

行政院原子能委員會  
委託研究計畫研究報告

太陽能預測與太陽能輻射量比對測試技術之研究  
Solar Power Forecasting and Cross Check of Solar Radiation

計畫編號：1052001INER012

受委託機關(構)：萬能科技大學

計畫主持人：王金印

聯絡電話：0953616429

E-mail address：jywang@mail.vnu.edu.tw

協同主持人：林宏志、李國路、陳萬金

研究期程：中華民國 105 年 4 月至 105 年 12 月

研究經費：新臺幣 41 萬元

核研所聯絡人員：馬志傑

報告日期：105 年 11 月 30 日

## 目 錄

目 錄.....	I
中文摘要.....	IV
ABSTRACT.....	V
壹、計畫緣起與目的.....	1
貳、研究方法與過程.....	13
參、主要發現.....	23
一、研究國內外相關預測模式之特性.....	23
二、比對衛星觀測與地面實測資料，完成地面太陽輻射量估算 ....	29
三、發展類神經網路預測模型，完成晴天與陰天 DNI 預測 .....	34
四、太陽能預測模式的檢定與測試.....	41
肆、結論.....	52
伍、參考文獻.....	54

## 圖目錄

圖 1 全天空成像儀預測流程.....	8
圖 2 太陽能預測架構.....	14
圖 4 下載的三框相鄰的衛星雲圖.....	16
圖 5 運動向量.....	17
圖 6 預測的衛星雲圖.....	17
圖 7 預測的雲指數.....	18
圖 8 預測的常規化全日照.....	18
圖 9 中央氣象局可見光雲圖.....	19
圖 10 MODIS AOD 550nm (1997 年至 2010 年平均).....	20
圖 11 MODIS total precipitable water vapor (2016 年 8 月平均).....	20
圖 12 AIRS Ozone Total Column(2016 年 07 至 08 臭氧平均).....	21
圖 13 2016 年 8 月 TSAT 衛星 GHI 估算.....	29
圖 14 2016 年 8 月 MTSAT 衛星之 GHI 估算值與 CWB 觀測值比較.....	30
圖 15 臺中測站 2016 年 8 月 10 時、11 時淨輻射值變化.....	31
圖 16 臺中測站 2016 年 8 月晴空下地面觀測值與衛星估算值之比較圖.....	32
圖 17 AOD 和 WV 對 GHI 估算之影響(時間：2016-08-02 0300Z).....	33
圖 18 MTSAT、MODIS 及 CWB 觀測值比較.....	33
圖 19 倒傳遞類神經網路.....	36

圖 20	四個時刻的 TSI 雲圖影像 (日期:2016/07/27 :11AM ~ 15PM)	37
圖 21	RGB 的直方圖.....	38
圖 22	類神經網路訓練誤差(已收斂).....	38
圖 23	10 分鐘預測圖(準確率: 92.65% ) .....	39
圖 24	20 分鐘預測圖(準確率: 88.21% ) .....	39
圖 25	30 分鐘預測圖(準確率: 85.37% ).....	40
圖 26	太陽能預測模式的檢定與測試之實施步驟圖.....	43
圖 27	太陽能發電評估分析平台功能圖.....	44
圖 28	太陽能預測模式應用分類.....	45
圖 29	太陽能預測模式比對與驗證結構.....	46
圖 30	發電預測迴歸模式建立流程.....	47
圖 31	不同模式 DNI 預測結果比較.....	49
圖 32	不同模式 GHI 預測結果比較.....	49

## 中文摘要

太陽能發電系統容易受到天氣及外在環境因素的深度影響，無法長期維持穩定發電，導致在供電使用上欠缺可靠性、安全性與可恃性的保障。本計畫透過太陽能預測模式的檢定與測試，完成氣溶膠光學厚度(Aerosol Optical Depth:AOD)及水氣(WV:Water Vapor)對於GHI 估算之影響，以及 MTSAT 衛星之 GHI 估算值與 CWB 觀測值比較等。預估到達地面的太陽輻射量，提升以衛星資料計算對太陽能發電的影響，有助於提升太陽能預測技術能量，作為建置太陽能發電評估分析平台之參考；個案顯示，利用 MODIS 之 WV 及 AOD 觀測資料進行晴空條件下地面太陽輻射量估算，較 CWB 觀測值高估約 51%，MTSAT 則低估約 7.1 %，顯示雲量對於地面太陽輻射量估算影響甚鉅。

對於短期 DNI 預測方面，利用天空成像儀每分鐘擷取 3 張之影像，以盧卡斯-卡納德(Lucas-Kanade)之光流法分析其中雲層的移動與方向變化，每張雲圖取其特定有用的雲圖影像，轉成 RGB 的直方圖，運用類神經網路對預測模式進行演算訓練，並且與地面觀測值做比對；在測試驗證方面，蒐集路竹示範場天空成像儀自 2016 年 6 月 24 日至 9 月 21 日每 20 秒一筆資料，經過取樣建模轉換後，進行 30 分鐘直射日照預測，並完成與地面量測資料比對驗證，計算其預測準確率等。

**關鍵字:** 直射日照、天空成像儀、類神經網路

## **Abstract**

Solar power systems are vulnerable to weather changing and external environmental factors. It normally can't maintain stable power generation for a long period of time. This leads to the problems of reliability, security, and dependability for power supply. Based on our previous research, this project carries on studying the parameters for solar power generation such as ozone, water vapor and aerosol, and promoting the effect of satellite data on solar power generation through solar energy forecasting model's examination and test procedures. Besides, in this project we also establish a calculation method for atmospheric transmittance in which ozone, water vapor content and aerosol are all taken into account. The result is employed to estimate the amount of solar radiation on the ground and is expected to improve the capability of solar energy prediction for building the assessment and analysis platform in the future. The results show that the WV and AOD data of MODIS are estimated to be about 51% higher than CWB and MTSAT lower about 7.1%, which indicates that the influence of cloud cover on the estimation the amount of solar radiation on the ground is very important.

For short term DNI forecast, the proposed new method is as follows: firstly, the Lucas-Kanade method is used for cloud's motion estimations. Secondly, in order to reduce the computational burden, the histograms of R, G, B channels of Total Sky Imager images are applied for neural network training and DNI forecasting.

**Keyword:** direct normal irradiance, Total Sky Imager, neural network

## 壹、計畫緣起與目的

為期 12 天的 2015 年聯合國氣候峰會第 21 次締約方會議(COP 21) 於 11 月 30 日在法國首都巴黎近郊的勒布爾熱(Le Bourget)舉行，終於在 12 月 12 日通過歷史性的《巴黎協議: Paris Agreement》，與會的 195 個國家一致同意控制溫室氣體排放，以達到自工業化前至 2100 年全球平均氣溫的上升不超過攝氏 2 度，並且努力控制在攝氏 1.5 度內為目標，這可能意味著人類將告別依賴化石燃料的時代[1]。

根據國際能源署(IEA)的預估，如果依照巴黎協議的減碳目標，到了 2030 年為止用於再生能源及節能的總支出經費將高達 16.5 兆美元。影響所及，各國政府必須提供清淨能源生產誘因並逐步收回對石油等化石燃料的支持，並且提出政策使碳排放變得更加昂貴，同時努力減少砍伐森林。聯合國氣候報告共同主席 Ottmar Edenhofer 指出，巴黎協議可能引發基本性投資方向的改變，例如轉向再生能源、節能、碳捕捉與儲存的技術研發與推廣應用等。沙烏地阿拉伯石油部長 Naimi 則認為太陽能將會變得比化石燃料更具經濟效益，該國已體認到總有一天或許是 2040 年 或更晚得必須停用化石燃料，所以立志成為全球太陽能、風力的強權，未來將以電力取代化石燃料成為出口的主力[1]。

目前世界的供電發展趨勢是供電網採行多種供電來源，如核能、



火力、水力、風力及太陽能發電，而實務上延伸出在營運上如何調節不同電源供電的重要的問題，大部份基於成本理由，亦可能基於地區的資源理由。對台灣地區而言，太陽能發電是極為重要的部份，然而太陽能的多變性是應用上很大的問題，尤其天氣的變化對太陽能發電的效能有極大的影響，在多種供電來源的供電網營運，必須對太陽能有足夠能力的預測，以利電力的調度。

在多種供電來源的供電網營運情景之下，必須對各種供電來源的可獲得性、可靠性及成本等作適當的評估，目前所知太陽能應是成本最低而不至於耗盡的能源，因此有研究的必要，尤其對太陽能的多變性，天氣的變化對太陽能發電的效能有極大的影響，應提昇對太陽能的預測能力，才有可能對供電網作適當的調度。

美國能源局、再生能源實驗室及 IBM 公司共同發表[2]專文指出，太陽能發電預估在 2030 年佔供電的 14%，2050 年上昇為 27%，因此太陽能發電的預測工作極為重要，國外文獻可發現各種太陽能預測的專文[3]，所涉及方法如統計法、預測模式、衛星影像追蹤雲層移動、地面影像追蹤雲層移動、人工智慧及整合方法等，概略區分為物理方法及統計方法，物理方法以預測模式產生預測值，統計方法以歷史資料產生預測值，也有整合型的方法以預測模式輸出及歷史資料為輸入加以訓練統計模式，或以預測模式輸出及地面量測

值為輸入的訓練統計模式。太陽能預測在多時間及多空間面向都是非常必要，太陽能預測方式依預測時間概略區分短期間(小於 1 小時，使用全天空影像儀)[4][5]、中期間(1~5 小時，使用衛星資料)[6]，長期間(6 小時~2 天，使用天氣數值預報模式)[7][8]，多空間方面則著重於地域性。太陽能發電的預測工作固然重要，然而太陽能發電預測是極富挑戰性的任務，因為發電預測受到各種不同發電系統特性及不同天氣條件的影響，國外的研究企圖對預測的結果發展出一致而可靠的度量指標(metrics)，將有利於執行預測精確度的評估[2][9]，進而據以修正與改善預測的方法。美國再生能源實驗室團隊[10]，以現有數位天氣預報模式發展太陽能發電預測在不同時間及不同空間領域的基準線及目標發電量，再發展預測的度量指標，使用統計分析證實可適用於具有太陽能突波及無突波的情形。

太陽能輻射量之觀測量除可用來推估太陽能發電潛勢外，更對於能量收支是重要的一環，以美國海洋大氣總署(NOAA)為例，自 1993 年開始推實施 Surface Radiation Budget Network (SURFRAD) 計劃，目標是建立在不同緯度和不同地理特徵環境下，建照 6 處地面輻射觀測站來達成校驗衛星遙測資料之需求[11]，顯示利用衛星資料估算之重要性。而美國能源部也在美國中部科羅拉多州建立太陽輻射研究實驗室(Solar Radiation Research Laboratory, SRRL)，提供戶外校

驗輻射儀器的標準場所，並持續在奧克拉荷馬州的 Southern Great Planes 推動大氣輻射觀測計畫(Atmospheric Radiation Measurement Program, ARM; Storkes et al., 1994)。這些實驗室和計畫的共同目標，都是要提供精準而且長期穩定的太陽輻射量觀測資料。臺灣地區林等(2001)[12]透過中央研究院環境變遷中心(Research Center for Environmental Changes, 以下簡稱 RCEC)的「Particulate Matter and its Environmental Impacts in Taiwan」主題計畫，開始建立 Eppley PSP 室內校驗實驗室(林與陳，2001)[13]，並自 2001 年開始，每年春天分別於台北和台南兩地進行法國 Cimel 多頻道窄頻太陽直射儀以及 Eppley PSP 觀測。在處理都市(台北和台南)或鄉野(蘭嶼)PSP 資料時，都不約而同發現 RCEC 觀測值顯著高於中央氣象局同一地點觀測值 25~50%，並且晴天差異程度大於陰雨天氣狀態。顯示臺灣地區的太陽能輻射量校正有其必要性，也唯有如此才能更準備估算地面太陽輻射量，藉此提高太陽能觀測準度。再者利用衛星資料來進行臺灣地區太陽能發電之潛勢分析，才更能知悉更為經濟之發電區域。並能給太陽能預測模式修訂使用。

本研究團隊在民國 104 年曾利用衛星資料反演地面太陽能輻射量，其目的有兩點，一為了解臺灣地區太陽能發電之潛勢分析，建立臺灣地區進行太陽能發電之地點選定之參考，另一為建立以衛星

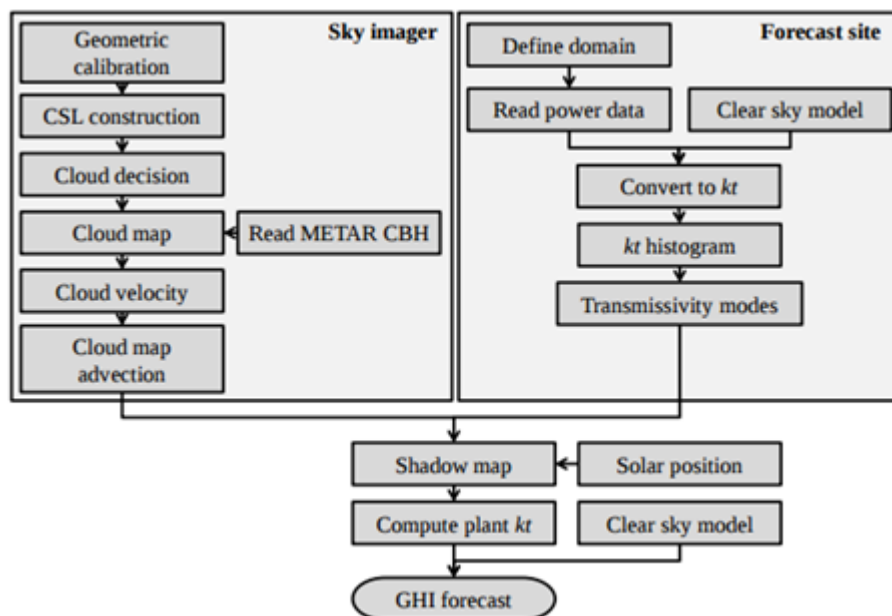
資料為主之太陽能輻射量技術，並提供太陽能預測模式修訂使用。

太陽輻射與諸多因素之間是一種多變量、強耦合、嚴重非線性的關係，一般關於非線性預測的方法主要有五種：時間序列法、組合法、類神經網路法、小波分析法、支持向量機法等。當傳統方法不足以滿足需求時，類神經網路(如 BP 演算法)不失為解決實際問題的一種合適的工具[14]。但是 BP 算法是一種梯度下降算法，不能在全局範圍之內尋優，易陷入局部最優。因此，改進的方法是用遺傳演算法[15]取代傳統的 BP 演算法。遺傳演算法最顯著的特點就是隱含平行性和全局空間搜索，為高準度的網路學習訓練提供基礎。也有研究[16]利用小波類神經網路在提升非線性函數影射能力方面的優勢，以及遞迴網路的優良動態性能，建立對角遞迴小波 BP 網路模型，對次日地面太陽逐時總輻射進行精確的預測。進一步提高預測精度的措施還包括：(a)將 ASHRAE 太陽輻射確定性模型的計算結果和類神經模糊化處理的氣象預報中雲量訊息加入到網路輸入向量中，充分利用已知可靠資訊；(b)採用分階段訓練網路的方法，提高有限次數下的訓練質量。在接續的研究工作中，有嘗試從以下方面改進類神經網路預測模型，以提高其預測能力：首先，增加天氣類型和改進天氣分類演算法，以提高模型對複雜天氣的適應性；其次，改進輸入因子的演算法，提高對於陰雨無輻射天氣以及天氣類型轉

變時的預測能力。同時，這些方法都是基於歷史觀測數據，沒有採用數值天氣預報結果，加上太陽輻射照度的波動性較大，其預測的時間尺度較短。

對於短期預測需求，在地面使用全天空成像儀(Total Sky Imager, TSI)，對太陽輻射進行短期預報是一項廣受肯定的實驗方法[17]，美國加州大學聖地亞哥分校在這一方面已累積很多經驗，全天空成像儀每 30 秒拍攝一張影像，然後處理，以確定雲層的光學厚度（厚或薄），及平均雲場的速度，使用不變的雲平流方式預測雲的位置，以 30 秒的間隔，作長達 15 分鐘的預測，平均而言，不變的雲平流天氣預報，優於雲影像持續預測，同時也更能預測日照的快速變化，在 UCSD 校區分佈架設 11 個日照計，測量每秒的全天空輻射，用以驗證在不同的氣象條件下預測的準確性，收集額外的資料，據以評估後續須改善之處。全天空成像儀預測流程如圖 1 所示。預測流程概分為三部份，天空成像儀部分包含：幾何校正和圖像預處理、建立晴空圖庫(Clear Sky Library, CSL)、雲的決定、建立雲圖(cloud

map)、計算雲的速度向量、雲圖的流動；預測站台部分包含：定義預測的範圍、讀取發電功率資料、選擇晴空模式、轉換成晴空指數



(clear sky index, kt)、計算 kt 的直方圖、建立透射模式；合併部分則包含：使用遮障圖，太陽位置，計算晴空指數，以晴空模式算出預測的全天空輻射。

