

行政院原子能委員會
委託研究計畫研究報告

配電饋線等效負載與通用再生能源發電模型研究
Study on the equivalent load and generalized renewable energy
generation models for distribution feeders

計畫編號：108A001

受委託機關(構)：國立彰化師範大學

計畫主持人：黃維澤

聯絡電話：(04)7232105#7264

E-mail address：vichuang@cc.ncue.edu.tw

協同主持人：

研究期程：中華民國 108 年 2 月至 108 年 12 月

研究經費：新臺幣 柒拾捌 萬元

核研所聯絡人員：蔡佳豪

報告日期：108 年 11 月 25 日

目 錄

目 錄.....	I
中文摘要.....	1
ABSTRACT.....	2
壹、計畫緣起與目的.....	4
一、研究背景	4
二、研究動機	6
三、文獻探討	9
貳、研究方法與過程.....	14
一、研究架構	14
二、需量反應方案數學模型	17
三、太陽光電發電與負載預測	27
四、標的系統運轉分析與改善	39
參、整合模擬分析平台	53
一、模擬平台架構	53
二、軟體安裝與使用說明	54
三、結論	57
肆、參考文獻.....	58

中文摘要

本計劃建立整合需量反應方案與太陽光電發電於配電饋線之系統化模擬分析平台，藉以降低間歇性再生能源直接對配電饋線之衝擊，並提高整體配電系統運轉效能。首先，探究國內外應用需量反應方案於穩定電網安全運轉之可行措施，藉以瞭解需量反應方案實施時機與方式，以及執行需量反應產生瞬間負載需量變化直接對二次配電饋線、配電變壓器、一次饋線甚至變電所主變壓器可能造成之影響；隨之，考慮需量反應方案及其參與佔比於太陽光電高滲透配電饋線進行穩定饋線運轉性能相關策略，因此，為了使本計畫研究成果具實務參考與運用價值，精確地掌握饋線負載量、太陽光電發電量，以及參與需量反應方案與參與率為首要之務，故本研究研擬整合台電饋線調度中心以及配電調度中心相關資訊建立系統化的預測演算法與統計分析方法，計算出饋線每月饋線上各負載抽接點負載量、參與需量反應抑低之負載量，以及太陽光電發電量；此外，建立標的系統全尺度電力潮流分析模型，包含電力變壓器、配電線路與智慧型換流器等相關元件模型，並提出最佳化策略，利用人工智慧演算法進行穩定各負載抽接點電壓、提高各饋線段三相電流平衡程度、降低線路損失，以及穩定饋線電力供應等，進而提高配電饋線運轉效能；最後，本計畫所提相關演算法以 Python 程式碼實現，並實際應用於台電配電饋線進行相關模擬分析，研究成果除了呈現所提方法之具體成效外，亦可提供台電相關單位因應再生能源高滲透於穩定饋線安全運轉參考與應用；同時，有助於政府機關推動未來提高再生能源供電佔比與推動需求面負載管理之目的。

Abstract

This project aims to establish a systematic simulation and analysis platform integrating the demand response(DR) programs and photovoltaics(PVs) power output into the distribution feeders. The developed platform is capable of reducing the impact of intermittent renewable energies directly on the distribution feeders and improve the overall distribution system operation efficiency. Firstly, the feasible programs of the DR for the security operation of the power grid are explored, and then the application timing and program of the DR, and the effect on the secondary conductors, distribution transformers, primary feeders, and even main transformers due to load demand changes caused by DR programs are also realized. Next, the optimal strategies considering the DR programs and their participation rate in the PV high-penetration distribution feeders for improving the operation of the feeders are proposed; therefore, for the sake of the practical application value of the outcomes, the primary task of this project is to grasp the accurate information of the feeder load, PV power output, and participating rate of the DR programs; consequently, this project has integrated the information of Taipower feeder dispatching center and distribution dispatching center, and then to establish a systematic prediction algorithm and statistical analysis method for calculating the monthly-ahead load demand of each load point, the reduce load demand of the DR programs, and the PV power output; besides, a full-scale power flow analysis model are established, including the related components models such as power transformers, distribution lines, and smart inverters. And then the optimization strategies are proposed, the artificial intelligence algorithm is used to stabilize the voltage variation of each load point, and improving the three-phase current balance of each feeder segment, reduce the line loss, and stabilizing the

power delivery etc.; furthermore, improving the operation efficiency of the distribution feeders; finally, the relevant algorithms proposed in this project are implemented in Python code, and are applied to simulate and analyze the Taipower distribution feeders. The outcomes are not only to demonstrate the specific results, but also provide reference and application for the secure operation of the relevant departments of Taipower in response to the high penetration of renewable energies. At the same time, it is helpful for the government to promote the future development of renewable energies and demand side load management.

壹、計畫緣起與目的

一、研究背景

在減少溫室氣體排放、降低環境衝擊與重視地球永續發展等議題下，數十年來全球電力產業刻正迎接嚴峻的挑戰，從電業自由化、分散式再生與非再生能源轉而取代傳統集中式大型熱機組，致使電力系統結構改變，所有系統規劃、設計、運轉與控制方式與傳統既有方式大相徑庭，在智慧電網的推波助瀾下，電力產業亦如獲得新的發展契機，此一蛻變將再造具備新型態、潔淨且高效能的電力系統。面對此一變革，我國產官學界無不戮力以赴積極推動電力能源相關政策以利於與全球先進國家發展接軌，因此新版電業法已於 2017 年 1 月 26 日由總統府公布，自此展開二階段式電業自由化，階段一為開放發電業、售電業及代輸直供，並成立電業管制機關，台電則仍維持發、輸、配售一體之綜合電業，以維持電力供應穩定；階段二進行廠網分離，故台電將分割為發電業及電力網業，且不得交叉持股，最終僅電力網為國營獨佔事業。其中，電業法明確揭露發電市場中採綠能先行為原則，優先開放再生能源(Renewable Energies)透過代輸、直供及再生能源售電業等方式銷售予用戶，放寬對再生能源售電之限制。由上述可知，政府在推動再生能源發電不於餘力，再加上政府明確宣示推動「千架海陸風力機計畫」，2020 年前完成陸域風機開發累計達 1.2 GW (約 450 架風力機)；另外，完成開發淺海風場 600 MW (約 120 架風力機)，且在 2021-2030 年推動大規模風場開發，10 年共 2.4 GW (約 480 架風力機)；此外，持續推動「陽光屋頂百萬座計畫」，2025 年規劃完成 3 GW 目標、

2025 年規劃完成地面型目標 17 GW，總計 2025 年太陽光電 (Photovoltaics, PV) 累計設置達 20 GW。

綜言之，台灣正處於電力市場運作結構改變、核能機組除役、火力機組排放污染與用電持續成長等嚴峻考驗下，未來電力系統勢必面臨以風力發電與太陽光電為主之再生能源大量併入系統運轉，屆時系統運轉穩定、安全與調度將首當其衝。由於大多數太陽光電依其裝置容量大小不同主要併入一次高壓或二次低壓配電饋線，故其影響乃由下而上之群聚效應；另陸域或離岸風力發電則依其單機容量與風場大小併入配電與輸電系統，而且台灣比中南東等不同地區併入電網之太陽光電與風電比例不盡相同，可想而知對電力系統之影響亦由下而上，從配電饋線、配電網、區域電網到全域電網造成之衝擊與影響方式與層面亦大相徑庭，可採取之因應策略與配套措施也有所差異，其中，利用需求面負載管理(Demand Side Management, DSM)方式降低再生能源不穩定電力供應衝擊為具體可行的方法之一，需量反應(Demand Response, DR)可視為一種服務/產品/或電價，以促使用戶回應不同時間的價格變化，改變其正常用電型態，亦或當躉售電力市場價格高漲或電力系統緊急時，提供優惠誘因以降低電力使用，推行需量反應措施，係為達成改善系統負載型態、提高負載因數(Load Factor, LF)、降低供電成本及維持低廉電價為終極目標。故本計畫提出「配電饋線等效負載與通用再生能源發電模型研究」，內容涵蓋探究需量反應方案實施時間與方式、系統性負載與太陽光電發電預測、平衡各饋線段三相電流策略與提高配電饋線運轉效能策略議題，以期進一步強化配電饋線與區

域配電網運轉效能，除了顧及上游輸電系統供電能力與分散式再生能源間歇性輸出外，亦考慮未來各種可行需量反應方案加入降低負載需量等，以期在開源與節流雙管齊下提供低成本、穩定與安全電力供應。

二、研究動機

過去配電級負載模型模型單純，主要分為住宅型、商業型與工業型等幾個經典的類別，在負載預測以及區域配電網電壓控制等技術均成熟且行之有年；但由於近年來環保意識與政府能源政策面的考量，再生能源依其容量大小併入高低壓配電網後，配電網所屬饋線及配電變壓器之負載的結構不再只是單純的用電戶的用電量，還包含用戶參與需量反應抑低之負載量與再生能源的發電量，甚至未來電網級與表後儲能系統的充放電量。綜合上述可知，未來大量的 PV 等分散式電源併網將改變配電網內饋線與變壓器的負載模型，以新型態的淨負載模型呈現，因此，如負載驟升、驟降與尖離峰改變等，對於配電端電壓控制衝擊甚鉅，故無論國內外皆積極投入相關研究。圖 1 為國內現行的需量反應方案，分為價格基礎(Price Base)與誘因基礎(Incentive Base)兩種，其中誘因基礎中的減少用電措施有計畫性抑低用電、臨時性抑低用電，以及透過競價方式抑低用電。然而，台電配電區處若於用戶抑低用電前無從得知資訊，可能發生電壓超出法規標準、抑低用戶相別過於集中導致三相不平衡等問題，卻無法臨時反應補償的結果。尤其台電於 104 年引進需量競價措施後，越來越多配電網上的小型用戶參與競價，106 與 107 年的申請量分別為 9916 MW 與 12370 MW，圖 2 為 106 年各項需量措施成

效，圖 3 顯示該年關鍵時段實際需量競價抑低容量，最高達到 656 MW，可見需量競價佔整體比例非常可觀。此外，台電於 106 年實施用戶群代表(Aggregator)制度，外包公司推廣並整合小型用戶參與競價，約定提供 2 年抑低量 200 MW，每年執行 100 小時之需量反應服務；107 年緊急通知型用戶門檻由 500 kW 以上降低至 100 kW 以上，擴大配電網內小型用戶參與量。圖 4 為台電公司需量競價措施歷史沿革，除了上述幾個與低壓用戶較相關的政策，各需量反應措施的價格誘因以及時間限制皆逐年放寬，使得參與量也逐年上升，故未來的需量措施對配電饋線負載造成的衝擊亦不容小覷。

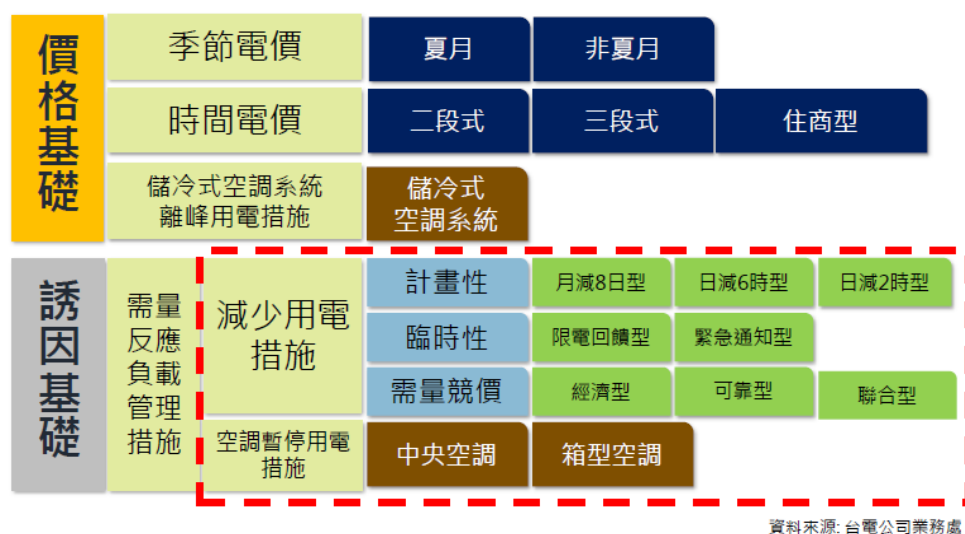


圖 1 台電公司現行需量反應措施種類

綜合上述可知，未來配電饋線上的 PV 與需量反應措施將嚴重影響負載模型，因此有整合二者模型的必要。故本計畫建構一個整合饋線負載預測、PV 發電量預測，以及考慮實際台電饋線以及饋線上參與需量用戶的負載模型，並以其進行最佳化演算

模擬，藉以改善台電配電區處因大量 PV 併網與抑低用電用戶所造成的電壓變動、三相不平衡問題，同時，也提供調度中心與各地區配電區處一整合分析之範例系統，加強未來系統運轉的相互協調性。



圖 2 台電公司 106 年各項需量反應措施成效

執行日期	得標戶數(戶)	實際抑低容量(萬瓩)	瞬時尖峰負載(萬瓩)	實際備轉容量率(%)	供電警戒燈號
5月24日	254	65.6 (今年最大)	3,303.5	4.93	供電警戒 備轉容量率 小於等於6%
8月2日	788	47.9 (夏月最大)	3,347.6	7.83	供電吃緊 備轉容量率 10%~6%之間
8月8日	797	38.9	3,626.6	1.72	限電警戒 備轉容量 90萬瓩以下
8月15日	815	31.2	3,645.3	3.17	供電警戒 備轉容量率 小於等於6%

尖載日

備轉容量率最低

資料來源: 台電公司業務處

圖 3 台電公司 107 年關鍵時段需量競價措施成效



圖 4 台電公司需量競價措施歷史沿革

三、文獻探討

如前所述，本計畫團隊提出「配電饋線等效負載與通用再生能源發電模型研究」，其重要性在於：

1. 以大數據方式整合配電饋線負載、分散式太陽能發電廠與需量反應措施為負載等效模型，以利配電網最佳運轉策略模擬分析之用；
2. 因應台電配電饋線上 PV 併網與需量用戶數量與日俱增，藉以利用預測之等效負載模型提前瞭解對系統的衝擊，並提出相對應的控制策略；
3. 以所開發之等效負載與通用再生能源發電模型，預先提出月前最佳化相位配置、抑低用戶配置，以改善饋線三相不平衡衍生之中性線電流過高等電力品質問題。

本研究的核心在於 PV 發電與用戶用電和需量抑低之間的相互互動影響以及進一步的協調關係，而用戶需量反應是其中最為彈性可操作的部分；然而，需量競價在台灣實施時間不長，因此參考美國、歐洲、日本等需量市場、措施較成熟的國家為本研究必要之務，故表 1 列舉國外需量反應於配電網運轉之相關文獻，其中包含需量反應與 PV 間的相互作用，以及最佳化運轉等研究，本計畫即引述上述文獻

作法。

表 1 國外需量反應於配電網運轉研究

論文名稱	研究內容
Applicability of demand response to voltage control in a distribution system with large integration of rooftop PV [1]	以日本配電網為基礎，模擬不同 PV 滲透率下，系統可承受的最大需量反應時數、容量，使其不超過電壓標準。此外模擬結果顯示在 PV 滲透率 30% 下之饋線加入需量反應經濟效益最佳。
Coordination of Demand Response and Volt/Var Control Algorithm using Multi Agent System [2]	以美國配電網為基礎，模擬需量反應與 Volt/Var 控制間相互協調關係，研究發現其最大挑戰為即時通訊速度，該論文使用多重代理人控制法。
Improvement of Voltage Magnitude and Unbalance in LV Network by Implementing Residential Demand Response [3]	以澳洲配電網為基礎，使用粒子群演算法進行需量用戶容量與位置、OLTC 抽頭位置最佳化，並以 PV 最大併網量、電壓法規標準作為限制式。其中也考慮了電費扣減的經濟效益。
Integration of PV System into LV Distribution Networks with Demand Response Application [4]	以 52 個變電所組成的大型配電網為基礎，使用粒子群演算法進行需量用戶分布最佳化。該論文考慮不同 PV 滲透率以及不同的需量反應參與率，結果顯示需量用戶分布高度影響著線路損失與 PV 最大併網量。

本研究的關鍵技術之一為預測方法，因此為了進行長短期的配電網運轉分析，負載、PV 發電量預測為本計劃重點，該技術主要運用過去歷史資料以及氣象局提供之溫、濕度資料進行深度學習 (Deeping Learning)，進而建立日前、時前負載與 PV 發電量預測演算法及其對應之程式模組。深度學習為人工智慧中機器學習的一個分支，是一種以人工神經網路為架構，進行資料學習的演算法。人工神經網路又稱類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)，是一種模仿中樞神經網路(大腦)結構和功能的數學模型，神經網路由神經元組成，其又由神經突觸相互連接，假設每個神經元為一個激發函數，當神經元接收到一個輸入值(Input)，經過激發函數運算後往外傳遞輸出值

