

行政院原子能委員會  
委託研究計畫研究報告

「多區域 HCPV 系統資料整合與分析暨環境因素之影響評估」  
**Data Integration and Analysis of Multi-regional HCPV System and  
Assessment of the Impact of Environmental Factors**

計畫編號：1022001INER022

受委託機關(構)：萬能科技大學

計畫主持人：王金印

聯絡電話：0973355795

E-mail address：[jywang@mail.vnu.edu.tw](mailto:jywang@mail.vnu.edu.tw)

核研所聯絡人員：林宏儒

報告日期：102 年 11 月 30 日

## 目 錄

目錄.....	I
中文摘要.....	1
ABSTRACT.....	2
壹、計畫緣起與目的.....	4
一、緣起.....	4
二、目的.....	5
(一)評估 WRF 模式之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子 對太陽能發電系統整體效益影響.....	5
(二)建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化 系統監控與效能.....	5
(三)環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析.....	5
(四)運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管 制分析.....	5
貳、研究方法與過程.....	6
一、評估 WRF 模式之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子對 太陽能發電系統整體效益之影響.....	6
二、建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化系統 監控與效能.....	11
三、環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析.....	21
四、運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制 分析.....	23
參、主要發現與結論.....	28
一、建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化系統 監控與效能.....	28

二、運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制分析 .....	30
(一) 單區域 HCPV 系統之統計敘述與推論 .....	31
(二) 有關 HCPV 系統品質管制分析之研究 .....	37
(三) 有關多區域 HCPV 系統品質管制分析之研究初探 .....	46
三、結論 .....	53
肆、參考文獻 .....	55

## 中文摘要

太陽輻射(solar radiation)的預測在未來的太陽能資源整合到現有的能源供應結構將成為一個主要的議題，其中又以直接日照(Direct Normal Irradiance, DNI)是高聚光型太陽能(High Concentration Photovoltaic, HCPV)系統中最主要的能量來源。但是 DNI 主要是受雲、氣懸膠(aerosol)、水氣(water vapor)三個氣候因素的影響，而又以雲的影響最大。DNI 計算的主要誤差來源就是這些大氣參數估算的不確定性，所耗費的計算成本極大。

本計畫的工作重點是著重在 DNI 的預測，所提出的新方法是將日間的 DNI 值以每小時為單位而劃分為八個時段，對某一個時段而言，蒐集該時段全年的觀測值，然後用自組織映射圖(Self-organizing Map, SOM)將其分群組。為了減少大量的 DNI 值的計算，本研究使用統計學上的五數概括法(Five-number Summary)來萃取其特徵值，作為非監督式自組織映射圖的輸入參數。為了正確地預測下一個時段 DNI 是出現在哪一個群組，本研究應用適應性類神經模糊推論系統 (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, ANFIS)和實際取得的 DNI 數據來做測試，完成監督式的訓練，使前後時段之群組建立模糊關聯，其預測 DNI 的過程快速，並且有滿意的結果。

**關鍵詞：** 直接日照，自組織映射圖，適應性類神經模糊推論系統。

## **Abstract**

The prediction of solar radiation will become a major issue in the integration of the upcoming solar energy resource into existing energy supply structure, in which the Direct Normal Irradiance (DNI) is the most important source energy in the high concentration photovoltaic (HCPV) system. But the DNI is primarily affected by three climatic factors: clouds, aerosol glue (aerosol), and moisture (water vapor), among which clouds have the greatest impact. The main erratic source in the DNI calculation is the uncertainty in the estimation of these atmospheric parameters. Besides, the computing costs dramatically.

The goal of this project is to emphasize the short-time DNI forecast (e.g. 60 minutes). The proposed new method is as follows: firstly, the daytime is separated into eight intervals in the hour unit and the daytime DNI value is recorded for each interval. Secondly, for a specific interval, the annual period of observations is collected and then the self-organizing map (SOM) is applied to classify it into groups. In order to reduce the computational burden of massive DNI values, the five-number summary method in statistics is employed to extract its characteristic value, which is used as the input parameters for the non-supervised SOM. In order to precisely predict the correct group for the DNI in the next interval, in this study we use the adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) and the actual DNI data for supervised training, which will be able to establish the fuzzy association of groups between contiguous intervals. It has been found that the prediction process of DNI is fast and good result.

**Keywords:** Direct Normal Irradiance, Self-organizing Map, Adaptive Neural Fuzzy Inference System

## 作者及所屬單位

計畫主持人：王金印副教授萬能科技大學資訊管理系

共同主持人：林宏志副教授萬能科技大學電子工程系

共同主持人：李國路副教授萬能科技大學管理與資訊系

共同主持人：陳萬金教授大華科技大學電子工程系

## 壹、計畫緣起與目的

### 一、緣起

由於太陽能資源取之不盡和清潔無污染的特性，已成為開發新能源的首選。太陽能通常以光熱、光電、光化學方式轉換為熱能、電能和化學能。然而太陽能發電系統的實際輸出功率主要受太陽輻射照度的影響，這是因為太陽輻射單位面積能量密度低，時間上具有較大的不連續性和不穩定性。它不僅受季節和地理因素的影響，而且與當時的大氣透明度、水氣含量、氣懸膠(aerosol)、雲量、雲狀、雲與太陽的相對位置等有密切相關。這裡的氣懸膠，又稱氣溶膠或氣膠、煙霧質，是指固體或和液體微粒穩定地懸浮於氣體介質中形成的分散體系。一般大小在 0.01-10 微米之間，可分為自然和人類產生兩種。氣懸膠是一個對太陽輻射有重要且複雜影響的因素，它既可以直接反射、散射或吸收太陽輻射，又可以通過改變雲的微物理性質而產生間接效應，同時不同氣懸膠之間對太陽輻射的影響也有很大的差異。但總體而言，氣懸膠的增加通常還會使到達地面的太陽輻射減少。

太陽輻射也同時受天文因素的影響，其變化又具有週期性，包括日變化和年變化。其它環境因素如溫度等，對太陽輻射轉化效率也會產生影響。太陽光發電系統併網運行以後，由於發電量的變化是一個非平穩的隨機過程，輸出功率的不連續和不確定，會對電網產生較大影響。因此，要想大幅提高太陽光發電量比例，提高光電轉換效率，降低運營成本，保障電網安全，太陽能預報技術顯得尤為重要。

## 二、目的

本計畫即為配合核能研究所進行太陽光發電系統之技術發展相關研究之一，工作重點包括使用委託單位提供的資料，考量不同區域日照環境差異之影響，探討多區域 HCPV 系統之品質管制分析，以作為將來系統建置與營運策略精進之參考。為配合核能研究所進行高聚光太陽光發電系統之技術發展與系統整合暨監控技術之精進，本研究的目的依序彙整如下：

- (一)評估 WRF 模式之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子對太陽能發電系統整體效益影響。
- (二)建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化系統監控與效能。
- (三)環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析。
- (四)運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制分析。



## 貳、研究方法與過程

本計畫之研究方法可歸納如圖 1 所示：

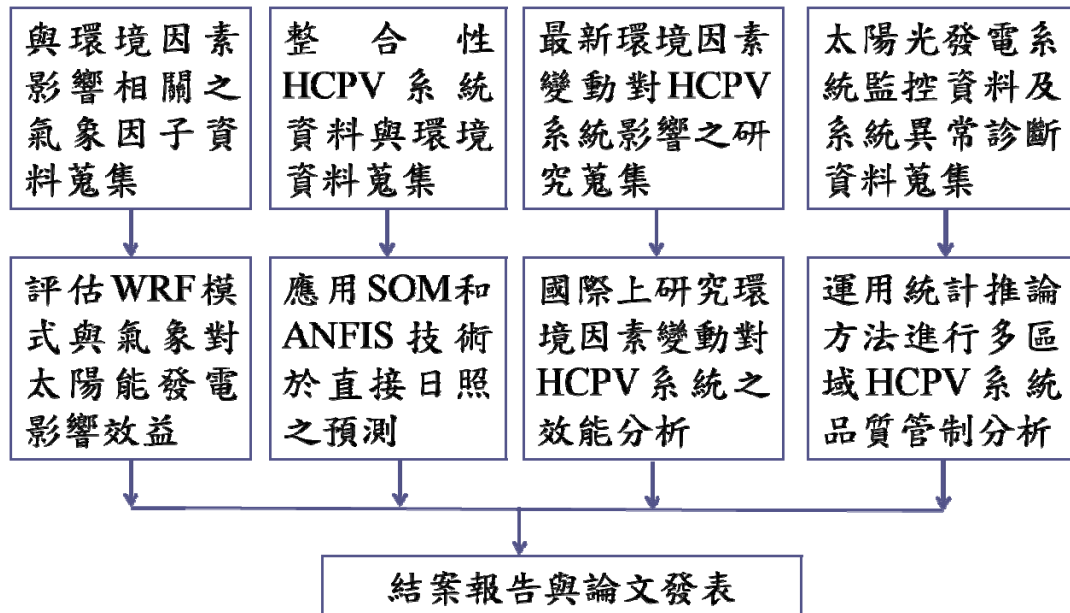


圖 1：研究方法流程圖

### 一、評估 WRF 模式之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子對太陽能發電系統整體效益之影響

#### 1. WRF (Weather Research and Forecasting) 模式介紹

本研究使用 WRF 模式輸出之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子評估其對 HCPV 系統整體效益之影響。WRF 是由美國國家大氣研究中心(National Center for Atmospheric Research)主導研發，為一種中尺度數值天氣預報系統。WRF 的模擬流程可分為「外部資料取得」、「前處理」、「初始化與模擬」及「後處理視覺化輸出」等 4 部分。外部資料區分為地表資料及網格資料，地表資料為全球真實經緯網格  $30'' \times 30''$  (約  $0.87 \text{ km} \times 0.87 \text{ km}$ ) 的空間解析度，本研究的網格資料，也就是初始場及邊界值採用美國國家環境預報中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)

的最終分析資料(Final Analysis)，資料網格解析度為  $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ ，垂直空間解析度為 27 層，時間間距為每 6 小時一筆。前置處理系統 WPS (WRF Preprocessing System)區分為三個模組，分別為 Geogrid、Ungrib、Metgrid，並透過 Namelist.wps 來控制各模組執行的細節。Geogrid 負責定出各層巢狀網格的大小、範圍、水平解析度，並產生各層網格所需之地表資料（如地形、植被、土壤類型等）；Ungrib 模組將輸入之網格資料轉換格式為供 WRF 使用，最後 Metgrid 模組將轉換格式後之網格資料與地形資料結合，進行水平內插，產生與各層巢狀網格相同範圍及解析度之資料，WPS 處理流程如圖 2 所示。

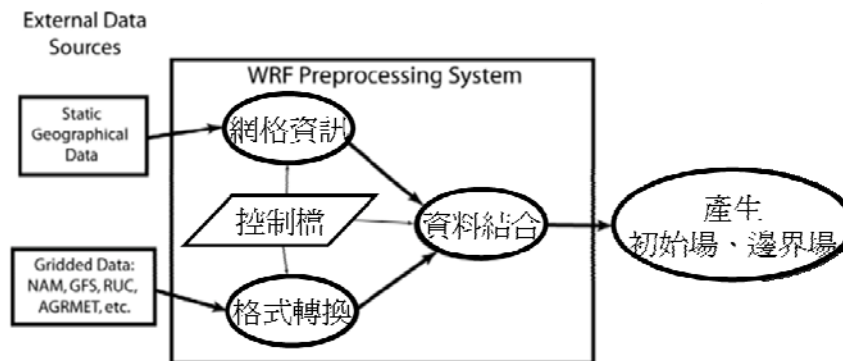


圖 2： WRF 前置處理系統(WPS)流程圖

「初始化與模擬」區分為 REAL 及 WRF 兩模組，REAL 負責將 Metgrid 產生之網格資料進行垂直內插，以產生模擬所需之初始場及邊界場，WRF 為模式主程式，依細部設定進行積分，WPS 及「初始化與模擬」之流程如圖 3 所示。最後「後處理視覺化輸出」即將模擬完成的檔案轉為分析判讀各量場所需的型態，本研究主要輸出為輻射傳送方程模擬所需之雨(Rain)、雲水(Cloud Liquid Water)、軟電

