

# 工業技術研究院

Industrial Technology  
Research Institute

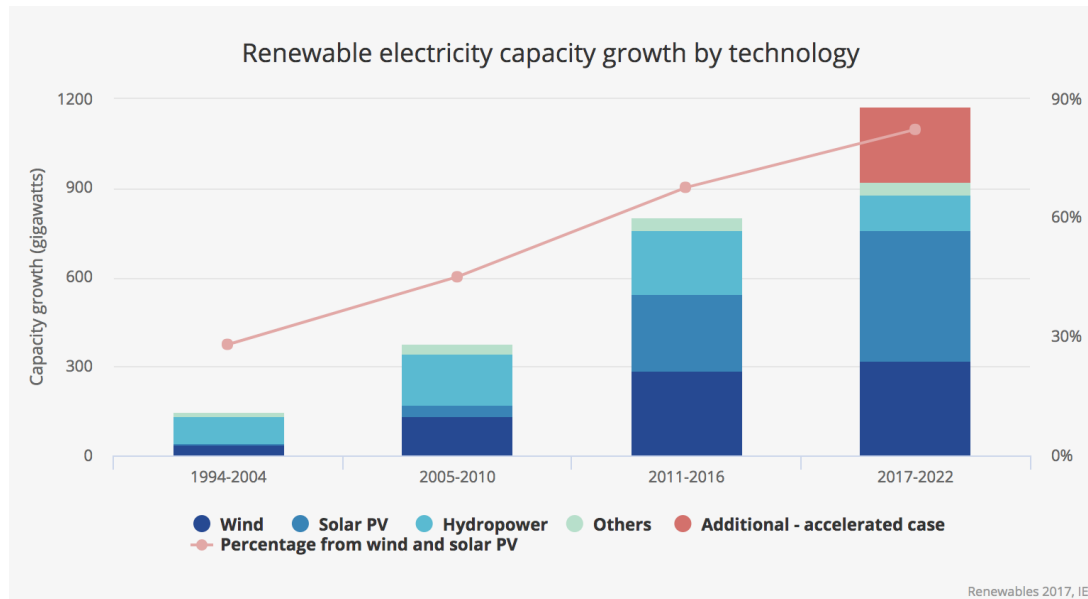
## 太陽光電預測技術簡介

陳彥銘 研究員  
電能物聯網研究室  
電力及電網技術組  
綠能與環境研究所

2018. 06. 28

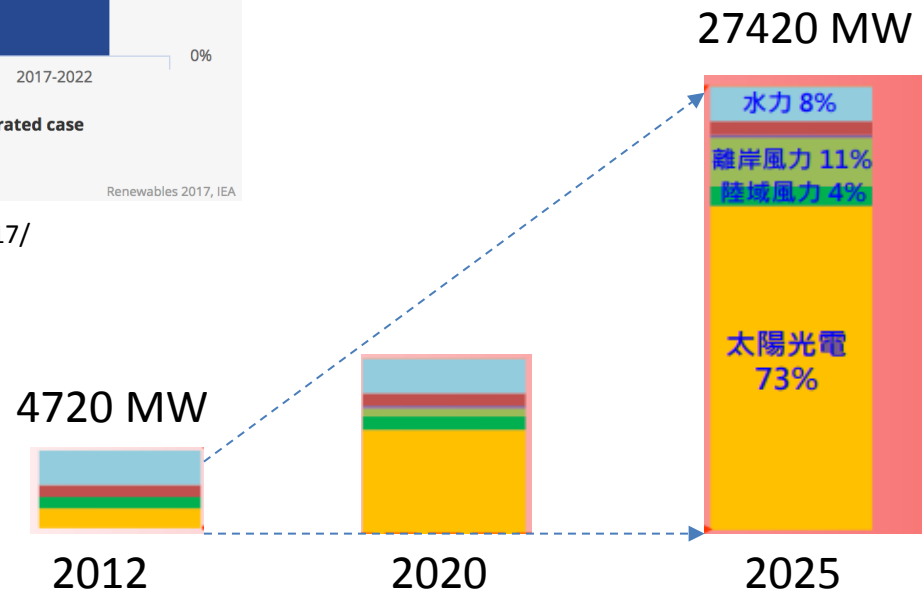
# 太陽光電的成長

- **國際**：在未來五年，太陽光電是再生能源中成長幅度最快的，大幅高於水力及風力 (國際能源署 IEA, 2017)



\*Reference <https://www.iea.org/publications/renewables2017/>

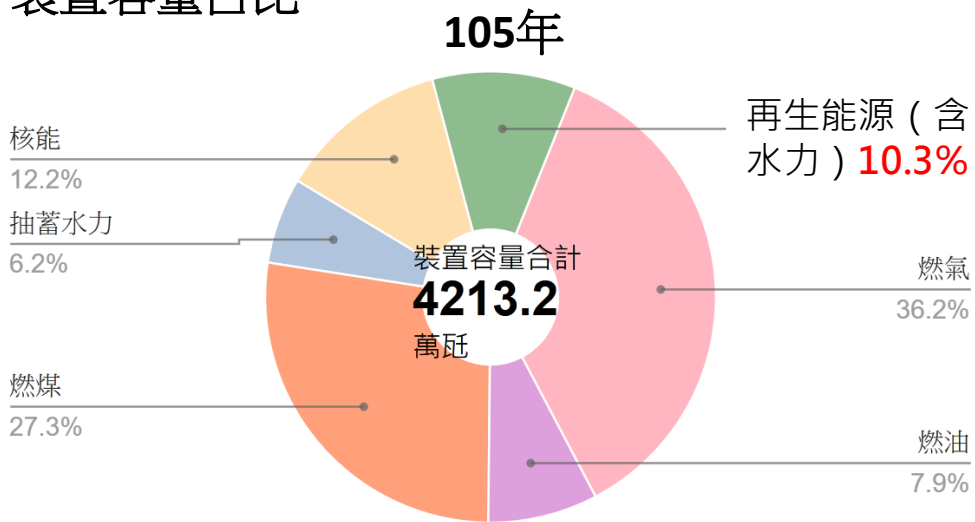
- **國內**：「再生能源發展條例」部分條文修正草案 – 2025再生能源占比達到20% (27GW)，其中太陽光電將占比達73%



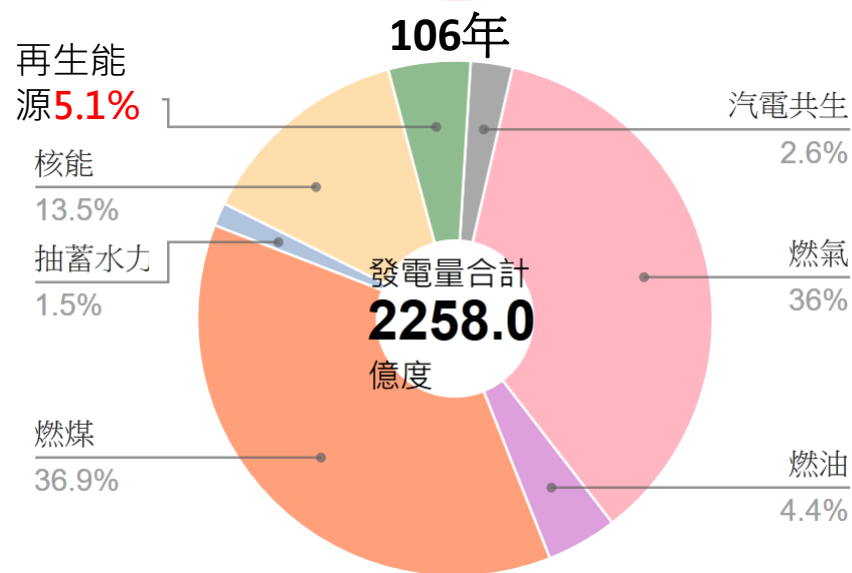
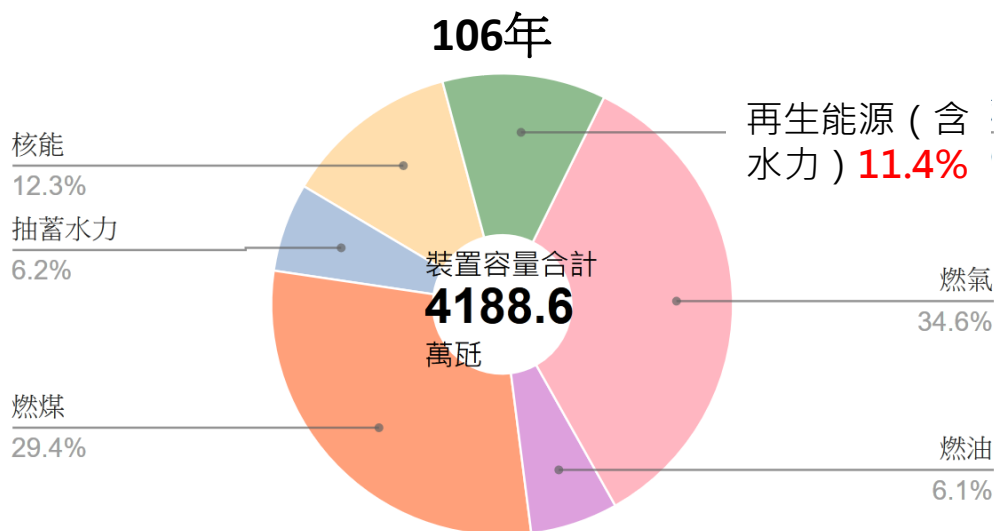
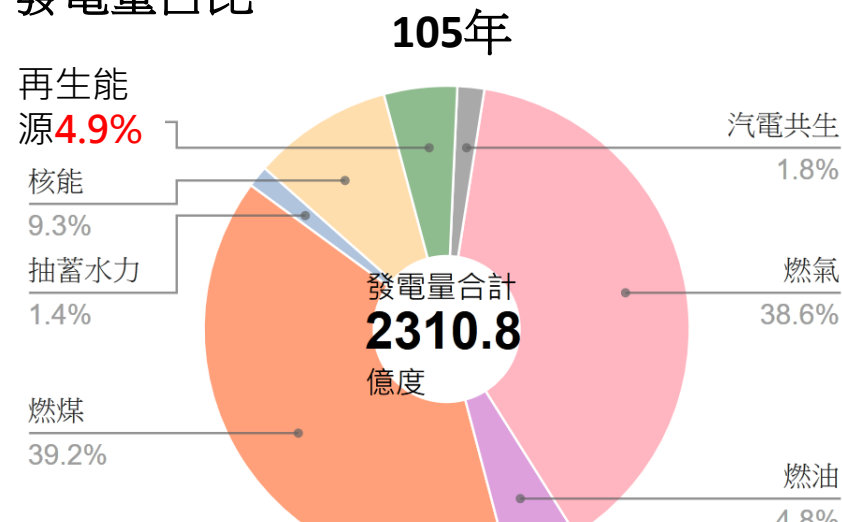
\*Reference 能源轉型路徑圖規劃(經濟部).pdf