(Output)，這個輸出值將再傳入下一個神經元，成為該神經元的輸入值，以此方式層層傳遞，直到最後一層神經元輸出預測結果為止。類神經網路主要分為兩大類，其一為前饋神經網路(Feedforward Neural Network)；另一為遞歸神經網路(Recurrent Neural Network)。在前饋神經網路中，訊息只單向移動，網路中沒有迴路；而遞歸神經網路將訊息狀態在自身網路中循環傳遞，因此可接受不同時間序列的資料輸入。表 2 列出主流的類神經網路結構之基本原理與優缺點。

另外，在最佳化演算法方面，最佳化演算法廣泛應用於各個不同領域之中，如：工程、經濟、和數學等領域。最早期的最佳化演算乃使用偏微分方程式來求解問題，它主要透過梯度向量方式來找尋近似解的方向，但在精確度和效率上的表現不佳，後來發展出一系列與線性(Linear)和非線性(Non-linear)規劃相關之方法，成功的改進搜尋的準確度和收斂時間，由於涉及到的數學運算過於複雜，因此不易實現。直至 20 世紀末，最佳化演算法結合了生物習性、演化過程和人工智慧的啟發式演算法問世，如著名的基因演算法(Genetic Algorithm)、粒子群演算法(Particle Swarm Algorithm)和模擬退火法(Simulated Annealing)，這些啟發式演算法具有隨機搜尋的特點，因此能有效脫離局部區域而跳往全域進行搜尋，提升找到全域最佳解的機率，再加上具有記憶功能，藉由前一代的經驗而修正當代的尋解方向，加快了收斂時間，故近 10 年來，各類型的啟發式演算法相繼被提出且改良，表 3 則為本計畫所列目前較為新穎、能力出色的啟發式最佳化演算法之基本原理與應用領域。

本研究計畫即引述以上文獻作為本計畫立論基礎，以及建構相關預測與模擬分析平台之開發。

表 2 類神經網路種類介紹與優缺點

名稱	介紹	優缺點
單層感知機 (Perceptron)[5]	被視為最簡單形式的前饋式神經網路，是一種二元線性分類概念。感知機是生物神經細胞的簡單抽象，為了模擬神經細胞行為，與之對應的感知機基礎概念被提出，如權量(突觸)、偏置(閾值)及激活函數(細胞體)。	✓ 結構簡單 ✓ 能學習解決複雜問題 ✓ 無法處理線性不可分問題
倒傳遞神經網路 (Back-propagation Neural Network)[6]	是一種監督式學習概念的多層前饋型神經網路，以平行分布訊息的方法來處理認知的微結構，利用最陡坡降法將誤差函數最小化。	✓ 加入隱藏層 ✓ 學習精度高 ✓ 應域範圍廣
卷積神經網路 (Convolutional Neural Network)[7]	是一種前饋神經網路，它的人工神經元可以回應一部分覆蓋範圍內的周圍單元，需要考量的參數更少，使之成為一種頗具吸引力的深度學習結構。	✓ 輸入參數少 ✓ 網路複雜度低 ✓ 需要大量樣本
時間遞歸神經網路 (Recurrent Neural Network)[8]	時間遞歸神經網路可描述動態時間行為，其訊息狀態在自身網路中循環傳遞，因此可接受不同時間序列的資料輸入。	✓ 可接收任意時序輸入 ✓ 適合短時序學習 ✓ 長時序準確率下降
長短期記憶 (Long Short-term Memory)[9]	是一種時間遞歸神經網路，利用三個控制閥(Gate)來決定記憶的儲存與使用，可作為複雜的非線性單元用於構造更大型深度神經網路，適合於處理和預測時間序列中間隔和延遲非常長的重要事件。	✓ 彌補 RNN 網路缺點
霍普菲爾神經網路 (Hopfield Neural Network)[10]	是一種遞歸神經網路，結合存儲系統和二元系統的神經網路。它保證了向局部極小的收斂，但收斂到錯誤的局部極小值。Hopfield 網路也提供了模擬人類記憶的模型。	✓ 解決 TSP 問題 ✓ 容易陷入局部極小值

表 3 啟發式最佳化演算法基本原理與應用領域

名稱	基本原理	應用領域
蝙蝠演算法 (Bat algorithm)[11]	啟發於蝙蝠飛行時聲音之迴聲定位行為。蝙蝠在飛行路途上，會發出一系列不同頻率之超聲波。當這些聲波擊中周圍事物時，將傳回給蝙蝠，蝙蝠會在大腦中進行分析，並修改它的飛行路徑。	✓ 電力調度 ✓ 濾波器設計 ✓ 醫療 ✓ 影像處理
人工蜂群演算法 (Artificial bee colony algorithm)[12]	模仿自然界蜜蜂群體覓食行為得到的人工智能隨機最佳化方法。主要分成三種種類的蜜蜂，分別為引領蜂、跟隨蜂和偵查蜂，根據每一種蜜蜂不同的行為模式去改變它們的飛行方向。	✓ 電力潮流分析 ✓ 數值優化 ✓ 機器人控制
人工魚群演算法 (artificial fish swarm algorithm)[13]	描述在一片水域中，魚往往能自行或尾隨著其他魚到達營養最為豐富的地方，從此判斷魚聚集的地方一般來說就是此水域中最佳的位置。因此人工魚群演算法主要是根據模仿魚群覓食群聚和尾隨行為而實現。	✓ 再生能源 ✓ 輸電網系統規劃 ✓ 故障分析
和弦演算法 (Harmony search algorithm)[14]	模擬樂團中各樂手於即興演奏過程中譜出優美旋律之行為模式。樂團中每個樂手所演奏之樂器不同，且各樂器亦有自身之音域範圍，故於演奏過程中，各樂手彈奏心中理想之音符，並經嘗試各種音域組合後，譜出一組美妙之旋律。	✓ 復電策略 ✓ 經濟調度
螢火蟲演算法 (Firefly algorithm)[15]	模仿螢火蟲會根據周遭其他螢火蟲發出的亮光作移動，並具有一個圓形的吸引範圍。任兩隻螢火蟲的吸引力與彼此之間的距離成反比，因此螢火蟲當彼此距離增加時，會降低對對方的吸引力，進而前往其他相對較亮的同伴靠近。	✓ 系統運轉規劃 ✓ 電力調度 ✓ 路徑規劃
免疫演算法 (Immune algorithm)[16]	模擬人體免疫系統運作方式，當發生免疫反應後，可記住病原體，當再次發生時便可迅速而有效的清除病原體。根據免疫系統的機理特徵，並能解決工程和科學問題的方法。	✓ 控制 ✓ 數據處理 ✓ 最佳化學習 ✓ 故障診斷
蟻群演算法 (Ant colony algorithm)[17]	透過蟻群移動覓食時，螞蟻個體會於行徑的路上留下費洛蒙，以供往後的蟻群前往的路徑，而此路徑通常不只一條，但愈多螞蟻通過的路徑其費洛蒙愈是強烈，即表示此路徑通往的食物較為豐富，或路徑距食物較近。	✓ 配電網系統規劃 ✓ 數值分析 ✓ 影像處理

貳、研究方法與過程

一、研究架構

由於目前台電的需量反應措施由調度中心統籌，各地區配電區處則在用戶抑低用電後才能反應，加上太陽光電的併網，故在需量措施與 PV 併網的與日俱增下，配電饋線負載的不確定性亦越來越大。當抑低用電用戶過於集中於某條饋線，可能在 PV 發電達到峰值時造成饋線電壓驟升；當抑低用電用戶集中於某條饋線之某個相別，容易造成三相電壓不平衡，導致損耗提高與中心線電流過高等問題。因此，充分且明確地掌握所有負載相關資訊並加以整合方為上策，在系統長期運轉規考量，可預知並建議配電變壓器接線相別；在短期運轉控制考量，可提前規劃各電壓控制元件狀態，再進一步可建議調度中心最佳抑低用電用戶分布。

過去的負載資訊主要依賴歷史負載資料以人工智慧進行學習預測，近年來也加入了 PV 發電量的預測，兩者的主要預測因子為溫度。然而，若要將負載模型整合需量反應措施，主要考量為簽約容量、抑低時間，以及用戶與上游配電變壓器、饋線從屬關聯建立，表 4 所列为台電公司現行各需量措施相關規定。綜言之，本計畫將以台電實際饋線作為負載模型建構之標的，並以過去負載、PV 發電量歷史資料，以及氣象局提供之溫濕度預測資料作為輸入層，在 Python 開發環境下進行類神經網路深度學習法之日前、時前負載、PV 發電量預測，並將台電提供之饋線需量反應用戶進行措施種類、契約容量、抑低時間、電費扣減、用戶母線位置等資料建置，再將上述預測與需量用戶資料輸入

至動態資料庫 SQLite，並進行每小時更新，建立一配電饋線負載模型整合平台，隨時提供配電工程師進行配電網最佳化模擬分析使用。

在配電網三相平衡最佳化方面，一般而言，可區分為長期運轉規劃與短期運轉控制兩個層面進行演算法與程式模組建置。長期運轉規劃部分，由於台電配電變壓器大量使用 U-V 接法 (Open Wye-Open Delta) 造成三相不平衡的後果，若能夠以完整全年負載預測整合新建 PV 電廠、該年饋線的需量用戶，並以機率分布概念建構三相負載機率模型，由 Python 連動 OpenDSS 進行完整的接線相別最佳化演算，可提供台電配電變壓器每月接線相別配置建議，達到降低線路損耗、降低饋線中性線電流過大導致保護電驛誤動作等效果。短期運轉控制方面，又可分為日前與時前兩部分，以動態資料庫中資料提前預測負載趨勢，在 PV 發電量劇變或需量用戶抑低前了解須準備的饋線電壓控制措施，如調整主變抽頭或投入電容器、電抗器等，進一步可了解該饋線之電壓控制元件是否達到操作極限。此外，由於過去台電在決定抑低用戶用電需量時不會考慮配電饋線的狀況，或者在供電緊急狀況下無從選擇，但在未來愈多需量用戶分散於配電網後，需要一套用戶分布最佳化機制以防止電壓驟升、三相不平衡過大等問題，故本計畫基於相同的抑低容量且饋線電壓符合法規標準下，以三相不平衡率作為最佳化目標函數，達到最佳抑低用戶分布的結果，圖 5 為本計畫架構示意圖。

表 4 台電公司現行需量反應措施內容

負載 管理 措施	方案	用戶 等級	通知 方式	執行 時間	最低抑低 容量
計畫 性減 少用 電措 施	月減 8 日型	100 kW↑	申請時即約 定抑低用電 時段，無須 通知	事先約定於 6 月~9 月工作日 10~17 時	經常契約容 量之 25%， 但 須 50 kW↑
	日減 6 時型	100 kW↑		事先約定於 6 月~9 月工作日 10~12、 13~17 時	
	日減 2 時型	100 kW↑		事先約定於 6 月~9 月工作日 13~15 時	
臨時 性減 少用 電措 施	限電回 饋型	1000 kW↑	抑低前一日 16 時前	全年依系統需要 時	經常契約容 量之 15%
	緊急通 知型	100 kW↑	抑 低 15min~2hr 前	全年依系統需要 時，以日為單位每 次 2~4hr，每月不 超過 36 hr	經常契約容 量 5000 kW 以下者取其 20%，5001 kW 以上者 取其 10%
需 量 競 價 措施	經濟型	100 kW↑	抑低前一日 18 時 前 或 2hr 前	全年依系統需要 時及競價結果，以 日 為 單 位 每 次 2~4hr，每月不超過 36 hr	50 kW↑
	可靠型	100 kW↑	抑低前一日 18 時前		50 kW↑
	聯合型	100 kW↑	抑低前一日 18 時 前 或 2hr 前		100 kW↑

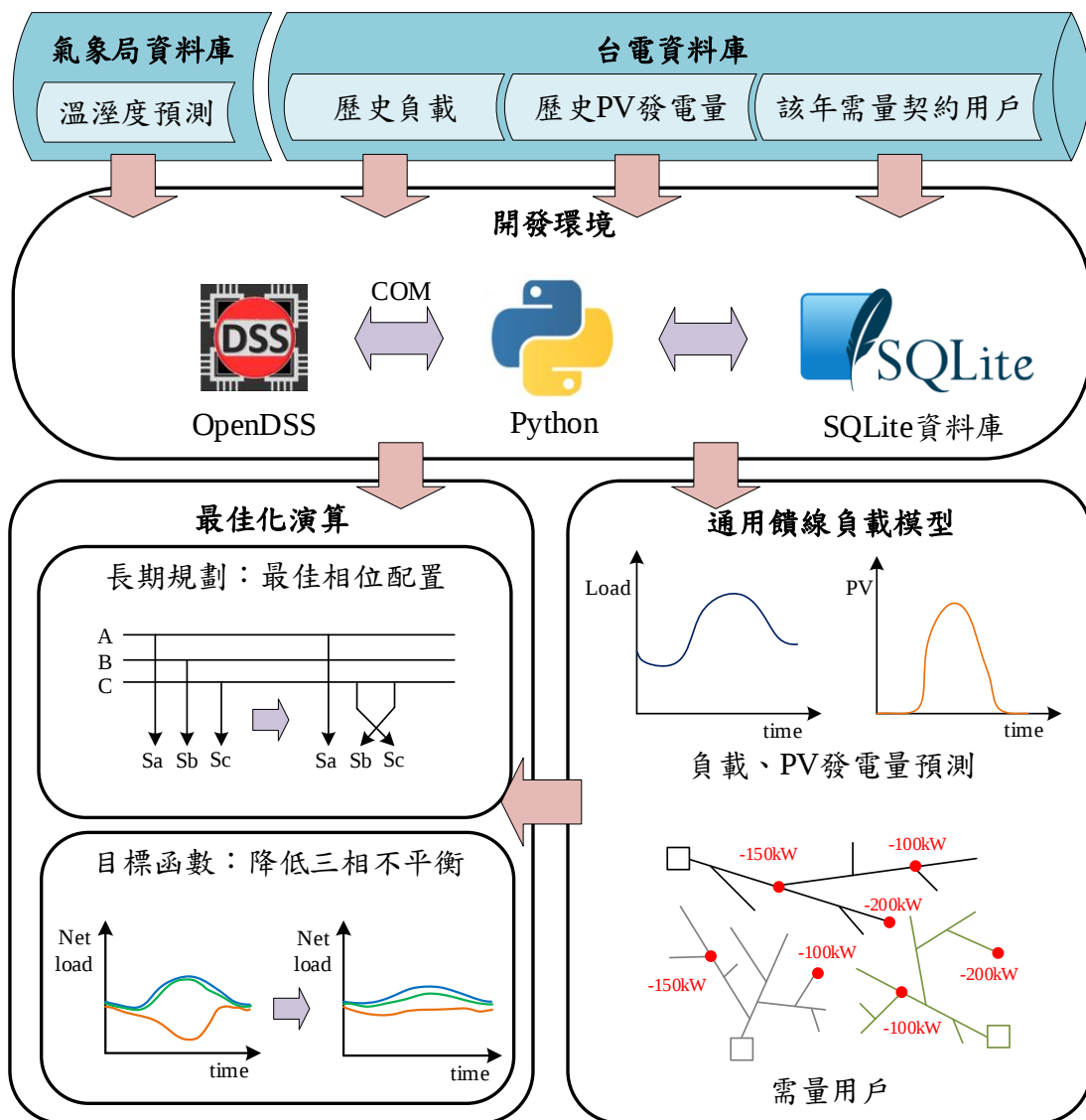


圖 5 本計畫架構圖

二、需量反應方案數學模型

本計畫以台電所提供之需量反應措施資料進行量化，再以條件式運算建置其數學程式模組，並依照不同的模擬需求，建置其所需的模型。首先，在配電網運轉規劃模擬中，只需考慮各時段抑低量，然而其實際抑低量卻難以推斷，故只考慮用戶可能抑低的最大值與最小值之情境進行模擬分析，以確保系統運轉控制狀態可落於其上下限制間。根據不同的需量措施其電費扣減

的方式亦不同，也會影響用戶在抑低執行率的決策，以下針對台電現行需量措施之抑低量建立數學模型。

表 5 為各需量反應措施之基本電費扣減比率標準， $D_1 \sim D_7$ 分別為月減 8 日型、日減 6 時型、日減 2 時型、緊急通知型、經濟型、可靠型，以及聯合型之抑低量。假設用戶執行抑低用電，則計畫性減少用電措施之用戶執行率 X 必落於 60%~100%，否則沒有電費扣減，故其抑低量上下限可表示如下：

$$\checkmark \text{ 月減 8 日 } D_1 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1 \end{cases};$$

$$\checkmark \text{ 日減 6 時 } D_2 = \text{抑低契約容量} \cdot X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1 \end{cases};$$

$$\checkmark \text{ 日減 2 時 } D_3 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1 \end{cases};$$

