颱風期間臺灣東北部近岸波浪預測之研究

謝家榮　魏志強

國立臺灣海洋大學 海洋環境資訊系

緣起與目的

- 颱風:臺灣較常受到颱風侵襲之季節為夏、秋兩季，可帶來豐沛的雨量，為臺灣帶來不可或缺的水資源，但暴風雨所帶來的災害，則嚴重影響人們生命財產的安全。

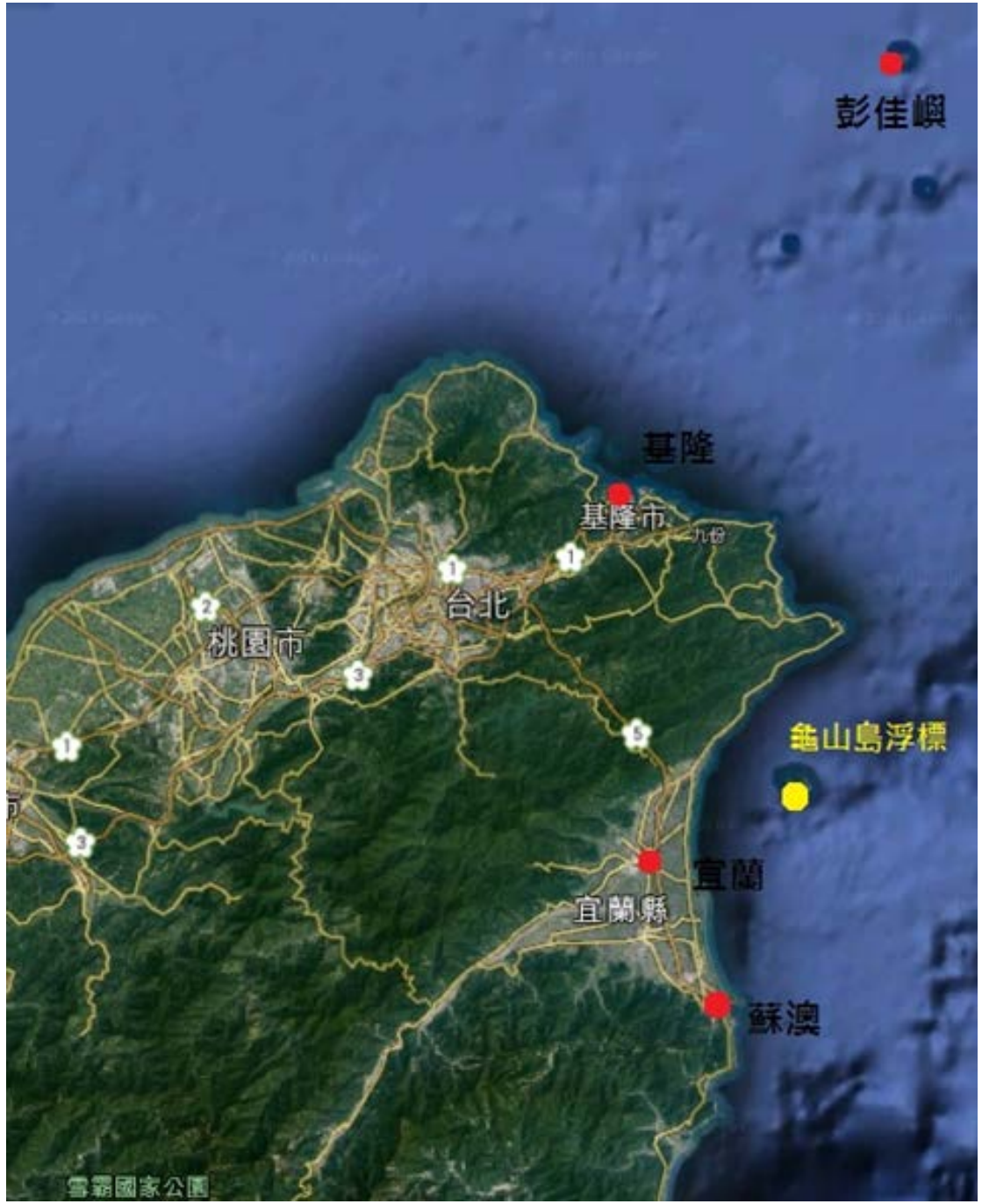
- 在颱風侵襲期間，若能準確地預測浪高，則可以降低沿岸災害及保障人身安全，達到未雨綢繆的效果。

- 本研究以臺灣東北部龜山島測站為測試例。資料年限為西元2005至2012年，選定海象、氣象與颱風相關的參數以建立類神經網路統計模式與回歸分析，同時採用延遲時間0至3小時為案例，進行驗證模式預測之準確性。

