

應用美洲獅演算法實現動力電池之實時參數最佳化

呂宛嶺、高崇銘、陳柔玆、王清安、劉恩睿*

摘要

電池管理系統為推動鋰電池技術發展的核心關鍵，其中電池建模的優化技術是實現電池性能最大化的重要途徑。為因應實際駕駛情境中快速負載變化所帶來的挑戰，並改善因使用環境變化導致電池狀態估測不準確的問題，本文提出一種新穎的電池建模方法，採用美洲獅演算法即時估測電池電氣特性，實現系統運行過程中的即時採樣與有效監控輸入輸出信號。研究首先透過電池脈衝測試建立完整的電池測試模型，接著利用美洲獅演算法具備的快速收斂與全域搜尋能力進行鋰電池參數最佳化。實驗結果顯示，所提方法在參數辨識上的平均絕對誤差為 5.9054%。本研究所提出之線上參數辨識技術，未來可進一步應用於電池充電狀態與健康狀態的高精度估測。

關鍵字：電池管理系統、美洲獅演算法、線上型參數辨識、混合動力脈衝特性測試程序

呂宛嶺，國立臺東大學綠能與資訊科技學系學生、Email: 11122123@gm.nttu.edu.tw

高崇銘，國立臺東大學綠能與資訊科技學系學生、Email: 11222134@gm.nttu.edu.tw

陳柔玆，國立臺東大學綠能與資訊科技學系學生、Email: 11122119@gm.nttu.edu.tw

王清安，國立臺東大學綠能與資訊科技學系學生、Email: 11122127@gm.nttu.edu.tw

劉恩睿 (通訊作者)，國立臺東大學綠能與資訊科技學系 助理教授、Email: ejliu@nttu.edu.tw

Real-Time Parameter Optimization of Power Batteries Using Puma Optimizer

Wan-Ling Lu, Chung-Ming Kao, Rou-Wen Chen, Qing-An Wang and En-Jui Liu*

Abstract

Battery management system (BMS) is a key enabler for the advancement of lithium battery technologies, with battery modeling optimization playing a vital role in maximizing performance. To address the challenges posed by rapid load fluctuations during real-world driving and to mitigate inaccuracies in battery state estimation caused by environmental variations, this research proposes a novel battery modeling approach. The method employs Puma Optimizer (PO) to estimate the electrical characteristics of lithium batteries in real time, enabling effective sampling and monitoring of system input and output signals during operation. A comprehensive battery test model is first constructed through pulse testing. Then, leveraging the PO's fast convergence and global search capabilities, the method optimizes battery parameters. Experimental results indicate a mean absolute error of 5.9054% in parameter identification. The proposed online identification technique holds promise for future applications in high-accuracy estimation of state of charge (SOC) and state of health (SOH).

Keywords: Battery Management System, Puma Optimizer, Online Parameter Estimation, Hyper Pulse Power Characteristic

Wan-Ling Lu, College student, Department of Green Energy and Information Technology, National Taitung University. Email: 11122123@gm.nttu.edu.tw

Chung-Ming Kao, College student, Department of Green Energy and Information Technology, National Taitung University. Email: 11202205@gm.nttu.edu.tw

Rou-Wen Chen, College student, Department of Green Energy and Information Technology, National Taitung University. Email: 11122119@gm.nttu.edu.tw

Qing-An Wang, College student, Department of Green Energy and Information Technology, National Taitung University. Email: 11122127@gm.nttu.edu.tw

En-Jui Liu (Corresponding Author), Assistant Professor, Department of Green Energy and Information Technology, National Taitung University. Email: ejliu@nttu.edu.tw

壹、前言

最近幾十年來因為溫室效應導致地球暖化，各種極端氣候頻傳，因此減少碳排為世界各國刻不容緩的議題，大多數國家預計 2050 年前完成淨零碳排目標(O. C. Anika et al., 2022)，歐盟甚至訂定了在 2035 年停止銷售燃油車的計劃，德國也計畫在 2050 年全面禁止柴油和汽油車的使用，臺灣也訂下了 2050 完成淨零碳排目標，國發會在 2025 年發布總體減碳行動計畫，新增六大部門總共 20 項旗艦計畫(林佳慧, 2024)，其中交通部旗下運輸部門，希望商用車輛電動化即無碳化，因此純電車成為重要項目之一，鋰電池作為電動車內最重要的元件之一，扮演了提供能量的角色，但是鋰離子電池雖有優異的儲能表現，但是電池若過度充電或放電，可能會導致熱失控，一旦發生火勢往往難以控制，而且隨著電池長期充電及放電的往復循環，會引發電池壽命、容量減少的現象，為了使用者的安全及延長鋰離子電池的使用年限，凸顯了電池管理系統(Battery Management System, BMS)的重要性。

BMS 包含六大功能：電池狀態監控、平衡管理、熱管理、老化與健康預估、診斷與預警(Yang et al., 2023)，電池狀態監控主要負責監控電池的電壓、電流和溫度，確保運作安全，同時透過平衡管理讓每顆電芯的電量保持一致，避免單一電芯過度充放電，延長整體壽命。熱管理功能控制電池的溫度，讓電池在適合的環境下工作，防止過熱或過冷帶來的損傷。BMS 還能預測電池老化情況，評估健康狀態，提前發現問題，並在異常時發出警告，防止意外發生。良好的 BMS 能讓電動車的續航表現更穩定，降低駕駛者的里程焦慮，同時也能提升整體系統的效率和安全，加速推動交通邁向無碳轉型(Gabbar et al., 2021, Cheng et al., 2010)。