假設負載資料以 1 小時為單位，月減 8 日抑低時間為 10:00~17:00；日減 6 時抑低時間為 10:00~12 與 13:00~17:00；日減 2 時抑低時間為 13:00~15:00；故單日抑低量等效負載矩陣 $DayD_{24h}^A$ 、 $DayD_{24h}^B$ 、 $DayD_{24h}^C$ 可分別表示如式(1)至(3)所示。

$$DayD_{24h}^A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -D_1 & -D_1 & -D_1 & -D_1 & -D_1 & -D_1 \\ -D_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$DayD_{24h}^B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -D_2 & -D_2 & 0 & -D_2 & -D_2 & -D_2 \\ -D_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$DayD_{24h}^C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -D_3 & -D_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

臨時性減少用電措施中，限電回饋型之經常契約容量須在 1000 kW 以上，通常是屬於輸電網上的用戶，故此處不考慮。而緊急通知型同計畫性減少用電措施，其用戶執行率 X 必落於 60%~100%，否則沒有電費扣減，故其抑低量上下限可表示如下：

$$\checkmark \quad \text{緊急通知型 } D_4 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1 \end{cases};$$

需量競價措施方面，經濟型與聯合型的執行率 X 須介於 60%~150% 才有電費扣減，而可靠型若執行率未達 100% 將加計電費，故此處取其執行率為 100%~150%，此三者抑低量上下限可表示如下：

$$\checkmark \quad \text{經濟型 } D_5 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1.5 \end{cases};$$

$$\checkmark \quad \text{可靠型 } D_6 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 1 \\ 1.5 \end{cases};$$

$$\checkmark \quad \text{聯合型 } D_7 = \text{抑低契約容量} \times X, X = \begin{cases} 0.6 \\ 1.5 \end{cases};$$

臨時性減少用電措施與需量競價之抑低時間視系統需要決定，通常為夏月中午附近的時間。假設一饋線有 9 個母線 Bus1~Bus9、其負載分別為 L1~L9，某天 Bus1 上某用戶須執行月減 8 日措施、Bus3 上某用戶須執行日減 2 時措施、Bus9 上某用戶須執行日減 6 時措施、Bus4 上某經濟型用戶被通知 10:00~14:00 執行抑低、Bus7 上某可靠型用戶被通知 10:00~13:00 執行抑低，此饋線 9 個母線上的等效負載矩陣可以式(4)表示。

表 5 台電需量反應措施之電費扣減比率標準

計畫性減少用電措施								
基本 電費	執行率 X		X<60%	60%≤X<80%	80%≤X<100%	X≥100%		
	月減 8 日		0%	10%	20%	30%		
	日減 6 時		0%	60%	80%	100%		
	日減 2 時		0%	30%	40%	50%		
流動 電費	不扣減							
臨時性減少用電措施								
基本 電費	執行率 X		X<60%	60%≤X<80%	80%≤X<100%	X≥100%		
	緊急通知 型		0%	60%	80%	100%		
流動 電費	不扣減							
需量競價								
基本 電費	當月執行 率 X		X<100%				X≥100%	
	可靠型		$(1-\frac{\text{未達抑低契約容量之日數}}{\text{應抑低用電日數}})\times 100\%$				120%	
流動 電費	執行率 X		X<60%	60%≤X<80%	80%≤X≤120%	120% <X≤ 150%	X>150%	
	經濟 型	非夏 月	100%	105%	105%	105%	100%	
		夏月			110%			
		2hr 前通 知	120%					
	可靠型		100%					
	聯合 型	非夏 月	100%	105%	105%	105%	100%	
		夏月			110%			
		2hr 前通 知	120%					
加計 電費	執行率 X		X<100%				X≥100%	
	可靠型		50%				不加計	

由 Python 從資料庫 SQLite 截取負載預測與需量用戶資料後，計算饋線等效負載矩陣並輸入 OpenDSS 執行三相電力潮流計算，以求解母線電壓、線路流量、三相不平衡率等。其中本計畫假設執行率全部代入下限值或者全部代入上限值，模擬系統最極端的情況以分析其承受能力。

此外，部分文獻亦將需量反應價格方便納入最佳化目標函數，以期達到系統運轉與經濟效益的最佳平衡。以下將台電需量反應措施電費扣減計算方式列出，並以條件式方式呈現。

(一) 月減 8 日型：

令變數如下：

變數	說明
C	經常契約容量
D	約定抑低契約容量
Dactual	實際抑低容量
Day	當月達最低抑低契約容量之日數
fee	基本電費單價

由表 4 最低抑低契約容量 $D_{\min}=C \times 25\%$ ， $D_{\min} \geq 50$ ，執行率 $X=D_{\text{actual}}/D$ ，再由表 5 之扣減比率可得 R 計算方式演算法為：

if $60\% \leq X < 80\%$

$R=10\%$

if $80\% \leq X < 100\%$

$R=20\%$

if $X \geq 100\%$

$$R=30\%$$

基本電費扣減 F 為：

$$\text{if } Day = 8$$

$$F=fee \times D \times R$$

else

$$F=fee \times D \times R \times [1-(8-Day/8)]$$

(二) 日減 6 時型：

變數名稱及其說明與月減 8 日型相同，不再贅述。由表 4 最低抑低契約容量 $D_{\min}=C \times 25\%$ ， $D_{\min} \geq 50$ ，執行率 $X=D_{\text{actual}}/D$ ，再由表 5 扣減比率可得 R 計算方式演算法為：

$$\text{if } 60\% \leq X < 80\%$$

$$R=60\%$$

$$\text{if } 80\% \leq X < 100\%$$

$$R=80\%$$

$$\text{if } X \geq 100\%$$

$$R=100\%$$

基本電費扣減 F 為：

$$F=fee \times D \times R$$

(三) 日減 2 時型：

變數名稱及其說明以及表 4 計算方式與日減 6 時型相同，不再贅述。由表 5 扣減比率可得 R 計算方式演算法為：

$$\text{if } 60\% \leq X < 80\%$$

$$R=30\%$$

$$\text{if } 80\% \leq X < 100\%$$

$$R=40\%$$

$$\text{if } X \geq 100\%$$

$$R=50\%$$

基本電費扣減 F 為：

$$F=fee \times D \times R$$

(三) 緊急通知型：

表 6 所列為緊急通知型基本電費扣減標準。變數名稱及其說明與月減 8 日型相同；另外，變數 T 為通知時間、當月執行次數為 M 、每次抑低時數為 H 、未達最低抑低契約容量當天之實際抑低容量為 D' 。

表 6 台電需量反應緊急通知型電費扣減比率標準

通知方式	基本電費扣減標準 (每 kW 每月)	流動電費扣減標準 (每度)
15 分鐘前通知者	104	10
30 分鐘前通知者	93	
1 小時前通知者	84	
2 小時前通知者	78	

由表 4 最低抑低契約容量 $D_{\min}$ 計算方式，可得演算法：

$$\text{if } C \leq 5000$$

$$D_{\min} = C \times 20\%$$

$$\text{else}$$

$$D_{\min} = 5000 \times 20\% + (C - 5000) \times 10\%$$

執行率 $X = D_{\text{actual}} / D$ ，

由表 5 扣減比率 R 為：

$$\text{if } 60\% \leq X < 80\%$$

$$R=60\%$$

$$\text{if } 80\% \leq X < 100\%$$

$$R=40\%$$

$$\text{if } X \geq 100\%$$

$$R=50\%$$

由表 6 基本電費單價 $feel$ 為

$$\text{if } 15\text{min} \leq T < 30\text{min}$$

$$feel=104$$

$$\text{if } 30\text{min} \leq T < 1\text{hr}$$

$$feel=93$$

$$\text{if } 1\text{hr} \leq T < 2\text{hr}$$

$$feel=84$$

$$\text{if } T \geq 2\text{hr}$$

$$feel=78$$

基本電費扣減 $F1$ 、流動電費扣減 $F2$ 、加計電費 $F3$
為：

$$\text{if } Day = M$$

$$F1=feel \times D \times R$$

$$F2=10 \times D \times M \times H$$

$$F3=0$$

$$\text{if } 0 < Day < M$$

$$F1=feel \times D \times R \times [1 - (M - Day / M)]$$

$$F2=10 \times D \times M \times H$$

$$F3=10 \times (D_{min} - D') \times (M - Day) \times H$$

$$\text{if } M=0$$

$$F1=D \times 96 \times 50\%$$

$$\text{當月電費扣減} = F1 + F2 - F3$$

(四) 經濟型：

經濟型計算方式舉例說明如下：假設經常契約容量 800 kW，

約定抑低契約容量 300 kW，抑低用電報價 6 元，每次抑低時數 4 小時，當月共執行 7 次，每次實際抑低容量分別為 4 日 400 kW、2 日 300 kW、1 日 40 kW，則

執行率： $400/300 \times 100\% = 133\%$ ；

執行率： $300/300 \times 100\% = 100\%$ ；

其中 40 kW 低於最低抑低容量 50 kW，故不予計入，由表 5 可知流動電費扣減 $= (400 \times 4 + 300 \times 2) \times 4 \times 6 \times 105\% = 55440$ 元。

(五) 可靠型：

可靠型計算方式舉例說明如下，假設經常契約容量 800 kW，約定抑低契約容量 300 kW，抑低用電報價 6 元，每次抑低時數 4 小時，當月共執行 7 次，每次實際抑低容量皆為 400 kW，則

由基本電費扣減 $= 300 \times 60 \times 120\% = 21600$ 元；

由流動電費扣減 $= (400 \times 7) \times 4 \times 6 = 67200$ 元；

加計電費 $= 0$ ；

當月電費扣減 $= 21600 + 67200 - 0 = 88800$ 元。

再舉一未全數達最低抑低用電案例，假設經常契約容量 800 kW，約定抑低契約容量 300 kW，抑低用電報價 6 元，每次抑低時數 4 小時，當月共執行 7 次，每次實際抑低容量分別為 4 日 400 kW、2 日 300 kW、1 日 40 kW，則

由表 5 基本電費扣減 $= 300 \times 60 \times (1 - 1/7) = 15429$ 元；

由表 5 流動電費扣減 $= (400 \times 4 + 300 \times 2) \times 4 \times 6 = 52800$ 元；

加計電費 $= (300 - 40) \times 1 \times 4 \times 6 \times 50\% = 3120$ ；

當月電費扣減 $= 15429 + 52800 - 3120 = 65109$ 元。

(五) 聯合型：

聯合型計算方式舉例說明如下，假設聯合 5 戶，約定抑低契約容量 200 kW，抑低用電報價 6 元，每次抑低時數 4 小時，當月共執行 7 次，每次實際抑低容量分別為為 4 日 300 kW、2 日 300 kW、1 日 60 kW，則

執行率： $300/200 \times 100\% = 150\%$ ；

執行率： $200/200 \times 100\% = 100\%$ ；

其中 60 kW 低於最低抑低容量 100 kW，故不予計入；

由表 5 流動電費扣減 $= (300 \times 4 + 200 \times 2) \times 4 \times 6 \times 105\% = 40320$ 元。

三、太陽光電發電與負載預測

本計畫之目的為依據歷史性的日期、大氣、日照與各饋線資訊末端設備(Feeder Terminal Unit, FTU)電壓電流資料等，推導出估算之負載數值，接著由最佳化相位配置模組計算出最佳組合結果。圖 6 為上述整合預測與最佳相位調整方式之流程圖。

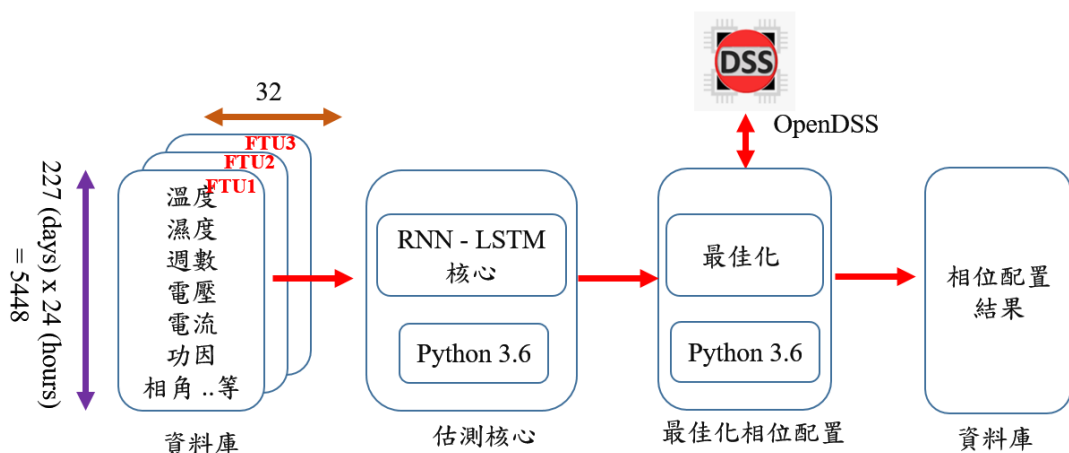


圖 6 整合預測與最佳相位調整方式流程圖

本計畫所提之方法大致可分成三個主要部分：前端資料庫、估測核心模組與最佳化相位配置模組。資料庫負責各模組計算結果匯整、並轉換成結構化查詢語言(Structured Query Language, SQL)資料庫格式，儲存於單一檔案。估測核心程式則採用遞歸神經網路(RNN)之長短期記憶模型(Long Short Term Memory, LSTM)神經網路。計算出之預測實、虛功率亦儲存於資料庫內供最佳化相位配置模組處理。以上之電腦程式語言、資料庫系統與開發環境均採開源軟體所撰寫，減低開發成本與相關授權開支等。各部分之詳細功能則分別敘述如下。

(一) 資料庫：

設置前端資料庫處理之目的有下列三點。其一為對應多種類輸入檔案格式之讀取、資料換算與資料檢視功能等等。例如本計畫之饋線資料有 SQL 與 CSV(逗號分隔值 Comma-Separated Values)檔案等二種類格式。氣象資料則為 XLS 檔案格式或 XML 檔案格式。故須設計出能支援多種檔案輸入模組。內部處理流程細節可由圖 7 檢視。由於本計畫標的饋線之 FTU 未能提供功率因數資訊，僅能依據中性線電流與其他三相電流之相量關係估測出其可能數值，因此帶入此數值、三相電流與饋線電壓相乘可得負載實、虛功率數值。最後封裝資料成 SQL 資料庫格式即完成工作。本研究之全年度虛擬負載格式約為 32.4 週、每週 7 日、每日 24 小時共計 5448 筆資料，每筆資料記包含年、月、日、星期、小時、測站氣壓、溫度、相對濕度、風速、風向、日照時數、全天空輻射、能見度、紫外線指數、雲量與 FTU 電壓、電流資

料共計 32 類型資料。

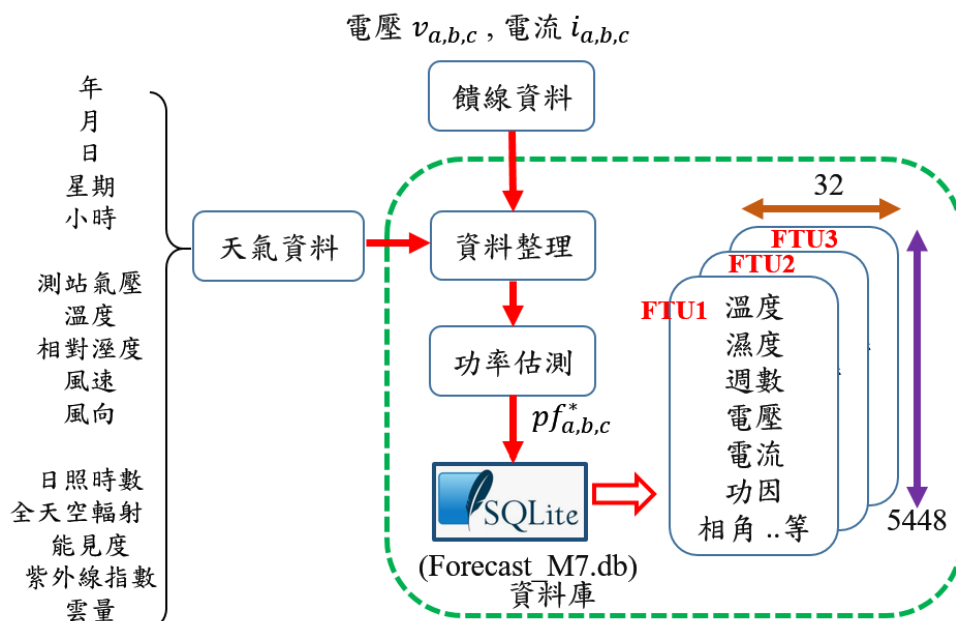


圖 7 資料庫之內部處理流程圖

(二) 估測核心程式：

圖 8 為估測核心程式內部處理流程圖，圖中之左側與上側為前述的歷史資料輸入。核心程式需先經由資料選擇模組勾選出所需之訓練資料向量，避免過大且無意義資料降低後續處理效率。正規化模組則將每一組輸入向量進行標么化，避免各物理量本質大小影響結果。接著張量轉換模組將訓練資料向量轉換成張量(Tensor)型式，這個步驟影響執行速度與記憶體用量，因硬體容量不足導致執行中斷失敗。

