

低碳循環之廢棄電池剩餘電能回收裝置研製

徐士賢^{1*}、林律評²、王志祥³、張震垠⁴、張育瑋⁵

摘要

臺灣每年都會產生大量廢棄電池，根據環境部統計，在111年的廢棄電池回收量達67,686公噸，112年度增加至70,864公噸，這顯示廢棄電池的回收量相當可觀，而這些電池中仍可能剩餘約50%的電能(鄭翔文，2020)。因此，若能在分解前萃取並儲存至儲能設備中，將減少廢電池量並提升電池效益，實現低碳循環。本研究利用神經網路之長短期記憶模型(Long Short-Term Memory, LSTM)、開路電壓量測(Open Circuit Voltage, OCV)與內阻法(Internal Resistance, IR)進行電池的廢棄判斷與剩餘電量估測。接著利用放電平衡電路與自適應脈波放電法(Self-Adapt Pulse Discharge, SPD)萃取剩餘電量，最後使用短路放電法(Short Circuit Discharge, SCD)將所萃取之能量儲存於超級電容中。本研究透過硬體電路與軟體程式驗證所提方法，適用於一次與二次電池且有效提升萃取效能，並具備人機介面可顯示電池資訊。原型裝置經實測，LSTM模型進行預測時其平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)約為5%，顯示出預測模型的準確性，廢棄電池的實際萃取效率可達約25%，能夠有效提取剩餘能量，進而提高資源的利用率。本裝置所回收的剩餘電量可供小功率設備運行或為其他二次電池充電，有助於低碳循環與資源再利用之目的達成。

關鍵詞：廢棄電池，低碳循環，長短期記憶模型，內阻法，自適應脈波放電

1. 前言

在現今的生活中，電池已經成為生活必須與緊急應變設備的電源之一，一次電池大量於日常生活中的電子設備中使用，如遙控器、麥克風等；而鋰電池的快速發展，使二次電池於民生、電動車與儲能設備中廣泛應用。因此，不論是一次性乾電池或可重複充電的二次鋰電池，在民生與工業中都扮演重要的電源角

色。由於電池有著電量與充放電次數與壽命等問題，加上用放電截止電壓的限制，當電壓不足、內阻過大或無法再繼續使用時就必須丟棄。臺灣每年都會產生許多「廢乾電池」，此名詞為環境部公告應回收之廢棄乾電池範圍，其中包含一次乾電池與二次鋰電池。根據資源循環署統計，在民國108年時全國廢乾電池回收量為3,700多公噸，其中鋰電池約253公噸占6.8%，到了民國112年時廢乾電池回收量已

¹逢甲大學電機工程學系 助理教授

²臺灣大學電機工程學系 碩士研究生

³逢甲大學電機工程學系 碩士研究生

⁴逢甲大學電機工程學系 學士

⁵逢甲大學電機工程學系 學士

*通訊作者，電話：0932-608650，電郵：shihhsu@fcu.edu.tw

收到日期: 2024年10月09日

修正日期: 2024年02月26日

接受日期: 2025年03月01日

提升至4,100多公噸，其中二次鋰電池更超是過900公噸(21.7%)。由於鋰電池具有能量與功率密度的優勢，各式電動車與儲能產業蓬勃發展之際，在可以預見的未來二次電池回收量將非常可觀。行政院環境部在臺灣2050淨零轉型「關鍵戰略8—資源循環零廢棄」中明白揭示電池回收與再利用之政策，再據經濟部能源署的資料顯示，在112年度的能源供給中，自產能源占總量的3.3%，其中生質能與廢棄物比例占約為1.3%，且與過去年度比較有上升的趨勢。

基於環保與資源利用的因素，廢乾電池因其構造、成分特殊與對環境有害的影響下，不能如同一般廢棄物直接進焚化爐處理，必須先經過乾式或濕式分解程序後，才可進行處理或金屬回收。此外，任何用電負載皆有其額定工作電壓，電池則會因持續放電後造成其端電壓逐步下降的趨勢，多次使用也會造成內阻升放電效率遞減，上述原因都會造成電池達到截止電壓而無法繼續使用。這些廢棄的電池並非完全沒有電量存在，係因為電壓不足以供應負載運作而已，但是其中仍存有相當可觀的剩餘電量，約占原有容量的50%。

本裝置的主要目的即是開發一套汰役電池的電量回收裝置，先以神經網路之長短期記憶模型(Long Short-Term Memory, LSTM)及內阻法(Internal Resistance, IR)進行電池的廢棄判斷與剩餘電量估測，再以脈波放電法(Pulse Discharge, PD)進行剩餘電量萃取與儲存利用。透過本裝置將有助於減少能源浪費，並解決廢棄電池處理所帶來的環境和資源問題，促進低碳循環經濟及可持續發展。

2. 電池汰役電量估測與放電方法

2.1 汰役與剩餘電量估測方法

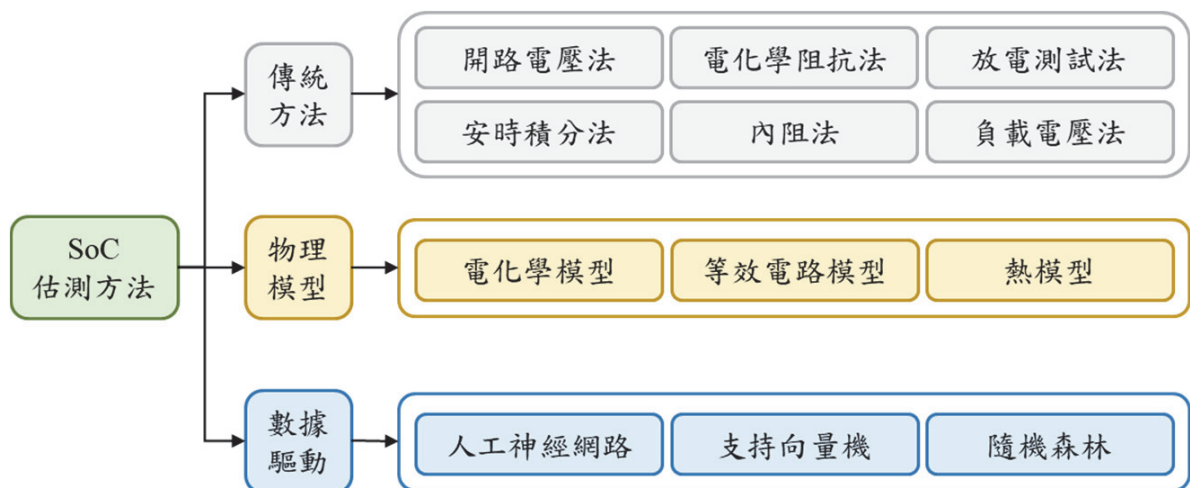
本裝置所開發的廢電池剩餘電能回收裝置，其運作程序第一步驟就是必須判斷電池是否已經達到汰役的廢棄程度，然而因電池類型不同而必須使用不同的判定方法。由於一次電池無法單純由其端電壓來判斷是否汰役，因此一般採用內阻法來判定。內阻法係根據電池內部電阻值變化，電池特性也會發生較大變化，內部電阻越高內部能量損耗越大，電池性能會變差，電量也較少，兩者有密切關係。同時，內阻變高也會使電池在放電時溫度也會變高，導致電池性能變差。一般認為電池內部電阻越小表示特性越好，因此電池的內部電阻值被廣泛用作判定電池良窳的指標。內阻量測方法可分為直流內阻法和交流內阻法兩種(廖柏瑋，2020)。交流內阻法在電池施加一個小幅度的交流信號(通常為1 kHz或不同頻率的正弦波)，透過測量電壓和電流之間的相位差及振幅變化計算阻抗，此法較精準但需要昂貴的阻抗分析儀。目前較常使用的判斷方法為直流內阻法搭配內阻曲線來判定，給予電池瞬間的放電脈衝，測量施加電流前後的端電壓變化，再依據歐姆定律計算內阻。然而，電池內阻並不易量測，不同廠牌的一次電池其內阻值對應的剩餘電量值也可能不相同，如何確認各廠牌電池的內阻曲線，是決定電池汰役與否的重要判斷依據。因此，本裝置採用金頂、永備與勁量等三種市售常見電池廠牌官方放電數據，作為電池內阻實驗計算依據，決定本裝置所設定一次電池的汰役閾值。

至於二次鋰電池的汰役與否，通常以量測電池容量低於額定容量的70%可視為汰役(Qu *et al.*, 2019)，而在混合動力電動載具中當電池的電池健康狀態(State of Health, SoH)低於最大功率的60%同樣視為汰役電池(Haifeng *et al.*, 2009)。因此，二次的鋰電池主要汰役判斷是依據SoH，除了代表電池的健康度也表示電池損

壞程度(Yao *et al.*, 2022)。傳統預測電池SoH以估測電壓與內阻為主，且須將電池完整充放電才能計算，常見方法有加載電壓法、庫倫法、電化學頻譜法與內阻法，其中又以內阻法最為廣泛使用，原因為量測簡單且較容易實現。而現今的SoH估測方法係以電池電量狀態(State of Charge, SoC)、環境溫度、電流大小有關，或是以剩餘使用壽命(Remaining Useful Life, RUL)作為汰役評估的指標之一(Zhang *et al.*, 2023；Chang *et al.*, 2023)。RUL是達到預計壽命結束(End of Life, EoL)的剩餘時間來決定的，EoL表示電池到故障閾值時的時間和充放電循環次數，所以RUL與鋰電池汰役也有極大關聯性(Rauf *et al.*, 2022)，常見的評估方法有神經網路法、卡爾曼濾波法等。由於人工智慧與電腦運算快速發展，神經網路技術已廣泛應用在各領域，例如透過醫學影像分類進行醫學診斷、電力負載和能源需求預測(Krishna *et al.*, 2023)，解決了許多工程上的問題。近年來神經網路法也經常被用來估測電池之SoC (Kim *et al.*, 2024)，如遞迴神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)、LSTM、門控循環單元(Gated Recurrent Units, GRU)等。

