

國家原子能科技研究院

委託研究計畫研究報告

分散式區域電網之電壓穩定策略研究

Studies on Strategies for Voltage Regulation in Area Power Grid
with Distributed Generation

計畫編號：112A013

受委託機關(構)：中原大學 電機系

計畫主持人：洪穎怡教授

研究期程：中華民國 112 年 3 月至 112 年 12 月

研究經費：新臺幣 70 萬元

國原院聯絡人員：葉進男

報告日期：112 年 11 月 20 日

目錄

摘要.....	1
Abstract.....	2
壹、計畫緣起與目的.....	3
一、研究背景.....	3
二、研究目標.....	4
三、文獻探討.....	4
貳、研究方法與過程.....	7
一、使用 IEEE 33-bus 的互聯微型電網 Simulink 模型.....	7
(一) 方法概述.....	7
(二) IEEE 33-bus 系統.....	8
(三) 互聯微型電網.....	8
二、用於低壓應用的雙向 DC-DC 轉換器電壓控制器.....	9
(一) 研究方法.....	9
(二) 硬體迴圈模擬(Hardware-in-the-Loop Simulation).....	17
三、使用多層前饋式神經網路的分散式系統數位孿生.....	21
(一) 神經網路架構.....	21
(二) 資料生成與訓練.....	23
四、區域電網內互聯微型電網的區塊鏈程式.....	27
(一) 系統流程圖.....	27
(二) 使用軟體.....	29
參、主要發現與結論.....	33
一、資料與結果.....	33
(一) 雙向 DC-DC 轉換器結果.....	33
(二) 數位孿生區塊鏈模擬結果.....	37
二、結論.....	44
肆、參考文獻.....	45

摘要

太陽能 and 風能等再生能源在電網的運用已經愈來愈普及，這些再生能源可以來自大型發電案場或家庭中的小型發電設施，因此導致了電網的分散化。以往傳統電網依賴於單一的大型電力發電業者，而再生能源發電則存在於電網中的多個較小的能源系統。目前透過微型電網，一個小型區域電網可以自行發電，也可連接到主要大電網以買賣多餘的電力。然而，具分散式電源的區域微型電網之間的交易是一項極具有挑戰性的任務，由於沒有單一的電力供應商來管理交易，一天之內可能會發生多筆交易，同時多個賣家的存在使交易流程更加複雜化。區域微型電網可以相互聯接形成互聯微型電網，其穩定性比單個微型電網更高，這也意味著系統內有更多的賣家和買家需要管理。本研究提出一個基於區塊鏈的能源管理系統來處理互聯微型電網內的交易行為。使用 IEEE 33-bus 配電系統的測試案例，並將其分成三個區域微型電網，使得這些微型電網既可以獨立運轉，也可以以網路化的方式互聯，相互提供能源支持。本計畫使用數位孿生來建立系統中的分散式電源模型，用於驗證區塊鏈網路的交易。區塊鏈網路的記錄包含系統內每小時讀數以及故障等系統干擾數據。本計畫使用 OPAL-RT 即時數位模擬器的 Simulink 模型建立 24 小時的模擬系統。本計畫使用長短期記憶 (LSTM) 設計電池控制器的硬體迴圈模擬，可減輕系統故障影響並回傳給區塊鏈網路。區塊鏈網路為使用 Python 與 Solidity 在以太坊虛擬機 (Ethereum Virtual Machine, EVM) 上開發且部署在私有 Ganache 區塊鏈平台上。本報告為期末報告。

關鍵詞: 區塊鏈、數位孿生、硬體迴圈模擬、微型電網

Abstract

Renewable energy sources such as solar and wind energy are becoming more common in the power grid. These sources can be produced from large-scale farms or smaller generators found in households. This has led to the decentralization of the power grid. While the traditional power grid relied on a single large power producer, this new approach to energy production relies on multiple smaller sources across the grid. Microgrids now became possible, where a small community (area) can produce power on its own or even connect to the main grid for buying or selling excess power. Trading between multiple areas (microgrid) with distributed generators (DGs) however is a challenging task, since there is not single supplier of electricity that manages the transactions. Multiple transactions can happen throughout the day and the presence of multiple sellers makes the process even more complex. Microgrids can also connect to one another to form a networked microgrid, which provides even more stability than a single microgrid. However, this also means that there are more sellers and buyers within the system that have to be managed. This study presents a blockchain-based energy management system to process transaction within the system. A test case using the IEEE 33-bus system is modified and separated into three microgrids is considered. These microgrids can operate independently or can interconnect in a networked mode that can provide energy support to each other. Digital twin models are created for the DGs in the system and are used for verifying transaction in the blockchain network. Records in the blockchain network include hourly readings within the system as well as system disturbances such as faults. A 24-hour simulation is created using a Simulink model running on an OPAL-RT digital simulator that runs in real-time. A hardware-in-the-loop simulation using a long short-term memory (LSTM) controller for a battery is designed to mitigate system faults and notify the blockchain network of the event. The blockchain network is developed on an Ethereum Virtual Machine (EVM) using Python and Solidity, deployed on a private Ganache blockchain platform. This is a final report.

Keywords: Blockchain, Digital twin, Hardware-in-the-loop Simulation,

Microgrid

壹、計畫緣起與目的

本期末報告內容包括欲解決問題的陳述、解決方法以及實驗結果，也包括對相關文獻的回顧，以及將提出的解決方法與現有研究進行比較。同時討論研究中使用的不同硬體和軟體，以及它們如何相互作用的簡要介紹和描述。系統中所提出方法的實驗過程都以相對應的圖形表示，也會進行模擬並與現有方法進行比較。所得研究結果分析與結論載於本報告第七章節。

一、研究背景

現代電網的趨勢正朝向分散式能源，其中包括太陽能與風能等再生能源 [1]。由於再生能源屬於間歇性能源，只有在有陽光或有風的時候才會產生能量，為緩解這些問題因此使用電池等儲能系統(Energy Storage Systems, ESS)。其他能源如微型渦輪機，也被用來代替大型集中式燃煤發電廠。這些趨勢造成微型電網的出現，其中家庭等較小的能源生產者也可以參與在市場上銷售能源 [2]。

微型電網具有對電力中斷的恢復能力，為區域電網提供出售多餘電力的機會，以及與其他微型電網互聯的優勢，從而建立一個與大型集中式電網具有相同穩定性水平的系統 [3]。而其缺點為此項技術仍處於發展期。與集中式電力系統相比，維持區域微型電網的穩定性更加困難，

因為較小的發電機在系統內更易產生突發狀況，造成在能源市場上的賣家增加使電力交易更形困難。

二、 研究目標

此研究使用數位孿生(Digital Twins)與區塊鏈網路來解決上一節中所述的問題。數位孿生用於即時監控微型電網，而區塊鏈則記錄所有交易。研究的具體目標如下：

1. 開發在電力系統中使用數位孿生的階層系統
2. 以區塊鏈網路處理數位孿生
3. 使用 Simulink 建立電力系統的即時模擬
4. 透過硬體迴圈模擬實現數位孿生系統

三、 文獻探討

本節包含與此研究相關的期刊論文，以及現有文獻與此計畫提出方法之比較。相關文獻著重於在區域電網環境中模擬微型電網的區塊鏈與數位孿生的運用，也包含現有與神經網路運用於硬體控制器的相關研究。

區塊鏈技術被提出用於互聯微型電網，以優化電力買賣雙方之間的交易成本[4]。它使用智能合約以自我控制的方式將微型電網連接到本地電網，以確保交易的安全性。需量反應(Demand Response)管理也運用於能源區塊鏈，可以最大限度減少電費[5]。透過使用雲端計算與

物聯網(Internet of Things, IoT), 可以從電動汽車收集數據並透過區塊鏈網路收集數據[6]。使用區塊鏈時其安全性也是一個優勢, 能源交易商可安排其能源銷售, 同時保持訊息的隱密性 [7]。使用修改後的共識算法(Consensus Algorithms)來提高安全性, 同時保持區塊鏈的效率以降低的交易成本。另一項著重於安全性的研究為使用以太坊虛擬機(Ethereum Virtual Machine, EVM), 以太坊虛擬機重視產消者的數據隱私, 以激勵參與者加入能源市場。這還涉及到硬體控制機制, 進一步提高其安全性。另一種提高區塊鏈的能源交易系統性能的方法是透過使用強化學習對產消者進行分組, 強化學習考慮了分散能源的可擴展性問題 [8]。

數位孿生運用於各種電力系統問題, 例如用於管理需求側, 跟蹤消費者行為以提高能源使用效率 [9]。從能源消費者收集的數據用於優化系統內的發電機。能源管理系統還可以從估計電池壽命性能的數位孿生中受益 [10]。透過使用這種方法可以最大限度地延長電池的使用壽命, 並確保電池中每個單元的同時退化。透過將預期的正常運轉與光伏系統的實際讀數進行比較, 也可以透過數位孿生檢測光伏面板的故障問題 [11]。使用這種方法可以確定具體的故障類型, 也可以透過測量變壓器的電壓, 與數位孿生進行比較來檢測故障[12], 比較變壓器輸入與輸出的期望值, 檢查其差異可以判斷運轉是否正常。另一項研究考慮

建構數位孿生的模塊方法[13]，無需構建覆蓋整個電力系統的單個數位孿生模型，可以考慮系統的較小部分來建構獨立的數位孿生模型。

有一些研究提及使用神經網路來控制轉換器與逆變器等電路，結合使用模糊邏輯與神經網路為其中一方法[14]，此方法用於控制 DC-DC 轉換器的電壓。另一項研究使用神經網路來調整標準 PID 控制器的增益 [15]，使用神經網路替換模糊邏輯控制(Fuzzy Logic Control, FLC)調諧器來改進現有的 Fuzzy-PI 控制。類神經網路控制器也可用於電路控制[16]；PI 控制器被反向傳播演算法(Backpropagation Algorithm)取代，該算法可即時調整模型並修復誤差，一項關於控制逆變器的研究透過增加一個神經網路來改進標準的 d-q 控制，該神經網路使用反向傳播演算法使系統即使出現干擾時也能穩定運轉[17]。神經網路控制器也可被運用於非常特定的目的，例如風力渦輪機的最大功率點跟蹤(Maximum Power Point Tracking, MPPT) [18]。

本研究將區塊鏈技術與數位孿生運用於階層系統(Hierarchical System)中，以管理微型電網之間的交易並減緩系統中發生的故障的衝擊。

貳、研究方法與過程

一、使用 IEEE 33-bus 的互聯微型電網 Simulink 模型

(一)方法概述

此系統由連接到互聯微型電網的多個分散式電源與電池組成。每個分散式電源都會將自己的數位孿生上傳至聯網的區塊鏈。智慧電錶在模擬過程中依設定的時間間隔獲取每個分散式電源與電池的功率輸出，然後將這些測量值與數位孿生輸出進行比較，並由區塊鏈網路中的每個參與者進行驗證。區塊鏈網路的參與者包括配電系統操作者 (Distribution System Operator, DSO)與網路中的三個微型電網。區塊鏈網路處理交易並記錄所有事件，例如系統內的故障，如圖 1 所示。

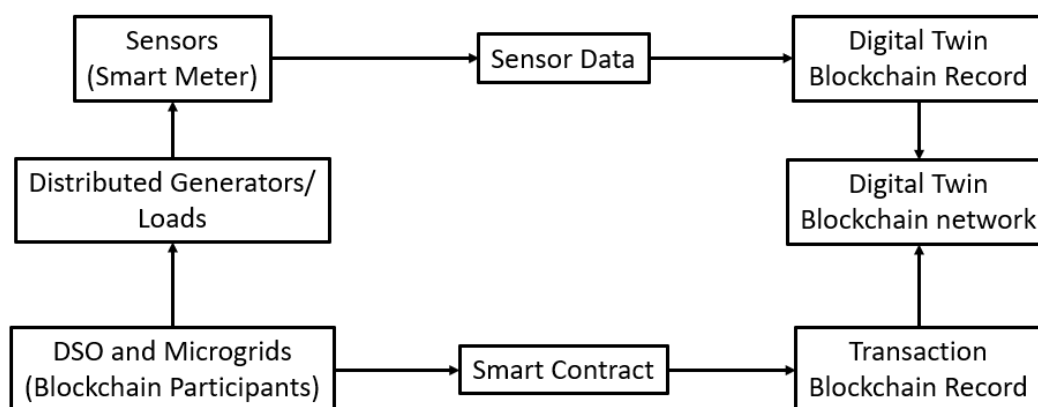


圖 1 數位孿生區塊鏈

(二)IEEE 33-bus 系統

IEEE 針對電力系統研究中的不同情境提供多種測試系統。IEEE 33-bus 配電系統是專門為減少功率耗損和負載平衡而建立的 [19]。最近，33-bus 配電系統也被用於研究對分散式電源的影響，特別是太陽能、風能等再生能源、微型渦輪機與燃料電池等小型發電機以及儲能系統或電池。有研究著重於修改現有的 IEEE 33-bus 配電系統，使其更適合當前包含分散式電源的趨勢，並提供在現實情況下可能遇到的更多相關情境[20]。該研究為使用 IEEE 33-bus 配電系統並將其轉換為互聯微型電網，並在 MATLAB/Simulink 中模擬分散式發電機。

(三)互聯微型電網

IEEE 33-bus 配電系統可分為 3 個互聯微型電網，它們可以相互隔離或互聯形成互聯微型電網。系統中的斷路器可以根據微型電網的功率要求連接或斷開每個微型電網。將再生能源加到系統中以研究這些可能對小型區域電網產生的影響。每個微型電網都包含一個光伏陣列、微型渦輪機與儲能電池。在系統裡不同母線上有不同大小的負載。系統的架構包括每個分散式電源與負載的位置和額定功率如圖 2 所示。

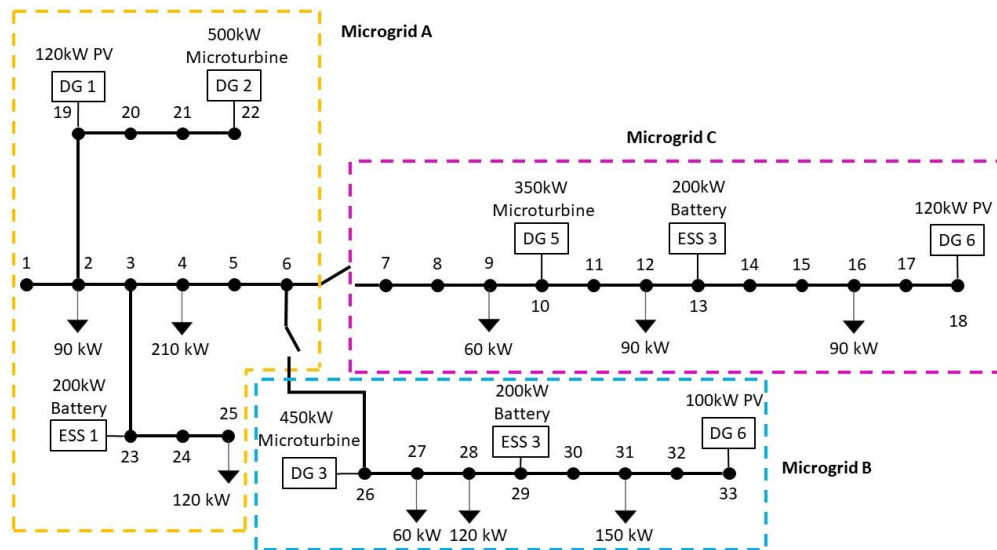


圖 2 以 IEEE 33-bus 配電系統建構具分散式電源的互聯微型電網

二、用於低壓應用的雙向 DC-DC 轉換器電壓控制器

在本節提出一種用於雙向 DC-DC 轉換器的控制器，以便在系統中出現電壓下降(例如故障)時使用。本計畫比較 PI 控制器與 Fuzzy Type-1 控制器等現有控制器，並提出基於深度學習之長短記憶(Long Short-Term Memory, LSTM)方法以進一步提高控制器其性能。