張量資料結構如圖 9 所示。將每一週 7 日做一批次(Batch)，每批次之間隔唯一日如 $X_train[0, \alpha, \beta]$ 與 $X_train[1, \alpha, \beta]$ 為二組批次， α, β 則分別表示為每 24 小時與 4 組資料（本計畫實際上為採用每 15 分鐘與 10 組資料，因圖表繪製因素，採用 4 組表

示)。此 4 組資料縮寫分別為 T：溫度；H：濕度；L：負載；P：太陽光發電量。此張量資料將用於 LSTM 估測之模型訓練與預測使用。

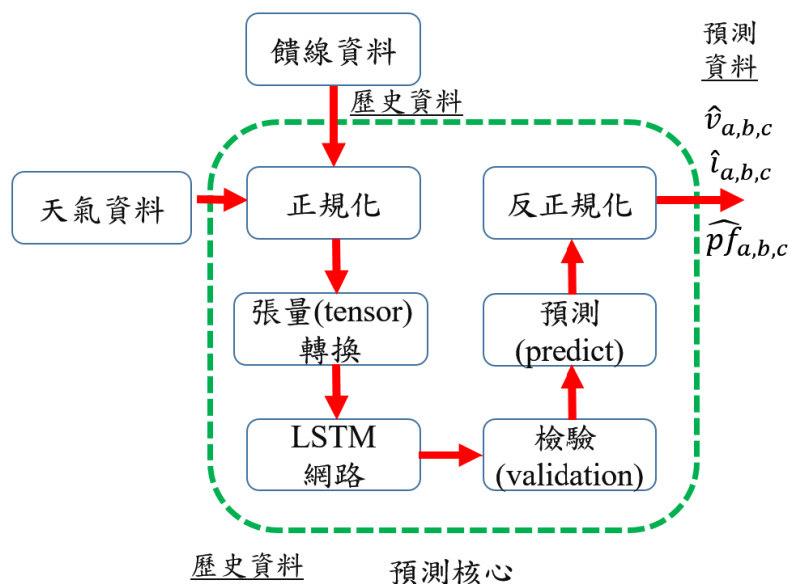


圖 8 估測核心程式內部處理流程圖

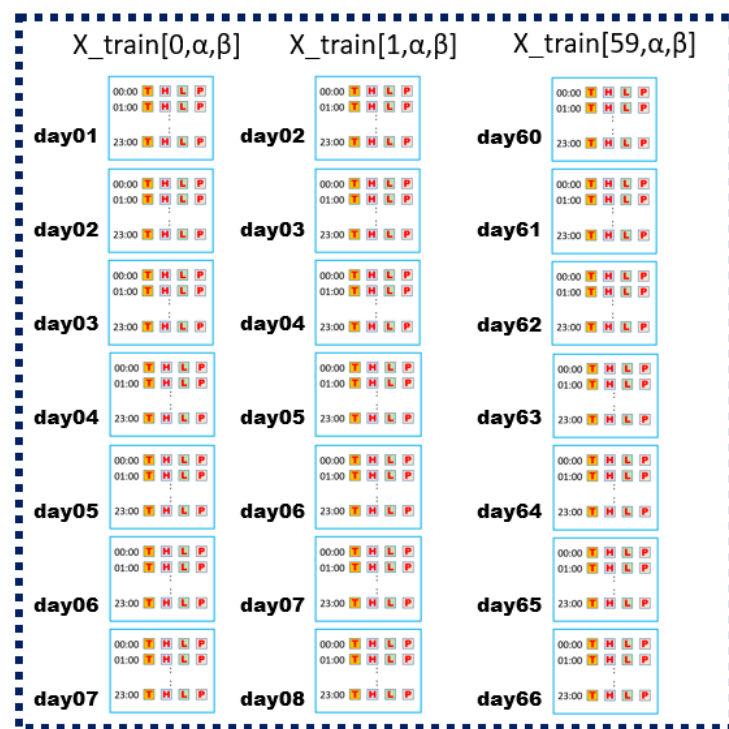


圖 9 張量資料結構圖

LSTM 是 RNN 的一種特殊形式，特點是能夠學習長序列應用之依賴關係，並且解決長序列訓練過程中的梯度消失和梯度爆炸問題。此方法由 Hochreiter & Schmidhuber 首先提出 LSTM 的概念於 1997 年[1]，並由許多學者改善和推廣。

相比 RNN 只有一個傳遞狀態 c_t ，LSTM 有二個傳輸狀態，一個 c_t 細胞狀態 (cell state)，和一個 h_t 隱藏狀態 (hidden state)。詳細 LSTM 基本細胞結構如圖 10 所示，個別基本元素之方程式如式(4)-(9)所示。其中， f 表示遺忘(forget)； i 表示輸入(input)； o 表示輸出(output)； W 則為權位向量。 $\sigma(\cdot)$ 函數限制輸出為 0 或是 1 的整數數值， $\tanh(\cdot)$ 函數則為激活函數(activation function)，上層的 c_t 只與這些門限的值進行數值變換，無須與網絡參數 W 進行矩陣相乘，避免了 RNN 回傳梯度時的問題。

$$f_t = \sigma(W_f h_{t-1} + U_f x_t + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_i h_{t-1} + U_i x_t + b_i) \quad (5)$$

$$a_t = \tanh(W_c h_{t-1} + U_c x_t + b_c) \quad (6)$$

$$o_t = \sigma(W_o h_{t-1} + U_o x_t + b_o) \quad (7)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot a_t \quad (8)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (9)$$

上式中， $\odot$ 為 Hadamard Product，也就是操作矩陣中對應的元素相乘¹，因此要求兩個相乘矩陣是同樣維度的。

式(4)之 f_t 函數為 LSTM 的遺忘門設計，若輸出為 0 則依據與 c_{t-1} 相乘結果可以移除先前之記憶。輸入門(input gate)負責處理當前序列位置的輸入，式(5)與(6)之 i_t 與 a_t 函數則決定 x_t 狀態之

¹ Hadamard Product 範例: $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} \end{bmatrix}$

U_f 與 U_i 輸入是否被記憶 LSTM 之細胞狀態更新。最後則為輸出門設計，更新之 c_t 細胞狀態與 h_t 隱藏狀態可由式(8)與(9)表示。 W 則為權位向量則為 LSTM 模型訓練結果輸出。

上述之流程為正向傳播法(Forward Propagation)，反向傳播法(Backward Propagation)則為在多層神經網絡中，本層的誤差需要由下一層的誤差反向推導，通過梯度下降法疊代更新所有的參數。

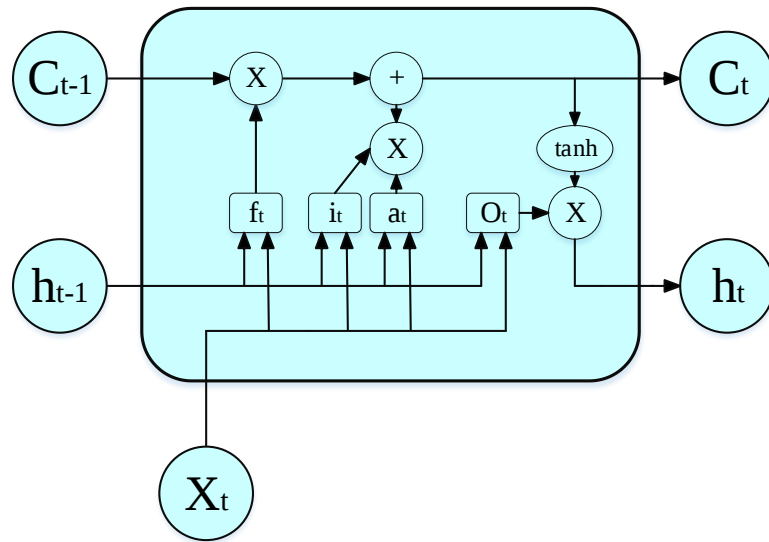


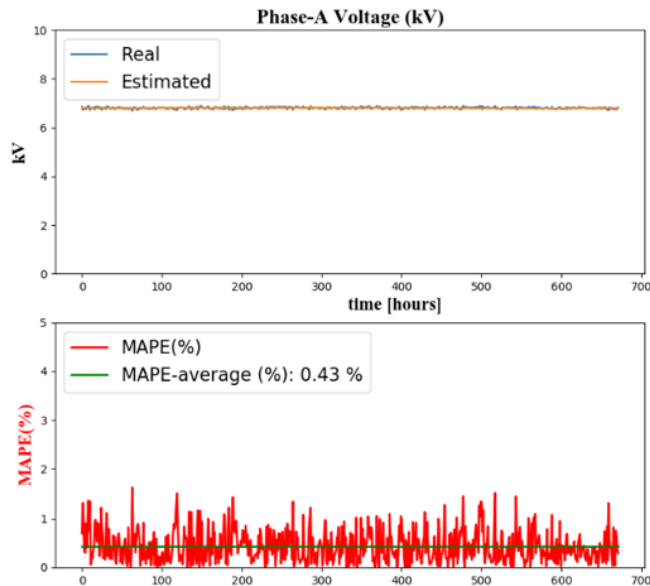
圖 10 LSTM 細胞結構圖[2]

(三) 輸出資料庫：

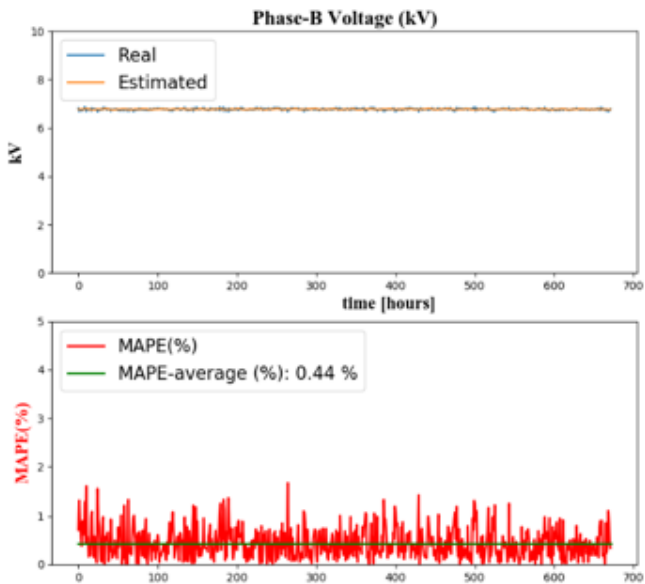
輸出資料庫部分則為記錄前一小節資料並且寫入資料庫內。此資料同時包含歷史與預測資料供檢視查閱。內容細節為包含有：項次、時間戳記、年、月、日、星期、小時、三相實功率、三相虛功率、三相實功率之平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 值、三相虛功率之 MAPE、三相線電壓實際值、三相線電流估計值、三相功因換算值、三相功因估計值

與中性線電流估計值等等共計 35 項。

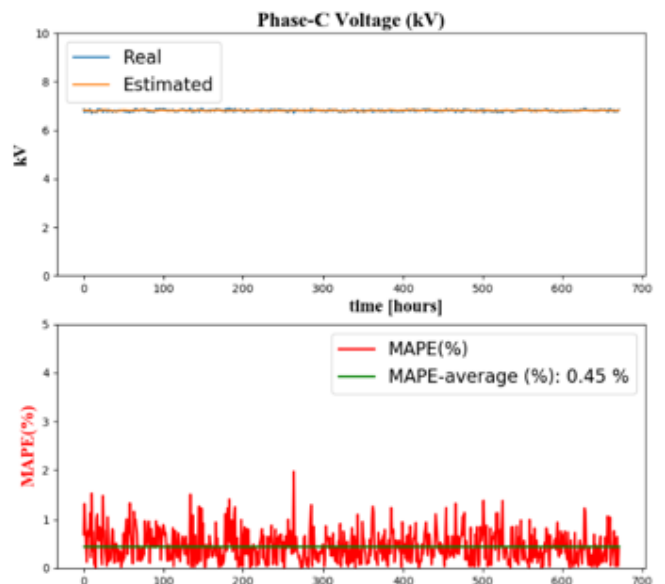
圖 11 (a)、(b)、(c)與圖 12 (a)、(b)、(c)分別為各 FTU 之三相電壓電流估測結果比較。三相電壓與電流預測之平均 MAPE 值分別為 0.43%~0.87%與 10.92%~21.69%區間。因 MAPE 值計算為誤差累計，故數值會隨取樣長度與資料單位有所變異。



A 相電壓

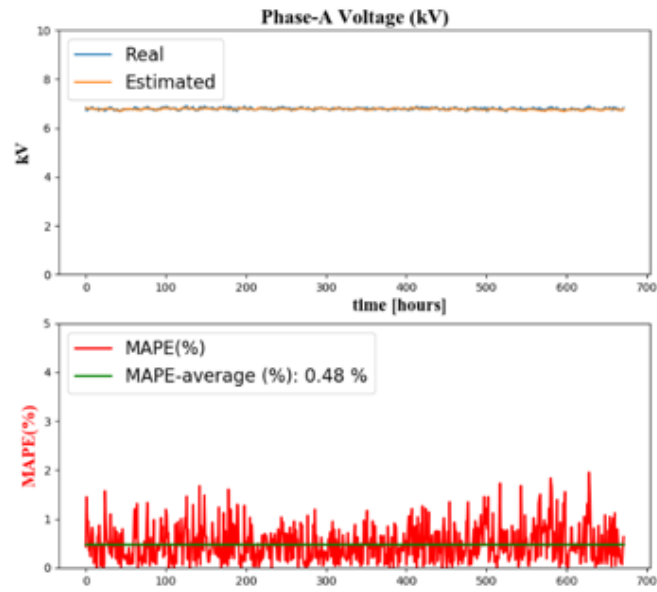


B 相電壓

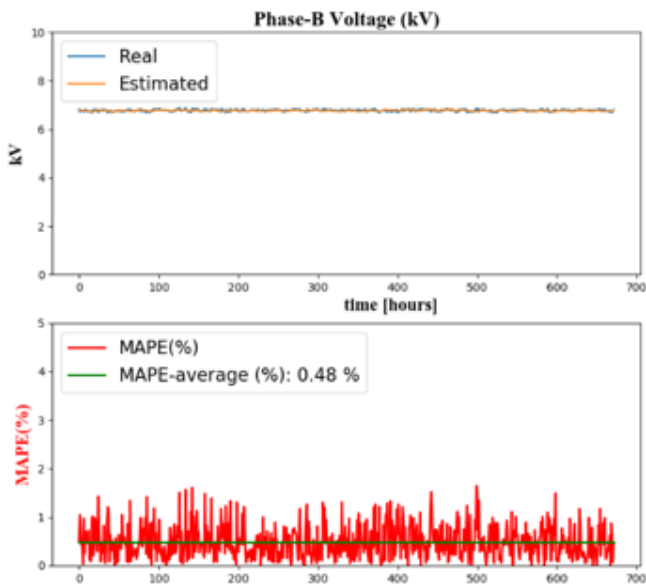


C 相電壓

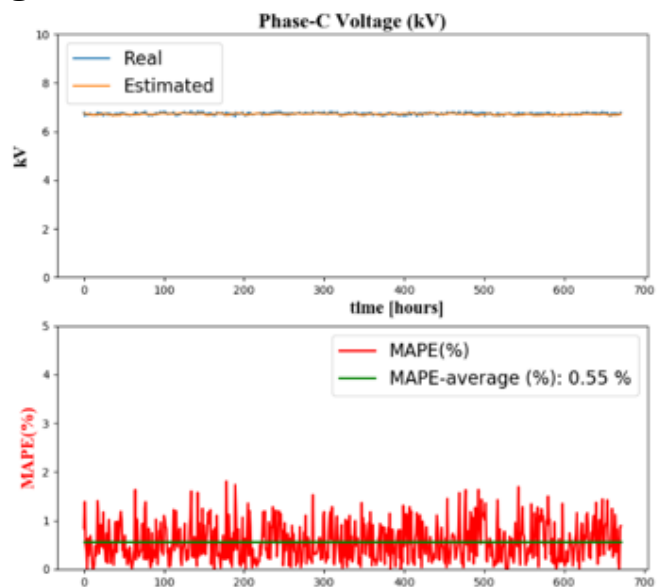
(a) FTU (K3031FE66)



