

感測物聯網數據分析於防救災應用

IoT Sensor Data Analysis for Disaster Reduction Application

主管單位：國家災害防救科技中心

張子瑩¹ 蘇文瑞¹ 蔣佳峰¹
 Chang, Tzu-yin Su, Wen-Ray Chiang, Chia-Feng

周恆毅¹ 陳俊元¹
 Chou, Hen-I Chen, Jyun-Yuan

¹ 國家災害防救科技中心

摘要

本計畫主要進行災情感測監控及分析模組開發，運用水利署與縣市政府合作布建之淹水感測器，鄰近雨量站降雨量、CCTV 影像、以及地形地勢資訊，發展一套淹水災情感測監控模組，並結合行動化裝置即時推播功能，以利防災人員可即時監看淹水災情。另本年度持續對 2019 年分析淹水感測器與社群資料的比對，分析結果社群資料仍主要集中在人口密集區，因此在都市區有較詳細的災點資料，但在非人口稠密區，淹水災情仍仰賴淹水感測器的資訊回傳，才得以即時獲得災情資訊。另本年度針對現地 P-alert 地震儀，進行邊緣運算的數學模型建立，以推估地震發生當下是否會發送地震速報告警之建議，有助後端設備的動態擴充應用。

關鍵詞：災情、感測器、地震、邊緣運算

Abstract

The goal of project is the development of module which is with the function of monitoring flood intelligence and real time information pushed to mobile device for related staffs to monitor the flooding information. The sensors of reading flood height from water level gauges which are setup by the cooperation between Water Resources Agency and local governments, near-real time precipitation, CCTV images, and topography information around the water level gauges are adopted as the resources for the new module development. The comparison work of the flood information from water level gauges and social media will be conducted continually. The current discover is that the densely populated region is with good performance by using social media. However, for the sparsely populated area, the acquirement of flood intelligence still rely on water level gauges. Furthermore, this project will also intend to build the mathematic model of edge computing for using the in situ P-alert seismographs. And the system will give a probability of PWS issued evaluation report. It will be helpful for extending the dynamic application of central device.

Keywords : Disaster, IoT, Earthquake, Edge Computing

一、前言

106-109年政府執行前瞻計畫-建構民生公共物聯網，大量布建感測站以提供業務單位執法或業務操作使用，感測站所累計的數據，經由分析及搭配圖資、影像等，可有效進行災害防救歷程的監控，透過數據的分析應用，結合統計或機器學習模組，可輔助防救災的智慧化治理。

二、研究內容及成果

2.1 淹水災情感測監控模組

本年度研發淹水災情感測監控模組，主要以相關雨量站及淹水感測器監測數據為基礎，開發主動示警機制，管理者可以透過於災害情資網後台設定關注目標，依不同監測數據設定示警門檻，提供對應主題圖，將參考資訊即時標示於主題圖中，並提供查詢介面方便防救災人員線上查詢，同時以E-mail的方式主動通知相關單位人員，強化災防科技中心防救災資料加值服務，管理者也可以進行門檻的設定與監控。

淹水示警監測是以經濟部水利署及各縣市政府建置之即時自動化淹水感測站作為主要觀測依據，目前取得之淹水感測站約有1,600處。使用者可指定關注的淹水感測站，並設定觀測數據示警門檻。然而考量淹水感測站數據為系統自動監測，可能受到其他環境的因素影響，為避免淹水數據誤植而導致頻繁發送的情況，因此設計搭配氣象局QPESUMS 1小時雨量網格數據資料設定門檻，當淹水深度與1小時觀測雨量皆符合門檻時，才可顯示於對應的淹水示警主題圖中，供防災人員快速查看淹水情形與分布，研擬相對應措施，降低災害風險，避免災情擴大等情形。

災害情資網除了主動發布示警外，也開發淹水示警主題圖給防災人員即時觀察所關注各類型設施物是否有達到示警門檻，以便及時提出相對應之應變措施，如：調派抽水機、人員調動協助清理、評估後及時疏散等。淹水示警主題圖之淹水示警圖層提供篩選表單予防救災人員做即時查詢，有效達到監測效果。主題圖考量設施管理人員於災時的操作情境，提供電腦版(圖1)與手機版(圖2)的操作介面，以互動式操作概念，於表單中篩選關注目標的屬性條件，地圖依條件即時變動呈現。客製化圖層-淹水示警的表單提供示警模板、所在縣市、關注類型、關注子類型、淹水感測站等5種篩選條件，篩選已於後台設定示警門檻之關注目標。客製化圖層展示所使用的設定門檻有雨量網格(1小時累積雨量)與淹水感測站(淹水高度)，當兩者都數據達門檻後，關注目標才會展示於地圖中。

