

利用類神經網路模型進行短期離岸風力發電量預測

台灣綜合研究院 夏伊玟

一、前言

再生能源為我國政府能源轉型主要發展目標之一，其中又以風力發電及太陽光電為主要推動項目。為了解風力發電中之風速對於離岸風力發電影響狀況，本研究透過蒐集與離岸風力發電相關之氣象資料（如平均風速等）以及離岸風力發電場域之發電量資料，並運用類神經網路模式(NARX)進行短期離岸風力發電量預測，以因應瞬息變化之風力發電與電力負載，及傳統機組調度時之參考。

二、類神經網路模式(NARX)

Lin 等人於 1996 年提出具外部輸入之非線性自迴歸網路 (Nonlinear autoregressive network with exogenous inputs, NARX)，其屬於動態類神經網路(dynamic ANN)，NARX 將輸出值回饋至輸入層中，網路會記住上一筆資料的特性，故對於時間序列(time series)的資料具有相當好的描述能力，因此使用 NARX 進行離岸風力發電量時間序列預測。

NARX 的輸入向量可由兩種時間稽延項(time delays)組成：一種為輸入向量本身之稽延項；另一種為網路輸出回饋之稽延項，基本架構圖如圖 1 所示。NARX 包含輸入層、隱藏層、與輸出層，其中，模式輸出稽延數個時刻後可回饋至輸入層構成新的輸入資訊。NARX 根據回饋輸入值之屬性不同可分成兩種模式：若回饋輸入值是實績值，則使用 Series-Parallel (SP)串並聯模式進行訓練；若回饋輸入值是回饋值（網路輸出值），則使用 Parallel (P)並聯模式進行訓練，簡介如下。

A. Parallel (P)模式：輸出的自迴歸項由網路輸出值回饋組成，此模式可以式(1)表示。

$$z(t+N) = f[z(t+N-1), \dots, z(t+N-q), u(t+N-1), \dots, u(t+N-q)] \quad (1)$$

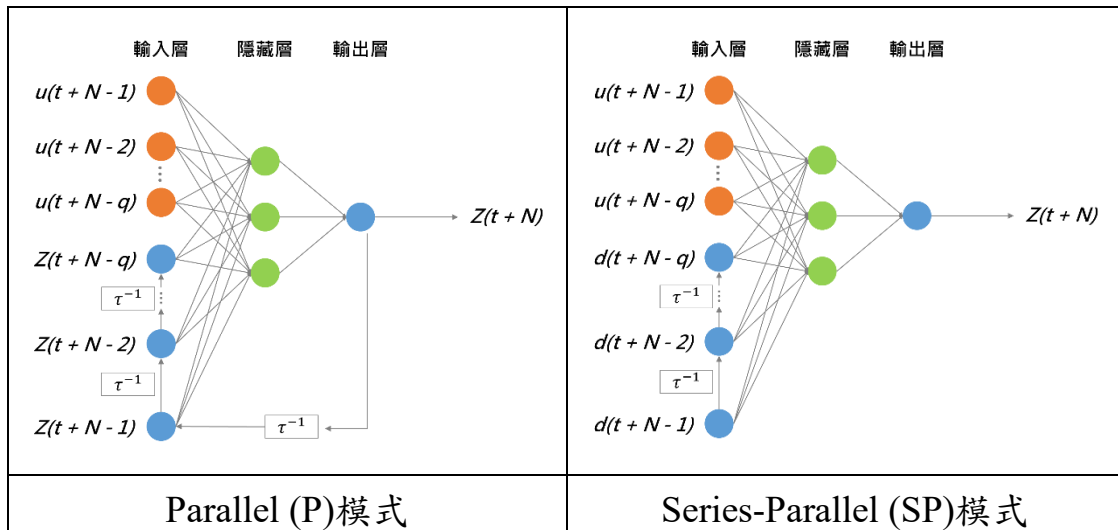
其中， u 為輸入向量， z 為網路輸出值， q 為輸出記憶階層 (output-memory orders)， $f(\cdot)$ 為非線性映射關係，需由學習演算法建立。

B. Series-Parallel (SP)模式：輸出的自迴歸項由實績值組成，此模式可以式(2)表示。

$$z(t+N) = f[d(t+N-1), \dots, d(t+N-q), u(t+N-1), \dots, u(t+N-q)] \quad (2)$$

其中， d 為實績值。

由此可推測，SP 模式的訓練準確度應較 P 模式高。



資料來源：Chang 等人(2014)，Real-time multi-step-ahead water level forecasting by recurrent neural networks for urban flood control，本研究繪製。