文獻參考

- 蔡政翰老師及其研究生之論文

- 張憲國等(2010)比較MIKE21_SW數值模式與類神經網路方法在颱風時期花蓮港附近波高之預測優劣。



各測站位置圖

資料來源

- 研究資料年限:2005年至2012年
- 中央氣象局發布之海上及陸上颱風警報單
- 氣象站(基隆、彭佳嶼、蘇澳、宜蘭)
- 海象觀測浮標(龜山島)

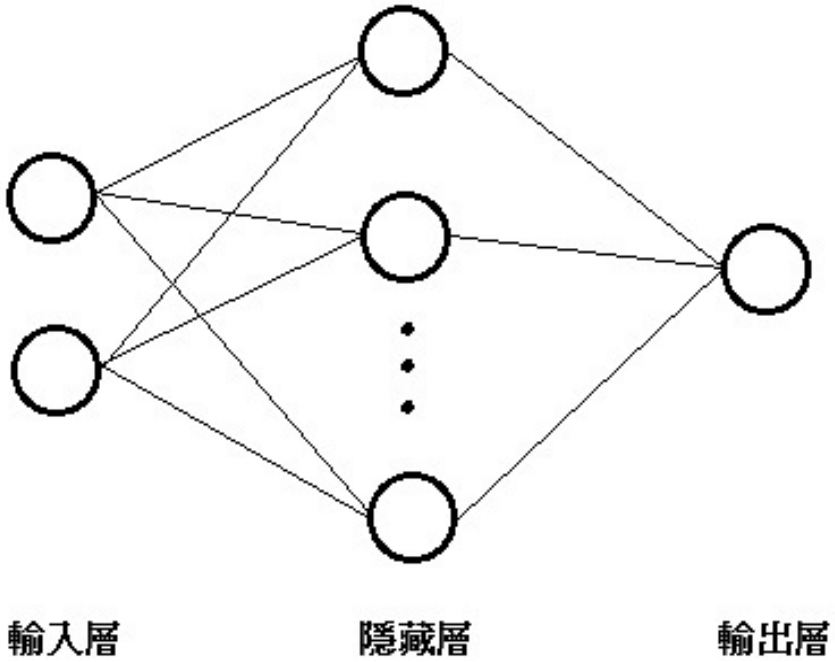
颱風名稱

2005	2006	2007	2008
Haitang	Chanchu	Pabuk	Kalmaegi
Matsa	Ewiniar	Wutip	Fung-Wong
Sanvu	Billis	Sepat	Nuri
Talim	Kaemi	Wipha	Sinlaku
Khanun	Bopha	Krosa	Hagupit
Damrey	Saomai	Mitag	Jangmi
Longwang	Shanshan		

颱風名稱

2009	2010	2011	2012
Linfa	Namtheun	Aere	Talim
Molave	Lionrock	Songda	Doksuri
Morakot	Meranti	Meari	Saola
Parma	Fanapi	Muifa	Haikui
	Megi	Nanmadol	Kai-Tak
			Tembin
			Jelawat

類神經網路方法



- 本研究使用Matlab內建nntool工具進行倒傳遞類神經模式建立，訓練函數使用TRAINBR，隱藏層1層，轉換函數使用TANSIG，動量初始值mu為0.001，最大訓練次數1000。

多變數回歸方法

- 指使用兩個或兩個以上的自變數與一個應變數進行分析，建立模型預測的方法。
- $y=a_1x_1+a_2x_2+\cdots+a_nx_n+e$
- y為應變數，$x_1, x_2, \cdots, x_n$為自變數，$a_1, a_2, \cdots a_n$為回歸係數，e為截距。

屬性選擇

- 颱風警報單:中心氣壓(hPa)、中心最大風速(km/hr)
- 地面氣象站:平均風風速(m/s)、最大平均風風速(m/s)、最大瞬間風速(m/s)
- 將颱風中心氣壓與中心最大風速分別以A_1、A_2表示，其餘屬性以B_{i1}至B_{i3}(i=1,2,3,4)表示

- 本研究使用0至3小時的延遲時間作測試，以地面氣象站的平均風風速(m/s)、最大平均風風速(m/s)、最大瞬間風速(m/s)，即B_{i1}至B_{i3}當下時間(t=0)的屬性資料及前1(t-1)至3(t-3)小時作為訓練模式的基準。