# 台電再生能源發電比例現況

## 裝置容量占比



## 發電量占比

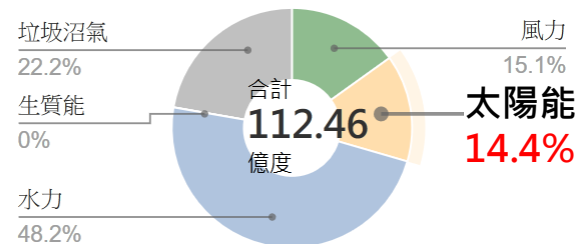


資料來源：台電公司 <https://www.taipower.com.tw/tc/page.aspx?mid=212&cid=120&cchk=f3a1b1e0-03e5-45fa-b72e-b28c5cb94f37>

# 國內太陽光電場

## 光電分布圖

106年再生能源發購電量結構



大潭光電(651瓩)

中大光電(40瓩)

卓蘭光電(42瓩)

中儲光電(92瓩)

后里光電(91瓩)

中火光電(2123瓩)

龍井光電(6486瓩)

新伯公光電(116瓩)

金沙光電(528瓩)

民雄光電(60瓩)

尖山光電(71瓩)

七美光電(155瓩)

興達光電(1627瓩)

永安光電(4637瓩)

路北光電(60瓩)

核三光電(1458瓩)



森勁電力三期(3011瓩)

森勁電力一二期(13362瓩)

高屏矽能豐盛里港(751瓩)

台灣矽能(384瓩)

高屏矽能鹽埔(72瓩)

昱鼎電業高鐵(3357瓩)

昱鼎電業高捷(2106瓩)

廣進矽能(688瓩)

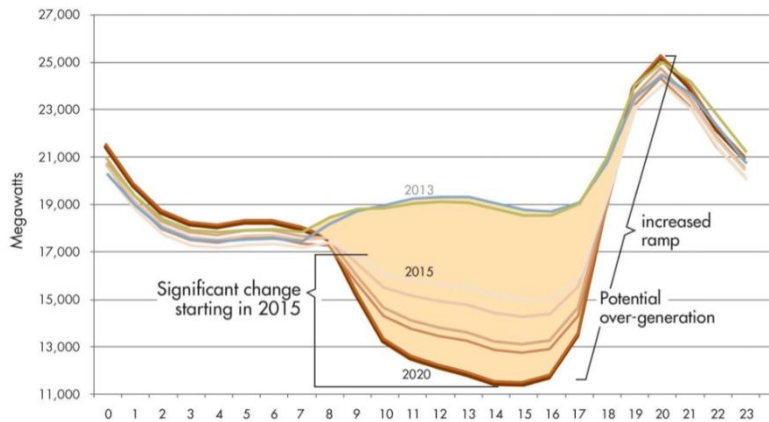
	總數	0.5-1MW	1-5MW	>5MW
場域數	24	4	7	2

資料來源：台電官網

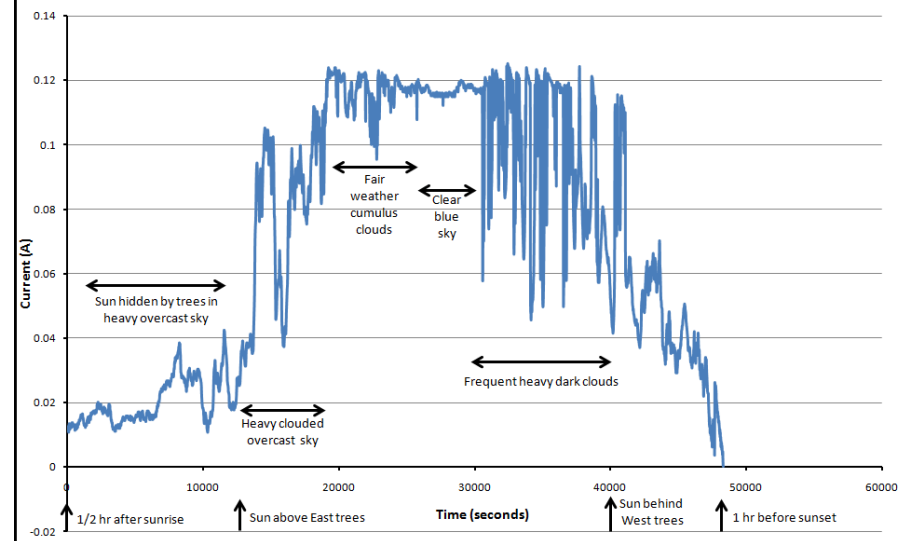
# 再生能源使用的主要問題

- 再生能源為間歇性、隨機性能源 (Variability and Uncertainty) – 因此當大量的再生能源併入電網時，易造成電壓浮動，影響區域電網供電穩定度

## The Duck Curve

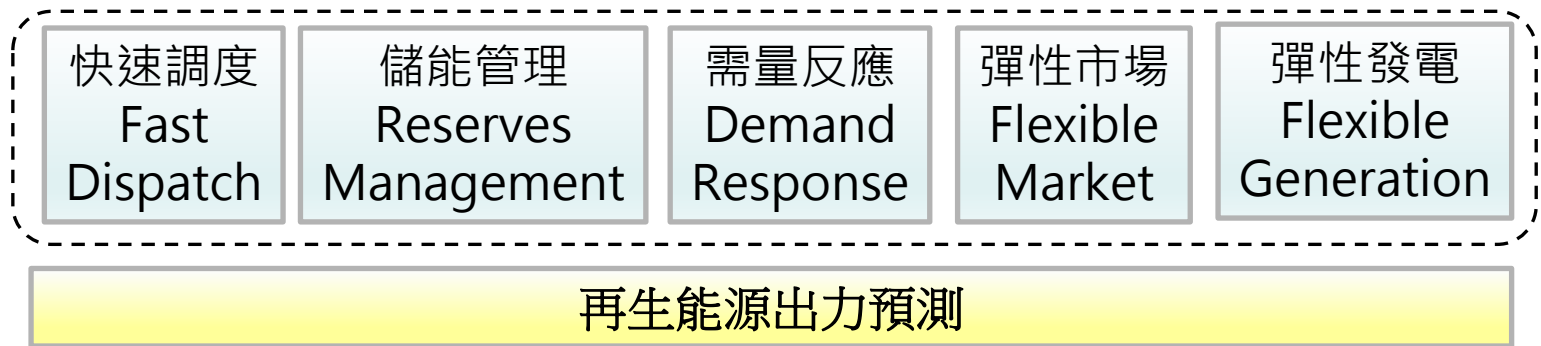


## The Effect of Sky Conditions on Solar Panel Power Output



# 不穩定再生能源對電網操作的影響

- 電網操作層面需要隨時維持系統的**供需平衡**，但允許**短時間的變化**。
- 再生能源併網關鍵在於**量(power)**與**瞬間最大變化率(ramp rate+/-)**。
  - **量**:機組排程、備轉容量(輔助服務)、線路壅塞
  - **瞬間最大變化率**:系統on-line機組之升降率



\* Reference: National Renewable Energy Laboratory (NREL)

- 再生能源出力預測技術為併網解決方案之基礎

# 太陽能出力預測技術應用價值

Impact of DA solar power forecasting improvement on electricity generation upward ramping.

