

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究

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 卓穆蓼

國立中央大學地球科學系

摘要

臺灣地震頻繁，人們希望在地震發生當下能夠快速收到警報提早做準備，現有的地震預警方法雖然使用多年，但還是有許多需要改善的地方，像是大規模地震因為資料不足，斷層破裂的方向性，還有準確度與預警時間無法兩全的問題。而近年來數據量漸增，有機會透過機器學習來進一步地推進現有技術來減少預警盲區。在本次研究中整理現有的氣象局資料，並結合德國 GFZ 所提出的 TEAM 模型，希望透過新的演算法可以進一步提升震度預測的精準度與縮短預警時間。在利用臺灣地震資料經過已訓練好的模型後來測試模型的可靠性，結果顯示臺灣地區的 TEAM 模型僅需 4 秒的地震資料即可收斂得到一相對準確的 PGA 預估值。觀察 PGA 預測結果比較圖發現，與使用義大利資料集測試的結果相似，且在資料長度達 25 秒時，臺灣模型的判定係數 R^2 甚至大於義大利，代表 TEAM 模型訓練應用於臺灣資料是可以收斂。

關鍵詞：地震、深度學習、地震預警

Abstract

Earthquake happens frequently in Taiwan region; people hope that they can receive earthquake warning as soon as possible when the seismic event occurs. Although the early warning methods we have today are used for years, there are still a lot of problems need to be solved. For example, the lack of huge earthquake records, the direction of the fault propagation and the tradeoff between accuracy and warning time. Since the amount of data grows nowadays, there is a chance that machine learning can push the boundary of earthquake early warning and reduce the warning blinded area. In this project, we rearrange the CWB earthquake catalog and implement TEAM model proposed by GFZ. We hope that new algorithms can improve the predict accuracy of the peak ground motion and shred down some early warning time. After TEAM has been trained by the earthquake events in Taiwan, it shows that a well-trained model only needs 4 sec of waveforms to get a relatively accurate value of predicted PGA. The PGA prediction plots of Taiwan are

similar to the results using the Italian datasets. Moreover, the Taiwanese R^2 of the regression is higher than Italian when using 25 sec of waveforms, which indicates that TEAM model can converge and the implementation of TEAM in Taiwan is meaningful and can be studied.

Keywords: Earthquake、deep-learning、earthquake early warning

一、研究動機與目的

大數據機器學習技術在資訊科學領域已是發展非常成熟之技術，近年來也成功且廣泛地應用於各個領域中。本計畫之研究目的即運用大數據機器學習方法於地震預警中，期望能夠快速地解算各地區震度並提供較長的預警時間與準確的震度分佈圖，預警時間與震度分佈圖為最重要的兩個預警參數。

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）。

點震源計算模式(PSM)為根據最靠近震央附近的測站(2-6 站)所記錄到的 P 波訊息(0.5-4 秒)，來推估地震之發震時間、位置與規模，並依據已獲得的地震參數套入地震動預測模型(Ground Motion Prediction Model, 簡稱 GMPE)來計算各地可能之最大震度圖(Peak Ground Acceleration, 簡稱 PGA)。此計算方式為世界上區域地震預警系統最常使用的方法，也提供最快且最長的預警時間。但其缺點為例用點震源模式所計算的最大地震規模為 7 左右，因此地震規模大於 7 所計算出來的震度圖將會有極大的誤差。

有限斷層模型(FFM)即針對點震源模型(PSM)的缺點所發展，可以準確的計算地震規模與最大震度圖，但其預警時間相對於點震源模型(PSM)減少了許多，主要是因為此計算方式需要更長的 P 波紀錄資訊。

目前發展的最新型態地震預警系統為地振動模式(GMM)，此方法完全不計算地震參數，主要依據測站已紀錄到的地振動並使用物理模型(震波傳遞)來計算 20 秒內地震波傳播區域的地振動強度，進而發出預警，在日本已經進行改良與測試當中，稱為局部無阻尼地運動傳播模式(Propagation of Local Undamped Motion, 簡稱 PLUM)。此方法的優點不受前述兩種方法依賴地震位置與規模的誤差而有所影響，可以適用於對短時間發生餘震或群震序列與規模大於 9 的地震情況，但其缺點為

地振動預測超過 10 秒後其不確定性大幅增加。上述三種方法的詳細計算方法與優略比較，可參閱 Allen and Melgar(2019)的回顧文章。

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)。在研究中針對地震災害發生頻繁的日本與義大利兩個國家做方法上的測試並與其他兩大類的地震預警系統(EPS 和 PLUM)做比較，研究結果顯示 TEAM 所提供的預警時間與最大震度普遍皆優於現行兩大類之地震預警系統(圖 2-3)，因此，此方法值得研究與應用於臺灣未來的地震預警系統。

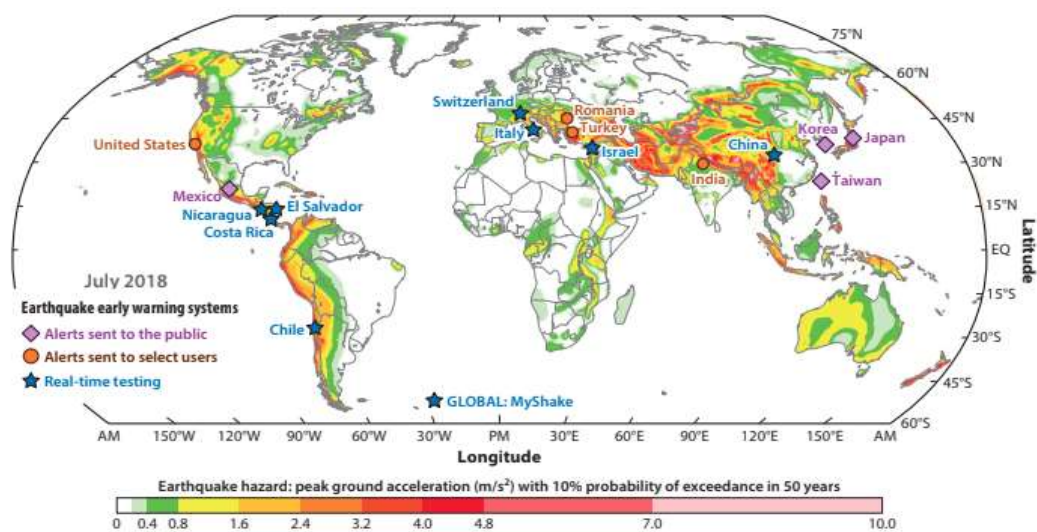


圖 2-1: 世界地震預警系統使用分佈圖(Allen and Melgar, 2019)。

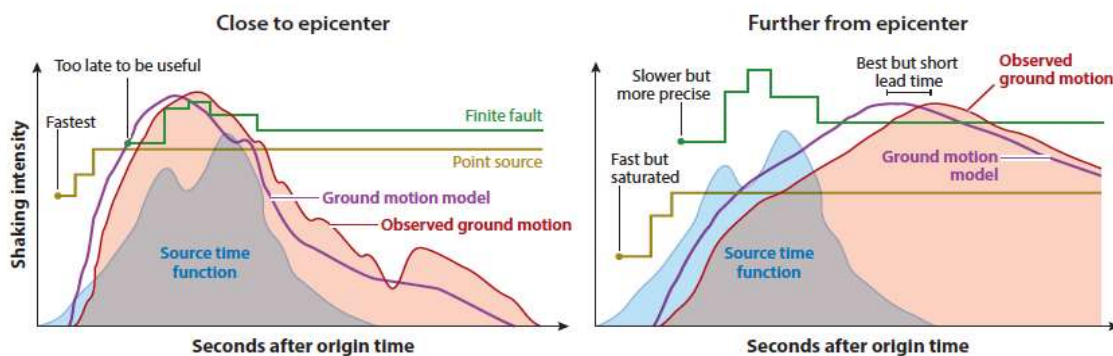


圖 2-2：現行三種地震預警方法的預警時間與預測最大震度比較圖(Allen and Melgar, 2019)。

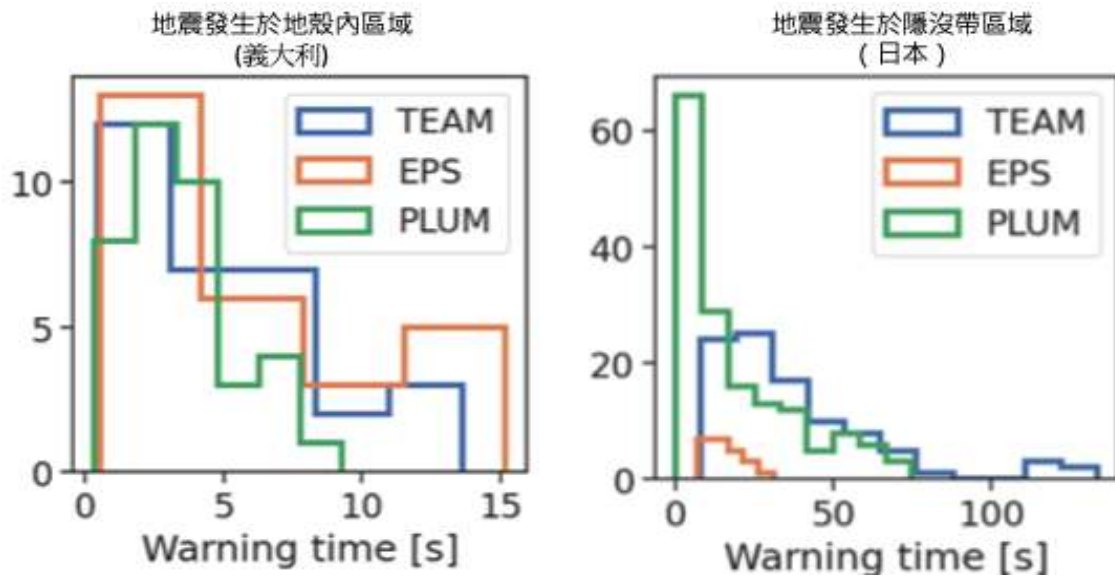


圖 2-3：三大類地震預警系統模式的預警時間比較(Munchmeyer et al., 2021)。

三、程式碼分析

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 3-1)。

3-1 模型架構

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 3-2)。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)。

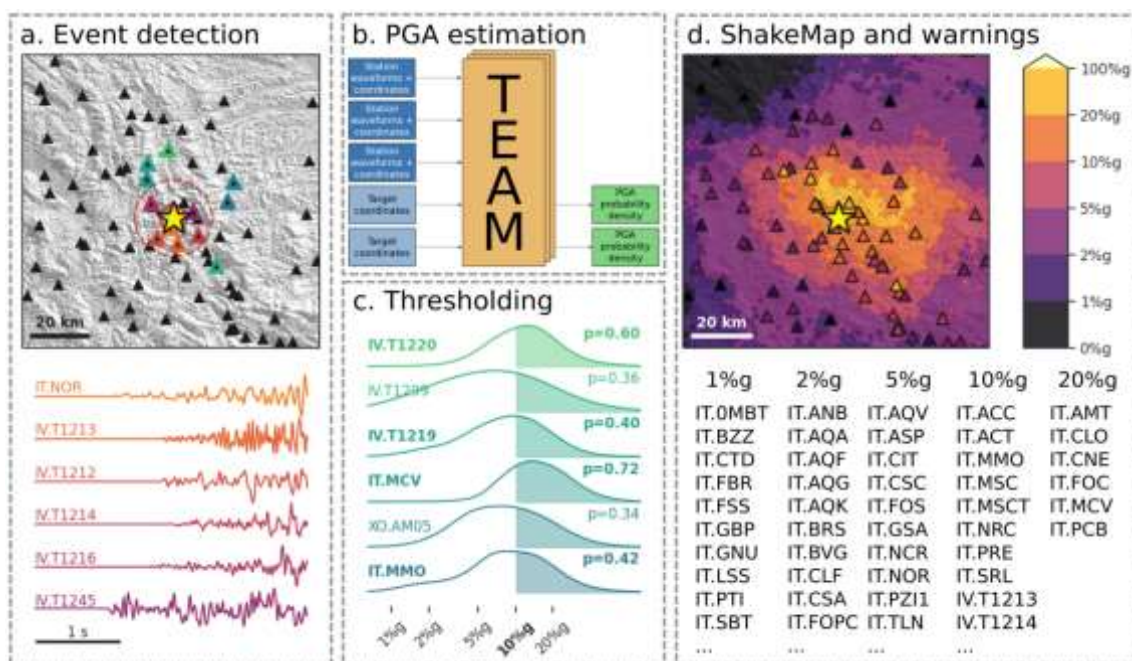


圖 3-1：TEAM 地震預警系統作業流程圖(Munchmeyer et al., 2021)。

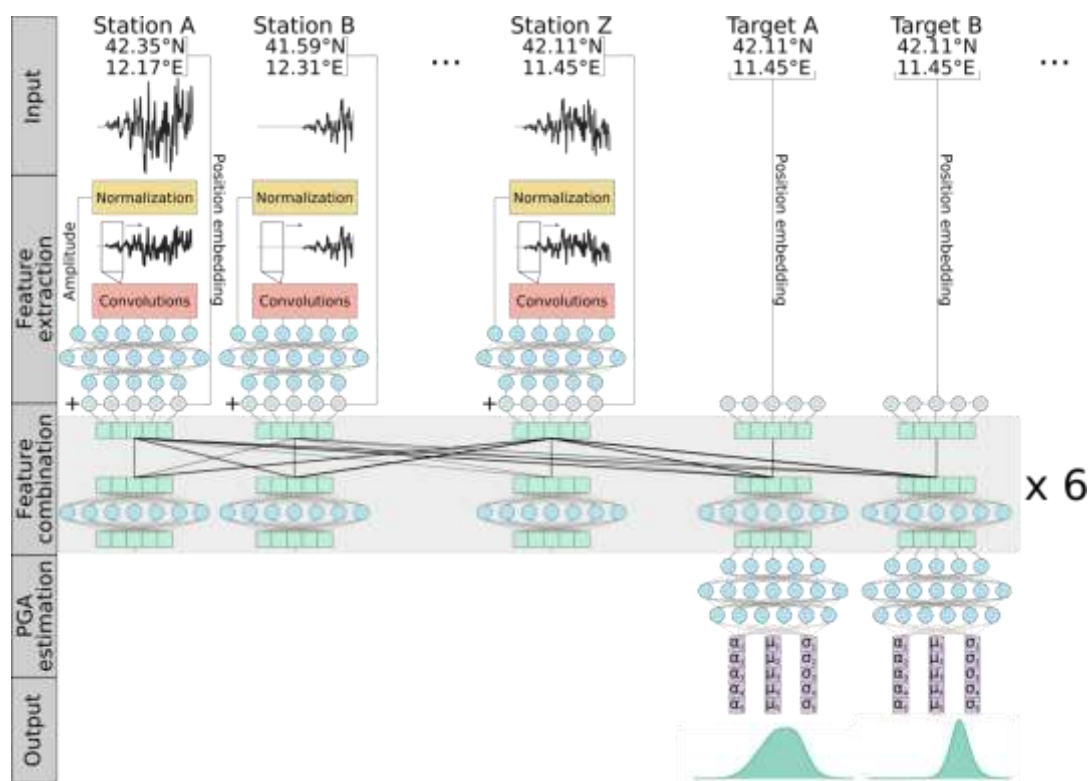


圖 3-2：TEAM 地震預警系統震度機率密度計算之概觀(Munchmeyer et al., 2021)。

3-2 義大利資料集

義大利資料集(表 3-1)的資料類別為 hdf5，為一個壓縮格式檔，以資料夾的樹狀結構設計來做存取。此次報告，以義大利資料為先期測試資料，且成功測試完成資料與程式。義大利資料集的地震主要分布在淺層的地殼內，總共有 1,080 個測站，7,055 筆地震事件(圖 3-3)，波型資料共 494,183 筆(圖 3-4)，時間從 2008 至 2019 年，規模分佈從 2.7 至 6.5。

	Italy			
	Full		Test	
Years	2008 – 2019		01/2016 – 12/2016	
Magnitudes	2.7 – 6.5		2.7 – 6.5	
Events	7,055		2,123	
Unique stations	1,080		621	
Traces	494,183		253,454	
Avg. traces per event	70.3		119.4	
PGA [g]	Events	Traces	Events	Traces
1%	1,841	6,379	923	3,826
2%	1,013	2,921	503	1,771
5%	348	888	171	563
10%	120	330	58	223
20%	40	107	20	82

表 3-1：義大利資料集(Munchmeyer et al., 2021)。

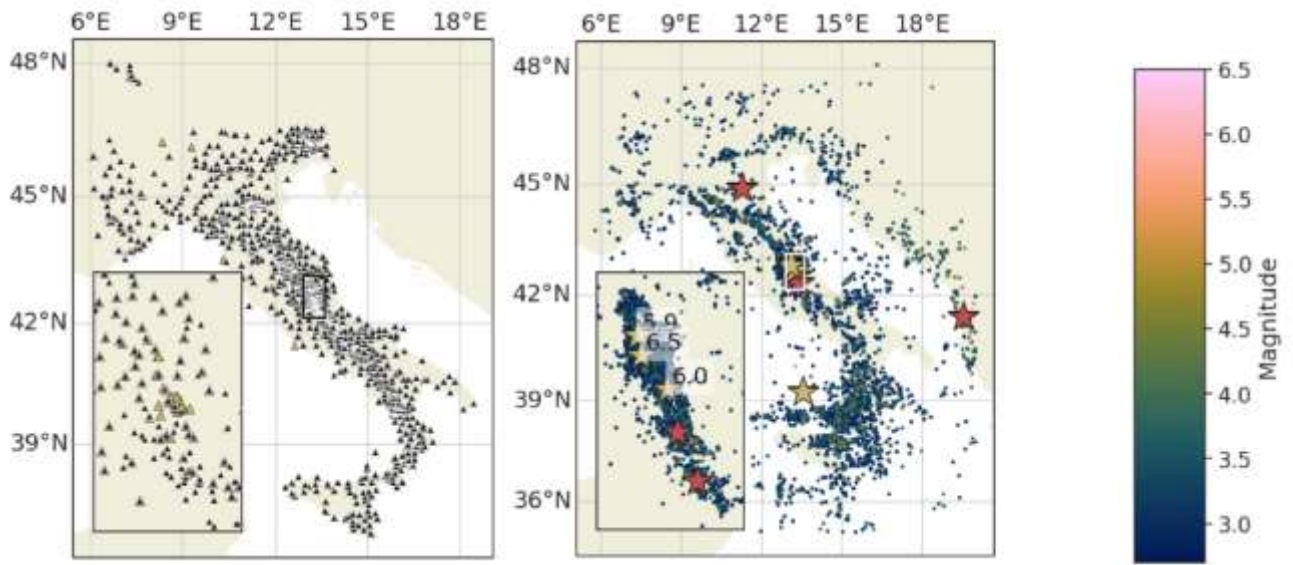


圖 3-3：義大利資料集測站（左）及地震事件（右）分佈圖(Munchmeyer et al., 2021)。

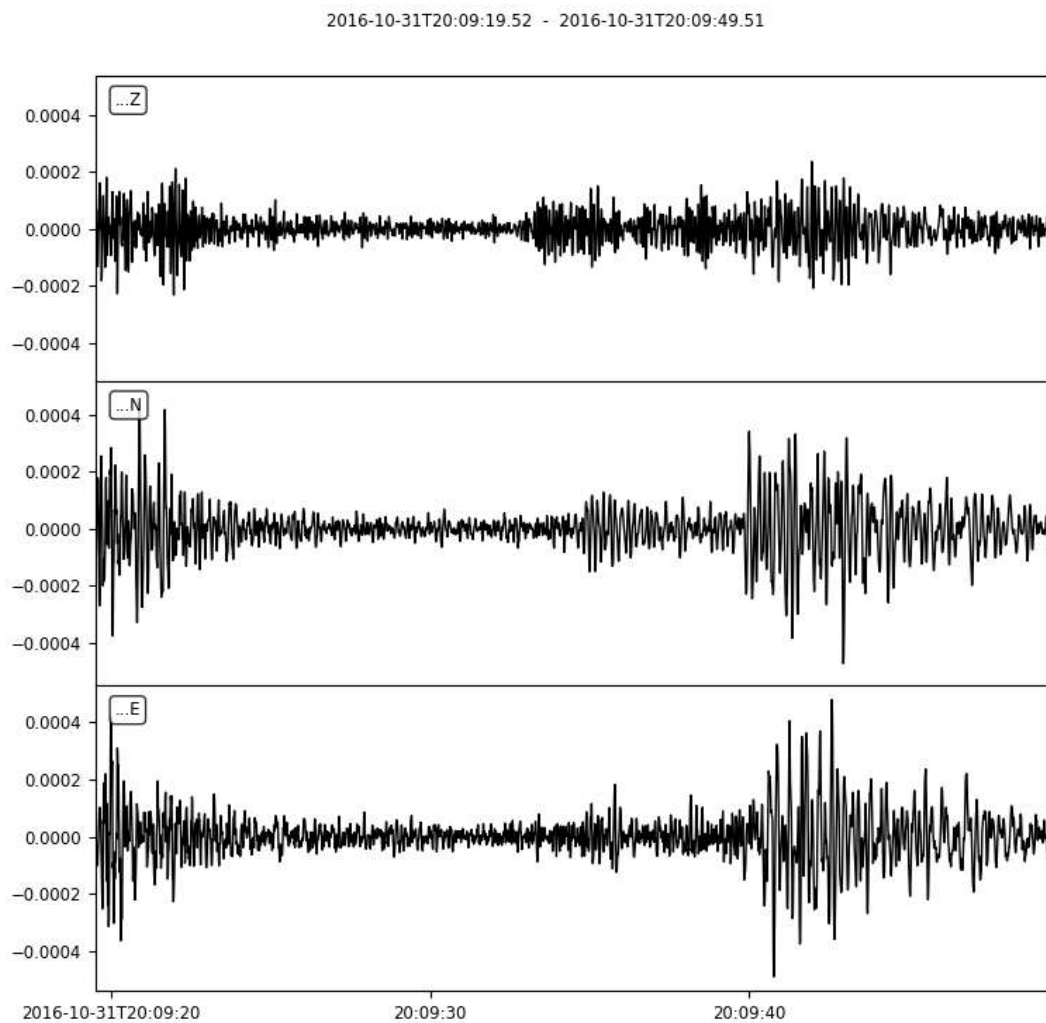


圖 3-4：義大利資料集波型資料圖，由上到下分別是 N、E、Z 分量資料。

3-3 執行結果

使用預設參數執行後會產生 PGA 預測結果比較圖與預測數據。在預測數據內有預測所用的資料長度(0.5 秒至 25.0 秒)、PGA 預測結果。圖 3-5 為義大利資料集的 PGA 預測結果比較圖，一個點即代表一個測站實際與模型預測的 PGA 紀錄，而 XY 軸的數值是使用 m/s^2 取 $\log$ 作為 PGA 值。在回歸線以上的點（紅色系）代表模型高估 PGA 值，回歸線以下的（藍色系）點代表低估。使用義大利資料所測試的模型結果在 1 秒後資料點開始集中，且與 Munchmeyer et al. (2021) 十分相似（圖 3-6），驗證 TEAM 應用於臺灣地震預警系統的可行性。

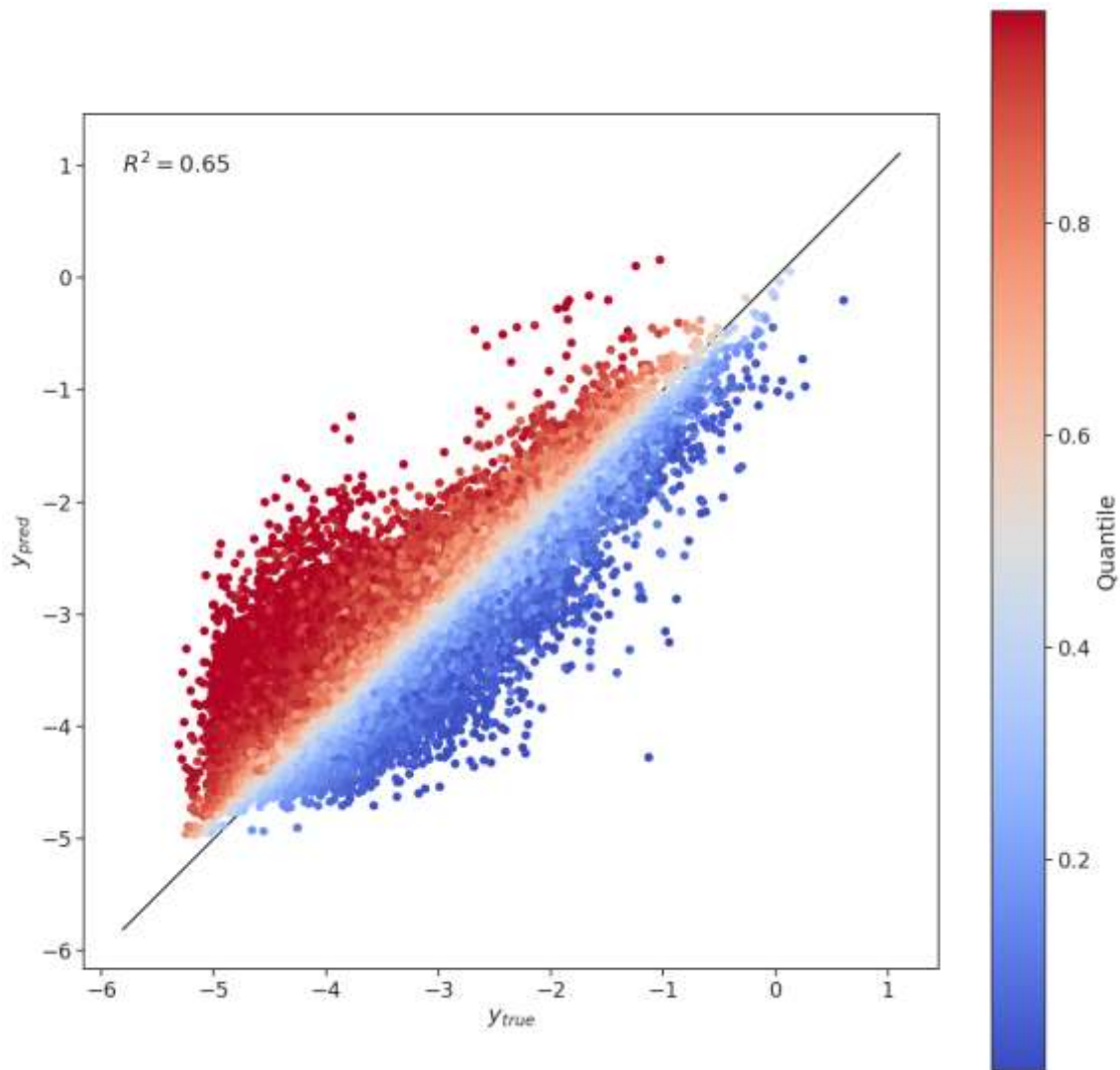
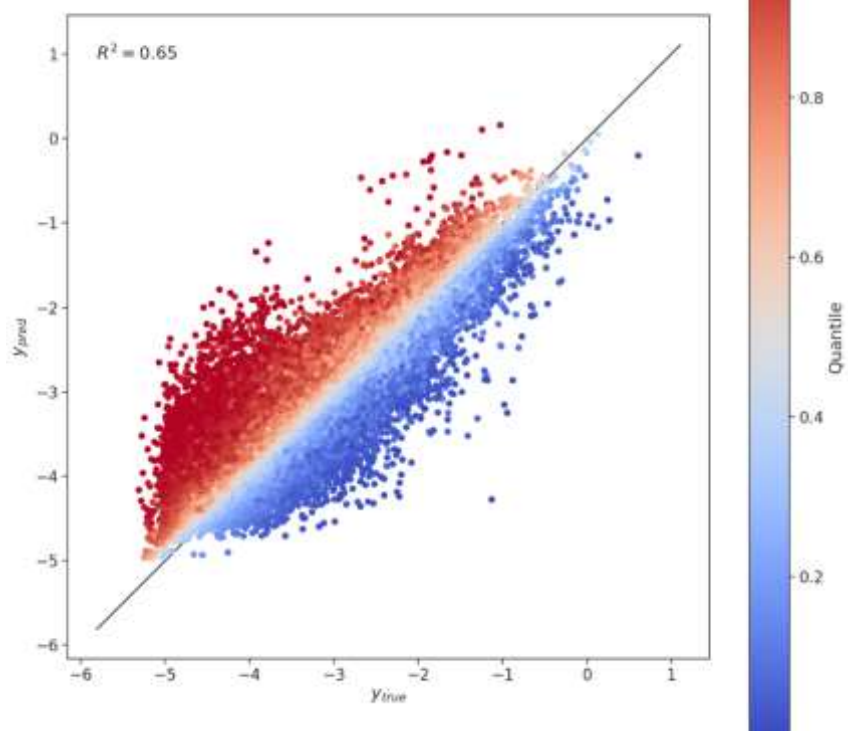
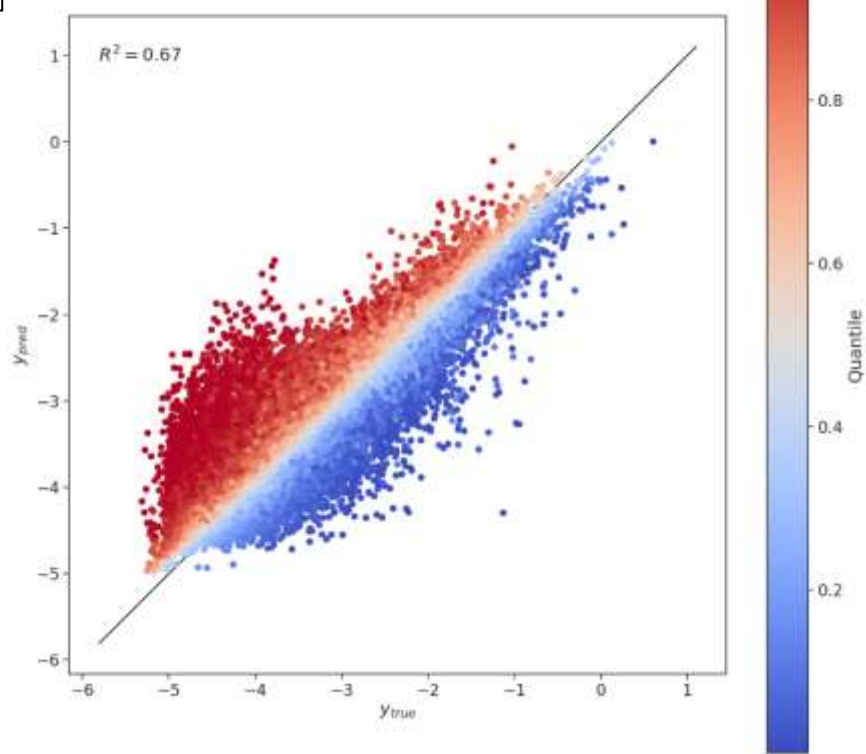


圖 3-5：PGA 預測結果比較圖。

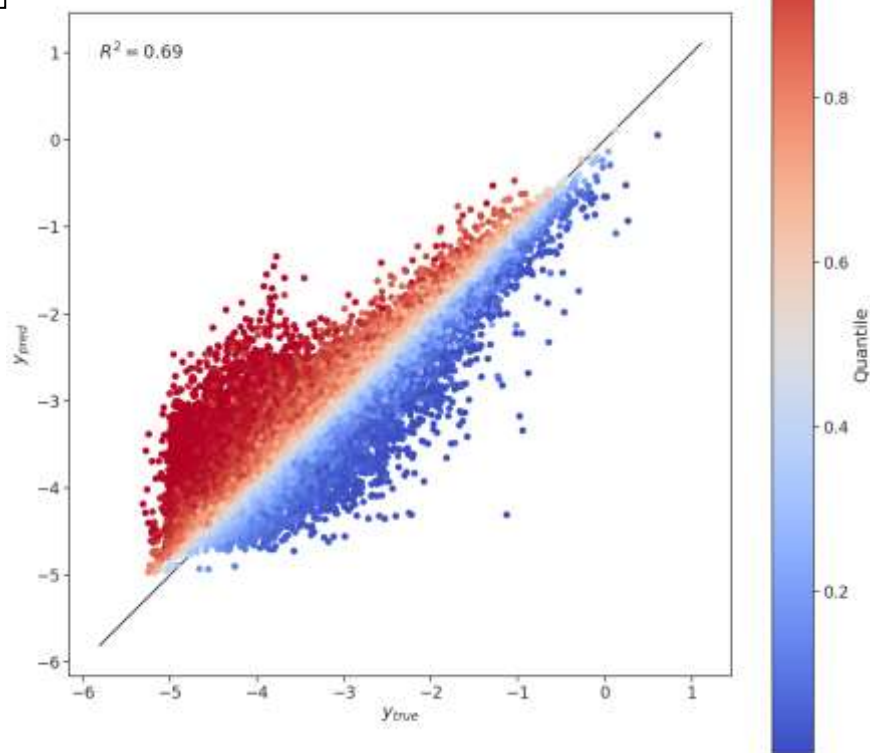
0.5 秒



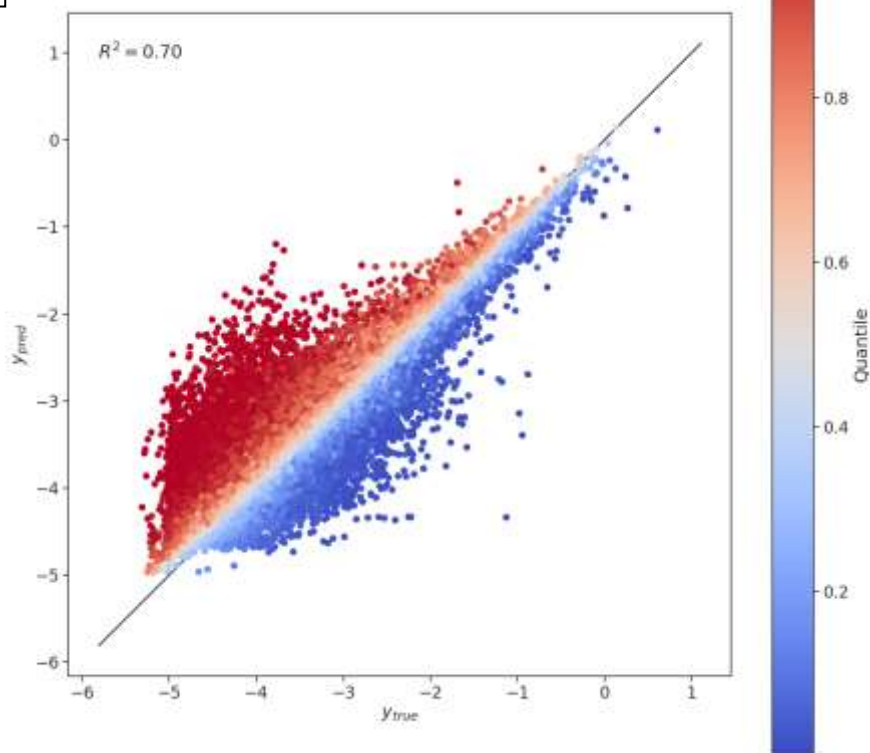
1 秒



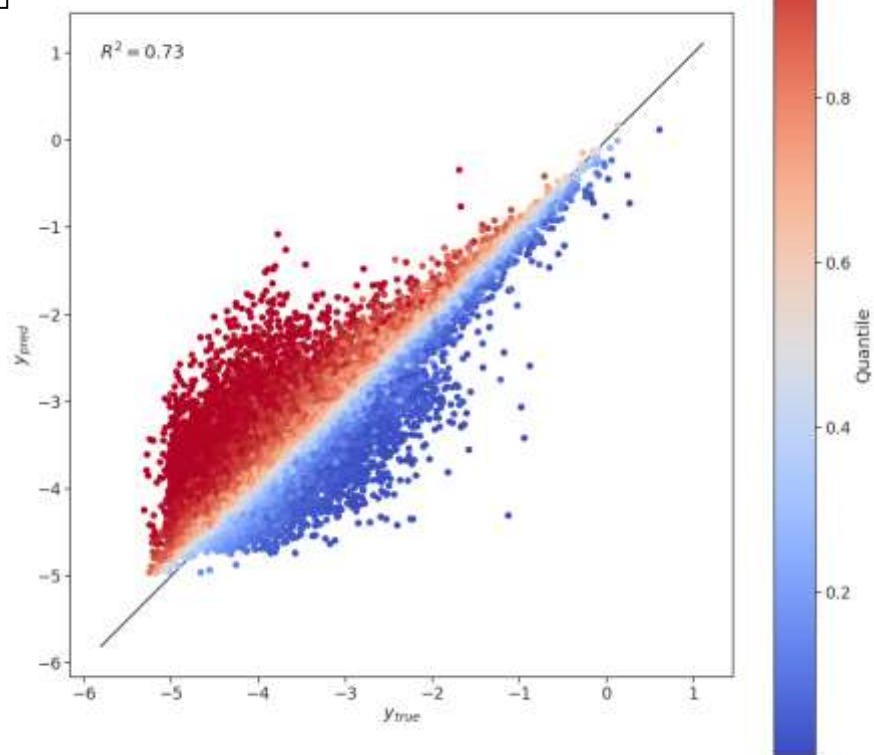
2 秒



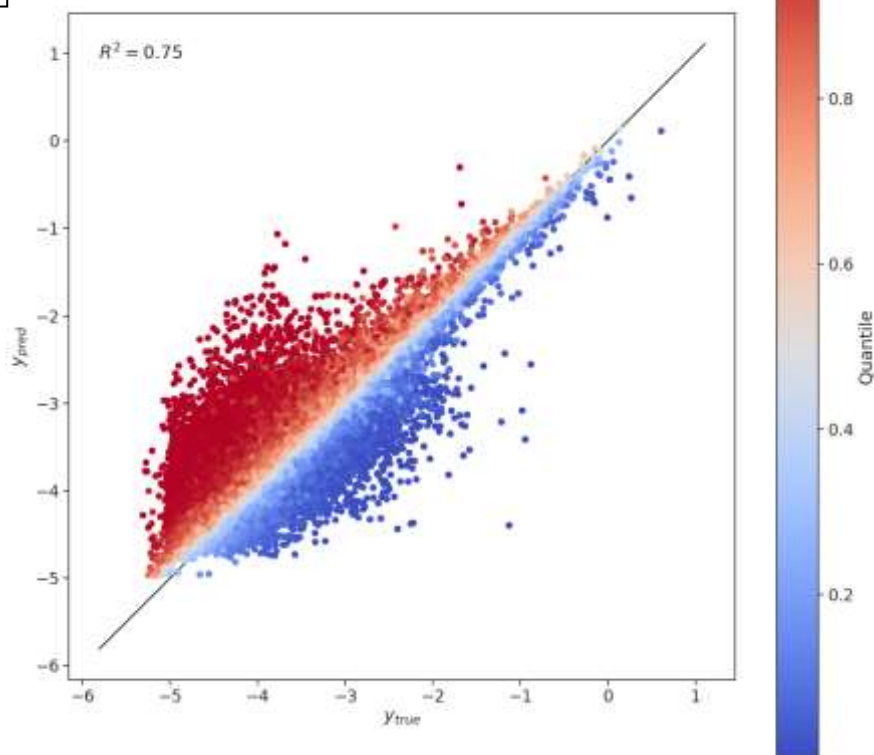
4 秒



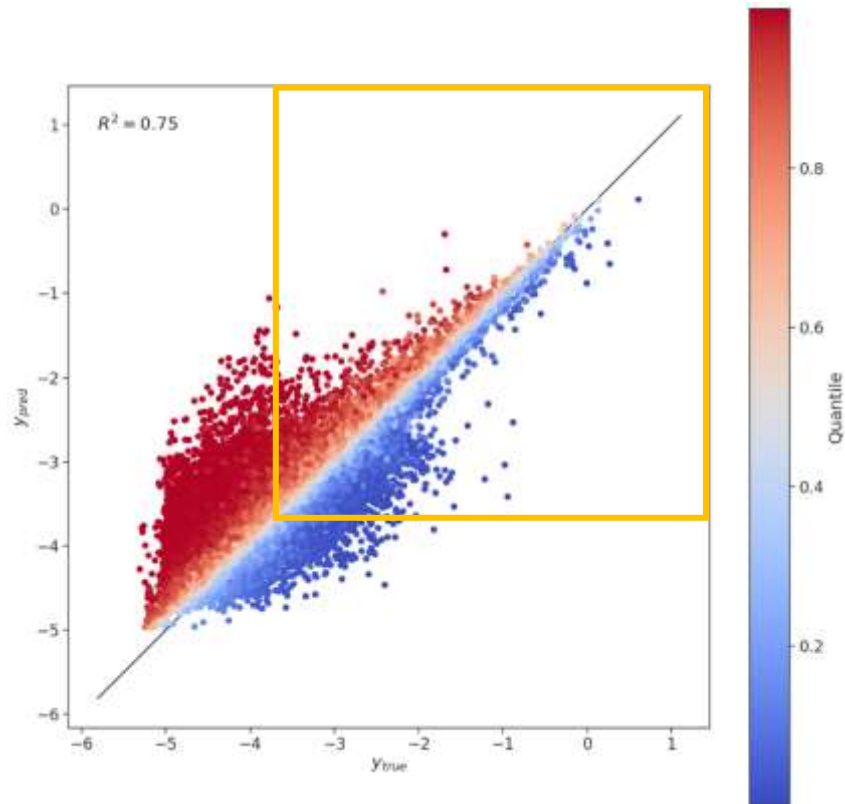
8 秒



16 秒



25 秒



Munchmeyer et al. (2021)

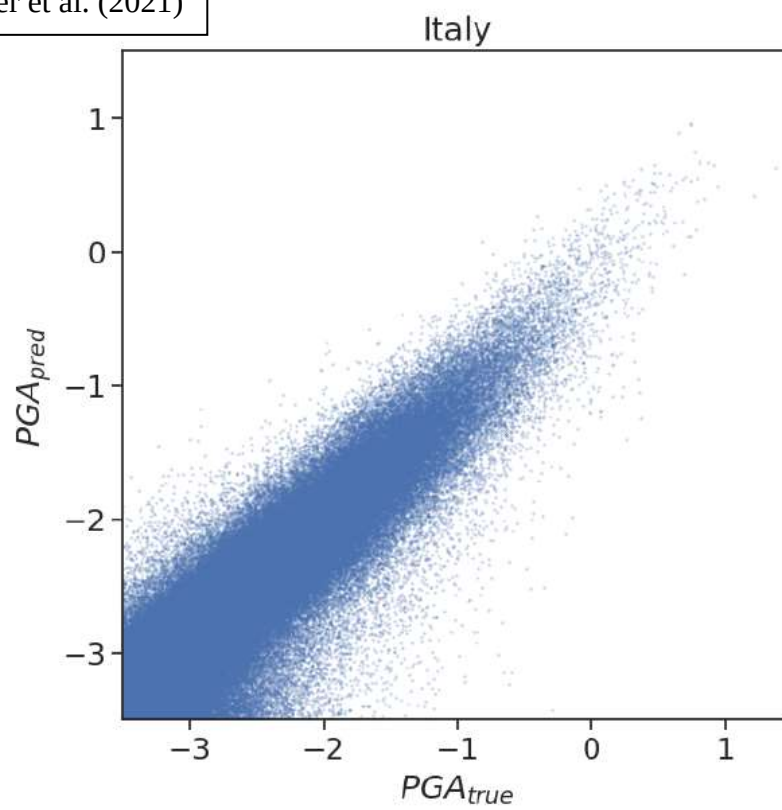


圖 3-6：1 秒至 25 秒 PGA 預測結果比較圖，
黃色方框為模型結果與 Munchmeyer et al. (2021)的比較。

四、資料收集

本研究使用 TSMIP 與自由場測站網共 795 個站，時間從 2012 年到 2020 年，經過人工篩選出 16,528 筆地震事件(圖 4-1)，波型檔案 99,168 筆(圖 4-4)，地震規模分布(圖 4-2)大致分布在 1 到 6 之間，另外 PGA 值分佈(圖 4-3)在震度 4 級以下佔絕大多數，4 級以上非常稀少。目前資料已經搜集完成，可以進一步將資料輸入訓練模型測試。所有資料會被分成三種資料子集：訓練集、驗證集和測試集。2012 年至 2017 年為訓練集，2018 年為驗證集，2019 年至 2020 年為測試集，詳細內容請見表 4-1。

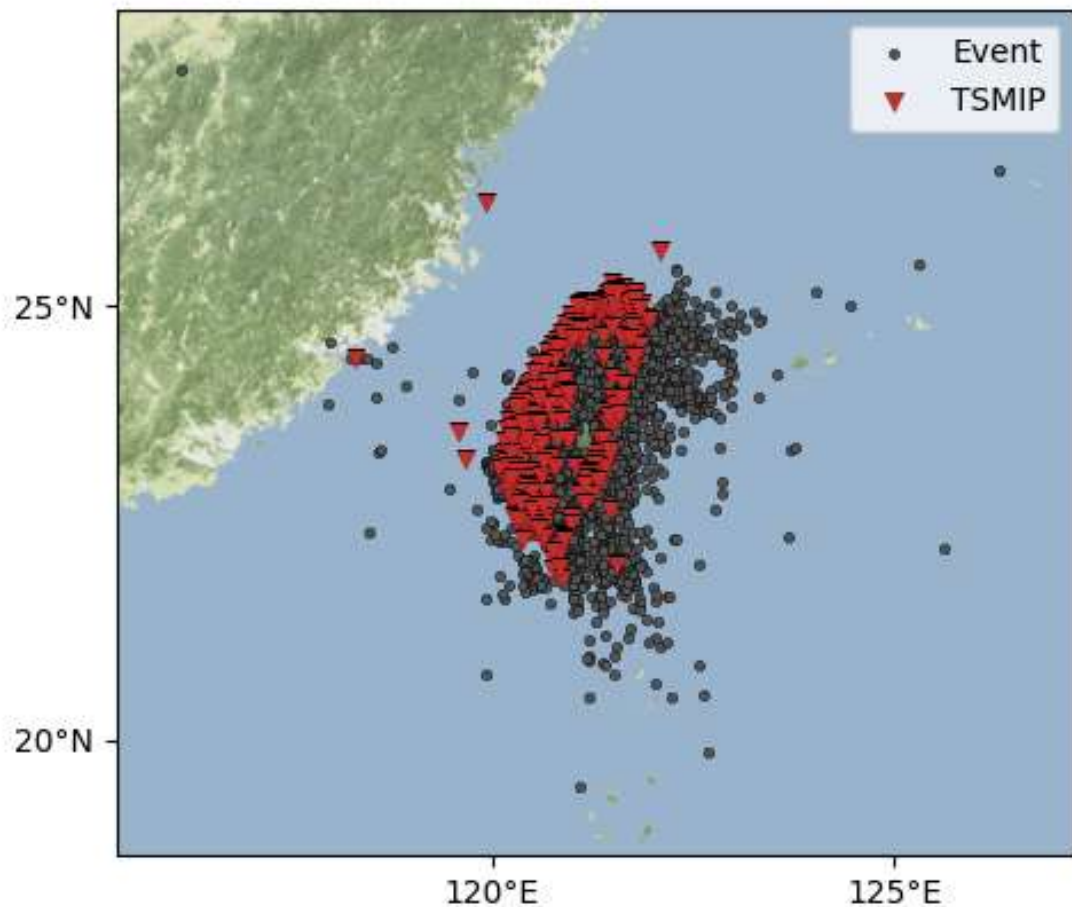


圖 4-1：氣象局資料集地震與測站分佈圖。

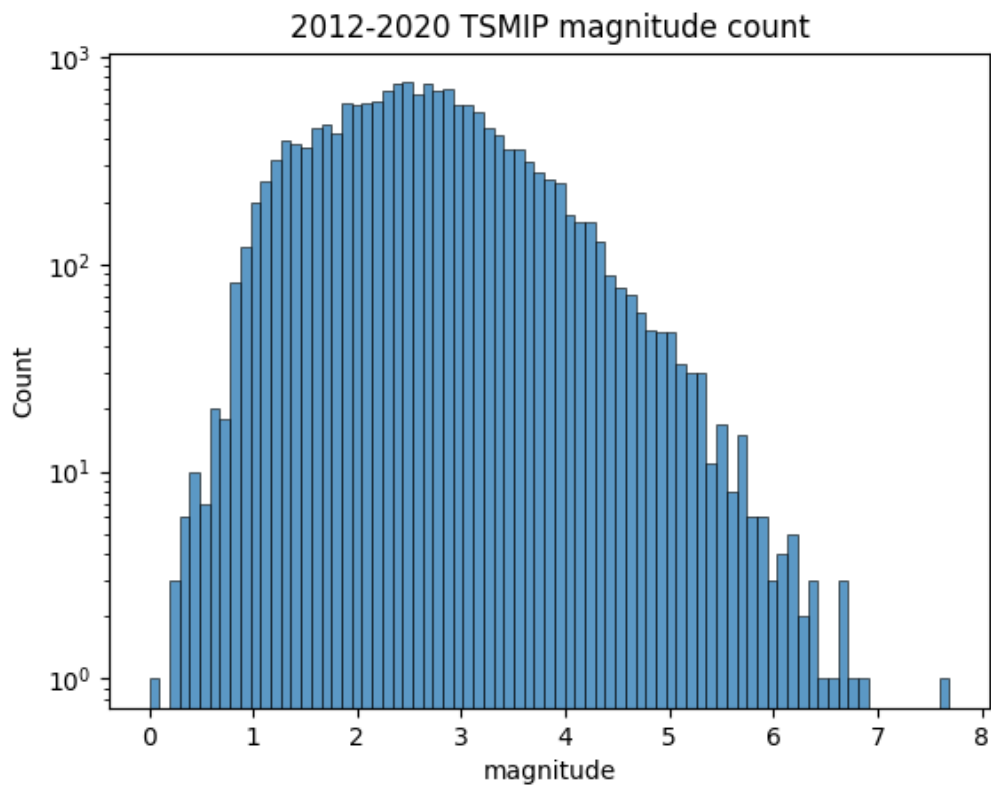


圖 4-2：氣象局資料地震規模分佈圖。

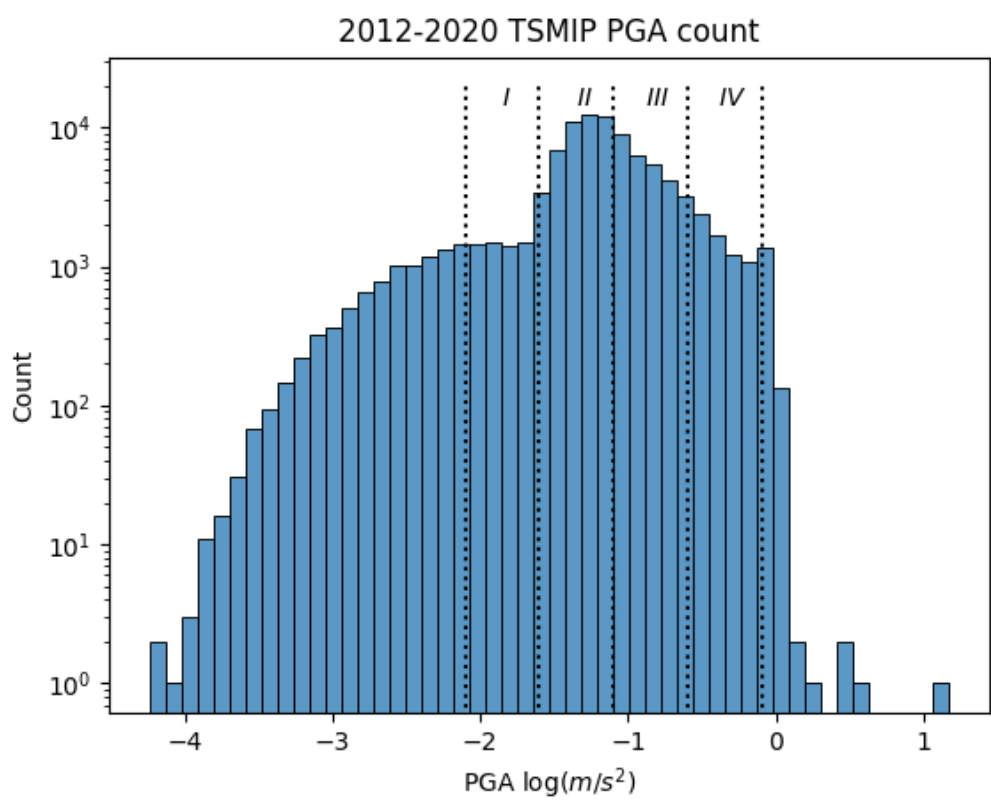


圖 4-3：氣象局資料 PGA 分布圖（虛線內I至IV代表震度 1 至 4 級）。

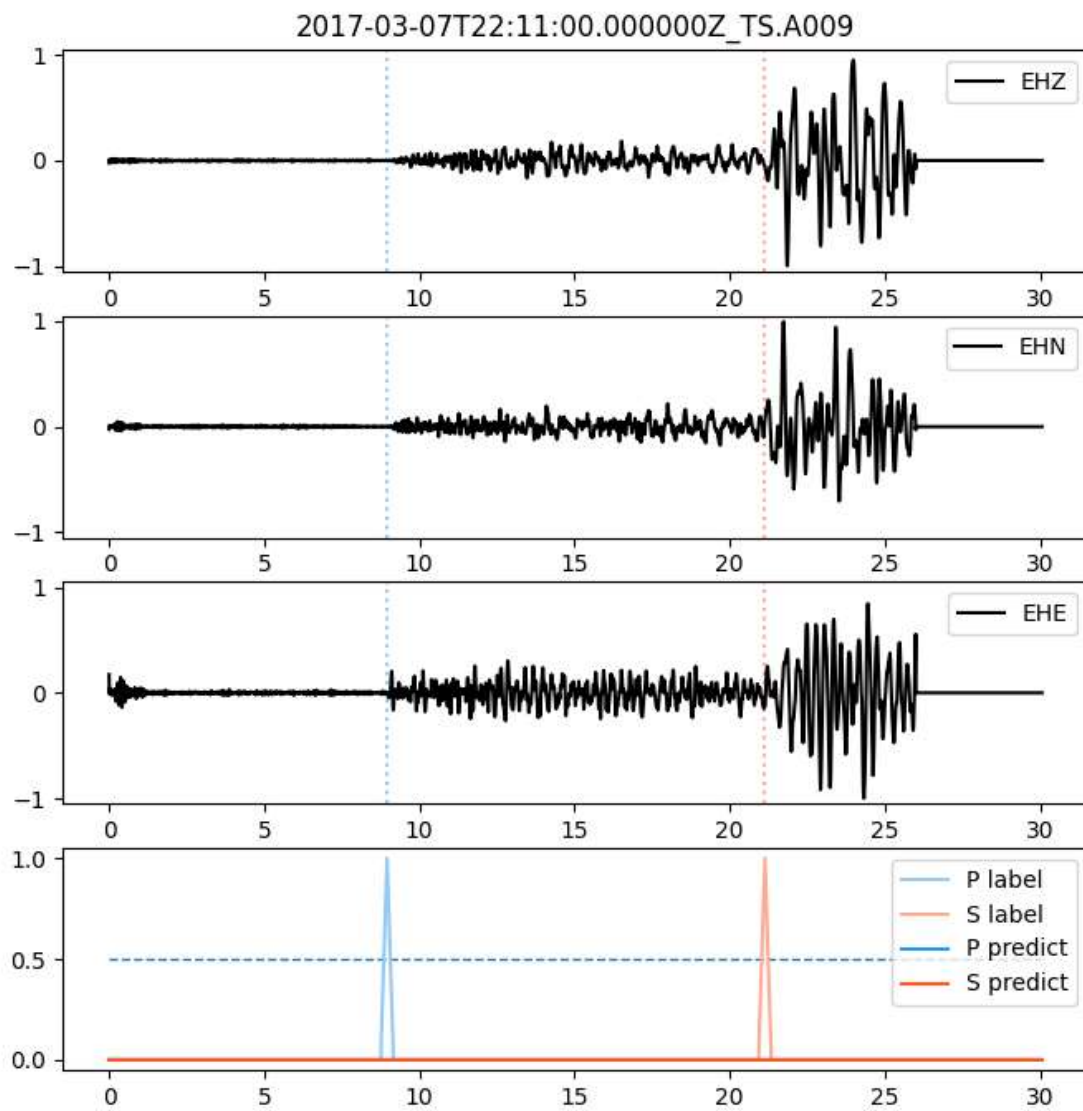


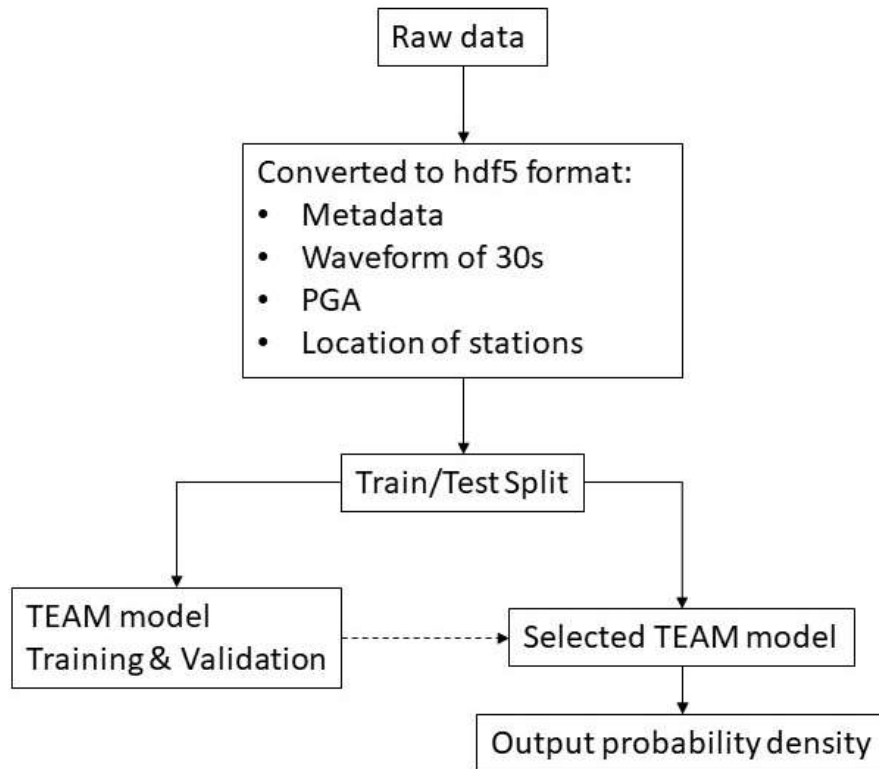
圖 4-4：氣象局資料波型與 P、S 到時圖

表 4-1：臺灣 2012 年至 2020 年資料集。

		地震事件	波型檔案
訓練集 (64%)	2012-2017	10,658	63,948
驗證集 (21%)	2018	3,433	20,598
測試集 (15%)	2019-2020	2,437	14,622
加總	2012-2020	16,528	99,168

五、實驗流程

5-1 流程圖



5-2 前處理

基於 Transformer 模型通常需要固定的輸入長度，因此在訓練集進入模型前，必須經過前處理，以滿足「所有波型都在同一時間開始並在同一時間結束」的要求。我們使用 30 秒的計算資料，擷取第一個人工撿拾的 P 波到達任何站點之前的 5 秒到後 25 秒。通過補零填充當前時間之後的所有波型來獲得固定長度的輸入，直到總長度達到 30 秒。

