

# 花蓮港內波浪預測方案初探

傅怡釗<sup>1</sup> 林雅雯<sup>2</sup>

<sup>1</sup>交通部運輸研究所港灣技術研究中心副研究員

<sup>2</sup>交通部運輸研究所港灣技術研究中心簡任研究員兼科長

## 摘要

花蓮港東臨遼闊的太平洋，因其港型及港口開口方向關係，港內常受長浪(湧浪)影響振盪致使船舶出港避湧，臺灣港務股份有限公司花蓮港務分公司(以下簡稱花蓮港務分公司)自 110 年 4 月起以觀測內港區水尺(近 9 號碼頭)及外港區水尺(25 號碼頭對面東防波堤)之實際波浪情況，執行內港、外港之船舶進出港管制工作，若能提供港內碼頭波浪預測變化，將有助於花蓮港務分公司執行港務管理作業。

本研究應用倒傳遞類神經網路(BPNN)及長短期記憶模型(LSTM)2 種方法，學習港外波浪與港內 17 號碼頭波浪對應關係、建立 17 號碼頭波浪預測類神經網路為目標。以 109 年海神颱風、閃電颱風及 109 年 7 月(夏季)、12 月(冬季)波浪實測資料做驗證，通過驗證後之類神經網路再於海神及閃電颱風期間執行連續預測之測試工作，藉此，篩選出自我預測能力及穩定度較佳之網路架構。比較 BPNN 與 LSTM 驗證及連續預測結果，原以為 LSTM 較擅長處理時間序列預測問題，結果顯示 2 者預測效能都很好，BPNN 甚至在評估指標及歷線圖表現略佳且網路架構較簡單(神經元數量較少)，後續可將本研究探討之 BPNN 網路架構應用推估花蓮港 9 號及 25 碼頭處波高變化情形，其波高預測資料可提供花蓮港務分公司做為船舶進出港管制之決策依據。

## 一、研究緣起

花蓮港東臨遼闊的太平洋，因其港型及港口開口方向關係，常有颱風未至，湧浪(長浪)先行到港，船舶常因港內波浪振盪明顯而出港避湧，花蓮港務分公司以設置 CCTV 方式監看 25 號碼頭水尺即時影像，輔助辦理船舶進出港管制作業，又自 110 年 4 月起以觀測內港區 8 號至 9 號碼頭間之水尺，以及外港區 25 號碼頭對面東防波堤水尺之實際波浪情況，分區執行其內、外港之船舶進出港管制工作，爰若能提供港內 3 個碼頭波浪預測變化，將有助於花蓮港務分公司執行港務管理作業。

交通部運輸研究所(以下簡稱運研所)於 89 年在花蓮港東防波堤外設置挪威 Nortek 公司生產的底碇式波流儀(Acoustic Waves and Currents，以下簡稱 AWAC)，開始辦理花蓮港外波浪及海流觀測資料蒐集及分析工作。近年，考量花蓮港域內波浪震盪深受颱風長浪影響，在 109 至 110 年期間於花蓮港內港區 9 號碼頭、外港區 17 號及 25 號碼頭 3 處設置浪潮即時監測站，開始蒐集花蓮港內波浪資料，港內浪潮監測站與港外波流儀形成花蓮港外、港內波浪聯合觀測站

網，分布位置如圖 1、站網基本資料如表 1 所示。



圖 1 花蓮港外、港內波浪聯合觀測站網位置示意圖

表 1 花蓮港外、港內波浪聯合觀測站網基本資料

花蓮港	位置		經度	緯度	觀測期間	備註
波流儀 (港外)	東防波堤外海南邊 200m 外，水深 33m 處		23°58'00"N	121°37'34"E	89/09-迄今	持續觀測中，每小時輸出 1 筆觀測資料
波潮即時 監測站 (港內)	內港區	9 號碼頭	24°00'02.5"N	121°38'14.6"E	109/05-迄今	持續觀測中，每 20 分鐘 輸出 1 筆觀測資料
	外港區	17 號碼頭	23°59'19.8"N	121°38'3.8"E	109/05- 110/10 111/06-迄今	110 年 10 月 12 日因圓規颱風 毀損，111 年 6 月完成復 站並持續監測中每 20 分鐘 輸出 1 筆觀測資料
		25 號碼頭	23°58'24.9"N	121°37'35.9"E	110/06-迄今	持續觀測中，每 20 分鐘 輸出 1 筆觀測資料

花蓮港內波浪資料自 109 年 5 月中旬統計至 110 年 12 月底，9 號碼頭監測站約有 1 年 8 個月觀測資料，資料蒐集數是港內測站 3 站中最多，但因位屬內港區測站，平時波高很小，只在颱風期間會有較大波高；25 號碼頭監測站蒐集之波浪波高雖為 3 個港內監測站最大者，但僅 6 個月觀測資料，資料筆數尚不足夠建立出具代表性之類神經網路；17 號碼頭監測站自 109 年 5 月中旬設站，雖於 110 年 10 月 12 日因圓規颱風毀損，但仍有近 1 年 5 個月觀測資料，屬外港區監測站且其位置甚至比 25 號碼頭監測站更直接受外海波浪影響，故本研究以建立 17 號碼頭監測站之類神經網路為初步探討目標。

## 二、研究方法

類神經網路是一個可計算之多層網路，使用大量簡單而具有平行處理能力之人工神經元來模擬人類學習行為，本章將簡介類神經網路之倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network, BPNN)及長短期記憶模型(Long Short Term Memory Network, LSTM)。

### 2.1 倒傳遞類神經網路(BPNN)

倒傳遞類神經網路(BPNN)是由許多人工神經元組成，神經元又稱為節點(node)或臨界值元件(threshold element)，其輸入端輸入各自訊息，藉由各自權重加權總和後傳入節點，透過閾值的過濾，繼而經由活化函數(activation function)轉換後輸出，如圖 2 所示。倒傳遞類神經網路屬監督式學習，應用 Rumelhart<sup>[21]</sup>等學者於 1985 年所發展的誤差向後推導演算法(back propagation)，演算過程分為學習過程(learning process)及回想過程(recalling process)。先由探討問題中取得相當數量訓練樣本並分做輸入訊號及輸出訊號 2 類，應用正向傳播(forward propagation)將輸入訊號由輸入層經相關權重處理後傳遞至隱藏層，經轉換函數轉換得輸出值再傳向輸出層輸出，計算輸出結果與對應目標間之誤差值(loss function)，若計算誤差值大於目標誤差值，則進行反向傳遞(backward propagation)，以計算誤差值向前調整網路各層間之權重，如此反覆進行正向與反向傳遞之學習訓練過程，直至計算誤差值小於目標誤差值，或經過來回幾趟計算誤差值已趨平穩，表示計算誤差已收斂，停止網路訓練並輸出結果，以本研究建立花蓮港內 17 號碼頭處示性波高類神經網路為例，類神經網路架構及計算流程示意圖如 4.3 節圖 6 所示。

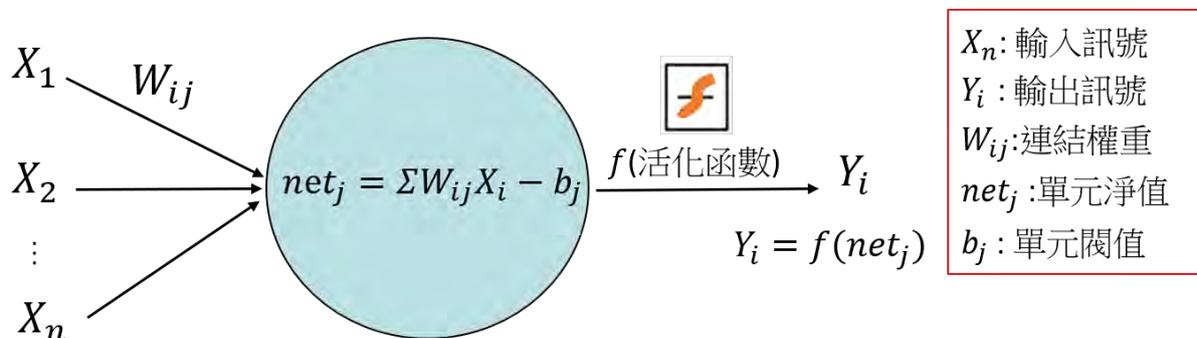


圖 2 人工神經元模型

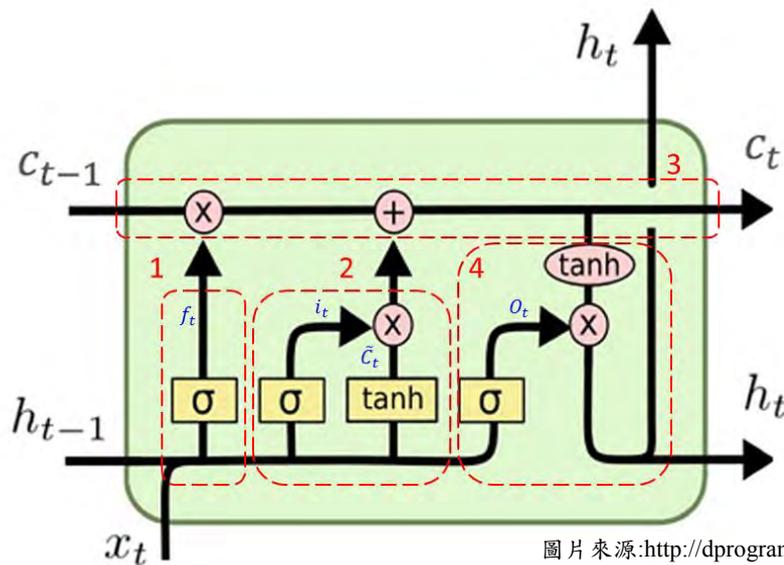
BPNN 主要學習輸入資訊和輸出資訊間的對應關係，但神經元彼此間無記憶功能，爰輸入層參數常會增加考慮提前幾時刻資訊(即增加輸入層對應之神經元)方式，使前一段時間資訊與輸出層資訊產生關聯。

