

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究(III)

子計畫一

大數據機器學習進行現地預警分析有效減少盲區

馬國鳳、郭陳濤、莊永裕、郭家瑋 黃俊銘 孫維芳

中華民國地球物理學會

中文摘要

本計畫之研究目的即運用深度學習法於地震預警系統中，期望能快速地解算各地區最大震度並提供較長的預警時間。以 Munchmeyer 等人在 2021 年所提出的“轉換器地震警示模式”(Transformer Earthquake Alerting Model, 簡稱 TEAM) 模型做為基礎架構，使用 1991-2020 年中央氣象署 TSMIP 的地震資料進行訓練與測試。前期研究成果顯示，臺灣地區的 TEAM 模型僅需 3 秒的地震資料即可預測出相對準確的 PGA 預估值，具有發展的潛力。經由後續分析，發現部分訓練資料需要篩選來改善模型表現。不過因原始程式碼版本老舊不易維護，今年已完成改寫舊有的程式碼，讓軟體能夠在新的硬體上執行。也因為自主開發能夠完全主導模型的架構設計，可以做更多樣且複雜的嘗試如集成學習等，稱此模型為“臺灣轉換器震度警報模型”(Taiwan Transformer Shaking Alert Model, 簡稱 TTSAM)，今年也成功安裝於氣象署伺服器運作中。

關鍵詞：地震、深度學習、地震預警、TTSAM

Abstract

The research objective of this project is to apply deep learning techniques to earthquake early warning systems, with the aim of quickly calculating the maximum seismic intensity in different regions and providing longer warning times. Based on the "Transformer Earthquake Alerting Model" (TEAM) framework proposed by Munchmeyer et al. in 2021, we use the seismic records from the TSMIP dataset between 1991 and 2020 for training and testing. Preliminary research results show that the TEAM model for Taiwan requires only 3 seconds of waveform data to predict a relatively accurate PGA estimate, demonstrating its potential. Through subsequent analysis, it was discovered that some of the training data needs to be filtered to improve the model's performance. However, due to the outdated nature of the original code, it was challenging to maintain. This year, the old code has been rewritten to allow the software to run on new hardware. Additionally, the independent development now enables complete control over the model's architectural design, allowing for diverse and complex experiments such as ensemble learning. This system is referred to as the "Taiwan Transformer Shaking Alert Model" (TTSAM), and it has been successfully deployed and operational on the Meteorological Agency's servers this year.

Keywords: Earthquake 、 deep-learning 、 earthquake early warning 、 TTSAM

一、研究動機與目的

本計畫旨在借助大數據機器學習技術，將其應用於地震預警系統，透過這一成熟的技術，期望實現對各地區震度的快速解算，同時提供更長的預警時間以及更準確的震度分佈圖。在資訊科學領域，大數據機器學習已取得顯著的成就，而本計畫則致力將這些方法應用於地震預警，強調預警時間和震度分佈圖的重要性。簡而言之，我們希望透過現代技術手段，實現地震預警系統在速度、預警時間和資訊提供方面的進一步優化。

二、研究方法

2-1 地震預警方法

地震預警系統目前在全世界有兩種對外發布方式，一個是對於所有對象發布，例如：墨西哥、日本、南韓與臺灣，另一個是針對特定群組進行發布，例如：土耳其、羅馬尼亞與美國（圖 2-1）。地震預警系統所使用的計算方式有三種：點震源模型(Point Source Model, 簡稱 PSM)、有限斷層模型(Finite Fault Model, 簡稱 FFM)以及地振動模型(Ground Motion Model, 簡稱 GMM)，這三種方法各有其優缺點（圖 2-2）。

Munchmeyer et al. (2021)將其發展的深度學習推算最大震度圖的地震預警系統稱之為“轉換器地震警示模式”(Transformer Earthquake Alerting Model, 簡稱 TEAM)。TEAM 為德國地球科學研究中心 (Deutsches GeoForschungs Zentrum, 簡稱 GFZ)所主導之研究成果，其特點為經過深度學習模型訓練後，在即時資料處理上僅需分析原始強地動資料，即可獲得任意地點與測站之最大地振動加速度(PGA)。

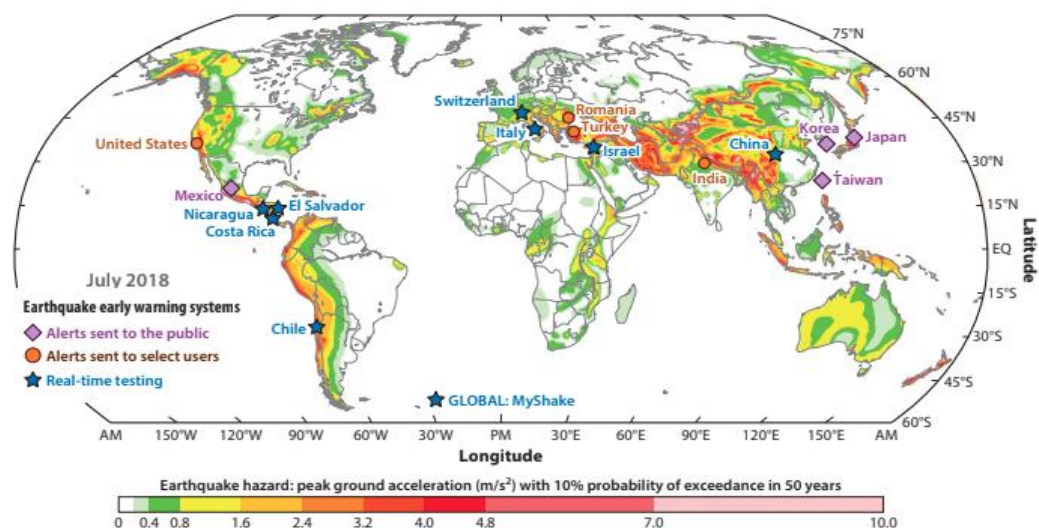


圖 2-1: 世界地震預警系統使用分佈圖(Allen and Melgar, 2019)。

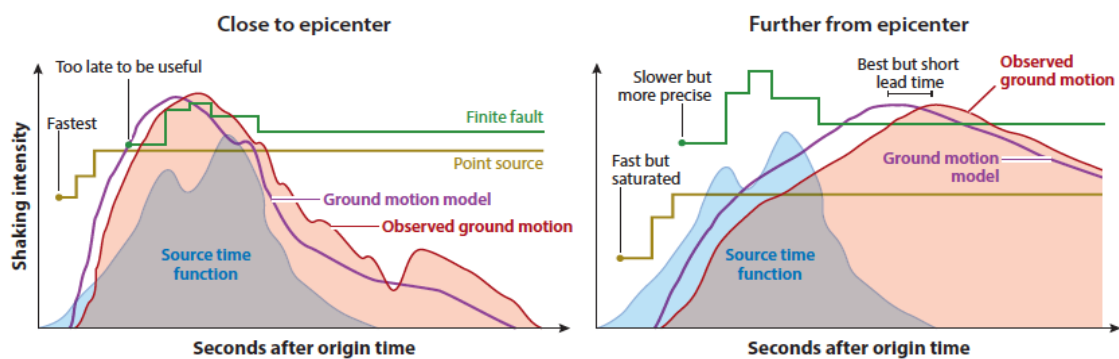


圖 2-2：現行三種地震預警方法的預警時間與預測最大震度比較圖(Allen and Melgar, 2019)。

2-2 TEAM 模型架構

TEAM 的地震預警系統主要分為三部分：地震偵測(event detection)、最大震度估算(PGA estimation)與震度門檻值警示值設定(Thresholding) (圖 2-3)。

TEAM 為利用深度學習中端對端(end-to-end)的特點，僅需要初始的地震波資料(raw waveforms)，輸出最終結果為最大震度機率密度(predicted PGA probability densities)，中間沒有任何的地球物理參數進行控制，此計畫也是利用深度學習的特點，將震源特性與地體構造等資訊內化於深度學習網絡中而進行 PGA 學習與估算(圖 2-4)。TEAM 共包含五層工作流程：資料準備與前處理(Input)、特徵訊號擷取 (Feature Extraction)、特徵訊號結合 (Feature Combination)、PGA 估算(PGA Estimation) 與輸出結果(Output)。

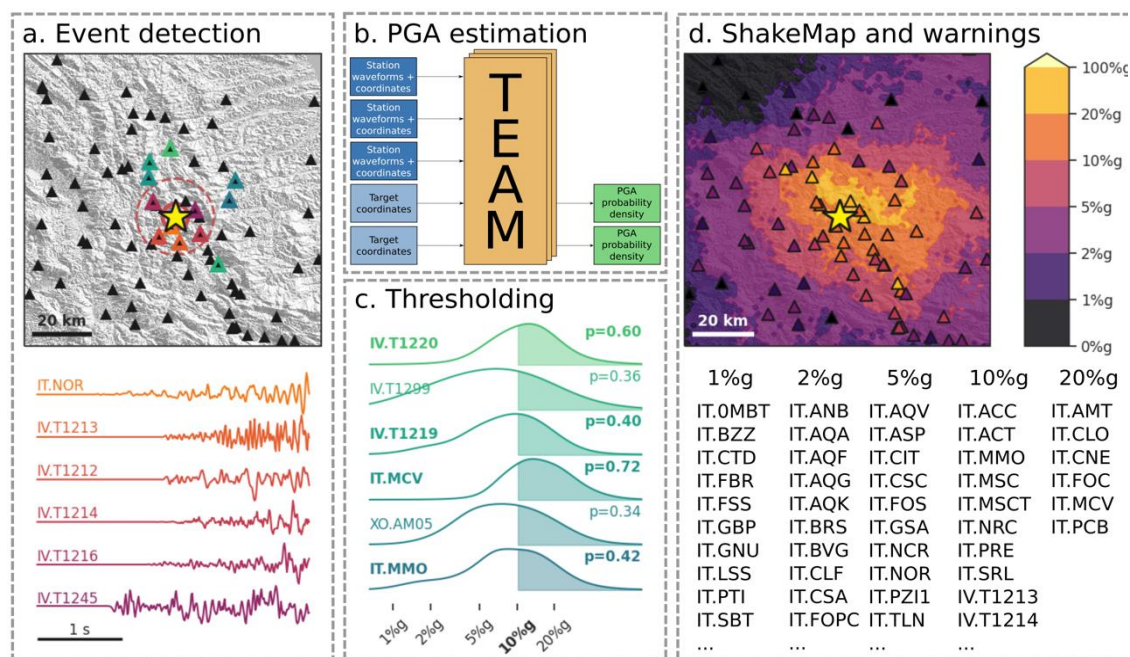


圖 2-3：TEAM 地震預警系統作業流程圖(Munchmeyer et al., 2021)。

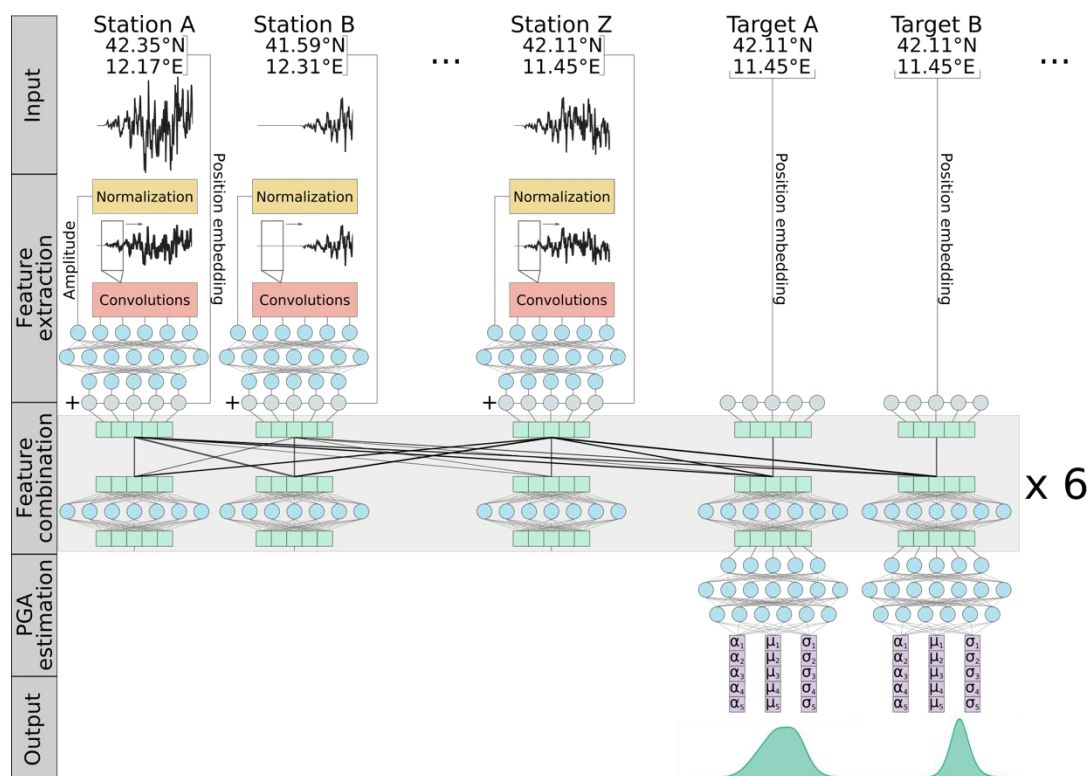


圖 2-4：TEAM 地震預警系統震度機率密度計算之概觀(Munchmeyer et al., 2021)。

三、前期成果

去年度(2022)的研究成果在於將原始碼的七級分級改為臺灣新制的十級，由於新制十級震度分級中震度 5 弱以上須由 PGV 做分級，所以將 PGV 加入資料前處理與模型訓練中。我們使用 1991-2017 的資料進行訓練，並使用 2018 年的資料做驗證，最後以 2019-2020 的資料測試，PGV 預測結果比較如圖 3-1 所示。

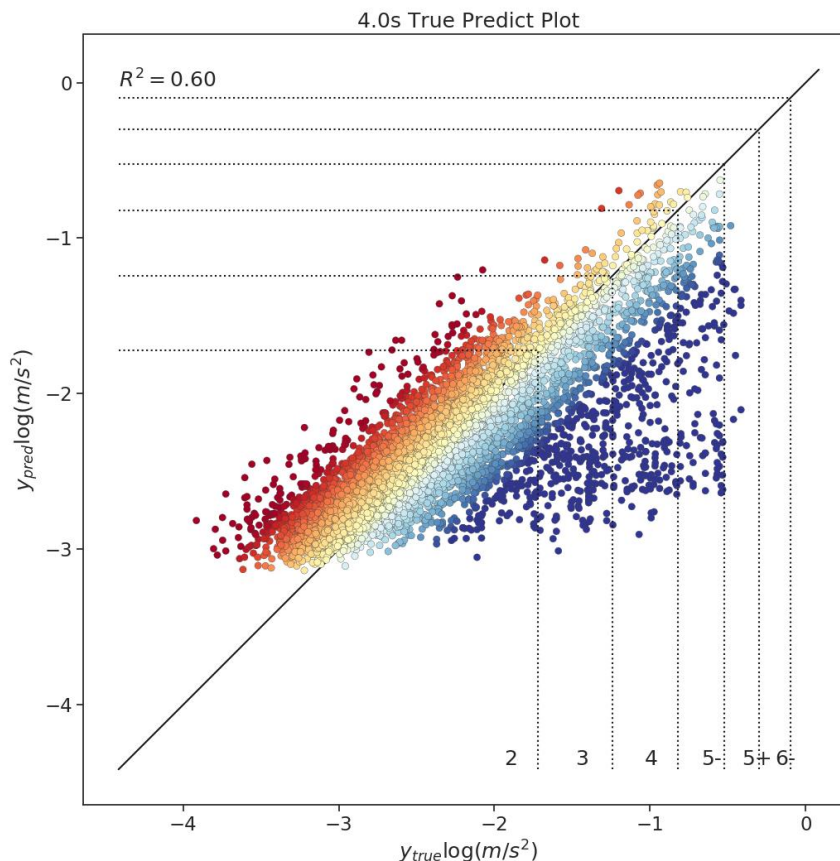


圖 3-1： PGV 預測結果比較圖

初步測試結果發現 PGV 的資料收斂不佳，模型預測結果與真實 PGV 分布不一致。分析原始資料後，發現下列幾類問題：

第一類是計算訓練用的 PGV 標籤時的問題，由於直接取得時間窗的訊號最大值並不能代表該地震真實的 PGV，例如在同一時間窗內有多個地震，會將較大規模地震的 PGV 誤植到小地震的事件上；或是時間窗內訊噪比過低，雜訊過大造成 PGV 數值為雜訊。將會造成資料前處理所計算出來的 PGV 明顯高於真實的情況。（圖 3-2）

第二類為 GPS 時間飄移，有些測站會有 GPS 時間過度飄移造成時間窗錯位，無法將 P 波切進時間窗中作為輸入的前 3 秒內，造成模型判讀困難導致預測失準。（圖 3-3）

第三類是受到震源輻射型態（radiation pattern）影響，理論上在斷層面之 45 度角方向的測站 P 波能量最大、S 波能量最小。因為前三秒內波形資訊有限，可能會使模型預測會認為是更大的地震事件，導致高估地震規模。(圖 3-4)

