

短時間性的日射量預測模型架構

徐國昌¹ 黃朝揚¹ 曾美惠¹ 詹麒璋¹

鄭旭詠²

工業技術研究院綠能與環境研究¹

中央大學資訊工程學系²

摘要

再生能源與智慧電網的應用漸漸興起，其中太陽能為最受矚目也是目前大家最深入研究的領域。太陽能源受到重視，但太陽日射量不穩定之特性，會造成太陽能發電電廠的儲存成本增加，本論文提出短時間性的日射量預測模型架構，可作為太陽能發電的電力控管之參考。若有預測短時間之日射量變化的系統，即能幫助電廠在太陽日射量不穩定時，做好備用能源之啟動與配送，並降低轉換次數，進而降低成本及減少能源耗費。此外，本論文本採用迴歸分析與卡爾曼濾波器作為短期日射量預測之機制，再透過104年五處南部的監測點進行1到12月的每月驗證與推算得到相對應的平均絕對百分比差，作為整體預測模型品質的評估。

關鍵字：智慧電網、太陽能、日射量預測

一、前言

太陽能源受到重視，但太陽日射量不穩定之特性，會造成太陽能發電電廠的儲存成本增加，本計畫提出短期的太陽日射量預測機制，可作為太陽能發電的電力控管之參考。若有預測短時間之日射量變化的系統，即能幫助電廠在太陽日射量不穩定時，做好備用能源之啟動與配送，並降低轉換次數，進而降低成本及減少能源耗費[1],[2]。所以本計畫內容主要為設計出短時間性的預測日射量模型架構與修正機制，並加以實驗驗證。

在(1)式中之 X_{i1} 到 X_{in} ，可視為第*i*筆資料之特徵向量。因此，時間點*t*之特徵向量 $X_t = [X_{t1} \ X_{t2} \ \dots \ X_{tn}]$ 。我們取目前時間點前十分鐘所量測之日射量歷史紀錄作為特徵向量，亦即 $n=10$ ，

$X_t = [Irr_{t-10} \ Irr_{t-9} \ \dots \ Irr_{t-1}]$ 。其中 Irr_k 代表時間點*k*之量測日射量。特徵向量 X_t 會對應一個未來某一時間點之日射量，標記為 $Irr_{t+\Delta p}$ ， Δp 可為5分鐘、10分鐘或15分鐘，則透過訓練好的迴歸函數 f_{reg} ，輸入時間點*t*之特徵向量 X_t ，可用以預估時間點 $t + \Delta p$ 之日射量預估值 $\hat{Irr}_{t+\Delta p}$ 。此迴歸分析之估測模型可表示為：

$$\hat{Irr}_{t+\Delta p} = f_{reg}(X_t)$$

(2)

二、研究方法

本計畫採用迴歸分析[3], [4]與卡爾曼濾波器[5], [6]作為短期日射量預測之機制。

1、迴歸分析

在迴歸分析的部分，採用線性迴歸。所謂線性迴歸是利用線性迴歸方程的函數對一個或多個自變量和應變量之間關係進行建模的一種迴歸分析。若自變量為多個，則為多元線性迴歸(Multiple Linear Regression, MLR)分析，其模型參數稱為迴歸係數，模型一般式表示：

$$Y_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_{i1} + \alpha_2 X_{i2} + \dots + \alpha_p X_{ip} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

(1)

其中 Y_i 為應變量， X_{ip} 為自變量， α_p 為對應 X_{ip} 的迴歸係數， ε_i 代表迴歸數值的隨機錯誤。

2、卡爾曼濾波器

卡爾曼濾波(Kalman Filter)是透過一段時間的觀測，並且根據其定義計算出預估(estimation)，並經一段時間後進入下一階段的更新(update)，而此動作所修正的數值之決定交由Kalman gain公式決定，觀測的數值與計算出的估算值會依其各占一定比例合成並更新為最後的新數值，而此數值又會變成下一階段的觀測與預估之數據。因此若分布中出現雜訊，其經過時間的推演其誤差會越來越小，經由卡爾曼濾波應用之估測數據，會有平滑(smooth)並逼近(Approximation)的作用

