



# 利用天氣分類方法改善日前太陽能功率預測

學生：許縈熒

指導教授：吳元康 教授

## 摘要

太陽能的可持續性及可用性成為永續發展的重要面向，而太陽能的間歇性導致併網上的困難，電力市場必須平衡電力生產和需求，以確保整個系統的穩定性，然而太陽能的可變性無法像傳統發電一樣提供市場穩定的頻率及發電量。因此，能源發電公司需要精準的估算太陽能發電，為電網營運商制定可靠的調度計劃以整合間歇性再生能源和分散式發電資源。

在預測方法上，可根據光電系統太陽輻射量和其他氣象變數的預測值以及歷史發電量資料來估算光電系統的輸出功率。而不同天氣狀況下的太陽發電曲線亦會有不同的樣式，像是晴天的日照曲線較為平滑，雨天的日照因天空被雲層覆蓋而形成接近零日照的曲線。利用預測日的天氣預報資訊進行天氣分類，並使用分類過的資料訓練模型可以提升預測準確率。此次專題研究包含了非固定季節區分及K-mean++ 聚類演算法對太陽歷史發電資料的統計指標進行聚類的天氣分類方法。

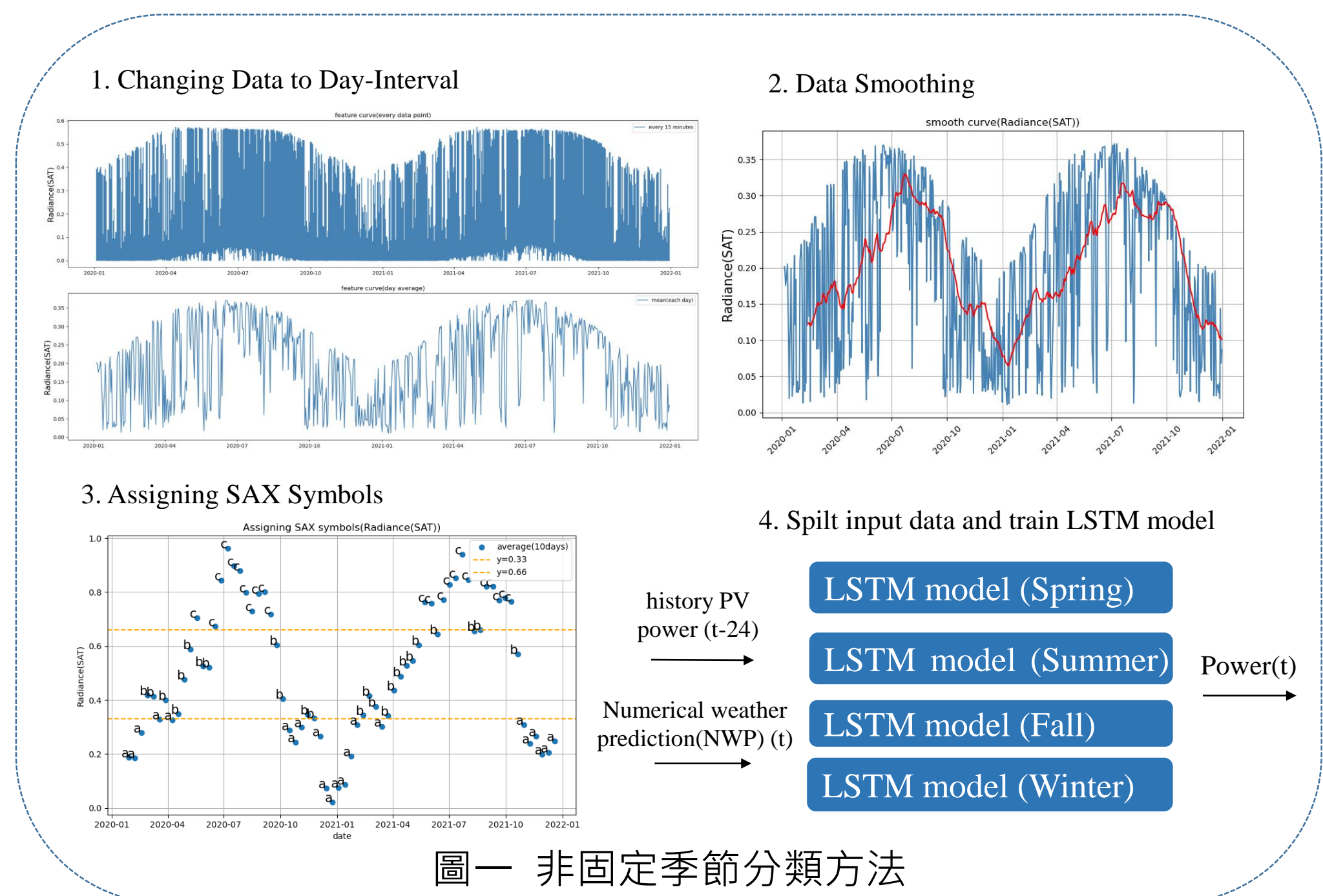
## 非固定季節區分

### 季節分類：

春夏秋冬四個季節的太陽仰角不同，日照強度也隨之改變，因此可根據季節進行分類，像是固定季節的春天3-5月、夏天6-8月、秋天9-11月、冬天12-2月。然而各地區的緯度及地形皆不同，四季長短並不固定，而此方法將根據太陽照度歷史資料進行資料簡化、平滑等步驟對季節進行準確的區分。