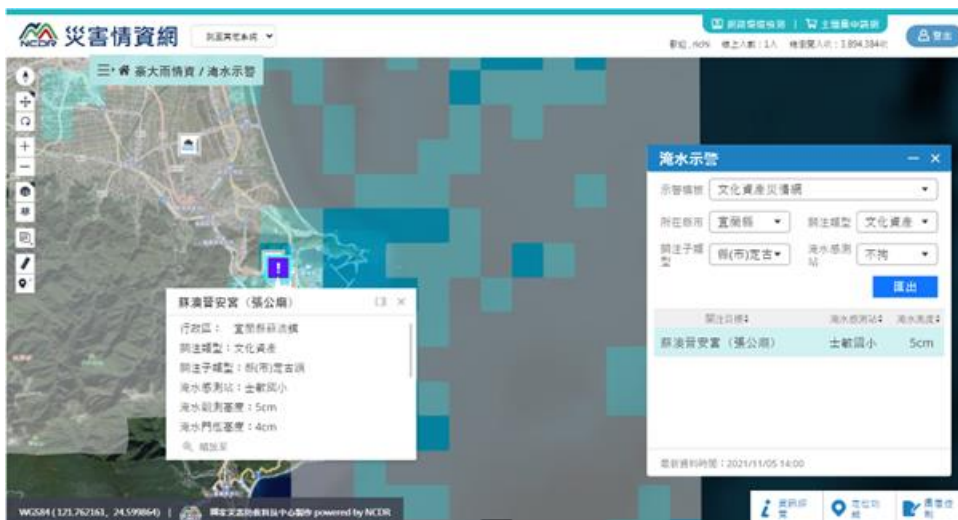


圖1 電腦版淹水示警主題圖



圖2 手機版淹水示警主題圖

1. 符合篩選條件的達示警門檻關注目標會以列表方式呈現於表單中。此外，達門檻之淹水高度觀測值也會一併條列，方便快速確認即時資訊。圖徵之資訊視窗提供示警目標之名稱、行政區、關注類型、關注子類型、淹水感測站、淹水觀測高度、淹水門檻高度、雨量網格 (1小時)觀測值、雨量網格 (1小時)門檻值、備註等。若使用表單當下，無符合篩選條件之達示警門檻關注目標，則匯出按鈕無法點選，且表單顯示「無達警戒之關注目標」(圖3)。



圖3 淹水示警圖層表單篩選結果

2. 淹水示警圖層外，主題圖套疊全臺雨量網格、淹水感測站，以及5個CCTV圖層(包含高速公路局、公路總局、水土保持局、水利署、文化資產局等)做互動展示與監控參考。舉例來說，若宜蘭縣政府管理者，透過示警表單篩選所負責之關注子類型後，發現目前「蘇澳晉安宮(張公廟)」達淹水示警門檻。使用者可以開啟鄰近之公路總局的CCTV(錯誤! 找不到參照來源。)，確認周邊的淹水情況，即時掌握淹水情資，以利更迅速的災後應變決策。



圖4 淹水示警主題圖應用

2.2 淹水災情感測站分析

本研究基於社群網路與淹水感測器觀測資料進行結合，於強降雨、颱風等淹水災害事件時間區間，自民眾駐足之熱門社群網站，汲取相關留言內容，使用機器學習方式分

類災情相關文章、並從中擷取地理定位資訊，根據其留言時間與內容，觀察其空間與時間分布，其結果與淹水感測器回傳內容相互比對，除證實社群網路帶來之情報正確性與時效性外，亦能針對目前淹水感測器設置地點、設置數量進行評估。