A 相電壓

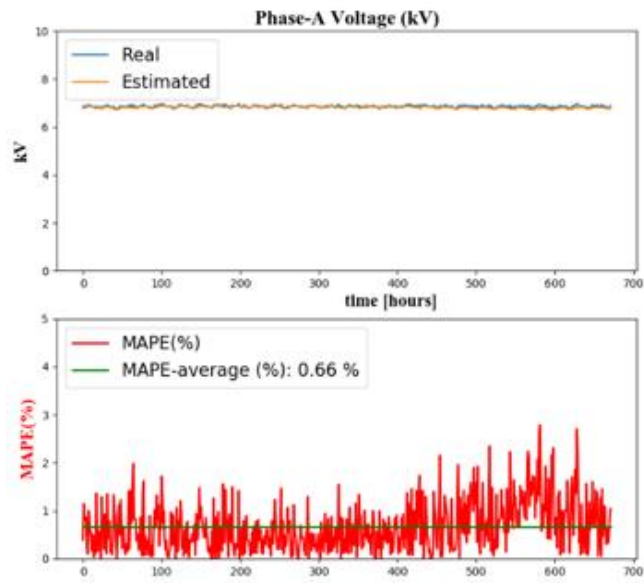


B 相電壓

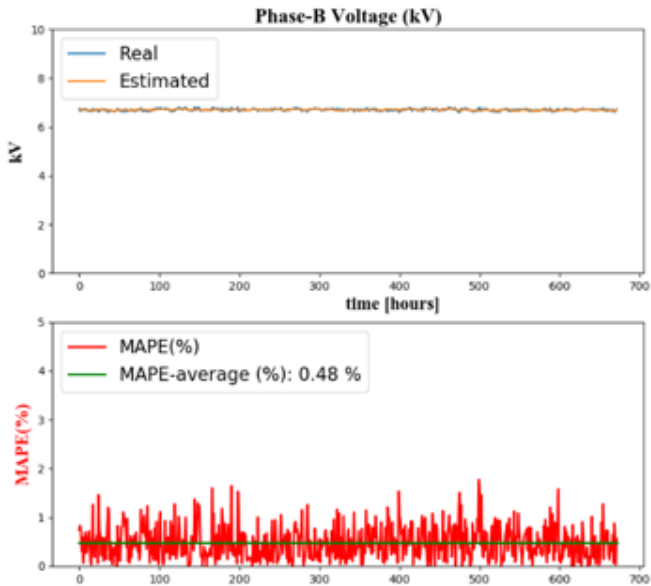


C 相電壓

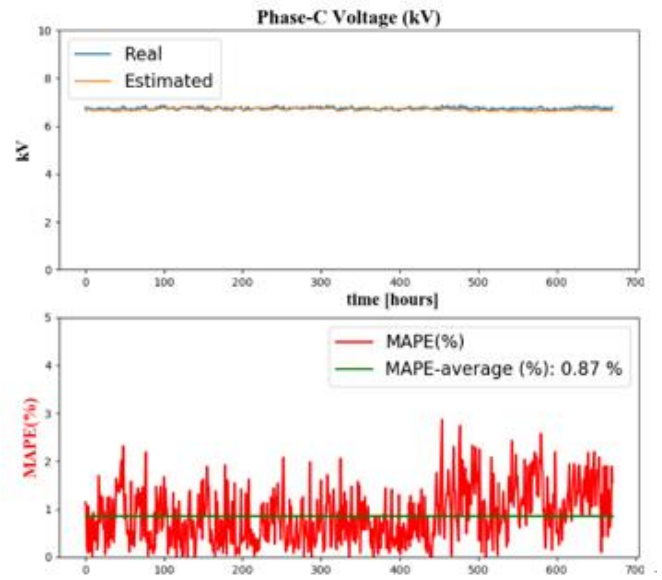
(b) FTU (K3036FA75)



A 相電壓



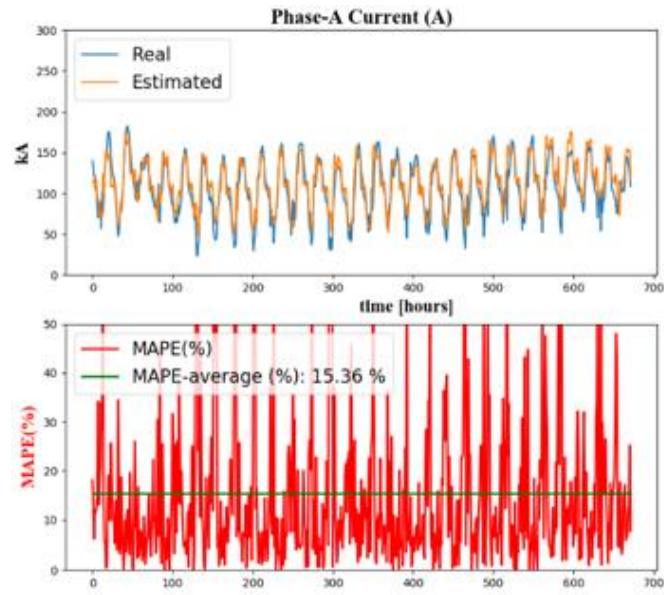
B 相電壓



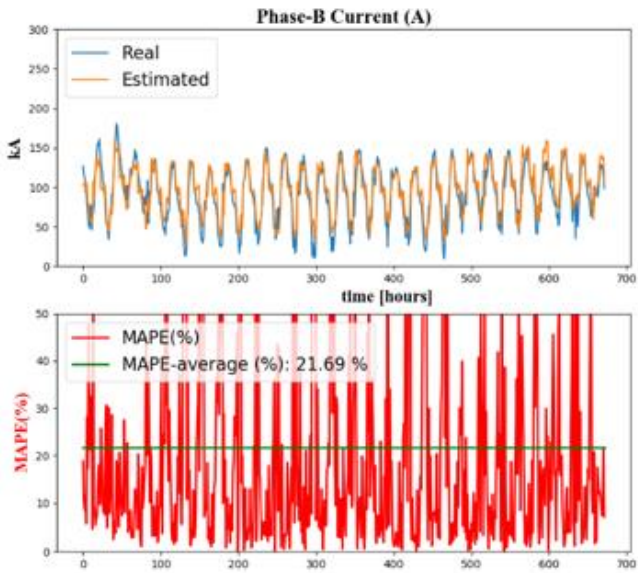
C 相電壓

(c) FTU (K3138CC20)

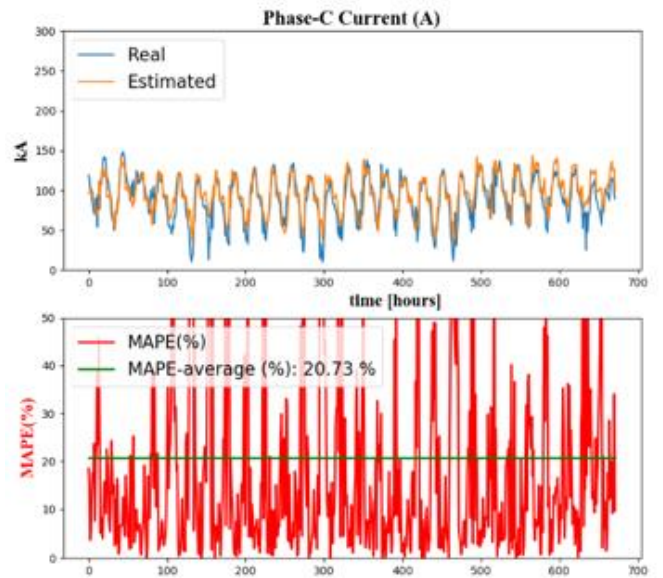
圖 11 各 FTU 電壓之估測值(Estimated)與實際值(Real)比較與 MAPE 數值分析



A 相電流

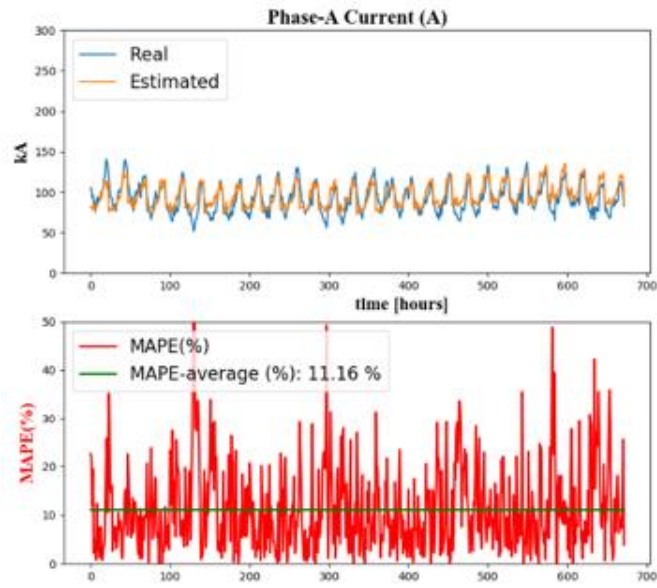


B 相電流

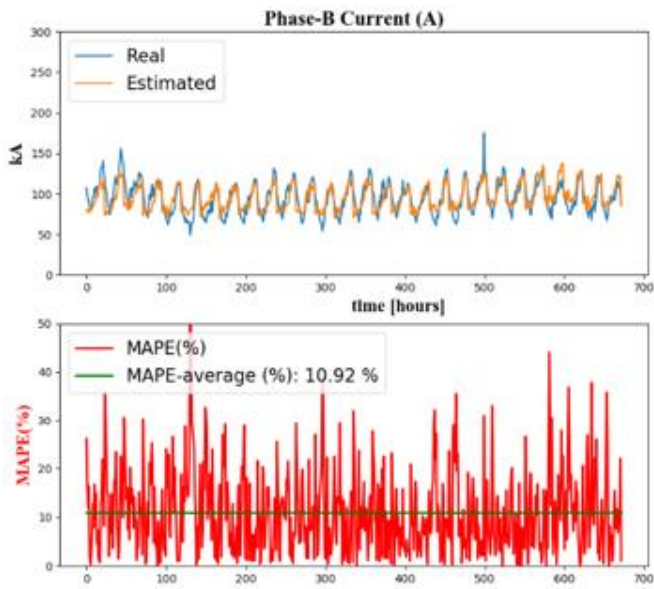


C 相電流

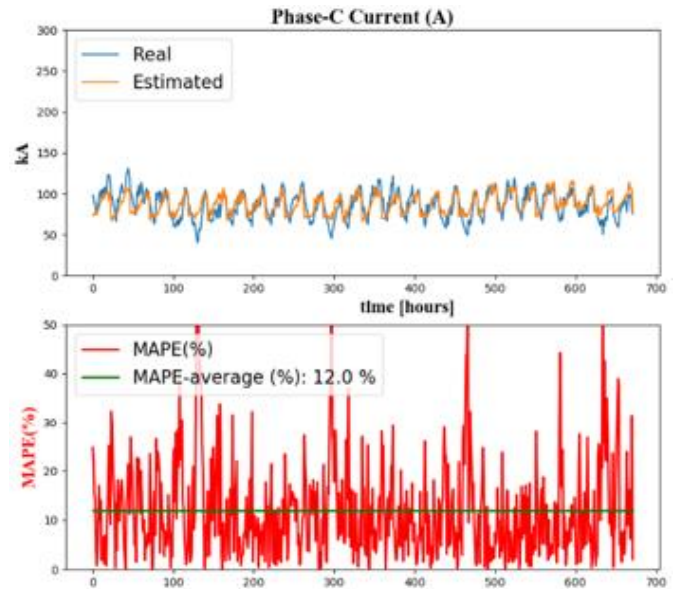
(a) FTU (K3031FE66)



A 相電流

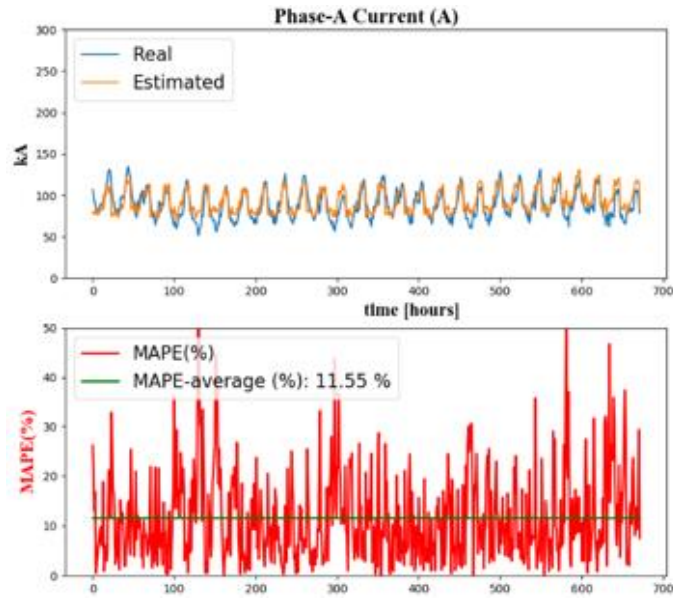


B 相電流

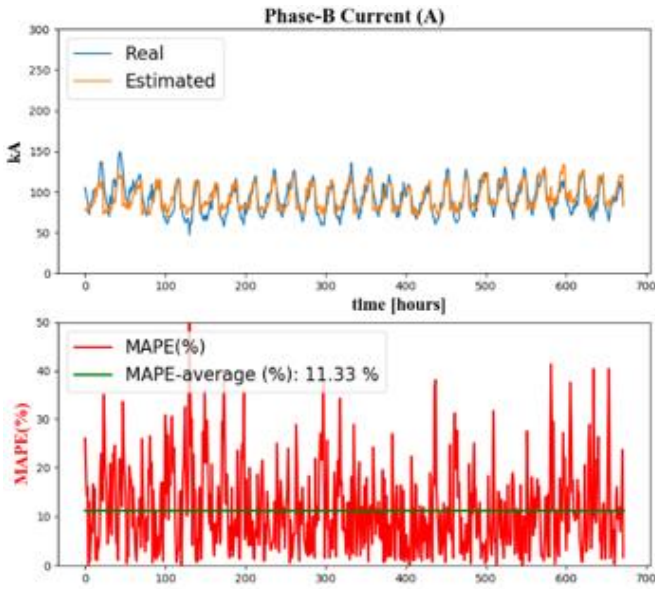


C 相電流

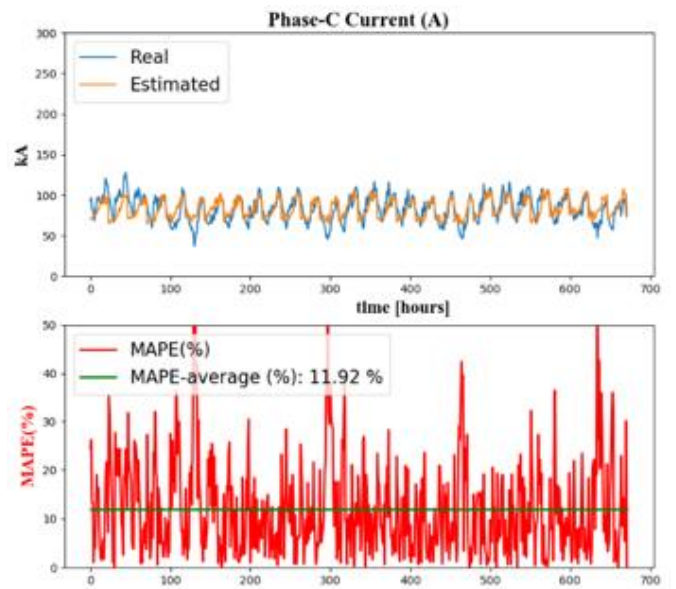
(b)FTU (K3036FA75)



A 相電流



B 相電流



C 相電流

(c) FTU (K3138CC20)

圖 12 各 FTU 電流之估測值(Estimated)與實際值(Real)比較與 MAPE 數值分析

四、標的系統運轉分析與改善

為了改善三相不平衡問題，相較於人工調閱報表無系統化的調整配電變壓器相別，以最佳化演算法學習運算求解可較有效且有系統的得知調整目標。基於最佳化演算法學習求解方式，首要之務為得知各母線三相負載，而在實際系統負載量測上通常只有變電所總負載以及 FTU 量測之饋線中後段總負載，故本章將台電所提供之 FTU 資料以前一節之 LSTM 預測所得三相負載資料，以及台電實際饋線為標的系統，進行饋線再生能源變壓器最佳化相位配置。