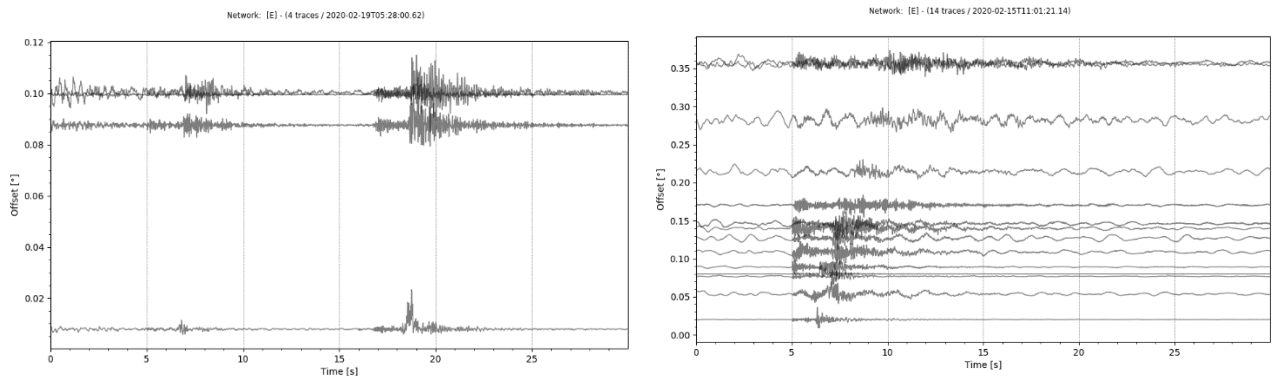


圖 3-2：無法直接以時間窗內最大值代表該 PGV 的案例。左圖為後面有較大的地震事件，右圖為訊雜比過低的資料。

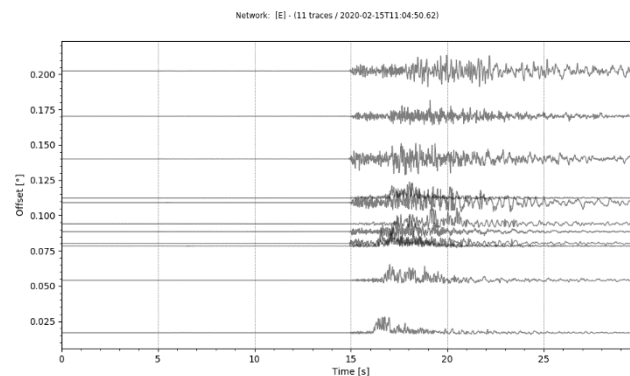


圖 3-3：GPS 時間錯移導致輸入錯誤的案例。輸入模型的資料為上圖之 0-8 秒為背景雜訊。

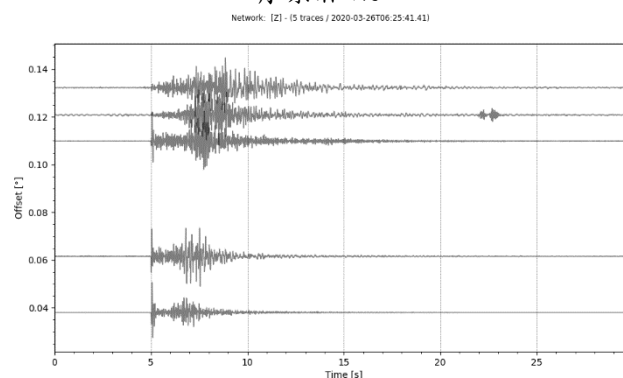


圖 3-4：受到輻射型（radiation pattern）影響的案例，可以看到 P 波與 S 波的振幅大小相當。

四、程式碼改寫

由於 TEAM 本身原始碼的 TensorFlow 1.14 所配合的 CUDA 10.0 過舊，因為現今市面上所售之 GPU 已無法支援舊版驅動程式，僅支援到 2018 年 Nvidia GTX 1000 系列顯示卡。若要修改模型也因文件過時而顯得困難，所以必須重新改寫程式碼才能順利進行後續研究。

同為深度學習框架的 PyTorch 在學界上的使用越來越普及，因為其語法更加貼近 Python 語言的設計邏輯，使得學習成本較低，另外 PyTorch 所使用的模型動態圖中，可以在訓練時於模型架構內設置中斷點擷取模型當下的狀態，更能夠有效的觀察模型內部的行為表現。

因為上述考量將原有 Munchmeyer et al. (2021) 所發布的程式碼改寫成使用 PyTorch 深度學習框架，目前程式碼基於 PyTorch 1.10.2 與 CUDA 11.3，可以配合 Nvidia RTX 3000 系列之 GPU，未來會繼續向上更新維護以支援最新的 GPU。

在以下的小節中，會詳細介紹各個改寫或添加的功能與設計邏輯(圖 4-1)，所有原始碼都放置於 GitHub 專案：https://github.com/SeisBlue/TEAM_Taiwan。

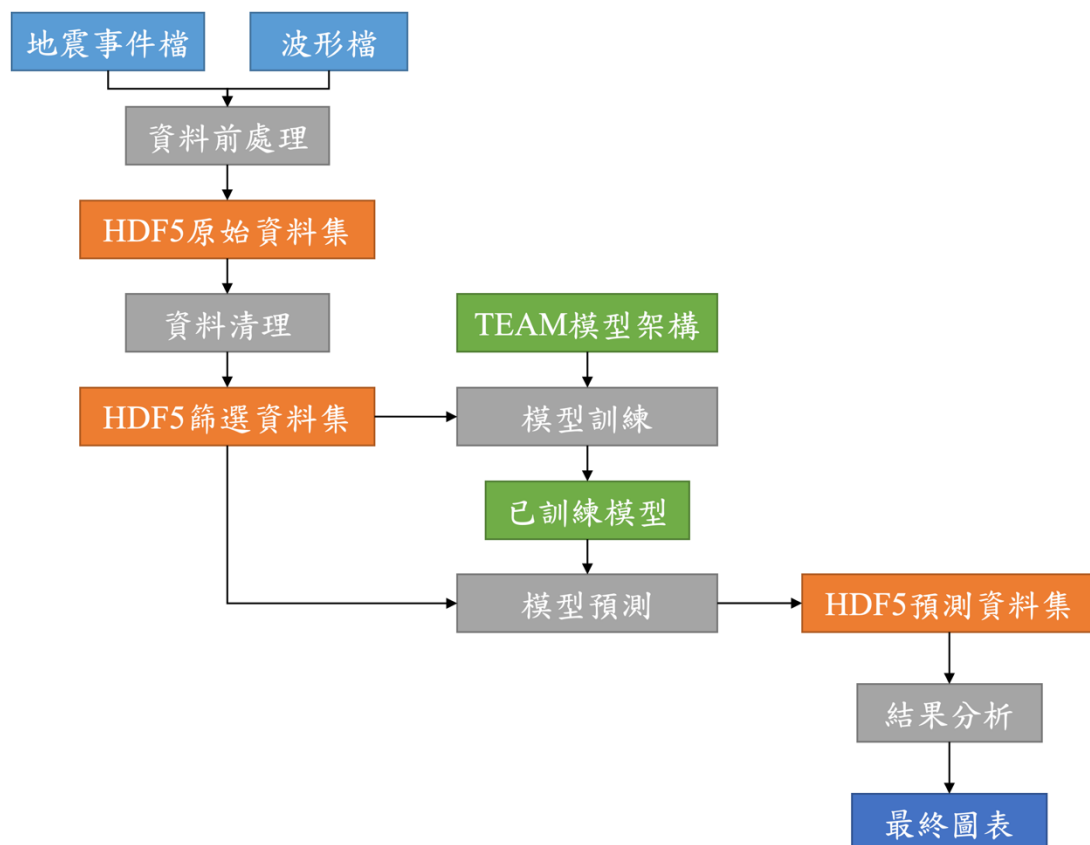


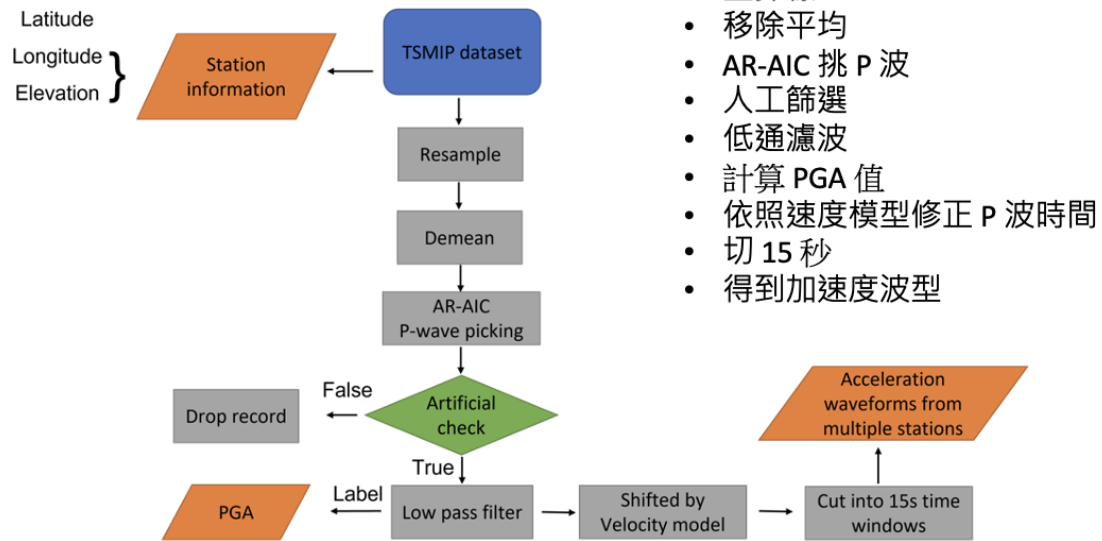
圖 4-1：程式功能流程架構圖。

4-1 資料前處理流程

資料前處理流程標準化的建立，有助於後續氣象署在署內伺服器中進行對於深度學習模型更新有所依據，資料前處理流程詳細敘述，可以供日後作業參考(圖 4-2)。在資料前處理中，有包含幾項工作：

1. 讀入 TSMIP 資料集
2. 建立資料相關幾何資訊，例如：測站經緯度。
3. 適當之訊號處理，例如：訊號重新採樣、移除平均值等。
4. 利用 AR-AIC 來挑取 P 波波相。
5. 人工篩選不良資料，在經過上述處理後，有些訊號因為時間漂移或 AR-AIC 挑錯 P 波到時以至於錯估震度。(如圖 4-3)
6. 低通濾波後，計算 PGA。
7. 若測站 GPS 時間飄移，利用臺灣三維速度構造修正 P 波到時。
8. 裁切成 15 秒波形長度，並計算測站 PGA。
9. 將處理完的波形資料、幾何資訊與 PGA 存入 HDF5 中(格式見附錄一)。

資料前處理流程圖



- 測站經緯度
- TSMIP 資料集
- 重採樣
- 移除平均
- AR-AIC 挑 P 波
- 人工篩選
- 低通濾波
- 計算 PGA 值
- 依照速度模型修正 P 波時間
- 切 15 秒
- 得到加速度波型

圖 4-2：資料處理前流程架構圖。

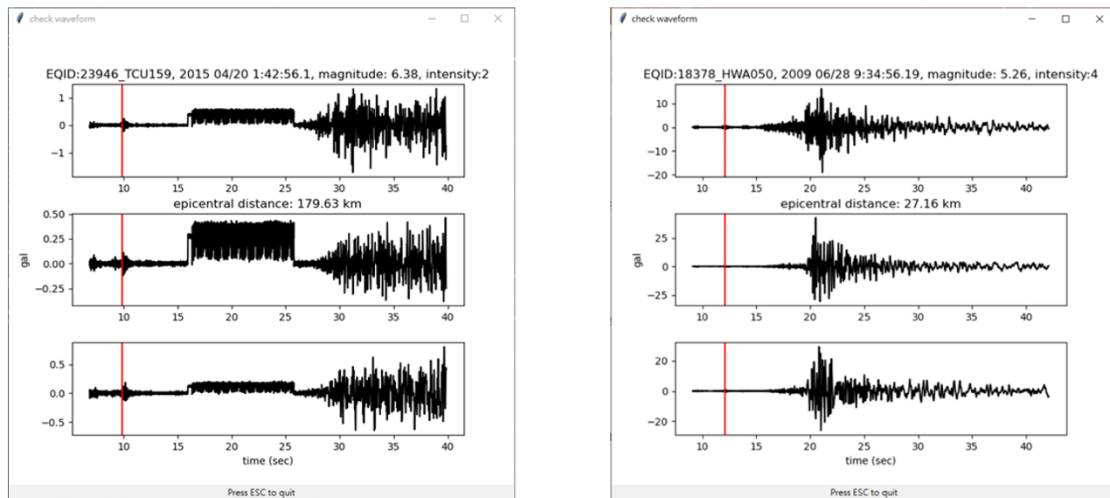


圖 4-3：錯誤訊號人工剔除。(左圖)訊號斷訊或雜訊。(右圖)P 波時間因 AR-AIC 挑錯，P 波到時提早，而造成 PGA 的估計不準確。

4-2 資料清理流程

此步驟輸入打包好的 HDF5 資料集，移除各種會影響訓練的資料，輸出新的 HDF5 資料集。

利用 Dataset 物件使用 metadata 內的地震事件或波形編號作為索引的機制，產生新的 HDF5 資料集時不需要複製龐大的波形檔案，只要將不符合條件的資料從 event_metadata 與 trace_metadata 移除，再將 data 部分用外部連結的方式插入新的 HDF5 來避免不必要的 IO (圖 4-4)。以下為判斷資料需要移除的情況：

- 檔案缺失或損壞:PGA 絕對值各軸是否等於 0、小於 2.5 或是大於 1300，若有其中一個條件符合即判斷為檔案損壞。
- 多重地震(圖 3-2 左)：將 trace_metadata 依照 TSMIP 檔名分組，若同一筆波形資料對應到兩個以上的 EQ_ID 則判斷為多重地震。
- GPS 時間飄移(圖 3-3):Afile 的時間有標示該測站的時間是否為鎖定狀態可以初步排除，另外 P 波到達時間比發震時間早會在這裡做進一步排除。

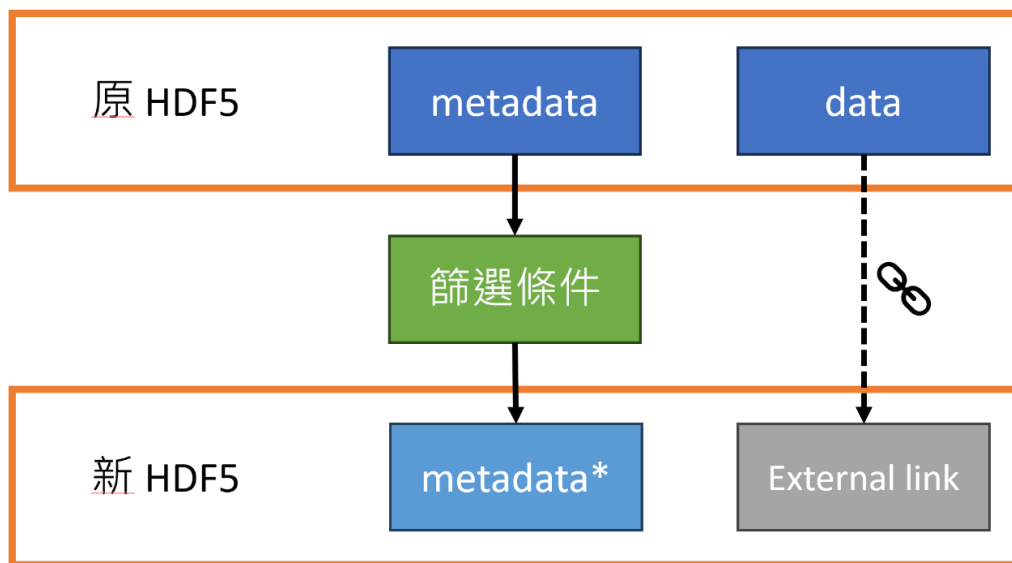


圖 4-4：資料清理流程架構圖。

4-3 PyTorch Dataset 物件

此物件輸入 HDF5 資料集，經由資料採樣，迭代輸出模型需要的批次資料。

Dataset 物件主要負責幫助模型取用 HDF5 資料集，經由讀取 metadata 產生資料索引，透過其他預先設定的條件來調整每一筆資料出現的順序與次數，依照批次大小依序輸出資料給模型。由於可以決定該筆資料出現與否，訓練與測試資料會在此步驟分割。(圖 4-5)

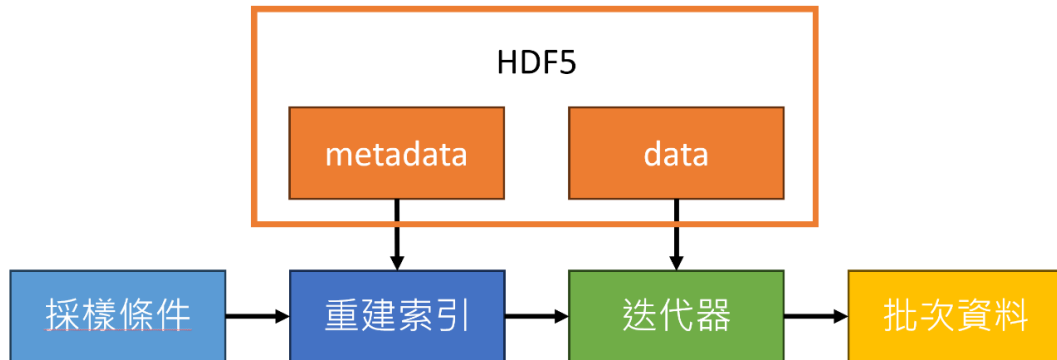


圖 4-5：資料篩選流程架構圖。

資料的重採樣會在此調整：

- 上採樣(圖 4-6 左)：將規模大於 4 的地震增加出現的次數，依照 $N \approx R^{(mag-1)}$ 的次數增加，N 為次數、R 為上採樣係數、mag 為規模。
- 下採樣(圖 4-6 右)：將震度小於 0 的測站資料排除。

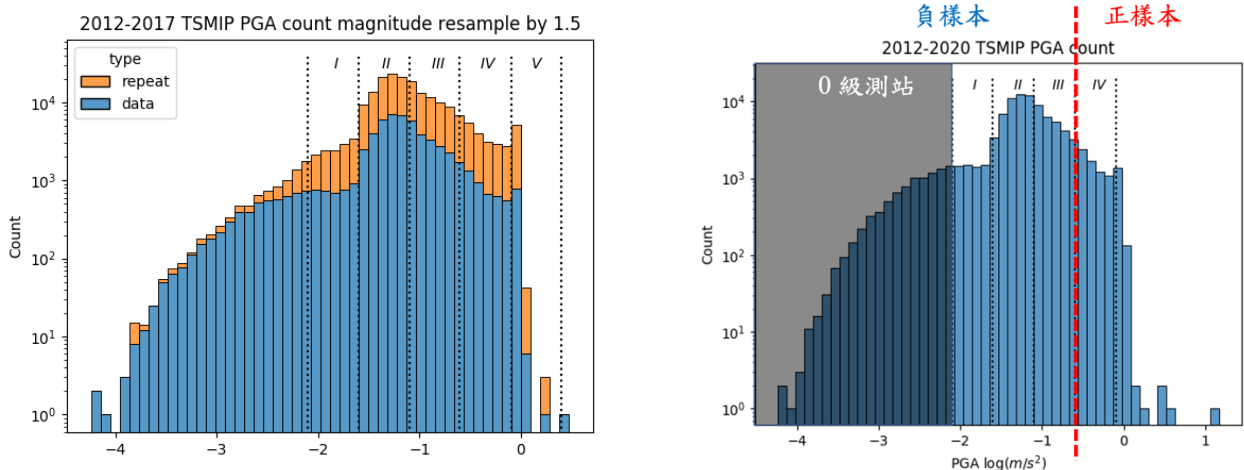


圖 4-6：左圖為上採樣資料分布示意圖，黃色為規模大於 4 而增加次數的資料。右圖為下採樣資料分布示意圖，灰色遮罩的部分為震度 0 之測站。

另外波型擷取長度與遮罩秒數也會在此處理，輸出時會模擬即時資料傳入當下無法看見未來資料的情況。多站法需要 25 個站作為輸入，在輸入資料時會將全網資料經由 P 波觸發時間做排序，如果在當前時間窗沒有 P 波則全部補 0。

4-4 重現 TEAM 模型架構

本期研究的一大重點就在以新的套件版本來重現此模型，來解決新顯示卡無法運行與模型修改困難的問題，但並非以 TensorFlow 原始碼一對一翻譯成 PyTorch 的方法進行，因為當時原作者在開發 TEAM 模型時，部分元件並沒有收錄進 TensorFlow 中，只能由作者自行實作；但時隔多日，這些被廣泛使用的元件已經被納入各個深度學習框架中，比起自己開發模型底層架構，經由開源社群反覆驗證的套件會更可靠，所以才會以此方式改寫。