圖 1 NARX 類神經網路架構圖 (τ^{-1} 為單位時間稽延(unit time delay))

三、短期離岸風力發電量預測

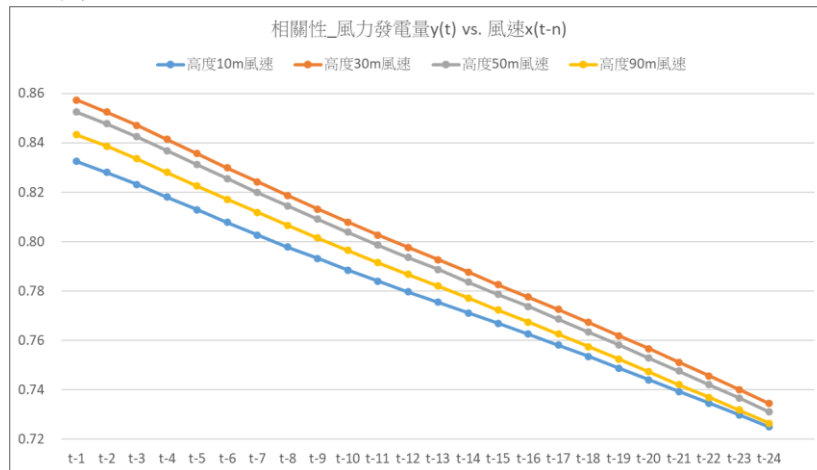
影響風力發電機出力之最主要因素為風速，因此，本研究首先提取氣象因子之「平均風速」與再生能源之「離岸風力發電量」兩項變數做相關性分析，以瞭解彼此間之相關程度。再者，本研究擬

以類神經網路模式(NARX)建置短期離岸風力發電量預測模型，探討下 1 時刻之離岸風力發電量趨勢。

(一) 資料分布情形與主要輸入變數選取

為提供後續離岸風力發電量與風速之相關探討，本研究於「經濟部風力發電單一服務窗口」網站蒐集海洋風力離岸風速塔（位於苗栗縣）2021 年之平均風速資料；此外，為配合平均風速資料之時間尺度為 10 分鐘，亦以「台電公司網站-各機組發電資料」每 10 分鐘離岸風力機組（海洋竹南）發電量資料，扣除兩者之缺失值後，用以進行離岸風力發電量與風速之關聯探討。

本研究使用皮爾森相關係數(Pearson correlation coefficient)選取模型之主要輸入變數，以前 1 時刻、前 2 時刻……、前 24 時刻之風速分別與當前時刻之離岸風力發電量進行相關性研析，結果如圖 2 所示。經計算可得出，使用高度 30m 觀測之風速資料進行分析時，當前時刻(t)風力發電量與前 24 時刻(t-1, t-2..., t-24)風速之相關性表現相對優於其餘高度所觀測之風速，故選擇「平均風速（高度 30 公尺觀測之風速）」與「風力發電量」此 2 種影響因子作為類神經網路模型的主要輸入變數。



資料來源：1. 台電公司網站 2021 年每 10 分鐘各機組發電量資料(海洋竹南)；2. 經濟部能源局風力單一服務窗口平台資料；3. 本研究繪製。

圖 2 各高度所觀測之平均風速與風力發電量之相關性分析結果

(二) 短期離岸風力發電量預測分析

完成上述兩者變數之相關性分析後，使用 MATLAB 撰寫類神經網路(NARX)程式，以建立離岸風力短期發電量預測模式，使用離岸風力發電量與平均風速值共同作為模式之主要輸入變數，藉此提供未來 24 個時間區間（每 10 分鐘一筆資料，即 4 小時）發電量預測資訊。

欲探討此兩項主要輸入變數對於短期離岸風力發電量預測之影響，首先，將此兩輸入變數正規化至 0~1 區間，選取 80% 資料量作為訓練資料、10% 資料量作為驗證資料及 10% 資料量作為測試資料，並以平均絕對誤差(MAE)、均方根誤差(RMSE)及決定係數(R^2)作為預測評估指標，以判斷預測模型之準確度。

接著，本研究探討預測模型之最適配置，先篩選出模型最適之輸入回饋項(input delays)數量，使用前 1 時刻至前 24 時刻作為模型之輸入回饋項並試做 24 次（t-1 共 1 個回饋項、t-1~t-2 共 2 個回饋項、.....、t-1~t-24 共 24 個回饋項，共處理 24 次）驗證，經比對發現，模型使用前 1 時刻至前 5 時刻共 5 個輸入回饋項(t-1~t-5)之表現較優於其餘輸入回饋項數量。另外，亦須決定模型最適之隱藏層神經元(hidden neurons)數量，因此，就 10 個至 100 個隱藏層神經元數量（每次增加 10 個神經元）試做驗證，經比對發現，模型使用 10 個隱藏層神經元與使用其餘隱藏層神經元數量表現相近。考量模式架構的複雜度，故以 5 個輸入回饋項與 10 個隱藏層神經元進行模型建構。在此模式下評估訓練、驗證及測試結果之 MAE、RMSE 及 R^2 。