除了汰役與否判斷外，鋰離子電池的剩餘容量估測也是本裝置製作的重點之一，我們會將透過電池的SoC來評估還多少剩餘電能可供萃取，目前廣泛使用測量的方法為開路電壓法(Open Circuit Voltage, OCV)與庫倫積分法等。鋰離子電池的SoC估測的方法可以區分為三類，如圖1所示(Zhang *et al.*, 2018；Zhou *et al.*, 2021)。第一類為傳統方法(Conventional Method, CM)，其是以直接量測的方式對SoC進行估測；第二類為物理模型法(Physics-Based Model, PBM)，利用專業知識建立鋰離子電池模型，以此模型對SoC進行模擬與估算；第三類為數據驅動法(Data-Driven Model, DDM)，透過大量的鋰離子電池特性的數據，以機器學習(Machine Learning, ML)甚至深度學習(Deep Learning, DL)的方式建立SoC估測模型。傳統的SoC估測方法中，包括開路電壓法和庫倫積分法，這些方法設定條件多、不易量測且耗費時間長，現今許多神經網路方法已成熟且取代了傳統的SoC估測技術，其優缺點如表1。

開路電壓法的缺點為須在無負載的情況下進行量測才有較高的準確性，而當電池在進行放電過程時則無法計算出較精確的電壓值，



資料來源：本研究繪製。

圖1 SoC估測方法統整圖

表1 SoH、SoC估測方法優缺比較

估測方法	優點	缺點	設定條件
開路電壓法	方法較簡單，可藉由開路電壓對應荷電狀態查表而取得	誤差值較大，且需要搭配表	電池休息約超過30分鐘時的電池端電壓
庫倫積分法	可精確計算出充電或放電過程中即時的荷電狀態、剩餘電容量及完全充電容量，來計算出SoC	電流感測及ADC量測中偏移誤差的累積	無
神經網路法	只需電池電壓及電流資料即可預測	所需電池充放電資料量大	無

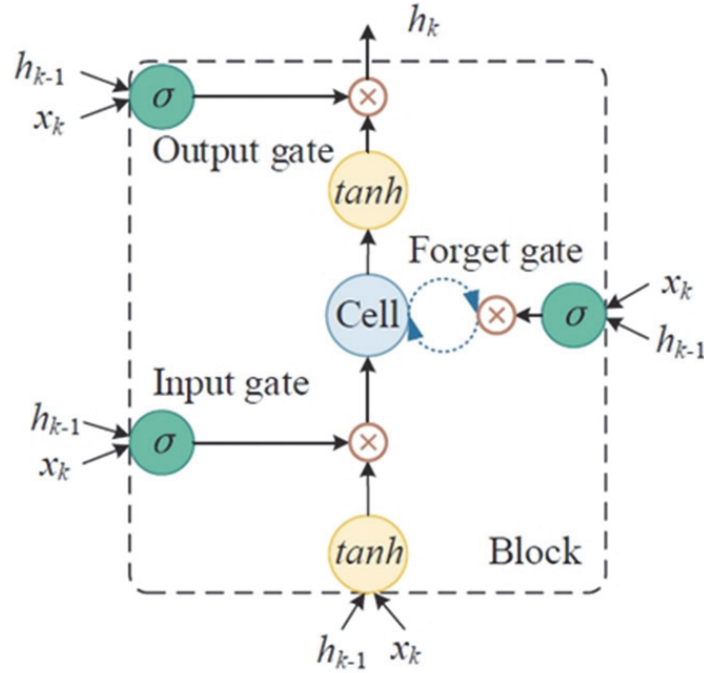
資料來源：本研究繪製。

故不適合作為立即預測SoC方法；庫倫積分法的缺點為測量的電流值不會因環境溫度或電池老化等因素而自行修正，需要搭配上修正環境因素的方法才能提高SoC的準確度(Wu *et al.*, 2022)。汰役電池的剩餘電能萃取係以電池放電過程來將電能取出與儲存，此程序是經過長時間或是重複放電的結果。因此，在SoC的估算我們採用神經網路模型，來判斷所收集的電池資訊是否需要記憶或遺忘，方可精準預測與判斷，模型選擇上經常使用有RNN、LSTM、GRU等(陳雅昀，2020)。RNN多用於處理與時間序列有關的資料，其輸入資料不能是互相獨立的，需具有相依性，不同於傳統神經網路，在架構上增加了記憶空間。LSTM能夠選擇性的遺忘一些記憶以避免干擾現有模型的擬合，並能有效捕捉長序列資料間的關聯，故適合處理時間序列資料。GRU是LSTM的一種簡化形式，其結構相對簡單，計算也更加高效。它保留了LSTM對於RNN的優勢，同時也節省了計算時間。然而，由於其簡化的網絡結構，可能會導致預測精度的降低。LSTM 是一種時間循環神經網路，由Hochreiter和Schmidhuber於1997年提出，並在多個應用領域創造了精確度記錄。它是一種適合處理和預測時間序列中長

間隔和延遲事件的重要工具，廣泛應用於機器控制、語音辨識、自動平衡等方面。作為非線性模型，LSTM可作為構造更大型深度神經網路的複雜非線性單元，其方程式如下式(1)、(2)、(3)、(4)、(5)所示。LSTM在工業控制與預測中是一種常見採用的方法之一，因其具有長時間記憶、刪除干擾資料與保留最新資訊等特點。如圖2所示，LSTM 的單一細胞架構圖，其輸出的sigmoid函數限制在0和1之間，當一個門的值接近0時，輸入門就不會記住新的輸入信息，而遺忘門則會忘記先前的記憶，LSTM 單元的其他部份使用雙曲正切曲線(tanh)作為激活函數，有效解決了梯度消失問題。

經由各種模型的實驗與比較，並由均方根誤差(Root-Mean-Square Error, RMSE)、平均絕對誤差(Mean Absolute Error, MAE)與平均絕對百分比誤差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)做為評估指標，如式(6)、(7)、(8)所示。其中，LSTM在預測方面較精確，由各項因素判斷LSTM模型是最佳選擇，在預測的準確率比其他模型更有效(Choi *et al.*, 2019)，是本研究採用的方法，並且透過軟體程式與硬體電路方式實現。

$$i_t = \sigma(W_{x_i} x_t + W_{h_i} h_{t-1} + b_i) \quad (1)$$



資料來源：Tian *et al.* (2020).

圖2 LSTM之單一細胞架構圖

$$f_t = \sigma(W_{x_f} x_t + W_{h_f} h_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \tanh(W_{x_c} x_t + W_{h_c} h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_{x_o} x_t + W_{h_o} h_{t-1} + b_o) \quad (4)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t) \quad (5)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (C_k - \widehat{C}_k)^2} \quad (6)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |C_k - \widehat{C}_k| \quad (7)$$

$$\text{MAPE}(\%) = \frac{100}{K} \sum_{k=1}^K \frac{|C_k - \widehat{C}_k|}{C_k} \quad (8)$$

其中，

\tanh 為Hyperbolic function

σ 為Sigmoid function

i 為輸入門的輸出

f 為遺忘門的輸出

o 為輸出門的輸出

c 為記憶細胞的輸出

h 為歷史資料

b 為偏差

K 為第幾次循環週期

C_k 為實際容量(Ah)

\widehat{C}_k 為預估容量值(Ah)

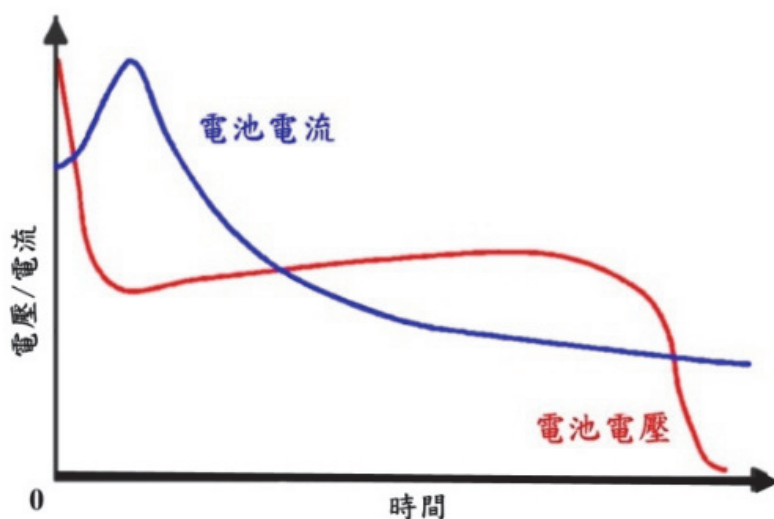
2.2 電池放電方法

在電池放電方法中，目前常見的放電法包括定功率放電法(Constant Power Discharge, CPD)、定電流放電法(Constant Current, CC)、定電壓放電法(Constant Voltage, CV)、短路放電法(Short Circuit Discharge, SCD)以及脈波放電法(Pulse Discharge, PD)。CPD一般使用於一次電池裝置放電方式，經常應用於手電筒、收音機等，其放電電壓隨負載變化，而影響到電池的效率，此放電法缺點在於無法完全利用電池的電量，導致大部分電量仍然殘留。CC、CV是常見的二次電池裝置放電方式(Amanor-Boadu *et al.*, 2020)，其因為鋰電池不宜過度放電避免

損壞，主要應用於功率較小的電器，如隨身小風扇、戶外手電筒或電動工具等。SCD的優點在於在初始階段具有較高的放電電流，缺點為整體放電量未因此提升，如圖3所示。PD是考慮到電化學反應中，電解液隨時間累積而造成電池內離子濃度不均勻現象的改善放電法。PD在放電過程中，引入週期性的暫態靜置時間及導通時間，如圖4所示。在靜置時間內，暫停放電的行為可使其內部離子擁有較充分的平衡時