圖 1 全天空成像儀預測流程

國內研究者運用全天空成像儀作為短時間的預測也逐漸增加，例如[18]提出一套短時間內日射量預測的系統架構與一套修正預測機制，主要是以回歸模型(Regression Model)作為基礎，並搭配全天空影像與日射儀蒐集的資訊，當作訓練特徵，建立回歸模型，而修正機制是藉由卡爾曼濾波預測(Kalman Filter predictor)和預測日射量修正公式(Ramp Down Correction Function)並依照融合機制，得到最後

的短期預測日射量。另一研究者[19]以天空影像之雲追蹤與太陽遮蔽預測，利用連續影像相減法，取得影像中有移動的部分，再透過遮罩可擷取出影像中雲所移動的區域。利用雲所移動的區域，來擷取局部特徵點，並根據雲的區域遮罩來做分群，分完群的各群會被視為是獨立的雲。

進一步應用[20]是在全天空影像中使用紋理特徵，完成雲層之分類，其方法是提出以區塊代替全影像進行分類，將全影像區分成數個等大的區塊，並從中取出統計特徵與區域紋理特徵，再利用最近鄰居 (k-Nearest Neighbor)與支持向量機 (Support Vector Machine)兩種方法分別對此兩類樣本個別訓練出分類模型，然後對影像中的區塊逐一分類，並且利用投票的方式決定該影像的最後分類結果。

近年來，隨著太陽能應用產業的迅速發展，為提高光電轉換效率，降低運營成本，保障電網安全等目的，對於太陽能預報方法的研究與需求也不斷增加。例如 2013 年 R.H. Inman 等人[21]，提出一篇綜述性文章，提及在過去的幾年裡，隨著地區電網的增加，太陽能發電技術經歷強勁的能源市場的增長，更由於太陽光發電在電網參與程度增加，太陽光發電天生的高度變化本質造成電網的各種問題，因此，非常需要多個時段的高精度的太陽能預測系統。文中並提及實驗顯示，在不同空間及時間解析度的情形下，可以成功的發



展出穩健的預測方法，而主要的預測方法包含回歸方法、人工類神經網路、遙測模式、數值天氣預報、地基成像及混合方法等，摘要如表 1。

表 1 太陽能的預測方法[21，22]

1. Regressive methods
1.1. Linear stationary models
1.1.1. Auto-Regressive (AR) models .
1.1.2. Moving Average (MA) models
1.1.3. Mixed Auto-Regressive Moving Average (ARMA) models
1.1.4. Mixed Auto-Regressive Moving Average models with exogenous variables (ARMAX)
1.2. Non-linear stationary models .
1.3. Linear non-stationary models
1.3.1. Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) models
1.3.2. Auto-Regressive Integrated Moving Average models with exogenous variables (ARIMAX)
2. Artificial Intelligence (AI) techniques
2.1. Artificial Neural Networks (ANNs)
2.2. Early networks
2.2.1. Threshold Logic Unit (TLU)
2.2.2. Simple perceptron .
2.2.3. Adaptive Linear Neuron (ADALINE)
2.3. Multi-layer networks
2.3.1. MADALINE
2.3.2. Multi-layer perceptron
2.4. Applications of ANNs
2.5. k-nearest neighbors (k-NN)
3. Remote sensing models
3.1. Orbits
3.2. Satellites
3.3. Radiation budget
3.4. Physical satellite models
3.4.1. Gautier-Diak-Masse model
3.4.2. Marullo-Dalu-Viola model
3.4.3. Möser-Raschke model .
3.4.4. Dedieu-Deschamps-Kerr model
3.5. Statistical satellite models
3.5.1. Hay-Hanson model
3.5.2. Tarpley & Justus-Paris-Tarpley models
3.5.3. Cano-HELIOSAT model
3.5.4. Perez Operational model
4. Numerical Weather Prediction (NWP)
4.1. Global Forecast System (GFS)
4.2. Regional NWP models
4.2.1. Rapid Update Cycle (RUC)/RAPid refresh (RAP) models
4.2.2. North American Mesoscale (NAM) model
4.2.3. High Resolution Rapid Refresh (HRRR) model
4.2.4. Weather Research and Forecasting (WRF) model
5. Local sensing
5.1. Sky imagers
5.2. Wireless sensor networks
5.3. Pyranometer arrays
6. Hybrid systems

另外，2013 年 Academic Press 出版太陽光發電預報的專書[23]，由美國加州大學聖地亞哥分校的 Jan Kleissl 教授主編，對太陽光發電預報提出廣泛及系統化的介紹，太陽光發電預測，關鍵性地降低技術及財務的風險，應用包含選擇地點、太陽光發電技術及併網供電考量，在可行性分析階段、設計階段及部署階段都極為重要。

總而言之，太陽能預測模式根據預測的物理量可分為兩類：一是先對太陽輻射進行預測，再根據光電轉換效率得到光電輸出功率；另一類是直接預測光電系統的輸出功率。大陸學者馬金玉等[24]指出太陽輻射預報的方法主要有三類：(1)基於統計和類神經網路的預測方法，可再細分為(a)基於即時和歷史數據的統計預報，這是一種統計外推方法，相對簡單但僅適用於 0~1 小時內的鄰近預報；(b)基於類神經網路的預測方法，但是利用天氣類型預報參數化來進行太陽能預報，其預測時效與輸入的因子和數據有關，且預報結果具有隨機性。這些統計方法主要是以時間序列為基礎，對於較長時間的預測效果較差；(2)基於衛星雲圖資料的外推方法，能處理尺度較小的對流雲系統，但由於天氣系統和相關雲系發展移動過程的非線性，這種方法的預報時效為 0~5 小時；(3)利用數值天氣預報(Numerical Weather Prediction, NWP)結果進行統計修正的方法，預報時效可達數天。並根據目前的實際應用個例認為，太陽能預報方法主要是衛星

資料、模式預報結果結合氣象觀測統計和外推方法，以及神經網路預測，而數值天氣模式仍是當前預報的熱點和難點。另外，今後太陽能預報技術的研究重點和方向主要是綜合利用天氣預報資料、衛星遙感資料以及地面雲量觀測資訊，形成多層次、多資訊融合的綜合預報系統，可取得更好的太陽能預報效果。

中國大陸學者李芬等[25]歸納目前太陽光發電預報技術主要可分為三類：一是基於太陽總輻射預報和光伏 I/V 特性曲線仿真模型法，二是基於太陽總輻射預報和光電轉換效率模型法，三是基於歷史氣象資料(天氣情況、太陽總輻射資料)和同期太陽光發電量資料，採用統計方法(如多元迴歸、神經網絡等相關算法)進行分析建模的統計預報法。

中國大陸學者孫銀川等[26]提出了 EOF(Empirical Orthogonal Function)分析結合 MOS(Model Output Statistics)預報的技術方法，基於寧夏當地光伏電站提供的發電功率資料及當地化的 WRF 模式產品，進行太陽能光伏發電氣象預報服務，建立逐時光伏發電功率預測模型，以及模式輻射預報的統計訂正研究，可使輻照度平均絕對百分比誤差(MAPE)改善，得到較為理想的結果。

國內研究者高翊倫[27]則以太陽能發電系統之發電量預測模型為主，分別應用遺傳規劃法(Genetic Programming, GP)與時間序列分

析(Time Series Analysis)，探討系統轉換效率與台灣地區的地表日照亮之影響。鄞劭殷[28]利用逐步迴歸(Stepwise Regression)分析法與自組性演算法(Group Method of Data Handling, GMDH)建構發電量預測模式，針對過去台灣地區之太陽光電發電系統之實際發電量資料進行分析，以找出影響系統發電量之重要因素。Tsai[29]以建置在屏東科技大學的 HCPV 模組為例，考量環境溫度與直接日照等因素，驗證三個不同型態的模組溫度預測方程式，以及與太陽能發電之關係。

## 貳、研究方法與過程

依據收集資料[30]~[49]，太陽能預測的方法之中，使用影像處理方法極為可行及普遍，首先是因為資源的可獲得性提高，例如衛星影像、天空成像儀及網路攝影機等，硬體成本下降而影像傳輸速度加快，此外，影像處理技術快速發展，使得運用影像來預測太陽能成為一項極有前景的工作。本計畫規劃之的發展太陽能預測模式，係使用中央氣象局的可見光影像，比較時間相鄰的兩框雲圖，求出雲的移動向量(風速、風向)，產生預測的雲圖，計算預測雲圖的雲指數，推演其對太陽的遮蔽影響，預測太陽全日照，其架構如圖 2。

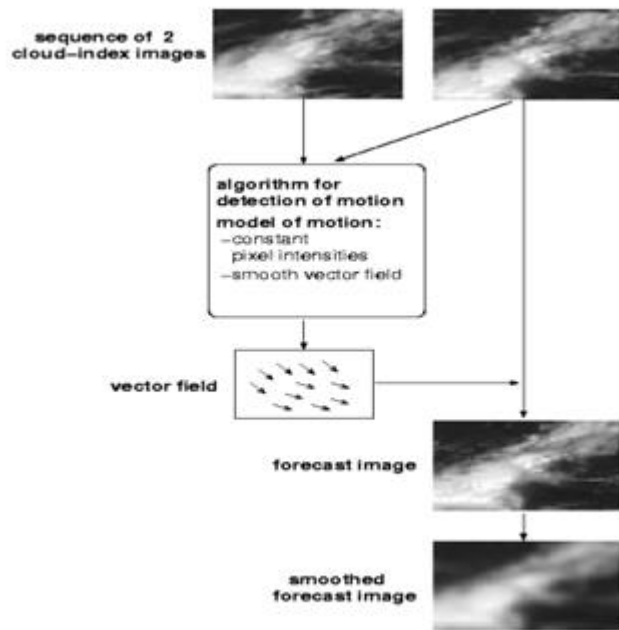


圖 2 太陽能預測架構

由同一地區時間相鄰的兩框影像(第一及第二影像)，計算雲的運動向量，以運動向量外插，推算第三影像，即預測第三影像，再計算第三影像的雲指數，算出直射日照，運動向量的計算是視訊壓縮中的一項重要的技術，目的在於減少在不同時間軸上畫框之間的多餘的資訊，以達到有效地減少傳輸的資訊量，在處理移動位移估計的演算法之中，以方塊為比對基礎的區塊匹配演算法(Block Matching Algorithm)是最被採納的方式，當中以全區域搜尋演算法(Full Search Block Match, FSBM)最能夠有效地減少畫面間多餘的資訊量，缺點是需要大量的運算，因此，在過去有許多的快速演算法被提出，有的是利用減少搜尋位置的數目，有的是減少比對方框的圖樣，但是這

些快速演算法共同的缺點是，相對於 FSBM，所找到的移動位移向量並不是最佳的，本計畫預計使用中央氣象局的衛星影像每 10 分鐘下載一張雲圖，已有足夠的計算時間可使用，因此，宜採用全區域搜尋演算法。參考文獻的全區域搜尋演算法，如圖 3，將圖框區分為大區塊(macro block)，以左上角為座標，以目前圖框(第一影像)的座標(x,y)對應到參考圖框(第二影像)的座標(i,j)，搜尋窗如虛線所示，在設定的搜尋窗範圍內搜尋兩者的平均誤差平方最小者，其(i,j)判定為匹配。

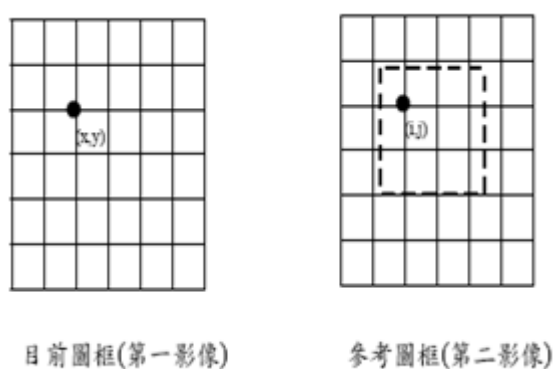


圖 3 區塊匹配演算法

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (C_{ij} - R_{ij})^2 \quad (1)$$

其中，N 為大區塊的尺寸， $C_{ij}$  為目前(第一影像)， $R_{ij}$  為參考(第二影像)，得到匹配的(i,j)之後，依據第二影像(i,j)與第一影像(x,y)，可算出的運動的向量(參考圖 4)，再以第二影像及運動向量，外推法得到

預測的影像(第三影像)。使用全區域搜尋演算法時須設定兩參數大區塊尺寸，(macro block size, N)及搜尋窗寬(search window width, W)，預測的誤差則以峰值信號雜訊比(Peak Signals to Noise Ratio, PSNR)作為度量。

$$PSNR = 10\log_{10}\left[\frac{255^2}{MSE}\right] \quad (2)$$

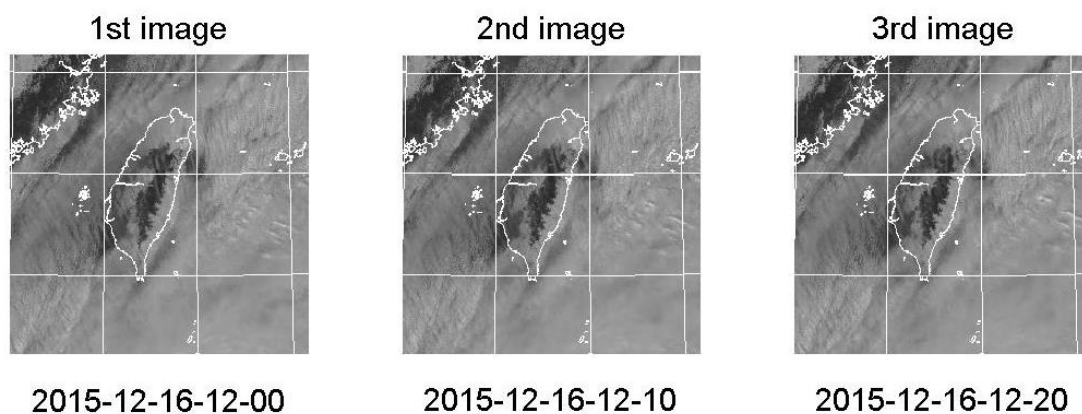


圖 4 下載的三框相鄰的衛星雲圖

初次實驗，設定大區塊尺寸  $N = 16$ ，搜尋窗寬度  $W = 32$ ，以全區域搜尋演算法計算出運動向量，如圖 5，再以外推法得到預測的影像(第三影像)如圖 6，PSNR=31dB。

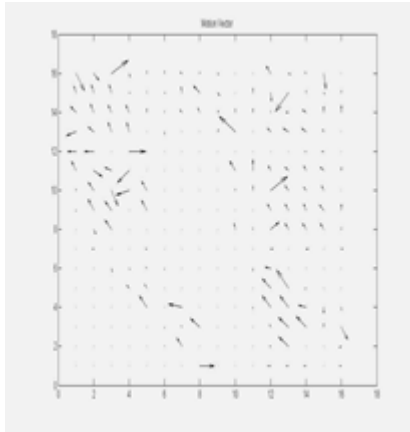


圖 5 運動向量

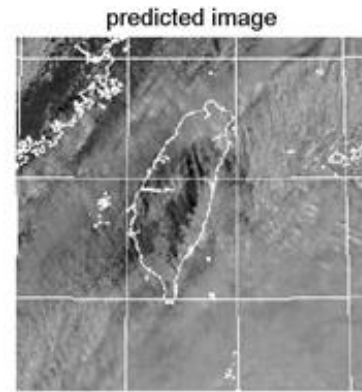


圖 6 預測的衛星雲圖

依據參考文獻[50]，在地面以日照計驗證 nMSE 為 0.07，其對應 PSTN 為 23dB，而本次實驗尚未進行地面日照計驗證，單純以衛星影像預測 PSTN 為 30dB，在未計入其他影響因子情形，得到預測的 PSNR 為 31dB，因此初步判斷上述方法為可行。得到預測影像之後，計算其雲指數(Cloud Index, CI)

$$CI = \frac{UB - CCC}{UB - LB} \quad (3)$$

其中，CCC 為以天頂角校正的灰階值(Cosine-Corrected Count)，UB 為最大值，LB 為最小值，得到預測的雲指數分佈如圖 7，概念上，雲指數是一項對太陽能的衰減系數，產生對晴空全日照的遮蔽效果，以晴空全日照為基準，計算常規化全日照



$$GHI_n = GHI_{clear} * (1 - CI) \quad (4)$$

其中， $GHI_{clear}$  為晴空全日照，圖 8 為預測的常規化全日照。

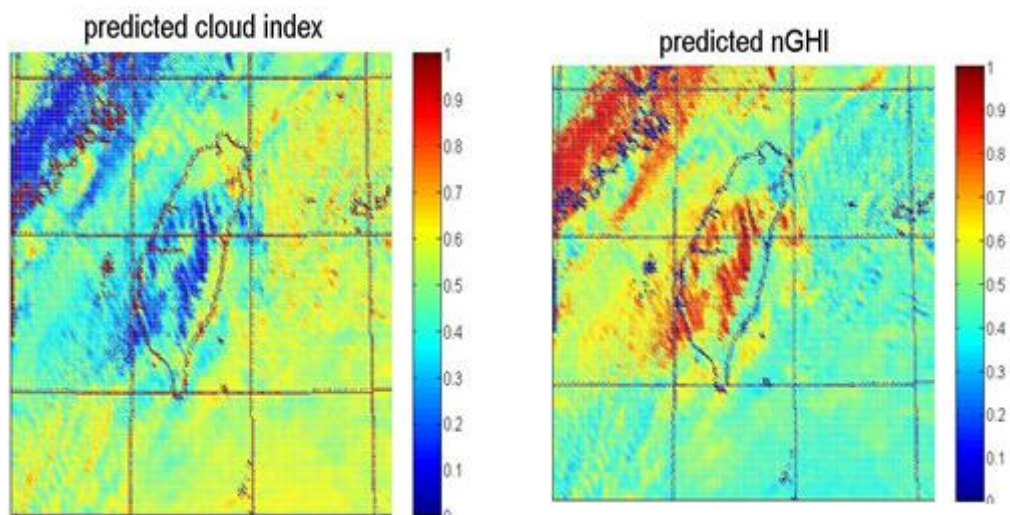


圖 7 預測的雲指數

圖 8 預測的常規化全日照

以上所得為常規化全日照的分佈圖，若期望轉換為全日照 (W/m<sup>2</sup>)，則必須有晴空全日照值。總之，就實務或驗證而言，至少需要兩項數據：地面量測的全日照值及晴空全日照值。如果希望估算對於特定地點(例如太陽光發電廠)的發電影響，則應找出在常規化全日照分佈圖中的那些區域是主要影響，這些都需要進一步的探討。至於預測演算法的參數調整所對應於預測性能的影響，也是必須積極探討的部份。