經上述過程，選擇前 1 時刻至前 5 時刻共 5 個輸入回饋項（t-1~t-5，且風速高度 30 公尺）作為模式之主要輸入變數，模式架構選用 10 個隱藏層神經元，若下 1 時刻(t+1)預測之誤差可控制在極小範圍內，即代表發電量預測值與實際值大致符合。此外，本研究擬預測未來 24 時刻(t+1, t+2, ..., t+24)之風力發電量，於表 1 挑選部分測試結果(t+1, t+6, t+12, t+18, t+24)呈現，結果顯示下 1 時刻(t+1)之預測結果是最優異的（MAE 與 RMSE 最低、 R^2 最高）；未來 6 時刻（t+6，即下 1 小時）亦表現良好

(MAE 為 6.77MWh、RMSE 為 12.9 MWh、 R^2 為 0.93)；未來 12、18、24 時刻 (t+12(未來 2 小時)、t+18(未來 3 小時)、t+24(未來 4 小時)) 之預測準確率則逐步降低(t+24 時，MAE 上升至 15.91MWh、RMSE 上升至 24.32MWh、 R^2 降低至 0.75)。

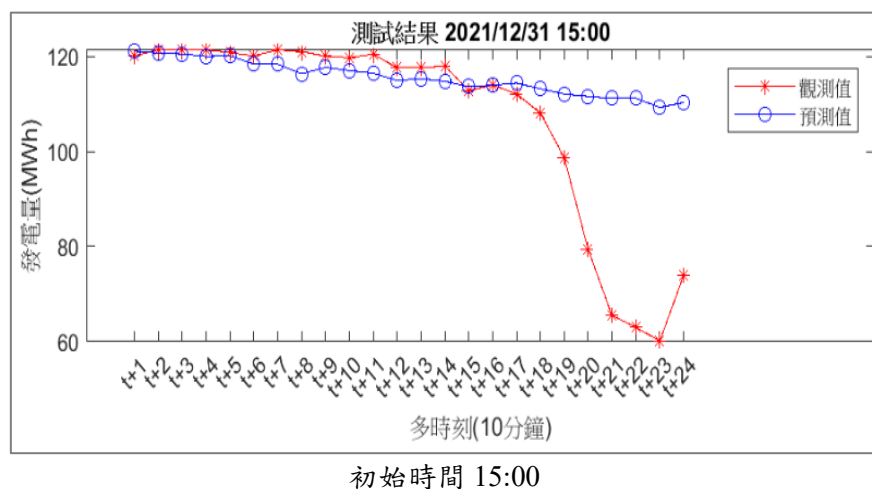
表 1 類神經網路(NARX)評估指標

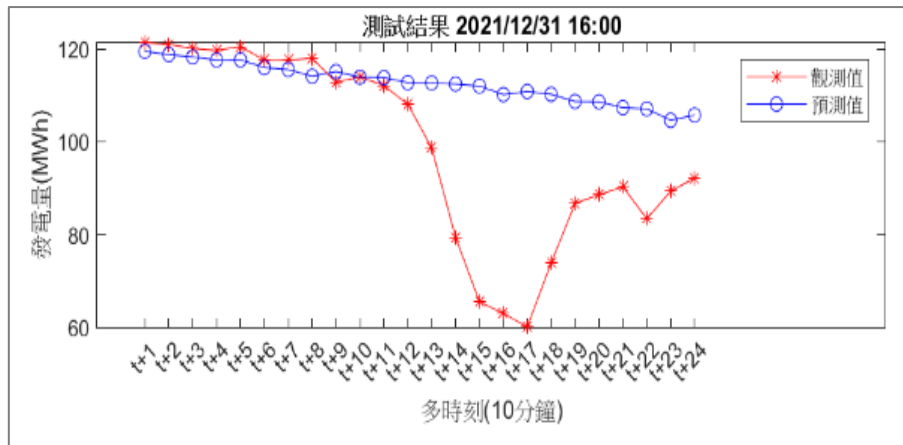
隱藏層神經元數量	時刻	MAE (MWh)			RMSE (MWh)			R^2 (介於 0-1 間)		
		訓練	驗證	測試	訓練	驗證	測試	訓練	驗證	測試
10	t+1	2.17	3.36	1.84	4.43	5.40	4.12	0.99	0.99	0.99
	t+6	7.75	11.61	6.77	14.10	18.06	12.90	0.92	0.85	0.93
	t+12	11.86	16.97	10.71	19.71	25.30	18.52	0.84	0.71	0.85
	t+18	14.91	20.29	13.39	23.54	29.19	21.79	0.77	0.62	0.80
	t+24	17.73	23.78	15.91	26.63	32.79	24.32	0.70	0.52	0.75