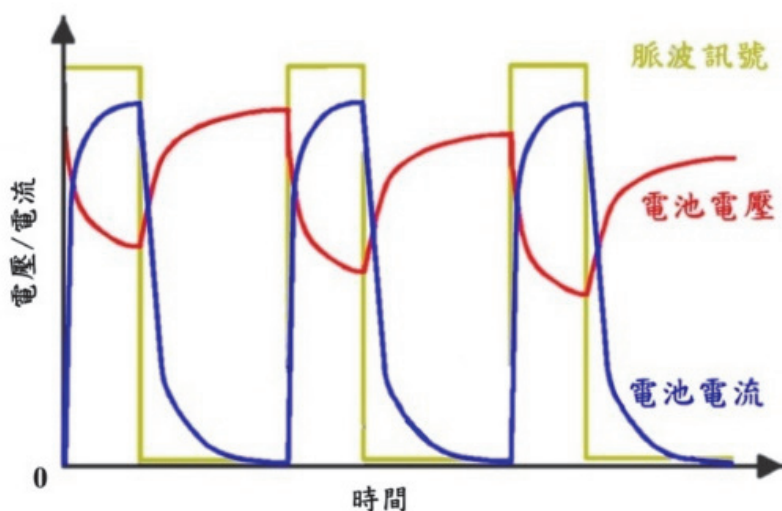
間，達到電解質濃度更平衡、更均勻之目的，從而增加放電效率、延緩內阻上升、縮短放電時間等。

對於放電方法的比較，若採用CV與CPD可能導致電池放電不完全且能量萃取不足的問題，而CC則可能使電池提早達到截止電壓，進而造成電池剩餘電量回收困難且不完整。經由各放電方法比較後發現，PD不僅能提高效率並縮短操作時間，還能增加電池的能量萃取量，



資料來源：鄭翔文，2020。

圖3 SCD放電曲線示意圖



資料來源：鄭翔文，2020。

圖4 PD放電曲線示意圖

因此是最適合用於廢棄電池的方法。考量到本裝置需適應不同電池的化學反應平衡特性，故選用PD來做為廢棄電池的萃取方法，並利用系統找出不同種類電池之最佳的放電頻率和工作週期，以SPD放電方式引入週期性暫態靜置時間及導通時間，來增加放電效率、延緩內阻上升與縮短放電時間(王文琪，2023；任尉廷，2021)。最後，透過SCD放電至超級電容進行儲存再利用。如圖5所示，本裝置實際採用的定電流放電曲線圖。

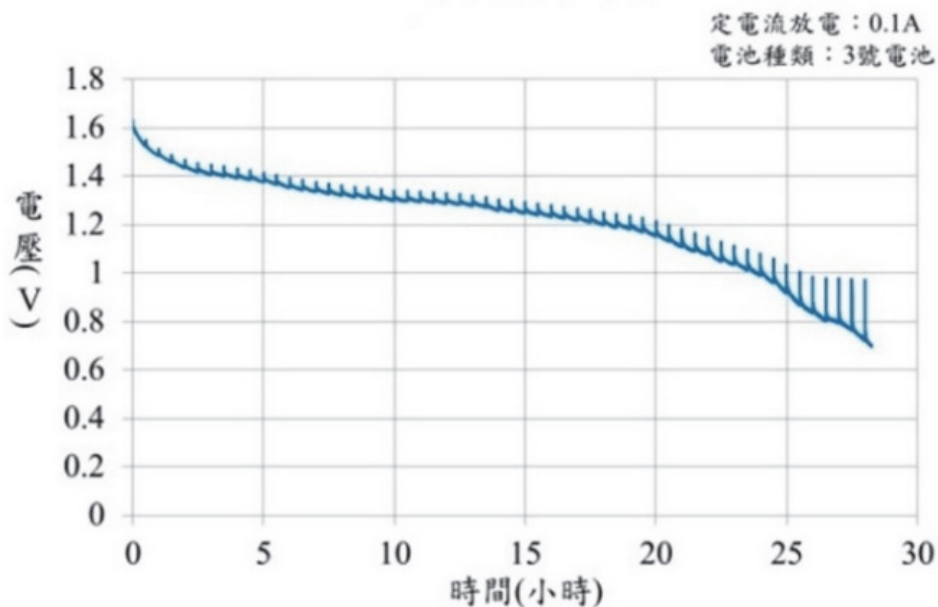
根據前文探討，以人工智慧的DDM來對電池的SoC與SoH估測已經取代CM與PBM法，其具有容易建模與精準估測之特性，已廣泛在電動車與其他領域中應用。在本研究中，因為汰役鋰電池殘餘電量與放電萃取時間有高度相關，在眾多DDM估測方法中LSTM有著長期預測、處理時序數據以及避免干擾現有模型的擬合與梯度消失等問題，優於眾多時間序列模型，特別適合於本研究中運用。再者，本研究的主要目的係將汰役電池的剩餘能量萃取出來再利用，與一般應用不同，傳統放電方式無法

適用，必須考量電解液時間特性與離子濃度不均勻的特性，因此PD法更為適用。由於目前結合DDM與放電方法進行電池殘餘電量萃取的應用與文獻仍屬少數，而本研究提出以LSTM模型對汰役電池進行殘量估測，透過公開數據集訓練與優化參數找出最佳模型；再以改良PD的SPD法，藉由尋找與改變放電週期性暫態靜置時間及導通時間，來增加放電效率、延緩內阻上升與縮短放電時間。本研究結合LSTM模型與SPD法，採用兩者的特性提出廢棄電池電能回收策略，並且將理論模型與電路設計透過軟、硬體整合來實現所提方法，有效提升電池萃取效能且適用在不同種類的一次與二次電池中。

3. 系統架構

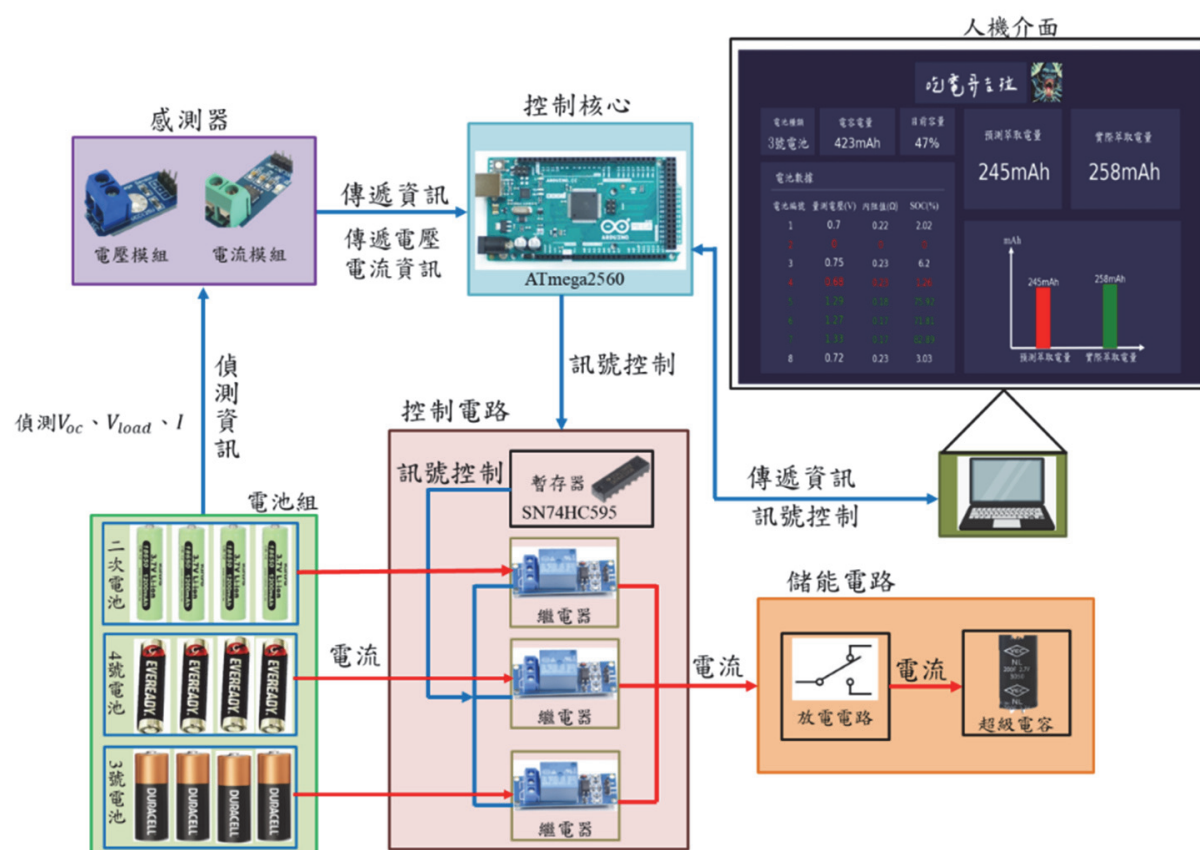
3.1 電能回收裝置硬體架構設計

本裝置系統架構如圖6所示，整體電路控制將以微控制器(Microcontroller Unit, MCU)進



資料來源：本研究繪製。

圖5 實際定電流放電曲線圖



資料來源：本研究繪製。

圖6 本裝置系統架構圖

行，採用ATmega 2560做為控制器，並以C語言來進行編程。測試目標之電池種類包括一次性3號、4號電池以及二次圓柱型鋰電池(18650)等三種。使用者可以選擇要萃取的電池種類，由感測器電路自動偵測並掃描電池的電壓與電流，將相關資訊透過MCU回傳至個人電腦，經由程式運算電池內阻與SoC估測。若電池已經達到廢棄無法使用的汰役程度，則該電池的迴路導通並開始進行電量萃取，以SPD法搭配被動改良平衡電路進行剩餘電量萃取，並使用超級電容組進行電量儲存。若電池檢測為良好，則透過人機介面告知使用者電池良好並可將其取出仍可繼續使用。