### 2.2 長短期記憶模型(LSTM)

前節所述 BPNN 神經元無記憶功能，為效仿人類思考方式在已接收訊息進行思考之模式，又開發出遞迴式類神經網路(RNN)，其具有回饋式架構，允許神經元相互回饋，使神經元在具有前一刻時間記憶下計算並傳遞訊息。接著 Hochreiter et al.<sup>[22]</sup>於 1997 年發表長短期記憶模型

(LSTM)，因其具有特殊結構的時間遞迴類神經網路，解決 RNN 容易發生梯度消失及梯度爆炸等問題，同時可決定輸入及輸出端的資訊是否能被儲存或輸出，在處理長期時間序列頗具成效，現已廣泛應用在各領域。

LSTM 以數個單元(cell)組成，單元設有閥門(gate)，依序為遺忘門(forget gate)、輸入門(input gate)及輸出門(output gate)，各時刻輸入資訊經單元內部計算共分為 4 階段，首先，通過遺忘門決定從上一個單元輸出帶進來的資訊，以及在主要單元新增加的資訊要有多少比例要被忘掉 ( $f_t$ )；第 2 階段，將新帶進來的資訊( $X_t$ )紀錄到主要的單元狀態中，在此又分成 2 步驟：哪些新資訊( $X_t$ )要被記錄下來( $i_t$ )，以及透過  $\tanh$  計算出短期記憶 $\tilde{C}_t$ ；第 3 階段，將前時段記憶單元 ( $C_{t-1}$ )乘以遺忘門( $f_t$ )以決定上一時刻記憶保留程度，再加輸入門計算之 $i_t$ 與單元狀態 $\tilde{C}_t$ 相乘積，即為此階段記憶單元輸出值 $C_t$ ，單元結構、資料處理流程及各階段公式如圖 3 及表 2 所示。



圖片來源:<http://dprogrammer.org/rnn-lstm-gru>

圖 3 LSTM 單元結構及資料處理流程示意圖

表 2 LSTM 單元內部各階段計算公式

階段	說明	公式	符號說明
1	遺忘門 Forget Gate	$f_t = \sigma(W_f X_t + U_f h_{t-1} + b_f)$	$h_{t-1}$ ：上一個單元輸出 $C_{t-1}$ ：上一個單元記憶 $X_t$ ：輸入值
2	輸入門 Input Gate	$i_t = \sigma(W_i X_t + U_i h_{t-1} + b_i)$ $\tilde{C}_t = \tanh(W_c X_t + U_c h_{t-1} + b_c)$	$h_t$ ：輸出值 $\tilde{C}_t$ ：短期記憶 $C_t$ ：記憶輸出值
3	單元狀態 Cell State	$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$	$f_t$ ：決定多少資訊要遺忘 $i_t$ ：決定多少資訊要紀錄 $O_t$ ：決定多少資訊要輸出
4	輸出門 Output Gate	$O_t = \sigma(W_o X_t + U_o h_{t-1} + b_o)$ $h_t = O_t * \tanh(C_t)$	$\sigma$ ：sigmoid 函數神經元 $\tanh$ ：tanh 函數神經元 $W_f, U_f, b_f$ ：神經元權重及閾值 $W_i, U_i, b_i$ ：神經元權重及閾值 $W_c, U_c, b_c$ ：神經元權重及閾值 $W_o, U_o, b_o$ ：神經元權重及閾值

### 三、波浪觀測資料蒐集及統計分析

分析港外 AWAC 及港內 17 號碼頭監測站於 109 年 5 月至 110 年 10 月 12 日期間港外、港內波浪觀測資料蒐集及統計情形。港外 AWAC 係利用超音波及壓力感應設備取得波浪與剖面海流資訊，其波浪觀測資料設定為每小時第 10 分鐘開始，以 1Hz 連續觀測 2,048 筆資料，約 35 分鐘。因此，港外波浪觀測資料有超音波訊號量測值及壓力訊號量測值 2 類，運研所 107 年至 110 年辦理「港灣風波潮流模擬及長浪預警之研究」<sup>[1][2]</sup>，分析其 2 類波浪資料，在波高部分，量測之超音波訊號 $H_{s(ast)}$ 與壓力訊號 $H_{s(pre)}$ 兩者相當接近，比較平均周期及譜峰周期( $T_{m02(ast)}$ 、 $T_p(ast)$ )、( $T_{m02(pre)}$ 、 $T_p(pre)$ )後可知，壓力訊號量測方式因受限於水深，難以量測到深水波，量測結果較無法反應較低週期性波浪，超音波訊號量測方式則較能反應波浪真實特性，故本研究港外波浪觀測資料係採用超音波訊號量測、經波譜分析轉換成為 1 小時 1 筆之波浪資料，其於 109 年 5 月至 110 年 10 月間之各月示性波高 $H_{s(ast)}$ 、平均週期 $T_{m02(ast)}$ 、譜峰週期 $T_p(ast)$ 統計結果如表 3 所示。港內 17 號碼頭監測站係採用壓力式水位計量測碼頭處附近水位波動，連續觀測並以取樣頻率 2Hz 擷取資料，每 20 分鐘輸出該組資料經波譜轉換後之示性波高( $H_{s(17)}$ )、平均週期( $T_{m(17)}$ )、譜峰週期( $T_p(17)$ )，其中，譜峰週期( $T_p(17)$ )因子數值過大且呈現上下震盪，資料不合理故不採用，其於 109 年 5 月至 110 年 10 月間之各月示性波高( $H_{s(17)}$ )、平均週期( $T_{m(17)}$ )統計結果如表 4 所示。

由表 3 及表 4 可知，花蓮港之港外及港內波浪資料蒐集率高，表示觀測系統穩定，缺失資料主要係因觀測儀器進行例行性保養工作緣故；港外及港內示性波高平均值之最小值發生在 109 年 7 月，表示當月天氣穩定無風；港外及港內示性波高最大值均發生在圓規颱風期間(110 年 10 月)，波高分別為 4.96m(港外)及 3.21m(港內)。

表 3 花蓮港 AWAC 超音波訊號量測於研究分析期間之波浪統計資料表

年/月	示性波高 $H_{s(ast)}$ (m)			平均週期 $T_{m02(ast)}$ (sec)			譜峰週期 $T_p(ast)$ (sec)			蒐集率(%)
	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	
109/05	0.83	1.51	0.45	5.48	7.79	4.01	7.8	11.91	3.70	100
109/06	0.77	1.5	0.39	4.81	0.63	3.44	6.51	11.91	3.24	92
109/07	0.67	1.43	0.36	4.8	6.69	3.4	7.15	10.89	3.35	100
109/08	0.87	2.36	0.35	5.35	8.78	3.93	7.55	13.93	4.00	88
109/09	0.94	2.62	0.39	5.9	10.16	3.39	9.23	17.07	3.24	95
109/10	1.4	2.56	0.53	6.00	7.51	4.38	8.61	15.06	5.28	91
109/11	1.69	3.06	0.83	6.51	8.31	4.35	9.28	12.41	4.8	98
109/12	1.98	3.54	0.8	6.61	8.27	4.68	9.59	13.93	6.67	100
110/01	1.53	3.00	0.69	6.21	7.86	4.92	9.10	12.34	5.08	100
110/02	1.34	3.46	0.51	6.23	8.93	3.55	9.02	13.74	4.90	100
110/03	1.14	2.78	0.51	6.02	8.76	4.00	8.89	12.72	5.38	100
110/04	1.45	3.82	0.58	6.52	9.43	4.61	9.92	15.52	5.60	99
110/05	0.84	1.47	0.47	5.03	6.84	3.58	7.58	14.32	3.06	99
110/06	0.70	1.40	0.37	5.26	6.71	3.75	7.46	14.42	3.85	98
110/07	1.06	3.88	0.33	5.93	10.75	3.48	8.45	14.73	3.76	99
110/08	0.77	2.18	0.26	5.32	8.98	3.65	7.53	13.47	3.71	100
110/09	0.88	4.27	0.34	5.97	9.23	3.68	8.93	15.88	4.02	100
110/10	1.48	4.96	0.67	6.22	8.98	4.58	9.32	15.88	4.77	100

表 4 花蓮港 17 號碼頭監測站壓力波高計量測於研究分析期間之波浪統計資料表

年/月	示性波高 $H_s(ast)$ (m)			平均週期 $T_{m02(ast)}$ (sec)			蒐集率(%)
	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	
109/5	0.11	0.33	0.07	7.41	10.60	4.03	39.63
109/6	0.14	0.35	0.06	6.36	10.05	3.73	100.00
109/7	0.07	0.25	0.03	4.22	8.2	2.71	100.00
109/8	0.17	1.26	0.06	6.88	12.14	3.79	99.91
109/9	0.19	1.20	0.08	8.22	16.72	3.85	100.00
109/10	0.19	0.76	0.08	8.45	13.96	4.01	100.00
109/11	0.28	1.23	0.09	9.04	12.25	4.48	99.91
109/12	0.30	0.62	0.10	9.5	14.4	3.89	100.00
110/01	0.24	0.5	0.12	9.17	12.33	4.31	100.00
110/02	0.23	0.63	0.11	8.54	12.24	4.19	100.00
110/03	0.19	0.40	0.09	8.54	12.24	4.19	100.00
110/04	0.45	2.16	0.12	9.87	14.06	4.16	99.77
110/05	0.15	0.36	0.08	7.04	10.87	3.62	99.87
110/06	0.14	0.4	0.07	7.13	11.92	4.21	100.00
110/07	0.21	0.93	0.07	7.97	14.17	3.56	100.00
110/08	0.17	0.81	0.07	6.47	12.01	3.77	100.00
110/09	0.29	2.19	0.08	8.6	14.34	3.5	99.91
110/10	0.47	3.21	0.11	8.8	13.68	4.29	36.42(圓規)