貳、文獻探討

BMS 中電池狀態監控與診斷預警牽扯到電池建模技術的精度，目前電池建模技術多樣，可分為電化學模型(Electrochemistry Module, EM)、等效電路模型(Equivalent Circuit Model, ECM)和熱模型(Thermal Model, TM)(Liu et al., 2024)，其中 Newman 等人提出的 P2D (Pseudo-Two-Dimensional, P2D)模型屬於電化學模型(Newman et al., 1993)，可描述電池內部的濃度分佈、電位變化等物理化學特性，具備明確物理意義，適用於鋰離子電池的微觀研究。然而，P2D 模型參數過多且計算複雜限制了其應用，因此提出了一種簡化方法，單粒子模型(Single Particle Model, SPM)，SPM 也屬於電化學模型，透過單一活性粒子代表整個電極，Santhanagopalan 等人系統性地比較了各種電池模型，指出 SPM 用單一代表性粒子來描述每個電極的鋰離子濃度分佈，可以在保持合理預測準確度的同時，大幅降低計算成本，適合即時監測(Santhanagopalan et al., 2006)。由於電化學模型複雜度較高，等效電路模型更為普遍(楊佳興, 2023)，如內阻模型 (Internal Resistance, Rint)，Johnson 建立了最簡單的 Rint，包括與電阻串連的理想電壓源(V. H. Johnson, 2002)。由於 Rint 無法模擬電池內部的極化現象，而一階等

效電路模型 (First-Order Resistor-Capacitor, 1RC)和二階等效電路模型(Second-Order Resistor-Capacitor, 2RC)，可以模擬電池中極化現象，Nejad 等人對上述模型利用雙擴展卡爾曼濾波器(Dual-EKF)演算法的非線性系統辨識技術遞歸估計模型參數和狀態，發現 2RC 可以在精度和複雜度之間取得平衡(Nejad et al., 2016)，Mohamed 等人對 1RC 和 2RC 的參數估計進展進行全面回顧，表示 2RC 能夠準確地表示電池的非線性行為。這在高估計精度和可管理的運算複雜性之間提供了平衡，使其適用於即時應用，同時符合線上電池管理系統的實際要求(Mohamed et al., 2025)。電池模型參數的辨識可分為在線(Online)和離線(Offline)方法，離線方法雖然準確度高，但不適合實時應用；而在線方法雖然可以實時更新，但需要更多計算資源(Li et al., 2025)。

為了建立適用於行車模型的快速運算演算法，演算法須具備運算簡單且高效的最佳化計算，而群體智能演算法透過模仿生物行為進行最佳化計算，運算簡單且能高效搜尋全域最佳解(Jiao et al., 2024, Rani et al., 2024)，廣泛應用於電池參數估算，比較常見的方式是應用於離線的參數辨識。本研究應用元啟發式演算法於鋰離子電池線上參數辨識，首先建立混合動力脈衝特性測試程序，接著應用美洲獅演算法 (Puma Optimizer, PO) 實現鋰電池在線型參數辨識，以助計畫未來用於電池老化估計，後續會針對研究方法及步驟進行詳細介紹，本研究流程如圖 1。

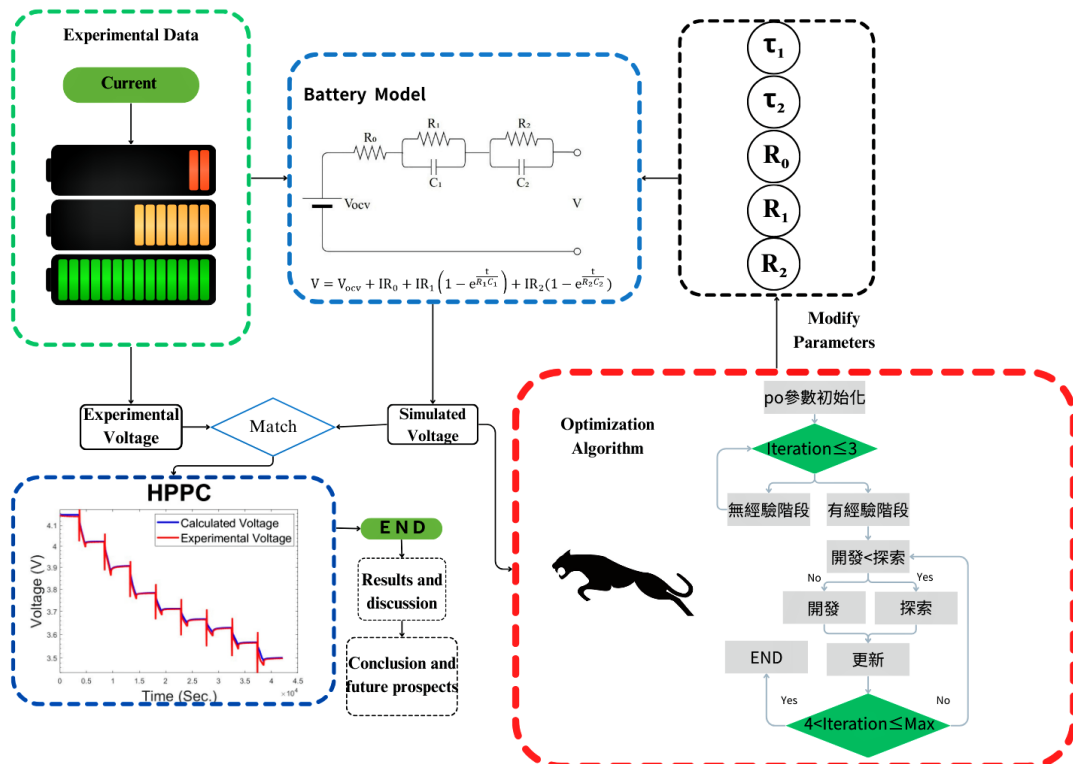


圖 1. 研究流程圖

參、研究方法

一、電池測試實驗

混合動力脈衝特性測試程序(Hyper Pulse Power Characteristic, HPPC)為美國愛達荷國家實驗室(Idaho National Laboratory)發布的動力電池測試手冊(Doughty, D. H., & Crafts, C. C., 2006)中的測試方法，HPPC 測試的目的是研究電池在脈衝電流條件下的電壓響應特性。通過分析 HPPC 測試數據，可以識別並提取電池的關鍵參數。HPPC 測試的目的為確定每 10% 的充電狀態(State of Charge, SOC)下電池 10 秒充、放電的功率。HPPC 測試會進行多組電流脈衝測試，每組測試的 SOC 相差 10%，為了使電池的電化學效應影響到最低，需靜置 1 小時才能進入下一組測試，完整 HPPC 測試步驟如下：HPPC 測試包含多組電流脈衝測試，每組測試之間的 SOC 間隔為 10%，實驗流程圖 2，重複 10 次。