本研究已於 2015 年研究中建立衛星資料估算地面太陽能輻射量

值，使用之方法是利用地球同步衛星可見光頻道資料(圖 9)太陽輻射模式(simplified SOLIS model, 2008)[51]，這個模式是簡化 Mueller [52]而來，它是利用水氣量(water vapor column)及氣溶膠(aerosol content)參數輸入輻射傳遞方程進行太陽輻射估算，此結果反演標高範圍自海平面至 7000 公尺、水氣量自 0.2 至 10(atm-cm)及 AOD(位於 700 nm)自 0 至 0.45；適用於大部分情況下(近海平面、相對於晴空及乾大氣中)，因此當估算區域出現大量水氣量(water vapor column)及氣溶膠(aerosol content)時，就可能造成估算誤差，因此本研究將延續之研究，將衛星反演之臭氧、可降水量、氣膠光程厚度之影響進行地面太陽輻射觀測資料修正。

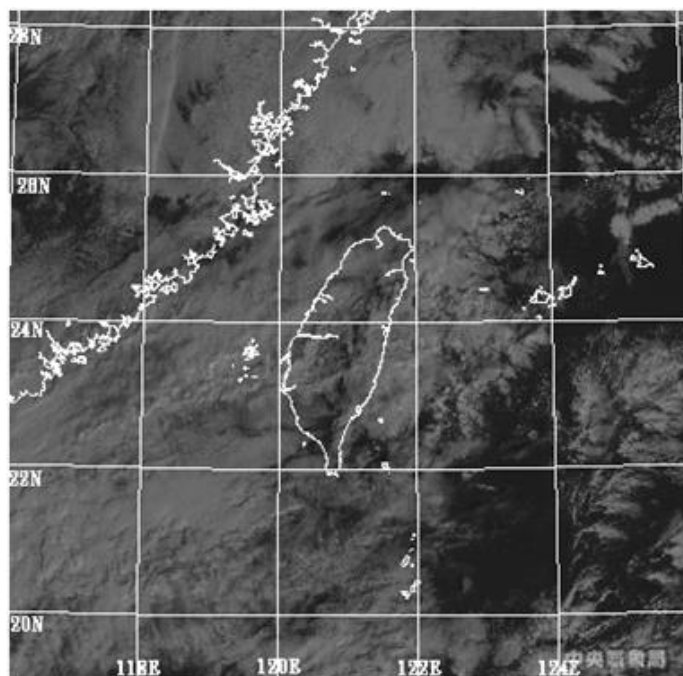


圖 9 中央氣象局可見光雲圖

(網站：[http://www.cwb.gov.tw/V7/observe/satellite/Sat\\_T.htm?type=0](http://www.cwb.gov.tw/V7/observe/satellite/Sat_T.htm?type=0))

本研究後續藉由 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) 衛星提供之逐日 AOD(aerosol optical depth)觀測資料(如圖 10)、total precipitable water vapor (如圖 11)、ozone(如圖 12) 帶入反演式中，進行地面太陽輻射之估算，預期帶入更為實際之觀測資料，更能估算出實際抵達地面太陽輻射量。

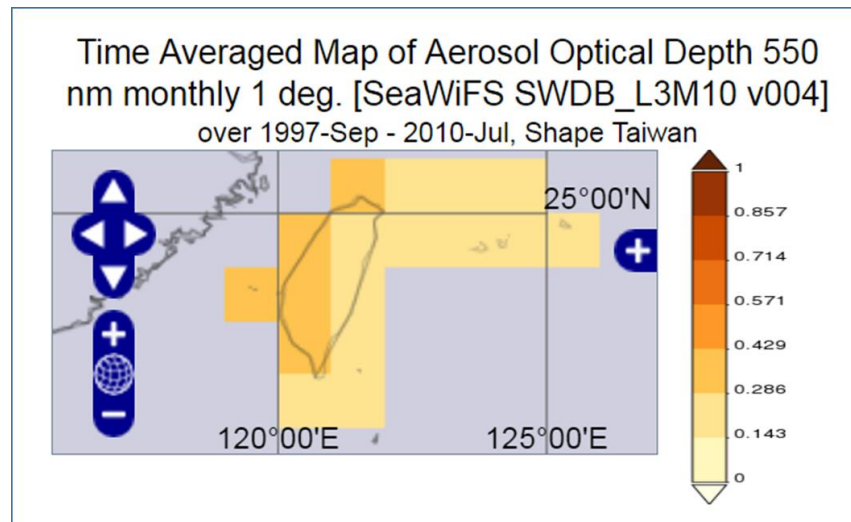


圖 10 MODIS AOD 550nm (1997 年至 2010 年平均)  
(網站: <http://giovanni.sci.gsfc.nasa.gov/> )

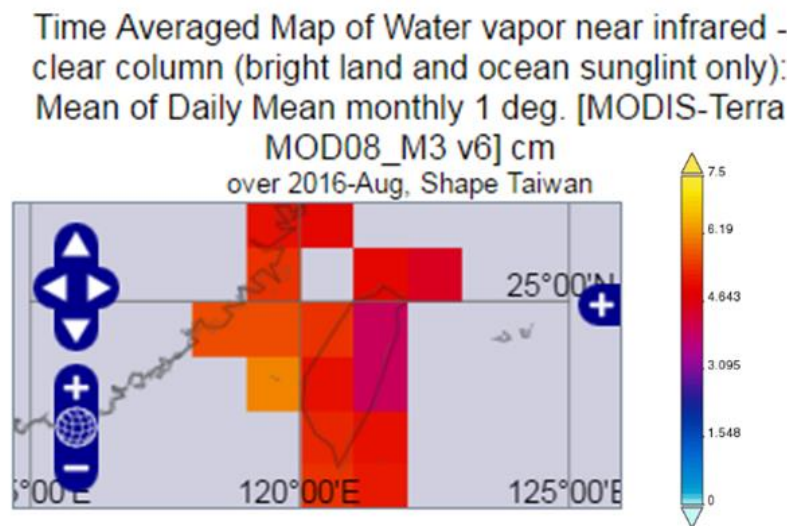


圖 11 MODIS total precipitable water vapor (2016 年 8 月平均)  
(網站: <http://lance-modis.eosdis.nasa.gov/>)

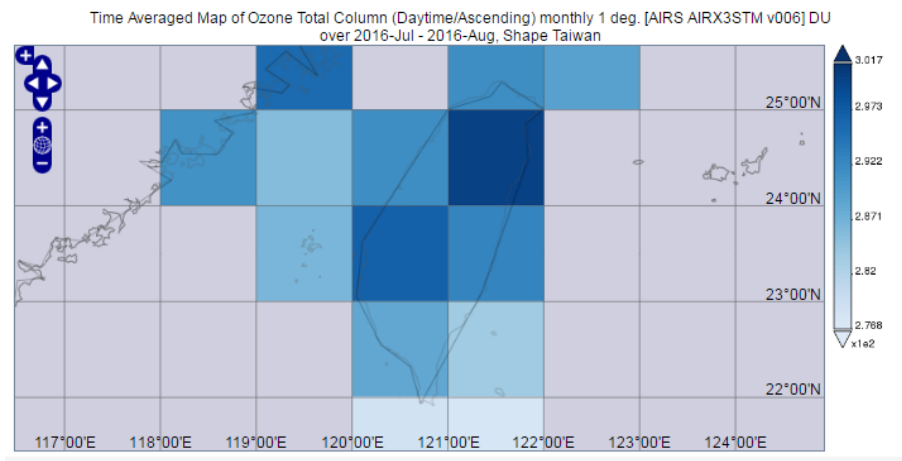


圖 12 AIRS Ozone Total Column(2016 年 07 至 08 臭氧平均)  
(網站: <http://giovanni.sci.gsfc.nasa.gov/giovanni> )

對於 30 分鐘短期預測 DNI 的方法，以天空成像儀來偵測與描述雲層覆蓋的特徵，是一個複雜的問題。許多相關的天空變量，如光度，太陽位置，雲分佈，雲的類型，氣膠，粉塵含量等，以及與設備有關的硬體因素，如虹膜光圈，曝光時間，對比度，色彩增益，幾何失真和雜訊干擾等，使得自動化雲層監測變得很複雜。本研究將以大數據分析的演算法，首先，要計算出龍潭地區(經緯度)一年中之日間時刻每分鐘的輻射量，然後比對龍潭地區地面量測儀器約數十萬筆的資料(每分鐘 DNI)，從中挑選出太陽被雲遮的時段，再篩選出這些 TSI-888 雲圖，然後進行影像分析工作，試圖找出關聯性，以支援向量機(SVM)分群或類神經網路模擬訓練等。

經考量本計畫關於環境因子和太陽能輸出的資料特性，可以採用之預測演算法例如類神經網路演算法來學習和判斷關鍵因素，或是

支援向量機演算法或模糊演算法等。方程式(5)至(10)為倒傳遞類神經網路之演算法，此網路含有一個輸入層，二個隱藏層和一個輸出層，而神經元的個數將視萃取資料的維度和複雜度而定，文獻上也無一定的判別方法，如果在訓練的過程中無法收斂，除了調整參數外，也嘗試調整神經元的數目，避免過度學習或不足學習。假如輸入樣本  $U_p = \{U_1, \dots, U_i, \dots, U_j, \dots, U_N\}$ ，而輸出為  $O_p = \{O_1, \dots, O_i, \dots, O_j, \dots, O_K\}$ ，每一層的  $W$  為權重，經過不斷的訓練學習，此權重也跟隨著改變更新，最終目的是輸出值與預設目標的誤差達到最小而完成收斂。

神經網路預測模型的學習階段可選擇歷史大氣層外輻射、大氣品質、影像亮度及雲量資料對模型進行訓練；當訓練完成後大氣層外輻射、大氣品質可以根據理論計算求得，影像亮度和雲量分別基於加權移動平均預測和雲團運動預測實現。

另外，支援向量機是由貝爾實驗室 Vapnik 博士於 1990 年依統計學習理論的基礎上發展起來的新一代學習演算法，支援向量機是一種監督式學習 (Supervised Learning) 的方法，通常用在機器學習 (Machine learning)。主要用在分類 (Classification) 和回歸 (Regression) 上，該演算法在文本分類、手寫識別、圖像分類、生物資訊學等領域中獲得了較好的結果。

### 參、主要發現

#### 一、研究國內外相關預測模式之特性

國內外相關預測模式，涉及統計模式、天氣數值預測模式、衛星影像追蹤雲層移動方法、地面影像追蹤雲層移動方法、人工智慧方法、類神經網路方法及整合方法等，概略區分為物理方法及統計方法，物理方法以預測模式產生預測值，統計方法以歷史資料產生預測值，也有整合型的方法以預測模式產出及歷史資料為輸入加以訓練的模式，或以預測模式產出及地面量測值為輸入的訓練統計模式。太陽能預測方式依預測時間概略區分短期間(小於 1 小時，使用全天空影像儀)、中期間(1~5 小時，使用衛星資料)，長期間(6 小時~2 天，使用天氣數值預報模式)，至於空間方面分為全球性、區域性及地區性。

參考收集資料[53]~[69]，太陽能由大氣層之外，照射到地球表面，在傳輸路徑之中，最大的影響因子是雲的遮蔽，因此，雲的運動是最主要的研究項目，目前，太陽能預測的方法之中，使用影像處理方法極為普遍，首先是因為影像的可獲得性提高，例如衛星、天空成像儀及網路攝影機等，而且硬體成本下降而且影像的傳輸速度加快，此外，影像處理技術的快速發展，使得運用影像來預測太陽能成為一項極有前景的工作，使用衛星影像，廣泛運用在大尺度

範圍及中長時間的太陽能預測，至於地區性及短時間的太陽能預測，則使用設置於地面的天空成像儀；擷取依時間順序的可見光影像(雲圖)之後，經影像處理，求出雲的移動向量(風速、風向)，外推產生下一時間預測的雲圖，計算預測雲圖的雲指數，推演其對太陽的遮蔽(透射)影響，預測太陽全日照(GHI)，如此得到為常規化的全日照，或常規化全日照的分佈圖，若期望轉換為實際的全日照( $\text{W/m}^2$ )，則必須有晴空全日照值作為基準，晴空全日照值的估計值由模式而來，例如，常用的 Bird Model，其晴空直射日照 DNI 表示如  $DNI_{clear} = 0.9662 I_0 T_R T_o T_{UM} T_W T_A$ ，影響因子分別為雷利散射、臭氧、混合氣體、水氣及氣凝膠，其中，影響最大的是水氣透射率係數(TW)，可由地面相對濕度及溫度推算，精確度可達 90%，其次氣凝膠透射率係數(TA)，但是氣凝膠缺少量測資料。美國太空總署(NASA)發佈全球每天平均氣凝膠分佈，然而，如果預測地區性的太陽能，例如太陽能發電場附近地區若干公里，則將有空間解析度不足的問題。進一步，就驗證而言，計算所得的晴空全日照值需要地面量測值作為校正，常使用統計的方法。

在 2016 年西班牙的論文[70]，提出因為太陽能是變動的能源，在太陽能供電電網之中，可能表現出不穩定的行為，全日照預測是將太陽能發電增加到電力系統中的重要問題，這項研究的重點是預

測從 1~6 小時之後的全日照。在 GHI 預測測試中，已經成功測試了若干統計模型，例如自回歸(AR)，自回歸移動平均(ARMA)和人工神經網絡(ANN)，其中，ANN 模型設計為使用地面量測和外部模式產生的數據而產生太陽能預測，地面數據來自大加那利島的兩個測量站，外部模式產生的數據，由統稱的數位天氣預報(NWP)模式提供，則使用歐洲中期天氣預報中心 (ECMWF) 提供的太陽輻射和總雲量預報數據，以及衛星 GHI 數據(Helioclim-3)，作為 ANN 模型的輸入，實驗結果顯示使用這類混合型的預測方法，即整合地面量測值、衛星影像資料、數位天氣預報模式，再以類神經網路學習及修正，有利於改善預測的性能，實驗使用 6 種模式，SMART-PERS、CLI、NN、NN+ECMWF、NN+SAT、NN+ECMWF + SAT，SMART-PERS 為初級的持久模式，適於晴空條件，CLI 為氣候模式使用歷史數據，NN 為類神經網路，NN+ECMWF 為類神經網路加上數位天氣預報模式，NN+SAT 為類神經網路加上衛星數據，衛星數據為以影像推估的日照數據，NN+ECMWF + SAT，為類神經網路加上數位天氣預報模式與衛星數據，若以 NN+ECMWF + SAT 的誤差均方根為基準，則相對比較特性(相對誤差均方跟)百分比分別約為 10、72、5、3、1、0，以 NN+ECMWF + SAT 最佳。