#### 四、類神經網路建立

本研究進行類神經網路訓練、驗證及測試工具為 Matlab2022b，但在建置類神經網路前，尚須對波浪資料進行進一步分析及處理，如選取影響性大的因素、省略影響性小的，或將不同領域波浪特徵因子正規化...等，均有助於類神經網路學習訓練工作。

##### 4.1 選取資料特徵因子

類神經網路輸入層若考慮過多的資料特徵因子，容易成為雜訊，影響網路訓練及預測能力，所以需先探討影響 17 號碼頭示性波高之主要因素，選取影響性大的因素、省略影響性小的，以利網路學習準確。運研所在「109 年港內浪潮即時監測及調查」<sup>[8]</sup>及「110 年港內浪潮即時監測及調查」<sup>[3]</sup>，以迴歸分析方法對花蓮港 17 號碼頭之示性波高與風速進行相關性分析，如圖 4 所示。109 年 7 月 1 日至 9 月 30 日期間之相關性 R 約 0.121、109 年 10 月 1 日至 10 月 31 日期間之相關性 R 約 0.062，以及 110 年 1 月 1 日至 10 月 12 日期間之相關性 R 約 0.175。由分析結果可知，17 號碼頭之示性波高與風速相關性分析均在 0.2 以下，屬低度相關，顯示花蓮港風速對港域內波浪變化影響較小，故本研究類神經網路學習參數將不考慮風速因子。

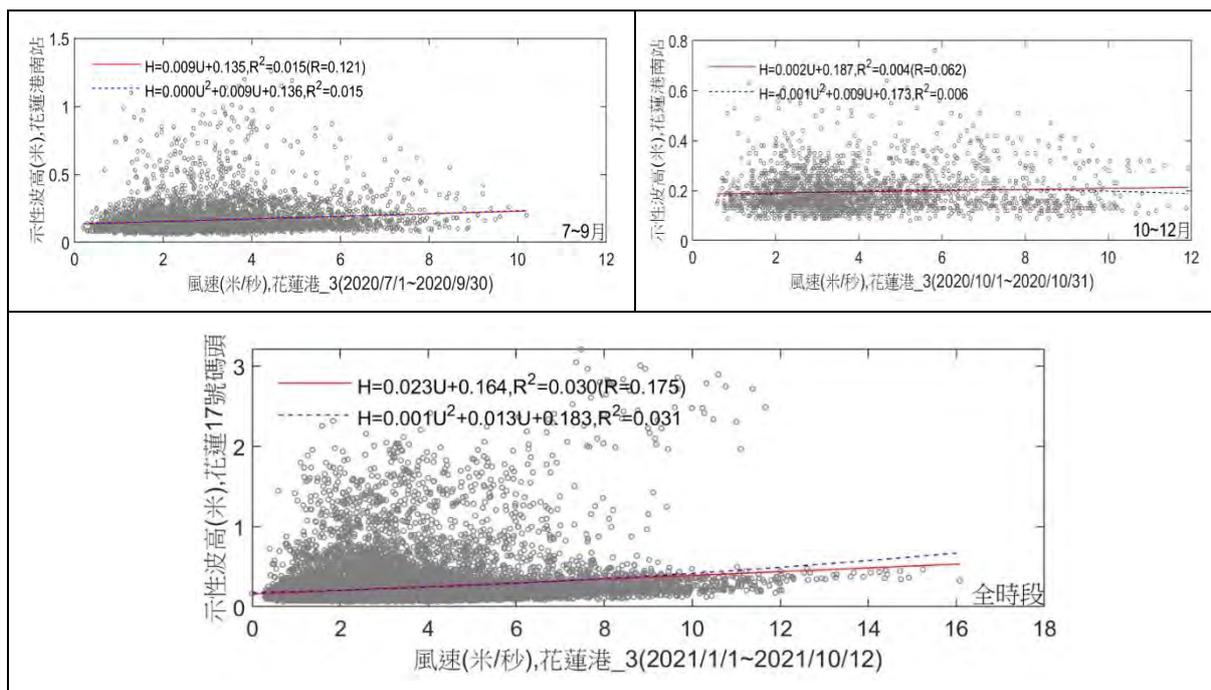


圖 4 109 年 7 月-110 年 10 月期間花蓮港 17 號碼頭示性波高與風速相關性圖

接著，討論港外 AWAC 超音波訊號量測波浪資料特徵因子對 17 號碼頭示性波高之影響，港外波浪資料特徵因子主要有示性波高、平均週期、譜峰週期及波向等 4 類參數因子，其屬於時間序列資料，即前幾時刻之港外波浪變化對港內波浪變化會具影響性，將 109 年 06 月 01 日 00 時 00 分至 110 年 10 月 12 日 06 時 00 分期間之港外、港內波浪資料做皮爾遜相關性分析 (Pearson Correlation)，其中港外波浪示性波高  $H_{s(ast)}$  選取前 20 分鐘、前 40 分鐘及前 60 分鐘之示性波高，港外平均週期  $T_{m02(ast)}$  週期選取前 20 分鐘之平均週期、港外譜峰週期選取前 20 分鐘之譜峰週期，以及港外波向選取前 20 分鐘之波向，港內 17 號碼頭波浪資料則選取當時刻之示性波高 ( $H_{s(17)}(t)$ )，共 7 個特徵因子做皮爾遜相關性分析，結果如圖 5 所示。

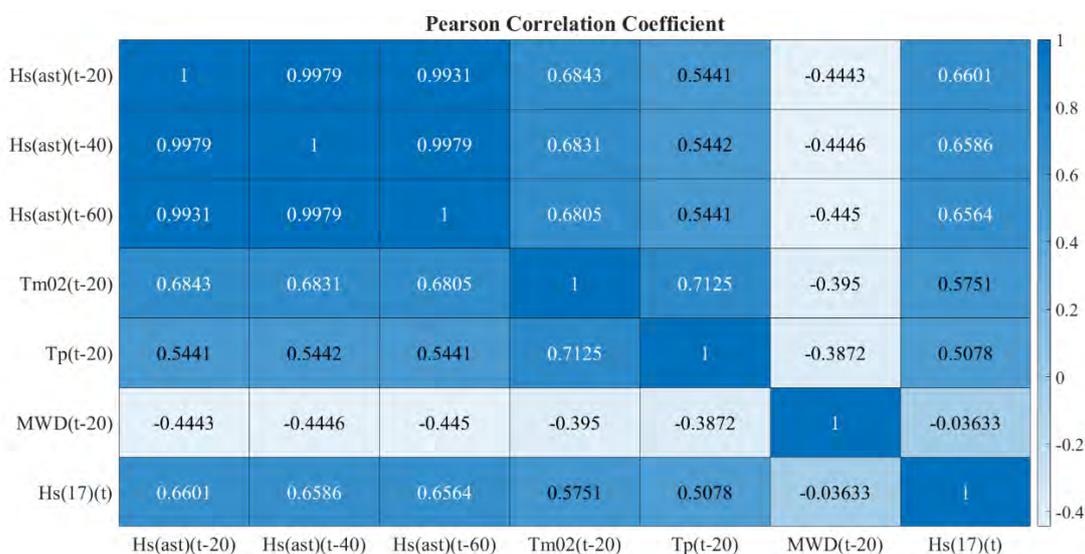


圖 5 資料特徵因子之皮爾遜相關性熱圖

由圖 5 所示，港外前 20 分鐘、前 40 分鐘及前 60 分鐘之示性波高對 17 號碼頭當時刻之示性波高相關性分別為 0.6601、0.6586 及 0.6564，均有明顯的線性相關，爰前 3 時刻之示性波高因子可做為神經網路輸入層代表示性波高之參數；港外波浪之前 20 分鐘平均週期對 17 號碼頭當下時刻之示性波高相關性為 0.5751，比前 20 分鐘之譜峰週期對 17 號碼頭當下時刻之示性波高相關性 0.5078 還高，爰週期因子選取前 20 分鐘平均週期做為類神經網路輸入層代表周期之參數；港外波浪之前 20 分鐘波向對 17 號碼頭當時刻之示性波高相關性為負值且趨近 0，此結果僅表示港外波向資料與港內示性波高非屬線性關係，但仍可做為類神經網路輸入層代表方向之參數。

## 4.2 訓練資料擷取、前處理及正規化

花蓮港因東臨太平洋且港型開口方向關係，港域波浪起伏不僅受季風及侵臺颱風風浪影響，亦受遠域颱風之長浪影響，訓練資料若僅擷取有發布颱風警報之颱風期間資料，尚有不足提供類神經網路學習花蓮港波浪特性之疑慮，另由第三章可知，港外波浪觀測資料是經 AWAC 以超音波訊號量測，再經品管程序處理成 1 小時 1 筆之波浪觀測資料，港內波浪觀測資料是監測站壓力計連續觀測並以每 20 分鐘輸出 1 筆之波浪觀測資料，港外、港內波浪資料時間間距不一致，且觀測資料亦會因執行儀器維護保養或其他氣象因素而有所缺漏。為順利執行類神經網路訓練、驗證及測試工作，輸入至神經網路觀測資料，必須為時間間距相等、資料連續且不間斷的時間序列，爰須對港外、港內波浪觀測資料再做進一步處理。