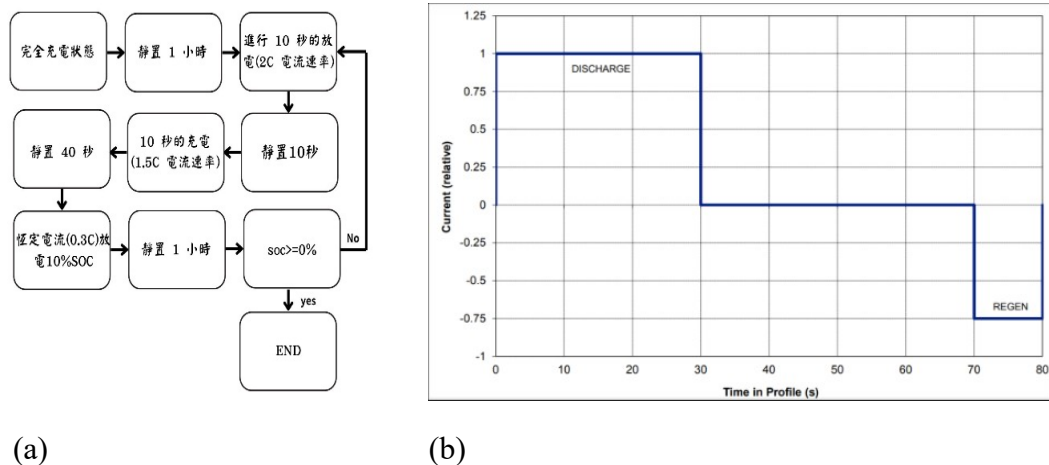


圖 2. HPPC 之(a) 實驗流程圖與(b) 單一脈衝電流曲線(Doughty, D. H., & Crafts, C. C., 2006)

二、電池建模

鋰電池模型主要用於模擬其電化學行為，透過電壓源、電阻和電容等電路元件來描述電池的充放電特性。目前常見的模型包括戴維寧等效電路模型(Thevenin)、電池等效模型(The Partnership for a new Generation of Vehicles, PNGV)(Geng et al., 2022)和多階 RC 模型。其中，2RC 模型是鋰離子電池常用的一種等效電路建模方式(Lai et al., 2018)。這個模型如圖三所示由一個開路電壓源 V_{ocv} 、一個串聯的內部電阻 R_0 、以及兩組並聯的電阻與電容 R_1-C_1 、 R_2-C_2 組成。 V_{ocv} 表示在開路狀態下的理論電壓， R_0 代表電池的內電阻，主要反映出電子導體、離子導體及接觸電阻造成的瞬時電壓降， R_1-C_1 和 R_2-C_2 則分別模擬電池在不同時間尺度上的極化現象與動態響應，這種 2RC 模型能細緻地描述鋰電池在充放電過程中出現的各種動態電壓變化，因此被廣泛用於電池性能模擬、狀態估測，以及 BMS 系統的開發中(Mohamed et al., 2025)。

$$V = V_{ocv} + IR_0 + IR_1 \left(1 - e^{-\frac{t}{R_1 C_1}}\right) + IR_2 \left(1 - e^{-\frac{t}{R_2 C_2}}\right) \quad (1)$$

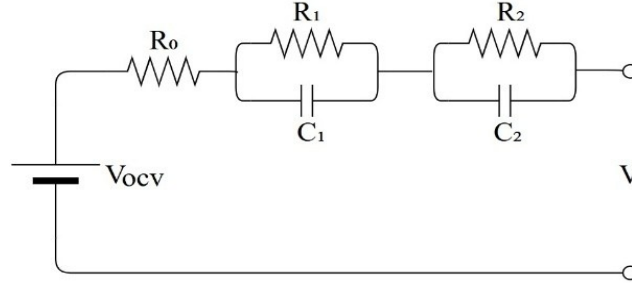


圖 3.動力電池電路模型

三、美洲獅演算法

美洲獅演算法是一種群體智慧演算法，由 Abdollahzadeh 等人提出 (Abdollahzadeh et al., 2024)，其靈感來源於美洲獅的獵食行為。該演算法在探索與開發階段皆具備強大的機制，能夠在最佳化過程中執行相變操作，以維持探索與開發的平衡。下面將介紹該演算法的搜尋機制。

(一) 無經驗階段

在初期階段，由於美洲獅對環境不熟悉且無法確定獵物的位置，因此會同時執行探索 (Exploration) 與開發 (Exploitation) 行為，以尋找適合狩獵的區域。在演算法的前三次迭代中，探索與開發模式同步進行。起初，系統中有 N 隻美洲獅，在每次迭代時，原始美洲獅群體 A 會分別透過探索與開發機制產生兩個新群體，分別記為 $A_{explore}$ 和 $A_{exploit}$ ，並將這三個群體合併成 $A_{pop} = [A \ A_{explore} \ A_{exploit}]$ 。接著，根據適應度值對 A_{pop} 進行排序，並在每次迭代結束時，僅保留適應度最佳的前 N 隻美洲獅，以確保群體的優化效果。