Solar Penetration (%)	4.5				9.0				13.5				18.0			
Forecast Improvement (%)	25	50	75	100	25	50	75	100	25	50	75	100	25	50	75	100
Coal (% change)	-0.5	-0.7	-1.1	-1.7	-1.1	-3.5	-5.4	-6.0	-1.1	-2.9	-4.7	-5.2	-1.5	-3.0	-4.0	-4.5
Gas CC (% change)	-0.5	-0.7	-1.5	-1.7	-0.2	-1.2	-2.1	-2.4	-0.4	-1.0	-1.8	-1.9	-0.3	-0.8	-1.6	-1.5
Gas & Oil ST (% change)	-0.9	-3.2	-2.6	-2.8	-2.4	-3.3	-5.7	-7.7	-3.9	-8.5	-11.7	-14.2	-3.1	-7.7	-11.8	-16.8
Gas & Oil GT & IC(% change)	-0.2	-0.9	-1.1	-1.0	-2.4	-3.5	-3.5	-4.3	-1.6	-3.5	-4.6	-5.7	-2.9	-5.3	-6.9	-9.5

Impact of solar power forecasting improvement on start & shutdown costs.

Solar Penetration (%)	4.5				9.0				13.5				18.0			
Forecast Improvement (%)	25	50	75	100	25	50	75	100	25	50	75	100	25	50	75	100
Gas CC (% change)	0.3	1.1	1.7	3.2	1.6	2.3	3.8	5.5	0.0	0.9	2.4	4.3	0.4	0.1	1.8	2.9
Gas & Oil GT & IC (% change)	-0.1	-1.0	-1.0	-1.4	-3.5	-4.9	-5.3	-6.2	-1.5	-3.5	-5.1	-6.3	-2.7	-4.9	-7.0	-9.9

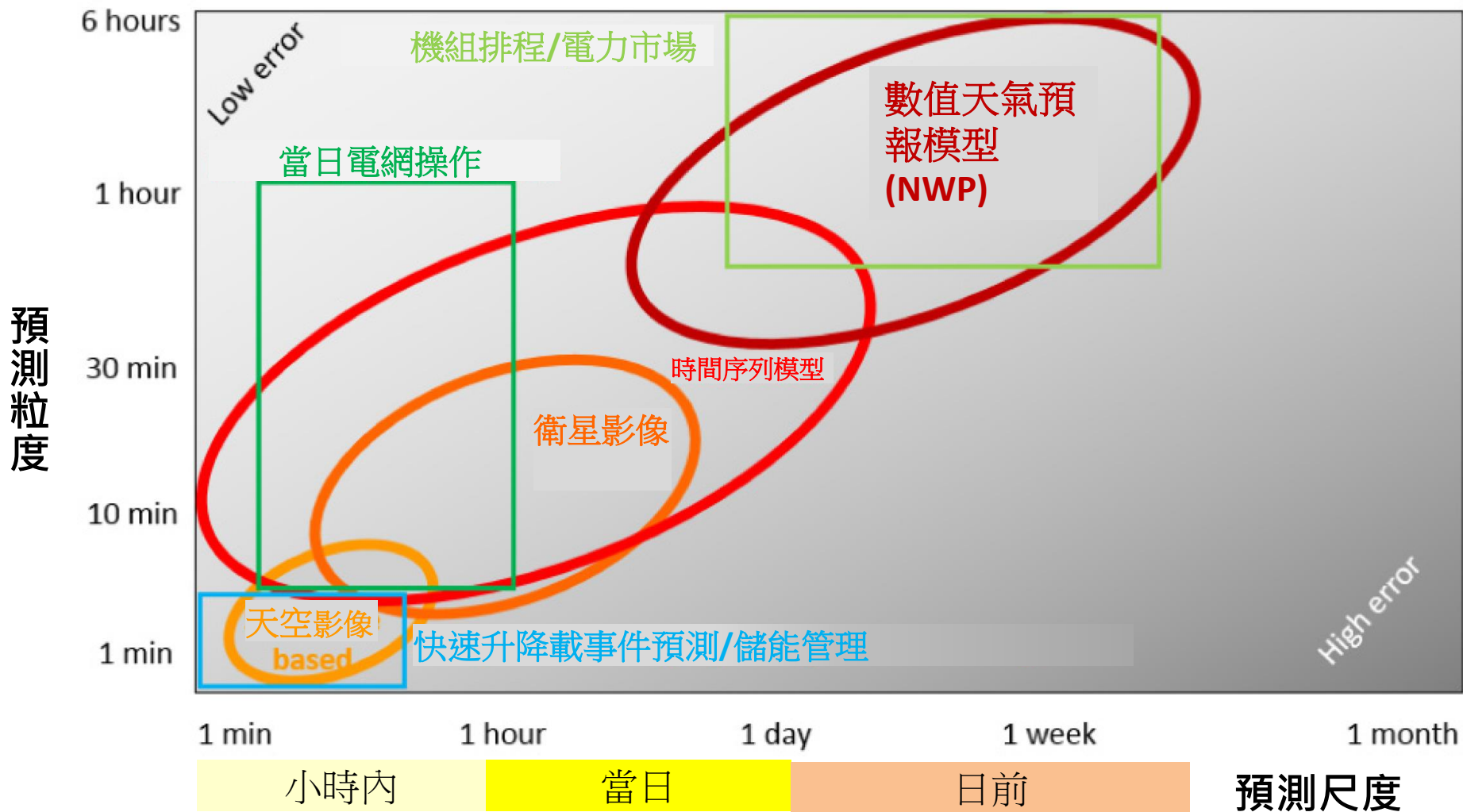
Source : C. B. Martinez-Anido, etl. (2016), "The value of day-ahead solar power forecasting improvement", Solar Energy, 129, 192–203

# 太陽能出力預測類型與主要方法

預測分類	預測尺度	預測用途	預測方法
極短期	小時內	<ul style="list-style-type: none"> <li>快速升降載事件</li> <li>儲能控制</li> </ul>	<ol style="list-style-type: none"> <li>氣象因素與天空雲量觀測</li> <li>由衛星雲圖觀測雲運動指標</li> <li>數值氣象預報模式</li> </ol>
	1小時～3小時前	<ul style="list-style-type: none"> <li>追蹤負載</li> </ul>	
短期	日前	<ul style="list-style-type: none"> <li>機組排程</li> <li>配電管理</li> <li>電力市場</li> </ul>	<ol style="list-style-type: none"> <li>數值氣象預報模式</li> <li>統計方法/人工智慧</li> </ol>
中長期	每週	<ul style="list-style-type: none"> <li>保養維修</li> </ul>	<ol style="list-style-type: none"> <li>NOAA、NASA氣候預測模型</li> <li>全球氣候模式(GCM)</li> <li>長時間氣象歷史資料</li> </ol>
	每季	<ul style="list-style-type: none"> <li>效能評估</li> </ul>	
	每年	<ul style="list-style-type: none"> <li>經濟分析</li> <li>資產評估</li> <li>場址選擇</li> </ul>	



# 太陽能出力預測技術與應用類型關係



Source : C. Voyant, etl. (2017), "Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review", Renewable Energy, 105, 569-582

# 級短期太陽能出力預測規格參考

國/地區別	日前預報 (預測長度/間隔)	準確度	當日預報 (預測長度/間隔)	準確度 註3	附註
美國科羅拉多州 獨立電廠	次日0-24時 (1 hr)	85% 註3	小時內 (N/A)	89% 註3	單一場域
美國科羅拉多州 丹佛區域	次日0-24時 (1 hr)	92% 註3	小時內 (N/A)	94% 註3	區域 註1,2
美國科羅拉多州 一個州	次日0-24時 (1 hr)	93% 註3	小時內 (N/A)	96% 註3	區域 註1,2
美國西部電網	次日0-24時 (1 hr)	97% 註3	小時內 (N/A)	98% 註3	區域 註1,2
美國UCSD 一個校區			小時內 (5 min)	85% 註4	單一場域
日本JWA 一個院區			小時內 (30 min)	平均誤差為 140 W/m <sup>2</sup> ,準確度 約 77%	單一場域

註: 1. 為對分布於該區域內多個發電廠進行總發電出力值預測

2. 因大區域範圍內各電廠出力值誤差可能會互相抵消，因此文獻研究指出大區域範圍預測準確度會大幅提高

3. 準確度計算方式為 1- MAPE,  $MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{p}_i - p_i}{capacity} \right|$  (誤差計算分母為總裝置容量)