首先，將港外波浪觀測資料缺漏部分，以線性內插方式補遺；接著，再以線性內插方式，將補遺後之每小時波浪時間序列資料，改為每 20 分鐘 1 筆之波浪時間序列資料；至於港內波浪觀測資料缺漏部分則以線性內插方式，補遺成每 20 分鐘 1 筆之波浪時間序列資料。經前述處理後，擷取 110 年 1 月 1 日 00 時至 110 年 10 月 12 日 06 時之港外、港內波浪資料做為類神經網路訓練資料，各波浪特徵因子均為 20,466 筆時間序列。

由於本研究活化函數會使用雙曲線正切函數，其值域介於 1 與-1，且考慮後續會將週期及波向依序加入類神經網路做訓練，波高、週期及波向為 3 種不同單位、不同值域之物理量，故在網路訓練前，須將輸入變數映射至固定範圍之值域內，此稱為資料正規化。若將各參數直接映射至 1 與-1 之間，在使用雙曲線正切函數轉換時，鄰近 1 與-1 時之曲線近乎為水平漸近線，資料若壓縮到此段，為曲線最不敏感範圍，爰為使每個參數在每個時刻資料映射結果均仍有差異性，本研究資料正規化選擇壓縮到-0.9 至 0.9 之間。

## 4.3 倒傳遞類神經網路架構及學習訓練設定

本研究建置之倒傳遞類神經網路為 3 層，分別為輸入層、隱藏層及輸出層，各層神經元以  $i$ 、 $j$ 、 $k$  為下標符號做區分，神經元數量以  $m$ 、 $n$ 、 $o$  個表示。輸入層主要以輸入港外前時刻波浪特徵因子及港內 17 號碼頭前時刻示性波高特徵因子為主，爰神經元數量  $m$  以考慮港外、港內

波浪特徵因子多寡而定；輸出層主要以港內 17 號碼頭  $t$  時刻示性波高特徵因子時間序列為目標序列，爰神經元數量為 1 個(即  $o=1$ )；隱藏層之神經元數量  $n$  以試誤法由 3 個神經元逐一增加至 20 個神經元做測試，再經評估指標計算結果決定，網路架構及計算流程如圖 6 所示。演算法採用 Levenberg-Marquardt(LM)演算法，輸入層至隱藏層的活化函數為雙曲線正切函數，隱藏層至輸出層活化函數則採用線性函數，每次網路學習速率設定為 0.001，訓練精度為  $10^{-5}$ ，但為避免訓練時間過長，經檢視執行約 250 次時訓練精度已趨於收斂，故設定最大疊代次數為 300 次。

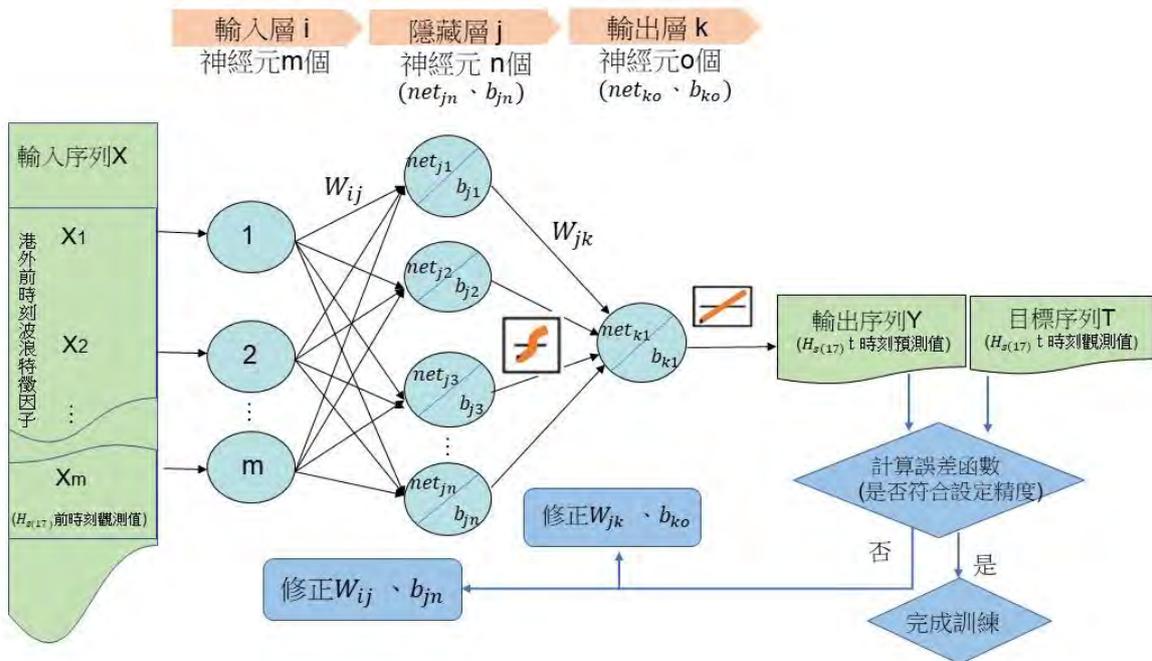
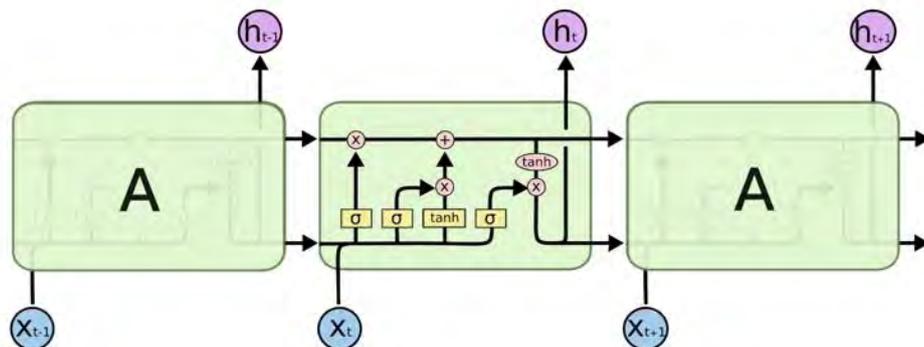


圖 6 BPNN 網路架構及計算流程示意圖

#### 4.4 長短期記憶模型類神經網路架構及學習訓練設定

本研究建置之 LSTM 為 3 層，分別為輸入層、隱藏層及輸出層，神經元變成 2.2 節所述之單元(cell)，內部增加遺忘門、輸入門、單元狀態及輸出門計算，各層單元數量決定方式與 4.3 節 BPNN 相同，參數在各時間步長傳遞示意圖如圖 7 所示，最後網路架構再經評估指標結果決定。演算法採用 adam 演算法，網路學習速率初始值設定為 0.01，訓練精度為  $10^{-5}$ ，但為避免訓練時間過長，經檢視執行約 150 次時訓練精度已趨於收斂，爰設定最大疊代次數為 200 次。



圖片來源:<http://dprogrammer.org/rnn-lstm-gru>

圖 7 LSTM 於時間軸傳遞示意圖

## 五、測試方案驗證及連續預測結果

依 4.1 節本研究建置 BPNN、LSTM 輸入層神經元數量  $m$  以考慮港外、港內波浪特徵因子多寡而定，且當下發生之波高，係為前時刻或甚至前幾時刻波浪條件相互影響所致，故考慮前 20 分鐘(t-20min)及前 1 小時(t-20min、t-40min、t-60min)不同波浪因子之組合，本研究建置之類神經網路，在輸入層參數部分，共計有 8 種組合做學習訓練、驗證及連續預測工作如表 5 所示，各方案輸出層參數均為港內 17 號碼頭示性波高( $H_s(17)$ )。

表 5 測試方案輸入層參數及數量說明表

方案	輸入層考慮參數因子及數量		
	考慮前幾時刻資訊	波浪因子	數量
Case1-1	t-20min	港外: $H_s(ast)$ / 港內: Hs(17)	2
Case1-2	t-20min、t-40min、t-60min	港外: $H_s(ast)$ / 港內: Hs(17)	6
Case2-1	t-20min	港外: $H_s(ast)$ 、 $T_{m02(ast)}$ / 港內: Hs(17)	3
Case2-2	t-20min、t-40min、t-60min	港外: $H_s(ast)$ 、 $T_{m02(ast)}$ / 港內: Hs(17)	9
Case3-1	t-20min	港外: $H_s(ast)$ 、WMD / 港內: Hs(17)	3
Case3-2	t-20min、t-40min、t-60min	港外: $H_s(ast)$ 、WMD / 港內: Hs(17)	9
Case4-1	t-20min	港外: $H_s(ast)$ 、 $T_{m02(ast)}$ 、WMD / 港內: Hs(17)	4
Case4-2	t-20min、t-40min、t-60min	港外: $H_s(ast)$ 、 $T_{m02(ast)}$ 、WMD / 港內: Hs(17)	12

### 5.1 測試方案驗證及連續預測說明

#### 一、驗證說明

類神經網路建立後，為避免過度學習，選取其未學習過之時間序列資料以驗證其適用性。統計 109~110 年度花蓮港有發生船舶避湧管制事件，共計有海神、閃電、舒力基、璨樹及蒲公英颱風等 5 件，因 110 年度港外、港內波浪資料已做為本研究類神經網路訓練資料，故選取 109 年度之海神颱風(109 年 9 月 1 日 20 時~9 月 8 日 2 時)及閃電颱風(109 年 11 月 1 日 00 時~11 月 7 日 12 時)做為颱風期間驗證案例，再以 109 年 7 月 1 日 00 時 00 分~7 月 31 日 23 時 40 分、109 年 12 月 1 日 00 時 00 分~12 月 31 日 23 時 40 分之波浪時序列資料做為夏季及冬季期間驗證案例，共 4 件驗證案例。