在最大地振動加速度(PGA)方面，由於 TSMIP 資料的單位為 gal，取得三軸個別的峰值加速度後，三個加速度中的最大值即為地震事件的 PGA。

訓練集內容包含：地震事件的解釋資料 (Metadata)、總長度為 30 秒的人工撿拾地震事件、已知的 PGA 及各測站的經緯度。將這四個元素整理成 hdf5 壓縮格式檔後，即可進入模型訓練。

六、實驗結果

使用 2019 年至 2020 年的臺灣地震測試已訓練好的模型後，可得到 PGA 預測結果比較圖與誤差分布圖（圖 6-1 至 6-7）。誤差分布圖可顯示模型訓練後 PGA 是否有高低估的問題，從實驗結果可得知，模型一開始有普遍低估 PGA 的情況，直到 4 秒後才開始收斂，代表需要至少 4 秒的地震資料才能較為準確地預估 PGA 值。觀察 PGA 預測結果比較圖發現，與使用義大利資料集測試的結果相似，且在資料長度達 25 秒時，臺灣模型的判定係數 R^2 甚至大於義大利，代表 TEAM 模型訓練至收斂。然而，我們可以看到在 X 軸大於 -0.6（約震度 4 級，在圖上標示為 IV）的點多為藍色且位於回歸線以下，代表模型有低估大 PGA 值的傾向。

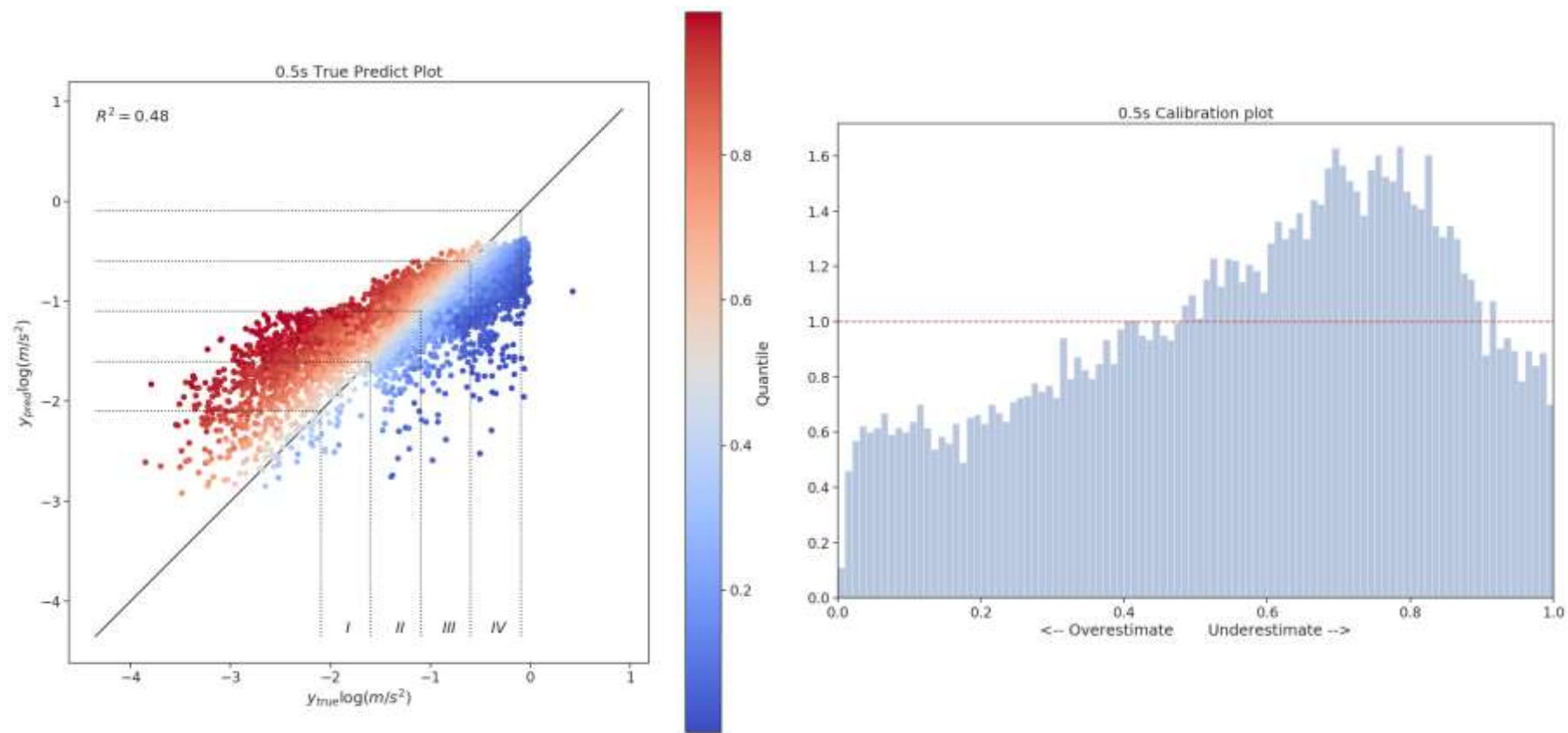


圖 6-1：0.5 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

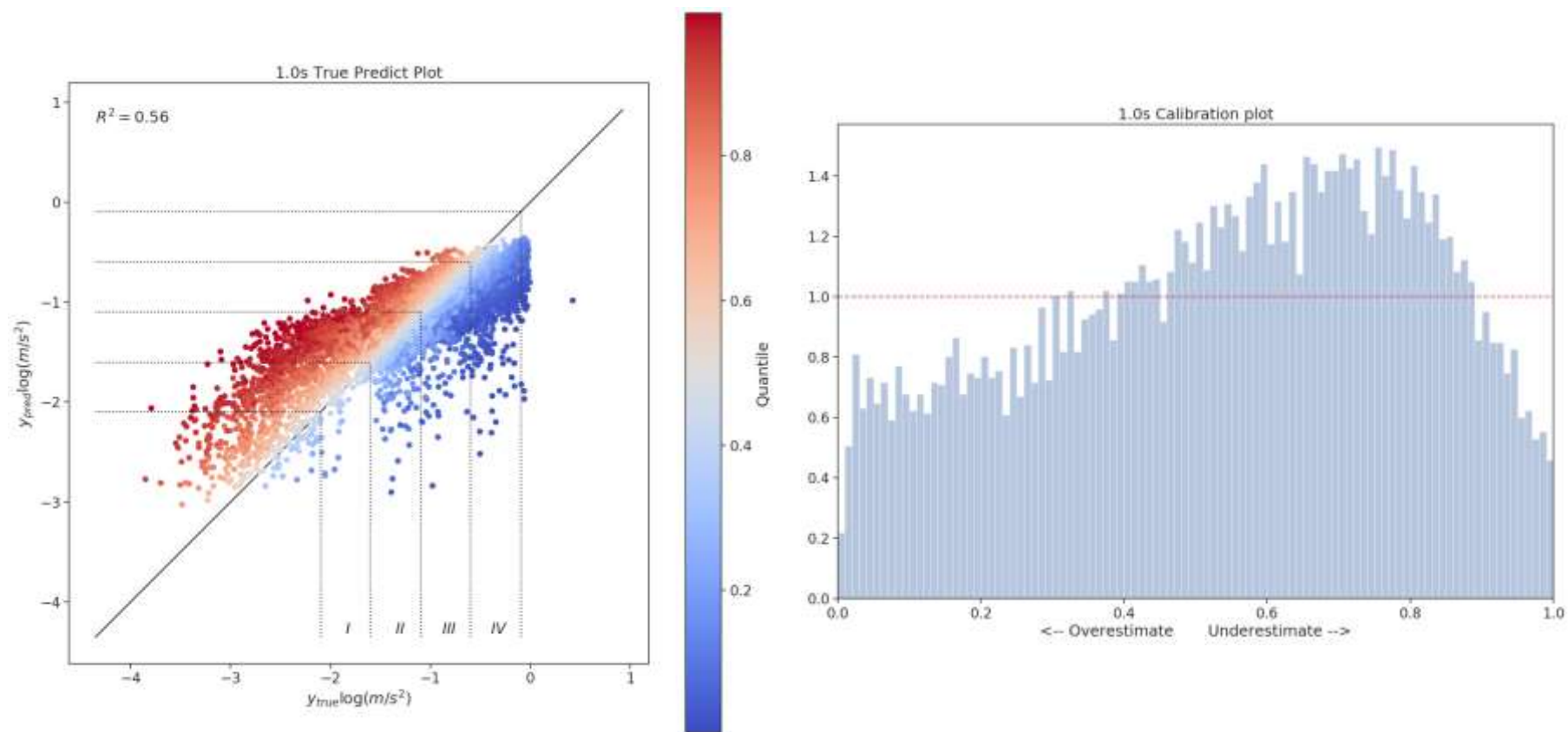


圖 6-2：1 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

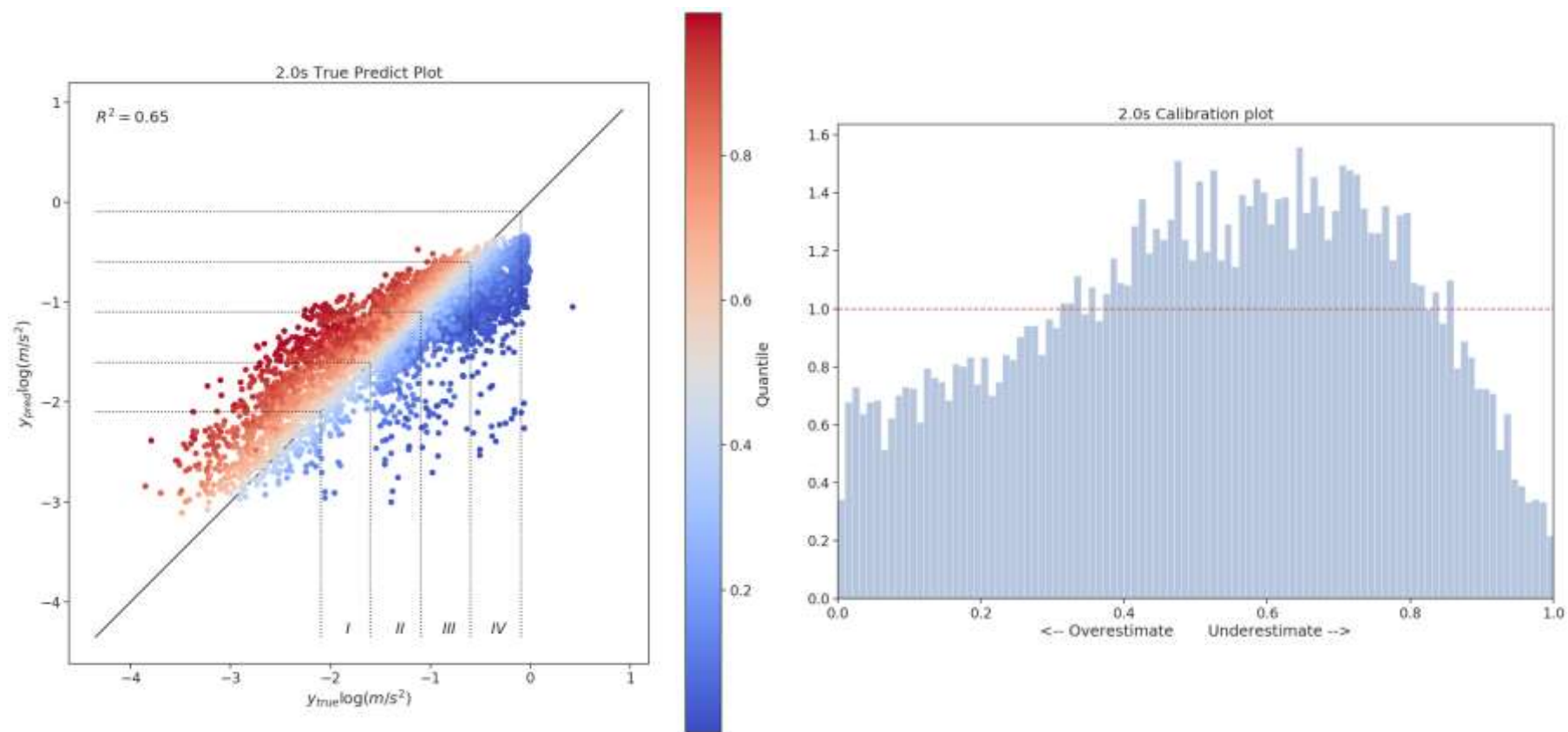


圖 6-3：2 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

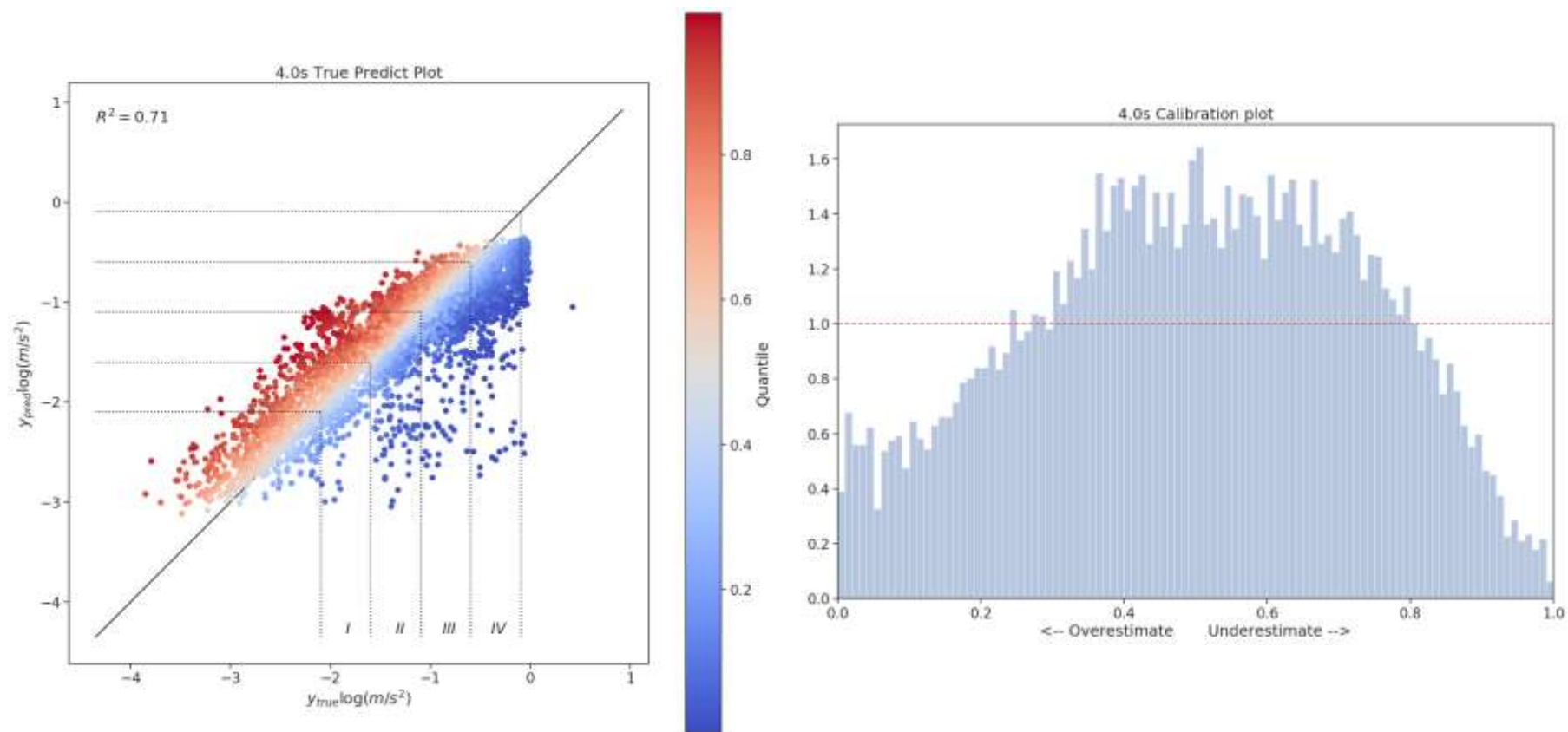


圖 6-4：4 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

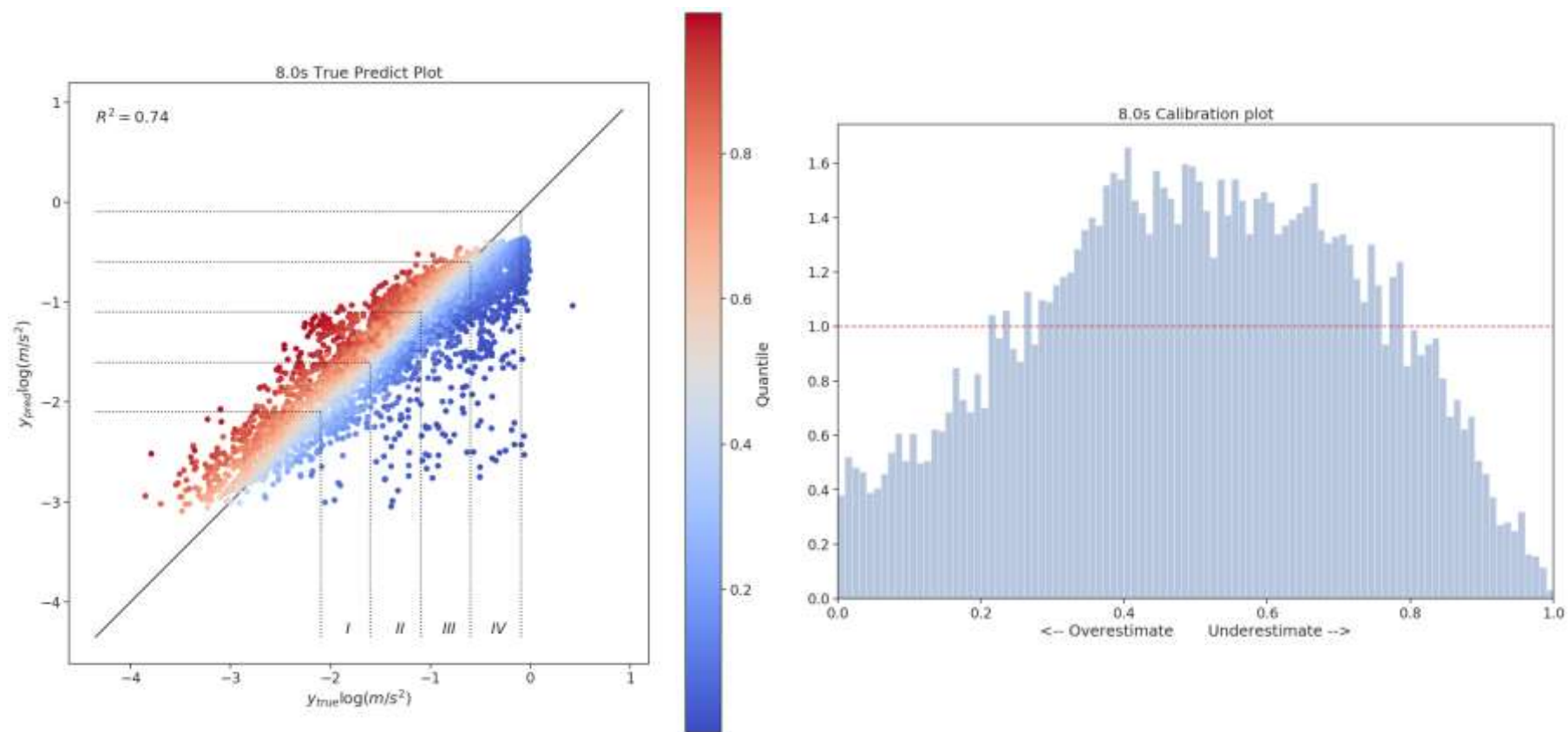


圖 6-5：8 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

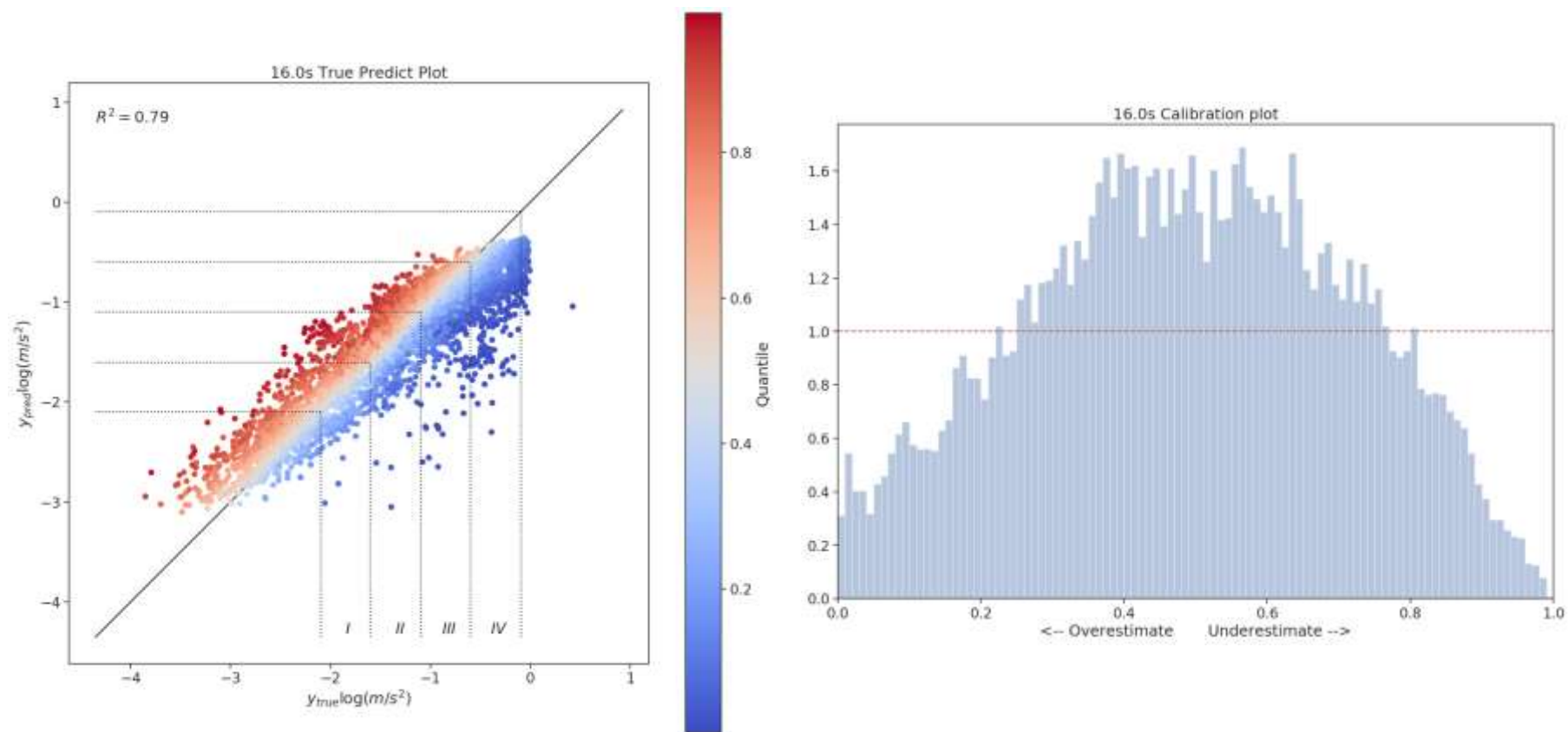


圖 6-6：16 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

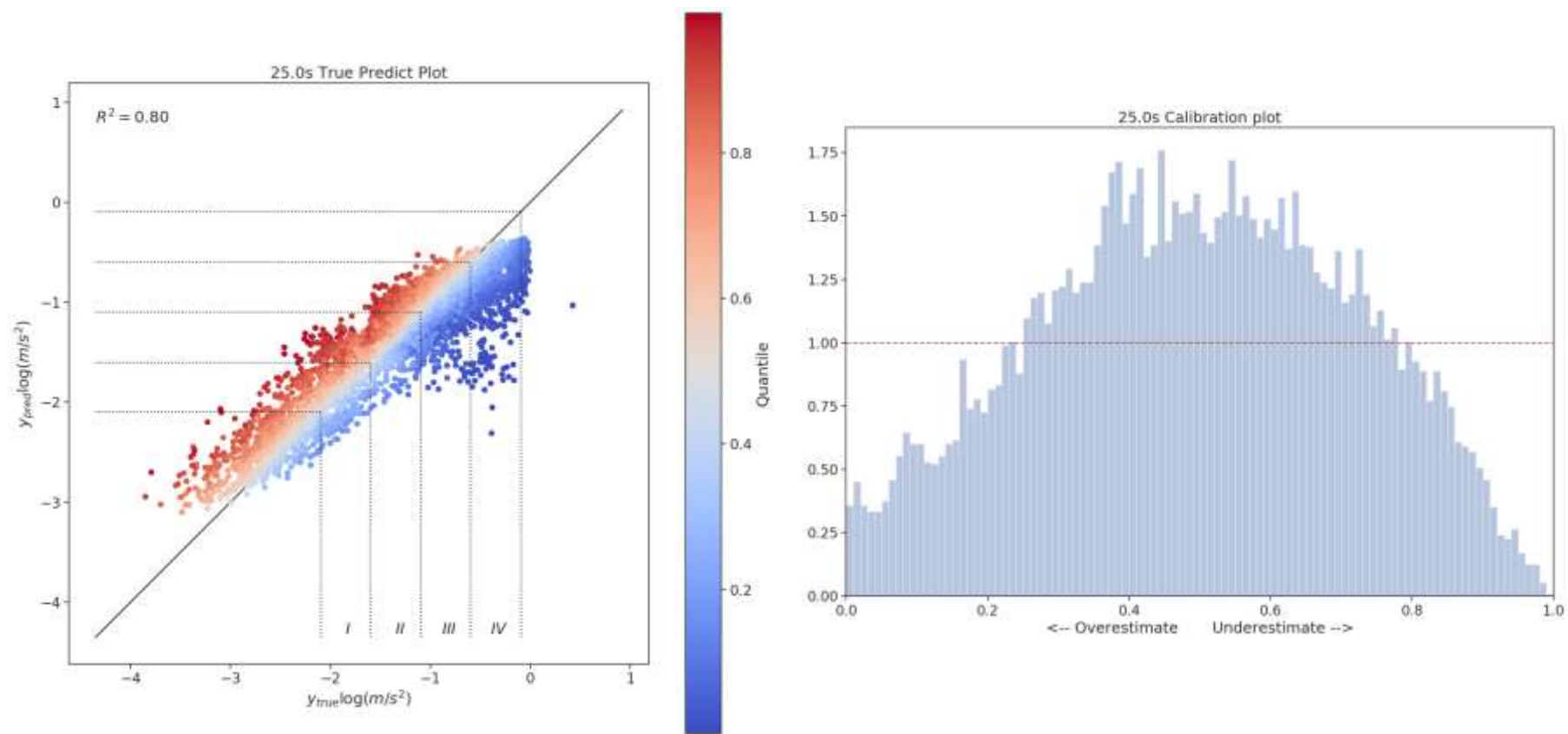


圖 6-7：25 秒 PGA 預測結果比較圖（左）與誤差分布圖（右）。

七、討論與結論

在機器學習中，我們可以使用精確率 (Precision) 與召回率 (Recall) 來做為判別模型好壞的指標，越接近 1 代表越完美的預測。以本研究計畫為例，精確率高代表在所有發布地震預警的測站中，有達到發布條件之預估震度的比例很高；召回率高則代表在所有需要發布地震預警的測站中，有確實發布預警的比例很高。

目前的實驗結果與討論皆依據 Munchmeyer et al. (2021) 的方法使用 25 秒的波型資料，根據資料長度為 25 秒的實驗結果可以計算出，當 PGA 為 0.8 cm/s^2 (約震度 1 級) 時，精確率為 0.89，召回率為 0.82；當 PGA 為 25 cm/s^2 (約震度 4 級) 時，精確率為 0.89，召回率為 0.39 (表 7-1)。此結果顯示 TEAM 對於 PGA 小的地震可以非常準確地預測，F1-score 可達 0.86，但對於 PGA 大的地震有低估的傾向，造成需要發布地震預警的事件卻沒有警報的現象。

我們探討此現象可能是因資料不平衡所產生的問題。由於小地震發生頻繁、樣本數多，而大地震發生的頻率較低，可供訓練的樣本數非常少，訓練模型可能忽略大 PGA 波型的特徵訊號，造成模型有低估大 PGA 值的傾向。針對資料不平衡的問題，可利用採樣方法進行處理，使其從不平衡的資料集變成較為平衡的資料集。我們參考 TEAM 模型的原始碼，使用上採樣 (Oversampling) 的方法，把大地震事件複製多份，使資料集內可以反覆出現這類的特徵訊號。上採樣的次數為：

$$N \approx R^{(mag-1)}$$

N 為重複次數，R 為重採樣係數，mag 為規模。上採樣可從訓練參數 (附錄二) 中的 min upsample magnitude 和 magnitude resampling (R) 調整，我們將重採樣係數 R 從預設的 1.5 增加為 2，且在模型參數 (附錄一) 中規定每次生成新資料點時加入輕微的隨機擾動 (rotation anchor)，使得複製的地震事件與測站位置稍微轉動而不過於單一，從圖 7-1 至圖 7-4 看出規模較大的地震及 PGA 值較大的波型在訓練資料集內出現次數因而增加許多。提升規模大於 4 的地震事件出現次數後，根據資料長度為 25 秒的實驗結果可以計算出，當 PGA 為 0.8 cm/s^2 (約震度 1 級) 時，精確率為 0.98，召回率為 0.99；當 PGA 為 25 cm/s^2 (約震度 4 級) 時，精確率為 0.90，召回率為 0.54，比重採樣係數為 1.5 時較為升高 (圖 7-5、圖 7-6)。

此探討所產生的數據顯示了監督式機器學習還是沒有辦法很好地解決因歷史大地震太少而無法準確預測 PGA 值的問題。不過，TEAM 依然有其優點，其中最大的優勢就是解算時間快速，由於 TEAM 中間沒有任何的地球物理參數進行控制，只要提供訓練好的模型一定長度的地震波資料，再加上極短的運算時間 (在使用標準工作站環境下僅需 0.15 秒)，就可輸出最大震度之機率密度。

我們使用 2019 年 4 月 18 日發生在花蓮縣規模 6.1 的地震 (圖 7-7) 深入了解單一大地震與 TEAM 模型的關係，嘗試得到 TEAM 模型解算時間的極限。模擬地震實際發生時所收到的實時資料，以第一個收到 P 波的測站為觸發時間，擷取前 5 秒至後 0.5 秒內的全網資料，電腦自動篩選出同時有被觸發的 3 個測站進行全網預測。由圖 7-8 所示，雖然大部分的測站被低估，但在大地震的情形下，仍有 48 個測站 (黃色方框內) 預測出高於現行預警標準的四級，且因為震度值全面被低估，反而使誤發警報的機率非常低。此範例只需要第一個 P 波後 0.5 秒資料的情況下就

可以發布區域警報，有大幅縮短地震預警時間可能性的潛力。未來也會持續分析其它大地震 TEAM 模型的表現，以期深入評估 TEAM 模型的穩定性。

中央氣象局現行的 EPS 地震預警系統最極限的解算速度為 5 秒鐘，以本期使用臺灣地區 2012 年至 2020 年地震資料集來做機器學習的結果可得知，對於單一測站而言，TEAM 模型僅需 4 秒的地震資料即可收斂至穩定，得到一相對準確的 PGA 預估值；對於單一大地震事件而言，TEAM 模型只要有一定數量的測站有較大的 PGA 值，僅需 0.5 秒的資料就可以發布地震警報。因此，「在發生大地震時，也能用少於 5 秒的時間準確預估 PGA 值」就成了本計畫接下來的研究課題，其內容會在未來規劃中詳述。

表 7-1：精確率、召回率及 F1-score 之表現。

重採樣係數 (magnitude resampling) = 1.5			
預警震度	精確率 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
1	0.984	0.995	0.990
2	0.973	0.995	0.984
3	0.838	0.712	0.769
4	0.906	0.328	0.481
重採樣係數 (magnitude resampling) = 2			
預警震度	精確率 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
1	0.984	0.997	0.991
2	0.976	0.995	0.986
3	0.927	0.763	0.837
4	0.904	0.540	0.676

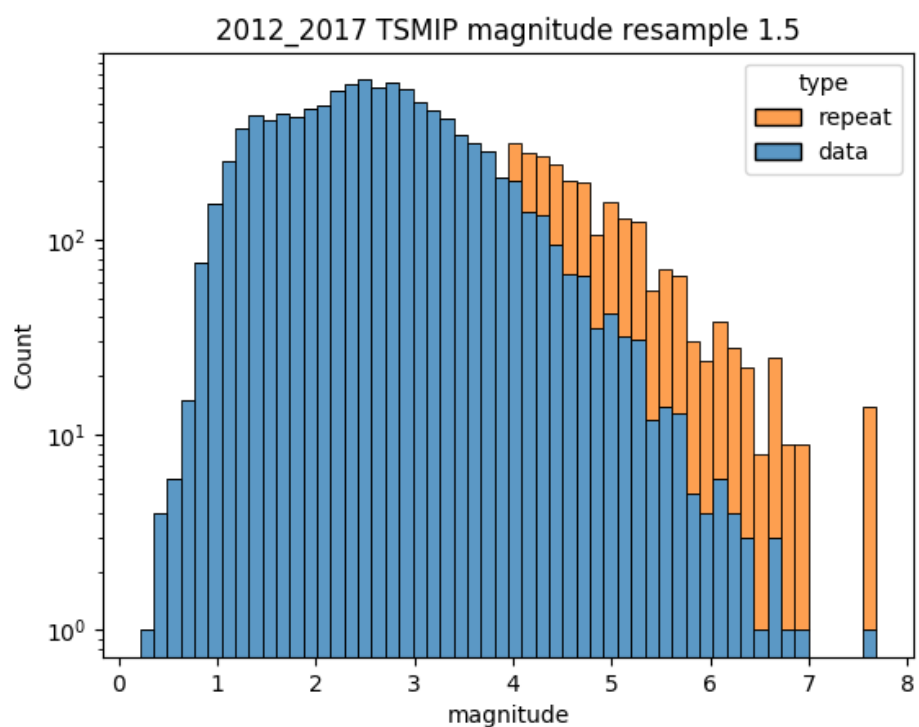


圖 7-1：2012 年至 2017 年訓練集之規模分布圖（重採樣係數為 1.5）。

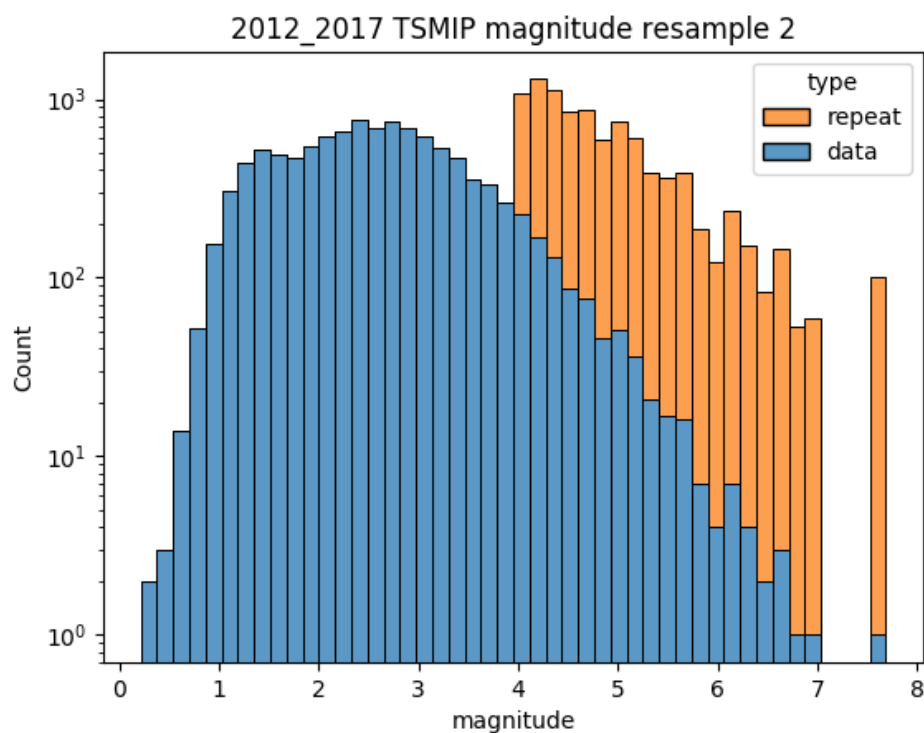


圖 7-2：2012 年至 2017 年訓練集之規模分布圖（重採樣係數為 2）。

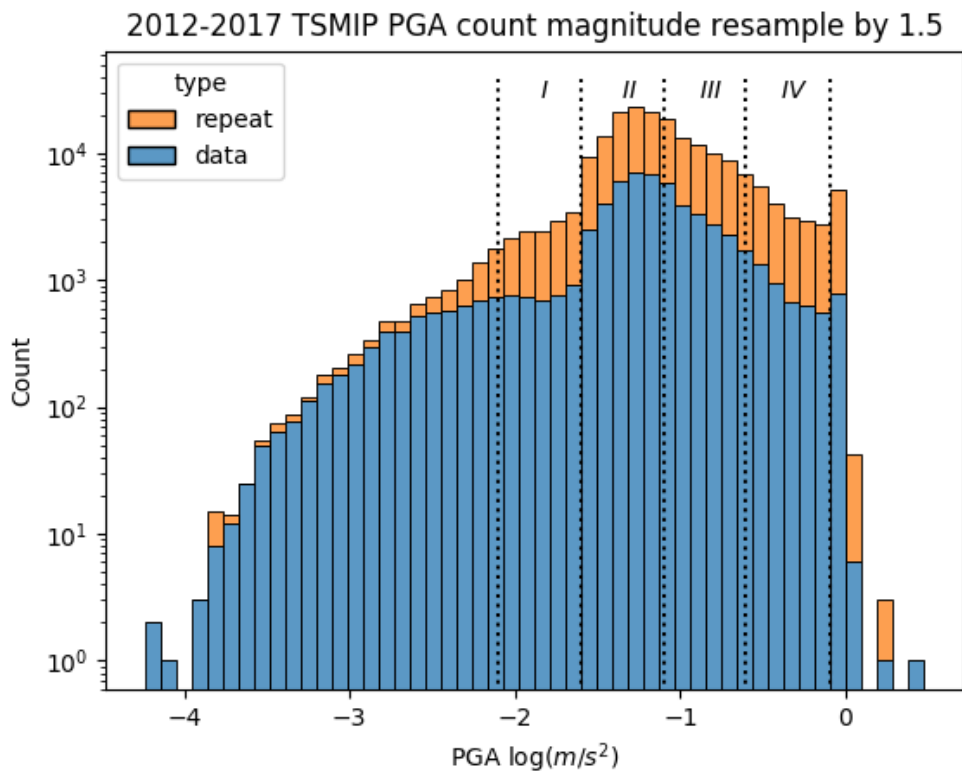


圖 7-3：2012 年至 2017 年訓練集之 PGA 分布圖

(重採樣係數為 1.5，虛線內I至IV代表震度 1 至 4 級)。

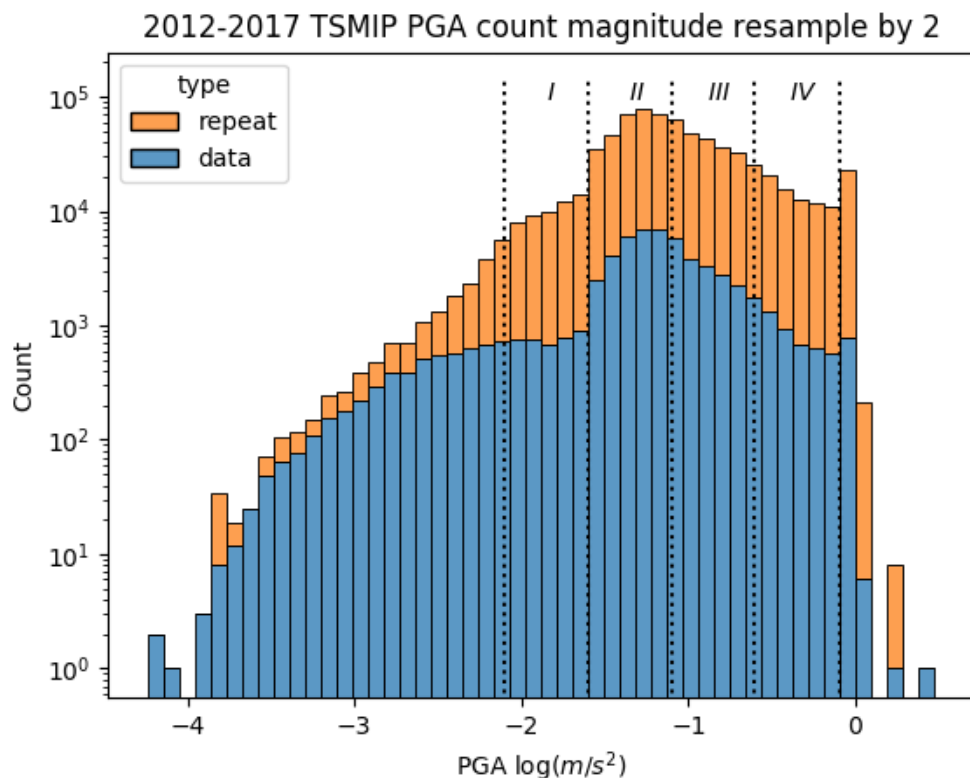


圖 7-4：2012 年至 2017 年訓練集之 PGA 分布圖

(重採樣係數為 2，虛線內I至IV代表震度 1 至 4 級)。

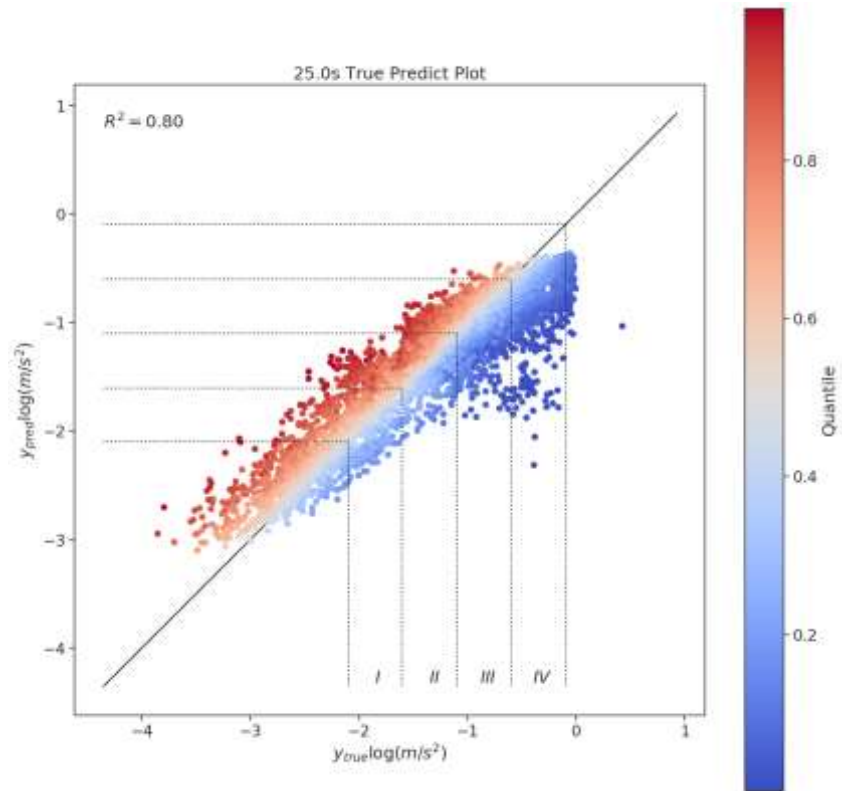


圖 7-5：25 秒 PGA 預測結果比較圖（重採樣係數為 1.5，虛線內 I 至 IV 代表震度 1 至 4 級）。

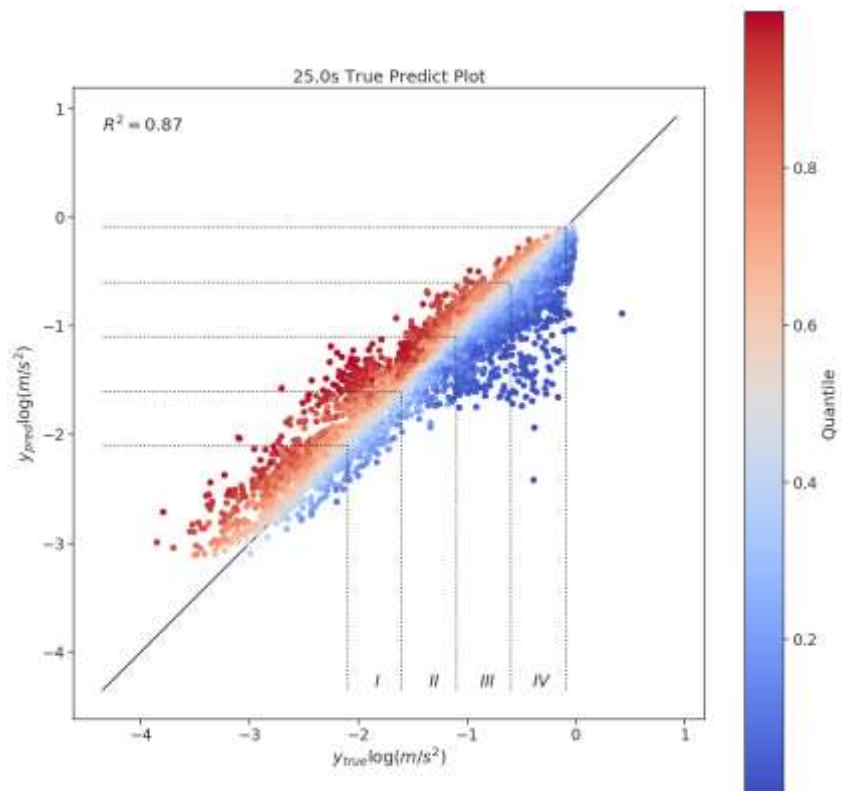


圖 7-6：25 秒 PGA 預測結果比較圖（重採樣係數為 2，虛線內 I 至 IV 代表震度 1 至 4 級）。

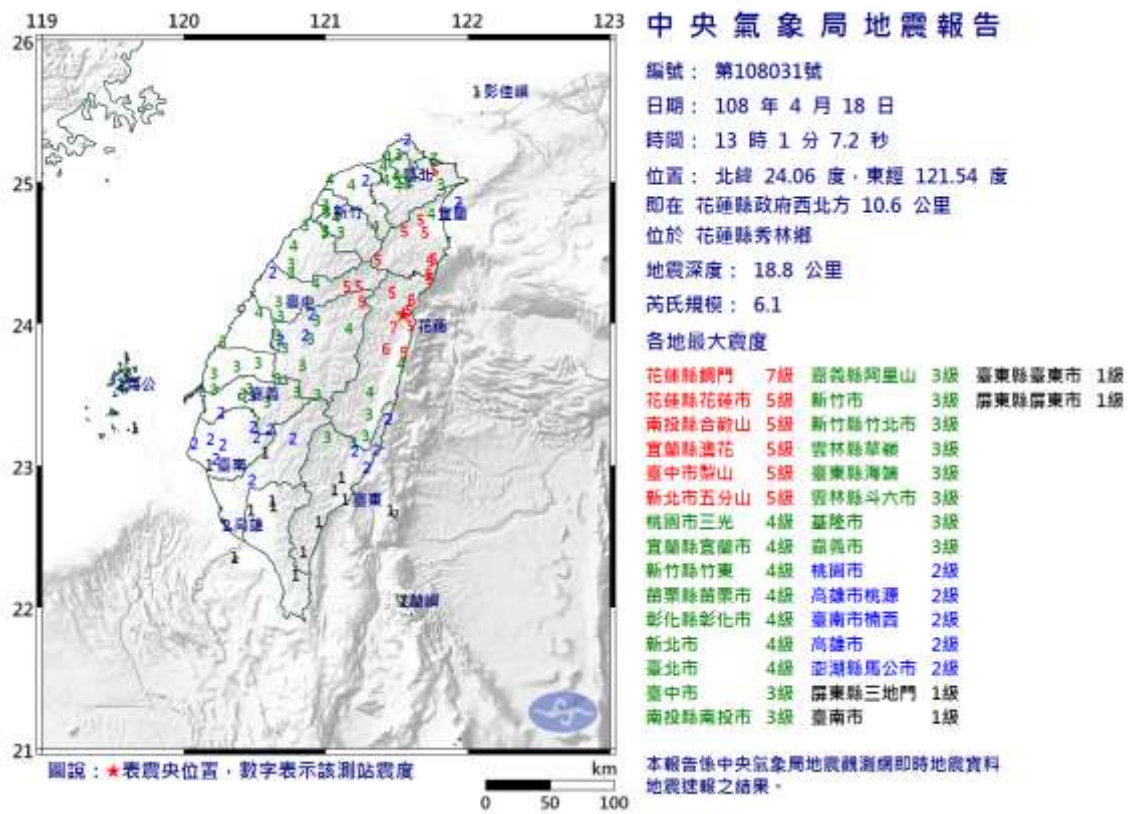


圖 7-7：2019 年 4 月 18 日花蓮地震報告

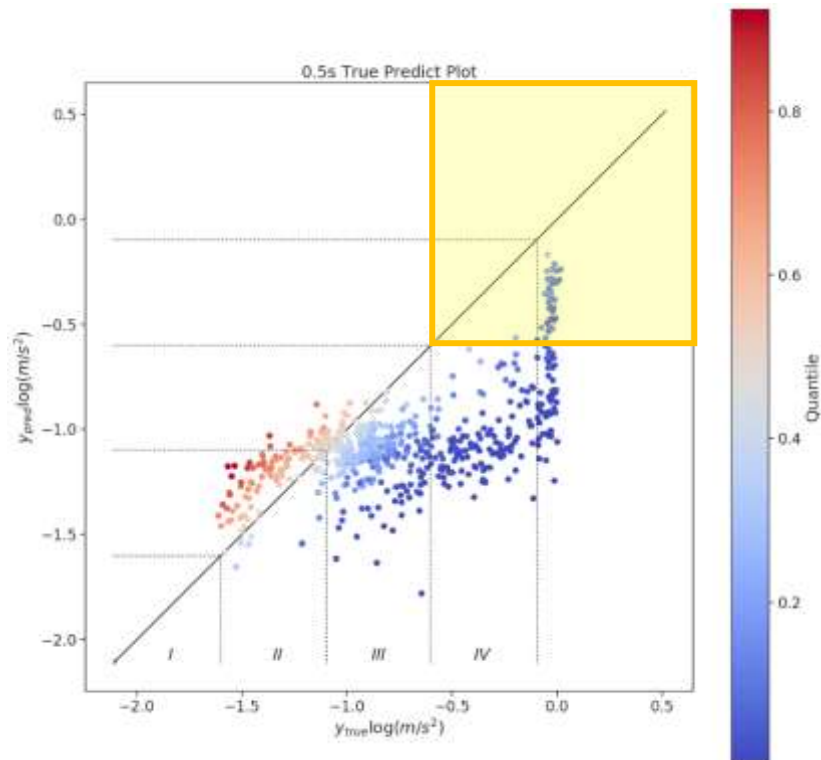


圖 7-8：2019 年 4 月 18 日臺灣地震之 PGA 預測結果比較圖，黃色方框內為超過預警門檻的 48 個測站。

八、未來規劃

本期研究計畫的結論為 TEAM 的解算時間優於中央氣象局現行的地震預警系統，但僅限於 PGA 較小的地震，顯示目前的訓練模型還可以更嚴謹的檢視與進一步的調整。我們規劃在下一期計畫執行以下嘗試，以達成「在發生大地震時，也能用少於 5 秒的時間準確預估 PGA 值」之目標：

1. 優化資料前處理

針對 AI 模型設計一個可以重複使用的地震資料前處理系統。在大數據機器學習中，前處理的時間與人力成本佔整體專案的六成以上，若純粹使用人工清理資料，資料量往往過於龐大且難以負荷，以至於輸入模型中的資料不夠乾淨。我們希望在下期計畫中，著重於建立前處理系統，增強資料探索與視覺化的功能，方便研究員對資料進行處理與調整，避免模型因為資料產生的瑕疵而誤判。

2. 下採樣 (Undersampling)

針對資料不平衡所產生的問題，除了本期討論中所嘗試的上採樣方法之外，我們可在下一期計畫嘗試下採樣方法。下採樣是從小地震事件中剔除一些樣本，資料集內大地震的特徵訊號比例因而提高，使得不平衡的資料集變成較為平衡的資料集。

3. 加入地震規模較大之地區的資料集

可以嘗試加入日本、秘魯等地的地震資料集，增加歷史大地震的數量，以利模型訓練，期望有效提高規模大於 4 之地震事件的預測結果。

4. 更多的參數測試

模型中有許多超參數可以嘗試調整，也可以調整訓練參數來增加模型訓練的效率。

5. 綜合使用其他機器學習方法

尋找可以與此方法互補的其他方法，嘗試解決極少樣本甚至無樣本的問題。

九、参考文献

- Allen , R. M. and D. Melgar. Earthquake Early Warning: Advances, Scientific Challenges, and Societal Needs. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 47(1):361–388, 2019.
- Bishop, C. M. Mixture density networks. Technical report, Aston University, 1994.
- Jozinovic , D., A. Lomax, I. Štajduhar, and A. Michelini. Rapid prediction of earthquake ground shaking intensity using raw waveform data and a convolutional neural network. *Geophysical Journal International*, 222(2):1379–1389, 2020.
- Kriegerowski, M., G. M. Petersen, H. Vasyura-Bathke, and M. Ohrnberger. A Deep Convolutional Neural Network for Localization of Clustered Earthquakes Based on Multistation Full Waveforms. *Seismological Research Letters*, 90(2A):510–516, 2019.
- Lomax, A., A. Michelini, and D. Jozinovic. An Investigation of Rapid Earthquake Characterization Using Single-Station Waveforms and a Convolutional Neural Network. *Seismological Research Letters*, 90(2A):517–529, 2019.
- Mousavi, S. M. and G. C. Beroza. A Machine-Learning Approach for Earthquake Magnitude Estimation. *Geophysical Research Letters*, 47(1):e2019GL085976, 2020.
- Mousavi, S. M. and G. C. Beroza. Bayesian-Deep-Learning Estimation of Earthquake Location from Single-Station Observations. *arXiv:1912.01144 [physics]*, December 2019.
- Münchmeyer , J., D. Bindi, U. Leser, and F. Tilmann. The Transformer Earthquake Alerting Model: A New Versatile Approach To Earthquake Early Warning, *Geophysical Journal International*, *arXiv:2009.06316v4 [physics]* January 2021.
- Otake, R., J. Kurima, H. Goto, and S. Sawada. Deep Learning Model for Spatial Interpolation of Real-Time Seismic Intensity. *Seismological Research Letters*, 91(6):3433–3443, November 2020.

附錄一 模型參數

ensemble	10
waveform_model_dims	500, 500, 500
output_mlp_dims	150, 100, 50, 30, 10
output_location_dims	150, 100, 50, 50, 50
n_heads	10
att_dropout	0.0
initializer_range	0.02
hidden_dim	1000
transformer_layers	6
hidden_dropout	0.0
activation	relu
n_pga_targets	15
location_mixture	15
pga_mixture	5
magnitude_mixture	5
borehole	false
max_stations	25
bias_mag_mu	3.5
bias_mag_sigma	0.5
bias_loc_mu	0
bias_loc_sigma	2
event_token_init_range	0.02
no_event_token	true
rotation_anchor	23.5, 0

附錄二 訓練參數

learning_rate	0.0001
clipnorm	1.0
epochs_single_station	5
epochs_full_model	5
filter_single_station_by_pick	true
ensemble_rotation	true
batch_size	16
min_upsample_magnitude	4
magnitude_resampling	1.5
translate	false
disable_station_foreshadowing	true
selection_skew	1000
pga_from_inactive	true
shuffle_train_dev	true
trigger_based	true
scale_metadata	false
upsample_high_station_events	10
transform_target_only	false
pga_selection_skew	1000
cutout_start	-1
cutout_end	25
pos_offset	0, 121

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究

子計畫二

以網格化大數據機器學習分析地震參數

林彥宇^{1,2} 張閔瑄¹ 溫怡瑛³

¹ 國立中央大學地球科學系

² 國立中央大學地震災害鏈風險評估及管理研究中心

³ 國立中正大學地球與環境科學系

摘要

地震預警系統為現今減低地震災害之重要手段，臺灣地區地震多又分布範圍廣且測站密度高，大量觀測波形適合大數據機器學習法之應用，然此方法在地震預警議題應用上有其困難，其原因為中大型地震及波形數量不足。本計畫將評估經驗格林函數法，將規模 4~5 之地震波形放大成規模 6+之地震波形，並應用在新一代人工智慧地震預警系統之可行性。本期末成果已建置完成理論相對時間函數之計算流程；建立經驗格林函數法流程；蒐集並分析三個臺灣中大型地震，及其震源附近相似震源機制之 EGF 地震之地震波形；得到 EGF 地震之合成地震波形 $Syn^L(t)$ 與震度，及觀測之中大型地震波形 $Obs^L(t)$ 與震度之比較。結果顯示，經驗格林函數法在 0.2~1 Hz 頻段可行；所使用小地震規模須大於 4.0 且大小地震規模差須大於 0.5；震源時間函數長度不遵循全球經驗式，須將大地震之長度縮減至全球的 0.4~0.6 倍。然本研究得到放大之地震波 $Syn^L(t)$ 於現階段應用於人工智慧基底之新一代地震預警系統仍有困難，其理由如下：(1)經驗格林函數法有效的頻段為 0.2~1 Hz，對於高於 1 Hz 的地震波仍然沒有解析能力，然 1 Hz 以上之地震波會顯著影響地震震度估計造成誤差。(2)使用帶通濾波器 0.2~1 Hz 時，會濾除大部分 P 波訊號，導致 P 波訊號不易判斷，此種情況將會讓地震預警系統無法發揮作用。(3)經驗格林函數法放大之小地震之地震紀錄時，會將低頻雜訊同時放大，因此將引入更多雜訊訊號進入系統中，進而汙染整個資料庫。未來如果可能改善這些問題，使 $Syn^L(t)$ 有更高頻且更清楚的看到 P 波的訊號，則這個方法將有機會應用於人工智慧地震預警系統。本研究達成計畫書中之全部預期結果。然此研究為地震學界上全新的嘗試，未來將有助於臺灣地震工程、地震防災及地震源研究相關發展及研究。

Abstract

The earthquake early warning (EEW) system is the most important technique to reduce loss of life and property in an earthquake in a recent decade and successfully worked in several damage earthquakes. Since Taiwan has high seismicity and the dense seismic stations operated by Central Weather Bureau (CWB), the machine learning approach may be a useful way to study earthquake behaviors based on huge amount of data. However, it is still difficult to study the EEW issues by applying the machine learning approach due to lack of seismic records of large earthquakes. In this project, we evaluate the empirical Green's function method and try to simulate waveforms of a large event (M6+) by using those of a smaller event (M4~5). After analyzing three large earthquakes, which are 2013 Nantou, 2016 Meinong, and 2019 Hualien earthquakes, we conclude that the empirical Green's function approach is functional well with filtered waveforms (0.2 ~ 1 Hz). The magnitude of the small event should be larger than 4.0, and the magnitude difference between two earthquakes should be large than 0.5. However, we discover that the empirical Green's function method still needs to be improved for applying on the issues of EEW. The problems are that (1) the bandwidth of waveforms (0.2 ~ 1 Hz) is not wide enough for intensity estimation; (2) P-wave signals would be buried in this bandwidth that causes the difficulty of the EEW approach; (3) noises would be enhanced during the processing that may contaminate the waveform database. It is worthwhile to further investigate these problems in the future.