- 本研究以2005年至2011年之颱風共40場作為訓練資料，2012年之颱風7場作驗證資料。

- Case1: $h_{t+1}=f\{ A_1, A_2, B_{1,i,t,}B_{2,i,t},B_{3,i,t} , i=1,2,3,4,t=0\}$
- Case2: $h_{t+1}=f\{ A_1, A_2, B_{1,i,t,}B_{2,i,t},B_{3,i,t} , i=1,2,3,4,t=0,1\}$
- Case3: $h_{t+1}=f\{ A_1, A_2, B_{1,i,t,}B_{2,i,t},B_{3,i,t} , i=1,2,3,4,t=0,1,2\}$
- Case4: $h_{t+1}=f\{ A_1, A_2, B_{1,i,t,}B_{2,i,t},B_{3,i,t} , i=1,2,3,4,t=0,1,2,3\}$

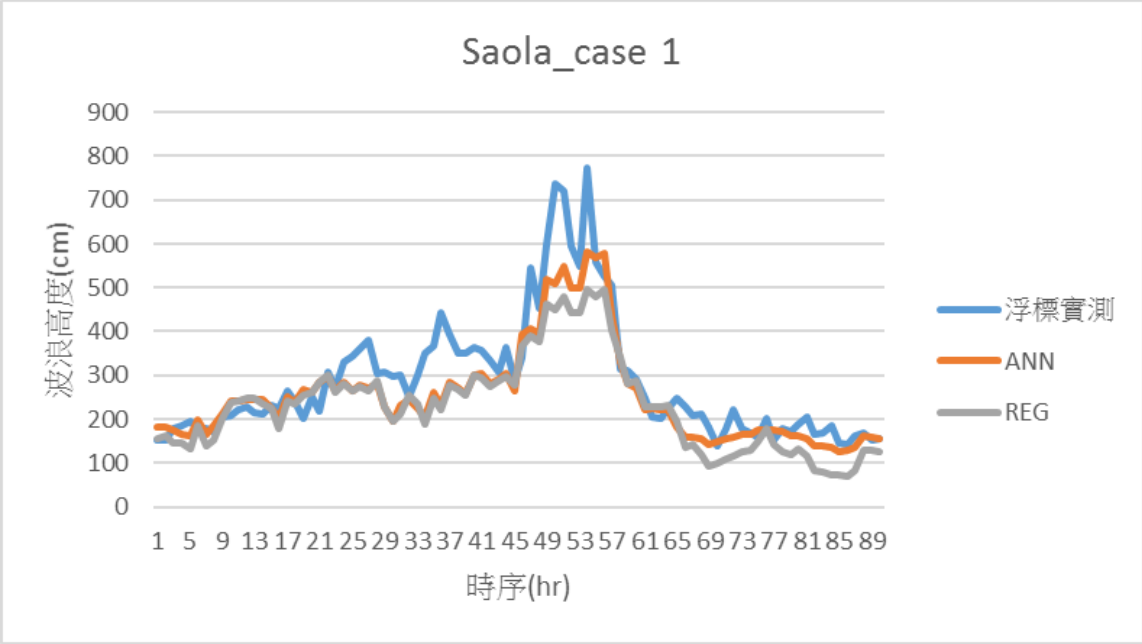
結果與討論

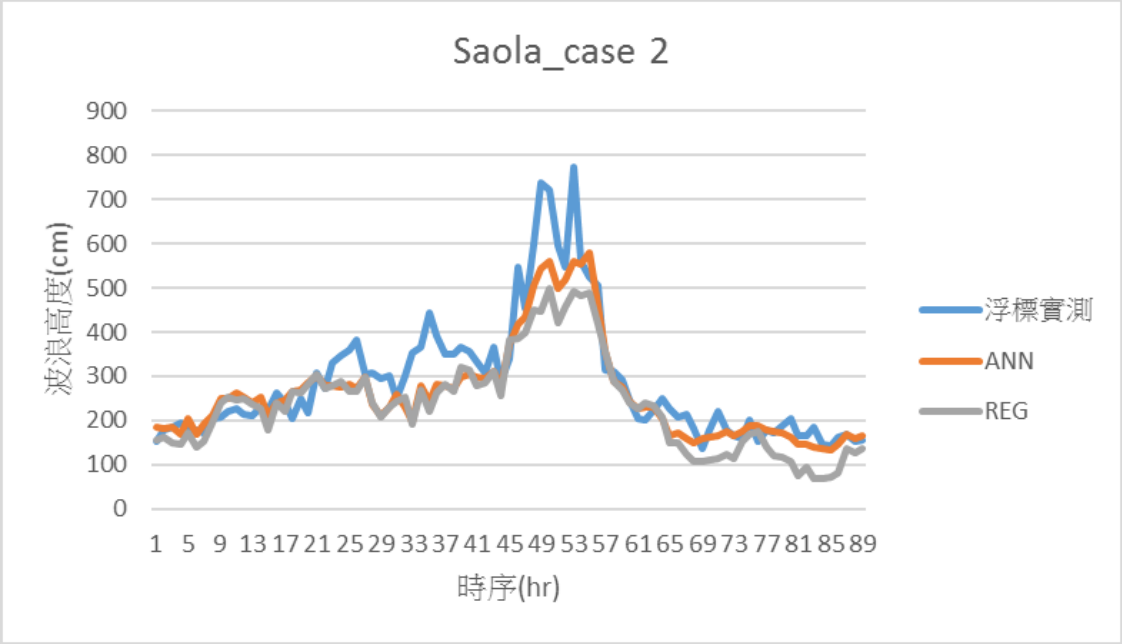
- 本研究使用類神經網路方法與回歸方法預測颱風時期波浪高度，並以侵襲時間較長的Saola及Tembin呈現其結果

