\}$ 代表所有地震事件的經度以及緯度資料,也就是 $p_d = (p_d(1), p_d(2)), p_d(1)$ 以及 $p_d(2)$ 分別代表第 d 筆地震事件的經度以及緯度,在本研究中我們將 $p_d(1)$ 以及 $p_d(2)$ 都以度 (degree) 的單位表示之。 $c = \{c_k | k = 1,2,3,...K\}$ 為 K 個量化後的震源地理位置, $c_k = (c_k(1), c_k(2))$ 代表第 k 個量化後的震源地理位置, $c_k(1)$ 以及 $c_k(2)$ 分別代表第 k 個量化震源位置的經度以及 緯度,每一個地震事件便可以使用以下數學式分群為某一個量化震源的位置:

$$\hat{p}_d = \arg\max_k \|p_d - c_k\| \tag{3}$$

其中 $\hat{p}_d \in \{1,2,3,...,K\}$ 代表第 d 的地震事件的量化震源編號,所以針對第 d 個 地震事件,就可以將此地震事件的地震規模填入待預估之待預估地震事件 y_t ,也就是:

$$y_{t_d}(\hat{p}_d) = m_d \tag{4}$$

 t_d 代表第 d 個地震事件的發生日期, m_d 代表第 d 個地震事件的規模,然而每 一個量化地震震源每一日可能有多起地震發生,再加上 GNSS 的紀錄頻率為 1 次 /日之限制,為了簡化地震預估的複雜度,本研究目前先假設僅可針對每一個量化 地震震源於每一日預估其最大規模之地震事件,或是其當日累績之地震規模,因此, 如果預估某量化震源於第 t 日之待預估地震事件為當日最大規模之地震事件,則 y_t 表示成:

 $y_t(k) = max\{m_d | d \in \mathcal{D}, date(d) = t \text{ and } \hat{p}_d = k\}$ (5)

date(d) 代表第 d 個地震事件所發生的日期,所以 y_t(k) 就是代表於日期 t 在 第 k 個量化地震震源於當日最大的地震規模。圖 2 的紅點代表 K = 16 個量化震 源於臺灣地圖的位置,不同顏色的點代表屬於不同量化震源的地震事件發生位置。 表 1 以及表 2 分別顯示 1~8 以及 9~16 的地震量化震源之相關資訊。



圖 2:紅點代表 K = 16 個量化震源於臺灣地圖的位置,不同顏色的點代表屬於 不同量化震源的地震事件發生位置。

量化震源编號	0	1	2	3	4	5	6	7
經度	121.836	121.371	120.803	120.811	122.467	119.369	120.990	121.510
緯度	24.482	22.806	23.595	22.6633	24.066	25.542	24.172	23.740
鄉稙	官蘭縣	臺東外海	直義縣	臺東縣	花蓮外海	福建省	臺中市	花蓮縣
	五萬兩	<u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u><u></u>	70 44 14	王八林	10-2/114	福州市	- <u>-</u>	
地震事件數目	125155	24805	59086	43141	18609	3227	56082	55222
最大地震規模 PR100	6.54	6.28	7.3	6.35	7.1	2.05	6.8	6.92
前25%最大地震規模 PR75	2.3	2.6	2.03	2.11	3.16	2.05	2.37	2.39
地震規模中位數 PR50	1.9	2.19	1.64	1.69	2.78	1.82	2.02	1.86
後 25% 最小地震規模 PR25	1.53	1.79	1.28	1.28	2.43	1.6	1.58	1.36

表1:量化地震震源編號1~8的相關資訊。

最小地震規模 PRO	0.19	0.26	0.11	0.1	0.6	0	0	0
地震規模平均	1.951	2.236	1.709	1.741	2.863	1.869	1.998	1.918
地震規模標準差	0.599	0.675	0.652	0.635	0.675	0.451	0.677	0.757

表2:量化地震震源編號1~8的相關資訊。

量化震源编號	8	9	10	11	12	13	14	15
經度	120.483	121.392	120.491	122.169	121.394	121.384	120.907	121.673
緯度	23.231	23.234	22.020	24.846	24.469	21.883	23.109	24.151
鄉鎮	臺南市	臺東縣	屏東外海 (西側)	宜蘭外海	宜蘭縣	屏東外海 (東側)	臺東縣	花蓮縣
地震事件數目	54992	37339	9634	61548	43942	15194	68311	92616
最大地震規模 PR100	6.6	6.9	6.99	7.02	5.87	7.12	6.6	6.32
前 25% 最大地震規模 PR75	2.01	2.39	2.89	2.77	1.95	3.16	1.86	2.32
地震規模中位數 PR50	1.55	1.93	2.47	2.36	1.52	2.75	1.46	1.87
後 25%最小地震規模 PR25	1.12	1.46	2.01	1.96	1.09	2.33	1.07	1.44
最小地震規模 PRO	0.03	0	0.05	0.22	0	0.62	0.07	0.02
地震規模平均	1.605	1.958	2.470	2.396	1.562	2.792	1.530	0.020
地震規模標準差	0.683	0.758	0.722	0.647	0.627	0.673	0.633	0.671