一、前言

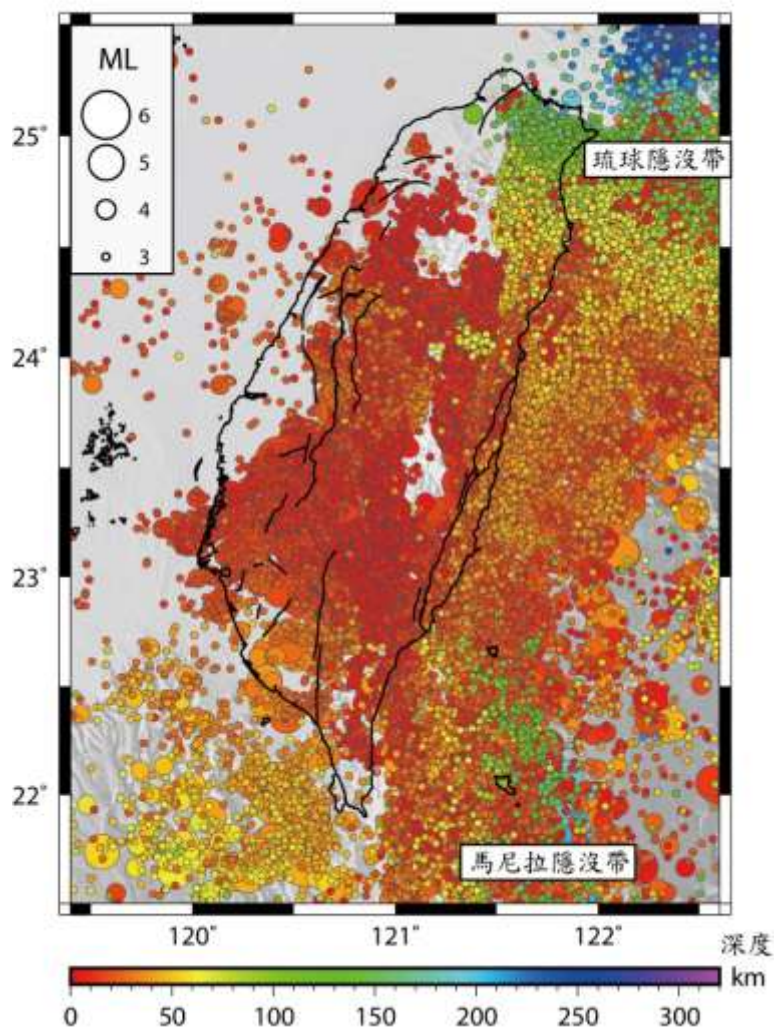
地震預警系統於地震發生後迅速偵測地震的位置及規模，並於具破壞性的 S 波到達都會區之前發布警報，為目前唯一且有效可以在地震發生後拯救民眾生命財產的系統。目前中央氣象局所採用的地震預警系統為區域預警系統，概念上來說，其利用數個子測站網收到的地震 P 波決定地震的規模及位置，並利用地動衰減式預估各地震度並發布警報。然現役的地震預警系統需要運算時間以決定地震位置、規模及各地區震度繼而發出警報，若可以從過去發生的地震波形中，利用機器學習的方法快速找出大地震可能的地震波樣貌進而減少運算時間，此為新一代的地震預警系統發展方向。

二、研究動機及目的

現有地震預警系統邏輯均相似，利用區域子網決定地震發震位置、時間及規模，再利用此震源資訊透過全臺統一之強地動衰減式或其他方法算出每個區域之理論地動值和震度，並對必要地區發出地震預警。然而，此流程中估計震度的方法較簡化，無法因特殊孕震構造及震源特性不同而改變，且路徑效應的簡化產生之計算誤差也可能無法呈現區域性真實震度分布情況，造成震度估計的準確度下降。此外，計算時間過長也會造成地震預警盲區(blind zone)過大，降低地震預警之效率。而本研究計畫之最終目標將利用已經觀察到之地震波形建立臺灣中大型地震波形資料庫，並欲嘗試使用大數據機器學習法精進地震預警系統。

目前利用大數據機器學習法(machine learning)應用於地震預警系統上有其瓶頸，主要原因為大地震數量不足，沒有大量波形數據供機器學習方法分析。為了解決此問題，目前最新研究利用定值性地震災害分析方法(deterministic seismic hazard approach)，製造各種可能破裂的情境(scenario)，例如：北美 Cascadia 隱沒帶的破裂模擬(Melgar et al., 2016)，並計算大數量之大地震波形供機器學習使用，以建立根據各種不同的震源模型模擬波形之資料庫，最後利用此「模擬」波形資料庫精進地震預警系統(Lin et al., 2021)。然而，波形模擬的方法會受限於速度構造的解析度及場址效應的掌握度不同，尤其以 $>1\text{Hz}$ 的高頻信號偏差量最大，可能無法產生與真實地震波相近的結果，對於真實資料的應用上可能造成準確性降低及效率不彰的問題。由於臺灣地區中小型地震眾多，且分布於臺灣主要的斷層帶及兩個隱沒帶上(圖一)，自 1991 年至 2020 年中央氣象局地震目錄所收錄之規模 4 以上地震共 7227 筆且分布全臺灣。若能利用這些已記錄到之地震波形輔助地震預警系統，或將可使預警震度更為精確且降低預警時間。而如何將中小型規模地震波形「放大」為中大型地震波，則需要利用震源力學相關知識，此為本計畫研究重點。

Seismicity since 1991



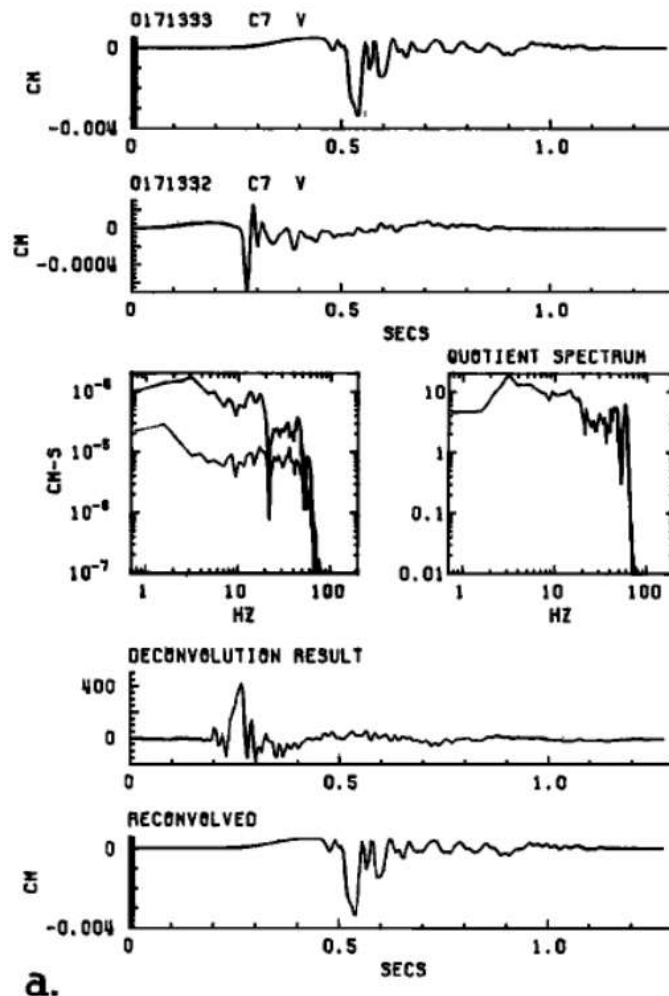
圖一、1991 年至 2020 年臺灣地區 $M>3$ 之地震活動度。符號大小表示地震規模；

顏色表示地震深度；臺灣島內線段表示活動斷層。

三、研究方法與資料

1. 理論相對時間函數(Relative Source Time Function, RSTF)之計算

地震震源的研究中，透過經驗格林函數法將同一個震源位置及機制之大地震與小地震(地震規模差至少 0.5)波形反捲積(deconvolution)得到相對震源時間函數(relative source time function, RSTF)的技術已非常成熟。此種理論假設小地震之震源時間函數(source time function, STF)相對大地震來說可忽略(相當於 delta 函數)，因此其波形可全部視為路徑效應，而此路徑效應為真實路徑效應，包含衰減(attenuation)、散射(scattering)及折射反射(refraction and reflection)。圖二為 Mueller(1985)使用 EGF 方法成功得到大地震之 RSTF。此方法常用來估計大地震之震源時間函數及破裂方向性等科學議題(Ide et al., 2003; Lin et al., 2012; Abercrombie, 2014; Lin et al., 2016; McGuire, 2017; Meng et al., 2020)。此方法已經利用於許多日本地震及臺灣地震，將規模小之餘震波形放大為主震波形並與主震波形比較，得到主震之震源特性(Irikura, 1986; Miyake et al. 2001, 2003; Lin et al., 2012; Lin et al., 2016; Wen et al., 2016; Wen et al., 2017; Wen et al., 2020)。若可以建構合理的理論 RSTF，本方法恰好適合使用於「放大」中小型地震之波形，以彌補地震預警中所需之中大型地震波形之不足。



圖二、經驗格林函數基本運算(本圖摘自 Mueller 1985)。最上面兩圖分別表示大地震與小地震之波形；中間左圖表示大地震與小地震之頻譜；中間右圖表示兩地震之頻譜比；下兩張圖則分別表示解算出之 RSTF 及重建之大地震波形。

為了驗證經驗格林函數(Empirical Green's Function, EGF)法之可行性，找出適合後續研究之頻段範圍、可以使用之 EGF 規模大小及瞭解可能碰到之後續問題。研究邏輯為利用經驗格林函數法，將臺灣地區觀測到之中小型地震(M4~5)波形 $Obs^S(t)$ 與理論之相對時間函數 $RSTF(t)$ 透過捲積計算(convolution)「放大」為中大型地震(M6+)之波形 $Syn^L(t)$ ：

$$Syn^L(t) = RSTF(t) * Obs^S(t) \quad (1)$$

相當於：

$$Syn^L(t) = \int_{-\infty}^{\infty} RSTF(\tau) Obs^S(t - \tau) d\tau \quad (2)$$

建立合理之理論相對時間函數為本計劃中重要步驟。RSTF 與基線交會內之區域面積須為大地震與小地震之理論地震矩(seismic moment)差。本研究假設小地震與大地震之 STF 皆為高斯函數(Gaussian function, 圖五)，且 STF 寬度 T_w 遵守 Duputal et al. (2013)分析全球大於規模 6 地震所提出之經驗式：

$$T_w = 2.4 \times 10^{-8} \times M_0^{1/3} \quad (3)$$

此地震矩單位為 dyne-cm。由此假設可以計算小地震與大地震之理論震源時間函數 $STF^S(t)$ 與 $STF^L(t)$ ，並透過非負最小平方差法(Non-negative least squares approach)，計算理論 RSTF 的形狀。RSTF 與 STF 必須符合以下關係：

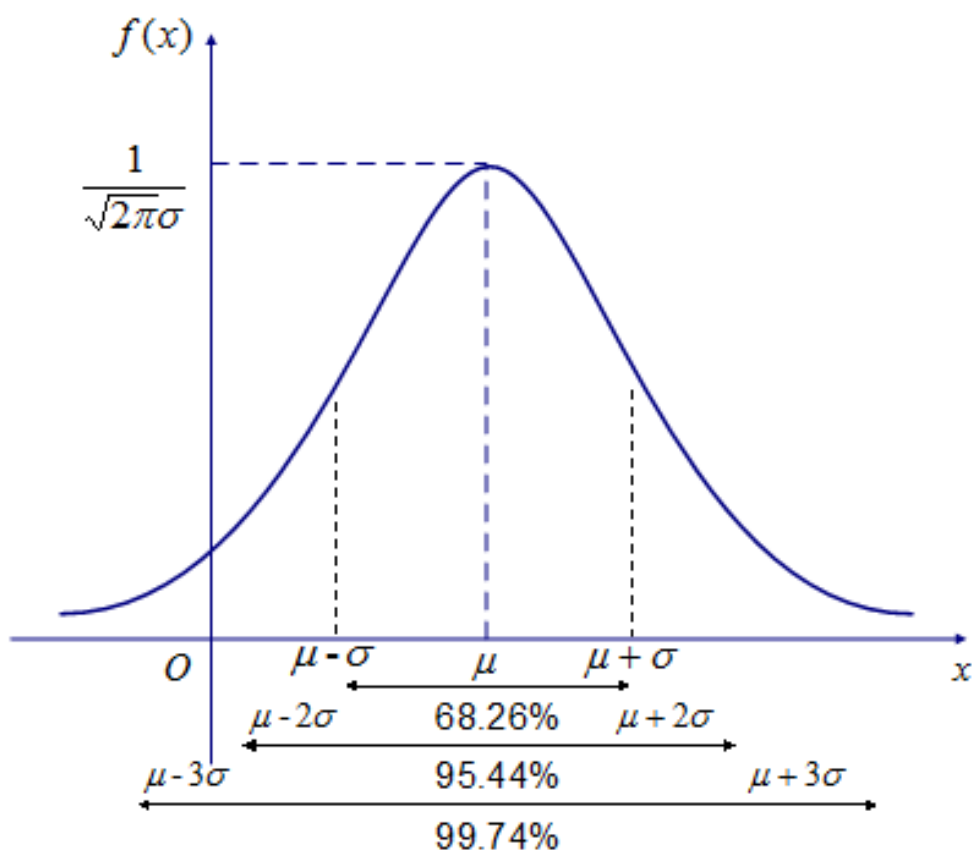
$$STF^L(t) = STF^S(t) * RSTF(t) \quad (4)$$

本研究使用 Matlab 程式撰寫完成建構 RSTF 之程式。為了得到方程式(1)之 RSTF，在此我們使用逆推方法求取 RSTF，其線性矩陣方程式如下：

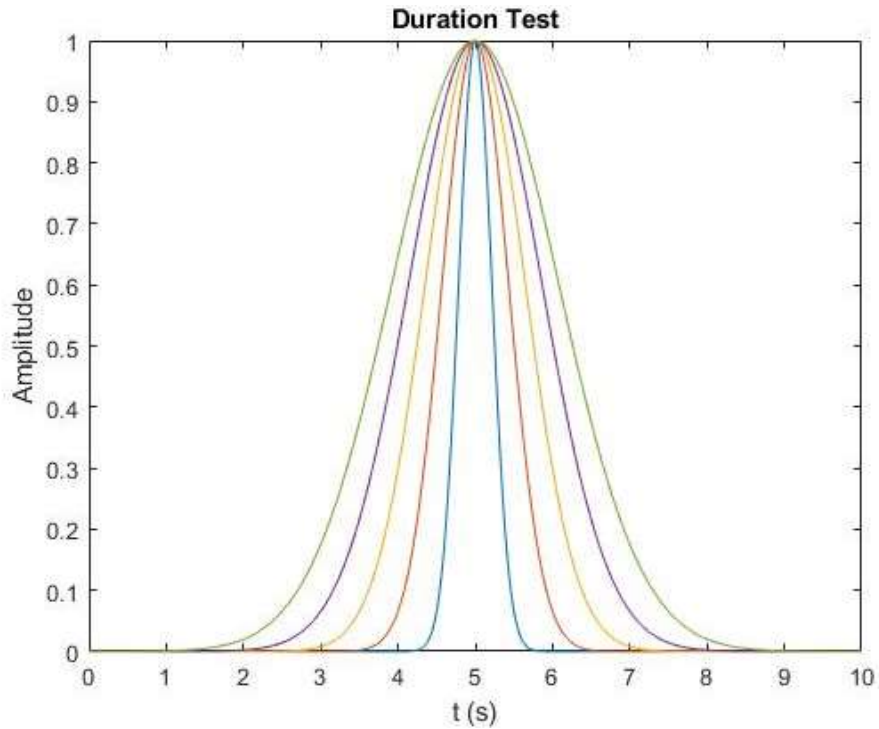
$$Ax = B \quad (5)$$

其中 x 為求取之RSTF時間函數； B 為大地震之理論震源時間函數； A 為使用小地震震源時間函數與平滑參數建構之格林函數。完成矩陣建構後，我們將可使用逆推方法求解 x 得到RSTF。由於震源時間函數不存在負值，因此本研究使用非負最小平方法(Non-negative least squares, NNLS)求解RSTF，Matlab函數為lsqnonneg。

假設理論震源時間函數STF為高斯函數(Gaussian function)(圖三)。建立高斯函數需要以下兩個參數：平均值(μ)及標準差(σ)。經過測試，本研究認為標準差設定為震源時間函數長度的七分之一最為符合(圖四)，而不同規模之震源時間函數長度則使用經驗方程式(3)計算之。而後，我們令STF函數底下之面積等於地震矩(seismic moment)得到理論STF。實務運作上，利用此法套入大地震之規模，便可計算大地震之震源時間函數 $STF^L(t)$ 並建立矩陣 B 。

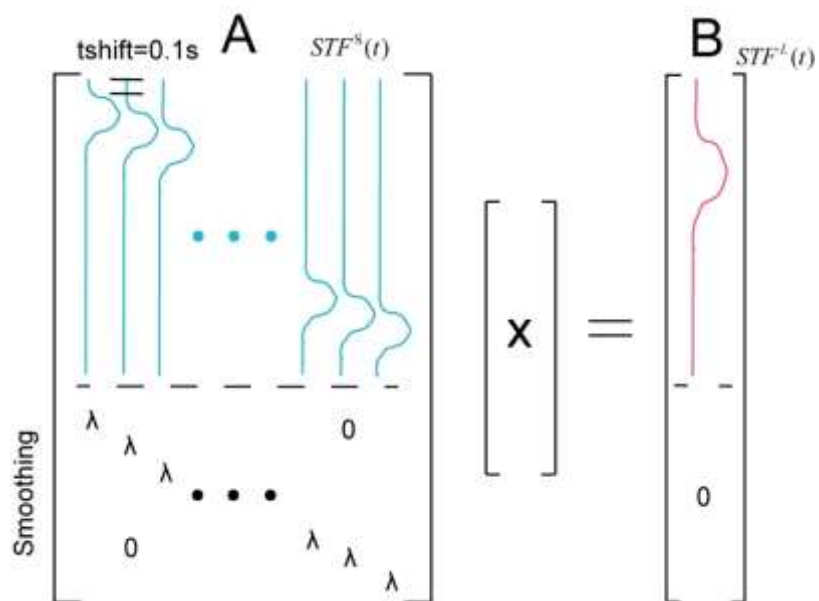


圖三、高斯函數曲線， μ 為平均值、 σ 為標準差



圖四、 σ 為震源時間函數長度的七分之一。不同顏色表示不同的震源時間函數長度：綠色為 7.5 秒；紫色為 6.0 秒；黃色為 4.5 秒；紅色為 3.0 秒；藍色為 1.5 秒。

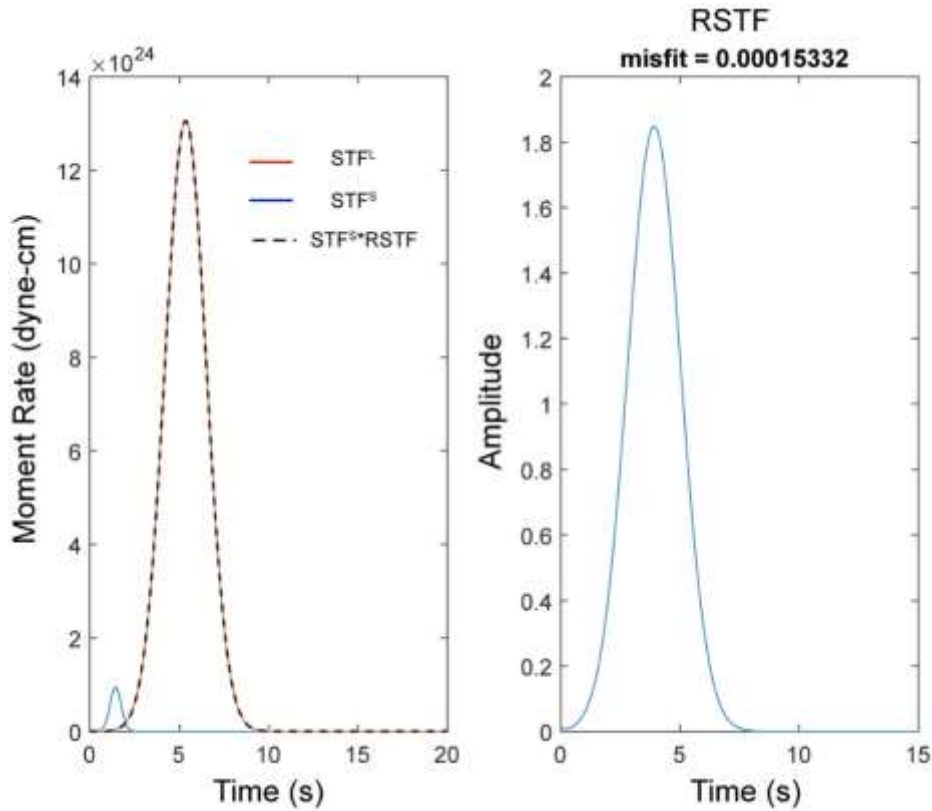
下一步我們利用小地震之震源時間函數 $STF^s(t)$ 建立矩陣 A 。其每列均為小地震之震源時間函數 $STF^s(t)$ 配合固定的移動時間 $tshift$ 。此移動時間 $tshift$ 為 0.1 秒，移動範圍為 0 秒至 15 秒。而在震源時間函數矩陣下方加入了平滑化(smoothing)矩陣 λI ，使得得到之 RSTF 為連續函數，以符合真實地震資料特性。圖四為矩陣方程式 (5) 之示意圖，矩陣中的波形實際上為數值。



圖五、逆推線性方程式架構。藍色線表小地震之震源時間函數；紅色為大地震之震

源時間函數。tshift 為 0.1 秒。矩陣 λI 為平滑化矩陣。

圖六為利用方程式(5)計算規模 6.32 與規模 5.18 地震之 RSTF 結果。利用此流程，可以計算出兩個地震之 RSTF。而將規模 5.18 之地震與 RSTF 做捲積可以得到與規模 6.32 地震之 STF。最後，將 RSTF 重新取樣至 tshift 為 0.005 秒與觀測地震資料相等，其振幅總和必需與取樣前相等。



圖六、規模 6.32 與 5.18 地震之 RSTF 計算。左圖藍線及紅線為小地震與大地震之 STF；黑線為重建之大地震 STF。右圖藍線表示計算之 RSTF。

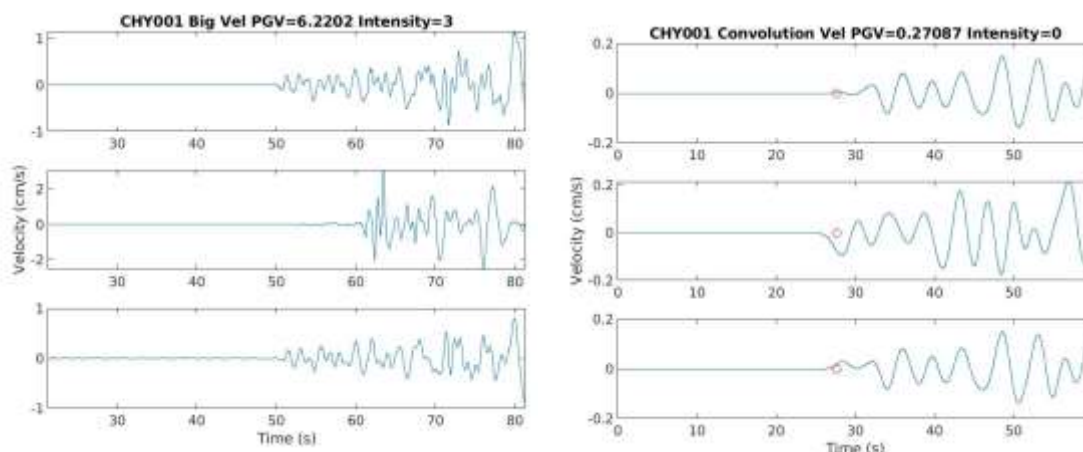
經過測試，本研究發現若大小地震之 STF 均使用方程式(3)計算寬度，所得到之 RSTF 寬度將會太寬，進而計算出較低頻且低振幅之合成地震波 $Syn^L(t)$ ，與觀測地震紀錄不符合(圖七)。因此本研究修正方程式(3)，將大地震 STF 寬度計算方程式加入參數 F_t 控制其寬度：

$$T_w^{big} = 2.4 \times 10^{-8} \times M_0^{1/3} \times F_t \quad (6)$$

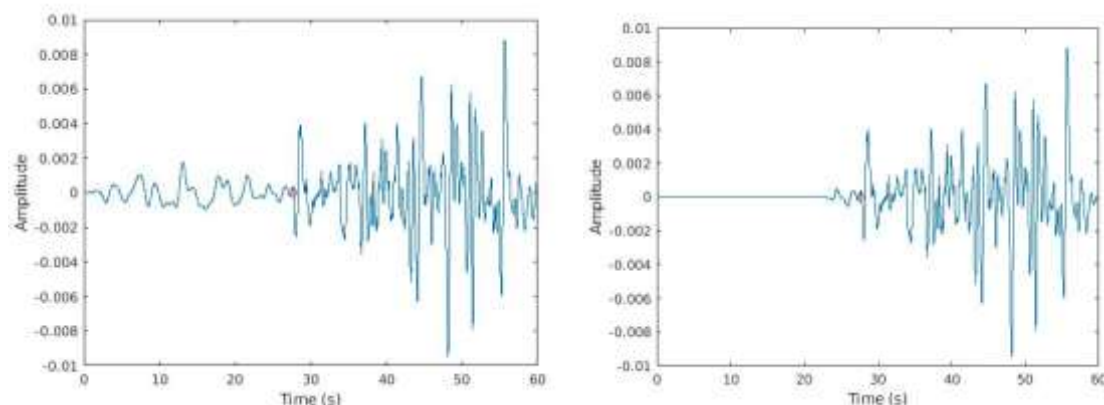
而小地震依然遵循方程式(3)。本研究將調整 F_t 值，瞭解在何種 RSTF 下最符合觀

測地動資料，每個地震對分析中，其 F_t 可能因地震特性不同而有所改變， F_t 值暗示臺灣地區中大規模地震震源破裂尺度關係。此外，經過試誤法測試結果，本研究選取地震波頻段範圍為 0.2~1 Hz 屬低頻範圍，與 RSTF 之寬度均大於 1 秒有關。

此外，本研究利用方程式(4)計算 $Syn^L(t)$ 時，會將 P 波前 5 秒之前之雜訊波形去除使其振幅歸零，以降低 P 波前雜訊被放大的視覺效果，這並不影響最終計算結果(圖十)。



圖七、左圖原始波形，右圖使用方程式(6)中 $P_t=1$ 的情況，並利用方程式(4)計算之 $Syn^L(t)$ 。在此情況中，小地震及大地震之 STF 寬度皆符合方程式(3)之經驗式。紅色圓圈為 P 波到時。

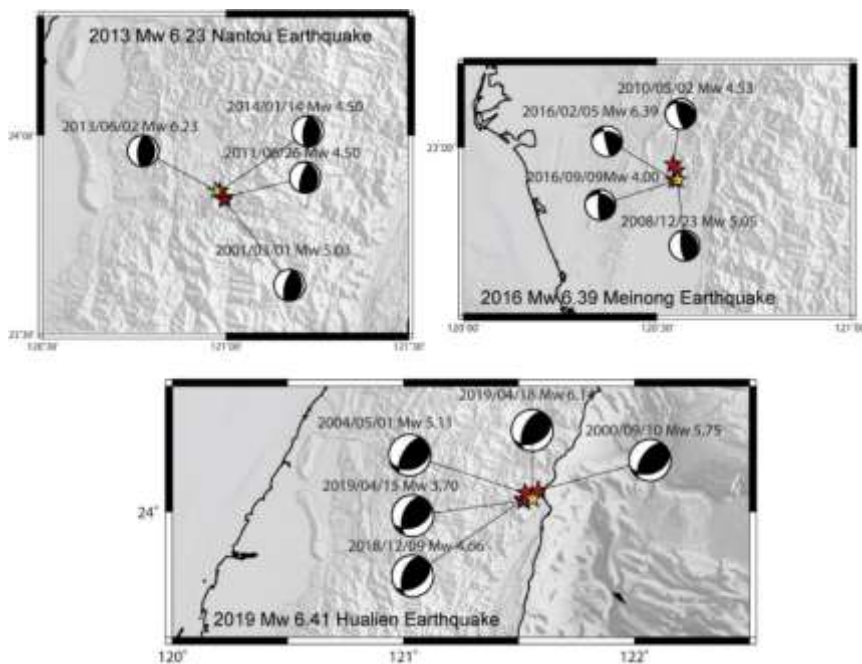


圖八、左圖原始波形，右圖為將 P 波前 5 秒之前之雜訊歸零之波形。紅色圓圈為 P 波到時。

2. 地震資料及測站選取

本研究選取臺灣近幾年來規模大於 6 之地震(主震)，與震源附近之小地震

(EGF 地震)為此研究目標，大地震與 EGF 地震之地震位置與震源機制必須相似。其中主震有 2013 Mw 6.23 南投地震、2016 Mw 6.39 美濃地震及 2019 Mw 6.14 花蓮地震，而其 EGF 地震規模介於 3.70 至 5.75 之間。南投地震使用之 EGF 地震共 3 個；美濃地震使用之 EGF 地震共 3 個；花蓮地震使用之 EGF 地震共 4 個。各地震參數收錄於表一至表三，其相對位置與震源機制顯示於圖九。本研究使用之震源參數來自中央研究院地球科學所之 AutoBATS 系統(Jian et al., 2018)。2018 花蓮地震由於破裂行為跨越多個斷層較為複雜(Lee et al., 2019)，本研究暫不使用。



圖九、選取之各大地震及 EGF 地震位置、規模及震源機制。左上圖為南投地震；右上圖為美濃地震；下圖為花蓮地震。

表一、2013 南投地震震源參數

型態	時間	經度(度)	緯度(度)	深度(km)	走向(度)	傾角(度)	滑移角(度)	Mw
主震	2013/06/02/05:43:03	120.9741	23.8615	14.54	359.17	26.6	84.44	6.23
EGF	2001/03/01/16:37:50	120.9971	23.8376	10.93	358.45	24.17	73.78	5.03
EGF	2011/06/26/13:19:14	120.9971	23.845	14.78	343.82	23.16	58.36	4.5
EGF	2014/01/14/16:44:27	120.9843	23.8608	14.98	347.54	24.23	70.34	4.5

表二、2016 美濃地震震源參數

型態	時間	經度(度)	緯度(度)	深度(km)	走向(度)	傾角(度)	滑移角(度)	Mw
----	----	-------	-------	--------	-------	-------	--------	----

主震	2016/02/05/19:57:27	120.5438	22.922	14.64	269.71	33.86	14.97	6.39
EGF	2008/12/23/00:04:43	120.551	22.9456	17.09	328.52	20.23	66.02	5.05
EGF	2010/05/02/18:00:13	120.541	22.9601	18.42	286.11	24.28	33.16	4.53
EGF	2016/09/09/19:29:49	120.5538	22.9228	14.38	285.16	30.5	17.64	4

表三、2019 花蓮地震震源參數

型態	時間	經度(度)	緯度(度)	深度(km)	走向(度)	傾角(度)	滑移角(度)	Mw
主震	2019/04/18/05:01:07	121.5592	24.0543	20.33	55.06	30.04	105.37	6.14
EGF	2000/09/10/08:54:46	121.5838	24.0853	17.74	69.95	37.82	120.22	5.75
EGF	2004/05/01/07:56:11	121.5281	24.0758	21.55	73.57	34.26	127.51	5.11
EGF	2018/12/09/15:15:41	121.517	24.0518	19.68	65.25	32.73	125.08	4.66
EGF	2019/04/15/15:26:23	121.52	24.0452	20.03	204.73	45.06	75.09	3.7

由於本研究分析之地震波頻段較低頻為 0.2~1 Hz，因此中央氣象局強震測站力平衡加速度儀(Force Balance Acceleration, FBA)資料較適合本研究，其中包括 TSMIP 及 RTD 網之測站，主要以 TSMIP 測站為主。中央氣象局之短週期測站及寬頻測站較不適合用在本研究，理由為短週期測站在該頻段響應不足，而兩種測站儀器之動態範圍(dynamic range)均不足，地震較大時會可能造成飽和現象(saturation)而無法使用。強震測站為寬頻儀器其取樣率為每秒 200 點，有效頻寬為 DC 至 50 Hz (Liu et al., 1999; Liu & Tsai, 2005)且動態範圍大，因儀器振幅在有效頻寬內均在響應譜之高原區，不需修正儀器響應，資料處理上較為方便。而儀器修正方法內容於附錄供中央氣象局參考。

3. 地震震度計算與比較

為了比較小地震合成波形 $Syn^L(t)$ 與大地震觀測波形 $Obs^L(t)$ ，本研究計算了各波形之地動加速度峰值(Peak Ground Acceleration, PGA)及地動速度峰值(Peak Ground Velocity, PGV)，並利用中央氣象局 2021 年發布之震度表計算震度(表四)，比較每個測站的震度差異作為判斷 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 是否類似之標準。然而，本研究雖使用與中央氣象局相同之震度標準，但本研究分析頻段為 0.2~1Hz，與中央氣象局發布之地震報告使用 0.075Hz 以上之地震波不同。本研究採取地震震度為比較標準而非 PGA 及 PGV，是由於在做經驗格林函數放大時，所求得之 PGA 及 PGV 會有較大的離散情形，因此使用相對穩定的震度估計較能反應比較結果。本研究中將震度 5 強及 5 弱、6 強及 6 弱區分為不同等級，用以比較差異。例如，某測站 $Syn^L(t)$ 為 5 強級， $Obs^L(t)$ 為 5 弱級，則震度差異為 1 級。

表四之一、地震震度階級對照最大地動加速度值(PGA)範圍表，震度4級（含）以下依 PGA 決定。

震度 階級	0級	1級	2級	3級	4級	5弱	5強	6弱	6強	7級
PGA (cm/sec ²)	<0.8	0.8~ 2.5	2.5~ 8.0	8.0~ 25	25~ 80	80~ 140	140~ 250	250~ 440	440~ 800	>800

表四之二、地震震度階級對照最大地動速度值(PGV)範圍表，震度5級（含）以上依 PGV 決定。

震度階 級	0級	1級	2級	3級	4級	5弱	5強	6弱	6強	7級
PGV (cm/sec)	<0.2	0.2~ 0.7	0.7~ 1.9	1.9~ 5.7	5.7~ 15	15~ 30	30~ 50	50~ 80	80~ 140	>140

四、研究結果

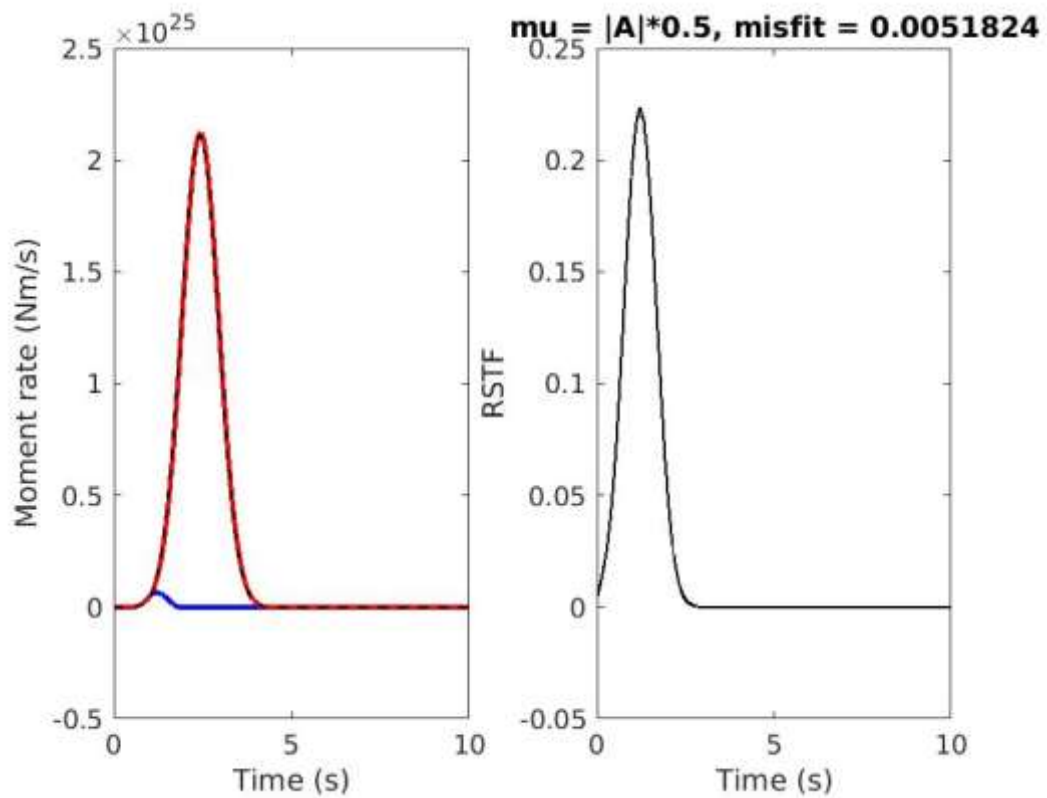
1. TSMIP 測站各地震比較結果

1-1. 2013 Mw 6.23 南投地震

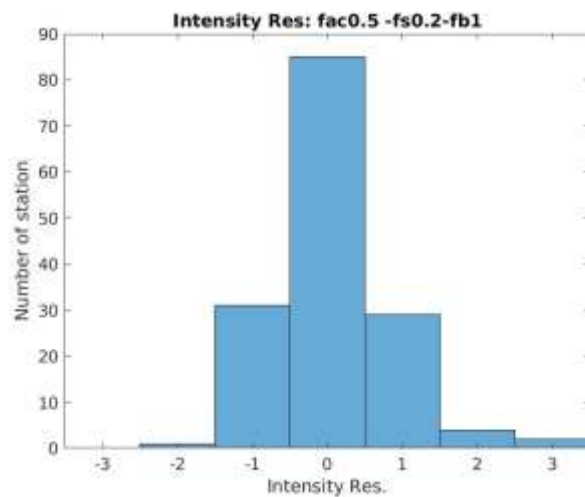
本研究共選取三個地震為南投地震之經驗格林函數，其震源資訊收錄於表一中。在此以 20010301 地震(Mw 5.03)為研究成果範例，其他結果則收錄於附錄中。

(1) 20010301 地震(Mw 5.03)

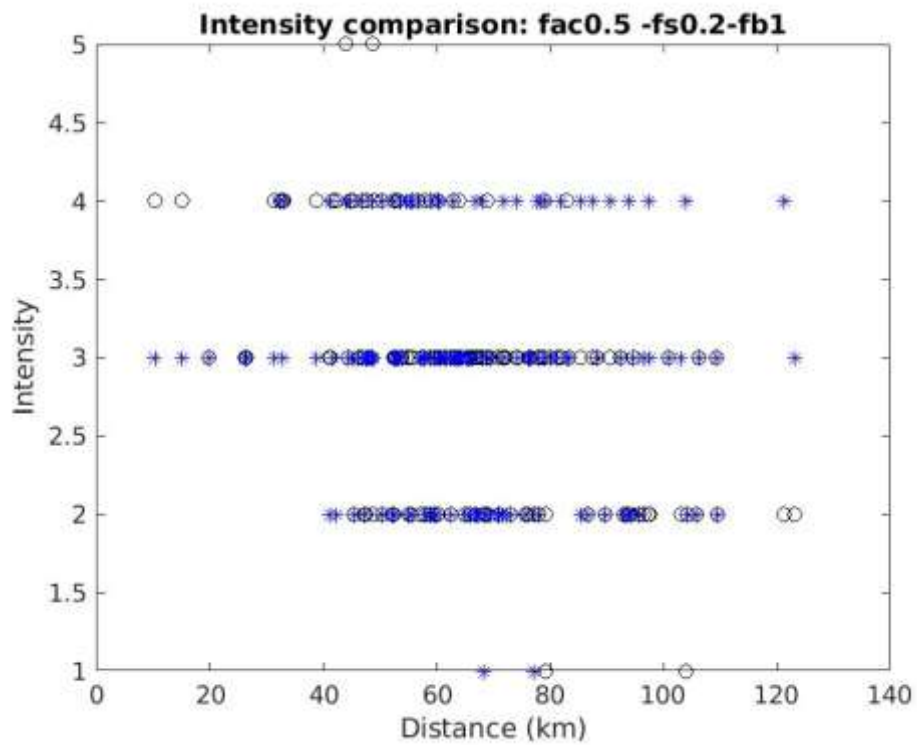
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5，圖十之一至圖十之七為 EGF 地震合成波形 $Syn^L(t)$ 與大地震觀測波形 $Obs^L(t)$ 比較之結果。圖十之一為求得之 RSTF；圖十之二為 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差；圖十之三為震度隨距離之變化；圖十之四為 PGA 隨測站震央距之變化比較；圖十之五為各測站 PGA 之比較；圖十之六為 PGV 隨測站震央距之變化比較；圖十之七為各測站 PGV 之比較。此外，圖十之八至十為 TCU089(震央距 11.6 公里)、TCU120(震央距 38.1 公里)和 HWA004(震央距 61.8 公里)測站速度波形之比較，雖波形被非完全相同，但其振幅均在同一個可比較範圍內，震度差異也均在 1 級以內。



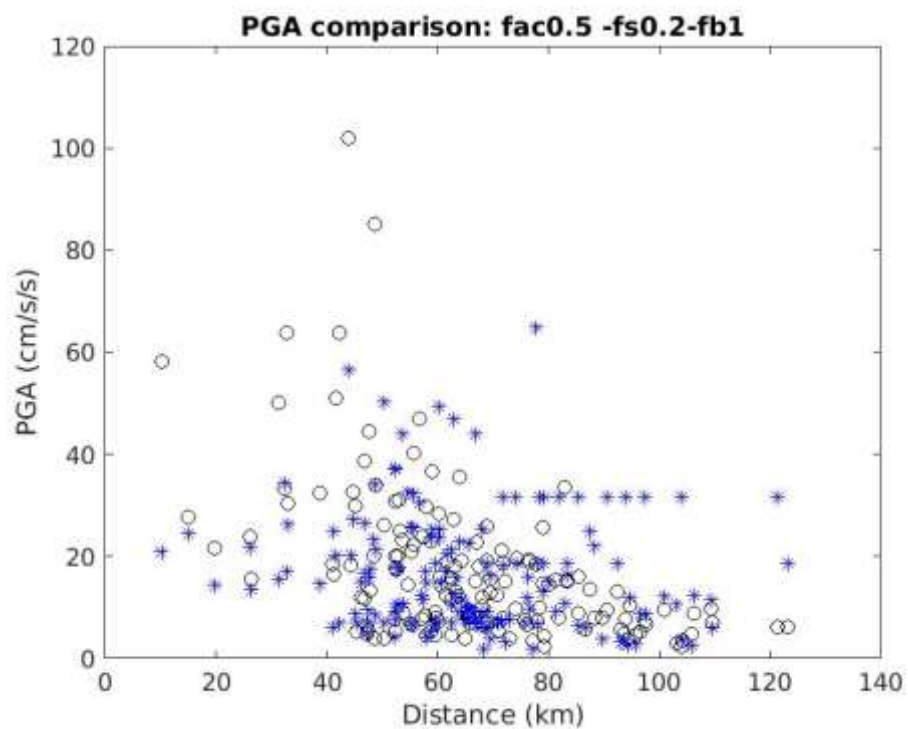
圖十之一、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20010301 地震(Mw 5.08)：規模 6.23 與 5.08 地震之 RSTF 計算。左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。



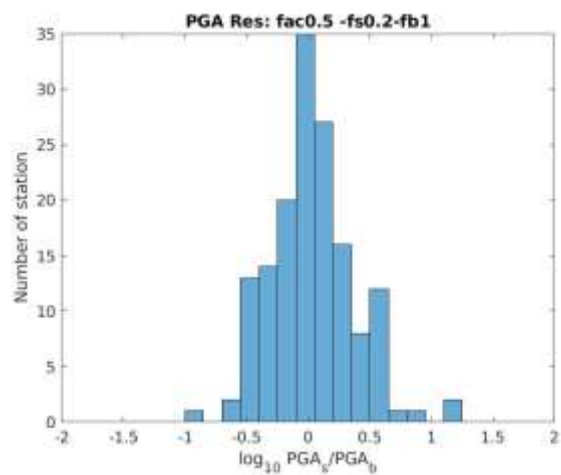
圖十之二、 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。



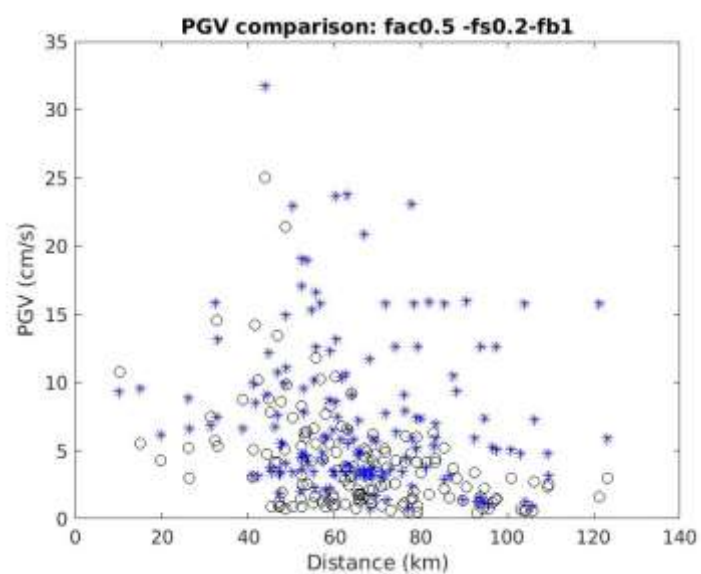
圖十之三、震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。



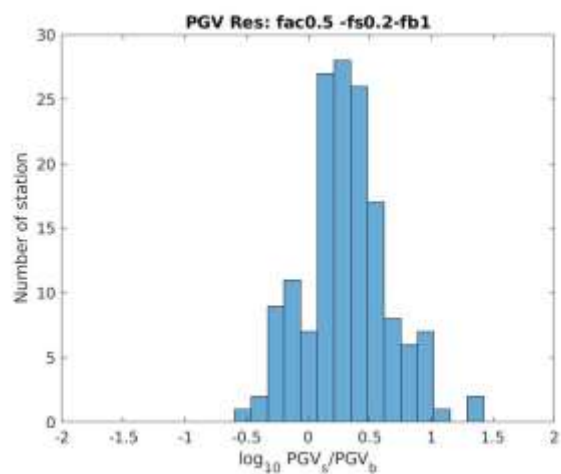
圖十之四、PGA 隨測站震央距之變化比較。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。



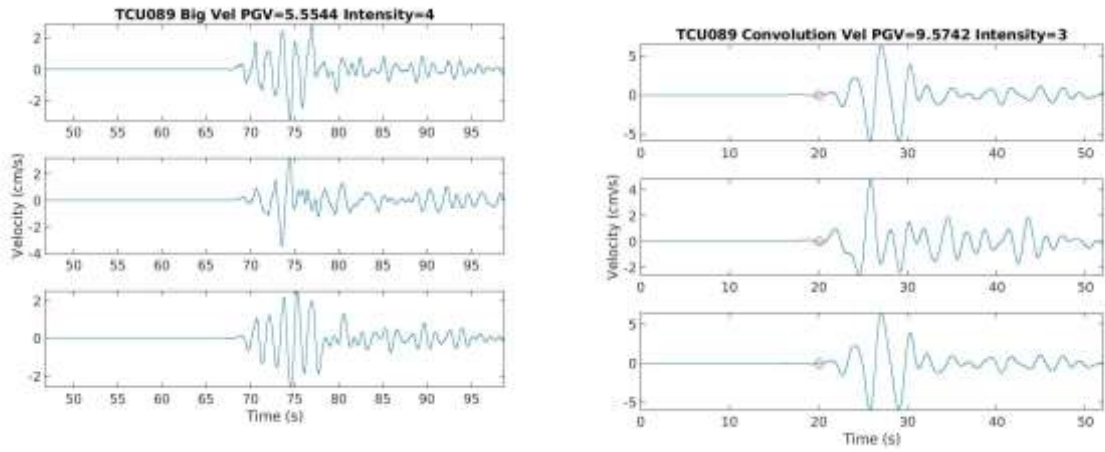
圖十之五、各測站 PGA 之比較。



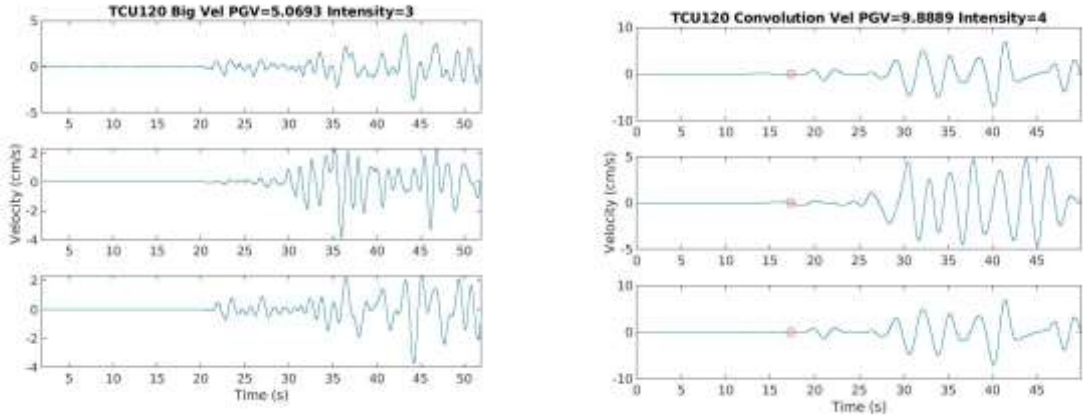
圖十之六、PGV 隨測站震央距之變化比較。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。



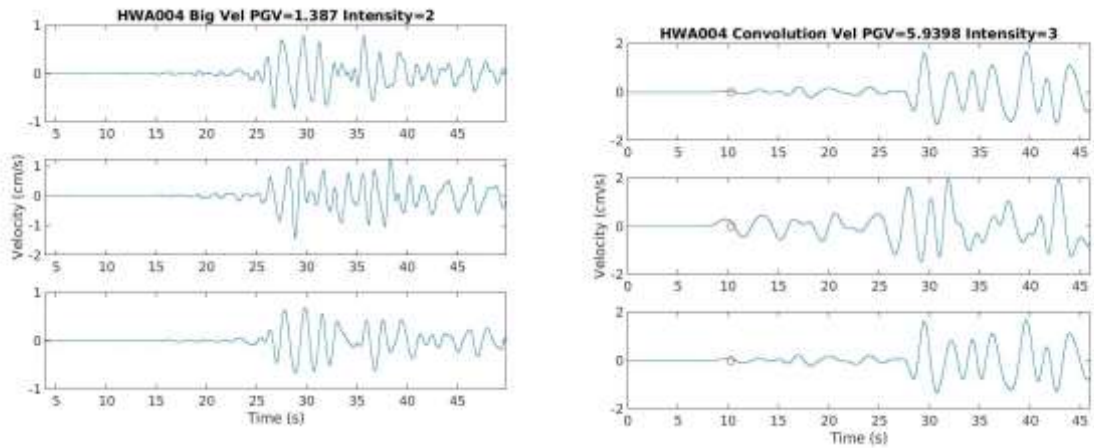
圖十之七、各測站 PGV 之比較。



圖十之八、左圖為 $TCU089 Obs^L(t)$ 速度紀錄，右圖為 $Syn^L(t)$ 速度紀錄。測站震央距為 11.6 公里。



圖十之九、左圖為 $TCU120 Obs^L(t)$ 速度紀錄，右圖為 $Syn^L(t)$ 速度紀錄。測站震央距為 38.1 公里。

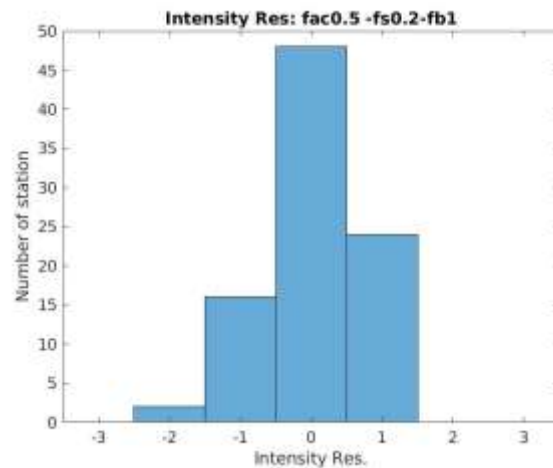


圖十之十、左圖為 $HWA004 Obs^L(t)$ 速度紀錄，右圖為 $Syn^L(t)$ 速度紀錄。測站震央

距為 61.8 公里。

(2) 20110626 地震(Mw 4.50)

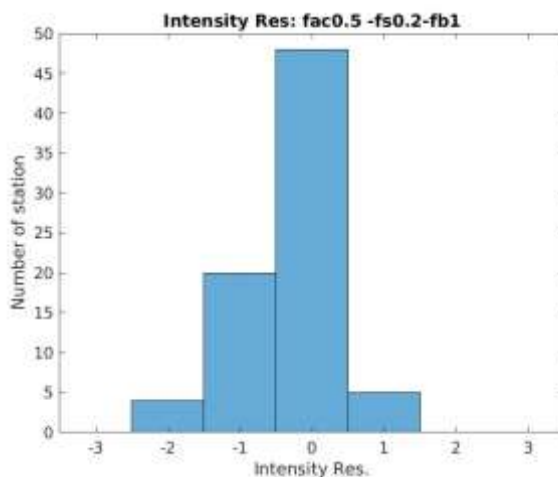
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十一為此地震對之震度殘差。其他結果收錄於附錄二。



圖十一、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20110626 地震(Mw 4.50)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(3) 20140114 地震(Mw 4.50)

本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十二為此地震對之震度殘差。其他結果收錄於附錄三。



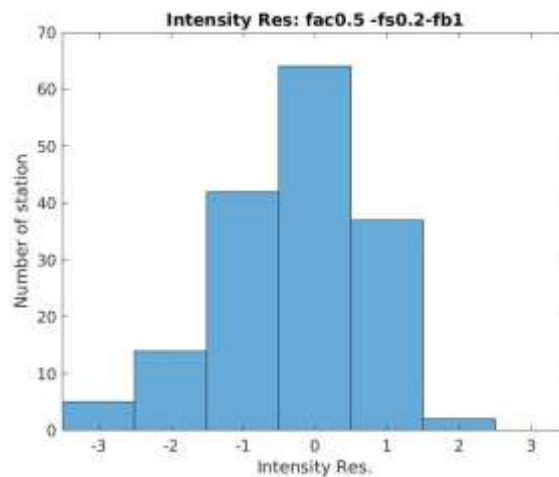
圖十二、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20140114 地震(Mw 4.50)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

1-2. 2016 Mw 6.39 美濃地震

本研究共選取三個地震為美濃地震之經驗格林函數，其震源資訊收錄於表二中。比較結果細節收錄於附錄中。

(1) 20081223 地震(Mw 5.05)

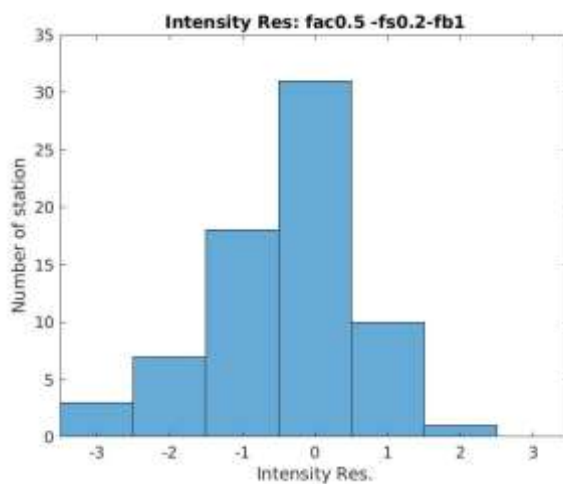
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十三為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄四。



圖十三、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20081223 地震(Mw 5.05)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(2) 20100502 地震(Mw 4.53)

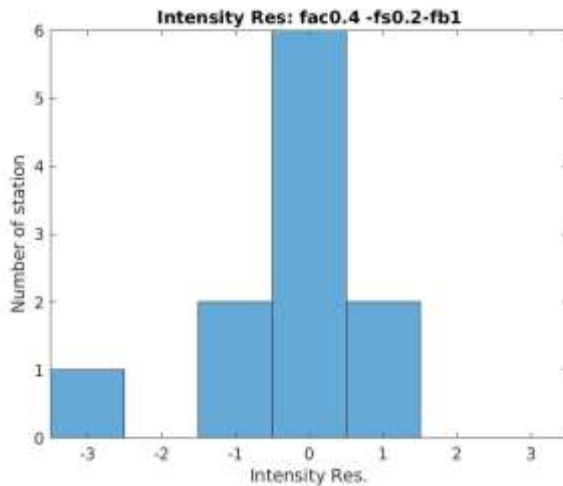
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十四為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄五。



圖十四、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20100502 地震(Mw 4.53)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(3) 20160909 地震(Mw 4.00)

本研究判斷最適合之 Ft 為 0.4。圖十五為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄六。



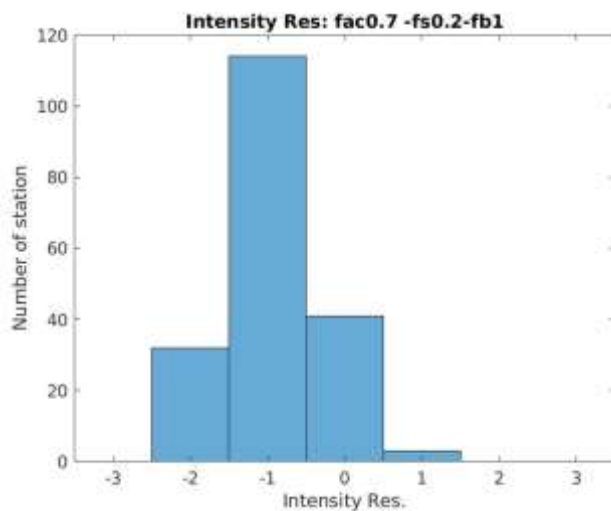
圖十五、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20160909 地震(Mw 4.00)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

1-3. 2019 Mw 6.14 花蓮地震

本研究共選取四個地震為花蓮地震之經驗格林函數，其震源資訊收錄於表三中。比較結果細節收錄於附錄中。

(1) 20000910 地震(Mw 5.75)