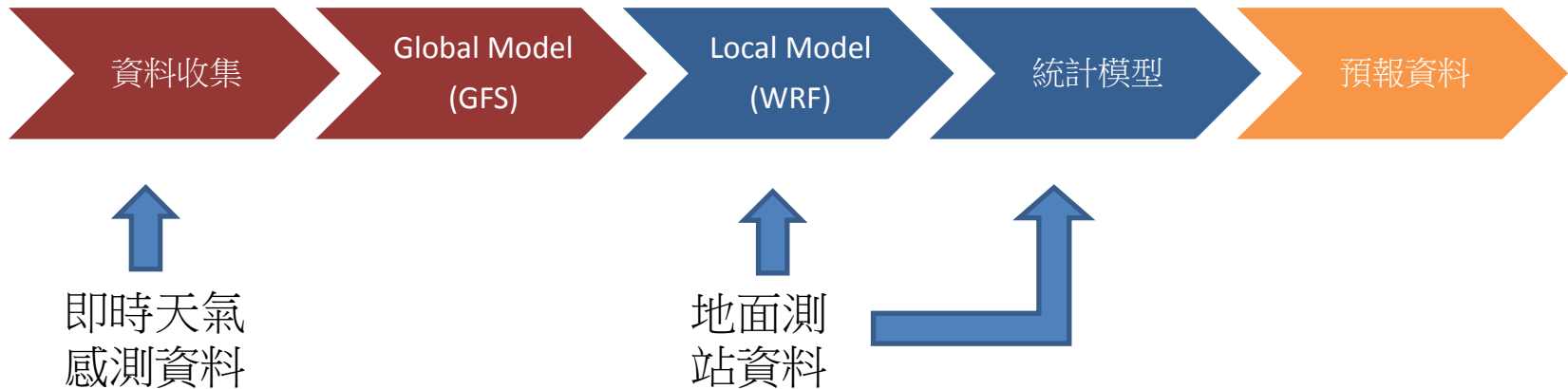
4. 準確度計算方式為 1- MAPE,  $MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{p}_i - p_i}{p_i} \right|$  (誤差計算分母為該時刻實際出力值)

Ref: 1. Metrics for Evaluating the Accuracy of Solar Power Forecasting, NREL, 2013

2. Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the art, IEA, 2013

# 數值天氣預報模型(NWP)

NWP是一種根據大氣的數學模型、利用當前天氣狀況作為輸入數據而作出天氣預報的手段。(Wikipedia)



可輸出之相關預報項目:

雲頻率 (cloud frequency)

溫度 (temperature)

濕度 (humidity)

地面風速 (surface winds)

高空風速 (upper level winds)

降水量 (precipitation amount)

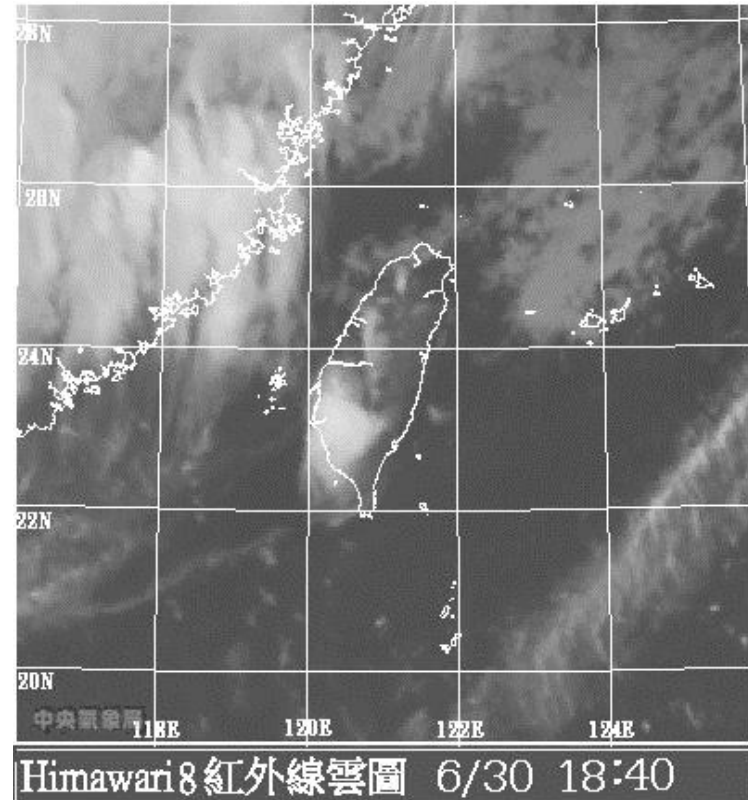
降水率 (precipitation rate)

長波輻射 (longwave radiation)

**短波輻射 (shortwave radiation)**

# 衛星雲圖

- 利用衛星影像，分析雲頂溫度以及雲層亮度推算出雲層反射率，再參考太陽天頂角後來決定雲層對太陽光輻射的衰減幅度
- 2015年發射的Himawari8所拍攝，能達到的時間分辨率推進到十分鐘一張，而空間分辨率可達1km左右
- 此技術之優點在於可獲得大範圍大尺度之雲量變化資訊，然而相對地其限制在於即使是較新之衛星雲圖所能達到的分辨率還是不足



Himawari8所拍攝之為星雲圖

# 天空影像

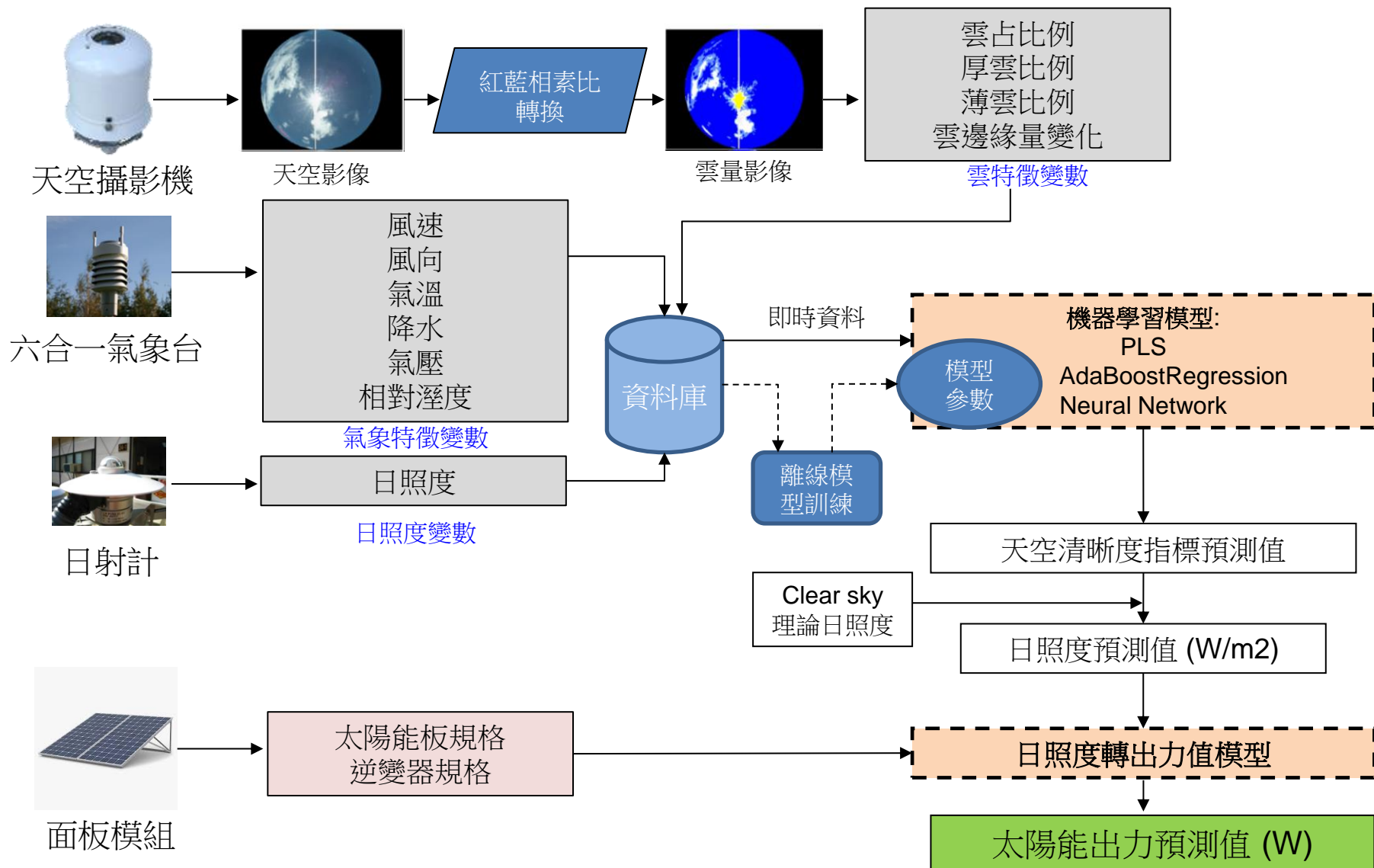
- 以判斷照片pixel中紅與藍的比例是否大於所設定之門檻值來決定該pixel是否為雲，並依照紅藍比例大小更可以再細分為厚雲或薄雲
- 而計算照片中屬於雲及不屬於雲的pixel數目比例就可得出當時天空之雲量比
- 相較於衛星雲圖之分析，天空影像的好處在於較高之空間分辨率，能夠提供小區域範圍高解析度之雲量變化狀況