資料來源：本研究整理分析結果。

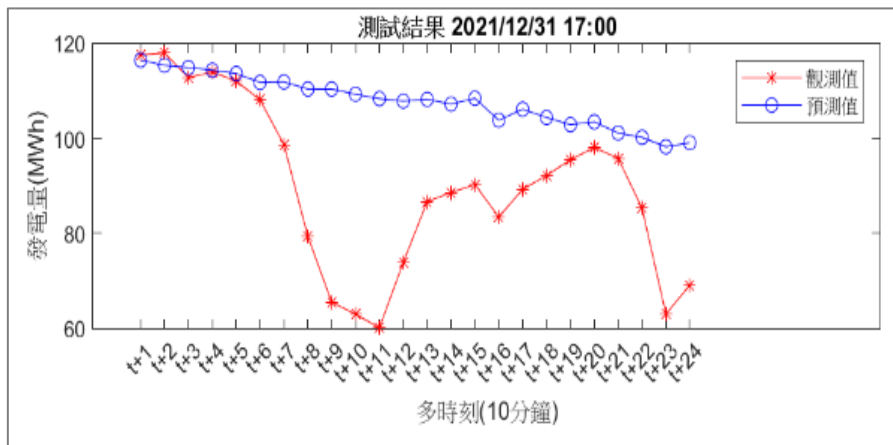
近年來再生能源貢獻能力議題備受關注，白天有太陽光電挹注，供電狀況可維持充裕，而日落後太陽光電減少之發電量將對電力系統帶來挑戰，讓未來電力規劃課題須著重於夜間尖峰用電。

現階段離岸風力發電量之比例雖遠小於太陽光電，但亦為夜間尖峰用電不可或缺的貢獻力之一。為此，本研究提取接近日落的 15 時、16 時、17 時為預測之起始時間點，分別繪製測試結果，如圖 3 所示。由圖可知，下 1 時刻(t+1)至未來 6 時刻(t+6)之預測值相當準確，可為極短期調度傳統機組之參考。





初始時間 16:00



初始時間 17:00

資料來源：本研究繪製整理預測結果。

圖 3 模型測試結果 – 初始輸入時間展示(15 時、16 時、17 時)

四、結論

本研究運用類神經網路模式(NARX)進行短期離岸風力發電量預測，首先就「平均風速」與「離岸風力發電量」兩項變數進行皮爾森相關性分析，再建立離岸風力短期發電量預測模式，並篩選出最適之輸入回饋項數量進行預測分析，其驗證指標數據表現良好，最後，提取接近日落的 15 時、16 時、17 時作為預測之起始時間點，分別繪製測試結果並做簡單探討。依各時間段預測值比對結果來看，準確性相當高，可作為極短期調度傳統機組之參考。

本研究建置之短期預測模型，是以探討氣象因子變數對於離岸風機發電量的影響為研究目的，如要應用於發電系統調度面做即時供電參考，則須再進一步評估其他自然因素影響之相關性，並考量以影響因素之門檻值篩選結果作為輔助參考，以利提高短期再生能

源發電量之預測準確度，俾做為預估短期再生能源發電量貢獻能力之評估工具。

六、參考文獻

1. 風力發電單一服務窗口（工業技術研究院）
<https://www.twtpo.org.tw/index.aspx>
2. 台灣電力公司（台電公司）<http://www.taipower.com.tw>
3. 台灣電力公司網站：台電系統各機組發電量
<https://www.taipower.com.tw/d006/loadGraph/loadGraph/genshx.html>
4. Lin, T., Horne, B.G., Tino, P., Giles, C.L. (1996). Learning long-term dependencies in NARX recurrent neural networks. IEEE Trans. Neural Netw. 7(6), 1424-1438.
5. 張斐章、張麗秋(2010)，類神經網路導論：原理與應用，p232-245。
6. Chang, F.J., Chen, P.A., Lu, Y.R., Huang E., Chang, K.Y. (2014) Real-time multi-step-ahead water level forecasting by recurrent neural networks for urban flood control, J. Hydrol. 517, 836-846.