人工智慧技術建立微分區地震預警系統相關研究(IV)

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 郭陳浩 管卓康

中華民國地球物理學會

摘要

本計畫之研究目的即運用深度學習法於地震預警系統中,期望能快速地解算 各地區最大震度並提供較長的預警時間。以 Munchmeyer 等人在 2021 年所提出的 "轉換器地震警示模式"(Transformer Earthquake Alerting Model, 簡稱 TEAM) 模 型做為基礎架構,使用 1991-2019 年中央氣象署 TSMIP 的地震資料進行訓練與測 試。前期成果已完成改寫舊有的程式碼,讓軟體能夠在新的硬體上執行。也因為自 主開發能夠完全主導模型的架構設計,可以做更多樣且複雜的嘗試,稱此模型為 "臺灣轉換器震度警報模型"(Taiwan Transformer Shaking Alert Model,簡稱 TTSAM)。今年為了解決美濃地震在測試的時候震度明顯低估的問題,嘗試加入場 址效應參數 Vs30 做為額外資訊給模型學習,初步測試模型效能都有提升,並且 改善區域與場址分類區域相符合。另外今年建立即時資料管線作為之後長期測試 評估使用,將模型串接氣象署內部的 Earthworm 系統,並將結果傳送至 MQTT 平 台。目前即時資料管線預測現行 PWS 震度預估參考點 47 站,執行時間可以保持 在 0.5 秒內,每秒可以至少做兩次預測,大幅提高震度預測的效率。

關鍵詞:地震、深度學習、地震預警、TTSAM

Abstract

The objective of this project is to employ deep learning techniques in earthquake early warning systems, aiming to quickly calculate the maximum seismic intensities across regions and provide longer warning times. We base our framework on the "Transformer Earthquake Alerting Model" (TEAM) introduced by Munchmeyer et al. in 2021, using earthquake data from the Central Weather Administration's TSMIP spanning from 1991 to 2019 for training and testing. Initial results have involved rewriting existing software to run on new hardware platforms. Due to the in-house development, we can fully control the architecture design, allowing for a variety of complex experiments. We have named our model the "Taiwan Transformer Shaking Alert Model" (TTSAM). This year, to address the underestimation of seismic intensity observed during the testing of the Meinong earthquake, we experimented with incorporating the site effect parameter Vs30 as additional information for model learning. Preliminary tests have shown improvements in the model's performance, aligning better with regional expectations. Currently, the real-time data pipeline forecasts the PWS shaking intensity at 47 reference stations, maintaining a runtime of under 0.5 seconds, enabling two predictions per second and significantly enhancing the efficiency of intensity forecasting.

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

一、研究動機與目的

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

二、研究方法

2-1 地震預警方法

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

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



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



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

2-2 TEAM 模型架構

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

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



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



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

2-3 場址效應參數 Vs30

Vs30 為近地表 30 公尺之地層平均剪力波速,也是工程界在耐震建築法規中 評估地盤分類的標準之一,大部分情況可以有效的反應線性的場址效應。在 Vs30 估算的場址效應中,兩個鄰近的測站的 S 波波速倍數,關係約略等 PGA 的倍數 關係。

郭俊翔等人在 2017 年出版的臺灣強震測站場址資料庫報告書中提到,1999 年 集集地震時,臺北盆地內的民生國小站 TAP014 和山區指南宮測站 TAP067,兩 個測站震央距分別為 97 公里與 92 公里,分別代表土層站和岩盤站,Vs30 分別 為 192 m/s 與 815 m/s,前後兩者大約相差 3 倍,實際波型紀錄到的 PGA 分別 為 107 gal 和 36 gal,相差也約 3 倍左右(圖 2-5)。



1999 Chi-Chi Earthquake

圖 2-5:臺北盆地測站的場址放大效應,以 1999 年集集地震下的測站 TAP014 與 TAP067 為例,在震央距相近的兩個測站,觀察到兩站之間 Vs30 有 3 倍左右的關 係, PGA 與頻譜低頻能量也有相似的倍數關係(郭俊翔等, 2017)。

三、前期成果

去年度(2023)的研究中,致力於對原始程式碼進行翻新和優化,同時將系統從 TensorFlow 轉移到 PyTorch。目前已完成整個流程(圖 3-1),包括資料前處理、資 料清理、TEAM 模型架構、模型訓練、模型預測以及結果分析。初步測試顯示, 翻新的程式碼在預測結果上呈現良好的趨勢,模型正常運作。由於整個系統的更新, 本計畫稱之為臺灣轉換器震度警報模型(Taiwan Transformer Shaking Alert Model, 簡稱 TTSAM),並已成功安裝在氣象署伺服器上運行(圖 3-2)。



圖 3-1:程式功能流程架構圖。



圖 3-2:2023 10/18 將這次的 TTSAM 模型設置於氣象署伺服器中。

初步測試的結果發現 2016 全年的測試集,PGA 的預測使用至 P 波後 3 秒 資料,有在對角線上呈現線性收斂的趨勢,R² 值為 0.46。若將時間窗加長至 P 波 後 10 秒,迴歸 R² 也提升至 0.69,這代表著模型預測的準確度有所提升(圖 3-3)。



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

2016 年發生的美濃地震在 TTSAM 模型中有低估的情況(圖 3-4),推測與西部沈積層的場址效應有關,預計加入 Vs30 資料來進行場址效應因子討論,藉以訓練符合西部地震參數的 TTSAM 模型。



圖3-4:TTSAM 模型在 3、5、7 與 10 秒震度預測結果。(上圖)是模型預測震度 圖,陰影外內圈分別為P與S波前的位置。(下圖)從左到右是模型預測 3,5,7,10 秒 時間長度的 PGA 預測分布圖,藍點為 2016 全年測試集資料,紅點為美濃地震, PGA 有明顯低估的情況。

四、TTSAM 模型

4-1 模型架構

臺灣轉換器震度警報模型(Taiwan Transformer Shaking Alert Model,簡稱 TTSAM),此模型依照 TEAM 模型的設計邏輯搭建而成(圖 4-1),包含以下部分:

- 特徵訊號擷取:為一個上寬下窄的多層卷積神經網路,主要的功能為抽取波形的高維空間特徵,另一方面上寬下窄的設計可以有效降低資料長度,方便 Transformer 模型可以在有限的顯示卡記憶體內運行。
- 特徵訊號結合:為一個 Transformer 模型的 Encoder,主要讓模型有時序上的理解與注意力機制。其中的 Position Embedding 是以測站經緯度作為內嵌的依據而非常見的資料索引值。
- PGA 估算:為一個混合密度模型(Mixture Density Network),為了解決預測 震度本身非一對一映射的函式,而傾向為一個機率分佈的問題。
- 警報閾值:根據估算出來的機率密度函數(Probability Density Function),將 震度4以上的函數積分得到發生機率,超過一個預設的門檻時發出預警。



Taiwan Transformer Shaking Alert Model (TTSAM)

Probability density functions of PGA

圖 4-1:臺灣轉換器震度警報模型架構(Taiwan Transformer Shaking Alert Model, 簡稱 TTSAM)

4-2 訓練資料權重調整

TTSAM 模型讓近的測站的子集資料重複出現,藉此增加震央距較近的測站權 重來平衡大震度不足的資料集。由於模型大小一次可以讀入 25 站資料,所以提供 模型資料的 PyTorch Datset 物件會以 25 站為一單位分批送入模型。Dataset 物件在 同一個地震事件中,除了第一批的 25 站外,每讀一批資料會重新讓模型讀入震央 距最近的 25 站。經由前期測試結果,新的權重方式使預測模型準確度提升許多。

4-3 加入 Vs30 參數

由於前期結果發現 2016 美濃地震震央位於內陸,但普遍預測結果低估,推測 是場址效應造成的問題,所以今年度嘗試加入 Vs30 到 TTSAM 模型中。Vs30 的 本身是一個單一維度連續的數值,可以比照經緯度的方式用位置編碼(Position Embedding) 的方式輸入模型。

國家地震工程研究中心在 2017 年郭俊翔等人發表的臺灣強震測站場址資料 庫(EGDT)報告中,整理了 TSMIP 測網 469 站的場址參數(圖 4-2 左),剩下沒有 數值的測站,則從Lee等人在 2008 年發表的全臺 Vs30 分佈圖中擷取(圖 4-2 右)。