(Graupel)、雲冰(Cloud Ice Water)、雪(Snow)等垂直水象成份數值輸出。完整的模擬流程如圖 4 所示。

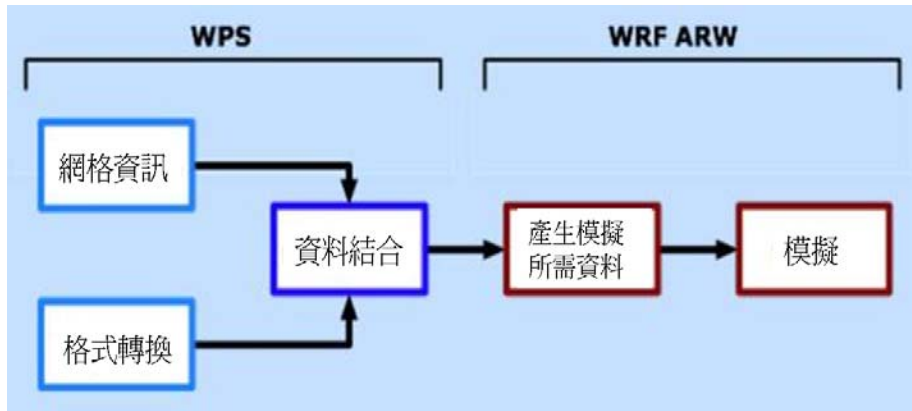


圖 3：前置處理系統(WPS)及「初始化與模擬」關係流程圖  
 外資料取得 ➡ 模擬前處理 ➡ 初始化與模擬 ➡ 後處理視覺化輸出

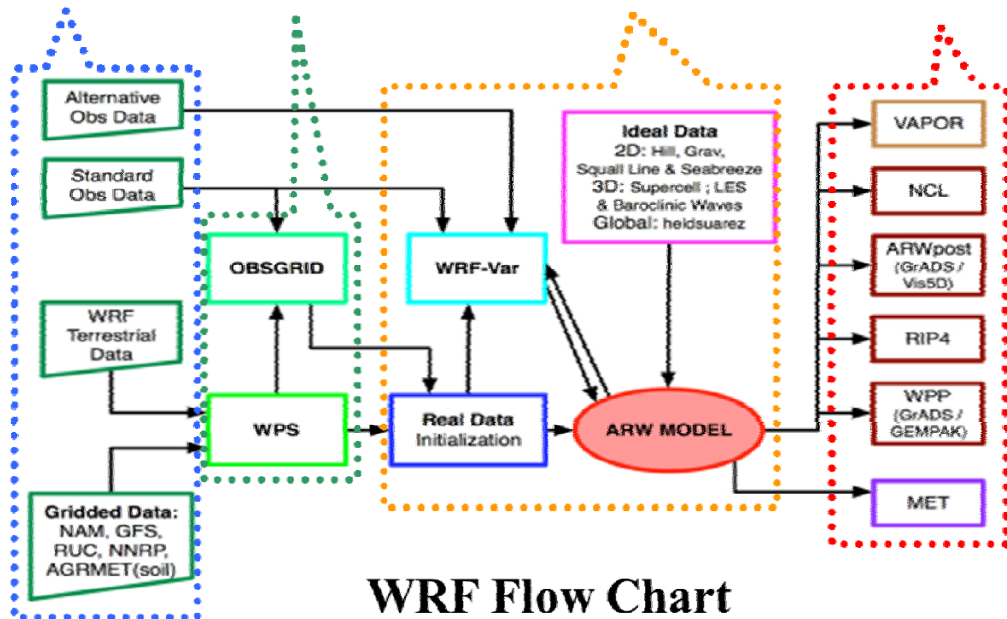


圖 4：WRF 模擬流程圖

WRF 模式中有數種微物理法、邊界層參數化法及積雲參數化法。本研究採用 Goddard GCE scheme 微物理參數化法，該參數法適用於冰、雪、軟電的高解析度模擬；YSU (Yonsei University)邊界層參數化法；以及 KF (Kain-Fritsch) 積雲參數化法，此參數法為利用質量流量法(Mass Flux Approach)來求對流事件。本研究建立條件機率分布時，本

研究所使用之 WRF 為第 3.1 版，模式三層巢狀網格設定，外層粗網格(D1)解析度為 90 公里，第二層網格(D2)解析度為 30 公里，內層細網格(D3)解析度為 10 公里，模擬預報時間 24 小時。

## 2. WRF 溫度、濕度、風場輸出產品

WRF 模式因應本研究需求可輸出每小時各個高度層的溫度、濕度、風場，以下為 2013 年 11 月 12 日處理之個案，舉例說明如下。圖 5、6、7、8 為 2011/8/11 0800 及 1700 台灣地區，北緯 21.5~25.5 度，東經 120~122 度，地表面溫度(°C)、2 公尺高度氣溫(°C)、2 公尺高度混合比濕度(g/kg)、風場(m/s)的分布圖。

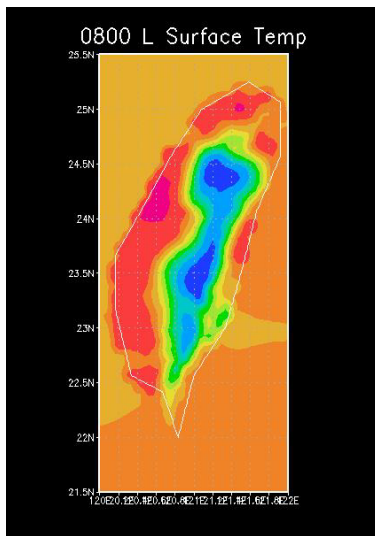


圖 5 (a) 2011/8/11 08 Z  
地表面溫度(°C)

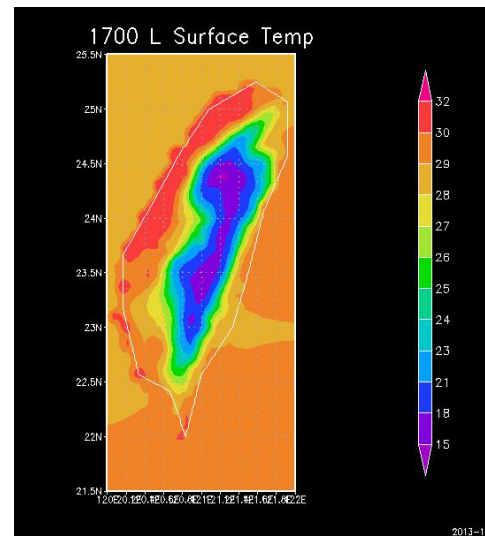


圖 5 (b) 2011/8/11 17 Z  
地表面溫度(°C)

0800 L Temp at 2 m

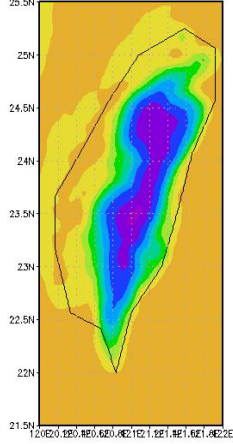
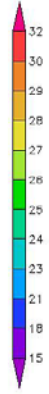
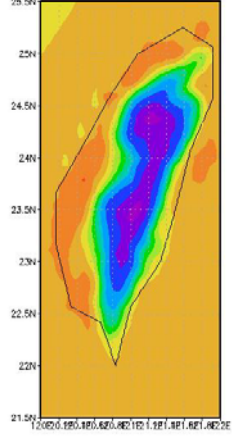


圖 6 (a) 2011/8/11 08 Z  
2 公尺高度氣溫(°C)

1700 L Temp at 2 m



2013-1

圖 6 (b) 2011/8/11 17 Z  
2 公尺高氣溫(°C)

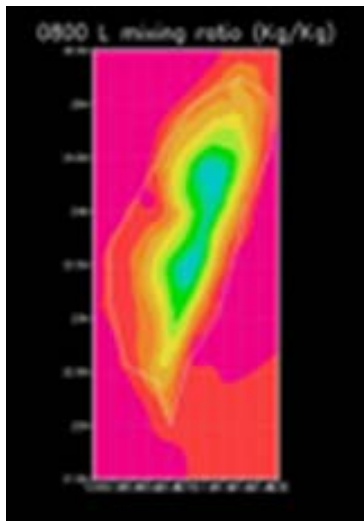


圖 7 (a) 2011/8/11 08 Z  
2 公尺高度濕度混合比(g/kg)

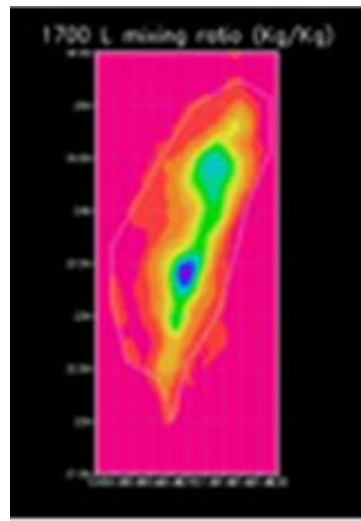


圖 7 (b) 2011/8/11 17 Z  
2 公尺高度濕度混合比(g/kg)

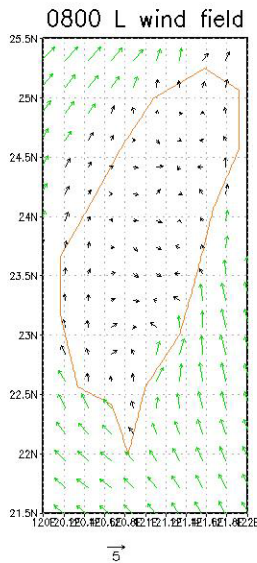


圖 8 (a) 2011/8/11 08 Z  
2 公尺高度風場(m/s)

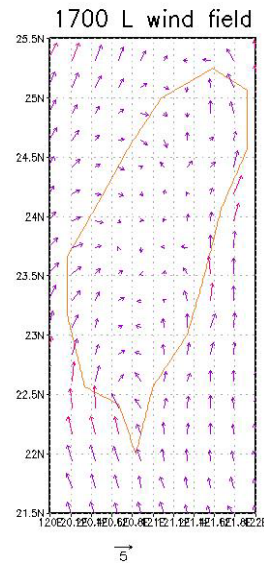


圖 8 (b) 2011/8/11 17 Z  
2 公尺高度風場(m/s)

影響 HCPV 光伏系統性能的因素相當多，大致可區分為氣象因素，例如：輻射通量、輻射頻譜、大氣溫度、濕度、風速、風向；以及操作因素，例如：自我遮蔽、污斑、追蹤誤差等。但輻射通量、輻射頻譜、太陽電池模組溫度等的影響已經相當明確，所以以下針對大氣溫度、濕度、風速、風向等因素對 HCPV 整體性能之影響進行探討。

## 二、建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化系統監控與效能

### 1. 追蹤型 HCPV 安裝的準確能源預測(Accurate Energy Predictions for Tracking HCPV Installations) [1]

2009 年 SolFocus 公司 M McDonald，發表於 24th European Photovoltaic Solar Energy Conference。高聚光型太陽光電源由於特定的現場日照改變而受衝擊，部份由於工作溫度、污漬(Soiling)、防護位置的限制、太陽光譜、遮蔽



和電氣連接。發電陣列的發電功率如下(1)。

$$P_{DC.Actual}[t] = P_{DC.Rated}[t] \times \left[ \frac{DNI[t]}{DNI_{Rated}} \right] \times S[t] \times F[t] \times O[t] \quad (1)$$

其中，S[t]為遮蔽係數，F[t]為環境因素，O[t]為其他因素，環境因素，以環境模型估算，提供在當時的環境條件下，瞬時變化的估計最大發電功率。這種類型的環境依賴特性先前已確定可由多元迴歸執行(引用 ASTM E-2527-06)。對於這項工作，我們明確地納入光譜未匹配的效應，以改善環境模型的效用。

環境模型 F (t)

$$F[t] = 1 + C_T \times (T[t] - T_{Rated}) + C_{DNI} \times (DNI[t] - DNI_{Rated}) + C_{WS} \times (WS[t] - WS_{Rated}) + (SMM[AM] - SMM[AM_{Rated}]) \quad (2)$$

其中， $C_T, C_{DNI}, C_{WS}$  為靈敏度係數，SMM[AM]為光譜不匹配係數，AM 為空氣質量(Air Mass)，空氣質量定義如(3)：

$$AM = \frac{L}{L_o} \approx \frac{1}{\cos z} \quad (3)$$

L 為通過大氣的路徑長度 L， $L_o$  為在海平面的天頂路徑長度即垂直於地球表面)，z 是天頂角，空氣質量(Air Mass)與通過天空的太陽的路徑成依賴關係，因此，隨著每天的時間，每年的季節，與觀察的緯度空氣質量皆有變化。

直接日照(DNI)使用 SMARTS 2.9.5 計算，空氣質量(0~10)，使用與 ASTM G173 標準相同的大氣條件。空氣質量 0 對應於標記為大氣層頂 (Top of Atmosphere, TOA) 直接日照與波長的關係，如圖 9。

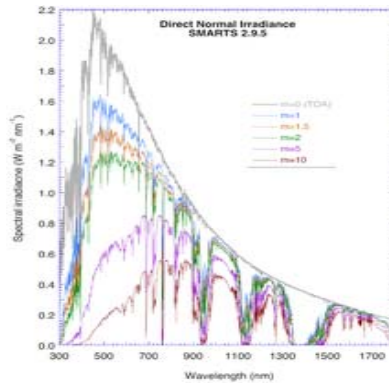


圖 9：直接日照與波長的關係

## 2. 污漬效應在加利福尼亞州和美國西南地區的大型併網太陽光發電系統的影響 (The Effect of Soiling on Large Grid-Connected Photovoltaic Systems in California and the Southwest Region of the United States) [2]

2006 年 PowerLight 公司 A.Kimer 發表於 IEEE Photovoltaic Energy Conversion Conference，依據觀察的數據，在旱季不下雨達數月的地區，污漬(soiling)效應對太陽光發電量有很明顯的影響，例如在加州和美國西南地區的大型併網太陽光發電系統，建立模式預測因污漬效應的太陽光發電量損失。如圖 10 所示，可觀察下雨量(標示於右垂直軸)與發電量(標示於左垂直軸)的關係，水平軸為日期，2005 年 9 月 28 日及 10 月 28 日的降雨，對發電量有明顯的貢獻。

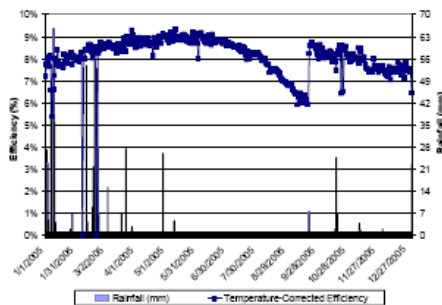


圖 10：下雨量與發電量的關係(1)

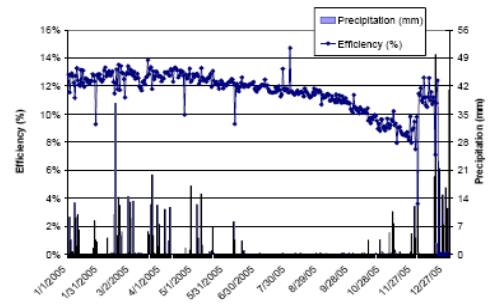


圖 11：下雨量與發電量的關係(2)



至於具有清洗作用所需的降雨量，觀測如圖 11 所示，先前的研究已指出 5mm 降雨量有足夠清洗作用，然而在我們的觀察，另一些太陽光發電模組，在 2005 年 10 月 28 日 5mm 降雨量並沒有清洗效果，連續降雨至 12 月 1 日 20mm，發電量才大幅上昇。