此模型依照 TEAM 模型的設計邏輯搭建而成(圖 4-7)，包含以下部分：

- 特徵訊號擷取：為一個上寬下窄的多層卷積神經網路，主要的功能為抽取波形的高維空間特徵，另一方面上寬下窄的設計可以有效降低資料長度，方便 Transformer 模型可以在有限的顯示卡記憶體內運行。
- 特徵訊號結合：為一個 Transformer 模型的 Encoder，主要讓模型有時序上的理解與注意力機制。其中的 Position Embedding 是以測站經緯度作為內嵌的依據而非常見的資料索引值。
- PGA 估算：為一個混合密度模型(Mixture Density Network)，為了解決預測震度本身非一對一映射的函式，而傾向為一個機率分佈的問題。

模型架構

並非以原程式碼逐行轉換模型架構，
而是優先使用已經納入 PyTorch 框架的標準架構

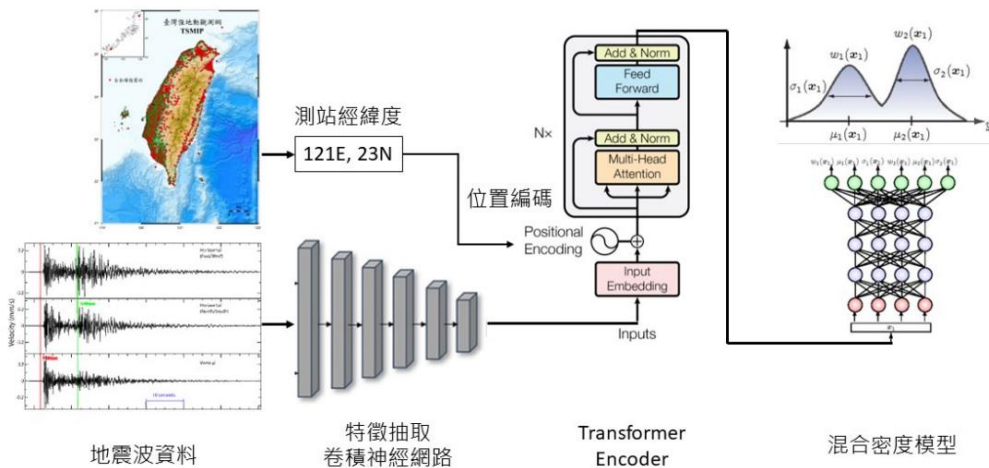


圖 4-7：模型架構流程圖。

4-5 PyTorch 模型訓練與預測流程

本流程以 TEAM 模型架構產生模型實例，並以 Dataset 物件取得批次資料輸入模型產生預測結果(如圖 4-8)。

模型的訓練分為以下步驟：

- 從 Dataset 物件取得訓練資料與驗證資料
- TEAM 模型產生預測結果
- 以損失函數(loss function)計算訓練資料預測結果與標籤資料的誤差
- 透過反向傳播計算所有神經元的誤差梯度(gradient)
- 利用梯度下降法(gradient descent)更新模型權重
- 使用優化器來決定模型神經元更新的幅度
- 紀錄訓練資料與驗證資料隨著訓練變化的誤差值
- 暫存模型訓練進度
- 若驗證資料的誤差值持續幾次迭代無法下降則輸出最終模型

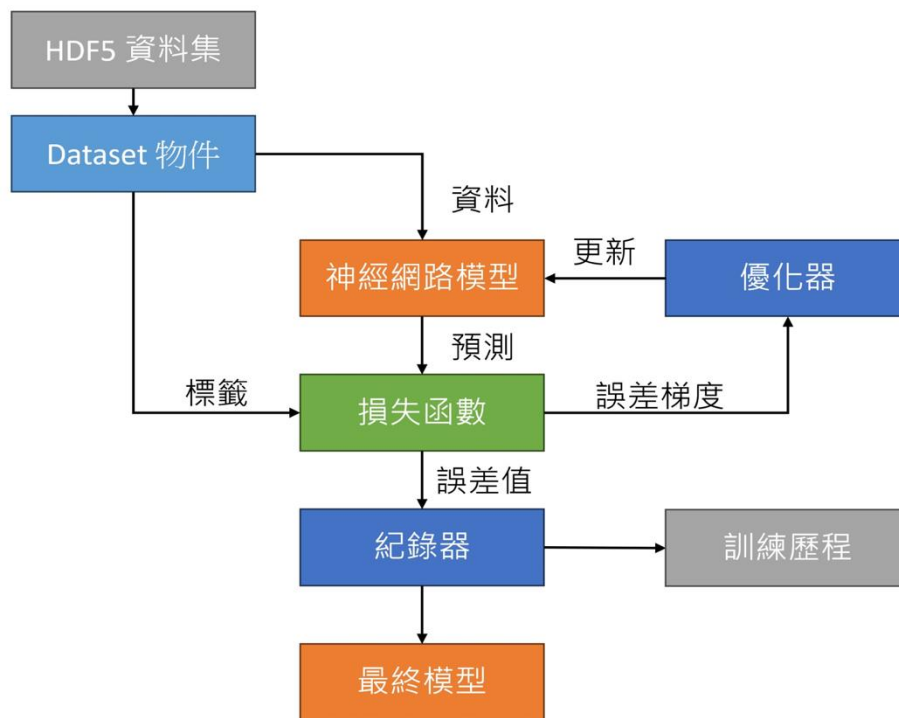


圖 4-8：程式功能流程架構圖。

4-6 結果分析流程

PGA 預測結果有許多方式評估其準確度，以下是已經建立的分析方法：

- 計算混淆矩陣與 F1 值(圖 4-9)：

	Class 1 Predicted	Class 2 Predicted
Class 1 Actual	TP (True Positive) Class 1預測正確的數量	FN (False Negative) Class 1預測錯誤為Class 2
Class 2 Actual	FP (False Positive) Class 2預測錯誤為Class 1	TN (True Negative) Class 2預測正確的數量

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad R1 : \text{Recall for Class 1} \quad R2 : \text{Recall for Class 2} \quad UAR = \text{mean}(R1, R2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad F_1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$$

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \quad A1 : \text{Accuracy for Class 1} \quad A2 : \text{Accuracy for Class 2} \quad UA = \text{mean}(A1, A2)$$

圖 4-9：混淆矩陣計算方式示意圖。

- 繪製波型圖(圖 4-10)：將所有收到該地震事件的測站，依照測站震央距排序繪出波形資料。橫軸為時間，五秒的位置為 P 波到達時間，縱軸為震央距。

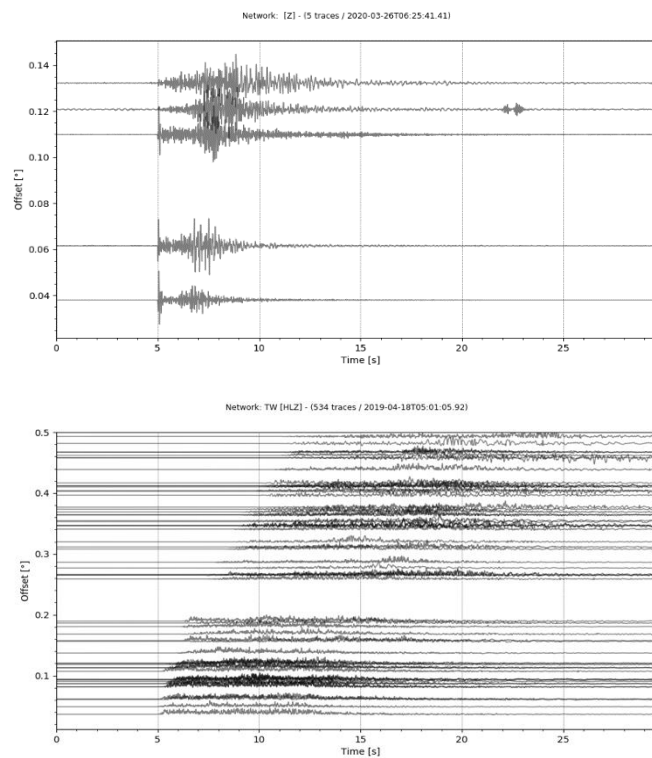


圖 4-10：繪製波型示意圖。

- 預測結果比較圖(圖 4-11)：橫軸為真實值，縱軸為模型預測值。若資料點在中間的對角線上代表模型預測與真實值相同，高於對角線為高估、反之為低估。虛線標示不同震度的區間，根據新制 10 級震度劃分震度。紅點為模型有正確預估出達到預警標準四級以上之測站。

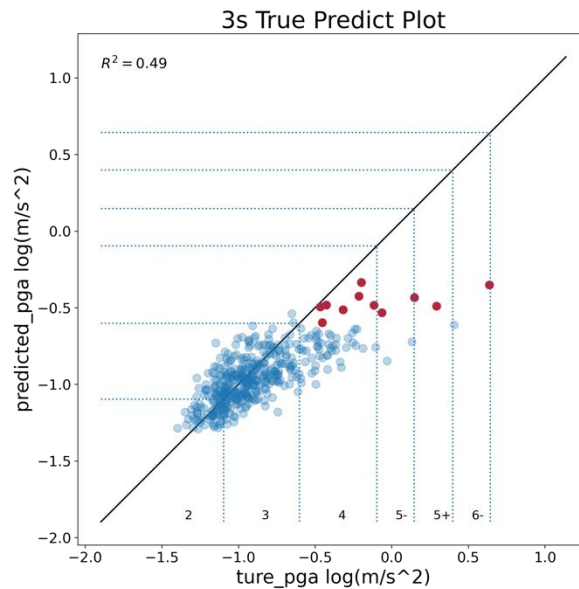


圖 4-11：預測結果比較示意圖。

- 震度分佈圖(圖 4-12)：紅色星號為震央位置，紅圈為當下 S 波預估到達範圍，灰圈為預估 P 波到達範圍，小圓圈為地震測站位置，裡面的顏色表示真實值，地圖上的填色為模型的預測值，是由模型預估所有測站位置的震度值內插而來。

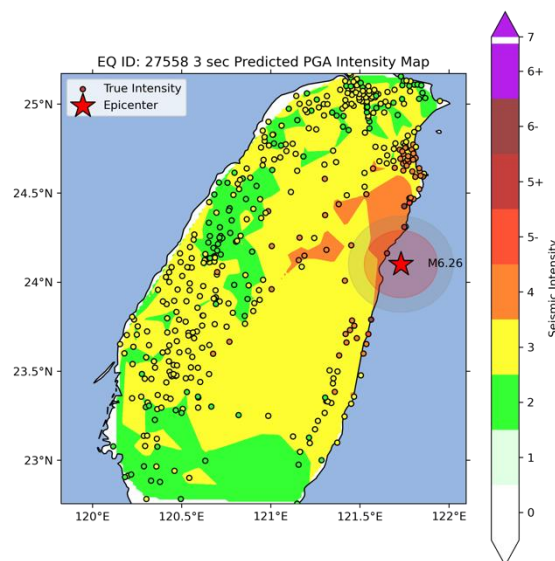


圖 4-12：震度分佈示意圖。

五、程式碼測試

初步測試先使用單一年份 TSMIP 測網的資料測試訓練是否有收斂趨勢，來判斷模型架構能否正常運作，驗證完成後就可以嘗試調整模型架構來得到更好的表現。

如圖 5-1 左所示，PGA 的預測使用至 P 波後 3 秒資料，有在對角線上呈現線性收斂的趨勢， R^2 值為 0.46。這裡使用 R^2 決定係數來評估線性趨勢，0 為 x, y 軸沒有線性關係，越接近 1 則線性關係越強。若將時間窗加長至 P 波後 10 秒，如圖 5-1 右所示，我們可以觀察到真實 PGA 與模型預測 PGA 的對應分布更加集中靠近於對角線上，迴歸 R^2 也提升至 0.69，這代表著模型預測的準確度有所提升。

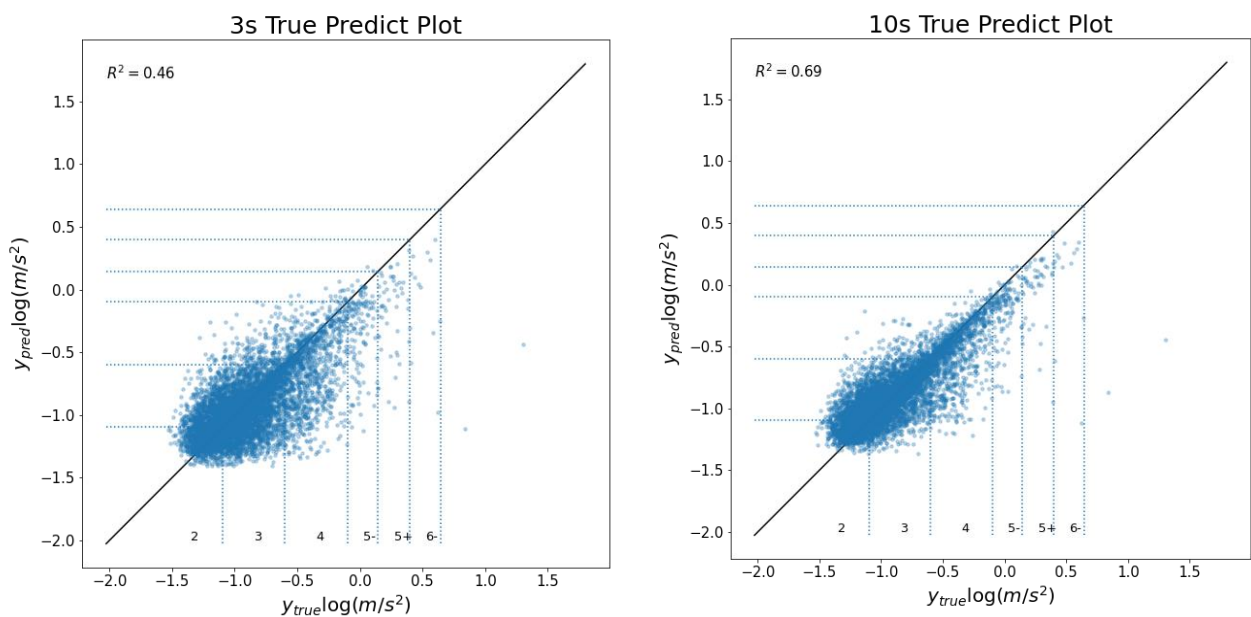


圖 5-1：左圖為 3 秒模型預測結果比較圖。右圖為 10 秒模型預測結果比較圖。

六、臺灣轉換器震度警報模型(TTSAM)

在前述章節中本年度已經將 TEAM 模型重新改寫並完成測試，並由在過去測試、訓練與改寫過程中，藉以精進 TEAM 模型也符合臺灣地區的地震參數與訓練參數權重等，稱臺灣轉換器震度警報模型”(Taiwan Transformer Shaking Alert Model，簡稱 TTSAM)。

6-1 訓練資料權重調整

在 TEAM 模型的設置上，一次最多只能看 25 個站的資料，假若有 75 個測站收到地震訊號的話，在 TEAM 模型會切成 25 站, 25 站與 25 站，成為三個子集 set A, set B 與 set C。在 TEAM 模型的機制，大於 25 個測站的資料會依序放入模型訓練，Set A, Set B, Set C。而在 TTSAM 模型則是讓近的測站的子集資料重複出現，這會讓訓練出來的模型對於離地震事件近的測站會有更佳的表现，如：每多 25 個測站會搭配一個最近的 25 站(Set A)讓前面 25 個站重複出現，藉此增加 Set A 的權重 Set A, Set B, Set A, Set C, Set A。經由測試結果，新的權重方式使預測模型準確度提升許多。

6-2 單一地震事件測試

以下分別就宜蘭外海、西南部(美濃地震)、與東南部地震事件利用 TTSAM 模型在 3、5、7 與 10 秒的預測結果與實際觀測資料進行呈現(圖 6-1 至 6-6)。從結果顯示大部分地震震度預測結果都相當不錯，唯西南部區域預測震度偏低，可能與當地區域構造有關，這也是下一階段所要釐清的重點工作(圖 6-7)。

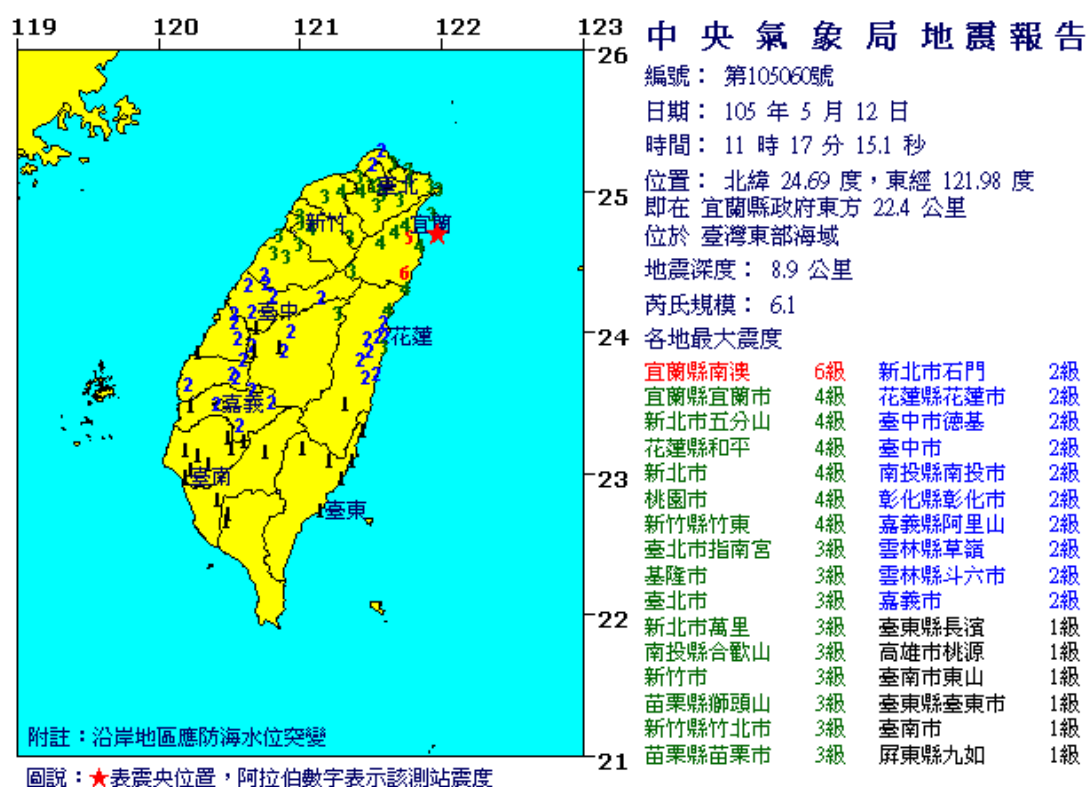


圖 6-1：宜蘭外海地震事件，時間：2016 05/12 11:17:15，規模 6.1，深度 8.9 公里

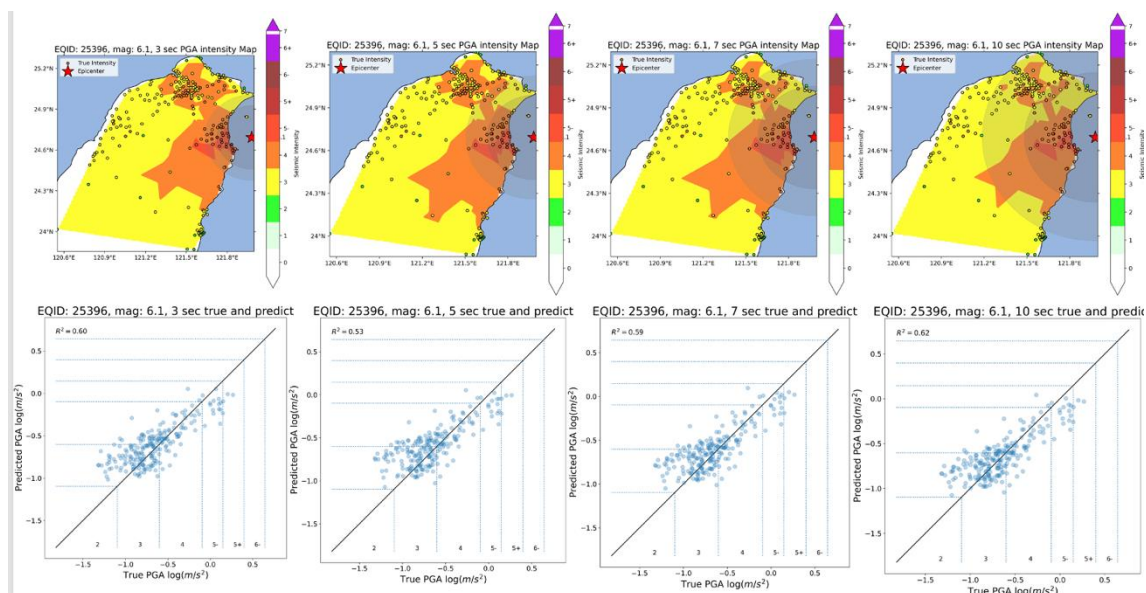


圖 6-2：TTSAM 模型在 3、5、7 與 10 秒震度預測結果。(上圖)是模型預測震度圖，陰影外內圈分別為 P 與 S 波前的位置。(下圖)從左到右是模型預測 3, 5, 7, 10 秒時間長度的 PGA 預測分布圖，分布皆顯示靠近對角 45 度線，顯示著預測良好。