3.4. 地震事件預估系統架構

本研究採用 transformer (Vaswani et al., 2017) 的架構來進行由 GNSS 資訊 (x_{t-T}^{t-1}) 以及過去已發生的地震事件 (\hat{y}_{t-T}^{t-1}) ,來預估未來的地震事件 (y_t) ,所以整 個系統可以使用以下數學形式表示:

$$y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1}) \tag{6}$$

其中 T 代表要使用 T 日以前的 GNSS 以及已發生地震事件來預測未來一天、一週、或是一個月 K 個量化地震震源之地震規模。映射函數可以由以下三種函數組合而成:

$$y_t = f(x) = p\left(a\left(l(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1})\right)\right)$$
(7)

其中 l(.) 成為 pre-net,將輸入資料序列上的資料 (1906 維) 經過 Ax + b 的線性 轉換變成 512 個維度。a(.) 代表對於輸入參數維度方向以及輸入參數序列時間方 向進行注意力機制的 transformer 網路。而 p(.) 代表對於前面 transformer 網路 輸出的每一個維度輸出進行平均池化 (average pooling),接著將平均池化後的參數 以 Ax + b 的線性轉換由 512 個維度降低為 16 個維度,最後再使用 rectified linear unit (ReLU) 輸出成每一個維度是大於或等於 0 的地震規模值。

值得注意的是 a(.) 是由三個有針對輸入參數維度方向以及參數序列時間方向 進行注意力機制的 transformer 網路,也就是 $a(.) = a_3(a_2(a_1(.)))$,其中 $a_i(.)$ 且 i = 1,2,3 都是先以輸入參數維度方向做注意力機制的一個 transformer encoder layer 再疊上以參數序列時間方向進行注意力機制的 transformer encoder layer,也 就是 $a_i(.) = a_i^t(a_i^d(.))$,其中 $a_i^d(.)$ 代表以輸入參數維度方向做注意力機制的一 個 transformer encoder layer,而 $a_i^t(.)$ 代表以參數序列時間方向進行注意力機制的 一個 transformer encoder layer。

4. 研究方法-1 具體成果

4.1. 實驗一:訓練資料選取對於地震規模預估之影響

本實驗所對應的數學式為 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1})$,其中 T = 60,也就是未來一天 的 16 個量化地震震源的地震規模,是由過去 60 天的 GNSS 以及已經發生的地 震規模來預估。由於 GNSS 測站資料會因為測站設立時間以及是否能正常提供量 測數據而有時會遺失資訊,由圖 1 可知,GNSS 測站於 2008 年 06 月 13 日之 後,可以有超過 60% 之測站可以提供有效的 GNSS 測量資料,所以我們設計一 個實驗組 (此稱作實驗組-0) 以及一對照組,在實驗組-0 方面,訓練資料包含由 1994 年 01 月 01 日至 2023 年 10 月 27 日的 GNSS 資料,此種資料涵蓋的 天數較多,但會有大量缺少 GNSS 有效資料的問題,在對照組方面,其訓練資料 是由 2008 年 06 月 13 日至 2023 年 10 月 27 日 的 GNSS 資料,此種資料 涵蓋的天數較少,但含有有效 GNSS 資料之比率較高,實驗組-0 以及對照組都使 用一樣的發展集合以及測試集合,表 3 顯示實驗一的實驗組-0 以及對照組之實驗 設定以及地震規模預估之均方根誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE)。由表 3 的結果可以得知,實驗組-0 的 GNSS 資料較多遺失資料,所以在訓練、發展以及 測試集合皆有比較大的均方根誤差,如表 4 所示,我們也可以發現到各量化地震 震源對照組所預估的地震規模值,比實驗組-0 之預估地震規模平均值大,且較接 近真是地震規模的平均值,由此可知訓練資料的統計特性的確會影響測試集合的 預估。另外,由表 5 得知,不管是對照組以及實驗組-0 所預估出的地震規模之標 準差,都明顯小於真是地震規模的標準差,代表目前的地震規模之預估模式僅能預 估雖時間變化很平滑的地震規模趨勢。

表 3: 實驗組以及對照組之實驗設定以及地震規模預估之誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE)

對照組			實驗組-0				
訓練	發展	測試	訓練	發展	測試		

資料日期 區間	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27	1994-01-01 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27
資料筆數	4155	730	730	9432	730	730
RMSE	1.482226	1.648844	1.774788	1.535102	1.656106	1.7859174

表 4: 實驗組-0 以及對照組之各量化震源地震規模預估之平均值

	量化震源编號	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
對照組	訓練集合	1.8	1.36	1.14	1.39	1.46	0.46	1.2	0	1.39	0	0.95	1.87	0	1.37	1.28	1.67
	發展集合	1.8	1.38	1.14	1.39	1.48	0.47	1.2	0	1.4	0	0.95	1.87	0	1.38	1.29	1.68
	測試集合	1.77	1.36	1.13	1.38	1.45	0.46	1.19	0	1.38	0	0.95	1.85	0	1.36	1.27	1.67
實驗組-0	訓練集合	1.76	1.25	1.17	1.25	1.37	0.21	1.24	0	1.29	0	0.69	1.78	0	1.14	1.19	1.62
	發展集合	1.83	1.34	1.2	1.31	1.47	0.3	1.27	0	1.38	0	0.77	1.85	0	1.23	1.26	1.7
	測試集合	1.8	1.32	1.19	1.3	1.44	0.28	1.26	0	1.36	0	0.75	1.83	0	1.21	1.25	1.69
真實規模	訓練集合	2.6	1.97	1.68	2.05	2.13	0.63	1.77	2.3	2.02	2.07	1.39	2.77	1.79	2	1.85	2.45
	發展集合	2.85	2.05	1.35	2.04	2.42	0.42	1.47	2.67	2.01	2.22	1.01	3.22	1.41	1.92	1.72	2.57
	測試集合	2.91	2.14	1.05	1.99	2.76	0.2	1.27	2.83	1.91	2.89	1.35	3.02	1.27	2.19	1.78	2.34

