

# 微型地震感測盒:地震感測分級與電器緊急控制服務

## 設計與實作

### Miniature Earthquake Sensor Box: Earthquake Sensor Classification and Electrical Emergency Control Service Design and Implementation

朱育成,中央大學通訊工程學系,email: chu.jacky0327@gmail.com

徐偉銘,中央大學通訊工程學系,email: asd95465788@gmail.com

胡誌麟,中央大學通訊工程學系,email: clhu@ce.ncu.edu.tw

#### 摘要

台灣地處於環太平洋地震帶上，即使現在已有政府提供的災防警告細胞廣播訊息系統，但是當地震發生時使用者依舊無法第一時間得知當下位置的震度大小，恐因來不及採取對應措施而導致人命和財產危害。在現今疫情爆發造成的人力短缺現象以及人流管制問題，如果發生突如其來的地震導致需要即時切斷電源等問題，但考慮部分醫療設備基於生命需求不能關閉，因此本文提出了一套基於機器學習智慧感測醫療環境下地震緊急控制服務，能夠依照震度大小針對各個不同的電器設備進行開關的動作提高人員生存率及逃生率。

**關鍵詞：**機器學習、無線傳輸通訊、災害通訊，電器控制、智慧物聯網

#### Abstract

Taiwan is located in the Pacific Rim seismic zone. Even though the government has provided a disaster warning cell broadcast message system, users are still unable to know the magnitude of the earthquake at the first time when it occurs, which may lead to human and property hazards because they are too late to take corresponding measures. In today's epidemic outbreak caused by manpower shortage and crowd control problems, if a sudden earthquake occurs, it is necessary to immediately cut off the power supply and other problems, but considering some medical equipment can not be shut down due to life needs, so this paper proposes a set of machine learning based intelligent sensing medical environment earthquake emergency control services, can be based on the magnitude of the earthquake for each different electrical equipment to switch on and off action Improve the survival rate and escape rate of people

**Key words :** machine learning, emergency communication, disaster communication, electrical control, intelligent Internet of Things

## 1. 介紹

### 1.1 研究環境背景

台灣位於歐亞大陸板塊與菲律賓海板塊交界處，是地震發生的熱區，然而目前的地震偵測與災害防治，僅能透過政府投入高精準度及昂貴造價的偵測設備持續監測蒐集地震資訊，透過地震發生當下馬上偵測地震前兆緊急通知民眾。而精確震度必須要經過全國的統計完後才會上傳到網站，即使透過細胞廣播的方式降低訊息傳遞上的延遲[1]，民眾依然無法第一時間得知當下地震的震度，而人在慌亂緊張的情況下往往無法做出正確的判斷，造成許多地震後所併發的災害，像是電線走火引發火災。因此本研究提出了一個低成本緊急地震電器控制系統，能即時的傳送當下地震的震級，並依照震度自動關閉對應電器，減少後續延伸災害發生的機率，讓人在避難的同時不需要做任何額外多於關閉電器的動作，只需要專注避難即可。

### 1.2 技術現況與本文方法概述

目前地地震感測方式是依照交通部中央氣象局有感地震報告發布作業要點的方法求得最大地動加速度值 (PGA) 並依照震度所進行震度分級。而我們則是採用機器學習的方式利用大量地震數據資料進而判斷每個震級的分類，不僅能夠以低成本的方式在三軸感測器上進行建置，也能透過大數據方式進行地震震度的預測，提高判斷的精準度。

本研究首先利用擺設於醫院中的簡易型加速度感測器偵測指定場域空間的搖晃，並帶入機器學習演算法取代傳統最大合成地動加速度算法 (PGASUM)，後續章節將針對機器學習演算法進行詳細說明。由機器學習判斷當下地震的結果，接續利用一對多傳輸進行地震分級的繼電器控制及使用 MQTT 即時通知場域內的人員各項電器及醫療設備是否有無關閉等動作。