(一) 標的系統參數

本計畫以台電中部某配電變電所轄區饋線 XT27 做為標的系統，其單線圖如圖 13 所示。該系統為 PV 高佔比饋線，裝置容量達 3057.7 kW，母線數量共計 55 個，分別裝置 3 具 FTU 於饋線前、中、後段，主變壓器參數如表 7 所示，該主變一次側三相短路容量為 1165.24 MVA。其中，FTU 所量測值為該裝置點饋入功率總合，也就是負載加上損耗減去 PV 發電量的值，如式 (5) 所示。該饋線總共含有 270 台配電變壓器，其中在主幹道的變壓器有 81 台，太陽能廠自設變壓器 16 台，而本計畫針對太陽能廠變壓器相別配置做為最佳化目標。

$$Value_{FTU} = S_{load} + S_{loss} - P_{PV,gen} \quad (5)$$

表 7 饋線 XT27 主變壓器參數

容量	電壓等級	Z%	X/R
25 MVA	69/11.4 kV	9.1	25

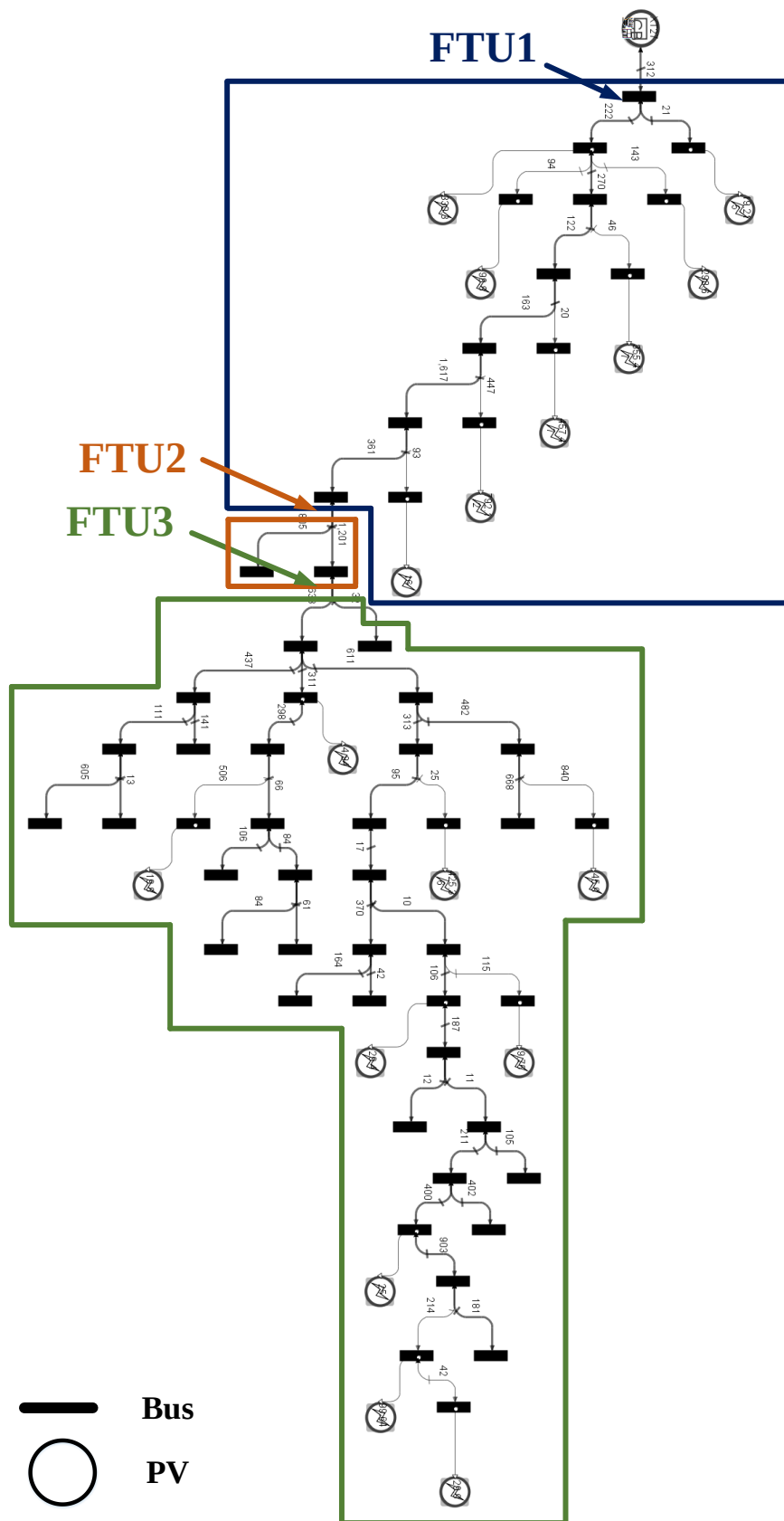


圖 13 饋線 XT27 單線圖

(二) 最佳化運轉策略

基於台電每個月檢討調整饋線主幹道上變壓器相別之故，本計畫在相別最佳化配置演算法中，亦須以一個月負載預測資料模擬系統電力潮流，並由粒子群最佳化演算法(PSO)迭代求解出各再生能源變壓器最佳相位配置，目標函數為最小化系統總損失以及中性線電流大小。

(1) FTU 等效負載

為了求得再生能源變壓器最佳相位配置，需得知各配電變壓器三相負載，本計畫將饋線負載依據 FTU 裝設數量分為三段，三段總功率為分如式(6)、式(7)與式(8)所示，即為該饋線區段前端與末端 FTU 資料相減。

$$S_{1,total} = Value_{FTU1} - Value_{FTU2} \quad (6)$$

$$S_{2,total} = Value_{FTU2} - Value_{FTU3} \quad (7)$$

$$S_{3,total} = Value_{FTU3} \quad (8)$$

接著依據各配電變壓器裝置容量，將三個饋線區段線總負載 S_1 、 S_2 與 S_3 依照比例分配至各變壓器，如式(9)所示，其中 $C_{DTr,i}$ 為各配電變壓器容量。

$$Bus_{load,i} = S_{total} \times \frac{C_{DTr,i}}{\sum_i^n C_{DTr,i}} \quad (9)$$

將 FTU 負載資料依據各變壓器容量與歷史負載資料分配後，並以台電所提供之 XT27 饋線資料(含變壓器、線路阻抗等)建立 OpenDSS 饋線模型即可求得當月總損失、各線路電壓電流分布等，圖 14 所示為 XT27 饋線出口端中性線電流月分布圖，本計畫最佳化目標即為使饋線出口中性線電流不超出其保護電驛設

定值。

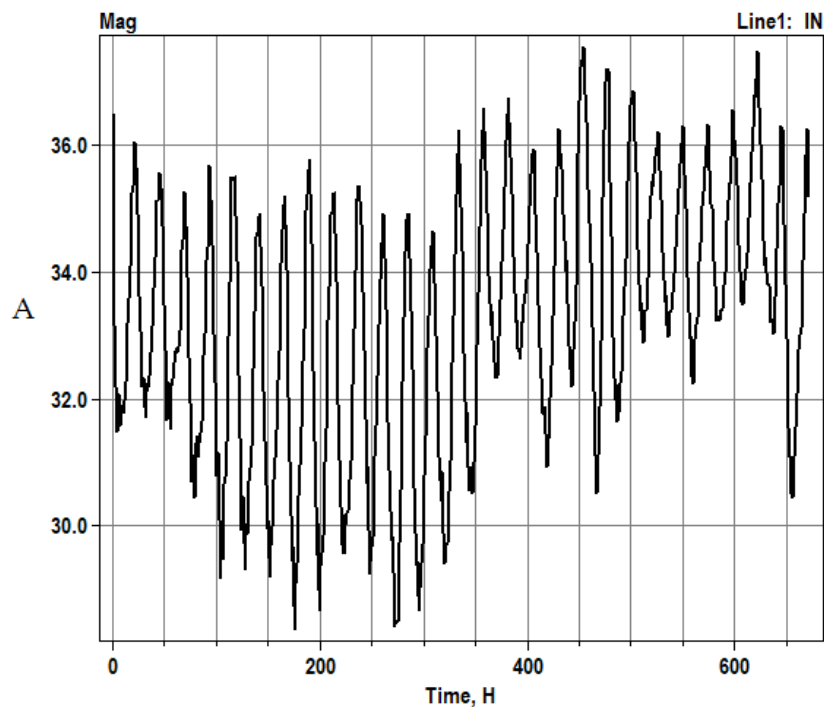


圖 14 XT27 饋線出口中性線電流月分布圖

(2) 粒子群最佳化演算法

粒子群最佳化演算法是一種模擬鳥類群體覓食或是遷移行為的最佳化探索演算法，此方法是由美國的 James Kennedy 和 Russell Eberhart 所提出[19]。粒子群演算法透過觀察生物的移動，藉以推得出當生物在進行遷移或覓食時，會有兩種基礎的行為模式，並依據這兩種模式運作，如圖 16 所示。這兩種模式分別為認知模式(Cognition-only Model)以及社會模式(Social-only Model)。在粒子群最佳化演算法當中，每一個體都稱作粒子(Particle)，每個粒子都代表是問題的一個可能解，並且每個粒子都擁有自己的位置與速度，每個粒子的移動會除了以本身的慣性運動外，還會依據本身移動的最佳經驗，產生認知學習的遷移

(Cognitive Learning)來修正下一次移動的方向，也就是所謂的認知模式；此外粒子個體也會與群體當中的最佳經驗進行比較，藉由社會學習(Social Learning)的方式調整方向，這便是社會模式。粒子群演算法透過此兩種模式不斷的迭代演算後，獲得符合問題需求的最佳解，其示意圖如圖 15 與圖 16 所示。

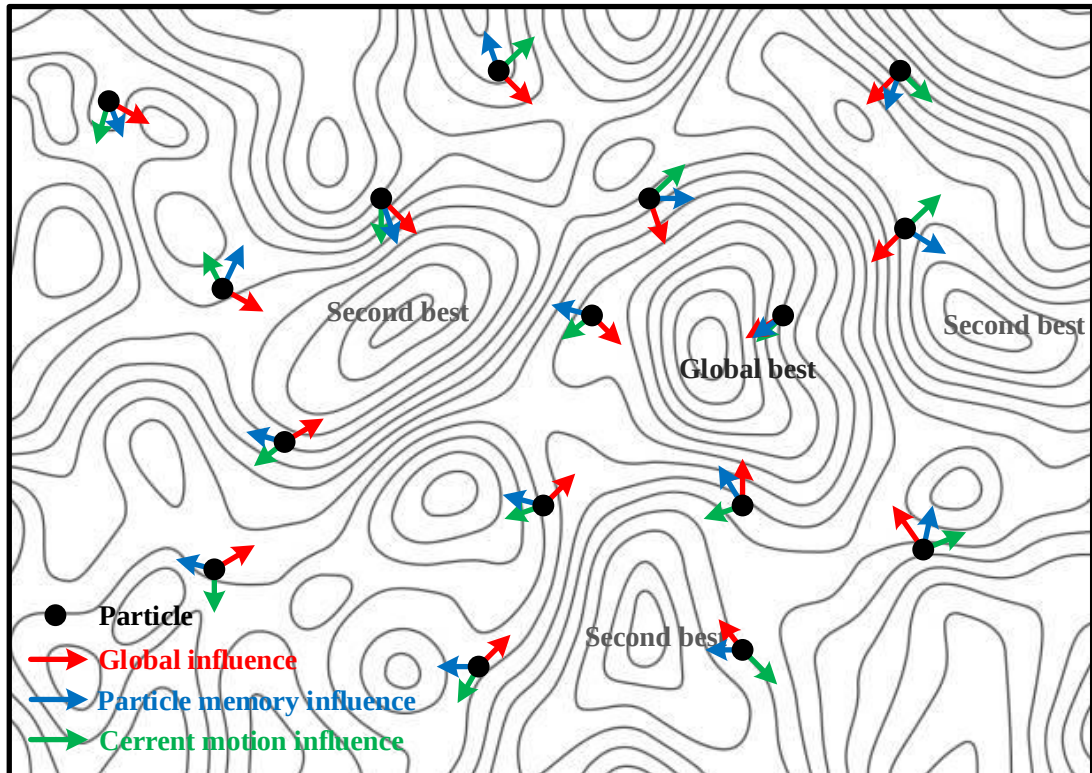


圖 15 PSO 粒子行為模式示意圖

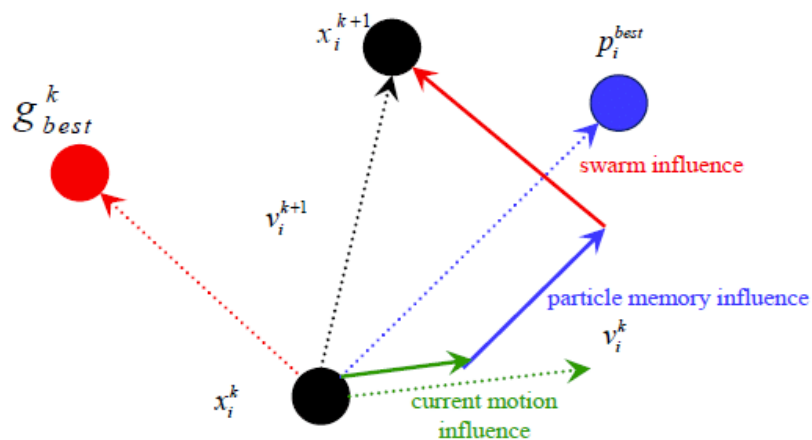


圖 16 PSO 粒子行為數學模式示意圖

假設欲求解之問題為二元函式，則可將其所有解繪製於圖 15 平面中，平面中每一點都代表該座標所對應的解，在非線性系統中通常最佳解(Global Best)與次佳解(Second Best)會分散在平面各處，而其他解隨著座標的與最佳解(或次佳解)的距離遞減，如圖 15 中等值線所示。粒子群最佳化演算法首先生成數個位置隨機的粒子個體，所有的粒子個體組成粒子群一起搜尋最佳解位置。而其每次迭代搜尋所移動的距離與方向稱為粒子速度(向量)，粒子速度為 3 個速度的向量和，分別為圖 15 與圖 16 中綠色的當前速度(Current Motion Influence)，又稱慣性速度，即為上一次迭代的粒子個體速度；粒子個體最佳速度(Particle Memory Influence)，即前往歷次迭代該粒子個體最佳解的速度；粒子群體最佳速度(Swarm Influence)，即前往歷次迭代粒子群體最佳解的速度。經數次迭代後粒子群會集中收斂至最佳解或者次佳解中，則演算結束，其演算法公式以及求解流程圖如式(10)、式(11)與圖 17 所示。

$$V_n^{i+1} = w \times V_n^i + c_1 \times rand \times (P_{bestn}^i - S_n^i) + c_2 \times rand \times (G_{bestn}^i - S_n^i) \quad (10)$$

$$S_n^{i+1} = S_n^i + V_n^{i+1} \quad (11)$$

其中， w 為慣性權重； V_n^i 為粒子 n 在第 i 次迭代時的移動速度， C_1 與 C_2 則是學習因子； $rand$ 為 0 至 1 之間的隨機亂數； $Pbset_n^i$ 為粒子 n 在第 i 次迭代時的個體最佳解； S_n^i 則是粒子 n 在第 i 次迭代時的位置； $Gbset_n^i$ 為粒子 n 在第 i 次迭代時的群體最佳解。由於粒子群最佳化演算法需要設定的參數較少，且方法容易實現且搜尋快速，相當適合於解決含有分散式能源之配電系統相位平衡的最佳化組合的複雜問題。

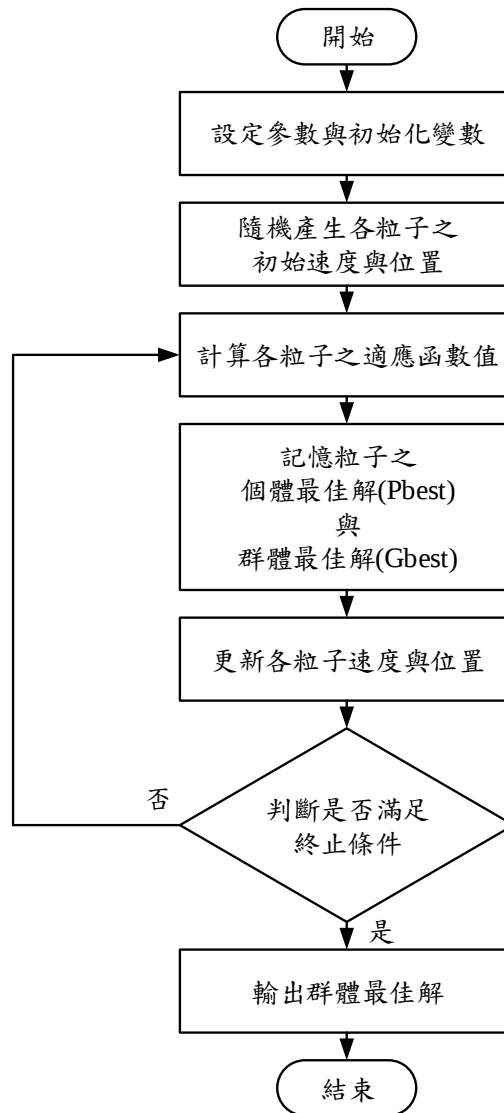


圖 17 PSO 程式流程圖

(3) 模擬平台與最佳化求解流程

OpenDSS 最先是 Electrotek Concepts 所開發之配電系統模擬分析軟體，而後被美國電力研究所(Electric Power Research Institute)購置，並於 2008 年以開放式原始碼軟體(Opensource)的方式，分享於網站中。其主要是使用於配電系統的研究與分析。相較於市面上其他商售專業分析軟體(如 PSS/E、Cyme PSAF 等)而言，OpenDSS 雖然功能較少，但是以成本及運算速度的考量

