

水平日射量轉任易傾角日射量推估模型建立

徐國昌¹ 詹麒璋¹ 鄭旭詠² 曾美惠¹ 李順吉¹

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

由於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大家最深入研究的領域，其發展價值受到重視。為了評估太陽光電系統的性能，會使用和太陽光電模組裝設之傾斜角度與方位角相同位置的日射計當做參考基準。但部分案場常會考量地理環境限制與取得最佳發電量的關係，太陽光電模組會有多個傾斜角與方位角，也因此在不同的傾斜角與方位角透過日射計所量測到的太陽日射量會有所不同。為達到太陽光電案場之經濟效益，在本論文中探討如何建立不同角度傾斜日射量之推估模型與實驗，使用水平角度之日射量當作輸入參數以轉換到不同方位角度的傾斜日射量，後續可供實驗基地的鄰近點作為參考，以獲得較高的準確度。

關鍵字：太陽光電、智慧電網、日射量推估

一、前言

透過日射量變化之預測與推估系統，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[1,2,3]。為了評估太陽光電系統的性能[4,5]，會使用和太陽光電模組裝設之傾斜角度與方位角相同位置的日射計當做參考基準。但部分案場常會考量地理環境限制與取得最佳發電量的關係，太陽光電模組會有多個傾斜角與方位角，也因此在不同的傾斜角與方位角透過日射計所量測到的太陽日射量會有所不同[6]。為達到太陽光電案場之經濟效益，在本論文中探討如何建立不同角度傾斜日射量之推估模型與實驗，使用水平角度之日射量當作輸入參數以轉換到不同方位角度的傾斜日射量模型架構，並加以實驗驗證。

二、研究方法

本篇論文研究方法分兩部分，第一部分使用數學公式計算出其傾角下的日射量作為參考，在第二部分中利用第一部分所得的預測日射量以及收集到的資料作為輸入，訓練及預測其傾角下的日射量值[7]。

1、傾角下的日射量

傾角日射量為漫射日射量(Diffuse radiation)、反射日射量(Reflected radiation)與直射日射量(Direct beam radiation)三者的總合，參考日射與太陽光電板角度之關係，如下圖所示。

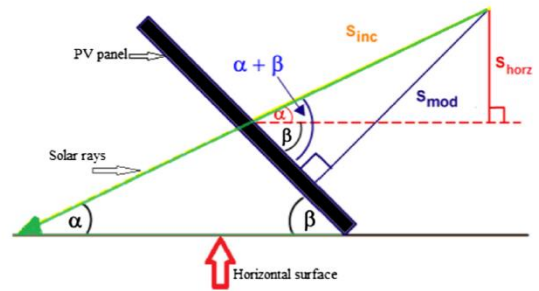


圖1. 日射與太陽光電板角度之關係示意圖[7]

使用方程式(1)可計算出傾角下的日射量。

$$I_T = \left(1 + \frac{I_d}{I_o}\right) I_b R_b + I_d \left(1 - \frac{I_b}{I_o}\right) \left(\frac{1 + \cos \beta}{2}\right) \left(1 + \sqrt{\frac{I_b}{I_o}} \sin^3 \frac{\beta}{2}\right) + \rho_g \left(\frac{1 - \cos \beta}{2}\right) I \quad \dots(1)$$

其中 I_T 為傾斜角的日射量， I_d 為水平角的漫射日射量(Diffuse radiation)， I_o 為地外水平日射量(Extraterrestrial horizontal radiation)， I_b 為水平角下的直射束日照量(Direct beam radiation)， R_b 為傾斜角的日射與水平角日射的比率， $R_b = \cos \theta / \cos \theta_z$ ，其中 θ 為太陽中午的日射角。 I 為水平角的日射量， ρ_g 則為地面反射率， β 為可參考圖 1 為太陽光電板與水平面的夾角。