本研究之文章結構如下，第二章敘述背景與相關文獻探討，第三章為系統架構設計，第四章為實驗結果，以及最後第五章為結論及未來研究。

## 2. 文獻探討

### 2.1 嵌入式開道器裝置及訊息傳遞

常見的物聯網訊息傳遞通訊協議，如 Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)、HTTP、WebSocket，過往已經有許多文獻比較了這三種協定的優勢與適合應用的服務[2][3][4]。其中 HTTP 遵循客戶端-伺服器模式，遊客端連線發送請求，接著等待回應；WebSocket 是由一個異步通信的雙向通信通道組成，雙方在建立連線時能隨時傳送數據；而 MQTT 是一種由訂閱者 (Publisher)、發布者 (Subscriber)、Broker，三種元件組成的輕量級訊息傳輸協議，和其他協定相比，優點在於 MQTT 是基於訂閱/發布的機制，所以只需要等待消息即可，過

程不用發布多於的請求封包，能夠減少封包與請求量。因此本研究選擇使用 MQTT 做為最後通知使用者地震震度的消息傳遞方法。

## 2.2 最大合成地動加速演算法

在交通部中央氣象局地震震度分級以地動加速度來區分[5]，而震度地計算流程如下：

- 一、讀入加速度地震儀（強震儀）三軸向量加速度資料。
- 二、資料進行10Hz 低通濾波處理。
- 三、取3向量合成震波，計算最大地動加速度（PGA）。
- 四、透過地震震度與 PGA 範圍的對照表，計算地震震度。
- 五、得到的計算震度不到5級時，以該計算震度為地震震度，結束計算流程；計算震度為5級以上時，繼續進行下一步驟。
- 六、將3向量原始加速度資料積分至速度，並進行0.075Hz 低切濾波處理。
- 七、取3向量合成震波，計算最大地動速度（PGV）。
- 八、透過地震震度與 PGV 範圍的對照表，計算地震震度。
- 九、得到的計算震度不到4級時，設定地震震度為4級，否則以得到的計算震度為地震震度。

## 2.3 機器學習

本計畫我們採用的是 Random Forest，透過我們預先訓練好的機器學習模型，當有地震發生時，也就意味著三軸加速度感測器會所量測出來的數值會大於平時所檢測出來數值，當超過一定的門閥值，系統就會將感測器的數值帶入機器學習的模型，將感測器的結果輸入，會即時算出並回傳本次地震的震級，並將結果使用分級控制，利用繼電器對各項電器及醫療設備進行電源的關閉。

機器學習(Machine Learning, ML)為數據科學領域當中重要的組成部分，透過結合大數據資料及演算法的方式進行訓練進行分類或預測，並提取數據中的特徵進行分析。這些觀察行為進行判斷，最後推動應用程序和任務內的決策制定，並且有效的影響關鍵性增長的指標[6]。

機器學習任務中通常分為兩大類，分別為監督式學習與非監督式學習，在監督學習中需要透過標記需要訓練的目標，並且定義輸出資料進行訓練，而在此種模式下會透過人為調教數學演算法讓演算法符合預期結果。非監督式學習則相反，機器只得知輸入資料及需要得出的結果，不需要人為進行參與，機器會自行從過程中找尋到流程跟模式得出最佳結果。

機器學習算法的學習模型分為三個主要部分[7]，分別為：

1. 決策過程：機器學習演算法用於進行預測或分類。基於標記或未標記的輸入數據，算法將生成有關數據模式的估計。
2. 誤差函數：誤差函數評估模型的預測。如果具備相符的條件，誤差函數可以進行比較以評估模型的準確性。