圖 4-2: 左圖 TSMIP 測站與臺灣測站場址資料庫(EGDT) Vs30 數值來源分布圖, 右圖為臺灣場址分類圖(Lee and Tsai, 2008)。

訓練資料使用 TSMIP 測網,並加入 Vs30 作為模型的場址效應修正項(圖 4-3 左)。 地震事件波形資料從 1999 至 2019 年,排除 2016 年作為測試集,涵蓋地震規模 3.5 - 7.3,共 1259 筆事件(圖 4-3 右)。由於 2016 年有兩起規模大於 6 的事件, 所以獨立出來變成測試資料集,共 129 筆地震事件。



圖4-3: 左圖為 TSMIP測站位置分佈圖與其對應的 Vs30數值。右圖為 1999-2019 資料集內地震事件分佈圖。



圖 4-4: 左圖為訓練與測試集的震度分佈圖, 右圖為輸入波形資料示意圖。

4-5 資料前處理流程

資料前處理流程包含下列步驟(圖 4-5):

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



圖 4-5: 資料處理前流程架構圖

4-5 震度預測結果

2016 全年的測試資料集中,在震度預測混淆矩陣中(圖 4-6),可以看到準確率 有 64%,如果包含正負一級作為標準的話可以達到 94%。



圖 4-6: 震度預測混淆矩陣。橫軸為預測震度,縱軸為實際震度。

由精確率與召回率曲線圖中(圖 4-7)可以看到資料在 P 波後 7 秒(綠線)時表現 最好,如以震度 4 為標準,分別為 0.75 與 0.81。但 P 波後 10 秒卻表現變差, 可能是模型對於後續的波形如 S 波、表面波等認識不夠造成。



4-6 模型加入 Vs30 前後比較

在 2016 全年的測試資料集中,統計規模大於 5.5 的地震事件,可以看出加 了 Vs30 的預測結果比較圖中(圖 4-8),回歸值 R2 從 0.62 進步到 0.66,其中最 明顯的是真實震度 4 級中,可以看到一個明顯改善的缺口出現。



圖 4-8:模型 PGA 預測結果比較圖,橫軸為真實 PGA,縱軸為預測 PGA。上圖 為原始結果,下圖為加入 Vs30 的結果。

以單一地震 2016 美濃地震比較(圖 4-9),以模型表現最好的 P 波後 7 秒為例,加入 Vs30 參數,在場址效應較顯著的地區,如西南部與花東縱谷地區震度有明顯提升,在 P 波後 7 秒的 PGA 預測比較圖中可以明顯看到一個凹洞是原本低估的區域被拉到正確的位置上, R² 從 0.47 進步到 0.70。



圖4-9:美濃地震震度 Vs30 前後比較圖。左圖為原始模型,中圖為加入 Vs30, 右圖為臺灣場址分類圖。

從 3 秒到 10 秒的震度預測結果比較圖中(圖 4-10), 看到從 3 秒到 10 秒加 入 Vs30 後都有明顯的改善。



圖 4-10: 震度預測結果比較圖,上排為原始模型,下排為加入 Vs30 後的模型。 從左到右分別為 3、5、7、10 秒。藍色點為 2016 全年資料,紅點為美濃地震。

五、建立即時資料管線

本期計劃建立即時資料管線,目標是串接 Earthworm 的即時資料,接收其中的地震波形和 P 波訊息,經過處理後導入 TTSAM 模型進行震度預測,最終生成的預測結果將透過 MQTT 輸出。

今年三月在氣象署的協助下,於臺灣大學構造地震研究室建立了 Earthworm 的測試環境,以便進行系統整合和功能測試。Earthworm 測試環境架構如圖 5-1 所示:



圖 5-1: Earthworm 測試環境架構圖

5-1 Earthworm

Earthworm 為中央氣象署內部地震監測與預警的系統的核心。其模組化設計 可以根據不同需求調整功能,主要分為計算模組(Module)與資料環(Ring)兩大部分。

在測試環境中(圖 5-1), TankPlayer 為即時波型資料回放模擬,用過往的地震 事件測試現有程式的運作是否正確。WaveRing 暫存所有的波形串流資料,經過 RingDup 複製波形資訊並對應到新的測站名稱存入 WaveRing2,接著進入 PickEEW 模組進行 P 波挑選,利用 STA/LTA 產生時間紀錄至 PickRing。

其中的 WaveRing2 與 PickRing 分別是 TTSAM 模型所需要的地震波形資 料與 P 波訊息,可以透過 PyEarthworm 套件將資料讀入 Python 環境中,此方法 使得 Earthworm 的資料能夠與基於 PyTorch 架構的 TTSAM 模型進行對接。

5-2 MQTT

中央氣象署因應民生公共物聯網的政策,引入較為通用的物聯網通訊協定 MQTT(圖 5-2),其主要特點為發佈訂閱架構,透過代理人當轉運站,每個發布者只 要將資訊傳遞給代理人,每個訂閱者可以自己選擇想要接收的資訊,減少大量裝置 資訊交換管理上的複雜度。



圖 5-2: MQTT 架構示意圖

5-3 即時資料管線架構

即時資料管線主要的功能包括監聽 Earthworm 的波形資料與 P 波訊息,並 在接收到 P 波訊息時觸發 TTSAM 模型預測震度,進而產生預測結果,並藉由 MQTT 通訊協定將資料發送至指定的 MQTT Broker。即時資料管線架構簡圖如圖 5-3 所示:



圖 5-3:即時資料管線架構簡圖

本系統的設計基於四個主要程式模組,各自負責特定的任務,並協同完成即時 資料處理工作,詳細架構如圖 5-4 所示:



圖 5-4:即時資料管線詳細架構圖

5-4 Wave Listener

Wave Listener 模組的主要功能是接收來自 Earthworm WaveRing 的每秒波形 封包,乘上儀器參數將單位轉換至加速度(cm/s²),接者依照 Network、Station、 Location、Channel 的順序組合測站名稱,存入一個固定長度為 30 秒的循環緩衝 區。新增的波形封包會從緩衝區的尾段推入緩衝區,並根據封包資訊產生時間軸。

5-5 Pick Listener

Pick Listener 模組監聽來自 Earthworm 系統的 P 波訊息,這些訊息會在 P 波到達後 2 秒經由 PickRing 傳遞出來。模組設計了一個 9 秒的時間窗,在此時間內將所有 P 波訊息依照到達時間排序,約略近似於距離震央由近至遠的順序,並將 P 波暫存於 Pick Buffer 緩衝區中。當 P 波超過 9 秒時即從緩衝區移除。此外,PickRing 對同一測站設有 144 秒的冷卻時間,出現 P 波重複挑選或順序顛倒的情況極少。

5-6 Model Inference

Model Inference 模組負責監測 Pick Buffer 內的 P 波到時數量,如果大於等於 3 個站就會觸發處理流程。當流程被觸發後,會依照 Pick Buffer 內的 P 波順序取 出當下 Wave Buffer 中的波形資料,經過訊號處理(移除平均、低通濾波 10Hz)、 取得測站資訊(經度、緯度、高程、Vs30)與格式轉換,處理後的資料送入 TTSAM 模型中預測震度,將結果透過 MQTT Publisher 送出至管線外部的 MQTT Broker。

5-7 Web Server

Web Server 模組的主要功能是提供即時資料顯示,使開發人員能測試和維護 系統。該模組在各處理步驟中監聽並收集關鍵資訊,並利用 Flask 套件將後端資 料傳遞至前端網頁。目前系統提供四個監控畫面:即時波形(顯示當前接收的波形 資料)、事件原始波形(顯示特定觸發事件的未處理波形)、事件處理波形(顯示 經過處理後的波形數據)以及預測震度圖(在地圖中展示 TTSAM 模型的震度預 測結果)。

NUCLEAR THE R	1 : Hillinstein			-				-			-	6. SF			10	C. Sin
1050/000	T-Inel	-	1.000	244		. 100	-	-786	- 101							A PARTY
MID-62 THUR	1-Ultime of	100		101	==)	348	900	100	-	100	-					
80.1-67.7614	1:00-		w	W	William	Winnin										
and strength	1 110	- mandra	······	William	- when we want		-	Month	-		-			1.00		100
	10.00		-				000	- Carlos			a set				10.00	
810.427618	I workers	Annual Street, P.S.	-And Adventor	304	Colline Marrielle	and a start of the	000	Sector Property	and the second sec	int.	APTVILAT.			100	12	dell's
														2205	12	1000
	1							_		- unput			- 1 A S	1 C.A.		
		****				**			+++++				- 1 -		1	1.00
49-1020-0.1	-	204				2140			144.0	-					1.00	177.5
10100-001	1	Territor.				1110.00			14-19-11		-1					195.
141022-01	11	A state				11-10-10			1110.01	m					-	1000
No. Married State															- 15	
an arrest and	1	110-11				- Contraction									2	10000
	2100	310.48				10106-M	284		284				2000		12.5	
	118									-	Nut.		18 . 77			
800		10		100		100		8 C	0440		Her.			00.12		
1.01	10	100		100		in.			100		Andare			14		
Auto	-12	10		100		(48)			(air)		line i		100	363		1.00
****	-3	10		-		100			- 144	-		dia	52.0			-
**	- lev	10		100		100	-	16	100		-M	1.5.2	Fish		100	
do de la	-14	10.						-			÷.,	7423	SERIE		6	
-	-	100		ine .		-			100		-		12 12	TT BUILT		1 Stores