在完成三次迭代後，系統會計算 $f1$ 和 $f2$ 兩個函數。這兩個函數如(2)~(3)的結果將用於計算探索分數 $Score_{Explore}$ 及 $Score_{Exploit}$ 開發分數根據這些分數決定在有經驗階段應執行的模式，以提高演算法的適應性與效率。

$$f1_{mode} = PF1 \cdot \left(\frac{Seq_{Cost\ mode}^1}{Seq_{Time}} \right) \quad (2)$$

where mode = exploit or explore

$$f2_{mode} = PF2 \cdot \left(\frac{Seq_{Cost\ mode}^1 + Seq_{Cost\ mode}^2 + Seq_{Cost\ mode}^3}{Seq_{Time}^1 + Seq_{Time}^2 + Seq_{Time}^3} \right) \quad (3)$$

where mode = exploit or explore

$f1_{mode}$ 和 $f2_{mode}$ 分別對應於探索模式與開發模式下的 $f1$ 和 $f2$ 計算方式。變數 $Seq_{Costmode}$ 代表第 t 次迭代時，在開發或探索模式下，美洲獅在改進前與

改進後的計算結果之差。 *Seqt Time* 則表示每個模式被選中的次數，在無經驗階段，由於探索與開發模式在前三次迭代會同時進行，因此其數值固定為 1。 *PF1* 和 *PF2* 則為 *f1* 及 *f2* 的優先度因子，用於調整兩者的相對重要性。

$$Score_{mode} = (PF1 \cdot f1_{mode}) + (PF2 \cdot f2_{mode}) \quad (4)$$

where mode =exploit or explore

f1_{mode} 和 *f2_{mode}* 則分別對應於(2)和(3)的計算結果接著，透過(4)分別計算探索與開發的分數。若 *Score_{Explore}* 大於 *Score_{Exploit}*，則在有經驗階段優先選擇探索模式；反之，則進入開發模式，以確保演算法能夠根據當前情境自適應的調整策略。

(二)有經驗階段

在完成前三次迭代後，美洲獅將根據經驗選擇要執行的模式。在此階段，每次迭代選擇一種模式進行，並且會持續根據情境變化調整模式選擇。此時，PO 會使用 *f1*、*f2* 和 *f3* 進行評分。需要注意的是，此階段的 *f1* 和 *f2* 與無經驗階段的 *f1* 和 *f2* 計算方式不同。接下來，將透過(5)~(7)來說明 *f1*、*f2* 及 *f3* 的計算方式。

函數 *f1* 的計算方式如式(5)所示：

$$f1_t^{mode} = PF1 \cdot \left| \frac{Cost_{old}^{mode} - Cost_{new}^{mode}}{T_t^{mode}} \right| \quad (5)$$

where mode =exploit or explore

其中，*f1_{t^{mode}}* 代表探索與開發模式下的 *f1* 計算方式，*t* 表示當前的迭代次數，而 *PF1* 為優先權常數，*Cost_{mode old}* 和 *Cost_{mode new}* 分別代表上一次選擇該模式時，*N* 隻美洲獅中最佳適應度值，以及該模式執行後，*N* 美洲獅中最佳適應度值。

T_{mode t} 則表示該模式在上一次被選擇後未被選擇的迭代數。*f1* 的設計可增加探索模式的比重，使演算法在陷入區域最優解時執行更多的全局探索，以提升最優解的多樣性與尋優能力。函數 *f2* 的計算方式如方程式 (6)所示：

$$f2_t^{mode} = PF2 \cdot \left| \frac{S_{t,1}^{mode} + S_{t,2}^{mode} + S_{t,3}^{mode}}{T_{t,1}^{mode} + T_{t,2}^{mode} + T_{t,3}^{mode}} \right| \quad (6)$$

where mode =exploit or explore

f2_{mode t} 代表不同模式下的 *f2* 計算方式，*t* 為當前迭代次數，而 *PF2* 是優先權常數，*S_{mode t,1}* 表示在當前迭代中，不同模式下，美洲獅群改進前後最佳適應度值的差異，*S_{mode t,2}* 則表示在上一次選擇開發或探索模式時，美洲獅群改進前後最佳適應度值的差異，而 *S_{mode t,3}* 代表在前兩次選擇開發或探索模式時，美洲獅群改進前後最佳適應度值的差異。

此外，*T_{mode t,1}*、*T_{mode t,2}*、*T_{mode t,3}* 分別記錄了探索與開發模式在不同階

段未被選中的次數， $f2$ 計算不同迭代次數間的性能變化以及模式選擇的影響，因此該函數有助於在探索模式之後促使演算法執行更多局部開發，提高解的質量並加速收斂。

函數 $f3$ 的計算方式如方程式 (7) 所示：

$$f3_t^{mode} = \begin{cases} \text{if selected, } f3_t^{mode} = 0 \\ \text{otherwise, } f3_t^{mode} + PF3 \end{cases} \quad (7)$$

where mode = exploit or explore

$f3_{mode t}$ 代表探索或開發模式下的 $f3$ 計算方式，其中 t 為當前的迭代次數。 $PF3$ 是一個常數。 $PF3$ 的作用是調整分數較低模式被選擇的機率，數值越接近 1，該模式被選中的機率越高。

如果某個模式在迭代過程中未被選取，則 $f3$ 的數值會持續上升，從而增加該模式在後續迭代中被選擇的可能性，反之，當模式被選取後， $f3$ 的數值將被設為 0，以降低其再次被選擇的機率。這樣的機制確保了所有模式都有機會被執行，避免演算法過度集中於某一模式而陷入局部最優解。