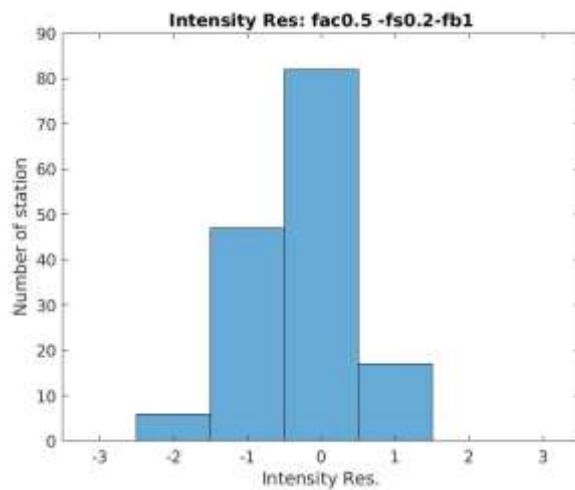
本研究判斷最適合之 Ft 為 0.7。圖十六為此地震對之震度殘差。其他結果收錄於附錄七。此地震較特別，因主震與 EGF 地震規模太接近(規模差小於 0.5)，其震源時間函數長度過於接近，因此 $Ft < 0.7$ 無法計算。然由圖十六結果可知， Ft 為 0.7 結果不佳，因此不列入後續討論。此結果顯示，主震與 EGF 地震規模差距不能過小，否則經驗格林函數法不能運行。



圖十六、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20000910 地震(Mw 5.75)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(2) 20040501 地震(Mw 5.11)

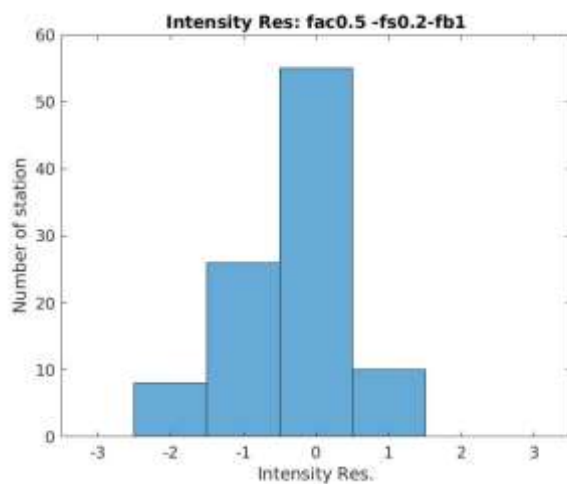
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十七為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄八。



圖十七、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20040501 地震(Mw 5.11)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(3) 20181209 地震(Mw 4.66)

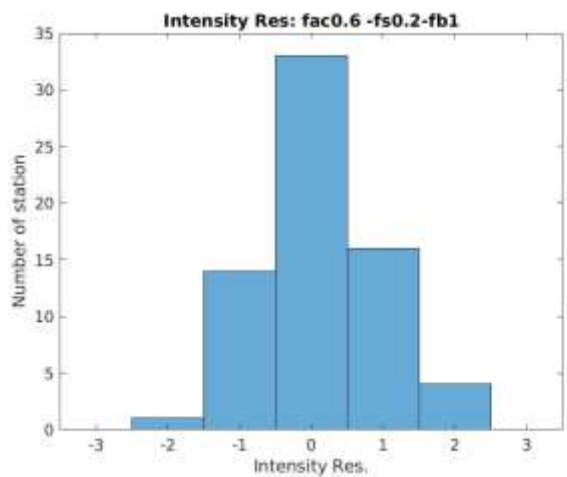
本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖十八為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄九。



圖十八、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20181209 地震(Mw4.66)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

(4) 20190415 地震(Mw 3.70)

本研究判斷最適合之 F_t 為 0.6。圖十九為此地震對之震度殘差。其他結果收錄於附錄十。

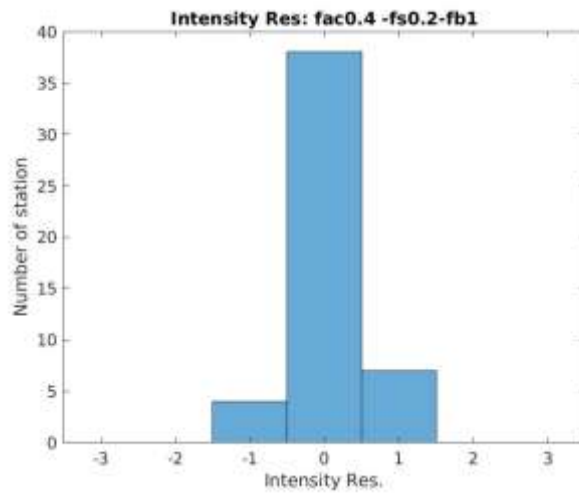


圖十九、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20190415 地震(Mw 3.70)： $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

2. RTD 測網各地震比較結果

2-1. 2013 Mw 6.23 南投地震

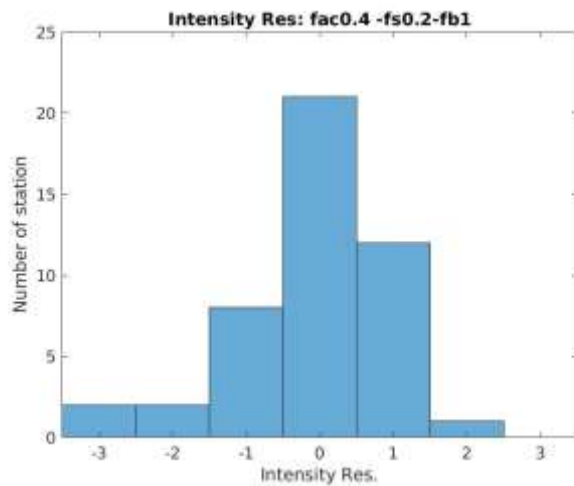
EGF 地震為 20140114 地震。本研究判斷最適合之 F_t 為 0.4。圖二十為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄十一。



圖二十、2013 南投地震(Mw 6.14)與 20140114 地震(Mw 4.50)：RTD 測站之 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

2-2. 2016 Mw 6.39 美濃地震

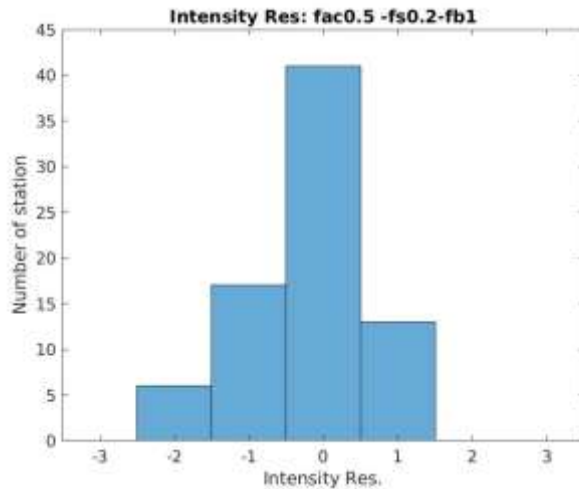
EGF 地震為 20160909 地震。本研究判斷最適合之 F_t 為 0.4。圖二十一為此地震對之震度殘差。其他結果收錄於附錄十二。



圖二十一、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20160909 地震(Mw 4.00)：RTD 測站 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

2-3. 2019 Mw 6.14 花蓮地震

EGF 地震為 20181209 地震。本研究判斷最適合之 F_t 為 0.5。圖二十二為此地震對之震度殘差。其他結果顯示於附錄十三。



圖二十二、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20181209 地震(Mw 4.66)：RTD 測站 $Syn^L(t)$ 與 $Obs^L(t)$ 之震度殘差。

五、討論

1. 經驗格林函數法「放大」地震波形記錄可行性

第四章研究結果顯示，經驗格林函數法在將地震紀錄「放大」程序上是可行的。以下為幾點歸納結果：

- (1) 臺灣地區發生在不同區域之三個規模 6 地震，均可使用經驗格林函數法放大 EGF 波形，其 F_t 值均接近於 0.4~0.6 之間。此顯示臺灣地區 EGF 地震與主震之間存在類似的震源特性。
- (2) 臺灣地區主震與 EGF 地震 STF 寬度並不遵循經驗方程式(3)：由於經驗格林函數的運算僅考慮 RSTF，而 RSTF 為小地震與大地震 STF 之互償(tradeoff)產物，所以此研究結果暗示臺灣地區大地震之 STF 寬度相較於全球經驗式需減小，而小地震之 STF 寬度需增加。其背後震源力學意義為大地震相較於小地震似乎應有較大的應力降(stress drop)，這部分值得深入研究探討。
- (3) 可使用的 EGF 地震要在規模 4 以上，否則雜訊振幅過大將會引入巨大誤差。
- (4) 可使用之主震與 EGF 地震規模差距必須大於 0.5，否則因為其 STF 長度相近經驗格林函數法無法計算。
- (5) 地震 STF 的形狀使用高斯函數為可行的，其標準差設定為震源時間函數長度

的七分之一最為符合。

(6) 雖然每個地震對的震度比較類似，但若比較各別測站的波形，則會發現部分測站波形仍然不相似，且 $Syn^L(t)$ 仍然有較低頻的地震波形紀錄，若要改善這現象可能要針對 STF 的形狀做細部調整。

(7) 可放大波形之頻段為 0.2~1 Hz。

(8) 本研究得出將規模 4~5 之 EGF 地震波形放大至規模 6~6.5 主震可行，但放大至規模 7 則需進一步研究。由於規模 7 之地震破裂長度為幾十至上百公里，破裂範圍太大，經驗格林函數法可能不適合。

2. 經驗格林函數法應用在新一代地震預警系統之可行性

根據本研究結果，雖然將 EGF 地震波形放大為主震波形後，與主震之觀測波形震度相似，但應用於人工智慧基底之新一代地震預警系統較為困難，其理由如下：

(1) 經驗格林函數法有效的頻段為 0.2~1 Hz，對於高於 1 Hz 的地震波仍然沒有解析能力，然 1 Hz 以上之地震波會顯著影響地震震度估計，造成震度估計誤差。

(2) 使用帶通濾波器 0.2~1 Hz 時，會濾除大部分 P 波訊號，導致 P 波訊號不易判斷，此種情況將會讓地震預警系統無法發揮作用。

(3) 經驗格林函數法放大之小地震之地震紀錄時，會將低頻雜訊同時放大，因此會將引入更多雜訊訊號進入系統中，進而汙染整個資料庫。

未來如果可能改這些問題，使 $Syn^L(t)$ 有更高頻且更清楚的看到 P 波的訊號，則這個方法將有機會應用於人工智慧地震預警系統。

3. 經驗格林函數法進一步之應用

計畫結果顯示，經驗格林函數法在 0.2~1 Hz 的頻段，可成功將 M4 之波形放大成 M6 的波形。1991 年至 2020 年中央氣象局地震目錄所收錄之規模 4 以上地震共 7227 筆且分布全臺灣(圖一)，這些地震均可利用此方法放大以得到近場可能之 PGA、PGV、震度及地震波形。對於評估特定重要結構物(如：核電廠、水壩及橋梁)安全性有重大助益。此外，此研究結果可進一步與強地動預估式(Ground Motion Prediction Equation, GMPE)或三維地震波模擬做比較，提供一個較為貼近真實觀測地震波的參考。此可以幫助未來修正 GMPE 或地震波模擬，本方法未來對地震工程及防災上應會有重大貢獻。除了地震工程與防災外，本研究所得臺灣地區 P_t 值為 0.4~0.6，則為震源力學上關於應力降研究之重要數值。這個數值暗示臺灣地區小地震與大地震地震震源行為並不遵循全球經驗式，值得未來深入研究。

六、結論

本期末成果已建置完成理論相對時間函數之計算流程；建立經驗格林函數法流程；蒐集並分析三個臺灣中大型地震，及其震源附近相似震源機制之 EGF 地震之地震波形；得到 EGF 地震之合成地震波形 $Syn^L(t)$ 與震度，及觀測之中大型地震波形 $Obs^L(t)$ 與震度之比較。結果顯示，經驗格林函數法在 0.2~1 Hz 頻段可行，但震源時間函數長度的調整參數 Pt 約為 0.4~0.6 之間，表示臺灣地區地震中大型地震並不遵循全球經驗式。然本研究得到放大之地震波 $Syn^L(t)$ 現階段應用於人工智慧基底之新一代地震預警系統較為困難，其理由如下：

- (1) 經驗格林函數法有效的頻段為 0.2~1 Hz，對於高於 1 Hz 的地震波仍然沒有解析能力，然 1 Hz 以上之地震波會顯著影響地震震度估計造成誤差。
- (2) 使用帶通濾波器 0.2~1 Hz 時，會濾除大部分 P 波訊號，導致 P 波訊號不易判斷，此種情況將會讓地震預警系統無法發揮作用。
- (3) 經驗格林函數法放大之小地震之地震紀錄時，會將低頻雜訊同時放大，因此將引入更多雜訊訊號進入系統中，進而汙染整個資料庫。

未來如果可能改善這些問題，使 $Syn^L(t)$ 有更高頻且更清楚的看到 P 波的訊號，則這個方法將有機會應用於人工智慧地震預警系統。本研究達成計畫書中之全部預期結果。然此研究為地震學界上全新的嘗試，未來將有助於臺灣地震工程、地震防災及地震源研究相關發展及研究。

參考文獻

- Abercrombie, R. E. (2014). Stress drops of repeating earthquakes on the San Andreas fault at Parkfield. *Geophysical Research Letters*, 41(24), 8784-8791.
- Duputel, Z., Tsai, V. C., Rivera, L., & Kanamori, H. (2013). Using centroid time-delays to characterize source durations and identify earthquakes with unique characteristics. *Earth and Planetary Science Letters*, 374, 92-100.
- Ide, S., Beroza, G. C., Prejean, S. G., & Ellsworth, W. L. (2003). Apparent break in earthquake scaling due to path and site effects on deep borehole recordings. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 108(B5).
- Irikura, K. (1986). Prediction of strong acceleration motion using empirical Green's function. In *Proc. 7th Japan Earthq. Eng. Symp*, 151, 151-156.
- Jian, P. R., Tseng, T. L., Liang, W. T., & Huang, P. H. (2018). A new automatic full-waveform regional moment tensor inversion algorithm and its applications in the Taiwan area. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 108(2), 573-587.
- Lee, S. J., Lin, T. C., Liu, T. Y., & Wong, T. P. (2019). Fault-to-fault jumping rupture of the 2018 M w 6.4 Hualien earthquake in eastern Taiwan. *Seismological Research*

Letters, 90(1), 30-39.

- Lin, Y. Y., Ma, K. F., & Oye, V. (2012). Observation and scaling of microearthquakes from the Taiwan Chelungpu-fault borehole seismometers. *Geophysical Journal International*, 190(1), 665-676.
- Lin, Y. Y., Ma, K. F., Kanamori, H., Song, T. R. A., Lapusta, N., & Tsai, V. C. (2016). Evidence for non-self-similarity of microearthquakes recorded at a Taiwan borehole seismometer array. *Geophysical Journal International*, 206(2), 757-773.
- Lin, J. T., Melgar, D., Thomas, A., & Searcy, J. (2021). Early warning for great earthquakes from characterization of crustal deformation patterns with deep learning. <https://doi.org/10.31223/X5NW21>
- McGuire, J. J. (2017). A MATLAB toolbox for estimating the second moments of earthquake ruptures. *Seismological Research Letters*, 88(2A), 371-378.
- Melgar, D., LeVeque, R. J., Dreger, D. S., & Allen, R. M. (2016). Kinematic rupture scenarios and synthetic displacement data: An example application to the Cascadia subduction zone. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 121(9), 6658-6674.
- Meng, H., McGuire, J. J., & Ben-Zion, Y. (2020). Semiautomated estimates of directivity and related source properties of small to moderate southern California earthquakes using second seismic moments. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 125(4), e2019JB018566.
- Miyake, H., Iwata, T., & Irikura, K. (2001). Estimation of rupture propagation direction and strong motion generation area from azimuth and distance dependence of source amplitude spectra. *Geophysical research letters*, 28(14), 2727-2730.
- Miyake, H., Iwata, T., & Irikura, K. (2003). Source characterization for broadband ground-motion simulation: Kinematic heterogeneous source model and strong motion generation area. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93(6), 2531-2545.
- Mueller, C. S. (1985). Source pulse enhancement by deconvolution of an empirical Green's function. *Geophysical Research Letters*, 12(1), 33-36.
- Scherbaum, F. (2006). *Of poles and zeros: Fundamentals of digital seismology* (Vol. 15). Springer Science & Business Media.
- Wen, Y. Y., Yen, Y. T., Wen, S., Lee, S. J., Kuo, C. H., & Lin, Y. Y. (2016). Hybrid ground motion simulation for the 2013 M L 6.4 Ruisui, Taiwan earthquake. *TAO: Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 27(3), 407.
- Wen, Y. Y., Chao, S. Y., Yen, Y. T., & Wen, S. (2017). Source characteristics of moderate-to-strong earthquakes in the Nantou area, Taiwan: insight from strong ground motion simulations. *Earth, Planets and Space*, 69(1), 1-9.
- Wen, Y. Y., Yen, Y. T., Kuo, C. H., & Ching, K. E. (2020). Source and strong-motion characteristics of two M> 6 buried earthquakes in southwest Taiwan. *Earth, Planets and Space*, 72(1), 1-14.

附錄一 去除儀器響應

本研究主要目標為將觀測之 EGF 地震波形放大為主震波形，將使用不同發震時間之地震紀錄建立資料庫。由於各時間各測站使用之儀器可能因維修或更換而有所不同，為了避免儀器響應改變真實 P 波地動波形而引入誤差，在分析資料前必須先將儀器響應去除以得到真實地動。去除儀器響應的程序已為標準化作業，許多地震波處理資料軟體(比如：Seismic Analysis Code, SAC)均有相關功能可使用。但如果需要將地震預警系統連結其他資料處理軟體，則會拖慢整體運算速度或有版權問題，因此自行開發去除儀器響應程式有其必要，應會對於中央氣象局地震測報中心之業務有所助益。

使用電磁感應的速度型地震儀，其儀器響應如下(Scherbaum, 2006)：

$$T(j\omega) = \frac{\omega^2}{\omega_0^2 - \omega^2 + j2\varepsilon\omega} \quad (A1)$$

其中 ω 為角頻率($2\pi f$)； ω_0 為自然角頻率(angular natural frequency)； ε 為儀器的阻尼(damping)。因此根據以上參數可利用方程式(A1)建構儀器響應曲線，內含儀器響應之振幅資訊與相位資訊，並將觀測地震紀錄在頻率域中去除儀器響應得到真實地動值。

此外，儀器響應有另一種表示方法，稱為 poles and zeros。上述儀器響應方程式可改寫成以下方程式(Scherbaum, 2006)：

$$T(j\omega) = C \frac{\prod_{k=1}^L (j\omega - s_{0k})}{\prod_{k=1}^N (j\omega - s_{pk})} \quad (A2)$$

其中 C 為儀器常數，與儀器本身之 sensitivity 有關；L 為 zeros 數量；N 為 poles 數量； s_0 為 zeros 數值(複數)； s_p 為 poles 的數值(複數)。許多儀器廠商或單位均提供儀器之 poles and zeros 檔案(例如：Incorporated Research Institutions for Seismology, IRIS)，而非儀器參數(比如：自然頻率與阻尼常數)。使用 poles and zeros 檔案較使用儀器參數可以提供更細節的儀器響應曲線。

本研究利用 Matlab 撰寫去除儀器響應之程式，並使用 IRIS 世界網寬頻地震站 IU.MA2(STS-1)及短週期儀器 DiGOS 之波形進行測試，並比較利用 SAC 程式及使用 Matlab 程式去除儀器響應得到的結果。其中 IU.MA2 測站使用 IRIS 提供的 poles and zeros 檔案(附表一)進行修正，而短週期 DiGOS 則同時使用廠商提供之 poles

and zeros 檔案(附表二)及儀器參數(附表三)與進行修正。進行去除儀器響應前均先進行基線校正(remove mean value)、去趨勢(detrend)及讓波形前後振幅衰減成零(taper)，並在去除儀器響應之後，使用帶通濾波器(band pass filter)去除數值產生的雜訊，寬頻測站之濾波頻率範圍為 0.001~9 Hz；短週期測站濾波頻率範圍為 1~80 Hz。

附表一 IU.MA2 寬頻站之 Poles and Zeros 檔案(STS-1)

ZEROS	5
0.000000e+00	0.000000e+00
0.000000e+00	0.000000e+00
0.000000e+00	0.000000e+00
-2.427180e-02	0.000000e+00
-2.427180e-02	0.000000e+00
POLES	6
-1.878760e-02	0.000000e+00
-1.904470e-02	0.000000e+00
-1.486720e-02	-1.352060e-02
-1.486720e-02	1.352060e-02
-3.769980e+01	-9.439430e+01
-3.769980e+01	9.439430e+01
CONSTANT	3.970343e+13

附表二 DiGOS 短週期儀器之 Poles and Zeros 檔案

ZEROS	2
POLES	2
-15.8336	23.4251
-15.8336	-23.4251
CONSTANT	1.8874E+9

附表三 DiGOS 短週期儀器之儀器物理參數

Natural frequency 4.5 Hz

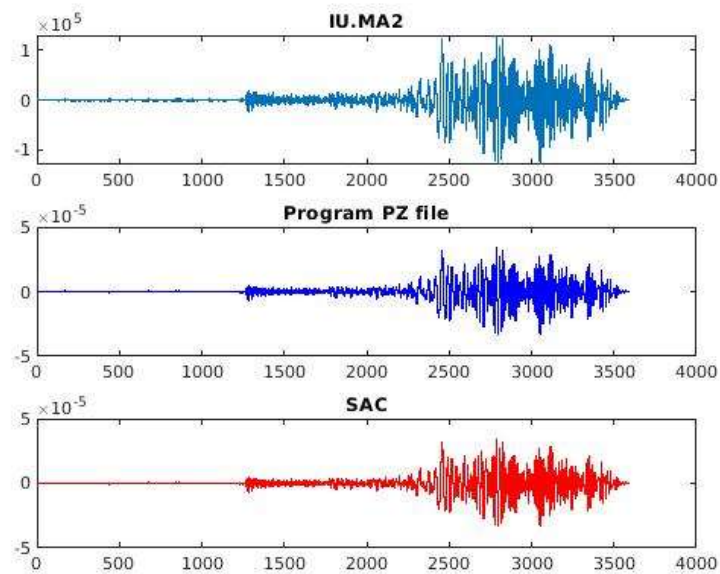
Damping 0.56

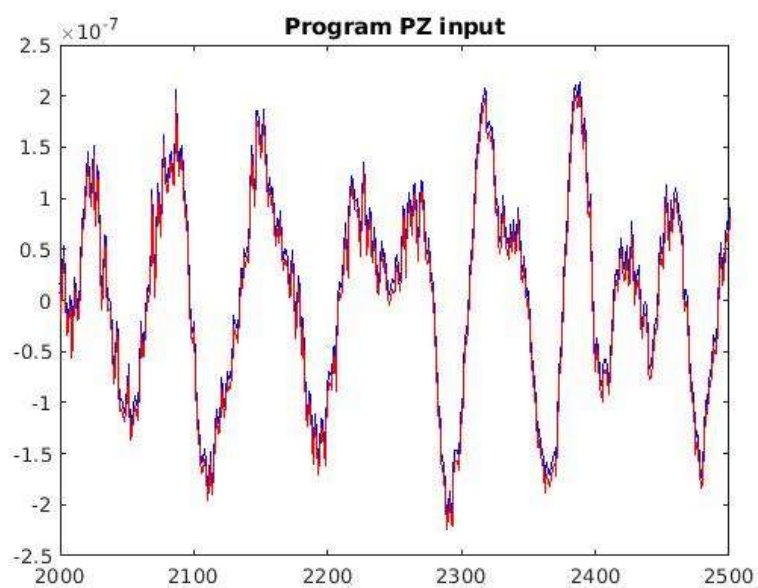
Sensitivity 28.8 V/m/s

Normalized frequency 240 Hz

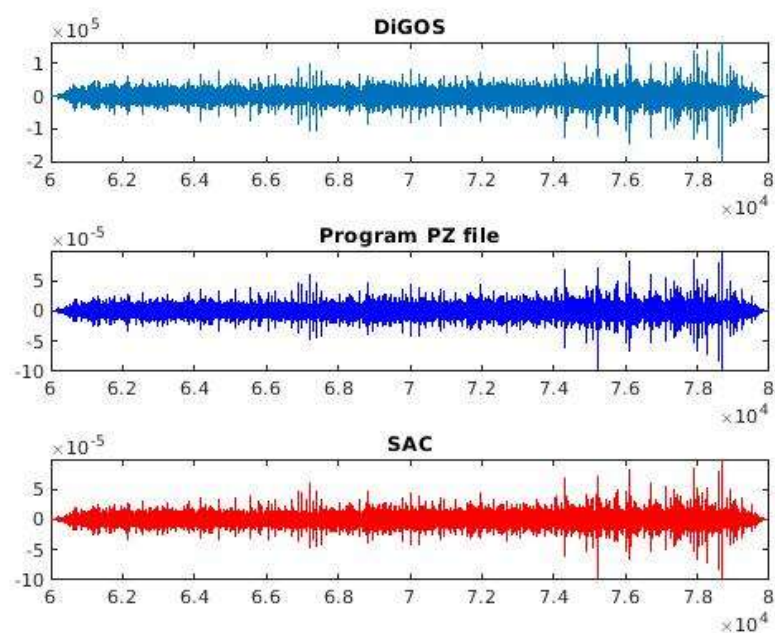
Bitweight 15.258789×10^{-9} V/count

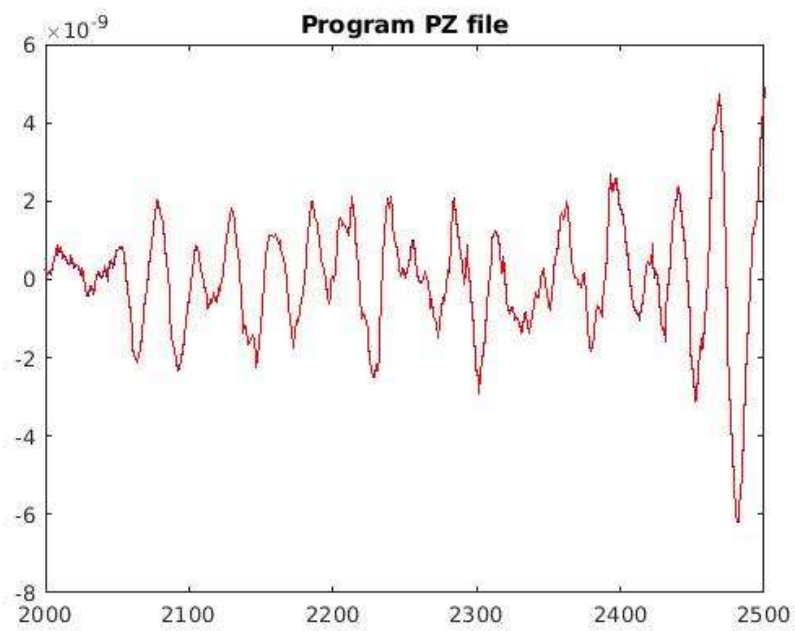
附圖一至附圖三分別為利用 Matlab 程式與 SAC 修正寬頻測站(利用 Poles and Zeros 檔案)、短週期儀器(利用 Poles and Zeros 檔案)及短週期儀器(利用儀器物理參數)修正結果。兩種儀器利用不同程式修正後之波形非常相似，顯示 Matlab 程式修正結果穩定且可信，可以直接應用於後續研究。其中些許不同之處可能為帶通濾波器之形狀或使用 taper 之形狀不同所造成。此程式可提供中央氣象局整合至系統中，自動化去除儀器響應。



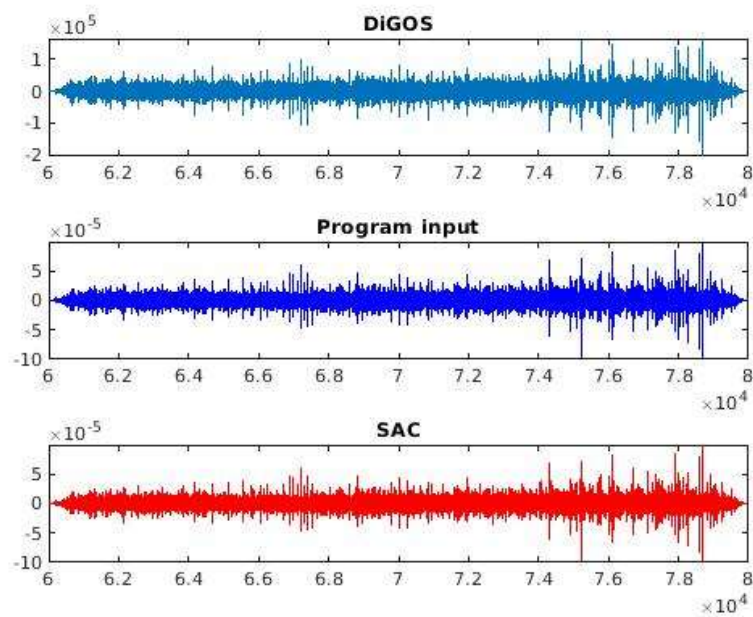


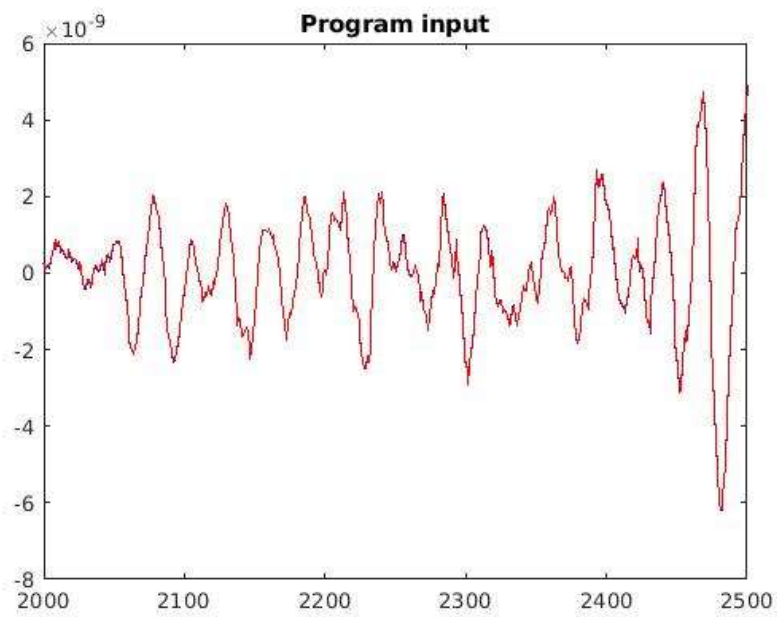
附圖一、寬頻測站 IU.MA2(STS-1 儀器)去除儀器響應結果。上圖為原始波形及使用 Poles and Zeros 檔案修正及使用 SAC 程式修正之波形結果。下圖為 Poles and Zeros 檔案修正及使用 SAC 程式修正之波形結果之比較。





附圖二、短週期 DiGOS 儀器去除儀器響應結果。上圖為原始波形及使用 Poles and Zeros 檔案修正及使用 SAC 程式修正之波形結果。下圖為 Poles and Zeros 檔案修正及使用 SAC 程式修正之波形結果之比較。

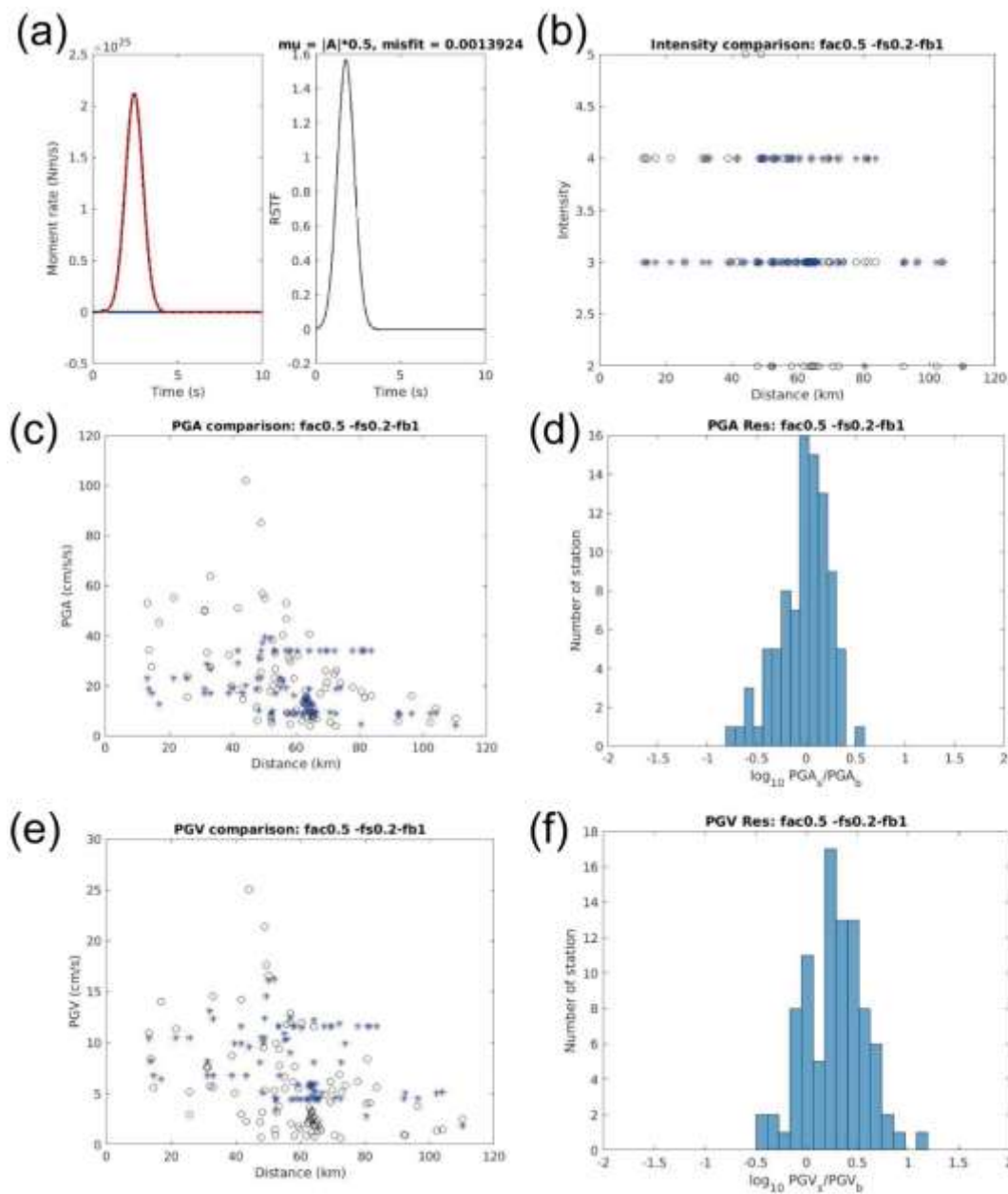




附圖三、短週期 DiGOS 儀器去除儀器響應結果。上圖為原始波形及使用儀器物理參數修正及使用 SAC 程式修正之波形結果。下圖為使用儀器物理參數修正及使用 SAC 程式修正之波形結果之比較。

附錄二

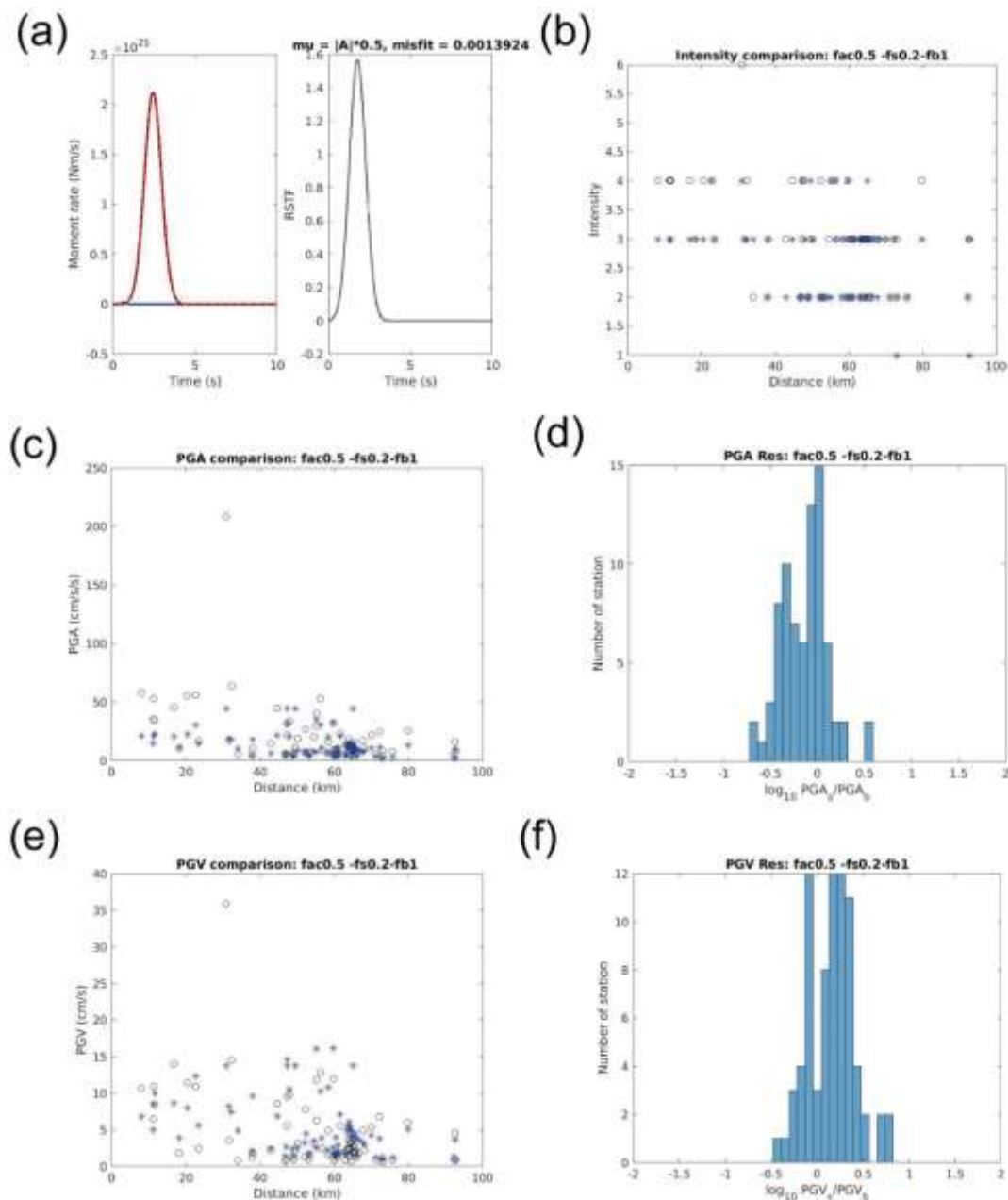
2013 南投地震與 20110626 地震經驗格林函數法結果。



附圖四、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20110626 地震(Mw 4.50)經驗格林函數法結果。
 (a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。
 (e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄三

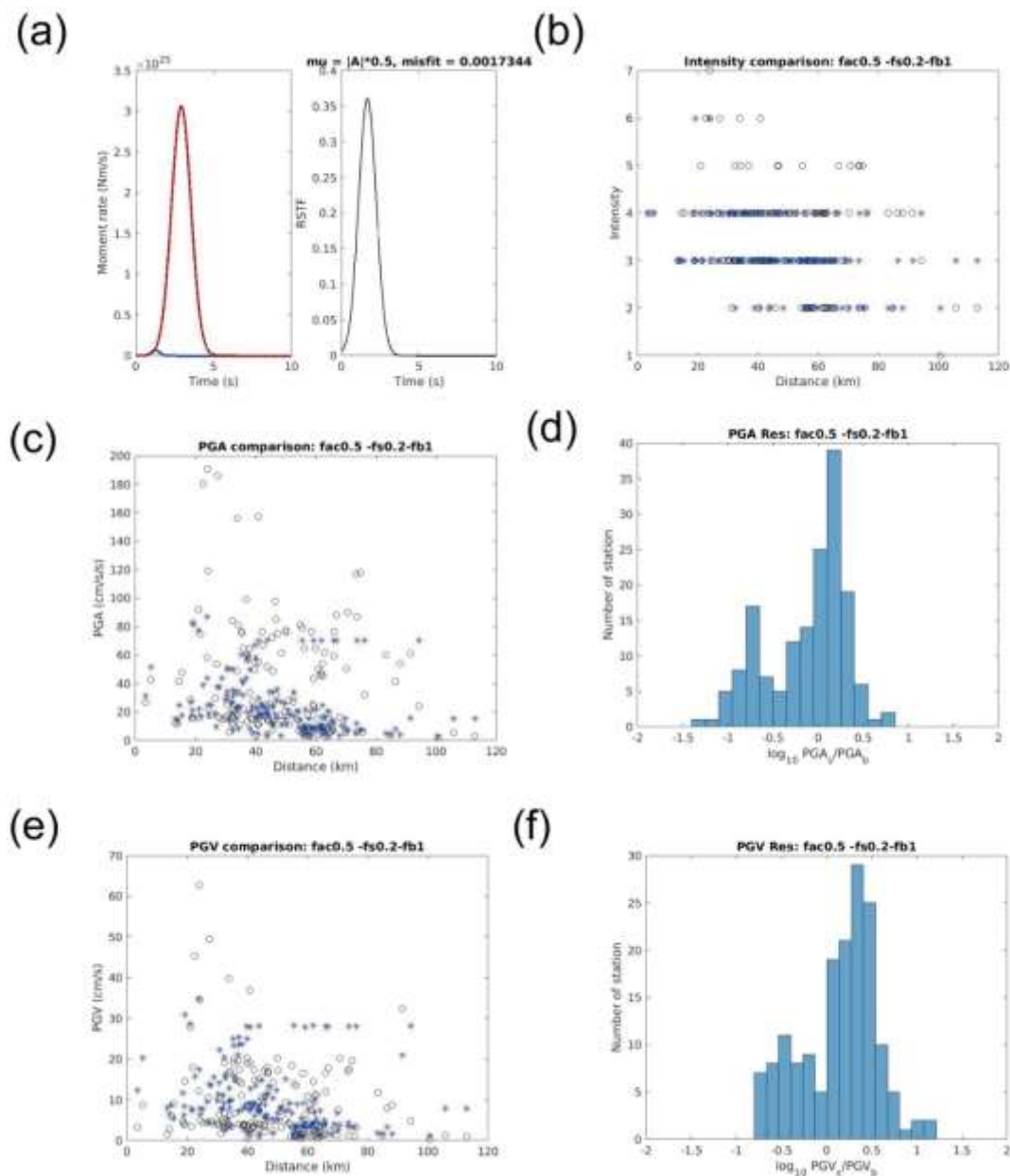
2013 南投地震與 20140114 地震經驗格林函數法結果。



附圖五、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20140114 地震(Mw 4.50)經驗格林函數法結果。
(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。
(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄四

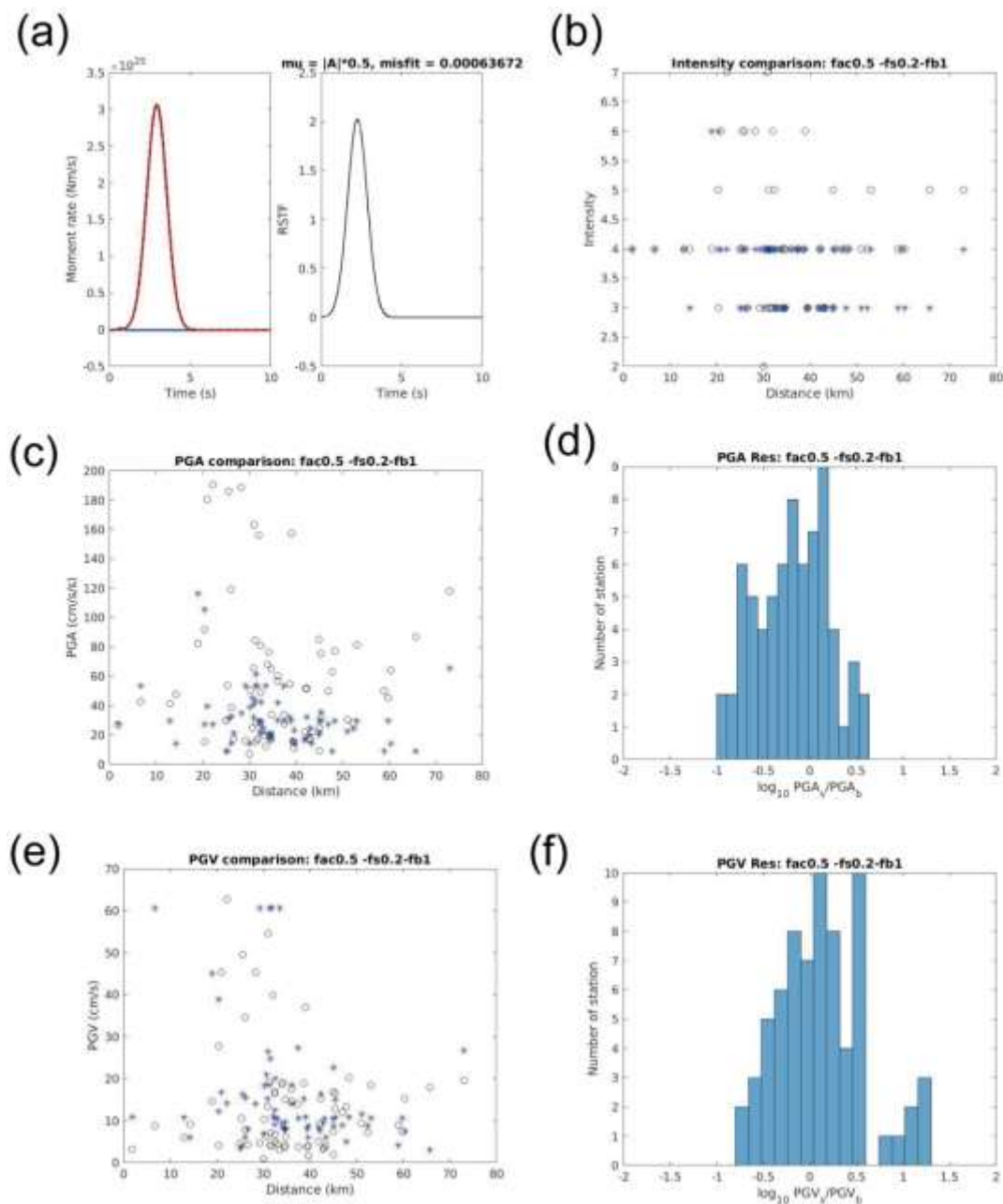
2016 美濃地震與 20081223 地震經驗格林函數法結果。



附圖六、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20081223 地震(Mw 5.05)經驗格林函數法結果。
 (a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。
 (e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄五

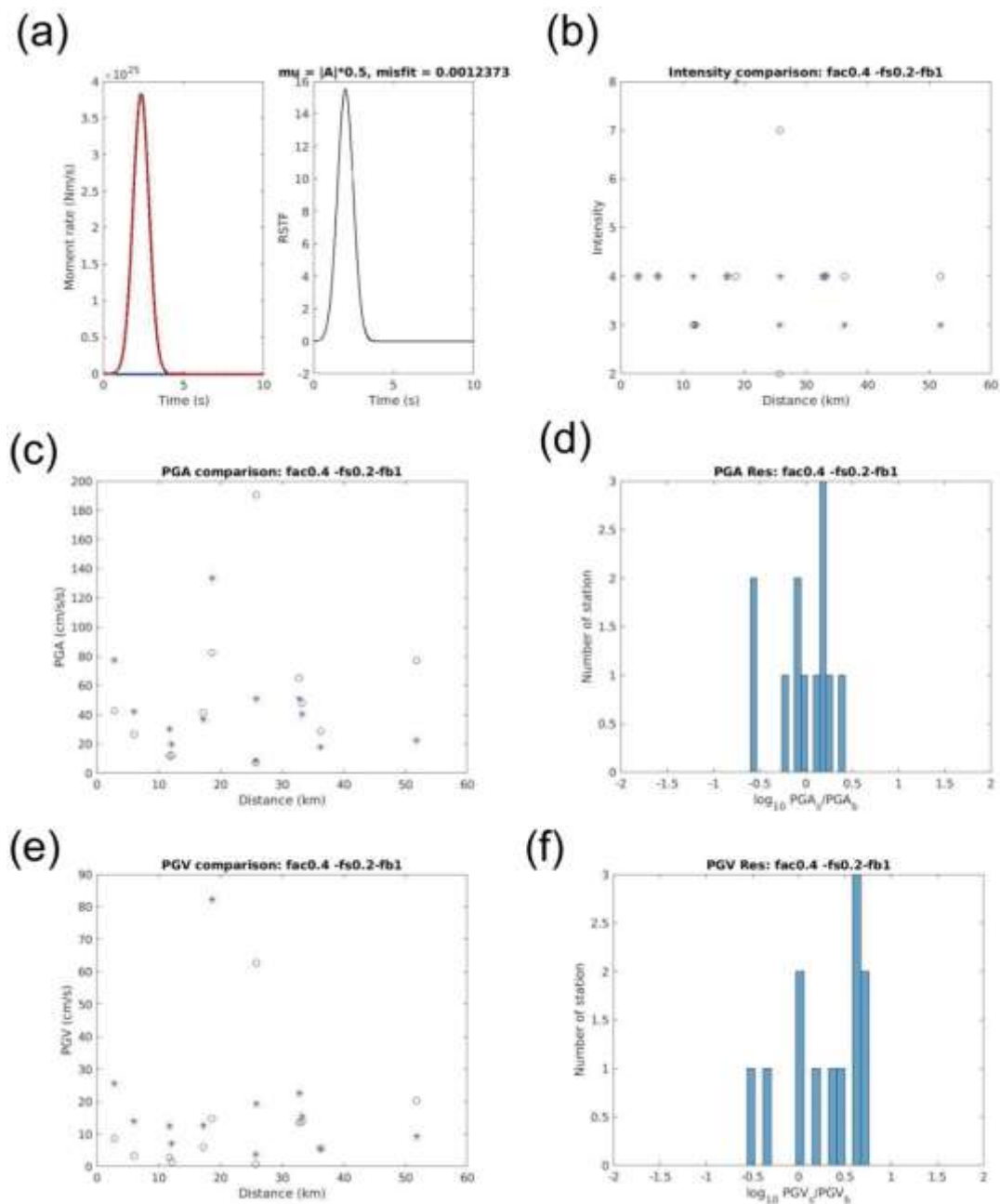
2016 美濃地震與 20100502 地震經驗格林函數法結果。



附圖七、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20100502 地震(Mw 4.53)經驗格林函數法結果。
(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。
(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄六

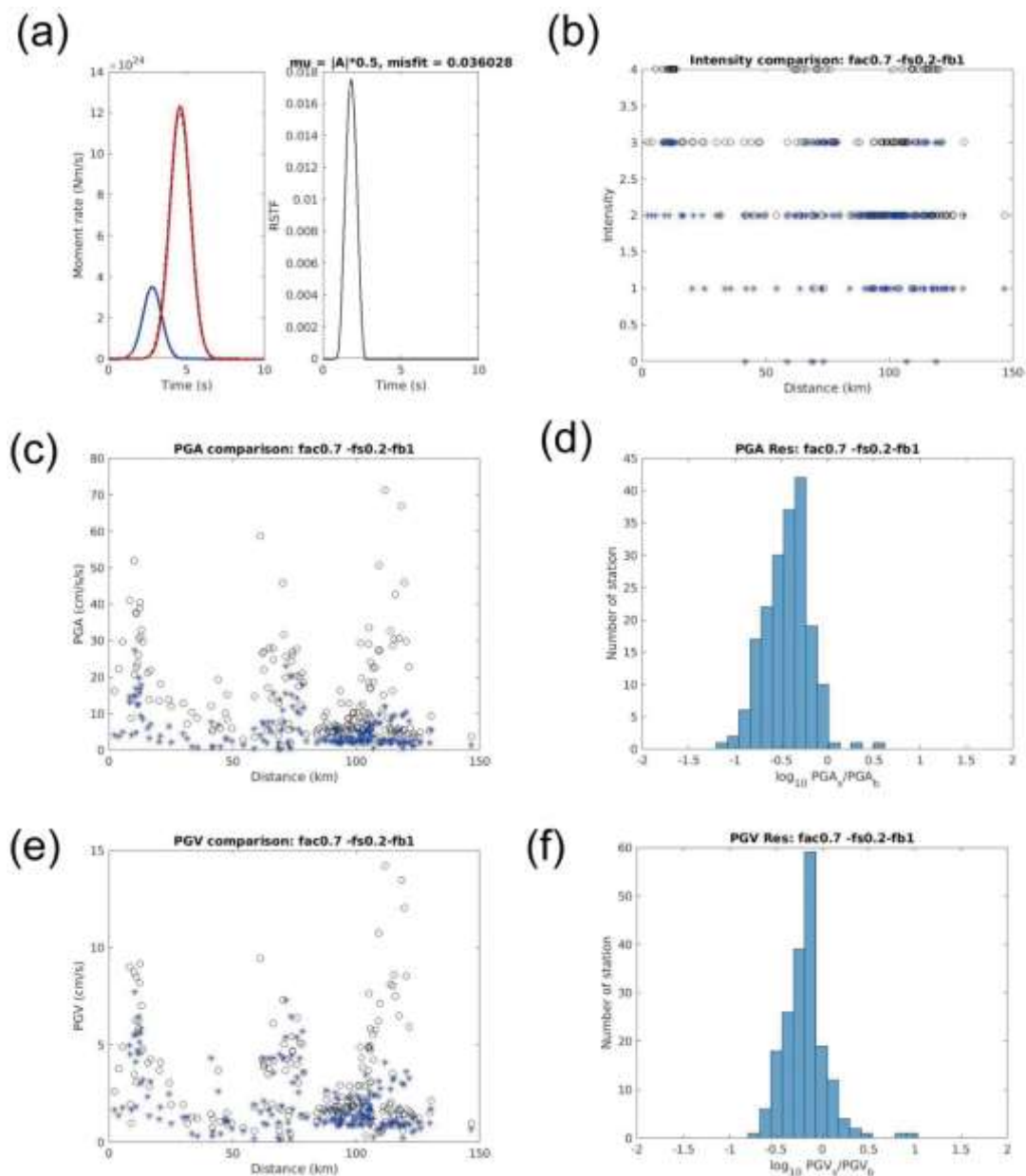
2016 美濃地震與 20160909 地震經驗格林函數法結果。



附圖八、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20160909 地震(Mw 4.00)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄七

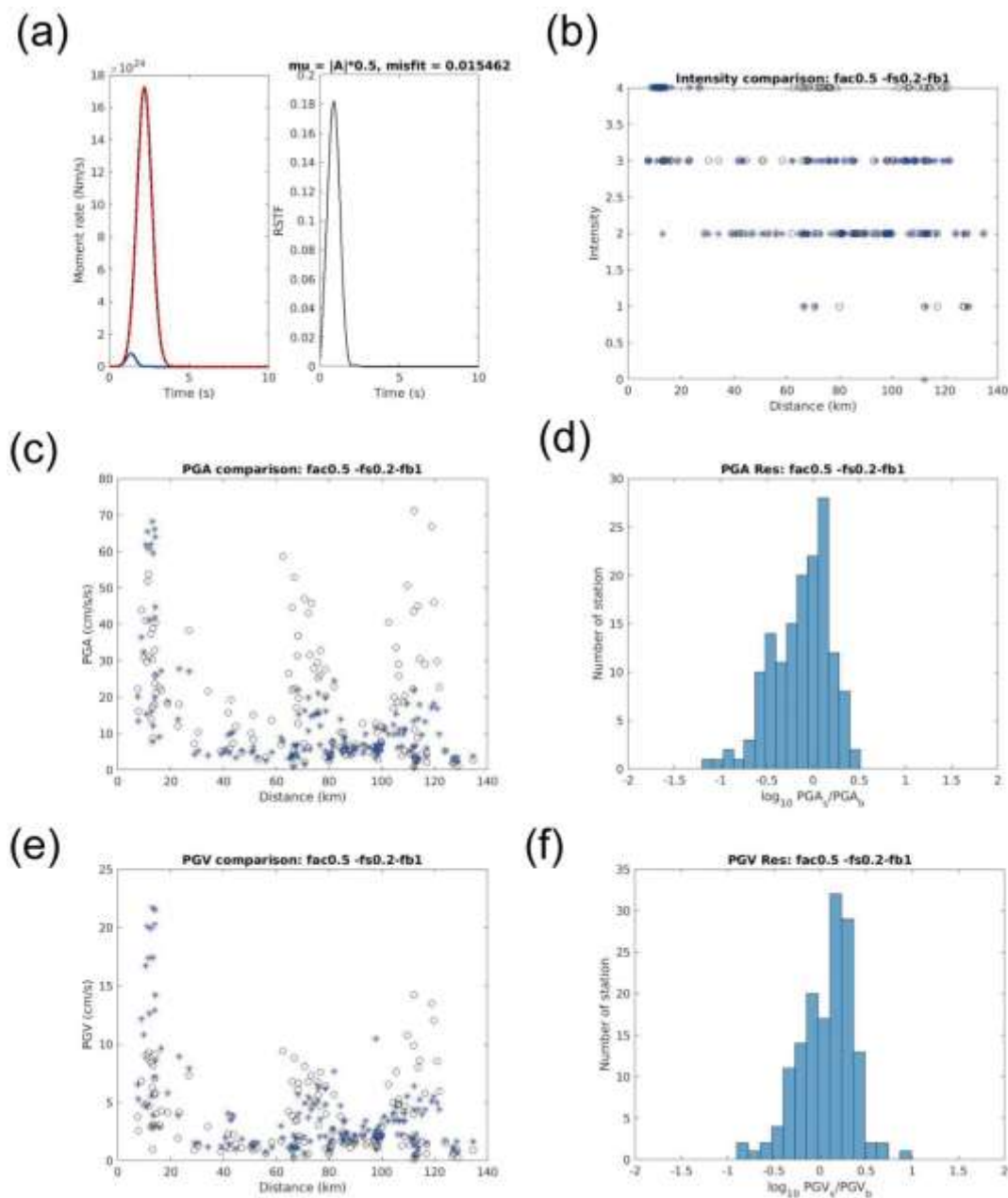
2019 花蓮地震與 20000910 地震經驗格林函數法結果。



附圖九、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20000910 地震(Mw 5.75)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄八