3、預測融合機制

我們分別對其做每時間點之一定時間區間內的方均根差(Root Mean Square Error, RMSE), 在此篇研究中稱之區間方均根差(Local RMSE)做一個評估。方程式(3)為卡爾曼濾波器所預測之區間方均根差 $E_k^{(KF)}$, 其中 Irr_τ 為時間點 τ 之實際日射量, $\hat{I}_{k+\Delta P}^{(KF)}$ 為時間點 τ 由卡爾曼濾波器所預測之預測日射量, Δt 為計算區間方均根差之時間窗(time window)大小。我們發現在非震盪之預測時間點的區間方均根差, 以卡爾曼濾波預測為優, 而在震盪劇烈之時間點, 其區間方均根差以迴歸器預測之結果較好。本計畫設定了一區域閾值來決定最後的預測結果應採用迴歸器預測值或是卡爾曼濾波預測值。最後融合預測結果為 $\hat{Irr}_{k+\Delta P}^{(Hybrid)}$, 若卡爾曼濾波器所預測之區間方均根差 $E_k^{(KF)}$ 小於區域閾值 θ , 則採用卡爾曼濾波之預測值 $\hat{I}_{k+\Delta P}^{(KF)}$, 反之則採用迴歸器之預測值 $\hat{I}_{k+\Delta P}^{(R)}$ 。

$$E_k^{(KF)} = \frac{\sqrt{\sum_{\tau=k-\Delta t}^k (Irr_\tau - \hat{I}_{\tau}^{(KF)})^2}}{\sqrt{\sum_{\tau=k-\Delta t}^k (Irr_\tau)^2}} \quad (3)$$

$$\hat{Irr}_{k+\Delta P}^{(Hybrid)} = \begin{cases} \hat{I}_{k+\Delta P}^{(KF)} & \text{if } E_k^{(KF)} \leq \theta \\ \hat{I}_{k+\Delta P}^{(R)} & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

4、評估方法

欲知整體預測模型評估好壞, 本計畫採取平均絕對百分比差(Mean Absolute Percentage Error, 簡稱 MAPE)為評估方法。方程式(5)為本計畫計算每五分鐘平均日射量之 MAPE 之方法, 其中 y_k 是每五分鐘之平均實際量測日射量, \hat{y}_k 是每五分鐘之平均預測日射量。

$$MAPE = \frac{\sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k|}{\sum_{k=1}^N |y_k|} \quad (5)$$

其數值範圍落在[0,1]之間, 也就是誤差值總和占日射量總和的多少個百分點。

三、研究結果

Fig.1 至 Fig.5 為分散在台南市 5 處各實驗點 2015 年 1 到 12 月的每月 MAPE 直方圖。每月 MAPE 的計算方式為: 一個月分為四周, 四周的數據取其中一周訓練另外三周測試, 四周相互交叉驗證正取得單月 MAPE。每日的水平日射量計算, 統計時間是由早上八點半到下午三點半, 每筆監測數據的時間間隔為 10 秒鐘。統計完單月所有時間點的數據後, 每筆數據會與當前時間點的前五分鐘內的數據取平均值, 故實驗結果的數據精確度尺度是以五分鐘為單位。

根據最後五個地區的實驗結果來看, 五個地區的統計資料依照現有預測結果來看都呈現一樣的準確度趨勢, 夏季七、八月為誤差的最高點, 冬季一月、十二月為誤差的最低點。目前推估可能的原因是, 以台灣的氣候型態而言, 夏季午後熱對流旺盛, 容易導致不定日期的午後雷陣雨, 以及颱風不定日期的出現也會使得預測的錯誤率上升。整體而言, 年平均預測誤差率大致落在 5.5%左右。