初步理解，數位天氣預報模式與衛星數據，皆缺乏精細的時間解



析度及空間解析度，對提供短時間及區域性的預測有明顯不足之處，亦即，在太陽能發電場(周圍若干公里)及短時間預測(1 小時以內)，必須使用其他方法。在具有各種發電型式的供電網之中，太陽能發電所佔比例已經逐漸增加，但太太陽能發電卻有不穩定的特性，因此，考慮更有效地操作供電網，將變得越來越重要。其中，太陽能預測方法和技術的改進顯然是非常必要，尤其，在太陽能發電場附近的短時間預測，可以提供電網較快速的調度，其重要性很明顯。除了季節和照射角度因素之外，影響太陽能輸出的最重要因素是雲運動對太陽板的遮蔽或陰影的影響。在短期太陽能預測方法之中，使用建置在發電場的天空成像儀所輸出的影像，加以處理及預測雲圖移動是最實際有效的作法，部份原因是目前攝影裝置的硬體成本下降而影像解析度增強與影像傳輸速度加快，以及影像處理技術的快速發展[71]-[75]。至於運動圖像的分析方法概可以分為三種類型：圖像灰階匹配法，特徵匹配法和光流法。圖像灰度匹配法很簡單，但其運行速度非常慢。特徵匹配方法，具有出色的抗雜訊能力，然而，特徵提取和對應關係的建立較為困難，也就是建模較困難，光流法有如下優點：光流不僅包含被觀察物體的運動資訊，還包含了景物三維結構的資訊，光流法被廣泛應用於分割、識別、軌跡、機器導航、信息恢復等重要領域。以影像處理執行雲偵測及運動預測方法之中，典型為特徵匹配算法(塊運動估計算法)，最近受重

視的則是光流演算法，2016 年論文[76]，以攝影機收集的雲圖序列進行實驗及比較，結果顯示光流演算法應用於雲運動圖像偵測，具有計算快速，方向和速度精度高(約 0.96)的特性，比較塊運動估計算法(六邊形搜索模式)得到方向和速度精度分別為 0.79 和 0.47。因此，本計畫在使用影像以預測雲圖移動的部份，選擇採用光流演算法。

綜合言之，本計畫發展的預測模式屬於整合型模式，核心為天空成像儀及類神經網路，整合數位天氣預報模式與衛星數據，並以地面量測數據為模式修正的輸入。另一觀點，既然太陽能預測模式及分析技術很重要，且各國有逐漸重視太陽能預測的趨勢，本計畫進一步，對相關技術的智慧財產權進行檢索探討[77]-[79]，摘要如後：  
(1)US 8923567 B2(2014.12.30)，「用於預測太陽輻照度變化的裝置與方法」(Apparatus and method for predicting solar irradiance variation)，特徵為其輻照度預測處理器，包括雲分類器模組，其對雲圖像的各個像素，標示太陽輻射穿透特性，進行雲圖分類，具有雲運動預測器，預測雲在時間範圍上的運動(提及光流法)，事件預測器為在太陽遮擋事件的時間範圍內產生觸發太陽輻改變模組，執行計算日照。  
(2)US2015/0301226A1(2015.10.22)，「使用地面的全天空成像儀執行短期雲覆蓋預測」(Short term cloud coverage prediction using ground-based all sky imaging)，計算機基於天空圖像，對應於

未來時間值的未來太陽位置和未來時間值處的太陽像素位置來確定分割雲模型，計算機使用估計的雲速度場將反向傳播算法應用於太陽像素位置，應用卡爾曼濾波追蹤模式，以產生對應於先前時間值的傳播的太陽像素位置。然後，計算機基於傳播的太陽像素位置和分割的雲模型預測未來太陽位置的雲遮蔽。

(3)US9007460B2(2015.04.14)，「預測雲圖移動的方法與系統」(Methods and systems for predicting cloud movement)，天空成像儀通常使用魚眼鏡頭，本案增加由使用者選定的鏡頭(如：平面鏡頭、立體透鏡)以擷取天空影像，改善影像範圍內解析度不一致的問題，再計算雲圖移動。本計畫發展的預測模式屬於整合模式，核心為天空成像儀及類神經網路，整合數位天氣預報模式與衛星數據，並以地面量測數據為模式修正的輸入，經初步專利檢索，具備新穎性，本計畫可以具體實現，具有產業利用性，所執行的效果，可改善天氣劇烈變化條件下的太陽能預測性能，具進步性，因此，符合發明專利之三項要件，具有產生專利智財的可能性。

## 二、比對衛星觀測與地面實測資料，完成地面太陽輻射量估算

本項研究已發展出對地球同步衛星觀測資料估算年太陽能輻射量值的演算法，經過程式計算 2016 年 8 月觀測資料反演結果如圖 1，圖中顯示臺灣地區 8 月 GHI 累積範圍為為 100 至 160(kWh/m<sup>2</sup>)之間，其中以北部及南部山區為相對值區，研判可能原因是因為臺灣地區午後山區易因地形與熱力作用下，常產生對流系統，有雲量變多或變厚，當雲量增多時，會使太陽光不易抵達地面，相對的使 GHI 估算值也降低。

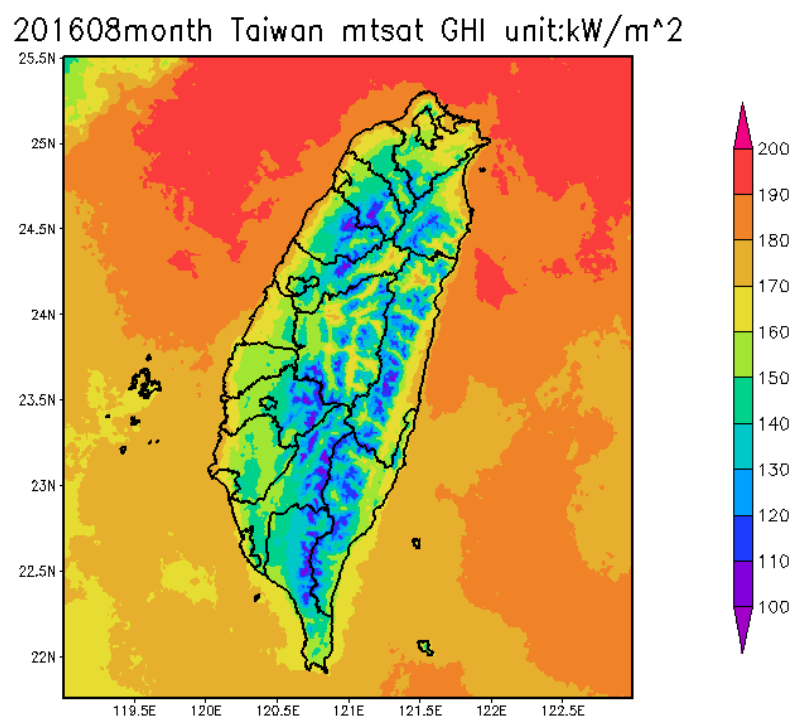


圖 13 2016 年 8 月 TSAT 衛星 GHI 估算

利用中央氣象局北、中、南及東部測站之觀測資料與衛星估算值比較(如圖 14)，顯示就地面測站而言，高雄 2016 年 8 月具較高之全天空輻射量累積、其次為板橋、並以臺中站測為最少；MTSAT 月累積值則較地面測站高出 11 至 31%左右(花蓮高估 31.5%為最多，以高雄之 11.89%為最少)，主要原因為衛星估算為區域反演，測站資料均為單點觀測，在逐月累量上產生差異。

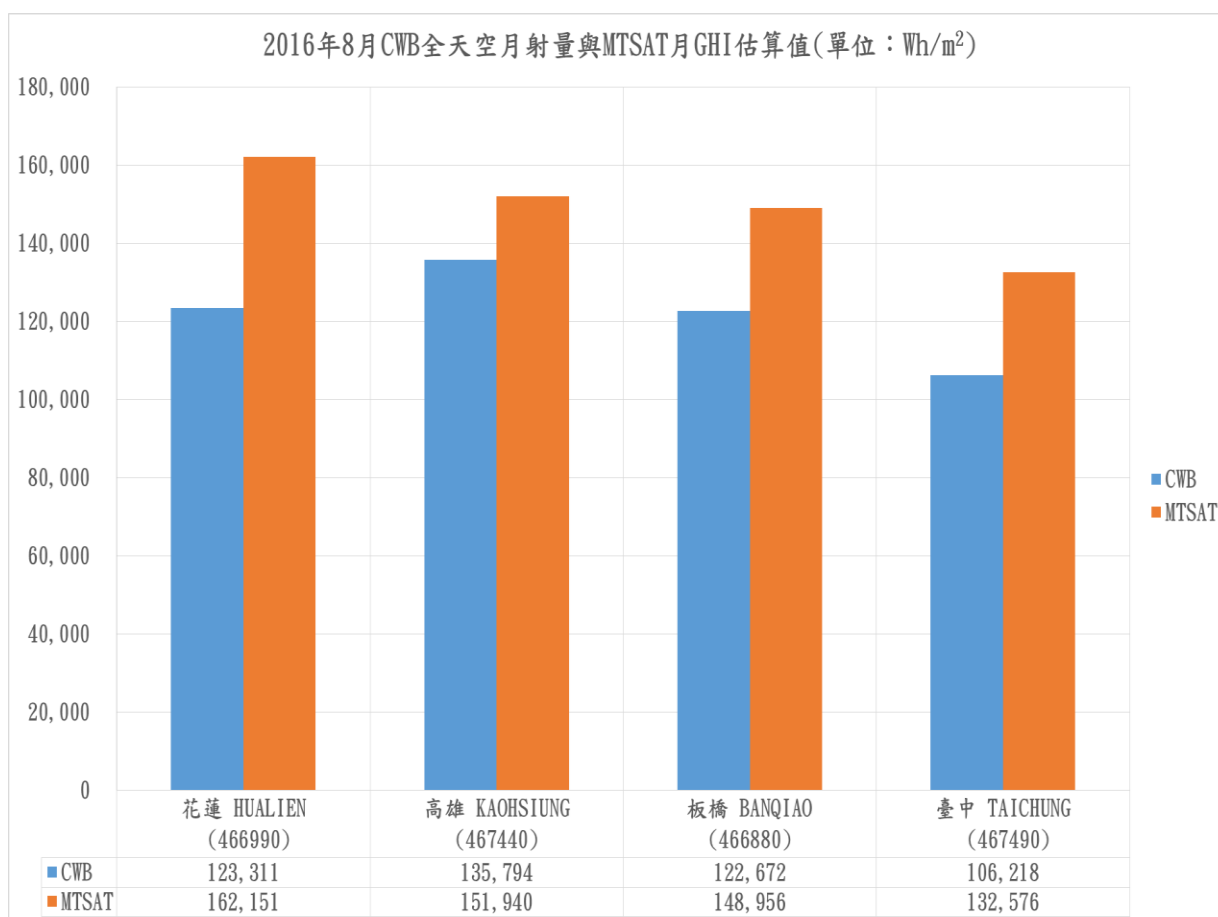


圖 14 2016 年 8 月 MTSAT 衛星之 GHI 估算值與 CWB 觀測值比較

如分析 2016 年 8 月中央氣象局臺中測站 10 點時及 11 時之平均淨輻射量變化(如圖 15)，顯示即使當月 10 時及 11 時，仍具每日差異，其差異之可能原因為當地測站受雲量移(入)出所致，為了解利用衛星資料估算之太陽輻射量之定時逐日差異，先將地面觀測值大於 500(W/m<sup>2</sup>)數值進行比較，結果顯示當全天空日射量於晴空條件下，利用衛星資料推估具有一定可信度。

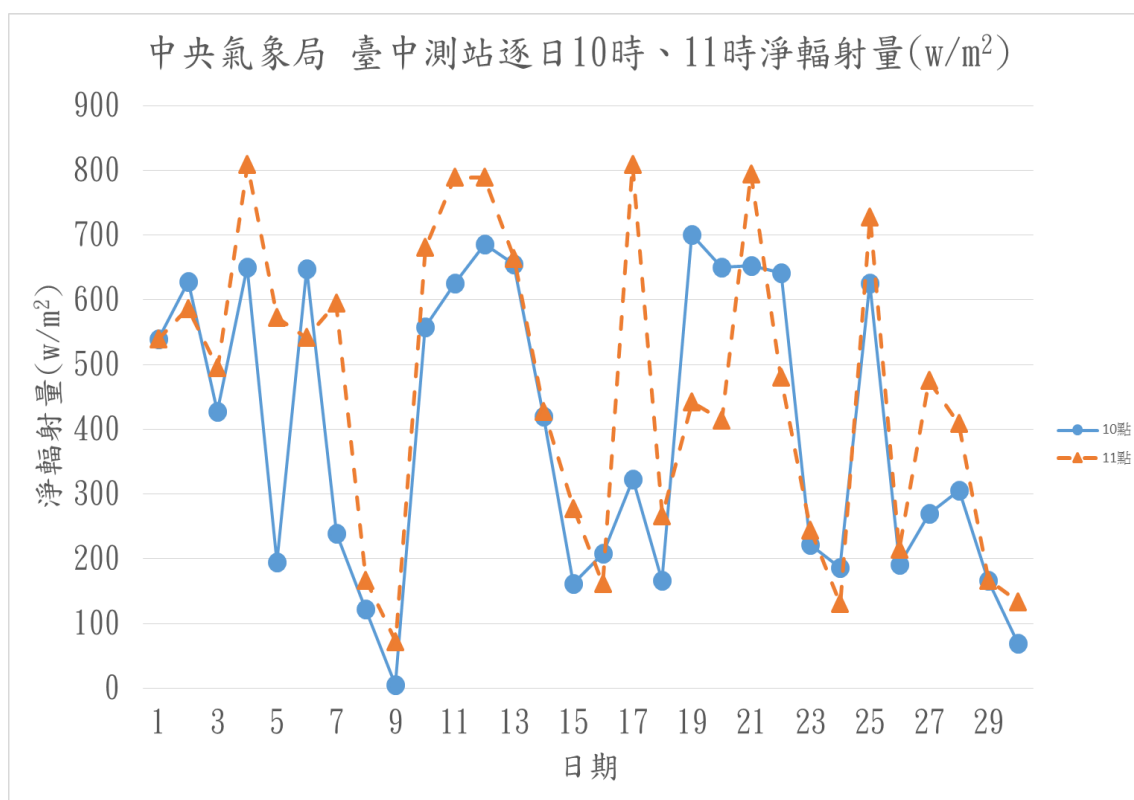


圖 15 臺中測站 2016 年 8 月 10 時、11 時淨輻射值變化

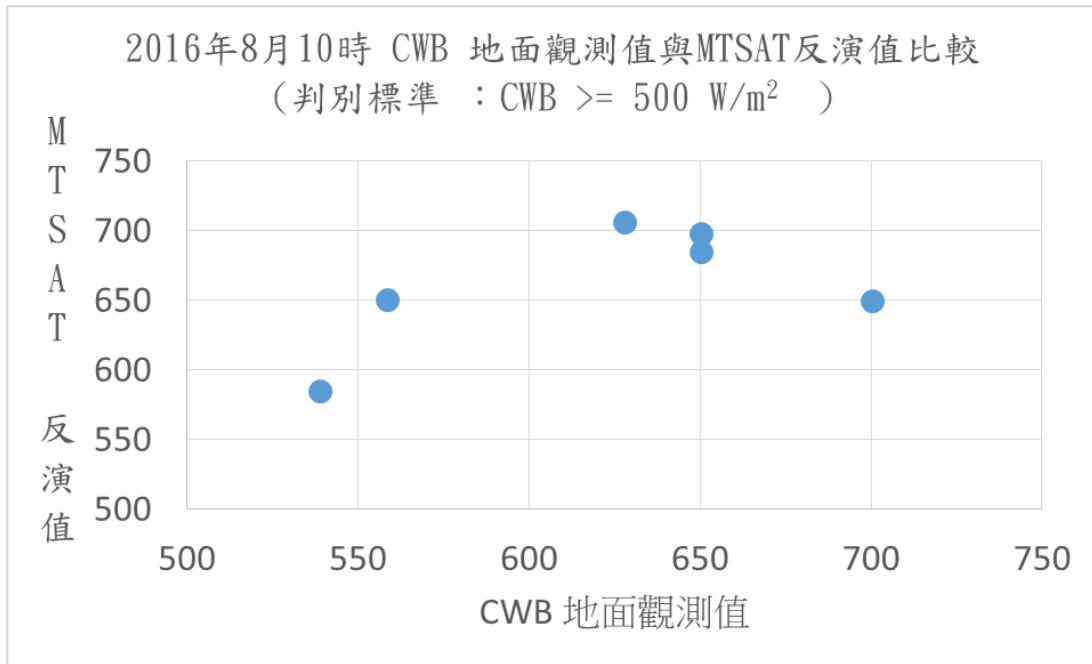


圖 16 臺中測站 2016 年 8 月晴空下地面觀測值與衛星估算值之比較圖

另為了解大氣中 Aerosol Optical Depth (AOD：氣溶膠光學厚度)及 Water Vapor(WV：水氣)對於 GHI 估算之影響，利用 2016 年 8 月份 Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS) 資料進行 GHI 估算(如圖 17)，此圖顯示 water vapor 分布範圍介於 0 至 6.5 之間、AOD 介於 0 至 0.7 之間，反演之 GHI 介於 700~850 之間；最後將 MODIS、MTSAT 衛星估算值與 CWB 地面觀測值比較(如圖 18)，就本次個案而言 MODIS 高估地面觀測值(約 51%)，MTSAT 則有低估(約 7.1%)之情形。

