

Jornadas de Automática

Estimador Kálmán de tiempo invertido para carga de baterías

Satué, M.G.^{a,*}, Perales, M.A.^b, Pérez Vega-Leal, A.^b, Arahal, M.R.^a

^aDpto. Ing. de Sistemas y Automática, U. Sevilla 41092, Sevilla, España.

^bDpto. de Ingeniería Electrónica, U. Sevilla 41092, Sevilla, España.

To cite this article: Satué, M.G., Perales, M.A., Pérez Vega-Leal, A., Arahal, M.R. 2024. Inverse-time Kalman estimation of battery state of charge.

Jornadas de Automática, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10716>

Resumen

En este trabajo se presenta un método que permite validar los resultados obtenidos en la estimación del estado de carga de baterías. Su finalidad no es estimar para usar en tiempo real sino realizar un análisis a posteriori. Se considera el caso en que la estimación del estado de carga parte de un estado inicial incierto. La validación propuesta se ha puesto a prueba en un entorno de laboratorio con medidas redundantes para una mejor valoración. La propuesta se basa en el uso de un estimador de Kálmán de tiempo invertido que permite la re-estimación de estados previos para evaluar la estimación de una manera más directa. Se presentan resultados experimentales obtenidos para baterías de litio-ferrofosfato (LiFePO₄) aunque el método es aplicable a otros tipos de acumuladores eléctricos. Los resultados muestran la dependencia en las estimaciones del estado inicial supuesto y la curva de voltaje en vacío.

Palabras clave: Cuantificación del error, Estimación, Modelado de caja gris, Técnicas de Kalman en automoción.

Inverse-time Kalman estimation of battery state of charge

Abstract

This paper presents a method for the experimental validation of state of charge estimation in batteries from an unknown initial state. A laboratory setup is used to assess the proposal. In said setup, redundancy in the measurements is used as a means of achieving a robust assessment. The main innovation of the proposal is the use of a reverse-time Kalman estimator to provide re-estimations of past states. Also, the estimator provides intermediate objective values for a more direct evaluation of the estimations. Experimental results for LiFePO₄ batteries are provided although the method can be used with other battery types. The assessment of standard Kalman filtering shows strong dependence on initial conditions and on open circuit voltage curve.

Keywords: Error quantification, Estimation, Grey box modelling, Kalman filtering techniques in automotive control.

1. Introducción

La estimación del estado de carga de baterías eléctricas (SOC en inglés) constituye un problema de interés en aplicaciones como el vehículo eléctrico (VE). La estimación trata de proporcionar, al usuario y al sistema automático de gestión del vehículo, una medida similar a la del indicador de combustible de un vehículo convencional (Kolluri et al., 2020). Una medida precisa acarrea beneficios: por un lado, por motivos de

seguridad se ha de mantener una monitorización de ciertas variables (Agarwal et al., 2010), por otro lado las técnicas avanzadas de control de motores pueden hacer uso de modelos de la fuente de energía para mejorar la fiabilidad (Kumar et al., 2023; Gómez et al., 2023) u otros factores como el uso de controladores predictivos (Arahal et al., 2023; Colodro et al., 2024).

El modelado de baterías permite abordar la identificación de sus parámetros (Martí-Flores et al., 2023). La estima-

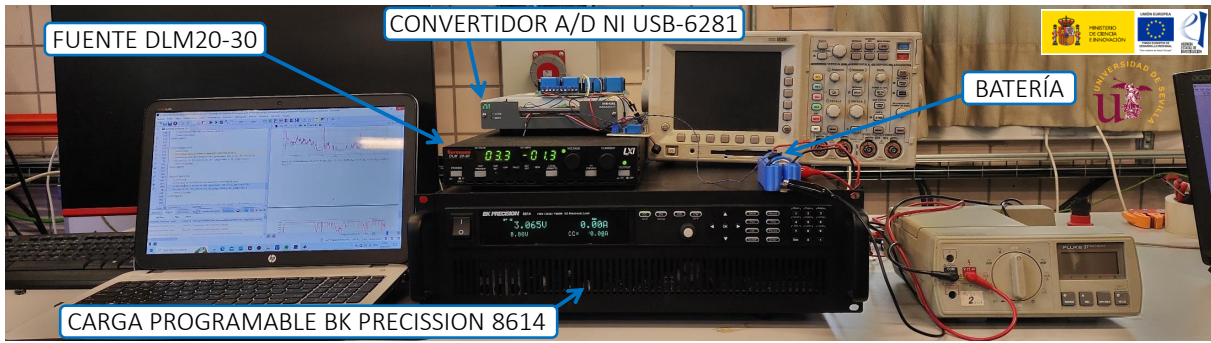


Figura 1: Fotografía del equipo de laboratorio.