圖 5-5:即時資料顯示網頁圖,即時波形(左上)、事件原始波形(左中)、事件處理波 形(左下)、預測震度圖(右)

5-8 即時資料測試

為了模擬防災告警服務(PWS)的情境,使用氣象署所公告的47個預估震度參考點(見附錄一)作為預測站點(圖5-6),使用TSMIP即時資料作為輸入。



圖 5-6: 震度預估參考點分布圖

如表一所示,以 20240403 地震為例,輸入測站時間窗設定為 10 秒,超過發 佈警報門檻 4 級之參考點。可以看到在 4 秒時與現行 PWS 系統同時發佈警報,另外 有發出臺北市與新北市的警報,但沒有發出彰化縣、南投縣、新竹縣、苗栗縣、雲林縣、 臺東縣、臺南市等7個行政區。

初步猜測是訓練模型中是以 TSMIP 測站為主,而震度參考點多以 CWASN 測站為 主,在訓練時加入高程維度後資料太過稀疏,所以內插點位預測不佳。嘗試將全部測站的 高程改以 100m 取代後模型表現明顯提升,未來訓練模型可以去除高程減少複雜度。 表一: 20240403 地震事件 TTSAM 模型發佈警報與現行 PWS 紀錄比較表

(紅字為該行政區第一次出現的時間)

P 波後 秒數	TTSAM 模型	TTSAM 模型高程固定 100m	PWS 紀錄
1			
2		HWA 花蓮縣	
3		HWA 花蓮縣	
4	HWA 花蓮縣	HWA 花蓮縣	宜蘭縣、彰化縣、 南投縣、花蓮縣
5	HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	
6	HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
7	HWA 花蓮縣	TAP 臺北、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
8	HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣	TAP 臺北市、NJD 新竹縣、 WPL 南投縣、WHY 南投縣、 ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYU 花蓮縣、 ECS 臺東縣	
9	HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣	TAP 臺北市、WHY 南投縣、 WCKO 嘉義縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣、ECS 臺東縣	
10	WCKO 嘉義縣、ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮 縣、EGFH 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 WHP 臺中市、WHY 南投縣、 WCKO 嘉義縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣、ECS 臺東縣	新竹縣、苗栗縣、 雲林縣、嘉義縣、 臺東縣、嘉義市、 臺中市、臺南市
11	TAP 臺北市、ILA 宜 蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花 蓮 縣 、 EYUL 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 WHP 臺中市、WHY 南投縣 WCKO 嘉義縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣、ECS 臺東縣	

12	TAP 臺北市、WDJ 臺中市、ILA 宜蘭 縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 WHY 南投縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	
13	TAP 臺北市、ILA 宜 蘭縣、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 NJD 新竹縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	
14	TAP 臺北市、ILA 宜 蘭縣、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
15	TAP 臺北市、ILA 宜 蘭縣、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
16	TAP 臺北市、NTS 新 北市、WDJ 臺中市、 ILA 宜蘭縣、TWC 宜蘭縣、HWA 花蓮 縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 NTY 桃園市、HSN1 新竹市、 NJD 新竹縣、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	
17	TAP 臺北市、NTS 新 北市、ILA 宜蘭縣、 TWC 宜蘭縣、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、A024 新北市、 NTY 桃園市、HSN1 新竹市、 NJD 新竹縣、WHY 南投縣、 ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
18	TAP 臺北市、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	
19	TAP 臺北市、HWA 花蓮縣	TAP 臺北市、WHP 臺中市、 ILA 宜蘭縣、HWA 花蓮縣、 EGFH 花蓮縣、EYUL 花蓮縣	
20	TAP 臺北市	TAP 臺北市、ILA 宜蘭縣、 HWA 花蓮縣、EGFH 花蓮縣、 EYUL 花蓮縣	

5-9 運行速度測試

在地震預警應用中,即時資料管線的運行速度至關重要,因為每一秒的延遲都 可能影響預警的及時性。為了避免程式在資料處理過程中發生卡死或資源競爭,本 系統刻意將程式劃分為四個不同角色,分別運行在各自的 CPU 上,以降低延遲並 確保資料管線的順暢。如果未進行角色分割,當系統進行模型預測時,便可能錯過 新接收的波形資料,造成資料缺失並降低預測的準確性。

另外由於 Python 的執行速度相對較慢,盡量減少 Python 原生迴圈在大量資料處理的步驟中使用。為此,系統優先採用底層運行於 Fortran、C 和 C++ 的套件,如 Numpy 和 Scipy,以提升運算效率。此外,為了進一步優化處理速度,系統選擇了時間複雜度較低的演算法,以進一步縮短處理時間。

在氣象署的伺服器中, Earthworm 與本系統之間的波形資料延遲大約為 0.05 秒,由於模型一次可以預測 25 站的震度,預測所有 PWS 預估震度點 47 站需運 行2個批次,實際測得運行時間大約落在 0.3-0.5 秒之間,在一秒的時間內可以至 少輸出兩次震度預估報告,詳細的各個步驟時間請參照圖 5-7 所示。



圖 5-7:即時資料管線運行時間示意圖

5-10 即時資料管線部署

為了部署的便利性,本計劃使用 Docker 容器技術包裝環境,並將專案原始碼 上傳至 https://github.com/SeisBlue/TTSAM_Realtime,即時資料管線已於 2024/11/13 將即時資料管線部署至氣象署中(圖 5-8),完成初步測試可以運行。



圖 5-8:於 2024/11/13 在氣象署安裝測試

六、未來規劃

我們在本期計畫結果發現,將場址效應參數 Vs30 加入訓練資料後模型效能有 顯著改善,代表可能在訓練資料 P 波後 10 秒內,並沒有辨法提供足夠的資訊給 模型判斷正確的震度。在波傳過程中影響震度的因素有三個:震源、路徑與場址效 應,如果照此方向可以在未來加入其他資訊給模型,可能會有辦法持續改善模型的 效能。

即時資料管線的網頁顯示未來可以在增加許多功能,如歷史事件回放等,未來 也可以設計讓模型持續學習的資料管線,讓整體流程更加自動化。

七、參考文獻

- Allen, R. M., & Melgar, D. (2019). Earthquake early warning: Advances, scientific challenges, and societal needs. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 47, 361-388.
- Chen, D., Hsiao, N. & Wu, Y. (2015). The Earthworm Based Earthquake Alarm Reporting System in TaiwanThe Earthworm Based Earthquake Alarm Reporting in Taiwan. Bulletin of the Seismological Society of America, 105(2A), 568–579. https://doi.org/10.1785/0120140147
- Kriegerowski, M., Petersen, G. M., Vasyura-Bathke, H., & Ohrnberger, M. (2019). A deep convolutional neural network for localization of clustered earthquakes based on multistation full waveforms. *Seismological Research Letters*, 90(2A), 510-516.
- Lee, C. T. and B. R. Tsai, 2008: Mapping Vs30 in Taiwan. Terr. Atmos. Ocean. Sci., 19, 671-682, doi: 10.3319/TAO.2008.19.6.671(PT)
- Lomax, A., Michelini, A., & Jozinović, D. (2019). An investigation of rapid earthquake characterization using single-station waveforms and a convolutional neural network. *Seismological Research Letters*, *90*(2A), 517-529.
- Mousavi, S. M., & Beroza, G. C. (2020). A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation. *Geophysical Research Letters*, 47(1), e2019GL085976.
- Mousavi, S. M., & Beroza, G. C. (2019). Bayesian-deep-learning estimation of earthquake location from single-station observations. *arXiv* preprint *arXiv:1912.01144*.
- Münchmeyer, J., Bindi, D., Leser, U., & Tilmann, F. (2021). The transformer earthquake alerting model: A new versatile approach to earthquake early warning. *Geophysical Journal International*, 225(1), 646-656.
- Otake, R., Kurima, J., Goto, H., & Sawada, S. (2020). Deep learning model for spatial interpolation of real-time seismic intensity. *Seismological Society of America*, 91(6), 3433-3443.
- Wu, Y. M., Teng, T. L., Shin, T. C., & Hsiao, N. C. (2003). Relationship between peak ground acceleration, peak ground velocity, and intensity in Taiwan. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93(1), 386-396.
- 郭俊翔、林哲民、章順強、溫國樑與謝宏灝 (2017)。《台灣強震測站場址資料庫》。 國家地震工程研究中心。
- 趙英傑 (2016)。《超圖解物聯網 IoT 實作入門:使用 JavaScript/Node.JS/Arduino / Raspberry Pi/ESP8266/Espruino》。旗標出版社。