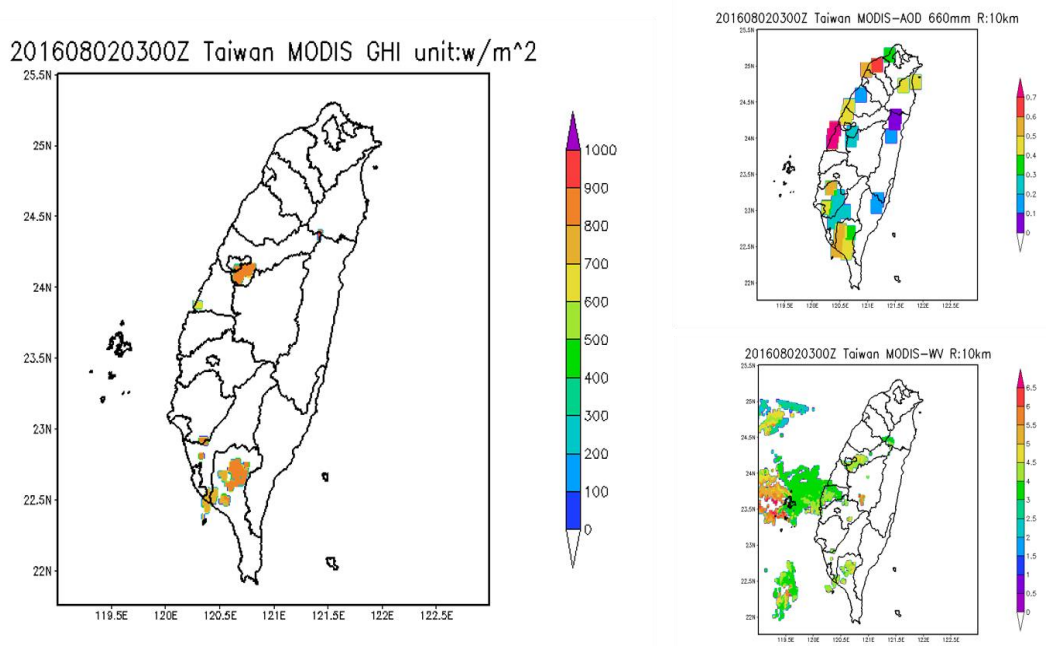


圖 17 AOD 和 WV 對 GHI 估算之影響(時間：2016-08-02 0300Z)

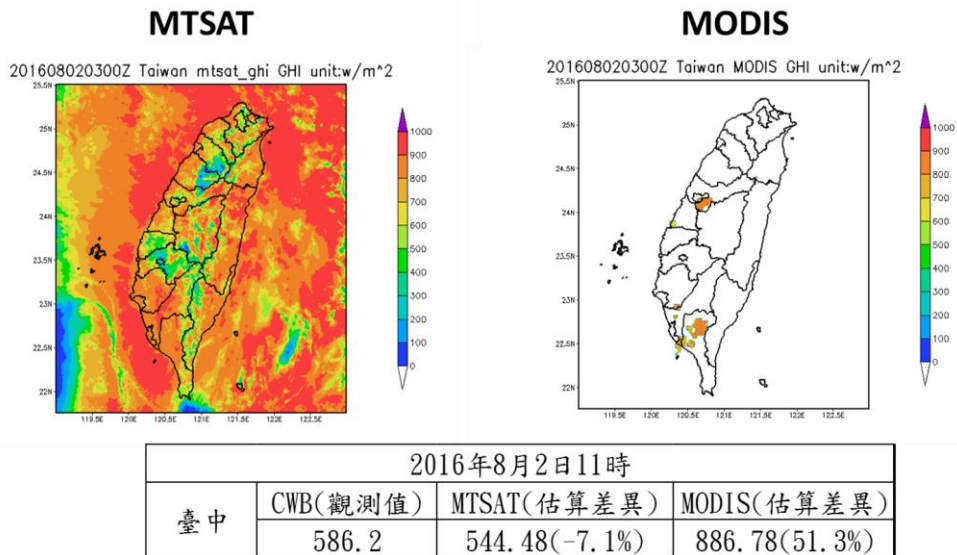


圖 18 MTSAT、MODIS 及 CWB 觀測值比較



### 三、發展類神經網路預測模型，完成晴天與陰天 DNI 預測

對於短期預測需求，在地面使用全天空成像儀(Total Sky Imager, TSI)，對太陽輻射進行短期預報是一項廣受肯定的實驗方法，美國加州大學聖地亞哥分校在這一方面已累積很多經驗，全天空成像儀每 30 秒拍攝一張影像，然後處理，以確定雲層的光學厚度，及平均雲場的速度，使用不變的雲平流方式預測雲的位置，以 30 秒的間隔，作長達 15 分鐘的預測，平均而言，不變的雲平流天氣預報，優於雲影像持續預測，同時也更能預測日照的快速變化，在 UCSD 校區分佈架設 11 個日照計，測量每秒的全天空輻射，用以驗證在不同的氣象條件下預測的準確性，收集額外的資料，據以評估後續須改善之處。全天空成像儀預測流程概分為三部份，天空成像儀部分包含：幾何校正和圖像預處理、建立晴空圖庫(Clear Sky Library, CSL)、雲的決定、建立雲圖(cloud map)、計算雲的速度向量、雲圖的流動；預測站台部分包含：定義預測的範圍、讀取發電功率資料、選擇晴空模式、轉換成晴空指數(clear sky index, kt)、計算 kt 的直方圖、建立透射模式；合併部分則包含：使用遮障圖，太陽位置，計算晴空指數，以晴空模式算出預測的全天空輻射。

本研究採用採用 Lukas-Kanade 光流法，分析雲層移動方向與速度。這 Lukas-Kanade 光流法是經過檢測圖像像素點的強度隨時間的

變化進而推斷出物體移動速度及方向的方法。廣泛應用在圖型識別，電腦視覺和影像處理的領域裡。Lukas-Kanade 假設光流在一個較小的局部區域內是保持不變的。根據此架設， $H(x, y) = I(x+u, y+v)$ ，使用泰勒級數(Taylor series)展開，方程式(5)、(6)、(7):

$$I(x+u, y+v) = I(x, y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \text{higher order terms} \quad (5)$$

$$\frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v \quad (6)$$

經過最小平方解(least squares solution)

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{matrix} A & d & b \\ 25 \times 2 & 2 \times 1 & 25 \times 1 \end{matrix}$$

此處的 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ ,  $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$ ,  $p$ 為像素點。令  $V = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ ,

則  $A^TAV = A^Tb$ , 求解得到  $V = (A^TA)^{-1}A^Tb$

利用天空成像儀 每分鐘之擷取影像，以光流法分析其中雲層的移動與方向變化，並且與地面觀測值做比對；使用地面太陽能量測資料，以倒傳遞類神經網路(Back-propagation Neural Network)對預測模式(如圖 19)進行演算。類神經網路使用倒傳遞學習演算法

(Back-propagation Algorithm)，完成類神經網路對於 1500 張天空成像儀(TSI-880)之訓練，擷取其 RGB 的直方圖(histogram)，此架構具有輸入層 525 個神經元；第一隱藏層 400 個神經元；第二隱藏層:200 個神經元；輸出層:1 個神經元。

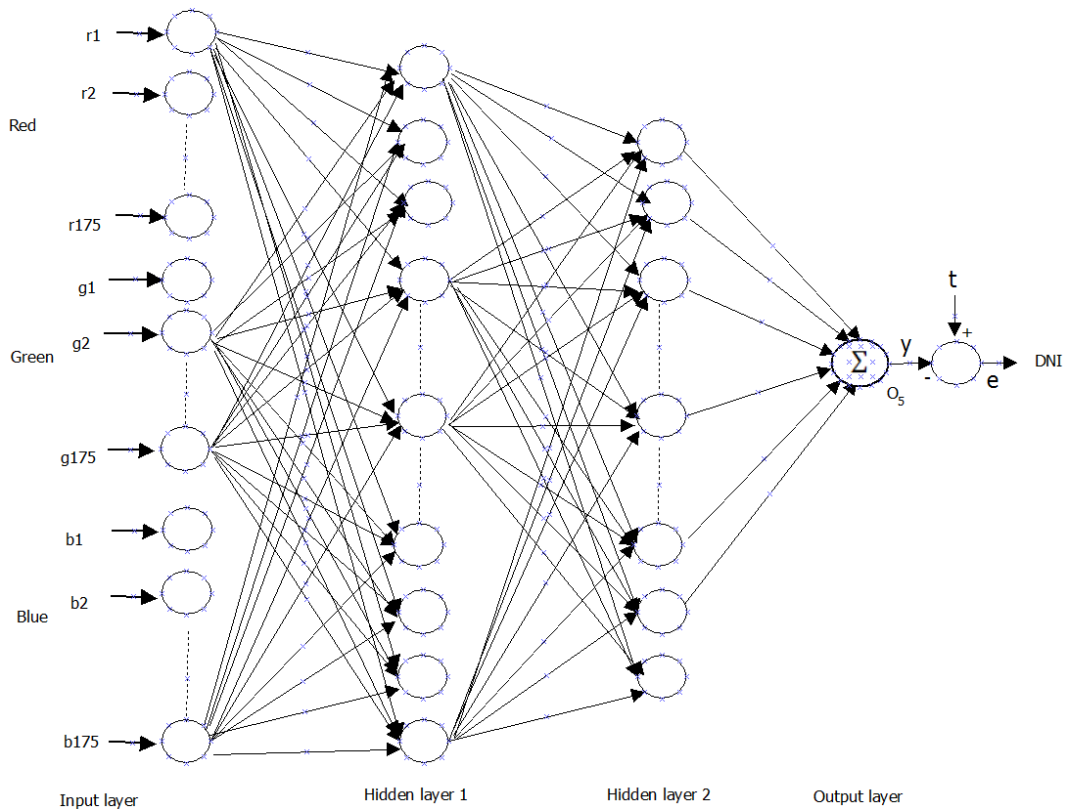


圖 19 倒傳遞類神經網路

本訓練是以地面量測 DNI 資料，每分鐘 3 筆(每 20 秒一筆)。舉例在四個時刻的 TSI 雲圖影像如圖 20 所示，轉成 RGB 的直方圖(圖 21)，再將此直方圖特徵曲線轉成 525 點的一維向量，作為類神經網路的輸入端，經過兩層的隱藏層後，其輸出與每個目標值比對如方程式(8)所示，如整體誤差值未小於整體目標值(MAPE: mean absolute

percentage error)，則進行下一回合訓練。

$$J(w) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k - y_k)^2 = \frac{1}{2} \|t - y\|^2 \quad (8)$$

而其學習更新法則(9):

$$\Delta w = \eta x_i \delta_j = \eta \left[ \sum_{k=1}^c w_{kj} \delta_k \right] f'(net_j) x_i \quad (9)$$

經過 12000 回合(epochs)的更新類神經網路之權重(weights)，用以預測 DNI 之值。訓練結果 MAPE 為 0.3299%，訓練誤差為 1.3972e-004，達到收斂目標(圖 22)。圖 23、圖 24 和圖 25 分別是 10 分鐘、20 分鐘和 30 分鐘的預測(日期:2016/07/27 :11AM ~ 15PM)。

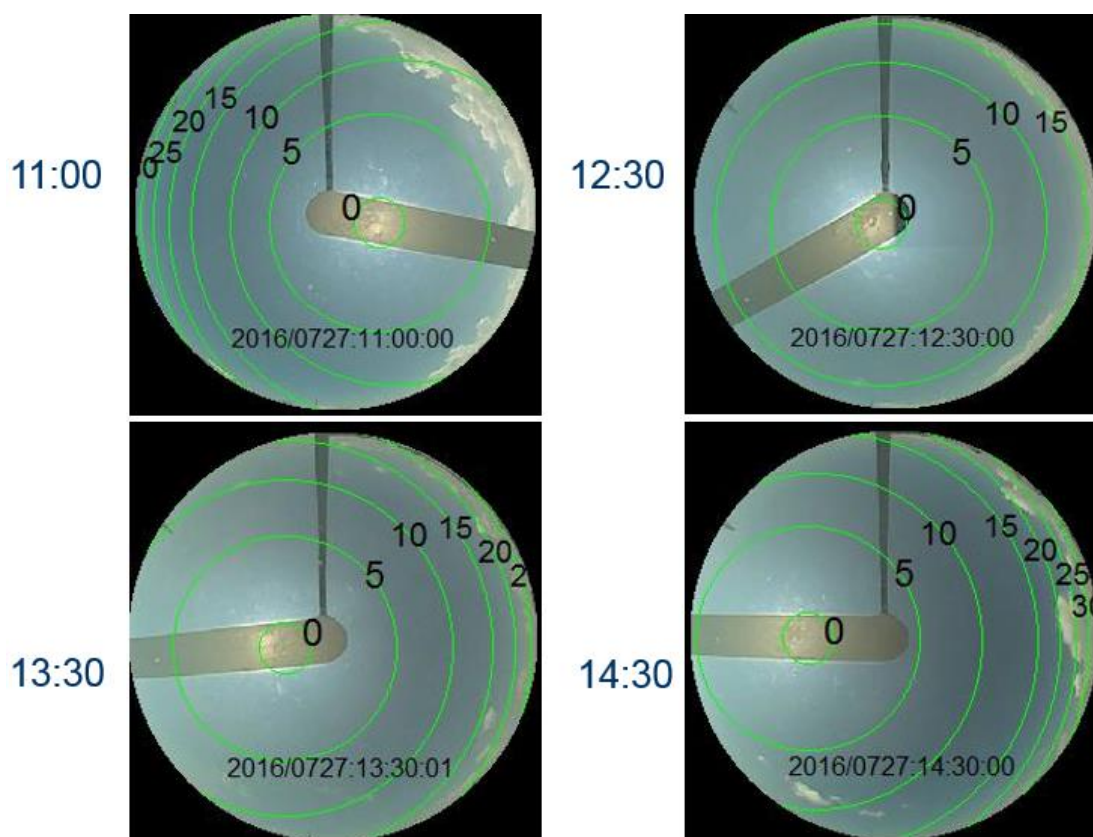


圖 20 四個時刻的 TSI 雲圖影像 (日期:2016/07/27 :11AM ~ 15PM)