方程式(8)為探索及開發模式的計算方式

$$F_t^{mode} = (\alpha_t^{mode} \cdot (f1_t^{mode})) + (\alpha_t^{mode} \cdot (f2_t^{mode})) + (\delta_t^{mode} \cdot (lc) \cdot f3_t^{mode}) \quad (8)$$

where mode = exploit or explore

F_t^{mode} 為該次迭代探索與開發模式的分數， lc 、 α 及 δ 的定義列於(9)~(13):

$$lc = \begin{cases} \{ |Cost_{old} - Cost_{New}| \}^{exploitation} \\ \{ |Cost_{old} - Cost_{New}| \}^{exploration} \end{cases} \quad (9)$$

where mode = exploit or explore

$$0 \notin lc$$

$$\alpha_t^{mode} = \begin{cases} \text{if } F^{Exploit} > F^{Explore}, \alpha^{Exploit} = 0.99 \\ \alpha^{explore} = [\alpha^{explore} - 0.01, 0.01] \end{cases} \quad (10)$$

where mode = exploit or explore

$$\alpha_t^{mode} = \begin{cases} \text{otherwise, } \alpha^{Explore} = 0.99 \\ \alpha^{exploit} = [\alpha^{exploit} - 0.01, 0.01] \end{cases} \quad (11)$$

where mode = exploit or explore

$$\delta_t^{exploit} = 1 - \alpha_t^{exploit} \quad (12)$$

$$\delta_t^{explore} = 1 - \alpha_t^{explore} \quad (13)$$

方程式(10)和(11)中， $\alpha_{mode t}$ 分別代表探索與開發模式的 α 值，而 $F_{mode t}$ 對應於上一次開發與探索模式的分數， PO 會根據探索與開發模式的分數來動態調整式(8)中 $f1$ 和 $f2$ 的比重，以確保探索與開發的平衡。

當開發模式的分數大於探索模式的分數時，表示開發模式的權重過小，因此

透過 α 來線性降低探索模式的比重，讓演算法更傾向於開發模式，反之亦然 δ 與 α 呈反比關係，當 α 近 1 時，代表當前迭代與前一次迭代的影響程度較大，這時 δ 會趨近於 0，使得演算法的多樣性降低，參數 lc 則用來計算該次迭代前後，探索與開發模式各自的最佳適應度值差異。透過不斷計算探索與開發模式的分數 PO 能夠靈活切換不同的模式，既能有效防止演算法過早收斂而陷入局部最優解，又能避免過度進行全局搜尋而導致解的不精確，從而提升整體優化效果。

(三) 探索模式(Exploration Phase)

美洲獅在尋找獵物時，會選擇前往新的區域探索，或者隨機接近其他美洲獅，並食用牠們的獵物。在探索模式下，美洲獅可能會隨機跳到搜尋空間中的某個點，或是在其他美洲獅之間尋找獵物，以提高獵食成功率。PO 在執行探索模式時，首先根據適應度值對美洲獅群 A 進行排序，將美洲獅按適應度從小到大排列，排序後的群體記為 A_{sort} 。接著，演算法會根據式(14) 來更新美洲獅的位置，使其能夠更有效地探索解空間，尋找更優的解。

$$Z_{i,G} = R_{Dim} * (UB - LB) + LB \quad (14)$$

$$Z_{i,G} = X_{a,G} + G \cdot (X_{a,G} - X_{b,G}) + G \cdot \left(\begin{array}{l} ((X_{a,G} - X_{b,G}) - (X_{c,G} - X_{d,G})) \\ + ((X_{c,G} - X_{d,G}) - (X_{e,G} - X_{f,G})) \end{array} \right) \quad (15)$$

$rand_1$ 如果大於 0.5 執行式(14)，小於則執行式(15)。 R_{Dim} 為[0~1]的隨機數，UB 為上邊界，LB 為下邊界， $X_{a,G}$ 、 $X_{b,G}$ 、 $X_{c,G}$ 、 $X_{d,G}$ 、 $X_{e,G}$ 、 $X_{f,G}$ 為在美洲獅群中隨機選擇的 6 隻美洲獅的解。 G 是一個方向因子，用來決定美洲獅的移動方向。

當 $rand_1$ 的數值大於 0.5 時，演算法會在上下界範圍內隨機產生一個新的解，讓美洲獅跳到搜尋空間內的隨機位置，強化全局探索能力。反之，若 $rand_1$ 小於或等於 0.5，則透過隨機選擇的六隻美洲獅的座標來計算新解，使美洲獅能夠根據種群內的資訊調整位置，以提高搜索效率並提升解的品質。

$$X_{new} = \begin{cases} Z_{i,G}, & \text{if } j = j_{rand} \\ rand_3 \leq U & X_{a,G}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

$$NC = 1 - U \quad (17)$$

$$p = \frac{NC}{Npop} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} & \text{if } CostX_{new} < CostX_i \quad : \\ & \quad X_{a,G} = X_{new} \\ & \quad \text{Otherwise} : \\ & \quad U = U + p \end{aligned} \quad (19)$$

方程式(16)中， $Z_{i,G}$ 是使用式(14)和(15)生成的解， j_{rand} 為介於 [1,dim]之間的整數， $rand_3$ 是介於 [0,1]之間的隨機數， U 則是一個初始值為 0.2、範圍介於 [0,1]

之間的遞減數質。根據式(19)， $CostX_{new}$ 代表新生成美洲獅的適應度值，而 $CostX_i$ 為原本美洲獅的適應度值。 U 會透過 p 的計算持續遞增，並且 p 的計算方式如(18)所示，其中 $Npop$ 代表美洲獅的總數量。

PO 會根據美洲獅群的適應度值排序，並使用(19)透過替換座標來產生新解 X_{new} 。排名較前的美洲獅適應度較高，座標更新較高；而排名較後的美洲獅適應度較低，會有較小範圍的座標更新，以降低其適應度。隨著 PO 的執行， U 值越高，解的多樣性會比較高。

