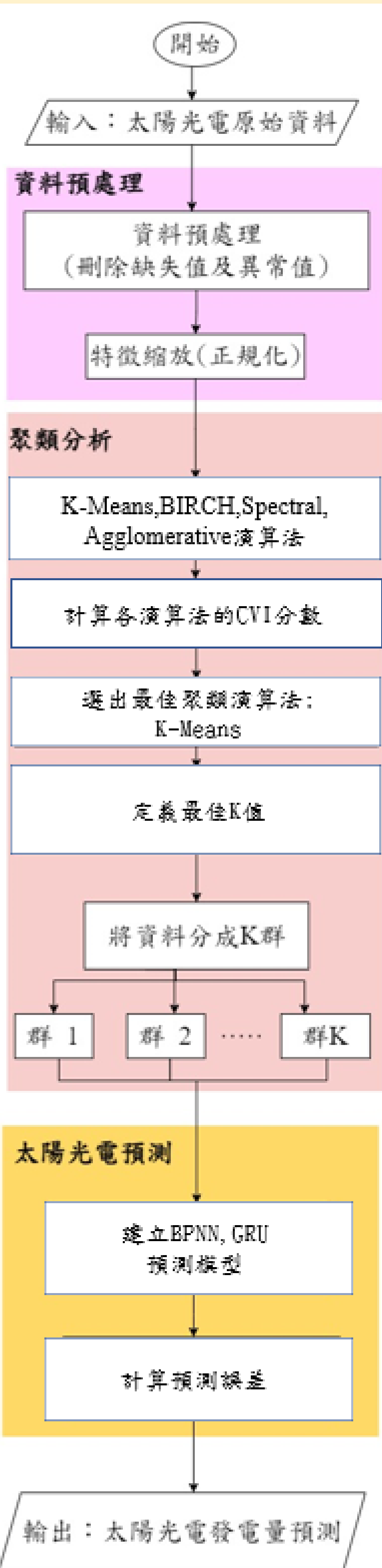




摘要

在達成淨零排放目標的背景下，太陽能發電已成為關鍵議題。由於天氣因素的變化，太陽光電系統會產生不確定性，從而影響電力系統的穩定性。因此，精確預測太陽光電的發電量有助於提高電力系統的穩定性。本文重點探討太陽光輸出預測的技術，運用四種聚類方法，並透過聚類驗證指標選出最適合的演算法，再使用GRU和BPNN預測模型進行發電量的預測，並比較兩者的準確度，以提高太陽能發電量的預測精確度。

流程圖



聚類方法

K-Means：利用歐式距離或曼哈頓距離來計算樣本點到質心的距離。

BIRCH：屬於層次聚類，透過建立樹狀結構的聚類特徵樹來快速聚類。

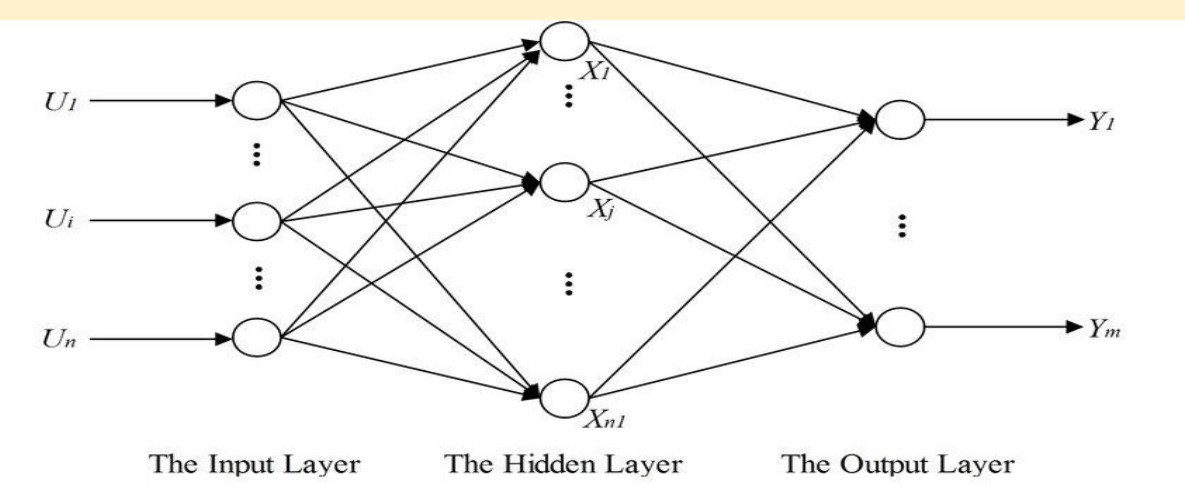
$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq m < \infty$$