(一) 研究方法

1. PI Controller

PI 控制器是工業應用和研究中應用最廣泛的控制方法。簡單和易於操作是其廣泛使用的原因。可以透過反覆試驗或使用諸如 MATLAB 中的調諧器之類的工具來觀察和改進系統響應以調整此類控制器。本計畫使用的 PI 控制器的架構圖如圖 3 所示。

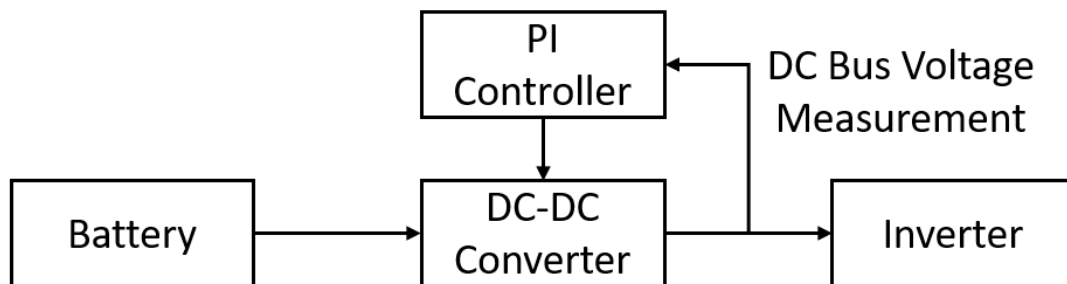


圖 3 PI 控制器

如圖 3 所示，PI 控制器透過調整轉換器的佔空比(Duty Cycle)來調節直流母線電壓。電池電壓根據電流會產生變化，因此需要一個控制器來保持直流母線電壓穩定。此處使用的 PI 控制器的公式如下所示。

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (1)$$

誤差 $e(t)$ 表示實際測量值與參考值比較時的誤差，誤差是測得的直流母線電壓與所需電壓(750V)之間的差值。 K_p 與 K_i 分別是比例增益與積分增益，通常以經驗調整使在該系統中獲得最佳性能。

2. Fuzzy Type-1 Controller

PI 控制器的簡單性與可靠性使其成為大多數應用的首選。但是，這個控制器也有多項限制，例如 PI 控制器增益只能針對特定操作點進行一次性調整。雙向 DC-DC 轉換器沒有固定的工作點，而是根據佔空比而變化。PI 控制器仍然可以補償系統內較小的變化，但是無法減輕突然產生的較大變化。有一種解決方案是使用模糊推理系統(Fuzzy

Inference System，FIS)來調整 PI 控制器的增益。圖 4 為模糊邏輯控制器(Fuzzy Logic Controller，FLC)的結構圖。

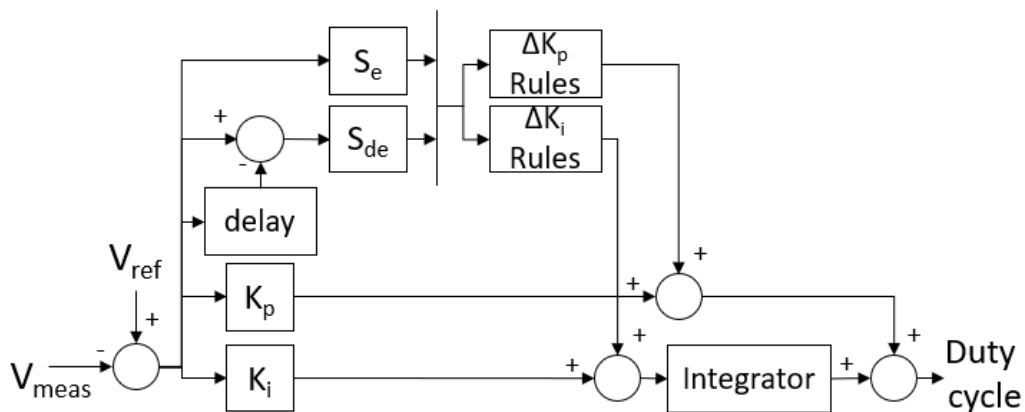


圖 4 模糊邏輯控制器

該控制器是標準 PI 控制器的改進版，使用模糊規則修改增益(K_p 與 K_i)。誤差(e)與誤差變化($\dot{e}$)分別使用增益 S_e 與 S_{de} 進行縮放。然後將這些應用於模糊規則集，並確定變化比例增益(ΔK_p)與積分增益(ΔK_i)。因此，控制器增益的一般公式為

$$\begin{cases} K_p' = K_p + \Delta K_p \\ K_i' = K_i + \Delta K_i \end{cases} \quad (2)$$

獲取 ΔK_p 和 ΔK_i 的一般模糊規則為：

IF e is A and $\dot{e}$ is B, THEN ΔK_p is C

IF e is A and $\dot{e}$ is B, THEN ΔK_i is D

其中 A、B、C 和 D 是隸屬函數(Membership Function)，根據它們的值可分為以下幾類：負大 (NB)、負小 (NS)、零(ZE)、正小(NS) 和 正大(PB)，如表 1 與表 2 所示。

表 1 ΔK_p 的規則集

$\dot{e}$						
e		NB	NS	ZE	PS	PB
	NB	PB	PB	PS	PS	ZE
	NS	PB	PS	PS	ZE	NS
	ZE	PS	PS	ZE	NS	NS
	PS	PS	ZE	NS	NS	NB
	PB	ZE	NS	NS	NB	NB

表 2 ΔK_i 規則集

$\dot{e}$						
e		NB	NS	ZE	PS	PB
	NB	NB	NB	NS	NS	ZE
	NS	NB	NS	NS	ZE	PS
	ZE	NS	NS	ZE	PS	PS
	PS	NS	ZE	PS	PS	PB
	PB	ZE	PS	PS	PB	PB

高斯函數用於決定每個輸入的隸屬級別，範圍從 -1 到 1。隸屬函數圖形如圖 5 所示。

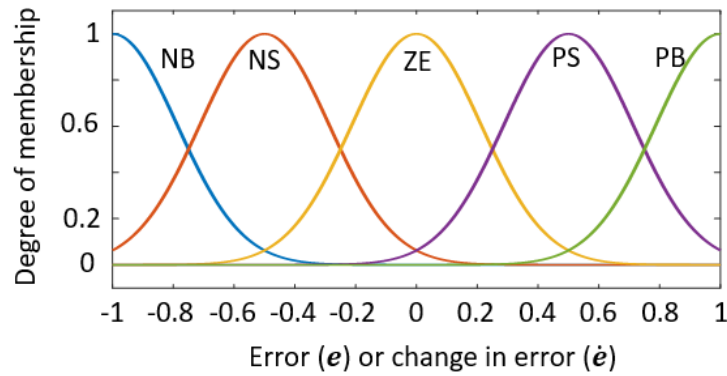


圖 5 模糊邏輯控制器隸屬函數

模糊邏輯控制 使用 Takagai-Sugeno-Kang (TSK) 模糊推理系統，因為它與 Mamdani 系統相比具有更快的計算速度，因此最適合實際的即時實現，例如此處介紹的控制器。

3. LSTM Controller

神經網路控制器已被用於最近的研究當中，如前一節所述。包括在電力系統中的使用，如類似於此處介紹的控制器，以及其他組件例如逆變器、光伏應用(如 MPPT)或電池的充電水平控制。將神經網路用於控制器的主要優點是不需要依經驗調整增益，而是依數據所提供的訓練。

神經網路控制器最常見用於多層感知器(Multi-layer Perceptron，MLP)，它已經可以顯著改進模糊邏輯控制。深度學習神經網路是對傳統類神經網路的進一步改進，可根據應用提供更好的性能，如本次研究案例所使用的順序數據。長短期記憶模型是專門為處理此類順序數據而構建的深度學習模型。它是基於循環神經網路(Recurrent Neural Network，RNN)，其本身也被運用於序列，而 RNN 會遇到非常長的序

列數據所產生的梯度消失問題。長短期記憶模型透過考慮數據的長期依賴性來解決這個問題，透過使用單元儲存並分析數據隨時間的變化。

長短期記憶模型結構如圖 6 所示。

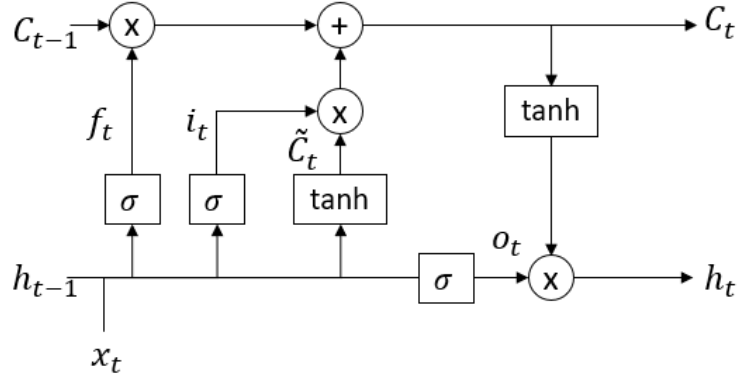


圖 6 LSTM 區塊圖

求解 LSTM 輸出的公式如(3)至(8)式所示。

$$i_t = \sigma(x_t U^i + h_{t-1} W^i + b_i) \quad (3)$$

$$f_t = \sigma(x_t U^f + h_{t-1} W^f + b_f) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(x_t U^o + h_{t-1} W^o + b_o) \quad (5)$$

$$C_t = \sigma(f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t U^i + b_c) \quad (6)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(x_t U^g + h_{t-1} W^g) \quad (7)$$

$$h_t = \tanh(C_t) \odot o_t \quad (8)$$

其中 i_t 是控制訊息的輸入閘門結果，它決定應該提供細胞(cell)多少訊息。

f_t 是遺忘閘門的輸出，用來決定是否刪除當前的細胞狀態。 C_t 是儲存細胞狀態的地方，也就是所謂的長期記憶，該內存是長短期記憶模型系統的關鍵部分，允許從長數據序列中學習。這個狀態可以保持被 $\tilde{C}_t$ 取代。

x_t 是輸入矩陣， h_t 是隱藏狀態，也稱為短期記憶。 U 和 W 是每個閘門的權重， b 是偏差。

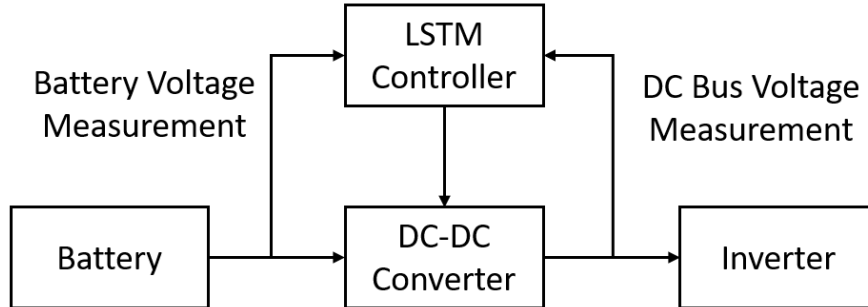


圖 7 LSTM 控制器區塊圖

如前所述，由於缺乏大型集中式發電機，微型電網容易產生系統不穩定的現象。當系統發生故障時，微型電網必須能夠盡快恢復正常運轉狀態，以防止對負載造成損害。在故障期間保持電壓盡可能接近額定值以保護敏感負載。本研究提出以互聯微型電網的電池來減輕故障造成的影響。圖 7 的 LSTM 控制器與 PI 控制器非常相似，只是增加了作為輸入的電池電壓。為保持電網電壓穩定，直流母線電壓也必須穩定，以確保逆變器能夠如期工作。此處提出的方法為使用雙向 DC-DC 轉換器的長短期記憶模型控制器，該控制器在故障期間保持 DC-DC 轉換器輸出的直流母線電壓。長短期記憶模型控制器的架構如圖 8 所示。

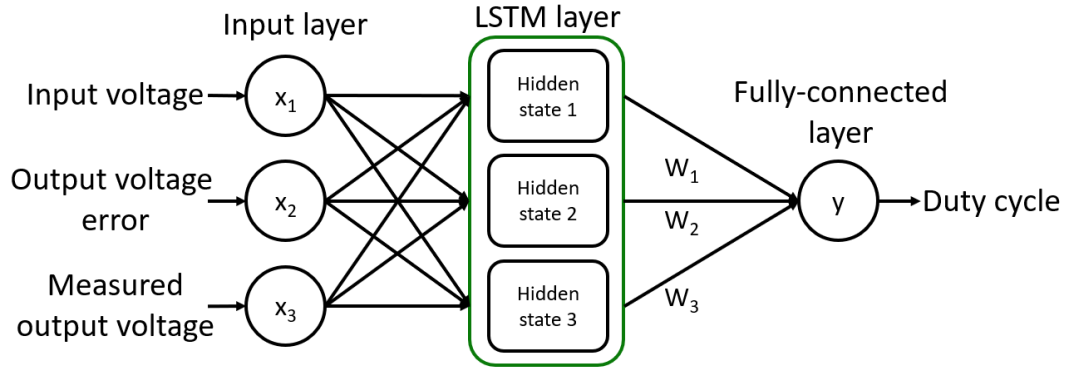


圖 8 LSTM 控制器架構

使用在線調整演算法可進一步提高控制器的性能。這會根據即時測量的電壓與期望電壓之間的誤差來調整圖 8 中所示的所有連接層的權重與偏差。該層使用純線性激活函數，其公式與導數分別如公式(9)與公式(10)所示。

$$y = x \quad (9)$$

$$\frac{\partial y}{\partial x} = 1 \quad (10)$$

其中 x 是激活函數的輸入值， y 是輸出值。

線上調整是透過使用反向傳播演算法來解決，其中涉及獲得系統的均方誤差(Mean Squared Error, MSE)。均方誤差使用真實值(Y_T)與預測值(Y_P)之間的差值，其真實值為 750V 的所需電壓，而預測值為測量值，均方誤差的導數如公式(11)所示。

$$\frac{\partial E}{\partial Y_P} = -2(Y_T - Y_P) \quad (11)$$

$$w_{(t)} = w_{(t-1)} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial Y_P} \right) \left(\frac{\partial Y_P}{\partial w} \right) \quad (12)$$

where

$$\frac{\partial Y_p}{\partial w} = h_n \left(\frac{\partial y}{\partial x} \right) = h_n(1) = 1 \quad (13)$$

$$w_{(t)} = w_{(t-1)} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial Y_p} \right) \quad (14)$$

透過使用式(12)來更新權重(w)。由於激活函數是純線性函數，導數始終為1可以忽略不計，如公式(13) 所示。最終實施的公式為公式(14)。 t 代表時間， α 代表學習率。對於偏差，更新方程類似於權重，其中公式(15)可簡化為公式(17)。

$$b_{(t)} = b_{(t-1)} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial Y_p} \right) \left(\frac{\partial Y_p}{\partial b} \right) \quad (15)$$

where

$$\frac{\partial Y_p}{\partial b} = 1 \quad (16)$$

$$b_{(t)} = b_{(t-1)} - \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial Y_p} \right) \quad (17)$$

(二)硬體迴圈模擬(Hardware-in-the-Loop Simulation)

本計畫使用功率硬體迴圈(power hardware-in-the-loop)的即時模擬以測試控制方法之性能。Simulink 模型經過建構，可以發送和接收來自實際雙向 DC-DC 轉換器的訊號。OPAL-RT 數位模擬器用於執行即時 Simulink 模型並連接到實際硬體設備，數據流如圖 9 所示。