最後，PO 根據適應度值的優劣來更新美洲獅群體：如果新生成的美洲獅適應度值比原來的更佳，則用新解替換舊解；否則，保留原本的數值，以確保種群中的優質解不會被劣化，從而提高演算法的穩定性與收斂速度。

(四) 開發模式(Exploitation Phase)

$$\begin{aligned}
 & \text{if } rand_4 \geq 0.5 : \\
 X_{new} &= \frac{\left(\frac{mean(Sol_{total})}{Npop}\right) \cdot X_1^r - 1}{1 + (\alpha \cdot rand_5)} \beta \times X_i + (\alpha \cdot rand_5) \\
 & \text{otherwise :} \\
 & \text{if } rand_6 \geq L : \\
 X_{new} &= Puma_{male} + (2 \cdot rand_7) \cdot exp(randn_1) \cdot X_2^r - X_i \tag{20} \\
 & \text{otherwise :} \\
 X_{new} &= \\
 (2 \times rand_8) \times & \frac{(F_1 \cdot R \cdot X(i) + F_2 \cdot (1 - R) \cdot Puma_{male})}{(2 \cdot rand_9 - 1 + randn_2)} \\
 & - Puma_{male} \\
 X_2^r &= round(1 + (Npop - 1) \cdot rand_{10}) \tag{21} \\
 R &= 2 \cdot rand_{11} - 1 \tag{22} \\
 F_1 &= randn_3 \cdot exp\left(2 - Iter \cdot \left(\frac{2}{MaxIter}\right)\right) \tag{23} \\
 F_2 &= w \times (v)^2 \cdot cos((2 \times rand_{12}) \cdot w) \tag{24} \\
 w &= randn_4 \tag{25} \\
 v &= randn_5 \tag{26}
 \end{aligned}$$

方程式(20)~(26)中， $rand_4$ 、 $rand_5$ 、 $rand_6$ 、 $rand_7$ 、 $rand_8$ 、 $rand_9$ 為介於 [0,1] 之間的隨機數，如果 $rand_4$ 大於等於 0.5 將執行快速奔跑的動作，否則進行伏擊，其中伏擊又分成兩種操作，當 $rand_6$ 大於等於 L ，則進行短跳，否則進行長跳， L 為一常數，設為 0.67， $mean$ 表示平均， Sol_{total} 表示所有解的總和， $Npop$ 是整個美洲獅群， Xr_2 是在整個種群中隨機選擇的一個解， $Puma_{male}$ 是全體最優秀的個體， β 為隨機產生的一個整數，不是 0 就是 1； α 也是一個常數，設為 2； exp 表示指

數函數， $rand_1$ 和 $rand_2$ 是符合常態分佈的隨機數， Xr_2 是隨機選擇的一個解，由式(21)計算。式(20)中的 $F1$ 、 $F2$ 由式(23)和(24)計算， R 為式(22)計算得出，為介於 $[-1,1]$ 之間的方向因子， exp 為指數函數， $Iter$ 為當前迭代次數， $MaxIter$ 為最大迭代次數；方程式(24)中， cos 為 *cosine* 函數， $randn_4$ 與 $randn_5$ 為符合常態分佈的整數；以上 $randn_1$ 的取值範圍皆介於 $[-4,4]$ 之間；在開發模式結束時，會比較新解與舊解的適應度值，只保留較優秀的個體。

四、在線型鋰離子電池參數辨識

參數辨識分為兩種在線方法跟離線方法，離線方法是指在測試環境中預先測量與計算所有可能的參數，建立一個完整的電池模型。這種方法需要大量的計算資源，因為它一次性估算所有電量百分比 SOC 下的參數。但離線方法不適用於車載平台，在線方法指的是在車輛運行時即時讀取電池的部分關鍵參數，並透過演算法快速計算當前電池的狀態。辨識鋰離子電池參數的在線方法研究方法包括實驗數據收集、計算模擬電壓、演算法，實驗數據包實驗電壓與電流，模擬電壓會與實驗電壓做比較如圖五，演算法則是計算最佳解，然後修改電池參數回傳算出新的模擬電壓，等到所有實驗數據點比較完之後停止計算，表 1 則是 PO 演算法相關設定參數。

表 1. 美洲獅演算法參數設定

Run Time	2
Agent	30
Iteration	5

五、參數辨識目標函數

在進行鋰離子電池的參數辨識時，選擇合適的目標函數對於提高模型的準確性和穩定性至關重要。目標函數的選擇不僅影響參數辨識結果，還影響整個電池管理系統。透過目標函數，可以更精確地評估模型預測值和實際測量值的差距。這些目標函數能夠讓我們理解模型在不同情境下的表現，並進行改進。本文選用均方根誤差 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 做為目標函數，如方程式(27)所示，其中 N 代表實驗數據的數量， $V_{calculate}$ 為模擬電壓， $V_{experimental}$ 為實驗電壓。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (V_{calculate} - V_{experimental})^2} \quad (27)$$

肆、結果與討論

本研究透過 HPPC 測試獲取鋰離子電池的充放電數據，並利用 PO 進行在線參數辨識。在線參數辨識的基礎是離線參數辨識，透過擷取離線方法的最小與最大的最佳參數，來設置在線方法參數辨識的上下界，在利用 PO 進行在線參數辨識，計算結果如表 2，圖 4 為參數比對和誤差圖，圖 5 是 PO 實時參數辨識結果，依據實驗電壓與計算電壓的計算結果與理論值高度接近，所以該方法能夠有效辨識電池等效電路模型中的關鍵參數，包括 R_0 、 R_1 、 τ_1 、 R_2 和 τ_2 ，並提供準確的參數變化趨勢。以下為本文誤差計算方式，分別是平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE) 和平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)，方程式(28)和(29)中 n 是樣本數， Y_i 為實際測量值， X_i 為模型預測值， MAE 和 $MAPE$ 是兩個常用的指標，可以幫助我們評估模型的性能並進行參數的優化。

MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - X_i| \tag{28}$$

MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - X_i|}{|Y_i|} \tag{29}$$

表 2. 鋰電池參數辨識結果

Mean Absolute Error (MAE)	0.22332 V
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	5.9054 %

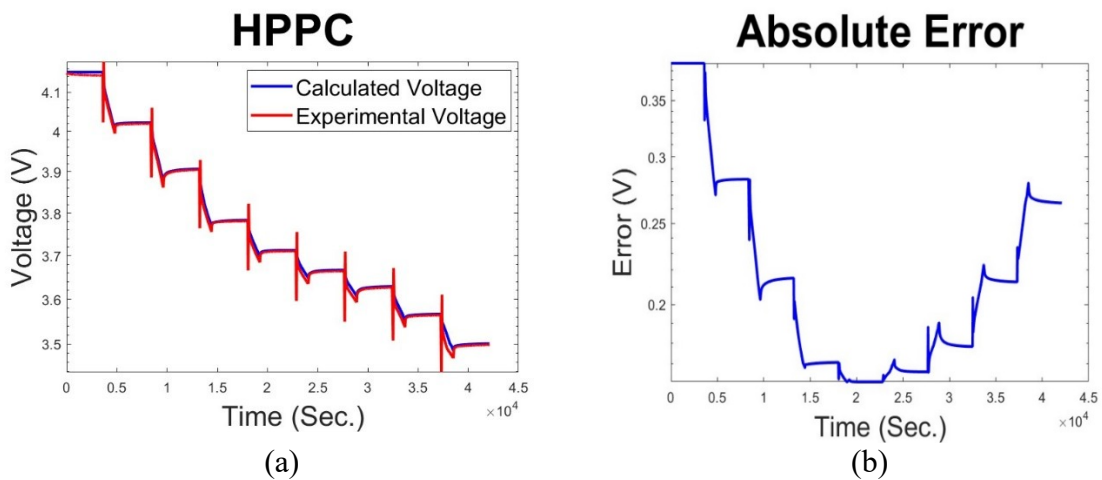


圖 4 演算法計算與實驗電壓的(a)比對與(b)誤差圖

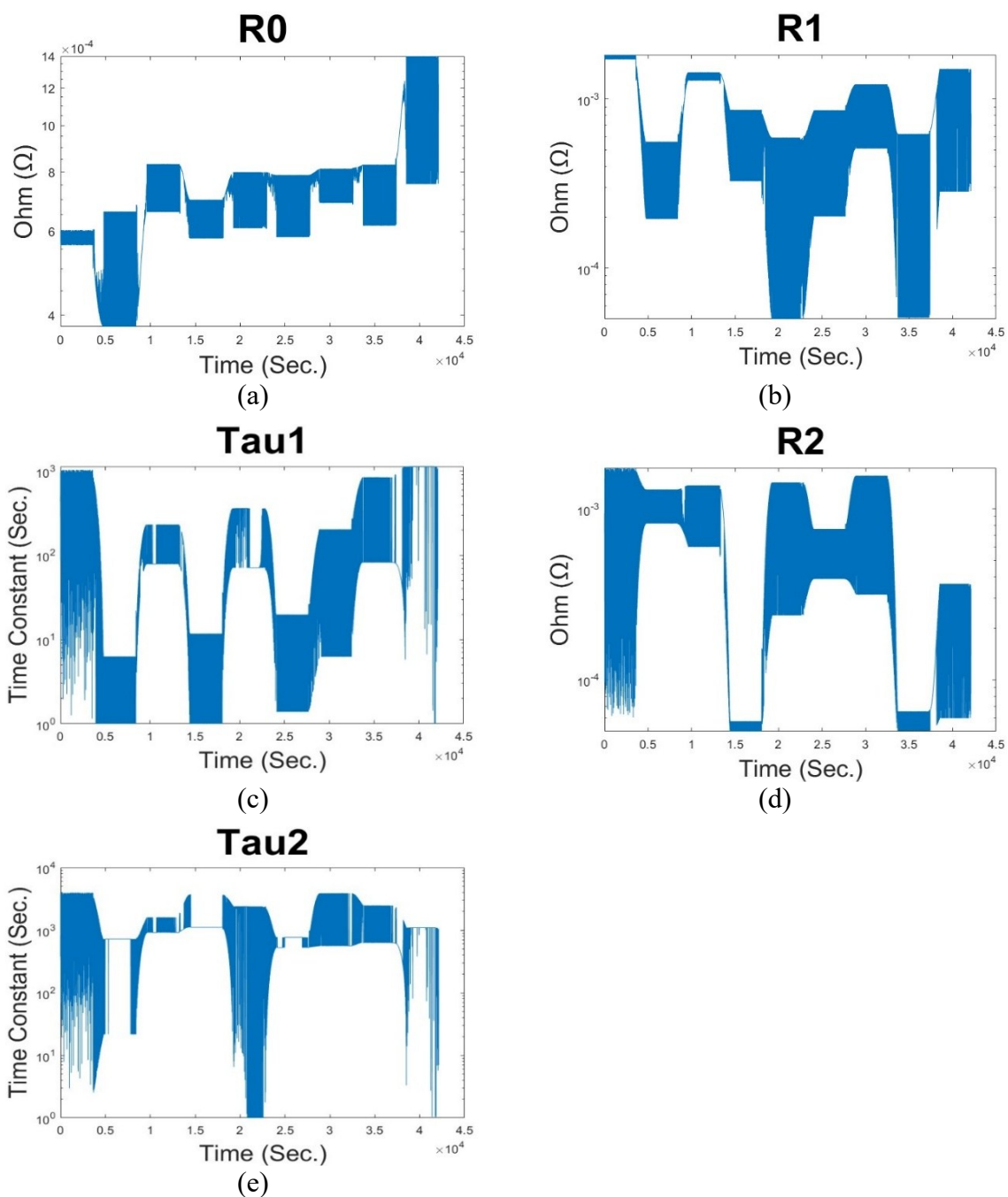


圖 5. 動力電池電路參數 (a) R_0 、(b) R_1 、(c) Tau_1 、(d) R_2 、(e) Tau_2 之結果圖

伍、結論與未來工作

研究結果顯示該演算法能有效提升參數辨識的精度，並在 R_0 、 R_1 、 Tau_1 、 R_2 及 Tau_2 等關鍵參數的辨識中，達到了良好的收斂與穩定性。此外，參數驗證結果顯示，所建立的模型能夠準確反映鋰離子電池的動態行為，證明了 PO 在鋰電池參數估測領域的可行性與潛力。

未來的研究方向將著重於進一步改良美洲獅演算法，以提升在線參數辨識的計算效率與準確性，並降低運算成本。同時，考量環境因素對電池性能的影響，未來將納入溫度變因，建立更完善的熱耦合模型，以模擬電池在不同溫度條件下的行為，近年 Ding 等人論文回顧，要準確預測鋰離子電池的老化程度，模型參數的精準辨識是關鍵 (Ding et al., 2023)，在此基礎上期望提升電池老化狀態的預測能力。

陸、參考文獻

一、中文

林佳慧. (2024). 地方政府推動產業淨零轉型之方向初探. *臺灣經濟研究月刊*, 47(3), 49-55.

杨佳兴. (2023). 锂离子动力电池模型理论综述. *Journal of Advances in Physical Chemistry*, 12, 59.

二、外文

Anika, O. C., Nnabuife, S. G., Bello, A., Okoroafor, E. R., Kuang, B., & Villa, R. (2022). Prospects of low and zero-carbon renewable fuels in 1.5-degree net zero emission actualisation by 2050: A critical review. *Carbon Capture Science & Technology*, 5, 100072.

Abdollahzadeh, B., Khodadadi, N., Barshandeh, S., Trojovský, P., Gharehchopogh, F. S., El-kenawy, E. S. M., ... & Mirjalili, S. (2024). Puma optimizer (PO): a novel metaheuristic optimization algorithm and its application in machine learning. *Cluster Computing*, 27(4), 5235-5283.

Cheng, K. W. E., Divakar, B. P., Wu, H., Ding, K., & Ho, H. F. (2010). Battery-management system (BMS) and SOC development for electrical vehicles. *IEEE transactions on vehicular technology*, 60(1), 76-88.

Doughty, D. H., & Crafts, C. C. (2006). FreedomCAR : electrical energy storage system abuse test manual for electric and hybrid electric vehicle applications (No. SAND2005-3123). Sandia National Laboratories (SNL), Albuquerque, NM, and Livermore, CA (United States).

Ding, S., Li, Y., Dai, H., Wang, L., & He, X. (2023). Accurate Model Parameter Identification to Boost Precise Aging Prediction of Lithium-Ion Batteries: A Review. *Advanced Energy Materials*, 13(39), 2301452.