2、ANN預測模型

參考式(1)計算結果並將 I 、 I_o 、 I_d 、 I_b 等等參數輸入至 ANN (Artificial neural network) 之多層感知機模型 (MLP Multilayer perceptron) 中以進行處理非線性項目的分類與數據處理機制。

類神經網路(Artificial neural network, 縮寫ANN)是模仿生物神經網路所發展出來的演算法,而「多層感知機」是類神經網路的一種,基本的多層感知機包含輸入層、(多層)隱藏層、輸出層,而隱藏層和輸出層有多個神經元,多層感知機,如圖2所示,包含以下特性:(1)每個神經元的輸出端,都有一個非線性可微分的活化函數。(2)包含一層或一層以上的隱藏層。(3)網路有高度連結性,每個神經元的輸出,都會影響下一層與之連接的神經元。

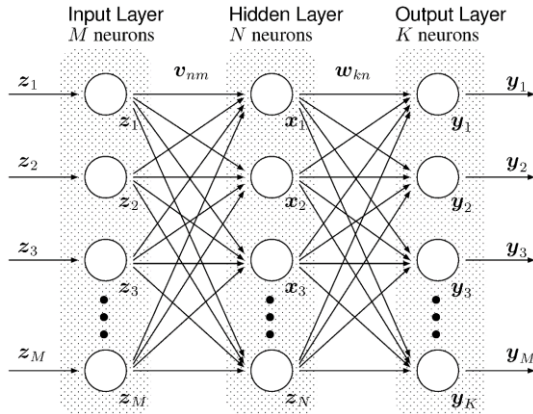


圖 2. 多層感知機示意圖

由上圖多層感知機示意圖可見,我們可以決定隱藏層的層數與每層的神經元個數N與K,將鍵結值與相對應的輸入相乘後做累加,之後再經過活化函數 $\sigma(x)$,得到一個output值。定義 z 為輸入向量,此篇研究來說input輸入向量是水平日射量和太陽高度角、太陽方位角與模組傾斜日射角度、模組cos方位角、模組sin方位角、太陽入射角,當下時間,而實際預測值(Ground true)則為其傾斜角度所量測的日射量。

多層感知機的隱藏層和輸出層都含有多個神經元,其學習方式與單一神經元類似,將計算輸出與修正鍵結值兩步驟,分別稱為前饋階段(Feedforward)與倒傳遞階段(Backforward),二個階段皆以層為單位,前饋階段從輸入層開始計算每一層的輸出作為下一層的輸入,直到獲得輸出層的輸出,倒傳遞階段則相反,由輸出層開始計算與傾斜日射量的差,並將往回傳遞至輸入層為止,每一次的傳遞,都會修正當下層的鍵結值。

3、倒傳遞演算法

本論文使用倒傳遞演算法步驟如下:

步驟一: 決定網路架構

決定幾層的架構以及每一層的類神經元數目是多少,此研究使用三層隱藏層,每層神經元數量可六顆神經元。

步驟二: 初始化

隨機的方法來將初始鍵結值設定為很小的實數,並將學習次數設定為 0

步驟三: 前饋階段

在第 n 次學習循環時,將輸入向量送入網路,此研究的輸入向量有水平日射量和太陽高度角、太陽方位角與模組傾斜日射角度、模組 \cos 方位角、模組 \sin 方位角、太陽入射角,當下時間,輸入向量由輸入層引入,計算位於第一個隱藏層的類神經元在第 n 次學習循環的輸出,如方程式(2)、(3)所示:

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^P w_{ji}(n) y_i(n) \quad (2)$$

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (3)$$

以前饋方式經由隱藏層,一層一層傳至輸出層,計算出每一層的類神經元輸出,便算出網路最後輸出值。

步驟四: 倒傳遞階段

計算位於輸出層的類神經元第 n 次學習時的區域梯度函數,如方程式(4)所示:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'(v_j(n)) = (d_j(n) - O_j(n)) O_j(n) (1 - O_j(n)) \quad (4)$$