美國南加州、北加州、中加州及沙漠地區的降雨量與發電量的關係，如表 1：美國加州地區的降雨量與發電量。

表 1 美國加州地區的降雨量與發電量

Table 2: System Efficiency Percent Increase as a function of rainfall

Rainfall Level	7-day Average Efficiency Increase (%)			
	Avg	Max	Min	Stdev
<b>Southern California</b>				
0.2 - 0.3	6%	44%	-23%	18%
0.3 - 0.4	3%	17%	-8%	6%
> 0.4	5%	27%	-7%	7%
<b>Northern California</b>				
0.2 - 0.3	6%	77%	-46%	38%
0.3 - 0.4	10%	45%	-8%	12%
> 0.4	7%	80%	-79%	36%
<b>California Central Valley</b>				
0.2 - 0.3	3%	41%	-47%	12%
0.3 - 0.4	10%	34%	-24%	15%
> 0.4	0%	40%	-61%	18%
<b>U.S. Desert / SouthWest</b>				
0.2 - 0.3	6%	56%	-8%	14%

以量測的數據，使用線性迴歸方法演算，產生預測數據，圖 12 為旱季的量測數據與預測數據， $y = -0.00016x + 0.08194$ ， $R^2=0.90415$ 。

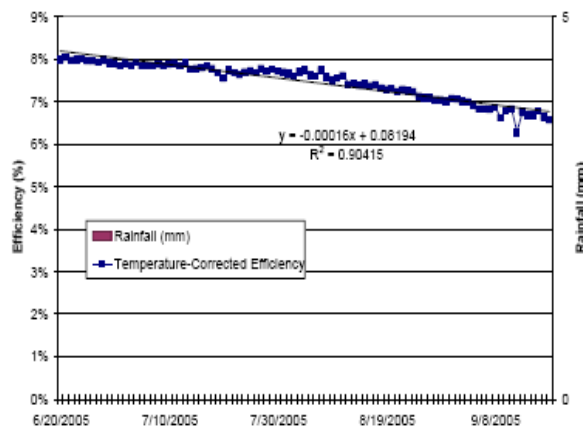


圖 12：旱季的量測數據與預測數據

研究發現在旱季這地區的太陽能發電量，因污漬(soiling)效應，使用兩種污漬模式，每月的預測值如圖 13，全年預測約損失 1.5~6.2%。

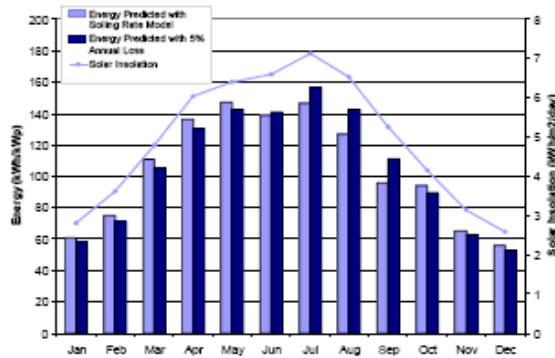


圖 13：污漬效應預測發電損失

### 3. 光譜參數對聚光型太陽光發電(CPV)模組性能的衝擊研究 (An Investigation into Spectral Parameters as they Impact CPV Module Performance) [3]

2010 年 NREL 的 Matthew Muller 發表於 6th International Conference on Concentrating Photovoltaic Systems (CPV-6)，CPV 產業很清楚地知道，三接面太陽能電池(triple junction cells)的性能取決於光譜條件，但是缺乏數據來量化模組階層對光譜的依賴性。文章探討在科羅拉多州哥登(Golden, CO)，多種 CPV 模組技術在水氣含量 (Preceptible Water Vapor, PWV)、氣溶膠光學厚度 (Aerosol Optical Depth, AOD) 和光學的空氣質量 (Air Mass, AM) 的影響。III-V 族太陽電池採用磷化銦鎵/砷化銦鎵/鍺(InGaP/InGaAs/Ge)，其磷化銦鎵(頂層)一般吸收光譜的範圍在 350-700 奈米，砷化銦鎵(中間層)吸收在 500-1000 奈米，鍺(底層)吸收在 800-1800 奈米。因為三個以串聯方式連接，因此，電池的輸出電流為三者中最小的電流。通

常製造商設計的太陽電池，頂部和中間的結電流相匹配以 G173/AM1.5 參考光譜為條件，然而，頻譜是非常動態地變化，例如 AM，PWV，AOD 皆影響 CPV 性能。

文章探索 AOD、PWV、AM 對太陽光發電模組的性能影響，連同 SMARTS 光譜模型，太陽電池的效率，整合效率的數據、模式和測量的光譜，提供了一種手段來預測 AOD、PWV 及 AM 對模組電流的變化。測量數據是從 2009 年 5 月至 2010 年 2 月。AM 及 PWV 對  $I_{sc}/DNI$  的影響，如圖 14，左垂直軸是效率( $I_{sc}/DNI$ )，右垂直軸是 PWV，水平軸是 AM。

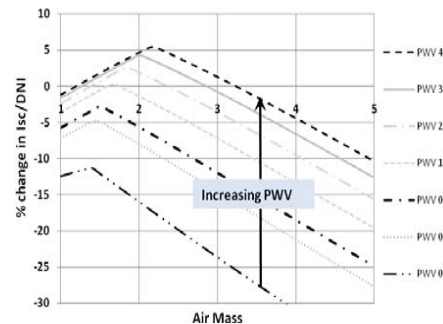


圖 14：空氣質量與水氣對發電效率

在美國科羅拉多州哥登 2009/5/1 至 2010/2/1，PWV 測量的大部分在 0.3 至 2.5 厘米(cm)的範圍內，而 AOD 約 0.02 ~0.2 之間。當 PWV 增加，短路電流/直接日照( $I_{sc}/DNI$ )增大的。 $I_{sc}/DNI$  在 AM 響應峰值（頂層的限定）的右側是較強的上升。如果 PWV 增加 0 至 0.4 厘米，則  $I_{sc}/DNI$  增加 10%，PWV 由 0.4~4 厘米的增加， $I_{sc}/DNI$  有類似的 10-12% 的增加。圖 15 為 AM 與 AOD 對發電效率的影響。

當 AOD 減少，短路電流( $I_{sc}/DNI$ )增加，AOD 變化對發電性能的影響很小。使用預測值與量測值如圖 16，虛線

是 SMARTS 預測 Isc/DNI 的上部和下部邊界變化的短路電流，結果顯示預測模型提供了一個合理的，趨近到 9 個月的數據的界限。

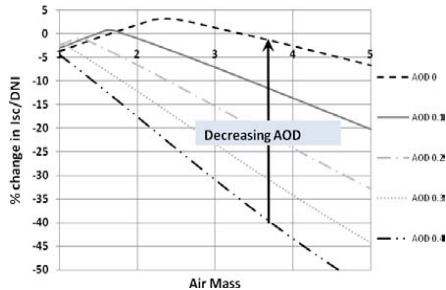


圖 15：空氣質量與氣溶膠對發電效率

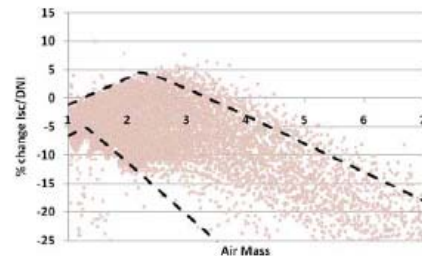


圖 16：預測值與量測值

#### 4. 光譜對聚光型太陽光發電(CPV)模組性能的衝擊研究 (Matthew Muller, “Spectral Effects in CPV performance) [4]

2010 年 NREL 的 Matthew Muller 發表於 Reliability Work Shop，戶外 CPV 測試的架設如圖 17；三接面太陽能電池(Triple Junction Cells) 及 G173/AM1.5 光譜，如圖 18。



圖 17：戶外 CPV 測試

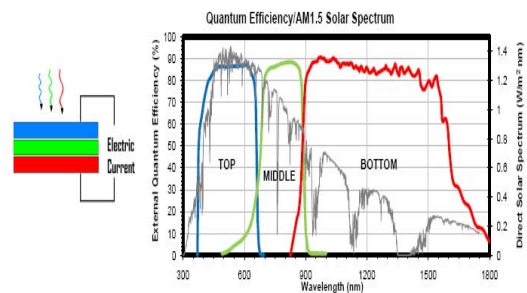


圖 18：三接面太陽能電池及 G173/AM1.5 光譜

空氣質量 AM 範圍從 1-5，AM1 為藍色短波的光譜，AM5 為紅色長波的光譜。氣溶膠代表空氣中的微粒，以顆粒的數量和大小，影響在 400 至 2000 nm 光譜範圍內的輻射衰減結果，G173 指定的氣溶膠為 0.084 @ 500 nm。大

氣可降水量(PWV)，水蒸氣的吸收帶(720、820、940、1100、1380、1870、2700和3200nm)，G173指定PWV 1.42厘米；PWV增加0~0.4厘米，降低10%的日照輻射，從0.4到4厘米，再降低的10%日照輻射。多月的數據分析，再以預測模型，研究光譜對性能的變化，如圖19。

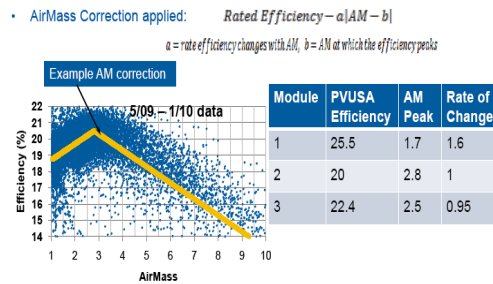


圖 19：光譜對發電性能

CPV 模組性能數據清楚地表明對發電效率對於光譜的靈敏性，因此，應明確定義 AM 的響應峰值，可確定 AM 的相對靈敏度，PVUSA 量測光譜靈敏度的結果，按月的額定變化從 5% 至 10%。光譜靈敏度，經過 2009 年的數據檢驗，結果在發電量產生的偏差，模組之間有 2.2% 的偏差，對光譜特別敏感的模組偏差達 7%。

5. 使用三種 III-V 族多接面太陽光發電電池的聚光型太陽光發電系統性能比較(Performance of CPV System Using Three Types of III-V Multi-Junction Solar Cells) [5]。

2012 年 Sharp 公司的 Jun Hashimoto 發表於 8<sup>th</sup> International Conference on Concentrating PV Systems (CPV-8)，在這個計畫中，比較 CPV 系統架設在日本與架設在美國的姐妹系統，為了測試 III-V 族多接面太陽能電池的效率，從三個廠商在兩個地理位置不同的日照條件下進

行，太陽電池的製造商在美國的 Spectrolab，在日本的夏普公司(Sharp)和德國的 Azur。三種類型的陣列，包括三種類型的太陽電池連接到電網，每 10 分鐘測量 IV 曲線，頂層及中層的光譜變化，以及光譜匹配比率 (Spectrum Match Ratio, SMR)，

$$\begin{aligned}
 MM_{o,top} &= \frac{J_{top,measured}}{J_{top,AM1.5D}} \\
 &= \frac{\int E_{measured}(\lambda) \cdot T_p(\lambda) \cdot T_s(\lambda) \cdot SR_{top}(\lambda) \cdot d\lambda}{\int E_{AM1.5D}(\lambda) \cdot T_p(\lambda) \cdot T_s(\lambda) \cdot SR_{top}(\lambda) \cdot d\lambda} \\
 MM_{o,mid} &= \frac{J_{mid,measured}}{J_{mid,AM1.5D}} \\
 &= \frac{\int E_{measured}(\lambda) \cdot T_p(\lambda) \cdot T_s(\lambda) \cdot SR_{mid}(\lambda) \cdot d\lambda}{\int E_{AM1.5D}(\lambda) \cdot T_p(\lambda) \cdot T_s(\lambda) \cdot SR_{mid}(\lambda) \cdot d\lambda} \\
 SMR &= \frac{MM_{o,mid}}{MM_{o,top}}
 \end{aligned} \tag{4}$$

$$\text{Normalized } I_{sc} = \frac{I_{sc,measured}}{I_{sc,indoor}} \cdot \frac{DNI_{indoor}}{DNI_{measured}} \tag{5}$$

SMR 可以描述參考譜的相對電流不匹配情況，如果  $SMR > 1$ ，則中間層輸出電流較大。反之，如果  $SMR < 1$  則頂層輸出電流較大。在日本 2011/10/18 的三個模組，當  $DNI = 910 \text{ W/m}^2$ ，所量測 SMR、AM 對正規化短路電流( $I_{sc}$ )的影響如圖 20。

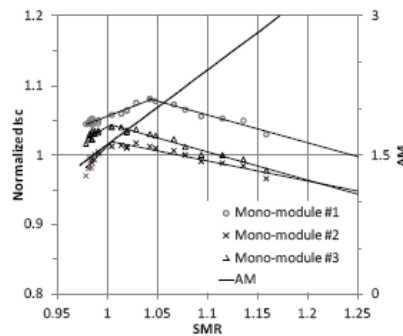


圖 20： 正規化短路電流( $I_{sc}$ )與 SMR 及 AM

正規化短路電流( $I_{sc}$ )與 SMR 有線性關係，三組模組發

電當  $SMR < 1$  時，正斜率依序分別為 0.55、1.46 及 0.79， $SMR > 1$  時，負斜率依序分別為 -0.40、-0.29 及 -0.40。短路電流峰值發生在  $SMR$  1.04、1.01、1.01。檢視正規化短路電流( $I_{sc}$ )與 AM 的關係，如圖 21，系統#1 及系統#3，有較一致的特性，系統#2 因為光學校正不佳的問題產生相異的特性。

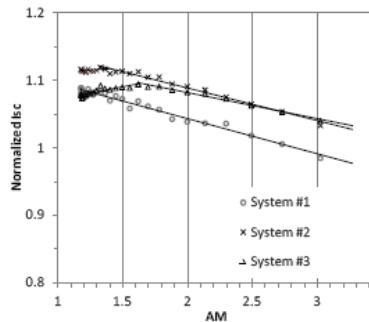


圖 21： 規化短路電流( $I_{sc}$ )與 AM

綜上所述，蒐集太陽光發電系統技術發展相關文獻，是持續性工作，因為太陽光發電系統的地區特性，十分明顯，且環境變動因素也有很大不同。本項探討環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析，由蒐集文獻、專家討論、現有數據分析及嘗試量化，已經更佳地瞭解地區性環境因素變動的影響。