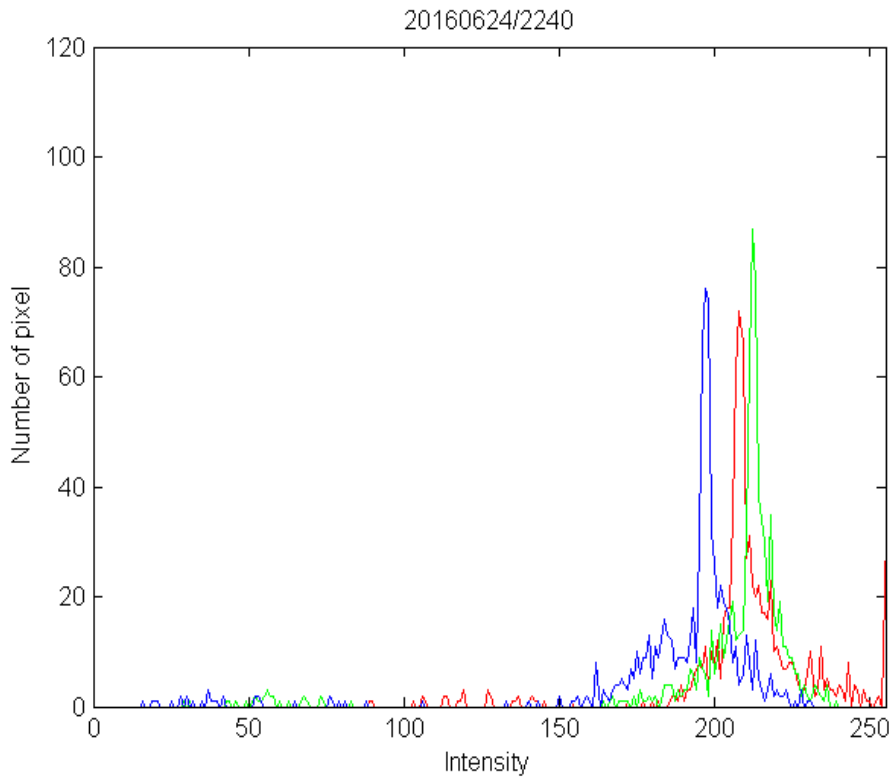


圖 21 RGB 的直方圖

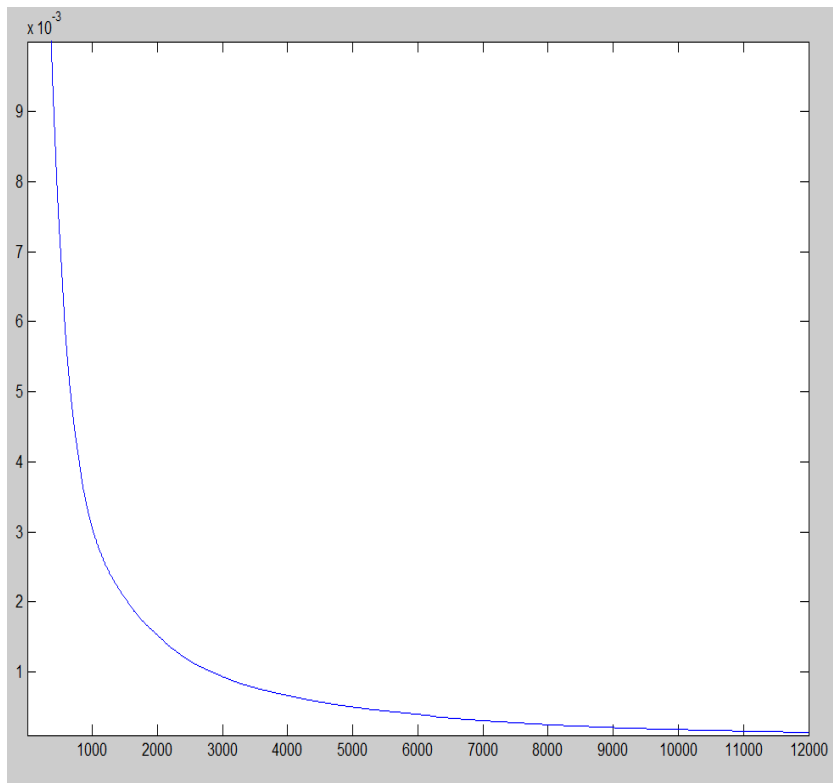


圖 22 類神經網路訓練誤差(已收斂)

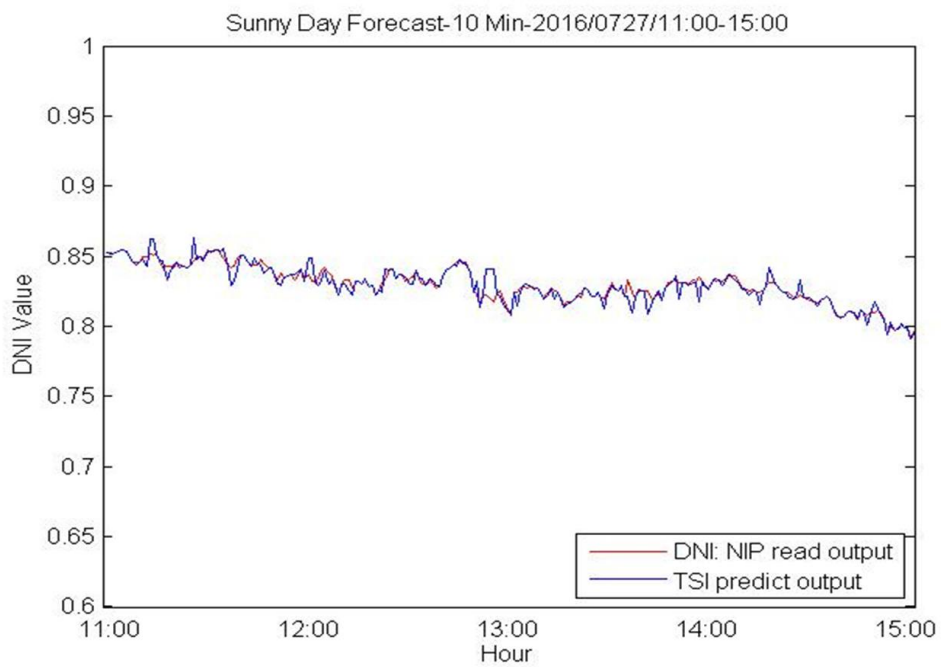


圖 23 10 分鐘預測圖(準確率: 92.65%)

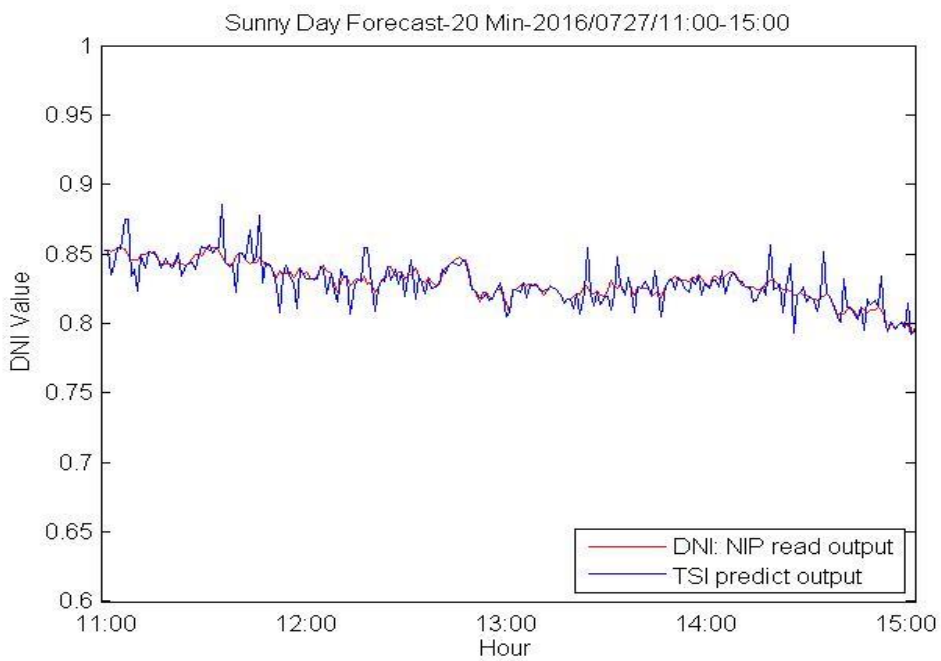


圖 24 20 分鐘預測圖(準確率: 88.21%)

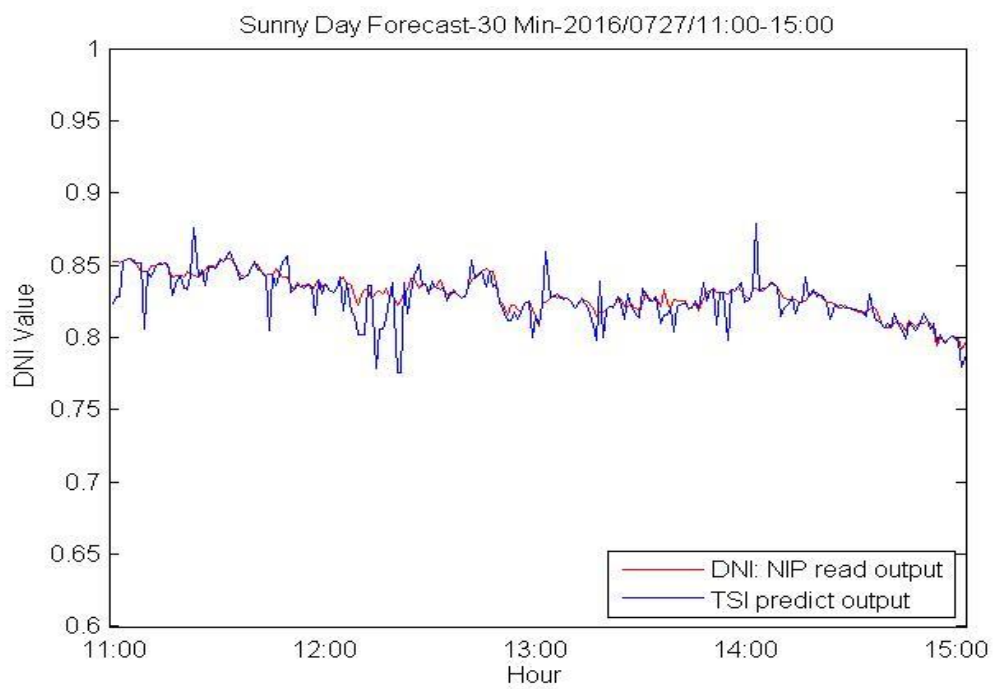


圖 25 30 分鐘預測圖(準確率: 85.37%)

#### 四、太陽能預測模式的檢定與測試

由於太陽輻射預測誤差會隨著氣候和環境的不同而變化，一個地區所適合的預測系統，用到不同地區很可能就不適用，因此，對特定地域性的太陽輻射預測預測精確度的評估或預報模式的驗證，便有其必要性。為提升以衛星資料計算日照的精準度，本研究部分結合使用衛星影像、地面感測器及太陽能發電系統資料之統計分析，透過對太陽能預測模式的檢定與測試程序，作為未來涵蓋修訂、驗證、監測、預報、與預警等完整性太陽能發電評估分析平台建置之參考。

本研究部分是以各預測模式預報之結果作為依據，進行衡量比較與選優，因為對於太陽總輻射預報模式之優劣，都可以透過計算每個模式的預測誤差值(Forecast error)來評估。首先，可以定義一個模式的第  $t$  個(時刻或資料觀察點)預測誤差值  $e_t$  為：

$$e_t = A_t - F_t \quad (10)$$

其中， $A_t$  為第  $t$  個(時刻或資料觀察點)的實際值， $F_t$  為第  $t$  個(時刻或資料觀察點)的預測值。其次，可利用不同的誤差計量方式，進行模式之預測效果優劣評估，而常用的預報效果評估方式有如下幾種，可同時採用多種進行評估，準則均是若數值計算結果愈小，表示模



式愈精確[25，26]：

- (1) 平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)：即將正負的誤差值均化成代表誤差距離的正值。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |e_t| \times 100\% \quad (11)$$

- (2) 平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percent Error, MAPE)：在不同單位或平均數不同的兩筆資料之間，用絕對比率均差來比較，更容易顯現誤差的程度

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|e_t|}{A_t} \times 100\% \quad (12)$$

- (3) 平均平方根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE)：將正負的誤差值均化成代表誤差距離的平方後，再開根號還原為原量測單位值。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [e_t]^2} \times 100\% \quad (13)$$

- (4) 相對平均平方根誤差 (Relative Root Mean Square Error, RRMSE)：若在(13)中是對不同單位或平均數不同的兩筆資

料之間進行比較，此法將更容易顯現誤差的程度。

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[ \frac{e_t}{A_t} \right]^2} \times 100\% \quad (14)$$

其中，N 為總時刻或資料觀察點數。

綜合以上，太陽能預測模式的檢定與測試之實施步驟可彙整如圖 26 所示。

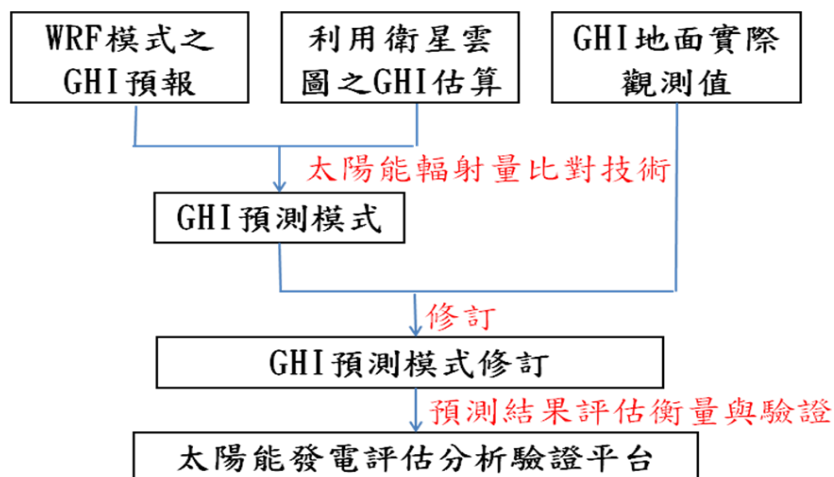


圖 26 太陽能預測模式的檢定與測試之實施步驟圖

### (一) 分析平台功能劃分

一個太陽能發電評估分析平台的功能可劃分為四個部分：

- (1) 預測：可進行太陽輻射或發電量預估，作為併網供電考量或輔助電力應用之依據。
- (2) 檢定：建立性能指標，進行各發電基座性能自動評估(穩定

性與可靠性)與品質管控，進行基座間之性能比較分析。

- (3) 監測：在故障或失效的情況下（例如灰塵或遮蔽），進行電量損失計算及原因診斷鑑定，以提早發現異常與提高維護與修理速度。
- (4) 其他：例如建立資料庫、提供分析與查詢功能、驗證與預警功能、或作為整合管理之應用。

完成之太陽能發電評估分析驗證平台功能圖可如圖 27 所示。

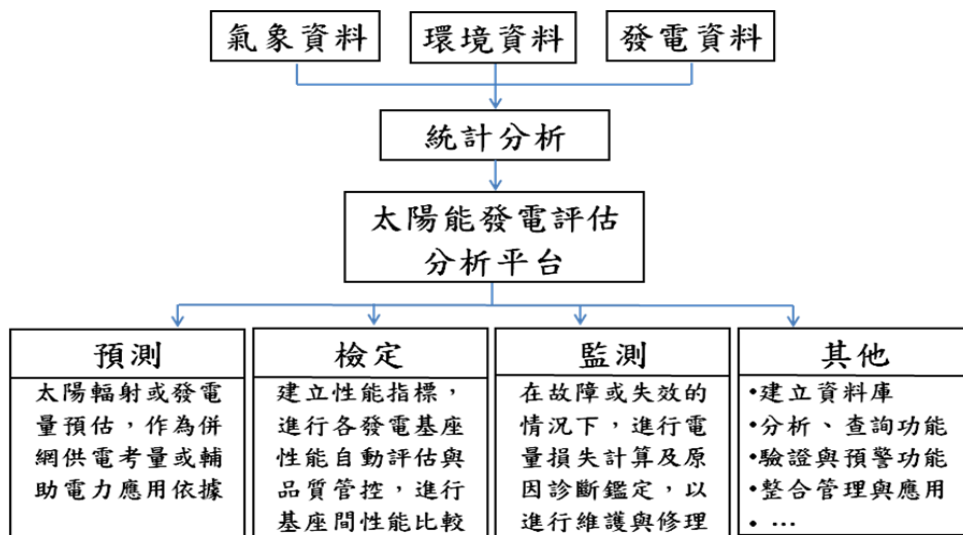


圖 27 太陽能發電評估分析平台功能圖

## (二) 預測模式應用分類

本節的研究重點則在太陽能發電評估分析平台上的太陽能預測模式驗證使用。首先依文獻[80~82]將太陽能預測模式之應用分類彙整如圖 28。經綜合分析，瞭解單以氣象資料與輻照資料，或單以太陽能电站歷史發電量建立之預測模式，均會產生精度不足的問題。故需結合兩者，一方面提高對輸入資料的精確要求，一方面產生相互修定的嚴謹性，方能產生最高精度的太陽能發電預測結果。