3.2 電池放電實驗環境設定

如前所述，本裝置須先建立一次電池於

放電時的電壓、電流等資訊，用以計算開路電壓、閉路電壓對應內阻與SoC之關係，以利判定汰役與否與剩餘電量估測。至於二次電池則必須將放電資訊，輸入已訓練完成之LSTM模型進行SoH與SoC估測。本研究相關研究實驗均於室溫攝氏27度下進行，分別對3號、4號乾電池以及二次鋰電池進行實驗，並使用固緯公司的電子負載PEL-3031E作為放電負載與記錄儀器，一次電池使用全新的3號及4號電池，單顆電池電壓為1.5V，二次鋰電池使用SZNS GF4E0516K作為實驗萃取電量電池。一次電池內阻值實驗，以定電阻(1Ω)放電，開關切換時間1秒，資料採樣頻率為每秒1筆，SoC實驗則以定電流(0.1A)放電、週期為放電1小時休息30分鐘為設定值。

3.3 電池SoH、SoC估測方法與LSTM模型參數設定

本裝置一次電池的SoC估測係以市售常用之一次電池官方公布放電數據，搭配實驗所得開路電壓與內阻曲線求得，以實驗結果與官方數據繪製開路電壓、電池內阻所對應之SoC曲線，用以判定汰役狀態與剩餘電量。二次鋰電池的SoH與SoC估測模型則採用LSTM來建模，其模型架構如圖7。在模型訓練資料方面，受限於實驗設備與資料量因素，我們使用NASA的B0005號電池資料集(18650鋰電池)，根據放電電壓和電流兩特徵來建立電池的 SoH 與SoC估測模型，有關本裝置LSTM模型訓練參數設定如表2所示。

表2 LSTM模型參數設定

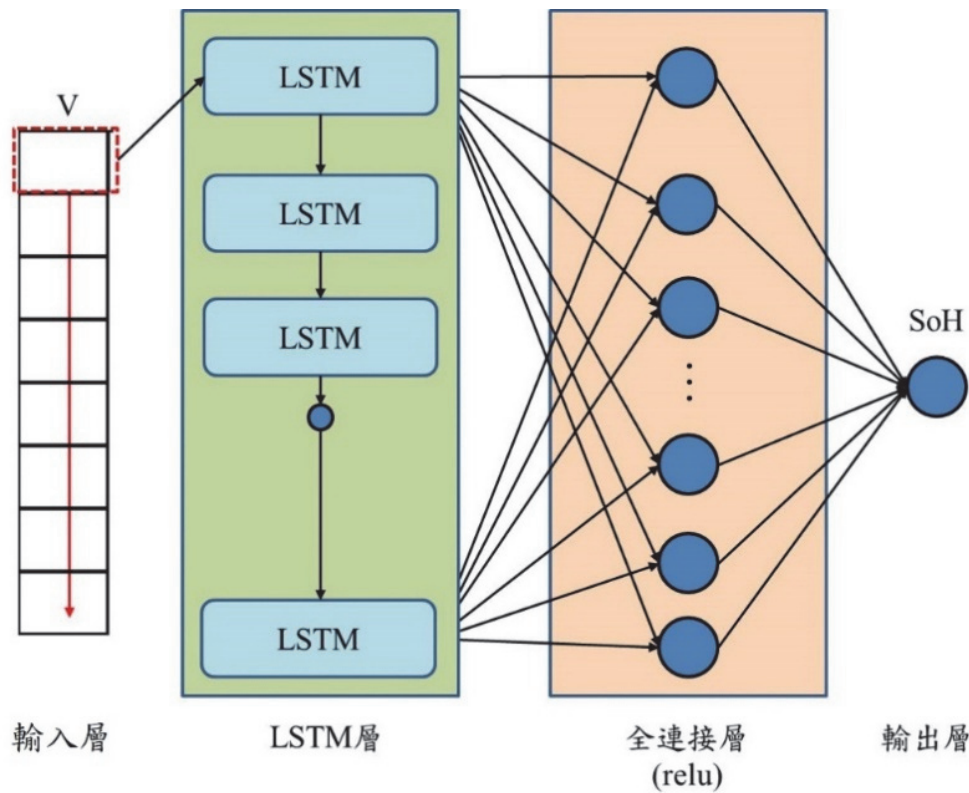
模型架構	參數設定
LSTM層數量	1
全連接層數量	1
輸出層數量	1
LSTM層神經元數	75
全連接層神經元數	130
輸出層神經元數	1
激活函數(Activation Funtion)	Relu
學習率(Learning Rate)	0.001

資料來源：本研究整理。

3.4 電池剩餘電能萃取電路設計

為了提升整體電池剩餘電量的萃取效率並

減少萃取時間，本裝置採用被動式改良平衡電路，其優點為減少能量損失並加快平衡時間。在自適應脈波放電電路設計上，由於一次電池和二次電池的特性與其所需放電的工作週期和



資料來源：本研究繪製。

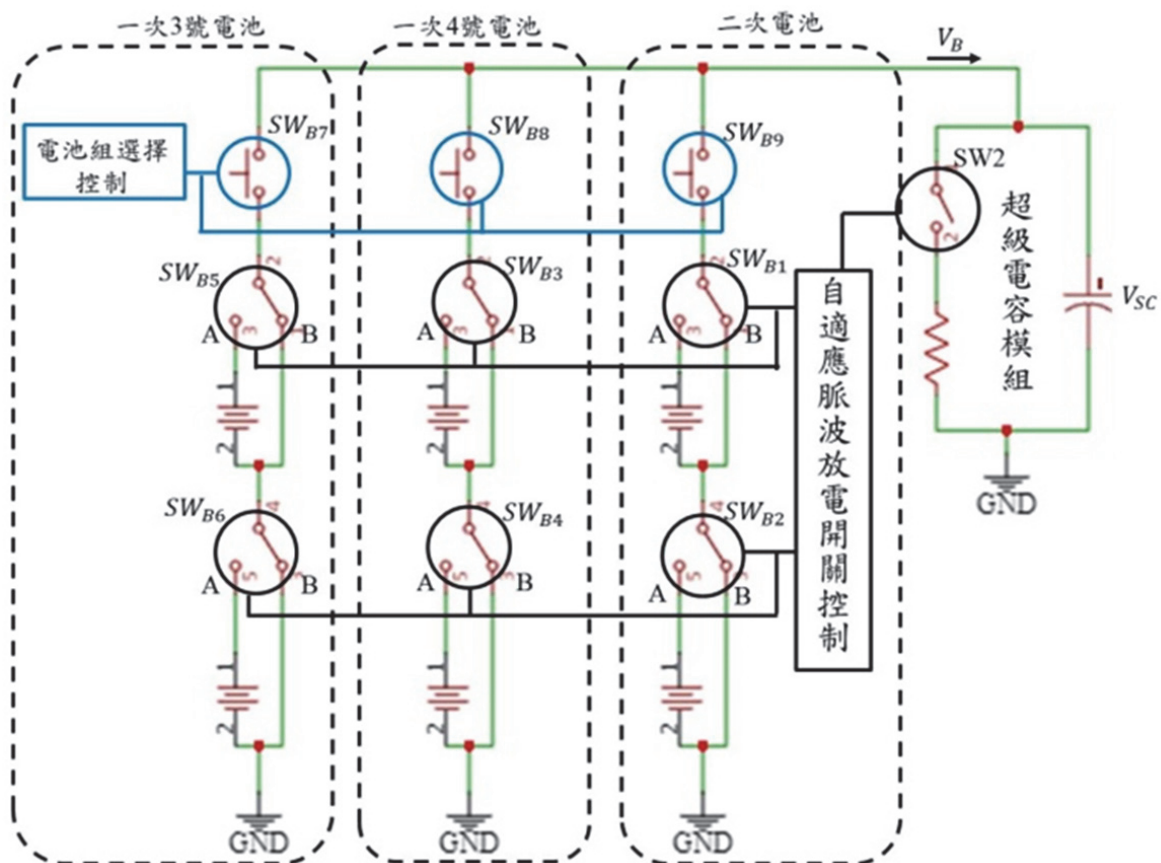
圖7 LSTM模型架構圖

頻率有所不同，所以必須先對電池進行掃描，然後由軟體程式進行運算並將結果傳給MCU，令MCU可以自動調整繼電器導通或斷開，以因應電池種類與狀態的不同而改變工作週期和頻率，從而提升電路的萃取效率。如圖8所示，為本裝置自適應脈波放電平衡電路圖，透過將SW_B1~SW_B6開關切到A點進行萃取電池電量，將開關切到B點使電池靜置暫停放電，所有開關皆由MCU進行導通週期與時間控制，SW_B7~SW_B9則為電池組選擇開關，SW_2為放電至超級電容之控制開關，等效電壓為5.4V，等效容量為900 mAh，通過串聯提高工作電壓，並聯提高容量。