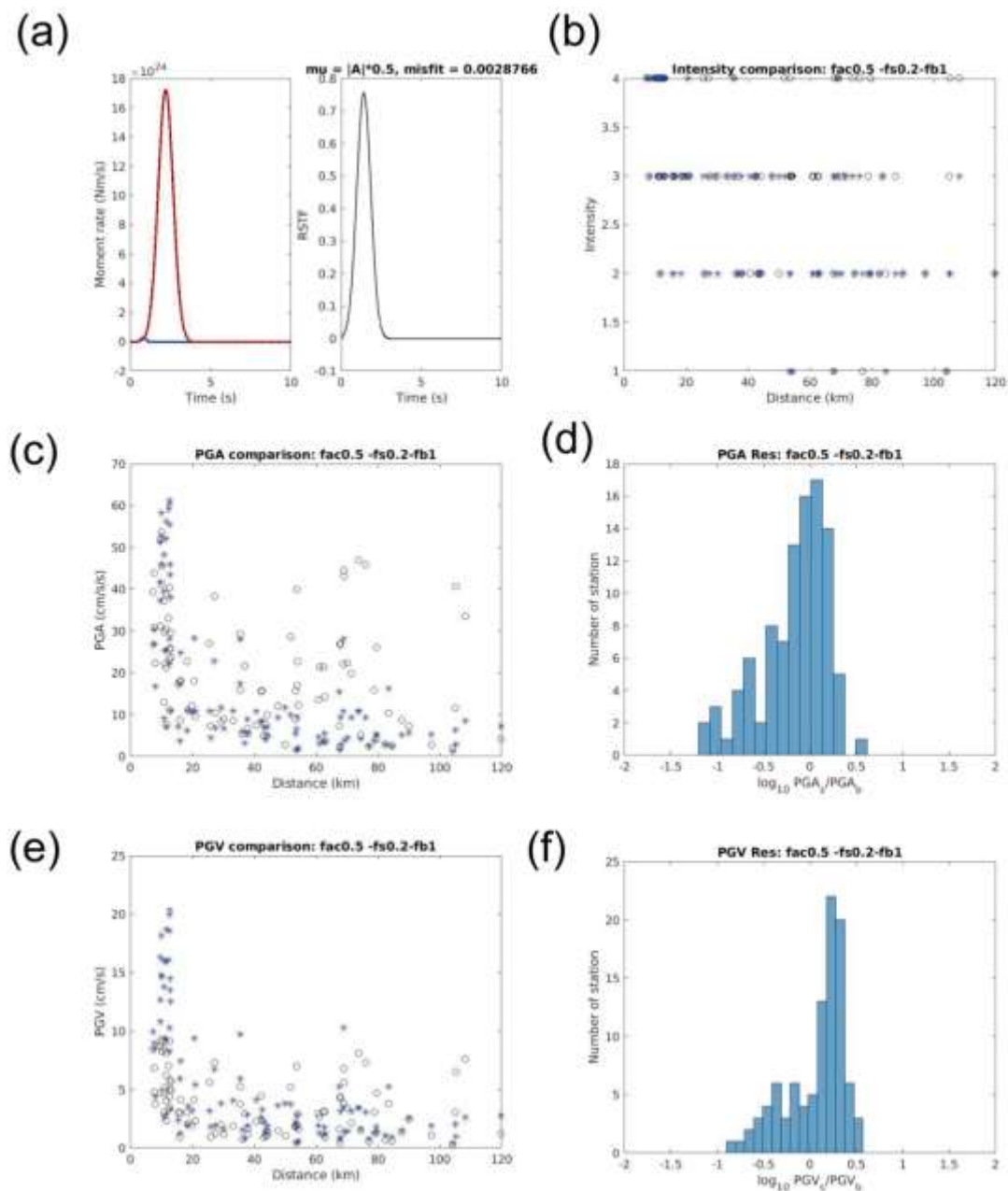
2019 花蓮地震與 20040501 地震經驗格林函數法結果。



附圖十、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20040501 地震(Mw 5.11)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄九

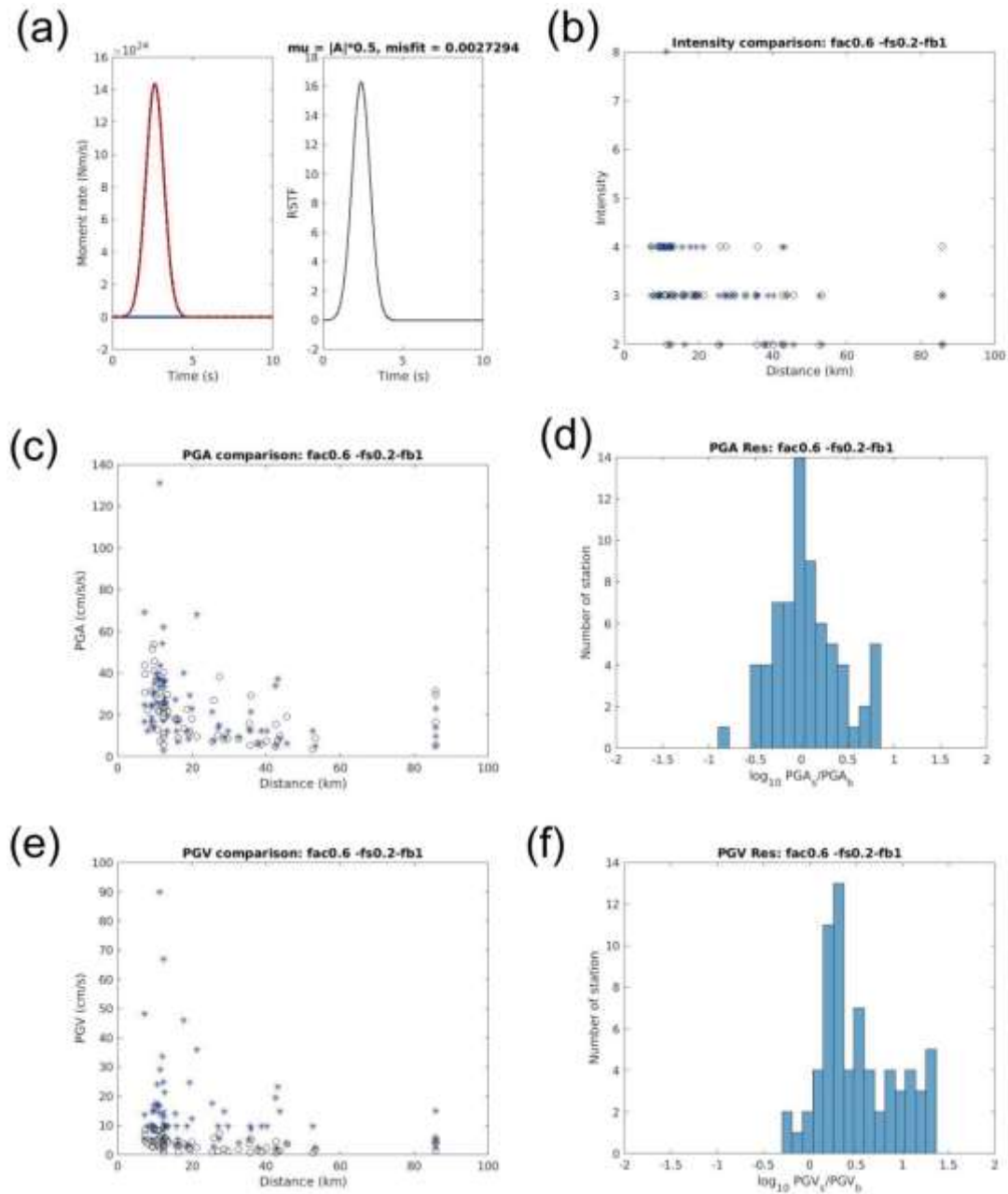
2019 花蓮地震與 20181209 地震經驗格林函數法結果。



附圖十一、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20181209 地震(Mw 4.66)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c)PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄十

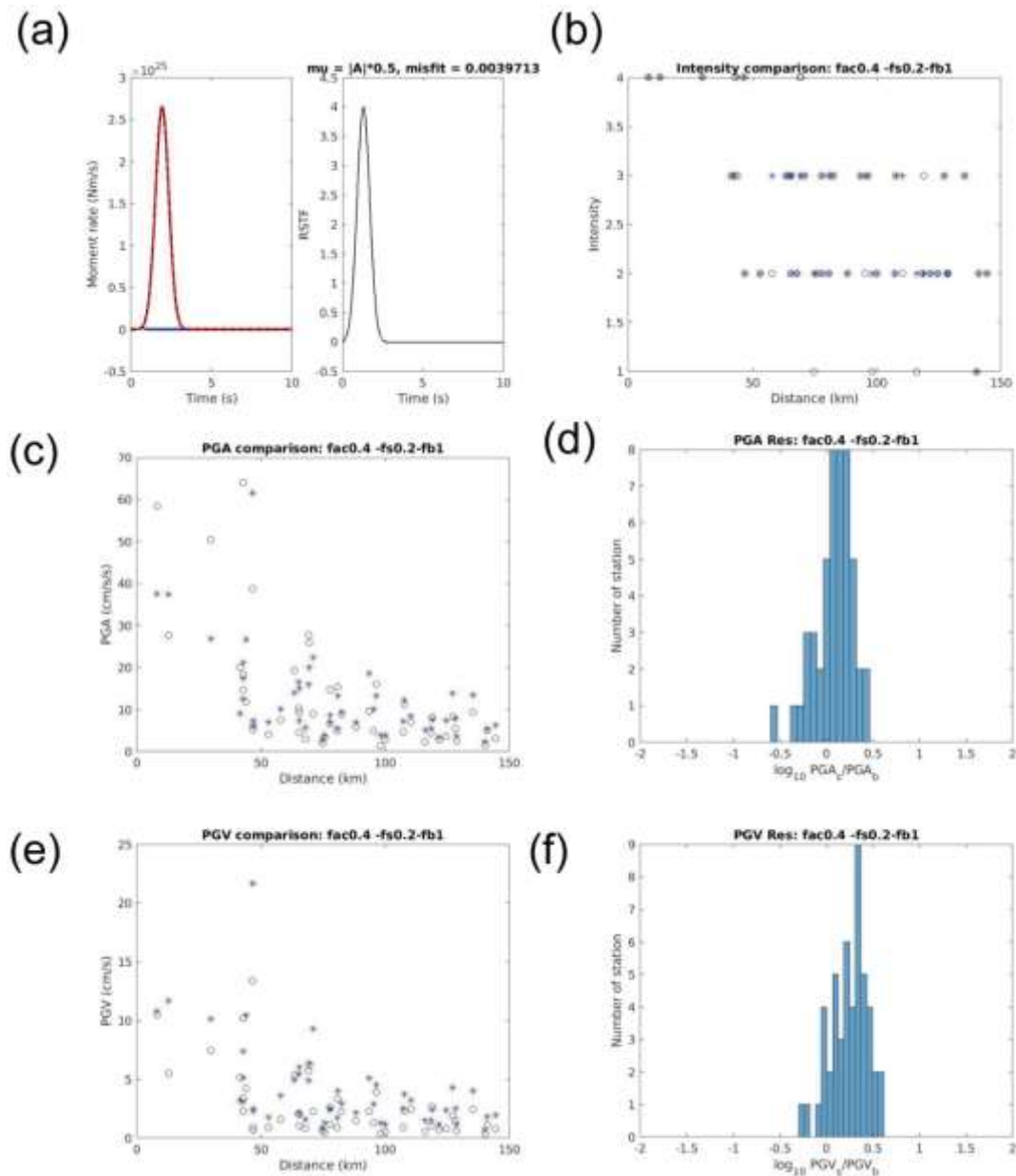
2019 花蓮地震與 20190415 地震經驗格林函數法結果。



附圖十二、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20190415 地震(Mw 3.70)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄十一

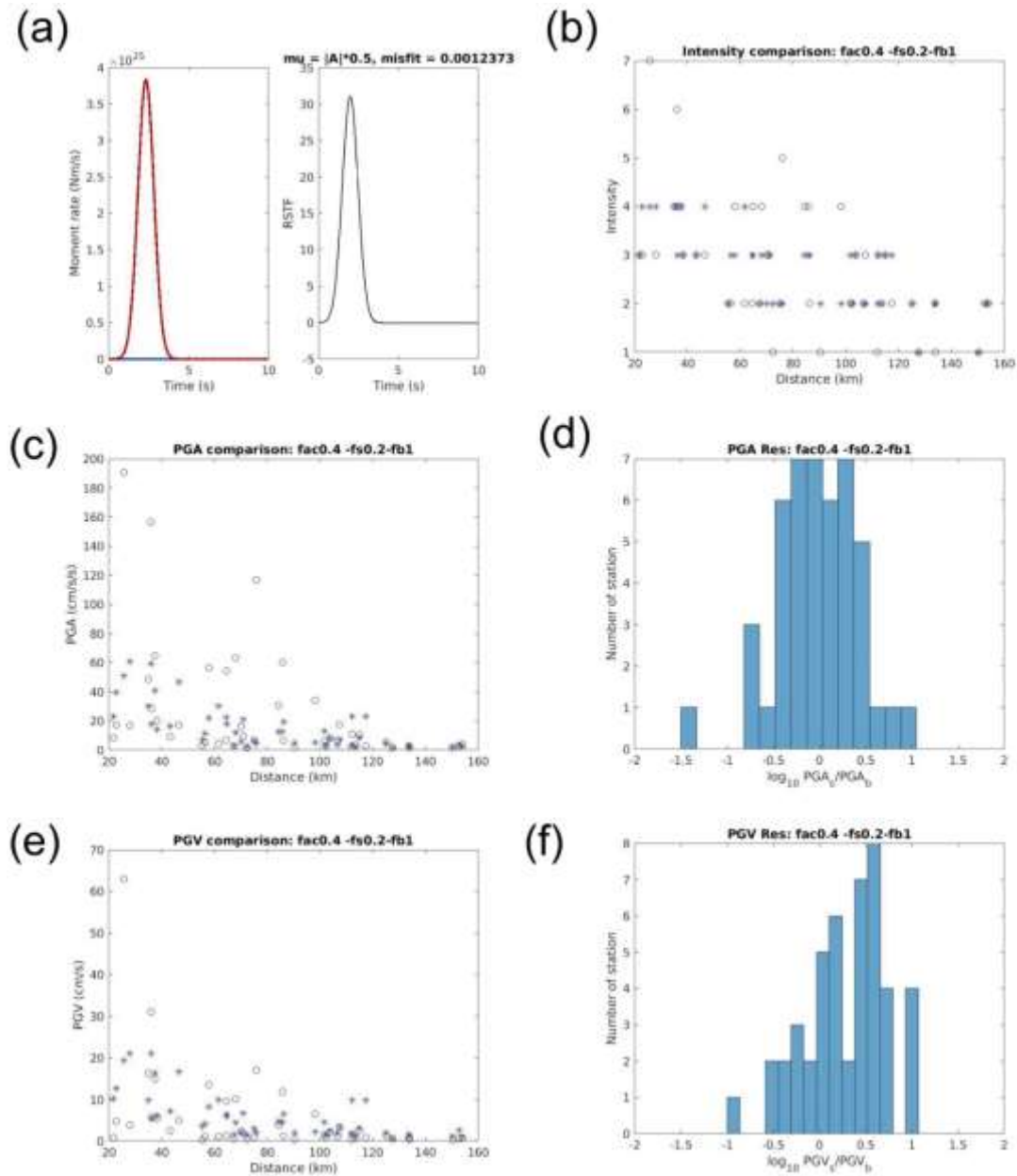
2013 南投地震與 20140114 地震經驗格林函數法結果，使用 RTD 測站。



附圖十三、2013 南投地震(Mw 6.23)與 20140114 地震(Mw 4.50)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c)PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄十二

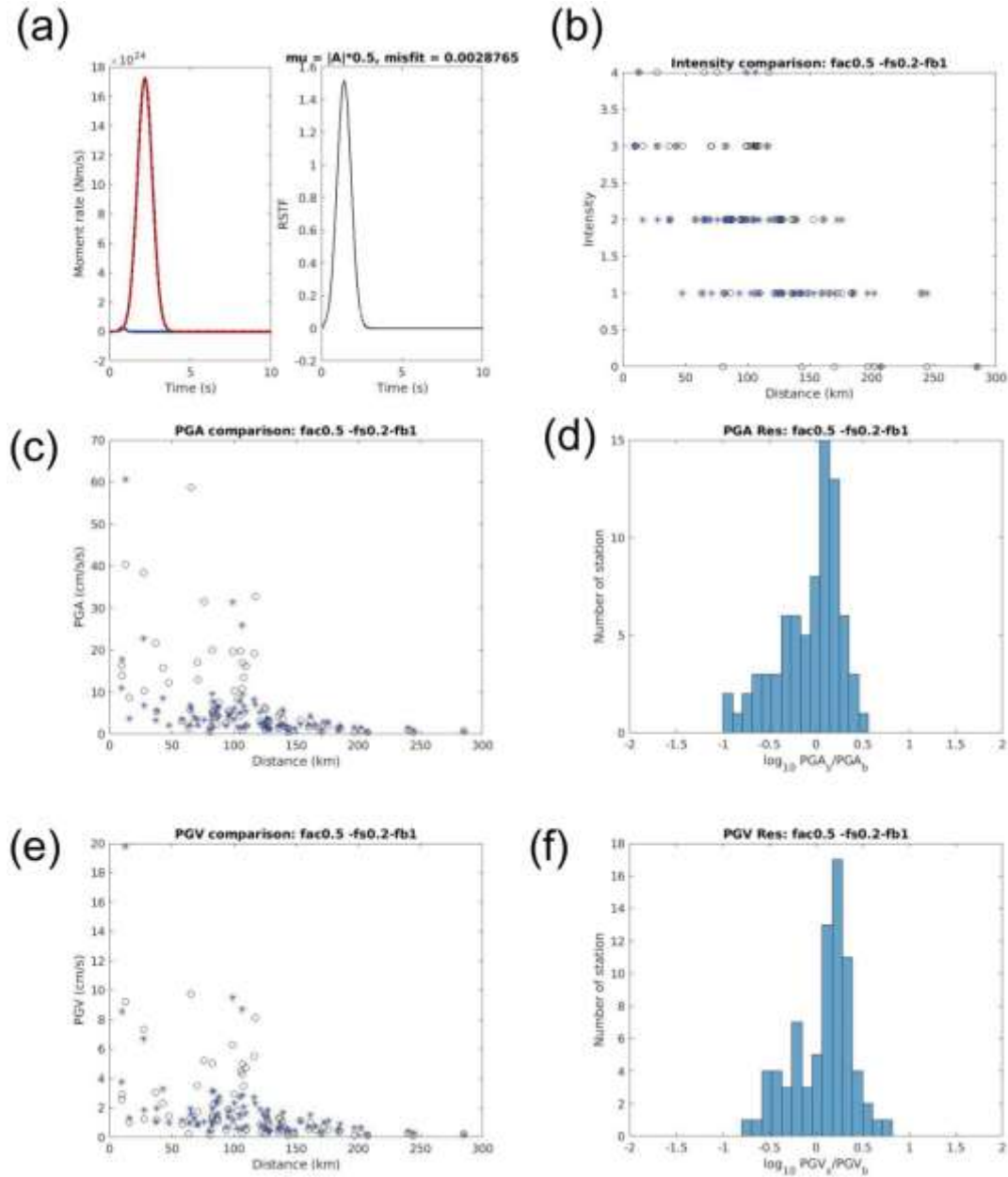
2016 美濃地震與 20160909 地震經驗格林函數法結果，使用 RTD 測站。



附圖十四、2016 美濃地震(Mw 6.39)與 20160909 地震(Mw 4.00)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c)PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

附錄十三

2019 花蓮地震與 20181209 地震經驗格林函數法結果，使用 RTD 測站。



附圖十五、2019 花蓮地震(Mw 6.14)與 20181209 地震(Mw 4.66)經驗格林函數法結果。(a) RSTF 計算，左圖藍線及紅線為 EGF 地震與主震之 STF；黑點線為重建之主震 STF。右圖黑線表示計算之 RSTF。(b)震度隨距離之變化。黑圈為觀測資料，藍星為合成波形資料。(c) PGA 隨測站震央距之變化比較。(d)各測站 PGA 之比較。(e)PGV 隨測站震央距之變化比較。(f)各測站 PGV 之比較。

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究

子計畫三

評估地震預警盲區及二次地質災害

詹忠翰 趙韋安 謝銘哲

國立中央大學地球科學系

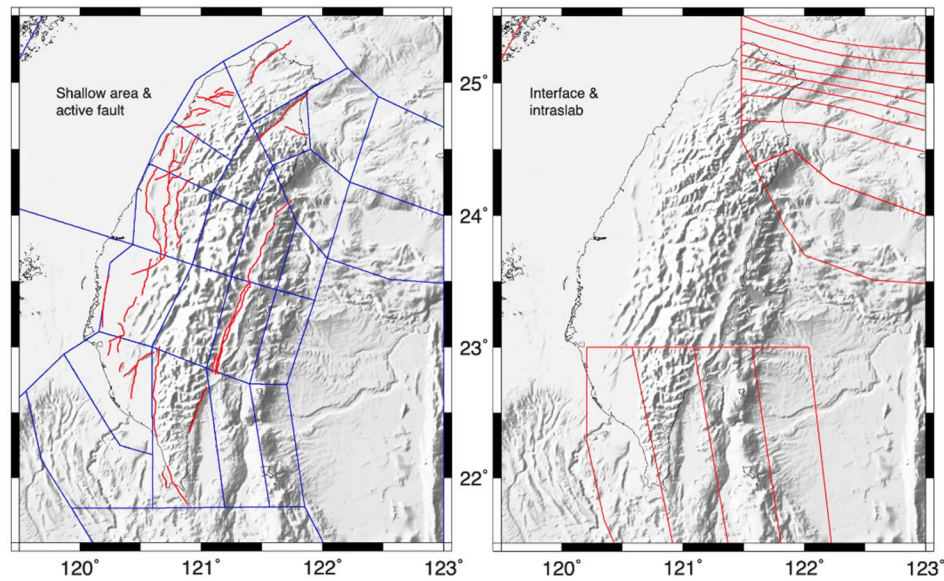
摘要

由於臺灣幅員狹小，發生於島內之地震將造成鄰近區域成為地震預警盲區。因此，量化地震預警盲區之機率成為風險管理之實用方法。此外，地震造成之山崩災害恐進一步擴大人員傷亡與財物損失。有鑑於此，藉由本計劃之推動，將定義地震預警盲區、量化地震預警盲區發生機率；亦以全島歷史地震之強地動紀錄為基礎進行數據參數分析，透過機器學習法進行模式訓練，判別重點關注邊坡是否發生同震山崩，並評估其模式之可行性。透過整合地震預警盲區(主要針對低海拔的都會區)發生機率分佈與具有高度機率發生同震山崩(主要針對中高海拔且未來發生高地表加速度峰值的地方)的監測盲區，可作為評估未來強地動觀測增設觀測站之參考依據。除了可提升地震預警之工作效能，亦可以加速震後崩塌災害之減災與相關應變工作的進行。

關鍵字：地震預警盲區、地震機率、同震山崩、機器學習法、newmark 分析法

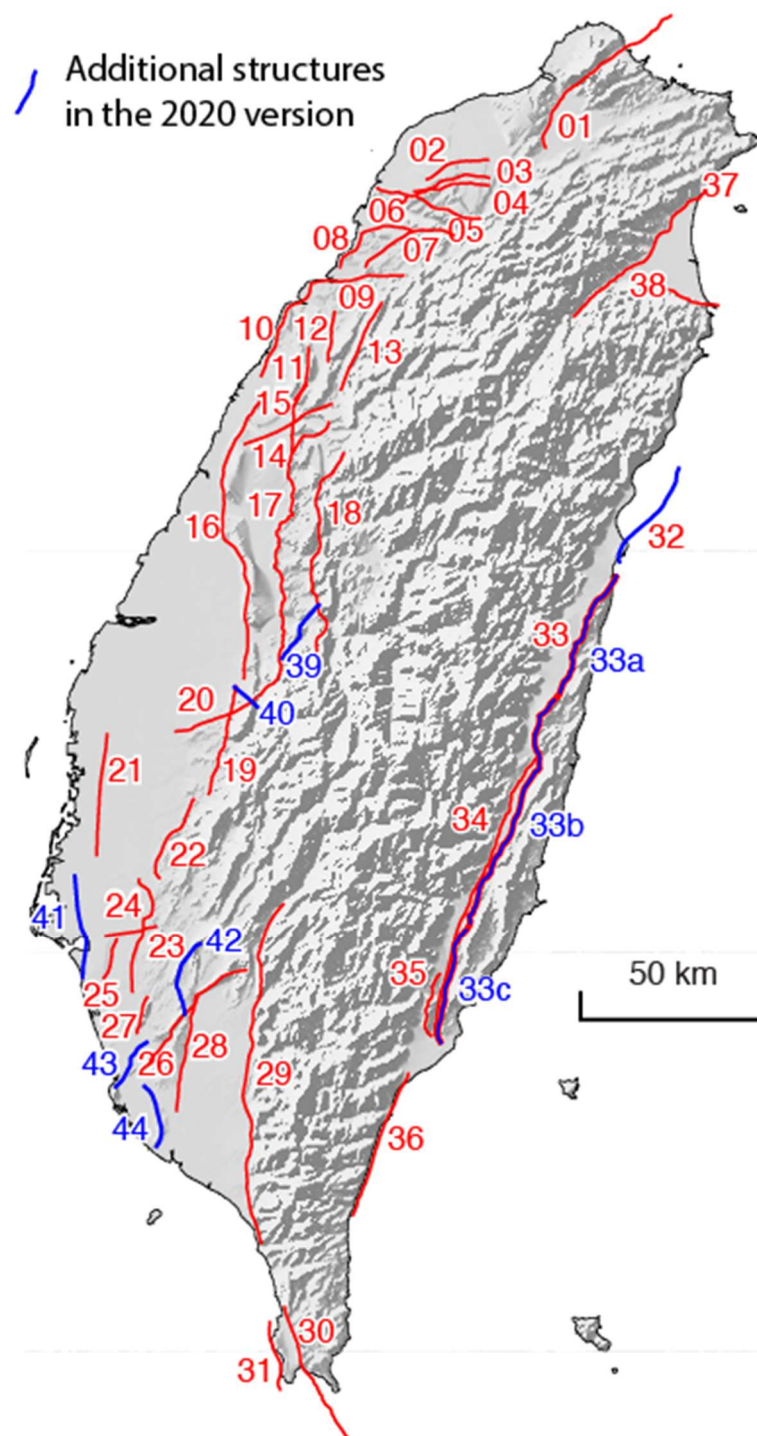
一、背景分析

為量化臺灣地震預警盲區發生機率，需了解臺灣地區地震活動特性。臺灣地震模型(Taiwan Earthquake Model)於近年來之研究成果或可提供參考。該組織在2015年發表初版地震危害圖(稱作「TEM PSHA2015」，細節參照 Wang et al., 2016)。該版本之地震危害分析中，將臺灣及鄰近地區之地震分為四大類型：淺源區域地震(shallow area)、孕震構造(seismogenic structure)、隱沒帶板塊介面型地震(subducting interface)，以及隱沒帶板塊內部型地震(subducting intraslab)等(圖一)。爾後，臺灣地震模型於2020年發表更新版地震危害分析(稱作「TEM PSHA2020」，細節參照 Chan et al., 2020)。該版本中，除了更新孕震構造參數並增加六條新定義之孕震構造(圖二)，並且引用平滑核方法(smoothing kernel)，評估背景地震之活動度。



圖一、臺灣地震模型界定四大類型地震：淺源區域地震（shallow area）、孕震構造（seismogenic structure）、隱沒帶板塊介面型地震（subducting interface），以及隱沒帶板塊內部型地震（subducting intraslab）。

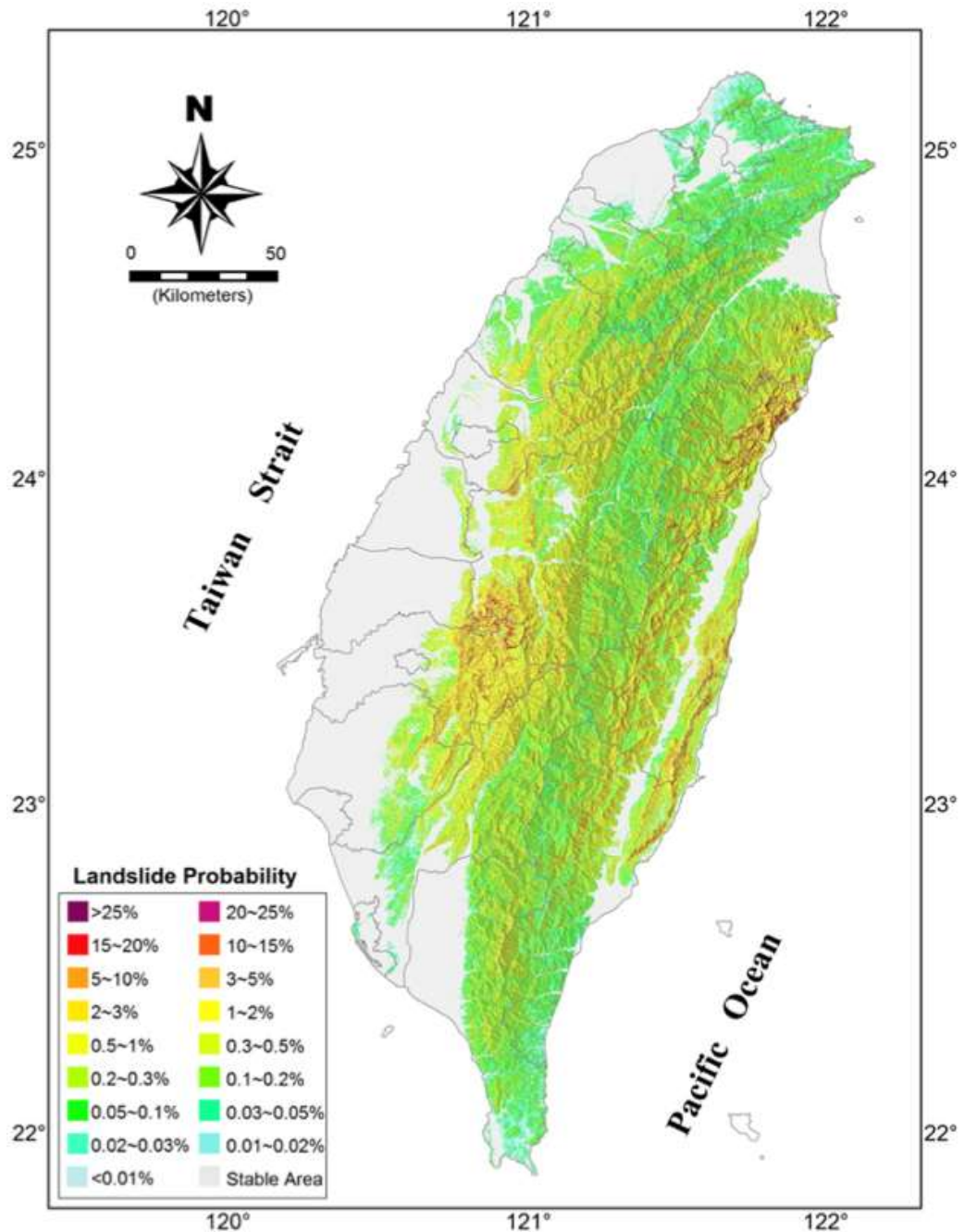
有鑒於臺灣地區地震頻仍，其中不乏致災地震，因此地震減災之相關措施及研究實屬當務之急。其中，地震預警可於強震發生前提出警告，爭取緊急應變之時間，嘉惠精密工業以及一般民眾。然而，當地震發生於鄰近地區，地震初達波（P 波）與主要強地動（或為 S 波或尾波）時間差短於地震預警系統處理時間，則產生地震預警盲區。為此，近年來中央氣象局藉由軟體技術（如：精進地震預警演算法）與硬體（如：增加地震預警觀測測站、計算電腦工作站）的升級，致力於減少地震預警盲區。不過，由於臺灣幅員狹小，發生於島內之地震必定造成鄰近區域成為地震預警盲區。因此，評估地震預警盲區以及發生機率或可達到地震風險管理之效。



圖二、TEM PSHA2020 提出之孕震構造分布，藍色線段代表新增或延伸之孕震構造（相關孕震構造參數詳見 Chan et al., 2020）。

基於臺灣地震模型進行的地震危害度分析成果，我們已可掌握臺灣地震活動度、強地動評估等資訊，將有助於後續探討地震誘發地質災害之相關研究工作。臺灣位於地質構造活躍區，不乏地震災害歷史紀錄，島內山地面積占有三分之二，地震誘發山崩易形成天然壩，對於山區居民生命財產安全具有嚴重威脅，其巨量的土砂堆積體積亦可大範圍影響山坡地開發、居住地、道路與重要設施的保全對象。近年來，美國地質調查所 (USGS, the U.S. Geological Survey) 發展近即時全球地震誘發山崩之評估系統，該系統需仰賴 ShakeMap 提供之最大地動加速度(peak ground acceleration, PGA)、地震誘發山崩潛感模型，即可在地震後提供同震山崩機率分布圖 (Allstadt et al., 2018)。以臺灣而言，地震誘發山崩歷史災害之中，最為有名的為 1999 年集集大地震，Lee (2014) 以集集地震誘發之淺層山崩目錄為基礎，利用機器學習法-邏輯式回歸(logistic regression)分析建立同震山崩潛感模型(coseismic landslide susceptibility model)，提出同震山崩機率分布圖。邏輯式回歸主要可以來表達「某特徵值 x 」和「特定樣本類別 y 的條件機率」之間的線性關係，透過此關係式便可以預測某特徵值 x 向量，屬於特定類別 y 的機率為何；Lee (2014) 利用岩性、致災相關因子(causative factors, 如邊坡梯度、粗糙度、高度差及曲度、地形高程變異等)與觸崩因子(triggering factors, 如愛氏震度)作為邏輯式回歸的特徵值，且假設山崩類別為 1，非山崩類別為 0，最終透過邏輯式回歸分析求取各特徵值對應之權重係數，即可完成潛感模型；再者，若配合機率式地震危害分析 (probability seismic hazard analysis, 簡稱：PSHA) 預估特定再現週期之 PGA 空間分佈與同震山崩潛感模型，即可提供同震山崩災害機率圖作為未來防減災相關工作之參考依據(圖三)。但是，上述同震山崩潛感模型與機率分布圖在實際運用上存在兩大重要限制：(1) 僅適用於淺層同震山崩及 (2) 受限於模型訓練樣本的區域，僅適用於集集地震臨近發生之地震。

集集地震所誘發的草嶺山崩與九份二山山崩兩案例皆屬於大規模深層山崩，且為順向坡地形的平面破壞，崩塌量體分別為 125 及 36 百萬立方米，二案例皆形成堰塞湖威脅上下游區民之生命財產安全 (Hung, 2000)。然而，臺灣大規模同震山崩的歷史資料量相對不足，導致難以進行上述基於邏輯式回歸之同震山崩潛感模型分析。本子計畫共同計畫主持人趙韋安教授過去執行行政院農業委員會水保局創新計畫旨在透過氣象局強地動紀錄為觀測資料，並以物理模式分析為基礎進行技術開發，於地震發生後快速判識同震山崩之可能的位置；其中判斷是否為同震山崩之準則將仰賴 PGA、滑動面傾角、Newmark 分析法之位平面型破壞之位移成果，該研究透過歷史地震資料透過系統性分析與歸納即可求得上述參數對應之判識同震山崩門檻值之範圍 (Chao and Yang, 2020)。本計畫將選定臺灣地質分區之西部麓山帶中包含砂岩與砂頁互層為主之順向坡為重點關注邊坡，其屬於有利於發生同震誘發平面型破壞之區域，透過歷史地震、強地動紀錄資料、摩擦力學參數、地震斷層面解與測站及關注邊坡位置，計算與彙整各測站 PGA、邊坡與地震之距離與方位角、邊坡坡向、斷層走向、Newmark 位移分析成果等資訊，透過決策樹 (decision tree) 之機器學習法進行參數訓練，預計透過訓練模型成果配合相關 PSHA 與震波模擬技術分析提供模型所需相關參數，亦可評估在特定的地震情境之下，可產生平面型破壞的重點關注邊坡位置；在實際近即時運作情境，訓練模型成果亦可以在大地震發生後，快速判識關注邊坡是否為同震山崩事件。



圖三、475 年重現週期(愛氏震度)之全臺同震山崩危害圖 (Lee, 2014)。

本計畫完成二大部分研究：量化地震預警盲區機率，以及評估大規模同震山崩之可能性。量化地震預警盲區機率之部分，將首先以理論以及現階段測站分佈，評估地震預警盲區範圍；在考量地震活動度，評估臺灣各地產生預警盲區之機率。為了評估盲區內地震可能之強地動，將引用衰減式評估之。大規模同震山崩研究方面，將聚焦於透過蒐集大數據資料，其中包含地震目錄、斷層資訊、地震破裂模型、大規模同震山崩目錄等，不僅運用統計方法建構臺灣地區地震活動概率分佈與強地動機率模型，亦利用發展成熟之機器學習法進行參數特徵訓練建立同震山崩判

識模型。透過整合地震與同震山崩模型，不僅可以有效辨別在都會地區（低海拔平原區）可能的地震預警盲區；亦可辨別在高山地區（中高海拔）具有高度機率發生同震山崩的關注邊坡是否存在監測盲區，以上研究成果將可作為評估強地動觀測站增設點位之參考依據，進而提升地震預警之效能與加速同震山崩災害之減災及應變工作之進行。

二、研究方法與進行步驟

為評估地震預警盲區發震機率及同震大規模崩塌可能性，本計畫完成：評估地震預警盲區發生機率；估計預警盲區內強地動；蒐集歷史地震強地動資料、地震參數、邊坡地形與摩擦力學參數等相關資料；建置機器學習模式所需之輸入參數資料庫與初探判識同震山崩與否的重要參數門檻值。研究方法與計畫執行細節分述如下。

探討地震預警盲區之發生機率有賴於對於地震發生頻率的了解。有鑑於此，我們將參考臺灣地震模型近年之研究成果。該組織於 2020 年發表更新版地震危害分析（稱作「TEM PSHA2020」）中，採用了包含多段破裂地震的新地震構造數據。考慮前次破裂經過時間的記憶特性後，我們得以評估地震構造的時間依據破裂概率。至於淺層地震，基於更新後的地震目錄我們修正了區域震源的參數。除了區域震源模型之外，背景地震活動度也以平滑模型表示。該版危害分析細節如下，可分為 2.1 地震源構造資料庫更新、2.2 複合構造破裂、2.3 時變性破裂機率模型、2.4 淺源背景震源、2.5 地震密度與發震機率、2.6 預警盲區範圍、2.7 預警盲區內孕震源，以及 2.8 預警盲區發震機率。

過去對於臺灣地區同震山崩的研究係仰賴集集地震的同震山崩目錄進行相關統計分析，受限於有限的同震山崩目錄與複雜的山崩類型（淺層崩塌、岩屑崩滑、岩體滑動、深層崩塌），導致統計模型在震後即時之同震山崩評估能力有限，然而在觀測數據有限的情況下，唯有加強物理參數上的支持才能提升模型的可信度。本計畫第二部分將使用中央氣象局(Central Weather Bureau, CWB)全島的強地動觀測網(Taiwan Strong Motion Instrument Program, TSMIP)紀錄，計算其地動參數(如最大地動加速度值)，並配合潛在大規模崩塌目錄、順向坡目錄與本計畫產出的地震規模大於 6.0 的機率圖，從中篩選出面積大於 10 公頃且岩性為砂頁互層的邊坡單元，做為「重點關注邊坡 (target slope, TS)」，並以特定搜尋半徑(radius)與強地動站為搜尋中心，尋找可能的 TS 位置，則該測站及為 TS 邊坡的「代表測站(representative station, RS)」。關於物理模型本計畫導入 newmark 質量塊體運動分析技術，提供對於判識同震山崩更有物理意義的塊體位移參數，並將傳統的統計分析法取代為機器學習-邏輯樹訓練模型，並評估該模型判識同震山崩的可行性與相關使用上的限制。本研究同震山崩各項工作詳述分項說明如以下章節呈現：2.9 重點關注邊坡、2.10 強地動紀錄相關參數、2.11 平面型塊體運動分析、2.12 模型訓練參數資料庫與方法、2.13 歷史影像判釋、2.14 全臺型同震山崩模型建置，以及 2.15 區域型同震山崩模型建置。

2.1 地震源構造資料庫更新

TEM PSHA2015 採用了 Shyu et al. (2016) 統整的地震構造數據，其中包括 38 個具有平面幾何形狀和特徵震度的孕震結構，即每個構造只有單一震度和固定的再現間隔。爾後，此數據庫增加了六個新辨別出來的孕震構造：初香、古坑、臺南前緣、龍船、右昌、鳳山前源構造（分別為 ID 39-44，相對位置標示於圖一 a，Shyu et al., 2020）。另外，根據新的證據如地震剖面，某些震源的傾角是隨深度改變的，深度越深傾角越緩和（表一）。少數構造在經過地理考察或新的資料後斷層表面有所更動。例如，米崙斷層 (ID 32) 向東北方向延伸，由於長度變長，其地震規模也會增加（從 M6.40 增至 M6.56）。值得注意的是，當構造在地震發生深度中具有較緩傾角的結構，由於斷層面較寬，將具有較大的規模和較長的再現周期（假設在固定的滑動率下，較大的規模會在地震發生時有較大的滑動）。

表一、TEM PSHA2020 孕震構造參數

ID	Seismogenic structure name	Type	Length (km)	Depth 1 (km)	Dip (°) between depth 0-1	Depth 2 (km)	Dip2 (°) between depth 1-2	Depth 3 (km)	Dip3 (°) between depth 2-3	Width (km)	Area (km ²)	M _w	Displacement (m)	Slip rate (mm/yr)	Recurrence interval (year)
1	Shanchiao fault	N	53.10	7.0	60	10.0	45	14	30	19.84	1053.50	7.01	1.29	1.66	780
2	Shuanglienpo structure	R	11.00	3.0	45	5.0	15	-	-	11.97	131.67	6.24	0.72	0.13	5540
3	Yangmei structure	R	22.10	3.0	60	-	-	-	-	3.46	76.47	6.03	0.60	0.18	3330
4	Hukou fault	R	25.60	10.0	30	-	-	-	-	20.00	512.00	6.77	1.16	0.46	2520
5	Fengshan river strike-slip structure	SS	30.60	13.8	85	-	-	-	-	13.90	425.34	6.66	0.95	3.18	300
6	Hsinchu fault	R	14.50	10.0	45	-	-	-	-	14.14	205.03	6.41	0.83	0.66	1260 (2823)
7	Hsincheng fault	R	28.50	12.9	30	-	-	-	-	25.71	732.74	6.91	1.31	1.12	1170
8	Hsinchu frontal structure	R	12.10	10.0	30	-	-	-	-	20.00	242.00	6.48	0.90	1.44	620 (1351)
9	Touhuangping structure	SS	25.80	12.0	85	-	-	-	-	12.05	310.89	6.52	0.80	0.13	6150 (15166)
10	Miaoli frontal structure	R	30.90	10.0	30	-	-	-	-	20.00	618.00	6.84	1.22	1.84	660 (1383)
11	Tunglo structure	R	15.70	3.5	30	-	-	-	-	7.00	109.90	6.17	0.68	0.50	1360
12	East Miaoli structure	R	14.40	4.0	30	-	-	-	-	8.00	115.20	6.19	0.69	0.84	820
13	Shitan fault	R	30.70	10.8	75	-	-	-	-	11.18	343.23	6.61	0.99	1.38	720 (1590)
14	Sanyi fault	R	29.80	9.0	15	-	-	-	-	34.77	1036.15	7.04	1.45	0.85	1710
15	Tuntzuchiao fault	SS	27.00	14.8	85	-	-	-	-	14.85	400.95	6.64	0.94	0.50	1880 (4105)
16	Changhua fault	R	82.20	3.0	45	5.0	30	12	10	48.55	3990.81	7.57	2.35	1.87	1260
17	Chelungpu fault	R	91.90	12.0	15	-	-	-	-	46.36	4260.48	7.60	2.45	6.94	350
18	Tamaopu - Shuangtung fault	R	69.20	6.0	30	-	-	-	-	12.00	830.40	6.96	1.38	1.06	1300
19	Chiuchungkeng fault	R	33.60	12.0	30	-	-	-	-	24.00	806.40	6.95	1.37	4.66	290
20	Meishan fault	SS	25.20	14.7	85	-	-	-	-	14.75	371.70	6.60	0.89	2.51	350 (16869)
21	Chiayi frontal structure	R	34.10	12.0	15	-	-	-	-	46.36	1580.88	7.21	1.71	3.36	510 (3006)
22	Muchiliao - Liuchia fault	R	26.40	12.0	30	-	-	-	-	24.00	633.60	6.85	1.23	5.75	210
23	Chungchou structure	R	29.20	12.0	30	-	-	-	-	24.00	700.80	6.89	1.28	12.20	100
24	Hsinhua fault	SS	14.80	15.0	85	-	-	-	-	15.06	222.89	6.38	0.69	2.65	260
25	Houchiali fault	R	12.20	5.0	45	-	-	-	-	7.07	86.25	6.07	0.61	7.07	90 (99655)
26	Chishan fault	SS/R	40.00	10.8	75	-	-	-	-	11.18	447.20	6.68	0.97	1.10	880
27	Hsiaokangshan fault	R	11.10	7.0	30	-	-	-	-	14.00	155.40	6.30	0.75	1.78	420
28	Kaoping River structure	SS/R	33.40	12.3	75	-	-	-	-	12.71	424.51	6.66	0.95	0.32	2970
29	Chaochou fault	SS/R	99.30	11.1	75	-	-	-	-	11.50	1141.95	7.10	1.62	0.98	1650 (3481)
30	Hengchun fault	SS/R	41.90	15.0	75	-	-	-	-	15.53	650.71	6.85	1.20	6.15	200 (466)
31	Hengchun offshore structure	R	19.70	4.0	30	-	-	-	-	8.00	157.60	6.31	0.77	3.22	240
32	Milun fault	SS/R	32.60	10.0	75	-	-	-	-	10.35	337.41	6.56	0.85	10.15	80
33	Longitudinal Valley fault	R/SS	147.50	5.0	75	15.0	60	20	45	23.79	3509.02	7.52	2.25	11.35	200 (468)
34	Central Range structure	R	86.20	20.0	45	-	-	-	-	28.28	2437.74	7.38	2.00	7.28	270
35	Luyeh fault	R	19.60	2.0	45	4.0	30	-	-	6.83	133.87	6.24	0.71	5.28	130 (10869)
36	Taimali coastline structure	R/SS	43.00	10.6	75	-	-	-	-	10.93	469.99	6.73	1.10	7.32	150
37	Northern Ilan structure	N	74.90	9.4	60	-	-	-	-	10.87	814.16	6.90	1.14	3.29	350
38	Southern Ilan structure	N	21.90	11.3	60	-	-	-	-	12.99	284.48	6.43	0.64	5.48	120
39	Chushiang structure	R/SS	19.80	3.0	55	-	-	-	-	3.66	72.47	6.00	0.57	5.01	110
40	Gukeng structure	SS	9.20	12.0	85	-	-	-	-	12.05	110.86	6.07	0.48	0.94	510
41	Tainan frontal structure	R	32.90	3.0	30	12.0	15	-	-	52.36	1722.64	7.24	1.74	0.92	1890 (9705)
42	Longchuan structure	R	23.10	12.0	60	-	-	-	-	13.86	320.17	6.58	0.96	1.73	550
43	Youchuan structure	R/SS	16.6	12.0	75	-	-	-	-	12.42	206.17	6.41	0.83	1.64	510
44	Fengshan hills frontal structure	R	19.1	15.0	30	-	-	-	-	30.00	573.00	6.81	1.19	0.92	1290

2.2 複合構造破裂

雖然 TEM PSHA2015 中表示地震只會發生於單獨的孕震構造源，然而，一些歷史紀錄指出地震破裂有可能同時在多個孕震構造源中發生。納入多構造破裂因子可以理解某些極端情況。我們評估了一些可能發生的多構造破裂例子（表二）的歷史紀錄做風險評估，例如：獅潭 (ID 13) 與屯子腳 (ID 15) 斷層造成 1935 年 M_w7.1 的新竹-臺中地震，或者有地理相關性的一些鄰近構造，例如新竹斷層 (ID 6) 與新竹前緣斷層 (ID 8)、斗煥坪 (ID 9) 與苗栗前源構造 (ID 10)。

要將這一因素納入地震危險性評估，需要將地震矩速率劃分為單結構和多構造破裂的情況。在這裡我們採用「古登堡－芮克特定律」(Gutenberg and Richter, 1944) 來解釋地震規模 M 與頻率 $\dot{N}$ 之間的關係：

$$\log(\dot{N}) = a - bM, \quad (1)$$

其中 a -值和 b -值是可以通過地震活動的回歸獲得的常數。我們遵循 Wang et al. (2016^a) 的步驟，通過回歸得出臺灣地區的 b -值為 1.10。

基於「古登堡－芮克特定律」，第一結構和第二結構的劃分滑移率（分別表示為 $\dot{D}_{L1}'$ 和 $\dot{D}_{L2}'$ ）可以分別表示為

$$\dot{D}_{L1}' = \dot{D}_{L1} / \left(\frac{A_{L1+L2}}{A_{L1}} \times C_1 + 1 \right), \text{ 以及} \quad (2)$$

$$\dot{D}_{L2}' = \dot{D}_{L2} / \left(\frac{A_{L1+L2}}{A_{L2}} \times C_2 + 1 \right), \quad (3)$$

其中 $\dot{D}_{L1}$ 和 $\dot{D}_{L2}$ 分別表示第一和第二結構的原始滑移率，可從表 1 獲得； A_{L1} 和 A_{L2} 分別表示表 1 中可用的第一結構和第二結構的面積； A_{L1+L2} 代表多構造破裂的面積。另外， C_1 表示從第一個結構破裂的多個 ($\dot{D}_{L1+L2}^{L1}$) 和單個結構 ($\dot{D}_{L1}'$) 破裂之間的比率，表示為

$$C_1 = 10^{b \times (M_{L1} - M_{L1+L2})} \times D_{L1+L2} / D_{L1}; \text{ 以及} \quad (4)$$

$$\dot{D}_{L1+L2}^{L1} = C_1 \times \dot{D}_{L1}', \quad (5)$$

其中， M_{L1} 和 M_{L1+L2} 分別代表第一結構破裂和多構造破裂的規模； D_{L1+L2} 表示多構造破裂的滑動； D_{L1} 表示第一種結構的滑動。 C_2 表示第二種結構的多個 ($\dot{D}_{L1+L2}^{L2}$) 和單個結構 ($\dot{D}_{L2}'$) 破裂之間的比率，表示為

$$C_2 = 10^{b \times (M_{L2} - M_{L1+L2})} \times D_{L1+L2} / D_{L2}; \text{ 以及} \quad (6)$$

$$\dot{D}_{L1+L2}^{L2} = C_2 \times \dot{D}_{L2}', \quad (7)$$

其中 M_{L2} 表示第二結構的大小， D_{L2} 表示第二結構的滑動（均可從表一獲得）。因此，多構造破裂的滑移率 $\dot{D}_{L1+L2}$ 可以表示為

$$\dot{D}_{L1+L2} = \dot{D}_{L1+L2}^{L1} + \dot{D}_{L1+L2}^{L2}, \text{ 然後} \quad (8)$$

其再現周期 R_{L1+L2} 可以表示為

$$R_{L1+L2} = D_{L1+L2} / \dot{D}_{L1+L2}. \quad (9)$$

通過這種方法，藉由劃分的滑移率估計第一和第二結構的再現周期（分別為 R_{L1} 和 R_{L2} ），分別表示為

$$R_{L1} = D_{L1} / \dot{D}_{L1}' \text{ 以及} \quad (10)$$

$$R_{L2} = D_{L2} / \dot{D}_{L2}', \quad (11)$$

以新竹斷層 (ID 6) 跟新竹前緣斷層 (ID 8) 為例，

$$C_1 = 10^{1.1 \times (6.41 - 6.65)} \times 0.87 / 0.83 = 0.57 \text{ (新竹斷層)};$$

$$\dot{D}_{L1}' = 0.66 / \left(\frac{447.03}{205.03} \times 0.57 + 1 \right) = 0.294 \text{ meter};$$

$$\dot{D}_{L1+L2}^{L1} = 0.57 \times 0.294 = 0.168 \text{ mm/year};$$

$$C_2 = 10^{1.1 \times (6.48 - 6.65)} \times 0.87 / 0.90 = 0.628 \text{ (新竹前緣斷層)};$$

$$\dot{D}_{L2}' = 1.44 / \left(\frac{447.03}{242.00} \times 0.628 + 1 \right) = 0.666 \text{ meter};$$

$$\dot{D}_{L1+L2}^{L2} = 0.628 \times 0.666 = 0.419 \text{ mm/year};$$

$$\dot{D}_{L1+L2} = 0.168 + 0.419 = 0.587 \text{ mm/year};$$

$$R_{L1+L2} = 0.87 / 0.587 = 1,483 \text{ years (多構造破裂的再現周期)};$$

$$R_{L1} = 0.83 / 0.29 \times 1000 = 2,823 \text{ years (新竹斷層的新再現周期)};$$

以及

$$R_{L2} = 0.90 / 0.67 \times 1000 = 1,351 \text{ years (新竹前緣斷層的新再現周期)}$$

2.3 時變性破裂機率模型

在 TEM PSHA2015 中假設斷層沒有過去破裂的紀錄，因此孕震構造破裂機率遵循泊松分布 (Poissonian Distribution)。不過，近年許多研究質疑這項假設 (如：Chan et al., 2017)。

因此，我們採用布朗尼經過時間 (Brownian Passage Time, 簡稱：「BPT」) 模型 (Ellsworth et al., 1999)，考量上一次破裂的發生時間評估孕震構造隨時間變化的破裂機率。BPT 模型的密度函數 (density function, 簡稱：「DF」) 可以表示為：

$$DF = \left(\frac{\mu}{\pi \alpha^2 t^3} \right)^{1/2} \exp \left(-\frac{(t - \mu)^2}{2 \alpha^2 \mu t} \right), \quad (12)$$

其中 μ 代表平均再現週期， t 代表自斷層最後一次破裂以來經過的時間， α 代表非週期性，通常介於 0.3 到 0.7 之間。Chan et al. (2017) 將此模型應用於臺灣孕震構造，並使用 α 極端值測試了破裂機率和地震危害的偏差值。結果顯示破裂機率差異幾乎都小於 20% (「Chan et al., 2017」一文之表六)。因此，我們在研究中假設中間值 0.5。

我們藉由 TEM 歷史地震數據庫¹中的時間和過去地震的相應震源 (表三) 以分析先前在特定孕震構造的破裂。我們從 2018 年開始計算未來 50 年的破裂機率。

¹TEM 歷史地震數據庫 (<http://tec.earth.sinica.edu.tw/TEM/hisevent/hisdoc.php>)

BPT 模型表示距離上次破裂的時間越長並且再現周期較短的孕震構造有更大的機會破裂，例如彰化 (ID 16)、木屐寮-六甲 (ID 22)、以及米崙 (ID 32) 斷層。反之，最近發生破裂的斷層發生地震的機率會下降，例如於 1935 年破裂的獅潭 (ID 13) 與屯子腳 (ID 15) 斷層以及於 1999 年破裂的車籠埔斷層 (ID 17)。

根據定義 44 條孕震構造 (圖二) 以及對應之孕震構造參數 (表一)，則可評估孕震構造在未來不同時間週期發震機率 (圖四 a-c)。



圖四、孕震構造於未來 (a) 20 年、(b) 30 年，以及 50 年間發震機率圖。

2.4 淺源背景震源

除了定義發生於孕震構造上之地震，針對發生於未知構造上之背景地震之地震活動度，TEMPSHA2020 同時利用區域震源以及平滑核 (smoothing kernel) 等二方法評估。區域震源模型將研究地區根據構造、地質、地貌，以及地震目錄等資訊，將臺灣島以及附近區域劃分 21 個淺源震源區域 (圖一)。各區域內之地震活動度則利用截切地震模型評估。此模型乃基於 Gutenberg-Richter's Law (G-R Law, Gutenberg and Richter, 1944)：

$$\log(\dot{N}) = a - bM$$

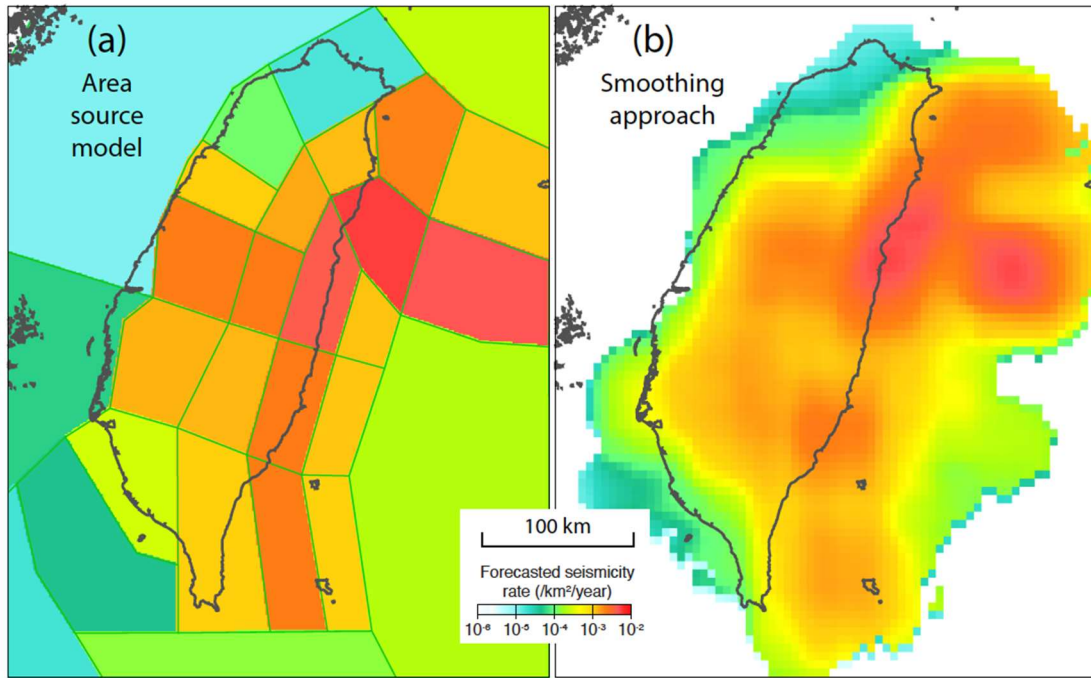
其中 $\dot{N}$ 表示規模大於 M 之地震活動頻率； a 與 b 值為大於零之常數。而截切地震模型進一步定義最大地震規模 m_u 之活動頻率為 0。

藉此，我們得出臺灣整體 b 值為 1.10。然後，我們計算出各區域的 a 值 (表二)。透過計算出來的 a 值和 b 值，可以估算和繪製地震活動密度，如圖五 a 所示。

表二、28 個區域震源之 a 、 b 值，面積 (平方公里)，以及規模大於等於 4.0 之

地震密度。

Area	a-value	b-value	size (km ²)	density (M ≥4)
S01	4.09	1.10	37289	1.31x10 ⁻⁵
S02	4.48	1.10	16356	7.35x10 ⁻⁵
S03	4.01	1.10	14025	2.90x10 ⁻⁵
S04	3.45	1.10	4277	2.62x10 ⁻⁵
S05A	3.96	1.10	2656	1.37x10 ⁻⁴
S05B	4.75	1.10	1917	1.17x10 ⁻³
S06	5.47	1.10	3402	3.45x10 ⁻³
S07	5.26	1.10	3817	1.90x10 ⁻³
S08A	4.71	1.10	4316	4.73x10 ⁻⁴
S08B	4.05	1.10	6991	6.39x10 ⁻⁵
S09	4.94	1.10	1589	2.18x10 ⁻³
S10	5.23	1.10	1879	3.60x10 ⁻³
S11	5.12	1.10	2892	1.81x10 ⁻³
S12	5.23	1.10	5969	1.13x10 ⁻³
S13	4.95	1.10	8706	4.07x10 ⁻⁴
S14A	4.83	1.10	1616	1.66x10 ⁻³
S14B	5.42	1.10	3207	3.26x10 ⁻³
S14C	5.24	1.10	4626	1.49x10 ⁻³
S15	5.73	1.10	2819	7.58x10 ⁻³
S16	5.94	1.10	5178	6.69x10 ⁻³
S17A	5.63	1.10	2740	6.19x10 ⁻³
S17B	4.72	1.10	1407	1.48x10 ⁻³
S18A	5.42	1.10	2806	3.73x10 ⁻³
S18B	4.89	1.10	2205	1.40x10 ⁻³
S19A	5.50	1.10	3551	3.54x10 ⁻³
S19B	4.88	1.10	2786	1.08x10 ⁻³
S20	4.91	1.10	14624	2.21x10 ⁻⁴
S21	5.38	1.10	28197	3.39x10 ⁻⁴