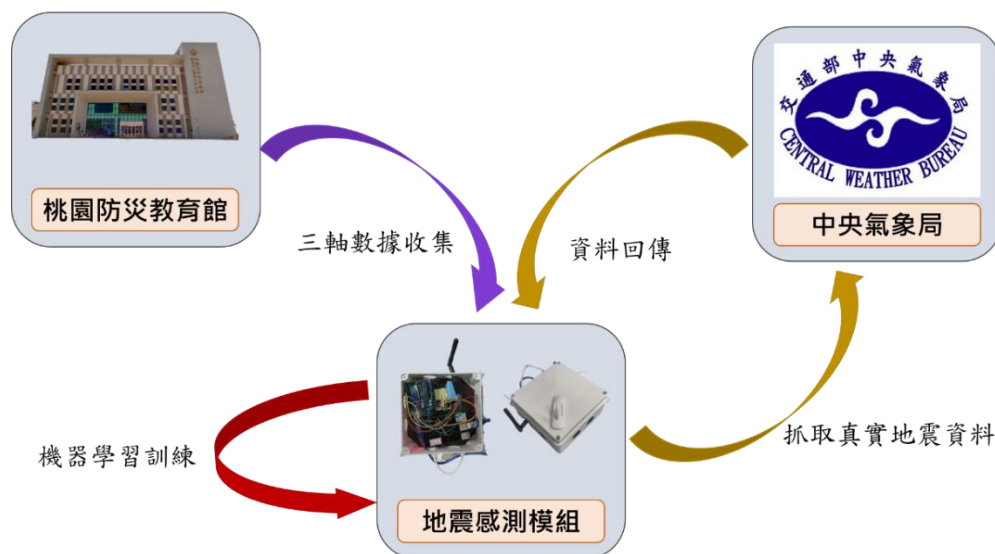
3. 模型優化過程：如果模型可以更好地擬合訓練集中的數據點，則調整權重以減少測試範例與模型估計之間的差異。該算法將重複這個“評估和優化”的過程，並自動更新權重，直到達到準確度閾值。

本次研究我們透過監督式學習當中的隨機森林[8]進行地震級數的分類而隨機森林是一種預測數據並探索的方法，也是一種集成式機器學習。集成式的方法主要為一組“弱學習者”（樹）組合在一起形成“強學習者”（隨機森林）[9]。隨機森林是多個決策樹的組合，它們合併在一起以獲得準確的預測[9] [10]。支持向量機（Support Vector Machine, SVM）[10]被稱為監督分類算法，通常應用於商業智能和安全訊息分析等。為了在所有特徵子集中獲得最佳特徵，隨機森林使用節點分割技術。特徵的重要性通過觀察節點在森林中所有樹的錯誤比率權重的程度來衡量[11]。通過觀察特徵重要性，可以決定哪些特徵可以被放棄。在隨機森林[12][13]中考慮了不同類型的參數，這增加了預測能力或有助於讓模型訓練速度及輸出速度更快。

### 3.系統架構

#### 3.1 資料收集與處理

有別於傳統演算法計算方式，本篇研究採用機器學習的方式去產生震級數，所以必須要有足夠的資料量學習震度及數據的對應關係，而資料的數據包含感測器每次因震動所導致的三軸向量變化數值以及中央氣象局測量出來的實際震度，進而比對及校正，由於有感地震發生頻率產出的資料過少會導致機器學習進行訓練會產生過度擬合，所以我們與桃園市政府消防局訓練中心暨防災教育館合作透過裡面地震模擬屋進行資料收集，分別對應不同的震級數收集資料，在地震屋產生地震同時感測器三軸晃動資料也會儲存在樹莓派中，最後我們將資料分類並訓練依照三軸向量變化產生相應震級，並配合氣象局地震震級數資料進行比對並做演算法修正，資料處理架構圖如圖一所示：



## 圖一、資料收集與處理架構

### 3.2 機器學習

隨機森林 (Random Forest) 由多棵隨機樹 (Decision Tree) 組成，使用裝袋算法 (Bagging) 加上隨機特徵採樣的方法所產生出來的整體學習演算法，由訓練資料中抽取  $n$  筆資料且這  $n$  筆資料能夠被重複抽取，並從這些抽取出來的資料中挑選  $k$  個特徵當作決策因子，並重複  $m$  次步驟產生  $m$  棵決策樹，最後依據任務若是回歸問題則以平均輸出做最終答案，若是分類問題則以多數投票決來預測結果，由於由多棵不同概念的樹組成，結果不容易過度擬合，能讓結果預測的能力提升，因此本研究挑選 Random Forest 做為我們機器學習的模型。下列公式為 Random Forest 的演算法介紹，依據訊息增益 (Information Gain) 能評估分枝的好壞，從訓練資料中找出規則使 Gain 最大化，常見方法有熵 (Entropy) 和 Gini Impurity。