3.5 電能回收裝置運作工作流程

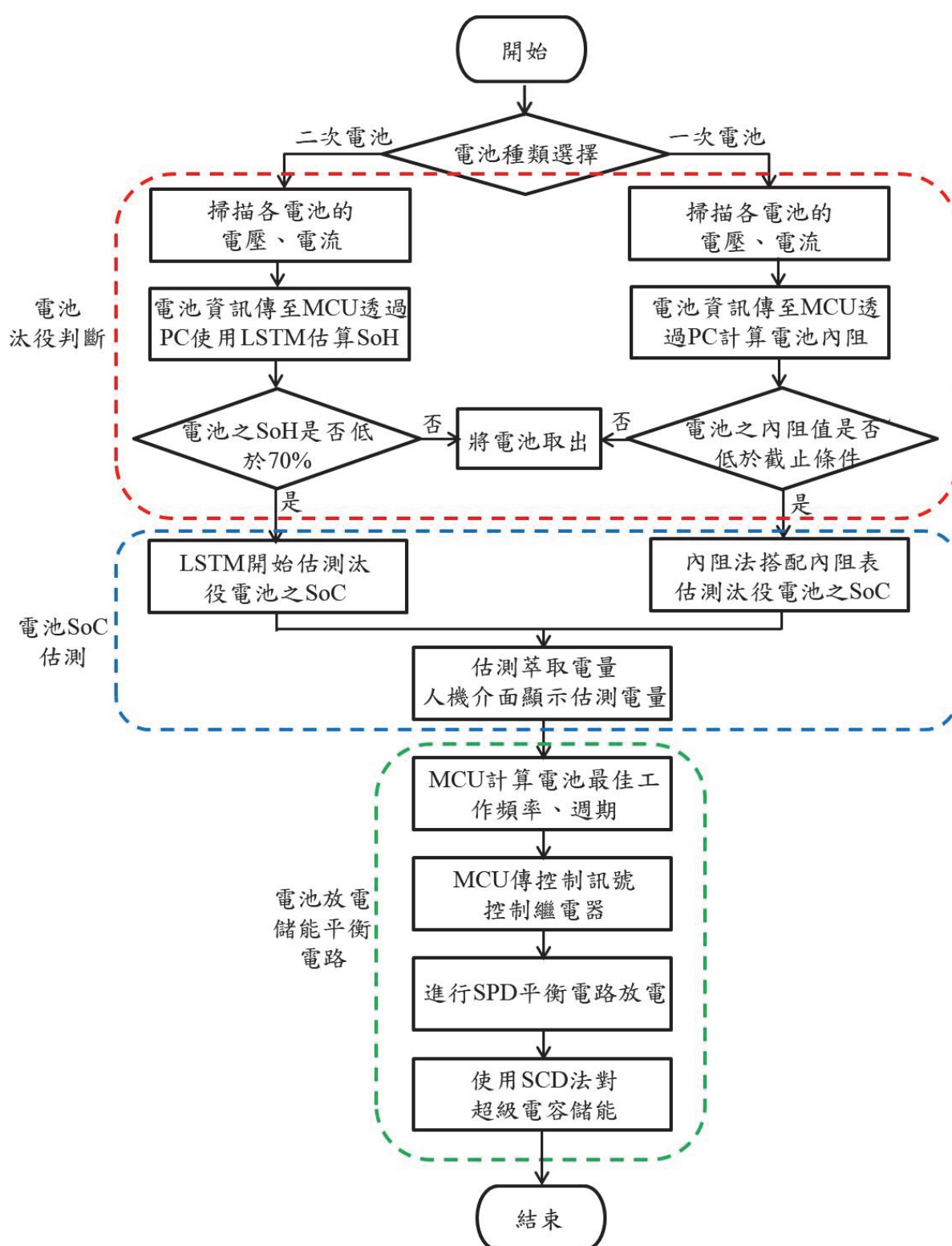
本電能回收裝置工作流程可分為三大部

分，如圖9所示。首先是紅色虛線框部分為電池汰役與否判斷，其次為藍色虛線框部分為可萃取電量之SoC估測部分，最後是綠色虛線框部分為電能萃取之放電平衡與儲存。第一部分為電池汰役判斷，使用者在選擇電池種類(一次或二次電池)後，藉由硬體電路的電壓感測器量測電池的開、閉迴路電壓和電流感測器量測放電電流，以程式計算電池內阻與SoH是否達到汰役。若選擇為一次電池，MCU控制電路對電池進行一次脈衝波與電壓、電流掃描，再將數值回傳電腦，透過程式計算電池開路電壓對應內阻值是否低於所設定之閾值，內阻值低於閾值則代表電池可繼續使用；選擇為二次電池，透過MCU控制電壓與電流感測器對二次電池進行量測與掃描，將量測電壓與電流數值回傳電腦，使用以訓練完成之LSTM模型估算電池的



資料來源：本研究繪製。

圖8 本裝置自適應脈波放電平衡電路



資料來源：本研究繪製。

圖9 本裝置工作流程

SoH是否低於70%，若SoH高於70%則透過人機介面顯示與通知將電池取出繼續使用。

第二部分為電池SoC估測，在完成第一部

分的汰役與否判定後，將一次或二次電池的量測數值透過電腦內已建立的内阻表與訓練完成的LSTM模型，分別進行可萃取電量估測，並

顯示於人機介面。在估測電池的SoC時，一次電池利用開路電壓與內阻法搭配SoC曲線表進行估測，而二次電池則利用LSTM模型進行SoC估測。

第三部分則是放電儲能與平衡電路，主要是計算可萃取電能與放電頻率週期計算，提升放電效率，再將汰役電池進行SPD與SCD放電萃取。其程序係由MCU根據先前量測電壓與電流數據，由程式控制進行一次或二次電池所需要的放電的工作頻率及週期搜尋與計算。取得最佳頻率與週期後，再將控制訊號由MCU對繼電器進行控制，以自適應脈波放電平衡電路搭配SPD與SCD法，將剩餘電量萃取並儲存至超級電容中。特別說明，此部分一次與二次電池的動作與程序相同，故在流程圖中以相同程序流程框表示，但實際內部運算與電路，如圖8所示，其硬體電路與控制繼電器均為各自獨立。

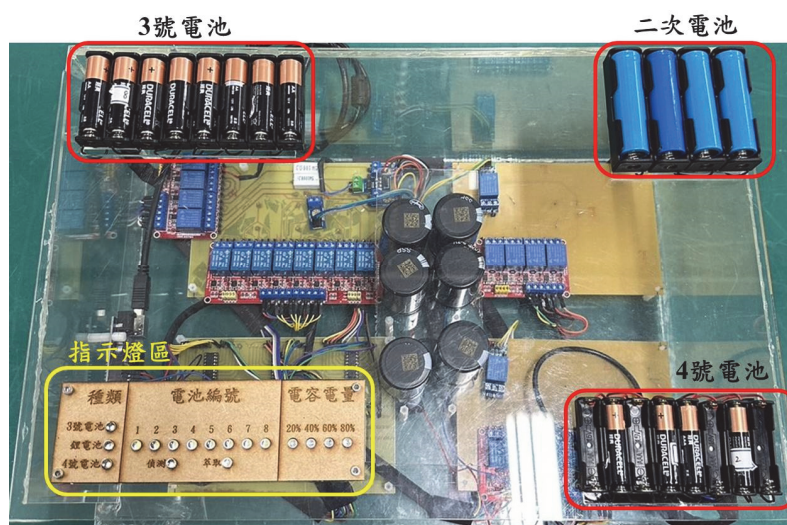
在傳統的電池萃取方法中，通常將一次電池的電路設計為串聯電路，以便於對剩餘電量的有效萃取。然而，這種設計存在些許的缺點，當電路中的電池完全失效或是電壓特別低時，將會導致整體萃取效率的下降。而本研究所設計系統可以避免此問題，在每次進行放電

的一個完整週期結束後，控制系統會自動重新檢測每顆電池的狀態，進而判斷哪一顆電池已達到廢棄的標準。當發現該電池已達廢棄時，系統將會自動斷開該電池的迴路，這樣的設計不僅能夠有效提升剩餘電量的萃取效率。在二次電池的萃取過程中，傳統方法一般也僅僅依賴於簡單的放電模式。但在本裝置會透過感測器偵測其電池資訊並控制電路，以確保各電池之間的電壓差不會過大，從而避免因電壓不均勻而帶來的萃取效率下降。總結而言，本研究提出的電池萃取方法相較於傳統設計上較有優勢，能有效應對多顆電池在使用過程中所面臨的問題，進而實現有效的電量管理與利用。未來的研究可以進一步探索不同類型電池的適應性，以實現更廣泛的應用和優化。

4. 電能回收裝置實驗結果

4.1 裝置運作功能

本研究目的在設計出一個汰役電池電能回收裝置並具體實現，實際完成照片如圖10，面板上方區分四個部分。該裝置適用於市售3



資料來源：本研究繪製。

圖10 本裝置實體完成照片圖

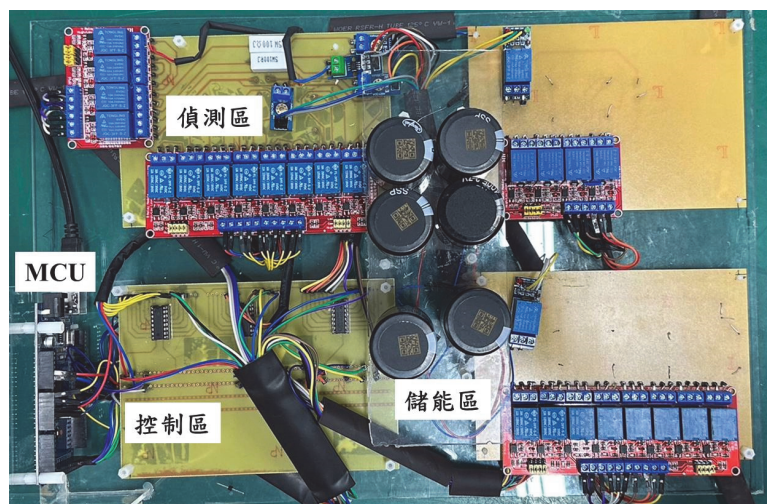
號電池、4號乾電池及18650圓柱鋰離子二次電池，分別於圖10的左上、右下與右上方設置電池盒，分別提供乾電池8顆與鋰電池4顆的萃取數量。裝置正面左下方為指示訊號區塊，設有LED指示燈區可以告知使用者當前裝置運行狀況，包含萃取電池種類、當前運作電池編號與目前已萃取儲存電量顯示。