ción de carga puede realizarse mediante integración de la intensidad eléctrica (IIE) llamado en inglés *Coulomb counting* (Piller et al., 2001). La crítica principal al IIE es que los errores de medida se van integrando por lo que se puede producir una deriva, en principio, ilimitada. Con la idea de mejorar la estimación IIE, se han propuesto diversas ideas basadas en incorporar otras medidas relacionadas con el SOC (Coleman et al., 2007). Entre los trabajos actuales se destaca (Wang et al., 2020) donde se usa el estimador de Stratonovich-Kálmán-Bucy (más conocido como estimador de Kálmán (EK)).

Muchos trabajos relacionados con el EK para SOC usan como criterio de bondad la diferencia entre el voltaje en bornes estimado durante el uso de la batería y el voltaje realmente medido. Las discrepancias entre ambos pueden indicar algunas circunstancias indeseadas como: desajuste en el estado de carga estimado, fallo en alguna parte del sistema o simplemente envejecimiento de la batería (Yu et al., 2022). Por tanto, el objetivo es disminuir el error a un paso en la estimación del voltaje en bornes. Cabe indicar dos críticas a esta forma de proceder: en primer lugar la predicción a un paso es un indicador relativamente pobre pues la variable a predecir está fuertemente correlacionada con el regresor. En segundo lugar, se debe hacer más hincapié en la estimación de carga como variable de importancia en el contexto de los VE. A tenor de lo anterior, en este trabajo se consideran las siguientes hipótesis de partida que son relevantes para la aplicación de baterías al VE.

1. Se supone que la carga previa de la batería está sujeta a incertidumbre debido a los efectos del periodo en desuso.
2. Se supone que la medición de la intensidad eléctrica está sujeta a errores provenientes del sensor utilizado, del tiempo de muestreo usado y de la conversión analógico a digital (A/D).
3. Se supone que los parámetros de los modelos empleados varían con factores externos como la temperatura y también con la vida útil restante de la batería.

Con estas hipótesis, el problema que se aborda es la valoración de métodos de estimación del estado de carga a partir de un estado anterior incierto. Se consideran únicamente métodos de estimación que no interfieren con el uso normal de la batería. Conviene indicar en apoyo a estas hipótesis que los trabajos de laboratorio para calibración y/o caracterización de

elementos son una vía para determinar posibilidades de mejora (Clemente et al., 2023) y en este sentido el presente trabajo contribuye al estado del arte. Además conviene también indicar que, la principal innovación respecto a métodos anteriores es el uso de un estimador de Kálmán de tiempo invertido (EK-TI). Este método no ha sido propuesto anteriormente y es usado aquí para a re-estimación de estados previos. De este modo se puede realizar una valoración adicional del método de estimación de SOC. De este modo se puede evaluar la estimación de una manera más directa, evitándose la crítica debida al uso casi exclusivo de la bondad de ajuste en la estimación del voltaje en bornes.

En lo que sigue se presenta el modelo usado para la batería. El método propuesto es independiente del modelo pero se va a usar uno por concreción. El método para validar estimaciones de carga se presenta en el apartado 3 y es puesto a prueba en 4 usando el dispositivo experimental que se presenta en la figura 1.

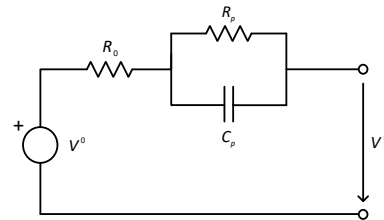


Figura 2: Diagrama del modelo Thevenin de una batería eléctrica.

2. Modelo de la batería y su identificación

Existen diversos tipos de modelos: matemáticos o experimentales, electro-químicos y basados en circuito eléctrico equivalente (Gómez et al., 2019). Los modelos más habituales para su uso en EV corresponden al tipo llamado circuito equivalente (Eltoumi et al., 2018). En estos modelos la carga eléctrica que la batería almacena se representa mediante una fuente ideal de voltaje conectada a elementos resistivos-capacitivos. En ocasiones la fuente de voltaje es a su vez modelada como uno o varios condensadores conectados a resistencias (Tian et al., 2020; Zhou et al., 2021). En este trabajo se usará el modelo obtenido del circuito equivalente Thevenin con un grupo resistivo-capacitivo (RC) paralelo conectado en serie con la resistencia interna de la batería como se aprecia en el diagrama en la Figura 2.