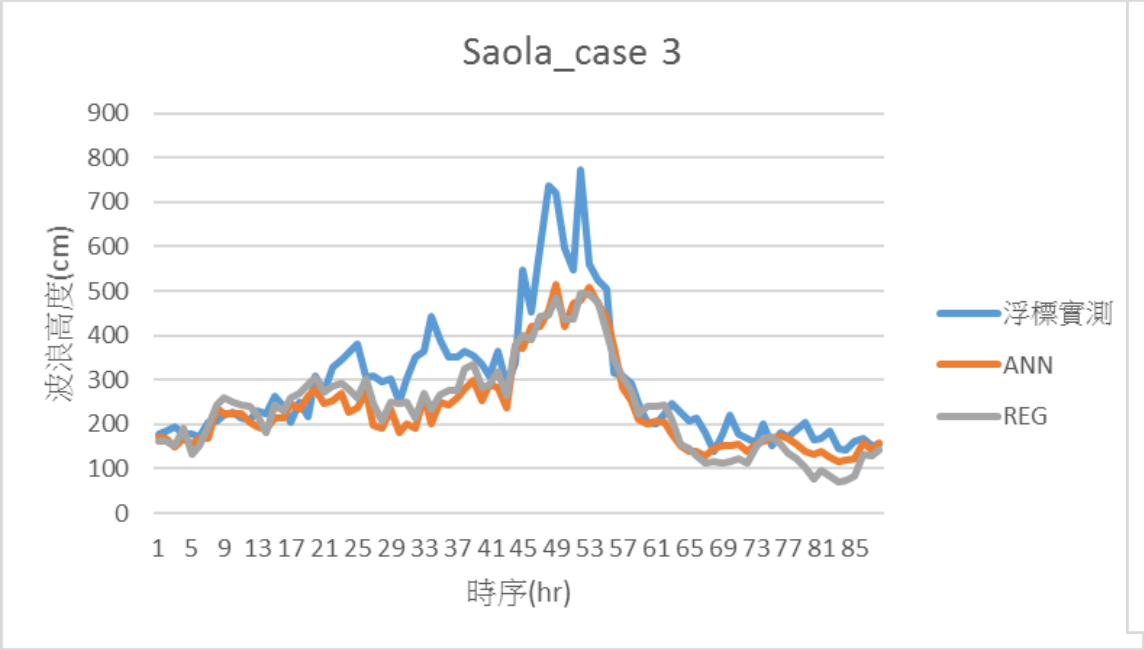
預測值與實際值之誤差RMSE(公分)

