

Utilización del filtro de Kalman extendido para predecir el estado de salud del convertidor

Miguel Fernandez
Sistemas Electrónicos de Alimentación
Universidad de Oviedo
Gijón, España
fernandezcosmiguel@uniovi.es

Jose Antonio Fernandez
Sistemas Electrónicos de Alimentación
Universidad de Oviedo
Gijón, España
fernandezalvantonio@uniovi.es

Manuel Arias
Sistemas Electrónicos de Alimentación
Universidad de Oviedo
Gijón, España
ariasmanuel@uniovi.es

Pablo Fernandez
Sistemas Electrónicos de Alimentación
Universidad de Oviedo
Gijón, España
fernandezmiapablo@uniovi.es

Jesus Oliver
Power Management and Distribution
Agencia Espacial Europea
Noordwijk, Países Bajos
jesus.oliver@esa.int

Pablo Zumel
Sistemas Electrónicos de Potencia
Universidad Carlos III de Madrid
Leganés, España
pzumel@ing.uc3m.es

Resumen—En determinados sistemas de potencia se requieren niveles elevados de fiabilidad en sus componentes para no comprometer el resto del sistema. Con esto en mente, se presenta un método no invasivo de monitorización de salud que estima la resistencia parasita del convertidor. El método propuesto se basa en el uso de un filtro de Kalman extendido. Utilizando solo mediciones de control del convertidor, como la corriente de la bobina, tensiones de entrada y salida y la salida del lazo de control, el ciclo de trabajo, se demuestra que es posible detectar un aumento en la resistencia parasita en el convertidor y, por lo tanto, en la R_{on} de los MOSFET de conmutación. La implementación ha sido validada a través de simulación y experimentalmente.

Palabras clave—DCDC, filtro de Kalman extendido

I. INTRODUCCIÓN

En sistemas de potencia críticos, como los utilizados en sistemas espaciales, garantizar un alto nivel de fiabilidad es crucial. Cualquier fallo puede poner en peligro otros sistemas o incluso la misión completa. De todos los componentes, los dispositivos de conmutación son los elementos más propensos a fallar [1]. Antes de dicho fallo, un MOSFET experimentará un aumento progresivo en su resistencia R_{on} [2]. El límite antes del fallo total generalmente se considera un incremento del 12% con respecto al valor nominal [3]. Agregar circuitos adicionales para medir R_{on} no es deseable, ya que introduce más elementos susceptibles de fallo, además de incrementar los costes asociados. Por lo tanto, se prefieren métodos no invasivos que puedan estimar el valor de la R_{on} a partir de las señales normalmente utilizadas para controlar el convertidor.

El filtro de Kalman y sus variaciones para entornos no lineales, como el filtro de Kalman extendido (EKF), son técnicas que estiman el estado de un sistema dinámico a partir de mediciones ruidosas. El procedimiento consiste, primero, en un paso de predicción que propaga la estimación del estado. Luego, se realiza un paso de corrección donde la estimación se corrige al recibir una nueva medición de los estados. Sus ámbitos de aplicación son variados [4], [5]. Dentro de la electrónica de potencia, su uso ha estado más restringido al control de motores [6] o para determinar el estado de carga de baterías [7]. También se han usado como estimadores cuando el uso de sensores es difícil [8]. Aplicaciones centradas en la estimación de parámetros en convertidores se han propuesto en [9] y [10]. Estimaciones basadas en R_{on} se hacen en [11], pero utilizando el modelo promediado en convertidores en lazo abierto.