本研究使用三個步驟進行社群資料與淹水感測器分析：1.根據社群網站文章(留言)變化，比對淹水感測器回傳資料時間，確認社群網路於淹水事件反應速度、2.根據留言內容依照詞頻計算分析，初步確認民眾討論內容並建立文字雲，可從中判定熱門討論地點，用以推估實際影響程度與地區，3.實際擷取有效性災情回報留言，根據文中提到之地理詞描述、留言時間等資訊，整合至電子地圖上，與當時回傳淹水感測站點進行比對，用以確認淹水感測器實際於民眾輿論中，是否在地理與時間上一致的反應。實際操作流程如圖5所示：

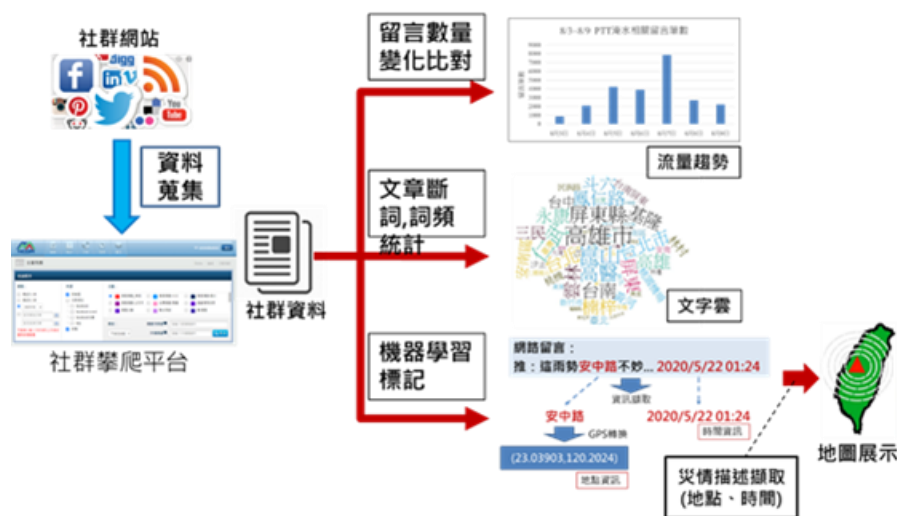


圖5 社群資料與淹水感測器分析實際操作流程圖

1. 本研究使用之時間範圍共三起：0722 豪雨 (108/7/22)、高雄地區淹水 (110/7/19~110/7/21)、盧碧颱風及後續豪雨 (110/8/3~110/8/10)，淹水感測資料來自資料服務平台-水利署淹水感測器，社群資料則透過本中心社群平台抓取上述三個時間區間文章，分別抓取3390、2000、23836筆留言資料，詳細資料分布如表1所示：

表1 三場事件社群留言數量

	0722 豪雨 (108/7/22)	高雄淹水 (110/7/19~7/21)	盧碧颱風 (110/8/3~8/10)
擷取留言數量	3,390	2,000	23,836
有效留言數量	50	106	206
比例	1.47%	5.3%	0.86%

根據後續將上述資料，進行分類/機器學習標記/人工定位等流程，以下依次說明使用方法與結果：

(1) 108年0722豪雨事件為例

本次事件根據民眾留言內容，大致集中於北部地區，相對於淹水感測器著重於中部地區而言，根據災害事件簿所示，本次災情多集中於台北市大安區，淹水感測器則相對社群輿論較無法具體展示其災情分布，社群輿論資料以中山、松山、中正與大安區，為主要討論地區，且最早之討論熱點，於降雨後一小時開始產生(16:04大安森林公園)。由於本次影響區域多屬未設置淹水感測器之區域，相較之下，社群輿論較能表現實際地理分布，以此事件作為社群資料輔助淹水感測器之實例，同時亦能在地圖上確認災情分布之時空間分布情形(圖6)。