表 5: 實驗組-0 以及對照組之各量化震源地震規模預估之標準差

	量化震源编號	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
對照組	訓練集合	0.06	0.06	0.03	0.04	0.06	0.03	0.03	0	0.05	0	0.03	0.06	0	0.04	0.05	0.06
	發展集合	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0	0.03	0	0.02	0.03	0	0.02	0.03	0.03
	測試集合	0.04	0.04	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0	0.03	0	0.02	0.03	0	0.02	0.03	0.03
實驗組-0	訓練集合	0.08	0.07	0.04	0.07	0.08	0.07	0.04	0	0.07	0	0.07	0.07	0	0.07	0.07	0.07
	發展集合	1.83	1.34	1.2	1.31	1.47	0.3	1.27	0	1.38	0	0.77	1.85	0	1.23	1.26	1.7
	測試集合	0.04	0.04	0.02	0.03	0.04	0.03	0.02	0	0.04	0	0.02	0.04	0	0.03	0.03	0.04
真實規模	訓練集合	0.91	1.14	0.82	0.87	1.5	0.94	0.86	1.02	0.88	0.97	1.29	1.09	0.88	1.42	0.86	0.98
	發展集合	0.9	1.33	1.16	1.19	1.46	0.91	1.21	1.03	1.14	1.15	1.36	0.91	1.21	1.71	1.19	1.05
	測試集合	0.91	1.42	1.25	1.31	1.44	0.66	1.29	1.04	1.21	1.15	1.45	1.11	1.29	1.65	1.32	1.21

4.2. 實驗二:輸入資訊類型選取對於地震規模預估之影響

此實驗探討輸入資訊類別對於地震規模預估的影響,以完整輸入資訊類別實驗 的為對照組,也就是 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1})$,而實驗組有兩種,分別是實驗組-1,削去 已發生地震事件的 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1})$,此實驗目的在驗證加入過去已發生之地震事件, 是否對於地震事件預估有所助益。而實驗組-2,是削去 GNSS 觀測資料的 $y_t = f(\hat{y}_{t-T}^{t-1})$,也就是僅使用過去發生過的地震事件來預測地震事件發生。表 6 顯示實 驗組-1 於訓練、發展以及測試集合比實驗組-2 的對應數據皆有較低的均方根誤差, 代表 GNSS 的資訊較僅有過去地震資訊更對於未來之地震事件預估有所幫助,比 較有趣的是實驗組-1 的均方根誤差比對照組的均方根誤差還要低,目前推測是因 為對照組的模型輸入包含了兩種不同單位的資訊,也就是 GNSS 以及量化地震震 源的規模,會讓模型 f(.) 無法有效率學習,在未來應該使用 batch normalization 方法,將放於維度且不同單位的輸入資訊進行正規化至相似的值域,如此有望讓模 型 f(.) 能更有效率地學習。

表 6:實驗組-1 以及實驗組-2 之實驗設定以及地震規模預估之誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE)

	實驗組-1			實驗組-2				
	訓練	發展	測試	訓練	發展	測試		
資料日期 區間	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27		
資料筆數	4155	730	730	4155	730	730		
RMSE	1.277284	1.429305	1.55603	1.361756	1.565529	1.669029		

4.3. 實驗三:輸入資訊觀測天數對於地震規模預估之影響

本實驗所對應的數學式為 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1})$,在此我們探討觀測 GNSS 以及 過去已發生地震事件觀測之天數對於地震事件預估之影響,設計了實驗組-3、實驗 組-4、以及實驗組-5 讓它們以過去 T = 10、 T = 30、以及 T = 90 天來預估地震 事件,用以比較輸入資訊觀測天數對於地震規模預估之影響。由表 7 所顯示的各 個實驗組之測試集的均方根誤差,都比對照組 (T = 60)的結果來的好,但仍比實 驗組-1 僅使用過去 GNSS 來預估未來一日地震規模的效果還差,可能目前尚無法 正確觀察到輸入資訊觀測天數對於地震規模預估之影響,但在此可以再度確認因 為輸入的 GNSS 參數 (x_{t-T}^{t-1})以及過去已發生地震規模 (\hat{y}_{t-T}^{t-1})因為單位以及數 量級不同,很容易造成映射函數 f(.)不好學習。

表 7:實驗組-3、實驗組-4 以及實驗組-5 之實驗設定以及地震規模預估之誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE)

	實驗組-3			實驗組-4			實驗組-5			
	訓練	發展	測試	訓練	發展	測試	訓練	發展	測試	
資 料 日 期 區間	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27	2008-06-13 2019-10-28	2019-10-29 2021-10-27	2021-10-28 2023-10-27	
資料 筆數	4205	730	730	4185	730	730	4125	730	730	
RMSE	1.356881	1.525306	1.625566	1.412891	1.606983	1.683803	1.293427	1.490061	1.617929	