附錄一、預估震度參考點

network	station	station_zh	longitude	latitude	elevation
CWB_SMT	ТАР	臺北地震站	121.514	25.038	16
TSMIP	A024	板橋地震站	121.475	25.019	14
CWASN	NTS	淡水地震站	121.449	25.164	15
CWASN	TIPB	雙溪地震站	121.826	24.972	399
CWASN	NOU	基隆地震站	121.773	25.149	16
CWB_SMT	NTY	桃園地震站	121.298	25.000	93
CWASN	NCU	中壢地震站	121.187	24.967	131
TSMIP	B011	大溪地震站	121.286	24.884	117
CWASN	HSN1	新竹地震站	121.018	24.779	91
CWASN	HSN	竹北地震站	121.014	24.828	31
CWASN	NJD	竹東地震站	121.088	24.736	131
TSMIP	B131	苗栗地震站	120.826	24.565	50
CWB_SMT	TWQ1	鯉魚潭地震 站	120.781	24.346	286
TSMIP	B045	獅潭地震站	120.9206	24.5399	201
CWASN	TCU	臺中地震站	120.684	24.146	89
CWASN	WDJ	大甲地震站	120.640	24.348	99
CWA	WHP	烏石坑地震 站	120.946	24.278	934
CWB_SMT	WNT1	南投地震站	120.680	23.907	118
CWASN	WPL	埔里地震站	120.957	24.012	465
CWASN	WHY	信義地震站	120.853	23.696	495
CWASN	WCHH	彰化地震站	120.558	24.079	25
CWASN	WYL	員林地震站	120.580	23.960	33
CWASN	WDL	斗六地震站	120.539	23.715	52
CWASN	WSL	水林地震站	120.228	23.523	3

CWASN	CHY1	嘉義地震站	120.433	23.496	31
TSMIP	C095	太保地震站	23.46	120.29	10
CWASN	WCKO	番路地震站	120.605	23.439	233
CWASN	TAI	臺南地震站	120.205	22.993	19
TSMIP	C015	白河地震站	120.414	23.353	39
CWB_SMT	CHN1	楠西地震站	120.529	23.185	216
CWASN	KAU	前鎮地震站	22.5662	120.3157	1
CWASN	SCS	旗山地震站	120.494	22.885	70
CWASN	SPT	屏東地震站	120.496	22.677	29
CWASN	HEN	恆春地震站	120.746	22.004	26
CWASN	SSD	三地門地震 站	120.640	22.744	148
CWASN	ILA	宜蘭地震站	121.756	24.764	11
CWB_SMT	TWC	蘇澳地震站	121.860	24.608	33
CWB_SMT	ENT	牛鬥地震站	121.574	24.638	252
CWASN	HWA	花蓮地震站	121.613	23.975	18
CWASN	EGFH	光復地震站	121.427	23.669	126
CWASN	EYUL	玉里地震站	121.319	23.347	138
CWASN	TTN	臺東地震站	121.155	22.752	12
CWASN	ECS	池上地震站	121.219	23.095	286
CWASN	TAWH	大武地震站	120.888	22.340	24
CWASN	PNG	馬公地震站	119.564	23.565	10
CWASN	KNM	金門地震站	118.289	24.407	31
CWASN	MSU	馬祖地震站	119.923	26.169	85

子計畫二

整合近即時地震參數解算提升區域型地震預警系統之 時效與準確度

黄信樺 郭俊翔 黄奕昇

中華民國地球物理學會

摘要

區域型地震預警系統—即利用最早收到地震 P 波訊號的少數測站對地震規模 及後續較具災害性之 S 波震幅大小進行快速的預判—是現今地震防、減災最主要 與唯一可行的方法。其過程包括震源參數的解算(如規模、位置)與震度(即地動程度) 的預估兩部分。臺灣現行區域型地震預警系統對於島內地震的平均發報時間約在 16秒左右;島外地震則約23秒。若要再進一步提升效能,其中一個關鍵是加入更進 階的震源參數來描述地震複雜的破裂過程,提高地動預估的精準度,例如近年的數 個中大型地震中(如2016年美濃地震與2018年花蓮地震),都發現強烈的破裂方向性, 會造成局部地區超出預期的震度與破壞。本計畫的目標即在發展與提供快速穩定 近即時的破裂方向性估算,提升強地動的預估能力,降低預警時盲區的發生。在計 劃的前半年,我們對自主開發的方向性線源近場地動反演法接續測試了許多地動 模型可調的參數,包括震源機制型態以及最大地動速度(Peak Ground Velocity, PGV) 的場址修正和預估式,發現震源機制對預估的結果影響甚微,使用 PGV 或 PGA 的 表現相當,可著手開始導入實際的系統測試。我們在後半年平行開發測試資料同化 (Data Assimilation)在即時地動預估修正的應用,成果相當正面,例如像今年0403花 蓮大地震在臺北地區的震度低估情形,資料同化能在規模低估時對地動值達到近 即時的快速校正,在20秒左右發佈警報。搭配方向線源近場地動反演法,未來可幫 助新一代預警系統提升對震源與地動預估的精準度,降低盲區的發生。

關鍵字:地震預警、地震破裂方向性、地動放大效應、強地動警報、資料同化

Abstract

Regional earthquake early warning system (EEWS), which utilizes P-wave signals recorded by first few stations to rapidly estimate the earthquake magnitude and upcoming large S-wave shaking, is the primary means to mitigate earthquake hazards nowadays. Two main components of the system are estimation of source parameters (e.g. magnitude

and location) and prediction of intensity (i.e. shaking levels). Currently, Taiwan EEWS can issue reports within 16 s and 23 s for inland and offshore events, respectively. To further the performance, one of the keys is to obtain fast and robust information on source parameters for increasing accuracy of ground motion prediction. One of such source parameters is the rupture directivity, which has been widely observed a number of recent earthquakes with M_L>6 (e.g. 2016 Meinong earthquake and 2018 Hualien earthquake) and caused directional strong shaking and unexpected damage. The objective of the project is to estimate and provide fast and robust source parameters (e.g. earthquake location and rupture direction) to improve the accuracy of the EEW alerts and reduce the blind zones. In the first half of the project this year, we tested and found the effect of focal mechanism and of using the peak ground velocity (PGV) for our developed line-source near-field ground motion inversion method is insignificant. The method is now ready for testing on the EEW system. In the second half of the project, we begun testing and applying Data Assimilation (DA) method in near-real-time ground motion prediction. The results are encouraging showing even in cases of magnitude underestimation, DA can rapidly calibrate ground motion and issue accurate alerts, as demonstrated during the April 3 Hualien earthquake this year. The integration of directional line-source near-field ground motion inversion with DA-based ground motion prediction is expected to enhance the capabilities of the next-generation EEW system to issue more accurate alerts and reduce the occurrence of blind zones.