Las variables usadas se indican a continuación:

- V^0 es el voltaje de la batería en vacío. No es medible durante el uso normal de la batería. La relación $V^0 = f(SOC)$ es estática, no-lineal y puede caracterizarse para cada tipo de batería mediante ensayos de laboratorio.
- V^t es el voltaje en bornes que puede medirse fácilmente y en todo momento. Puede usarse como salida de un modelo para el EK.
- V^p es el voltaje en el condensador que modela la polarización de la batería. No es medible y por tanto dificulta la estimación de SOC a partir de V^t .
- I es la intensidad eléctrica que entra en la batería. Su valor durante la descarga es negativo y viene fijado por el voltaje V^t y su interacción con el circuito que consume potencia. Es medible durante el uso, pero típicamente la medida de intensidad es menos fiable que la de voltaje.

En el modelo de circuito equivalente cabe considerar los siguientes parámetros: R_0 es la resistencia interna de la batería. Su valor depende del estado de carga y dicha variación puede estimarse mediante ensayos de laboratorio para cada tipo de batería. R_p y C_p son la resistencia y capacidad de polarización respectivamente. Finalmente, C_n es la capacidad nominal de la batería (Ah). A excepción de C_n , los parámetros usados por el modelo pueden identificarse durante el uso a partir de medidas de V^t e I . Téngase en cuenta que el valor de los parámetros puede variar con cierta rapidez (horas) debido a factores externos como la temperatura y también lentamente (días) con la vida de la batería (Puleston et al., 2023).

A partir del diagrama de la Figura 2 se pueden derivar las siguientes expresiones:

$$dSOC(t)/dt = I(t)/C_n \quad (1)$$

$$V^p(t)/dt = -V^p(t)/\tau - I(t)/C_p \quad (2)$$

$$V^t(t) = V^0 + R_0 I(t) - V^p(t), \quad (3)$$

siendo $\tau = R_p C_p$ la constante de tiempo debida al fenómeno de la polarización.

Como ya se ha indicado anteriormente, el valor de C_n y la curva $f(SOC)$ pueden caracterizarse para una batería individual mediante ensayos de laboratorio. Estos ensayos conllevan periodos de carga/descarga seguidos de periodos de reposo y medición posterior por lo que se suelen realizar en laboratorio para algunas muestras de un lote de baterías (How et al., 2019).

A modo de ejemplo considere la Figura 3 donde se aprecia una curva $V^0 = f(SOC)$. Ésta se ha obtenido por ajuste a resultados experimentales para un cierto tipo comercial de batería de Fosfato de Hierro Litio (LiFePO4).

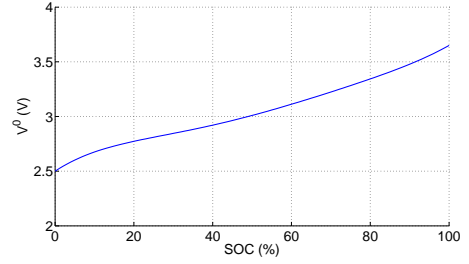


Figura 3: Curva experimental para el voltaje en vacío (V^0).

Durante el uso de la batería se pueden usar técnicas de identificación de sistemas (Arahal et al., 2006) para obtener una estimación del valor de los parámetros del modelo: τ , R_0 , V^0 , C_p y R_p . Estos parámetros pueden variar durante el uso de la batería debido al envejecimiento de la misma, por lo que la estimación debe realizarse al menos periódicamente.

La persistencia de excitación necesaria para la correcta estimación se puede lograr bien a partir del uso normal de la batería en un VE donde pueden ser frecuentes aceleraciones y frenadas seguidos de periodos más o menos largos de desuso.

2.1. Métodos para la estimación de la carga

La propuesta que se va a presentar permite valorar la eficacia de cualquier método de estimación de carga. Conviene para ello repasar los tres tipos más usados de estimadores de carga. En los tres casos se parte de un modelo identificado en la forma indicada en el apartado anterior.