下，仍是具有相當大的優勢。因此，在本計畫當中將採用同為免費軟體 Python 透過 COM 介面與 OpenDSS 進行溝通，以 PSO 演算法進行母線相別重構之多目標非線性函數求解，目標降低中性線電流與系統總損耗。

實際配電系統當中，由於線路的配置不同以及變壓器結構不同、PV 發電三相不平衡以及用戶隨機用電行為，使得配電系統皆有著程度不一的相位不平衡現象存在，當系統處於相位不平衡時，輕則對線路損失以及電動機負載轉矩輸出造成影響，嚴重的話，將導致配電系統當中的保護電驛誤動作，而影響供給電力的品質[20]。針對配電系統當中的相位不平衡問題，在能源管理系統當中，會透過調整配電變壓器與各相線路的連接位置來改善相位不平衡的程度。若以典型的饋線與三相負載連接組合為例，配置方法將會有六種不同的連接方式，可如圖 18 所示。

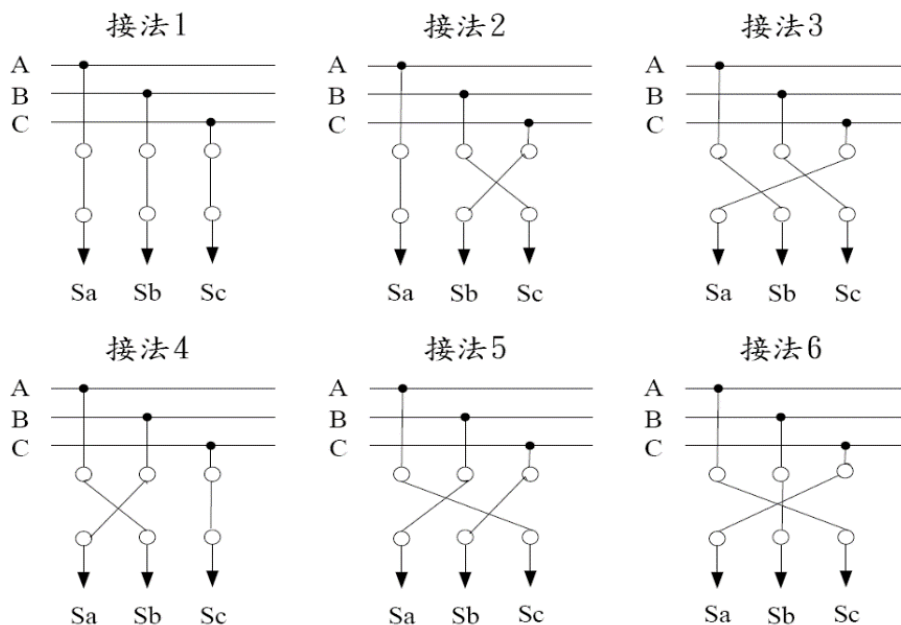


圖 18 最佳相位配置連接示意圖

在多個相別重構的問題當中，由於問題的複雜性高且多為非線性，因此無法僅以傳統單一目標問題(Single Objective Problem)來進行問題的精確分析，因此本計畫當中，將採用多目標規劃的方式，提出符合問題需求之多目標非線性函數，以求得問題最佳化結果。在多目標規劃當中，權重法是最早被提出且應用最為廣泛的多目標規劃方法，其依據每個目標式的重要程度，賦予不同比例的權重值，藉以將問題整合成一個單目標函數，由於方法簡單且快速，因此本計畫將採用權重法來實現最佳化相別配置多目標非線性函數設定。

在目標函數方面，本計畫最終目標為降低中性線電流以防止保護電驛誤動作，故饋線出口端中性電電流為最重要之最佳化指標。然而，為了防止目標解過於趨向饋線出口而忽略了其他位置的不平衡率，總系統損失也必須被考慮進來。此外，為了防止調整相別之母線過多導致現場人員工作增加，調整母線個數亦在本研究納入目標函數中。綜合上述評估問題最佳化的目標式，可依據重要程度予以配比權重，規劃出多目標權重公式以及限制條件式如下所示。

$$F = w_1 \times \frac{I_{Nline} - i_{Nline}^{\min}}{i_{Nline}^{\max} - i_{Nline}^{\min}} + w_2 \times \frac{P_{loss} - p_{loss}^{\min}}{p_{loss}^{\max} - p_{loss}^{\min}} + w_3 \times \frac{N_{adj} - n_{adj}^{\min}}{n_{adj}^{\max} - n_{adj}^{\min}} \quad (12)$$

受限於

$$w_1 + w_2 + w_3 = 1 \quad (13)$$

其中， I_{Nline} 為饋線出口中性線當月最大電流(A)， P_{loss} 為系統當月總實功損失(kWh)，而 N_{adj} 則為調整母線個數； w_1 、 w_2 與 w_3 為三者比例權重。

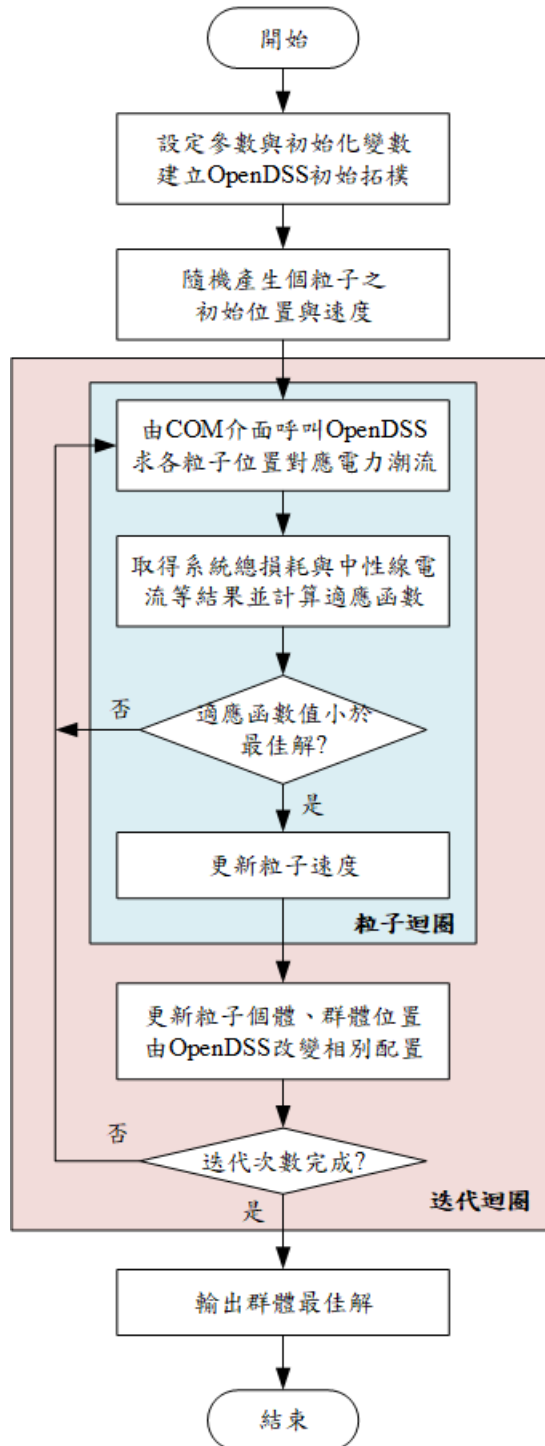


圖 19 最佳化求解程式流程

綜上所述，PSO 演算法程式流程如圖 19 所示，首先 Python 中先設定粒子數量、迭代次數以及權重等參數；而 OpenDSS 建

立基本主變、線路、負載與初始相別配置等模型。接著由 Python 隨機產生不同初始位置以及初始速度之粒子，不同的位置代表不同的相位配置，再以 OpenDSS 調整各粒子對應之相位配置並求解其電力潮流(包含系統總損失與中性線電流)，並根據權重分配計算適應函數值。在粒子迴圈中求得所有粒子之適應函數，若低於最佳解則更新粒子速度；若無，則粒子以慣性速度飛行。將群體速度與個體速度加上粒子位置，得到新的粒子位置並繼續由 OpenDSS 求解電力潮流進而得到新的適應函數，在迭代迴圈中達到所設之迭代次數，即輸出群體最佳解完成求解。

(4) 模擬結果分析與探討

為解決相位平衡下之最佳化問題，本節將利用前一節所提出之標的系統，比較標的系統在採用再生能源最佳相位配置法前後，對於系統最佳化的改善情況。其中，對於最佳相位配置法問題中的粒子群演算法各情境參數可如表 8 所示，其中以不同權重之目標函數分為情境 1~4。在案例分析方面，則是以前一節所預測之負載資料，針對 PV 進行相別重新配置。

該饋線雖然含有高佔比的太陽光電，但大部分為三相平衡，如表 9 所示，在沒有實際 PV 發電量的情況下，只能以相位配置不平衡之 PV 做為最佳化標的，故只有 9 個 PV 案場可進行最佳化調相，如表 9 中紅色標記。

粒子群演算法各情境參數可如表 8 所示，其中以不同權重之目標函數分為情境 1~4，由於只有 9 個 PV 變壓器可進可調整，故此案不考慮調整變壓器個數權重 w_3 。

表 8 PSO 參數設定表

參數名稱							
情境	粒子數量	迭代次數	c1	c2	w1	w2	w3
情境 1	50	50	2	2	1	0	0
情境 2	50	50	2	2	0	1	0
情境 3	50	50	2	2	0.2	0.8	0
情境 4	50	50	2	2	0.4	0.6	0

表 9 XT27 太陽光電裝置容量與變壓器相位

變壓器 編號	相位			PV 裝置容量
	A	B	C	
3	25	0	0	19.2
4 1	167	167	167	330.3
4 2	0	100	100	98.8
5 1	100	100	100	298.6
8	-	-	-	355.5
10	-	-	-	457.5
12	-	-	-	792.1
13	-	-	-	16
22 1	0	50	50	45.9
25	167	167	167	425.4
32	0	0	25	9.8
33 1	50	25	0	29.4
40 2	25	25	25	25
42 3	100	100	0	99.6
42 4	50	0	50	29.9
45	100	0	50	4.9

圖 20 所示為情境 4 之 PSO 目標函數 F 與 3 個最佳化目標之粒子迭代求解收斂過程，由於變數過少，可看出饋線出口最大中性線在迭代第一次即找到解，系統總實功損失則於 4 次迭代後收斂，由 8251 kWh 降至 8238 kWh，表 10 為本情境最佳化相別調整結果。

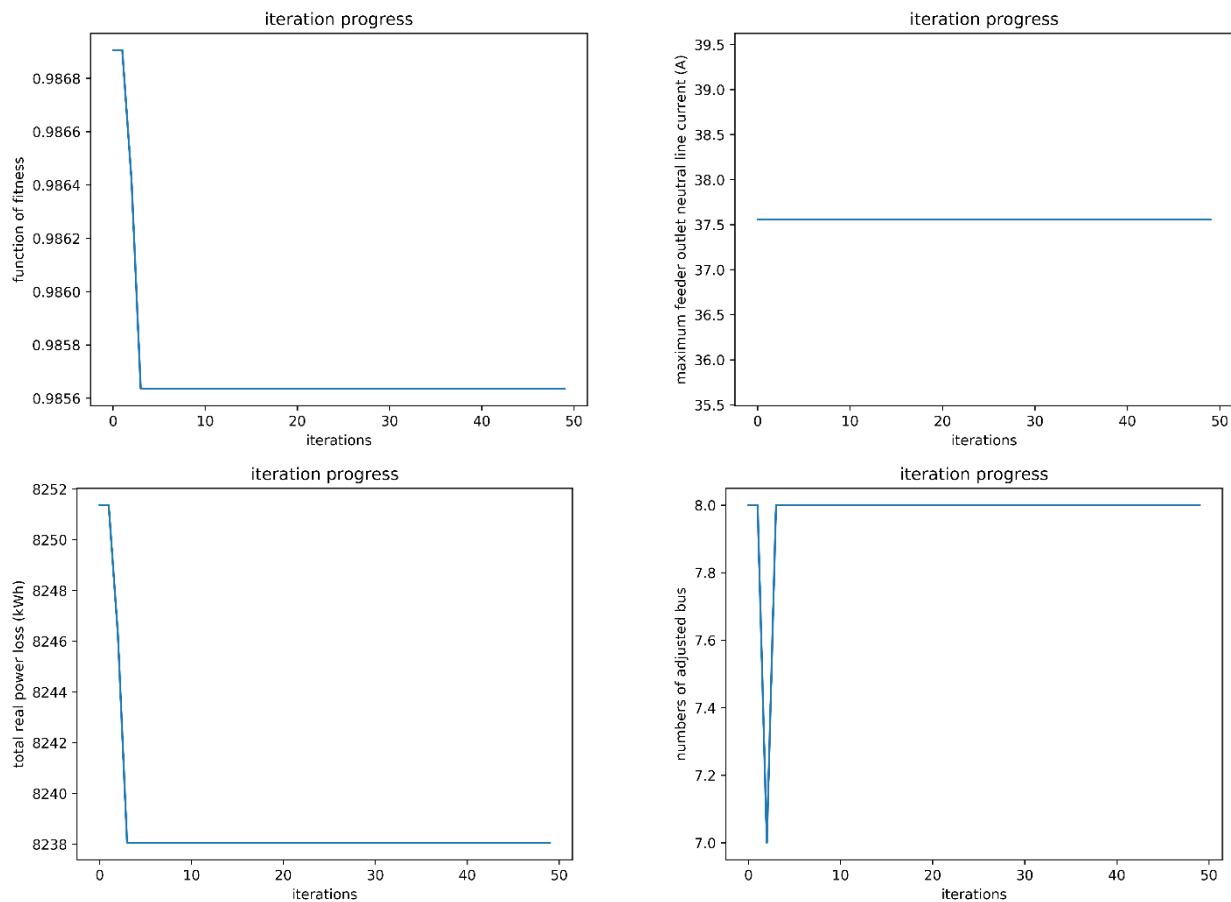


圖 20 粒子迭代收斂圖

表 10 最佳化相別建議

變壓器 編號	建議相別配置		
	A	B	C
3	B	C	A
4 2	A	B	C
13	B	C	A
22_1	B	C	A
32	C	B	A
33_1	C	A	B
42_3	B	C	A
42_4	B	C	A
45	B	C	A

圖 21 為經 PSO 最佳化相別調整前後饋線一個月中性線電流歷程比較圖，由於最佳化標的過少，可看出饋線前端中性線電流幾乎沒有下降。

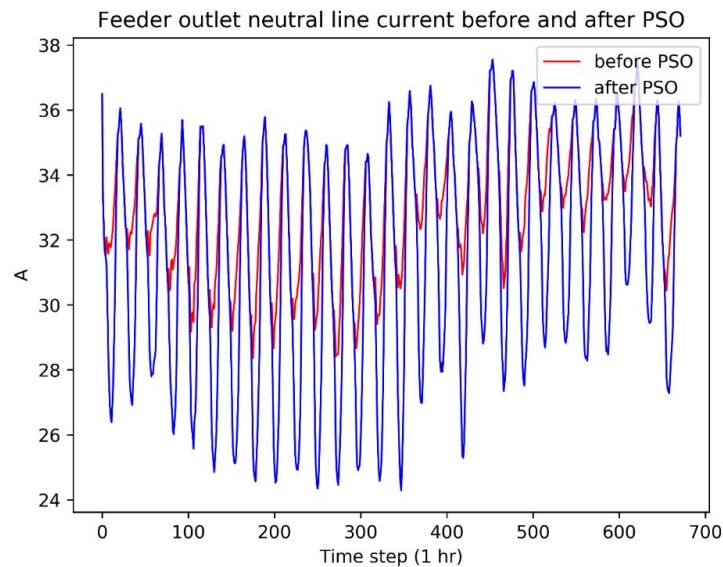


圖 21 PSO 相別調整前後饋線出口中性線電流一個月歷程

而表 11 為各情境下的模擬結果彙整，情境 1 與 2 分別針對饋線出口中性線電流與系統總損失進行最佳化演算，故兩者可分別降至最小值；情境 3 則將兩者權重以 2 比 8 分配；情境 4 將兩者權重以 4 比 6 分配。

表 11 各情境模擬結果

情境	饋線出口最大 中性線電流(A)	系統總實功損失 (kWh)	調整變壓 器個數
原始情境	37.56	8388.67	-
情境 1	37.56	8310.73	6
情境 2	37.56	8230.99	9
情境 3	37.56	8238.05	8
情境 4	37.56	8244.43	9