$$Entropy = - \sum_j p_j \log_2 p_j \quad (1)$$

$$Information\ Gain = -p * \log_2 p - q * \log_2 q \quad (2)$$

式 (1) 為 Entropy 的定義，其中  $p_j$  為類別  $j$  的機率、 $p$  為是的機率、 $q$  為否的機率，若資料有一半不同時會得到 Entropy 最大值為 1；若資料都被分為一類則 Entropy 為 0。即 Entropy 為介於 0~1 之間的數。

$$Gini = 1 - \sum_j p_j^2 \quad (3)$$

$$Gini\ Impurity = 1 - (p^2 + q^2) \quad (4)$$

式 (3) 為 Gini 的定義，數字越大代表序列中資料越混亂，其中  $p$  為是的機率， $q$  為否的機率，若資料都被分為一類 Gini 為 0，意即不會在進行分裂；若各一半則 Gini 為 0.5。即 Gini 為 0~0.5 之間的數。由於 Gini 最多只上升至 0.5 就開始減少，因此需要的計算能力較少，所以和 Entropy 相比，在選擇最佳特徵方面較好，因此我們挑選 Gini 做為計算樹節點重要性的方法。

$$ni_j = w_j C_j - w_{left(j)} C_{left(j)} - w_{right(j)} C_{right(j)} \quad (5)$$

$ni_j$  為節點  $j$  的重要性、 $w_j$  為到達節點、 $j$  的加權權重、 $C_j$  為節點  $j$  的 Gini 值， $w_{left(j)}$  為拆分後左子節點的權重、 $w_{right(j)}$  為拆分後右子節點的權重、 $C_{left(j)}$  為拆分後左子節點的 Gini 值、 $C_{right(j)}$  為拆分後右子節點的 Gini 值。因此決策樹上每個特徵的重要性計算如下。

$$fi_i = \frac{\sum_j ni_j}{\sum_k ni_k}, k \in all\ nodes \quad (6)$$

$fi_i$  為特徵  $i$  的重要性、 $ni_j$  為節點  $j$  的重要性，隨後可以透過除以所有特徵重要性的總合，將其歸一化到 0~1 的值，如下式所示。

$$normfi_j = \frac{fi_i}{\sum_j fi_j}, j \in all\ features \quad (7)$$

而最後一個特徵重要性為所有樹的平均值，如下式所示。

$$RFfi_i = \frac{\sum_j normfi_{ij}}{T} \quad (8)$$

$RFfi_i$  為 Random Forest 模型中所有樹計算的特徵  $i$  的重要性、 $fi_{ij}$  歸一化特徵重要性、 $T$  為樹的總樹，以此計算每個樹上重要性值的總合並除以樹的總樹。

### 3.3 一對多無線傳輸控制

考量不同等級的地震搖晃帶給不同電器用品的危害程度不同，在醫療環境中也有些醫療設備是不能夠進行斷電的，故此控制服務會對需控制的各項電器及醫療設備進行分級管理 [14]，做法如下：將電器及醫療設備分為  $N$  個群組  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ ，地震震度分為  $K$  個階級  $K = \{\{0, 1\}, \{2, 3\}, \{4, 5\}, \{6, 7\}\}$ ， $|K| = 4$ ，如表 1 所示範例，其中打勾 *True* 表示進行自動關閉的動作，打叉 *False* 表示維持現行狀態，亦即不進行任何動作。

電器 \ 震度	0~1 級	2~3 級	4~5 級	6~7 級
緊急醫療裝置	x	x	x	x
瓦斯	x	✓	✓	✓
電燈	x	x	✓	✓
空調	x	x	x	✓
電冰箱	x	x	x	✓

表 1：地震強度分級對應關閉電器表

一對多控制本計畫使用的是 NRF24L01 雙向無線通訊模組，用於裝置與電器間在無聯網的情況下做訊號的傳遞。震級與分級結果計算完後，透過多個 NRF24L01 進行一對多的通訊(由一個發送端傳遞訊號給多的接收端)。本研究將地震感測盒裡樹莓派端的 NRF24L01 設定為發送端負責傳送震級結果與關閉電源的信號，依據分級結果，傳送給其餘不同的 NRF24L01 (設定在與繼電器相連的 Arduino 端為接收端，負責控制開關電器)，將接收到是否要關閉的訊號，依據信號結果作為繼電器關閉電源的判斷。