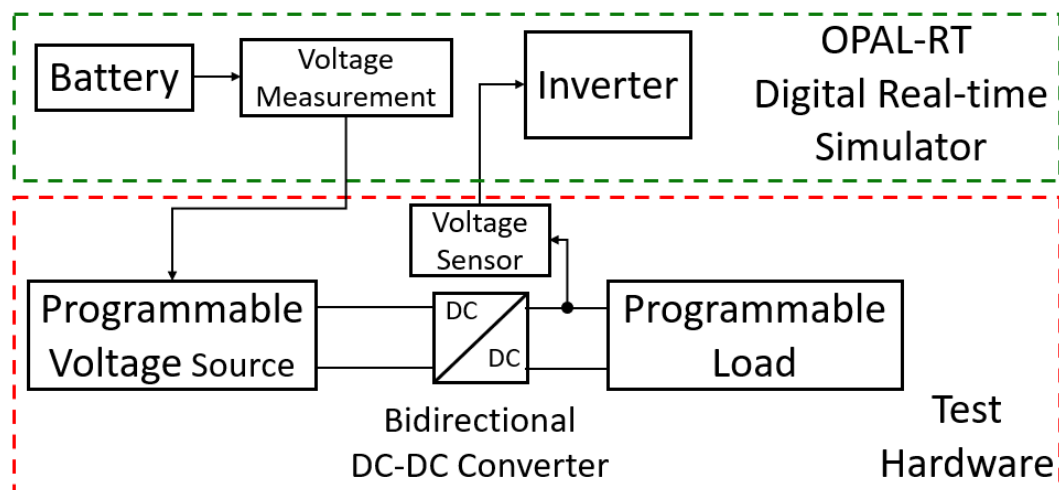


圖 9 功率硬體迴圈(power hardware-in-the-loop)的即時模擬架構

如圖 9 所示，Simulink 模型中的電池沒有直接連接到電網。電壓是從模擬中測得的，並作為輸入發送到可編程電壓源。該電壓源(功率放大器)會將模擬訊號放大為實際應用中使用的實際高壓訊號。然後連接到圖 10 的 DC/DC 轉換器。

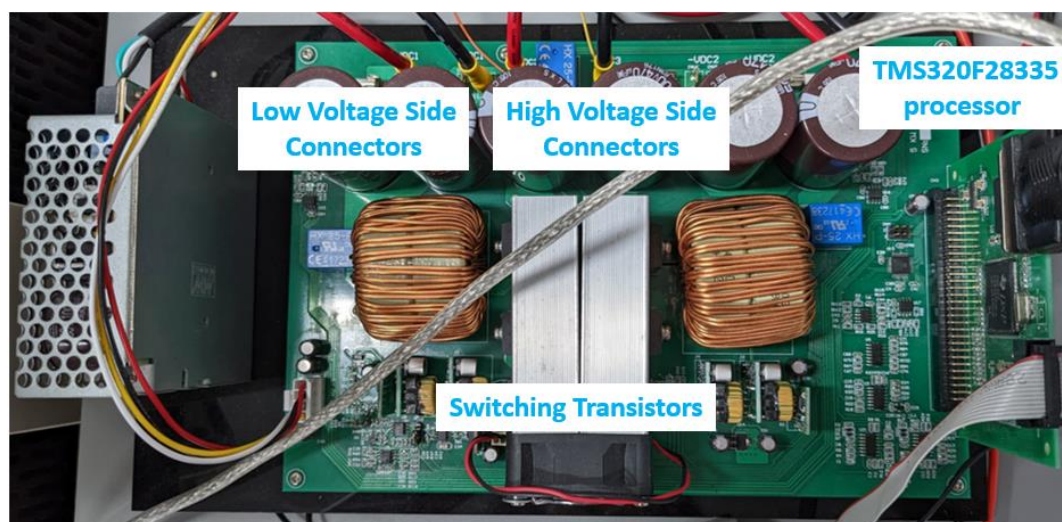


圖 10 基於 TMS320F28335 處理器的雙向 DC/DC 轉換器

DC/DC 轉換器硬體使用 TMS320F28335 處理器，可以接受模擬數據並將其處理為 32 位元的數據。控制方法在此處均使用相同的運轉情

境，以獲得一致的測試輸入值。此硬體允許控制器獨立運轉並獨立於任何外部訊號，並僅依賴於其自身的測量，這與實際的情境非常相似。

可編程電壓源(功率放大器)連接到低壓側，這是儲能電池在實際使用中預計的連接點。高壓側連接到可編程負載，該負載設置為類似於連接電池的模擬母線的預期功率消耗設備。用於本實驗的設備如圖 11 所示。

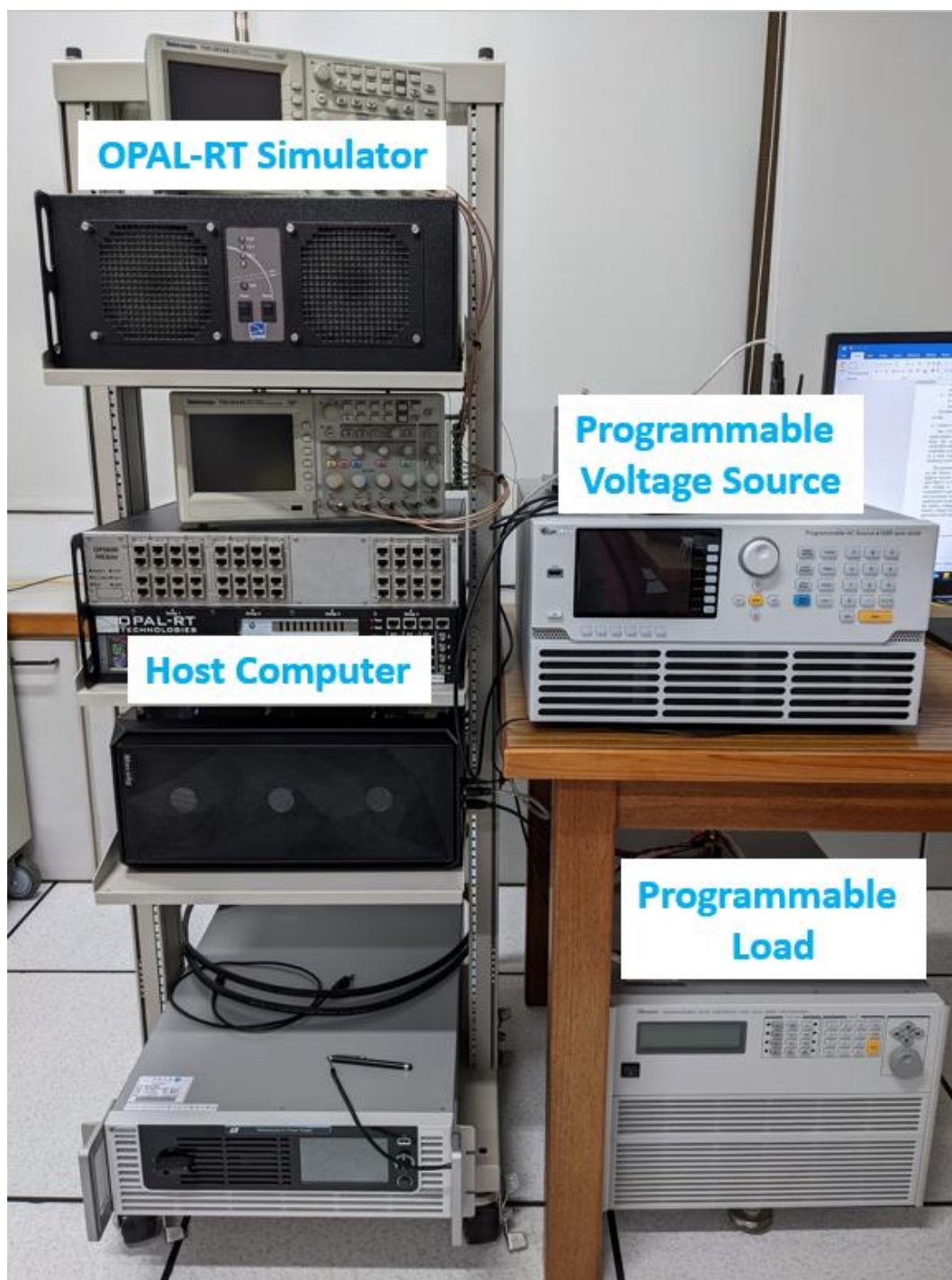


圖 11 功率硬體迴圈模擬硬體配置

三、 使用多層前饋式神經網路的分散式系統數位孿生

(一)神經網路架構

互聯微型電網中的每個分散式電源都有自己的數位孿生體。這些是使用具有不同參數的多層前饋式神經網路(Multilayer Feedforward Neural Networks)所構建，這些參數是透過反覆測試所得到的數值，以獲得最佳結果。每種分散式電源的網路架構如圖 12、13 及 14 所示。

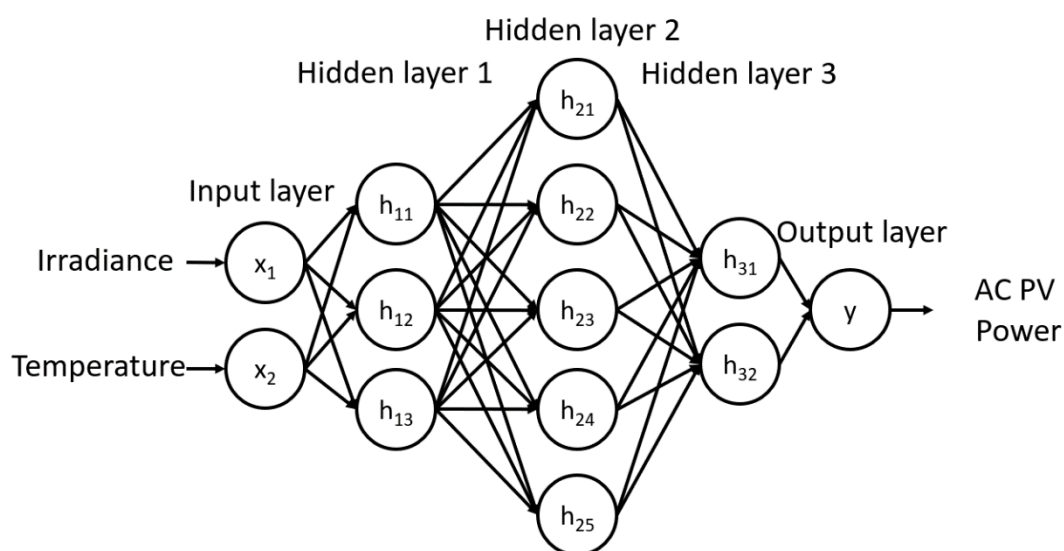


圖 12 光伏數位孿生架構

光伏陣列的功率輸出主要取決於輻照度以及陣列的溫度。數位孿生將這些視為輸入值，並估計交流側的輸出。神經網路考慮轉換器、逆變器以及光伏陣列與其連接的微型電網之間的變壓器的耗損。每個微型電網都有不同的額定功率，因此訓練並保存了三個數位孿生模型。

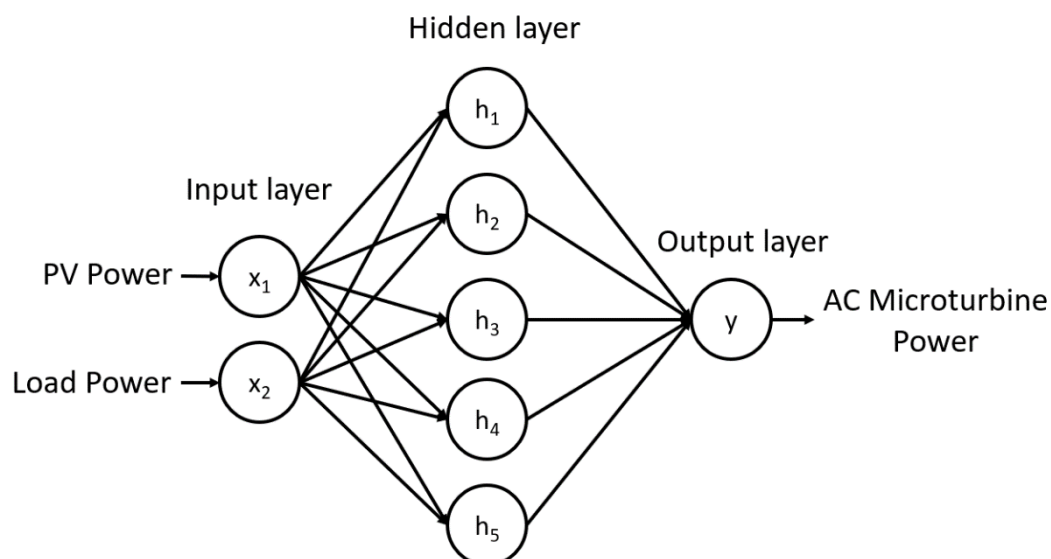


圖 13 微型渦輪機數位孿生架構

微型渦輪機的功率輸出的考慮是基於它所連接的當地微型電網的 24 小時時間排程。本計畫中的所有微型電網均包含光伏陣列、負載、儲能電池和微型渦輪機。儲能電池僅在系統出現任何異常情況(例如故障)時才使用。因此，對於微型渦輪機，唯一需要考慮的是自身電網中的光伏功率與負載功率。例如微型電網 A 中的微型渦輪機將僅使用該微型電網中的光伏陣列和負載作為輸入。此數位孿生的輸出為估計微型電網側的交流功率輸出，同時也考慮整個微型渦輪系統的 AC-DC 整流器、逆變器與變壓器發生的耗損。與光伏類似，每個微型電網中都有不同額定功率的微型渦輪機，此三個數位孿生模型也被訓練與保存。

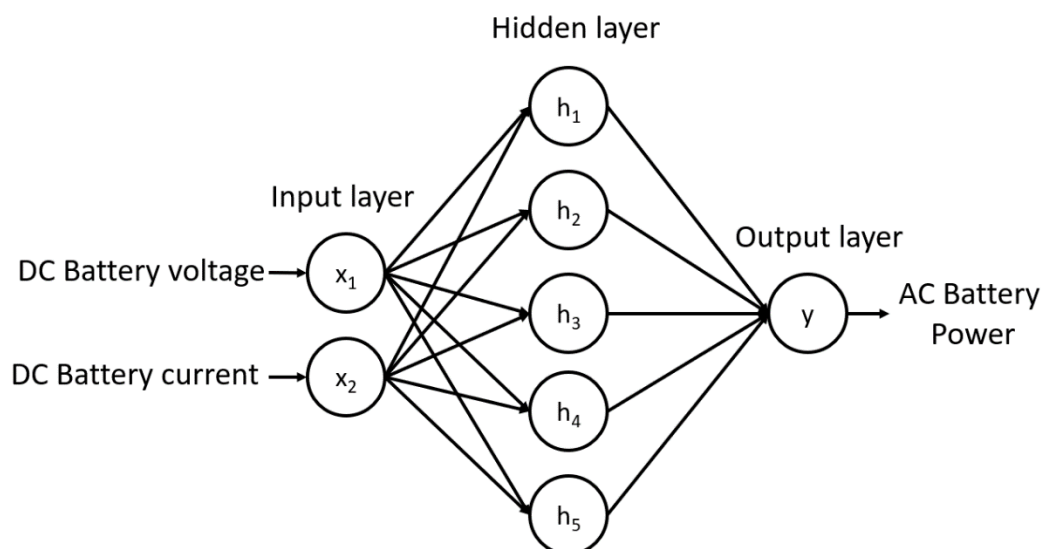


圖 14 電池數位孿生架構

電池數位孿生的設計是基於直流電壓和電流。雖然這可以透過基本乘法輕鬆解決，但它沒有考慮系統中的損失。此數位孿生考慮雙向 DC-DC 轉換器、逆變器與變壓器的耗損。所有微型電網都使用 200kW 電池，因此只訓練了一個模型。

(二) 資料生成與訓練

數位孿生的數據是來自台灣新竹的太陽輻照度資料。選擇用於訓練模型的資料集是 2021 年和 2022 年夏季(6 月至 8 月)期間的輻照度和溫度資料。每小時都有資料，缺少資料的日期則被忽略。最終資料集共有 4,392 個可用資料。這些資料被輸入到 Simulink 模型上並作為 PV 的輸入值。圖 15 為典型的每天每單位輻照度的分佈資料。