類神經網路經執行海神、閃電、夏季及冬季期間模擬計算後，將其預測 17 號碼頭示性波高模擬值與實測值相比，並以相關係數(R)、平均絕對誤差(MAE)、均方根誤差(RMSE)3 種指標評估網路驗證效能，BPNN、LSTM 各方案驗證結果，夏季期間相關性約 0.48~0.7 之間，其餘海神、閃電及冬季期間相關性均在 0.9~1 之間，顯示驗證結果均良好。

#### 二、連續預測說明

類神經網路驗證後，本研究進一步執行連續預測工作，以檢測網路自身預測能力。輸入層之港外波浪參數(示性波高、平均周期及波向)均做為已知資訊、持續輸入至類神經網路(BPNN 或 LSTM)直至模擬時間結束；至於輸入層之港內 17 號碼頭示性波高參數，僅於第 1 時間步長(t)帶

入實測值，經類神經網路(BPNN 或 LSTM)計算出 17 號碼頭示性波高預測值，將此預測值回傳至輸入層做為下一時間步(t+1)之港內 17 號碼頭示性波高輸入值，再進入類神經網路計算出預測值，及回傳至輸入層，做為下一時間步(t+2)之港內波高輸入值，如此連續預測、回傳、再預測、再回傳直至模擬時間結束，爰 17 號碼頭示性波高輸入值係由類神經網路持續執行連續預測得之。本研究選擇海神及閃電 2 場颱風事件執行類神經網路連續預測 8 日之測試工作，並以相關係數(R)、平均絕對誤差(MAE)、均方根誤差(RMSE)做為評估指標。

## 5.2 驗證及連續預測結果

若能同時在驗證及連續預測上均有良好模擬預測效果，表示此類神經網路除能反應花蓮港 17 號碼頭波高變化特性外，網路本身具良好的自我預測能力及穩定性，各組合方案經執行驗證及連續預測後之結果如表 6 所示。

表 6 各方案經驗證及連續預測之類神經網路架構及結果

方案	BPNN		LSTM	
	網路架構及神經元數 輸入層-隱藏層-輸出層	結果	網路架構及神經元數 輸入層-隱藏層-輸出層	結果
Case1-1	2-7-1	驗證:佳 連續預測:不佳	2-30-1	驗證:佳 連續預測:不佳
Case1-2	6-10-1	驗證:佳 連續預測:佳	6-39-1	驗證:佳 連續預測:不佳
Case2-1	3-15-1	驗證:佳 連續預測:不佳	3-20-1	驗證:佳 連續預測:不佳
Case2-2	9-10-1	驗證:佳 連續預測:佳	9-9-1	驗證:佳 連續預測:佳
Case3-1	3-5-1	驗證:佳 連續預測:不佳	3-15-1	驗證:佳 連續預測:不佳
Case3-2	9-7-1	驗證:佳 連續預測:佳	9-8-1	驗證:佳 連續預測:佳
Case4-1	4-8-1	驗證:佳 連續預測:不佳	4-15-1	驗證:佳 連續預測:不佳
Case4-2	12-6-1	驗證:佳 連續預測:佳	12-10-1	驗證:佳 連續預測:佳

### 5.2.1 BPNN 驗證及連續預測結果

由表 6 可知 BPNN 通過驗證及連續預測表現佳之方案為 Case1-2、Case2-2、Case3-2、Case4-2 等 4 方案，其驗證及連續預測評估結果如表 7 所示。在驗證階段，港內 17 號碼頭預測值與實測值相比，4 方案於夏季期間相關性約 0.6 左右，平均絕對誤差(MAE)均 0.023m、均方根誤差(RMSE)約在 0.18m~0.19m，因 109 年 7 月恰巧是近 20 年來西太平洋無生成颱風之月份，當月氣候相當穩定無風，整月實測波浪均小於 0.5m；4 方案於海神、閃電颱風及冬季期間相關性均在 0.95~1 間為高度相關，平均絕對誤差(MAE)約在 0.02m~0.04m，均方根誤差(RMSE)在 2 場颱風事件約在 0.2m~0.4m 間，在冬季期間約在 0.16 左右。驗證案例以 Case1-2 為例，海神、閃電颱風及夏季、冬季期間之驗證結果如圖 8 所示，其中圖上藍色線為 17 號碼頭實測示性波高，紅色線為 BPNN 模擬示性波高值。

表 7 通過驗證及連續預測之 BPNN 測試方案評估結果

BPNN 方案	驗證結果			連續預測 8 日		
	R	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE
<b>Case 1-2</b>						
海神	0.963	0.035	0.336	0.959	0.035	0.354
閃電	0.954	0.032	0.231	0.939	0.035	0.328
夏季	0.601	0.023	0.186	-	-	-
冬季	0.963	0.021	0.165	-	-	-
<b>Case2-2</b>						
海神	0.96	0.036	0.32	0.959	0.035	0.35
閃電	0.954	0.032	0.23	0.94	0.035	0.319
夏季	0.602	0.023	0.184	-	-	-
冬季	0.963	0.021	0.159	-	-	-
<b>Case3-2</b>						
海神	0.96	0.035	0.416	0.959	0.033	0.473
閃電	0.951	0.032	0.26	0.953	0.035	0.359
夏季	0.603	0.023	0.189	-	-	-
冬季	0.964	0.021	0.16	-	-	-
<b>Case4-2</b>						
海神	0.96	0.037	0.376	0.955	0.036	0.415
閃電	0.954	0.032	0.238	0.943	0.037	0.312
夏季	0.6	0.023	0.19	-	-	-
冬季	0.963	0.022	0.16	-	-	-

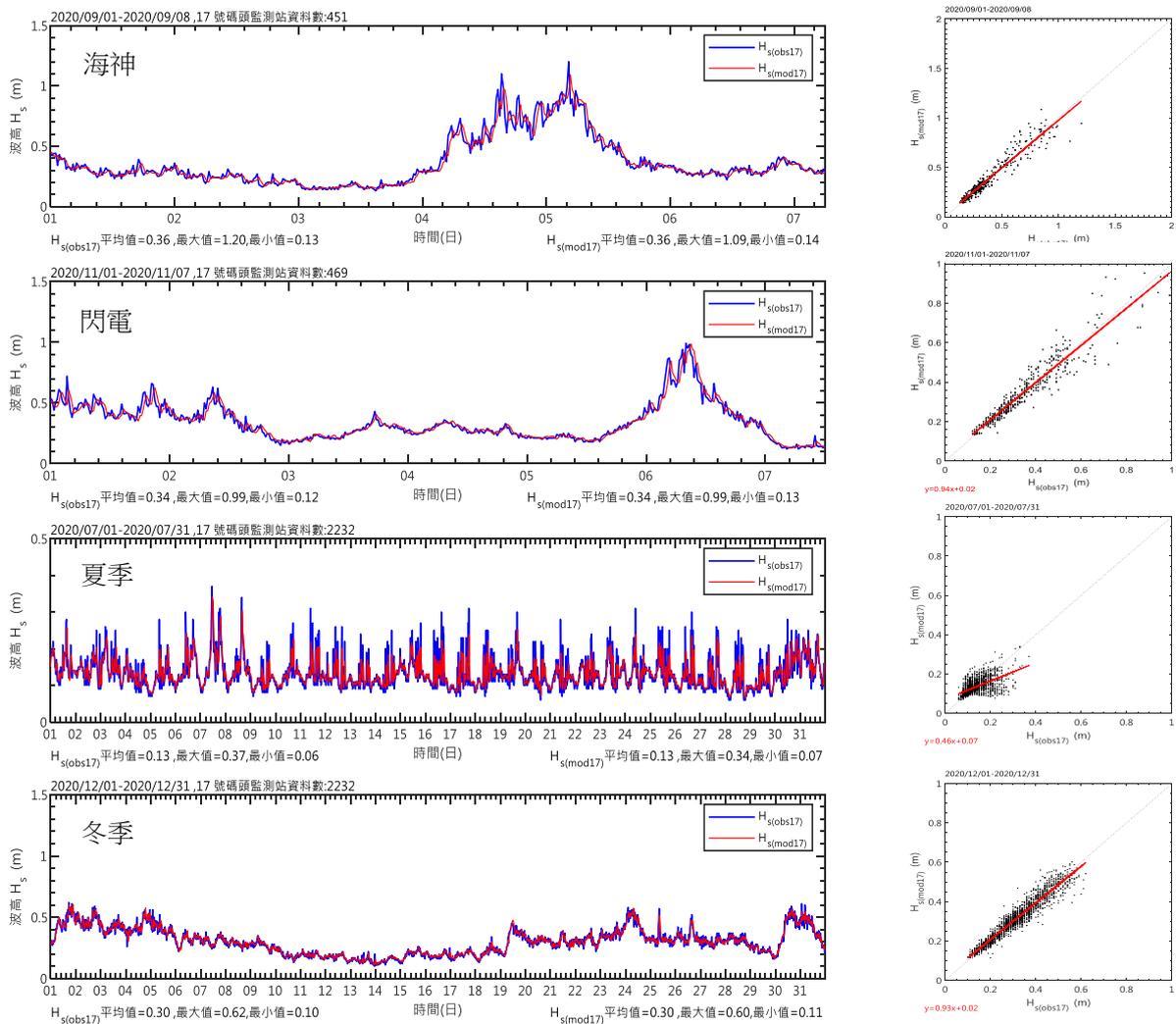


圖 8 BPNN 之 Case1-2 方案驗證結果

在海神及閃電颱風期間執行連續預測，港內 17 號碼頭預測值與實測值相比，相關性均在 0.9 ~1 間為高度相關，平均絕對誤差(MAE)約在 0.03m~0.04m，均方根誤差(RMSE)約在 0.3m~0.5m 間，Case1-2、Case2-2、Case3-2、Case4-2 連續預測 8 日之測試結果如圖 9~圖 12 所示。由此可知，使用 BPNN 方法建置 17 號碼頭波高預測類神經網路，輸入層參數若只考慮前 20 分鐘資訊尚不足夠，需考慮前 1 小時資訊，且 Case1-2 與其他方案相比，Case1-2 港外波浪條件參數雖只考慮波高，但在驗證及連續預測表現很好不輸於其他方案，顯示只用港外示性波高就足夠預測港內示性波高之變化，增加其他波浪因子(如週期、波向)並不會有明顯助益。