### 3.4 繼電器控制裝置

本計畫透過 Arduino 連接繼電器去控制電器開關，繼電器為一種電力控制的元件，其運作原理為運用小電流能去對大電流的電器進行斷路或通路的切換，運用此原理，當接收端 NRF24L01 偵測到地震端的 NRF24L01 所傳送的訊號，便去啟動繼電器來去對電器進行開啟或關閉。

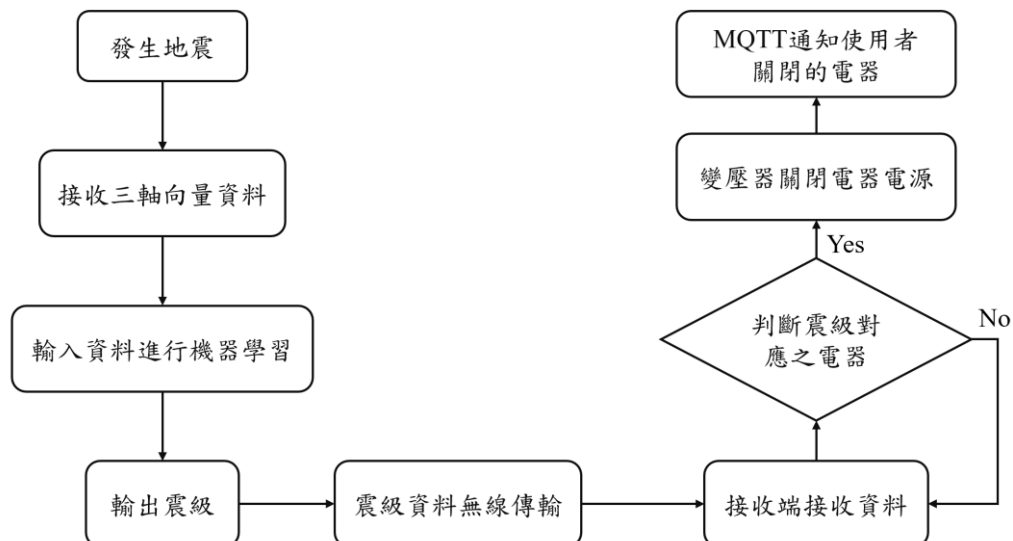
### 3.5 MQTT 訊息傳輸

當繼電器關閉電器後，便會透過訊息佇列遙測傳輸 (Message Queuing Telemetry Transport, MQTT) 來進行資訊共享，其中 MQTT 是適用於在設備之間傳輸應用程序級消息。它是一種輕量級的、基於發布 (Publish) / 訂閱 (Subscribe) 格式的通訊協定，通常運行在 TCP / IP 上，原用於受限網路中的 M2M 通訊，MQTT 的訊息採用數字編碼，長度只占二位元，在後面會附加訊息的主題 (Topic) 和內容 (payload)。每一個訊息都需要有主題作為識別，在發布者 (publisher) 向伺服器發送主題後會由代理人 (broker) 代為轉發，從伺服器接收主題的一方則是訂閱者 (Subscriber)，訂閱者需要向 broker 訂閱想要的主題，每當發布者向伺服器傳送新訊息，broker 就會依照主題傳送訊息給所有訂閱者，其中 Publisher 和 Subscriber 都是用戶端，broker 則是作為中繼站的伺服器

利用手機端 MQTT 應用程式，快速設定和醫院內電器開道器進行 MQTT 通訊傳遞，傳送現在的地震級數與關閉了那些電器，在收到通知時立即於手機螢幕上提醒使用者。

## 4. 實驗結果

圖二為本次實驗流程圖，當地震發生時地禎和接收外部搖晃資訊並執行機器學習，判斷震級再將資料傳輸到接收端，而接收端會判對應震級所要關閉的電器並對變壓器執行命令要關閉的電器，完成控制電器之目的。