En primer lugar dado que $V^0 = f(SOC(t))$ se tiene que

$$\widehat{SOC}^V(k) = f^{-1}(V^0(k)). \quad (4)$$

La ecuación anterior (4) constituye un estimador de la carga de la batería. Puesto que se basa en el voltaje V^0 estimado se le ha colocado el superíndice V . Por otro lado, la integral de la corriente es igual al incremento de carga, por lo que se puede escribir

$$\widehat{SOC}^I(k) = \widehat{SOC}_0 + \sum_{h=1}^k I(h)/C_n. \quad (5)$$

Esta estimación depende exclusivamente de medidas de la corriente (de ahí el superíndice I). Finalmente, los métodos basados en el estimador de Kálmán combinan ambos casos. Para ello se requiere conocer las derivadas de ciertas variables con respecto al estado de carga (véase (How et al., 2019)).

Como es sabido, el EK usa una descripción en espacio de estados en tiempo discreto para obtener el vector de salida, compararlo con la salida medida por los sensores y así poder estimar el estado. Para el caso de la batería eléctrica el modelo de tiempo discreto puede obtenerse de (1)-(2) mediante linealización. Además se amplía el vector de estado incorporando una constante que es usada para acomodar términos no variables que aparecen en las ecuaciones. De este modo el vector de estado queda como $x(k) = (SOC(k), V^p(k), 1)^T$, mientras que el vector de salida es $y(k) = V^t(k)$. Ambos vienen ligados mediante

$$x^+ = A_d x + B_d u \quad (6)$$

$$y = C_d x + D_d u, \quad (7)$$

siendo $x^+ = x(k+1)$, $x = x(k)$, $u = I(k)$ y donde A_d , B_d , C_d y D_d representan las matrices siguientes:

$$A_d = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - T_m\tau & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad B_d = \begin{pmatrix} T_m/C_t \\ -T_m/C_p \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (8)$$

$$C_d = (\lambda \quad -1 \quad \gamma), \quad D_d = R_0. \quad (9)$$

En las expresiones anteriores, el valor λ representa el valor $f'(\widehat{SOC}_0)$, mientras que γ viene dado por

$$\gamma = f'(\widehat{SOC}_0) - \lambda \widehat{SOC}_0 \quad (10)$$

La estimación usando el EK se puede condensar en las siguientes expresiones:

$$\hat{x} = A\hat{x} + Bu \quad (11)$$

$$P = APA^T + Q \quad (12)$$

$$K = PC/(CPC^T + R)^T \quad (13)$$

$$\hat{x} = \hat{x} + K(y - Cx - Du)^T \quad (14)$$

$$P = P - KCP \quad (15)$$

En las expresiones anteriores aparece la estimación de la covarianza del estado Q y de los sensores R . Los indicadores temporales se han eliminado por claridad de exposición. Las matrices A , B , C y D en las expresiones anteriores corresponden a las del modelo, A_d , B_d , C_d y D_d respectivamente.

Como se ha indicado en la introducción, el problema de los trabajos usando estimadores es que no aclaran cómo se puede valorar la estimación $\widehat{SOC} = \hat{x}_1$, pues no se dispone de la carga real para comparar. El EKTi que se define a continuación permite abordar este problema.

3. Estimación a posteriori de tiempo invertido

El EK debe proporcionar $\widehat{SOC}(k)$ en línea a partir de variables medibles. Para valorar la estimación obtenida se debería conocer $SOC(k)$, sin embargo esto no es factible en línea. Ahora bien, durante el uso de una batería existen instantes en los que sí se puede saber el SOC. Estos instantes corresponden a dos situaciones: a) la batería está completamente cargada ($SOC=100\%$) y b) la batería está completamente descargada ($SOC=0\%$). La propuesta de este trabajo es usar la idea de revertir la evolución temporal, regresar en el tiempo y re-estimar estados pasados para así evaluar la predicción del EK en línea.

Antes de presentar el desarrollo matemático conviene indicar que la situación a) es frecuente en el uso normal de VE particulares y de flota, en los cuales se puede usar algún periodo de inactividad (por ejemplo por la noche) para realizar una carga completa. La situación b) puede ser menos frecuente pues habitualmente se intenta evitar llegar a una descarga completa. La figura 4 ilustra el proceso que se quiere realizar. La curva $\widehat{SOC}^d(t)$ representa las estimaciones obtenidas por algún método partiendo de un valor inicial $\widehat{SOC}^d(t_0)$. Nótese que el valor real $SOC(t)$ no es conocido con exactitud, pero se ha dibujado aquí para facilitar el relato.