綜合而言，本計畫所提最佳化運轉策略演算法，以 LSTM 預測之(一個月)三相 FTU 負載資料，經 OpenDSS 模型解電力潮流，以粒子群演算法實現再生能源變壓器相別調整最佳化，確實達到降低中性線電流，由於考慮整個月情況以及人工成本，使所得之結果更具實務參考價值。

參、整合模擬分析平台

一、模擬平台架構

本計畫整體程式架構前述圖 6 所示，其中資料庫之前端處理與估測核心內部架構如圖 22 所示。SQL 格式資料儲存於 Forecast_M7.db 檔案，其內容包含 SQL 饋線資料格式、SQL 天氣資料格式與 SQL 電力估測資料格式等等。這些 SQL 格式均由 PQ_estimate.py 與 convertCSVtoSQLited.py 檔案將原始饋線資料與天氣資料所轉換。

估測模組則總和於 M7_M9_XT27_Oct26_RC.py 檔案。以 Python 3.6 以上版本的直譯器與 tensorflow 套件組織出 LSTM 模型訓練與測試功能，計算結果則回傳至 Forecast_M7.db 檔案內儲存。

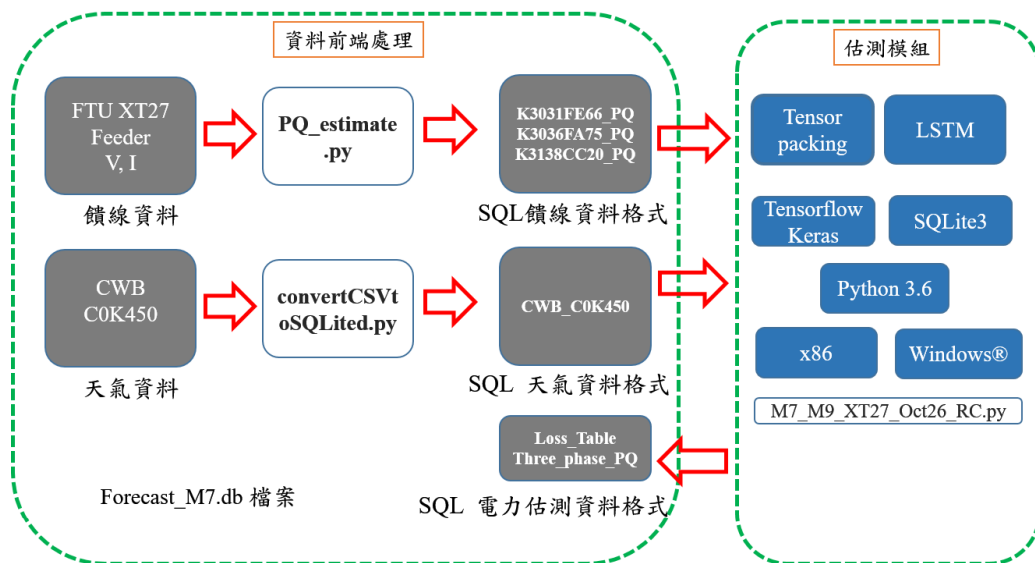


圖 22 負載預測程式架構圖

圖 23 為最佳化相位配置程式架構圖，主要分為 2 個部分。第一部分為資料處理程式，由資料庫(.db 檔)匯入上述負載預測結果，以及從試算表(.xlsx)匯入台電 XT27 饋線變壓器資料至

converterDataToOpenDSS.py 這支副程式中，自動匯出 OpenDSS 檔(.dss)，建立 OpenDSS 基本饋線模型。第二部分為 PSO 演算法模型，其中包含 25 支程式，PSO.py 為演算法主體，該程式呼叫 reconfigurationOnOpenDSS.py 副程式，將粒子位置資料傳送給它，粒子位置表示 6 種變壓器調整方式，並由其透過 COM 介面與 OpenDSS 連結，調整變壓器相位後解電力潮流，再將潮流結果回傳給 PSO.py 迭代運算。

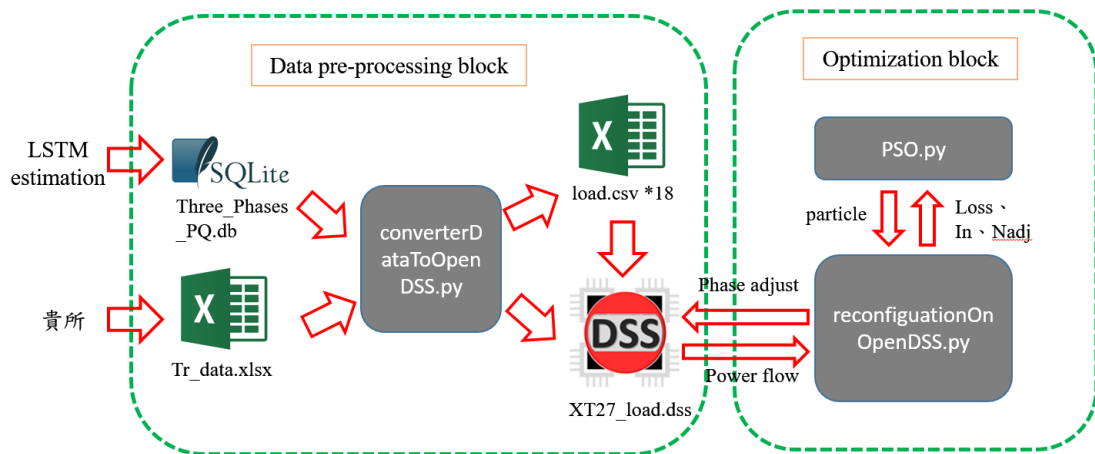


圖 23 最佳化相位配置程式架構圖

二、軟體安裝與使用說明

(一) 軟體安裝

本計畫使用軟體均為開源軟體，安裝使用前，請務必瞭解相關授權之法律規定。所使用之軟體名稱、功能軟體與程式說明頁面則如下表 12 所示。原則上，安裝程序並無太多要求，建議先安裝 Anaconda 與 PyCharm Community 程式，接著安裝 Nvidia Cuda SDK 程式。可開始進行 GPU 平行計算功能之驗證。通過這個驗證過程，Python 直譯器與 tensorflow 機器學習套件便能經過 PyCharm Community 程式的提示完成安裝程序。SQLite

browser 與 OpenDSS 程式可直接下載安裝即完成。

表 12 使用之軟體與功能

項次	軟體名稱	功能說明
1	Nvidia Cuda SDK ²	啟動 GPU 之平行計算功能
2	Anaconda ³	Python 直譯器版本與套件版本管理
3	PyCharm Community ⁴	Python 開發環境(請考慮購買商業專業版本，以觀察程式細部流程等等。)
4	SQLite browser ⁵	SQLite 資料庫檢視與管理
5	OpenDSS ⁶	電力估算套件程式

(二) 使用說明

以 PyCharm Community 程式開啟本計畫之程式檔案組合，並可看到下列架構。各檔案之說明如下，.idea 檔案夾內儲存 IDE 之設定資料如套件版本與檔案路徑位址，此內容為 IDE 自動產生無須在意。本計畫程式目錄架構如圖 24 所示，0_history 檔案為程式檔案的版本宣告與修改歷史紀錄，並且提供 CRC32 檢錯碼資料已確認檔案完整性。Arrangement 檔案夾內儲存 PSO 程式與變壓器換相等資料。Predict 檔案夾內儲存本案開發電力計算套件、LSTM 訓練與 SQL 資料庫存取等程式資料。Result 檔案夾內儲存執行結果與 LSTM 模型檔案。主程式為 main.py 檔

² https://www.nvidia.com.tw/object/cuda_get_tw_old.html

³ <https://www.anaconda.com/>

⁴ <https://www.jetbrains.com/pycharm/>

⁵ <https://sqlitebrowser.org/>

⁶ <https://www.epri.com/#/pages/sa/openss>

案，SQL 資料檔案則為 Forecast_M7.db。

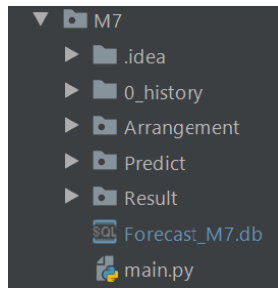


圖 24 本計畫之程式目錄

主程式 main.py 內容與說明如圖 25 所示，常用之調整變數條列於程式上供使用者調整之用。

```
18 def main():
19     print("let's make it happen! M7")
20     tStart = time.time()  # 紀錄當前時間
21     HomePath = os.getcwd()  # 紀錄當前目錄位置
22     os.chdir(os.path.abspath('./Result'))  # 指向Result目錄
23     ResultPath = datetime.datetime.now().strftime("%Y-%m-%d-%H%M%Ss")  # 獲取當前系統時間
24     os.makedirs(ResultPath)  # 創建以時間為名資料夾
25     os.chdir(HomePath)  # 指向M7目錄
26
27     sample_week_number = 28 # max 30  # 輸入樣本週數
28     sample_hour = sample_week_number * (7 * 24)  # 輸入樣本小時數
29     forecast_hour = 24 * 28 # offset is 32, default is 24 hours  # 預測小時數(28天*24小時)
30     LSTM_batch_size = 72 # Sep : max 238, 640  # 輸入樣本批次(依GPU記憶體調整)
31     LSTM_unit = 320 # default 2400, 640  # LSTM向量數
32     Epochs = 40 # 40 is good., preset is 20  # LSTM計算數
33
34     FTU_K3031FE66_PQ = 'K3031FE66_PQ'
35     FTU_K3036FA75_PQ = 'K3036FA75_PQ'  # FTU標號
36     FTU_K3138CC20_PQ = 'K3138CC20_PQ'
37
38     # Oct version
39     plotENable = False  # 結果顯示圖標 (初值: 不顯示)
40
41     Predict.Predict_main(FTU_K3031FE66_PQ, FTU_K3036FA75_PQ, FTU_K3138CC20_PQ,
42                          sample_hour, forecast_hour, LSTM_batch_size, LSTM_unit, Epochs, plotENable, ResultPath)
43     print("End of Predict")
44
45     # OpenDSS load script setup & run PSO
46     Particle_Number_Tr_Arrangement = 50 # 50~100 is good  # 輸入變壓器調相粒子數
47     Iteration_Number_Tr_Arrangement = 50 # 50~100 is enough  # 輸入變壓器調相迭代次數
48     NLC_Weighting_Tr_Arrangement = 0.2 # w1  # 輸入變壓器調相目標函式權重w1
49     Ploss_Weighting_Tr_Arrangement = 0.5 # w2  # 輸入變壓器調相目標函式權重w2
50     Nadj_Weighting_Tr_Arrangement = 0.2 # w3  # 輸入變壓器調相目標函式權重w3
51     # w1 + w2 + w3 = 1
52     Particle_Number_PV_Arrangement = 50 # 50~100 is good  # 輸入PV調相粒子數
53     Iteration_Number_PV_Arrangement = 50 # 50~100 is enough  # 輸入PV調相迭代次數
54     NLC_Weighting_PV_Arrangement = 0.2 # w1  # 輸入PV調相目標函式權重w1
55     Ploss_Weighting_PV_Arrangement = 0.8 # w2  # 輸入PV調相目標函式權重w2
56     # w1 + w2 = 1
57     OpenDSS.main(HomePath)  # 負載預測資料轉換為OpenDSS模組型式  # 執行PSO變壓器調相
58     PSO_Tr.main(Particle_Number_Tr_Arrangement, Iteration_Number_Tr_Arrangement, NLC_Weighting_Tr_Arrangement,
59                 Ploss_Weighting_Tr_Arrangement, Nadj_Weighting_Tr_Arrangement, ResultPath, HomePath)
60     PSO_PV.main(Particle_Number_PV_Arrangement, Iteration_Number_PV_Arrangement, NLC_Weighting_PV_Arrangement,
61                 Ploss_Weighting_PV_Arrangement, ResultPath, HomePath)  # 執行PSO PV調相
62
63     tEnd = time.time()  # 紀錄當前時間
64     print("It costs %f sec" % (tEnd - tStart))  # 程式結束，顯示執行時間
```

圖 25 主程式內容與說明

三、結論

本計畫利用 Python 與 OpenDSS 開源軟體整合中央氣象局資料、台電歷史資料建立饋線負載、PV，以及內含 PV 之混合負載預測模組，並結合 OpenDSS 建構之標的饋線模型，進行饋線最佳運轉程式開發，預期可降低 PV 高滲透與需量反應參與對饋線運轉之影響。本計畫所提長短期記憶-遞歸神經網路(RNN-LSTM)與粒子群演算法(PSO)用於負載預測與饋線上再生能源最佳相別調整，可有效降低中性線電流，進而降低線路損失與保護電驛誤動作。有別於目前文獻作法，本計劃以 FTU 資料預測未來一個月(4 週)饋線等效負載模型，將 4 週(28 天*24 小時)之電力潮流均列入改善範圍，經最佳化程式求得再生能源最佳相別接線建議，以多目標函數進行最佳化模擬分析，可利用最少更動接線次數達最佳饋線運轉效能。

肆、参考文献

- [1] Kiyonori Kawamura, Rikiya Kato, and Shigeru Bando, "Applicability of demand response to voltage control in a distribution system with large integration of rooftop PV" 2013 IEEE Energytech, 2013
- [2] Jignesh Solanki, Naveen Venkatesan, and Sarika Khushalani "Coordination of Demand Response and Volt/Var control Algorithm using Multi Agent System" PES T&D 2012, 2012
- [3] M. M. Rahman, G.M. Shafiullah, etc. "Improvement of Voltage Magnitude and Unbalance in LV Network by Implementing Residential Demand Response " 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, 2017
- [4] C. K. Gan, Meysam Shamshiri, etc. "Integration of PV System into LV Distribution Networks with Demand Response Application " 2015 IEEE Eindhoven PowerTech, 2015
- [5] Stephen I. Gallant, "Perceptron-Based Learning Algorithms" IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 1, pp. 179-191, 1990
- [6] A. T. C. Goh " Back-propagation neural networks for modeling complex systems" Artificial Intelligence in Engineering 9 ,pp. 143-151, 1995
- [7] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks" NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, vol. 1, pp. 1097-1105, 2012
- [8] Donald C. Wunsch, Emad W. Saad, and Danil V. Prokhorov,

- "Comparative Study of Stock Trend Prediction using Time Delay, Recurrent and Probabilistic Neural Networks" IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 9, pp. 1456 – 1470, 1998
- [9] Sepp Hochreiter, and Jurgen Schmidhuber "LONG SHORT-TERM MEMORY" Neural Computation, vol. 9, pp. 1735-1780, 1997
- [10] Kwang Y. Lee, Arthit Sode-Yome, and June Ho Park "Adaptive Hopfield Neural Networks for Economic Load Dispatch" IEEE Transactions on Power Systems, vol. 13, pp. 5519-526, 1998
- [11] X.-S. Yang, "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm," Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization, pp. 65-74, 2010.
- [12] D. Karaboga and B. Akay, "Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm on Training Artificial Neural Networks," IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications, pp. 1-4, 2007.
- [13] X.-L. Li, & Qian, J.-X., "Studies on artificial fish swarm optimization algorithm based on decomposition and coordination techniques," Journal of Circuits and Systems, vol. 8, pp. 1-6, 2003.
- [14] Z. W. Geem, J. H. Kim, and G. Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," Simulation, vol. 76, pp. 60-68, 2001.
- [15] S. Łukasik and S. Żak, "Firefly Algorithm for Continuous Constrained Optimization Tasks," First International Conference on Computational Collective Intelligence. Semantic Web, Social Networks and Multiagent Systems, pp. 97-106, 2009.
- [16] H. Ge and Z.-Y. Mao, "Immune algorithm," Proceedings of the 4th

- World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002. , vol. 3, pp. 1784-1788 vol.3, 2002 2002.
- [17]Z. Hong-hao and X. Fan-lun, "A Novel Ant Colony Algorithm with Grouping Strategy Based on Time Model," The Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation, vol. 1, pp. 3213-3216, 2006.
- [18]LSTM、GRU 與神經圖靈機：詳解深度學習最熱門的循環神經網絡原文網址：<https://kknews.cc/news/3mjx62a.html>
- [19]J. J. Jamian, M. M. Aman, M. W. Mustafa, G. B. Jasmon, H. Mokhlis, A. H. A. Bakar, et al., "Optimum multi DG units placement and sizing based on voltage stability index and PSO " in 2012 47th International Universities Power Engineering Conference (UPEC) London 2012, pp. 1-6.
- [20]Tsai-Hsiang Chen and Jeng-Tyan Cherng, "Optimal phase arrangement of distribution transformers connected to a primary feeder for system unbalance improvement and loss reduction using a genetic algorithm," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 15, pp. 994-1000, 2000.