圖五、(a) 區域震源模型與 (b) 平滑模型評估臺灣地區地震活動度。

除了上述提到的面源模型外，我們還根據 Woo (1996) 提出的平滑方法為背景地震活動性做了另一個地震震源模型。跟區域源模型不同的是，它不需要主觀定義可能會導致認知不確定性的區域震源的幾何 (Chan et al., 2019)。這種方法藉由平滑核評估地震目錄中的地震活動，可以將其表示為特定地點和震源之間的距離與第 i 次地震的地震規模函數，如下所示：

$$K(M, x - x_i) = \frac{PL - 1}{\pi H^2(M)} \left(1 + \left(\frac{x - x_i}{H(M)} \right)^2 \right)^{-PL},$$

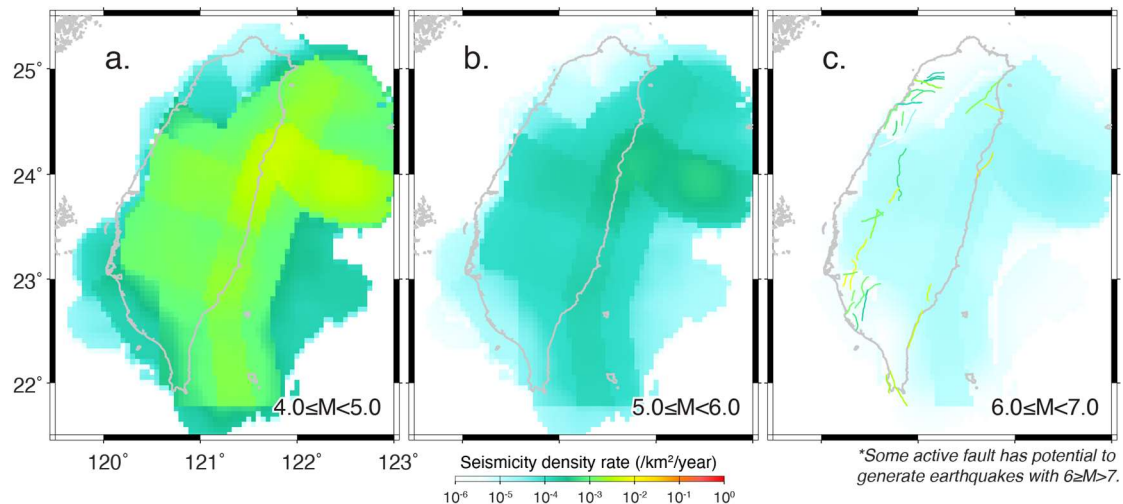
其中 PL 表示幂律指數。帶寬(bandwidth)函數 $H(M)$ 定義為規模為 M 的每個事件與其最近事件之間的平均距離，如下所示：

$$H(M) = c \cdot e^{d \cdot M},$$

其中 c 和 d 是可以通過回歸求得的常數。分析上一節提到的地震目錄，我們求得帶寬 bandwidth 函數的 c 和 d 值分別為 0.0146 和 1.1893。然後由此我們能夠得出地震密度模型 (圖五 b)。相較於區域源模型 (圖五 a)，平滑模型在臺灣中北部地區有更高的地震活動度。這種差異可以歸因於地震活動性的空間異質性，平滑模型可以表現出空間特性，然而區域震源模型會平均化這種特徵。

根據過去研究 (Chan et al., 2019) 得知，區域震源模型和平滑模型之間的地震預報能力相當，因此我們同時考慮了這兩個模型，並在評估的邏輯樹中設了相等的權重 (各權重為 50%)。

綜合孕震構造（圖四）、區域震源（圖五 a），以及平滑模型（圖五 b）等三模型，可評估臺灣各地區不同規模之地震密度（圖六）。結果顯示，等單位面積中，小地震之發震頻率（如圖六 a）較大地震更高（如圖六 c）。此現象亦符合 G-R Law 之定義。另外，在規模 6.0-7.0 區間中，除了背景震源之外，亦顯示若干孕震構造之地震頻率。因此未來評估地震預警盲區時，除了必須考量背景地震之外，必須同考量孕震構造上產生之中、大型地震。



圖六、臺灣各地區 (a) 規模 4.0-5.0、(b) 規模 5.0-6.0，以及 (c) 規模 6.0-7.0 之地震密度（單位：每平方公里每年）。

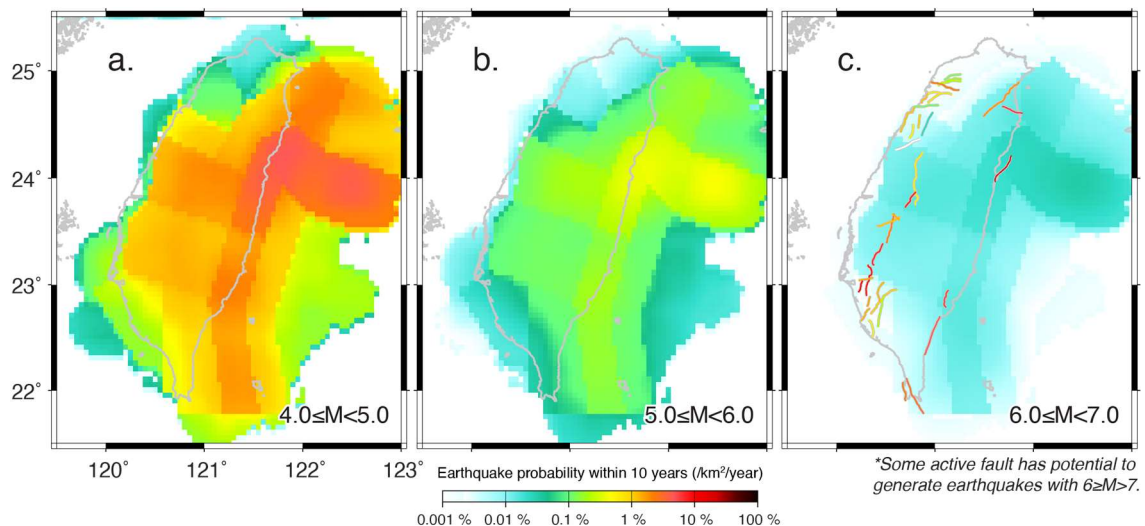
藉由上述地震密度，則可進一步量化為發震機率。基於泊松分布假設地震之間無關係，地震發震機率 P 為：

$$P = 1 - \exp(-r \times T),$$

其中， r 為地震復發週期，即為地震頻率之倒數； T 為評估時間長度（單位：年）。

2.5 地震密度與發震機率

基於上式，可將地震頻率轉化至任一時間區間內之地震發生機率。以未來十年之時間區間為例，顯示臺灣各地區之地震發生機率（圖七）。結果顯示，對於臺灣東部地區（花蓮、臺東），必須留意中、小型（規模小於 6.0）地震造成鄰近區域之強震以及地震預警盲區；而臺灣西半部地區，則必須留意孕震構造可能發生中、大型（規模大於 6.0）地震。若根據不同強地動大小決定之地震預警盲區，則可進一步評估各地區地震預警盲區之發生機率。



圖七、臺灣各地區未來十年內發生 (a) 規模 4.0-5.0、(b) 規模 5.0-6.0，以及 (c) 規模 6.0-7.0 地震之機率。

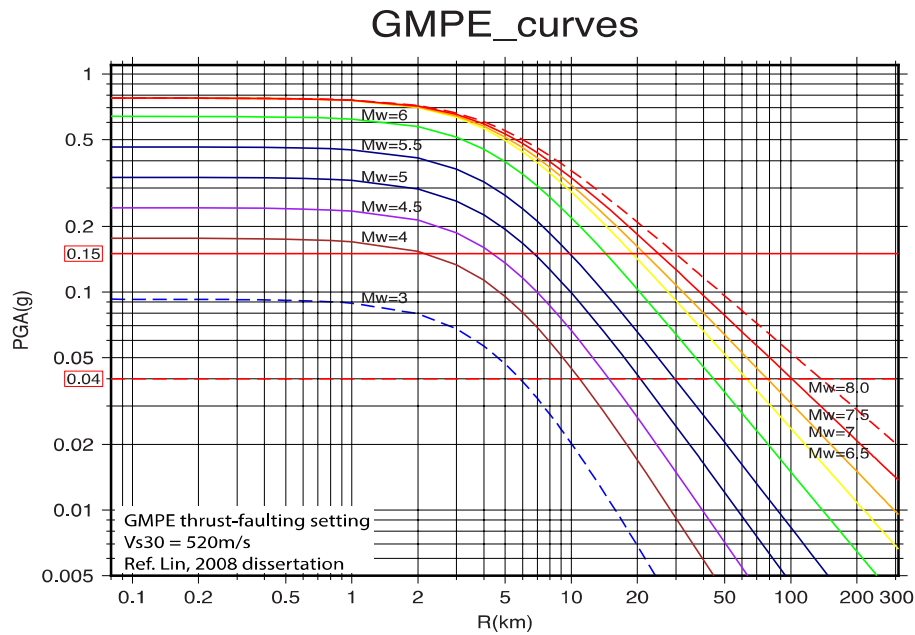
2.6 預警盲區範圍

地震預警盲區範圍界定將基於強地動警戒值的判定。根據震波衰減特性，強地動大致隨著震源距增加而逐漸衰減。另外，規模越大之地震或可造成鄰近區域更大之強地動。亦即，地震預警盲區可能發生於大規模地震之鄰近區域。為了判定地震可能造成之強地動分佈，則有賴於地震動模擬或強地動衰減式。由於地震動模擬技術涉及大量運算資源以及細部速度構造資料，本期計畫將先以強地動衰減式評估之，該方法基於傳統工程地震學理論，將地震波隨距離衰減簡化為一規模和距離之函數：

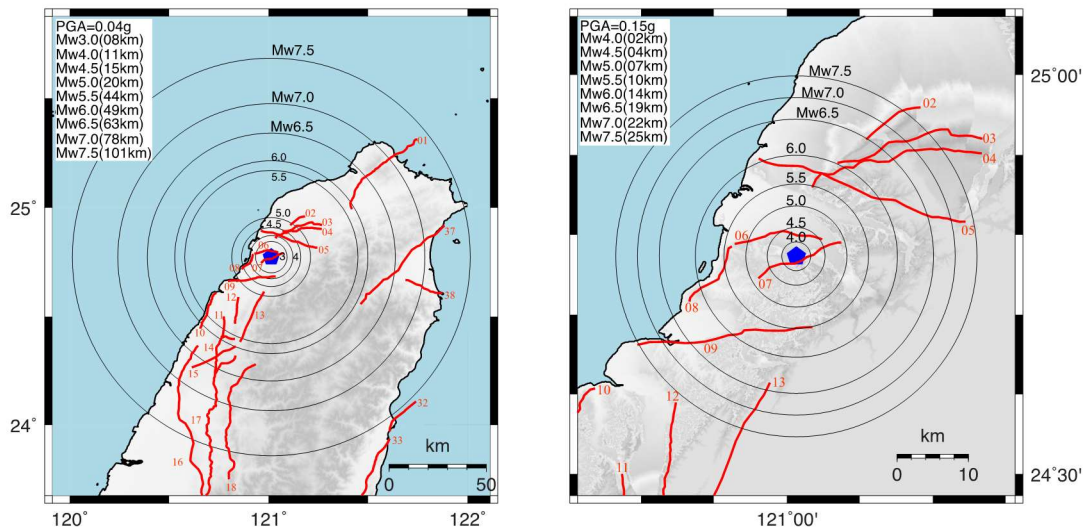
$$y=f(M,R),$$

其中， y 是地表強地動值； M 是規模； R 是距離。亦即，地震波能量隨距離愈遠而衰減，且規模愈大而能量愈強。此衰減式可藉由實際強地動的觀測資料經由統計迴歸得出。本研究採用 Lin (2009) 提出之強地動衰減式（圖八）。該衰減式藉由中央氣象局臺灣強地動觀測計畫（簡稱：「TSMIP」）搜集之臺灣地區強地動觀測資料回歸得出。因此該衰減式可忠實呈現臺灣地區地震之衰減特性。

利用上述強地動衰減式，可評估對於不同地震規模，可能造成之強地動範圍。本期計畫以 0.04、0.15 g 作為強地動預警值範例，探討可能造成地震預警盲區之範圍。為探討此方法之可行性，我們將以新竹地區為示範場址，評估地震預警盲區之範圍。根據 Lin (2009) 之強地動衰減式，並考量強地動預警值（圖八），則可勾勒出可能造成地震預警盲區之範圍（圖九）。



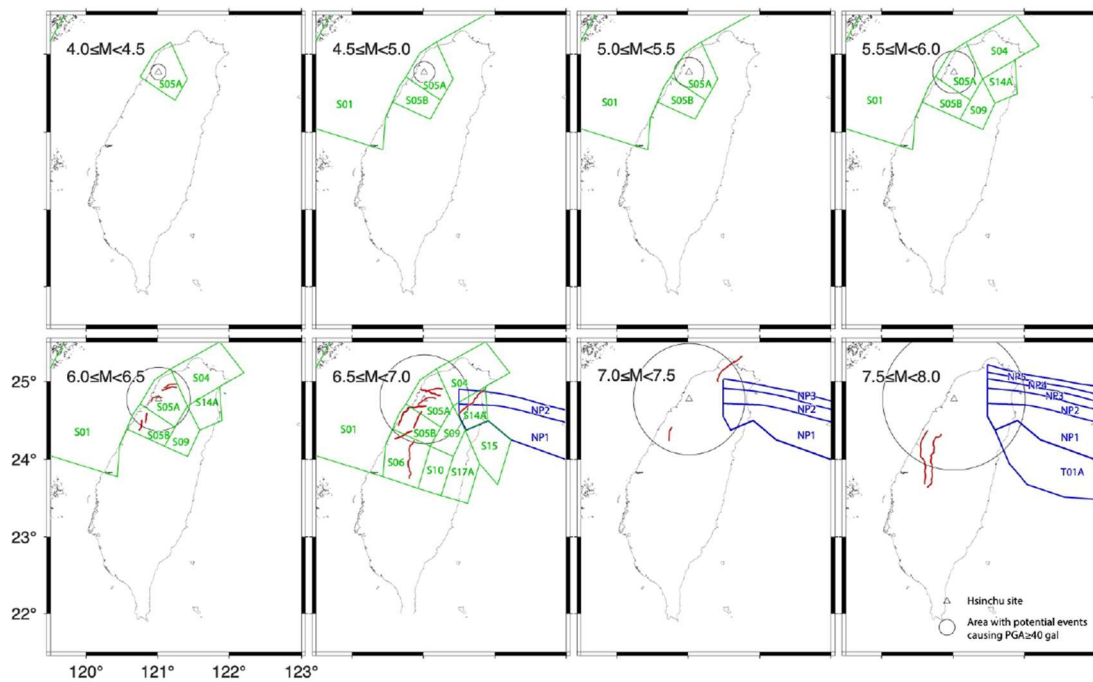
圖八、根據 Lin (2009) 強地動衰減式評估不同規模地震 (規模 3.0、4.9、4.5、5.0、5.5、6.0) 隨震央距之預估 PGA 值 (單位: g)。0.04、0.15 g 二強地動預警值門檻標示其中。



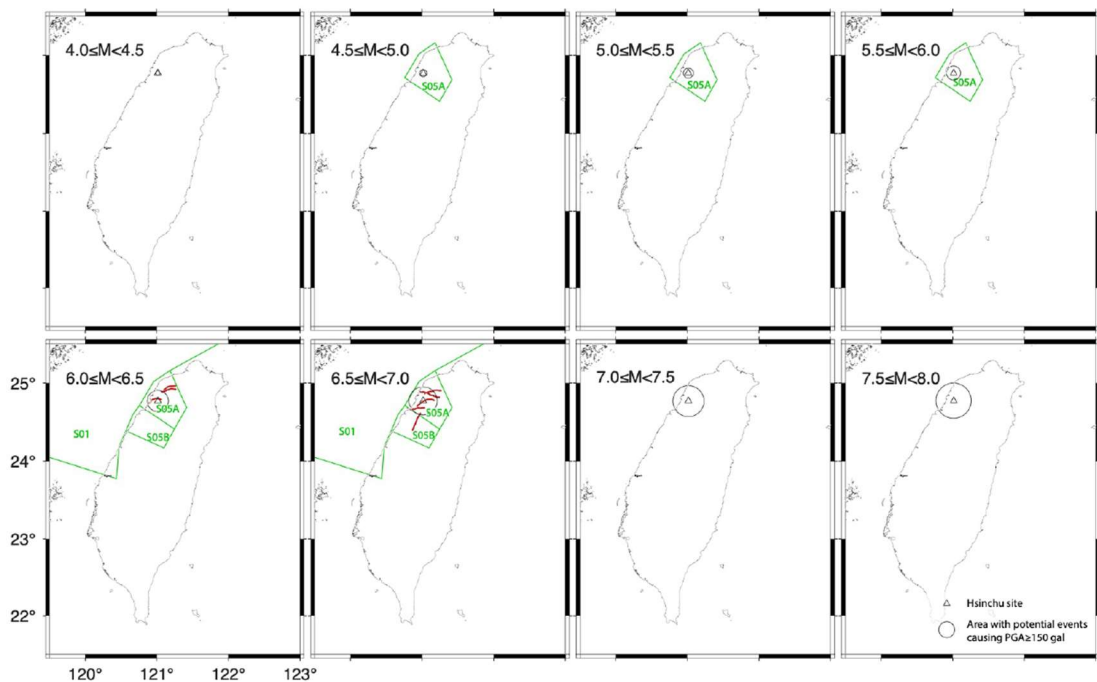
圖九、考量 (a) 0.04、(b) 0.15 g 作為強地動預警值對於新竹地區不同規模地震 (規模 3.0、4.9、4.5、5.0、5.5、6.0) 可能造成地震預警盲区之範圍。紅線為 TEM PSHA2020 提出之孕震構造分布。相關孕震構造參數詳見 Chan et al. (2020)。

2.7 預警盲區內孕震源

在確認可能造成地震預警盲區之範圍後，可辨識各範圍內可能造成地震預警盲區之孕震構造。考量 0.04 g 以及 0.15 g 二強地動預警值，可分別辨識對於不同地震規模可能發震之孕震構造（分別以圖十、十一表示之）。結果顯示，考量地震規模越大，可能制震孕震源則越多。亦即，小型地震僅可能造成小區域之預警盲區；而大型地震則可能造成遠場之預警盲區。以 0.04 g 預警值為例，當考量規模介於 4.0-4.5 間，僅包含新竹當地之區域震源（S05A）可能造成預警盲區。當規模逐漸增加，鄰近區域之區域震源逐漸可能造成預警盲區。當考量規模增至 6.0 以上，附近孕震構造，甚至東北外海隱沒帶皆可能造成地震預警盲區。值得注意的是，僅孕震構造或隱沒帶可能造成規模 7.0 以上之地震。因此，對於該孕震源活動特性的瞭解將更有助於縮小大地震造成地震預警盲區。對於以 0.15 g 預警值之結果，由於強地動門檻較高，可能造成預警盲區之孕震構造更少。僅示範場址（新竹）鄰近區域之孕震源可能造成盲區。更甚者，由於附近並無大型孕震構造，因此不易發生大型地震（規模大於 7.0）造成地震預警盲區。



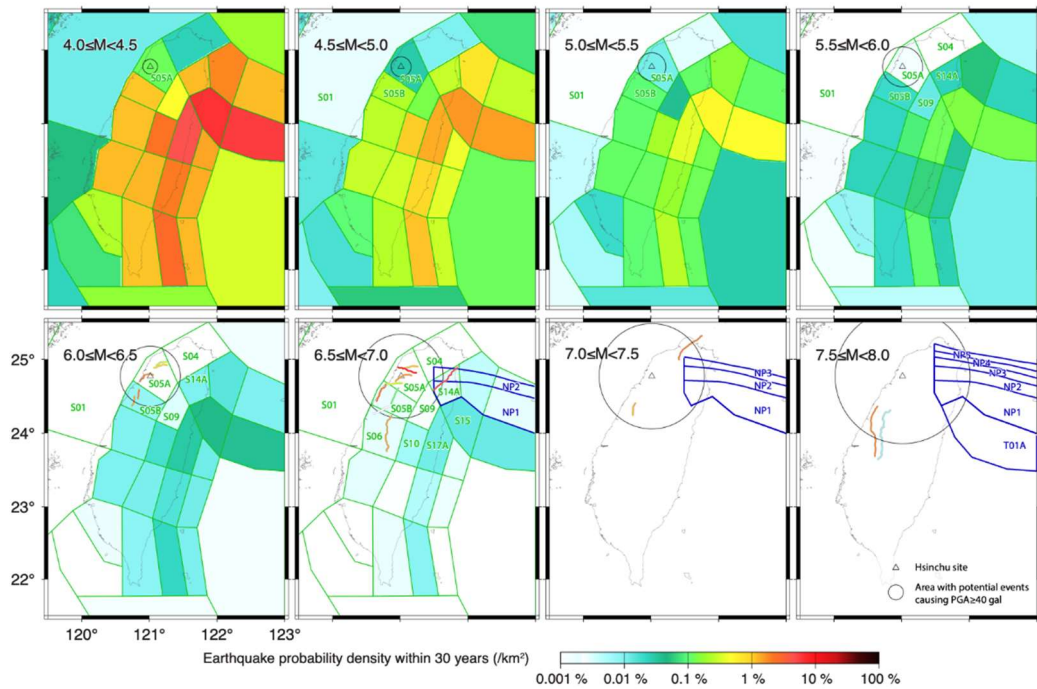
圖十、考量 0.04 g 作為強地動預警值對於新竹地區不同規模地震可能造成地震預警盲區之孕震源。綠色多邊形為區域震源、紅色線段為孕震構造、藍色多邊形為隱沒帶震源。



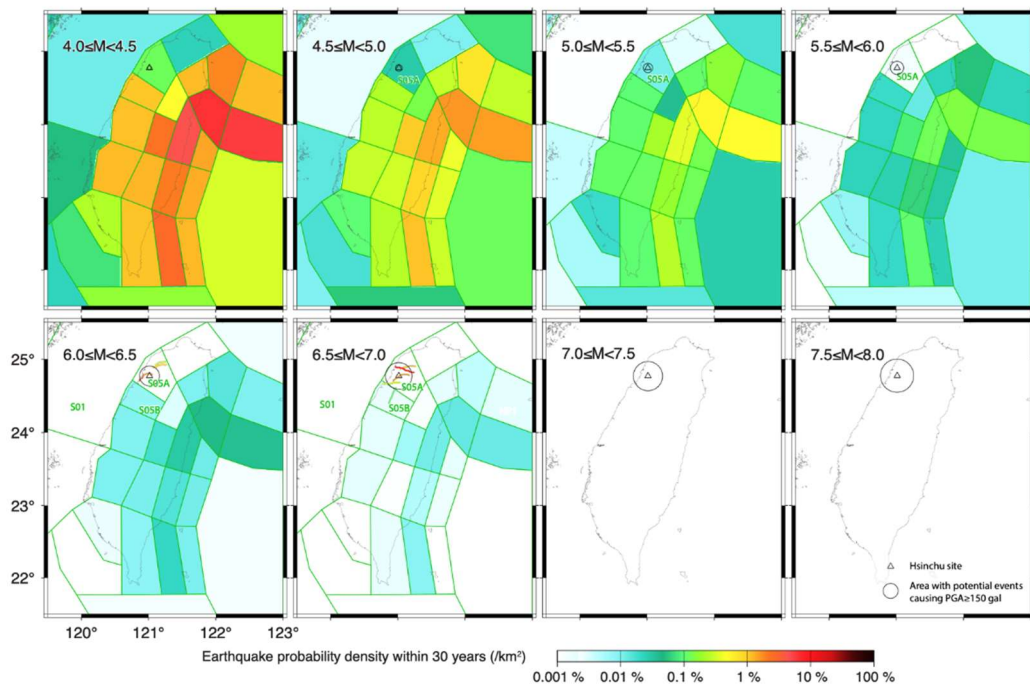
圖十一、考量 0.15 g 作為強地動預警值對於新竹地區不同規模地震可能造成地震預警盲區之孕震源。綠色多邊形為區域震源、紅色線段為孕震構造。規模介於 4.0-4.5、7.0-7.5、7.5-8.0 之間並無孕震源可造成預警盲區。

2.8 預警盲區發震機率

在確認可能造成地震預警盲區之孕震源及可能發震規模，可進一步評估各孕震源未來發震機率。對於區域震源，可根據各震源之參數，包含：a、b 值、區域面積（單位：平方公里），可評估對於不同規模區間之地震密度。對於孕震構造，可根據各孕震構造參數（詳見表一），考量複合構造破裂（詳見 2.2 章節）以及時變性破裂機率模型（詳見 2.3 章節），可得各孕震構造未來發震機率。本計畫以未來三十年為範例，呈現各孕震源之發震機率。考量 0.04 以及 0.15 g 二強地動預警值，可分別呈現對於不同地震規模可能發震之孕震構造之發震機率（分別以圖十二、十三表示之）。考量 0.04 g 為預警值門檻，對於規模低於 6.0 之小地震，鄰近區域震源（包含：S05A、S01、S05B、S04、S09、S14A 等）地震活動度較低（詳見表三，最大地震密度位於 S05B 之區域震源，僅約 0.5%/km²）。可能造成地震預警盲區機率低。當預警值增加至 0.15 g，僅鄰近區域震源可能造成預警盲區，對應機率亦低（詳見表三藍標部分，最大地震密度位於 S05A 之區域震源，僅約 0.06%/km²）。當考量規模 6.0 以上之地震，區域震源發震機率較低（並無區域之發震機率超過 0.1%/km²，詳見表三）。相對地，孕震構造上之地震較可能導致預警系統之盲區。根據臺灣地震模型提供之構造參數，可評估預警盲區內各孕震構造未來三十年之發震機率（表四）。最高發震機率為位於場址北方 11.8 公里處之鳳山溪走向滑移構造，未來三十年發生規模 6.7 機率為 10.68%。該構造或可造成場址超過 0.15 g 強地動並形成地震預警盲區。



圖十二、考量 0.04 g 作為強地動預警值對於新竹地區不同規模地震可能造成地震預警盲區之孕震源以及未來 30 年發震機率及密度。區域震源以發震密度（單位： $\%/km^2$ ）呈現、孕震構造則以發震機率（單位：%）表示之。



圖十三、考量 0.15 g 作為強地動預警值對於新竹地區不同規模地震可能造成地震預警盲區之孕震源以及未來 30 年發震機率及密度。區域震源以發震密度（單位： $\%/km^2$ ）呈現、孕震構造則以發震機率（單位：%）表示之。

表三、鄰近新竹地區之區域震源、區域與場址距離（單位：公里）、未來 30 年內不同規模之發震機率。黃標與藍標分別表示 0.04 甚至 0.15 g 為強地動預警值門檻可能之孕震區域震源。

Source	Closest Distance to the site (km)	Magnitude range					
		4.0-4.5	4.5-5.0	5.0-5.5	5.5-6.0	6.0-6.5	6.5-7.0
S05A	5.0	0.16%	0.05%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%
S01	14.6		0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
S05B	15.8		0.35%	0.10%	0.03%	0.01%	0.00%
S04	28.2				0.00%	0.00%	0.00%
S09	35.1				0.02%	0.00%	0.00%
S14A	37.4				0.04%	0.01%	0.00%
S06	52.3					0.01%	0.00%
S10	63.7					0.03%	0.01%
S17A	68.7					0.05%	0.01%
S15	68.8					0.06%	0.02%

* The probability is based on the rate of 1 km² on each area source.

Within PG_{Aref}≥40 gal
Within PG_{Aref}≥150 gal

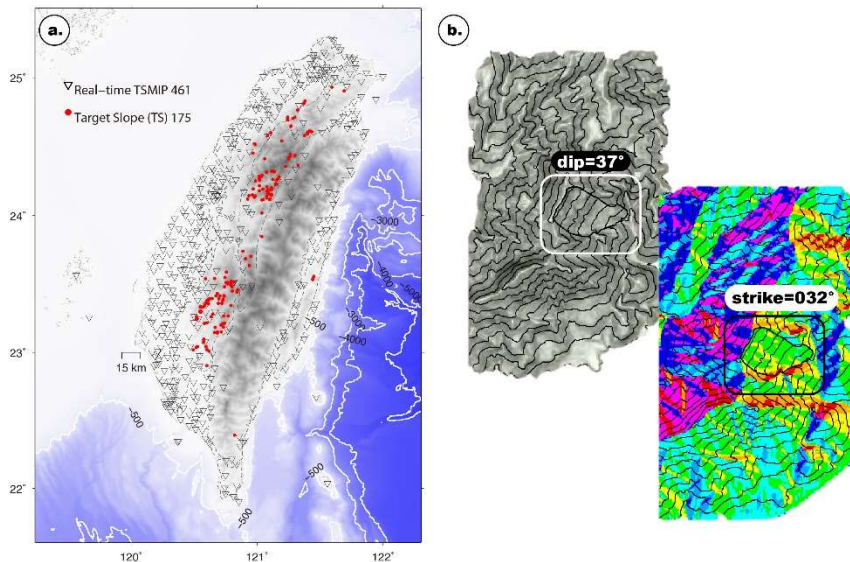
表四、鄰近新竹地區之孕震構造、構造與場址距離（單位：公里）、未來 30 年內發震機率，以及發震規模。黃標與藍標分別表示 0.04 甚至 0.15 g 為強地動預警值門檻可能之孕震構造。

ID	Name	Distance to the site (km)	Probability in 30 years	Magnitude
7	Hsincheng fault	0.8	5.31%	6.6
6	Hsinchu fault	2.1	2.56%	6.4
8	Hsinchu frontal structure	5.9	9.41%	6.4
4	Hukou fault	6.0	2.98%	6.8
9	Touhuanping structure	10.0	0.54%	6.5
5	Fengshan river strike-slip structure	11.8	10.68%	6.7
3	Yangmei structure	14.2	1.91%	6.0
2	Shuanglienpo structure	17.8	1.11%	6.2
13	Shihtan fault	17.9	5.65%	6.6
12	East Miaoli structure	23.3	6.73%	6.2
10	Miaoli frontal structure	29.6	9.53%	6.7
11	Tunglo structure	38.8	5.35%	6.0
14	Sanyi fault	45.7	3.80%	6.6
1	Shanchiao fault	47.6	4.09%	7.0
15	Tuntzuchiao fault	49.1	3.35%	6.6
37	Northern Ilan structure	51.3	9.41%	6.8
16	Changhua fault	52.0	4.15%	7.6
17	Chelungpu fault	53.3	8.18%	7.6
18	Tamaopu-Shuangtung fault	55.3	4.38%	7.0

Within PG_{Aref}≥150 gal Within PG_{Aref}≥40 gal

2.9 重點關注邊坡

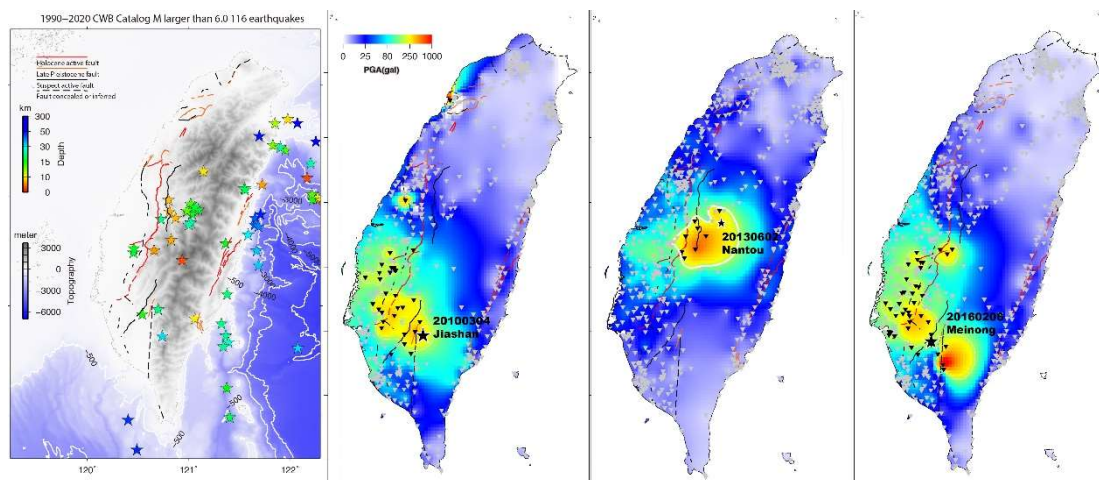
本計畫利用潛在大規模崩塌目錄 (林務局, 2018) 與順向坡目錄交集, 從中篩選出面積大於 10 公頃且岩性欄位為砂岩與砂頁互層, 共計 175 處為本計畫的「重點關注邊坡 (target slope, TS)」, 並針對 175 處「重點關注邊坡」計算其地形的平均坡度 (dip) 與走向 (strike), 本計畫的 dip 與 strike 主要的計算參考依據為地形等高線、坡度坡向圖層與順向坡圖層中的平均坡地屬性資料。關於每一處 TS 的位移速度相依的摩擦參數如 $\mu_{SS|v=0}$ (殘存摩擦)、 $\mu_{SS|v=\infty}$ (穩態摩擦)、 μ_p (尖峰摩擦)、 d_w (臨界位移) 及 V_c (臨界滑移速率), 上述參數皆需仰賴現地邊坡岩芯資料進行力學試驗才可獲得, 故本研究將直接採用 Yang et al. (2014) 於草嶺同震山崩案例中使用的摩擦力學參數, 詳述內容請參考章節 2.11 平面型塊體運動分析。圖十四 a 顯示 175 處 TS 在全島分佈情形, 圖十四 b 為決定 TS 處邊坡的 dip 與 strike 的示意流程。



圖十四、(a)重點關注邊坡、即時強地動站分佈, (b)坡度與走向計算。

2.10 強地動紀錄相關參數

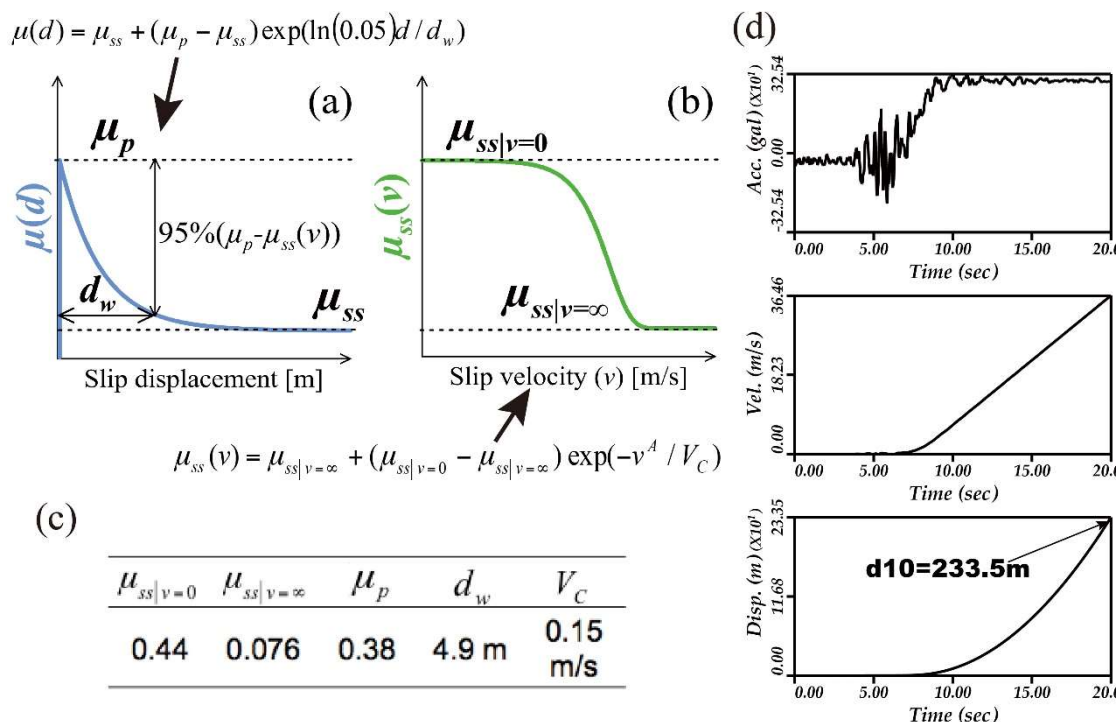
臺灣地震活動度高, 本計畫優先蒐集 1990~2020 年期間規模大於 6.0 的地震事件之 TSMIP 強地動紀錄, 共計 116 起事件 (圖十五), 且截止至 2020 年 6 月 TSMIP 觀測網中也有 461 測站俱有即時訊號傳輸功能 (圖十四 a 倒三角形)。針對每起地震事件計算其最大地動加速度值 (peak ground acceleration, PGA) 與最大地動速度值 (peak ground velocity, PGV) 分佈圖, 圖十五分別顯示 2010 年甲仙地震、2013 年南投地震與 2016 年美濃地震的 PGA 分佈圖。圖十五中黑色倒三角形代表 PGA 值大於 196 gal (1 gal = 1 cm/s²) 的強地動站。進一步可針對上述通過特別 PGA 門檻值 (G=196 gal) 的測站為中心, 以特定距離 (radius=15 km) 為搜尋半徑, 尋找該測站的 TS, 則該測站為 TS 位置的代表測站 (representative station, RS)。實際應用上, 單一邊坡 TS 可能會有一個至多個 RS 測站。



圖十五、歷史地震分佈與 PGA 分佈圖。

2.11 平面型塊體運動分析

Newmark 位移分析法是用於均勻質量塊體以平面型滑移形式運動，以邊坡鄰近區域之強地動站加速度歷時資料、邊坡坡度與坡向、位移速度相依之摩擦律(控制滑動面摩擦係數隨速度與位移之變化) 為輸入資料，即可求得該邊坡平面型破壞之運動特性，包含質量塊體加速度、速度、位移與摩擦係數之歷時資料。上述位移速度相依之摩擦參數須仰賴現地岩芯資料與室內力學試驗，基於滑移弱化行為 (slip-weakening)，根據定速的旋剪試驗觀察摩擦係數隨著位移增加的變化(圖十六 a)，透過回歸關係式即可求得 $\mu_{SS|v=\infty}$ (穩態摩擦)、 μ_p (尖峰摩擦)、 d_w (臨界位移)；進一步控制不同的滑移速率 (v) 反覆進行上述旋剪試驗，即可以求得某位移速率 v 對應之 $\mu_{SS|v=\infty}$ 與 μ_p ，透過回歸分析即可求得 $\mu_{SS|v=0}$ (殘存摩擦係數)， V_C (臨界滑移速率) 定義為此滑移速率之後 μ_p 為定值 (圖十六 b)。在 Newmark 分析技術中需要強地動紀錄、TS 邊坡的 strike 與 dip 及速度位移相依之摩擦係數 (圖十六 c)，即可計算塊體的加速度、速度與位移時序資料，圖十六 d 顯示塊體具有快速長位移的運動結果，發生最大塊體加速度時間點後 10 秒之累積為位移量 (d_{10}) 為 233.5 m。然而，真實應用上 d_{10} 應可以作為辨識同震山崩發生與否的依據之一，因此 d_{10} 相關門檻值亦納入本計畫期末討論項目之一。

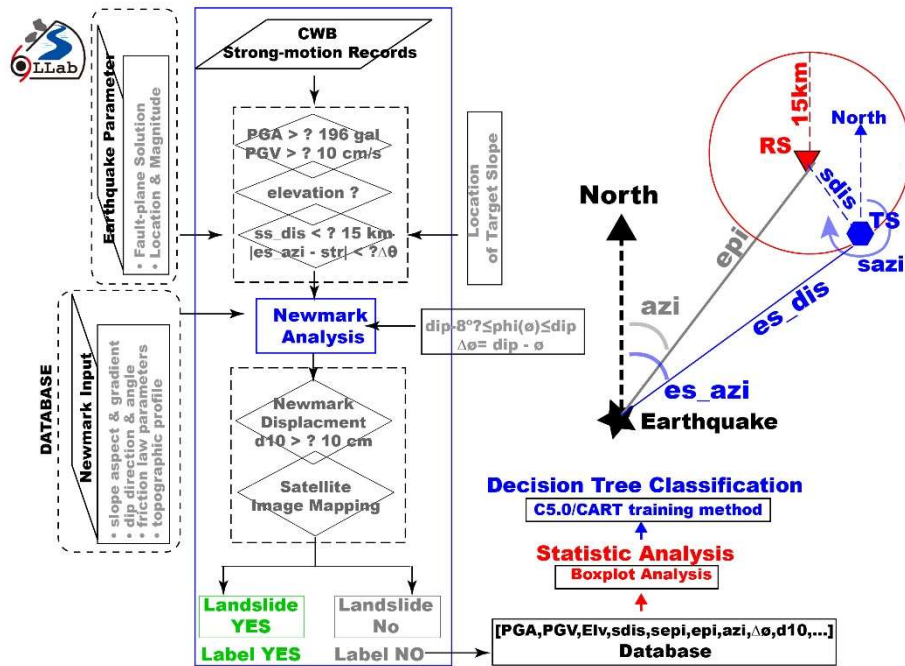


圖十六、(a)摩擦-位移、(b)摩擦-滑移速率、(c)位移摩擦相依之摩擦參數與(d)Newmark 位移分析結果。

2.12 模型訓練參數資料庫與方法

本計畫有別於過去的統計型訓練模式 (Lee, 2014)，新增 Newmark 位移分析法的輸出成果參數，如 d10，加強物理參數值提升模式的可信度。本計畫預計採用的模型訓練方法為機器學習法-二元化決策樹，該方法俱有極高的可解釋性「interpretability」的分類器，其是基於透過詢問一系列的問題，進行分割參與訓練的特徵值，並依此來做出決策，且完全不需要事先做特徵正規化的前處理。實際運作上，可能會產生很深的決策樹，導致高度合適 (over fitting) 的現象，因此本研究將嘗試不同的決策樹演算法來討論高度合適的問題，並視模型訓練的輸入資料數量為依據，人工決定訓練集(training)與測試集(testing)的資料數量，其中資料選取採用隨機抽樣。應用在同震山崩上的發生與否的情況則可標籤化同震山崩發生為「YES」，未發生則為「NO」，但在進行模式學習訓練之前，訓練輸入參數的選擇及資料品質的控制是影響模式訓練結果的兩項關鍵課題。目前本計畫初探可能影響同震山崩的物理參數有「PGA」、「PGV」與 d10 Newmark 位移值，其相關初步門檻值設定分別為 196 gal (等同於震度 5 強)、10 cm/s (等同於震度 4) 與 10 cm；空間幾何、邊坡及測站相關參數有地震-測站之距離 (epi) 與方位角 (azi)、TS 邊坡-RS 測站之距離 (sdis)、TS 邊坡-RS 測站之方位角 (sazi)、TS 走向 (strike) 與傾角 (dip)、測站高程 (elv)、TS 邊坡滑動傾角與平均坡度的差異 ($\Delta\phi$; 通常邊坡發生破壞以後的滑動角會小於破壞前的平均坡度 dip 值)、目標邊坡走向 (strike) 與地震至目標邊坡的方位角 (ez_azi) 之夾角 ($\Delta\theta$)，關於以上參數之「ss_dis」、「 $\Delta\phi$ 」初步評估對應的門檻值分別為 15 km、介於 0~8°。本研究將優先採用物理、幾何、邊坡與測站相關參數：「PGA」、「PGV」、「d10」、「sdis」、「sazi」、「elv」、「epi」、「azi」與對應之「類

別標籤 label: YES/NO」作為訓練參數資料庫之參考 (圖十七)。本研究將根據上述參數資料進行盒鬚圖統計分析，初探足以區分標籤類別 YES 及 NO 的關鍵參數資料後，進一步利用上述關鍵參數資料庫進行機器學習決策樹模式訓練，從決策樹分支規則可以得知不同的參數特徵值對於同震山崩判識的重要性(權重)，亦可以自動決定上述關鍵參數之門檻值。實際上，單一重要關注邊坡 TS 將有數個代表測站 RS 資料可輸入決策樹模型，同時可辨別目標邊坡是否發生破壞，本計畫預計針對單一邊坡計算其模式判識結果為同震山崩發生之數量除以總代表測站之數量，即代表該重要關注邊坡之發生同震山崩的可能性，本研究將此可能性(數量比值)命名為 *prob*。



圖十七、模型訓練參數分析流程圖

本計畫採用的決策樹方法主要分為兩種: CART (Classification and Regression Trees; Breiman et al., 1984)與 C5.0 (Quinlan, 1986)，概念上利用訓練集(training)用來生成模型(model)，然後將模型應用於測試集(testing)從而得到預測結果，將預測值與真實值進行比較，完成模型的驗證與評估。CART 方法主要是利用節點(node)的吉尼指數(Gini index; G)來決定決策樹模型的最佳化分割數量，在某節點 node 完美分類所有類別的情況下則 G 為 0，換句話說若 G 值越大代表在該節點的標籤類別的分類效率不好。某節點 node 的 G 值定義如下：

$$G(\text{node}) = 1 - \sum_i^N [p(i|\text{node})]^2 \quad \text{公式 1}$$

其中 $p(i|\text{node})$ 是在節點 node 位置任意樣本屬於 i 類別標籤的機率， N 為類別標籤的總數量，本研究為 $N=2$ 。當一個父節點被分成 j 個子節點時，此時該分割的情境下之 G 值可以表示為公式 2:

$$G_{split} = \sum_{j=1}^M \frac{n_j}{n} G(j) \quad \text{公式 2}$$

n_j 為第 j 個子節點內的樣本數， n 為父節點的樣本數， M 為最後的子節點數量，最佳模型會選擇 G_{split} 值最小的分割方式。C5.0 方法與 CART 的最大差異是在當樣本數量較少或存在大量輸入欄位資訊等問題時，其模型訓練成果會相較穩定，而且通常不需要很長的模型訓練時間。C5.0 模型最佳化的依據為 Entropy (E)，其代表數據資訊的混亂程度，若能確實將完美資料分至某類別則代表此情境下 E 值為 0 (completely homogeneous)。根據屬性資料樣本 A 歸屬在類別 i 的 E 值可以定義如下：

$$E(A) = - \sum_{i=1}^N p(i|A) \log_2 p(i|A) \quad \text{公式 3}$$

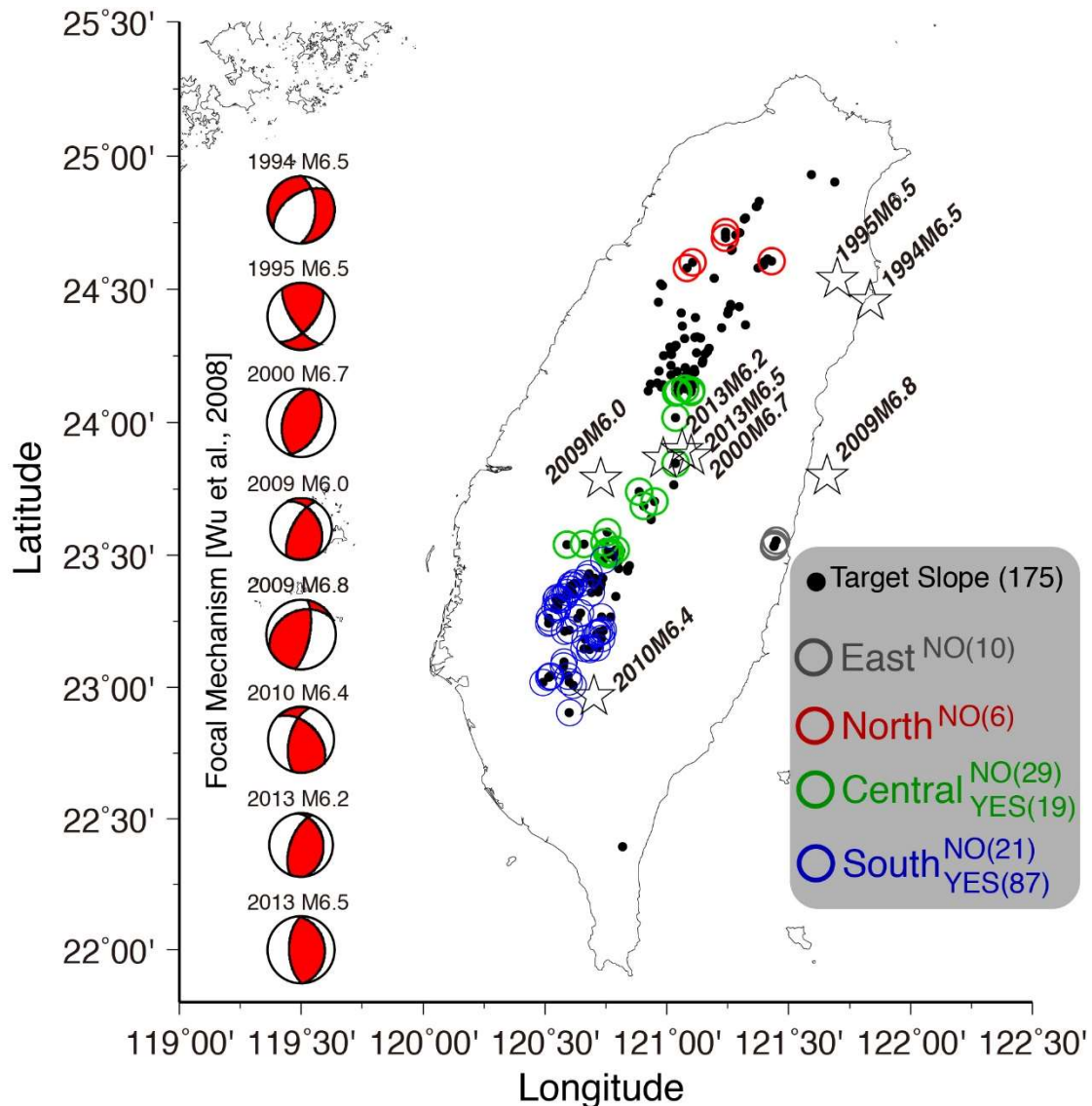
其中 N 為類別標籤總數量， $p(i|A)$ 代表在樣本 A 數量當中 (n_A)，正確歸屬於在類別 i 的數量 (n_i) 的比值 (n_i/n_A)，當某屬性數值資料 X 加入產生子分節點，形成屬性資料樣本 B，則 X 數值資料的加入對於標籤類別辨識的訊息增益 (information gain, InfoG) 可定義為：

$$InfoG(X) = E(A) - E(B) \quad \text{公式 4}$$

C5.0 決策樹的最佳化分割準則為優先選擇具有最大訊息增益的 X 數值資料，並決定其最佳子節點數量。

2.13 歷史影像判釋

臺灣地區除了 1999 年集集地震具有完整的同震山崩目錄以外，其他地震規模 $M > 6.0$ 的歷史事件皆缺乏同震山崩目錄。受限於時序衛星影像品質、大量人工辨識需求，本計畫優先選取 8 起地震事件：1994 年與 1995 年宜蘭地震、2000 年南投地震、2009 年南投地震、2010 年甲仙地震、2013 年 0327 及 0602 南投地震，進行地震前後之衛星影像判釋，辨別該地震對於 175 處目標邊坡及臨近區域邊坡之影響，8 起歷史地震中有 7 起為逆衝斷層帶有走滑分量，僅有 1995 年宜蘭地震為正斷層 (圖十八)。

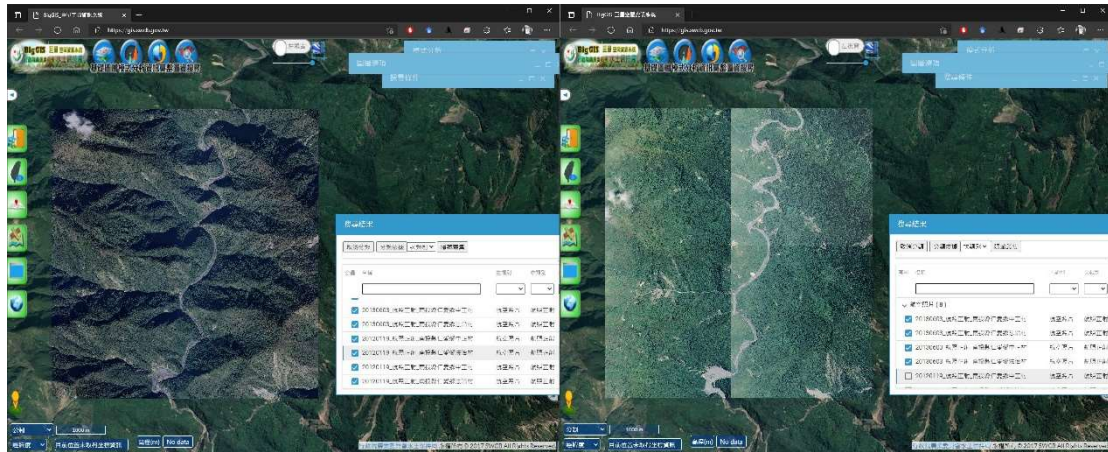


圖十八、歷史地震事件分布、震源機制解與具有破壞跡象的邊坡分佈

本研究為了提升判釋的效率目前僅針對 8 起歷史地震之全臺強地動紀錄的資料分析結果，選用特定測站(滿足 PGA 大於 196 gal、sdis 距離小於 15 km 及 d10 大於 10 cm)對應之目標邊坡 TS，透過衛星影像檢核 TS 及附近邊坡是否具有破壞跡象，若滿足以下特徵之一則將其資料欄位類別標籤設定為 YES：

- 原有蝕溝裸露區域有明顯增加或新增蝕溝發育
- 局部蝕溝源頭破壞或沿節理之蝕溝破壞
- 具有崩塌裸露地、大規模破壞之地貌或層面出露
- 大規模平面型破壞
- 臨近 TS 邊坡具有以上其一特徵

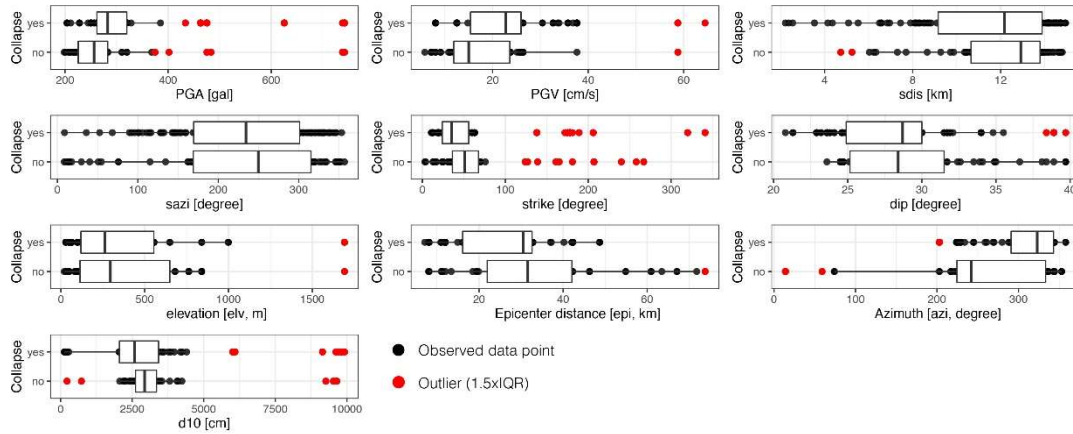
若不具有上述特徵或無航照影像可供比對(但無滑動跡象)皆屬於類別標籤 NO，代表邊坡並不受地震影響。本計畫使用行政院農委會水土保持局 BigGIS 巨量空間資訊系統查詢歷史影像(包含衛星影像與航空照片)進行影像判釋，圖十九顯示為歷史地震 2013 年南投地震透過 Landset-8 衛星影像可以判釋為鄰近順向坡有破壞裸露。本研究針對 172 筆分析數據成果進行影像判釋，共計 66 起不受地震影響(類別標籤 NO)及 106 起類別標籤為 YES，其中 10 筆資料在東部(NO:10)、6 筆資料在北部(NO:6)、48 筆資料在中部(NO:29、YES:19)、108 筆資料在南部(NO:21、YES:87)(圖十八)。



圖十九、BigGIS 影像判釋畫面截圖(左:2012/01/19、右:2013/06/03)

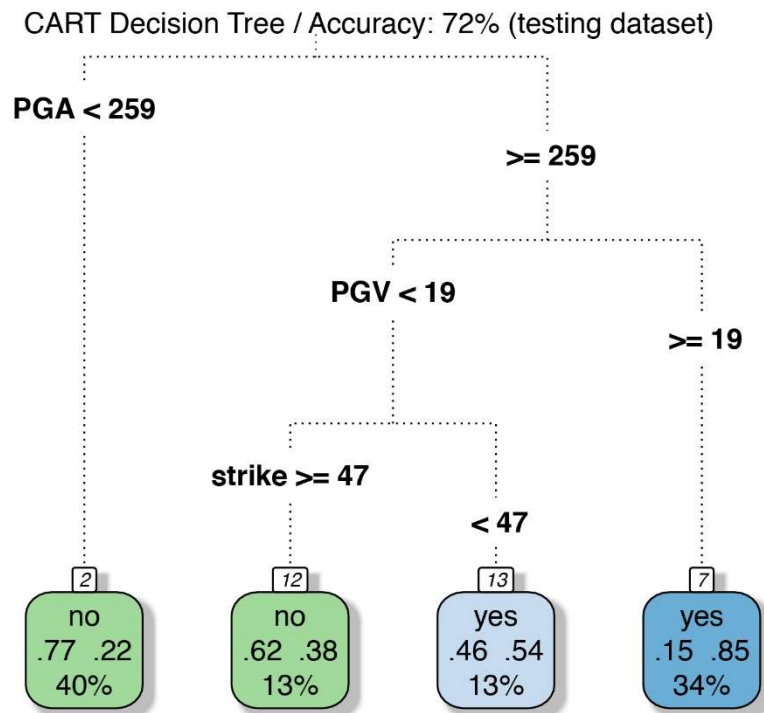
2.14 全臺型同震山崩模型建置

在進行機器學習法模型訓練的輸入資料品質將會嚴重影響模型預估的準確率，本研究的類別標籤總數量 $N=2$ ：YES(有受到地震影響)、NO(無受到地震影響)，資料樣本數量為 172 筆，單筆樣本資料具有 12 個數值型屬性資料。本計畫首先初探其中 10 個屬性資料：PGA、PGV、sdis、sazi、strike、dip、elevation、epi、azi 及 d10，透過盒鬚圖繪製釐清 2 種類別標籤在屬性資料上的差異特性，並聚焦於說明上四分位、下四分衛、中位數及四分位距，圖二十為盒鬚圖分析成果。透過盒鬚圖分析本計畫發現其中 5 個屬性資料：PGA、PGV、strike、epi、azi 在 2 個標籤類別中具有較顯著的差異存在，標籤 YES 的 PGA 中位數為 282.8 gal 且四分位距為 58.1 gal，標籤 NO 的 PGA 中位數 256.4 gal 且四分位距為 57.1 gal，其中下四分位數剛好等於標籤 YES 的 PGA 中位數；標籤 YES 的 PGV 中位數為 22.7 cm/s 且四分位距為 10.6 cm/s，標籤 NO 的 PGV 中位數為 15 cm/s 且四分位距為 11.7 cm/s；標籤 YES 的 epi 中位數為 30.5 km 與標籤 NO 的 epi 中位數為 31.6 km 的距離相似，但是其在上四分位數分別為 32.6 km 及 42.1 km，表示代表測站(RS)須離地震距離較近其對應之目標邊坡(TS)易容易受到地震影響。若聚焦於標籤類別 YES 來說明 strike 與 azi 屬性資料特性，本研究發現 strike 中位數為 $N35^{\circ}E$ (邊坡傾向為 $E35^{\circ}S$)，其傾向近乎平行於地震至代表測站之方位角中位數為 $N37^{\circ}W$ ，此現象與 Rault et al. (2020)成果相吻合，主要原因為當邊坡傾向平行於地震波入射方位則在該邊坡場址會有地動振幅放大的效應。