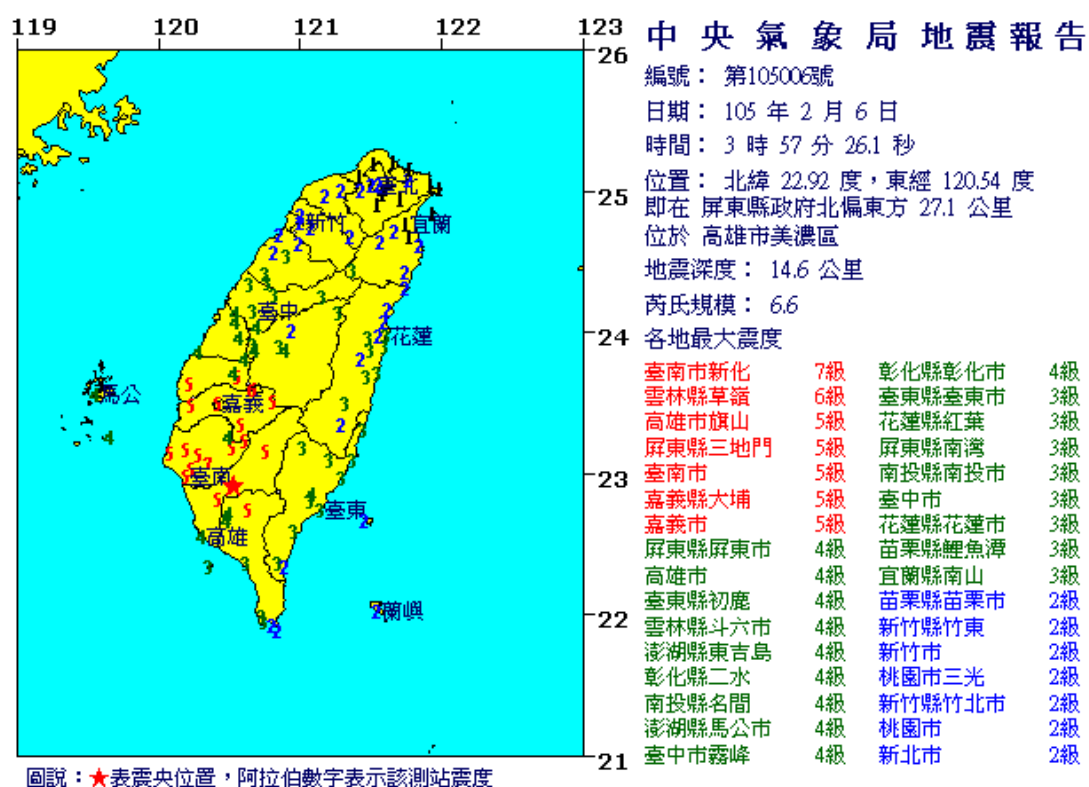


圖 6-3：美濃地震事件，時間：2016 02/06 03:57:26，規模 6.6，深度 14.6 公里

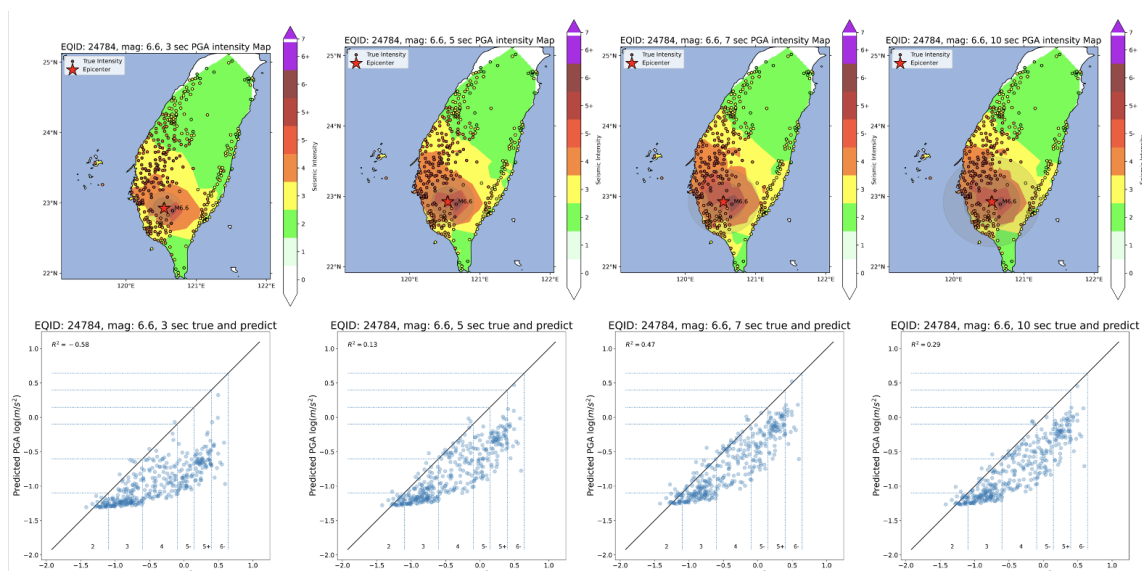


圖 6-4：TTSAM 模型在 3、5、7 與 10 秒震度預測結果。(上圖)是模型預測震度圖，陰影外內圈分別為 P 與 S 波前的位置。(下圖)從左到右是模型預測 3, 5, 7, 10 秒時間長度的 PGA 預測分布圖，PGA 有明顯低估的情況。

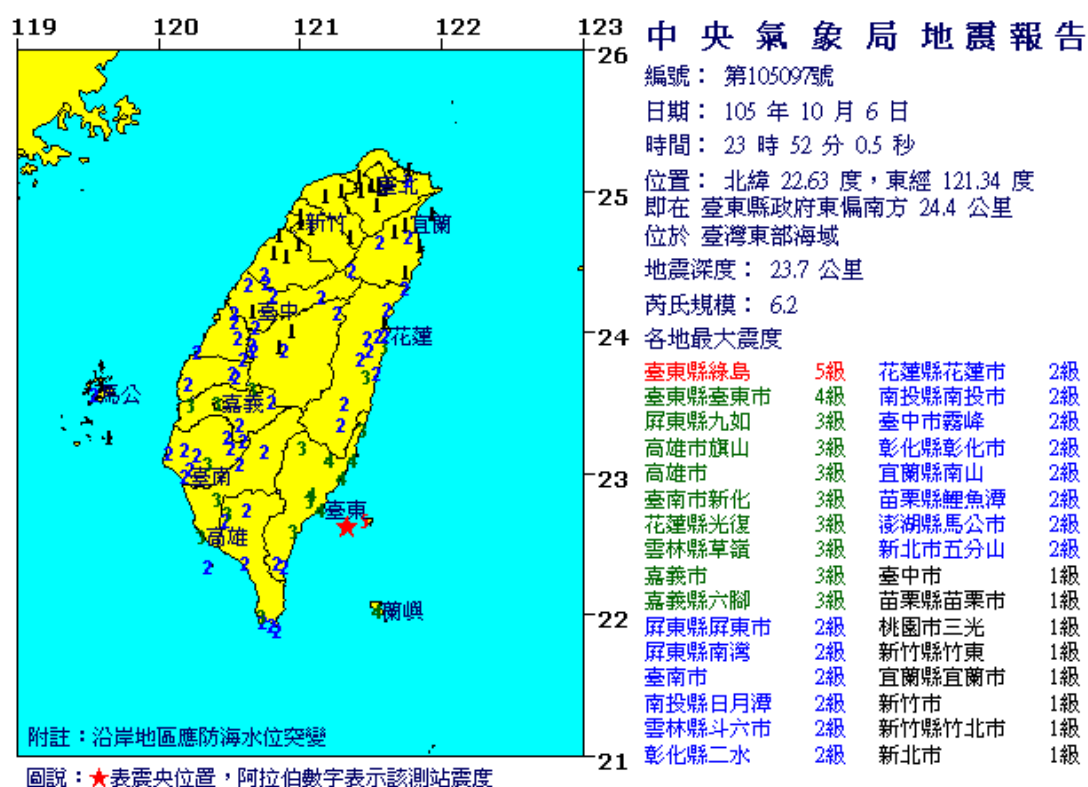


圖 6-5：東南部外海地震事件，時間：2016 10/06 23:52:00，規模 6.2，深度 23.7 公里

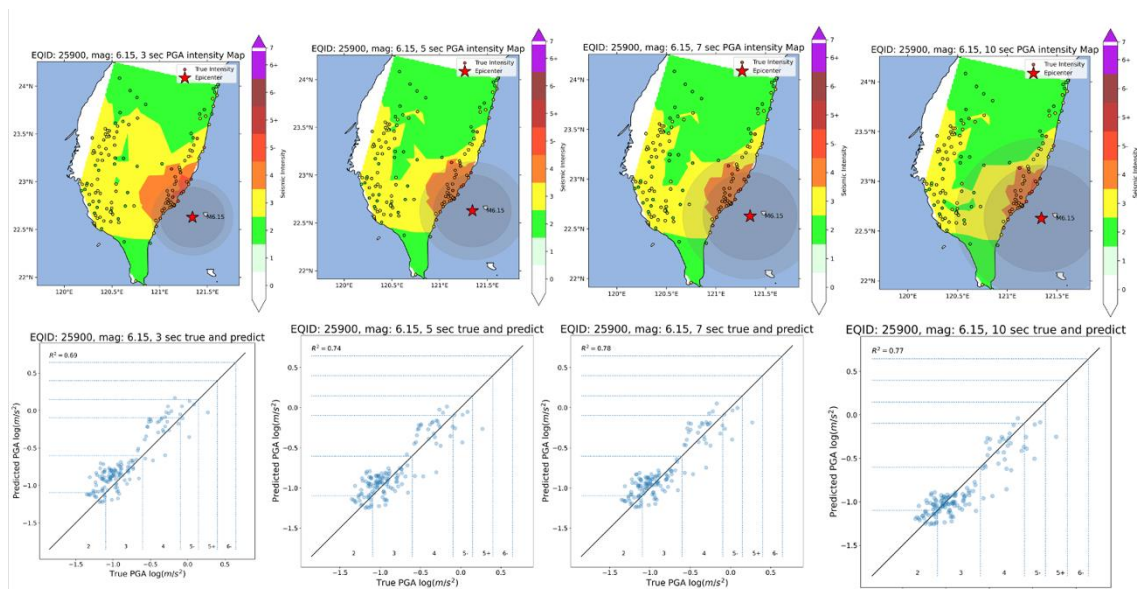


圖 6-6：TTSAM 模型在 3、5、7 與 10 秒震度預測結果。(上圖)是模型預測震度圖，陰影外內圈分別為 P 與 S 波前的位置。(下圖)從左到右是模型預測 3, 5, 7, 10 秒時間長度的 PGA 預測分布圖，分布皆顯示靠近對角 45 度線，顯示著預測良好。

測試集為 2016 年事件，紅點標示為美濃地震

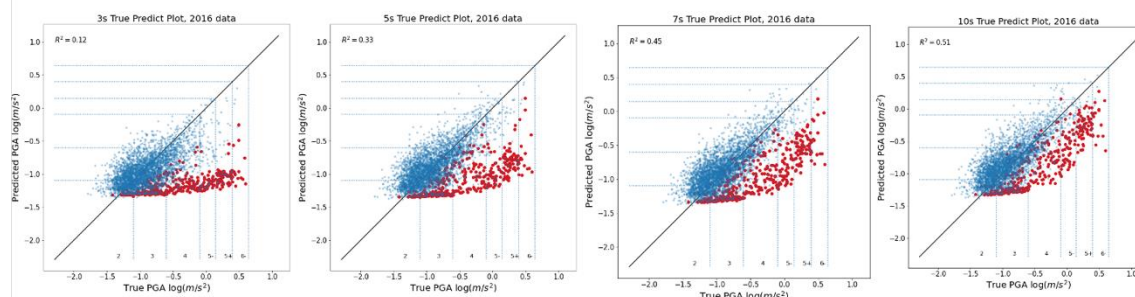


圖 6-7：整體 2016 測試集與單一美濃地震的預測結果比較圖。最初觸發測站後 3、5、7 與 10 秒震度預測結果。X 軸是真實 PGA，Y 軸是模型預測的 PGA，45 度線的代表 1:1 正確對應，藍點為 2016 年整體資料，紅點為美濃地震，模型的預測明顯低估了美濃地震的 PGA。

6-3 安裝 TTSAM 模型

已於 10/18 將 TTSAM 模型設置於氣象署伺服器中，以後可以在署內進行資料的訓練，並為明年度連接即時資料庫作準備。

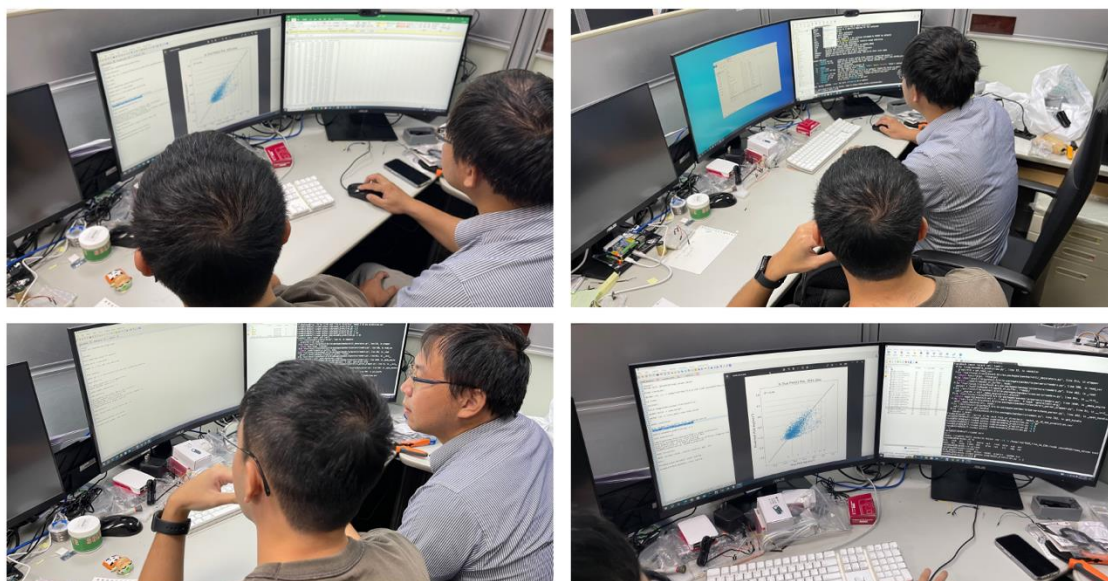


圖 6-8：2023 10/18 將這次的 TTSAM 模型設置於氣象署伺服器中。

七、未來規劃

由於 TTSAM 程式本體已改寫完成，並本團隊已在此過程中熟悉其演算法實做細節，接下來我們將開始針對其它不同資料與加入不同地球物理參數來改善模型表現：

- 利用多種資料來源訓練 TTSAM 模型

現階段我們僅利用 TSMIP 網的地震 PGA 資訊訓練 TTSAM 模型，未來將引入氣象署 CWASN 強震網所記錄之 PGA 資料強化訓練集完整度。另一種可利用至訓練階段的資料為測站 PGV 資料，這將涵蓋到速度型與短週期地震站，例如氣象署 CWASN 短週期與寬頻站與中研院地球所 BATS 寬頻地震網。

- 增加 Vs30 來修正場址效應

美濃地震在 TTSAM 模型中有低估的情況，推測與西部沈積層的場址效應有關，預計加入 Vs30 資料來進行場址效應因子討論，藉以訓練符合西部地震參數的 TTSAM 模型。

- 連接氣象署即時資料庫

此為明年度之最主要目標，進以完成即時 TTSAM 系統。

八、參考文獻

- Allen, R. M., & Melgar, D. (2019). Earthquake early warning: Advances, scientific challenges, and societal needs. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 47, 361-388.
- Kriegerowski, M., Petersen, G. M., Vasyura-Bathke, H., & Ohrnberger, M. (2019). A deep convolutional neural network for localization of clustered earthquakes based on multistation full waveforms. *Seismological Research Letters*, 90(2A), 510-516.
- Lomax, A., Michelini, A., & Jozinović, D. (2019). An investigation of rapid earthquake characterization using single-station waveforms and a convolutional neural network. *Seismological Research Letters*, 90(2A), 517-529.
- Mousavi, S. M., & Beroza, G. C. (2020). A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation. *Geophysical Research Letters*, 47(1), e2019GL085976.
- Mousavi, S. M., & Beroza, G. C. (2019). Bayesian-deep-learning estimation of earthquake location from single-station observations. *arXiv preprint arXiv:1912.01144*.
- Münchmeyer, J., Bindi, D., Leser, U., & Tilmann, F. (2021). The transformer earthquake alerting model: A new versatile approach to earthquake early warning. *Geophysical Journal International*, 225(1), 646-656.
- Otake, R., Kurima, J., Goto, H., & Sawada, S. (2020). Deep learning model for spatial interpolation of real-time seismic intensity. *Seismological Society of America*, 91(6), 3433-3443.
- Wu, Y. M., Teng, T. L., Shin, T. C., & Hsiao, N. C. (2003). Relationship between peak ground acceleration, peak ground velocity, and intensity in Taiwan. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93(1), 386-396.