以倒傳遞方式經由倒數第一個隱藏層,一層一層地傳導至第一個隱藏層,計算出每一層隱藏層的類神經元區域梯度函數,如方程式(5)所示:

$$\delta_j(n) = \varphi'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) = y_j(n) (1 - y_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (5)$$

步驟五: 調整鍵結值向量

調整每一個類神經元的鍵結值向量,修正方程式,如方程式(6)所示:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (6)$$

步驟六: 收斂條件測試

將學習循環 n 加 1,回到步驟三,直到符合收斂條件或收斂條件或疊代次數超過某一設定值則停止。其中,

n :第 n 次疊帶

$v_j(n)$:第 j 個類神經元的內部激發狀況

$y_j(n)$:上一層第 j 個神經元輸出

$w_{ji}(n)$:第 i 個類神經元連結至第 j 個類神經元的鍵結值

d_j :第 j 個類神經元的期望輸出

O_j :輸出層第 j 個神經元的輸出

δ :學習率

φ :活化函數

依照上述步驟,我們可完成 ANN 日射模型的訓練。

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(7)、(8)為其運算公式：

$$MAPE_{fc} = \frac{\sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k|}{\sum_{k=1}^N |y_k|} \quad (7)$$

$$y_k = \frac{1}{m} \sum_{i=k}^{k+m} z_i \quad (8)$$

其中，「 y_k 」為平均實際量測日射量；「 \hat{y}_k 」為平均預測日射量；「 N 」為資料集合(DataSet)的大小。而方程式(8)是平均實際量測日射量的計算方式，「 z_i 」為預測時間點的實際量測日射量，「 m 」是要將幾分鐘的資料合併平均作為平均實際量測日射量，此參數是使用者可以自行調整的。最後我們算出來的 $MAPE_{fc}$ ，也就是誤差值總和占日射量總和的多少個百分點， $MAPE_{fc}$ 值越低，代表我們的預測結果越準確，本文中提及的MAPE皆為 $MAPE_{fc}$ 的簡稱。

三、研究結果

實驗流程如圖 3 多層感知機實驗流程所示，使用多層感知機訓練得到方位角 0° 、 90° 、 180° 、 270° 傾斜角 0° 、 30° 度的模型，方位角表示如圖 4 所示。實驗流程是先將原始資料進行前處理後，進行訓練、預測、評估等處理程序。

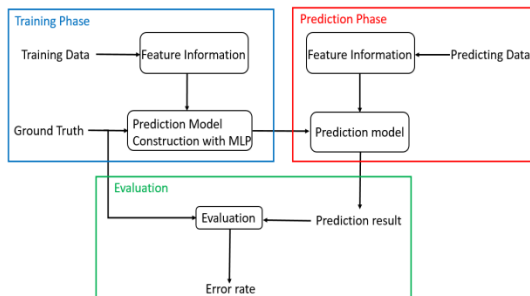


圖 3. 多層感知機實驗流程

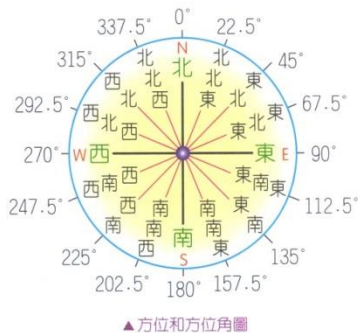


圖 4. 方位角表示圖

本論文使用 2018 年在實驗場地建置的五支日射計監測系統的資料進行實驗，如圖 5、6 所示。圖 6 所示之可調式日射計載具，提供日射計旋轉底座與調整方位角及橫向旋轉角度之複合功能，使實驗系統之日射計不會互相遮蔽的原則調整角度，達到任意傾斜角度之目的。



圖 5. 實驗場地建置的日射計監測系統



圖 6. 可調式日射計載具

實驗分為兩部份，第一部份是以交叉驗證(Cross validation)的方式驗證模型訓練的正確性，第二部份則是模擬實際訓練出一個模型後輸入未知的傾斜角度做預測。