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

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(TSMIP)資料傳輸逐步的即時化。大量的即時資料加上近期 如機器學習(Machine learning, Kong et al., 2019)、資料同化(Data assimilation, Hoshiba and Aoki 2015; Furumura et al., 2019)等新興演算法進入地球科學領域,讓我們有機 會進一步提升地震預警的時效與準確度,協助建立新一代的地震預警系統。

在現行地震預警系統的時效上可以分成三個部分來探討。一是傳輸時間,由於 不論是前端的資料傳輸或後端對使用者發布訊息的傳輸時間主要取決於硬體設備 與通訊協定,以現今成熟的資訊設備與技術,能改進的空間已經相當有限。二是反 應時間,即自地震發生到第一個收到訊號的測站的時間,這部分只能依靠測站網的 密度,現行除少部分山區與外海,氣象署升級與建立的新一代即時傳輸測站網(Real time network),其測站密度的提高預計將可幫助縮短這部分的時間。第三部分則是 計算時間,預警系統的計算流程包括(1)地震定位、(2)地震規模估算、以及(3)以地 動衰減式預估目標場址的最大地動加速度(Peak Ground Acceleration, PGA)或震度 (Intensity),最後依據震度來發布警報。 在地震預警系統的流程中(圖一),地震定位為第一階段,本團隊在前期計畫已 發展並提出沃羅諾伊圖(Voronoi)分區網格搜尋法,來兼顧早期定位的時效與準確度, 改善現行預警系統幾何中心法(Chen et al., 2019)對外海的地震容易有較大誤差的問 題。目前已移轉至氣象署的預警系統中進行測試。第二階段的地震規模估算仍沿用 現行預警系統的Pd經驗式。而在第三階段的地動預估中,本團隊計畫開發與導入 非點源的震源特性(Finite source)參數—即破裂方向性(Rupture directivity)。特別近 年的數個中大型地震如 2016 年的美濃地震、2018 年的花蓮地震,以及 2022 年 9 月 18 日甫在縱谷南段發生的池上地震,皆展現強烈的破裂方向性(Jan et al., 2018; Huang and Huang, 2018),放大特定方位或局部地區的地動程度,因而造成超出預 期的震度與破壞(圖二。Lee et al., 2016)。為此,我們在前期計畫開發提出方向性線 源全空間近場地動反演的方式來直接求取方向性地動放大倍率函數,並結合新一 代的地動模型(Chao et al., 2020)進行計算,結果顯示能因應芮氏規模接近 7 的池上 地震,有效改進地動預估的能力(圖三)。

本年度的計畫在前半年對新採用的新一代地動模型(Chao et al., 2020)進行不同 參數的測試,並增加最大地動速度(PGV)的分析,與先前的最大地動加速度(PGA) 分析結果做比較。發現在破裂方向性估算與地動預估的表現上兩者相差不多。因此 因應氣象署新的震度分級,因可根據不同分級採取不同的計算。而在後半年開始測 試開發資料同化方法(Data assimilation)在地震預警時的即時地動預估上的應用。目 前測試成效良好,能在規模低估時對地動值達到近即時的快速校正,可避免像今年 0403 花蓮大地震在臺北地區因震度低估而沒有發出警報的情形發生。

由於期中報告已呈現過方向性線源全空間近場地動反演,期末報告將主要以 後續資料同化方法的結果為主。



圖一、研究計畫時程與規劃。(上)現行地震預警系統流程。(下)針對不同的環節

之研究目標;今年進行到第三階段(橘色區塊),將優化破裂方向性與地動衰減式的 整合與效能。



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



圖三、2022 年 9 月 18 日池上地震(b)傳統點源與(c)方向性線源的地動預估比較結

果。(a)為最終觀測三軸向量合 PGA 的分佈。(b)與(c)的左右分別為 20 秒的 PGA 預 估分佈與實際 vs.預估的 PGA 值散點圖。

二、資料收集與處理

本年度計畫在前半年測試與優化線源全空間近場地動反演法;後半年發展資料同化方法進行近即時的地動預估校正,期提升地動預估的精準度,進而降低預警盲區的發生。站在地震預警的角度,主要以潛在的致災地震為分析對象,故資料的選取以可能具有破裂方向性的中大型地震事件為主,篩選條件為(1)發震時間在2012-2022年間、(2)芮氏規模大於等於 6.0、(3)震源深度淺於 50 公里、(4)測站分布至少包覆兩個象限以上(空餘角小於 180 度)。篩選出 13 個事件,加上今年 4 月3 日的花蓮近海強震與 1999年的集集地震,共 15 筆資料,分佈如圖四所示。分析之測站以氣象署的 TSMIP 強震網為主,在 2012 年後約 540 站 (圖四)。

針對全空間近場地動反演法,所有測站資料皆轉換至加速度,對三軸分量進行 平方相加開根號(三軸向量合)後取每次計算時窗內的最大地動加速度值(PGA)來進 行地動的內插和分析。近場地動資料的半徑設定為 25 公里,此距離在 Jan et al. (2018)與前期計畫的測試下,無論是 P-alert 測站網還是氣象署 TSMIP 測站網都有 不錯的表現,故而沿用之。由於使用的新一代地動模型(Chao et al., 2020, 簡稱 Chao20)有許多可調變數,包括最大地動速度(PGV)的預估式與場址修正,我們也進 行了 PGV 地動預估的分析,與 PGA 的結果做比較。

在資料同化方法(Data assimilation)的分析上,資料處理的方式皆相同,唯一不同的是資料同化直接使用測站上的 PGA,而非內插到平均網格後的 PGA。這主要是因為初期程式開發上的便利性,未來可進一步改寫成以內插資料進行計算,讓兩個方法保持資料格式與使用的一致。



圖四、本計劃所選用 2012-2022 年芮氏規模(M_L)大於 6.0 以上的地震事件分佈, 經條件篩選共 13 筆(星號)。顏色代表震源深度。黑色三角形為氣象署有即時資料 傳輸的測站分佈。

三、研究方法

3.1 方向性線源全空間近場地動反演與 Chao20 地動模型

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

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

(1)

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

基於此方向性函數,我們發展了一套利用全空間的近場地動分布來進行方向 性震源參數反演的方法。首先定義誤差函數 < 定義為震央距 25 公里內去平均的觀 測地動值與去平均的理論地動值(得自式 2)乘上 Cd 得到具破裂方向性的理論地動 值分佈

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

(2)

最小化其與即時資料每秒內插出來的觀測地動值的差值,得到最佳的破裂速度比 值 ⁽²⁾與破裂方向 ⁽²⁾(圖五 c),再套回 Cd,乘上任意的地動模型,便可進行遠場的地 動預估與擬合。我們這邊採用的是 Chao20 模型,詳述如下節。

另外,為因應如 2022 年池上地震有相當斷層長度的大地震(圖三),我們加入 有限斷層(Finite source)的考量,改良為線源的全空間近場地動反演,計算流程如下:

- (1) 將預警系統在地震定位階段給出的 M_{Pd} 套入規模-斷層長度經驗式(Wells and Coppersmith, 1994),得到斷層長度 L。
- (2) 除搜尋破裂方向(𝒴)與破裂速度比值(𝒷)外,增加搜尋單向破裂比例(e)。
- (3)進行全空間近場地動擬合(公式 2)。擬合時以破裂方向♥為斷層走向,依單向破裂比例 e 分配斷層 L 在震源兩側的長度,再將公式 2 的震源距 r 改為最短斷層 距(圖六)來計算 PGA。
- (4) 由近場地動值擬合得到之最佳參數(♥, α, e),同樣透過公式2來預估遠場PGA, 與最終實際觀測之PGA做比較。

如圖三 c 所示,方向性線源因為實際考慮了斷層長度,能更好地預估玉里一帶 的高地動值,整體不管在空間分佈上還是數值比較上都與觀測地動值更為接近。



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

3.2 Chao20 地動模型之簡介

數年前國研院國家地震工程研究中心執行「臺灣地震危害高階模型計畫 (SSHAC Level 3)」,為符合國際最新研究趨勢與地震危害度分析需求,在該計畫下 建立臺灣本土的地動資料庫並採用最新分析技術,開發了兩組符合臺灣區域特性 的地震動模型(GMM),分別為 Phung et al. (2020a; 2020b)和 Chao et al. (2020)。這 些新一代的地動模型有更多細分可調的參數,例如依孕震構造特性將地震分為三 大類,分別為地殼地震(Crustal)、隱沒帶板塊間地震(Subduction interface)、隱沒帶 板塊內地震(Subduction intraslab)。可根據旗標(flag)的切換來選擇不同震源機制與 震源種類,包括逆斷層($F_{cr,ro}$)、正斷層($F_{cr,no}$)、走向斷層($F_{cr,ss}$)、隱沒帶板塊間($F_{sb,intra}$)、主震或餘震(F_{as})、琉球或馬尼拉隱沒帶(F_{manila})等選項;也 有旗標可選擇不同方式得到的場址條件($F_{measured}; F_{geology}; F_{seismic}$)。

我們採用 Chao20 模型來與發展之方向性線源反演進行地動預估的計算與分析。震源參數選擇地殼地震、場址修正選擇使用 Vs30 參數來反應地震動的放大效應。場址參數 Vs30 由過去研究成果(Kuo et al. 2012; Chen et al. 2020)空間內插而得。 並在此報告中測試震源機制類型與改採 PGV 對結果的影響。

3.3 資料同化(Data assimilation)與卡爾曼濾波器(Kalman Filter)