# 出力預測演算法模型

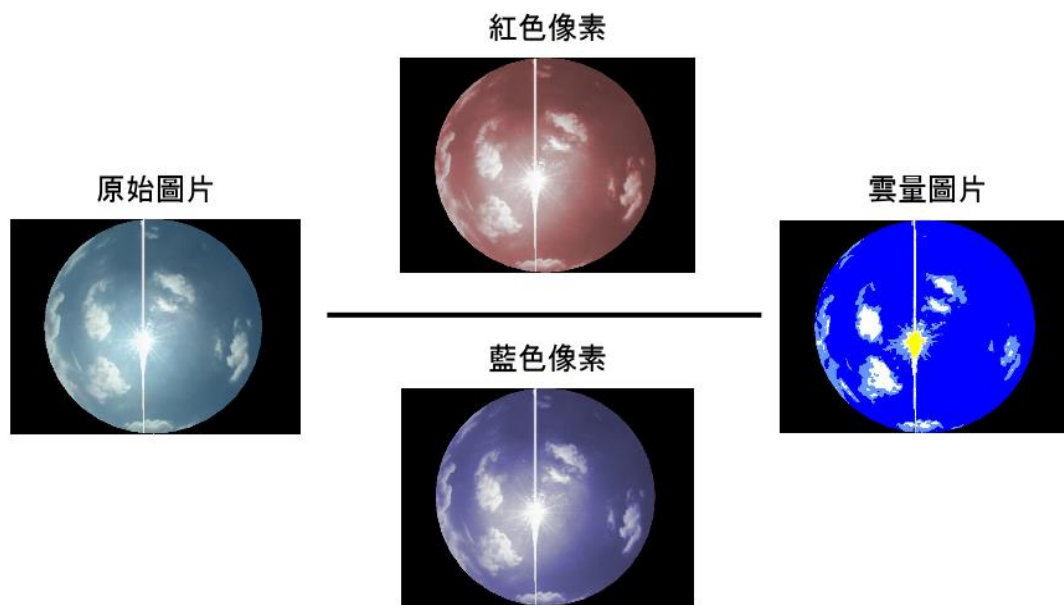
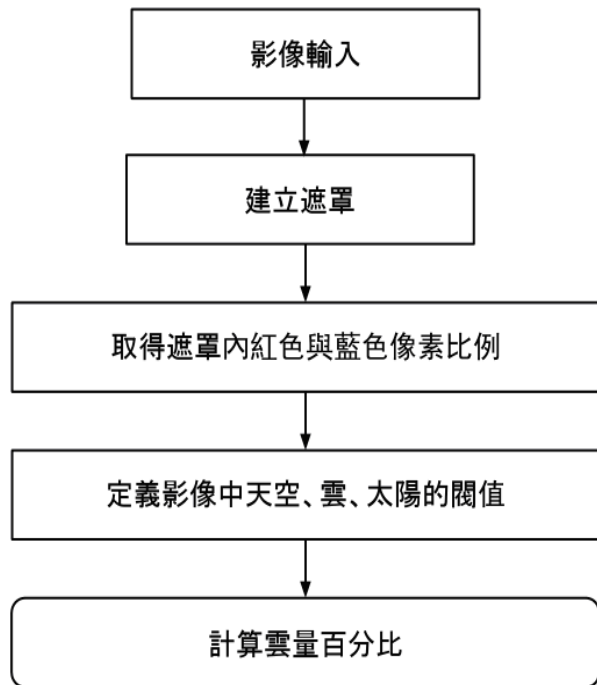
- 太陽光電出力預測模型大概可分為四種方式：統計模型及機器學習、人工智慧、物理模型、以及混合式模型
- 統計模型及機器學習是以資料導向訓練出最佳模型公式，以時間序列ARMA模型及其變化型為主，並以歷史資料來預測未來時間序列的出力值
- 人工智慧則是方法則是使用如人工神經網路(Artificial Neural Networks, ANN)、決策樹等資料挖掘的方法建立預測模型，例如BNN、RBFNN、SVM、SOM等
- 物理模型主要根據數值天氣預測(NWP)資料以及衛星雲圖以物理及天氣模型推導的方式預測日射強度
- 混合式則是將上述三種方法搭配使用

# 工研院極短期太陽能出力預測系統



# 影像辨識 - 雲量計算

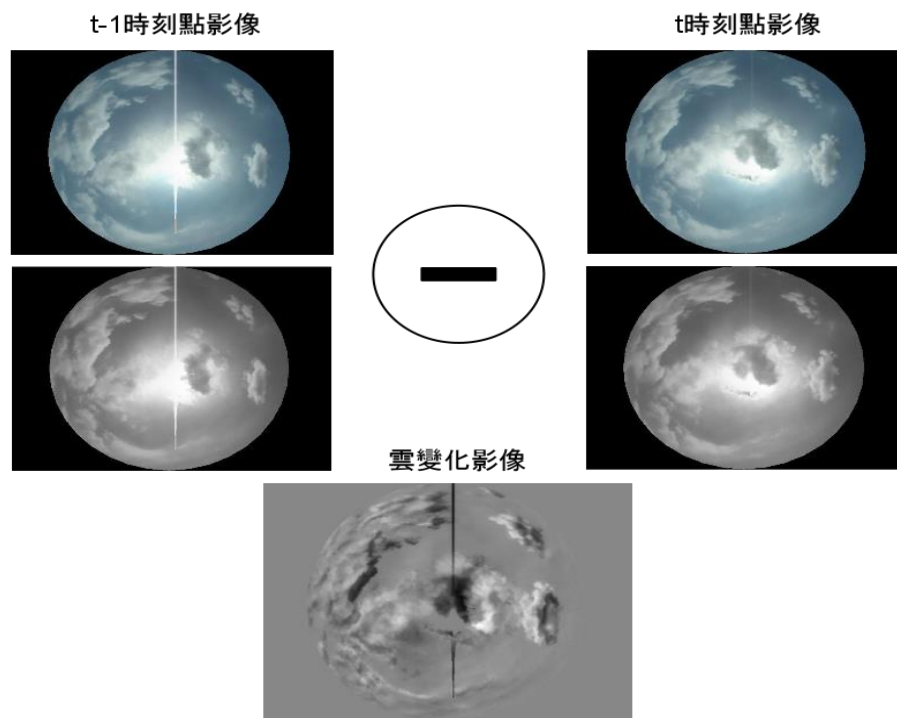
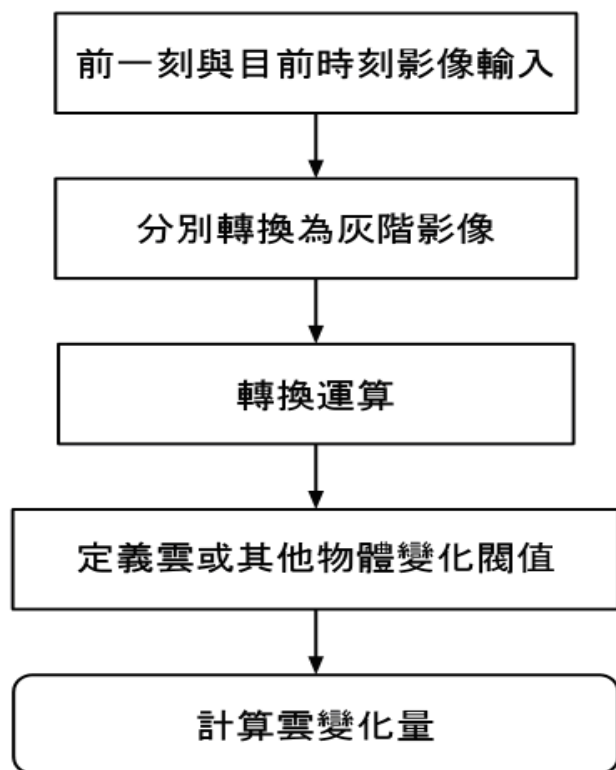
- 全天空影像中雲的判斷，主要以閾值(threshold)為主，有雲時，紅色像素比藍色大；無雲時，則相反。