### 三、環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析

對於短時間小範圍的太陽能預報則是以傳統統計預報方法為主軸，不考慮太陽輻射照度變化的物理過程，而根據歷史統計數據找出天氣狀況與輻射的關係及其變化規律，建立統計模型，然後進行預測，常用的預測方法有時間序列法、倒傳遞 (Backward Propagation, BP) 類神經網路法、徑向基底函數神經網路和支持向量機等方法。可分為兩大類，第一類是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，這是一種統計外插的方法，相對簡單但僅適用於 0~1 小時內的臨近預報；(b)也是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；另一類是基於衛星雲圖資料的外插方法，短期的時間尺度如 2 小時，衛星數據對輻射具有優良的時間和空間分辨率，是一個高品質的來源。根據 Heliosat 的方法，利用 METEOSAT 的影像計算出雲指數，作為衡量雲量之參考。其優點是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。

#### 1. 時間序列預測方法:

近年來，相關學者提出了許多預報模型，例如晴天太陽輻射模型、半正弦模型、Collares-Pereirs & Rabl 模型及自迴歸移動平均模型 (Auto-Regressive and Moving Average Model, ARMA) 等統計模型。目前用於預報時效超過 24 小時的一般統計方法主要有：ARMA、冪指數移動平均法



(Exponentially Weighted Moving Average, EWMA)、自迴歸集合移動平均法 (Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)、線性迴歸 (Linear Regression, LR) 等。其中 ARMA 方法是利用隨機線性方程，但是隨機模型並不足以減少誤差，並且太陽輻射主要與當地的氣候條件有關。Pandit 等[6] 認為只要選擇適合的模型參數，ARMA 模型足以預報非線性時間序列數據。因此，預報太陽輻射的時候不需要重建輻射數據序列。預報時，數據一般分為兩部分，一部分是確定的，而另一部分是隨機的，隨機部分通過 ARMA 模型模擬，而確定部分通過 EWMA 方法模擬。隨機部分的誤差相對較大，尤其是在正午時候誤差比早晚更加明顯。但線性統計模型對於太陽輻射這種非線性的時間序列數據預測結果有時並不理想。Kawashima 等[7] 將類神經網路方法與以上這幾種方法進行比較，發現類神經網路方法的誤差相對較小。

## 2. 類神經網路預測方法

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[8]。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[9]取代傳統的 BP 演算法。遺傳基因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[10]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，建立對角遞迴小波倒傳遞網路（Diagonal Recursive Wavelet Backward Propagation Network, DRWBPN）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)空調與製冷學會推薦的晴天太陽輻射模型，簡稱 ASHRAE (American Society of Heating Refrigerating and Air-Conditioning Engineers)所提出的晴空太陽輻射模型(Clear-Sky Radiation Model)計算的結果和類神經模糊化處理的氣象預報中雲量訊息，作為網路輸入向量；(b)採用分階段訓練網路的方法，提高有限次數下的訓練品質。由以下方法可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，但太陽輻射照度的波動性較大，其預測的時間尺度較短。

#### 四、運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制分析

為使將來 HCPV 系統之建置精進與營運順遂，本研究的目的在於建立一套分析多區域 HCPV 系統發電與環境資料的收集與分析機制，以進行不同區域系統操作效能變異之比較與品質管制分析之用，作為後續系統品質提升之參考。本研究延伸「HCPV 系統整合及監控技術精進」[11]計畫，「資料探勘技術在 HCPV 系統上之應用」[12]計畫，及「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」[13]計畫，將單一區域對太陽光電發電系統之差異性分析、失效分析、管制圖分析、與變異性分析等，進一步擴大至對多區域 HCPV 系統之品質管制分析之探討。

由於不同區域之環境因素差異的影響，或系統本身模組、元件的壽命長短各異，而造成系統失效發生的可能性，甚至操作上的不良情形等，均會造成系統發電品質的差異與變化。當系統發電品質發生差異與變化時，若能即時得到監控與判別，進而確認系統有無異常、異常類型、異常起因與可能後果等，將可判斷是否須進行迅速而得當的處置，以使系統的損失降至最低，而且不致讓損失繼續擴大。研究中並可追蹤探討對多區域 HCPV 系統之間的品質差異之量化。

對於多區域 HCPV 系統之品質管制分析的國內外研究部分並不多見，茲將相關之研究與結果分述如下：

#### 1. 國外部分：

Benghanem and Maafi [14]提出一個即時專家系統，透過量測系統與自動資料感應與資料庫應用，可以分析太陽能發電系統的能效。Silvano Vergura 等[15]提出一個監控與管理太陽能發電廠的統計方法，首先以離線(offline)的方式，利用統計上的敘述與推論程序來評估系統能效的好壞。再以線上(online)的推論演算法，即時診斷及偵錯。整個程序並被實際應用到義大利的一個併網太陽能發電廠上進行測試使用。Yagi 等[16]使用診斷準則資料庫(Diagnostic criteria database)，以不斷改善的準則形成專家系統(Expert system)來提供快速且合適的維修建議；Firth 等[17]對多種

引起太陽光發電系統能源損失的失效型態進行診斷的偵測研究,提供作為未來系統設計改善之建議;Xu Xiaoli 與 Qiao Daoc [18]則以無線感應網路來設計智慧太陽能發電模組與軟體應用,以即時感應與管控太陽能發電系統的最大功率追蹤(MPPT, Maximum Power Point Tracking),針對實地分佈的所有太陽能發電系統進行電壓、電流、輻射、溫度等進行監測;Yahya [19]使用參考用太陽電池(Reference cells)的方式蒐集即時資料,並結合智慧型太陽能發電模組來進行性能監測;Chang 等 [20]則使用一個單一二極體(a single-diode)的太陽能發電模式當基礎,在 LabVIEW 的環境下進行太陽能發電的線上性能監測。

## 2.國內部分:

王孟輝[21]在其「多元綠色電力故障診斷系統之研製」計畫中,初步完成了風力發電系統、太陽光發電系統與燃料電池系統等多元綠色電力系統之故障模擬模型,其研究重點在系統運轉狀態之故障特徵及故障種類分析、偵測器設計及最佳設置位置之選定、信號轉換與信號處理技術等,用以建立故障資料庫,可供日後的故障診斷使用。其資料蒐集的方式,可作為本研究在 HCPV 系統異常分析應用上之參考。郭富強[22]在其智慧故障診斷方法綜述一文中,討論了基於規則推理、基於案例推理、基於模糊知識推理、基於故障樹推理等智慧故障診斷方法,分析了這些故障診斷方法的優缺點和適用場合,為智慧故障診斷方法的選擇和運用提供了參考。其中,故障診斷是根據對被診斷物件測試所取得的有用資訊進行分析處理,判斷被診斷

物件的狀態是否處於異常狀態或故障狀態，確定故障的方位，預示故障的發生。其結論是各種診斷方法因為有著不同的優缺點，所以建立基於多種故障診斷方法的專家系統就成為現在故障診斷研究的一個熱點。李國路、林宏志與王金印[11~13] 則針對 HCPV 系統發電資料之品質特性，進行差異性分析、失效分析、管制圖分析、與變異性分析等研究，其流程如圖 22 所示，在理論探討、模擬分析、與資料實證上均有不錯成果，可供已建置系統在營運、故障預防、與維修決策上之參考運用。

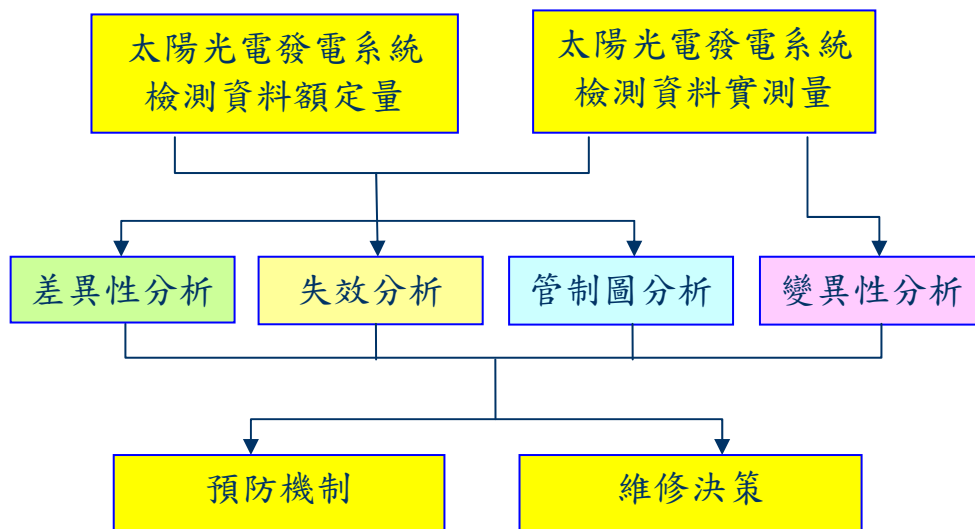


圖 22： HCPV 系統發電資料之品質特性分析流程圖

本研究部分主在透過 SPSS (Statistical Package for the Social Science)統計分析套裝軟體與品質管制方法，針對委託研究單位提供之 HCPV 系統運作資料，分三階段進行：

#### (1)單區域 HCPV 系統之統計敘述與推論

先進行單區域各變數之相關係數分析、主成份分析與因素分析，詳盡辨別主要研究的依變數與自變數，並透過偏相關方式以檢視與消除因子間的共線性問題。其

次透過迴歸分析，檢測依變數與自變數之間是否有線性相關存在，並完成預測模式的係數推估。最後利用參數轉換方式，將迴歸模式中的自我相關性排除。

### (2)有關 HCPV 系統品質管制分析之研究

依照現實的考量，選擇適用的品質管制方法，並利用區別分析方法的輔助，精進對不良異常之識別，不僅能透過 SPC(統計製程管制)進行 HCPV 系統發電的品質監督，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。

### (3)有關多區域 HCPV 系統品質管制分析之研究

多區域 HCPV 系統品質管制分析之目的在於探討對多區域 HCPV 系統之間的品質差異之量化分析。本研究部分擴大單區域 HCPV 系統之統計敘述與推論分析結果，利用多變量統計分析方法，進一步探討在同一天，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之差異分析。

整體而言，本工作重點主要在運用監控中心提供的各區域 HCPV 系統之發電相關即時資料，進行多區域系統發電之變異比較分析與追蹤，以預防變異(非機遇原因擾動)的擴大或消滅變異的影響，進而及時掌控系統品質之穩定，維護系統的正常運作。而國內在太陽能電力系統品質特性分析與即時監控方面，其理論與實務應用均尚待進一步鑽研與努力，尤其在高聚光太陽光發電系統的操作與維護方面，學術單位與原能會核能研究所的密切合作更是當務之急。

## 參、主要發現與結論

### 一、建立整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，強化系統監控與效能

本計畫所提出的新方法是將日間的 DNI 值以每小時為單位而劃分為八個時段，對某一個時段而言，蒐集該時段全年的觀測值，然後用自組織映射圖(Self-Organizing Map, SOM)將其分群組，其研究重點是著重在短時間內(例如 60 分鐘) DNI 的預測。為了減少大量的 DNI 值的計算，本研究使用統計學的五數概括法(five-number Summary)來萃取其特徵值，作為非監督式自組織映射圖的輸入參數。

本研究所使用的數據是核研所提供高雄路竹 HCPV 場地的 DNI 資料，自 2012/02/05 至 2013/02/04 共計 175,200 筆資料作為訓練 SOM 之用，另外自 2012/02/05 至 2013/08/31 共取樣 88,320 筆資料來測試用。圖 23 所示為 SOM 訓練誤差，經過 100 次運算後的收斂情形。圖 24 所示為 SOM 將資料分成九群。而圖 25 為五數概括法所萃取特徵值在九群集的分布情形。圖 26 為九群集的特徵線圖。

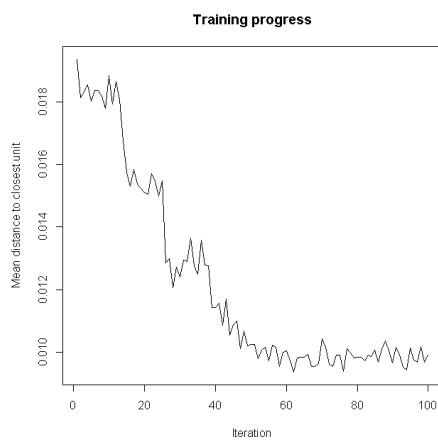


圖 23： SOM 訓練誤差

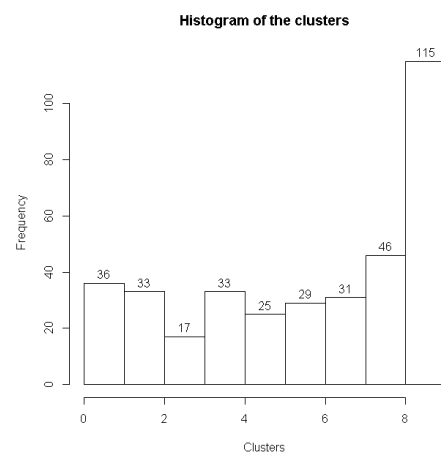


圖 24： 九群集

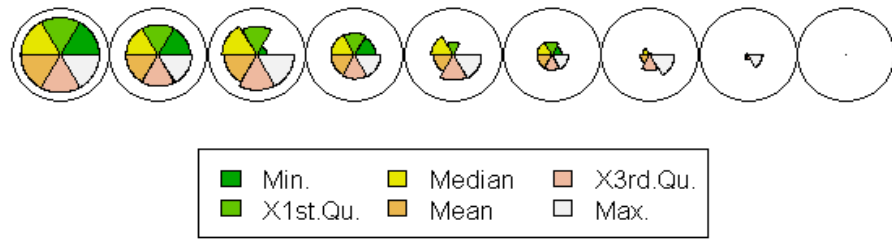


圖 25：五數概括法特徵值在九群集的分布情形

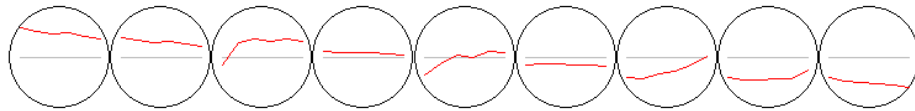


圖 26：九群集的特徵線圖

為了正確地預測下一個時段 DNI 是出現在哪一個群組，本研究應用適應性類神經模糊推論系統(Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, ANFIS)完成監督式的訓練，使前後時段之群組建立模糊關聯。經過實際取得的 DNI 數據來做測試，其預測 DNI 的過程簡單，排除劇烈變動的天候外，已獲得超過 90% 以上的正確率。圖 27 所示為 ANFIS 訓練誤差，經過 200 次運算後的收斂情形。圖 28 為錯誤分類圖(數值大於正負 1)。圖 29 所示為第一群集的類聚分布情形，紅色線表示群集的平均值，而藍色線部分則為群集的標準偏差。圖 30 為第二群集的類聚分布情形。