資料同化為一利用即時接收的動態資料來對數值模型預測進行即時修正以達 到更精確預估值的方法(Lahoz and Schneider, 2014)。這在大氣模擬進行天氣預測的 領域已經是相當主流與重要的技術。在近年也開始使用在海嘯(Maeda et al., 2015; Wang et al., 2017)與地震預警方面(Hoshiba and Aoki 2015; Furumura et al., 2019)。如 圖六所示, Hoshiba et al. (2021)將資料同化方法應用到地震預警的地動預估中,當 已知震源位置並假設一地下速度模型,我們可以透過震波數值模擬來模擬下個時 間點的地震波波場(圖六左欄),但由於假設之速度模型並非真實,且有複雜的場址 效應加成,模擬的波場與實際紀錄到在每個測站上的震幅/波形(圖六右欄)會有所 差異。因此,資料同化的精神是利用即時收到的資料對模擬的結果進行校正後,在 進行下一步的模擬,這樣下一步的模擬就會更加精確。可由下列公式表示

$$\boldsymbol{u}^{a}_{n} = \boldsymbol{u}^{b}_{n} + \boldsymbol{W} \big(\boldsymbol{v}_{n} - \boldsymbol{H} \boldsymbol{u}^{b}_{n} \big)$$

(3)

其中¹⁴和¹⁴,分別為經資料校正前與校正後的模擬波場;¹為即時的觀測資料;W 與 H 則是權重矩陣與資料矩陣,前者用於控制模擬波場與真實觀測資料合併的權 重,後者則是將在測站上的離散的觀測點內插到模擬波場格點上的轉換矩陣。



圖六、資料同化於地震波場模擬應用的流程圖。隨著時間點的推移(tn-2 到 tn),模擬

的波場 u^b 會與觀測資料 v 經公式 3 同化為新的校正波場 u^a,再進行下一步的模擬, 藉此提高模擬的精確度。

在公式 3 中,如何決定權重矩陣 W 是重要的關鍵。當 W 使用卡爾曼增值 (Kalman gain)公式來求得時,我們稱之為卡爾曼濾波法(Kalman filter method, Kalman, 1960)。卡爾曼濾波器(Kalman Filter,以下簡稱 KF)具有高效的計算能力和 簡潔的遞迴特性,因此廣泛應用於資料同化(Data assimilation)中。由於 Hoshiba et al. (2021)的方法需要進行地震波的數值模擬,不只耗時且精確度受制於三維地下速 度模型的精確度,對於實際分秒必爭的地震預警有諸多限制,加之臺灣的幅員比日 本更小,需要更快的預警時效。因此本研究的目標是改以地動預估式取代震波模擬, 開發建立一套更便捷快速的資料同化方法,透過 KF 在固定時間間隔(每秒執行一 次)更新地動預估式(Ground Motion Prediction Equation, GMPE)的係數,使用即時 觀測數據來進行地動預估的快速校正、提升其精確度。

由於 KF 是針對線性系統的最佳解,本研究採用以下線性方程式作為地動預估式:

ln PGA = $a_1 (\ln R)^2 + a_1 \ln R + b \ln(\frac{V_{s30}}{760}) + c_1 \cos \theta + c_2 \sin \theta + d$ (4)

其中,R表示震源距(Hypocenter distance), V_{s30} 為近地表30公尺的平均剪力波速度 (Kuo et al., 2012), θ 為震源至各測站之方位角(以北方為0°,順時針為正)。係數 a_1 、 a_2 反映了強地動隨著距離衰減的效應;係數b與場址效應相關; c_1 、 c_2 反映了破裂方向在不同方位角的影響,而d則為常數項。

KF 包含兩個階段:「模型預測」和「觀測更新」。在模型預測階段,透過動態 模型(Dynamic Model),可以將前一時刻的係數向量 $x_{t-1}=(a_1, a_2, b, c_1, c_2, d)_{t-1}^T$ 用來 估計當前時刻的係數向量 x_t 及其共變異數矩陣 P_t ,如下所示:

$$x_{t}^{-} = Ax_{t-1} + Bu_{t-1}$$
(5)
$$P_{t}^{-} = AP_{t-1}A^{T} + Q$$

(6)

其中,式(5)的 A 為動態模型矩陣,在此定為單位矩陣I₆,表示各係數隨時間保持 不變; Bu_{t-1}為控制項(視需求而定),此處不使用控制項。式(6)中的 Q 為過程共 變異數矩陣,用於表示各項係數在逐秒估計過程中的準確性,使用者可以根據需求 調整其不確定性大小。

在觀測更新階段,使用測站觀測到的 PGA 用來更新地動預估式的各項係數 x_t 以及係數共變異數矩陣 P_t 。這一過程的更新公式包括:

$$\mathbf{x}_{t} = \mathbf{x}_{t}^{-} + \mathbf{K}_{t}(\mathbf{z}_{t} - \mathbf{H}\mathbf{x}_{t}^{-})$$
(7)
$$\mathbf{P}_{t} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{t}\mathbf{H})\mathbf{P}_{t}^{-}$$
(8)

$$\mathbf{K}_{t} = \mathbf{P}_{t}^{-}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}(\mathbf{H}\mathbf{P}_{t}^{-}\mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \mathbf{R})^{-1}$$

(9)

在公式(7)中, z_t 為測站在第 t 秒的 PGA。在地震破裂過程中,近場測站通常會先達 到 PGA。因此,本研究在每秒更新時,基於 2 km/s 的傳播速率作為閾值來選取觀 測值。例如,在第 10 秒時,使用震源距小於 10×2=20 km 內的測站觀測到的 PGA 值作為 z_t 。而 Hx_t 代表這些測站根據係數 x_t 計算出的預測 PGA 值。在公式(9)中, 卡爾曼增益 K_t 同時考慮了觀測誤差的共變異數矩陣 R 和係數共變異數矩陣 P_t , 用來調整觀測值和預測值之間的權重,從而平衡兩者。根據計算出的卡爾曼增益, 會修正預測係數 x_t 成為更新後的 x_t ,並根據公式(8)更新係數的誤差共變異數矩陣 P_t 。

最終,我們可以利用更新係數後的地動預估式預估所有測站最終的 PGA 結果。 從而利用資料同化的方式來提升遠場地動值的準確性。

四、結果與討論

我們在章節 4.1 整理摘要期中報告時的重點,並在 4.2 章節主要呈現後半年開 發資料同化地動校正方法的成果。

4.1 Chao20 地動模型參數測試與影響

在方向性線源的近場地動反演中,在搭配使用之 Chao20 地動模型所選取的參 數為地殼內的走向斷層(Fcr,ss)、主震、以及搭配 Vs30 場址修正。由於分析的皆為中 大型地震,主震是合理的選擇。走向斷層的選擇一開始是為了對應線源的模擬,但 確有商權的空間。因此,我們嘗試改成地殼內的逆斷層(Fcr,ro)來進行一樣的分析比 較。圖七為挑選的四個事件的比較結果,可以看到地動預估的結果幾乎沒有差別。 我們推測 Chao20 的模型雖然有區分不同震源機制求取不同的係數,但可能因為地 震波波傳的衰減與散射大幅減低了震源輻射效應(Radiation pattern)的特徵,故而差 異基微。



圖七、挑選之四個地震事件以逆斷層與走向斷層參數進行地動預估的比較。 (a)2023/6/2 南投地震、(b)2013/10/21 瑞穗地震、(c)2016/2/5 美濃地震與(d)2022/9/18 池上地震。

另外,由於過去分析一直以 PGA 為主。但因為新採用的 Chao20 地動模型有 包括最大地動速度(PGV)的預估式與場址修正參數,我們也對全部 13 個事件進行 了 PGV 的地動預估分析,來與 PGA 的結果比較。我們以 20 秒的結果來比較,整 理於表一。可以看到雖有少數的事件 PGV 有明顯較佳的結果,但在大多數的事件 中兩者的預估誤差(ME)相去不遠,破裂方向性也多在 20 度以內。以 2013 年的瑞 穗地震和 2022 年的池上地震為例(圖八),都可以看到在考慮破裂方向性與線源擬 合之後,不管是 PGA 還是 PGV 預估的地動分佈都有捕捉到實際地動觀測值的方 向性變化。此分析也驗證了 PGV 地動分析的可行性,加上因應氣象署新制的震度 分級,未來或可採並行或根據分級採用 PGA 與 PGV 的地動預估結果。