首先第一部份的實驗，我們將資料切成十份，其中九份做為訓練，一份做為測試，每一份都會輪流做為測試，同時其餘九份做為訓練。測試時我們計算傾斜角度下的日射量 y_k 與水平日射量推估出來的傾斜日射量 \hat{y}_k 之間的 MAPE，如表 1 所示，最後將十份 MAPE 做平均得到以下的結果。

表 1. Cross validation 之 MAPE 結果

模型	ANN
MAPE	5.58%

此結果在於驗證模型自身的正確性，因為訓練與預測

都是同樣的角度。

另一部份則是模擬實際情況，我們訓練多個傾斜角度的資料做訓練，測試時則輸入訓練資料中所沒有的傾斜角度資料做測試，以下則為訓練結果，如表 2 所示。

表 2 . ANN 測試不同方位角與傾斜角之MAPE_{fc}

方位角\傾斜角	10°	15°	20°	平均
0°	3.41%	6.66%	9.57%	6.55%
22.5°	4.11%	6.51%	11.52%	7.38%
45°	5.11%	13.54%	12.01%	10.22%
67.5°	3.38%	4.44%	19.12%	8.98%
90°	3.75%	11.13%	6.82%	7.23%
112.5°	3.21%	8.51%	14.63%	8.78%
135°	6.31%	6.70%	9.80%	7.60%
157.5°	7.20%	7.19%	8.47%	7.62%
180°	5.06%	8.83%	6.91%	6.93%
202.5°	4.44%	3.81%	5.11%	4.45%
225°	4.93%	8.77%	6.11%	6.60%
247.5°	3.97%	7.24%	12.13%	7.78%
270°	6.58%	8.25%	6.54%	7.12%
292.5°	4.88%	4.01%	12.50%	7.13%
315°	3.88%	15.23%	12.31%	10.47%
337.5°	2.58%	3.73%	9.51%	5.27%
平均	4.55%	7.78%	10.19%	7.51%

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，如驗證模型自身的正確性可達 MAPE = 5.58%。但是在不同方位角的推估其平均MAPE皆可達 10% 左右，我們也可看出傾斜角度誤差會越大，其中可能原因是本身越傾斜就會與水平日射量差異更大，另一可能是過度傾斜會吸收非日射的漫射光等等，因此造成較大的誤差。

目前已建立位角0-90-180-270度與傾斜角0-30度的模型，並可以推估任任意方位角與30度內傾斜角的日射量，透過對預測有幫助的特徵輸入，與改良預測輸出可降低誤差，使轉換模型有效預估。後續可精進

相關的實驗方式，以提高推估的準確率，供實驗基地的鄰近點日射資訊參考來源依據。

致謝

本文感謝經濟部能源局計畫支持，謹此致謝。
計畫名稱：氣象資訊在綠能開發之應用服務計畫(2/4)，計畫編號：107-D0602。

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] 徐國昌、黃朝揚、曾美惠、詹麒璋、鄭旭詠，短時間性的日射量預測模型架構，「天氣分析與預報研討會」，(106)，pp.A6-7，20170912。
- [4] 徐國昌、林偉民、曾美惠、黃柏鈞、黃茂庭，台灣併網型 PV 發電系統之發電量趨勢與探討「電力電子研討會」，(第十二屆)，pp.1059-1063，20131102。
- [5] IEC 61724:1998, Photovoltaic System Performance Monitoring - Guidelines for Measurement, Data Exchange, and Analysis.
- [6] 黃茂庭、徐國昌、黃秋杰、黃柏鈞，併聯型太陽光電系統性能與可靠度分析，「International Photovoltaic Science and Engineering Conference(PVSEC-23,Taiwan)」,(PVSEC-23),pp .6-P-28,20131031.
- [7] Wenbin Wu and Mugen Peng, Senior Member. A Data Mining Approach Combining K-Means Clustering With Bagging Neural Network for Short-Term Wind Power Forecasting