4.4. 實驗四:未來不同時間區間之地震規模預估

前面的各個實驗都是以過取觀測之 GNSS 以及已發生之地震事件來預估未來 一天之地震事件,然而在實際的應用上,若能夠預估未來之一週、二週、或是一個 月內可能發生之最大地震規模,將可以提供民眾更充裕的準備時間,因此我們在這 裡將 y_t 定義為預估某量化震源於第 t 日至第 t+L-1 日之最大地震規模,則 y_t 表示成:

$$y_t(k) = \max\{m_d | d \in \mathcal{D}, t \le date(d) \le t + L - 1 \text{ and } \hat{p}_d = k\}$$
(8)

所以 $y_t(k)$ 就是代表於日期 t 以及 t+L-1 之間在第 k 個量化地震震源於當 日最大的地震規模。實驗組-6、實驗組-7、實驗組-8 以及實驗組-9 分別是以過去 T = 60 的資料來預估未來 L = 7、L = 14、L = 21、 以及 L = 30 日之內各個量 化震源區域的最大地震規模。本實驗所對應的數學式為 $y_t = f(x_{t-T}^{t-1}, \hat{y}_{t-T}^{t-1})$,仍是 以過去 60 天的 GNSS 以及已發生地震規模來預估,也就是 T = 60,由表 8 的 結果可以得知預估未來一週某量化地震震源地震規模可以得到小的均方根誤差, 也就是會有最好的預估效果,因此我們在此猜測有可能的確預估未來一週的最大 規模地震是較有意義或是較為準確的目標,但尚需更多的實驗加以證明。

表 8:實驗組-6、實驗組-7、實驗組-8以及實驗組-9 之實驗設定以及地震規模預估 之誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE)

	實驗組-	6		實驗組-	譣组-7			8		實驗組-9		
	訓練	發展	測試									
資料 日 間	2008- 06-13 2019- 10-28	2019- 10-29 2021- 10-27	2021- 10-28 2023- 10-27									
資料 筆數	4155	730	730	4155	730	730	4155	730	730	4155	730	730

RMS E	1.600	1.725	1.890	1.726	1.837	1.989	1.795	1.905	2.047	1.847	1.964	2.102

5. 研究方法-2 引入知識之機器學習法

在研究方法-1 的實驗中,是以 k-means 的方式將地震資料做分群和區域劃分, 並使用 Transformer 架構的模型,參照過去 GNSS 測站的位移資訊去預估各區域 最大的地震規模。然而有些地方須要進一步改善。首先是未考慮到陸地和海洋邊界 的問題,因此地震資料會包含到非常多外海的地震,同樣地,GNSS 測站資料也包 含了許多非本島的資料,都需要做進一步排除掉。此外由 K-means 產生的區域劃 分只能是簡單多邊形,因此會有跨越多個縣市的情形,且區域過大的問題,較不利 於實際地震的定位。

5.1. 資料的處理及表示

"研究方法-2" 資料處理的重點是加入了地理邊界資訊,將 GNSS 測站資料和 地震資料先預先分到多個不同區域再做個別的處理。分區分式是參照了內政部國 土測繪圖中心的「鄉鎮市區界線(EPSG:3824)」(國土測繪服務雲,2023),將臺灣 本島各縣市重新拆分成面積相似的 25 個區域(見附錄 1: 分區說明)。分類原則主 要有以下幾點:儘可能保留原有的縣市界、各區域面積要相近、山區和平原分開、 少地震區獨立分區。

在 GNSS 測站處理上,會先把非本島的 82 個測站排除,僅考慮本島內的測站, 同時也取測站資料較完整的時間段(民國 89 年 1 月 1 日到 111 年 9 月 30 日),做 為本次實驗之目標時間段。與"研究方法-1"使用之資料相同,取各個測站的 dN、 dE、dU 三維資訊做為輸入資料。對於缺漏之時間點或時間段,使用線性插值的方 式做簡單的資料補全。

對於地震資料改採離散化統計的方式進行整理。對於各個區域的地震,按照地 震規模和深度做數量的統計。由於地震的深度分布大多為30公里以下的極淺層地 震,且資料集中並沒有任何大於300公里的深層地震,因此又將極淺層地震拆分 成三類,並刪去深層地震,最終將深度分成五類:<5公里、<10公里、<30公里、 <70公里、<300公里;而地震規模則是將原本浮點數的規模以向下取整的方式分 成0~9十類,兩者形成50類事件,每一個事件就是記錄某一個深度(五類)以 及某一種地震規模(十類)在當天發生的次數,如此便可以改善在「研究方法-1」 中僅採用每一天的最大規模地震作為預估目標的資訊遺失缺點。