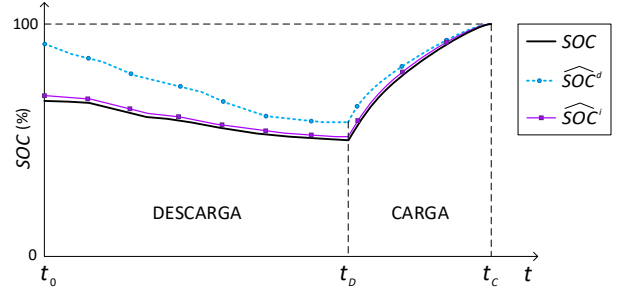


Figura 4: Ejemplo ilustrativo de la re-estimación de SOC.

En el periodo desde t_0 a t_D se observa que $\widehat{SOC}^d(t)$ disminuye debido a la descarga. A partir de t_D y hasta t_C se produce un proceso de carga completa, al final del cual $SOC(t_C) = 100\%$. Durante este periodo $\widehat{SOC}^d(t)$ aumenta, y puesto que no puede sobrepasar el 100% , llega a alcanzar el valor real. En este instante la incertidumbre acerca de SOC es cero. Esto se puede usar para hacer una estimación de tiempo invertido y volver a t_0 . Esto se ha representado en la figura 4 mediante la línea $\widehat{SOC}^i(t)$ que muestra los estados estimados yendo hacia atrás en el tiempo (de t_C a t_0). Como era de esperar, esta segunda estimación está más próxima al valor real. La utilidad del método consiste en que permite una valoración del estimador de SOC más directa que en el caso de usar solamente el voltaje en bornes. Por ejemplo, para el instante t_0 se pueden considerar \widehat{SOC}^d y \widehat{SOC}^i , sabiendo que la segunda es más fiable (al no depender de \widehat{SOC}_0) y comparar los resultados en diversas condiciones. Con esta idea como objetivo, se presenta ahora el estimador de Kálmán de tiempo invertido (EKTi). Las ecuaciones del modelo se pueden alterar en la forma siguiente

$$x^- = A_i^{-1}(x - B_i u) \quad (16)$$

$$y = C_i x + D_i u, \quad (17)$$

siendo $x^- = x(k-1)$, $x = x(k)$, $u = I(k)$, $A_i = A_d^{-1}$, $B_i = A_d^{-1}B_d$, $C_i = C_d$ y $D_i = D_d$. Este nuevo modelo puede usarse con las ecuaciones (11)-(15) para realizar la estimación de tiempo invertido. En este caso se ha de tomar $A = A_i$, $B = B_i$, $C = C_i$ y $D = D_i$. Además, para su uso se han de proveer las medidas en orden temporal inverso. De este modo se consigue re-estimar el SOC en cualquier instante pasado y así valorar la bondad del EK de una forma más directa que lo que se observa en la literatura.

4. Estudio experimental

El método para valorar la estimación de SOC mediante EK se va a poner a prueba en una serie de experimentos donde se usa el EKTi para proporcionar estimaciones a posteriori que permiten validar las estimaciones originales. Para ello se usa el equipo de laboratorio de la figura 1 que ha sido diseñado a partir de elementos comerciales con la idea de emular los procesos de carga y descarga al tiempo que se miden el voltaje en bornes y la corriente de la batería. Se ha buscado que dichas medidas sean precisas para realizar mediciones tras los periodos de reposo. Consta de los siguientes elementos (véase Fig. 5):

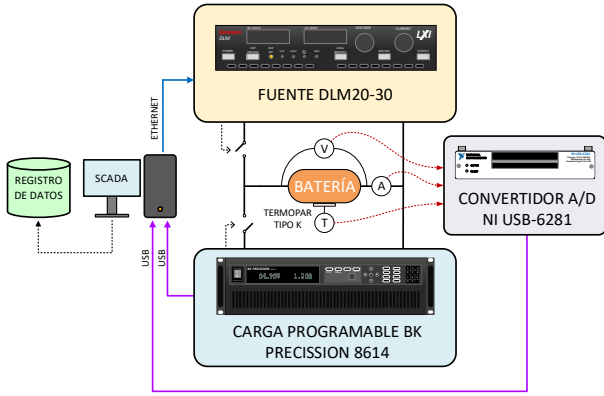


Figura 5: Diagrama del equipo experimental utilizado.

- Una fuente de tensión programable para generar perfiles de voltaje para la carga de la batería.
- Carga electrónica programable para disipar potencia eléctrica emulando la descarga.
- Tarjeta de conversión analógico-digital (A/D) de 16 bits para obtener medidas precisas de las variables eléctricas y de la temperatura.
- Ordenador de sobremesa con Labview para enviar consignas a fuente y carga y para leer y almacenar señales con un tiempo de muestreo programable.