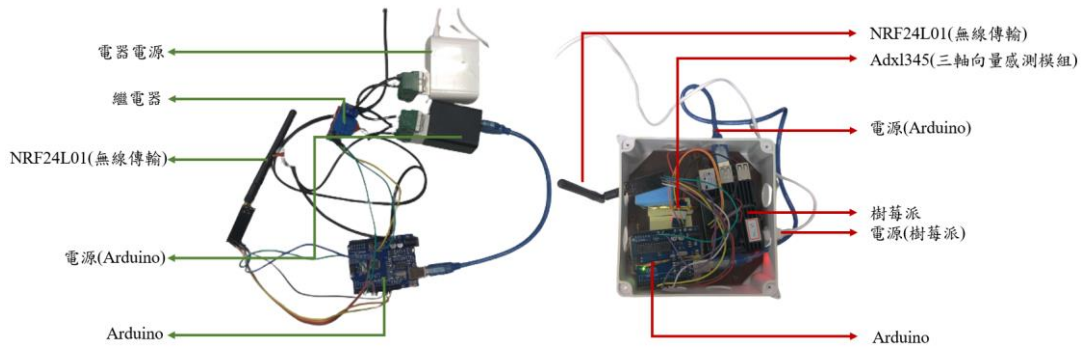
圖二、地震偵測及電器控制流程圖

此實驗模擬在醫療場域下的電器控制環境，因此我們在場域部署一台地震感測盒進行地震偵測，硬體設備如表 2 所示：

硬體設備表	數量
樹莓派	1 台
Adxl345	1 個
繼電器	2 個
NRF24L01	2 個

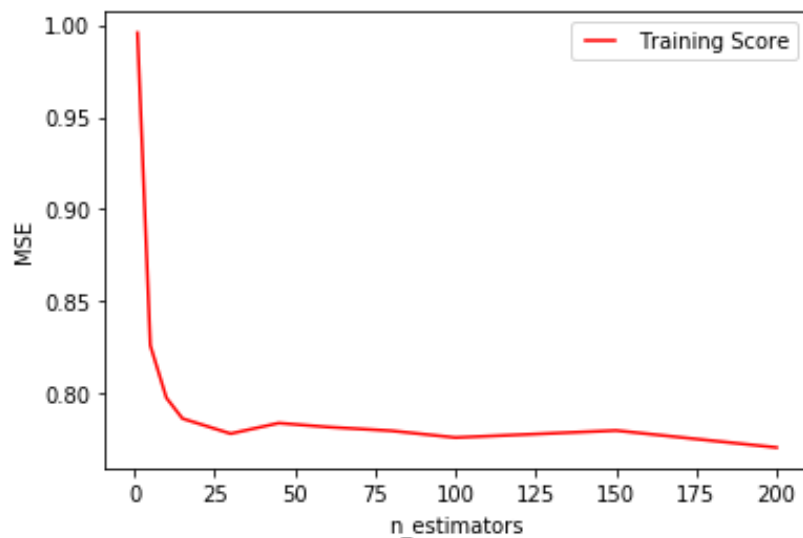
表 2：硬體設備表

我們透過樹莓派做為中央控制伺服器並加裝 Adxl345 三軸向量感測器，當數值收到後進行機器學習判斷震級級數並將資料透過 NRF24L01 射頻晶片進行無線傳輸到接收端，接收端一樣透過 NRF24L01 接收，資訊透過 Arduino 判斷震級數值控制對應的繼電器關閉電器。圖三為電器控制接收端與地震感測盒。



圖三、電器控制接收端與地震感測盒

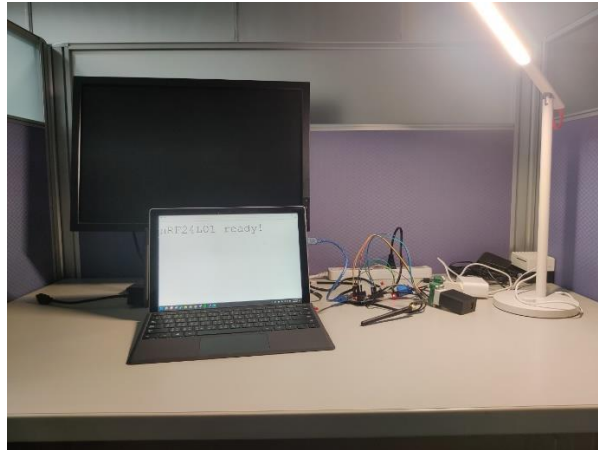
在 Random Forest 的機器學習模型訓練中，我們收集了震級 1~7 的震度資料，每項震度各收集 2000 筆，因此共有 14000 筆資料進行訓練，總訓練回數為 200 回合，可由圖四看出訓練在第 25 回合時已經趨近於收斂，利用此模型的結果，將當下三軸感應器所測量的值，進行地震震度的判斷，並以此進行後續的分級電器開關關閉。