5.2. 實驗設計

「研究方法-2」 的實驗和 「研究方法-1」 預估每日各區域地震最大規模不同。將預測範圍限制在特定區域,且預測目標為地震資料在不同深度和規模的分

布(即上節之 50 類地震次數統計)。即使用回歸模型的方式,進行地震資訊的預測。

模型 *G* 的輸入為過去 365 天每日的地震次數的分布 $y_{t-365:t-1} \in \mathbb{N}^{365\times(10\times5)}$ 及每日的 GNSS 測站資料 $x_t \in \mathbb{R}^{365\times(K\times3)}$,而輸出為當日的地震次數 分布 $\hat{y}_t \in \mathbb{N}^{10\times5}$,其關係式可以表示為:

$$\hat{y}_t = \mathcal{G}(x_{t-365:t-1}, y_{t-365:t-1}) \tag{9}$$

其中 t 代表第幾天, K 為區域中的測站數量。而模型訓練的目標函數為各個類別 的地震數量的均方差:

$$MSE = \frac{1}{MD} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{d=0}^{D-1} \|y_t(m, d) - \hat{y}_t(m, d)\|^2$$
(10)

其中 d 代表深度的類別(共 D = 5 類), m 代表規模類別(共 M = 10 類)。

由於訓練資料量並沒有非常大,因此在模型架構方面,不使用 Transformer 而 是使用結構較為簡單的 MinGRU 架構 (Feng, 2024),且總層數較少。模型的架構 如下 表格 1,其輸出為長度為 365 的時間序列,每一個時間步都含有 50 類地震 的預測數量,而我們僅取最後一個時間步 (t=364) 做為預測結果。

模型層數	模組名稱	輸入形狀	輸出形狀
1	Linear	(B, 365, K*3+10*5)	(B, 365, 128)
2	LeakyReLU	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
3	LayerNorm	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
4	MinGRU	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
5	LayerNorm	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
6	MinGRU	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
7	LayerNorm	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
8	MinGRU	(B, 365, 128)	(B, 365, 128)
9	Linear	(B, 365, 128)	(B, 365, 50)
10	Reshape	(B, 365, 50)	(B, 365, 10, 5)
11	SoftPlus	(B, 365, 10, 5)	(B, 365, 10, 5)

表格 1:模型架構,其中 B 是 batch size、K 是區域測站數量

我們會將資料集分成兩部分: 89-109 年的訓練資料集和 110-111 年的測試資

料集。在模型訓練時,會另外將訓練資料集隨機分出10% 做為開發集,用於選取 最佳的模型避免過擬合的狀況,此外也用來控制訓練的先期停止機制,避免花費過 多無謂的訓練時間。而測試資料集則用於模型的評估。

模型評估方面,除了訓練時所用的均方差之外,還會另外計算各類別預測地震發生的精確度(precision)、召回率(recall)及準確率(accuracy)。這部分是以數值1為有無地震發生的門檻值,並以此計算下面的四組統計量:

$$N_{TP}(m,d) = \sum_{t} [y_t(m,d) \ge 1] [\hat{y}_t(m,d) \ge 1]$$
(11)

$$N_{FN}(m,d) = \sum_{t} [y_t(m,d) \ge 1] [\hat{y}_t(m,d) < 1]$$
(12)

$$N_{FP}(m,d) = \sum_{t} [y_t(d,m) < 1] [\hat{y}_t(d,m) \ge 1]$$
(13)

$$N_{TN}(d,m) = \sum_{t} [y_t(d,m) < 1] [\hat{y}_t(d,m) < 1]$$
(14)

從上面四組統計量,可以分別計算精確度 P、召回率 R、準確率A:

$$P(d,m) = \frac{N_{TP}(d,m)}{N_{TP}(d,m) + N_{FP}(d,m)}$$
(15)

$$R(d,m) = \frac{N_{TP}(d,m)}{N_{TP}(d,m) + N_{FN}(d,m)}$$
(16)

$$A(d,m) = \frac{N_{TP}(d,m) + N_{FN}(d,m) + N_{FP}(d,m) + N_{TN}(d,m)}{N_{TP}(d,m) + N_{FN}(d,m) + N_{FP}(d,m) + N_{TN}(d,m)}$$
(17)

用以評估模型偵測地震的性能(這三項指標均為越高越好)。

6. 研究方法-2:具體成果

由於各地區的狀況不同,我們先取地震總數最多的花東 1 地區,並將時間段 限定在測站資料較完整的民國 89 年 1 月 1 日到民國 111 年 9 月 30 日之間(共 8309 日),以此為基準 用來驗證模型和方法是可行的。其相關的統計結和各式指 標可見附錄 2:花東 1 地區各式表格,其中表格 2 是花東 1 地區在的地震次數的 分布狀況,而表格 3 則是地震發生的天數分布。

從表格 2 中可以觀察到地震集中在「規模 1、深度 5-10 公里 」 和「規模 1、 深度 10-30 公里」這兩個類別中,因此可以預期這兩個類別因為動態範圍較大而使 模型有較大的均方差。從表格 2 的日數統計則可用來計算模型應達到的最低準確 率 (即按統計數據全部猜測有地震或無地震下準確率,見表格 4),同時也可預期 地震事件即使是在以日為單位的統計下仍是相當稀疏的事件。

均方差是用來訓練模型的唯一指標,在訓練過程中均方差的曲線會有非常嚴 重的抖動(見圖1),代表資料集中的每一個 mini-batch 之間的差異性相當大,但 整體損失函數曲線仍呈現整體向下的趨勢。而圖2 則是開發集的均方差,整體雖 較訓練曲線平滑,但數值比訓練集的要大一些。

在模型的準確率方面,比對表格 4 和表格 16,可以看到模型在地震發生的準 確率上可以達到比用純粹用猜最多可以高 5-10% 左右,代表有部分地震是可以從 我們輸入的參數來預估,但比例並不高。