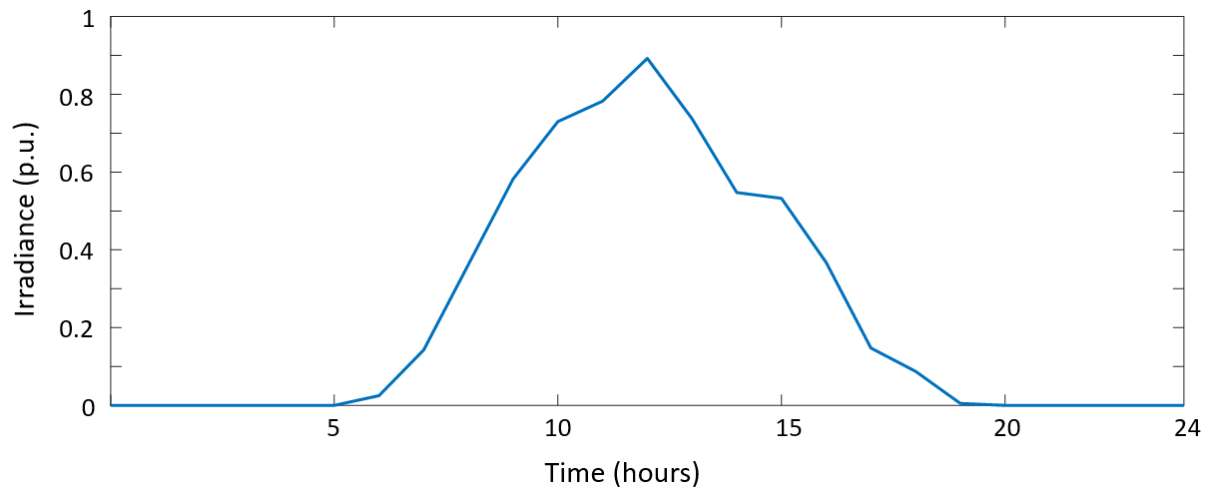


圖 15 典型輻照度(p.u.)的分佈資料

用於此計畫模擬的負載曲線是基於典型的住宅負載[21]。此模擬只利用每天的輻照度和溫度變化。在整個資料生成的過程裡，負載曲線保持不變，透過此運作獲得微型渦輪機的數據，微型渦輪機的輸出搭配 PV 提供電力給負載。在正常條件下進行 24 小時的模擬，電池保持在 50% SOC 並且不會被使用，電池僅在受干擾的期間才會被使用，例如在本研究中進行故障檢查的期間。圖 16 為 24 小時的負載(p.u.)曲線。

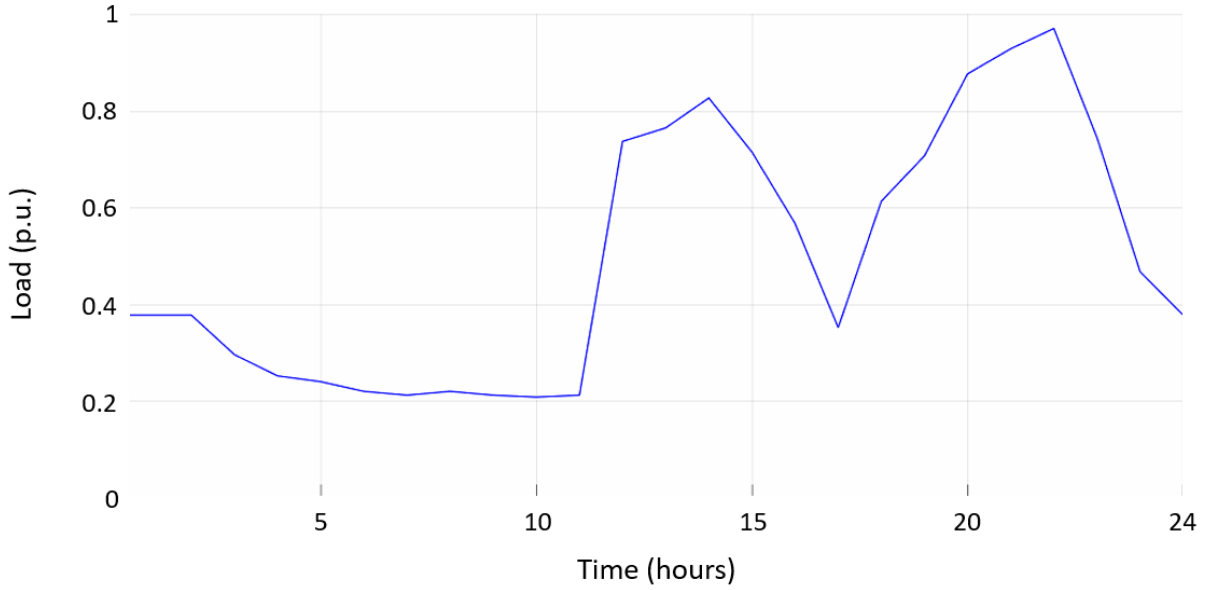


圖 16 每單位 24 小時的負載曲線

本計畫開發一個 Python 程式用於 OPAL-RT 即時數位模擬器在進行模擬並產生所需的資料。使用 OPAL-RT 對於加快模擬速度並更快地產生資料是必要的，而程式會自動運行並將每 24 小時模擬的資料儲存到 csv 檔案中，這些檔案可作為訓練數位學生的資料。

每個數位學生模型都在資料集上進行訓練。訓練資料使用所有資料集的 80%，而驗證資料則使用所有資料集的 20%。所有模型的最大訓練週期為 100，而如果連續 10 個週期沒有產生損失函數值的變化時，則會提前停止繼續計算。此模型的目標是最小化均方誤差(MSE)，如方程式(18)所示。圖 17 表示訓練一個 PV 數位學生模型在每個週期的 MSE。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - \widehat{P}_i)^2 \quad (18)$$

MSE = 均方誤差

n = 資料點數量 = 4,392 點

P_i = 實際功率測量值

$\hat{P}_i$ = 估計功率測量值

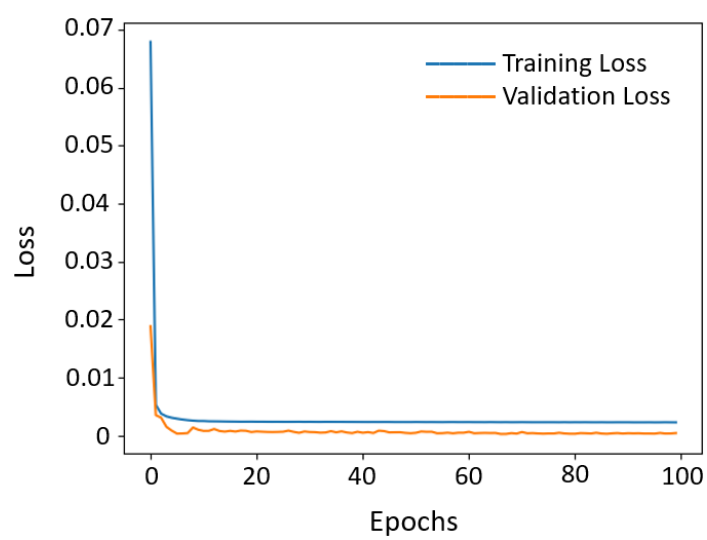


圖 17 訓練與驗證損失

四、區域電網內互聯微型電網的區塊鏈程式

(一)系統流程圖

圖 18 為區塊鏈網路允許微型電網互動的流程圖，包括當檢測到故障發生時，接收來自微型電網的事件，以及將數位孿生進行比較的每小時記錄。

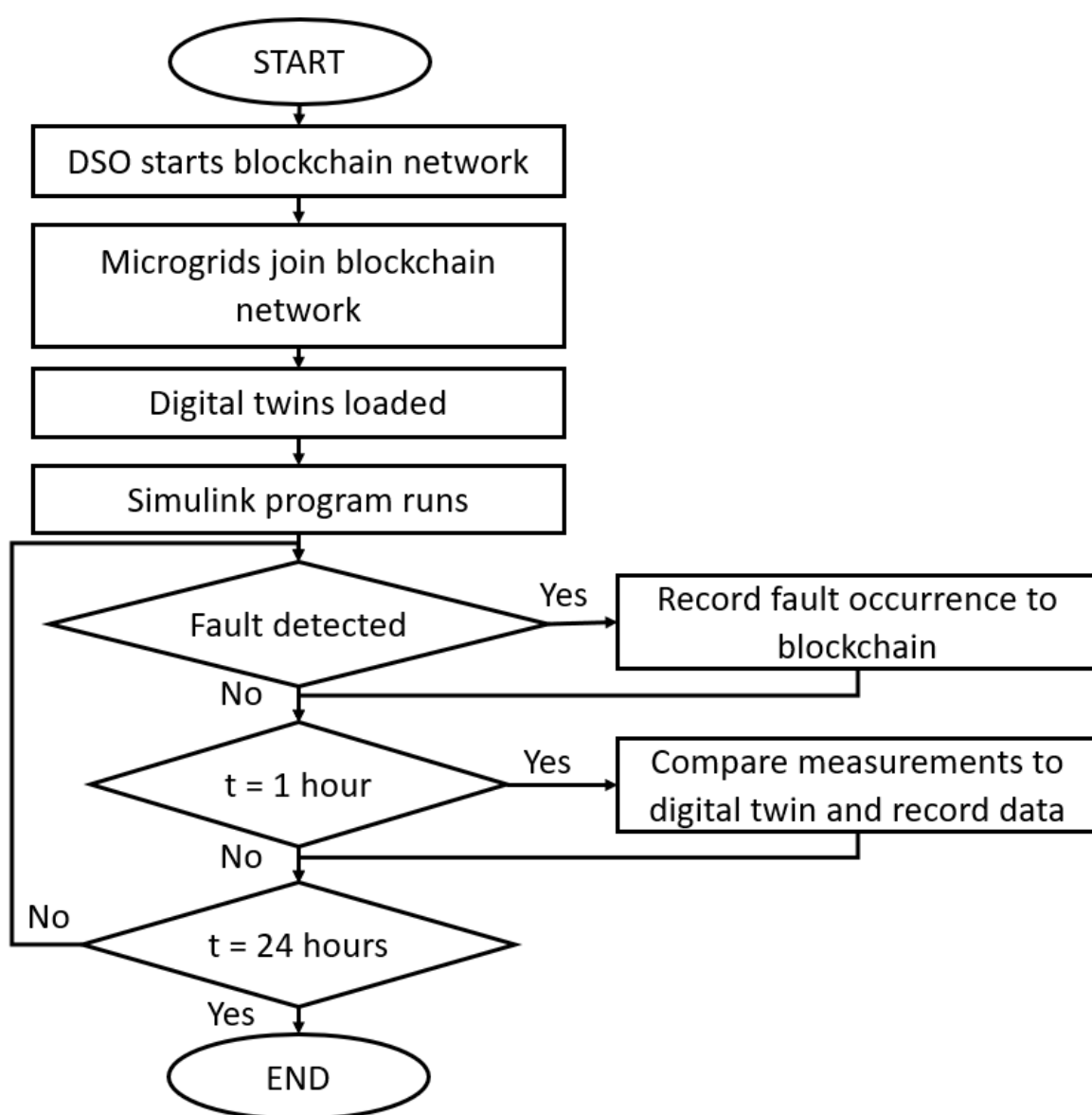


圖 18 區塊鏈系統流程圖

參與者使用數位孿生來驗證電力系統中的數據準確性。這允許所有微型電網存取彼此的數據並檢查不一致的情況。區塊鏈用它來實現權益證明(Proof-of-Stake, PoS)共識，以在每項記錄被保存到區塊鏈網路之前驗證資料。PoS 的流程圖如圖 19 所示。

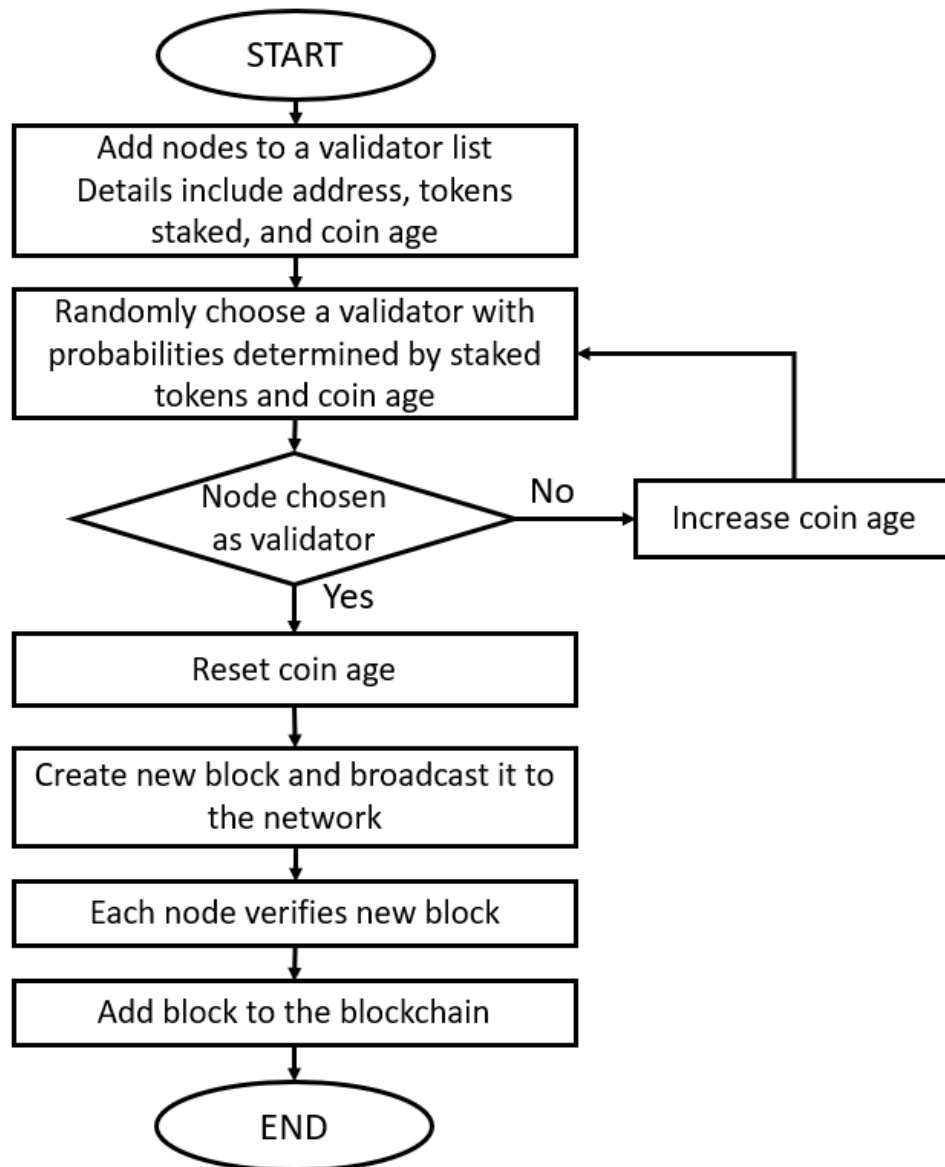


圖 19 權益證明流程圖

(二)使用軟體

Solidity

Solidity 是一種用於區塊鏈程式的編程語言，主要用於以太坊區塊鏈(Ethereum blockchain)，但也可用於其他平台，例如超級帳本(Hyperledger)。Solidity 的主要用途是使用以太坊虛擬機製作智能合約(smart contracts)。以太坊虛擬機不使用任何實際貨幣，這使得它對於在部署前測試程式的錯誤與安全性非常有用。圖 20 為 Solidity 代碼的示範圖。

```
contracts > DT_storage.sol
1  // SPDX-License-Identifier: MIT
2
3  pragma solidity ^0.6.0;
4
5  contract DT_storage {
6      string json_file;
7
8      function store(string memory _json_file) public {
9          json_file = _json_file;
10     }
11
12     function retrieve() public view returns (string memory) {
13         return json_file;
14     }
15 }
```