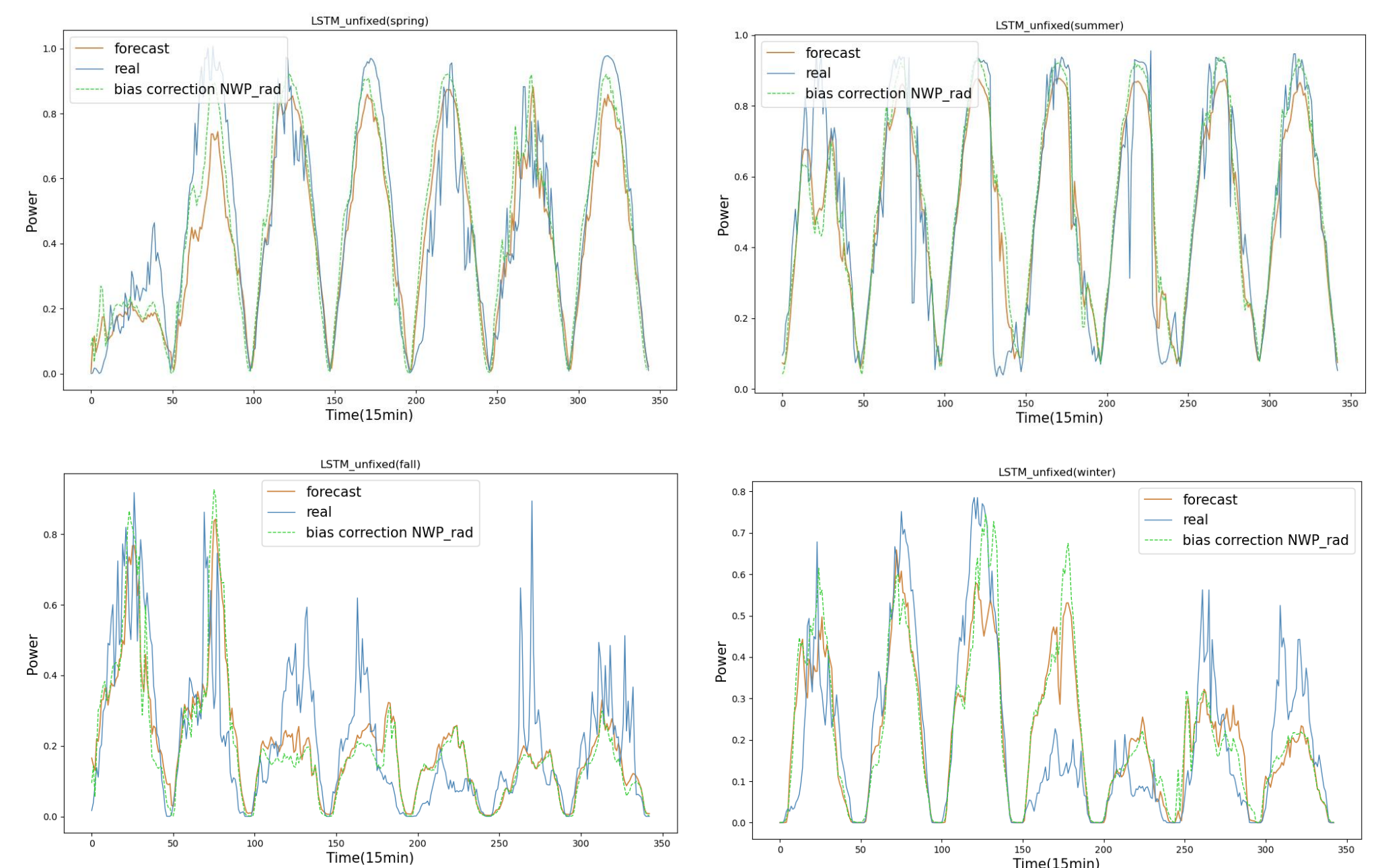
### 研究方法：

- ① 將以15分鐘為間隔的原始資料，改為每日的平均值，簡化圖形。
- ② 使用移動平均(Moving Average) 進行資料平滑化。
- ③ 利用 Symbolic Aggregate Approximation(SAX) 方法對資料點進行標記，判斷季節改變的日期。
- ④ 將資料根據步驟三得到的日期分開，並利用長短期記憶模型(LSTM) 對各季節的資料進行訓練。