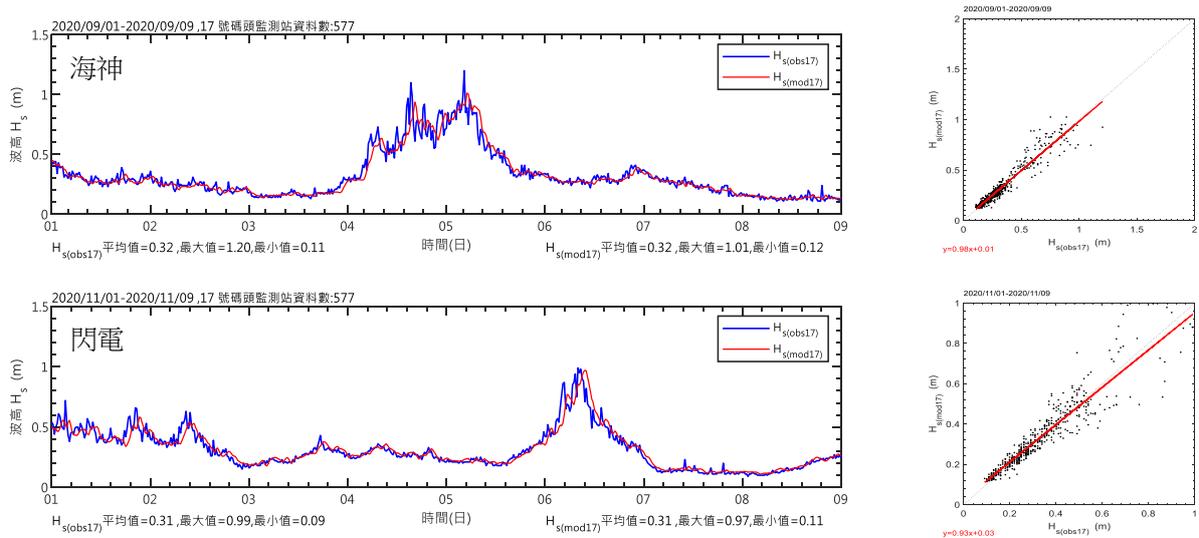


圖 9 BPNN 之 Case1-2 連續預測 8 日測試結果

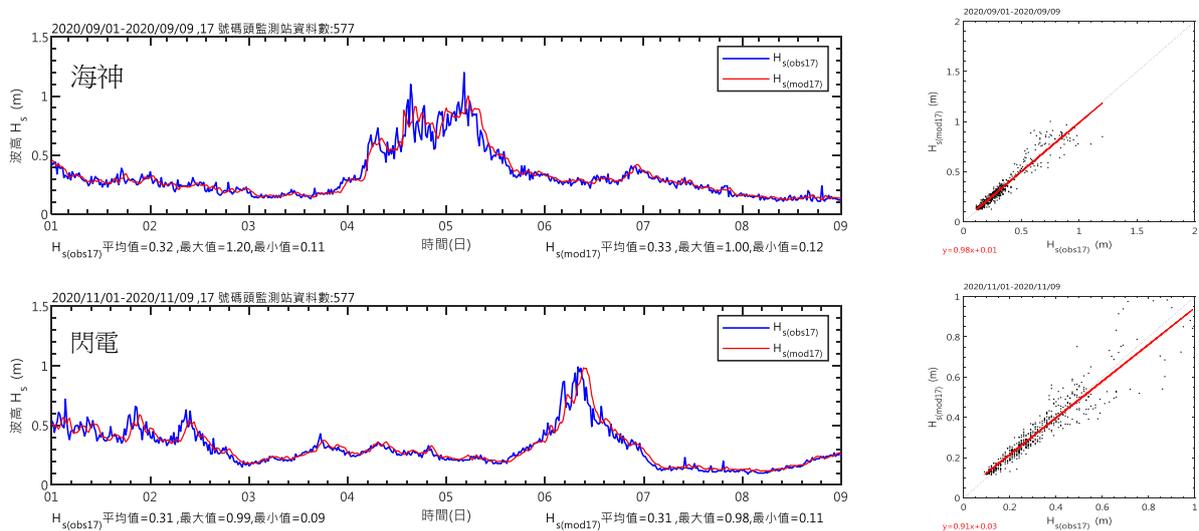


圖 10 BPNN 之 Case2-2 連續預測 8 日測試結果

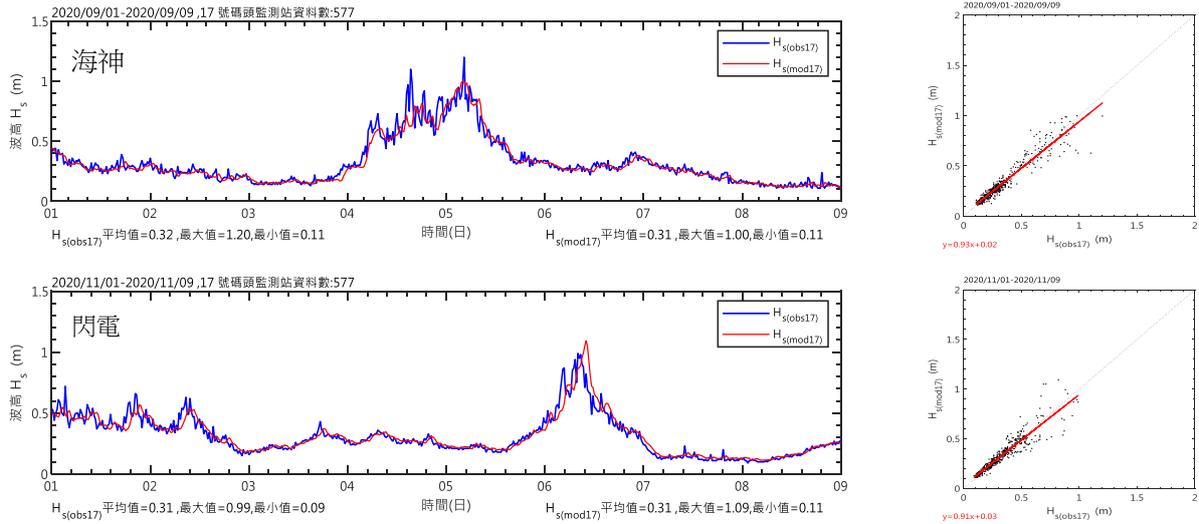


圖 11 BPNN 之 Case3-2 連續預測 8 日測試結果

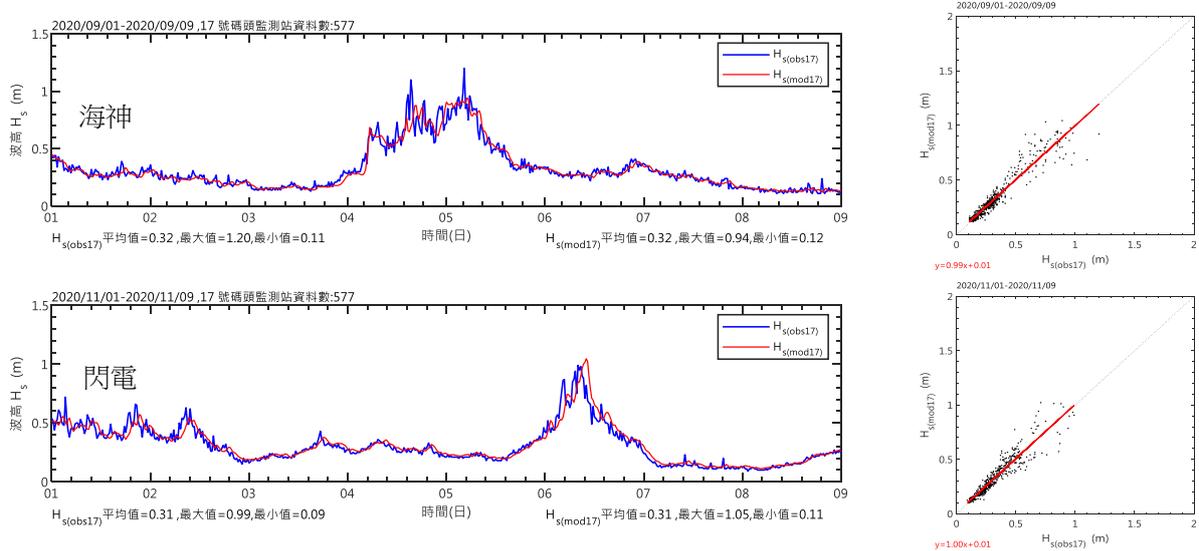


圖 12 BPNN 之 Case4-2 連續預測 8 日測試結果

### 5.2.2 LSTM 驗證及連續預測結果

由表 6 可知 LSTM 通過驗證及預測表現佳之方案為 Case2-2、Case3-2、Case4-2 等 3 方案，其驗證及連續預測評估結果如表 8 所示。在驗證階段，港內 17 號碼頭預測值與實測值相比，4 方案於夏季期間相關性約在 0.48~0.6 間，平均絕對誤差(MAE)約在 0.027m~0.032m、均方根誤差(RMSE)約在 0.17m~0.18m；4 方案於海神、閃電颱風及冬季期間相關性均在 0.9~1 之間為高度相關，平均絕對誤差(MAE)約在 0.02m~0.05m，均方根誤差(RMSE)在 2 場颱風事件約在 0.3m~0.4m 間，在冬季期間約在 0.2m~0.4m 間，以 Case2-2 為例，驗證歷線圖及相關性圖如圖 13 所示，圖上深藍色線為 17 號碼頭實測示性波高，紅色線為 LSTM 模擬示性波高值。