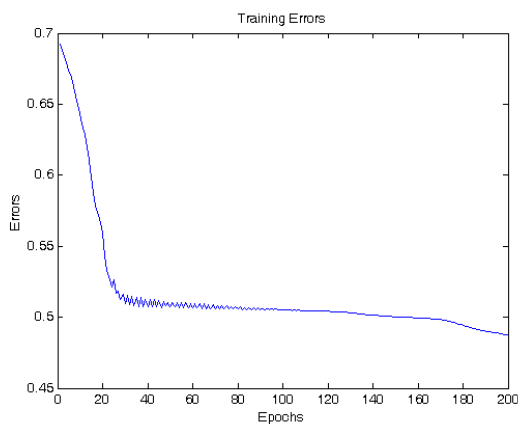


圖 27：ANFIS 訓練誤差

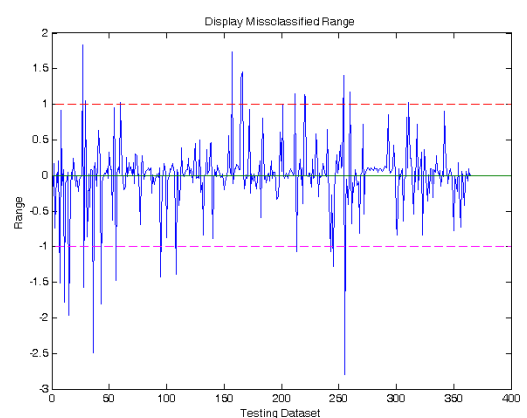


圖 28：錯誤分類圖(數值大於 $|\pm 1|$ )



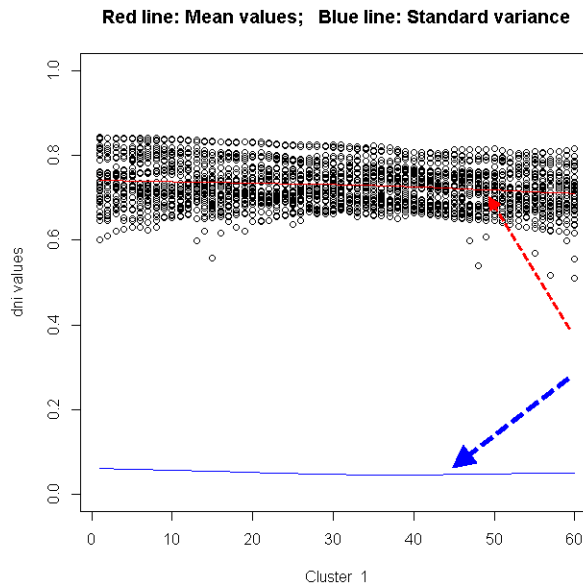


圖 29： 第一群集類聚分布情形

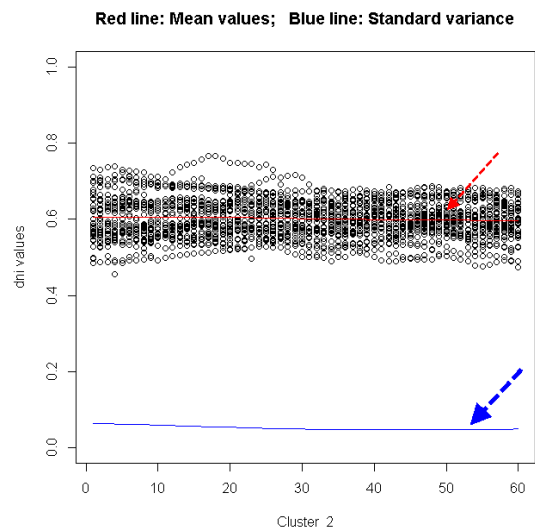


圖 30： 第二群集類聚分布情形

## 二、運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制分析

為使將來 HCPV 系統之建置精進與營運順遂，本研究的目的是在於建立一套分析多區域 HCPV 系統發電與環境資料的收集與分析機制，以進行不同區域系統操作效能變異之比較與品質管制分析之用，作為後續系統品質提升之參考。目前由計畫委託單位提供隨機抽取的四座 HCPV 系統機座之發電與環境資料提供本研究分析使用。原始資料分別命名為 C25~C28，資料蒐集期間為 101 年 2 月 7 日至 3 月 29 日。每座約含 17000 筆資料，資料項目包括日期時間、直流電、交流電、風速、最大風速、風向、溫度(大氣)、相對溼度、直射日照、全日照、與紫外線等 11 項。

本研究部分主在透過 SPSS (Statistical Package for the Social Science)統計分析套裝軟體與品質管制方法，針對委託研究單位提供之 HCPV 系統運作資料，分三階段進行：

## (一)單區域 HCPV 系統之統計敘述與推論

由於四座基座的資料雷同，本研究部分僅利用 C25 基座之資料，在直流電超過 1000W 的條件下，透過 SPSS 軟體，先進行單區域 HCPV 系統之統計敘述與推論分析，結果分述如下：

### 1. 相關係數分析

相關係數分析結果如表 2，其中直流電與交流電可視為依變數，其餘則為自變數。且直流電與交流電的相關係數達 0.9999，當進一步以偏相關方式(先剔除所有自變數對兩者的影響)檢視兩者，其偏相關係數仍達 0.9993，代表有共線性，故刪除交流電因素，只取直流電為依變數。

表 2 相關係數表

	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	紫外線
直流電	1.0000	0.9999	0.2493	0.2766	-0.0639	0.4086	-0.2155	0.8362	0.5173	0.5500
交流電	0.9999	1.0000	0.2490	0.2759	-0.0622	0.4065	-0.2159	0.8364	0.5192	0.5512
風速	0.2493	0.2490	1.0000	0.9240	0.2625	0.1719	-0.1385	0.2118	0.2577	0.2597
最大風速	0.2766	0.2759	0.9240	1.0000	0.1215	0.1506	-0.1394	0.2276	0.2636	0.2762
風向	-0.0639	-0.0622	0.2625	0.1215	1.0000	0.0503	-0.1706	-0.0763	0.1435	0.1209
大氣溫度	0.4086	0.4065	0.1719	0.1506	0.0503	1.0000	-0.2498	0.4243	0.1825	0.2286
相對溼度	-0.2155	-0.2159	-0.1385	-0.1394	-0.1706	-0.2498	1.0000	-0.2387	-0.1568	-0.1221
直射日照	0.8362	0.8364	0.2118	0.2276	-0.0763	0.4243	-0.2387	1.0000	0.3877	0.3765
全日照	0.5173	0.5192	0.2577	0.2636	0.1435	0.1825	-0.1568	0.3877	1.0000	0.9814
紫外線	0.5500	0.5512	0.2597	0.2762	0.1209	0.2286	-0.1221	0.3765	0.9814	1.0000

### 2. 主成份分析

透過以下之旋轉後的因素負荷表(表 3)與全體變異解釋表(表 4)可看出，共有四組共同因子：第一共同因子在全日照和紫外線方面有較高的負荷；第二共同因子在最大風速和風速方面有較高的負荷；第三共同因子在溫度(大

氣)、直射日照和相度溼度方面有較高的負荷；第四共同因子則在風向方面有較高的負荷。如果萃取四個主成份對全體變異的解釋能力可達 83.768 %，至前三個主成份對全體變異的解釋能力也可達 70.635 %。

當進一步以偏相關方式檢視各共同因子，發現全日照和紫外線之偏相關係數達 0.9807，最大風速和風速之偏相關係數達 0.9268，代表有共線性，故刪除因素負荷量較小的紫外線與風速兩自變數因素。

表 3 旋轉後的因素負荷表

	Component			
	1	2	3	4
全日照	.972	.119	.131	8.242E-02
紫外線	.969	.130	.137	4.855E-02
最大風速	.130	.965	.103	2.178E-02
風速	.119	.961	9.573E-02	.146
溫度(大氣)	8.282E-02	8.624E-02	.791	-1.699E-02
直射日照	.351	.153	.694	-.256
相對溼度	1.706E-02	-9.450E-03	-.644	-.488
風向	.105	.136	-6.172E-02	.892

表 4 全體變異解釋表

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.964	37.054	37.054	2.964	37.054	37.054	2.056	25.696	25.696
2	1.493	18.657	55.711	1.493	18.657	55.711	1.935	24.187	49.883
3	1.194	14.923	70.635	1.194	14.923	70.635	1.581	19.759	69.642
4	1.051	13.134	83.768	1.051	13.134	83.768	1.130	14.126	83.768
5	.714	8.920	92.689						
6	.505	6.318	99.006						
7	6.428E-02	.804	99.810						
8	1.523E-02	.190	100.000						

### 3. 因素分析

透過因素分析中的成份矩陣表(表 5)，一般經驗法則為可刪除因素負荷量小於 0.3 的因素，故可將風向因素刪除。

表 5 成份矩陣表

	Component
	1
紫外線	.788
全日照	.786
風速	.697
最大風速	.690
直射日照	.594
溫度(大氣)	.460
相對溼度	-.363
風向	.262

至此，本模式的依變數剩直流電單一因素，自變數剩全日照、直射日照、最大風速、溫度(大氣)、與相對溼度等五因素。

#### 4. 迴歸分析

若將以上分析用於預測，則可透過迴歸分析得到以下結果：

##### (1) 模式概要表(表 6)

表 6 模式概要表

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.865 <sup>a</sup>	.748	.748	548.5331	.527

由 Durbin-Watson 檢定統計量=0.527，小於 2(一般  $1.5 \leq DW \leq 2.5$ )，表示有自我相關現象，必須解決。本迴歸線的判定係數  $R^2=0.748$ ，表示此直線方程式的檢定擬核能力是可被接受的。

##### (2) 變異數分析表(表 7)

表 7 變異數分析表

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	9004270314.765	5	1800854062.953	5985.119	.000 <sup>a</sup>
	Residual	3029045490.411	10067	300888.595		
	Total	12033315805.175	10072			

由變異數分析表所得的顯著性(Sig.=0.000)可知拒絕所有迴歸係數為 0 的假設，代表依變數與自變數之間確有線性相關存在，其預測模式可寫為：

$$\text{直流電} = -1920.591 + 1483.373 * \text{全日照} + 5547.408 * \text{直射日照} + 32.837 * \text{最大風速} + 18.878 * \text{溫度(大氣)} + 1.532 * \text{相對溼度}$$

(6)

(3) 模式係數表(表 8)

表 8 模式係數表

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	-1920.591	69.908		-27.473	.000		
	最大風速	32.837	3.561	.048	9.220	.000	.905	1.105
	溫度(大氣)	18.878	1.771	.060	10.659	.000	.795	1.258
	相對溼度	1.532	.686	.012	2.233	.026	.907	1.102
	直射日照	5547.408	46.041	.718	120.487	.000	.703	1.422
	全日照	1483.373	37.881	.217	39.159	.000	.815	1.227

其中，變異數膨脹係數(VIF)均小於 10，顯示共線性已不存在。

5. 自我相關的排除

自我相關(Autocorrelation)的排除主要有兩方法[23]：找到忽略掉的自變數或重新建立模式，本研究中，研究單位所蒐集的自變數資料已固定，故只能採用後者，嘗試推

導出適當的參數估計方法。在可用的方法中[24-26]我們選用 Cochrane and Orcutt 的方法，概念如下：

假設迴歸模式的殘差是由第一階自迴歸過程 (Autoregressive Process) 所產生，可再等同的時間週期中觀察到，即：

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + a_t \quad (7)$$

其中， $\varepsilon_t$  是模式在 t 期的殘差項， $a_t$  是  $NID(0, \sigma_a^2)$  的隨機變數， $\rho$  ( $|\rho| < 1$ ) 是自我相關參數 (Autocorrelation Parameter)。故一個有著自迴歸殘差的簡單線性迴歸模式可以是：

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + a_t$$

其中， $y_t$  和  $x_t$  是在 t 期所觀察到的依變數與自變數。假設我們轉換依變數  $y_t' = y_t - \rho y_{t-1}$ ，代入(7)式後可得：

$$\begin{aligned} y_t' &= y_t - \rho y_{t-1} \\ &= \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t - \rho(\beta_0 + \beta_1 x_{t-1} + \varepsilon_{t-1}) \\ &= \beta_0(1 - \rho) + \beta_1(x_t - x_{t-1}) + (\varepsilon_t - \rho\varepsilon_{t-1}) \text{ 或取代為} \\ &= \beta_0' + \beta_1' x_t' + a_t \end{aligned} \quad (9)$$

其中，殘差項  $a_t$  在新的參數模式中是獨立的隨機變數。

藉由最小平方法 (Ordinary Least Squares)， $\rho$  值可由  $y_t$  和  $x_t$  的迴歸殘差  $e_t$  和  $e_{t-1}$  值估計為：

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (10)$$

透過估計的  $\rho$  值，即可算出轉換後的  $y'_t = y_t - \hat{\rho}y_{t-1}$  和  $x'_t = x_t - \hat{\rho}x_{t-1}$ ，而再次進行迴歸分析，進而算出 Durbin-Watson 檢定統計量，以檢定自我相關現象是否已排除；若自我相關現象未排除，則須重新進行另一回合的轉換程序。