圖一 非固定季節分類方法

## 預測結果



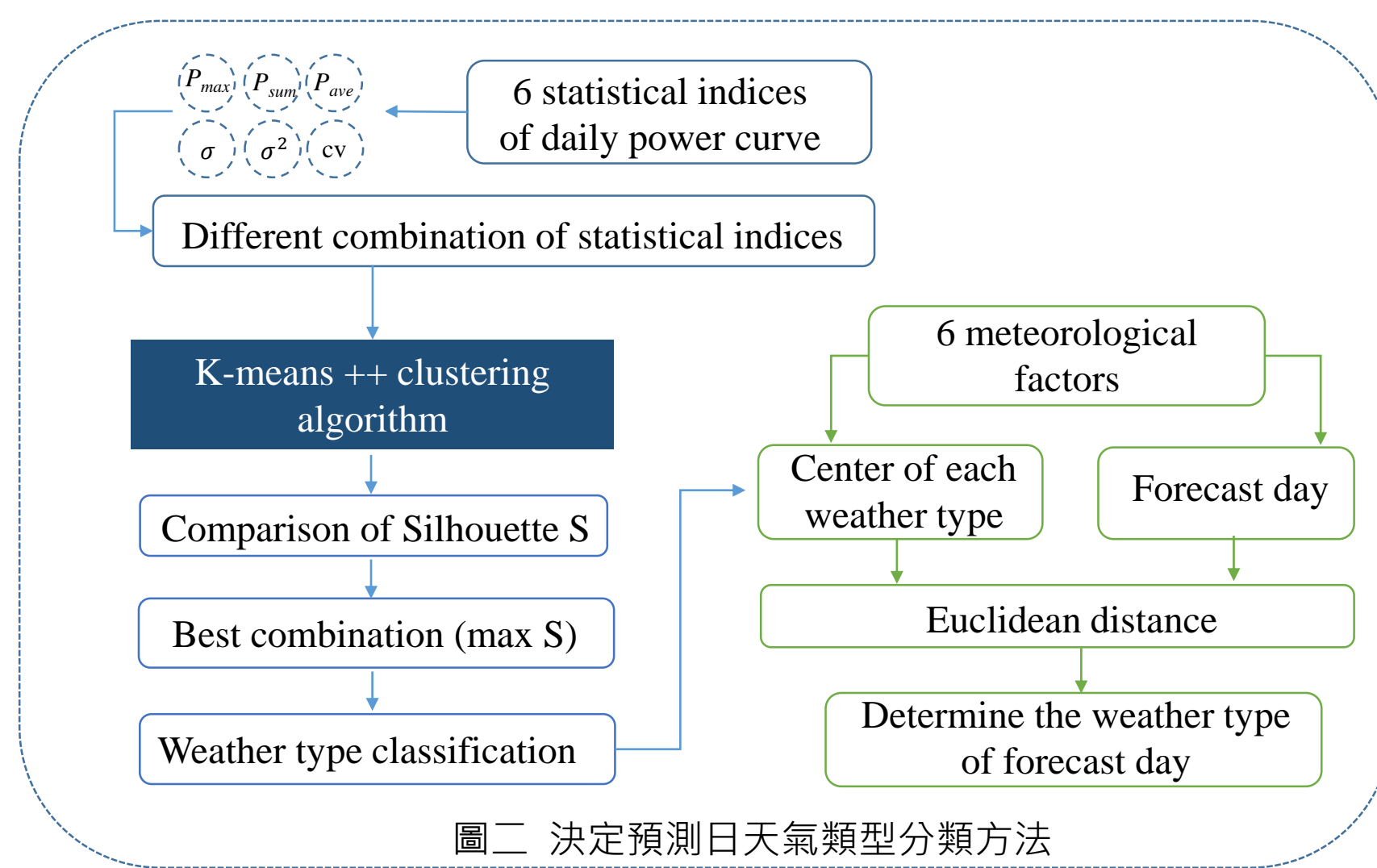
NMAE Error	Fixed Season	Unfixed Season
Overall error	8.42 %	8.3 %
Spring (2022/4)	10.41 %	10.4 %
Summer (2022/7)	7.07 %	6.66 %
Autumn (2022/10)	9.64 %	9.74 %
Winter (2022/1)	9.69 %	9.46 %