附錄一、HDF5 資料集結構

HDF5 資料集的結構如下：

- data
 - EQ_ID：該地震事件的編號
 - p_picks(int(測站數,))：P 波所在的 index
 - pga(float(測站數,)) 最大加速度值
 - pga_time(int(測站數,))：PGA 所在的 index
 - pgv(float(測站數,))：最大速度值
 - pgv_time(int(測站數,))：PGV 所在的 index
 - start_time(str(測站數,))：起始時間，時間格式為 isoformat
 - station_location(np.array(測站數, 3))：測站緯度、經度、深度
 - station_name(str(測站數,))：測站名稱
 - traces(np.array(測站數, 6000, 3))：測站原始波形
- metadata
 - event_metadata(Dataframe)
欄位：EQ_ID, year, month, day, hour, minute, second, lat, lat_minute, lon, lon_minute, depth, magnitude, nsta, nearest_sta_dist
 - trace_metadata(Dataframe)
欄位：EQ_ID, year, month, day, hour, minute, second, station_name, intensity, epdis, pga_z, pga_ns, pga_ew, record_time, file_name, instrument_code, start_time, sta_angle, p_picks, s_picks, pga, pga_time, pgv, pgv_time

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究(III)

子計畫二

整合近即時地震參數解算提升區域型地震預警系統之 時效與準確度

黃信樺 郭俊翔 鄭雲澤
中華民國地球物理學會

摘要

區域型地震預警系統—即利用最早收到地震 P 波訊號的少數測站對地震規模及後續較具災害性之 S 波震幅大小進行快速的預判—是現今地震防、減災最主要與唯一可行的方法。其過程包括震源參數的解算(如規模、位置)與震度(即地動程度)的預估兩部分。台灣現行區域型地震預警系統對於島內地震的平均發報時間約在 16 秒左右；島外地震則約 23 秒。若要再進一步提升效能，需要加入其他震源參數來提高地動預估的精準度，例如近年的數個中大型地震中(如 2016 年美濃地震與 2018 年花蓮地震)，都發現強烈的破裂方向性，會造成局部地區超出預期的震度與破壞。本計畫的目標即在發展與提供快速穩定近即時的破裂方向性估算，提升強地動的預估能力，降低預警時盲區的發生。利用在前期計畫發展的點源全空間近場地動反演，我們能在十數秒內得到穩定的破裂方向性與較準的地動預估，但對如 2022 年池上地震等芮氏規模接近 7 的大型地震的近斷層區域仍然有相當程度的低估。本期計劃在前半年將原本點源的全空間近場地動反演改良為加入斷層長度考量的線源反演，改善了近斷層區域的地動預估；並在下半年測試比較新一代的地動模型(Chao et al., 2020)，其考量更多可變參數與更精細的 Vs30 場址修正項。結果發現在中、遠場地動預估有進一步的改善，但對近場的高地動值的擬合仍有改進空間，有待進一步的檢驗與探討。

關鍵字：地震預警、地震破裂方向性、地動放大效應、強地動警報

Abstract

Regional earthquake early warning system (EEWS), which utilizes P-wave signals recorded by first few stations to rapidly estimate the earthquake magnitude and upcoming large S-wave shaking, is the primary means to mitigate earthquake hazards nowadays. Two main components of the system are estimation of source parameters (e.g. magnitude and location) and prediction of intensity (i.e. shaking levels). Currently, Taiwan EEWS can issue reports within 16 s and 23 s for inland and offshore events, respectively. To further the performance, a key is to obtain fast and robust information

on source parameters for increasing accuracy of ground motion prediction. One of such source parameters is the rupture directivity, which has been widely observed a number of recent earthquakes with $M_L > 6$ (e.g. 2016 Meinong earthquake and 2018 Hualien earthquake) and caused directional strong shaking and unexpected damage. The objective of the project is to estimate and provide fast and robust source parameters (e.g. earthquake location and rupture direction) to improve the accuracy of the EEW alerts and reduce the blind zones. With the near-field ground motion inversion method previously developed, we demonstrate that including rupture directivity gives improved ground motion estimation in most cases but underestimates the near-fault strong ground motions for the 2022 Chihshang earthquake with magnitude close or above 7. We therefore modify the previous point-source inversion method to a line-source inversion one accounting for empirical fault length information to overcome the issue in the first half of the year. In the second half of the year, we test and compare a new-generation ground motion model (Chao et al., 2020) with more tunable parameters and higher-resolution Vs30 site term correction for ground motion prediction. The results show further improvement mainly in mid-to-far field prediction. There is still a room to improve for the near-field prediction and will be the topic for further investigation.

Keywords : Earthquake early warning, Rupture directivity, Ground motion amplification, Shake alert

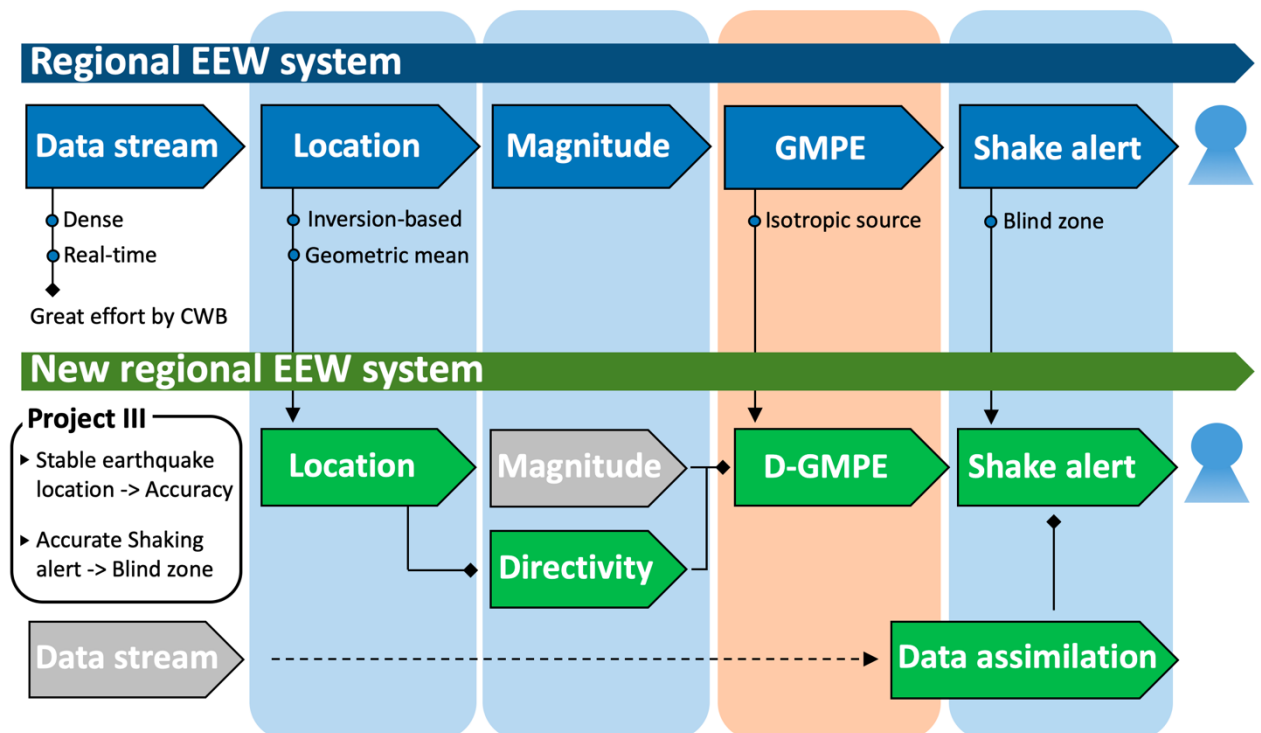
一、研究背景與目的

地震預警系統——即利用最早收到地震 P 波訊號的少數測站對地震規模及後續較具災害性之 S 波震幅大小進行快速的預判——是現今地震防、減災最主要與目前唯一可實行的方法，又分為現地型與區域型兩類(Allen et al., 2009)。臺灣的區域型地震預警系統對於發生在島內的地震平均發報時間約可在 16 秒左右；發生在島外的地震約 23 秒，成效良好。但基於新一代地震網(CWBSN)的建立、井下地震網的擴建、及強地動測站網資料傳輸逐步的即時化。大量的即時資料加上近期如機器學習(Machine learning, Kong et al., 2019)、資料同化(Data assimilation, Hoshiba and Aoki 2015; Furumura et al., 2019)等新興演算法進入地球科學領域，讓我們有機會進一步提升地震預警的時效與準確度，協助建立新一代的地震預警系統。

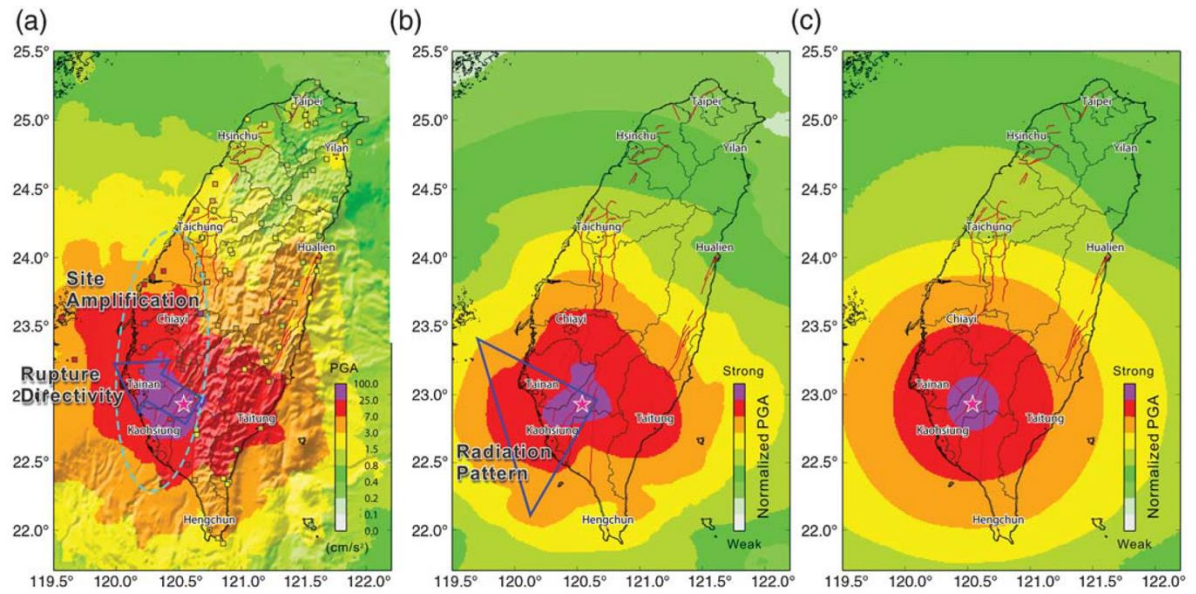
在現行地震預警系統的時效上可以分成三個部分來探討。一是傳輸時間，由於不論是前端的資料傳輸或後端對使用者發布訊息的傳輸時間主要取決於硬體設備與通訊協定，以現今成熟的資訊設備與技術，能改進的空間已經相當有限。二是反應時間，即自地震發生到第一個收到訊號的測站的時間，這部分只能依靠測站網的密度，現行除少部分山區與外海，氣象署升級與建立的新一代即時傳輸測站網(Real time network)，其測站密度的提高預計將可幫助縮短這部分的時間。第三部分則是計算時間，預警系統的計算流程包括(1)地震定位、(2)地震規模估算、以及(3)以地動衰減式預估目標場址的最大地動加速度(Peak Ground Acceleration, PGA)或震度(Intensity)，最後依據震度來發布不同程度的警報(圖一)。在地震定位的第一階段，本計劃發展並提出沃羅諾伊圖分區網格搜尋法，來兼顧早期定位的時效與準確度，改善現行預警系統幾何中心法(Chen et al., 2019)對外海的地震容易有較大誤差的問題。地震規模的估算依照現行預警系統的 P_d 經驗式。第二階段的計畫則著重在提升震度預估準確度的另一個重要課題——對非點源震源特性(Finite source)的考量與掌握。近年數個中大型地震如 2016 年的美濃地震、2018 年的花蓮

地震，以及 2022 年 9 月 18 日甫在縱谷南段發生的池上地震，皆展現強烈的破裂方向性(Jan et al., 2018; Huang and Huang, 2018)，放大特定方位或局部地區的地動程度，因而造成超出預期的震度與破壞(圖二。Lee et al., 2016)。為此，我們利用氣象署新一代地震網的資料首先驗證了 Jan et al. (2018)的方向性衰減式回歸法的可行性，並進而提出全空間近場地動反演的方式來直接求取方向性地動放大倍率函數，來套用現行地動衰減式與場址修正項進行遠場地動的預估。初步結果新方法確實能改進遠場的地動預估。

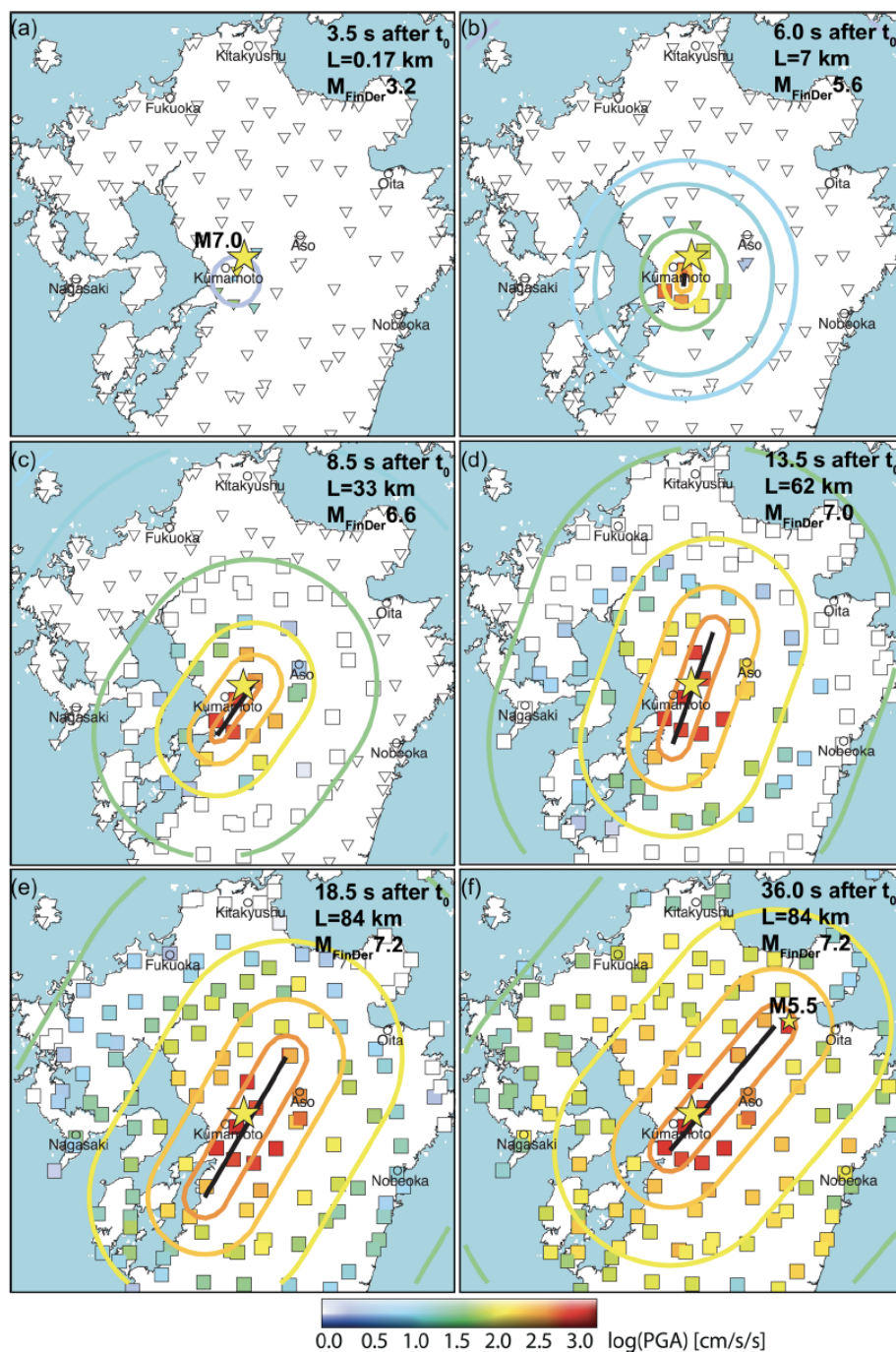
本年度的計畫目標是接續上階段的成果，優化全空間近場地動反演法，並進入實際比較與探討現行地震預警系統使用之地動衰減式的成效。本計劃在前半年針對 2022 年 9 月 18 日池上地震斷層破裂長度過長而無法以點源進行準確地動預估的情形，選出 2012 年至 2022 年芮氏規模大於等於 6.0 的 11 筆島內的地震事件，進行加入方向性線源(Line source w/ directivity)的全空間近場地動反演法，來與傳統點源(Point source)與方向性點源(Point source w/ directivity)的地動預估做分析比較。如同日本 M7.0 熊本地震的例子(圖三。Bose et al., 2018)，方向性線源的反演結果能有效改進規模大於 6.5 以上地震的地動預估。另有鑒於新一代地動衰減式的進展(Lin et al., 2011; Chao et al., 2020; Phung et al., 2020)，以及更加詳盡的場址資料(如 Vs30)的建立(Kuo et al., 2012; Chen et al., 2021)，下半年我們發展的全空間近場地動反演法結合測試新的地動衰減式(Chao et al., 2020)與 Vs30 場址修正的效能，結果顯示多數地震有進一步的改善，但也有些地震的地動預估仍有進步空間，還需後續深入的分析探討。



圖一、研究計畫時程與規劃。(上) 現行地震預警系統流程。(下) 針對不同的環節之研究目標；今年進行到第三階段(橘色區塊)，將優化破裂方向性與地動衰減式的整合與效能。



圖二、2016 Mw6.4 美濃地震最大地動加速度圖模擬。(a)考慮三維速度構造與震源破裂過程的模擬結果，(b)和(c)為考慮震源機制與僅視為點震源的模擬結果，使用半空間均質速度模型。