表一、全部地震事件的 PGA 與 PGV 的破裂方向性分析與預估誤值(ME)比較。

Frank	Lon	Lat	Depth	Mw_BATS		PGA	20s_cor		PGV_20s_cor			
Event					rv	e	dir.	ME	rv	e	dir.	ME
201202260235	120.755	22.752	26.31	5.87	0.9	1	340	1.41	0.55	1	345	0.41
201303270203	121.053	23.902	19.43	5.95	0.9	1	270	0.59	0.5	0.8	255	0.73
201306020543	120.974	23.862	14.54	6.23	0.7	0.8	210	0.54	0.55	0.7	210	0.62
201310311202	121.349	23.566	14.98	6.15	0.5	1	20	0.56	0.7	1	30	0.52
201602051957	120.544	22.922	14.64	6.39	0.6	1	0	0.45	0.7	1	320	0.48
201904180501	121.559	24.054	20.33	6.14	0	0.8	240	1.03	0.5	0.2	115	0.69
202104181414	121.48	23.859	14.42	5.85	0.4	1	190	0.65	0.55	1	220	0.69
202203222029	121.43	23.419	22.57	5.91	0.9	1	150	0.47	0.55	1	185	0.53
202206200105	121.454	23.686	7	6.05	0.5	0	10	0.47	0.5	0.5	120	0.44
202209171341	121.161	23.084	8.61	6.53	0	0.8	220	0.4	0.5	1	215	0.48
202209180519	121.182	23.131	12.13	5.64	0.7	1	10	0.45	0.5	0.8	30	0.5
202209180644	121.196	23.137	7.81	7	0.5	1	20	0.45	0.5	0.7	15	0.48
202209190207	121.3	23.441	13.38	5.55	0.5	0.2	70	0.81	0.5	0.2	125	0.65



圖八、PGA 與 PGV 的方向性線源地動預估分佈結果與實際觀測之比較。(a, b) 2013/10/31 瑞穗地震 PGA 與 PGV 的結果;(c, d)2022/9/18 池上地震 PGA 與 PGV

的結果。

4.2 卡爾曼濾波器(Kalman Filter)在地動預估即時校正之成效

我們以地動預估式(式 4)來作為卡爾曼濾波器的線性方程式,除使用基本的距離平方與距離衰減係數 a1 與 a2,並加入 Chao20 模型裡的 Vs30 修正項與係數 b 外, 最特別的是為了模擬破裂方向性函數的特徵,加入了 cos 與 sin 函數項,其係數 cl 和 c2 的比值可代表破裂方向,其平方和可代表破裂強度。藉此我們建立了可包含 震源破裂特性與場址效應的地動預估式來取代繁複耗時的震波數值模擬,經由資 料同化的迭代步驟(章節 3.3),可透過即時的觀測資料來達到動態校正地動預估的 功效。

以 2016/02/06 美濃地震為例,圖九呈現了資料同化即時校正的地動預估值與 觀測地動值的三種對比結果。首先從觀測地動值的分佈來看(黑點),當地震發生明 顯的破裂方向性時,由於位於破裂方向前方的地動值會放大、位於後方的地動值會 減弱(圖九 a 下),因此會出現類似分岔的情形(圖九 a 上、中)。當只用傳統點源的 方式去做地動值的預估時(藍點),不管是用過去參數較簡易的地動衰減式或是新一 代參數較複雜全面的地動模型(如 Chao20 模型),在沒有加入震源破裂參數時都是 無法預估這樣的地動分佈的。但當使用資料同化的動態校正預估時(圖九 c),可以 看到地動預估值(紅點)逐漸透過即時進來的進場地動資料(綠點)學習捕抓到整體的 分岔趨勢,進而精準預估出遠場地動的數值。從中、下排的結果可以清楚看到約在 20 秒之後,分叉的情形與方向性的變化就逐步被弭平了。

特別值得一提的是,為了模擬實際可能發生在前幾報地震預警的規模低估的 問題,資料同化的預估實際上是從規模小0.5 開始的,可以看到圖九b上與圖九a 上的藍、紅點都是整體偏低的。但透過一開始收到的數個觀測值(綠點),資料同化 可以很快的將預估值給拉回來!圖十則是地動觀測值(圖十 a)與點源(圖十 b)和資 料同化地動預估值(圖十 c)的空間分佈比較。在測站上的地動值皆以轉換到氣象署 新的震度分級做呈現。可以看到資料同化比之點源的預估更加準確,特別是由向北 的破裂方向性所貢獻的西南部平原放大效應。破裂方向也在 20 到 25 秒左右趨於 穩定(黑色箭頭)。

圖十一和十二是 2022/09/18 池上地震資料同化的地動預估結果。雖然因為靠 海缺乏了東邊象限的地動資料,不像美濃地震這麼明顯,但同樣可以看到觀測地動 值分開的情形。同樣地,從規模低估 0.5 開始,在 20 到 25 秒左右,資料同化就很 快地將地動預估值修正到正確的大小,並且很好地補抓到地動值分開成兩群的特 徵。從方向性的變化來看(圖十一下),雖然在方位角 200-350 度的區間有些更小尺 度的方向性變化沒有被消除,但總體因方向性造成的 180 度變化在 20 秒左右就被 很好地預估到並弭平了。從圖十二的空間分佈圖也可以看到,與點源的預估分佈相 比(圖十二b),資料同化的預估結果(如 25 秒)更好的預估到北臺灣桃園、臺北和宜 蘭一帶局部達震度 4 的高地動值。此外,由於目前我們所建立的地動預估式尚無 法將有限斷層的線源特性納入,因此對於近場玉里一帶的高地動值,可能方向性線 源近場地動反演法能預估的更好。 我們接著將資料同化的方法應用到今年 2024/04/03 的花蓮大地震(圖十三和十四)。雖然震央更靠岸邊而有一大部分的方位角沒有資料,圖十三下仍然能看到因破裂方向性造成的 180 度方向性變化。在資料同化 20 秒之後就被消除了。從觀測 與預估地動值一對一的對比圖(圖十三 b),可以看到這個地震的斜率很特別,並沒 有很好地落在 Chao20 模型點源預測一比一的線上(前兩個地震大致落在一比一的 線上),但在資料同化的過程中(圖十三 b-e 中),由於我們的地動預估式(式 4)是包 含衰減係數在即時動態修正的,可以看到連同規模低估的問題,在 25 秒左右就都 被修正回來了!再一次驗證資料同化的成效。若能有準確的地動預估,就能降低像 這次臺北地區沒有發出警報的情況再次發生。從圖十四的地動分佈也可以看到,臺 北的震度在 20 到 25 秒就全部達到震度 4 了。

另外特別提醒一下,這邊點源預估的比較都是以正確的地震規模去做預估,屬 於理想的狀態,若有規模低估的情形發生,則點源的地動預估會出現大範圍低估且 無法隨時間修正的狀況。



圖九、2016/02/06 美濃地震即時資料同化地動校正結果。(a)Chao20 地動模型點源 地動預估結果(藍點);(b-e)卡爾曼濾波器分別在15、20、25、30秒的地動預估結果 (紅點)。上、中、下排分別代表觀測地動值(黑點)與預估地動值隨距離、一對一、 與隨方位角的地動差值變化。上排綠點為卡爾曼濾波器隨時間使用的即時觀測資 料,下排紅線為沒有方向性變化的參考線。



圖十、2016/02/06 美濃地震即時資料同化地動分布圖。(a)與(b)分別是最終觀測地 動值與點源地動預估值分布。(c)為資料同化在 15 到 40 秒每 5 秒的地動預估值分 佈變化。藍色虛線為假設 S 波 2 km/s 的水平傳播速度的波前位置,在虛線內的觀 測值會被納入資料同化(即圖九中的綠點)的計算。黑色箭頭則是經由係數 c1 和 c2 比值所計算出來的破裂方向性。



圖十一、2022/09/18 池上地震即時資料同化地動校正結果。(a)Chao20 地動模型點 源地動預估結果(藍點);(b-e)卡爾曼濾波器分別在15、20、25、30 秒的地動預估結 果(紅點)。上、中、下排分別代表觀測地動值(黑點)與預估地動值隨距離、一對一、 與隨方位角的地動差值變化。上排綠點為卡爾曼濾波器隨時間使用的即時觀測資 料,下排紅線為沒有方向性變化的參考線。