圖 20 Solidity 介面

圖 18 顯示的代碼是如何將 json 文件保存到區塊鏈網路的範例。之前建立的數位孿生分別包含模型與權重的 json 和 h5 文件。保存 h5 文件在不同的平台上，稍後會說明。

Brownie and Ganache

Solidity 是一種編程語言，可簡化區塊鏈網路智能合約的建立，但很難單獨與其他程式串接，本計畫的要求是它應該能夠連接到 Python 和 MATLAB。Brownie 是一種基於 Python 的工具，允許使用智能合約，其中包括對 Solidity 的全面支持，這也允許對兩種語言使用單一的代碼編輯器，從而使其更易於使用。這裡使用 Visual Studio Code，Brownie 的介面如圖 21 所示。

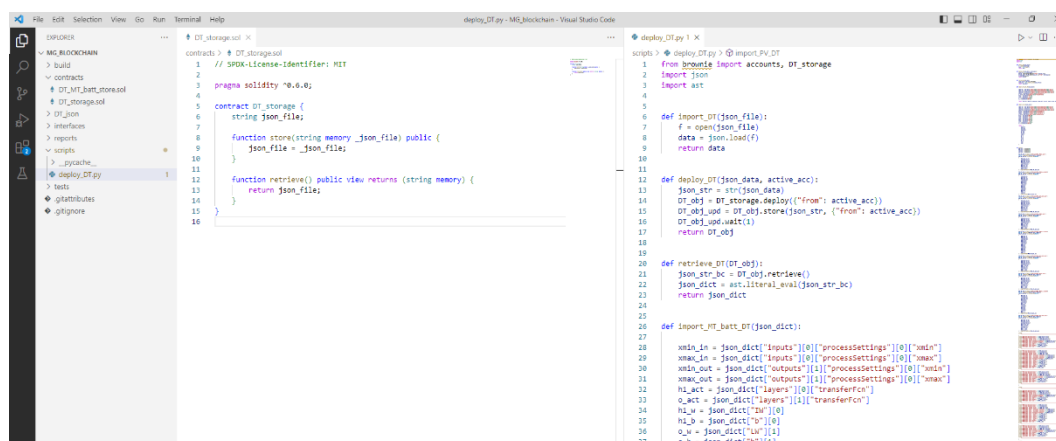
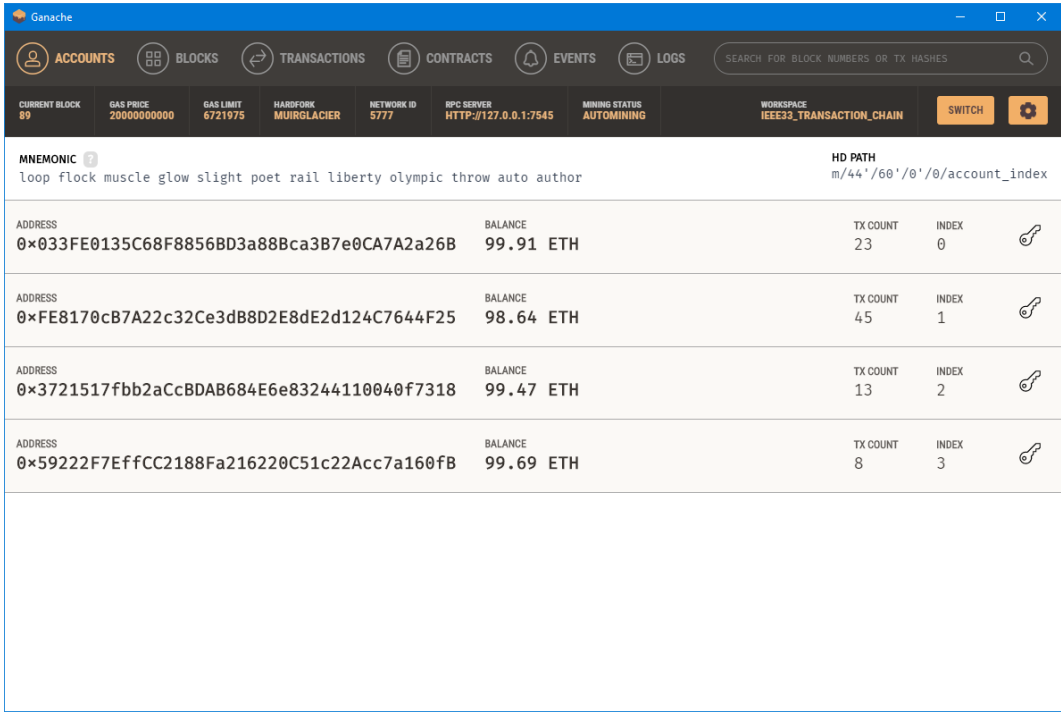


圖 21 Visual Studio 介面

測試區塊鏈網路的另一個重要因素是使用模擬區塊鏈網路，有 MetaMask 等工具可以作為瀏覽器擴展(外掛)安裝，該工具既可以使用實際的加密貨幣，也可以使用基於以太坊測試網路中的測試貨幣。然而，這些都需要互聯網連接，而且測試資金(test funds)不容易獲得，為網路參與者設置多個帳戶也更加困難。解決方案是使用當地區塊鏈網路，可以使用 Ganache 輕鬆設置和重置。這個工具可以很容易地建立一個具

有任意數量參與者的區塊鏈網路，並且可以立即從 100 ETH(約 5,500,000 新台幣)測試資金開始。圖 22 顯示了一個包含四個參與者的示範區塊鏈，即本計畫的 DSO 與微型電網 A、B、C。



Ganache					
ACCOUNTS	BLOCKS	TRANSACTIONS	CONTRACTS	EVENTS	LOGS
SEARCH FOR BLOCK NUMBERS OR TX HASHES					
CURRENT BLOCK 89	GAS PRICE 20000000000	GAS LIMIT 6721975	HARDFORK MUIRGLACIER	NETWORK ID 5777	RPC SERVER HTTP://127.0.0.1:7545
				MINING STATUS AUTOMINING	WORKSPACE IEEE3 TRANSACTION_CHAIN
				SWITCH	Settings
MNEMONIC loop flock muscle glow slight poet rail liberty olympic throw auto author			HD PATH m/44'/60'/0'/0/account_index		
ADDRESS 0x033FE0135C68F8856BD3a88Bca3B7e0CA7A2a26B	BALANCE 99.91 ETH	TX COUNT 23	INDEX 0		
ADDRESS 0xFE8170cB7A22c32Ce3d8B8D2E8dE2d124C7644F25	BALANCE 98.64 ETH	TX COUNT 45	INDEX 1		
ADDRESS 0x3721517fbb2aCcBDAB684E6e83244110040f7318	BALANCE 99.47 ETH	TX COUNT 13	INDEX 2		
ADDRESS 0x59222F7EffCC2188Fa216220C51c22Acc7a160fB	BALANCE 99.69 ETH	TX COUNT 8	INDEX 3		

圖 22 Ganache 介面

IPFS

區塊鏈網路能夠儲存交易數據和文件，就像前面在去中心化平台中顯示的 json 文件一樣。然而，其他文件不能輕易儲存在區塊鏈中，並且會佔用大量空間，導致驗證數據時產生額外成本，其解決方案是使用去中心化的雲端儲存。非同質化代幣(Non-fungible tokens, NFTs) 使用此方法，將圖片的原本數據儲存在區塊鏈中，同時將圖片本身上傳到星際檔案系統(Inter Planetary File System, IPFS) 等雲端儲存中。IPFS

可用於測試區塊鏈網路，包含將數位孿生權重的 h5 文件保存到此雲端儲存中，如圖 23 所示。

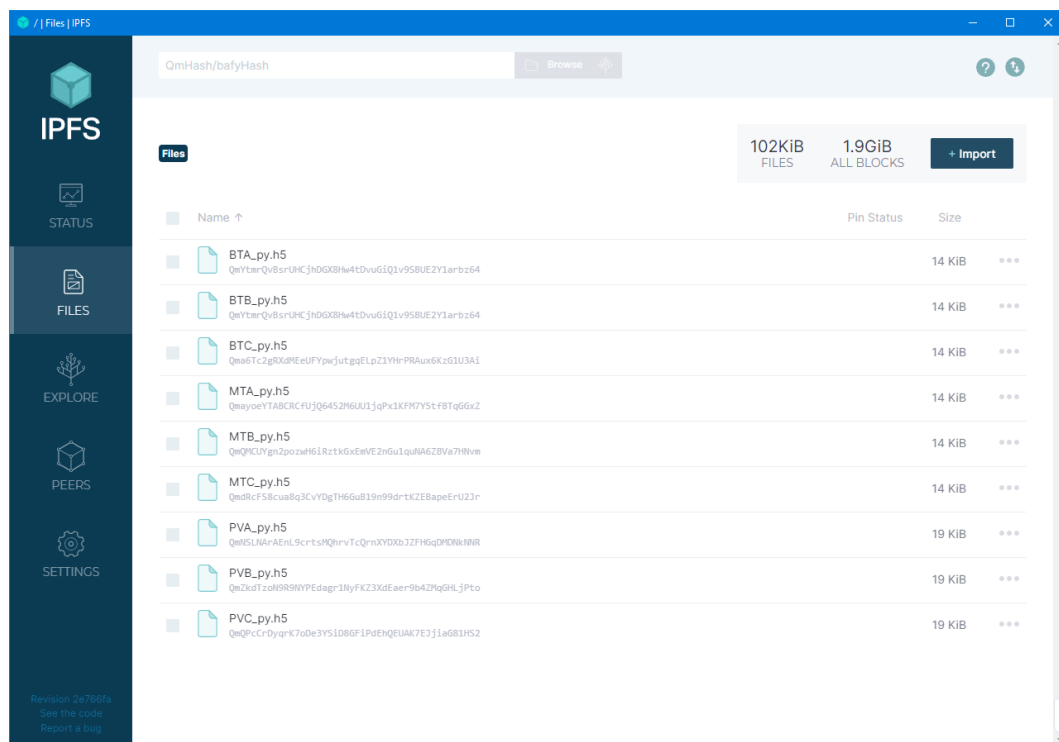


圖 23 IPFS 介面

參、主要發現與結論

一、資料與結果

(一)雙向 DC-DC 轉換器結果

本節將所提出的控制器與 PI 和 FLC 等其他傳統控制器進行了測試比較。假設微型電網發生 3 週期短路故障，交流電網電壓下降至公稱值的 10%，微型電網 A 的微型渦輪發電機因短路故障而斷開。在微型渦輪機重新連接之前，微型電網 B 或 C 的電池可提供約 7 分鐘的支援，此時區塊鏈的交易會被記錄，故障位置如圖 24 所示。

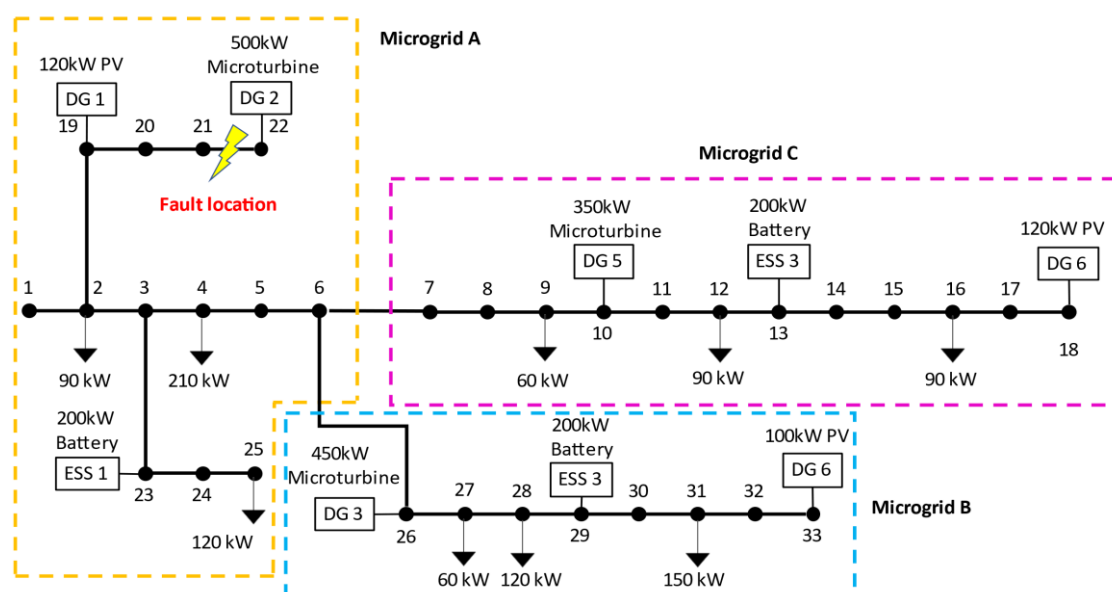


圖 24 故障位置圖

整個模擬進行 15 分鐘的模擬時間，開始有 4 分鐘正常運轉，之後發生故障。系統內的負載以每單位功率 $\pm 10\%$ 的變化率來模擬真實條件。以 p.u 為例，其功率負載變化如圖 25 所示。

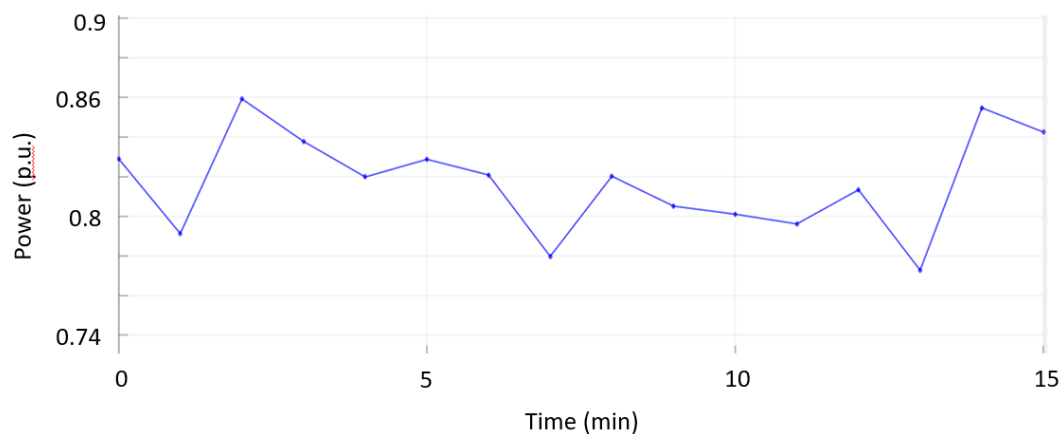


圖 25 負載功率變化

在 4 分鐘時，發生了故障瞬間，在微型電網 A 的微型渦輪機斷開連接。因在故障發生之前進行競價，以確定發生此類事件時支援的微型電網。所選的微型電網電池可提供因微型渦輪機斷開連接而缺乏的電力。圖 26 為系統中每台發電機和電池的 15 分鐘功率輸出，以微型電網 B 的電池提供支援。