4.1. Ensayos

En los ensayos se combinan dos perfiles de descarga, un perfil de carga y diversas opciones para \widehat{SOC}_0 . Se busca en cada caso caracterizar el método de estimación de carga. Dado que el EK combina los métodos de basados en voltaje en bornes y en conteo amperimétrico se va a realizar la valoración de dicho método. La tabla 1 presenta los parámetros más importantes de cada ensayo identificado con una letra de A a F. En todos los casos se parte del \widehat{SOC}_0 indicado, se aplica el EK y luego el EKTI. Debido a las condiciones de los ensayos se sabe que para la trayectoria T1 $SOC(t_0) \approx 70$ mientras que para la trayectoria T2 $SOC(t_0) \approx 85$. Se ha de recordar que en un caso de uso normal del método EK en un VE no se dispone de estas aproximaciones por lo que el valor \widehat{SOC}_0 usado por el EK puede diferir considerablemente. Continuando con la Tabla 1, se indica también el tiempo de muestreo que en un caso real puede variar de 0.5 (s) a 5 (s). El valor SOC estimado para el instante t_0 tras el EKTI se incluye en la tabla 1 en la quinta columna. Se ha de comentar que el valor obtenido $\widehat{SOC}^i(t_0)$ es robusto frente a variaciones en \widehat{SOC}_0 . Esto contrasta con el caso de aplicar únicamente el EK como se muestra en la figura 8. En los casos analizados se observa que el SOC estimado difiere bastante según se trate de la estimación inicial (tiempo normal) o de la estimación a posteriori (tiempo inverso).

Analizando ahora las gráficas de 8, puede verse que, a pesar de los valores extremos usados para \widehat{SOC}_0 , el EK corrige rápidamente la estimación como puede verse observando la curva de SOC^d en los instantes iniciales de cada caso. Esto se debe al uso que hace el EK de $\widehat{SOC}^i(k)$. Esta corrección inicial es beneficiosa, pero es demasiado dependiente del voltaje

de vacío. Esto es así porque $\widehat{SOC}^i(k)$ se basa en la curva de la figura 3 que es un resultado experimental sujeto a variaciones para cada batería individual.

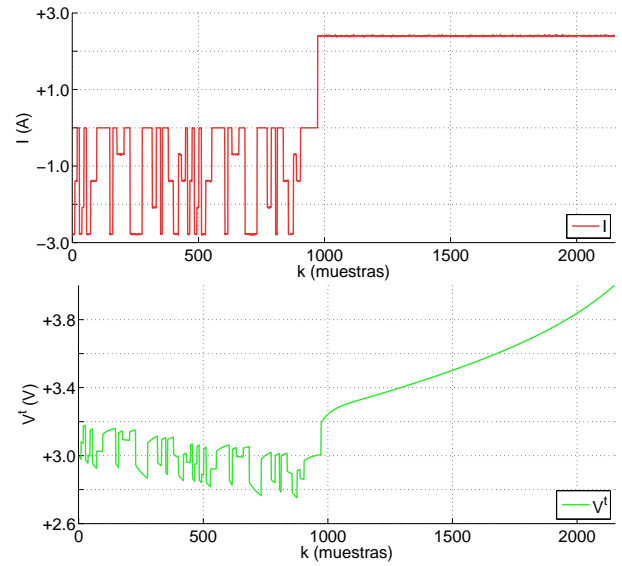


Figura 6: Trayectorias T1 de intensidad (arriba) y tensión en bornes (abajo) usadas en los experimentos A, B, C y D.

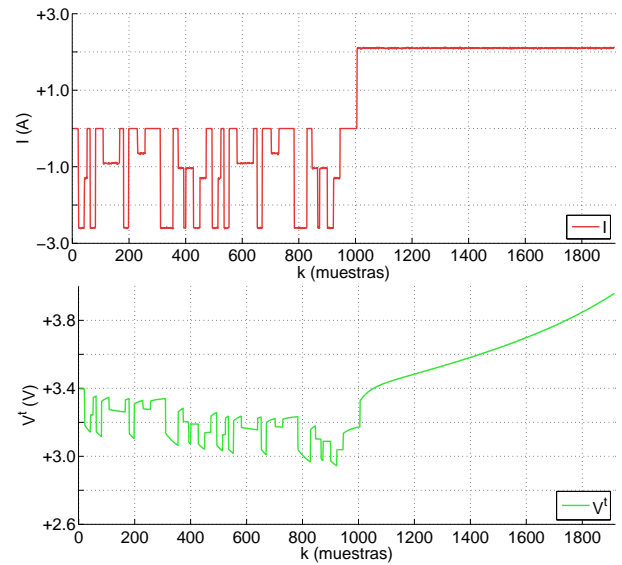


Figura 7: Trayectorias T2 de intensidad (arriba) y tensión en bornes (abajo) usadas en los experimentos E y F.