Spectral Clustering：基於圖形理論的聚類方法，適合於處理非線性分布的數據。利用數據點之間的相似性來構建圖形，接著根據圖形結構進行聚類。

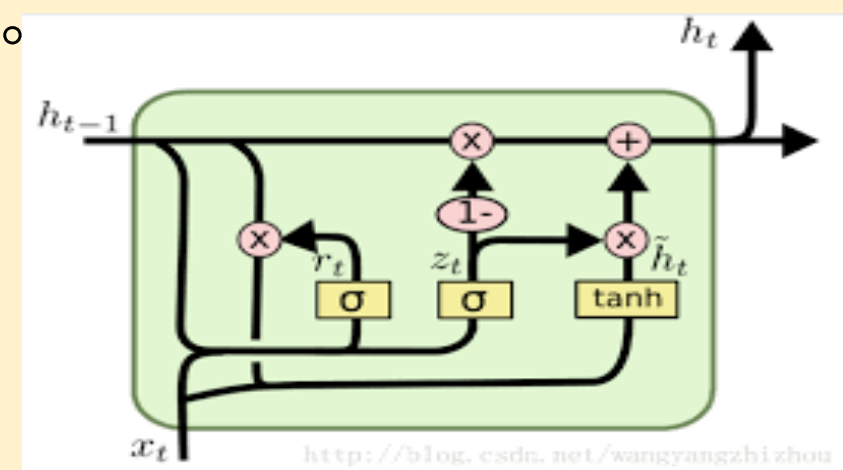
Agglomerative Clustering：層次式聚類的一種常用方法，透過逐步合併相似的數據點來形成群組。

預測方法

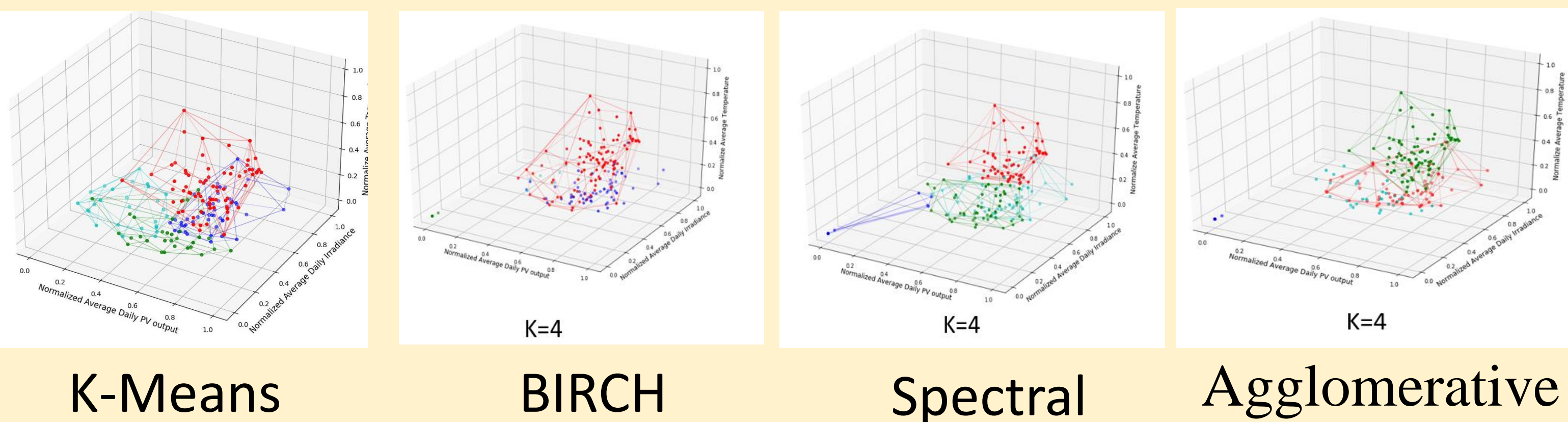
BPNN：多層前饋神經網絡，具有強大的學習能力，適合於解決複雜的非線性問題，主要由三層組成：輸入層、隱藏層、輸出層。