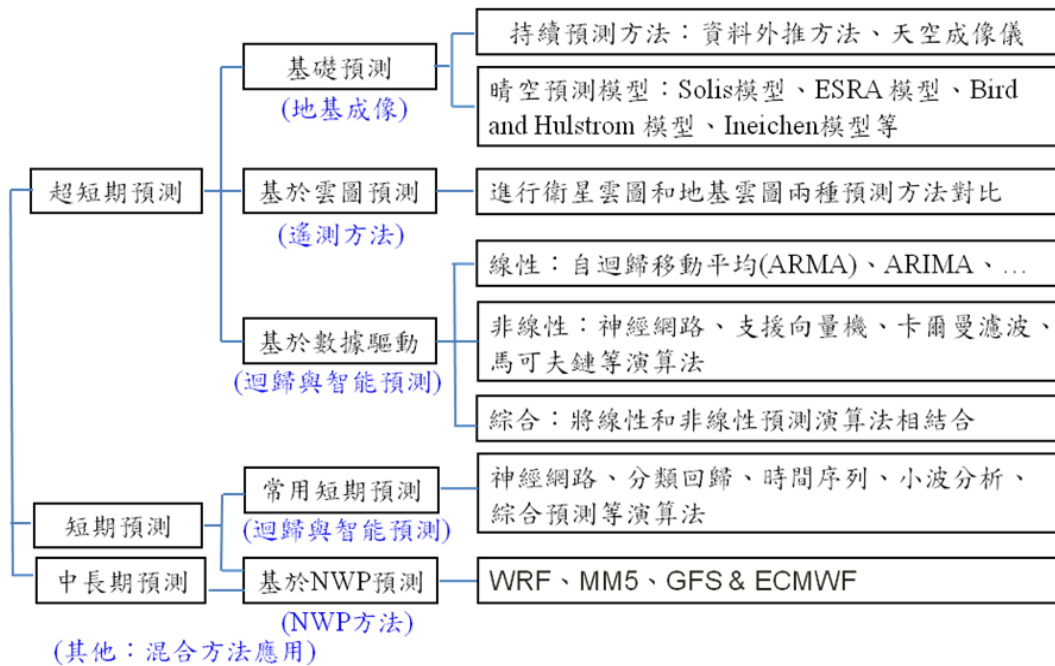


圖 28 太陽能預測模式應用分類

### (三) 模式比對與驗證結構

在提升氣象資料與輻照資料輸入的精確度上，一般當進行大空間尺度預測時，可採用 NWP 資料；當進行小範圍局部預測時，則可採用地面測量站資料；再佐以衛星遙感資料以及地面雲量觀測資訊。當然這樣的預測模式其相對複雜性也較高。但若是針對新建太陽能發電系統，其歷史資料較少、或對天氣預報資料較難獲取時，則有賴於晴空預測模型的基礎預測模式。它的精度雖可能不高，但演算容易，故可作為先期預估模式，或是其他預測模型預測效果的對照比較應用。整體太陽能預測模式比對與驗證結構如圖 29 所示，其中，預測的誤差計算可參考本文上述的公式(12)至(14)。

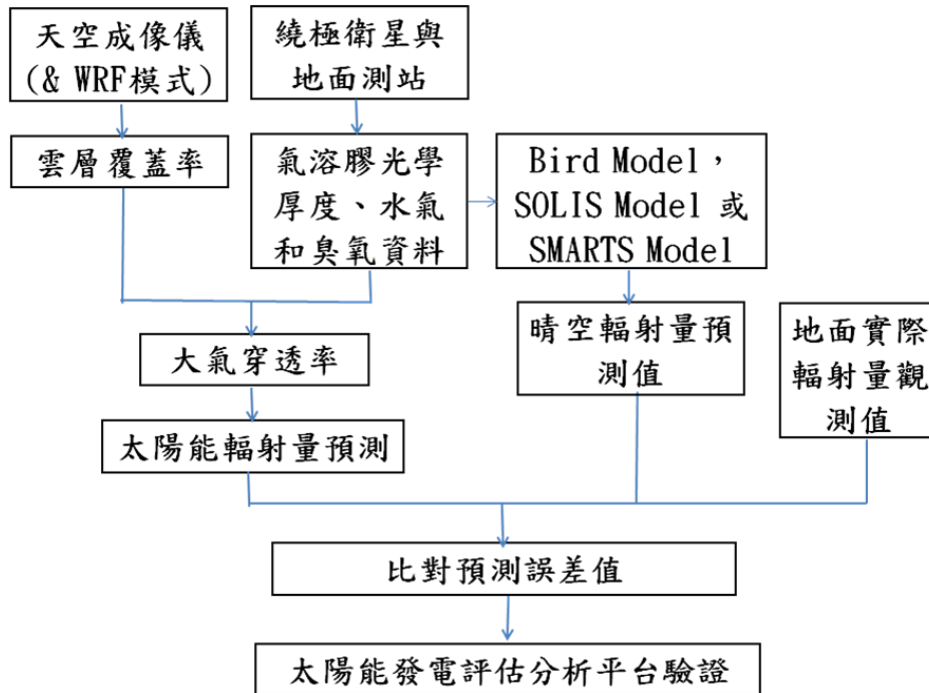


圖 29 太陽能預測模式比對與驗證結構

#### (四)平台功能運用分析

##### 1. 預測運用

##### (1) 以太陽能發電預測模式舉例

運用線性迴歸方法為主，針對平台蒐集到的直流電、交流電、風速、最大風速、風向、大氣溫度、相對溼度、直射日照、全日照、與紫外線等資料，找出太陽能發電預測模型；並以其他包含相關係數分析、主成份分析、因素分析、與自我相關排除等統計方法為輔，提升模型預測之準確度。其流程如圖 30 所示。

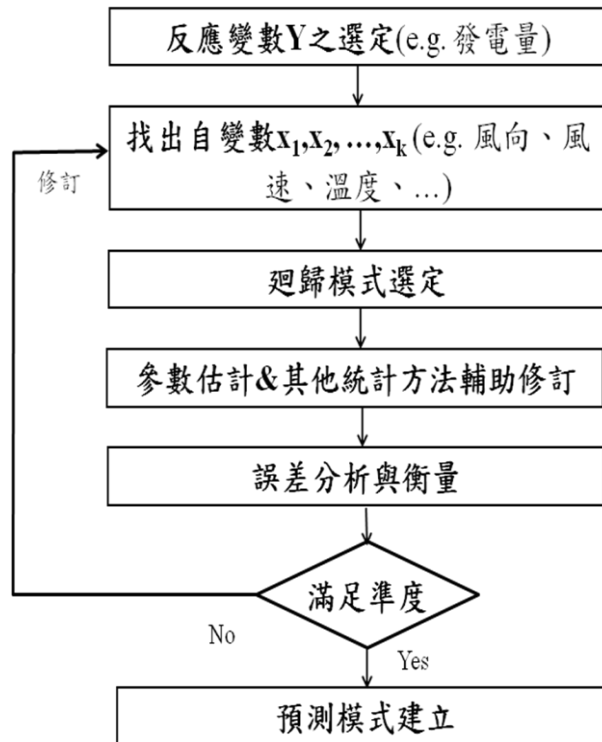


圖 30 發電預測迴歸模式建立流程

(2) 以直接日照(Direct Normal Irradiance, DNI)預測舉例

直接日照(輻射)的計算採用 Bird 模式 [83, 84], Solis 模式[85, 86]與 SMARTS 模式[87, 88]進行三者進行預測及比對。Bird 模式是美國國家能源部所發展的晴空日照模式它是一種寬頻演算法(a broadband algorithm), 使用輻射傳遞計算(radiative transfer models, RTM)建立的參數, 以及運用簡單的代數組成, 可用於估計水平表面上產生的太陽輻射。Solis 模式也是使用輻射傳遞計算, 它對氣溶膠光學深度(aerosol optical depth, AOD)與種類的決定具有顯著的影響, 可用於提供光譜分辨輻照度數據。SMARTS 模式是由 Gueymard 所開發, 最新版本 2.9.2 和 2.9.5 為美國國家可再生能源實驗室 (the

National Renewable Energy Laboratory, NREL) 所有。該程式用於評估無雲條件下，光譜範圍在 280-4000 納米的太陽輻射分佈，只需輸入一些參數（如大氣壓、海拔高度、水蒸氣、臭氧的計算、二氧化碳的體積混合比和氣溶膠模型，接收器傾斜度，大氣質量數值[或太陽的天頂角位置]，等等）就可以得到太陽輻射光譜，其獨特之處是可以算接收面的傾角。

在這些類型的模式中，不僅提高了波譜解析度，也細化其中的氣溶膠模式，強化了大氣參數對太陽輻射過程的影響，從而有效地提高了在不同地區不同時間的太陽輻射的估算精度。

在本研究部分中，利用上述三種不同模式，以 2015 年 8 月 5 日高雄路竹地區 8 時至 17 時實際接收的 DNI 與 GHI 為例進行案例計算比較，結果呈現如圖 31 與 32 所示。進一步以相對平均平方根誤差(Relative Root Mean Square Error, RRMSE)分別對三種不同模式的 DNI 與 GHI 進行誤差比較，結果呈現如表 2 與 3 所示。可發現其中 SMARTS 模式在 DNI 與 GHI 的預測上都有穩定的表現，準確度可達 85% 左右。Solis 模式則在 DNI 的預測較佳，準確度約可達 88%。

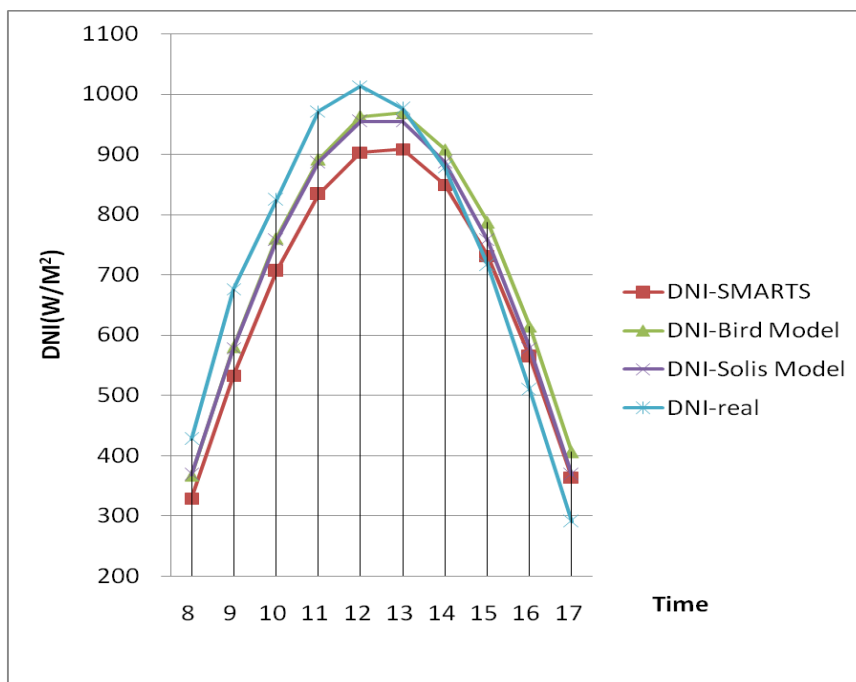


圖 31 不同模式 DNI 預測結果比較

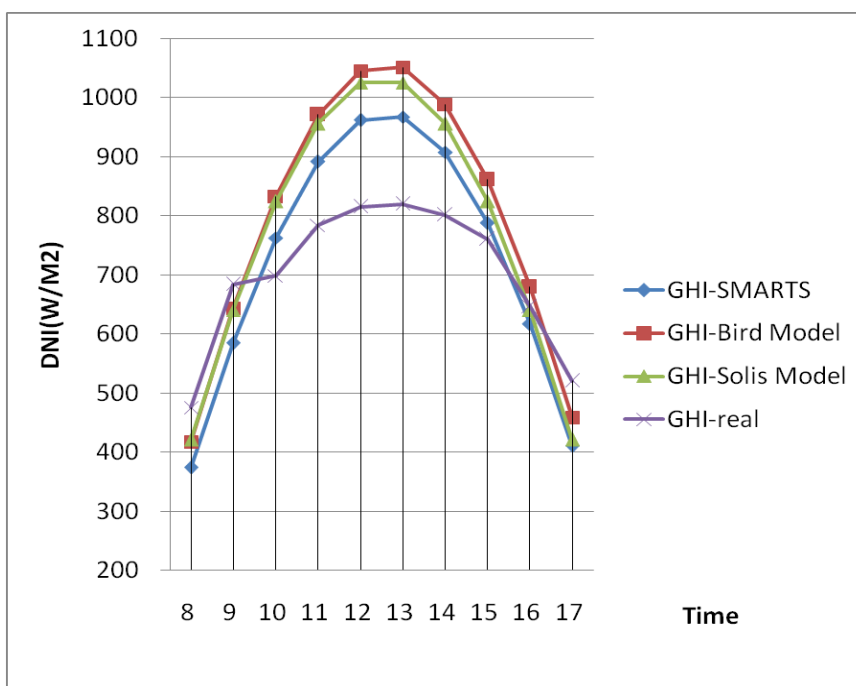


圖 32 不同模式 GHI 預測結果比較



表 2 不同模式 DNI 預測誤差比較

hour	Absolute Percent Error for DNI		
	SMARTS Model	Bird Model	Solis Model
8	-0.2308	-0.1406	-0.1383
9	-0.2126	-0.1419	-0.1448
10	-0.1429	-0.0774	-0.0813
11	-0.1417	-0.0820	-0.0872
12	-0.1090	-0.0496	-0.0581
13	-0.0696	-0.0076	-0.0224
14	-0.0327	0.0346	0.0095
15	0.0212	0.0993	0.0572
16	0.1078	0.2072	0.1358
17	0.2530	0.3989	0.2688
<b>RRMSE</b>	<b>0.1526</b>	<b>0.1638</b>	<b>0.1234</b>

表 3 不同模式 GHI 預測誤差比較

hour	Absolute Percent Error for GHI		
	SMARTS Model	Bird Model	Solis Model
8	-0.2126	-0.1214	-0.1137
9	-0.1454	-0.0594	-0.0643
10	0.0921	0.1934	0.1805
11	0.1372	0.2380	0.2194
12	0.1801	0.2826	0.2577
13	0.1797	0.2822	0.2500
14	0.1332	0.2339	0.1935
15	0.0364	0.1331	0.0842
16	-0.0450	0.0521	-0.0093
17	-0.2108	-0.1180	-0.1904
<b>RRMSE</b>	<b>0.1496</b>	<b>0.1900</b>	<b>0.1754</b>

## 2. 檢定運用(參[89-91])

### (1) 以太陽能發電預測模式舉例

利用太陽光電發電系統檢測各發電基座的額定量與實測量之間的差異，檢討資料的正確性，及變異的產生與否，提供操作分析與進一步維修之依據。

### (2) 計算清洗指標(clean index, CI)

從各基座的發電量變化和環境影響因素等巨量資料，以差異性分析(variation analysis)和資料探勘(data mining)等技術，計算獲得 HCPV 系統效能降低的趨勢線，提供維護人員為面板清洗工作排定最佳的時程或其他改善措施的決策參考。

## 3. 監測運用(參[10-12])

### (1) 單機座 HCPV 系統之品質檢定

透過 SPC(統計製程管制)進行 HCPV 系統單機座在不同時間發電量變化的品質監督，反應發電品質是否處在管制狀態下，並能進一步降低製程之變異，能在發電過程遭遇干擾介入時，有效的將干擾偵測出來。

### (2) 多區域 HCPV 系統之間的發電量品質差異分析

對同一天，不同區域、不同時間、及不同基座下之不同環境因素與發電量進行差異分析。

### (3) 系統故障分析

蒐集失效資料，記錄失效設備、失效時間、失效代號、失效恢復時間等資料，以供系統故障分析探討，適時提供設備警訊予維護人員進行維修之判別，作為維護策略改善之依據，及作為可靠度分析之用。

## 肆、結論

本研究成果已投稿 SCI 期刊 Energy Conversion and Management，編號:ECM-D-16-04867，如附件一。

利用天空成像儀每分鐘之擷取影像，以盧卡斯-卡納德(Lucas-Kanade)之光流法分析其中雲層的移動與方向變化，並且與地面觀測值做比對；使用地面太陽能量測資料，以及類神經網路對預測模式進行演算。完成類神經網路對於 1500 張天空成像儀之訓練，擷取其 RGB 的直方圖(histogram)，經過 12000 回合(epochs)的更新類神經網路之權重(weights)，達到收斂目標，用以預測 DNI 之值。在測試驗證方面，蒐集路竹示範場天空成像儀 2016 年 6 月 24 日~9 月 21 日每 20 秒一筆資料，經過取樣建模轉換後，進行 30 分鐘 DNI 預測，並比對驗證地面量測資料，結果晴天平均準確率約為 88.1%，陰天平均準確率約為 75.6%。

藉由日本之地球同步衛星 MTSAT 所提供的觀測資料與中央氣象局地面實測資料比對，以進行地面太陽輻射量之估算。經比較 2016 年 8 月衛星估算值與中央氣象局地面測站之觀測值，其中有 11.89% 的差異，主要是因為地區性之地面觀測受到雲遮蔽等相關因素的影響。如果在全天空日射量於晴空條件下，平均估算誤差約為 7.18%，

這些誤差可能因素是由於衛星採平面觀測(較大面積範圍)，而地面為單點觀測方式之差異所引起的。

完成預測模型實驗，直接日照(輻射)的計算採用 Bird 模式，Solis 模式與 SMARTS 模式進行三者進行預測及比對。利用這三種不同模式，以 2015 年 8 月 5 日高雄路竹地區 8 時至 17 時實際接收的 DNI 與 GHI 為例進行案例計算比較。進一步以相對平均平方根誤差(Relative Root Mean Square Error, RRMSE)分別對三種不同模式的 DNI 與 GHI 進行誤差比較，結果可發現其中 SMARTS 模式在 DNI 與 GHI 的預測上都有穩定的表現，準確度可達 85% 左右。Solis 模式則在 DNI 的預測較佳，準確度約可達 88%。

本計畫之太陽能預測模式及分析技術，具新穎性、產業利用性及進步性，具有產生專利智財的可能性。未來研究建議可透過天空成像儀、WRF 模式、繞極衛星與其他地面測站等資源的整合、在地化預測技術的成熟和環境資料的持續蒐集，將能逐漸完成太陽能發電評估分析平台之整合建立，並發揮功效。

## 伍、參考文獻

- [1] 2015-12-14 MoneyDJ 新聞 賴宏昌報導。  
<http://www.moneydj.com/KMDJ/News/NewsHome.aspx>
- [2] J. Zhang, “A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting”, *Solar Energy* 111 (2015). pp.157-175
- [3] R. H. Inman, ”Solar forecasting methods for renewable energy integration”, *Progress in Energy and Combustion Science* 39 (2013), pp.535-576.
- [4] J. A. Montesinos, “Solar irradiance forecasting at one-minute intervals for different sky conditions using sky camera images”, *Energy Conversion and Management* 105 (2015), pp.1166–1177.
- [5] R. Marquez, “Intra-hour DNI forecasting based on cloud tracking image analysis”, *Solar Energy* 91 (2013), pp.327-336.
- [6] Ricardo Marquez, ”Hybrid solar forecasting method uses satellite imaging and ground telemetry as inputs to ANNs”, *Solar Energy* 92(2013),pp.176-188.
- [7] P. Mathiesen, “Evaluation of numerical weather prediction for intra-day solar forecasting in the continental United States”, *Solar Energy* 85 (2011), pp.967-977.
- [8] R. Perez, “Comparison of numerical weather prediction solar irradiance forecasts in the US, Canada and Europe”, *Solar Energy* 94 (2013), pp.305-326.
- [9] C.Voyant, “Statistical parameters as a means to a priori assess the accuracy of solar forecasting models”, *Energy* 90 (2015), pp. 671-679.