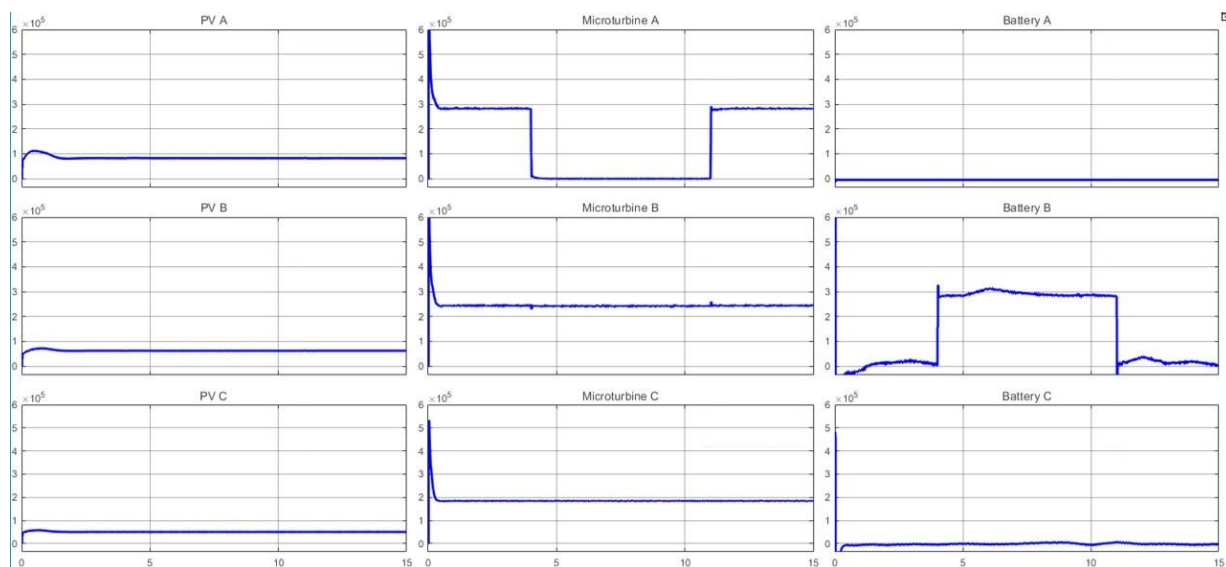


圖 26 每個光伏、發電機和儲能裝置的功率輸出

圖 27 顯示故障和功率輸出增加對電池電壓的影響。此故障迫使電池使用更多電流，導致電壓急劇下降。增加的功率輸出也會降低電池電壓，直到停止提供支援。10 秒模擬取自前面所示的 15 分鐘模擬用以測試 HIL。這是在控制器上進行測試及比較的輸出值。

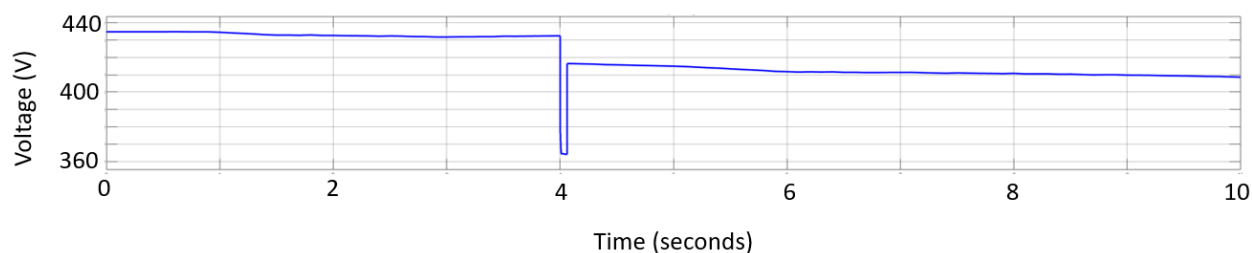
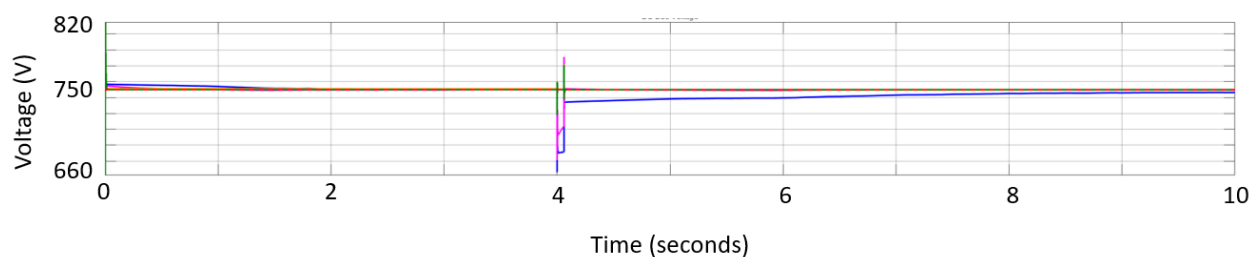
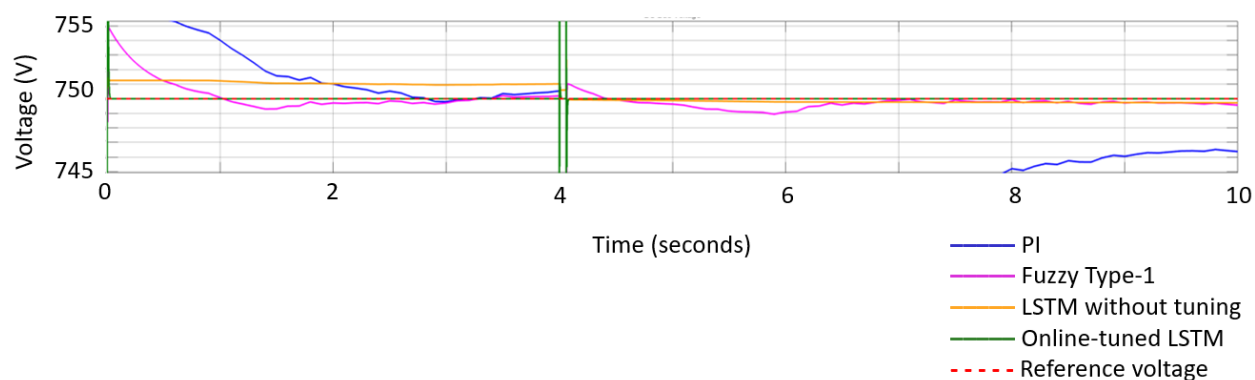


圖 27 電池直流電壓



(a)



(b)

圖 28 四種控制器所獲得的直流母線電壓(a) 正常顯示，(b) 放大顯示

圖 28 比較軟體模擬中雙向 DC-DC 轉換器的 DC 母線電壓的輸出。圖 28(a) 顯示所有控制器對 DC 母線電壓因故障後改善性能比較。PI 控制器和模糊邏輯控制器都無法在故障期間保持穩定的電壓，只有 LSTM 控制器才能維持電壓。而放大圖 28(b)中的圖形時，可以看到非常小的差異。雖然無需調節的 LSTM 控制器可以保持恆定電壓，但它並不能準確測量 750V。在線調整的 LSTM 控制器可以透過調整輸出層的權重來減輕此誤差，並確保電壓保持恆定。圖 29 為在 HIL 模擬中測試的不同控制器。

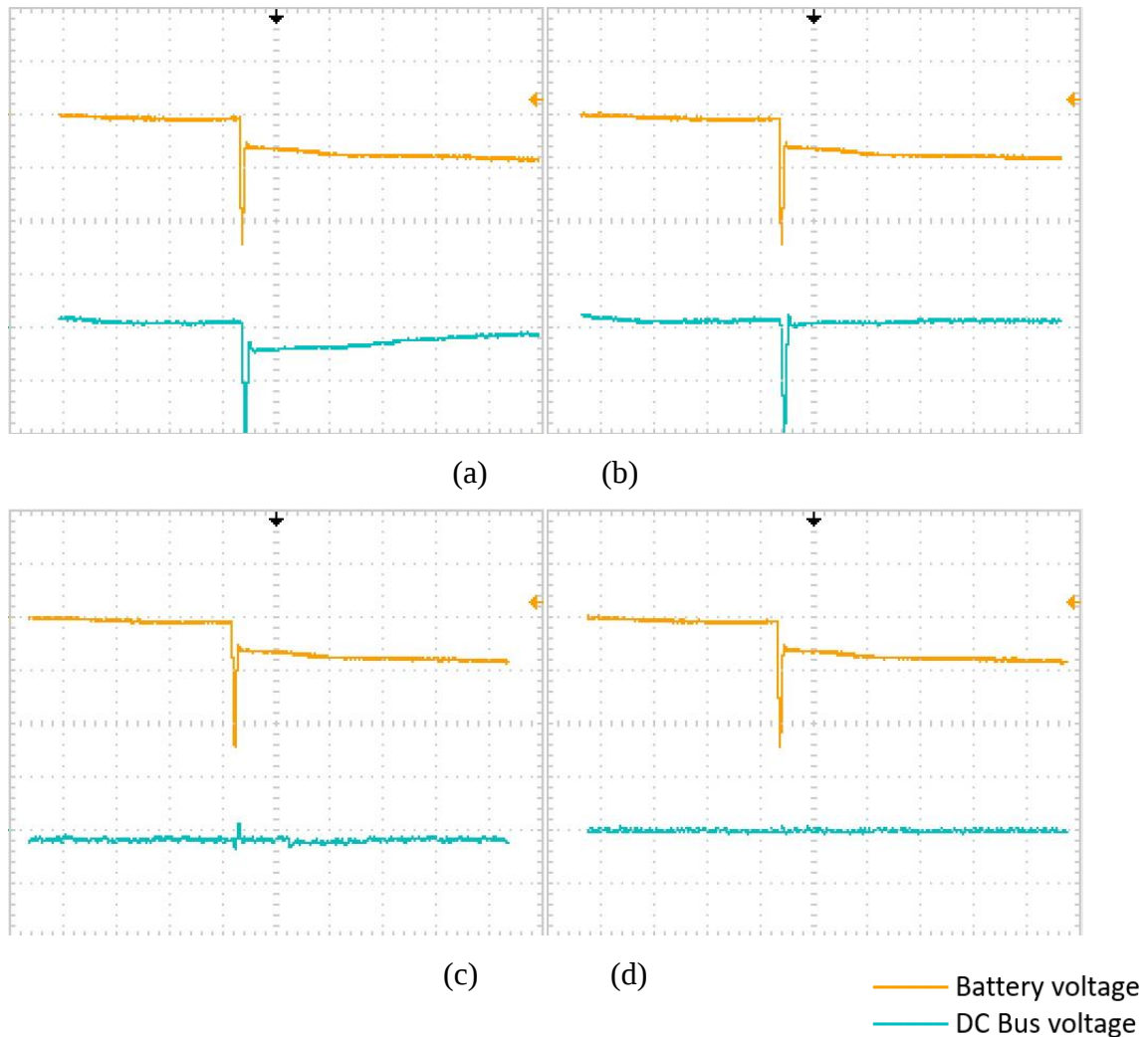


圖 29 HIL 模擬電壓輸出；(a) PI 控制器、(b)模糊 1 類控制器、(c)無具在線調整的 LSTM 控制器、(d)具在線調整的 LSTM 控制器

本計畫也用均方根誤差(RMSE)R 值於比較每個控制器性能的指標。

RMSE 值越低表示效能越好，R2 值越接近 1 被認為越好。在這兩種情況下，線上調整的 LSTM 控制器都顯示出最佳的效能，比較結果如表 3 所示。

表 3 每個控制器的 RMSE 和 R2 值

控制器種類	RMSE	R ²
PI	0.59314	0.77523
FLC	0.39599	0.90028
LSTM 無在線調整	0.38083	0.91210
具在線調整 LSTM	0.05509	0.99816

(二)數位孿生區塊鏈模擬結果

區塊鏈界面與數位孿生模擬同步進行，這部分的結果取決於 Simulink 和此處記錄的數位孿生輸出。區塊鏈的作用是初始化系統並啟用微型電網之間的交易，然後記錄系統內的所有事件，例如每小時測量和故障發生，圖 30 為範例的交易鏈。

Ganache

ACCOUNTS

BLOCKS

TRANSACTIONS

CONTRACTS

EVENTS

LOGS

SEARCH FOR BLOCK NUMBERS OR TX HASHES

CURRENT BLOCK

89

GAS PRICE

20000000000

GAS LIMIT

6721975

HARDFORK

MUIRGLACIER

NETWORK ID

5777

RPC SERVER

HTTP://127.0.0.1:7545

MINING STATUS

AUTOMINING

WORKSPACE

IEEE33_TRANSACTION_CHAIN

SWITCH

TX HASH

0xcb3d11ab0324fb9a7fb82809bfed32e9887abef755ebf7cdab5c7d2f9ff6e41b

CONTRACT CALL

FROM ADDRESS

0x59222F7EfffCC2188Fa216220C51c22Acc7a160f8

TO CONTRACT ADDRESS

0xefA42E49c6147A68B8f741a5Da859610a9419B77

GAS USED

3460627

VALUE

0

TX HASH

0x7971f718e7930393422a27259d5910e5687086ac2a9bc0e9bb58c64c5d70e14d

CONTRACT CREATION

FROM ADDRESS

0x59222F7EfffCC2188Fa216220C51c22Acc7a160f8

CREATED CONTRACT ADDRESS

0xefA42E49c6147A68B8f741a5Da859610a9419B77

GAS USED

209954

VALUE

0

TX HASH

0x22c365d41cfb44a09a6b2797d0600b327212f5481365c3586154508fb8baa3ae

CONTRACT CALL

FROM ADDRESS

0x59222F7EfffCC2188Fa216220C51c22Acc7a160f8

TO CONTRACT ADDRESS

0x9365329fa8E1267832fc67242484ffc0659ba1D8

GAS USED

5169165

VALUE

0

TX HASH

0x8f8a8a3c9b86afde035cebd6203a32a9e3882f600366c0793c7c15035e4b4285

CONTRACT CREATION

FROM ADDRESS

0x59222F7EfffCC2188Fa216220C51c22Acc7a160f8

CREATED CONTRACT ADDRESS

0x9365329fa8E1267832fc67242484ffc0659ba1D8

GAS USED

209954

VALUE

0

TX HASH

0xa99ca5bc1e05a5cd7b3dba3d9afa2db8e76c77b751437390ff98f8acdf12b725

CONTRACT CALL

圖 30 Ganache 的交易記錄

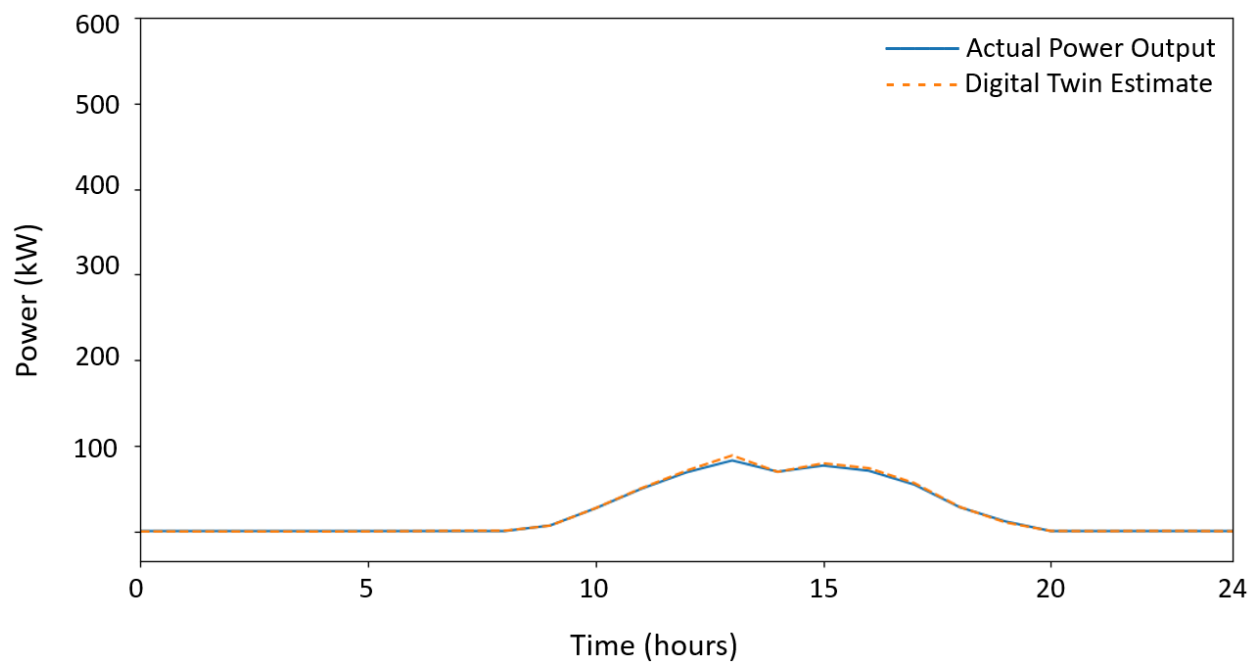
DSO 開始初始化區塊鏈網路。三個微型電網都透過證明(stake)加入區塊鏈網路。典型的權益證明(Proof-of-Stake)是利用以太坊網路要求每個驗證者(validator)在其帳戶裡持有資金。本研究為了簡化程序，設定每個微型電網都有自己的帳戶，並持有 100 個 ETH 幣(約 5,500,000 新台幣)。這些帳戶利用 Ganache 介面建立，並透過 Python 中的 Solidity 程式碼進行存取。微電網擁有者持有較多的代幣數量時，可提高成為每個區塊驗證者的機率。由於所有微型電網均持有 100 ETH，因此成為驗證者的機會是相等的。這僅適用於每小時的記錄，並且為故障提供支援的