圖十二、2022/09/18 池上地震即時資料同化地動分布圖。(a)與(b)分別是最終觀測 地動值與點源地動預估值分布。(c)為資料同化在 15 到 40 秒每 5 秒的地動預估值 分佈變化。藍色虛線為假設 S 波 2 km/s 的水平傳播速度的波前位置,在虛線內的 觀測值會被納入資料同化(即圖十一中的綠點)的計算。黑色箭頭則是經由係數 c1 和 c2 比值所計算出來的破裂方向性。



圖十三、2024/04/03 花蓮地震即時資料同化地動校正結果。(a)Chao20 地動模型點 源地動預估結果(藍點);(b-e)卡爾曼濾波器分別在15、20、25、30 秒的地動預估結 果(紅點)。上、中、下排分別代表觀測地動值(黑點)與預估地動值隨距離、一對一、 與隨方位角的地動差值變化。上排綠點為卡爾曼濾波器隨時間使用的即時觀測資 料,下排紅線為沒有方向性變化的參考線。



圖十四、2024/04/03 花蓮地震即時資料同化地動分布圖。(a)與(b)分別是最終觀測 地動值與點源地動預估值分布。(c)為資料同化在 15 到 40 秒每 5 秒的地動預估值 分佈變化。藍色虛線為假設 S 波 2 km/s 的水平傳播速度的波前位置,在虛線內的 觀測值會被納入資料同化(即圖十三中的綠點)的計算。黑色箭頭則是經由係數 c1 和 c2 比值所計算出來的破裂方向性。

五、計畫成果與未來規劃

本年度計畫成果可分為二,第一部分是針對本團隊開發之方向性線源近場地 動反演法,測試新採用之 Chao20 地動模型的參數,發現震源機制型態的選擇對最 後地動的預估影響甚微(圖七)。並且新增了 PGV 的分析,發現雖有少數的事件 PGV 有明顯較佳的結果,但在大多數的事件中兩者的預估誤差(ME)相去不遠,破裂方 向性也多在 20 度以內(表一與圖八)。因應氣象署新制的震度分級,可採並行或根 據分級採用 PGA 與 PGV 的地動預估結果。這套方法可準備移轉到氣象署進行實 際的地震預警系統測試。

第二部份則是資料同化在地震預警地動預估上的應用。我們設計建立了一個 包含場址效應與破裂方向性的線性地動函式(式4),能透過卡爾曼濾波器的迭代更 新方法,利用即時觀測資料進行地動預估的動態校正,成果表現出色(圖九到十四)。 在即使是規模低估的情形,也能快速地修正回正確的地動趨勢,並且能捕抓到主要 的破裂方向性地動放大特徵。特別以今年 2024/04/03 花蓮強震為例,使用資料同 化方法能有效的避免臺北地區因為規模低估而沒有發送警報的情況。更難得的是, 即使在 Chao 模型有明顯斜率上的偏差時(圖十三 a),資料同化也能透過即時近來 的觀測資料做動態地衰減係數調整,這是使用固定的地動模型所做不到的。惟目前 資料同化方法尚無法加入線源的特性,在池上地震的例子裡,近場玉里一帶的高地 動值仍舊低估。是後續可以繼續發展改進的地方。

總結而言,將資料同化應用在動態地動預估上展現出相當大的優勢與潛力,結 合方向性線源近場地動反演法,相信能幫助新一代預警系統提升對震源特性與地 動預估的精準度,有效降低盲區的發生。

參考文獻

- Allen, P. M., P. Gasparini, O. Kamigaichi, and M. Bose (2009). The Status of Earthquake Early Warning around the World: An Introductory Overview. *Seismol. Res. Lett.*, 80(5), doi:10.1785/gssrl.80.5.682.
- Boatwright, J. (1982). A Dynamic Model for Far-field Acceleration. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 72(4), 1049-1068.
- Boatwright, J. (2007). The persistence of directivity in small earthquakes. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 97, 1850-1861.
- Chao, S.-H., B. Chiou, C.-C. Hsu, and P.-S. Lin (2020), A horizontal ground-motion model for crustal and subduction earthquakes in Taiwan. *Earthquake Spectra*, 36(2), 463–506
- Chen, C.-L., C.-H. Kuo, and X.-M. Lu (2020), Established Vs30 Grid Data for Taiwan Area by Weighted Kriging. NCREE Research, 12-15.
- Chen, D.-Y., T.-L. Lin, H.-C. Hsu, Y.-C. Hsu, and N.-C. Hsiao (2019). An approach to improve the performance of the earthquake early warning system for the 2018 Hualien earthquake in Taiwan. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.*, 30, 423-433, doi: 10.3319/TAO.2018.12.23.02
- Convertito, V., M. Caccavale, R. De Matteis, A. Emolo, D. Wald, and A. Zollo (2012). Fault extent estimation for near-real-time ground-shaking map computation purposes. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 102(2), 661–679. https://doi.org/10.1785/012010030.
- Furumura, T., T. Maeda, and A. Oba (2019). Early forecast of long-period ground motions via data assimilation of observed ground motions and wave propagation simulations. *Geophys. Res. Lett.*, 46, 138–147. <u>https://doi.org/10.1029/2018GL081163</u>.
- Hoshiba, M. and S. Aoki (2015). Numerical Shake Prediction for Earthquake Early Warning: Data Assimilation, Real-Time Shake Mapping, and Simulation of Wave Propagation. *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 105(3), 1324-1338.
- Hoshiba, M. (2021), Real-Time Prediction of Impending Ground Shaking: Review of Wavefield-Based (Ground-Motion-Based) Method for Earthquake Early Warning, *Front. Earth Sci.*, 9:722784. doi: 10.3389/feart.2021.722784.

Huang, M.-H. and H.-H. Huang (2018). The complexity of the 2018 Mw 6.4 Hualien

earthquake in east Taiwan. Geophys. Res. Lett., 45, 13, 249-13, 257.

- Jan, J. C., Huang, H.-H., Wu, Y.-M., Chen, C.-C., and Lin, C.-H. (2018). Near-real-time estimates on earthquake rupture directivity using near-field ground motion data from a dense low-cost seismic network. *Geophys. Res. Lett.*, 45, 7496–7503.
- Kalman, R. E. (1960), A new approach to linear filtering and prediction problems, *J. Basic Eng.*, 35–45.
- Kong, Q., D. T. Trugman, Z. E. Ross, M. J. Bianco, B. J. Meade, and P. Gerstoft (2019). Machine Learning in Seismology: Turning Data into Insights. *Seismol. Res. Lett.*, 90(1), doi:10.1785/0220180259.
- Kuo, C.-H., K.-L. Wen, H.-H. Hsieh, C.-M. Lin, T.-M. Chang, K.-W. Kuo (2012), Site classification and Vs30 estimation of free-field TSMIP stations using the logging data of EGDT. *Engineering Geology*, 129, 68–75. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2012.01.013.
- Lahoz, W. A. and P. Schneider (2014), Data assimilation: making sense of Earth Observation, *Front. Environmental Sci.*, 2, 16, 1-28.
- Lee, S.-J., T.-Y. Yeh, and Y.-Y. Lin (2016). Anomalously Large Ground Motion in the 2016 ML 6.6 Meinong, Taiwan, Earthquake: A Synergy Effect of Source Rupture and Site Amplification. *Seismol. Res. Lett.*, 87(6), doi:10.1785/0220160082.
- Maeda, T., K. Obara, M. Shinohara, T. Kanazawa, and K. Uehira (2015), Successive estimation of a tsunami wavefield without earthquake source data: A data assimilation approach toward real-time tsunami forecasting, *Geophys. Res. Lett.*, 42(19), 7923–7932, doi: <u>https://doi.org/10.1002/2015GL065588</u>.
- Phung, V.-B., C.-H. Loh, S.-H. Chao, B. S. J. Chiou, and B.-S. Huang (2020a), Ground motion prediction equation for crustal earthquakes in Taiwan. *Earthquake Spectra*, 36(4), 2129–2164.
- Phung, V.-B., C.-H. Loh, S.-H. Chao, and N. Abrahamson (2020b), Ground motion prediction equation for Taiwan subduction zone earthquakes. *Earthquake Spectra*, 36(3), 1331–1358.
- Wang, Y., Satake, K., Maeda, T., & Gusman, A. R. (2017), Green's function-based tsunami data assimilation: A fast data assimilation approach toward tsunami early warning. *Geophys. Res. Lett.*, 44, 10,282–10,289. https://doi.org/10.1002/2017GL075307
- Wells, D. L. and K. J. Coppersmith (1994), New Empirical Relationships among Magnitude, Rupture Length, Rupture Width, Rupture Area, and Surface Displacement, *Bull. Seismol. Soc.Am.*, 84(4), 974-1002.