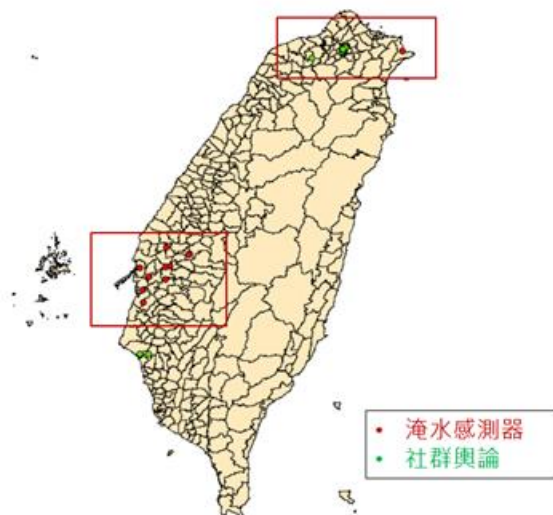
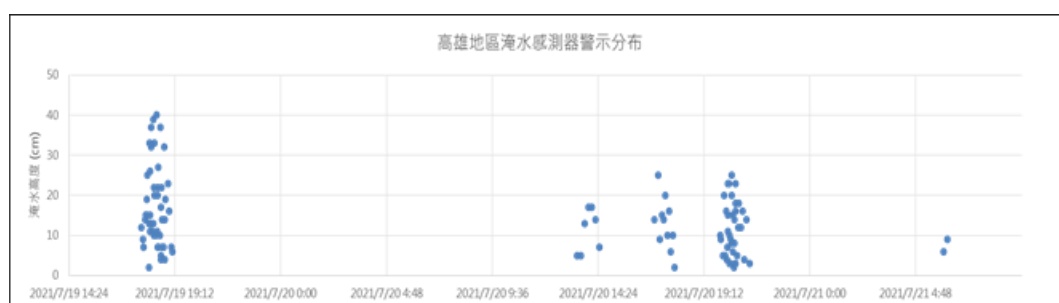


圖6 0722豪雨比較社群留言與感測器時空間分布

(2) 110年高雄淹水事件

今年的高雄淹水事件，根據淹水感測器在回報淹水的時間與深度時，我們將同時間帶的社群資料數量加以比較，在淹水相關的關鍵字過濾的前提下，以一小時為單位框選留言數量，可以觀察在有兩處的留言聲量可以與淹水感測器的回報情形相呼應(圖7)。

在本次時間帶於7/19、7/20晚間7點間，在民眾留言有顯著提升，感測器於同一時間亦有大量警示訊號回報，在事件早期階段可做一定程度的匹配，在時間判讀上，可證明其有效性。



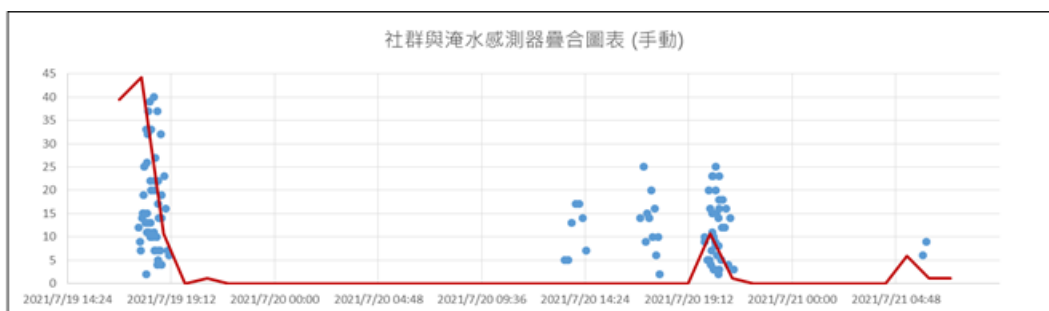


圖7 高雄淹水的例子案例

(3) 110年盧碧颱風期間

在110年盧碧颱風期間，相對於災情定位是較少的資料，因此採用文章詞頻分析與文字雲建立關鍵字的討論。

在文章初步分類後，我們參考tf-idf公式進行詞類統計：

$$W_{term} = \frac{f_{term} \times N}{N_{term \text{ in documents}}}, N = \text{Number of comments}$$

先經過斷詞處理、刪除常見通用字(Stopwords)後，以加權的方式計算所有詞類，將加權較高者之字詞製作成文字雲。以盧碧颱風期間為例，左圖為淹水相關文章文字雲分析結果，右圖為地理標記後地區分布(圖8)。左圖可作為後續攀爬平台過濾用關鍵字詞，助於提升搜尋文章之精準性，右圖可根據機器學習標記結果，判斷本次事件影響區域，除常見討論之六都外，此颱風亦對桃園地區帶來影響，有別於以往事件在社群輿論，多集中於雙北、高雄等地區，經統計後亦有多數討論於桃園區域。