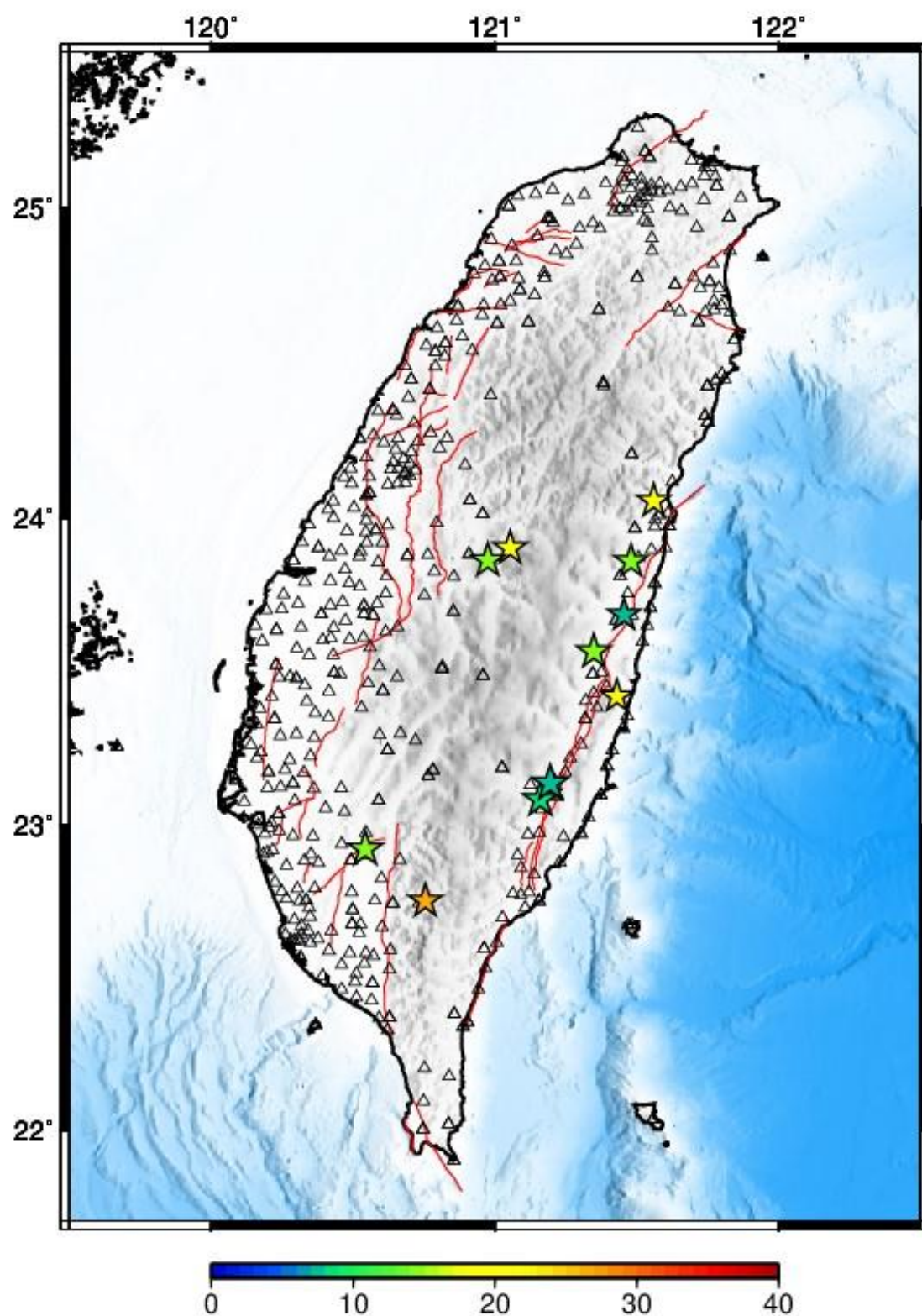


圖三、日本 M7.0 熊本地震的有限斷層強地動擬合分析。倒三角形為 220 個使用的 K-Net 和 KIK-net 的測站。正方形為經有限斷層模型預估地動值超過 $37\text{ cm s}^{-1}\text{ s}^{-1}$ 的測站。黑色實線為擬合之最佳斷層長度。彩色實線為預估之地動值分佈。(a-f) 呈現至發震後 3.5 秒到 36 秒的結果。

二、資料收集與處理

本年度計畫延續優化發展全空間近場地動反演法。針對 2022 年 9 月 18 日池上地震斷層破裂長度過長(自池上到玉里)而無法以點源進行準確地動預估的情形，我們在發展的全空間近場地動反演中加入了線源(Line source)的考量，與前期計畫的點源(Point source)反演地動預估進行比較分析。資料的選取主要是基於前期計算地震破裂方向性的 25 筆中大型地震事件，進一步篩選芮氏規模大於 6.0 的事件，共 11 筆來進行分析。篩選條件為(1)發震時間在 2012-2022 年間、(2)芮氏規模大於等於 6.0、(3)震源深度淺於 50 公里、(4)測站分布至少包覆兩個象限以上(空餘角小於 180 度)。測站以逐步更新即時傳輸的 TSMIP 強震網為主，在 2012 年後約 540 站 (圖四)。

所有測站資料皆轉換至加速度，對三軸分量進行平方相加開根號(三軸向量合)後取每次計算時窗內的最大地動加速度值(PGA)來進行地振動的內插和分析。近場地動資料的半徑設定為 25 公里，此距離在 Jan et al. (2018)與前期計畫的測試下，無論是 P-alert 測站網還是氣象署 TSMIP 測站網都有不錯的表現，故而沿用。由於使用最大地動速度值(PGV)與 PGA 的結果相近，本報告皆以 PGA 來呈現分析結果。



圖四、本計劃所選用 2012-2022 年芮氏規模 (M_L) 大於 6.0 以上的地震事件分佈，經條件篩選共 11 筆 (星號)。顏色代表震源深度。黑色三角形為氣象署有即時資料傳輸的測站分佈。

三、研究方法

3.1 地震破裂方向性函數與全空間近場地動反演

在 Boatwright(2007)與 Convertito et al. (2012)的研究中，提出地震破裂經遠場近似簡化的方向性函數(C_d)，假定點源的圓形破裂模式來描述破裂方向性對地動值在不同方向上的放大程度(Boatwright, 1982)：

$$C_d = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{(1+e)^2}{(1-\alpha \cos \vartheta)^2} + \frac{(1-e)^2}{(1+\alpha \cos \vartheta)^2}},$$

(1)

其中 α 是破裂速度與 S 波速度之比值、 ϑ 是測站方位與破裂方向之夾角、 e 則是描述單向破裂程度的參數(圖五)。若為單向破裂則 $e=1$ ，地動的放大會呈現單一峰值(圖五 b 與 d)。地震破裂的速度越快，則造成的放大效應越強(圖五 a 與 c)。Jan et al. (2018)將解算的 15 個地震各方位角回歸之斜率相對於破裂方向繪出，發現多數地震的方向性衰減特性確實可以用破裂方向性函數來描述，如圖五 e 所示，在 0 度(即破裂方向)呈現主要放大峰值，有些地震在 180 度有局部峰值，代表 $e < 1$ ，即非單純的單向破裂(如圖五 d 紅色線)。

由於近場(震央距 25 公里內，Jan et al., 2018)地動值在各方向上的變化可以用破裂方向性函數來描述，我們發展了一套利用全空間的近場地動分布來進行方向性震源參數反演的方法。採用現行地震預警系統使用之 Hsiao et al. (2006)的地動衰減式(簡稱 Hsiao06)

$$PGA^{pred} = 1.657 \times e^{1.533 \times M} \times r^{1.607} \times S_i$$

(2)

其中 M 、 r 、 S_i 分別代表地震規模(M_L)、震源距與場址修正項。

誤差函數 ϵ 則定義為震央距 25 公里內去平均的觀測地動值與去平均的理論地動值(得自式 2)乘上 C_d 得到具破裂方向性的理論地動值分佈

$$\epsilon = (\log PGA^{obs} - \log \overline{PGA}^{obs}) - (\log PGA^{pred} - \log \overline{PGA}^{pred}) \times C_d(\theta, \alpha, e)$$

(3)

最小化其與即時資料每秒內插出來的觀測地動值的差值，得到最佳的破裂速度比值 α 與破裂方向 ϑ (圖五 c)，再套回 C_d ，乘上公式 2，即可進行遠場的地動預估。

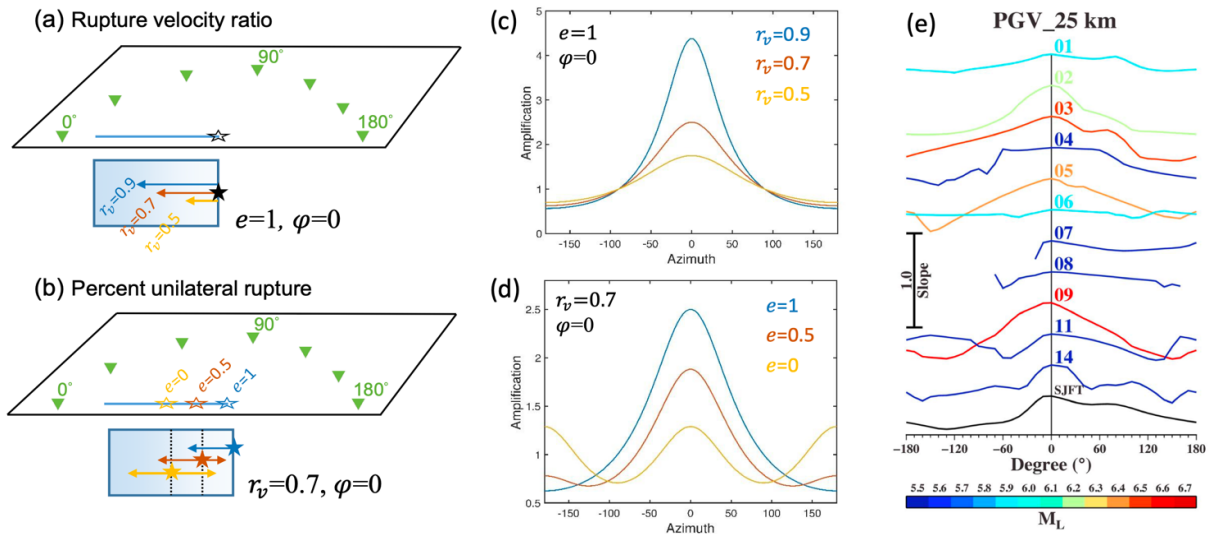
以去年 9 月 18 日的池上地震的結果來看，我們發現雖然加入破裂方向性的 PGA 預估值比之點源的結果有所改善，但還是相當程度地低估了北邊玉里附近實際地動值(圖七中排)。考慮到 6.8 的規模，這可能與發震斷層面實際延伸到玉里附近的破裂長度有關，要更準確的預估像池上地震這樣的大地震的 PGA 分佈，除了破裂方向性，破裂長度的估算也是另一個須考慮的非點源震源特性(圖三。Bose et al., 2018)。因此，本計畫前半年改良加入了線源的全空間近場地動反演，計算流程如下：

- (1) 將預警系統在地震定位階段給出的 M_{Pd} 套入規模-斷層長度經驗式(Wells and Coppersmith, 1994)，得到斷層長度 L 。
- (2) 除搜尋破裂方向(ϑ)與破裂速度比值(α)外，增加搜尋單向破裂比例(e)。
- (3) 進行全空間近場地動擬合(公式 2 與 3)。擬合時以破裂方向 ϑ 為斷層走向，依單向破裂比例 e 分配斷層 L 在震源兩側的長度，再將公式 2 的震源距 r 改為最短

斷層距（圖六）來計算 PGA。

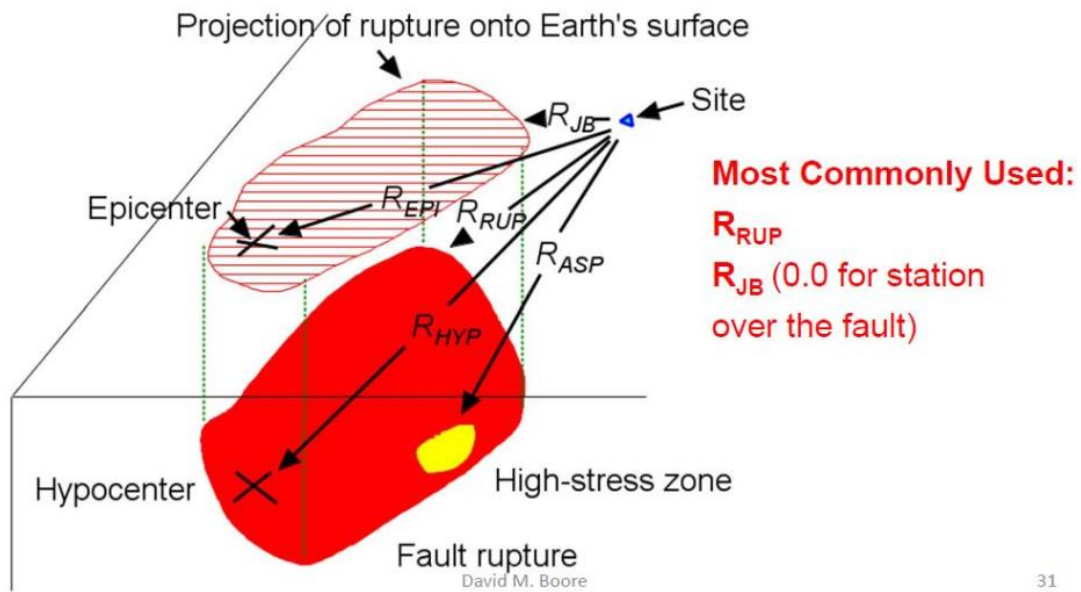
(4) 由近場地動值擬合得到之最佳參數(ϑ, α, e)，同樣透過公式 2 來預估遠場 PGA，與最終實際觀測之 PGA 做比較。

如圖七下排所示，方向性線源因為實際考慮了斷層長度，能更好地預估玉里一帶的高地動值，整體不管在空間分佈上還是數值比較上都與觀測地動值更為接近。破裂速度比值也從方向性點源擬合的 0.7 降到 0.5，顯示將斷層長度考慮進來也會改變震源物理的參數。至於芮氏規模在 6.0 附近或以下的地震，由於斷層長度尚短，方向性點源與方向性線源的結果沒有太大的差異。由於線源反演能同時處理大、小地震，我們後續以線源反演來進行分析。



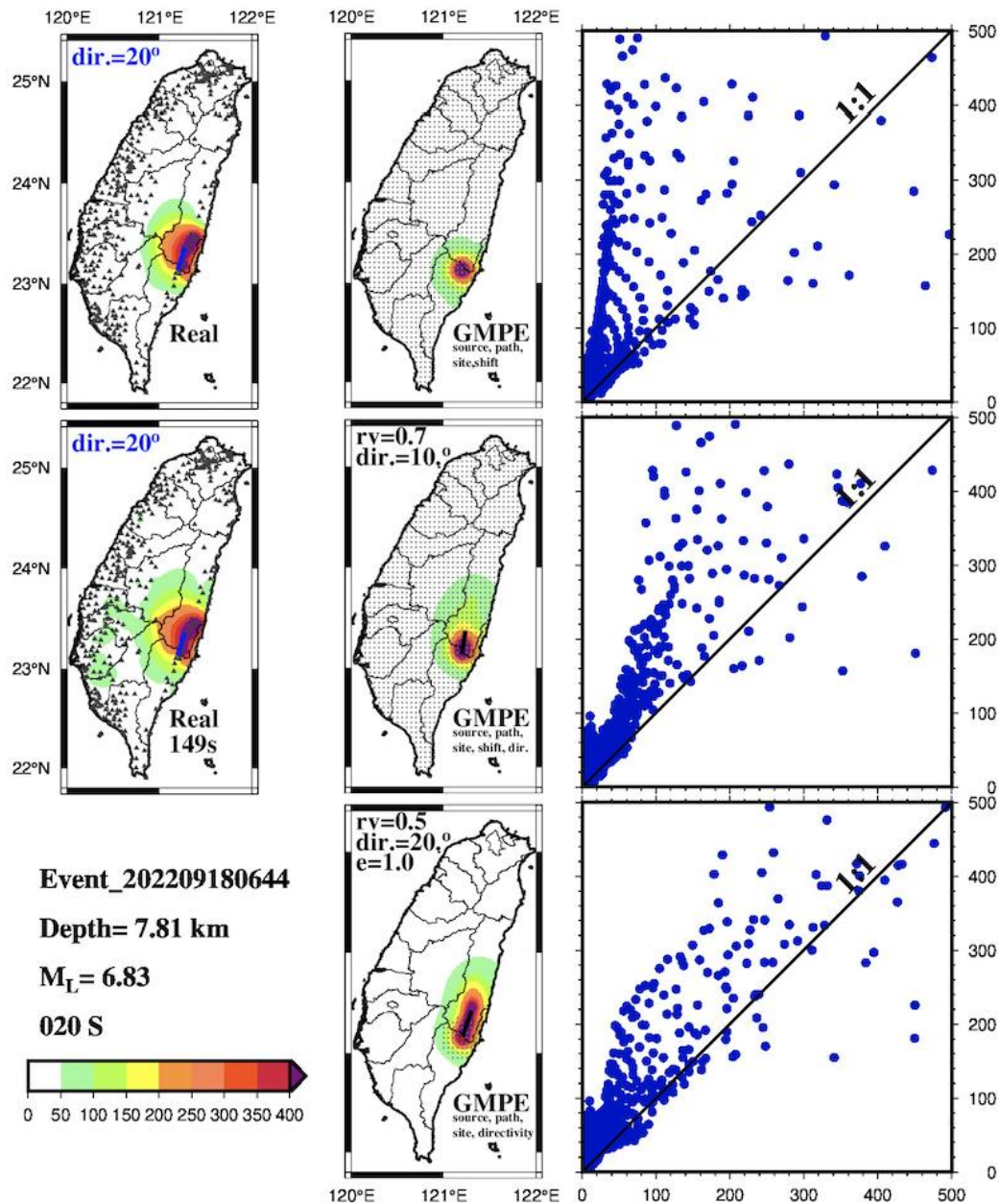
圖五、破裂方向性函數(Cd)的放大倍率模擬。(a)和(b)分別為不同參數的測站與斷層破裂幾何示意圖。(c)和(d)則是測試不同參數值的對應模擬結果。圖中的 r_v 和 φ 對應文中的 α 和 ϑ ，分別代表破裂速度與 S 波速度之比值與測站方位與破裂方向之夾角； e 為描述單向破裂程度的參數。(e)為 Jan et al. (2018)所測試的 15 個臺灣島內中大型地震，各方位角衰減式回歸之斜率相對破裂方向的結果(0 度代表破裂方向)。曲線顏色代表芮氏規模(M_L)。

- Distance – not all measures useful for future events



31

圖六、各種距離的定義（取自 D.M. Boore 網站）。



圖七、2022 年 9 月 18 日池上地震傳統點源、方向性點源與方向性線源的地動預估比較結果。左上與左中為 20 秒與最終觀測三軸向量合 PGA 的分佈。中間上、中、下圖依序為三種不同方法在 20 秒時預估全島最終 PGA 分佈的結果。右欄則為相對應的實際-預估 PGA 值的散點圖。