圖二十、盒鬚圖分析成果

根據盒鬚圖分析成果本研究後續僅使用 5 個屬性資料：PGA、PGV、strike、epi、azi 來進行決策樹模型訓練。由於標籤類別 YES 樣本數量為 106 且類別 NO 樣本數量為 66，因此本計畫將於 2 個類別中隨機抽樣 50 個樣本資料，共計 100 個樣本數來作為訓練集，剩餘 72 樣本數量作為測試集。CART 模型成果顯示為第一節點為 PGA 且門檻值為 259 gal、第二節點為 PGV 且門檻值為 19 cm/s、第三節點為 strike 且門檻值為 47°(圖二十一)，上述節點門檻值皆可以與盒鬚圖分析成果互相呼應(圖二十)。表五顯示為 CART 模型訓練集及測試集混淆矩陣結果，其測試集與訓練集的準確率(矩陣對角線數量總和除以總樣本數量)分別為 75%及 72%。進一步再使用 C5.0 法與相同的訓練集樣本進行模型訓練，其模型準確率可以提高至 85%，但是在測試集樣本資料的準確率表現僅有 68%，代表 C5.0 模型在模型訓練上有過度擬合現象(over fitting)，表五顯示為 C5.0 模型訓練集及測試集混淆矩陣結果，圖二十二顯示過度擬和之 C5.0 決策樹模型。因此，本計畫建議使用 CART 決策樹模型成果作為全臺型同震山崩模型。

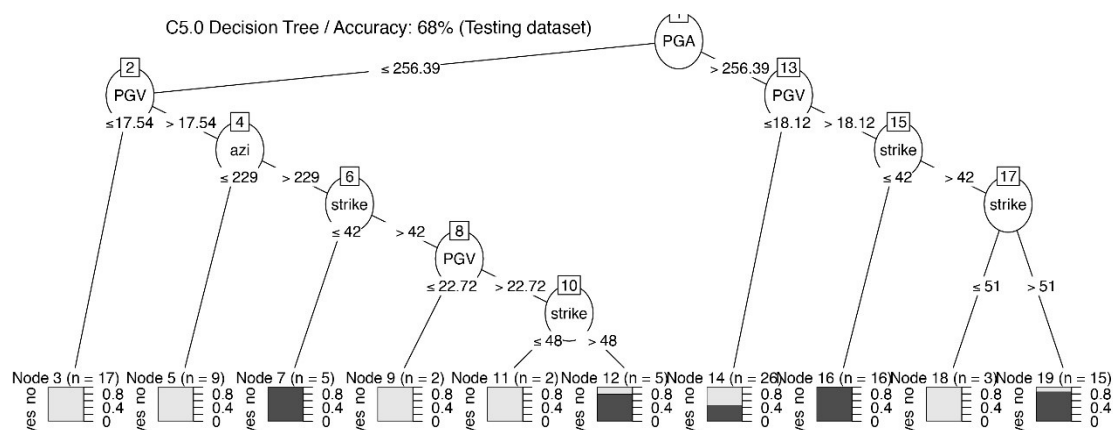


圖二十一、CART 決策樹模型

表五、CART 及 C5.0 模型混淆矩陣

CART Training				CART Testing			
Observed		Predicted		Observed		Predicted	
		NO	YES			NO	YES
	NO	39	11		NO	12	04
Observed	YES	14	36		YES	16	40

C5.0 Training				C5.0 Testing			
Observed		Predicted		Observed		Predicted	
		NO	YES			NO	YES
	NO	47	03		NO	13	03
Observed	YES	12	38		YES	20	36

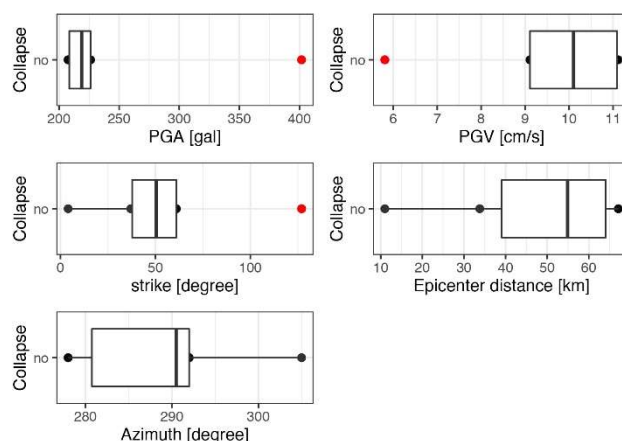


圖二十二、C5.0 決策樹模型

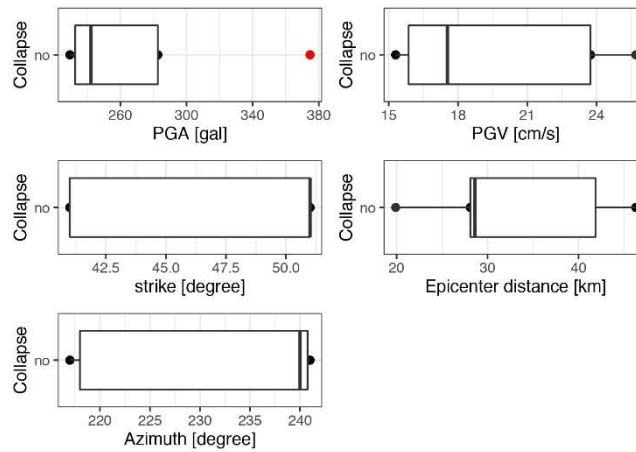
2.15 區域型同震山崩模型建置

由於本計畫 172 筆樣本數量分別受控於不同芮氏規模、震源機制、震源位置的歷史地震事件之影響，可能導致全臺型同震山崩模型的準確率無法達到 80% 以上，因此本小節將採用臺灣分區樣本進行模型建置，如圖十八所示，共計可以分區為臺灣北、中、南、東，其中由於北部及東部樣本資料的標籤類別中僅有 NO 標籤，因此針對北部及東部本計畫僅進行盒鬚圖分析來說明未受地震影響的樣本數據之統計量特徵；對於南部及北部樣本資料除了進行盒鬚圖分析以外，同時亦建置中部及南部的決策樹模型，受限於可訓練的樣本數量有限，在此將所有樣本資料作為訓練集來建置模型使用。

北部區域樣本數量僅有 6 筆(標籤類別皆為 NO)，盒鬚圖分析(圖二十三)結果顯示 PGA 上下四分位數分別為 226.2 gal 及 208.6 gal 皆小於全臺型 CART 決策樹模型第一節點 PGA 的門檻值(259 gal；圖二十一)。相較於北區區域，東部地區的樣本數量為 10 筆(標籤類別皆為 YES)，其 PGA 上下四分位數分別為 282.6 gal 及 232.7 gal、PGV 上下四分位數分別為 23.74 cm/s 及 15.86 cm/s 皆具有相當高的樣本比例滿足全臺型 CART 決策樹模型的門檻值(圖二十四)，但其實際上 10 筆樣本資料之標籤類別皆為不受地震影響。上述現象代表同震山崩辨識模型應該要進行分區建置與管理，才能提升模型的適用性與符合防災之應用需求。

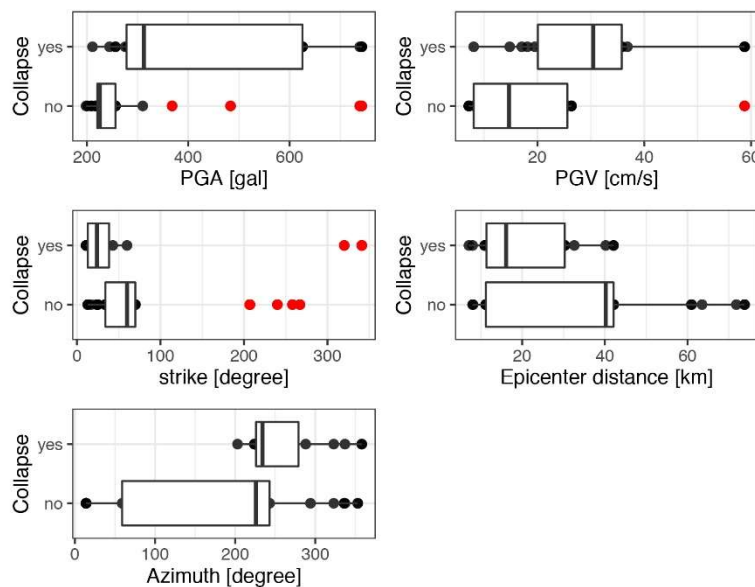


圖二十三、北部區域樣本盒鬚圖分析成果

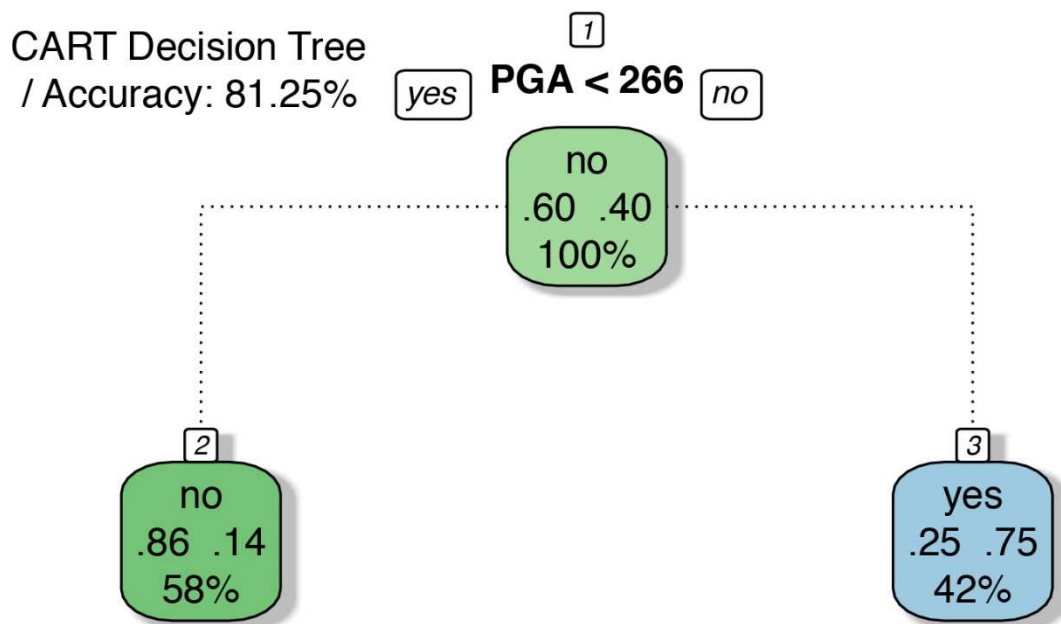


圖二十四、東部區域樣本盒鬚圖分析成果

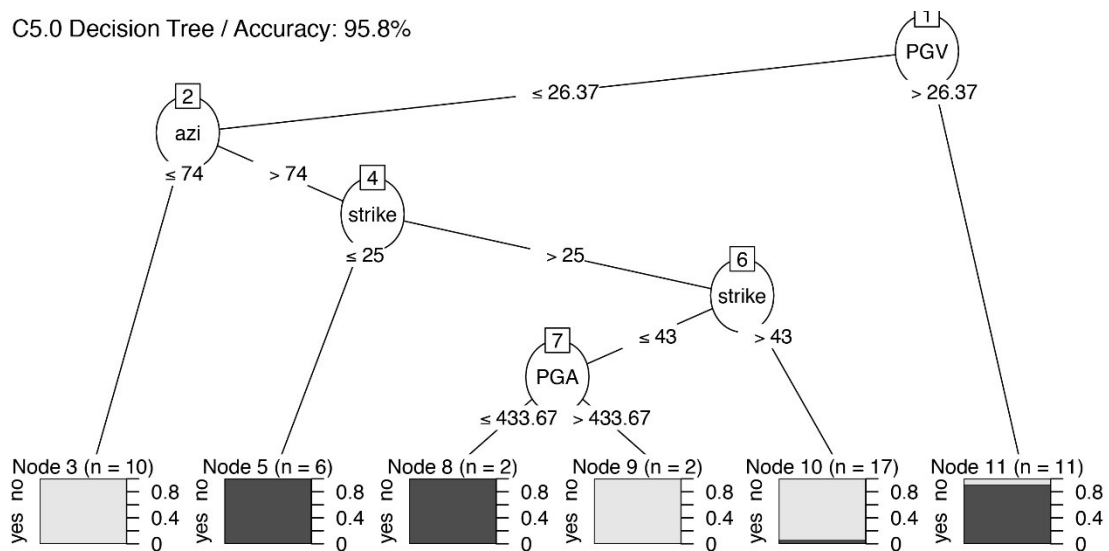
中部地區樣本數量為 48 筆，其中標籤類別 YES 為 19 筆、NO 的為 29 筆。在盒鬚圖分析成果中比較特殊的地方是其兩個標籤類別在 PGA 之上下四分位數之間無任何的重疊部分，其餘屬性資料 PGV、strike 與 azi 在 2 個標籤類別中亦有相當高的差異性存在(圖二十五)。本計畫優先使用 CART 法進行模型訓練，結果顯示決策樹僅需要 PGA 屬性參數(單一節點)即可達到模型準確率 81.25%，表六為 CART 模型評估之混淆矩陣。再者，使用 C5.0 法進行模型訓練，結果顯示各節點使用之屬性資料分別為 PGV、azi、strike 及 PGA(分類權重由高至低)，獲得屬性資料主要門檻值為 PGV=26.4 cm/s、azi=74°、strike=25°/43°及 PGA=433.7 gal，模型準確度高達 95.8%(圖二十六)，表六為 C5.0 模型評估之混淆矩陣。本計畫建議臺灣中部地區同震山崩模型將採用 C5.0 決策樹模型。



圖二十五、中部區域樣本盒鬚圖分析成果



圖二十六、中部 CART 決策樹模型

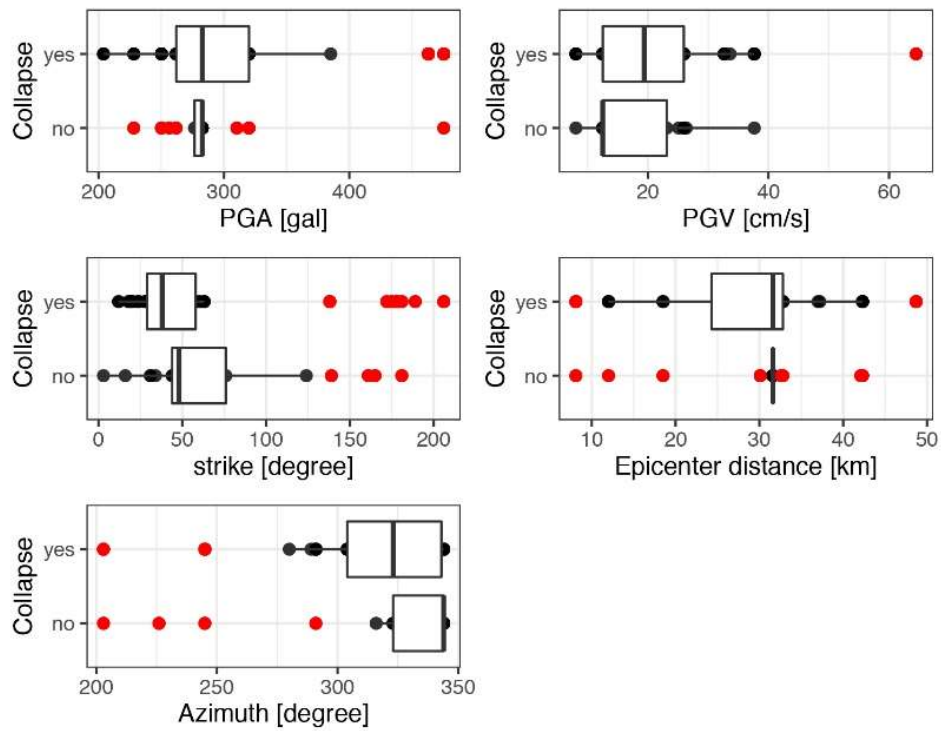


圖二十七、中部 C5.0 決策樹模型

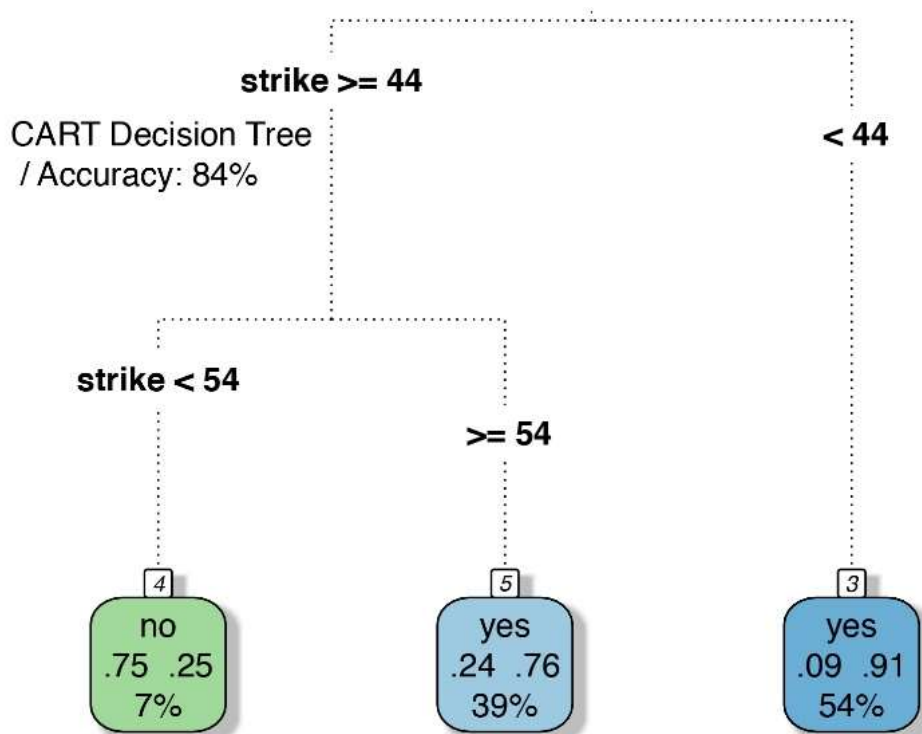
表六、中部及南部地區之 CART 及 C5.0 模型混淆矩陣

		CART		C5.0	
Central	Observed	Predicted		Predicted	
		NO	YES	NO	YES
	Observed	NO 24	05	NO 28	01
South	Observed	Predicted		Predicted	
		NO	YES	NO	YES
	Observed	NO 06	15	NO 06	15
South	Observed	Predicted		Predicted	
		NO	YES	NO	YES
	Observed	YES 02	85	YES 00	87

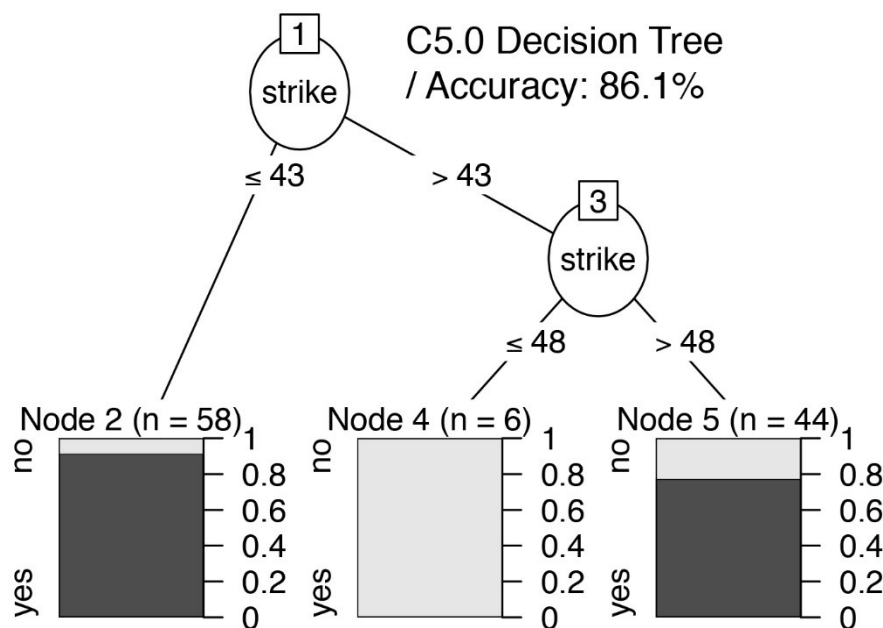
南部地區樣本數量為 108 筆，其中標籤類別 YES 為 87 筆、NO 的為 21 筆。在盒鬚圖分析成果中比較特殊的地方是僅有在 strike 屬性資料有顯著的差異(圖二十八)。在此與中部地區模型訓練順序相同，優先使用 CART 法進行模型訓練，結果顯示決策樹僅需要 strike 屬性參數(雙節點)即可達到模型準確率 84%，表六為 CART 模型評估之混淆矩陣。再者，使用 C5.0 法進行模型訓練，結果亦顯示 strike 屬性參數亦可達模型準確率 86.1%，表六為 C5.0 模型評估之混淆矩陣。CART 及 C5.0 決策樹模型所使用的 strike 屬性資料門檻值分別為 44°/54°及 43°/48°，代表 2 種訓練方法皆可得到穩定收斂的結果(圖二十九、圖三十)。南部決策樹模型與其他本計畫訓練的模型最大差異在模型不仰賴 PGA 及 PGV 相關地動參數來進行標籤類別歸屬判斷，本計畫認為主要的原因為本研究使用的南部地區之樣本資料受到 2009 年莫拉克颱風的影響甚大，未來應持續蒐集近年來的同震山崩目錄，並重新訓練非受控於莫拉克颱風影響之南部地區的同震山崩模型。本計畫建議臺灣南部地區暫時使用 C5.0 決策樹模型成果，從混淆矩陣可以看出 C5.0 決策樹主要改善 CART 決策樹將 2 個類別為 YES 的樣本歸屬於類別 NO，上述狀況是在防災應變上相對不容許犯的錯誤，代表有邊坡受到地震影響而發生破壞跡象，但是模型卻判斷為該邊坡不受地震影響。



圖二十八、南部區域樣本盒鬚圖分析成果



圖二十九、南部 CART 決策樹模型



圖三十、南部 C5.0 決策樹模型

本研究成功訓練同震山崩決策樹模型，其中可以分為全臺型同震山崩模型: CART 決策樹模型(準確率=72%)、中部地區同震山崩模型: C5.0 決策樹模型(準確率=95.8%)及南部地區同震山崩模型: C5.0 決策樹模型(準確率=86.1%)。本計畫所發展的同震山崩辨識模型可以單一仰賴即時強地動紀錄與地震定為速報資訊即可快速於地震後提供同震山崩潛勢圖，以做為震後災害評估之依據之一。期望未來可以整合於「國家災害防救科技中心-地震衝擊資訊平臺(TERIA)」及「臺灣地區地震科學資訊系統-TESIS」。

三、參考文獻

- Allstadt, K. E., R. W. Jibson, E. M. Thompson, C. I. Massey, D. J. Wald, J. W. Godt, and F. K. Rengers (2018) Improving Near-Real-Time Coseismic Landslide Models: Lessons Learned from the 2016 Kaikoura, New Zealand, Earthquake, Bulletin of the Seismological Society of America, 108, 3B, 1649-1664, doi: 10.1785/0120170297.
- Beresnev, I., and G. M. Atkinson (1998). FINSIM: A FORTRAN program for simulating stochastic acceleration time histories from finite faults, Seismol. Res. Lett., 69, 27–32.
- Breiman, L., J. Friedman, C. J. Stone and R. A. Olshen (1984) Classification and Regression Trees, ISBN:9780412048418, pp.368.
- Chao, W. A. and C. M. Yang (2020) Near real-time seismological susceptibility map of coseismic landslide, 水保局, 109 保發-11.1-保-01-06-001(21).
- Chung-Han Chan, Kuo-Fong Ma, J. Bruce H. Shyu, Ya-Ting Lee, Yu-Ju Wang, Jia-Cian Gao, Yin-Tung Yen, and Ruey-Juin Rau, 2020: Probabilistic Seismic Hazard Assessment for Taiwan: TEM PSHA2020, Earthquake Spectra, 36(S1): 137-159, DOI: 10.1177/8755293020951587.

- Ghofrani, H., Atkinson, G. M., Goda, K., Assatourians, K. (2013). Stochastic Finite-Fault Simulations of the 2011 Tohoku, Japan, Earthquake, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 103, 1307-1320.
- Graves, R. W., 1996. Simulating seismic wave propagation in 3D elastic media using staggered-grid finite differences, *Bull. Seism. Soc. Am.*, 86, 1091–1106.
- Gutenberg, B., and Richter, C. F., 1944, Frequency of earthquakes in California. *Bull. Seism. Soc. Am.*, 34(4), 185-188.
- Huang, H. H., Wu, Y. M., Song, X., Chang, C. H., Lee, S. J., Chang, T. M., & Hsieh, H. H. (2014). Joint Vp and Vs tomography of Taiwan: Implications for subduction-collision orogeny. *Earth and Planetary Science Letters*, 392, 177-191.
- Hung, J. J. (2000) Chi-Chi Earthquake Induced Landslides in Taiwan, *Earthquake Engineering and Engineering Seismology*, 2(2), 25-33.
- Irikura, K., & Miyake, H. (2011). Recipe for predicting strong ground motion from crustal earthquake scenarios, *Pure Appl. phys.*, 168, 85-104.
- Lee, C. T. (2014) Statistical seismic landslide hazard analysis: An example from Taiwan, *Engineering Geology*, 182, 201-212, <http://dx.doi.org.10.1016/j.enggeo.2014.07.023>.
- Lee, Y. T., K. F. Ma, M. C. Hsieh, Y. T. Yen, and Y. S. Sun (2016) Synthetic ground-motion simulation using a spatial stochastic model with slip self-similarity: Toward near-source ground-motion validation, *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 27, 397-405, doi: 10.3319/TAO.2015.11.27.01(TEM).
- Lin, P.S., 2009, Ground-motion attenuation relationship and path-effect study using Taiwan Data set, Ph.D. Dissertation, Institute of Geophysics, National Central University, Chung-Li, Taiwan (in Chinese).
- Liao, Y. W., Y. T. Yen, S. J. Lee, and K. F. Ma (2016) 1909 Taipei earthquake ground motion simulation, *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 27, 415-430, doi: 10.3319/TAO.2016.03.02.01(TEM).
- Lin, P.S., Lee, C.T., Cheng, C.T., and Sung, C.H., 2011, Response spectral attenuation relations for shallow crustal earthquakes in Taiwan. *Engineering geology*, 121(3-4), 150-164.
- Motazedian, D., and G. M. Atkinson (2005). Stochastic finite-fault modeling based on a dynamic corner frequency, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 95, 995–1010.
- Quinlan, J. R. (1986) Introduction of Decision Trees, *Machine Learning*, 1:81-106.
- Rault, C., W. A. Chao, C. Gelis, A. Burtin, J. M. Chang, O. Marc, T. S. Lai, Y. M. Wu, N. Hovius and P. Meunier (2020) Seismic response of a mountain ridge prone to landsliding, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 110:3004-3020, doi:10.1785/0120190127.
- Shyu, J. B. H., Chuang, Y. R., Chen, Y. L., Lee, Y. R., & Cheng, C. T. (2016). A New On-Land Seismogenic Structure Source Database from the Taiwan Earthquake Model (TEM) Project for Seismic Hazard Analysis of Taiwan. *Terrestrial, Atmospheric & Oceanic Sciences*, 27(3).

- Shyu, J. B. H., Yin, Y. H., Chen, C. H., Chuang, Y. R., & Liu, S. C. (2020). Updates to the on-land seismogenic structure source database by the Taiwan Earthquake Model (TEM) project for seismic hazard analysis of Taiwan. *Terrestrial, Atmospheric & Oceanic Sciences*, 31(4).
- Vere-Jones, D. (1995). Forecasting earthquakes and earthquake risk. *International Journal of Forecasting*, 11(4), 503-538.
- Wang, Yu-Ju, Chung-Han Chan, Ya-Ting Lee, Kuo-Fong Ma, J. Bruce H. Shyu, and Ruey-Juin Rau. 2016: Probabilistic Seismic Hazard Assessments for Taiwan, *Terr., Atmo. and Ocea. Scie.*, doi: 10.3319/TAO.2016.05.03.01(TEM).
- Wen, Y. Y., Y. T. Yen, S. Wen, S. J. Lee, C. H. Kuo, and Y. Y. Lin (2016) Hybrid ground motion simulation for the 2013 M_L 6.4 Ruisui, Taiwan earthquake, *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 27, 407-414, doi: 10.3319/TAO.2015.10.30.01(TEM).
- Woo, G., 1996, Kernel Estimation Methods for Seismic Hazard Area Source Modeling, *Bulletin of the Seismological Society of America*, 86, 353-362.
- Wu, YM, Chang, CH, Zhao, L, Teng, TL, and Nakamura, M (2008). A comprehensive relocation of earthquakes in Taiwan from 1991 to 2005. *Bulletin of the Seismological Society of America* 98(3): 1471–1481.
- Wu, YM, Zhao, L., Chang, CH, and Hsu, YJ (2008). Focal-Mechanism Determination in Taiwan by Genetic Algorithm. *Bulletin of the Seismological Society of America* 98(2): 651-661.
- Yang, C. M., W. L. Yu, J. J. Dong, C. Y. Kuo, T. Shimamoto, Lee, C. T., T. Togo, and Y. Miyamoto (2014) Initiation, movement, and run-out of the giant Tsaoling landslide—What can we learn from a simple rigid block model and a velocity–displacement dependent friction law? *Engineering Geology*, 182, 158-181.
- 林務局，國有林大規模崩塌潛勢區判釋及危險度評估，2018。
- 地震調査研究推進本部 (2009) 震源断層を特定した地震の強震動予測手法 (レシピ)。

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究

子計畫四

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

中央研究院地球科學研究所

摘要

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，又分為現地型與區域型兩類。其中區域型預警流程主要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。臺灣現行區域型地震預警系統已然成效卓著。對於島內的地震平均發報時間約在 16 秒左右；島外的地震則約 23 秒。資料傳輸時間在現今資訊硬體設備的進步與更新下已壓縮到最低，主要耗費的時間仍在初期穩定的震源參數解算上。另一方面，近年數個中大型地震如 2016 年美濃地震與 2018 年花蓮地震皆展現強烈的破裂方向性，造成局部地區超出預期的震度與破壞。由於現行預警發報準則取決於震度的大小，此誤差將直接導致部分地區預警的盲區。因此，如何在最快的時間裡解算出地震的規模、位置與破裂方向性是能否讓地震預警系統在時效與準確度上進一步提升的關鍵。本研究將利用改進與加速定位方法、整合即時破裂方向估算與建立具方向性之強地動衰減式等方面著手，提升地震預警系統的效能與減低預警誤差與盲區的發生。

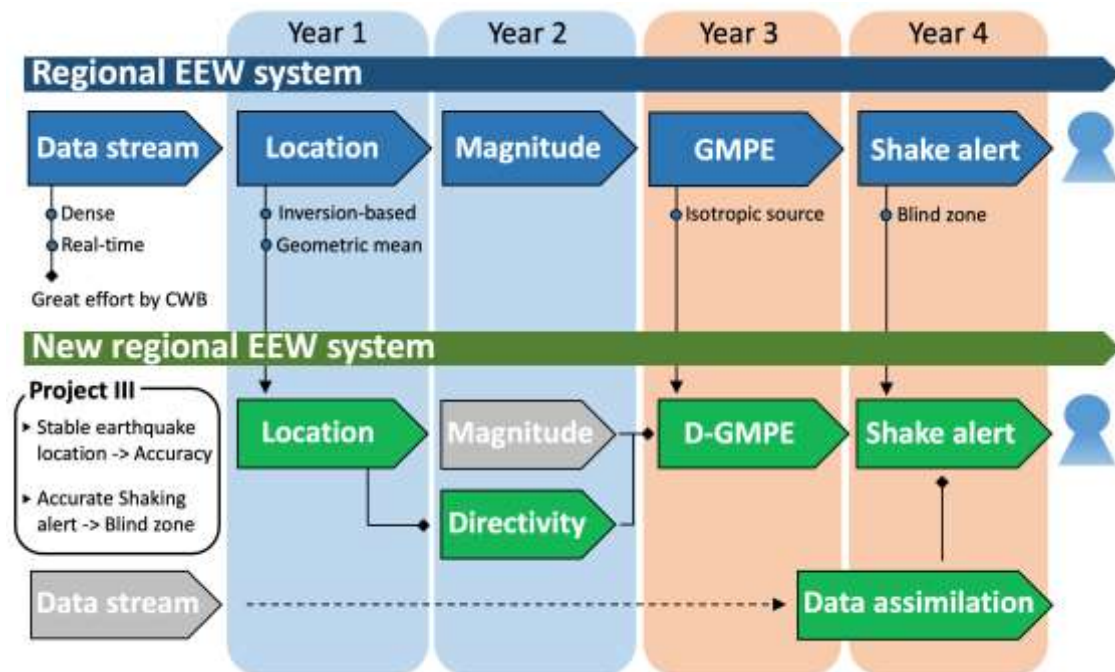
關鍵字： 區域型地震預警、地震定位、地動預估、預警盲區、破裂方向性

一、研究背景與目的

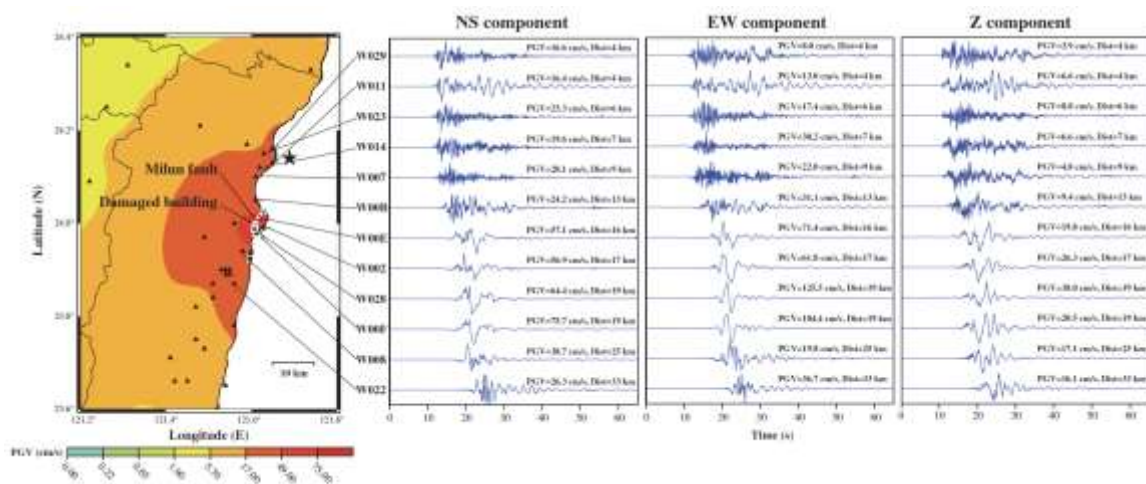
地震預警系統——即利用最早收到地震 P 波訊號的少數測站對地震規模及後續較具災害性之 S 波震幅大小進行快速的預判——是現今地震防、減災最主要與目前唯一可實行的方法，又分為現地型與區域型兩類(Allen et al., 2009)。臺灣的區域型地震預警系統對於發生在島內的地震平均發報時間約可在 16 秒左右；發生在島外的地震約 23 秒，成效良好。但基於新一代地震網 (CWBSN) 的建立、井下地震網的擴建、及強地動測站網資料傳輸逐步的即時化。大量的即時資料與平行運算的普及，加上近期如機器學習 (Machine learning, Kong et al., 2019)、資料同化 (Data assimilation, Hoshiba et al., 2015; Furumura et al., 2019) 等新興演算法進入地球科學領域，讓我們有更好的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，我們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，氣象局升級與建立的新一代即時傳輸測站網 (CWB24)，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 (圖一上排)。其中最主要耗費的時間還是在初期的地震定位上。雖然利用最早觸發的四個測站就能開始進行定位反演，但反演法在測站數少時較不容易穩定，因此地震預警系統的定位會隨著時間與觸發測站數的增加持續迭代更新，往往需要數秒 (或數報) 後，反演的地震位置才趨於穩定。為此，Chen et al. (2019) 提出幾何中心法來解決反演法較不穩定與費時的問題。但此法相對犧牲了定位的準確度 (深度直接固定在 10 公里深) 來換取穩定與時效。

定位的誤差即可能降低規模與地動衰減預估的準確度。而震度預估的準確度直接影響到的就是地震警報的發佈，如低估震度即會造成預警盲區的出現。因此，提升震度預估的準確度是另一個重要的課題。特別是近年數個中大型地震如 2016 年美濃地震與 2018 年花蓮地震皆展現強烈的破裂方向性 (Jan et al., 2018; Huang and Huang, 2018)，造成特定方位或局部地區的地動放大 (圖二，Wu et al., 2018)，超出預期的震度與破壞 (Lee et al., 2016)。目前世界上地震預警系統所使用的地動衰減式大多仍建立在點震源的基礎上，當中大型地震發生，如何近即時的納入斷層長度與破裂方向特性等進一步的震源參數，乃至速度構造的路徑效應等因素，是在降低預警誤報與盲區需要努力的方向與挑戰 (圖三)。



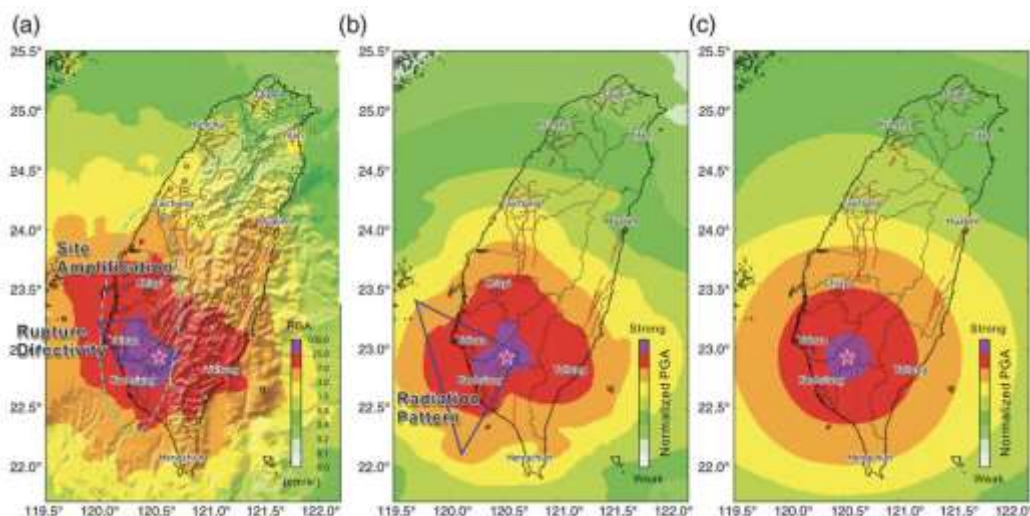
圖一、研究計畫時程與規劃。(上) 現行地震預警系統流程。(下) 針對不同的環節，在前兩年進行地震定位與破裂方向性分析；後兩年進行地動衰減式與資料同化方法的分析(綠色區塊)。



圖二、P-alert 低價位密集測站網在 2018 Mw6.4 花蓮地震的速度紀錄波形。黑色三角形是測站位置。南邊的速度波形呈現明顯在破裂方向（往南）上放大的特性。

本研究計畫的目標即著眼在(1)如何迅速且穩定的解算地震位置，提升速報的時效；以及(2)如何提升地動衰減預估式的準確性，降低預警誤報與盲區的發生。規劃研究期程與主題如圖一所示：四年計畫將分為兩階段，第一階段（前兩年）著重在改良與加速定位方法與即時地震破裂方向性的估算；第二階段（後兩年）則著重於導入破裂方向性參數之強地動衰減式的建立與嘗試如資料同化等新興演

算法的開發與比較。期協助建立更精準快速的新一代地震預警系統。



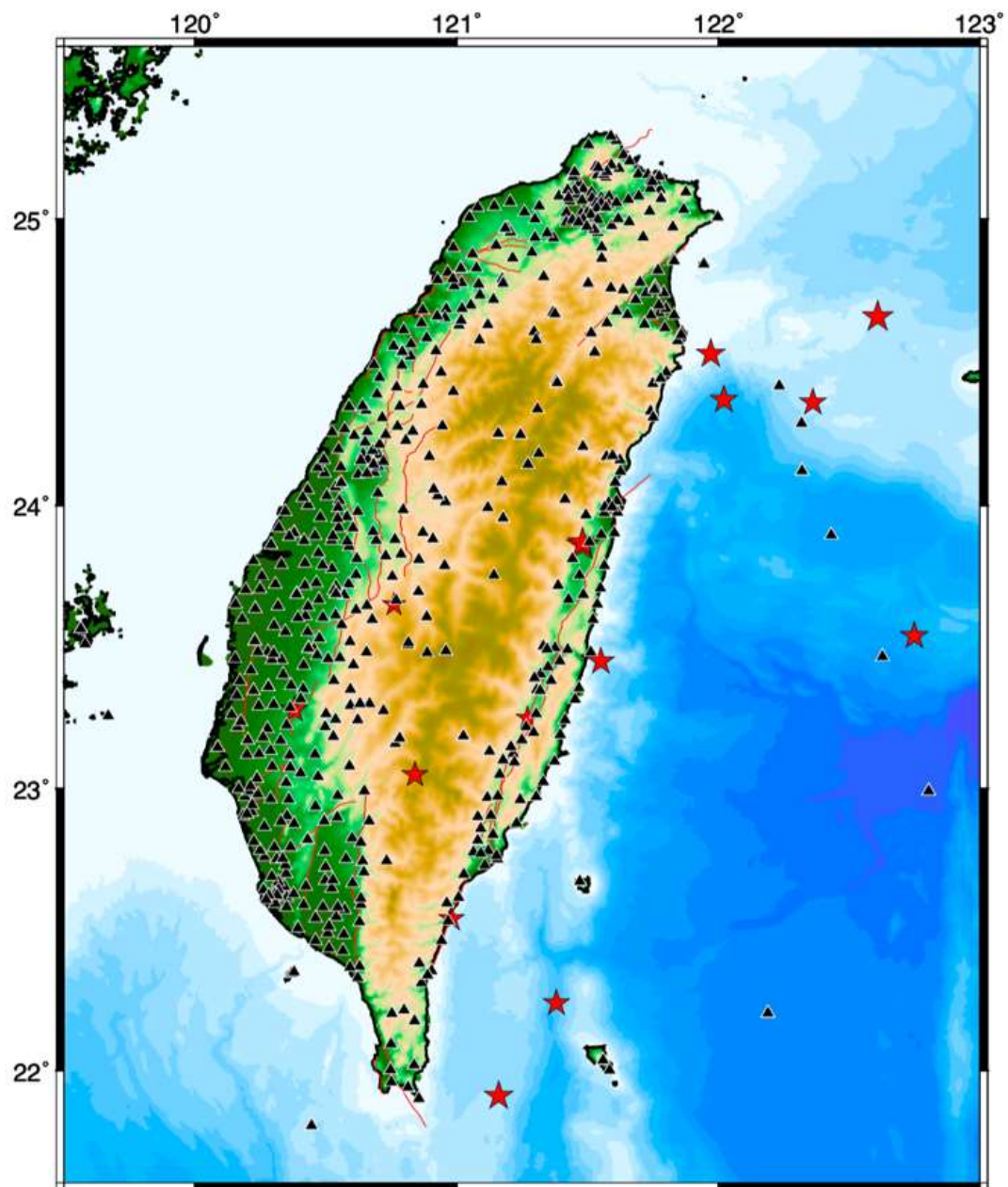
圖三、2016 Mw6.4 美濃地震最大地動加速度圖模擬。(a)考慮三維速度構造與震源破裂過程的模擬結果，(b)和(c)為考慮震源機制與僅視為點震源的模擬結果，使用半空間均質速度模型。

二、資料收集與研究方法流程

本計畫四年的研究規劃如圖一所示，主要分成兩個階段，前兩年為快速的震源參數的求取，後兩年則是利用第一階段的震源參數(如破裂方向性)優化地動衰減式預估，以及新演算法如資料同化方法的嘗試與開發。針對第一年即時地震定位方法開發的研究，詳細說明如下：

1. 地震資料收集與處理

我們與氣象局陳達毅博士合作索取現行地震預警系統發報時第一到第十報的 REP 格式檔案資料，共 15 筆地震事件。如圖四所示，大多是位在測站網邊緣或網外較難處理的外海地震，芮氏規模多數在 5 以上。測站上也從前期 86 個站的開發測試改成使用氣象局經整合後最新的即時觀測網，共 761 站(圖四)。基於此筆資料，並考慮到未來真正上線的使用，我們重新計算與儲存更大與更深範圍(經度度 119.2-122.5 度、緯度 21.4-25.7 度；深度 0-200 公里)的模型網格，供新開發的平行化網格搜尋法使用，新的格點數達 1,900,368 個。我們以現行地震預警迭代速報的方式，進行新定位方法與現行預警系統在定位與規模預估上的效能比較。



圖四、本計劃實測階段使用之 2020 年到 2021 年的 15 個地震事件分佈，大多為測站網邊緣或海外的地震(紅色星號)。黑色三角形為氣象局新一代經整合之即時地震測站網。紅色實線為活動斷層。

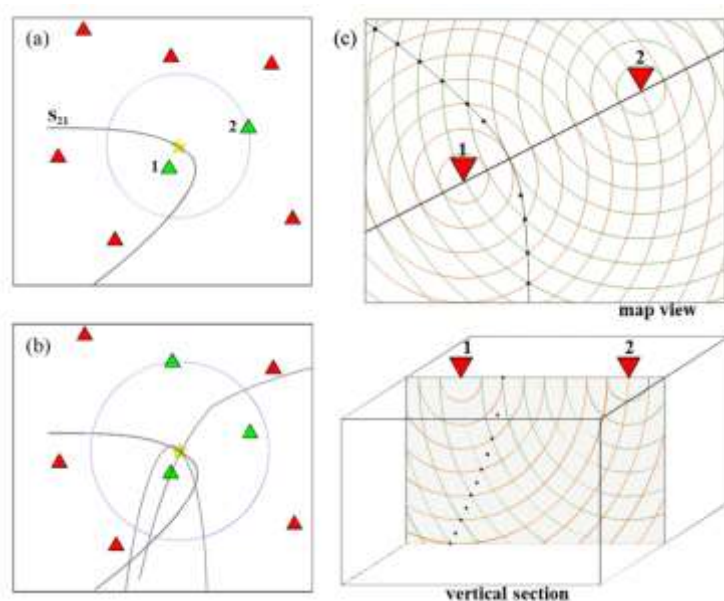
2. 即時地震定位方法開發與比較

傳統上地震預警系統的定位是利用最早觸發的六個站開始進行地震位置反演，再隨著時間與觸發測站數的增加持續迭代更新，但反演法較不容易穩定收斂，往往需要數秒（或數報）後觀察收斂情形而定，因此過去氣象局在經驗上一直是以第三報以後作為對外發布的速報。Chen et al.在 2019 年提出的幾何中心法解決了反演法不穩定與費時的問題。但此法相對地犧牲了定位的準確度(深度需直接固定在 10 公里深)。為解決穩定性問題，本計畫利用最為穩定的網格掃描法，搭配三維

速度模型 (Huang et al., 2014) 進行更精準的定位，降低定位誤差對後續地動預估的影響。由於網格掃描法是全域搜尋的方法，不會有反演法不易收斂與陷入局部解 (Local minimum) 的問題，並且全域搜尋的殘差資訊可以進一步作為定位誤差的估計。此方法簡單穩定，但相對耗時的問題使得它很少被考慮使用在地震預警的系統上。但我們利用(1)等時差曲線法 (Zhou, 1994)、(2)建立預算走時資料庫與(3)沃羅諾伊圖(Voronoi diagram)分區法搭配平行運算技術來讓網格掃描法的時效能提升到地震預警的需求。以下分述這三個部分個別採取的方法和原因：

2.1 等時差曲線法

等時差曲線法是利用兩兩測站對同一地震的相對走時來進行定位，目的在於減去發震時間項發的變數，這樣一來只需搜尋空間上的三個變數(經度、緯度、深度)會比原本四個變數時來得穩定，而且因為只有三個變數，理論上僅需三個站即可決定位置，可比現行系統需要的六個站更早的開始進行定位 (圖五 a, b)。當然，究竟能否在三個站時就得出穩定的解，或是不行的話需要多少測站才能穩定，需透過本計畫研究與比較現行預警定位系統做仔細的分析與探討。

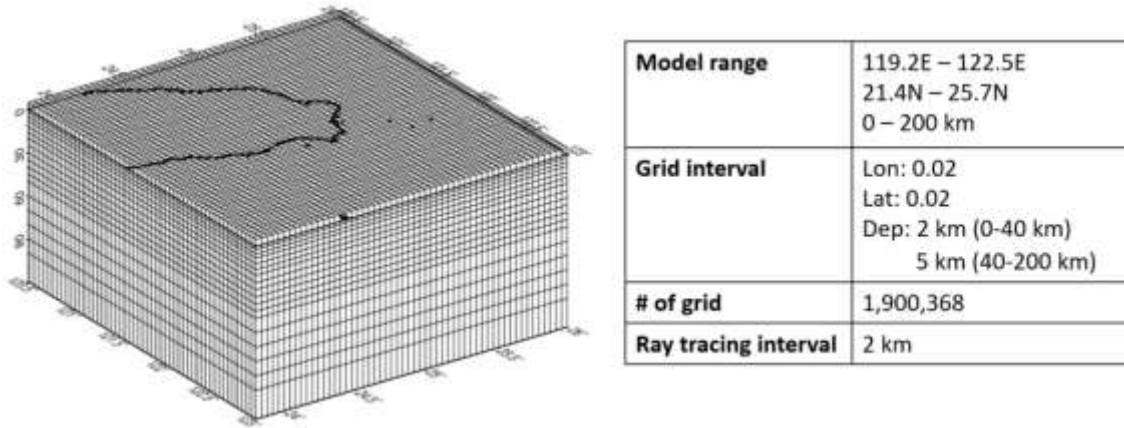


圖五、等時差曲線法概念圖。(a)當僅有兩站(綠色三角形)收到地震訊號(黃色星形)時，地震能發生在任何等時差曲線(黑色曲線)的位置上。(b)當第三個站也收到訊號後，三條等時差曲線即能交叉出地震的位置。(c)等時差曲線的計算是由兩測站空間上的走時分布(橘色與綠色圓圈)所決定。

2.2 預算走時資料庫

由於使用的是三維速度模型，走時與距離不再是單純的線性關係，需要針對每一個測站與事件對進行三維波線追跡的計算(Koketsu and Sekine, 1998)，雖然波線追跡是相當快速的計算，但搭配全域網格搜尋還是相當費時，因此我們預先算好測站到所有網格的走時，當定位執行時直接讀取走時資料庫，這樣在使用更精準的三維速度模型提高定位準確度的同時，也能大幅省去三維波線追跡計算的時間。本計劃使用的是 Huang et al. (2014)的三維速度模型，預算走時網格的經度範圍自 119.2 度到 122.5 度、緯度範圍自 21.4 度到 25.7 度、深度範圍自地表到 200

公里深。網格間距在水平方向是 2 公里，垂直方向在 0 到 40 公里的深度範圍是 2 公里、40 到 200 公里的範圍則是 5 公里。共計 1,900,368 個網格點。圖六展示了北臺灣三維格點的示意圖(左)與計算參數(右)。計算完之每個測站到每個網格點的走時以 binary 格式儲存降低檔案容量大小並方便程式的快速的讀值。



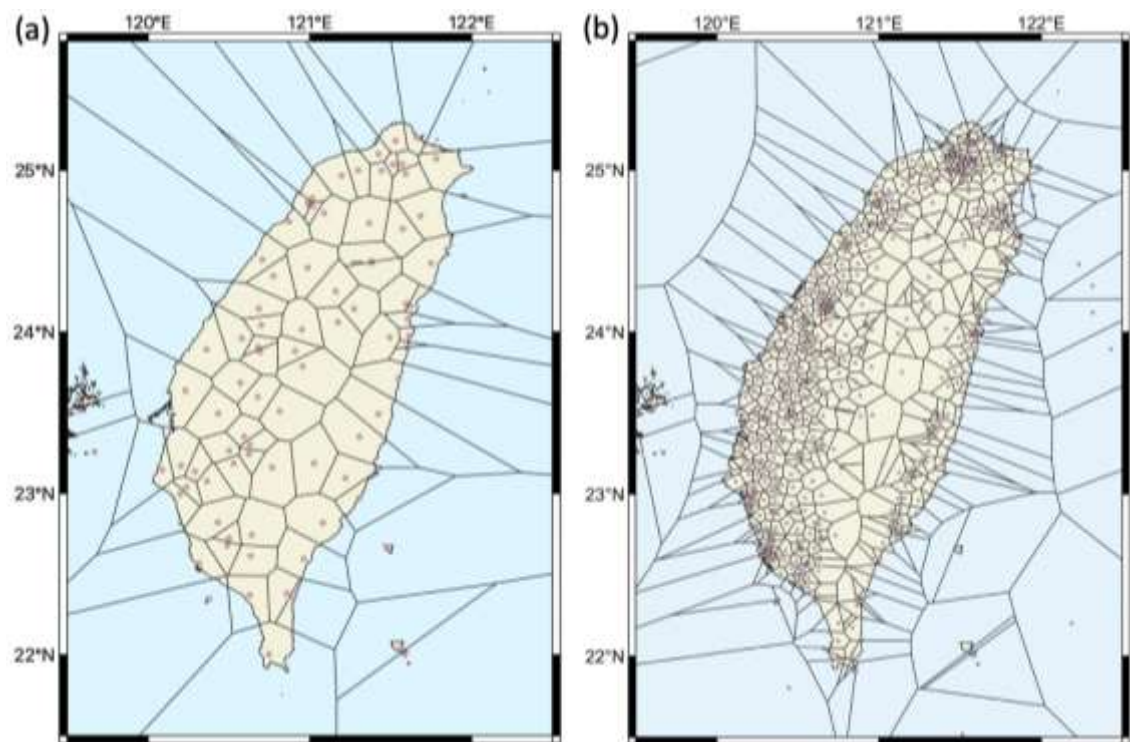
圖六、三維模型預算走時網格點之計算。(左)網格點在北臺灣切面的三維示意圖。(右)模型網格點之計算參數表格。

2.3 利用沃羅諾伊圖(Voronoi diagram)分區法與平行運算技術加速計算

即便預算好走時資料庫，要即時讀取與計算 1,900,368 個網格點的走時殘差仍然需要數秒的時間，為了真正達到地震預警時分秒必爭的時效，我們需要進一步加速計算的時間。第一步是利用現今逐漸普及的平行運算技術與多核心的處理器環境，平行化開發之定位程式來加速。OpenMP (<https://www.openmp.org/>) 是一套支援跨平臺共享記憶體方式的多執行緒並行的編程 API，使用 C、C++ 和 Fortran 語言，可以在大多數的處理器體系和作業系統(支援 GNU/Linux、Mac OS X 和 Microsoft Windows)中執行。利用它簡單靈活的語法我們已平行化了網格搜尋的定位程式。以使用 15 個核心(即 cpu)為例，從一到十報的計算平均都在 0.1 秒以內。而採用沃羅諾伊圖(Voronoi diagram)分區搜尋的方式，應大幅減少需要搜尋的格點數目，計算速度極快，皆在 0.01 秒以下。

沃羅諾伊圖的原理是將在空間分佈的測站以中垂線二分法的方式作圖，得到任一線上的點對兩兩測站的距離皆相等得多邊形分區，因此在每個測站所對應的多邊形區域裡，任一點到該測站的距離皆會小於到其他測站的距離。圖七呈現的是之前測試開發階段以過去 RTD 測站網(86 個測站)和現在實測使用氣象局新的即時測站網(761 個測站)來進行沃羅諾伊圖分區的比較。若僅第一個觸發的站的多邊形區域內的網格點做搜尋，可以看到搜尋計算量會極大幅度的減少。而且通過開發階段的測試發現限縮在一個範圍內搜尋除了加速，還有穩定定位的效果。不過在使用 REP 檔案實測上，我們發現容易出現因第一個收到的測站並不是最近的測站(因地下速度構造的側向變化)而導致不夠精準的定位結果。另外因為實際 REP 發報時會設定一最小殘差門檻值剔除可能是錯誤觸發(False pick)的測站，若被踢除

的測站是前幾個收到的站，此舉也會造成沃羅諾伊圖分區搜尋法嚴重的誤判。故此報告將主要呈現以平行化的全域搜尋法之結果。



圖七、沃羅諾伊圖(Voronoi diagram)分區在前期開發(86 個站)和後期實測(761 個站)的比較。

三、結果與討論

我們實際以 REP 第一到第十報的方式進行計算，得到每報的定位和預估規模。規模的估計 REP 檔案裡頭的 P_d 數值作 M_{Pd} 的計算，公式分不同的儀器類型分列如下，

$$\text{寬頻： } M_{Pd} = 5.000 + 1.102 \times \log_{10}(Pd) + 1.737 \times \log_{10}(dis)$$

$$\text{短週期： } M_{Pd} = 4.811 + 1.089 \times \log_{10}(Pd) + 1.738 \times \log_{10}(dis)$$

$$\text{加速度： } M_{Pd} = 5.067 + 1.281 \times \log_{10}(Pd) + 1.760 \times \log_{10}(dis)$$

然後將每個地震事件共十報的定位結果與現行地震預警系統的結果做比較(也就是 REP 檔裡頭的結果)。現行預警系統在前三報採取幾何中心法(Chen et al., 2019)，第四報以後則使用傳統的反演定位方法。以下分述與討論預警定位與比較的結果：

1. 島內地震結果比較

圖八與圖九為兩個島內的地震事件的定位結果，分別位在中央山脈南段與東翼。測站包覆性佳。從比較結果來看，新定位方法的表現與現行地震預警系統的表現相當，各有優劣。在圖八的例子，由於中央山脈恰巧是測站網密度相對較稀疏的地方，若正巧地震發生在此區。依賴測站位置的幾何中心法容易在前三報給出誤差較大的定位位置。而新方法則不會有這個問題。同時因為地震位置較準，規模的預估也相對準確一些。但在圖九這個有錯誤觸發例子也可以看到幾何中心法定位較不易被錯誤觸發的站給拉走的優點。這個錯誤觸發的站在第三報被移除，因此新方法的定位結果很快速地就趨於穩定與精準。在規模預估上兩者則是在前期一個低估、一個高估，都有約 0.5 左右的誤差。