在精確度方面,從表格 8 和

表格 10 可以看出, 訓練集和測試集的差異相當大, 訓練集整體的精確度明顯 較高, 然而測試集上大多數類別的誤報率都高於一半以上。在訓練集中, 模型只在 有較多地震事件的「規模1、深度5-10 公里 」 和「規模1、深度10-30 公里」這 兩個類別中有約 80 % 的表現, 然而在測試集上這兩個類別的表現都不好只有 30%左右, 反而在「規模2、深度5-10 公里 」 和「規模2、深度10-30 公里」這 兩個類別中有較高的精確度約 60%。在表格中, 有許多 NaN 出現, 代表模型在 這些類別中, 全部都預測為無地震的狀況。

在召回率方面,大部分數據都較低,代表有大量的地震是被漏掉的,且有許多 類別為零(深度較深的地震),代表模型放棄預估這些類別。只有在地震發生率較 高的「規模1、深度5-10公里」和「規模1、深度10-30公里」 有較高的召回 率,代表模型主要傾向在這兩個類別預估為有地震發生。

總合上述分析,模型對於只有零星的地震發生的類別往往是直接放棄的狀況, 會直接預估為無地震。模型主要的預估目標是地震較多的類別,但效果並不是非常 顯著。

目前實驗仍有許多未盡考量之處,像是未提供過去發生地震的詳細位置、排除 了鄰近區域和外海的地震、僅考慮區域內的測站未納入周圍地區可能有相關性的 測站資訊、在區域劃分上也許有更好的劃分方式。此外目前也沒有一個比較有效方 式去確認模型是利用 GNSS 測站的資訊去預測地震,還是把過去地震和 GNSS 測 站的圖形去硬背出個別地震的時間點和數量。



圖 1: 訓練集的損失函數曲線



圖 2: 開發集的損失函數曲線

7. 結論與建議

本研究採取了兩個研究方法,概述如下:

- 研究方法-1:端至端資料驅動法
 - 考量臺灣全部的 GNSS 資料對應到臺灣 16 個量化區域的最大地震規模。
 - 輸出:16 個量化區域未來一天、一週、兩週、三週、以及一個月內最大的地震規模,此16 個量化區域是由 1999 年至 2023 年之有感地震事件 序列之經度以及緯度做 K-mean clustering 得到。
 - 輸入:包含過去10、30、60、或90天的GNSS測站之dE、dN、以及 dU資料,以及16個量化區域已發生過的地震,GNSS測站共有630個, 而過去地震每日都有16個區域的最大地震規模值。
 - 輸入-輸出對應模型:使用 transformer 為基礎的回歸模型。
 - 優點:僅需要將輸入以及輸出資料對應好,直接採用成熟的 deep learning 模型進行輸入-輸出的對應, transformer 先天在 deep learning 模型的參數 裡可以表達輸入序列對於輸出序列的對齊關係。
 - 缺點:transformer 參數量過大,容易造成過度擬和或是參數學習失敗,且 此方法未加入任何地理資訊知識,地震包含非臺灣本島以及較不會造成 傷害的深層地震,GNSS 也包含非本島的測站,此外,所預估的地震僅留 下每日最大的地震規模,因此會損失部分資訊。而實驗結果地震規模預估 之均方根誤差過大,且難以對應到地震是否會發生的機率。
- 研究方法-2:引入知識之機器學習法

- 將臺灣本島各縣市拆分成面積相似的 25 個區域 (見附錄 1: 分區說明), 盡可能保留原有的縣市界、各區域面積相近、山區和平原分開、且少地震 區獨立分區。目前先僅討論地震次數最多的"花東 1"地區討論。
- 輸出:"花東1"地區每日的地震事件,此事件以50個維度表示,由5類的地震深度以及10種規模組合而成,其中深度分成五類:<5公里、<10公里、<30公里、<70公里、<30公里;而地震規模則是將原本浮點數的規模以向下取整的方式分成0~9十類。每一個維度就是記錄某一個深度(五類)以及某一種地震規模(十類)在當天發生的次數</p>
- 輸入:"花東1"區域內地震當日之過去 364 天的 GNSS 測站之 dE、dN、 以及 dU 資料,以及"花東1"區域內地震當日之過去 364 天已發生過的 地震事件。
- 輸入-輸出對應模型:使用 MinGRU 為基礎的回歸模型。
- 優點:加入地理資訊知識,移除較無關係的深層地震以及外島資料。 MinGRU 模型的參數量不會過大,且可以對抗模型更新時可能遇到的梯 度消失問題,另外,所預估的地震目標包含不同深度以及規模對應的數目, 充分保留地震事件的資訊,所預估的地震事件,可以轉換成發生某種地震 規模的精確度、召回率、以及準確率。
- 缺點:此方法必須在不同區域 (25 個區域) 使用不同資料集合進行實驗, 且目前僅考慮"花東1"區域內的地震事件以及 GNSS 資料。