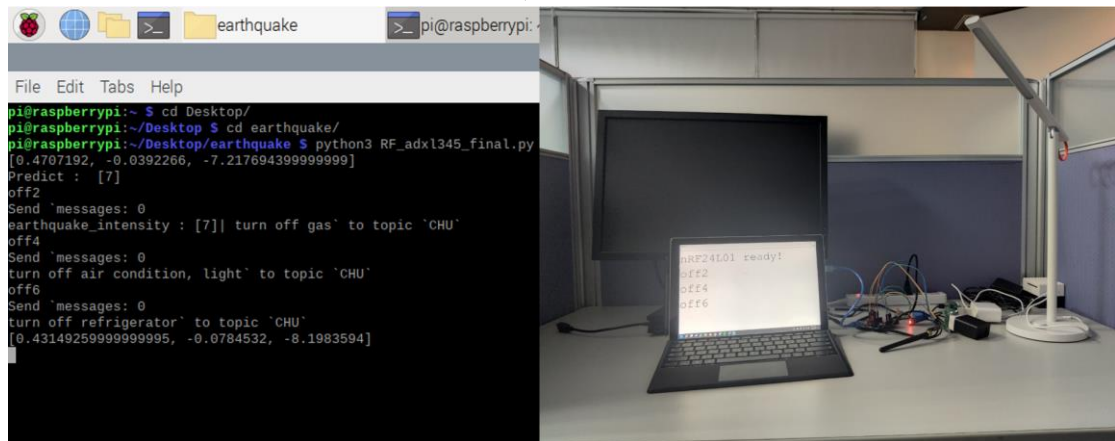


圖四、機器學習損失函數圖

本研究使用檯燈模擬要關閉的電器並以搖晃桌子模擬地震場景。在一般情況下電器通常為開啟狀態如圖五所示（圖五、圖六假設檯燈為危險電器），透過 Arduino 控制 NRF24L01 以及繼電器做判斷，當地震盒接收到外部搖晃資訊並判斷完震級後呈現如圖六（左）所示，同時資料傳輸到接收端如圖六（右）所示，透過繼電器關閉電燈電源，完成關閉危險電器任務。

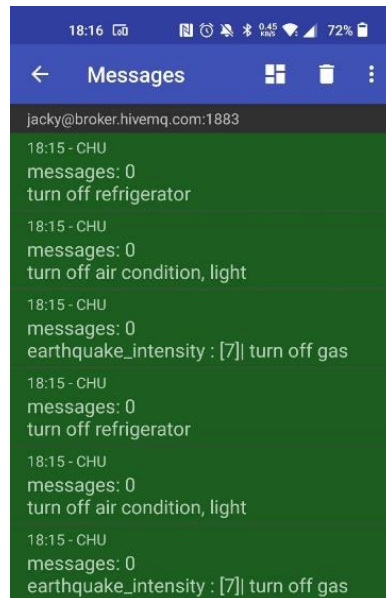


圖五、正常電器開啟圖



圖六、判斷震級與傳輸(左)，電器關閉圖(右)

本研究最後將機器學習所測量出來的地震震度結果與所關閉的電器訊息，透過 MQTT 發送至使用者的手機端，如下圖七所示。亦即當地震來臨時，使用者不需要自主關閉電器，系統會自動進行震度的分級關閉，並告訴使用者此位置的地震震度為多少與關閉了哪些電器。