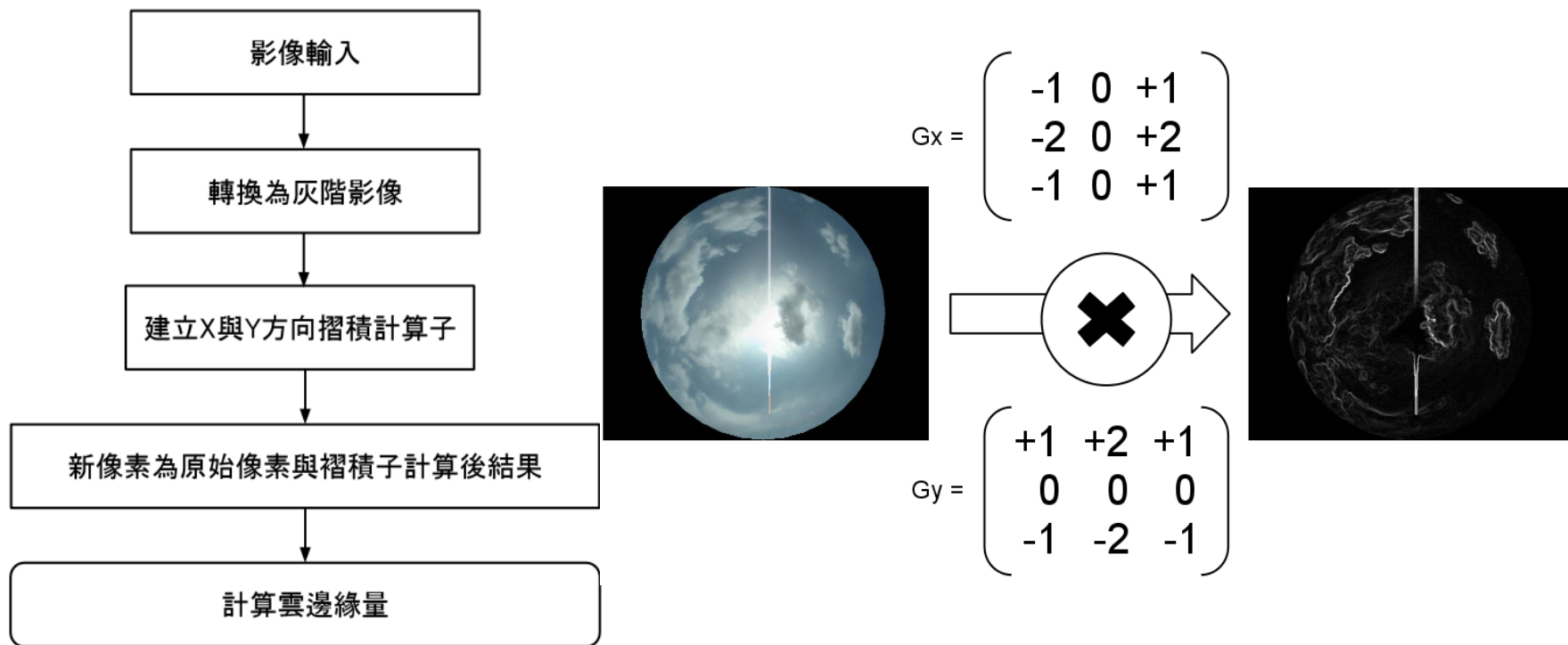
# 影像辨識 - 雲變化量計算

- 利用影像前後兩張的差異，經過適當的轉換處理，即可得到目前天空中雲的變化量



# 影像辨識 - 雲邊緣量計算

- 邊緣量值反映雲的型態，邊緣的計算為相鄰兩個像素的差異，若邊緣量高，表示目前天空中雲的形狀明顯；邊緣量低代表目前天空晴朗，或是陰天。與雲量、雲變化量搭配，即可瞭解目前天空的狀態



# 早期測試場域 – 澎科大



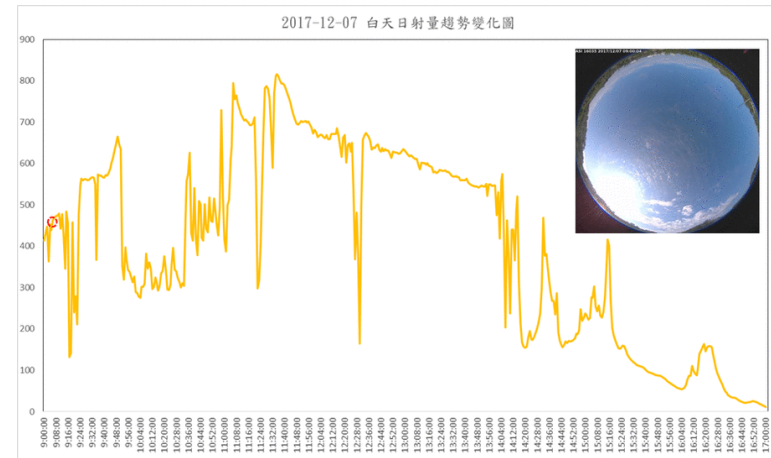
# 目前測試場域 – 工研院南分院



# 測試資料集

- 原始資料
  - 日照度, 天空影像, 溫度, 濕度
  - 取樣間隔: 每分鐘, 2017/11/28 ~ 2018/3/2, 資料處理
    - 無效資料移除 (無效日照度資料(註), 夜間時段 18:00 ~ 6:00)
    - 以nearest sample對缺值進行補值
    - 共 65602 觀察值

註: 無效日照度: 超出理論日照度上限



- Training Data: 2017/11/28 ~ 2018/2/1 ; Testing Data: 2018/2/1 ~ 2018/3/2
- 取用變數
  - 日照度
  - 氣象資料: 溫度, 濕度, 風速
  - 天空影像特徵: 厚雲比例、薄雲比例、平均天空亮度、雲變化量、太陽亮度
- 模型
  - AdaBoostRegression model
  - 預測尺度: 15-min, 30-min, 45min, 60-min later

# Machine Learning 預測結果

Weather	Train			Test		
Forecasting	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
15 min	92.49	121.00	79.57	173.25	228.02	79.59
30 min	99.45	129.98	93.63	173.10	233.91	78.32
45 min	106.90	135.93	104.76	183.74	247.63	76.37
60 min	116.25	146.46	110.51	184.42	247.10	86.80

Sky Image	Train			Test		
Forecasting	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
15 min	77.26	109.69	27.75	74.10	100.96	39.51
30 min	81.32	112.78	30.31	78.79	105.36	47.47
45 min	81.87	113.57	31.58	91.53	119.15	55.36
60 min	83.58	115.29	32.72	97.38	127.53	56.99

Time Series	Train			Test		
Forecasting	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
15 min	47.21	72.85	18.07	41.31	60.89	23.42
30 min	56.15	84.05	23.32	51.10	72.03	30.17
45 min	64.71	95.71	25.96	61.53	84.80	<b>34.99</b>
60 min	73.34	105.44	28.33	63.86	87.85	<b>35.63</b>

Sky Image + Time Series	Train			Test		
Forecasting	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
15 min	41.30	63.90	<b>15.20</b>	38.37	57.53	<b>24.35</b>
30 min	50.29	73.10	<b>19.59</b>	52.18	71.34	<b>32.16</b>
45 min	56.94	84.07	<b>22.58</b>	58.90	80.01	38.25
60 min	59.52	86.60	<b>23.31</b>	65.29	90.02	42.73

# 天候差異與預測結果關係

- 不同天候狀況下的15min預測結果

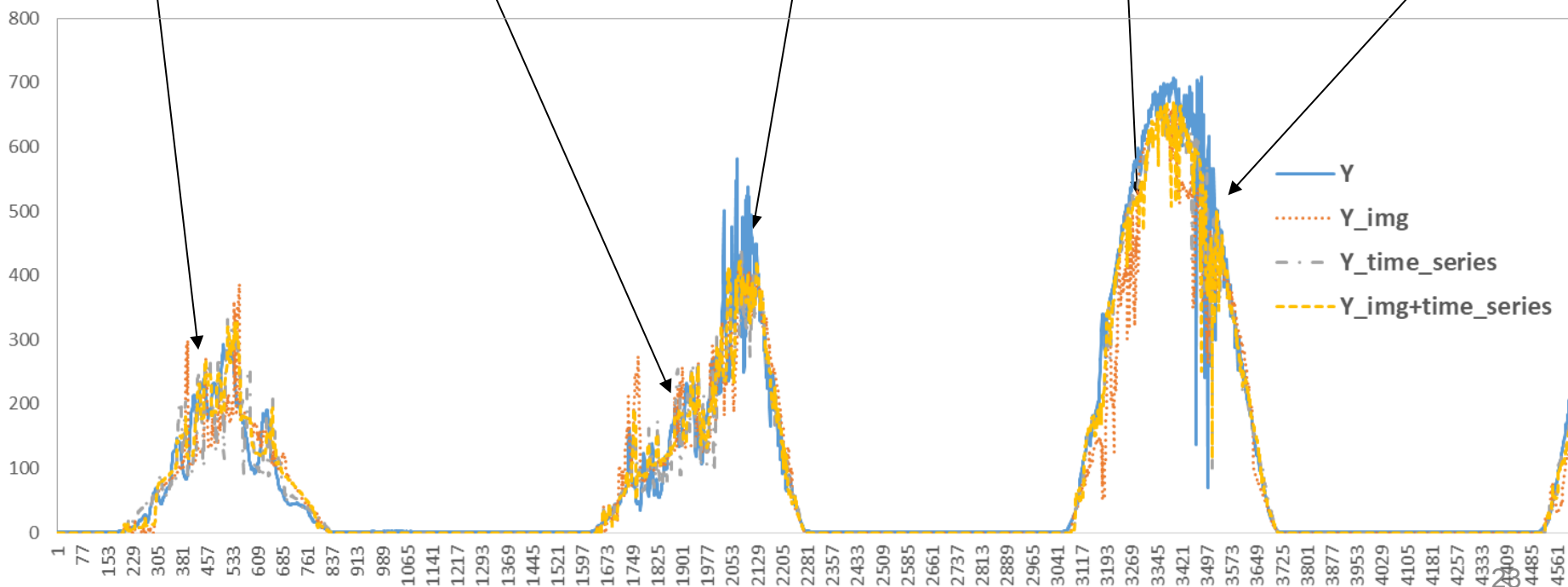
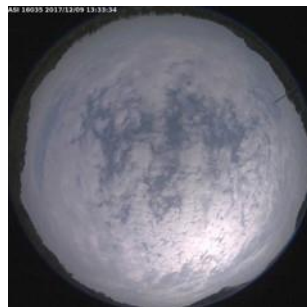
12/08 cloudy