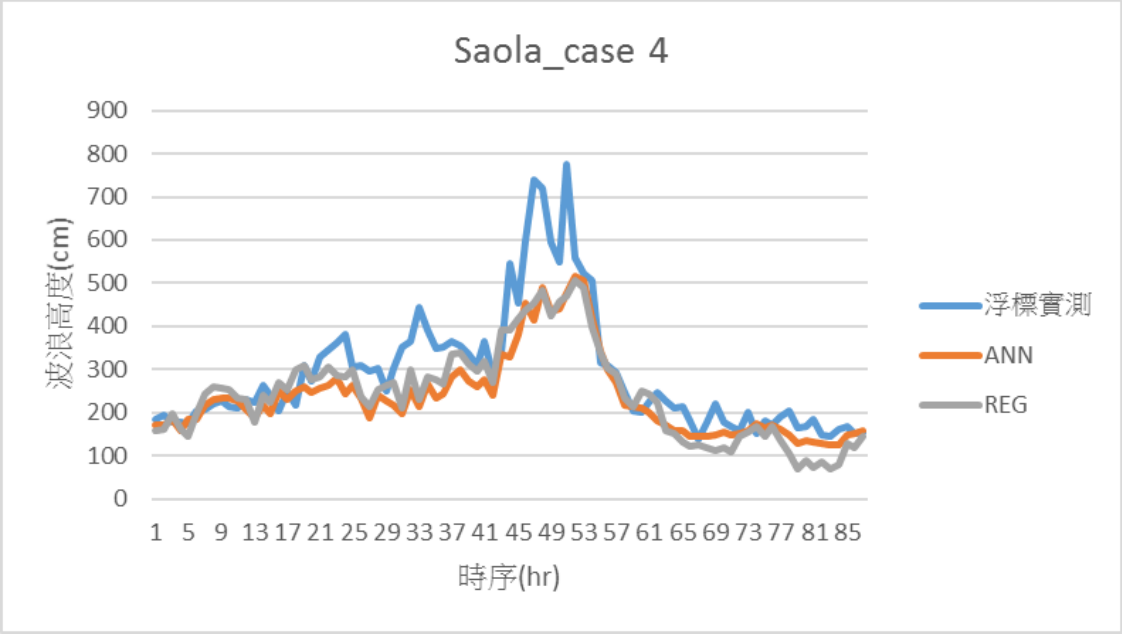
		Saola	Tembin
case1	REG	85.61	55.77
	ANN	66.20	40.52
case2	REG	84.30	55.73
	ANN	63.03	41.01
case3	REG	82.74	55.09
	ANN	85.57	41.20
case4	REG	83.18	56.06
	ANN	86.23	49.80