En todo caso, el método propuesto permite validar la estimación de SOC proporcionada por el EK para $t = t_0$ pues ésta es bastante independiente del valor \widehat{SOC}_0 utilizado.

5. Conclusiones

El trabajo pone de manifiesto la necesidad de evaluar las estimaciones de estado de carga de manera distinta a la práctica actual. En los experimentos realizados se ha constatado que los valores predichos para V^i tienen muy poco error en todos los casos, lo cual deja bien claro que V^i no es un buen indicador del SOC. La estimación a posteriori mediante EKTI es un paso en este sentido.

Tabla 1: Parámetros de los ensayos realizados y SOC tras EKTI

Caso	\widehat{SOC}_0 (%)	T_m (s)	Trayec- toria	$\widehat{SOC}^i(t_0)$ (%)
A)	45	2.0	T1	68.2
B)	95	2.0	T1	68.2
C)	45	0.5	T1	68.5
D)	95	0.5	T1	68.6
E)	99	2.0	T2	84.5
F)	10	2.0	T2	84.4

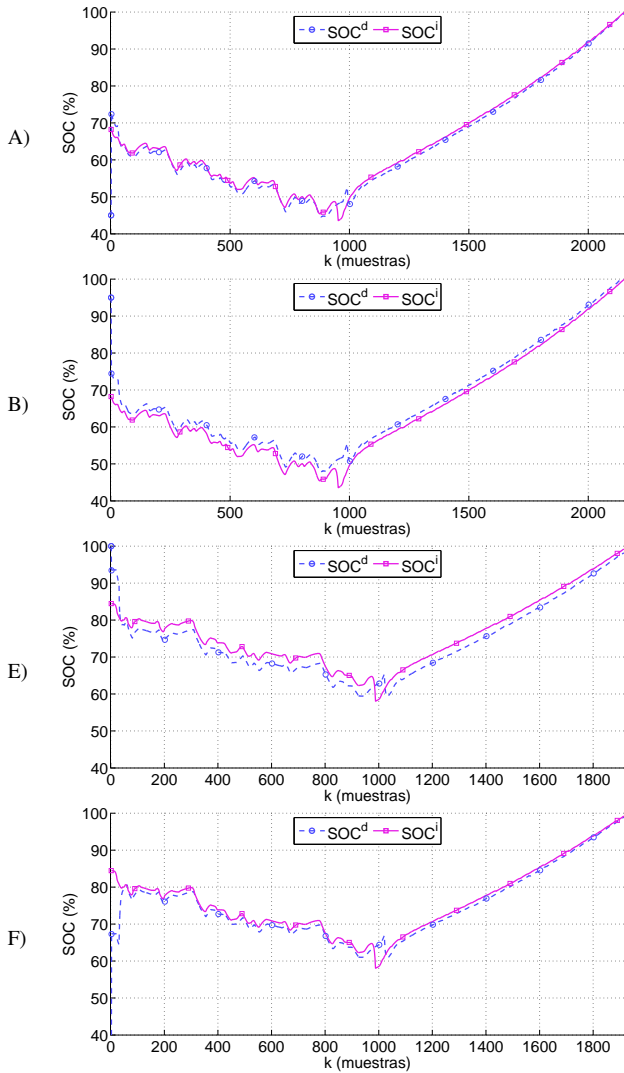


Figura 8: Trayectorias de la estimación de SOC mediante EK y EKTI para los casos A, B, D y F.

Agradecimientos

El trabajo presentado forma parte del proyecto TED2021-129558B-C22 que está financiado con fondos de MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y de “European Union NextGenerationEU/PRTR” y del proyecto I+D+i/PID2021-125189OB-I00, financiado con fondos de MCIN/AEI/10.13039/501100011033/ por “ERDF A way of making Europe”.