GRU：改進型的循環神經網絡，主要用於處理時間序列數據。結構由兩個主要的門組成：重置門、更新門。比LSTM更簡單，訓練速度更快。



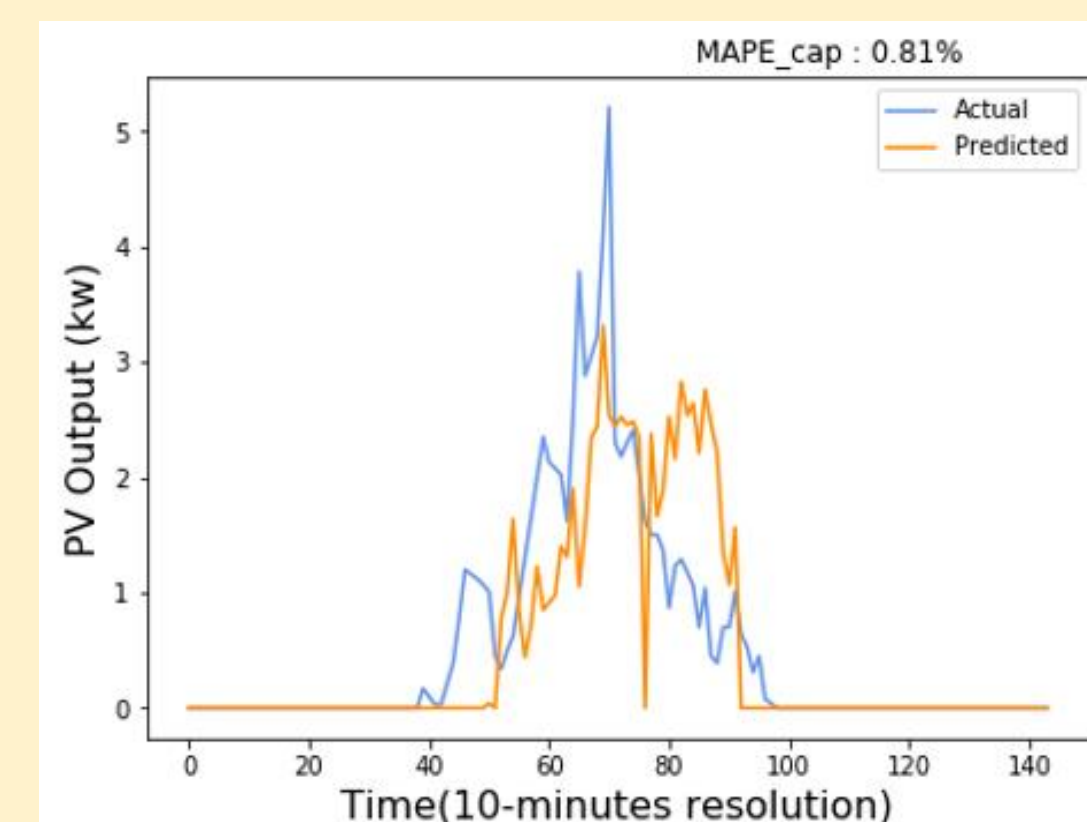
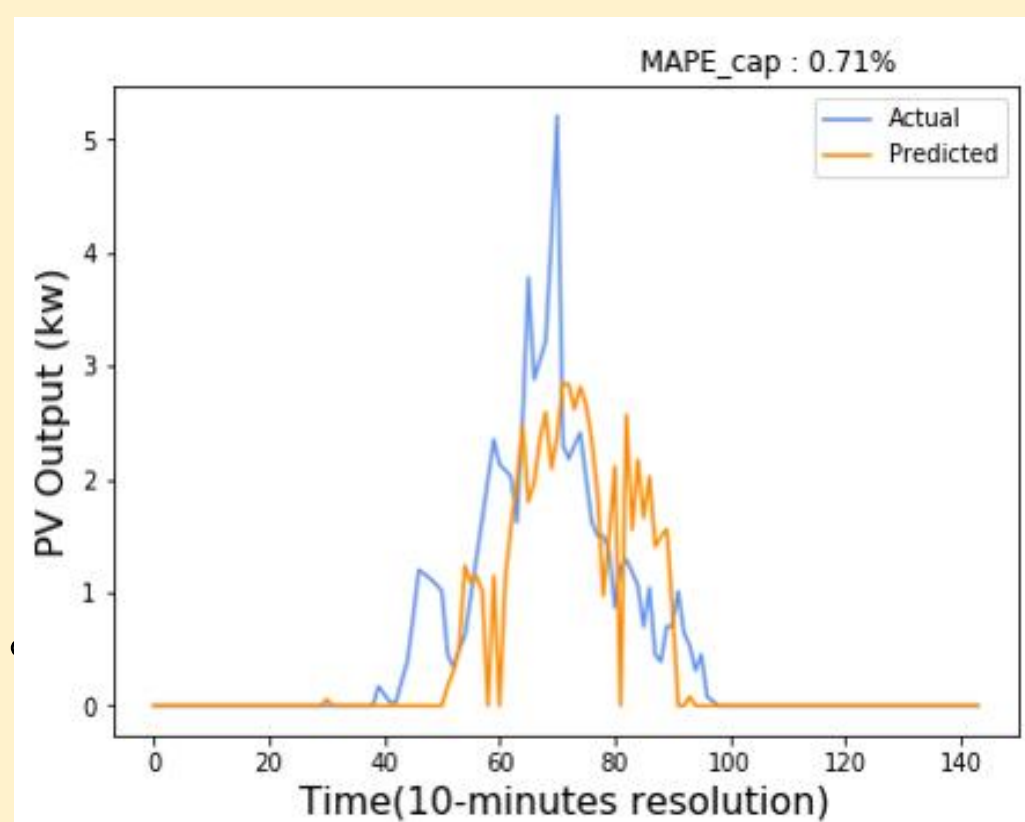
聚類結果(K=4)