上述的迴歸分析，經計算殘差值後，可找出自我相關參數  $=0.736156$ ，經轉換變數後的迴歸直線預測模式可寫為：

$$\begin{aligned} \text{直流電} = & -112.106 + 348.214 * \text{全日照} + 2803.328 * \text{直射日照} + 20.997 * \\ & \text{最大風速} + 63.551 * \text{大氣溫度} - 3.346 * \text{相對溼度} \end{aligned} \quad (11)$$

轉換後的 Durbin-Watson 檢定統計量  $=1.758$  (介於 1.5 與 2.5 之間)，表示已無自我相關現象。經過還原計算，最終的迴歸模式可進一步寫成：

$$\begin{aligned} (\text{直流電})_i = & -112.106 + (348.214 * \text{全日照} + 2803.328 * \text{直射日照} + 20.997 \\ & * \text{最大風速} + 63.551 * \text{大氣溫度} - 3.346 * \text{相對溼度})_i + (0.736 \text{ 直流電} \\ & - 256.286 * \text{全日照} - 2063.249 * \text{直射日照} - 15.454 * \text{最大風速} - 46.774 * \\ & \text{大氣溫度} + 2.463 * \text{相對溼度})_{i-1} \end{aligned} \quad (12)$$

而比較轉換前後的殘差圖(如圖 31 與 32)，亦可看出自我相關情形的改善效果。

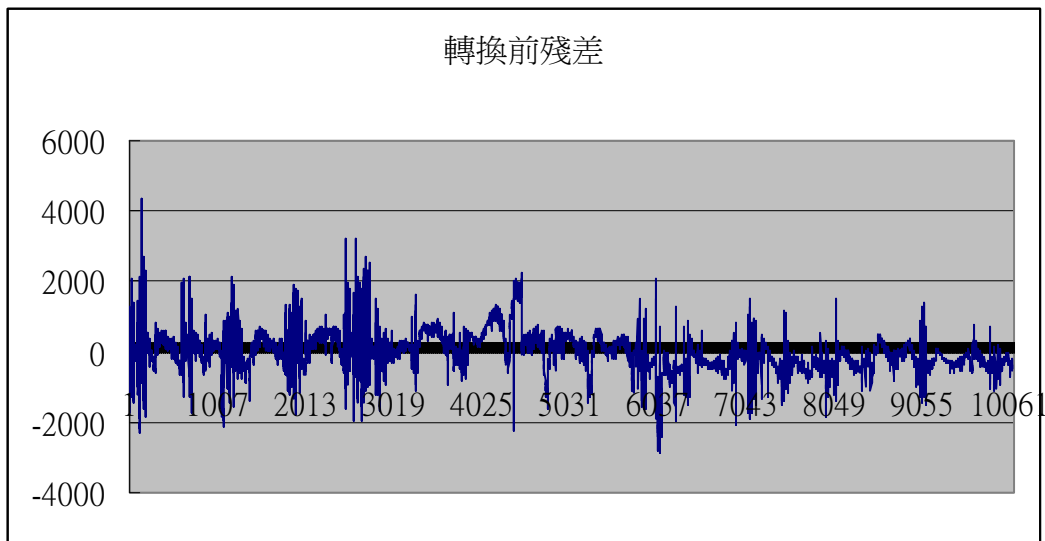


圖 31：轉換前的殘差圖

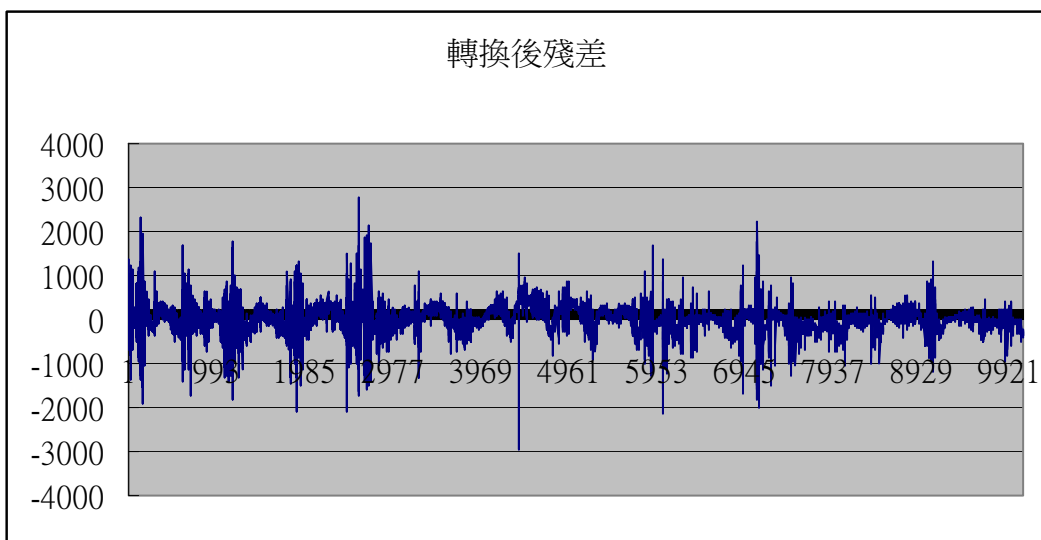


圖 32：轉換後的殘差圖

## (二)有關 HCPV 系統品質管制分析之研究

本工作重點主要在運用監控中心提供的各區域 HCPV 系統之發電相關即時資料，進行多區域系統發電之變異比較分析與追蹤，以預防變異(非機遇原因擾動)的擴大或消滅變異的影響，進而即時掌控系統品質之穩定，維護系統的正常運作。

一般的 HCPV 系統常因龐大、複雜與設置地點的偏遠，若無適當的品質監測管理機制，將很難保持正常的營運與充足的效能，而不同的系統設置地點，又會影響不同區域日照



環境之差異，若要精進將來系統之建置與營運之策略，探討多區域 HCPV 系統之品質管制分析，便成為重要的議題之一。

HCPV 系統的發電情形可視為是一個連續型的生產系統。故對發電品質的管制，可視同為製程品質的管制。當系統在一個健全的監控系統下，各類系統特性的正常和不正常資料都可以隨時觀察與搜集，我們就可以運用各種分析概念，對系統進行品質控管，以維持系統的正常運作，或當判別出異常發生時，能即時進行得當的處置，以掌控系統效能。而多區域 HCPV 系統品質管制分析之目的，即在於掌控、瞭解、記錄不同區域系統運轉及裝備現況，與受不同區域環境、日照等之影響差異。

在現實產業中，由於生產環境相對穩定，真正的機遇原因擾動也相對輕微，雖有著多重因子相互影響的情形，仍然有辦法獲得最佳的控制參數，以作為製程輸入的設定值。但對 HCPV 系統的發電品質而言，其外在環境相對的不穩定，往往受到日照、風速、風向、溫度、溼度、與髒污等多變、複雜、與不可控的多重因素影響，針對多重輸入的發電型態，控制方式益加困難且往往無法在多重因子的控制條件下求解獲得最佳的控制參數，以作為最佳發電的輸入設定值。

一個良好的製程管制系統，應該結合監視與控制兩方面。在一般的工程上，一個結合 SPC(統計製程管制)與 EPC(工程製程管制)的應用方法，往往就能得到很好的品質管控成效 [27~30]。但本研究的主要產出為 HCPV 系統的發電量，目前在資料項目的蒐集上(監視上)計有日期時間、直流電、交流電、風速、最大風速、風向、溫度(大氣)、相對溼度、直射日

照、全日照、與紫外線等 11 項。惟因外在環境因素(前述資料的後八個項目)的不可控，故經研究分析，在系統監控上面並不適合以 SPC 與 EPC 結合的應用方法，因為 EPC 方法需能調整控制變數，使能控制產出值等於或接近目標值。而也因為外在環境因素的不可控，故所蒐集的資料本身在時間軸上，可能時而有、時而無，沒有一定的律動可著力改善。

然而，為有效監視與控制 HCPV 系統的實際運作，本研究利用統計製程管制的概念與方法，結合實際資料的蒐集方式與資料本身特質，建構一套品質管制分析系統，使不僅能透過 SPC 進行 HCPV 系統發電的品質監督，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。

以下的分析，則植基於上一部分的分析結果，只留下依變數：直流電，和自變數：全日照、直射日照、最大風速、溫度(大氣)、與相對溼度等五因素，進行進一步分析。

## 1. 品質管制方法與製作

### (1)品質管制方法

HCPV 系統的電能產出資料，因隨時受到環境因素的影響，故具時有時無的特性，很難以固定的群組大小，進行樣本平均值相關的管制圖應用，但也因此，可用個別值-移動全距管制圖(X-Rm Control Charts)來管制每分鐘一筆的電量產出之品質特性管控，又因其即時性的反應要求，也最適合前後兩樣本(n=2)的分析應用。

### (2)製程標準差( $\sigma$ )未知下的個別值-移動全距管制圖(取 n=2)

製作方式如下[31]：

### A. X 管制圖

若  $n=2$ ，則 X 管制圖之管制界限經計算後製作方式

如下：

$$\begin{aligned} X \text{ 管制圖的上限} \quad UCL_X &= \mu_X + 3\sigma_X = \bar{X} + 3\frac{\sqrt{\pi}}{2}\bar{R}_m = \bar{X} + 2.66\bar{R}_m \\ X \text{ 管制圖的中線} \quad CL_X &= \bar{X} \\ X \text{ 管制圖的下限} \quad LCL_X &= \mu_X - 3\sigma_X = \bar{X} - 3\frac{\sqrt{\pi}}{2}\bar{R}_m = \bar{X} - 2.66\bar{R}_m \end{aligned} \quad (13)$$

其中  $R_{m_i} = |X_i - X_{i+1}|$ ， $\bar{R}_m = \frac{\sum R_{m_i}}{K - n + 1}$ ，K 表樣組數。

### B. R<sub>m</sub> 管制圖

若  $n=2$ ，則 R<sub>m</sub> 管制圖之管制界限經計算後製作方式如下：

$$\begin{aligned} R_m \text{ 管制圖的上限} \quad UCL_{R_m} &= \mu_{R_m} + 3\sigma_{R_m} = \bar{R}_m + 3\sqrt{2 - \frac{4}{\pi}}\frac{\sqrt{\pi}}{2}\bar{R}_m = 3.267\bar{R}_m \\ R_m \text{ 管制圖的中線} \quad CL_{R_m} &= \bar{R}_m \\ R_m \text{ 管制圖的下限} \quad LCL_{R_m} &= \mu_{R_m} - 3\sigma_{R_m} = \bar{R}_m - 3\sqrt{2 - \frac{4}{\pi}}\frac{\sqrt{\pi}}{2}\bar{R}_m = 0 \quad (\text{負值以0取代}) \end{aligned} \quad (14)$$

## 2. 個案研究

由於四座基座的資料雷同，本研究部分僅利用 C25 基座之資料，進行單區域 HCPV 系統之個別值-移動全距管制圖(取  $n=2$ )分析。首先將 C25 的所有原始資料共 16381 筆先分成：應用組(10829 筆)與驗證組(5552 筆)兩部分，並利用應用組資料建立管制圖，結果分述如下：

(1)對個別值管制圖(取  $n=2$ )而言，在  $\sigma$  未知的情況下，則其管制界限經計算後方式如下：

$$\begin{aligned}
X\text{管制圖的上限} & \quad UCL_X = \bar{X} + 2.66\bar{R}_m = 2141.13 \\
X\text{管制圖的中線} & \quad CL_X = \bar{X} = 1720.09 \\
X\text{管制圖的下限} & \quad LCL_X = \bar{X} - 2.66\bar{R}_m = 1299.06
\end{aligned}
\tag{15}$$

(2)對移動全距管制圖(取  $n=2$ )而言，在 $\sigma$ 未知的情況下，則其管制界限經計算後方式如下：

$$\begin{aligned}
R_m\text{管制圖的上限} & \quad UCL_{R_m} = 3.267\bar{R}_m = 517.11 \\
R_m\text{管制圖的中線} & \quad CL_{R_m} = \bar{R}_m = 158.28 \\
R_m\text{管制圖的下限} & \quad LCL_{R_m} = 0 \quad (\text{負值以0取代})
\end{aligned}
\tag{16}$$

完成之個別值-移動全距管制圖若以驗證組資料進行驗證分析，其結果分別如圖 33 與 34 所示。表面上，本系統發電量的品質管控並不理想，究其原因，主要是由 HCPV 系統發電資料可能會存在時大時小、時有時無的不穩定狀態特質所致。但若將不良異常定義為發電量小於 X 管制圖的下限且移動全距量大於 Rm 管制圖的上限，則全部不良異常的個數則僅有 144 筆(參圖 35)，佔總數的 2.59%。惟在此情況下，全部不良異常的個數仍高，而且並未考量環境因素本身的良窳，故有必要做進一步的改善應用。