圖8 盧碧颱風的文字雲分析

2.3 災防感測網資料分析及現地計算技術應用

1. 本年度依不同地點，利用深度學習模型探究所選宜蘭、雲林、高雄地點淹水的原因，並依據不同地點淹水的原因，建立並設計專屬的輕量化人工智慧模型，以利未來預測淹水的發生及淹水高度。根據過往研究可得知現階段預測淹水都需要花費不少的時間，而本研究使用三維卷積神經網路(3D-RBF-CNN)擷取時間、空間上的重要特徵值，再建立輕量的深度神經網路 (Deep Neural Network, DNN)模型用以淹水預測。

(1) 本研究的資料集

收集2019年11月2日至2021年5月31日之淹水感測器、降雨、潮汐、雷達回波圖、河川水位資料，及歷年淹水點位資料，其中淹水感測器、歷年淹水點位資料是用來找尋淹水時間與地點，潮汐資料、雷達回波圖是用來重建淹水地區的當時降雨環境，而河川資料則是用來了解淹水地區的排水能力。

(2) 模型預測的結果

把處理過後的資料放入3D-RBF-CNN進行訓練的結果，並且使用不同的標準來對模型做評估。在雲林、高雄，以及宜蘭這三個地區建模後的績效表現，可以看到雲林有較小的RMSE為1.426，而高雄及宜蘭的RMSE分別為3.681及3.382（表2）。而在模糊預測的績效指標上，雲林地區的模型對於淹水及發布警報具有較好的正確率，在發布警報的正確率可達91.071%。在高雄及宜蘭地區與測較不準確原因為，雖然這兩區域淹水情況都較多，但最大淹水高度都僅介於6~8公分之間，與雲林最大淹水高度達25公分具有一定程度的落差，使模型在分辨5公分上下的淹水高度較有困難度，因此後續會針對高雄及宜蘭地區持調整模型參數使其能有更好的預測績效。

表2 2020年全台雨量測站全年雨量排名

	MSE	RMSE	模糊預測 +-10%正確率	模糊預測 +-5cm 正確率	警報正確率
雲林	2.043	1.429	36.842%	96.930%	91.071%
高雄	13.549	3.680	10.448%	76.866%	3.030%
宜蘭	11.439	3.382	17.560%	82.143%	0%

(3) 建立輕量型預測模型

用DNN的模型與RBF-CNN與DNN進行參數比較(表3)，輸入特徵較原本減少87.4%、類神經層數減少17層、模型參數量減少91.3%、模型訓練時間減少98.9%。使用輕量化模型雖然可大幅降低運算時間，但是在預測效果的部分還是有些地方預測不好。研究發現3D-RBF-CNN預測不好的地方DNN也預測不好，而3D-RBF-CNN預測準確的地方DNN也能預測的非常準確，從這裡可以證實3D-RBF確實能幫助我們找到關鍵特徵(如圖9)。至於預測不好的地方若是有長時間的資料或是加入額外類型的資料，或許能讓模型原本被混淆的部分學習得更好。