另外，值得一提的是由於本計畫使用的是三維速度模型(Huang et al., 2014)。氣象局的定位主要則是使用一維速度模型，或者後期可能有使用 Wu et al. (2007) 三維速度模型的結果。因為速度模型不同，我們得到的定位位置(第十報)會逐漸接近但未必需要與氣象局的發布位置完全相同，因此最終距離的差異在這裡並不能當成誤差。主要用意是在呈現不同報下的定位收斂情形。

2. 外海地震結果比較

圖十到圖十二分別是在東北部外海的三個例子。先以圖十的例子來看，因為依賴測站位置的幾何中心法的緣故，可以看到前三報的位置侷限在陸上或近海，離真正的地震位置很遠，連帶的規模的估計也嚴重低估。要到第四報改採傳統地反演定位後才定位位置在逐步往正確的外海位置移動。這情形在新地位法較不明顯，在第二報的時候就已經定到接近地震預警系統第五報的精準度。顯示出了新地位法的優點。因此規模也因此第二報就較早地接近最終發布的規模。然而總體來說到最後仍舊是低估的，這問題值得近一步的探討。

而在圖十一的例子，地震位置較為接近陸地，加之附近有海底地震儀，幾何

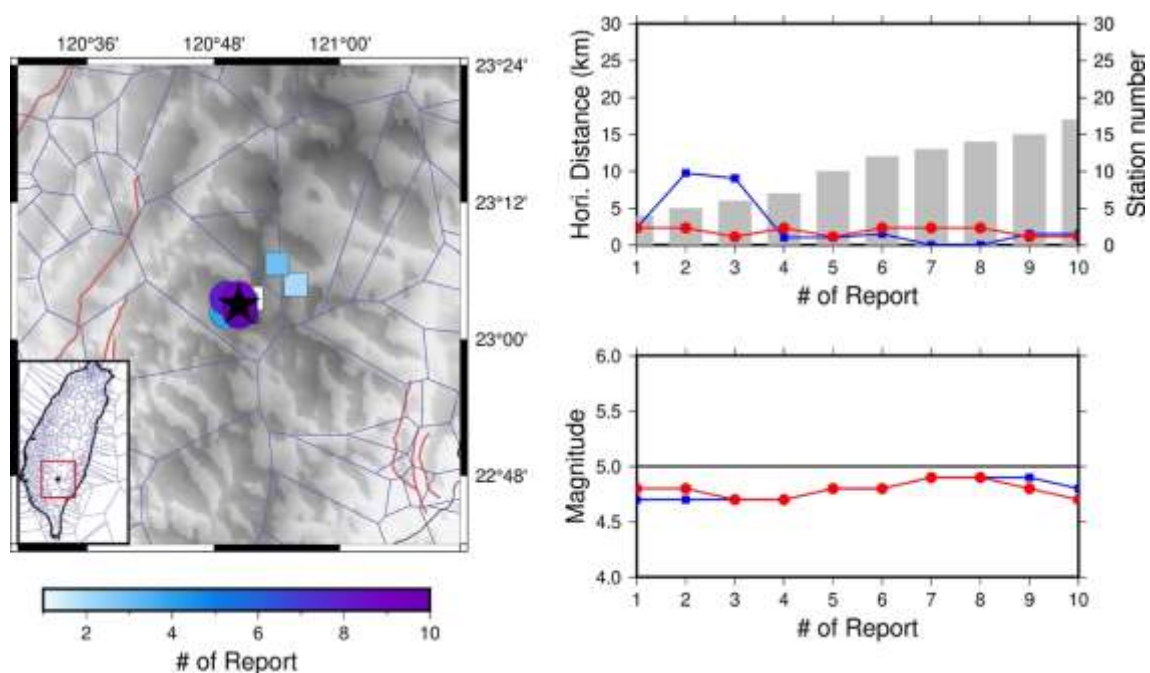
中心法的問提並不明顯，新定位法與現行預警系統的表現相當，不過不管在規模還是定位的精準度上，新定位方法還是稍微較佳。圖十二的例子則是較為奇怪的案例，現行預警系統給出的第十報位置突然跳回了陸地，而新定位方法則是稍微往外海跑了一點，顯然可能在這一報出現了錯誤觸發或是自動挑波的時間挑得不準的情形。但總得來說，新定位方法的定位在大多的報數中都明顯較佳，然而位置準了規模的估計卻總是低估。此情形暗示了規模的公式與測站修正項可能需要進一步檢視與分析。從結論而言，新定位方法針對外海地震事件的預警應有較佳的表現。

但與前半年使用 Pfile 檔案相比，實際使用預警系統的 REP 檔案後也讓我們發現一些新的挑戰，比如網格搜尋法仍會相當程度地受到錯誤觸發測站的影響。這在後續的研究中需要進一步的改善和優化。

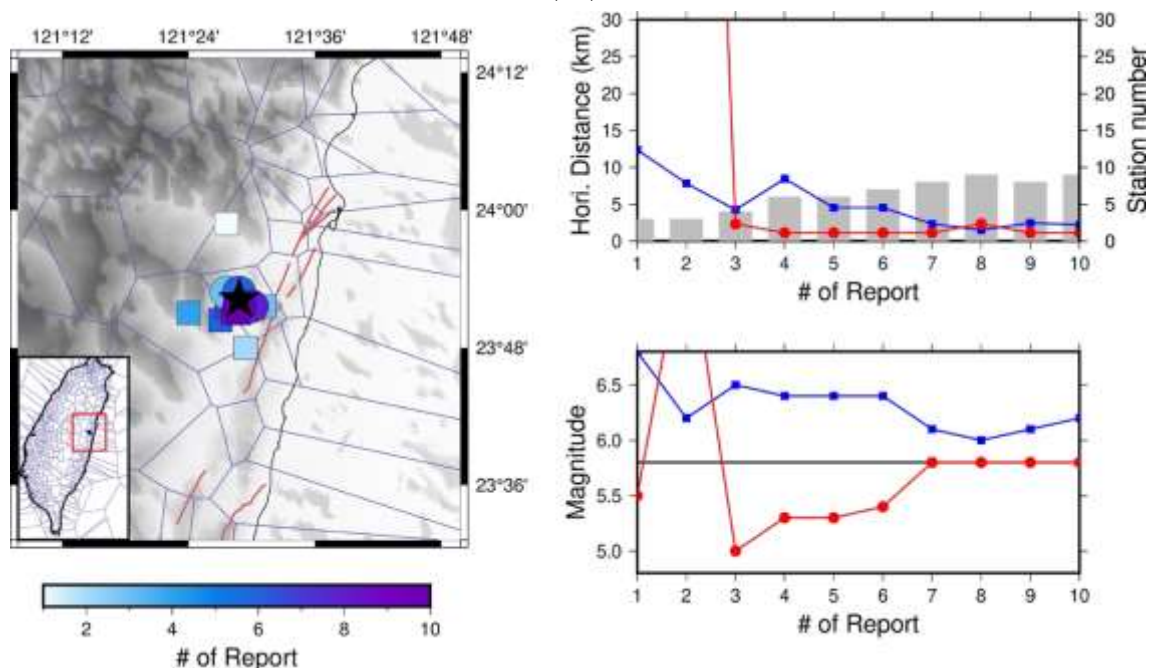
3. 新定位方法與現行地震預警系統的整體效能比較

針對 2020 年至 2021 年選取的 15 個事件分析結果，圖十三整理呈現了新定位方法與現行地震預警系統的平均效能比較。分為計算時效、規模預估差異與定位差異三方面來討論。在平均計算時效上(圖十三 a)，可以看到現行地震預警系統在第四報以後的計算時間有明顯的突跳和增加，這是因為自第四報開始採用的是需要迭代反演的定位法，有時時間會超過 1 秒，這在未來以每一秒回傳一次資料的預警框架下可能會延誤到下一報的計算。而我們開發的全域網格搜尋法經平行化後，每報的計算速度皆在 0.1 秒以下，跟接近瞬時的幾何中心法計算相當。

在平均規模差異方面(圖十三 b)，兩者表現相近，但如同前述分析，前三報因幾何中心法容易對外海地震的定位造成較大的誤差，導致規模低估的情形，這在新的定位方法可以得到改善。若進一步來看平均定位差異(圖十三 c 和 d)，可以看到新的定位方法在最終都能得到較接近氣象局最終發布的位置。前三報偏高的差異主要是來自於少數幾個有錯誤觸發事件的影響拉高了平均(如圖九)。若撇除那些事件，新定位方法前三報的定位位置，尤其是對於外海地震，是比現行地震預警系統更準的(如圖八、圖十和圖十二)。

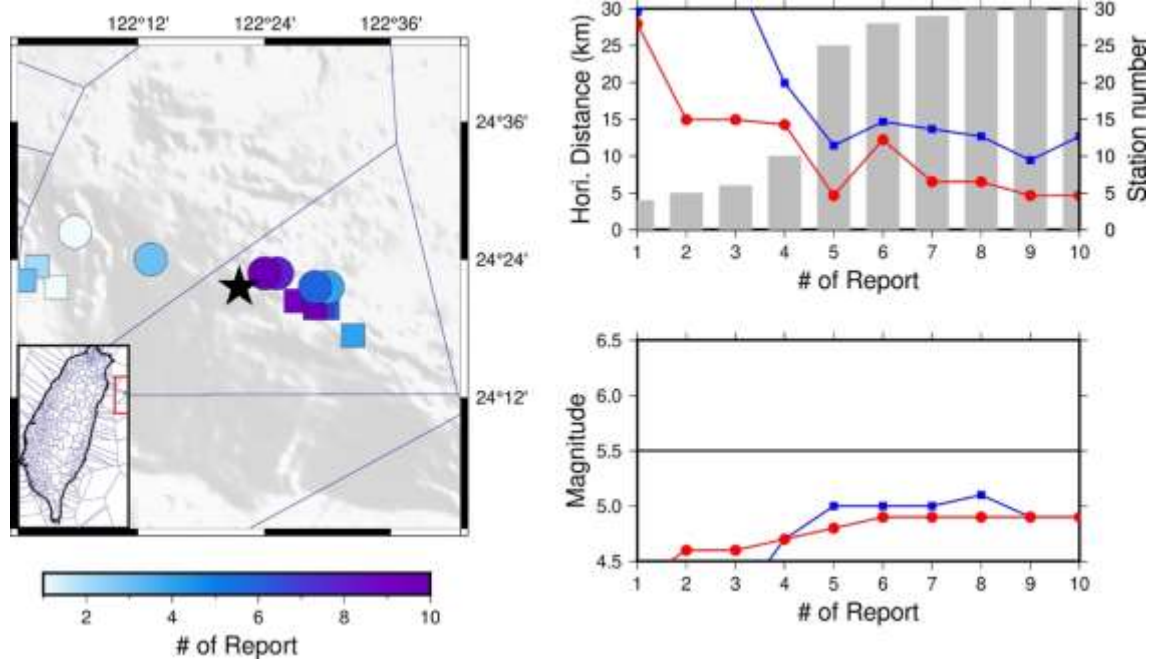


圖八、中央山脈南段地震事件之全域網格搜尋法定位結果。(左)第一至第十報的定位位置，方塊為現行氣象局地震預警系統的結果，圓點為新定位方法的結果。黑色星號為最終氣象局發布之地震位置。(右)定位位置與預估規模和氣象局最終發布

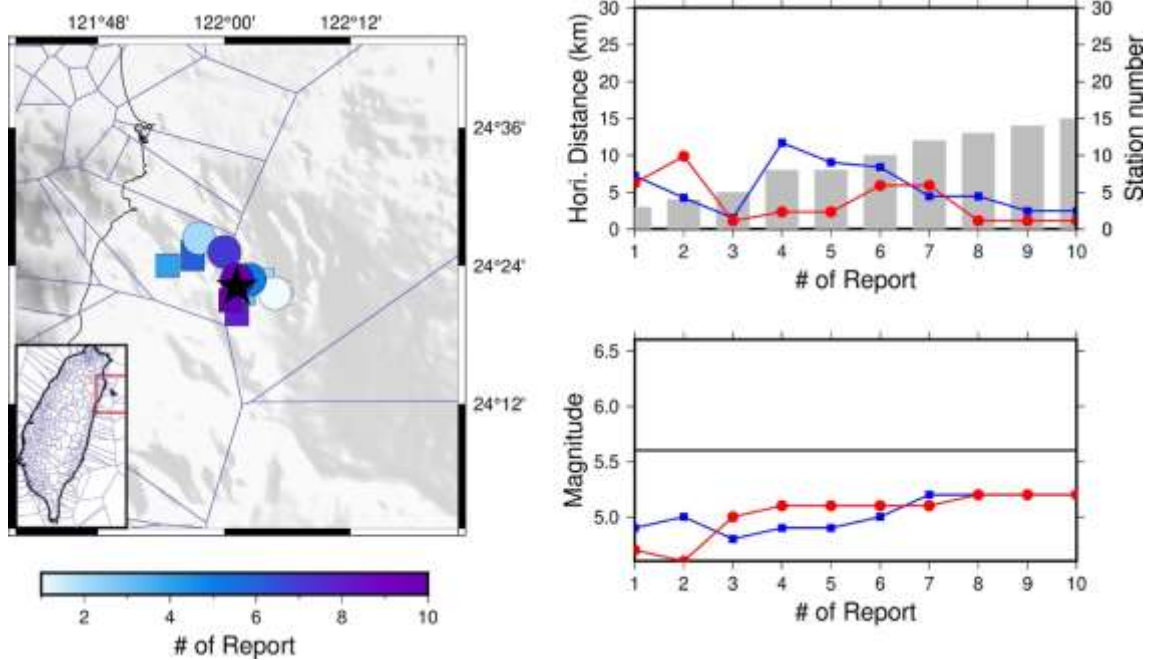


結果之比較。藍色線為現行氣象局地震預警系統的結果，紅色線為新定位方法的結果。灰色長條代表每一報使用的測站數目。

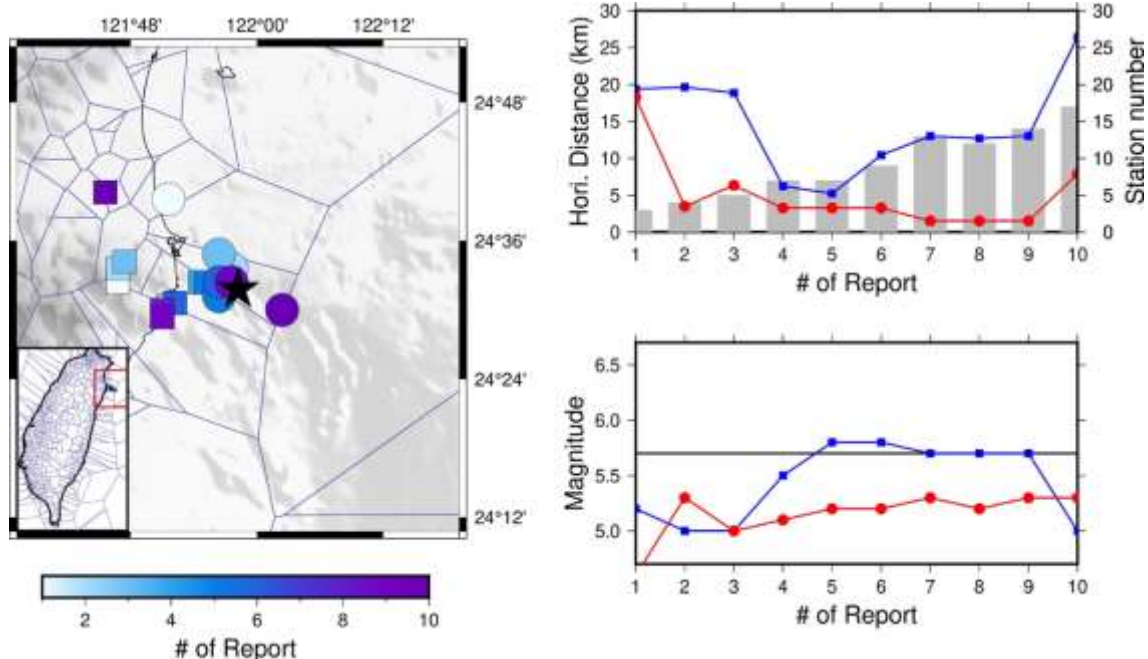
圖九、中央山脈東翼地震事件之全域網格搜尋法定位結果。(左)第一至第十報的定位位置，方塊為現行氣象局地震預警系統的結果，圓點為新定位方法的結果。黑色星號為最終氣象局發布之地震位置。(右)定位位置與預估規模和氣象局最終發布結果之比較。藍色線為現行氣象局地震預警系統的結果，紅色線為新定位方法的結果。灰色長條代表每一報使用的測站數目。



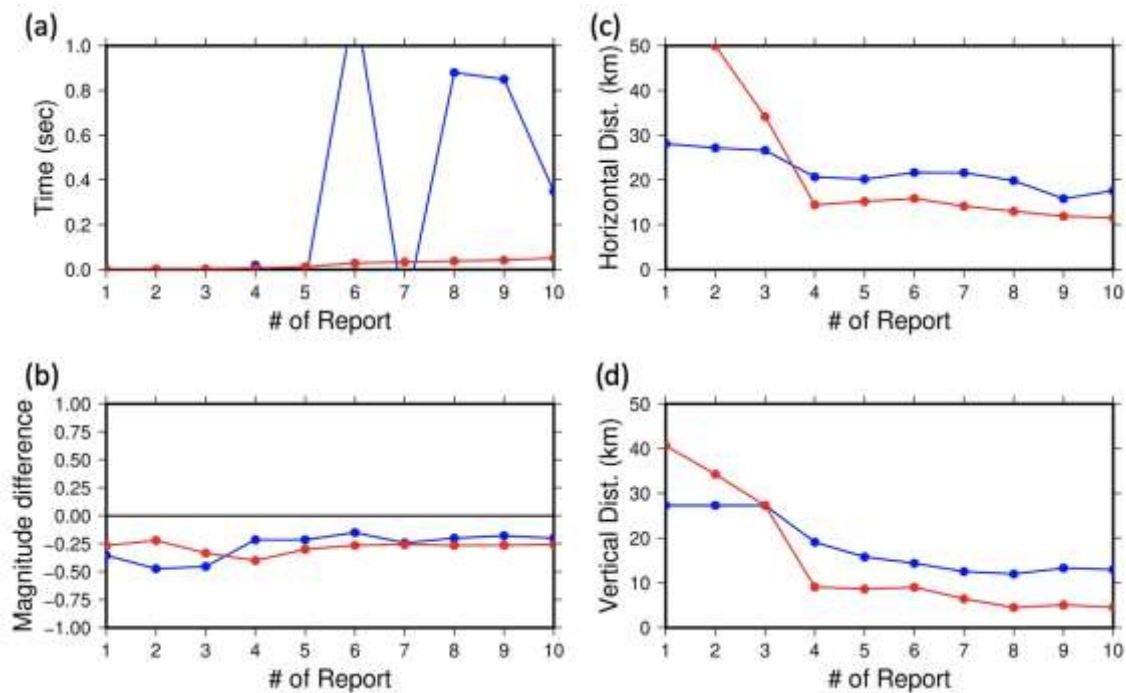
圖十、東北外海的地震事件之全域網格搜尋法定位結果。(左)第一至第十報的定位位置，方塊為現行氣象局地震預警系統的結果，圓點為新定位方法的結果。黑色星號為最終氣象局發布之地震位置。(右)定位位置與預估規模和氣象局最終發布結果之比較。藍色線為現行氣象局地震預警系統的結果，紅色線為新定位方法的結果。灰色長條代表每一報使用的測站數目。



圖十一、東北近海的地震事件之全域網格搜尋法定位結果。(左)第一至第十報的定位位置，方塊為現行氣象局地震預警系統的結果，圓點為新定位方法的結果。黑色星號為最終氣象局發布之地震位置。(右)定位位置與預估規模和氣象局最終發布結果之比較。藍色線為現行氣象局地震預警系統的結果，紅色線為新定位方法的結果。灰色長條代表每一報使用的測站數目。



圖十二、清水斷崖臨海的地震事件之全域網格搜尋法定位結果。(左)第一至第十報的定位位置，方塊為現行氣象局地震預警系統的結果，圓點為新定位方法的結果。黑色星號為最終氣象局發布之地震位置。(右)定位位置與預估規模和氣象局最終發布結果之比較。藍色線為現行氣象局地震預警系統的結果，紅色線為新定位方法的結果。灰色長條代表每一報使用的測站數目。



圖十三、新定位方法與現行地震預警系統針對 15 個地震的平均效能比較。(a)每報定位平均處理時間。(b)每報與氣象局最終發佈之規模的平均差異。(c)和(d)為每報與氣象局最終發佈之地震位置的水平 and 垂直向的平均差異。藍色與紅色實線分別代表現行地震預警系統和新定位方法的結果。

四、成果與進度規劃

本年度計劃在前半年完成測試開發平行化之網格搜尋定位法，分全域搜尋和沃羅諾伊圖分區兩種。在利用 2012 年至 2019 年芮氏規模大於 5 的地震資料與 86 個挑選測站的測試中，定位計算時間皆低於 0.1 秒，有穩定、快速與可使用三維速度模型的優點，能勝任在未來新一代地震預警系統將以每秒進行資料傳輸與發報的架構。而在後半年，我們進一步將新定位方法修改用在現行地震預警系統的 REP 檔案格式，針對 2020 年到 2021 年間挑選的 15 個地震(以外海地震為主)和新的即時測站網(761 個測站)，與地震預警系統進行自第一到第十報的實測比較。在實際遇到測站錯誤觸發(False pick)和可能被踢除導致每報測站組合會改變的情形，沃羅諾伊圖分區搜尋會出現誤判搜尋分區與定位位置跳動的狀況，不利使用。雖然這些情形也會或多或少影響全域搜尋法的表現，但整體而言，全域搜尋法對島內的地震定位時的效能與現行預警系統相當，而在對外海的地震定位時有較好的表現。特別是前三報的定位與規模預估的準確性。我們後續將會針對這些問題(如錯誤觸發的發生)進行程式的改善和優化，最終進行系統離線測試的實戰，評估上線使用的可行性。

五、參考文獻

- Allen, R. M., P. Gasparini, O. Kamigaichi, and M. Böse (2009), The Status of Earthquake Early Warning around the World: An Introductory Overview, *Seis. Res. Lett.*, 80, 682-693.
- 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.
- Chen, H.-A. (2017), A development of grid search earthquake location program using OpenACC parallel computing toolkit and its application to earthquake early warning, Master Thesis, National Taiwan University, Taipei, Taiwan, 47 pp. (in Chinese)
- Furumura, T., Maeda, T., & Oba, A. (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.
- 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. Seis. Soc. Am.*, 105, 1324-1338.
- Huang, H.-H., Y.-M. Wu, X. Song, C.-H. Chang, S.-J. Lee, T.-M. Chang, and H.-H. Hsieh (2014), Joint Vp and Vs tomography of Taiwan: Implications for subduction-collision orogeny, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 392, 177-191.
- Huang, M.-H. and H.-H. Huang (2018), The complexity of the 2018 Mw6.4 Hualien earthquake in east Taiwan, *Geophys. Res. Lett.*, 45, doi:10.1029/2018GL080821.
- Jan, J.-C., H.-H. Huang, Y.-M. Wu, C.-C. Chen, and C.-H. Lin (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, doi:10.1029/2018GL078262.
- Koketsu, K. and S. Sekine (1998), Pseudo-bending method for three-dimensional seismic ray tracing in a spherical earth with discontinuities, *Geophys. J. Int.*, 132, 339-346.
- 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, *Seis. Res. Lett.*, 90, 3-14.
- 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, *Seis. Res. Lett.*, 87, 1,319-1,326.
- Satriano, C., A. Lomax, and A. Zollo (2008), Real-Time Evolutionary Earthquake Location for Seismic Early Warning, *Bull. Seis. Soc. Am.*, 98, 1,482-1,494.
- Wu, Y.-M., C.-H. Chang, L. Zhao, J. B. H. Shyu, Y.-G. Chen, K. Sieh, J.-P. Avouac (2007), Seismic tomography of Taiwan: Improved constraints from a dense network of strong motion stations, *J. Geophys. Res.*, 112 (2007), p. B08312,

10.1029/2007JB004983

- Wu, Y.-M., H. Mittal, T.-C. Huang, B. M. Yang, J.-C. Jan, and S. K. Chen (2018), Performance of a Low-Cost Earthquake Early Warning System (P-Alert) and Shake Map Production during the 2018 Mw 6.4 Hualien, Taiwan, Earthquake, *Seis. Res. Lett.*, 90, 19-29.
- Zhou, H.-W. (1994), Rapid three-dimensional hypocentral determination using a master station method, *J. Geophys. Res.*, 99, 15,439-15,455.

人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究

子計畫五

整合臺灣地區高密度地震網提升地震預警時效

吳逸民 楊民

國立臺灣大學地質科學系

摘要

時效性一直是地震預警系統運作中不可避免的課題，為此，臺灣中央氣象局從 2015 年起為自由場強震站裝設即時傳輸功能，藉此提升即時觀測站的密度，進而讓系統在地震定位時能更加快速、準確。此外，臺灣亦有一個常設的高密度地震觀測網—P-Alert 觀測網。不同於其他地震觀測網，P-Alert 觀測網本身即整合了區域型預警、現地型預警、地震速報以及提供高品質地震紀錄等功能，不論是對地震防、減災抑或是地震科學研究都能有極大的貢獻。若能將兩者資料整合，將能形成一個龐大且完善的地震觀測網，藉由大量的資料最佳化現有地震定位系統，希冀能有效提升地震預警系統的時效，並將產製地震預警資訊的時間縮短，目前已經進行合併測試，修正系統性的差異後，預期會有好的成果產出。

關鍵詞：地震，地震預警系統、高密度地震網

Abstract

Timeliness has always been an inevitable subject in operating an earthquake early warning (EEW) systems. For this reason, Central Weather Bureau (CWB) in Taiwan has equipped real-time transmission functions for those stations of Taiwan Strong-Motion Instrument Program (TSMIP) from 2015, thereby increasing the density of real-time observation stations and making the earthquake locating process become faster and more accurate. In addition, there is another permanent high-density seismic network in Taiwan, that is P-Alert Network. Different from other seismic networks, the P-Alert network itself integrates functions such as regional early warning system, on-site early warning system, earthquake rapid report system, and providing high-quality earthquake records. Whether it is for earthquake prevention, disaster reduction or earthquake science research, it indeed made a great contribution. Therefore, if the both two networks can be integrated, a large and complete seismic network will be formed. With a large amount of data, the existing earthquake location system will be optimized. Hoping to effectively improve the timeliness of the EEW system. And the time for

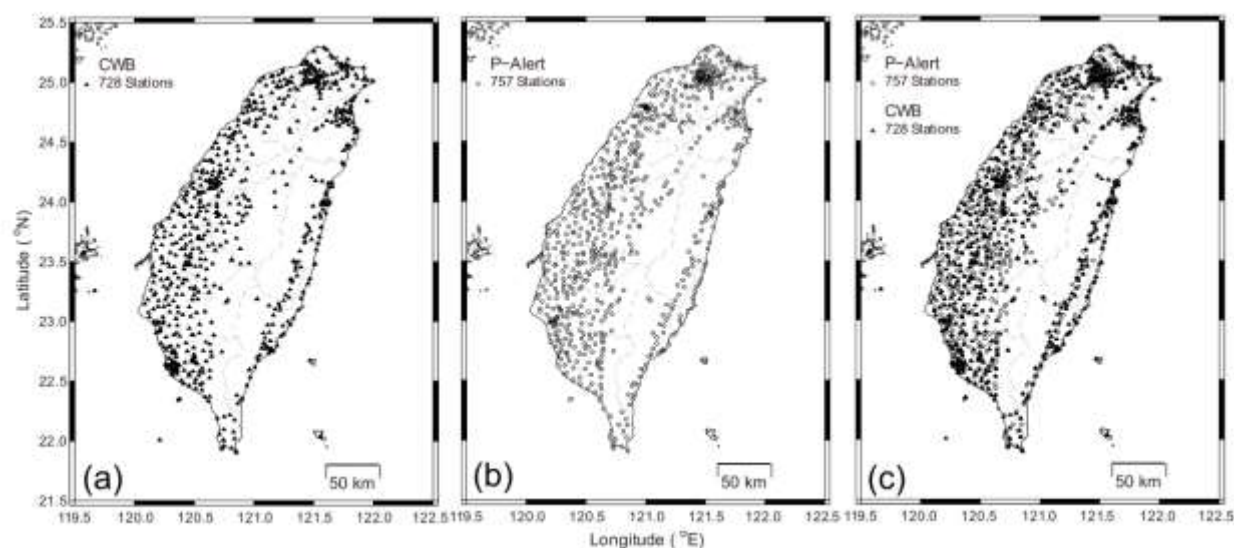
producing warning information will be shortened. Currently, two systems are merged in operation. We hope to get good results after correcting systematic difference.

Keywords: Earthquake, Earthquake Early Warning, High-density Seismic Network

一、背景

臺灣位處歐亞大陸板塊及菲律賓海板塊交界隱沒帶上，是地震活動頻繁的地區，歷史上造成嚴重災害的大型地震不在少數(Shin and Teng, 2001; Wu et al., 2016)。近年來中央氣象局致力於推廣地震預警系統，使民眾生命財產能得到更多保障。從過去僅有 152 個即時強震站；到近幾年來，逐步將既有自由場強震站升級，使得總即時測站數達來到 728 座測站(如圖一 a)，其地震預警系統表現亦隨之提升。一般而言，系統的表現與測站密度、數量息息相關，增設測站通常是提升系統表現最為直接且有效的方法。因此，若能整合更多的即時地震資料，使地震定位所需時間進一步縮短，對中央氣象局的地震預警系統將是一大助益。

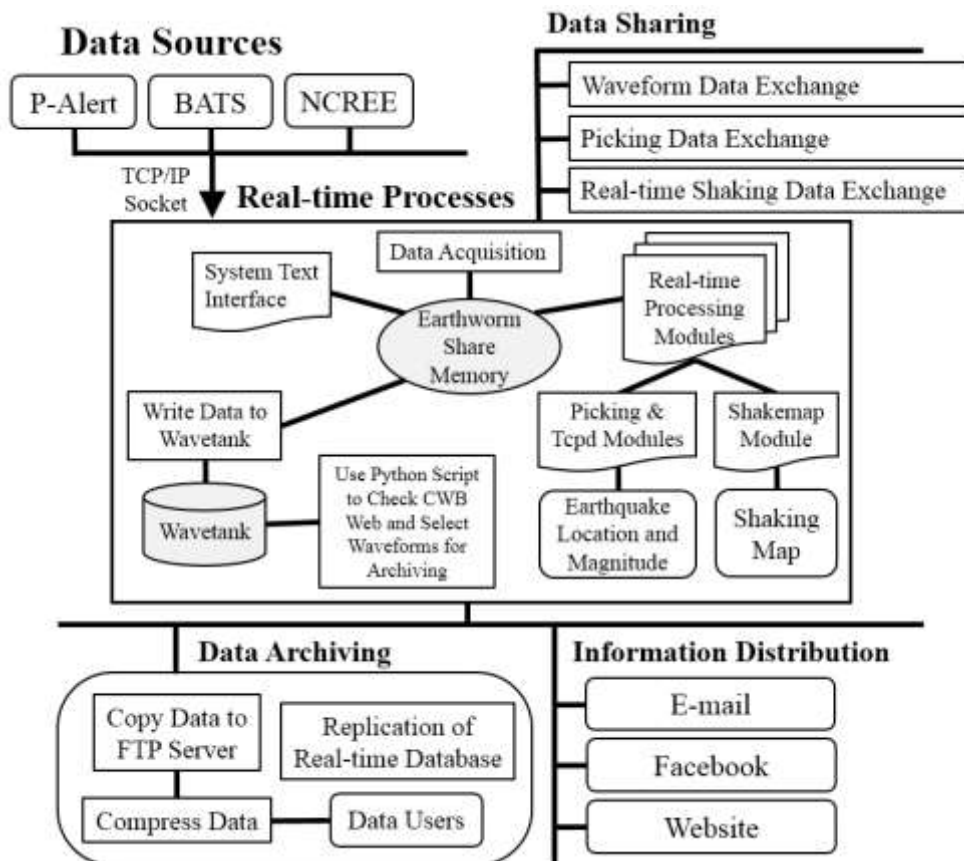
近年來，數個地震研究相關單位在臺灣島上建立了幾套各自獨立的地震觀測網，如：中央研究院的臺灣寬頻地震網(BATS)、國家地震工程研究中心(NCREE)的寬頻及強震觀測網以及本研究團隊的高密度地震觀測網(P-Alert)等。其中又以 P-Alert 觀測網擁有最高密度的測站分布，至今(2021)年 2 月測站總數已來到 757 個測站(如圖一 b)。P-Alert 觀測網能有別於其他地震觀測網，達到如此高密度的測站分布，主要原因在於構成觀測網的感測器為低價位微機電(MEMS)加速度感應器—P-Alert；再加上網際網路的快速發展，讓高密度的即時觀測網得以實現。過去十年來，本研究團隊利用該儀器建立起一個穩定的高密度即時觀測網；而本計畫將擴展此觀測網，以 P-Alert 觀測網為核心，加入中央氣象局所管理的地震觀測站，進行整合分析研究。另外，由於 P-Alert 觀測網一直以開放資料作為主要方針，過去數年 P-Alert 觀測網已與其他國內運作中的觀測網進行資料交換，因此，若將 P-Alert 現有即時資料與中央氣象局的即時地震資料進行整合，應能組成國內最高密度的地震觀測網；如此一來，不僅能補足雙方空缺的資料，還會有更多的測站資料相互對照，將有效縮小現有的預警盲區，讓地震定位快速且精準。



圖一、(a)中央氣象局即時地震觀測站分布，(b)P-Alert 地震觀測網測站分布，(c)中央氣象局即時地震觀測站與 P-Alert 地震觀測網測站整合後之分布

二、研究方法及進行步驟

由於本研究團隊不斷地在提升測站妥善率以及最佳化核心程式，P-Alert 觀測網現今已是一套完整的地震觀測網(架構如圖二所示)，能在中、大型地震發生後立即計算出地震規模、震央位置及地動峰值分布(Chen et al., 2015)，並提供給救災相關單位參考，使有限的救災資源能更有效且精確地被利用；P-Alert 觀測網也透過社群網路向大眾即時推播等震度圖，滿足地震發生當下大眾對資訊的渴求，減少大眾因未知而產生的恐慌。另外，相對其他性質類似的地震觀測網而言，P-Alert 觀測網有一個十分重要的特點：除了能透過網際網路提供即時近站強地動資訊外，同時每臺 P-Alert 測站亦是一套獨立運作的現地型地震預警系統，能在致災性地震波抵達前對裝置周圍的使用者發出預警警報，使之有充足的反應時間尋找掩蔽物或逃生(Wu et al., 2019)。因此，此研究除了將兩者資料結合用於傳統地震預警外，亦能將結合後的大量資料應用於 P-Alert 既有之系統，進而提升地動峰值分布的精細度或是將更快產生的區域預警訊息轉送至每個 P-Alert 裝置，讓使用者的反應時間更為充裕。對於區域預警系統的發展，本計畫著重於模組的開發，對運用方面則由中央氣象局進行。



圖二、P-Alert 觀測網之伺服器架構圖，當中包含資料接收、儲存、分享與發布等流程

然改善既有地震定位的時效仍為此計畫重點，而改善方式第一步為直接結合 P-Alert 觀測網及中央氣象局的即時地震波型資料。面對如此龐大的資料，能否穩定地接收連續波型將大大影響著檢拾結果，不論是 P 波抑或是 S 波。過去(2017 年)本研究團隊曾嘗試將 P-Alert 資料與中央氣象局進行全即時資料交換，但卻出現中央氣象局的伺服器所接收之地動資料有大量斷點，當時研判可能是中央氣象局既有網路頻寬不足導致無法正常接收資料，最後只好退而求其次，僅傳送 P 波檢拾程式所得 P 波到時資料。本計畫將會結合兩個地震觀測網，形成一測站數量超過 1500 個的整合地震觀測網；同時亦預期 P-Alert 測站數量會持續增長。為了能夠持續且穩定地接收數量如此龐大的地震波型資料，研究團隊將會尋求適合之伺服器，並同時強化周邊聯絡線路及網路設備，如：網路交換器、光纖線路及高階網路卡等，盡可能消弭硬體所造成的限制。另外，從過去接收 P-Alert 地震波型資料的經驗中，研究團隊發現儲存裝置的 I/O(Input & Output)速度亦會影響儲存波型的品質；若改為使用具有較高 I/O 速度的儲存裝置，例如固態硬碟(SSD)甚或是非揮發性記憶體儲存裝置(NVMe)，都能有效改善 I/O 瓶頸所造成的資料不連續。因此，本研究所使用之儲存裝置亦將會採用 SSD 或是 NVMe。且現在中央氣象局為了提升地震速報系統的表現，亦已相對應地提升既有網路頻寬，相信過去的障礙將能迎刃而解。最後，目前中央氣象局與 P-Alert 觀測網皆是使用 Earthworm 系統平臺進行多工處理，因此，要整合雙方資料將更為便利；不過，超過千臺的即時地震

觀測站整合在同一個 Earthworm 平臺中，對伺服器的資源分配、網路流量及相關處理程式開發仍是個考驗，亦是本計畫的重點項目。

一旦系統能順利且穩定地接收所有即時地震波型，本研究將會進入第二階段：測試線上既有地震預警演算法。目前線上主要運行的程式有撿拾(pick_eew)、定位以及規模決定(tcpd)相關的程式，待彙整平臺完成後，前述兩個程式亦會於其上運行。在未更新相關演算法的前提下，本研究團隊預期結果仍會有些許進步，特別是地震定位收斂的速度以及精度。待第二階段結果漸趨穩定，本研究將會著手第三階段：針對高密度觀測網開發適用演算法，嘗試更進一步提升系統之時效。本研究團隊基於 P-Alert 地震網資料特性曾開發出可適用於有較多雜訊的高準確度 P 波撿拾演算法(Huang and Wu, 2019)，該演算法是受小波分析能尋找極值的特性啟發，進而應用波峰性質尋找 P 波。本團隊開發的 P 波撿拾技術能尋找接近週期波動的起始時間，而不受隨機雜訊的影響。和傳統的 STA/LTA(Short Term Average/Long Term Average)方法和 AIC(Akaike Information Criterion)方法相比，該技術更能成功去除一些由較大的隨機擾動而產生的假地震訊號。可預期若於線上使用此演算法撿拾 P-Alert 之 P 波到時，應會提高對 P 波到時估計的精準度，進而使定位結果更加穩定、準確；另外本研究團隊亦會嘗試現有的 S 波撿拾演算法，但 S 波到時的撿拾目前尚有許多困難，現有的演算法只能在相對乾淨的訊號下提供 S 波撿拾。故也不排除再自行研發適合高密度地震網的 S 波撿拾演算法。另外，且因為測站密度的提高，發展正演方法(格點搜尋法)取代反演方法(Geiger 法)解算地震參數變為可行，本計畫亦預計會對此項目進行測試，若測試結果符合預期，可望將運算時間再進一步縮短。

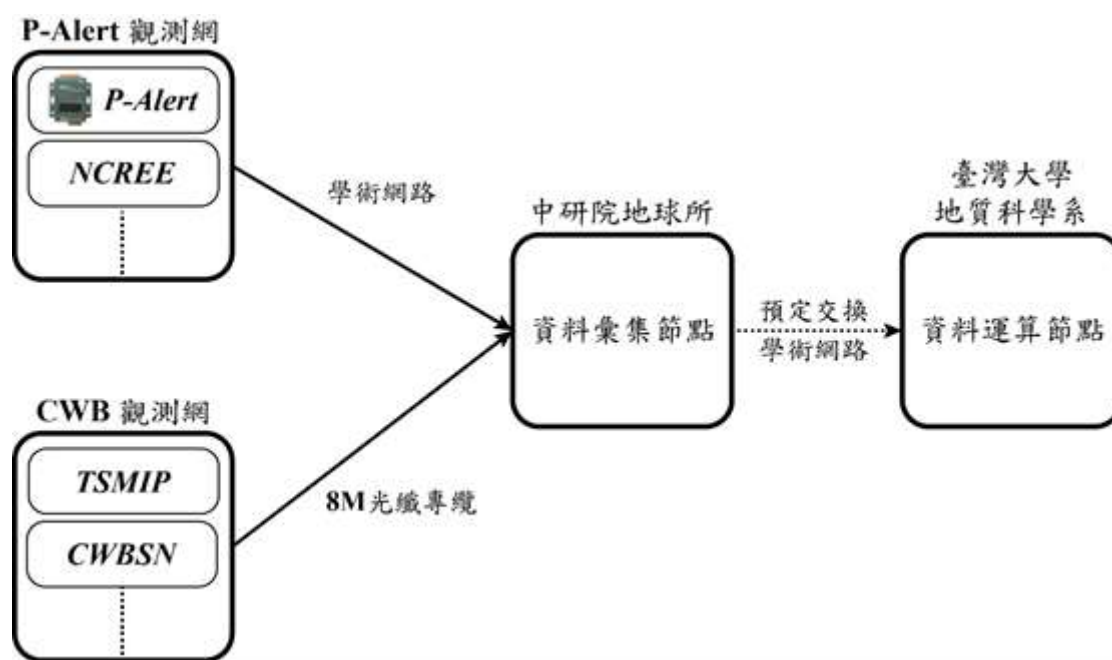
即便將整合了兩個地震觀測網，在測站分布(如圖一 c 所示)上仍有部分區域較為稀疏，以 P-Alert 觀測網來看，其主要缺空的主要區域大致落在以下幾個區域：苗栗、臺中、南投、高雄、屏東以及外島澎湖等，未來應可持續安排安裝。安裝位置將先以 GIS 軟體分析選定，預計大約有 30 站的新增站點，以期能將觀測網監測之空缺持續補上。另外，P-Alert 地震觀測網整體測站妥善率亦是值得關注的議題：若妥善率低下，即便有極高的測站覆蓋率，仍形同虛設。況且隨著測站的數量急速上昇，許多問題接踵而來，除整體妥善率偏低之外，還有維修不易、維修成本偏高甚至是接收資料品質下降等不可忽視的問題。為一併解決前述眾多問題，研究團隊著手分析，發現測站損壞的原因以電源供應器失效為最主要因素，而電源供應器失效的原因又以遭受雷擊及外力撞擊居多；另外，操作面板內部附加的不斷電系統，在過度放電後，導致電池膨脹並失效，連帶整個電源供應迴路崩潰；且內部迴路原始設計過於複雜，無法於現場完成維修；若要完全修復，勢必需要攜帶大量備品更換，致使維修成本大幅增加。

綜合前述分析結果，研究團隊歸納出三個主要改進方向：一、將電源供應器移入操作面板金屬機殼內部，減少遭受外力撞擊所造成的損壞；二、在電源前級加裝防突波裝置，減少雷擊及市電電源不穩定對儀器的衝擊；三、優化不斷電系統的充放電迴路，使鉛蓄電池使用壽命延長，並降低電池失效後對整體系統的影響。另外，由於測站數量已達 700 站之譜，維護人力相對稀少，如何壓縮維護單一測站所需時間及人力亦為重要課題。故研究團隊在優化電源供應迴路的同時，嘗試簡化內部線路，並加上模組化的概念，如此一來維護時間將能大幅縮減。未來，測站若再次損壞，研究團隊也能以較短的時間及較少的人力修復測站，達到

所謂的快速反應(Rapid Response)。過去數年，投入上述優化方案後妥善率有顯著提升，妥善率從過去(2015 年)的 70%上升至 2020 年底的 93%。未來研究團隊應可將妥善率推升至 95%以上，使 P-Alert 地震觀測網能完整提供穩定且密集的即時地動資料。

三、進度與執行情形

本研究團隊針對如何彙整中央氣象局以及我方資料，於今(2021)年 5 月 5 日邀集中央氣象局、中研院地球所以及國家地震工程研究中心相關人員召開討論會議。該會議中，首先釐清了中央氣象局即時資料的流向，並初步決定了未來計畫走向(如圖三)。當時決定於中研院地球所進行資料彙整，並請託中研院地球所協助提升該專纜之頻寬。評估若能將專纜頻寬提升至 8Mbit 每秒，應能順利吞吐現有的資料量；然而。後續卻遭遇新冠肺炎疫情干擾，且中研院地球所於此同時又進行了大規模機房線路更新，使得原訂計畫遲遲未能落地執行。因此，在多次與中研院地球所通訊確認後，本研究團隊決定變更原訂計畫，轉向臺灣大學計算機與資訊中心租用虛擬主機(CPU: 4 Core、Memory: 8 GB)。同時，研究團隊亦與中央氣象局陳達毅課長討論，嘗試建立我方與中央氣象局間直接交換資料的管道。以先行繞過中研院地球所，使計畫能夠順利推進。

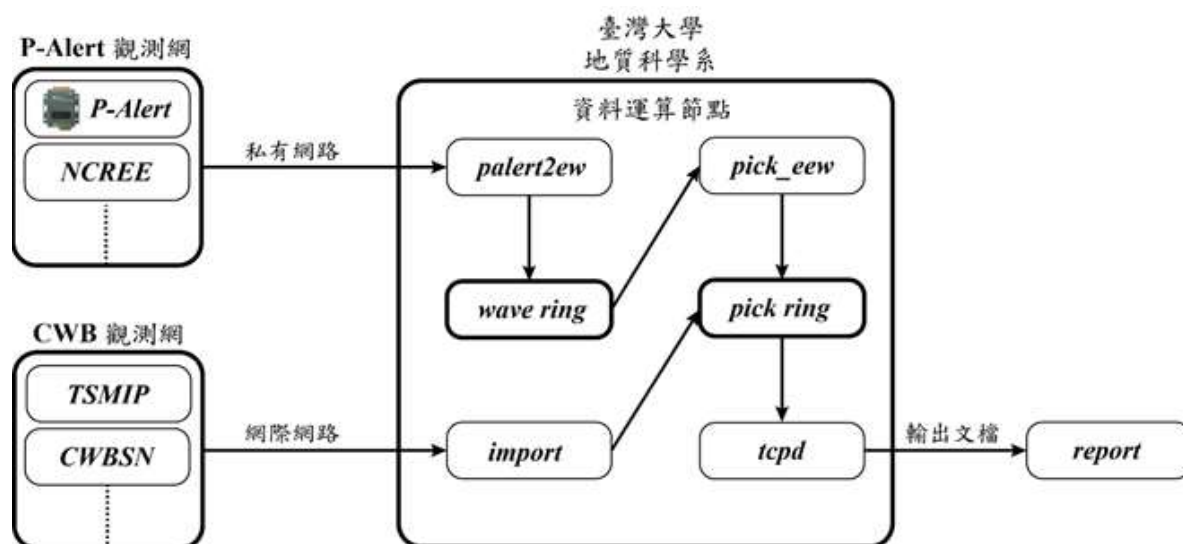


圖三、初步規劃彙整架構圖

緊接著，於今年 9 月研究團隊拍板臨時方案的架構，礙於相關合作契約及硬體條件，研究團隊決定放棄原先規劃的即時波形資料交換，改為交換經過處理的波形撿拾(Picking)資訊。如此一來除可以減少對中央氣象局對外頻寬的影響外，亦

能降低對資料運算節點的運算負擔，使計畫得以在一個較為簡便的環境下繼續執行。完成後續相關申請程序後，該運算節點於今年 10 月初開始接收 P-Alert 波形資料及來自 CWB 的撿拾資料，正式上線運作。詳細資料交換架構如圖四所示。

然而，剛開始上線運作並不順利，於第一個大型地震(發震時間 10 月 24 日 13 時 11 分 34 秒，規模 6.5 的宜蘭地震)中未能產生預期的整合定位報告。由於研究團隊過去未曾執行過類似的整合方式，實難預想上線運行的過程中可能遭遇的狀況；且礙於異質的資料輸入(原始波形及撿拾結果)，亦很難先行利用離線測試尋找問題，最終只能將系統測試寄望於實際地震事件的發生。因此，前述的宜蘭地震就成了第一個實際測試情境。經研究團隊分析，此次地震測試中，為何未能產生預期的整合報告的原因如下：由於 Earthworm 系統中所有資料皆有識別標籤(Data Logo)，而識別標籤又可分為三個細項，分別是：Installation、Module 及 Message Type，三者在地震worm的系統文檔中都有預先定義的通用格式，例如原始波形資料的 Message Type 19；另外，使用者亦可自行定義特殊格式。而透過 Export 及 Import 交換的資料皆會保留原生標籤，若交換的是通用資料，由於已事先定義於 Earthworm 系統層，就很難出現標籤不一致的狀況；但本次交換的撿拾資料則屬於自定義格式，因此，便出現了兩端對此資料標籤定義不一致的狀況(Message Type 116 及 Message Type 150)。進而導致定位模組 tcpd 無法識別來自中央氣象局的撿拾資料，產出僅包含 P-Alert 測站的撿拾結果的定位報告。針對此問題，本研究團隊重新定義了本地的 Message Type 將 116 改為 150，使其重新納入 tcpd 的輸入清單。隨後，在 11 月初的幾個中、小型地震中獲得了預期中的整合定位報告，得以初步驗證此整合系統的可行性，爾後至 12 月中已彙整分析了 5 個 P-Alert 測網參與超過 30% 的地震事件進行成果展示與比較。



圖四、現行臨時整合架構圖

另外，關於 P-Alert 地震觀測網整體測站妥善率的部分，雖受到疫情影響，執行前述優化方案至今(2021 年 12 月)，達成率終於來到 100%；另一方面，測站數則增加了 4 站，總數來到 761 站。整體而言，P-Alert 觀測網的運作及維護稱得上

順利；不過，仍有遭學校或合作單位拒絕的情形，不再提供場地或網路服務，使我方無法繼續裝設儀器。類似的更動對於整體觀測網的穩定性勢必有所影響，因此如何與學校或合作單位達到永續的互助合作關係，避免測站(儀器)更換安裝位置，或許是研究團隊在未來須探討並提出解決方案的課題。

四、結果與討論

至此，本團隊已完成本計畫的主要目標「將 P-Alert 地震觀測網資料與中央氣象局即時觀測網資料整合，建立一個超過 1500 個測站的超高密度地震觀測網」。隨後，本研究團隊亦著手執行後續目標：驗證此系統是否能有效將地震定位處理時間縮短，使整體地震預警流程更為快速？分析系統在 11 月初產生的少數幾個定位報告後，可以歸納出下列幾個問題：

- 一、P-Alert 測站僅會參與中、大型地震(內陸觀測震度達 3 級以上)的定位過程；若地震震度較小，系統所產生之定位報告則很難見到 P-Alert 測站。
- 二、目前的定位模組 tcpd 輸出結果並不穩定，以相同的撿拾資料輸入，無法每次都取得相同的定位結果。不論是線上實際運行亦或是離線測試輸出都呈現此不穩定的狀況：以 11 月 9 日 7 時 33 分 4 秒規模 3.7 的臺東地震為例(第一份整合定位結果範例)，中央氣象局第一報時間為 7 時 33 分 13 秒；即便兩系統有著共通的輸入，本系統第一報卻是 17 秒才出現，但這個情形目前無法仍排除受到 P-Alert 測站撿拾資訊干擾的可能性。不過在後續多次相同條件的離線測試下，卻仍無法得到相同結果，則確實指出了此模組潛在的不穩定性。
- 三、聚焦 P-Alert 測站有參與的定位報告，則可以發現本系統與中央氣象局系統的穩定報時間相近；但與中央氣象局發布的最終地震報告相比，中央氣象局的定位結果明顯優於本系統。同樣以 11 月 9 日 7 時 33 分規模 3.7 的地震為例，系統產出結果比較如表一所示。

表一、11 月 9 日 7 時 33 分臺東地震結果比較表(第一份整合定位結果範例)

	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	110 年 11 月 9 日 7 時 33 分 4 秒	北緯：23.15 度 東經：121.32 度	12.1 公里	M _L 3.7
CWB 預警穩定報	110 年 11 月 9 日 7 時 33 分 5.12 秒	北緯：23.15 度 東經：121.31 度	10.0 公里	M _{pd} 3.56
本研究系統穩定報	110 年 11 月 9 日 7 時 33 分 5.91 秒	北緯：23.11 度 東經：121.27 度	11.03 公里	M _{pd} 3.52

第一點對於地震預警系統而言並不算是太嚴重的問題，因為一般而言要足夠大的地震才有發布地震預警警報的需求。P-Alert 雖僅會參與部分的事件，但應可以涵蓋大多數需要發布預警訊息的中、大型地震，故可先排除此問題。剩餘的兩點則是無可迴避的問題，理論上，定位模組的結果應具有再現性；但在多次的離線測試中，研究團隊卻得到不一致的結果，這使得調整參數變得更為困難，研究團隊甚至無從判斷何者為較優結果。此問題須深入分析 tcpd 的原始碼，才能得到完整解答，並不是一個輕鬆的工作，本研究團隊目前將之規劃為下一期計畫的重點目標之一。另外，本研究團隊更進一步分析了穩定報的內容，試圖釐清定位結果並未如預期優於原始系統的可能原因。研究團隊目前將可能原因著眼於兩觀測網系統時間差距，這點可以在定位報告中窺知一二。再次以 11 月 9 日 7 時 33 分的臺東地震為例，本研究系統所產出的穩定報中可以發現，CWBSN 及 TSMIP 測站的平均 P 波到時誤差約為負 0.34 秒，而 P-Alert 測站的 P 波到時誤差則為正 1.52 秒。由於誤差呈現兩個明顯的群集，且撿拾品質都為 2 以上，顯見並非撿拾過程所造成的差異，而是兩觀測網間的系統時間差異。此系統性的時間差異極有可能影響定位結果的收斂速度，甚至是最終的定位結果。而針對此問題，研究團隊認為應可在 tcpd 定位過程中進行動態調整，由於可以事先定義各測站所屬之系統，再加上定位過程中得到系統性的時間差值，便可有效消去此系統性的時間差異。此工作項目亦涉及調整 tcpd 模組的原始碼，因此，應可與前一項目規劃為同一計畫目標。

將上述問題作了初步的修正與系統穩定度測試後，11、12 月後也持續了接收到幾個地震事件之報告，以下列出 P-Alert 測站參與率在 30% 的整合定位結果，如表二、三、四、五、六，這些報告之主要定位方法皆是採用 Geiger 法，時間皆為臺北標準時間。結果也顯示一些報告存在不穩定的問題，這些都是明年度開始有待著手解決的問題，深入的探討系統的差異與改進方法。

表二、11 月 14 日 21 時 05 分地震結果比較表。P-Alert 參與率：54.5%

	發報時間	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	X	110/11/14 21:05:15	北緯：24.57° 東經：121.94°	66.2 km	M _L 5.4
CWB 預警穩定報	110/11/14 21:05:30.71	110/11/14 21:05:21.10	北緯：24.57° 東經：121.91°	20.0 km	M _{pd} 5.16
本研究系統穩定報	110/11/14 21:05:30.94	110/11/14 21:04:59.81	北緯：24.52° 東經：121.66°	225.09 km	M _{pd} 6.77

表三、11 月 17 日 10 時 25 分地震結果比較表。P-Alert 參與率：50.0%

	發報時間	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	X	110/11/17 10:25:35	北緯：24.78° 東經：122.18°	10.0 km	M_L 5.3
CWB 預警穩定報	110/11/17 10:25:49.25	110/11/17 10:25:36.91	北緯：24.70° 東經：122.06°	40.0 km	M_{pd} 4.89
本研究系統穩定報	110/11/17 10:25:48.02	110/11/17 10:25:19.02	北緯：24.18° 東經：123.57°	58.63 km	M_{pd} 6.27

表四、11 月 28 日 09 時 45 分地震結果比較表。P-Alert 參與率：37.5%

	發報時間	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	X	X	北緯：X 東經：X	X km	M_L X
CWB 預警穩定報	110/11/28 09:45:19.05	110/11/28 09:45:06.40	北緯：25.25° 東經：121.52°	10.0 km	M_{pd} 3.49
本研究系統穩定報	110/11/28 09:45:15.70	110/11/28 09:45:07.23	北緯：25.22° 東經：121.64°	10.0 km	M_{pd} 4.14

表五、12 月 01 日 07 時 17 分地震結果比較表。P-Alert 參與率：50.0%

	發報時間	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	X	110/12/01 07:17:46	北緯：22.89° 東經：121.63°	17.8 km	M_L 4.6
CWB 預警穩定報	110/12/01 07:18:00.29	110/12/01 07:17:49.30	北緯：22.98° 東經：121.46°	20.0 km	M_{pd} 4.73
本研究系統穩定報	110/12/01 07:18:00.35	110/12/01 07:17:49.85	北緯：22.97° 東經：121.46°	5.00 km	M_{pd} 4.56

表六、12 月 06 日 21 時 05 分地震結果比較表。P-Alert 參與率：83.3%

	發報時間	發震時間	震央位置	地震深度	地震規模
CWB 地震報告	X	110/12/06 21:05:51	北緯：24.86° 東經：122.06°	106.2 km	M_L 5.3
CWB 預警穩定報	110/12/06 21:06:11.93	110/12/06 21:06:04.11	北緯：24.87° 東經：121.83°	10.0 km	M_{pd} 3.56
本研究系統穩定報	110/12/06 21:06:12.28	110/12/06 21:06:06.11	北緯：25.01° 東經：121.55°	5.00 km	M_{pd} 4.39

最後，下一期計畫除了將前述主要問題逐步處理，同時本團隊也訂定了額外目標，期望能使整個系統架構更加完善：

- (1) 持續協調，並嘗試建立起原先規畫之即時地震波型傳輸管道。
- (2) 待能恢復直接接收中央氣象局的原始波型資料時，導入應用新開發之 P 波撿拾演算法於整合系統，並比較新、舊撿拾方法之差異。
- (3) 將會針對 CWBSN 及 TSMIP 測站進行撿拾參數調整，試圖解決資料無法收斂產出報告的問題。
- (4) 維持 P-Alert 觀測網本身妥善率於 90% 以上。
- (5) 持續補足整合觀測網現有之空缺。

參考文獻

- Chen, D. Y., N. C. Hsiao, and Y. M. Wu (2015). The Earthworm based earthquake alarm reporting system in Taiwan, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, **105**, 568-579, doi: 10.1785/0120140147.
- Huang, T. C. and Y. M. Wu (2019). A Robust Algorithm for Automatic P-wave Arrival-Time Picking Based on the Local Extrema Scalogram, *Bull. Seism. Soc. Am.*, **109**, 413-423, doi: 10.1785/0120180127.
- Institute of Earth Sciences, Academia Sinica, Taiwan (1996), Broadband Array in Taiwan for Seismology. Institute of Earth Sciences, Academia Sinica, Taiwan. Other/Seismic Network. doi:10.7914/SN/TW.
- Shin, T.C. and T. L. Teng (2001). An overview of the 1999 Chi-Chi, Taiwan Earthquake. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, **95**, 895-913.
- Wu, Y. M., W. T. Liang, H. Mittal, W. A. Chao, C. H. Lin, B. S. Huang, and C. M. Lin (2016). Performance of a low-cost earthquake early warning system (P-alert) during the 2016 ML 6.4 Meinong (Taiwan) earthquake, *Seismo. Res. Lett.*, **87**, 1050-1059, doi: 10.1785/0220160058.
- Wu, Y. M., H. Mittal, T. C. Huang, B. M. Yang, J. C. Jan, and S. K. Chen (2019), Performance of a Low-Cost Earthquake Early Warning System (P-Alert) and shake map production during the 2018 Mw 6.4 Hualien (Taiwan) Earthquake, *Seismol. Res. Lett.*, **90**, 19-29, doi: 10.1785/0220180170.