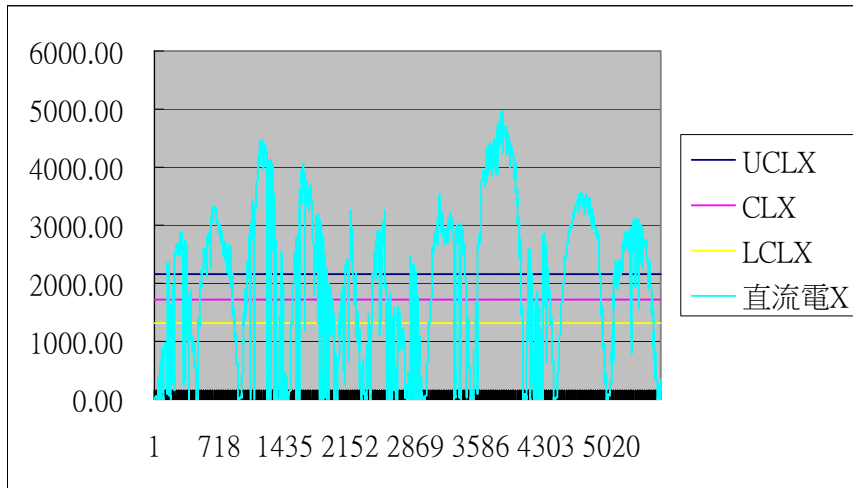


圖 33： 檢驗組之個別值管制圖

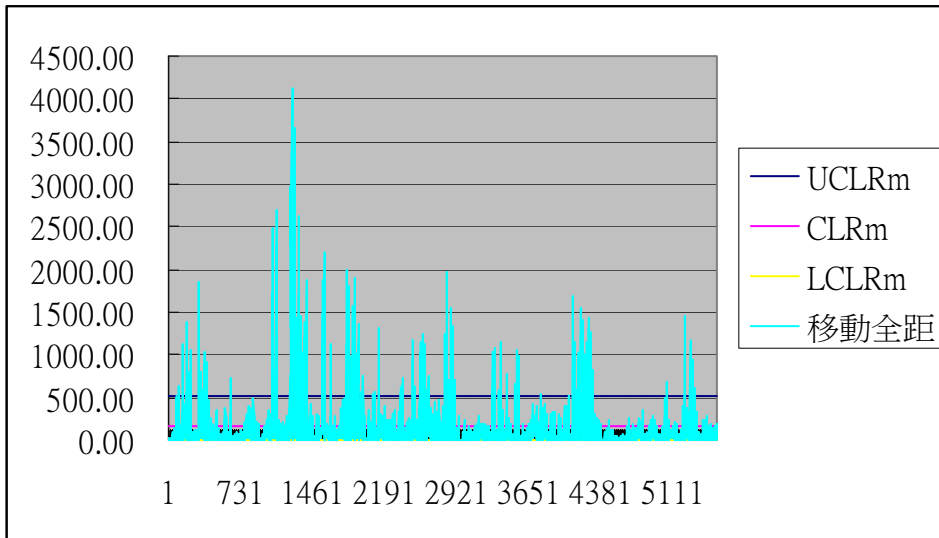


圖 34： 檢驗組之移動全距管制圖

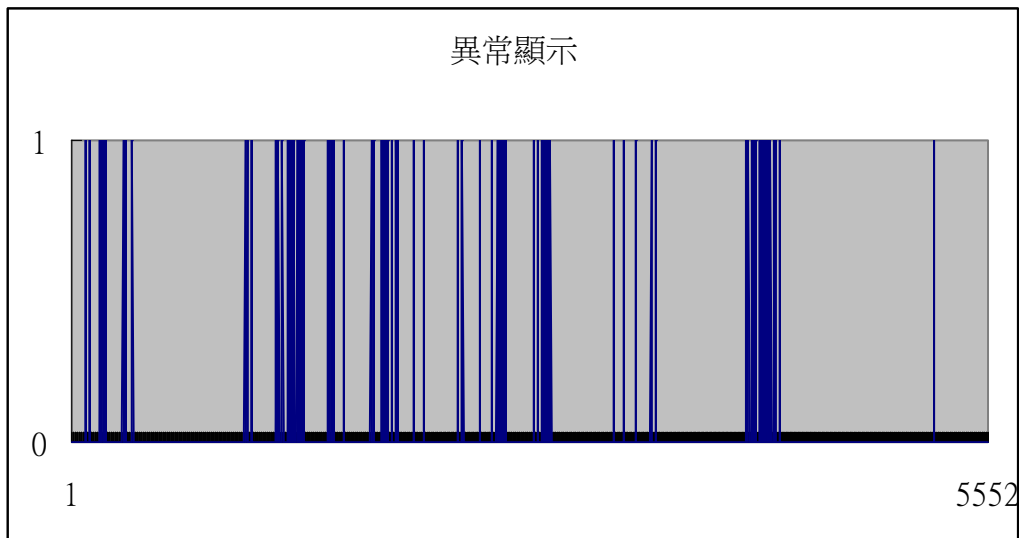


圖 35： 不良異常圖

### 3. 利用區別分析的輔助不良異常識別

為全盤考量 HCPV 資料蒐集(不穩定)的實況，及受到環境因素本身良窳的影響，並且能夠對發電不良異常產生時的即時反映，本研究將上述的個別值-移動全距管制圖，結合本節的區別分析，用以輔助對真正不良異常發生時的識別。

首先將 C25 的所有原始資料共 16381 筆先進行原始編碼，將直流電小於 100W 者歸為不良發電類(原始編碼為 0)，將直流電大於 100W 而小於 1000W 者歸為一般發電類(原始編碼為 1)，將直流電大於 1000W 者歸為良好發電類((原始編碼為 2，各分類標準則可視實際應用需要而修訂)；並將資料分成：應用組(10829 筆)與驗證組(5552 筆)兩部分。其次對應用組進行區別分析，可得分類函數係數表與分群結果表(如表 9 與 10)：

表 9 分類函數係數表

	原始編碼		
	.00	1.00	2.00
最大風速	4.440	4.210	4.033
大氣溫度	3.503	3.395	3.317
相對溼度	2.021	1.975	1.941
直射日照	-17.570	-10.178	1.125
全日照	21.755	24.545	28.560
(Constant)	-122.103	-118.490	-119.626

(來自 Fisher's linear discriminant function)

表 10 分群結果表

			Predicted Group Membership			Total
			.00	1.00	2.00	
Original	Count	.00	1910	309	141	2360
		1.00	658	920	687	2265
		2.00	85	362	5757	6204
	%	.00	80.9	13.1	6.0	100.0
		1.00	29.1	40.6	30.3	100.0
		2.00	1.4	5.8	92.8	100.0
Cross-validated <sup>a</sup>	Count	.00	1909	310	141	2360
		1.00	660	917	688	2265
		2.00	85	363	5756	6204
	%	.00	80.9	13.1	6.0	100.0
		1.00	29.1	40.5	30.4	100.0
		2.00	1.4	5.9	92.8	100.0

結果顯示，無論是初始或交互驗證，其正確率均接近 80%(79.3%)，但如果我們考慮的是在良好環境條件下，會產生不良異常發的電量情形，則其百分比就只有 0.785 % (85/10829)的錯誤率，而這些產生錯誤的情形，也才是我們系統監控上必須加以注意的地方。透過分類函數係數表，我們可以將良好、一般、和不良的預測編碼函數值公式列出如下：

$$\begin{aligned} \text{良好的預測編碼值} = & -119.626 + 28.56 * \text{全日照} + 1.125 * \text{直射日照} + \\ & 4.033 * \text{最大風速} + 1.941 * \text{大氣溫度} + 1.941 * \text{相對溼度} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \text{一般的預測編碼值} = & -118.49 + 24.545 * \text{全日照} - 10.178 * \text{直射日照} + \\ & 4.21 * \text{最大風速} + 3.395 * \text{大氣溫度} + 1.975 * \text{相對溼度} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \text{不良的預測編碼值} = & -122.103 + 21.755 * \text{全日照} - 17.57 * \text{直射日照} + \\ & 4.440 * \text{最大風速} + 3.503 * \text{大氣溫度} + 2.021 * \text{相對溼度} \end{aligned} \quad (19)$$

當原始編碼歸為良好的發電條件下(原始編碼為 2)，其

預測編碼結果為不良的發電產出(預測編碼為 0，此時不良的預測編碼值大於良好的預測編碼值與一般的預測編碼值)時，則表示不良異常的產生。若我們將這 10829 筆資料所產生的判別標準，以剩下的 5552 筆資料來進行驗證，則相對的錯誤率亦只有 0.324% (18/5552)，顯示區別分析可以作為系統是否發生不良異常之判別輔助應用(圖 36)。若進一步將不良異常定義為(發電量小於 X 管制圖的下限且移動全距量大於 Rm 管制圖的上限)且(不良的預測編碼值大於良好的預測編碼值與一般的預測編碼值)時，則整體不良異常的個數僅有 3 筆(圖 37)，共分布在 15 個驗證天中的第四天 13:45 與 15:24 兩次，及第十二天的 13:05 一次，初判這些訊息應屬合理的不良異常警訊頻率，值得作為系統運作之監控參考。

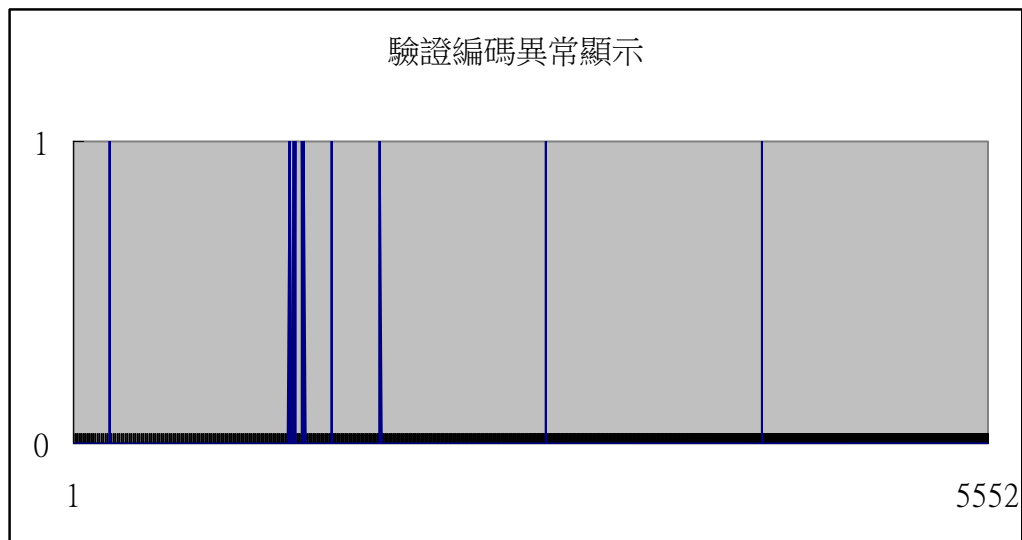


圖 36： 驗證編碼異常顯示圖



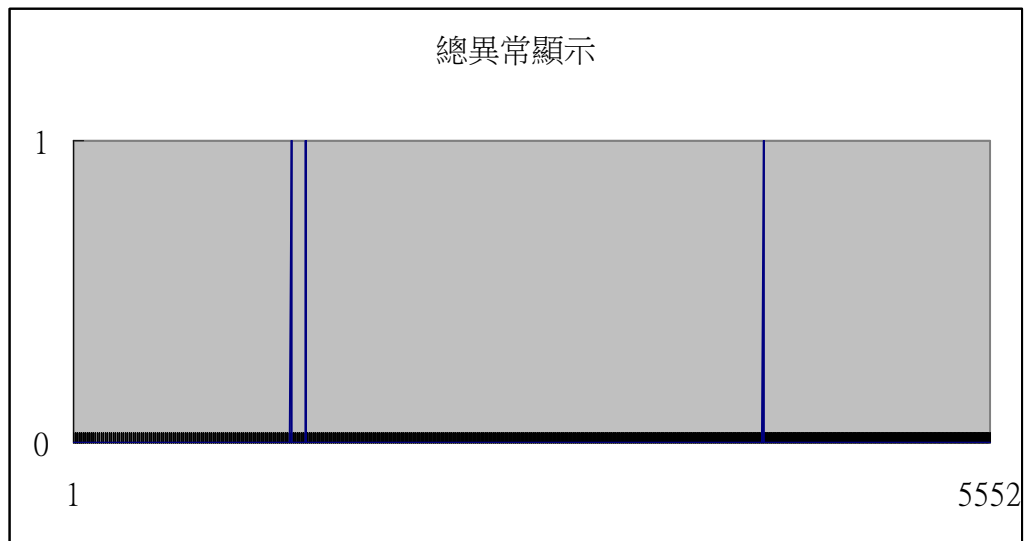


圖 37：總異常顯示圖

### (三)有關多區域 HCPV 系統品質管制分析之研究初探

由於不同區域之環境因素差異的影響，或系統本身模組、元件的壽命長短各異，而造成系統失效發生的可能性，甚至操作上的不良情形等，均會造成系統發電品質的差異與變化。當系統發電品質發生差異與變化時，若能即時得到監控與判別，進而確認系統有無異常、異常類型、異常起因與可能後果等，將可判斷是否須進行迅速而得當的處置，以使系統的損失降至最低，而且不致讓損失繼續擴大。

多區域 HCPV 系統品質管制分析之目的在於探討對多區域 HCPV 系統之間的品質差異之量化分析，但對此部分，國內外的研究並不多見，加上多區域 HCPV 系統品質管制資料的不易蒐集，故本研究部分僅以目前擁有之 C25~C28 資料進行假設運用，希望先建立初步的研究架構，而待有足夠資料蒐整後，再進行完整分析。

本研究將 C25~C28 中的資料，以不同天代表不同的區域(故有不同的環境因素資料，但仍假設發生在同一天)，完成模

擬的基礎資料如表 11，以進行多區域的統計分析，分別探討在同一天，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之差異分析。因假設地域不同，故實務上並無法控制任何兩個資料點有著相同的環境因素值，亦即在不同的地域上無法同時要求相同的全日照、直射日照、最大風速、大氣溫度、與相對溼度等條件，進行各基座直流電產生情形之分析比較。又，因同一時間點並非所有因素資料均可能存在，故所有模擬的基礎資料均以該狀況下的平均值來呈現。

表 11 模擬的基礎資料

地區	基座	時間	環境因素					直流電
			最大風速	大氣溫度	相對溼度	直射日照	全日照	
甲地	A座	10時	3.825	17.237	78.316	0.462	0.713	2630.789
		11時	4.849	19.494	67.731	0.550	0.765	3290.928
		12時	4.537	21.737	58.742	0.570	0.782	3409.247
		13時	4.241	22.661	57.332	0.534	0.720	2999.450
		14時	4.708	22.772	58.633	0.498	0.597	2382.883
		15時	4.533	22.474	59.937	0.462	0.431	1547.693
	B座	10時	3.742	17.207	78.453	0.438	0.700	2677.927
		11時	4.849	19.494	67.731	0.550	0.765	3365.458
		12	4.537	21.737	58.742	0.570	0.782	3442.419