本裝置內部電路如圖11所示，區分成控制區、偵測區及儲能區，其中控制區為MCU向SN74HC595傳遞訊號，控制繼電器開關，偵測

區為透過感測器偵測電池電壓、電流等資訊，儲能區為超級電容進行儲能，接線方式採用二顆串聯並聯三組，以增加電容之等效電壓和容量。

4.2 人機介面

為便於使用者觀察電池與電能回收詳細狀況，本裝置設計有電池監控人機介面，一次電池的工作初始畫面如圖12所示，顯示電池的各項資訊，包括電池編號、電壓、內阻值與SoC



資料來源：本研究繪製。

圖11 本裝置實體內部電路照片圖



資料來源：本研究繪製。

圖12 本裝置人機介面運作初始畫面(一次電池)



資料來源：本研究繪製。

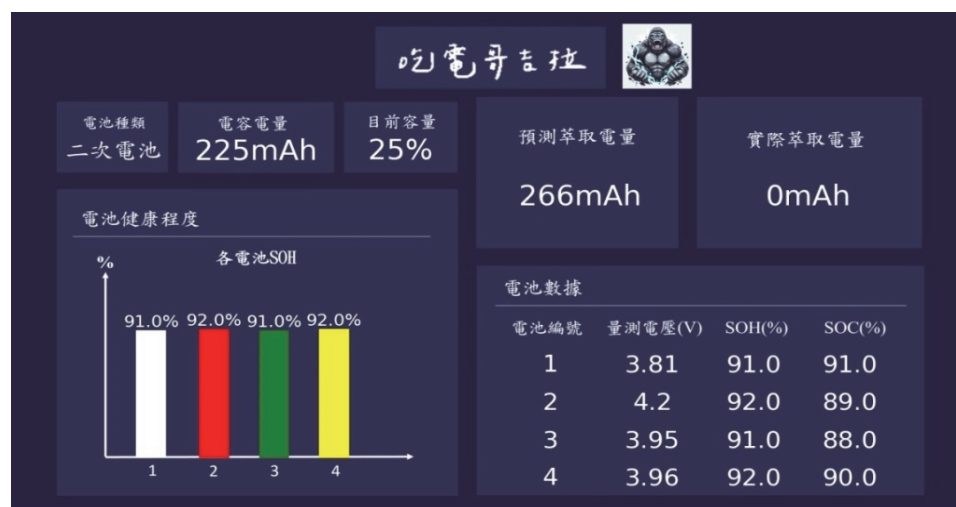
圖13 本裝置人機介面運作結果畫面(一次電池)

等。圖13為一次電池偵測與萃取完成之工作畫面，電池顯示為綠色部分表示為良好電池；白色部分為可萃取電池；紅色部分為不可萃取電池，透過介面以利使用者觀察汰役電池的能量萃取狀態，提升萃取效率。圖14為二次電池之人機介面初始狀態，紅色部分為不可萃取電池，圖15為萃取單顆鋰電池電量之結果圖。使用者可以透過人機介面了解萃取前電容之容量、萃取後各電池資訊及實際萃取電量等相關

資訊。

4.3 電池內阻曲線實驗與LSTM模型訓練結果

本裝置能將日常生活中的一次、二次電池進行汰役與否判斷，再利用軟體程式進行剩餘電量估測，以增加電池的使用效率，減少電能的浪費。一次電池的開路電壓、內阻與所對應的SoC實驗，依照前述實驗環境與步驟，以固



資料來源：本研究繪製。

圖14 本裝置人機介面初始圖(二次電池)



資料來源：本研究繪製。

圖15 本裝置人機介面運作結果圖(二次電池)

緯公司的電子負載(PEL-3031E)與設定的放電條件進行收集電池放電資料，再製作電池SoC曲線，用來對照估測其剩餘電量，提供裝置電池汰役判斷之依據。由於各廠牌電池在官網均有提供相關電池放電與容量曲線或參數，本研究參照金頂電池的數據進行實驗，實際量測電池開路電壓並計算SoC數據，作為判斷一次電池是否已達完全汰役狀況之依據，計算公式如式(9)所示，閉路電壓為對電路中1歐姆電阻放電

之電池電壓。

$$\frac{V_{OC}-V_{load}}{I} \tag{9}$$

其中，

V_{OC} 為開路電壓(V)

V_{load} 為閉路電壓(V)

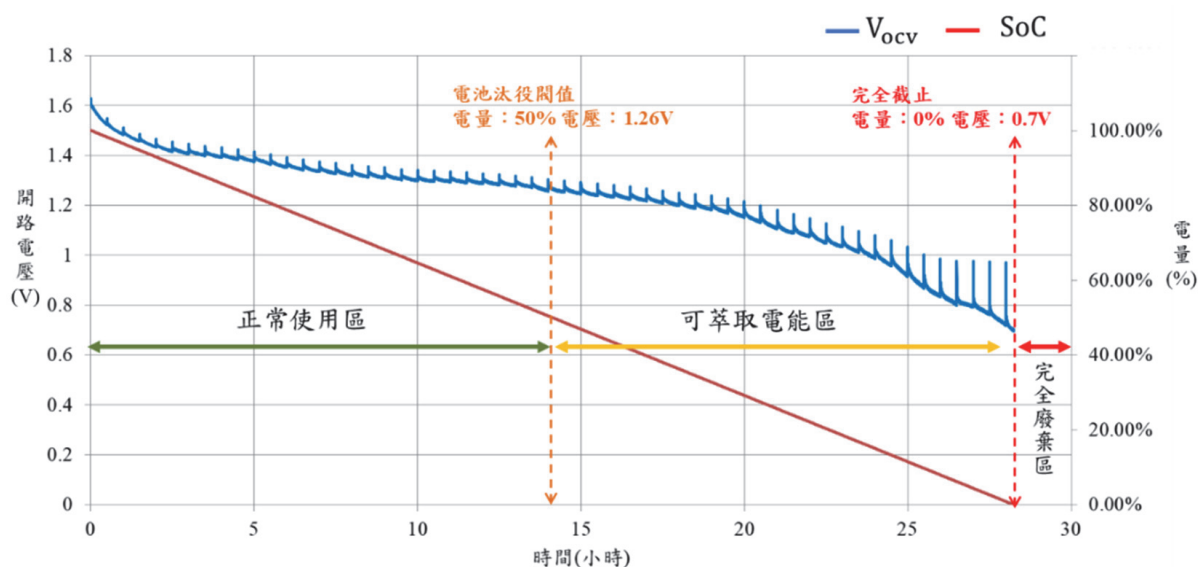
I 為放電電流(A)。

表3為本研究對一次電池進行放電實驗，彙整並摘要出不同次數時的開路電壓與SoC數

表3 一次電池開路電壓與SoC實驗數據

放電次數	開路電壓 (V)	SoC (%)
1	1.6288	100.00%
2	1.6168	99.99%
3	1.6144	99.99%
...
50844	1.264	50.00%
50845	1.2676	49.99%
...
101353	0.7096	0.33%
101353	0.7084	0.32%

資料來源：本研究整理。



資料來源：本研究繪製。

圖16 一次電池SoC與開路電壓實驗曲線圖

據資料，圖16則為根據表3所繪製的曲線圖。其中，淡藍色線段為放電量測之電池開路電壓、紅色為計算所對應之SoC。我們可以發現，依照開路電壓可以區分三個區域，分別為正常使用、可萃取與不可萃取區。我們設定開路電壓1.26 V為汰役閾值，電池尚有近50%電量，但是已無法使用，開路電壓低於0.7 V則為完全無法萃取之閾值，即完全廢棄。因此，中間的可萃取區域即是已經汰役，但仍具剩餘電量之範圍，也是本裝置剩餘電量萃取工作區。根據實驗結果所得圖16所示，當一次電池的電量為50%時，其電壓大約為1.26伏特；相對地，當電量降至接近0%時，電壓則約為0.7伏特。因此，我們可以觀察到電池電量與電壓之間的關係變化。當電池的電量從50%降至0%時，電壓的下降斜率逐漸增加，尤其接近使用末期更為顯著，這表明電池內部化學反應的變化會直接影響其輸出電壓。我們進一步的探討內阻增加的現象，表4為實際量測電池開路電壓與內阻值數據表，可以得知隨著放電次數增加，開路電壓逐漸下降與內阻則上升。由圖17中所呈現的曲線圖亦顯示隨著電池使用時間的越長，其內