Gabbar, H. A., Othman, A. M., & Abdussami, M. R. (2021). Review of battery management systems (BMS) development and industrial standards. *Technologies*, 9(2), 28.

Geng, Y., Pang, H., & Liu, X. (2022). State-of-charge estimation for lithium-ion battery based on PNGV model and particle filter algorithm. *Journal of Power Electronics*, 22(7), 1154-1164.

Johnson, V. H. (2002). Battery performance models in ADVISOR. *Journal of power sources*, 110(2), 321-329.

Jiao, L., Zhao, J., Wang, C., Liu, X., Liu, F., Li, L., ... & Yang, S. (2024). Nature-Inspired Intelligent Computing: A Comprehensive Survey. *Research*, 7, 0442.

Liu, W., Teh, J., & Shi, J. (2024). A review of lithium-ion battery models. *Battery-Integrated Residential Energy Systems*, 33-59.

- Li, H., Jia, H., Xiao, P., Jiang, H., & Chen, Y. (2025). Research Progress on State of Charge Estimation Methods for Power Batteries in New Energy Intelligent Connected Vehicles. *Energies*, 18(9), 2144.
- Lai, X., Zheng, Y., & Sun, T. (2018). A comparative study of different equivalent circuit models for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries. *Electrochimica Acta*, 259, 566-577.
- Mohamed, M. A., Yu, T. F., Ramsden, G., Marco, J., & Grandjean, T. (2025). Advancements in parameter estimation techniques for 1RC and 2RC equivalent circuit models of lithium-ion batteries : A comprehensive review. *Journal of Energy Storage*, 113, 115581.
- Newman, J., Doyle, M., & Fuller, T. F. (1993). Modeling of galvanostatic charge and discharge of the lithium/polymer/insertion cell. *Journal of the Electrochemical society*, 140(6), 1526-1533.
- Nejad, S., Gladwin, D. T., & Stone, D. A. (2016). A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery states. *Journal of Power Sources*, 316, 183-196.
- Rani, R., Jain, S., & Garg, H. (2024). A review of nature-inspired algorithms on single-objective optimization problems from 2019 to 2023. *Artificial Intelligence Review*, 57(5), 126.
- Santhanagopalan, S., Guo, Q., Ramadass, P., & White, R. E. (2006). Review of models for predicting the cycling performance of lithium ion batteries. *Journal of power sources*, 156(2), 620-628.
- Yang, S., Liu, X., Shen, L., & Zhang, C. (2023). *Advanced Battery Management System for Electric Vehicles* (Vol. 1). Springer.