投標是獨立的。在這種情況下，微型電網會以他們願意提供的價格出價，以較低價格得標。本研究設定的情境是微型電網投每 NTD\$ 9.963/kWh，而微型電網 C 投 NTD\$11.275/kWh。如圖 24 所示，微型電網 B 提供了支持，因為它提供了較低的價格。

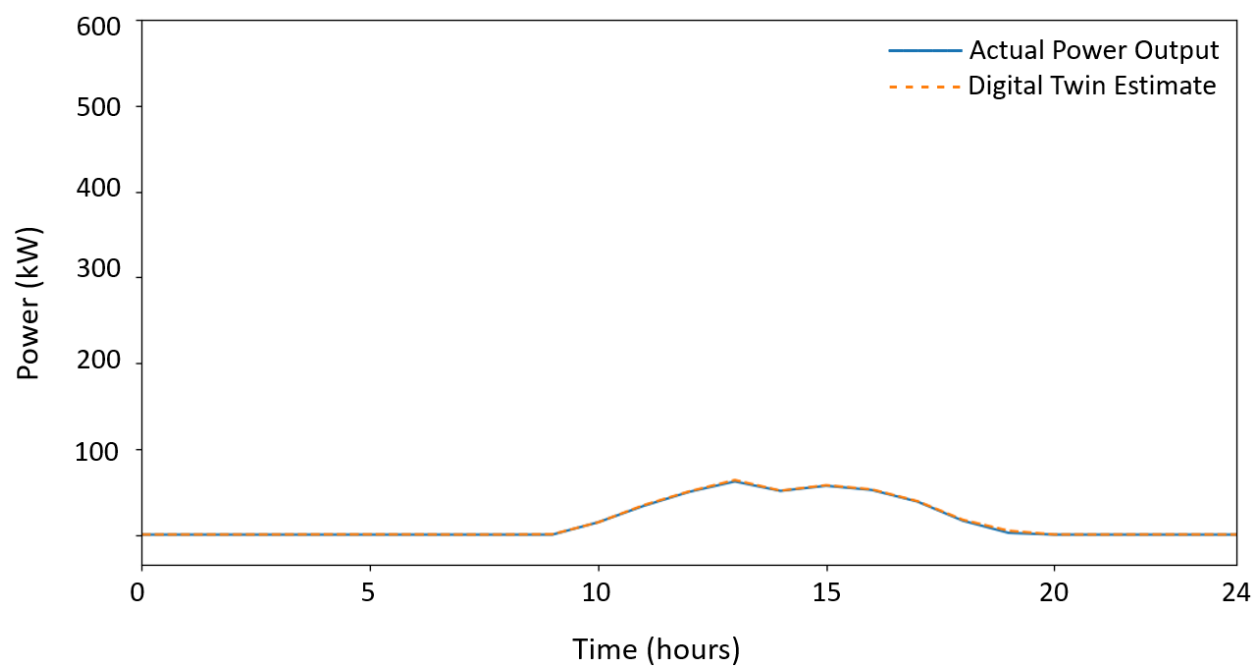
微型電網加入後，會對數位孿生體進行檢索。數位孿生的權重以 h5 的形式儲存在 IPFS，而 json 檔案則儲存在區塊鏈本身中。如前所述，將整個 h5 儲存在區塊鏈中會佔用太多空間，並且使區塊鏈的建立成本過高。一旦載入數位孿生後，當 Simulink 程式開始運作，驗證者就會進行每小時的記錄。

Ganache 中僅顯示交易雜湊(Hash)函數、發送者地址、接收者地址以及建立和驗證合約的成本(以 Gas 表示)。這可以防止任何未經授權的使用者存取記錄。只有 DSO 允許的參與者才能檢查記錄，即 DSO 和網路中的微型電網。

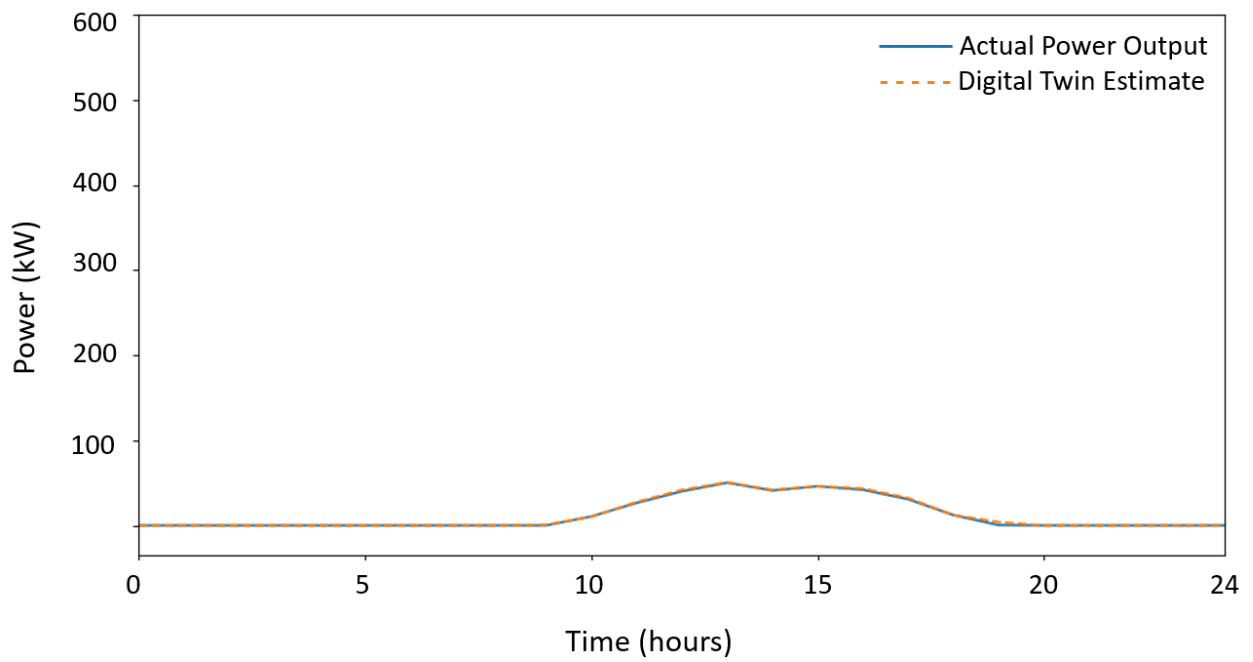
這些數位孿生在 Python 與 Simulink 程式同時運作，即時運行 24 小時模擬來測試數位孿生。數位孿生輸入的測量數據每隔 1 小時採集一次並發送到區塊鏈網路。使用 Python 程式建立的神經網路模型，將 Simulink 的實際功率讀數與數位孿生估計輸出進行比較，結果如圖 31(太陽光伏)、圖 32(微型渦輪發電機)及圖 33(電池儲能)所示。



(a)

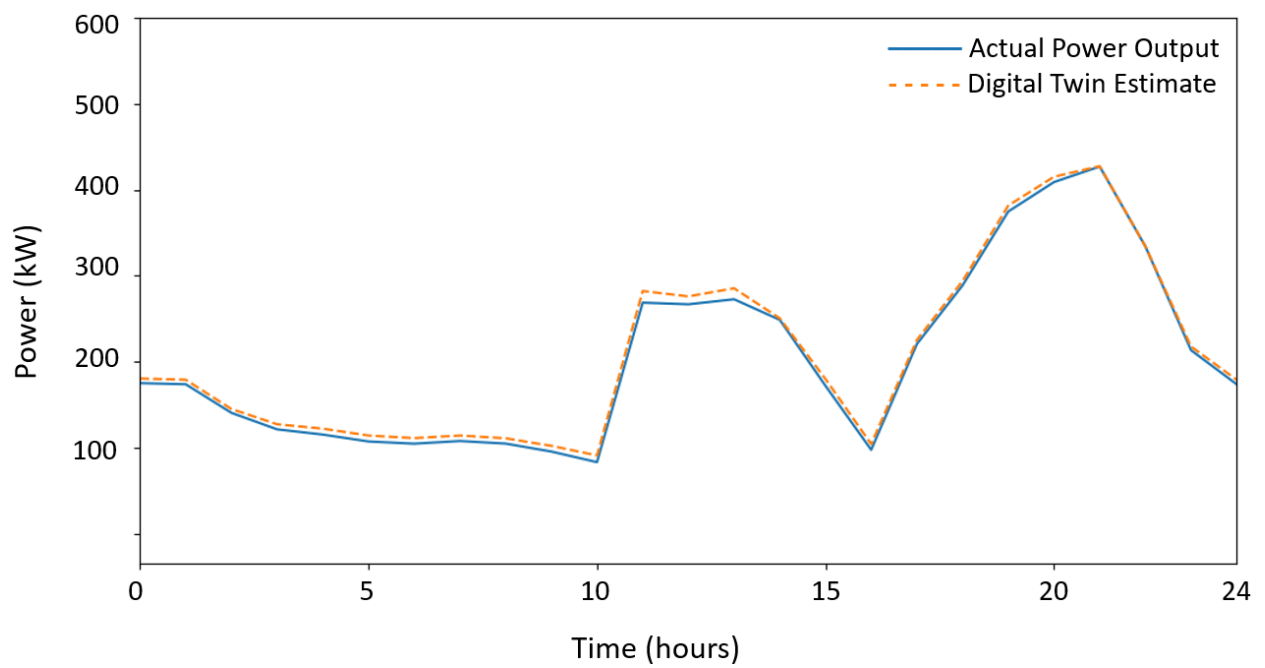


(b)

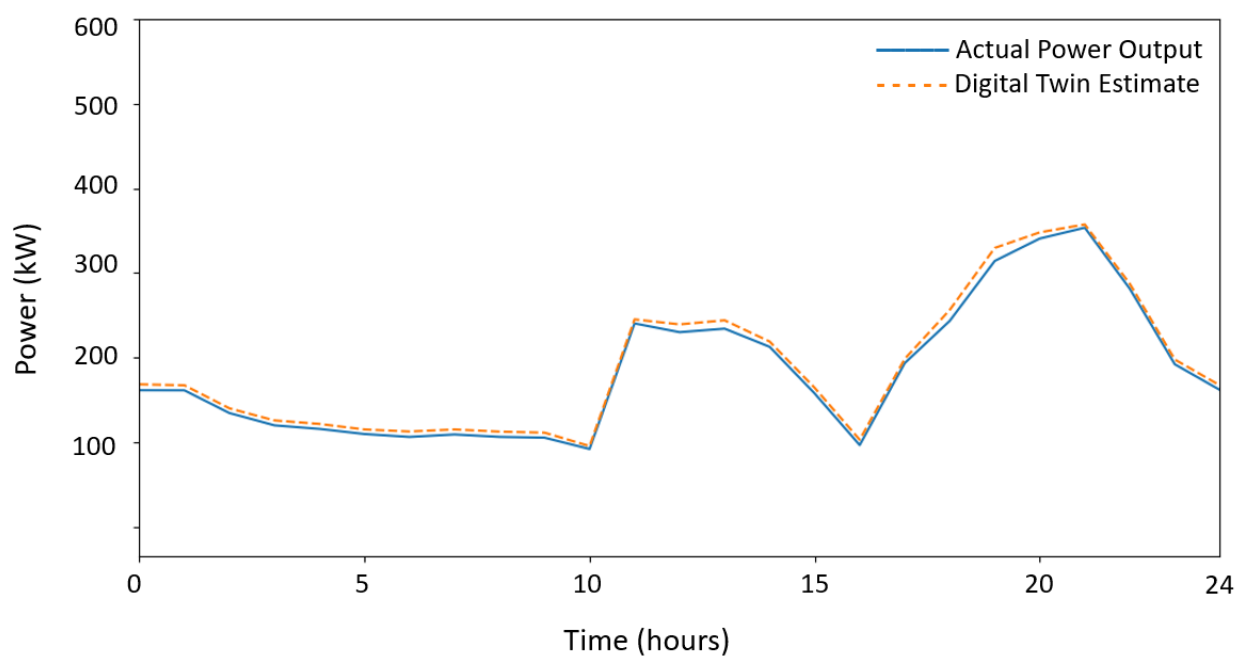


(c)

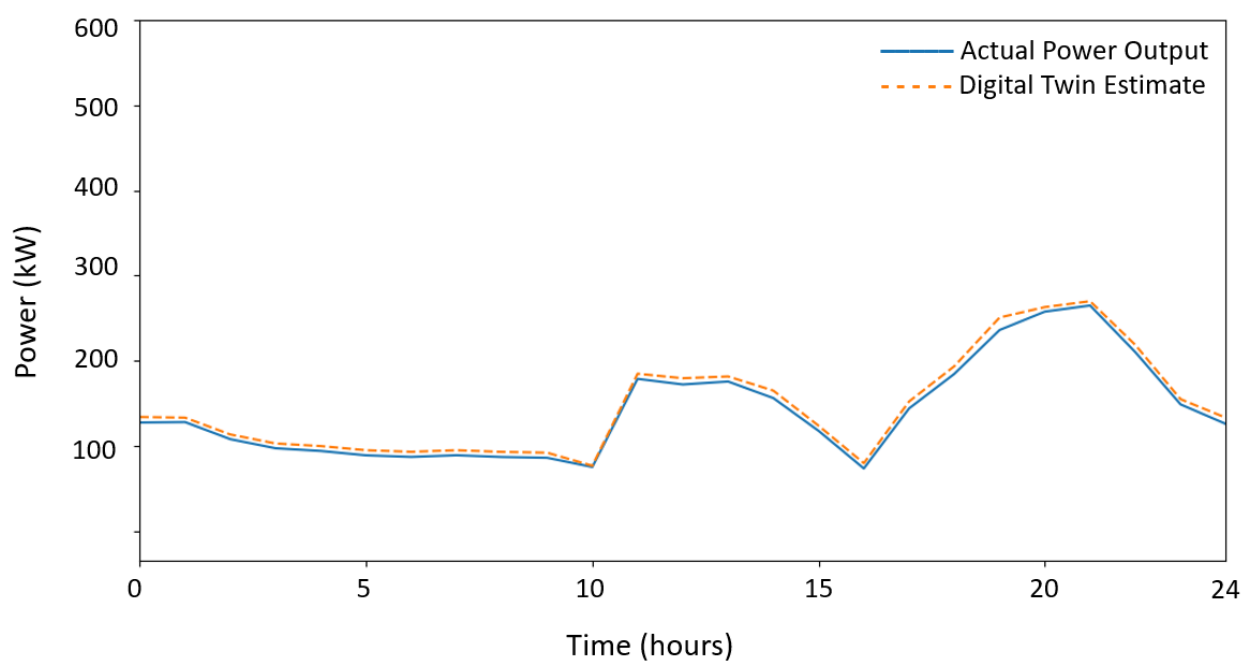
圖 31 (a)微型電網 A、(b)微型電網 B 和(c)微型電網 C 的 PV 數位孿生和實際功率輸出比較