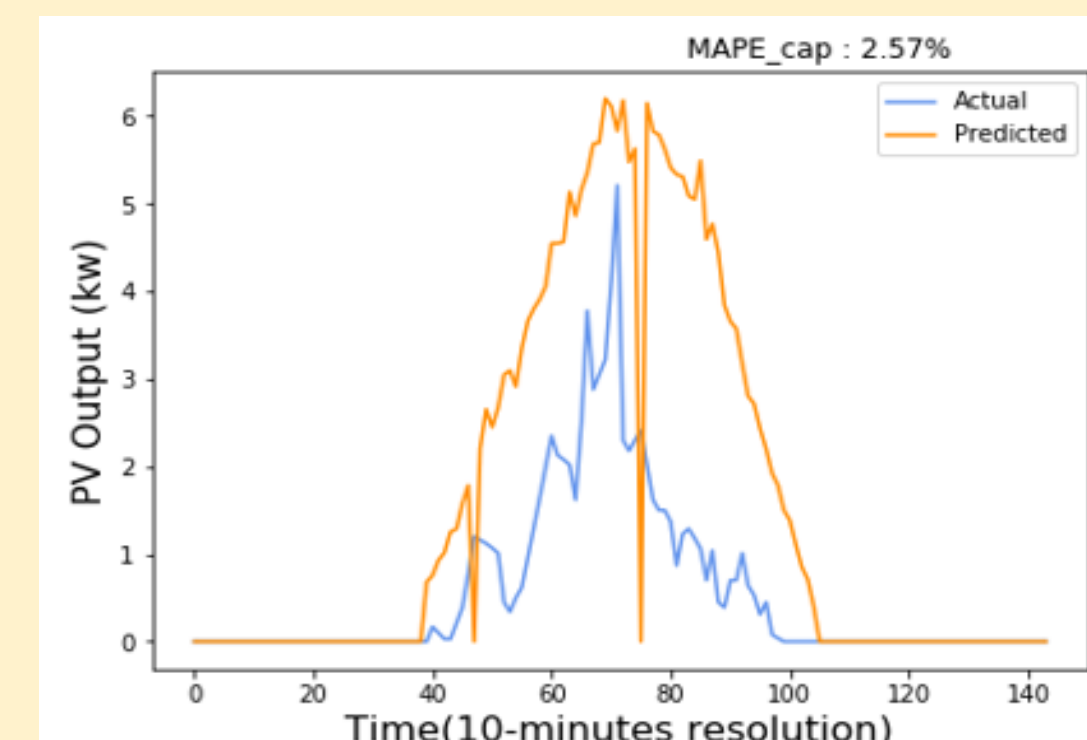
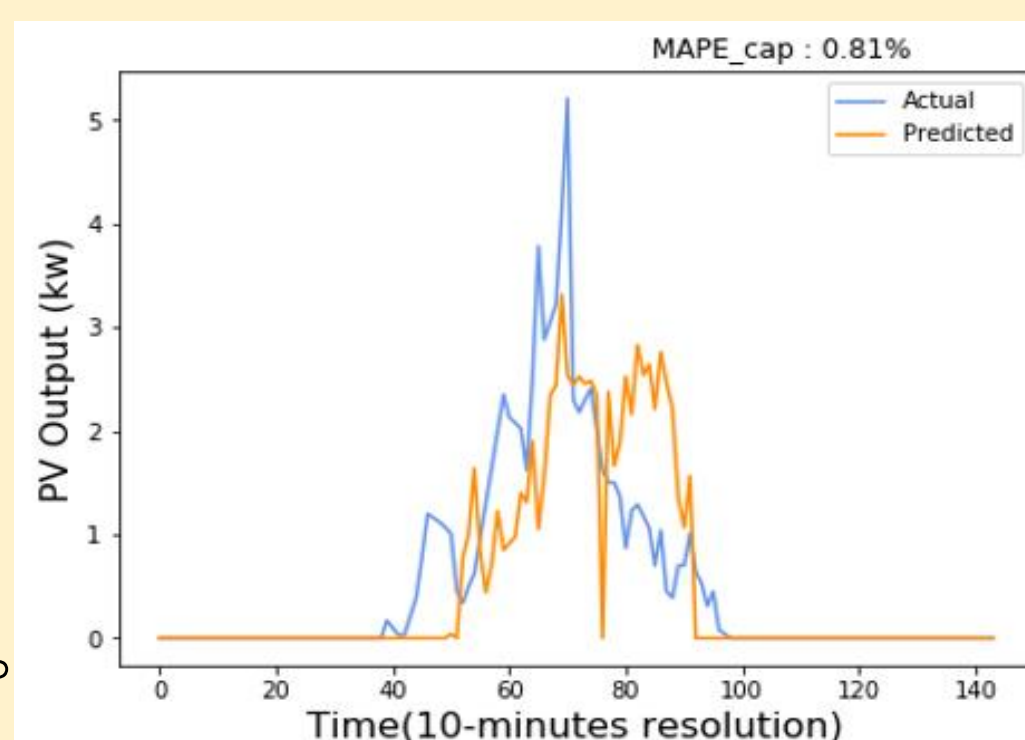
案例分析結果

本研究採用的數據來自台灣一座100MW的太陽光電廠的歷史紀錄。資料採用的是2021年的1、4、7、10四個月分的資料。預測目標為未來一天的太陽光電發電量。解析度為十分鐘一筆。下列三圖皆為預測同一天的資料之結果。

比較1：BPNN（左圖）預測誤差較GRU（右圖）小



比較2：聚類後（左圖）的預測誤差比起未聚類（右圖）的誤差小



可以從比較1看出在發電量異於正常半弦的情況下，BPNN的表現會比GRU好，比較2則可以證明聚類確實是有助於減少誤差，提高預測準確率。