• 由上表可得出利用非固定季節方法的整體誤差較固定季節的誤差較小

## 利用聚類演算法進行天氣分類

### 研究方法：

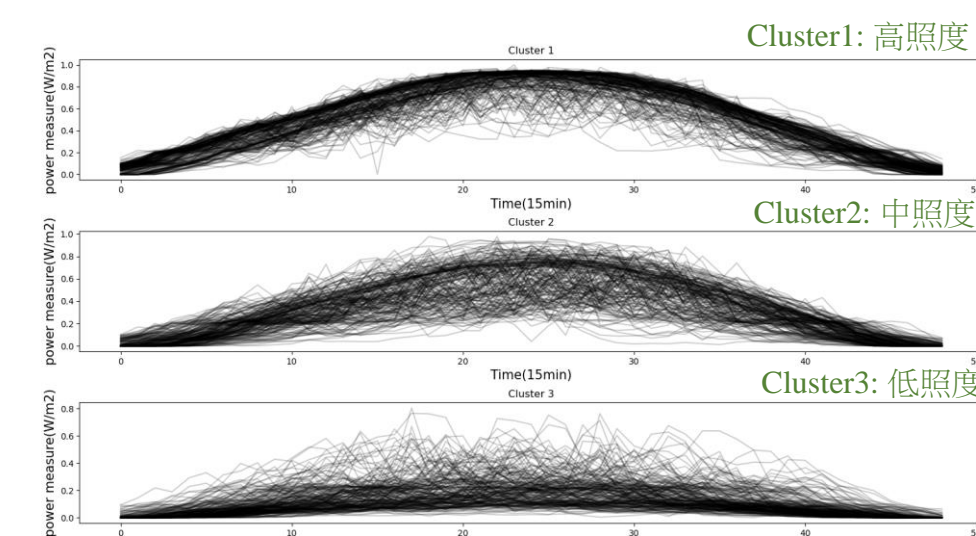
- ① 由每日的太陽發電功率統計出6種指標(I-VI)，按順序為每日最大功率、累積發電、平均值、標準差、變異數、變異係數，將6種指標排列組合，並利用Kmean++ 聚類演算法進行聚類，後計算每個組合的輪廓係數，找出最佳指標組合。
- ② 用預測日的數值天氣預報資料(NWP)與分類後的數值天氣預報歷史資料計算歐式距離，取最短距離作為預測日的天氣類型。
- ③ 根據每個天氣類型進行長短期記憶模型(LSTM)訓練，並進行測試。