(a)

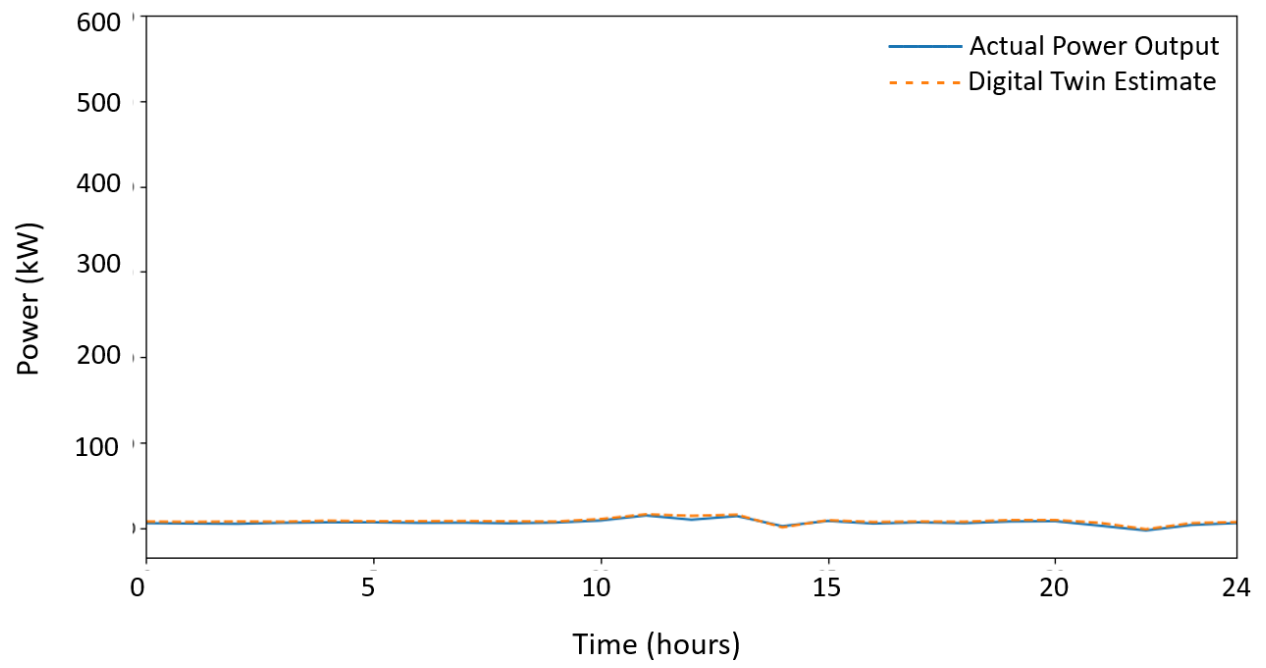


(b)

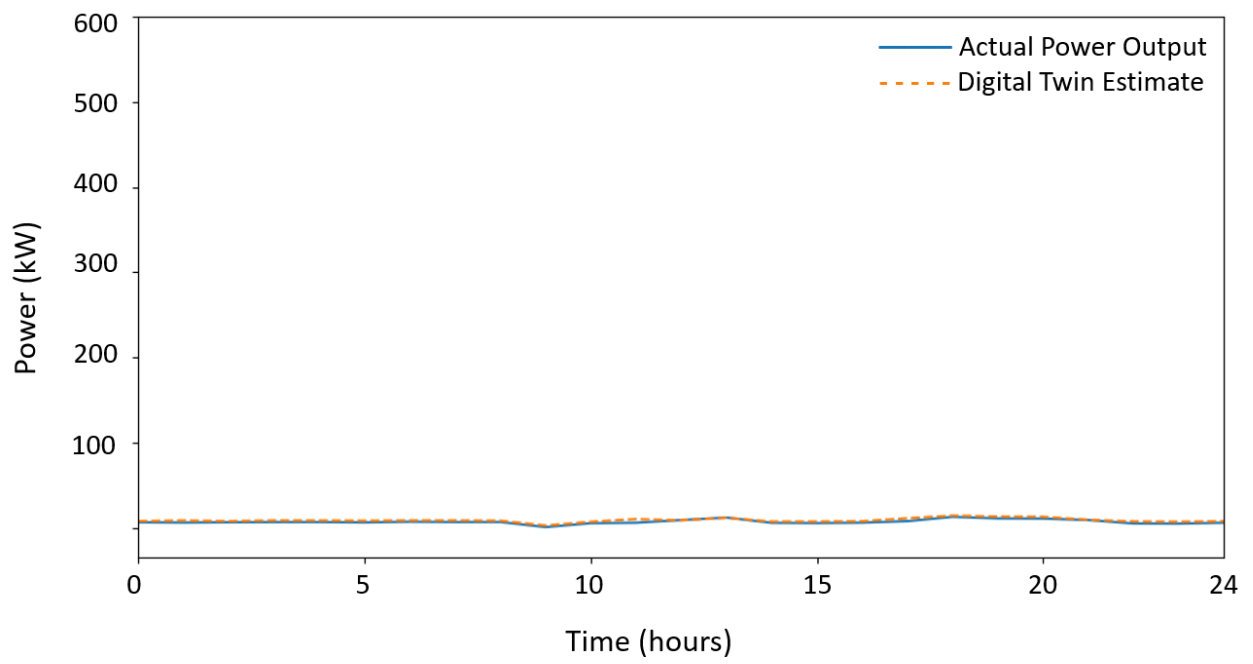


(c)

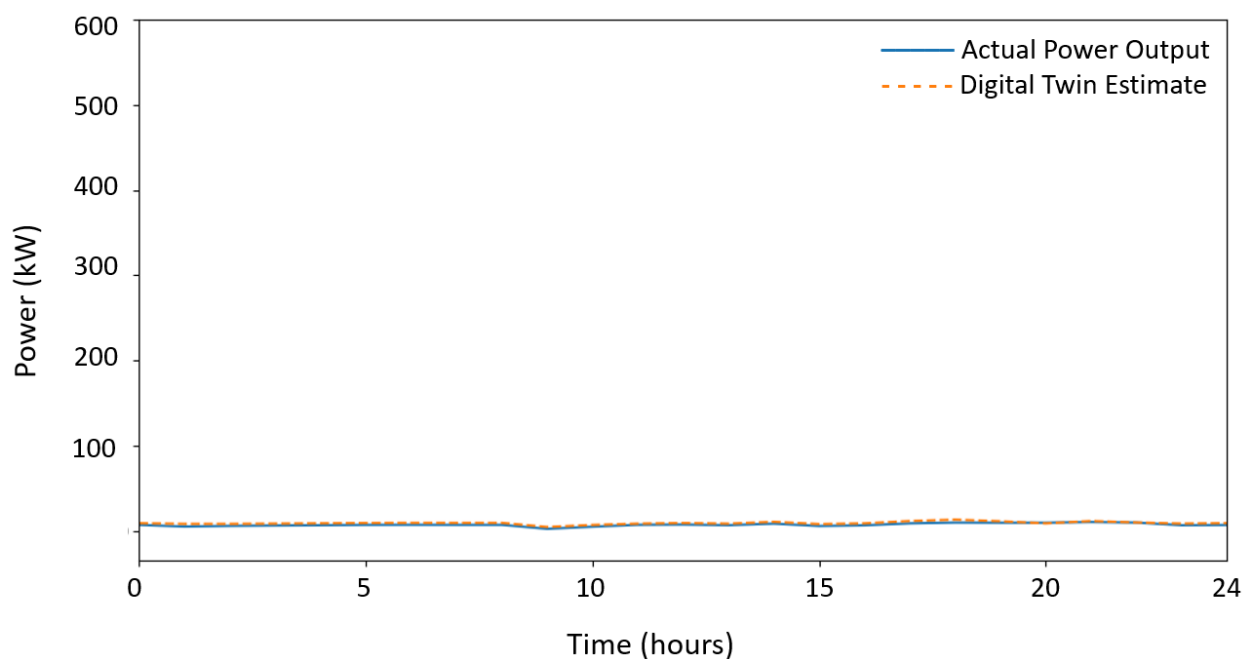
圖 32 (a)微型電網 A、(b)微型電網 B 和(c)微型電網 C 的微型渦輪機數位孿生和實際功率輸出比較



(a)



(b)



(c)

圖 33(a)微型電網 A、(b)微型電網 B 和(c)微型電網 C 的電池數位孿生和實際功率輸出比較

每個發電機和電池的數位孿生輸出能夠準確預測功率的輸出。輸出值在區塊鏈網路中用於驗證系統是否在正常條件下運作。模擬結果顯示電池的輸出功率為零，因為它們僅在緊急情況下使用，如報告前述所示的故障，此模擬僅考慮 24 小時模擬，其中所有發電機均依預期工作且沒有干擾發生。

二、 結論

本研究提出一個分層系統，利用數位孿生和區塊鏈技術來管理互聯微型電網。利用區塊鏈網路來管理微型電網之間的交易，每小時記錄系統中的每個發電機與儲能電池系統的情況。實施修改後的權益證明

共識，以使用數位孿生來驗證每個區塊鏈記錄。數位孿生用於驗證每台發電機每小時的輸出，以確保每台發電機在正常條件下運作。區塊鏈同時負責在系統發生故障時處理微型電網之間的互聯。在雙向 DC-DC 轉換器上提出一個新型的 LSTM 控制器，以在故障期間能保持電壓的穩定性。本計畫進行即時模擬和硬體迴圈模擬以驗證所提出的方法。本研究獲得以下結論：

- 區塊鏈技術在互聯微型電網中，作為管理分層系統中交易的一種方式，可用於互聯微型電網與處理交易記錄
- 區塊鏈網路可透過使用 IPFS 等去中心化平台來儲存電力系統中發電機的數位孿生，並使用數位孿生來執行權益證明共識的驗證
- 數位孿生系統在即時模擬和硬體迴圈中可如預期進行模擬
- 與傳統的 PI 和模糊邏輯控制器相比，LSTM 控制器更能呈現出好的結果，並以功率硬體迴圈模擬在實際電路裡的運作。

肆、參考文獻

- [1] T. Strasser *et al.*, “A Review of Architectures and Concepts for Intelligence in Future Electric Energy Systems,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 4, pp. 2424–2438, 2015, doi: 10.1109/TIE.2014.2361486.
- [2] A. S. Musleh, G. Yao, and S. M. Mueen, “Blockchain Applications in Smart Grid - Review and Frameworks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 86746–86757, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2920682.

- [3] F. Dimeas, R. Katiraei, N. Iravani, and A. Hatziargyriou, "Microgrids Management," *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 6, no. 3, pp. 54–65, 2008.
- [4] Z. Li, S. Bahramirad, A. Paaso, M. Yan, and M. Shahidehpour, "Blockchain for decentralized transactive energy management system in networked microgrids," *Electr. J.*, vol. 32, no. 4, pp. 58–72, 2019, doi: 10.1016/j.tej.2019.03.008.
- [5] H. R. Bokkissam, S. Singh, R. M. Acharya, and M. P. Selvan, "Blockchain-Based Peer-to-Peer Transactive Energy System for Community Microgrid with Demand Response Management," *CSEE J. Power Energy Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 198–211, 2022, doi: 10.17775/CSEEJPES.2020.06660.
- [6] Y. J. Lin, Y. C. Chen, J. Y. Zheng, D. Chu, D. W. Shao, and H. T. Yang, "Blockchain Power Trading and Energy Management Platform," *IEEE Access*, vol. 10, no. May, pp. 75932–75948, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3189472.
- [7] H. A. Abdelsalam, A. K. Srivastava, and A. Eldosouky, "Blockchain-Based Privacy Preserving and Energy Saving Mechanism for Electricity Prosumers," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 13, no. 1, pp. 302–314, 2022, doi: 10.1109/TSTE.2021.3109482.
- [8] F. S. Ali, S. Member, and O. Bouachir, "SynergyChain : Blockchain-Assisted Adaptive Cyber-Physical P2P Energy Trading," vol. 17, no. 8, pp. 5769–5778, 2021.
- [9] A. E. Onile, R. Machlev, E. Petlenkov, Y. Levron, and J. Belikov, "Uses of the Digital Twins Concept for Energy Services, Intelligent Recommendation Systems, and Demand Side Management: A Review," *Energy Reports*, vol. 7. Elsevier Ltd, pp. 997–1015, Nov. 01, 2021, doi:

10.1016/j.egy.2021.01.090.

- [10] B. Wu, W. D. Widanage, S. Yang, and X. Liu, “Battery Digital Twins: Perspectives on the Fusion of Models, Data and Artificial Intelligence for Smart Battery Management Systems,” *Energy AI*, vol. 1, p. 100016, 2020, doi: 10.1016/j.egyai.2020.100016.
- [11] P. Jain, J. Poon, J. P. Singh, C. Spanos, S. R. Sanders, and S. K. Panda, “A Digital Twin Approach for Fault Diagnosis in Distributed Photovoltaic Systems,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 35, no. 1, pp. 940–956, 2020, doi: 10.1109/TPEL.2019.2911594.
- [12] P. Moutis and O. Alizadeh-Mousavi, “Digital Twin of Distribution Power Transformer for Real-Time Monitoring of Medium Voltage from Low Voltage Measurements,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 36, no. 4, pp. 1952–1963, Aug. 2021, doi: 10.1109/TPWRD.2020.3017355.
- [13] F. Arrano-Vargas and G. Konstantinou, “Modular Design and Real-Time Simulators Toward Power System Digital Twins Implementation,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 19, no. 1, pp. 52–61, 2023, doi: 10.1109/TII.2022.3178713.
- [14] R. J. Wai and L. C. Shih, “Adaptive Fuzzy-neural-network Design for Voltage Tracking Control of a DC-DC Boost Converter,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 27, no. 4, pp. 2104–2115, 2012, doi: 10.1109/TPEL.2011.2169685.
- [15] O. Rodriguez-Abreo, J. Rodriguez-Resendiz, C. Fuentes-Silva, R. Hernandez-Alvarado, and M. D. C. P. T. Falcon, “Self-Tuning Neural Network PID with Dynamic Response Control,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 65206–65215, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3075452.

- [16] J. Ramirez-Hernandez, O. U. Juarez-Sandoval, L. Hernandez-Gonzalez, A. Hernandez-Ramirez, and R. S. Olivares-Dominguez, "Voltage Control Based on a Back-Propagation Artificial Neural Network Algorithm," *2020 IEEE Int. Autumn Meet. Power, Electron. Comput. ROPEC 2020*, no. ROPEC, 2020, doi: 10.1109/ROPEC50909.2020.9258699.
- [17] S. Li, M. Fairbank, C. Johnson, D. C. Wunsch, E. Alonso, and J. L. Proao, "Artificial Neural Networks for Control of a Grid-Connected Rectifier/Inverter Under Disturbance, Dynamic and Power Converter Switching Conditions," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 25, no. 4, pp. 738–750, 2014, doi: 10.1109/TNNLS.2013.2280906.
- [18] T. George, P. Jayaprakash, U. Subramaniam, and D. J. Almakhlles, "Frame-angle controlled wavelet modulated inverter and self-recurrent wavelet neural network-based maximum power point tracking for wind energy conversion system," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 171373–171386, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3025309.
- [19] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing," *IEEE Trans. Power Deliv.*, 1989.
- [20] S. H. Dolatabadi, M. Ghorbanian, P. Siano, and N. D. Hatziargyriou, "An Enhanced IEEE 33 Bus Benchmark Test System for Distribution System Studies," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 36, no. 3, pp. 2565–2572, 2021, doi: 10.1109/TPWRS.2020.3038030.