圖七、MQTT 通知使用者

## 5. 結論與未來展望

本篇研究所提出的地震緊急電器控制具備小型、低成本及可攜帶等優點，可以放置在室內環境的任何不易移動地方，在當地震的時候使用者不必為了選擇要先關閉電氣設備還是要先避難而陷入選擇，浪費了寶貴的時間，且人在面臨突然來的緊急事件如地震時，思考會因為人體自主神經及大腦皮層異常活動而陷入短暫停滯，在危險情況藉由地震緊急電器控制關閉具備危險的電器設備，避避難人員只需要專心地保護自身即可，本文的設備可以在地震來臨時進行電氣設備關閉或是電燈的打開，讓病人或醫護人員可以在搖晃中找到避難處，以增加人員的生存率。

目前本計畫採用偵測的方式是使用一台地震盒子進行感測地震震級，作法會造成各樓層之間晃度不同而有差異性，造成震級度數與實際中央氣象局測量出來的不同，導致在關閉電器時會有誤判的情況發生，未來我們會透過在不同樓層間設置地震盒，並且使用協作的方式將各樓層地震盒資料進行協同運算，並搭配強化學習得方式進行決策，當地震發生時，各樓層之間資料進行匯集後透過強化學執行權重調配，判斷各層樓的準確度最高並調整最終決策，得出更加準確的地震震級資訊並關閉危險電器，提高整體使用者的安全性，降低傷亡的發生。

## 參考文獻

- [1] 李孟儒, “PWS 細胞廣播控制中心效能改善及自動化之 研究與實作”, 中國科技大學資訊工程系資訊科技應用 碩士在職專班碩士論文, 2020.

- [2] G. M. B. Oliveira et al., "Comparison Between MQTT and WebSocket Protocols for IoT Applications Using ESP8266," 2018 Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT, 2018, pp. 236-241, doi: 10.1109/METROI4.2018.8428348.
- [3] M. Bansal and Priya, "Application Layer Protocols for Internet of Healthcare Things (IoHT)" 2020 Fourth International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC), 2020, pp. 369-376, doi: 10.1109/ICISC47916.2020.9171092.
- [4] B. Wukkadada, K. Wankhede, R. Nambiar and A. Nair, "Comparison with HTTP and MQTT in Internet of Things (IoT)" 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA). IEEE, 2018.
- [5] 交通部中央氣象局中象 108 字第 32 號, "震度新分級", 交通部中央氣象局新聞稿, 108 年 12 月 18 日
- [6] IBM Cloud Education , "What is Machine Learning?" Retrieved 2021-08-15. <https://www.ibm.com/cloud/learn/machine-learning>
- [7] Berkely "What Is Machine Learning (ML)? " Retrieved 2020-06-26. <https://ischoolonline.berkeley.edu/blog/what-is-machine-learning/>
- [8] S. Ghosh and C. Banerjee, "A Predictive Analysis Model of Customer Purchase Behavior using Modified Random Forest Algorithm in Cloud Environment," 2020 IEEE 1st International Conference for Convergence in Engineering (ICCE), 2020, pp. 239-244, doi: 10.1109/ICCE50343.2020.9290700.
- [9] G K, G. Kesavaraj & Sukumaran, Surya. (2013). "A study on=classification techniques in data mining". 2013 4th International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies, ICCCNT 2013. 1-7. 10.1109/ICCCNT.2013.6726842.
- [10] Shu-hsien Liao, Yin-ju Chen, Hsin-hua Hsieh. "Mining customer knowledge for direct selling and marketing". Expert Systems with Applications, 38 (5), 2011.
- [11] P. Zhang, J. Li, P. Wang. "Enabling Fast Prediction for Ensemble Models on Data Streams". In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-11), San Diego, CA, USA, 2011.
- [12] Sarker, I.H., Kayes, A.S.M. & Watters, P. "Effectiveness analysis of machine learning classification models for predicting personalized context-aware smartphone usage". J Big Data 6, 57, 2019.
- [13] Breiman. "Random forests. Machine Learning". Research Gate. 45(1): 5–32, 2001.
- [14] Chih-Lin Hu, Liang-Xing Kuo, Yung-Hui Chen, Thitinan Tantidham, and Pattanasak Mongkolwat, "QoS-Prioritized Media Delivery with Adaptive Data Throughput in IoT Based Home Networks", Internal Journal of Web and Grid Services, Vol. 17, No. 1, pp. 60-80, 2021.