3.2 Chao20 地動模型之簡介

數年前國研院國家地震工程研究中心執行「臺灣地震危害高階模型計畫 (SSHAC Level 3)」，為符合國際最新研究趨勢與地震危害度分析需求，在該計畫下建立臺灣本土的地動資料庫並採用最新分析技術，開發了兩組符合臺灣區域特性的地震動模型(GMM)，分別為 Phung et al. (2020a; 2020b)和 Chao et al. (2020)。這些新一代的地動模型和氣象署現行地震預警系統使用的 Hsiao et al. (2006)模型已有顯著的差異，如新一代的地動模型依孕震構造特性將地震分為三大類，分別為地殼地震(Crustal)、隱沒帶板塊間地震(Subduction interface)、隱沒帶板塊內地震(Subduction intraslab)；此外，新一代地動模型也採用更能反應地震學原理的方程式來模擬各種效應。

本計畫在後半階段使用 Chao et al. (2020)地動模型，搭配全空間近場地動反應並結合破裂方向性函數來進行地動預估，該地動模型使用不同的數學方程式描述地震動的震源、路徑和場址等效應。圖八為 Chao20 地動模型的函數形式概要 (Summary of Function Form)，此概要羅列出 Chao20 地動模型的函數架構(Function form)及其參考譜加速度(Reference spectral acceleration) $\ln S_a^{ref}$ ，在參考譜加速度中可根據旗標(flag)的切換來選擇不同震源機制與震源種類，包括逆斷層($F_{cr,ro}$)、正斷層($F_{cr,no}$)、走向斷層($F_{cr,ss}$)、隱沒帶板塊間($F_{sb,inter}$)、隱沒帶板塊內($F_{sb,intra}$)、主震或餘震(F_{as})、琉球或馬尼拉隱沒帶(F_{manila})等選項；也有旗標可選擇不同方式得到的場址條件($F_{measured}$; $F_{geology}$; $F_{seismic}$)。其中的 $c_1 \sim c_{28}$ 代表各項之係數。

在震源尺度項(Source scaling term) S_{source} 中，將地殼與隱沒帶地震的規模尺度律($S_{mag,cr}$; $S_{mag,sb}$)分開考慮，在公式中的 u 為一個 Heaviside 函數；同時加入發震構造的深度尺度函數(S_{Ztor})，使用參數 Z_{tor} 代表發震構造上緣至地表的深度。在此地動模型中使用震矩規模(M_w)，因此在應用時需要能快速提供 M_w 數值。在路徑尺度項(Path scaling term) S_{path} 中，則考慮幾何擴散(S_{geom})和非彈性衰減(S_{anel})的效應，因為地殼地震和隱沒帶地震的震波路徑差異很大，在此模型中也分開考慮($S_{geom,cr}$; $S_{geom,sb}$)。方程式中的 H 為有限斷層項(Finite-fault term)，負責控制震度的近距離飽和現象，在地殼地震中設為一定值，但在隱沒帶地震中則為一個規模相依的函數。在此模型中的距離為最短斷層距(R_{rup})，其定義為測站到一個有限斷層的最短距離(圖六)，和地震學上慣用的震央距(R_{epi})或震源距(R_{hypo})不同，和 R_{JB} (測站至斷層投影至地表的最短距離)兩者為目前地動預估上最常使用的距離測量方式，當震源為有限斷層時計算 R_{rup} 會較為耗時。在場址尺度項(Site scaling term)中考慮線性及非線性場址效應 $S_{site,lin}$ 和 $S_{site,non}$ ，採用 V_{s30} 及 $Z_{1.0}$ 兩種場址參數，分別代表近地表 30 公尺內的平均剪力波速以及地表至剪力波速大於 1.0 公里/秒地層的深度。Chao20 模型和近年國外絕大多數的地動模型相同，主要採用 V_{s30} 作為場址參數來反應地震動的場址效應，這也是一個和現行地震預警系統採用方法(Hsiao et al. 2006)的主要差異。

此外，Chao20 模型公式中包括了 δ_e 、 δ_s 和 δ_r ，分別代表地震事件、地震測站和地震紀錄的殘餘值分佈，因為現今的地動模型仍無法完美的描述真實地動紀錄，資料與模型之間的誤差要實際呈現作為使用者的重要參考，並會在危害度分析中考量，這個概念和早期常將考慮震源及距離之後的誤差值全部假設為測站場址效應的觀念不同，雖然正確地考慮地動模型的不確定性在地震危害度中相當重要，但在本研究中目前僅考慮預估值的中位數。

簡言之，使用 Chao20 地動模型時，和期中報告評估方式之差異在於：(1)使用震矩規模、(2)需要對各測站計算 R_{rup} 、(3)需要各測站的場址參數(V_{S30} 及 $Z_{1.0}$)。Chao et al. (2019)已嘗試使用 Chao20 模型結合簡化方向性函數(C_d)評估斷層破裂方向性並計算相關參數，確實獲得不錯之成效。在本期末報告中，我們採用同樣 11 個地震事件進行模擬評估，假設已知震矩規模、能計算最短斷層距、也具備全空間近場地動反演所得之破裂參數，場址參數 V_{S30} 則由過去研究成果(Kuo et al. 2012; Chen et al. 2020)空間內插而得，測站之 $Z_{1.0}$ 為觀測分析或可由經驗式快速推估而得(Kuo et al. 2017)。

使用 V_{S30} 而非 S_i 作為場址項有許多好處，以本研究 EEW 相關方面而言，受惠於高密度全臺 V_{S30} 地圖(Chen et al. 2020)，預估虛擬測站的空間格點密度可望由目前 0.05 度(約 5 公里)快速提昇至 500 公尺。且根據最新研究(Chao et al. 2021)，相較於 V_{S30} 是經由推估而得的測站，具有實測 V_{S30} 的測站之殘餘值標準差可以降低約 20%，故若未來測站實測 V_{S30} 的數量增加，則採用本方法預估的地動值準確度可望再次提昇。

Summary of Function Form

Function Form of Proposed Ground Motion Model

$$\ln S_a = \ln S_a^{ref} + S_{source} + S_{path} + S_{site,lin} + S_{site,non} + \delta_e + \delta_s + \delta_r = S_{path} + S_{site,non} + E_e + S_s + \delta_r$$

$$E_e = E^{ref} + S_{source} + \delta_e$$

$$S_s = S^{ref} + S_{site,lin} + \delta_s$$

Reference Spectral Acceleration

$$\ln S_a^{ref} = E^{ref} + S^{ref}$$

$$E^{ref} = c_1 F_{cr,ro} + c_2 F_{cr,ss} + c_3 F_{cr,no} + c_4 F_{sb,inter} + c_5 F_{sb,intra} + c_6 F_{as} + c_7 F_{manila}$$

$$S^{ref} = c_{26} F_{measured} + c_{27} F_{geology} + c_{28} F_{seismic}$$

Source scaling term

$$S_{source} = S_{mag} + S_{Ztor}$$

$$S_{mag} = S_{mag,cr} F_{cr} + S_{mag,sb} F_{sb}$$

$$S_{mag,cr} = c_8 (M_w - M_w^{ref}) + c_{10} (M_w - M_w^{ref})^2 - c_{10} (M_w - 7.6)^2 u(M_w - 7.6) + c_{11} (5 - M_w) u(5 - M_w)$$

$$S_{mag,sb} = c_9 (M_w - M_w^{ref}) + c_{12} (5 - M_w) u(5 - M_w) + c_{13} (6 - M_w) u(6 - M_w)$$

$$+ c_{29} F_{sb,inter} (M_w - M_c) u(M_w - M_c) + c_{30} F_{sb,intra} (M_w - M_c) u(M_w - M_c)$$

$$S_{Ztor} = c_{14} F_{cr} (Z_{tor} - Z_{tor,cr}^{ref}) + c_{15} F_{sb,inter} (Z_{tor} - Z_{tor,sb,inter}^{ref}) + c_{16} F_{sb,intra} (Z_{tor} - Z_{tor,sb,intra}^{ref})$$

Path scaling term

$$S_{path} = S_{geom} + S_{anel}$$

$$S_{geom} = S_{geom,cr} F_{cr} + S_{geom,sb} F_{sb}$$

$$S_{geom,cr} = [c_{17} + c_{19} (M_w - M_w^{ref})] \ln \left(\frac{\sqrt{R_{rup}^2 + H^2}}{\sqrt{(R_{rup}^{ref})^2 + H^2}} \right)$$

$$S_{geom,sb} = [c_{18} + c_{20} (\min\{M_w, M_c\} - M_w^{ref})] \ln \left(\frac{\sqrt{R_{rup}^2 + H^2}}{\sqrt{(R_{rup}^{ref})^2 + H^2}} \right)$$

$$H = h F_{cr} + h F_{sb,inter} \exp(C4_{inter} (M_w - M_c) u(M_w - M_c)) + h F_{sb,intra} \exp(C4_{intra} (M_w - M_c) u(M_w - M_c))$$

$$S_{anel} = c_{21} F_{cr} (R_{rup} - R_{rup}^{ref}) + c_{22} F_{sb} (R_{rup} - R_{rup}^{ref})$$

Site scaling term

$$S_{site,non} = c_{23} u \left(\frac{V_{s30}^{ref}}{V_{s30}} - V_{s30} \right) \{-1.5 \ln \left(\frac{V_{s30}}{V_{s30}^{ref}} \right) - \ln(S_{a1180} + 2.4) + \ln \left(S_{a1180} + 2.4 \left(\frac{V_{s30}}{V_{s30}^{ref}} \right)^{1.5} \right)\}$$

$$S_{site,lin} = c_{24} \ln \left(\frac{V_{s30}}{V_{s30}^{ref}} \right) + c_{25} \ln \left(\frac{Z_{1.0}}{Z_{1.0}^{ref}} \right)$$

$$Z_{1.0}^{ref} = \exp \left(\frac{-4.08}{2} \ln \left(\frac{V_{s30}^2 + 355.4^2}{1750^2 + 355.4^2} \right) \right)$$

圖八、Chao20 地動模型的函數形式概要（取自 Chao et al. 2020）。

四、結果與討論

4.1 破裂方向性分析

在後半階段使用新的 Chao20 地動模型(Chao et al., 2020)進行預警系統的地動預估時，我們仍然沿續使用篩選之 11 筆芮氏規模大於等於 6.0 的地震事件，以利與使用氣象署地動衰減式(Hsiao et al., 2006)之結果進行比較。全部 11 筆事件使用線源全空間近場地動反演得到的破裂方向性如表一所示，可以看到各研究與方法間的差異多在 20 度以內。顯示新方法再加入線源地動預估之後並不影響破裂方向性計算上的穩定性。其中少數幾個差異較大的事件，如 2019 年 4 月與 2022 年 3 月的地震，皆相當接近海岸線，應是測站包覆性相對不佳所導致。2016 年 2 月的美濃地震則較為特別，差異較大的原因可能來自於場址效應的修正。

表一、本研究以全空間近場地動反演求得之地震破裂方向性與其他研究結果的比較。

Date	Time	Lon.	Lat.	Dep.	M _L	Dir.	J2018 [#]	Others*
2012/02/26	02:35:00.43	120.754	22.752	26.3	6.3	340	330	
2013/03/27	02:03:19.63	121.052	23.902	19.4	6.2	270	290	285/271
2013/06/02	05:43:03.21	120.974	23.861	14.5	6.4	220	230	219/235
2013/10/31	12:02:09.54	121.348	23.566	14.9	6.4	20	20	27
2016/02/05	19:57:26.08	120.543	22.922	14.6	6.6	0	310	305/299
2019/04/18	05:01:07.11	121.559	24.054	20.3	6.3	240	10	
2021/04/18	14:14:37.80	121.480	23.859	14.4	6.2	190	150	
2022/03/22	20:29:59.12	121.430	23.419	22.6	6.0	150	220	
2022/06/02	01:05:07.78	121.454	23.686	7.0	6.1	10	50	
2022/09/17	13:41:19.11	121.161	23.984	8.6	6.6	220	210	
2022/09/18	06:44:15.25	121.196	23.237	7.8	6.8	20	20	

[#]使用 Jan et al. (2018)非均向性衰減迴歸分析得到的破裂方向性結果。

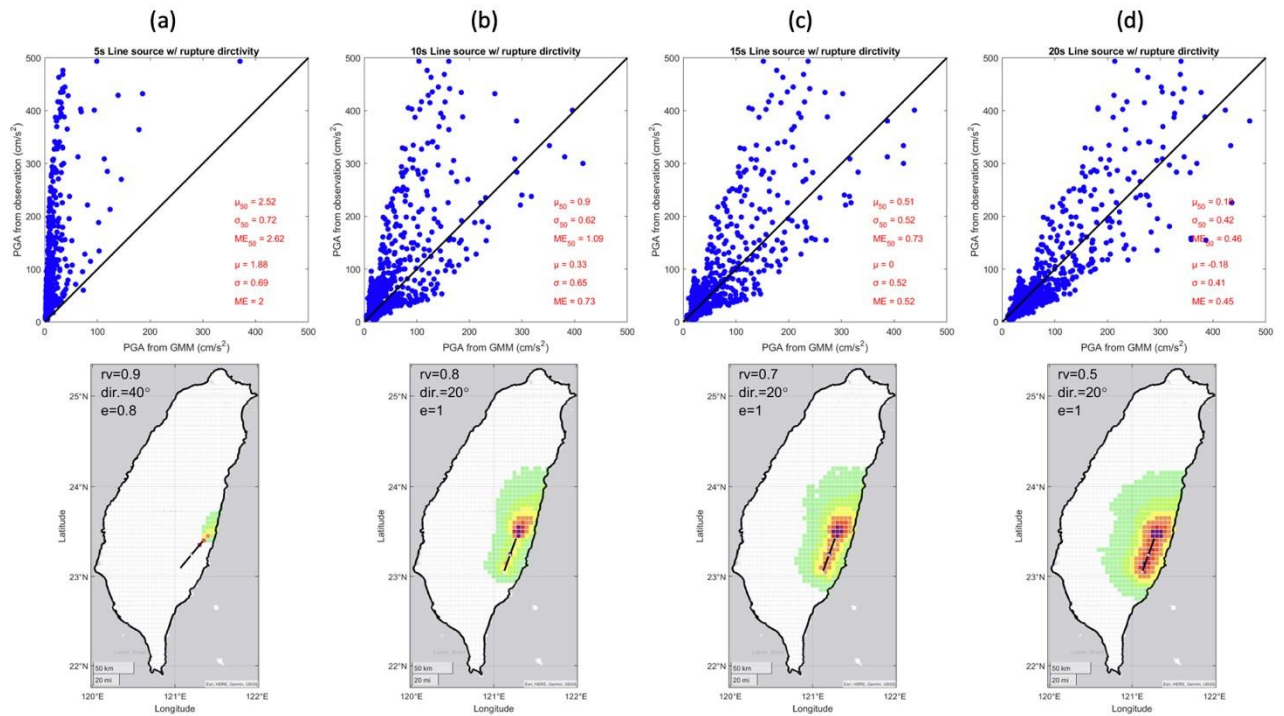
*來自有限斷層反演等其他方法的破裂方向性資料(Lee, 2017; Wen et al., 2014; Jian et al., 2017)。

4.2 PGA 新地動模型的地動預估分析

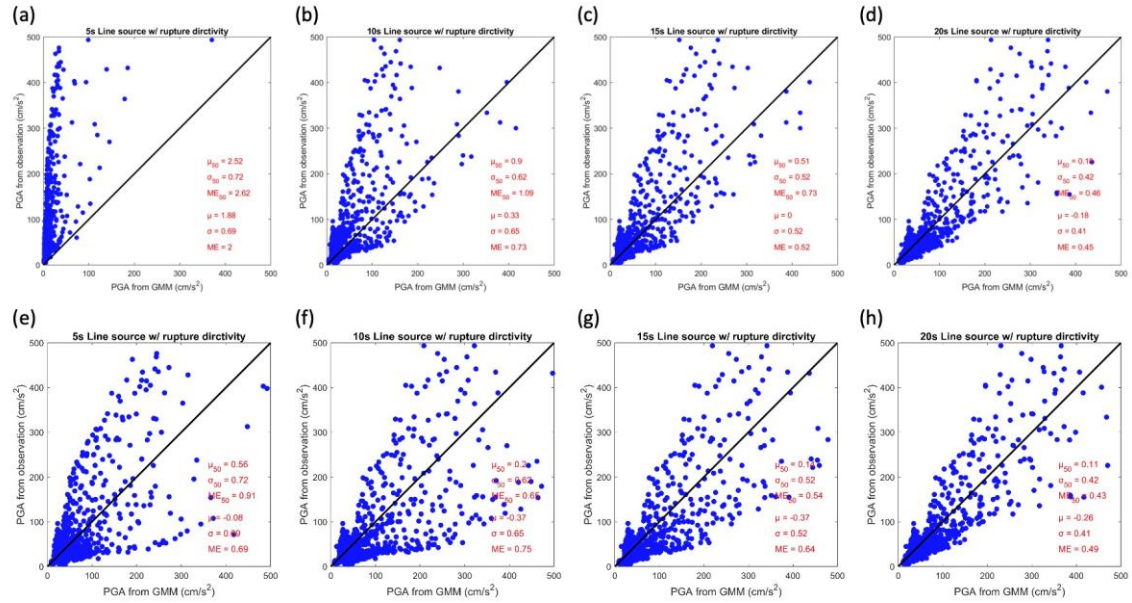
目前與 Chao20 地動模型的結合，是沿用前半階段以 Hsiao06 地動衰減式反演求得的震源參數，在線源計算流程的第四步將 Chao20 取代 Hsiao06 來進行全臺灣的地動預估，比較分析不同地動模型的差異。雖實際預警系統運作時，震源參數的線源反演與最後的地動預估應使用同一個模型，但考慮到(1)現在還在比較了解不同地動模型的階段，且(2)全空間近場地動反演主要僅使用震央距 25 公裡內的資料，不同地動模型間差異應該不大。故而僅以替換第四步的地動預估模型來進行。圖九是 2022 年 9 月 18 日池上地震在 5、10、15、20 秒方向性線源的地動預估結果。上、下排分別為各秒的觀測與預估地動值的散點圖與預估地動圖的空間分佈

情形。可以看到預估値隨時間推移逐漸接近觀測值（整體更靠近 1:1 的對角線），約在 15-20 秒趨於穩定。當我們定義模型誤差 $ME = \sqrt{\mu^2 + \sigma^2}$ ， μ 和 σ 分別為中位數與標準差，可以看到 ME 自 2 收斂到 0.45。