表3 DNN的模型與RBF-CNN與DNN參數量比較

	輸入特徵數 1D+2D	類神經層數	模型參數量(個)	模型訓練一次(秒)
3D-RBF-CNN	123+3948	26	737 萬	2714.4

DNN	112+40	9	64 萬	31.2
減少量	87.4%	17	91.3%	98.9%

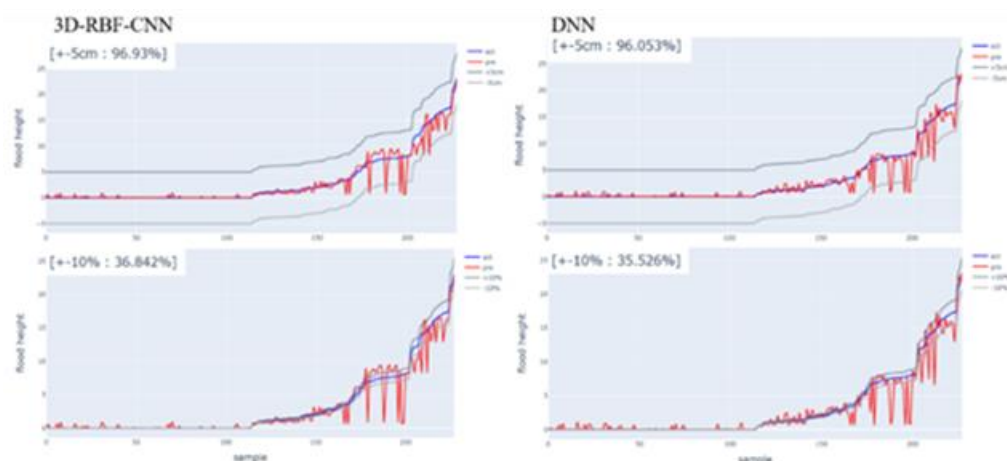


圖9 3D-RBF-CNN與輕量DNN模型預測比較

2. 地震邊緣運算建立

本研究考量地震速報為強震發送後約20秒內告警訊息會發送至民眾手機上，因此若能在地震當下推估是否會發送地震速報，即可提早進行雲端動態擴展，減少民眾連線等待時間。本研究針對此議題透過「邊緣運算技術」提出一個學習預測框架進行是否會發送地震速報的推估(如圖10)，此框架包含三個部分，包含參考資料搜集、數學模型建置以及預測推估。

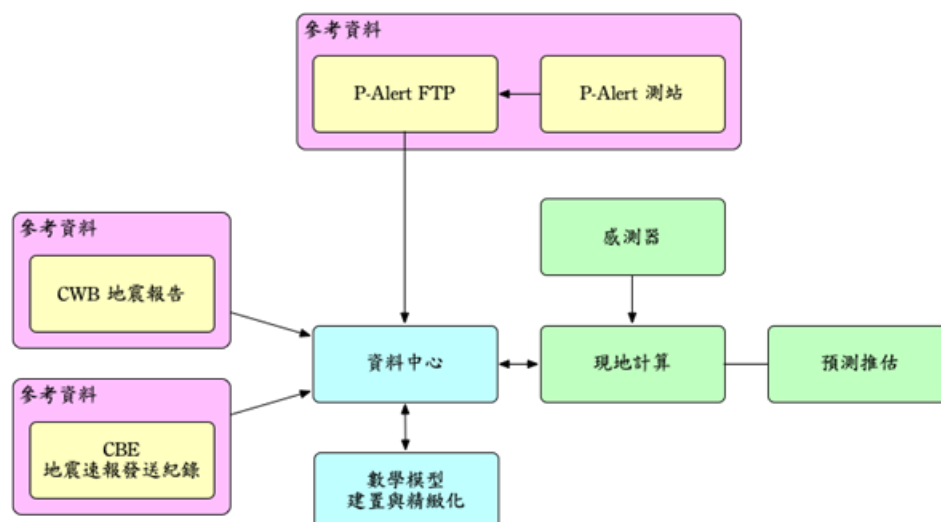


圖10 學習預測框架

(1) 參考資料搜集

A. 地震速報發送紀錄

在災害訊息廣播平台(CBE)紀錄中，2016/10/1~2021/06/15共計發送73則地震速報，其中有4則每年9月21日國家防災日演習，因此僅取69則作為本研究資料分析

的參考資料。

B. 有感地震報告

因地震報告為有感地震較為精確的報告，且中央氣象局地震測報中心網站上提供歷年有感地震報告，因此本研究於地震測報中心網站取2016/10/1~2021/06/15的有感地震報告共計2545則作為本研究資料分析的參考資料。

C. P波警報器強震網資料(P-Alert)

P波警報器強震網於全台灣部署758台裝置用以量測地震，並以事件方式透過FTP傳輸方式提供每個測站的觀測值。本研究建立一個自動分析流程，此流程會以地震速報發送前1分鐘的資料及距離震央(取自於地震報告)40km內的測站內所有測站資料提供給後端機器學習框架進行數學模型的推估。

(2) 數學模型建置

本研究的資料來源共計有三種資料，由於P-Alert資料主要以台灣本島為主，因此綜整三種資料來源皆有的情況下，本研究設定在距離震央40公里內的觀測資料共計取得有31次地震事件、109個P-Alert測站及277筆地震紀錄之資料作為數學模型建置學習的依據。為有效地進行數學模型建置之學習，須萃取出特徵已進行學習。相關地震波資料的特徵萃取常見的方法有下列幾種：

A. 斜率絕對值

透過波形斜率變化的絕對值來表示振幅的變化，其值越大表示振幅變化越大。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