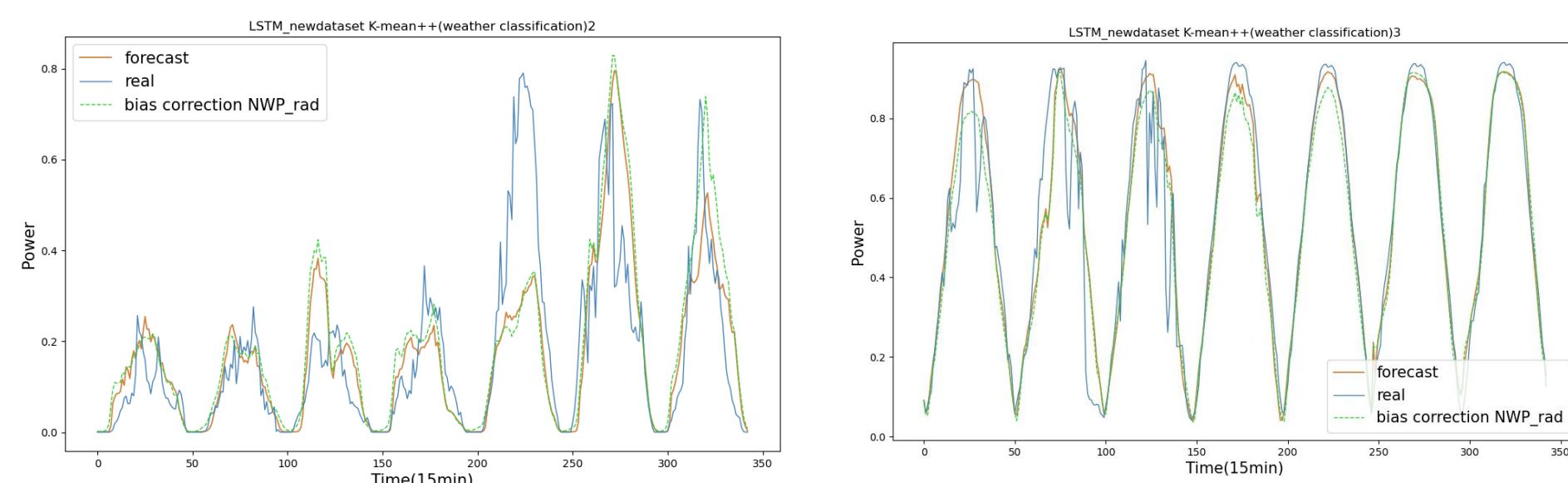
圖二 決定預測日天氣類型分類方法

➢ 下表為結合各個指標組合的輪廓係數S，及指定分為K群的結果，下圖為利用K-mean++ 對最佳組合的歷史發電曲線進行聚類的結果，分成高照度、中照度、低照度三群。

Combined features	K=3	K=4	K=5
I-II-III-IV-V-VI	0.6063	0.5797	0.5877
I-II-III-IV-V	0.6073	0.5815	0.5907
I-II-III-IV	<b>0.6074</b>	0.5816	0.5909
I-II-III-V	0.6073	0.5815	0.5908
I-II-III-VI	0.6064	0.5799	0.5878



## 預測結果



NMAE Error	without classification	K-mean++ ( 3 clusters )
Testing error (2022/1)	9.89 %	9.74%
Testing error (2022/7)	6.6 %	5.85%

## 結論

此專題使用兩種方法進行天氣分類，分別為非固定季節區分及K-mean++ 聚類演算法將天氣分為高、中、低三種照度，並在最終預測模型的結果皆得到了較小誤差，證明運用智慧型天氣分類方法確實可以提升太陽能發電預測的準確度。