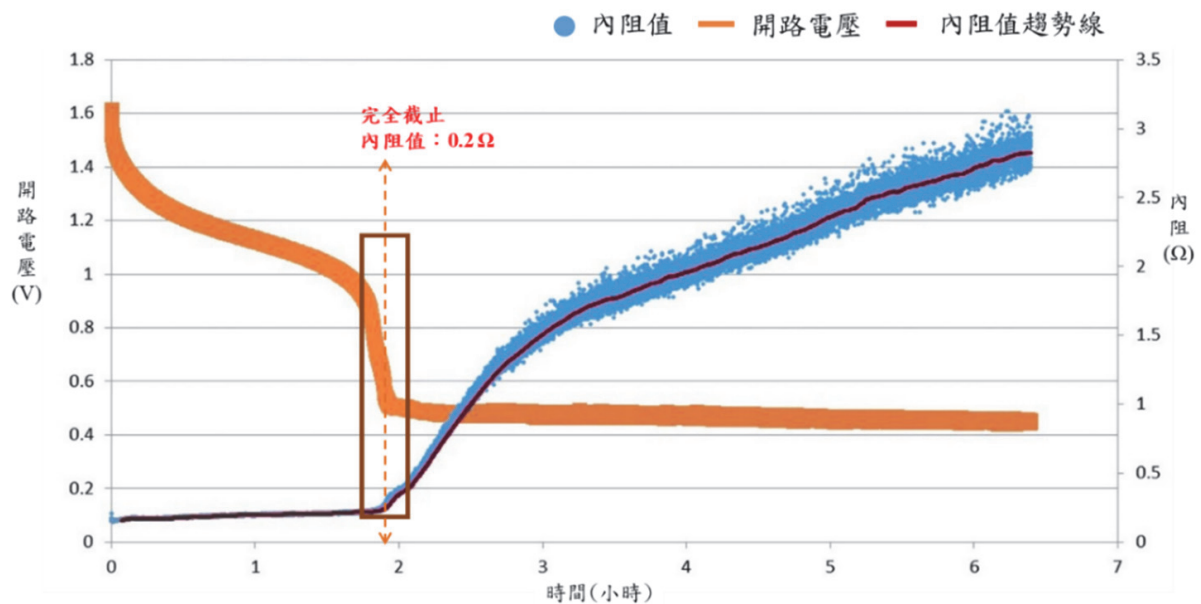
阻值會逐漸增加的現象，並可以據以判斷電池SoC狀態。

本裝置二次電池部分係使用LSTM模型進行SoH估測，有關模型訓練係以 NASA的B0005電池的數據資料庫進行模型訓練，由於NASA_B0005的資料與本裝置目標二次電池一樣為18650鋰電池，並且實驗所設置的截止電壓為2.7伏特與本裝置所設定條件一致，而其他NASA的公開電池資料庫如：NASA_B0006、NASA_B0007所設定的截止條件不同分別為2.5伏特及2.2伏特，故無法當作模型訓練資料會造成訓練誤差，因此採用其NASA_B0005做為訓練與測試資料集。其中，將NASA_B0005號電池資料的80%作為模型的訓練集，20%作為測試集。在LSTM參數設計上採用Dropout比例7%和9%防止模型過擬合，提高泛化性，其餘設定如表2所示。圖18為NASA_B0005電池資料的模型的SoH預測與實驗結果對照。其中，淡藍色線段為LSTM預測值，淡橘色為實驗量測實際值，可以觀察到目前預測曲線和實際曲線相當接近，MAE值約為5%。圖19為模型訓練誤差曲線圖，顯示訓練過程很快就達到的損失小

表4 一次電池開路電壓對應內阻值實驗數據

放電次數	電壓(V)	內阻(Ω)
1	1.5908	0.161611374
2	1.5856	0.165876777
3	1.5808	0.161137441
...
1397	1.2556	0.176172107
1398	1.2552	0.178579882
...
6532	0.7092	0.197765363
6533	0.7056	0.192178771
...
10552	0.402	1.442857143
10553	0.404	1.471428571

資料來源：本研究整理。



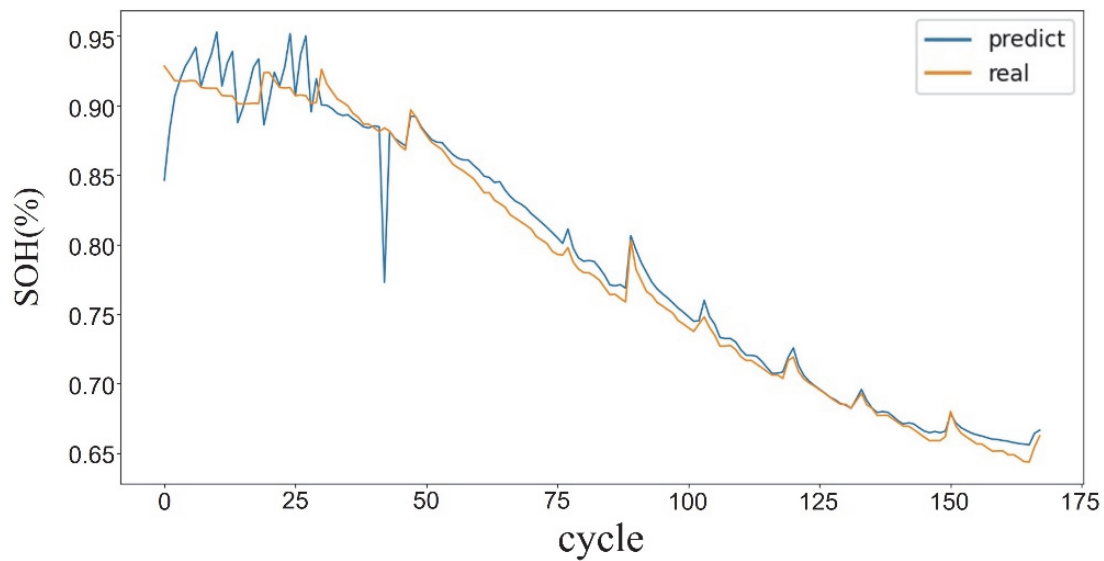
資料來源：本研究繪製。

圖17 一次電池電池內阻值對照開路電壓實驗曲線圖

的目標。表5為LSTM對SoC之預測與本研究實驗之實際值對應表，可以觀察期MAE非常小，驗證LSTM模型對二次電池的SoH與SoC的預測的準確性。

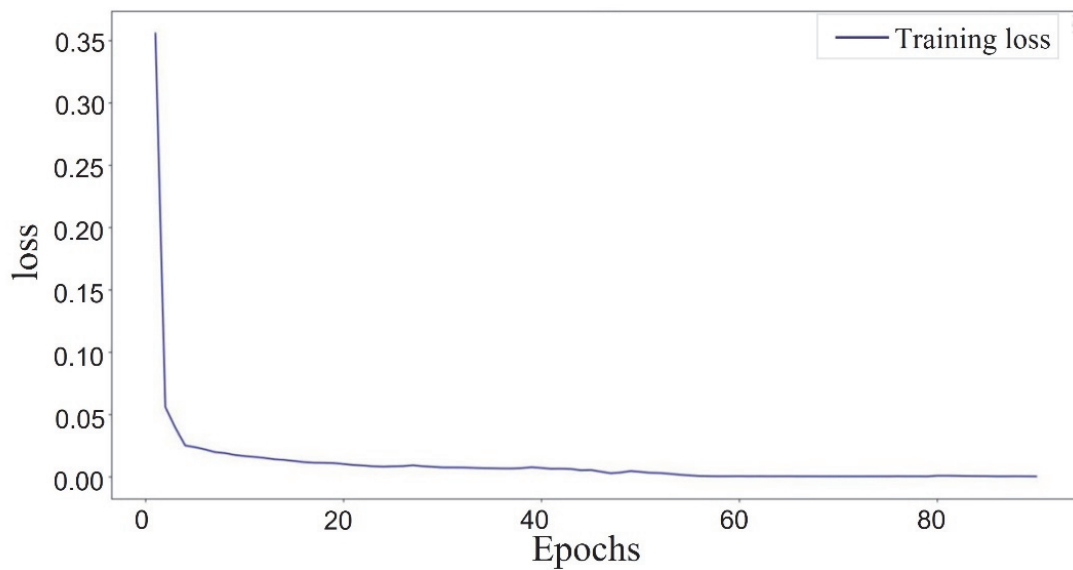
4.4 剩餘電能萃取效率計算

本裝置採用SPD法搭配改良式平衡電路進行汰役電池的萃取，藉以回收廢棄電池內未被



資料來源：本研究繪製。

圖18 LSTM預測SoH曲線圖(NASA_B0005號電池)



資料來源：本研究繪製。

圖19 LSTM模型訓練誤差曲線圖(B0005號電池)

有效利用之剩餘電量，並搭配SCD法使其增加萃取電量並儲存至超級電容，使其能充分萃取並有效利用電池剩餘電量。圖20為本裝置萃取效率圖，週期為放電10分鐘，休息5分鐘，藍色長條圖顯示實際萃取量，紅線表示萃取效率。其中，萃取量(mAh)計算公式如式(10)所示；萃取效率(%)公式為如式(11)所示，本裝置10分鐘內萃取效率可達約25%。

$$\text{萃取量} = \frac{\text{電容電壓差} \times 600 \text{ 法拉}}{3.6} \quad (10)$$

$$\text{萃取效率} = \frac{\text{實際萃取量}}{\text{預測萃取量}} \times 100\% \quad (11)$$

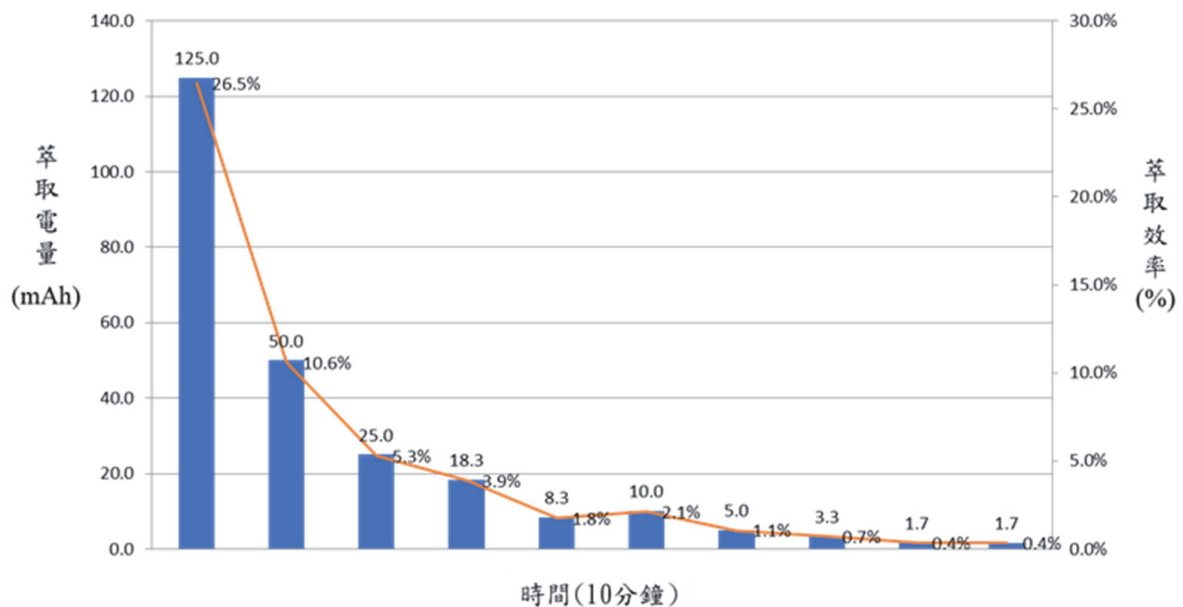
5. 結 論

本裝置設計了一部多功能的汰役電池電能回收裝置，該裝置結合了開路電壓、內阻量

表5 二次電池SoC預測與實際值對照表

放電次數	預測SoC值	實際SoC值	MAE
1	0.867130637	0.93	0.062869363
2	0.890448749	0.92	0.029551251
3	0.900903821	0.92	0.019096179
4	0.906200588	0.92	0.013799412
...
9	0.907229304	0.91	0.002770696
10	0.911609232	0.91	0.001609232
...
168	0.667159736	0.66	0.007159736