		時						
		13時	4.241	22.661	57.332	0.534	0.720	3099.878
		14時	4.708	22.772	58.633	0.498	0.597	2859.469
		15時	4.515	22.458	60.017	0.460	0.424	2289.494
...	...	...	...	...	...	...	...	...
丙地	C座	10時	2.338	25.541	43.758	0.541	0.787	2578.431
		11時	3.968	25.555	46.792	0.552	0.869	2704.189
		12時	4.541	25.676	48.152	0.580	0.882	2880.356
		13時	5.819	25.562	49.136	0.560	0.817	2789.722
		14時	6.325	25.534	50.149	0.533	0.691	2628.064
	15時	5.842	25.361	51.501	0.449	0.501	1910.575	
	D座	10時	2.338	25.541	43.758	0.541	0.787	2262.114
		11時	3.968	25.555	46.792	0.552	0.869	2360.701
		12時	4.541	25.676	48.152	0.580	0.882	2509.528
		13時	5.819	25.562	49.136	0.560	0.817	2418.753
14時		6.325	25.534	50.149	0.533	0.691	2272.061	

	15 時	5.842	25.361	51.501	0.449	0.501	1701.358
--	---------	-------	--------	--------	-------	-------	----------

### 1. 不同區域與時間在環境因素上之變異分析

將表 12 之資料以 SPSS 對不同區域與時間在環境因素上之影響進行二因子多變量變異數分析，可得多變量檢定表如表 13。檢視其中的 Wilk's Lambda 值可知，不同的地區、時間、或地區與時間的交互影響上，在全日照、直射日照、最大風速、大氣溫度、與相對溼度等環境因素上均有顯著的不同。

表 12 多變量檢定表

Effect		Value	F	Hypothesis df	Error df	Sig.
Intercept	Pillai's Trace	1.000	22710601056.850 <sup>a</sup>	5.000	50.000	.000
	Wilks' Lambda	.000	22710602151.664 <sup>a</sup>	5.000	50.000	.000
	Hotelling's Trace	2271060215.166	2271060215.166 <sup>a</sup>	5.000	50.000	.000
	Roy's Largest Root	2271060215.166	2271060215.166 <sup>a</sup>	5.000	50.000	.000
地區	Pillai's Trace	2.000	13122737.762	10.000	102.000	.000
	Wilks' Lambda	.000	23455479.460 <sup>a</sup>	10.000	100.000	.000
	Hotelling's Trace	8552523.541	41907365.349	10.000	98.000	.000
	Roy's Largest Root	7851848.914	80088858.924 <sup>b</sup>	5.000	51.000	.000
時間	Pillai's Trace	4.591	121.349	25.000	270.000	.000
	Wilks' Lambda	.000	286071.183	25.000	187.244	.000
	Hotelling's Trace	882032.154	1707614.251	25.000	242.000	.000
	Roy's Largest Root	829893.614	8962851.028 <sup>b</sup>	5.000	54.000	.000
地區 * 時間	Pillai's Trace	4.819	144.088	50.000	270.000	.000
	Wilks' Lambda	.000	31028.410	50.000	231.399	.000
	Hotelling's Trace	418565.005	405170.925	50.000	242.000	.000
	Roy's Largest Root	250164.098	1350886.127 <sup>b</sup>	10.000	54.000	.000

a. Exact statistic

b. The statistic is an upper bound on F that yields a lower bound on the significance level.

c. Design: Intercept+地區+時間+地區 \* 時間

### 2. 不同區域、基座與時間在發電量上之變異分析

將表 13 之資料以 SPSS 分別對不同區域、基座與時間在發電量上之影響進行變異數分析與多重比較，可得檢定表如表 14-15。結果顯示：(1)不同的地區對發電量有顯著影

響，其原因應是來自環境上的差異。(2)不同的基座對發電量並無顯著影響，其原因應是這些基座的發電效能上並無太大差異。(3)不同的時間對發電量有非常顯著的影響，其原因應是全日照與直射日照隨會因時間而有較大改變。

表 13 不同區域的發電量變異分析

ANOVA

直流電

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	3574203.910	2	1787101.955	5.361	.007
Within Groups	22999831.347	69	333330.889		
Total	26574035.257	71			

Multiple Comparisons

Dependent Variable: 直流電

LSD

(I) 地區	(J) 地區	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
1	2	-338.27725*	166.666	.046	-670.76693	-5.78757
	3	201.75775	166.666	.230	-130.73193	534.24743
2	1	338.27725*	166.666	.046	5.78757	670.76693
	3	540.03500*	166.666	.002	207.54532	872.52468
3	1	-201.75775	166.666	.230	-534.24743	130.73193
	2	-540.03500*	166.666	.002	-872.52468	-207.54532

\*. The mean difference is significant at the .05 level.

表 14 不同基座的發電量變異分析

ANOVA

直流電

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	2141077.535	3	713692.512	1.986	.124
Within Groups	24432957.722	68	359308.202		
Total	26574035.257	71			

### Multiple Comparisons

Dependent Variable: 直流電

LSD

(I) 基座	(J) 基座	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
1	2	-222.84917	199.808	.269	-621.55931	175.86097
	3	3.19867	199.808	.987	-395.51147	401.90881
	4	264.14328	199.808	.191	-134.56686	662.85342
2	1	222.84917	199.808	.269	-175.86097	621.55931
	3	226.04783	199.808	.262	-172.66231	624.75797
	4	486.99244*	199.808	.017	88.28230	885.70258
3	1	-3.19867	199.808	.987	-401.90881	395.51147
	2	-226.04783	199.808	.262	-624.75797	172.66231
	4	260.94461	199.808	.196	-137.76553	659.65475
4	1	-264.14328	199.808	.191	-662.85342	134.56686
	2	-486.99244*	199.808	.017	-885.70258	-88.28230
	3	-260.94461	199.808	.196	-659.65475	137.76553

\*. The mean difference is significant at the .05 level.

表 15 不同時間的發電量變異分析

### ANOVA

直流電

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	9644169.811	5	1928833.962	7.519	.000
Within Groups	16929865.446	66	256513.113		
Total	26574035.257	71			

### Multiple Comparisons

Dependent Variable: 直流電

LSD

(I) 時間	(J) 時間	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
1	2	-470.91600*	206.766	.026	-883.73767	-58.09433
	3	-828.11833*	206.766	.000	-1240.94000	-415.29666
	4	-852.50567*	206.766	.000	-1265.32734	-439.68400
	5	-731.75825*	206.766	.001	-1144.57992	-318.93658
	6	19.91525	206.766	.924	-392.90642	432.73692
2	1	470.91600*	206.766	.026	58.09433	883.73767
	3	-357.20233	206.766	.089	-770.02400	55.61934
...	...	...	...	...	...	...
6	1	-19.91525	206.766	.924	-432.73692	392.90642
	2	-490.83125*	206.766	.021	-903.65292	-78.00958
	3	-848.03358*	206.766	.000	-1260.85525	-435.21191
	4	-872.42092*	206.766	.000	-1285.24259	-459.59925
	5	-751.67350*	206.766	.001	-1164.49517	-338.85183

\*. The mean difference is significant at the .05 level.

### 三、結論

本研究彙整資料主要用在環境因素對於所建立太陽能發電模組的模型、污漬效應在大型併網太陽光發電系統的影響、光譜參數對聚光型太陽光發電模組性能的衝擊研究、不同 III-V 族多接面太陽光發電電池的聚光型太陽光發電系統性能比較等，特徵是探討的項目增加光譜匹配參數。

同時考量不同區域日照環境差異之影響，探討多區域 HCPV 系統之品質管制分析，以作為系統建置與營運策略精進之參考。其成果為：WRF 模式之溫度、濕度、風速、風向等氣象因子對太陽能發電系統整體效益影響；整合性 HCPV 系統資料與環境分析和應用，及強化系統監控與效能；環境因素變動對 HCPV 系統之效能分析；運用統計推論方法，進行多區域 HCPV 系統之品質管制分析。本研究所提出的方法在短時間 DNI 的預測。從實際的數據做多次測試結果顯示，在排除劇烈變動的天候後，已獲得正確率落在此範圍(89%~93%)內。

研究結果分述如下：

1. 透過迴歸分析與對資料的自我相關性排除方法，可以將發電量與直射日照、最大風速、溫度(大氣)、相對溼度的關係，得到改善殘差後的較佳迴歸直線預測模式。
2. 透過個別值-移動全距管制圖的品質管制分析，與區別分析方法在不良異常識別上的輔助，可以在合理的警訊頻率下，識別出不良異常的發生，作為系統運作之監控參考。
3. 透過對多區域 HCPV 系統之間的品質差異之量化分析探討，得知不同區域與時間在環境因素上之變異，對直射日照、最大風速、大氣溫度、與相對溼度等環境因素上均有顯



著的不同。而不同的地區對發電量亦有顯著的影響，其原因是來自環境上的差異。又同地區不同的 HCPV 子系統，在發電量上並無顯著影響，其原因是這些 HCPV 子系統的發電效能上並無太大差異。

分析多區域 HCPV 系統時，對不同地區之太陽能發電系統品質的即時管控，先就各自 HCPV 系統之統計敘述與推論結果，建立基礎屬性資訊；再針對各自屬性，結合品質管制方法，即運用個別值/移動全距管制圖及不良異常警訊，逐一展開分析探討，對系統變異之預防能發揮效果，進而及時掌控系統品質，維護系統的正常運作。

#### 肆、參考文獻

- [1] M McDonald, “Accurate Energy Predictions for Tracking HCPV Installations, 24th European Photovoltaic Solar Energy Conference, 2009.
- [2] A.Kimer, “The Effect of Soiling on Large Grid-Connected Photovoltaic Systems in California and the Southwest Region of the United States”, IEEE Photovoltaic Energy Conversion Conference, 2006.
- [3] Matthew Muller, “An Investigation into Spectral Parameters as they Impact CPV Module Performance”, 6th International Conference on Concentrating Photovoltaic Systems (CPV-6), Apr. 2010.
- [4] Matthew Muller, “Spectral Effects in CPV performance, Reliability Work Shop, Feb.2010.
- [5] Jun Hashimoto, “Performance of CPV System Using Three Types of III-V Multi-Junction Solar Cells”, 8th International Conference on Concentrating PV Systems (CPV-8), April 16 2012.
- [6] Pandit S M, Wu S M. Time Series and System Analysis with Applications [M]. United States: Krieger Publishing Company, 1983.
- [7] Kawashima M, Dorgan C E, Mitchell J W. Hourly thermal load prediction for the next 24 hours by ARIMA, EWMA, LR, and an Artificial Neural Network[J].ASHRAE Transactions , 1995, 101 (1) :186-200.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10]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.
- [11]李國路、林宏志、王金印，「HCPV 系統整合及監控技術精進」，行政院原子能委員會委託研究計畫研究報告，99 年，(計畫編號：992001INER041)。
- [12]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)。
- [13]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)。
- [14]M. Benganem and A. Maafi, Data Acquisition System for Photovoltaic Systems Performance Monitoring, IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Ottawa, Canada, May 19-21, 1997.
- [15]Silvano Vergura, Giuseppe Acciani, Vitantonio Amoruso, Giuseppe E. Patrono, and Francesco Vacca, Descriptive and Inferential Statistics for Supervising and Monitoring the Operation of PV Plants, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No. 11, November 2009.
- [16]Y. Yagi, H. Kishi, R. Hagihara, T. Tanaka, S. Kozuma, T. Ishida, M. Waki, M. Tanaka and S. Kiyama, 2003, Diagnostic technology and an expert system for photovoltaic systems using the learning method, Solar Energy Materials and Solar Cells, Vol. 75, Issues 3-4, pp. 655-663.
- [17]S.K. Firth, K.J. Lomas and S.J. Rees, 2010, A simple model of PV system performance and its use in fault detection, Solar Energy, Vol. 84, pp.624–635.

- [18] Xu Xiaoli and Qiao Daoc, Remote Monitoring and Control of Photovoltaic System Using Wireless Sensor Network, 2011 International Conference on Electric Information and Control Engineering (ICEICE), pp. 633 ~ 638 .
- [19] C.B. Yahya, 2010, Performance Monitoring of Solar Stand Alone Power Systems, IEEE International Energy Conference, pp. 412-416.
- [20] C.H. Chang, J.J. Zhu, and H.L. Tsai, 2010, Model-Based Performance Diagnosis for PV Systems, SICE Annual Conference, pp. 2139-2145.
- [21] 王孟輝, 「多元綠色電力故障診斷系統之研製」, 國科會計畫, 98年, (計畫編號: NSC-98-2221-E-167-028)。
- [22] 郭富強, 智慧故障診斷方法綜述, 陝西廣播電視大學學報, 第11卷第2期, 2009年, pp. 87~90。
- [23] Montgomery, D. C. and E. A. Peck, "Introduction to linear regression analysis," 2nd Ed., John Wiley and Sons, New York, 1992.
- [24] Johnston J., "Econometric Methods," McGraw-Hill, New York, 1972.
- [25] Pesaran, E. S. and L. J. Slater, Dynamic Regression: Theory and Algorithms, Halsted Press, New York, 1980.
- [26] Cochrane, D. and G. H. Orcutt, "Application of least squares regression to relationships containing autocorrelated error terms," J. Am. Statist. Assoc., 44, 32-61, 1949.
- [27] 林宜霓, 「整合 SPC 與 EPC 系統以發展及時確認策略之研究」, 輔仁大學應用統計研究所碩士論文, 1997。
- [28] 楊宗儒, SPC 與 EPC 整合架構下管制圖之評估與選用, 大葉大學工業工程研究所, 碩士論文, 2000。

- [29]蕭逢元與江瑞清，建構多重輸入、多重輸出之 EPC 模式，南亞學報第二十五期，pp. 1~16。
- [30]Montgomery, D. C., J. B. Keats, G. C. Runger and W. S. Messina“Integrating Statistical process control and engineering process control”, *Journal of Quality Technology*, 26, 79-87, 1994.
- [31]傅和彥與黃士滔，品質管理，前程企業，2004。