表 8 通過驗證及連續預測之 LSTM 測試方案評估結果

LSTM 方案	驗證結果			連續預測 8 日		
	R	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE
Case2-2						
海神	0.937	0.045	0.399	0.927	0.043	0.487
閃電	0.909	0.047	0.312	0.898	0.05	0.345
夏季	0.48	0.032	0.171	-	-	-
冬季	0.937	0.045	0.399	-	-	-
Case3-2						
海神	0.95	0.039	0.38	0.911	0.051	0.549
閃電	0.921	0.04	0.314	0.833	0.059	0.439
夏季	0.552	0.027	0.18	-	-	-
冬季	0.953	0.025	0.254	-	-	-
Case3-2						
海神	0.95	0.044	0.36	0.917	0.06	0.379
閃電	0.936	0.04	0.305	0.899	0.05	0.396
夏季	0.568	0.027	0.178	-	-	-
冬季	0.956	0.025	0.236	-	-	-

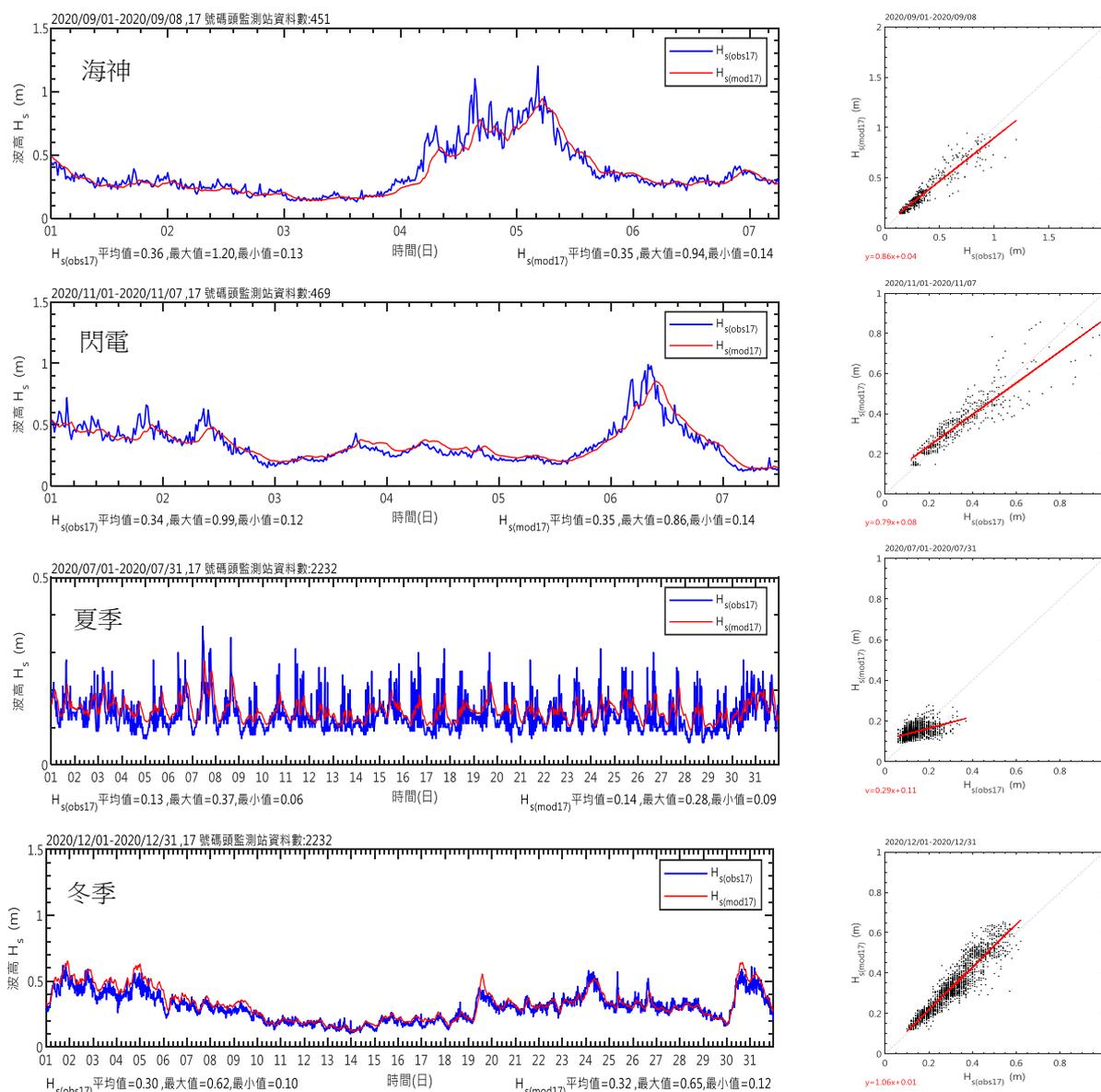


圖 13 LSTM 之 Case2-2 方案驗證結果

在連續預測之測試階段，港內 17 號碼頭預測值與實測值相比，在海神及閃電颱風期間相關性均在 0.8~0.93 間為高度相關，平均絕對誤差(MAE)約在 0.04m~0.06m，均方根誤差(RMSE)約在 0.3m~0.6m 間，以 Case2-2 為例，Case2-2、Case3-2、Case4-2 連續預測 8 日之測試結果如圖 14~圖 16 所示。由此可知，使用 LSTM 方法建置 17 號碼頭波高預測類神經網路，輸入層參數若只考慮前 20 分鐘資訊，即使港外波浪條件增加考慮 3 個因子，均不足夠，必須考慮前 1 小時資訊再加上港外波浪條件參數至少考慮 2 個因子以上(如波高與週期、波高與波向或波高、週期及方向)，2 設計條件同時滿足才能尋求到合適的神經網路，且 Case2-2 與其他方案相比，在連續預測表現略佳，顯示若使用 LSTM 方法建置 17 號碼頭波高預測類神經網路，港外波浪條件參數需考慮前 1 小時資訊且至少輸入 2 個特徵因子(含以上)。