由結果來看, "研究方法-2:引入知識之機器學習法"很值得再延續下去,將全臺 灣 25 個區域的地震預估實驗都執行完成,應可以得到更多的知識以及改進方法。

8. 成果的價值與貢獻

本計畫提出"研究方法-1:端至端資料驅動法"以及"研究方法-2:引入知識 之機器學習法",以此兩種方法完成1) 擷取「地球物理資料序列 (GNSS 大地變形 資料)」、2) 擷取「地震波形相關信號(地震事件)」、3) 建立不同「地球物理資料 序列」以及「地震波形相關信號」之間同步的表示方法、4) 建立「參數抽取」的 方法、5) 使用 transformer 將大型地震以回歸的問題處理、6) 使用 transformer 探 討輸入輸出時間序列分析長度以及間隔之關係、以及 7) 以 MinGRU 將大型地震 以回歸以及偵測的問題來處理分析。雖然目前地震規模預估之結果誤差仍很大,但 "研究方法-2:引入知識之機器學習法"的結果可能是未來可以持續使用的方式。

9. 落實應用情形

● 研究方法-1:端至端資料驅動法所使用的數據、資料處裡程式、以及地震規模

預估程式,皆放置於 https://github.com/pliaoang/cwa_project,方便後續人員使用以及研究之延續。

 研究方法-2:引入知識之機器學習法究所使用的一些處理好的數據、訓練腳本、 模型套件,皆放置於 https://github.com:orz-orz-orz-orz/cwa_project2.git,方便後 續人員使用以及研究之延續。

附錄1:分區說明

區域名稱/概況	鄉鎮市區	圖例
北北基1	陽明山週邊及 非山區部分 新北市:永和	25.30 - 25.25 - 25.20 -
測站數:42	區、中和區、汐	25.15
地震總數:2153	止區、萬里區、 金山區、石門	25.05 -
<5km: 1129	區、土城區、鶯	25.00 -
<10km: 551	歌區、樹林區、	24.95
<30km: 173	极倚照、利莊區、三重區、蘆	121.3 121.4 121.5 121.6 121.7 121.8
<70km: 8	洲區、五股區、	
<300km: 292	淡水區、二之 區、八里區、泰	
	山區、林口區	
	臺北市:全區	
	基隆市:全區	
北北基2	東半部山區	25.1
	新北市:新店	
測站數:12	品、坪林區、平 溪區、烏來區、	25.0
地震總數:2861	瑞芳區、三峽	24.9 -
<5km: 114	品、深坑區、石 碇區、雙溪區、	24.8 -
<10km: 465	貢寮區	24.7 -
<30km: 436		121.3 121.4 121.5 121.6 121.7 121.8 121.9 122.0
<70km: 344		




















附錄2:花東1地區各式表格

統計資訊

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	2051	3458	1911	15	0
1	4701	15555	15728	1646	32
2	421	4539	7796	2135	110
3	35	602	825	258	8
4	3	102	122	33	0
5	2	9	17	4	0
6	0	0	3	0	0
7	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0

表格 2: 花東1 地區的地震次數分布狀況

表格 3:花東1地區的地震發生天數分布狀況

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	1201	1380	1041	15	0
1	2548	4181	4604	1312	32
2	345	1951	3970	1819	110
3	31	304	662	250	8
4	3	56	114	32	0
5	2	8	16	4	0
6	0	0	3	0	0
7	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.86	0.83	0.87	1.00	1.00
1	0.69	0.50	0.55	0.84	1.00
2	0.96	0.77	0.52	0.78	0.99
3	1.00	0.96	0.92	0.97	1.00
4	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00
5	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
6	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
8	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
9	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

表格 4:模型應達到的最低準確率

均方差

表格 5: 訓練集的均方差

				1	1
規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.466049	1.132288	0.496956	0.001965	0.000000
1	0.763452	16.106750	5.612908	0.229263	0.004419
2	0.053878	2.659698	2.198510	0.335157	0.012266
3	0.006771	0.188742	0.131776	0.029964	0.000924
4	0.000308	0.016695	0.014038	0.004450	0.000000
5	0.000308	0.001078	0.001683	0.000462	0.000000
6	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
8	0.000000	0.000000	0.0000000	0.0000000	0.000000
9	0.000000	0.000000	0.000000	0.0000000	0.000000

表格 6: 開發集的均方差

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	1.007618	1.942224	1.281023	0.002808	0.000000
1	0.908634	6.637436	17.265769	0.210065	0.002759
2	0.089719	2.042520	2.010051	0.241467	0.012392
3	0.002773	0.149427	0.202673	0.030784	0.000000
4	0.000000	0.004858	0.005546	0.004149	0.000000
5	0.000000	0.001387	0.001389	0.000000	0.000000
6	0.000000	0.000000	0.001387	0.000000	0.000000
7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
8	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
9	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

表格 7: 测試集的均方差

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.103523	0.998737	0.530248	0.000015	0.000000
1	0.835703	9.127123	9.787139	0.122669	0.001382
2	0.059346	12.449258	2.833485	0.648725	0.021549
3	0.005462	1.996707	0.214252	0.058846	0.002740
4	0.001370	0.102473	0.045522	0.002741	0.000000
5	0.000000	0.004110	0.008218	0.001370	0.000000
6	0.000000	0.000000	0.001370	0.000000	0.000000
7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
8	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
9	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.67	0.72	0.65	nan	nan
1	0.72	0.85	0.87	nan	nan
2	0.60	0.72	0.64	nan	nan
3	nan	0.92	0.75	nan	nan
4	nan	1.00	nan	nan	nan
5	nan	nan	nan	nan	nan
6	nan	nan	nan	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