依變數
y截距
斜率
獨立變數
誤差

B. 短長週期平均加速度比值(STA/LTA Ratio)

此特徵為地震波形資料常見的特徵，其原理是以長週期訊號作為背景值，短週期訊號作為偵測當前的訊號，當短週期平均加速度與長週期平均加速度的比值超過預設的門檻值，就會判定當下為地震波到達的時間。

$$\lambda = \frac{STA(n)}{LTA(n)} = \frac{\sum_{i=n-s+k}^{n+k} x_i^2}{s} \bigg/ \frac{\sum_{i=n-l+k}^{n+k} x_i^2}{l}$$

C. 過零率(Zero-Crossing Rate, ZCR)

此項特徵常用於表示一個信號的符號變化的比率(如信號從正數變成負數)。透過此特徵可以了解時間內地震的頻率變化，並且可有效過濾非地震訊號。

$$ZCR = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} \mathbb{I} \{S_t S_{t-1} < 0\}$$

本研究的學習演算法係為採用梯度提升樹(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)作為數學模型建制的演算法，GBDT為機器學習演算法對真實分佈擬合的

最好的幾種演算法之一，其優點可用於分類及特徵篩選，此外具有不需進行資料正規化處理、不受特徵之間相依性影響、不受缺值及離群值影響，既可自動計算特徵間的關係。

表4為使用31次地震事件，109個不同測站，277筆地震紀錄事件，訓練測試比為7:3之訓練結果，其中地震速報的Precision與Recall分別是0.98及0.90，此外經過10次交叉驗證後判斷會發送地震速報的f1-score為0.904 ($\sigma = 0.067$)。

表4 訓練測試結果

	Precision	Recall	F1-Score	Support
非地震速報	0.99	1	0.99	1,323,566
地震速報	0.98	0.90	0.94	121,996
Accuracy			0.99	1,445,562

(3) 預測推估

將學習好的數學模型應用在邊緣端上，既可透過現地資料進行運算。圖11為使用真實的地震波形資料於單點邊緣端上進行預測的結果，其中藍線為地震波形資料；橘線為預測結果(0表示預測不會發送細胞廣播資料；1表示預測會發送細胞廣播資料)。

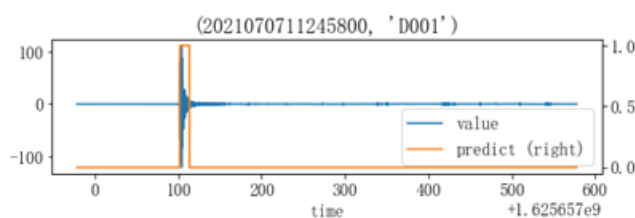


圖11 單一測站資料學習預測結果

為評估本研究所建置的數學模型效率，本研究取一段 300 秒真實地震波資料進行效率評估。如下圖所示，模型運算平均花費時間在一般家用個人電腦上為 0.0437 秒($\sigma = 0.0123$ 秒)；Nvidia Jetson Nano B01 上花費時間為 0.1327 秒 ($\sigma = 0.0024$ 秒)。