12/09 cloudy

12/09 partly cloudy

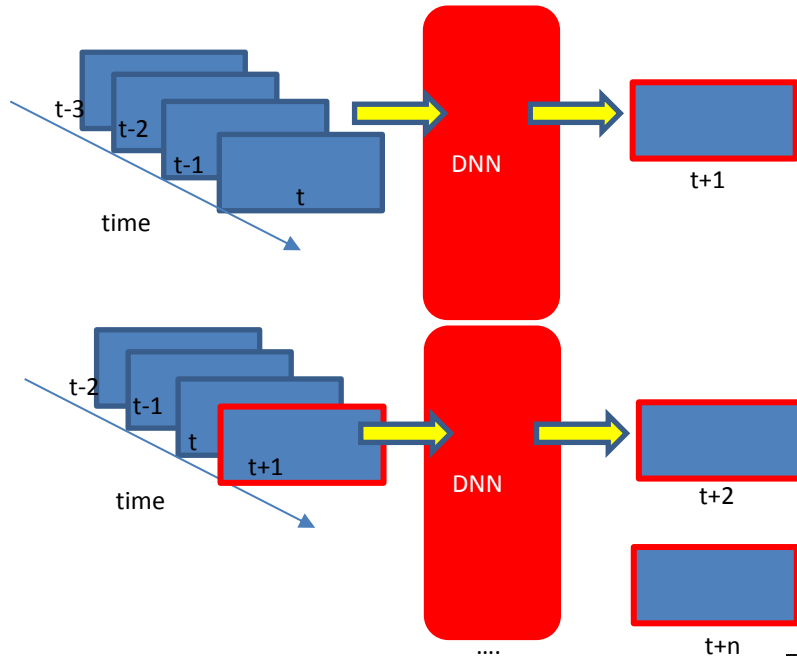
12/10 sunny day

12/10 partly cloudy



# 實驗方法：Deep Learning 預測方式

- predict sky image dynamic

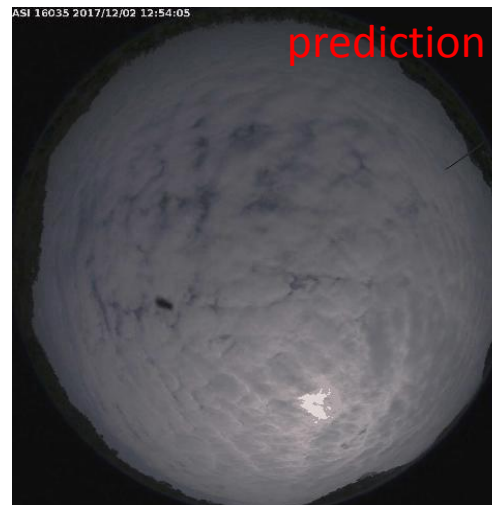


- 輸入: 過去影像  $t-3, t-2, t-1, t$
- 輸出:  $t+1$  天空影像

- 使用預測之影像再預測往後時間點之影像

DNN architecture  
Multiple scale CNN+GAN

- prediction result

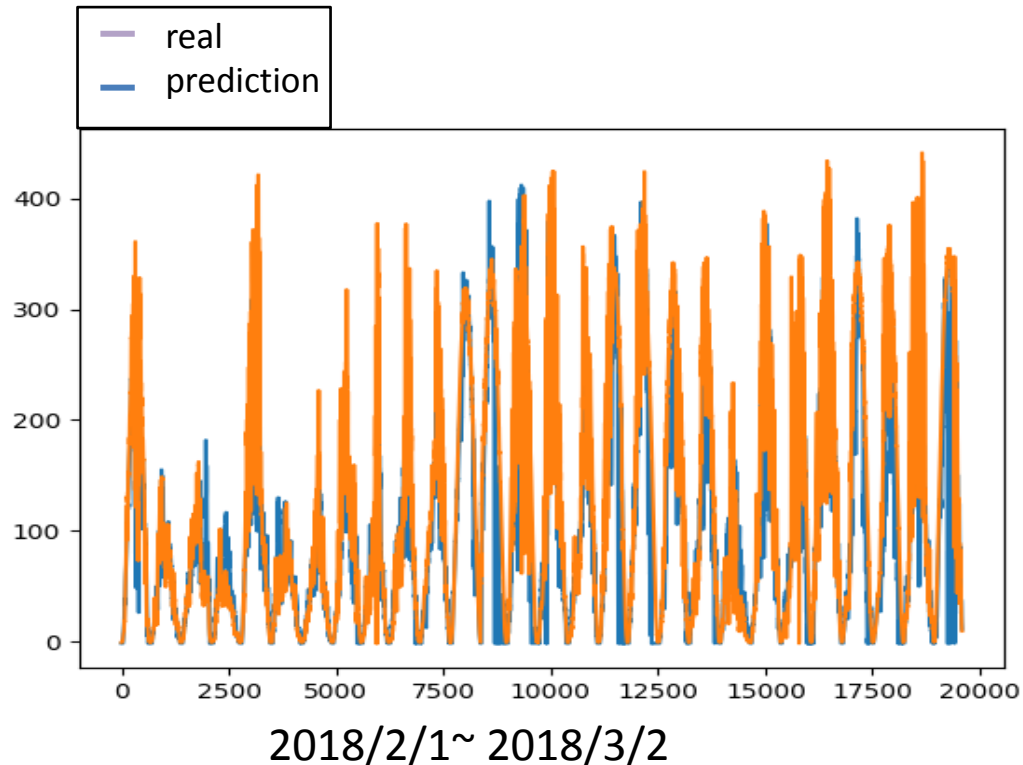


Note: use past 4 images to predict nine future step (red box is predicted frames)



# Deep Learning 預測結果

- Predict solar power
- Training Data: 2017/11/28 ~ 2018/2/1
- Testing Data: 2018/2/1 ~ 2018/3/2
- 使用資料: 天空影像、日照度
- 演算法 : DNN architecture CNN\_AE+LSTM+FC



Deep Learning 準確度結果：  
MAPE: 72.8 % (未達可用)

無技術模型：  
Persistent MAPE: 87.7 %

原因探討:

1. 資料量仍不足以訓練模型
2. 模型參數未達最佳
3. 太陽位置軌跡未標示

# 日照度轉出力值模型

物理模型：
$$N_{el} = E_q A \eta \eta_T \eta_i \eta_n \eta_l \times 10^{-3}$$

其中  $N_{el}$  : 光伏發電系統之發電量，kW，

$E_q$  : 太陽輻射（日照）強度， $W/m^2$

$A$  : 太陽能模組面積， $m^2$

$\eta$  : 模組轉換效率，太陽能模組將太陽能轉換成電能的能力；

$\eta_T$  : 模組轉換效率溫度修正係數；

$$\eta = \frac{P_{AZ} \times 10^3}{E_s A} \times 100\%$$

$\eta_i$  : 組件安裝方位角、傾角修正係數；

$\eta_n$  : inverter 效率係數；

$\eta_l$  : 線路損失修正係數；

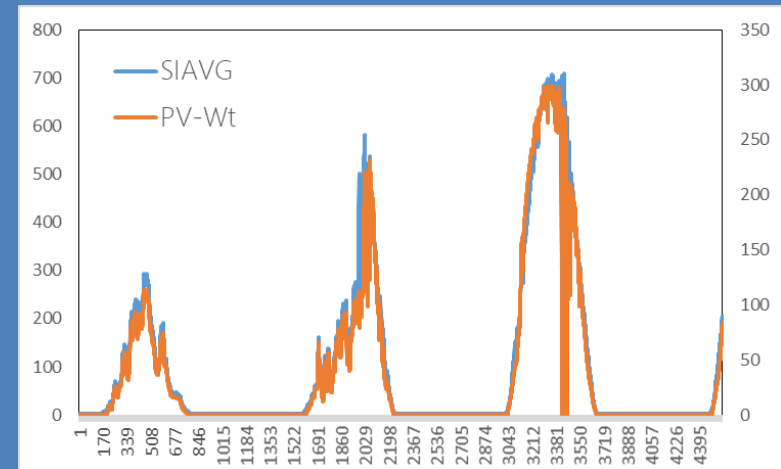
$E_s$  : 標準狀態下的日照強度， $E_s = 1000W/m^2$

$P_{AZ}$  : 太陽能模組的安裝容量，標準輸出功率的總和，kWp。

## 統計線性模型

$$R^2 = 0.96$$

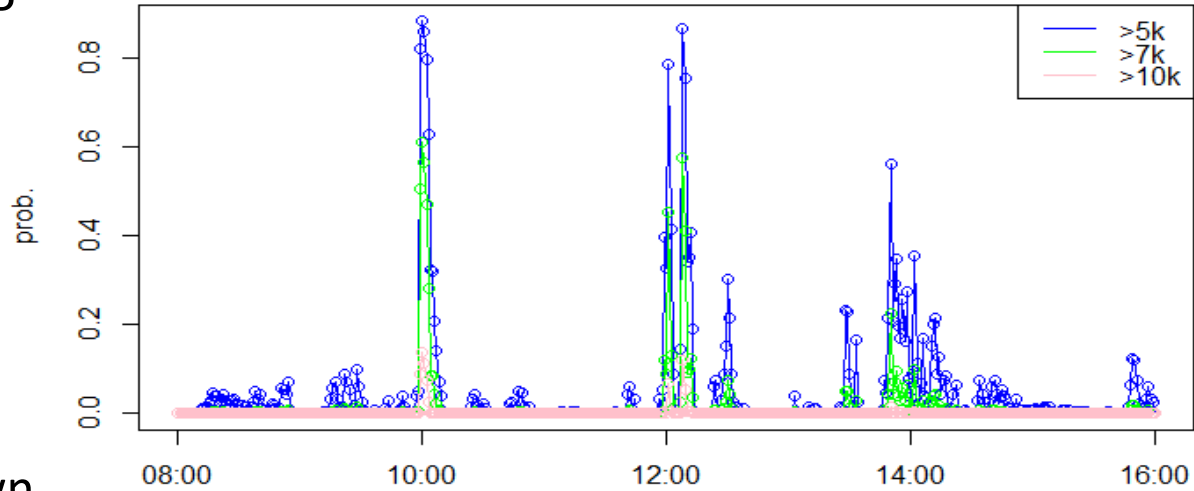
Trend chart : Irradiance 、 solar power



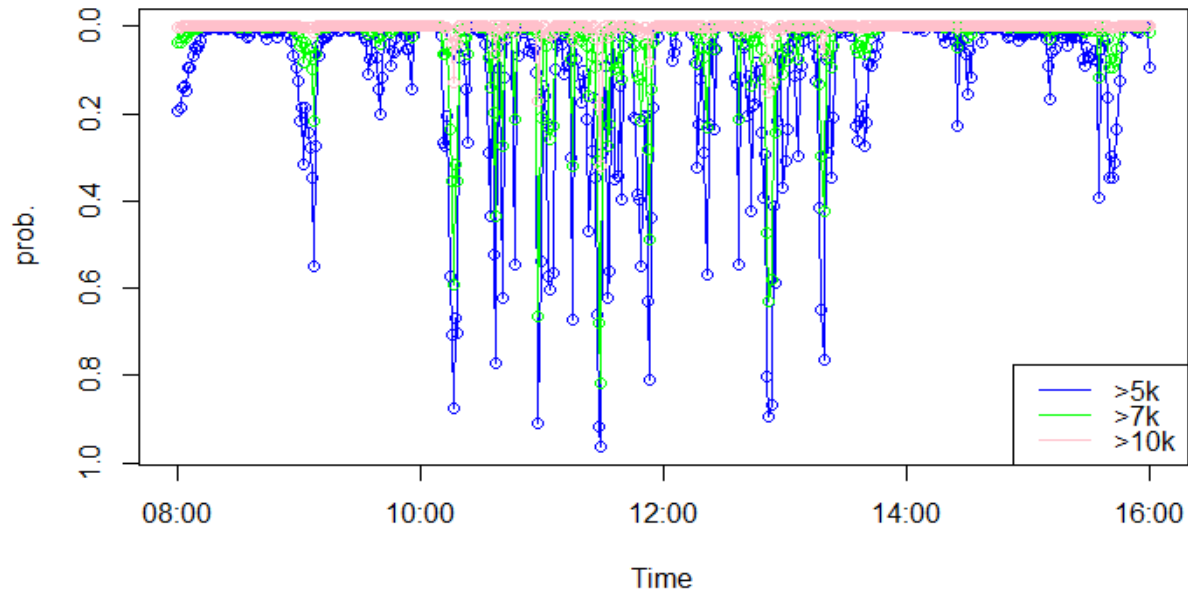
# 機率式預報 - Ramp forecast

15min probability

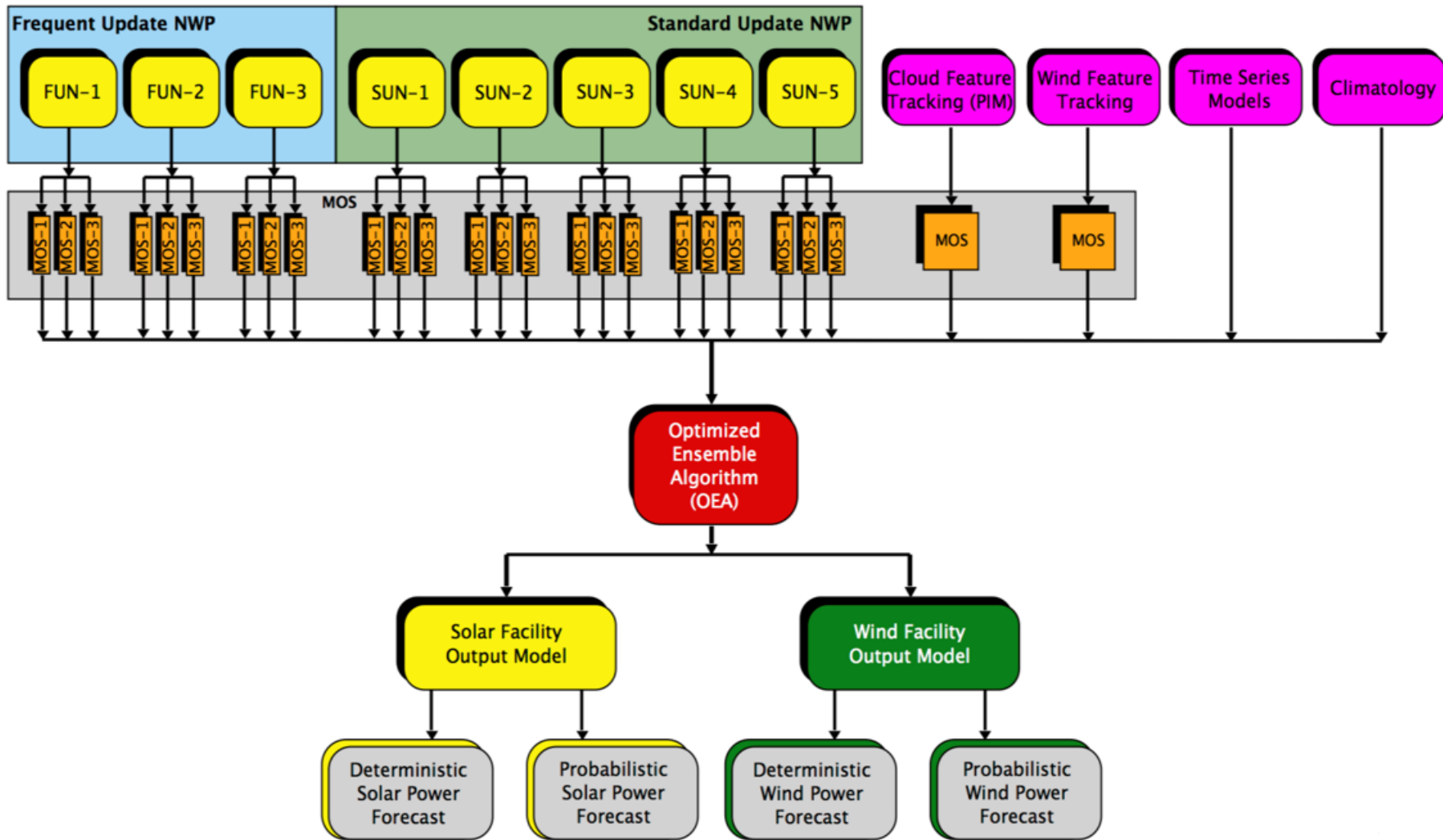
UP



Down



# 國外商轉案例架構 AWS-ERCOT



每小時產生一次預測資料  
預測尺度：168hr；預測粒度：1hr

Source : ERCOT



**Thanks !**

**陳彥銘 : [YenMingChen@itri.org.tw](mailto:YenMingChen@itri.org.tw)**