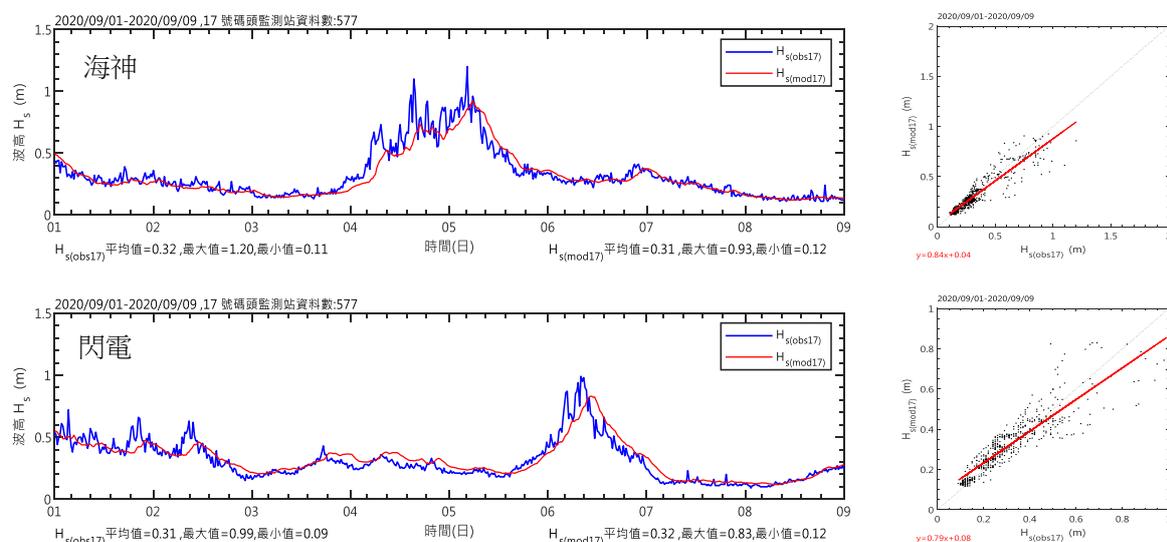


圖 14 LSTM 之 Case2-2 連續預測 8 日測試結果

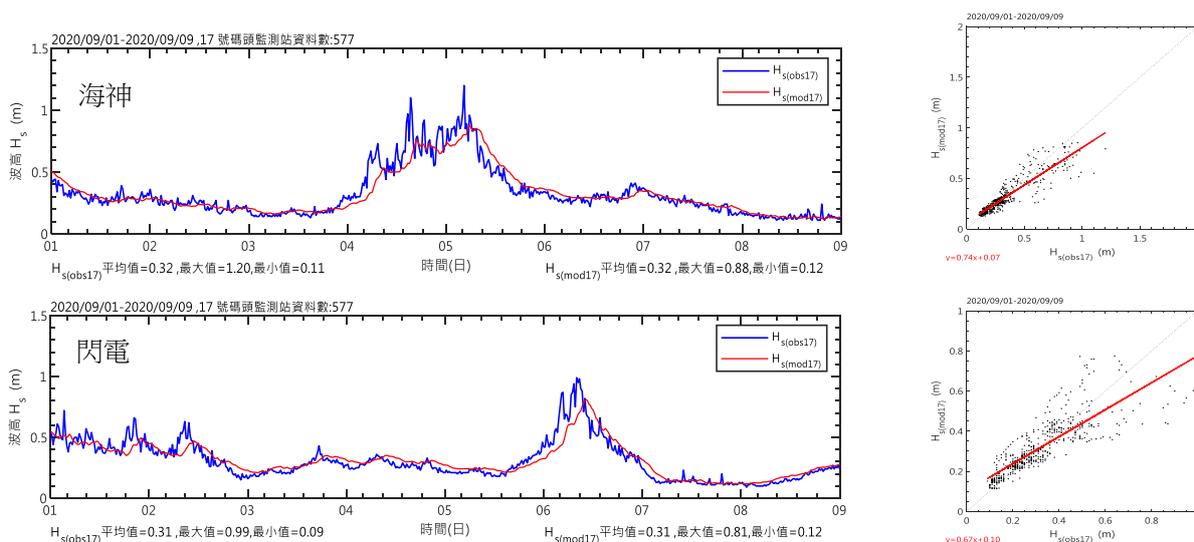


圖 15 LSTM 之 Case3-2 連續預測 8 日測試結果

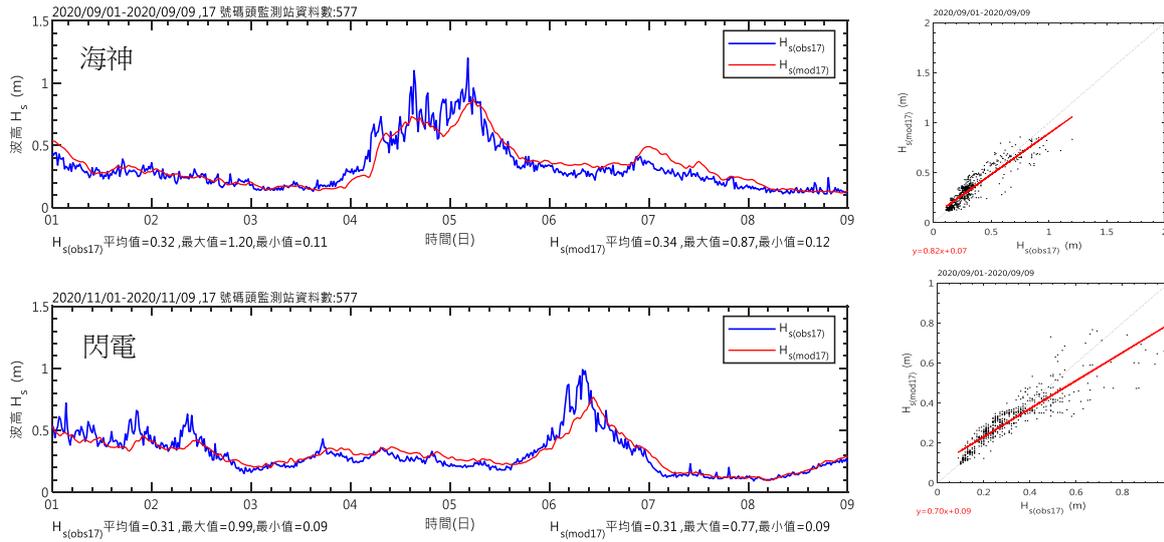


圖 16 LSTM 之 Case4-2 連續預測 8 日測試結果

## 六、結論

本研究應用 BPNN 及 LSTM 類神經網路方法，透過提前考慮前 20 分鐘或前 1 小時波浪資料及搭配不同波浪特徵因子組合方式，進行 8 種方案學習訓練、驗證及連續預測工作，建置能反應港外波浪與港內 17 號碼頭波浪對應關係之類神經網路，相關結論如下：

1. 以 BPNN 方法建置 17 號碼頭波高預測之類神經網路，輸入層參數必須需考慮前 1 小時資訊，且港外波浪條件參數可只考慮示性波高因子，即能獲得良好的驗證及連續預測效果，如增加其他週期或波向因子，並不會有明顯提升港內波浪預測之效益。
2. 以 LSTM 方法建置 17 號碼頭波高預測之類神經網路，輸入層參數必須考慮前 1 小時資訊，且港外波浪條件參數至少考慮 2 個因子以上(如波高與週期、波高與波向或波高、週期及方向)，需同時滿足 2 條件，才能尋求到合適的神經網路。
3. 綜觀 BPNN 及 LSTM 驗證及連續預測結果，原以為 LSTM 較為擅長處理時間序列預測問題，經比較後，BPNN 與 LSTM 驗證及預測效果都很好，BPNN 甚至在評估指標及歷線圖表現上略佳一些，又各測試方案尋求到的網路架構，以 BPNN 架構最為簡單(神經元數量較少)。
4. 本研究探討花蓮港內波浪預測方法，BPNN 與 LSTM 均表現良好，推測港內波高變化因受地形環境因素較為穩定，神經網路容易學習出與港外波浪之關聯性。

本研究探討之 BPNN 網路架構，後續可應用推估花蓮港 9 號及 25 碼頭處波高變化情形，未來研究方向亦可朝向將 3 碼頭處之類神經網路與運研所海象模擬作業化系統銜接，以每日作業化方式即時展示未來 48 小時碼頭波高預測資料，提供花蓮港務分公司做船舶進出港管制決策依據。

## 參考文獻

1. 傅怡鈞、林雅雯、劉清松、陳鈞彥、謝佳紘、鄭采誼(2022),「港灣風波潮流模擬及長浪預警之研究(4/4)-模擬評估及靜穩預警研究」,交通部運輸研究所報告。
2. 李俊穎、傅怡鈞、劉清松、陳鈞彥、謝佳紘、鄭采誼(2021),「港灣風波潮流模擬及長浪預警之研究(3/4)-模擬評估及港內靜穩研究」,交通部運輸研究所報告。
3. 林達遠(2021),「110年港內波潮即時監測及調查」,交通部運輸研究所報告。
4. 趙偉廷、余鴻申、余欣卉(2021),「應用機器學習理論發展離岸風場之颱風波浪預測模式與極值分析」,國立臺灣海洋大學海洋工程科技中心報告。
5. 傅怡鈞、羅冠顯、林達遠、鄭采誼(2021),「花蓮港防颱避湧作業波浪分析」,2021臺灣災害管理研討會暨110年科技部自然科學及永續研究發展司防災科技學門計畫成果發表會論文集,245-255頁。
6. 趙偉廷、楊智傑(2021),「應用改良型參數化颱風及倒傳遞類神經網路系統進行長前置時間暴潮預測」,第43屆海洋工程研討會論文集,154-159頁。
7. 陳威成、陳盈智、陳憲宗、董東璟(2021),「人工智慧演算法在瘋狗浪機率預警系統建置之研究」,第43屆海洋工程研討會論文集,331-336頁。
8. 林達遠(2020),「109年港內波潮即時監測及調查」,交通部運輸研究所報告。
9. 賴彥鈞、賴思璇、徐松圻(2020),「人工智慧演算法在瘋狗浪機率預警系統建置之研究」,第43屆海洋工程研討會論文集,331-336頁。
10. 張書豪、何昊哲(2020),「機器學習結合數值模式對集水區土砂收支預報之研究」,國立臺灣大學土木工程研究所碩士論文。
11. 陳宇文、朱宏杰、張良正、傅怡鈞(2009),「多湖區系統地表地下聯合操作之最佳化研究」,中國土木水利工程學刊,21(3),295-305頁。
12. 傅怡鈞、張良正(2006),「多湖區系統最佳地表地下聯合操作之研究」,國立交通大學土木工程研究所碩士論文。
13. 陳昶憲、吳青俊、鍾侑達(2004),「遞迴式類神經模式於日流量預測之應用」,中華水土保持學報,35(3),187-195頁。
14. RNN, LSTM & GRU, <http://dprogrammer.org/rnn-lstm-gru>。
15. Juan, N. P., & Valdecantos, V. N. (2022). Review of the application of Artificial Neural Networks in ocean engineering. *Ocean Engineering*, 259, 111947.
16. Yao, J., & Wu, W. (2022). Wave height forecast method with multi-step training set extension LSTM neural network. *Ocean Engineering*, 263, 112432.
17. Zheng, Z., Ma, X., Huang, X., Ma, Y., & Dong, G. (2022). Wave forecasting within a port using WAVEWATCH III and artificial neural networks. *Ocean Engineering*, 255, 111475.
18. Jörges, C., Berkenbrink, C., & Stumpe, B. (2021). Prediction and reconstruction of ocean wave heights based on bathymetric data using LSTM neural networks. *Ocean Engineering*, 232, 109046.

19. Wei, Z. (2021). Forecasting wind waves in the US Atlantic Coast using an artificial neural network model: Towards an AI-based storm forecast system. *Ocean Engineering*, 237, 109646.
20. Fan, S., Xiao, N., & Dong, S. (2020). A novel model to predict significant wave height based on long short-term memory network. *Ocean Engineering*, 205, 107298.
21. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1985). Learning internal representations by error propagation. California Univ San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science.
22. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.