- [10] J. Zhang, "Baseline and Target Values for PV Forecasts: Toward Improved Solar Power Forecasting", NREL/CP-5D00-63876, August 2015.
- [11] Augustine, J. A. and J. J. DeLuisi , 2000: SURFRAD-A national surface radiation budget network for atmospheric research . Bull. Amer. Meteor. Soc. 81, 2341-2358.
- [12] 陳奕良, 2001: 地面短波輻射之精確量測及其應用。台灣大學大氣科學研究所碩士論文, pp96。
- [13] 林博雄, 陳奕良, 2001: 地面短波輻射之精確量測及其應用。第七屆全國大氣科學研討會, 台北。
- [14] 曹雙華, 曹家樅. 太陽逐時總輻射混沌優化神經網路預測模型研究[J]. 太陽能學報, 2006, 27 (2) :164-169.
- [15] 張禮平, 丁一匯, 李清泉, 等. 遺傳神經網路釋用氣候模式預測產品的實驗研究[J]. 氣候與環境研究, 2008, 13 (5) :681-687.
- [16] 林星春, 曹家樅, 劉春雁. 基於小波網路的次日太陽逐時總輻射預測技術研究[J]. 能源技術, 2007.
- [17] H. Yang, "Solar irradiance forecasting using a ground-based sky imager developed at UC San Diego", Solar Energy 103, 2014
- [18] 林賢勁, 基於回歸模型與利用全天空影像特徵和歷史資訊之短期日射量預測, 102 年, 國立中央大學碩士論文。
- [19] 張財誠, 全天空影像之雲追蹤與太陽遮蔽預測, 102 年, 國立中央大學碩士論文。
- [20] 陳仕軒, 在全天空影像中使用紋理特徵之雲分類, 102 年, 國立中央大學碩士論文。

- [21] R.H. Inman, "Solar forecasting methods for renewable energy integration", *Progress in Energy and Combustion Science*, Volume 39, Issue 6, December 2013, Pages 535–576.
- [22] 王金印、林宏志、李國路、陳萬金，「太陽能預測模式與分析技術研究」，行政院原子能委員會委託研究計畫研究報告，103年，(計畫編號：1032001INER023)
- [23] Jan Kleissl, "Solar Energy Forecasting and Resource Assessment", Chap. 1-3, 2013, Academic Press.
- [24] 馬金玉，羅勇，申彥波，李世奎，太陽能預報方法及其應用和問題，*資源科學*，33(5)，pp. 829-837，2011。
- [25] 李芬，陳正洪，成馳，段善旭，太陽能光伏發電量預報方法的發展，*氣候變化研究進展*，*氣候變化研究進展*，7(2)，pp. 136-142，2011。
- [26] 孫銀川，白永清，左河疆，寧夏本地化 WRF 輻射預報訂正及光伏發電功率預測方法初探，*中國沙漠*，2012, Vol. 32，Issue (6) :1738-1742。
- [27] 高翊倫，建構台灣地區太陽能發電系統之發電量預測模型，碩士論文，國立交通大學工業工程與管理學系，2009
- [28] 鄞劭殷，太陽光電發電系統發電量預測模式之建構 - 以臺灣地區為例，碩士論文，國立交通大學工業工程與管理系所，2008。
- [29] B.-D. Tsai, Y.T. Hsu, T.T. Lin, L.-M. Fu, C.-H. Tsai, J.C. Leong, Performance of an INER HCPV Module in NPUST, *Energy Procedia*, ICAEE 2011: 26-28 December 2011, Bangkok, Thailand.
- [30] L. M. Po and W. C. Ma, 1996, "A novel four-step algorithm for fast block motion estimation," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video*

Technol., vol. 6, pp. 313–317.

- [31] H. Ghanbari, 1990, “The cross-search algorithm for motion estimation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp. 950–953.
- [32] Cano, D., Monget, J.M., Albuissou, M., Guillard, H., Regas, N., Wald, L., “ A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data”, *Solar. Energy* 37, pp. 31–39, 1986.
- [33] Yinghao Chu, “Real-time forecasting of solar irradiance ramps with smart image processing”, *Solar Energy* 114 (2015), pp.91–104, 2015.
- [34] Lukas Nonnenmacher ,”Streamline-based method for intra-day solar forecasting through remote sensing”, *Solar Energy* 108 (2014), pp. 447-459, 2014.
- [35] Elke Lorenz, “Short term forecasting of solar radiation based on satellite data “, *EuroSun Conference Freiburg*, pp.841-847, 2014.
- [36] Gueymard, C., “REST2 – High-performance solar radiation model for cloudless-sky irradiance, illuminance, and photosynthetically active radiation – validation with a benchmark dataset”, *Solar Energy* 82 (3), pp.272–285, 2008.
- [37] Gueymard, C., “Clear-sky irradiance predictions for solar-resource mapping and large-scale applications: Improved validation methodology and detailed performance analysis of 18 broadband radiative models”, *Solar Energy* 86 (8), pp.2145–2169, 2012.
- [38] Perez, R., Ineichen, P., Moore, K., Kmiecik, M., Chain, C., George, R., Vignola, F., ” A New Operational Satellite-to-Irradiance Model. *Solar Energy* 73 (5), pp.307–317, 2002.



- [39] Perez, R., Ineichen, P., Kmieciak, M., Moore, K., George, R., Renne, D., “ Producing satellite-derived irradiances in complex arid terrain. *Solar Energy* 77 (4), pp.363–370, 2004.
- [40] G. Pfister, R. L. Mckenzie, J. B. Liley, And A. Thomas, B. W. Forgan, C. N. Long,” Cloud coverage based on all-sky imaging and its impact on surface solar irradiance”, *Journal of Applied Meteorology* 42(10), pp.1421-1434, 2003.
- [41] Diabate, L., Demarcq, H., Michaud-Regas, N., Wald, L., “ Estimating incident solar radiation at the surface from images of the earth transmitted by geostationary satellites: the Heliosat project”, *Int. J. Remote Sensing* 5, pp.261–278, 1988.
- [42] Hao Huang , Jin Xu , Zhenzhou Peng, Shinjae Yoo, Dantong Yu , Dong Huang , Hong Qin, “Cloud Motion Estimation for Short Term Solar Irradiation Prediction”, *IEEE Smart Grid Comm 2013 Symposium*, pp.696-701, 2013.
- [43] Zhenzhou Peng, “Solar Irradiance Forecast System Based on Geostationary Satellite”, *IEEE Smart Grid Comm 2013 Symposium*, pp.708-713, 2013.
- [44] Ricardo Marquez, Carlos F.M. Coimbra, “Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database”, *Solar Energy* 85 (2011), pp. 746–756, 2011.
- [45] Byung O Kang, Kwa-Sur Tam, “New and improved methods to estimate day-ahead quantity and quality of solar irradiance”, *Applied Energy* 137 (2015), pp.240–249, 2015.
- [46] J. Alonso, F.J. Batlles, “Short and medium-term cloudiness

- forecasting using remote sensing techniques and sky camera imagery”, *Energy* 73 (2014), pp.890-897, 2014.
- [47] Pierre Ineichen, “A broadband simplified version of the Solis clear sky model”, *Solar Energy* 82 (2008), pp.758–762, 2008.
- [48] Rigollier, C., Lefevre, M., Wald, L., “The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images”, *Solar Energy* 77, pp.159–169, 2004.
- [49] Chi Wai Chow, Serge Belongie, Jan Kleissl, “Cloud motion and stability estimation for intra-hour solar forecasting”, *Solar Energy* 115 (2015), pp. 645–655, 2015.
- [50] J. A.Montesinos, 2015, “Beam, diffuse and global solar irradiance estimation with satellite imagery”, *Energy Conversion and Management* 105, pp.1205-1212.
- [51] Ineichen, P. (2008). A broadband simplified version of the Solis clear sky model. *Solar Energy*, Vol. 82, No. 8, 758–762.
- [52] Mueller, R.W., K.F. Dagestad, P. Ineichen, M. Schroedter, S. Cros, D. Dumortier, R. Kuhlemann, J.A. Olseth, C. Piernavieja, C. Reise, L. Wald, and D. Heinemann, D. (2004). Rethinking satellite based solar irradiance modelling—The SOLIS clear sky module. *Remote Sensing of the Environment*, Vol. 91, pp. 160–1
- [53] R. E. Bird, “A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces”, *Solar Energy Research Institute* , SERI/TR-642-761, Feb. 1981.
- [54] Manajit Sengupta , “Evaluation of Clear Sky Models for Satellite-Based Irradiance Estimates “, *National Renewable Energy Laboratory* , NREL/TP-5D00-60735 , Dec. 2013.

- [55] Cano, D., Monget, J.M., Albuissou, M., Guillard, H., Regas, N., Wald, L., “A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data”, *Solar Energy* 37, pp. 31–39, 1986.
- [56] Yinghao Chu, “Real-time forecasting of solar irradiance ramps with smart image processing”, *Solar Energy* 114 (2015), pp.91–104, 2015.
- [57] Lukas Nonnenmacher, “Streamline-based method for intra-day solar forecasting through remote sensing”, *Solar Energy* 108 (2014), pp. 447–459, 2014.
- [58] Elke Lorenz, “Short term forecasting of solar radiation based on satellite data”, *EuroSun Conference Freiburg*, pp. 841–847, 2014.
- [59] Gueymard, C., “REST2 – High-performance solar radiation model for cloudless-sky irradiance, illuminance, and photosynthetically active radiation – validation with a benchmark dataset”, *Solar Energy* 82 (3), pp.272–285, 2008
- [60] Gueymard, C., “Clear-sky irradiance predictions for solar-resource mapping and large-scale applications: Improved validation methodology and detailed performance analysis of 18 broadband radiative models”, *Solar Energy* 86 (8), pp.2145–2169, 2012.
- [61] Perez, R., Ineichen, P., Moore, K., Kmiecik, M., Chain, C., George, R., Vignola, F., “A New Operational Satellite-to-Irradiance Model. *Solar Energy* 73 (5), pp. 307–317, 2002

- [62] Perez, R., Ineichen, P., Kmiecik, M., Moore, K., George, R., Renne, D., “Producing satellite-derived irradiances in complex arid terrain. *Solar Energy* 77 (4), pp. 363–370, 2004.
- [63] G. Pfister, R. L. Mckenzie, J. B. Liley, And A. Thomas, B. W. Forgan, C. N. Long,” Cloud coverage based on all-sky imaging and its impact on surface solar irradiance”, *Journal of Applied Meteorology* 42(10), pp. 1421–1434, 2003
- [64] Diabate, L., Demarcq, H., Michaud-Regas, N., Wald, L., “Estimating incident solar radiation at the surface from images of the earth transmitted by geostationary satellites: the Heliosat project”, *Int. J. Remote Sensing* 5, pp. 261–278, 1988
- [65] Zhenzhou Peng, “Solar Irradiance Forecast System Based on Geostationary Satellite”, *IEEE Smart Grid Comm 2013 Symposium*, pp. 708–713, 2013
- [66] Ricardo Marquez, Carlos F.M. Coimbra, “Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database”, *Solar Energy* 85 (2011), pp. 746–756, 2011.
- [67] Byung O Kang, Kwa-Sur Tam, “New and improved methods to estimate day-ahead quantity and quality of solar irradiance”, *Applied Energy* 137 (2015), pp. 240–249, 2015.
- [68] Pierre Ineichen, “A broadband simplified version of the Solis clear sky model”, *Solar Energy* 82 (2008), pp. 758–762, 2008.
- [69] Rigollier, C., Lefevre, M., Wald, L., “The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from

- satellite images”, *Solar Energy* 77, pp.159–169, 2004.
- [70] L. Mazorra Aguiar, “Combining solar irradiance measurements, satellite-derived data and a numerical weather prediction model to improve intra-day solar forecasting”, *Renewable Energy* (97), 2016, p.599–610.
- [71] L. M. Po and W. C. Ma, 1996, “A novel four-step algorithm for fast block motion estimation,”*IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 6, pp. 313–317.
- [72] H. Ghanbari, 1990, “The cross-search algorithm for motion estimation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp. 950–953.
- [73] Hao Huang , Jin Xu , Zhenzhou Peng, Shinjae Yoo, Dantong Yu , Dong Huang , Hong Qin, “Cloud Motion Estimation for Short Term Solar Irradiation Prediction”, *IEEE Smart Grid Comm 2013 Symposium*, pp.696–701, 2013
- [74] J. Alonso, F. J. Batlles, “Short and medium-term cloudiness forecasting using remote sensing techniques and sky camera imagery”, *Energy* 73 (2014), pp.890–897, 2014.
- [75] Chi Wai Chow, Serge Belongie, Jan Kleissl, “Cloud motion and stability estimation for intra-hour solar forecasting”, *Solar Energy* 115 (2015), pp. 645–655, 2015
- [76] Baotan Jiang, "Intra-hour cloud movement detection for solar forecasts based on ground imaging system", *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, OPTik 127, *Optik* 127(2016), p.7803–7808.
- [77] US 8923567 B2, 2014.12.30.

- [78] US2015/0301226A1, 2015.10.22.
- [79] US9007460B2, 2015.04.14.
- [80] Inman, Rich H., Hugo TC Pedro, and Carlos FM Coimbra. "Solar forecasting methods for renewable energy integration." *Progress in energy and combustion science* 39.6 (2013): 535-576.
- [81] Diagne, Maimouna, et al. "Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 27 (2013): 65-76.
- [82] 龔鶯飛、魯宗相、喬穎、王強，光伏功率預測技術，電力系統自動化，第40卷第4期，pp.140~151，2016年2月25日。
- [83] Bird, R. E. ; Hulstrom, R. L. "A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces", SERI/TR-642-761, Solar Energy Research Institute, 1981.
- [84] Daryl R. Myers, "Solar Radiation Practical Modeling for Renewable Energy Applications", CRC Press, 2013.
- [85] Ineichen, P. "A Broadband Simplified Version of the Solis Clear Sky Model." *Solar Energy* (82:8), 2008; pp. 758-762.
- [86] Mueller, R. W., et al. "Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The SOLIS clear-sky module." *Remote sensing of Environment* 91.2 (2004): 160-174.
- [87] Christian A. Gueymard, SMARTS code, version 2.9.5 For Windows - USER'S MANUAL, 2006, Solar Consulting Services.
- [88] Christian A. Gueymard, Direct solar transmittance and

irradiance predictions with broadband models. Part I: detailed theoretical performance assessment, *Solar Energy* 74 (2003), pp. 355~379.

- [89] 李國路、林宏志、王金印，「資料探勘技術在 HCPV 系統上之應用」，行政院原子能委員會委託研究計畫研究報告，100 年，(計畫編號：1002001INER045)。
- [90] 李國路、林宏志、王金印，「應用在 HCPV 系統之自動環路監控技術及降低 HCPV 佈建遮蔽效應研究」，行政院原子能委員會委託研究計畫研究報告，101 年，(計畫編號：1012001INER027)。
- [91] 王金印、林宏志、李國路、陳萬金，「多區域 HCPV 系統資料整合與分析暨環境因素之影響評估」，行政院原子能委員會委託研究計畫研究報告，102 年，(計畫編號：1022001INER022)。