表格 8: 訓練集的精確度

表格 9: 開發集的精確度

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.59	0.68	0.58	nan	nan
1	0.73	0.85	0.87	nan	nan
2	0.00	0.63	0.64	nan	nan
3	nan	0.25	nan	nan	nan
4	nan	nan	nan	nan	nan
5	nan	nan	nan	nan	nan
6	nan	nan	nan	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.50	0.42	0.47	nan	nan
1	0.50	0.31	0.43	nan	nan
2	0.00	0.68	0.76	nan	nan
3	nan	1.00	1.00	nan	nan
4	nan	1.00	nan	nan	nan
5	nan	nan	nan	nan	nan
6	nan	nan	nan	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

表格 10: 测試集的精確度

召回率

表格 11: 訓練集的召回率

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.29	0.42	0.25	0.00	nan
1	0.70	0.70	0.71	0.00	0.00
2	0.01	0.24	0.31	0.00	0.00
3	0.00	0.11	0.02	0.00	0.00
4	0.00	0.13	0.00	0.00	nan
5	0.00	0.00	0.00	0.00	nan
6	nan	nan	nan	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.24	0.41	0.20	0.00	nan
1	0.70	0.74	0.72	0.00	0.00
2	0.00	0.23	0.29	0.00	0.00
3	0.00	0.05	0.00	0.00	nan
4	nan	0.00	0.00	0.00	nan
5	nan	0.00	0.00	nan	nan
6	nan	nan	0.00	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

表格 12: 開發集的召回率

表格 13:测試集的召回率

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.04	0.16	0.24	nan	nan
1	0.06	0.66	0.73	0.00	0.00
2	0.00	0.11	0.15	0.00	0.00
3	0.00	0.09	0.01	0.00	0.00
4	0.00	0.11	0.00	0.00	nan
5	nan	0.00	0.00	0.00	nan
6	nan	nan	0.00	nan	nan
7	nan	nan	nan	nan	nan
8	nan	nan	nan	nan	nan
9	nan	nan	nan	nan	nan

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.86	0.86	0.88	1.00	1.00
1	0.81	0.77	0.77	0.83	1.00
2	0.97	0.81	0.60	0.79	0.99
3	1.00	0.97	0.93	0.97	1.00
4	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00
5	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
6	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
8	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
9	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

表格 14: 訓練集的準確率

表格 15:開發集的準確率

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.86	0.85	0.86	1.00	1.00
1	0.81	0.79	0.78	0.83	1.00
2	0.96	0.81	0.58	0.77	0.99
3	1.00	0.97	0.93	0.97	1.00
4	1.00	1.00	0.99	1.00	1.00
5	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
6	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
8	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
9	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

規模/深度	<5	<10	<30	<70	<300
0	0.96	0.95	0.95	1.00	1.00
1	0.84	0.63	0.63	0.92	1.00
2	0.96	0.84	0.62	0.71	0.98
3	0.99	0.96	0.86	0.95	1.00
4	1.00	0.99	0.97	1.00	1.00
5	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
6	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
8	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
9	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

表格 16: 测試集的準確率

參考文獻

Kitagawa, Y., Koizumi, N., Takahashi, M., Matsumoto, N., & Sato, T. (2006). Changes in groundwater levels or pressures associated with the 2004 earthquake off the west coast of northern Sumatra (M9.0). *Earth, Planets and Space*, *58*(2), 173–179. https://doi.org/10.1186/BF03353375

Liu, J. Y., Chen, C. H., Chen, Y. I., Yen, H. Y., Hattori, K., & Yumoto, K. (2006). Seismogeomagnetic anomalies and M \ge 5.0 earthquakes observed in Taiwan during 1988–2001. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 31*(4–9), 215–222. https://doi.org/10.1016/j.pce.2006.02.009

Liu, J. Y., Chen, Y. I., Pulinets, S. A., Tsai, Y. B., & Chuo, Y. J. (2000). Seismoionospheric signatures prior to M≥6.0 Taiwan earthquakes. *Geophysical Research Letters*, 27(19), 3113–3116. https://doi.org/10.1029/2000GL011395

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). *Attention Is All You Need*. https://doi.org/10.48550/ARXIV.1706.03762

Wen, S., Chen, C.-H., Yen, H.-Y., Yeh, T.-K., Liu, J.-Y., Hattori, K., Peng, H., Wang, C.-H., & Shin, T.-C. (2012). Magnetic storm free ULF analysis in relation with earthquakes in Taiwan. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, *12*(5), 1747–1754. https://doi.org/10.5194/nhess-12-1747-2012

Yu, S.-B. (2004). Preseismic Deformation and Coseismic Displacements Associated with the 1999 Chi-Chi, Taiwan, Earthquake. *Bulletin of the Seismological Society of America*, *91*(5), 995–1012. https://doi.org/10.1785/0120000722

Feng, L., Tung, F., Ahmed, M. O., Bengio, Y., & Hajimirsadegh, H. (2024). Were RNNs All We Needed? (arXiv:2410.01201). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.01201

最新鄉鎮市區界線(TWD97 經緯度 EPSG:3824). 國土測繪圖資服務雲. (2023, March 23). https://maps.nlsc.gov.tw/MbIndex_qryPage.action?fun=8