資料來源：本研究整理。



資料來源：本研究繪製。

圖20 電池剩餘電能萃取效率圖

測與運用LSTM模型進行一次與二次電池的汰役判斷及SoC估測，並採用改良式平衡電路進行汰役電池的剩餘電量萃取。不論一次性3號電池、4號電池和18650的二次鋰電池，都能藉此回收裝置進行電池剩餘電量萃取，可將日常生活中家庭經常使用的電池進行汰役與否判斷並將其電量充分利用。在電量萃取效率方面，

本裝置結合了短路放電法和自適應性脈波放電法，並利用直流內電阻法作為驗證，其萃取效率可達約25%。這些萃取的電能可以再次運用於小功率負載設備，或是充電至其他二次電池繼續使用，將剩餘電量充分運用並減少能源的浪費，達到低碳循環、電池有效使用、降低能量損失與電量萃取效率高的多重效益。

歐盟於2024年2月18日開始實施新《電池法》(Batteries Regulation)，並計劃自2025年開始逐步確立各項電池回收效率、材料及內容等指標，要求所有廢電池必須回收，並希望在2027年達到廢電池中鋰的回收率50%，到2031年提升至80%。這項法案旨在啟動電池回收計畫，鼓勵用戶將廢棄電池交由專業機構進行再利用。這些措施不僅增強了能源使用效率，也有助於減輕環境負擔，同時提升關鍵金屬的回收率。本研究所開發的裝置有助達成該法案宗旨與目的，透過檢測電池的健康狀況及剩餘電量，確保電池的使用壽命得到最大化。這樣的技術不僅能有效利用剩餘電量，還能減少環境污染，進而實現綠色能源的最佳使用，並提供高潛在價值。由於本研究尚於電能回收裝置的原型開發階段，尚有部分問題可以改進。例如，LSTM模型訓練數據集資料與一次電池內阻數據資料的樣本數與多樣性限制了本裝置通用性，未來可以納入更多公開或自行採集之數據集或電池資料，提升本電能回收裝置的通用性，適用於更多廠牌或種類之電池，增進整體效能。此外，目前的原型裝置主要針對家庭應用，其製造成本大約為3,000元，如果未來能夠改進硬體電路設計與軟體間的穩定運作，並進行量產開發，則可進一步降低整體成本，甚至進行優化升級後可放大運用至商用，以擴大廢電池回收種類以擴大應用性。

參考文獻

- 鄭翔文，2020。基於自適應性脈波放電法回收一次性廢棄電池剩餘電量的實現。(碩士論文。國立成功大學)臺灣博碩士論文知識加值系統。
- 陳雅昀，2020。基於RNN、LSTM、GRU模型之比較 -以電力需求預測為例。(碩士論文。元智大學)臺灣博碩士論文知識加值系統。
- 廖柏瑋，2020。基於內阻值之一次電池的殘餘電量估測。(碩士論文。國立成功大學)臺灣博碩士論文知識加值系統。
- 任尉廷，2021。基於自適應性脈波放電法回收廢棄鋰離子電池剩餘能量的研究。(碩士論文。國立成功大學)臺灣博碩士論文知識加值系統。
- 王文琪，2023。基於自適應性脈波放電法回收廢棄鉛酸電池剩餘能量之研究。(碩士論文。國立成功大學)臺灣博碩士論文知識加值系統。
- Amanor-Boadu J. M. and A. Guiseppi-Elie, 2020. "Improved Performance of Li-Ion Polymer Batteries Through Improved Pulse Charging Algorithm," in *Applied Sciences*, vol. 10, no. 3, pp. 895.
- Choi Y., S. Ryu, K. Park and H. Kim, 2019. "Machine Learning-Based Lithium-Ion Battery Capacity Estimation Exploiting Multi-Channel Charging Profiles," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 75143-75152.
- Chang Y. H., Y. C. Hsieh, Y. H. Chai and H. W. Lin, 2023. "Remaining-Useful-Life Prediction for Li-Ion Batteries," in *Energies*, vol. 16, no. 7, pp. 3096.
- Haifeng D., W. Xuezhe and S. Zechang, 2009. "A New SOH Prediction Concept for the Power Lithium-Ion Battery Used on HEVs," in *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Dearborn, MI, USA, 2009, pp. 1649-1653.
- Krishna G., R. Singh, A. Gehlot, P. Singh, S. Rana, S. V. Akram and K. Joshi, 2023. "An imperative role of studying existing

- battery datasets and algorithms for battery management system,” in *Review of Computer Engineering Research*, vol. 10, no. 2, pp. 28-39.
- Kim S-B. and S-H, Lee, 2024. “Application of Deep Learning Techniques for the State of Charge Prediction of Lithium-Ion Batteries,” in *Applied Sciences*, vol. 14, no. 17, pp. 8077.
- Qu J., F. Liu, Y. Ma and J. Fan, 2019. “A Neural-Network-Based Method for RUL Prediction and SOH Monitoring of Lithium-Ion Battery,” in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 87178-87191.
- Rauf H., M. Khalid and N. Arshad, 2022. “Machine Learning in State of Health and Remaining Useful Life Estimation: Theoretical and Technological Development in Battery Degradation Modelling,” in *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 156, at. 111903.
- Tian Y., R. Lai, X. Li, L. Xiang and J. Tian, 2020. “A Combined Method for State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Using a Long Short-Term Memory Network and an Adaptive Cubature Kalman Filter,” in *Applied Energy*, vol. 265, at. 114789.
- Wu X., M. Li, J. Du and F. Hu, 2022. “SOC Prediction Method Based on Battery Pack Aging and Consistency Deviation of Thermoelectric Characteristics,” in *Energy Reports*, vol. 8, pp. 2262-2272.
- Yao, L., J. Wen, S. Xu, J. Zheng, J. Hou, Z. Fang and Y. Xiao, 2022. “State of Health Estimation Based on the Long Short-Term Memory Network Using Incremental Capacity and Transfer Learning,” in *Sensors*, vol. 22, no. 20, pp. 7835.
- Zhang R., B. Xia, B. Li, L. Cao, Y. Lai, W. Zheng and W. Wang, 2018. “State of the Art of Lithium-Ion Battery SOC Estimation for Electrical Vehicles,” in *Energies*, vol. 11, no. 7, pp. 1820.
- Zhou W., Y. Zheng, Z. Pan and Q. Lu, 2021. “Review on the Battery Model and SOC Estimation Method,” in *Processes*, vol. 9, no. 9, pp. 1685.
- Zhang, L., T. Ji, S. Yu and G. Liu, 2023. “Accurate Prediction Approach of SOH for Lithium-Ion Batteries Based on LSTM Method,” in *Batteries*, vol. 9, no. 3, pp. 177.

Design and Implementation of a Residual Energy Recovery Device in Low-Carbon Recycling for Spent Batteries

Shih-Hsien Hsu^{1*} Lu-Ping Lin² Jhih-Siang Wang³
Chen-Yin Chang⁴ Yu-Wei Chang⁵

ABSTRACT

Taiwan generates a significant number of spent batteries annually. The number of recycled used batteries reached 67,686 tons in 2022 and increased to 70,864 in 2023. These discarded batteries may retain approximately 50% of their original energy (Zheng, 2020). Therefore, extracting and storing the remaining energy before disposal can reduce battery waste, enhance efficiency, and contribute to a low-carbon circular economy. This study employs a Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model, Open Circuit Voltage (OCV), and Internal Resistance (IR) method to assess battery end-of-life status and estimate remaining energy capacity. A discharge balancing circuit and the Self-Adapt Pulse Discharge (SPD) method are then used to extract the residual energy, which is subsequently stored in a supercapacitor through the Short Circuit Discharge (SCD) technique. The proposed methodology is validated through hardware circuit implementation and software programming, demonstrating its applicability to primary and secondary batteries while effectively improving energy extraction efficiency. The prototype device integrates a human-machine interface to display battery information. The experimental result shows that the LSTM prediction model can achieve a 5% Mean Absolute Error (MAE), indicating high accuracy, and the practical energy extraction efficiency is around 25%. This device can effectively recover residual energy and enhance resource utilization. The recovered energy can power low-power devices or recharge other secondary batteries, contributing to low-carbon sustainability and resource reutilization.

Keywords: Spent Batteries, Low-Carbon Recycling, Long Short-Term Memory (LSTM), Internal Resistance (IR), Self-Adapt Pulse Discharge (SPD).

¹ Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Feng Chia University.

² Graduate Student, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University.

³ Graduate Student, Department of Electrical Engineering, Feng Chia University.

⁴ College Graduate, Department of Electrical Engineering, Feng Chia University.

⁵ College Graduate, Department of Electrical Engineering, Feng Chia University.

*Corresponding Author, Phone: +886-04-24517250 # 3805, E-mail: shihhsu@fcu.edu.tw

Received Date: October 09, 2024

Revised Date: February 26, 2025

Accepted Date: March 01, 2025