Saola ANN,REG,浮標實測資料比較

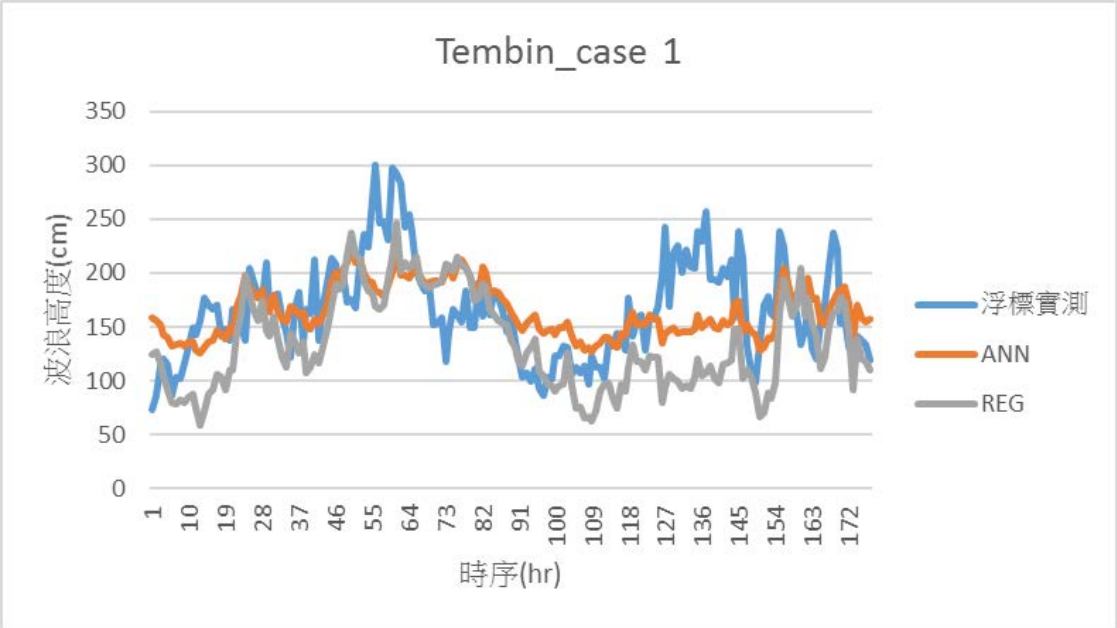


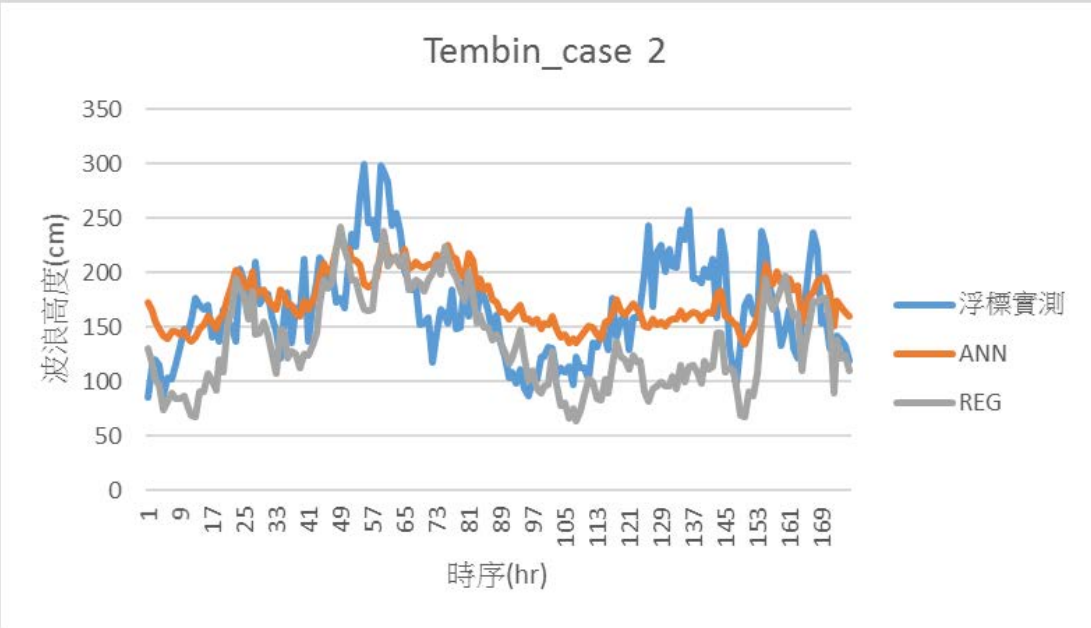


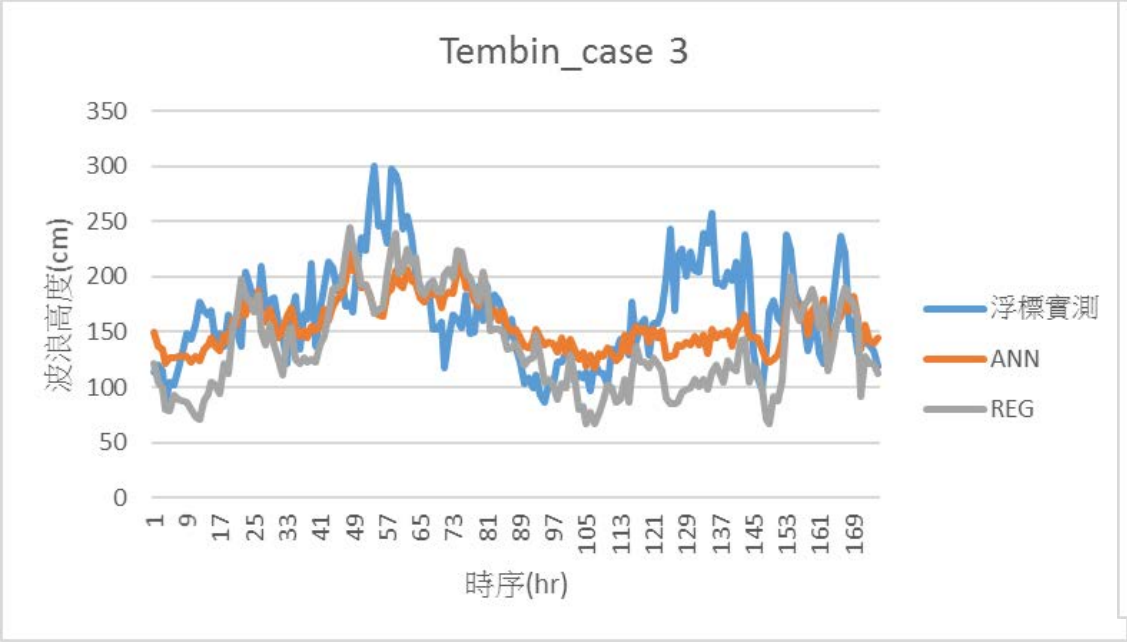


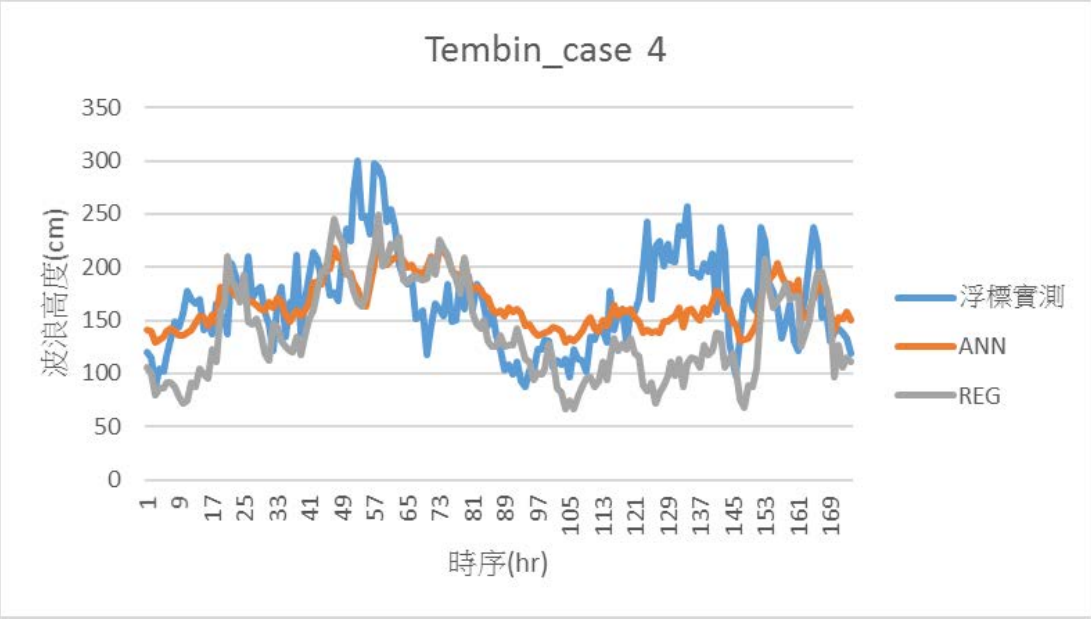


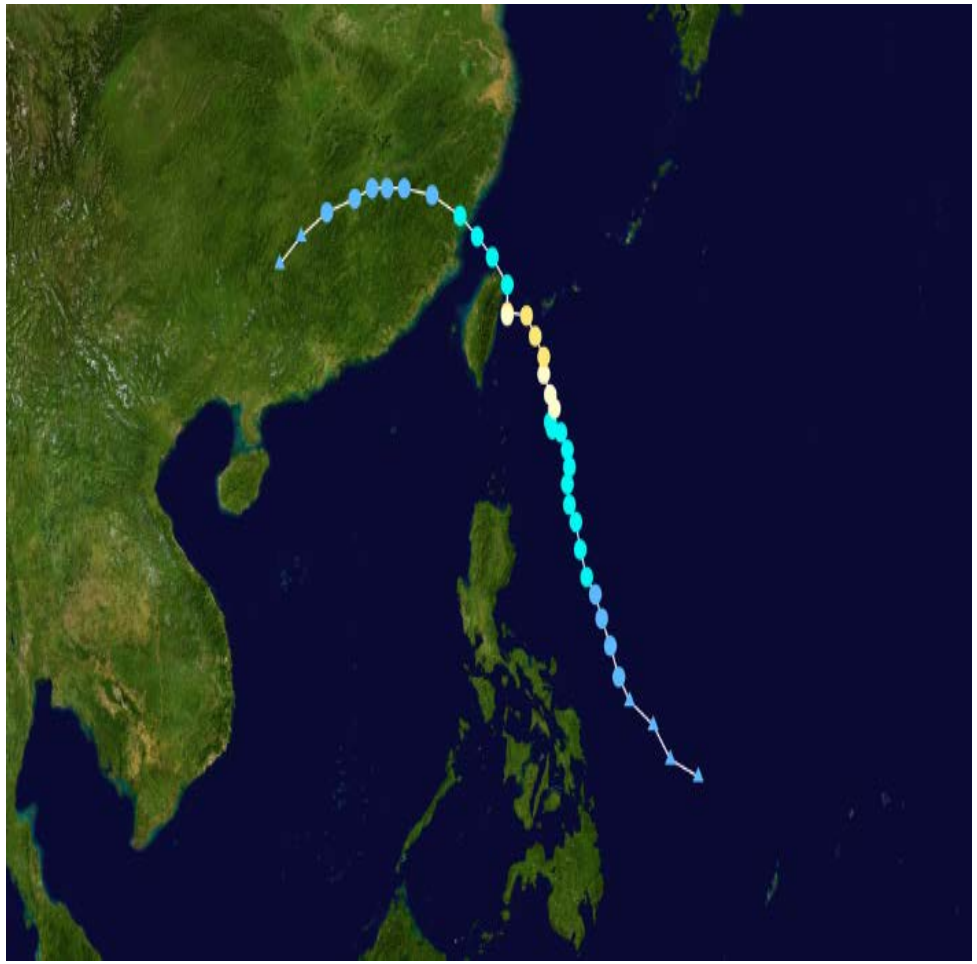
Tembin ANN,REG,浮標實測資料比較



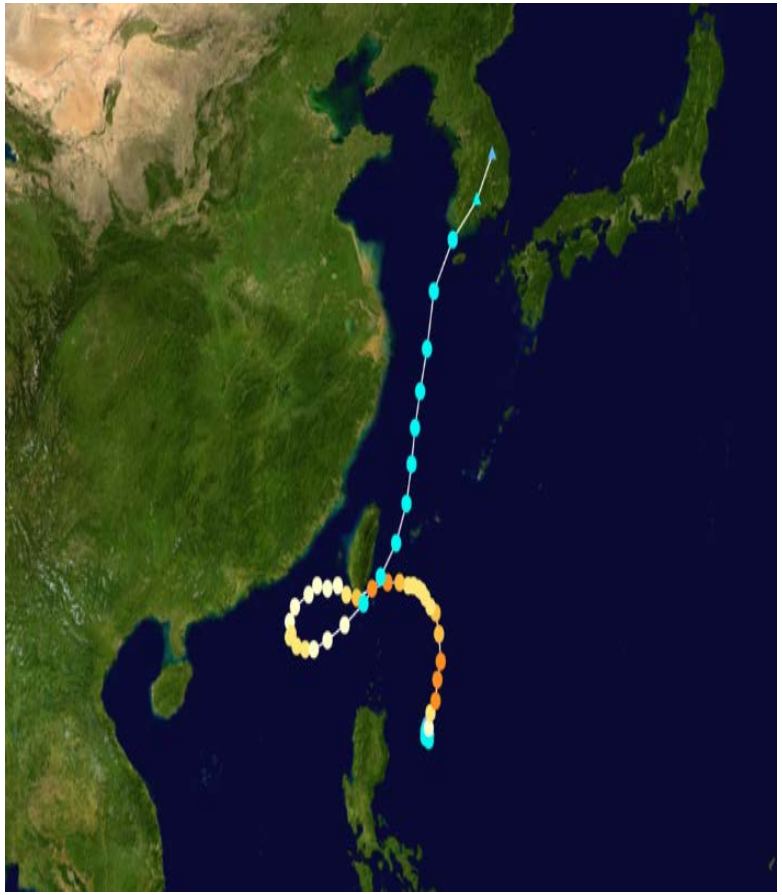








Saola颱風從臺灣本島東南方穿越北部地區，再向西北脫離本島，是典型的2號路徑颱風，故有一個波浪高峰值，預測結果顯示類神經網路方法之極值預測與實際差距較小，但仍有200公分之差距，推測為訓練資料之颱風強度不一，波浪高度達到600公分以上的颱風場次過少，導致學習能力不足，造成較大的差距，但波浪高度成長趨勢較為正確，還是有足夠的預測價值。