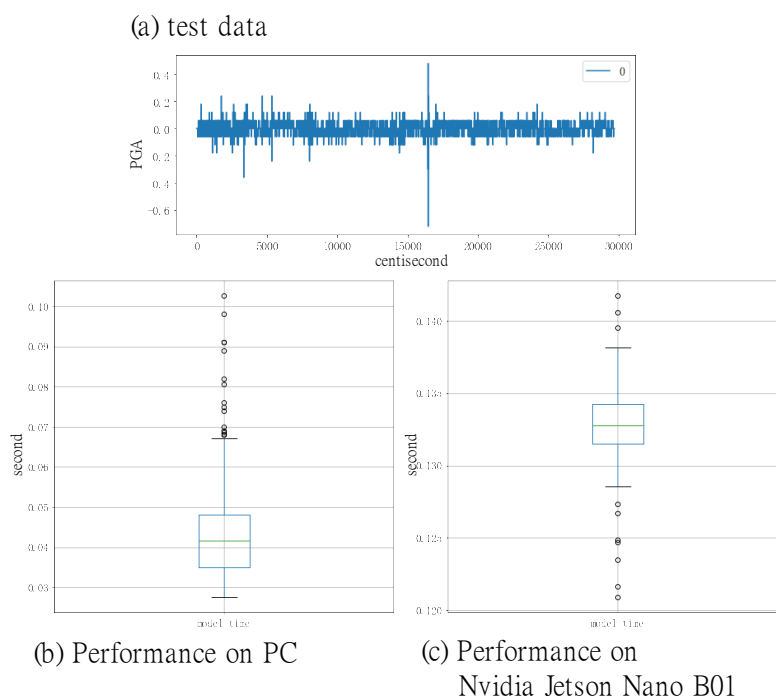


圖12 模型運算平均花費時間

考量在不同地震當下，每個P-Alert觀測站因為地形地質以及與震央位置不同考慮因素下，因此本研究除了在單點觀測站上進行邊緣運算外，亦透過在伺服器端彙整所有觀測站預設結果依據下列規則進行預測是否會發送細胞廣播：

- A. 當有測站PGA資料大於60時，預測結果為1。
- B. 若沒有測站資料PGA大於60，當有半數測站資料PGA>25時，預測結果為1。
- C. 以上條件不滿足時，預測結果為0。

表5為依據上述規則，針對2021年6月20日至9月25日的真實地震資料進行預測的結果，在12次的地震中有11次預測結果與實際值相符，有一筆資料不符(下表紅底標示處，2021年8月6日08:11:04)。

表5 2021年6月20日至9月25日進行預測的結果

	Date (2021)	測站數	PGA Max	預測比	預測結果	實際值
1	06/20 14:50:13	32	97.68	7/32	1	1
2	07/05 15:12:31	36	43.84	1/36	0	0
3	07/07 11:24:58	30	338.43	17/30	1	1
4	07/13 22:52:05	31	189.73	12/31	1	1
5	07/13 22:59:24	31	50.24	3/31	0	0
6	07/29 22:55:17	31	29.91	1/31	0	0
7	08/04 21:50:44	48	60.53	2/48	1	1
8	08/04 21:56:28	5	8.79	0/5	0	0
9	08/06 08:11:04	7	3.05	0/7	0	1
10	08/07 20:24:32	61	41.27	1/61	0	0

11	09/13 10:41:27	34	58.14	3/34	0	0
12	09/25 22:21:19	30	29.07	2/30	0	0

本研究透過「邊緣運算技術」提出一個學習預測框架進行是否會發送地震速報的推估，並使用「現地計算技術」直接於現場連結感測器以獲取即時的感測資料，同時為了增強裝置運算能力，裝置上亦導入Nvidia Jetson Nano設備以進行數學模型的套用及地震速報發送與否的預測推估。從實驗結果呈現，本研究所提出的架構是可以在地震發生之際於0.2047秒內（99.7%信心水準）於現地完成邊緣運算，並獲得預測結果，以供後續是否進行雲端動態擴展參考使用。

五、結論

本計畫今年度成果如下：(1)運用水利署與縣市政府合作布建之淹水感測器，分析與雨量、CCTV 影像、以及地形地勢資訊，發展一套淹水災情感測監控模組並結合行動化裝置即時推播功能，以利防災人員可即時監看淹水災情；(2)持續對 2019 年分析淹水感測器與社群資料的比對，分析結果社群資料仍主要集中在人口密集區，因此在都市區有較詳細的災點資料，但在非人口稠密區，淹水災情仍仰賴淹水感測器的資訊回傳，才得以即時獲得災情資訊；(3)進行感測網資料分析及現地計算技術應用，以地震訊息為例，透過邊緣計算技術的運用，以推估地震發生當下是否會發送地震速報告警之建議，有助後端設備的動態擴充應用。

參考文獻

1. Chen, Y.-C.; Chang, T.-Y.; Chow, H.-Y.; Li, S.-L.; Ou, C.-Y. Using Convolutional Neural Networks to Build a Lightweight Flood Height Prediction Model with Grad-Cam for the Selection of Key Grid Cells in Radar Echo Maps. *Water* 2022, *14*, 155. <https://doi.org/10.3390/w14020155>
2. 蔣佳峰、劉致灝，社群眾包與感測器之災情趨勢研究，110 年度農業工程研討會，台北，2021。
3. 陳俊元、吳上煜、潘彥谷，雲化災防告警細胞廣播之來源端發布測試驗證模式規劃與解決方案，電信研究期刊，第 51 卷第 4 期，2021。