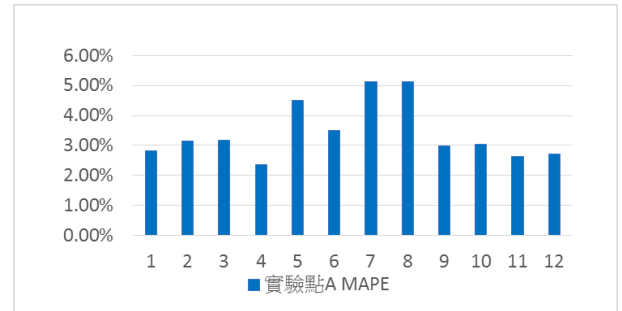


Fig. 1 實驗點 A 各月 MAPE

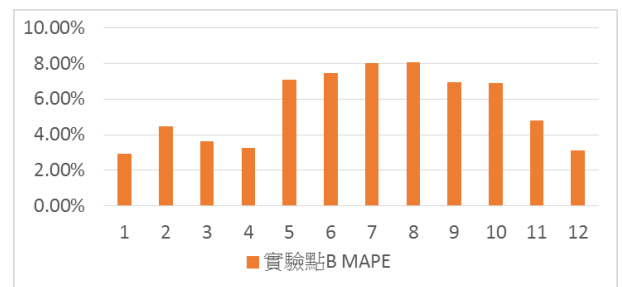


Fig. 2 實驗點 B 各月 MAPE

致謝

本研究工作承蒙經濟部能源局計畫資助，謹此誌謝，計畫名稱：氣象資訊在綠能開發之應用服務計畫(1/4)，計畫編號：106-D0602。

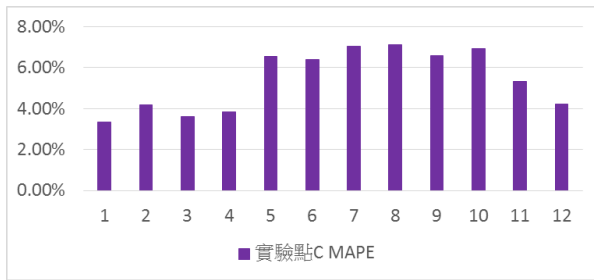


Fig. 3 實驗點 C 各月 MAPE

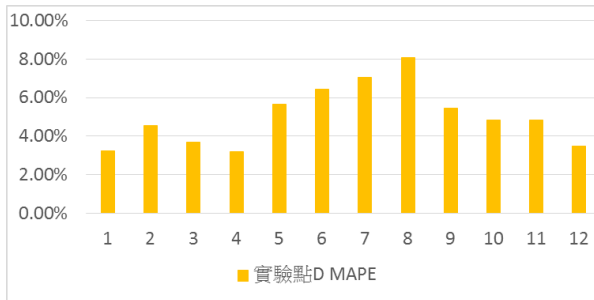


Fig. 4 實驗點 D 各月 MAPE

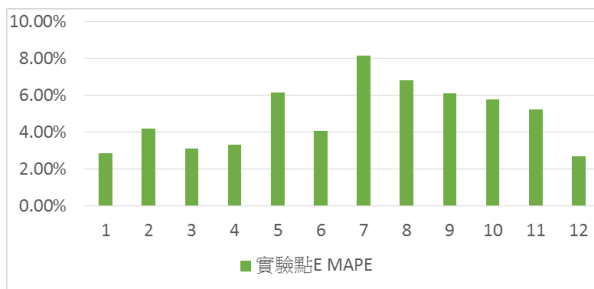


Fig. 5 實驗點 E 各月 MAPE

四、結論與建議

本計畫實驗與其他相關研究所使用的資料庫與觀測位置皆不同，故直接比較結果並不恰當。然而討論相關研究的準確率，仍可以了解現存文獻中日射量預測之成效為何。在文獻中[7]，說明其預測方均根誤差率評估所涵蓋範圍從26%至54%。文獻[8]提到其研究分析的結果，對於晴天無雲層狀況的預測方均根誤差率為12%，但有雲層之情況其預測方均根誤差率卻升高至85%。經上述的討論，因本計畫所實驗的資料庫包含許多雲層頻繁移動導致日射量劇烈變化的天氣型態，故本計畫所提出的方法與架構所表現出之正確性，是十分具有競爭力的。

五、參考文獻

- [1] GK. Singh. Solar power generation by Photovoltaic technology: a review. Energy 2013; 53: 1-13.
- [2] H. Lund. Renewable energy strategies for sustainable development. Energy 2007; 32: 912-919.
- [3] L.S. Aiken, S.G. West, S.C. Pitts. Handbook of Psychology. Research methods in psychology. Wiley N. Y. 2003; 2: 483-507.
- [4] C.M. Douglas, C.R. George, 2007. Applied statistics and probability for engineers 4th edition. 435-447.
- [5] G. Welch, G. Bishop. An Introduction to the Kalman Filter. Department of Computer Science University of North Carolina at Chapel Hill Chapel Hill. 1995. 1-16.
- [6] D.B. Reid. An algorithm for tracking multiple targets. Automatic Control, IEEE Transactions 1979; 24: 843-854.
- [7] D. Heinemann, E. Lorenz, M. Girodo. Solar irradiance forecasting for the management of solar energy systems. Energy and Semiconductor Research Laboratory, Energy Meteorology Group, Oldenburg University 2006. 1-6.
- [8] E. Lorenz, J. Hurka, D. Heinemann, H.G. Beyer. Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations Remote Sensing 2009; 2: 2-10.