Tembin颱風為特殊路徑，暴風圈離開台灣本島後再次侵襲臺灣，故有兩次極值，第一次極值的預測結果，兩方法差距不大，與實測值約差距50公分，第二次極值預測與實際值則以類神經網路方法較佳，低估約100公分，而回歸方法低估約200公分。

結論

- 本研究結果顯示，Saola颱風使用Case2即延遲時間0與1小時之相關參數建立預測模式，與實際資料誤差RMSE值63.03為最小，Tembin颱風使用Case1建立預測模式之誤差RMSE值40.52為最小，兩侵襲時間較長之颱風，皆以類神經網路方法預測誤差較小，且波浪高度成長趨勢與實測資料較一致。
- 根據颱風路徑不同與強度不同，龜山島附近受影響之波浪高度也不同，利用本研究結果預測之波浪高度，因2005年至2011年之颱風資料，強度較大且造成波浪高度較高的場次太少，使訓練學習不足，故波浪高度較高場次之颱風，容易有低估很多的現象。

		Talim	Doksuri	Saola	Haikui	Kai-Tak	Tembin	Jelawat
case1	REG	88.45	48.96	85.61	79.00	38.69	55.77	51.27
	ANN	51.39	82.21	66.20	82.95	71.91	40.52	56.58
case2	REG	85.56	49.08	84.30	74.70	36.80	55.73	50.45
	ANN	49.78	87.43	63.03	85.67	74.09	41.01	47.21
case3	REG	84.19	49.66	82.74	77.81	37.66	55.09	51.47
	ANN	54.66	67.96	85.57	71.41	56.13	41.20	40.45
case4	REG	84.75	49.45	83.18	72.10	38.95	56.06	53.72
	ANN	51.73	75.21	86.23	59.85	62.43	49.80	57.01

- 本研究利用2012年7場颱風作為驗證資料，其誤差RMSE值如上，結果顯示，無論類神經網路方法或回歸方法預測優劣，大致都以Case1及Case2表現最佳。

問答時間

謝謝聆聽