Referencias

Agarwal, V., Uthaichana, K., DeCarlo, R. A., Tsoukalas, L. H., 2010. Development and validation of a battery model useful for discharging and charging power control and lifetime estimation. *IEEE Transactions on Energy Conversion* 25 (3), 821–835.
DOI: 10.1109/TEC.2010.2043106

Arahal, M. R., Barrero, F., Satué, M. G., Bermúdez, M., 2023. Fast finite-state predictive current control of electric drives. *IEEE Access* 11, 12821–12828.
DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3240573

Arahal, M. R., Berenguel, M., Rodríguez, F., 2006. *Técnicas de predicción con aplicaciones en Ingeniería*. Universidad de Sevilla.

Clemente, A., Montiel, M., Barreras, F., Lozano, A., Costa-Castelló, R., 2023. Experimental validation of a vanadium redox flow battery model for state of charge and state of health estimation. *Electrochimica Acta* 449, 142117.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.electacta.2023.142117>

Coleman, M., Lee, C. K., Zhu, C., Hurley, W. G., 2007. State-of-charge determination from EMF voltage estimation: Using impedance, terminal voltage, and current for lead-acid and lithium-ion batteries. *IEEE Transactions on industrial electronics* 54 (5), 2550–2557.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2007.899926>

Colodro, F., Mora, J., Barrero, F., Arahal, M., Martínez-Heredia, J., 2024. Analysis and simulation of a novel speed estimation method based on oversampling and noise shaping techniques. *Results in Engineering* 21, 101670.
DOI: 10.1016/j.rineng.2023.101670

Eltoumi, F., Badji, A., Becherif, M., Ramadan, H., 2018. Experimental identification using equivalent circuit model for lithium-ion battery. *International Journal of Emerging Electric Power Systems* 19 (3), 20170210.
DOI: <https://doi.org/10.1515/ijeeps-2017-0210>

Gómez, F., Yebra, L., Giménez, A., Torres-Moreno, J., 2019. Modelado de baterías para aplicación en vehículos urbanos eléctricos ligeros. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 16 (4), 459–466.
DOI: <https://doi.org/10.4995/riai.2019.10609>

Gómez, J., Chicaiza, W. D., Escaño, J. M., Bordons, C., 2023. Energy demand management in an industrial manufacturing plant using MPC and neuro-fuzzy models. *IFAC-PapersOnLine* 56 (2), 8738–8743.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.10.057>

How, D. N., Hannan, M., Lipu, M. H., Ker, P. J., 2019. State of charge estimation for lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods: A review. *Ieee Access* 7, 136116–136136.
DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2942213

Kolluri, S., Aduru, S. V., Pathak, M., Braatz, R. D., Subramanian, V. R., 2020. Real-time nonlinear model predictive control (NMPC) strategies using physics-based models for advanced lithium-ion battery management system (BMS). *Journal of The Electrochemical Society* 167 (6), 063505.
DOI: 10.1149/1945-7111/ab7bd7

Kumar, R. R., Bharatiraja, C., Udhayakumar, K., Devakirubakaran, S., Sekar, S., Mihet-Popa, L., 2023. Advances in batteries, battery modeling, battery management system, battery thermal management, SOC, SOH, and charge/discharge characteristics in EV applications. *IEEE Access*.

Martí-Flores, M., Cecilia, A., Costa-Castelló, R., 2023. Modelling and estimation in lithium-ion batteries: A literature review. *Energies* 16 (19), 6846.
DOI: <https://doi.org/10.3390/en16196846>

Piller, S., Perrin, M., Jossen, A., 2001. Methods for state-of-charge determination and their applications. *Journal of power sources* 96 (1), 113–120.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00560-2](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00560-2)

Puleston, T., Cecilia, A., Costa-Castelló, R., Serra, M., 2023. Vanadium redox flow batteries real-time state of charge and state of health estimation under electrolyte imbalance condition. *Journal of Energy Storage* 68, 107666.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107666>

Tian, N., Fang, H., Chen, J., Wang, Y., 2020. Nonlinear double-capacitor model for rechargeable batteries: Modeling, identification, and validation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 29 (1), 370–384.

Wang, Y., Tian, J., Sun, Z., Wang, L., Xu, R., Li, M., Chen, Z., 2020. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 131, 110015.

Yu, Q., Dai, L., Xiong, R., Chen, Z., Zhang, X., Shen, W., 2022. Current sensor fault diagnosis method based on an improved equivalent circuit battery model. *Applied Energy* 310, 118588.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118588>

Zhou, W., Zheng, Y., Pan, Z., Lu, Q., 2021. Review on the battery model and SOC estimation method. *Processes* 9 (9), 1685.
DOI: <https://doi.org/10.3390/pr9091685>