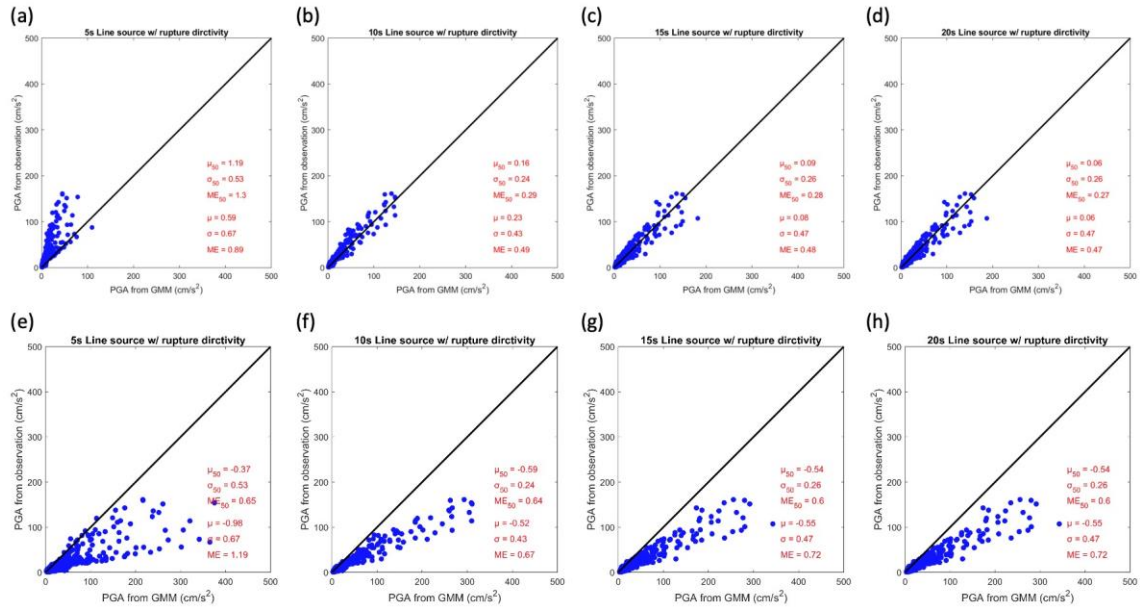
同時，我們發現在 5 秒時的預估地動值明顯不合理地低估的情形，經確認是由於擬合時去平均的影響(公式 3)。當我們比較將公式 3 的去平均步驟拿掉後，圖十 b 顯示在一開始 5 秒的時候的預估就已經相當不錯，但去平均擬合在最後 20 秒時能得到更小的 ME 。也就是說去平均擬合其實能消弭掉一些在地震規模或震央區地動模型不夠準確的誤差，但當地震剛開始前 5 秒時，震央距 25 公里內的測站都還尚未經歷最大 PGA，此時去平均就會拉低地動的預估値。另外，2022 年 6 月 2 日的地震事件的例子(圖十一)，就凸顯出去平均的必要性，可以看在沒有去平均擬合的情況下(圖十一 b)，預估的地動值整體有系統性的偏差；但在去平均擬合後(圖十一 a)則完全校正了這個偏差，不過同樣地，導致一開始 5 秒時有低估的情形。未來或改設定在震央距 25 公里內到達地動峰值後再開始進行去平均的校正擬合，兼顧前後期地動預估的表現。



圖九、2022 年 9 月 18 日池上地震方向性線源擬合在(a)5 秒、(b)10 秒、(c)15 秒和 (d)20 秒不同時間點的地動預估情形。上、下排分別為各秒的觀測與預估地動值的散點圖與預估地動圖的空間分佈情形。



圖十、2022 年 9 月 18 日池上地震方向性線源去平均擬合與直接擬合的地動預估結果比較。(a-d) 去平均擬合在各秒數的預估結果；(e-h)直接擬合(公式 3 不去除平均值)在各秒數的預估結果。



圖十一、2022 年 6 月 2 日縱谷中段地震方向性線源去平均擬合與直接擬合的地動預估結果比較。(a-d) 去平均擬合在各秒數的預估結果；(e-h)直接擬合(公式 3 不去除平均值)在各秒數的預估結果。

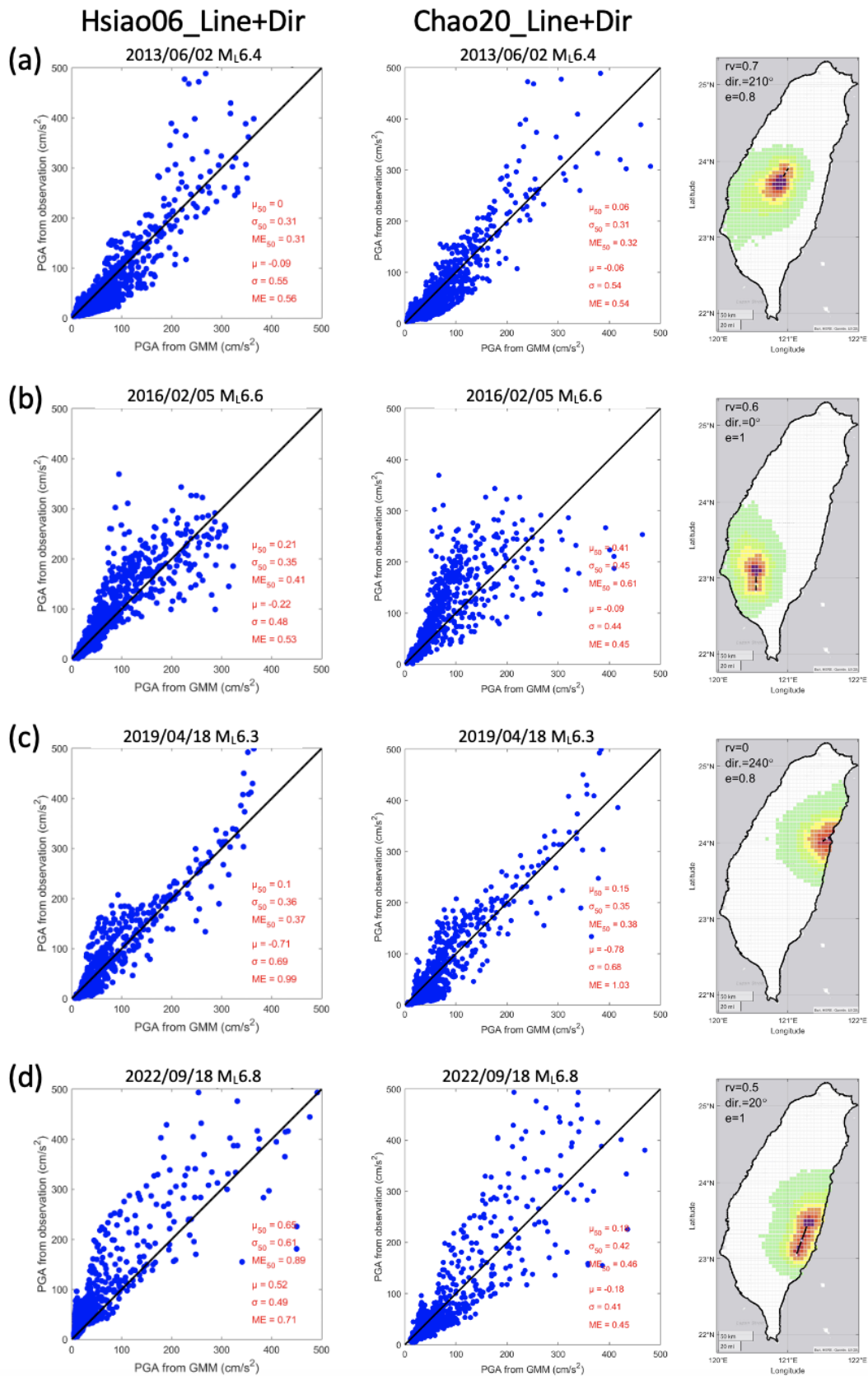
4.3 Chao20 與 Hsiao06 的地動預估比較

我們挑選出幾個較具代表性的地震事件來分別呈現與比較套用 Chao20 與 Hsiao06 地動模型的地動預估結果(圖十二)。完整的比較整理於表二。可以看到 Chao20 的預估地動值在多數地震事件中有較低的誤差值(ME)，較為顯著的是 2022/09/18 的池上地震(0.45 對 0.71)，2016/02/05 的美濃地震略佳(0.45 對 0.53)，但 2013/06/02 南投地震與 2019/04/18 秀林地震則幾乎相同。整體而言，兩者的差異並不是很大。仔細比較近(大)、遠場(小)的地動值，會發現雖然 Chao20 的 ME 較低，但對於近場、較大的地動值的預估並沒有更好，主要的改進在遠場、中小地動值的區段，這可能得利於高密度全臺 V_{S30} 資料所提供的更準確的場址修正 (Chen et al. 2020)。

表二、Chao20 與 Hsiao06 在 11 個地震事件中對 PGA 預估表現的比較。

Event Date	Hsiao06_Line+Dir						Chao20_Line+Dir					
	μ	σ	ME	$\mu_{50}^{\#}$	$\sigma_{50}^{\#}$	ME ₅₀ [#]	μ	σ	ME	μ_{50}	σ_{50}	ME ₅₀
2012/02/26	-1.60	0.79	1.78	-0.64	0.62	0.89	-1.24	0.68	1.41	-0.98	0.80	1.27
2013/03/27	-0.25	0.57	0.62	-0.02	0.54	0.54	-0.05	0.59	0.59	0.03	0.68	0.03
2013/06/02	-0.09	0.55	0.56	0.00	0.31	0.31	-0.06	0.54	0.54	0.06	0.31	0.32
2013/10/31	-0.21	0.42	0.47	0.17	0.25	0.30	-0.24	0.50	0.55	0.31	0.33	0.45
2016/02/05	-0.22	0.48	0.53	0.21	0.35	0.41	-0.09	0.44	0.45	0.41	0.45	0.61
2019/04/18	-0.71	0.69	0.99	0.10	0.36	0.37	-0.78	0.68	1.03	0.15	0.35	0.38
2021/04/18	0.27	0.66	0.71	0.20	0.39	0.44	0.29	0.58	0.65	0.28	0.39	0.48
2022/03/22	-0.23	0.54	0.59	0.09	0.29	0.30	0.03	0.47	0.47	0.07	0.40	0.41
2022/06/02	0.32	0.52	0.61	0.03	0.31	0.31	0.06	0.47	0.47	0.06	0.26	0.27
2022/09/17	0.43	0.43	0.61	0.39	0.61	0.72	0.05	0.40	0.40	0.22	0.43	0.48
2022/09/18	0.52	0.49	0.71	0.65	0.61	0.89	-0.18	0.41	0.45	0.18	0.42	0.46
Average	-0.15	0.55	0.72	0.10	0.40	0.46	-0.13	0.52	0.64	0.06	0.42	0.45

[#]分別代表實際觀測 PGA > 50 gal 以上殘餘值的中位數、標準差及模型誤差。



圖十二、挑選事件套用 Hsiao06 與 Chao20 地動模型在發震後 20 秒的地動預估結果與比較。(a)2013/06/02 南投地震、(b)2016/02/05 美濃地震、(c)2019/04/18 秀林地震與(d)2022/09/18 池上地震。右欄是 Chao20 模型在 20 秒預估的地動分佈圖。

五、計畫成果與未來規劃

本計畫在前半年因應如 2022 年池上地震等芮氏規模接近 7 的大型地震，因其斷層長度造成方向性點源地動預估不佳，改良發展了線源的全空間近場地動反演法，自前期建立的 2012 年至 2022 年的中大型地震資料庫中抽選出芮氏規模大於等於 6.0 的 11 筆地震事件，進行分析與比較。結果顯示多數事件的方向性點源與方向性線源的地動預估結果差異不大，但對於芮氏規模高過 6.5 左右的地震，其依 Wells and Coppersmith (1994)經驗式斷層長度可達 20 公里或以上，使用方向性線源的地動預估有明顯的改善。後半年我們與中央大學郭俊翔教授(計畫協同主持人)和國震中心趙書賢博士合作，將方向性線源反演所得之參數，結合 Chao20 新一代的地動模型(Chao et al., 2020)與全臺高密度的 Vs30 資料進行 11 筆地震事件的地動預估分析，與中央氣象署現行系統使用之 Hsiao06 地動衰減式結果做比較，發現 Chao20 地動預估結果能有進一步微幅的改善，特別在中、遠場的距離區段(中小地動值)，可能歸因於較全面精細的場址修正。但在測試比較的過程中，我們也發現不同的擬合誤差的設定(去平均與否)與距離定義的使用(最短斷層距)皆會影響到地動值的預估；並且在近場高地動值的擬合方面，雖然考慮線源已有相當的改善，但相較中、遠場地動的擬合仍有加強的空間，有待後續的檢驗與探討。

參考文獻

- Allen, P. M., P. Gasparini, O. Kamigaichi, and M. Bose (2009). The Status of Earthquake Early Warning around the World: An Introductory Overview. *Seismol. Res. Lett.*, 80(5), doi:10.1785/gssrl.80.5.682.
- Boatwright, J. (1982). A Dynamic Model for Far-field Acceleration. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 72(4), 1049-1068.
- Boatwright, J. (2007). The persistence of directivity in small earthquakes. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 97, 1850-1861.
- Bose, M., D. E. Smith, C. Felizardo, M.-A. Meier, T. H. Heaton, and J. F. Clinton (2018). FinDer v.2: Improved real-time ground-motion predictions for M2–M9 with seismic finite-source characterization. *Geophys. J. Int.*, 212, 725-742.
- Chao, S.-H., C.-H. Kuo, C.-C. Hsu, H.-H. Huang, and J.-C. Jan (2019). “Observed Pulse-Like Ground Motion and Rupture Directivity Effect in Taiwan Ground Motion Dataset,” International Conference in Commemoration of 20th Anniversary of the 1999 Chi-Chi Earthquake, Taipei, Taiwan, 15 - 19 September.
- Chao, S.-H., B. Chiou, C.-C. Hsu, and P.-S. Lin (2020), A horizontal ground-motion model for crustal and subduction earthquakes in Taiwan. *Earthquake Spectra*, 36(2), 463–506
- Chen, C.-L., C.-H. Kuo, and X.-M. Lu (2020), Established Vs30 Grid Data for Taiwan Area by Weighted Kriging. NCREE Research, 12-15.
- Chen, C.-T., C.-H. Kuo, C.-M. Lin, J.-Y. Huang, and K.-L. Wen (2021), Investigation of shallow S-wave velocity structure and site response parameters in Taiwan by using high-density microtremor measurements. *Engineering Geology*, 297, 106498.
- Chen, D.-Y., T.-L. Lin, H.-C. Hsu, Y.-C. Hsu, and N.-C. Hsiao (2019). An approach to improve the performance of the earthquake early warning system for the 2018 Hualien earthquake in Taiwan. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 30, 423-433, doi: 10.3319/TAO.2018.12.23.02
- Convertito, V., M. Caccavale, R. De Matteis, A. Emolo, D. Wald, and A. Zollo (2012). Fault extent estimation for near-real-time ground-shaking map computation purposes. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 102(2), 661–679. <https://doi.org/10.1785/012010030>.
- Furumura, T., T. Maeda, and A. Oba (2019). Early forecast of long-period ground motions via data assimilation of observed ground motions and wave propagation simulations. *Geophys. Res. Lett.*, 46, 138–147. <https://doi.org/10.1029/2018GL081163>.
- Hoshiba, M. and S. Aoki (2015). Numerical Shake Prediction for Earthquake Early Warning: Data Assimilation, Real-Time Shake Mapping, and Simulation of Wave Propagation. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 105(3), 1324-1338.
- Hsiao, N.-C. (2006). The application of real-time strongmotion observations on the earthquake early warning in Taiwan. Ph.D. Thesis, National Central University, Taoyuan City, Taiwan, ROC, 178 pp.
- Huang, M.-H. and H.-H. Huang (2018). The complexity of the 2018 Mw 6.4 Hualien earthquake in east Taiwan. *Geophys. Res. Lett.*, 45, 13,249–13,257.
- Jan, J. C., Huang, H.-H., Wu, Y.-M., Chen, C.-C., and Lin, C.-H. (2018). Near-real-time estimates on earthquake rupture directivity using near-field ground motion data from a dense low-cost seismic network. *Geophys. Res. Lett.*, 45, 7496–7503.

- Jian, P.-R., S.-H. Hung, L. Meng, and D. Sun (2017). Rupture characteristics of the 2016 Meinong earthquake revealed by the back projection and directivity analysis of teleseismic broadband waveforms. *Geophys. Res. Lett.*, 44(8), 3545-3553. <https://doi.org/10.1002/2017GL072552>
- Kong, Q., D. T. Trugman, Z. E. Ross, M. J. Bianco, B. J. Meade, and P. Gerstoft (2019). Machine Learning in Seismology: Turning Data into Insights. *Seismol. Res. Lett.*, 90(1), doi:10.1785/0220180259.
- Kuo, C.-H., K.-L. Wen, H.-H. Hsieh, C.-M. Lin, T.-M. Chang, K.-W. Kuo (2012). Site classification and Vs30 estimation of free-field TSMIP stations using the logging data of EGDT. *Engineering Geology*, 129, 68–75. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2012.01.013>.
- Lee, S.-J., T.-Y. Yeh, and Y.-Y. Lin (2016). Anomalous Large Ground Motion in the 2016 ML 6.6 Meinong, Taiwan, Earthquake: A Synergy Effect of Source Rupture and Site Amplification. *Seismol. Res. Lett.*, 87(6), doi:10.1785/0220160082.
- Lee, S.-J. (2017). Lessons learned from source rupture to strong ground motion simulations: An example from Taiwan. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 107(5), 2106-2116. <https://doi.org/10.1785/0120170003>.
- Lin, P.-S., C.-T. Lee, C.-T. Cheng, and C.-H. Sung (2011). Response spectral attenuation relations for shallow crustal earthquakes in Taiwan. *Engineering Geology*, 121(3–4), 150–164.
- Phung, V.-B., C.-H. Loh, S.-H. Chao, B. S. J. Chiou, and B.-S. Huang (2020a), Ground motion prediction equation for crustal earthquakes in Taiwan. *Earthquake Spectra*, 36(4), 2129–2164.
- Phung, V.-B., C.-H. Loh, S.-H. Chao, and N. Abrahamson (2020b), Ground motion prediction equation for Taiwan subduction zone earthquakes. *Earthquake Spectra*, 36(3), 1331–1358.
- Wells, D. L. and K. J. Coppersmith (1994), New Empirical Relationships among Magnitude, Rupture Length, Rupture Width, Rupture Area, and Surface Displacement, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 84(4), 974-1002.
- Wen, Y.-Y., H. Miyake, Y.-Y. Yen, K. Irikura, and K.-E. Ching (2014). Rupture directivity effect and stress heterogeneity of the 2013 Nantou blind-thrust earthquakes, Taiwan. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 104(6), 2933-2942. <https://doi.org/10.1785/012014010>.
- Xiao, Y. and M. Yamada (2022). XYtracker: a new approach to estimate fault rupture extent in real time for large earthquakes. *Earth, Planets and Space*, 74:77, <https://doi.org/10.1186/s40623-022-01650-1>.
- 郭俊翔、林哲民、章順強、溫國樑、謝宏灝 (2017)。臺灣強震測站場址資料庫，國家地震工程研究中心，NCREE-17-004，共 80 頁。