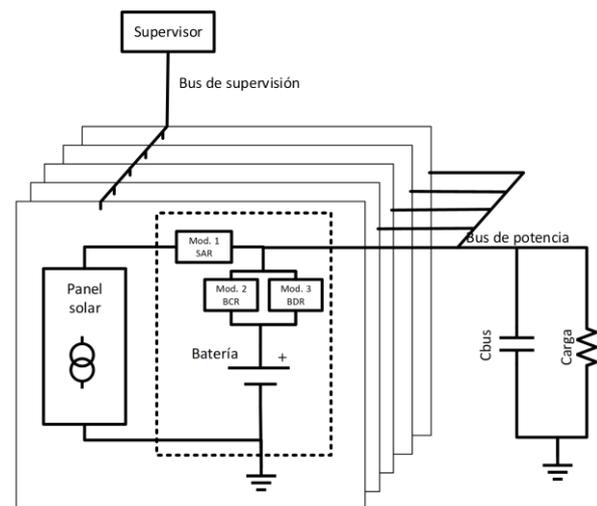


Figura 1. Diagrama de bloques

El caso de estudio de este trabajo son los sistemas de potencia satelitales modulares, donde varios convertidores en paralelo regulan la tensión del bus [12], siguiendo el diagrama de bloques de la Figura 1. Cada uno de estos convertidores actúa como una fuente de corriente. De esta manera, se implementa un método de pronóstico para predecir cuándo uno de los módulos va a fallar basándose en la predicción del valor de la resistencia R_{on} de los elementos de conmutación, permitiendo extraer menos potencia del módulo y extender su vida útil. Aunque es una aplicación muy específica, se propone una metodología general y el sistema de estimación propuesto podría adaptarse a casi cualquier convertidor DC/DC controlado.

Este artículo se organiza en las siguientes secciones. La sección II analiza el funcionamiento del convertidor elevador utilizado. La sección III se centra en la aplicación del filtro de Kalman extendido a dicho convertidor. En la sección IV se recogen los resultados experimentales obtenidos. Finalmente, la sección V incluye las principales conclusiones de este trabajo.

II. CONVERTIDOR ELEVADOR

El convertidor analizado en este caso es el convertidor elevador, siguiendo el esquema de la Figura 2. Dada la naturaleza del caso de estudio (convertidores modulares en paralelo que regulan una misma salida) se considera que la

tensión de salida V_o es una fuente de tensión constante. Este conjunto de convertidores está controlado digitalmente, haciendo que el valor medio de la corriente I_L que circula por la bobina de valor L sea igual al valor de una corriente de referencia I_{ref} . El valor de las resistencias en conducción de los elementos de conmutación R_{on} , así como del resto de elementos parásitos del circuito, están contenidos en la resistencia r_l . Esta resistencia parásita es el parámetro que se estima y que sirve de base para detectar cambios en la R_{on} . Además, se muestrea un segundo valor de corriente por la bobina denominado I_{rip} , tomado durante el mismo período T_s , como se muestra en la Figura 3. Esto sirve para detectar cambios en el rizado de la corriente que circula por la bobina que puedan indicar cambios en la r_l . La diferencia entre las dos muestras de corriente I_{ref} e I_{rip} da lugar al estado observable Δi , utilizado por el EKF para obtener un segundo estado no observable que contiene la predicción de r_l .

Teniendo en cuenta que el convertidor tiene dos estados de conmutación, durante $d \cdot T_s$ cuando el interruptor $M1$ está abierto, y durante $(1 - d) \cdot T_s$ cuando $M1$ está cerrado, la descripción en espacio de estados del sistema es

$$[\dot{\Delta i}] = A \cdot [\Delta i] + B \cdot \begin{bmatrix} V_{in} \\ V_o \\ I_{ref} \end{bmatrix} \quad (1)$$

donde

$$A = -\frac{r_l}{L} \quad (2)$$

$$B = \begin{cases} \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 & -\frac{r_l}{L} \end{bmatrix} & \text{cuando } 0 < t < d \cdot T_s \\ \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & -\frac{1}{L} & -\frac{r_l}{L} \end{bmatrix} & \text{cuando } d \cdot T_s < t < T_s \end{cases} \quad (3)$$

siendo d el ciclo de trabajo del convertidor.

Esta descripción en espacio de estados sirve para determinar la función de estado que posteriormente se emplea en el EKF para realizar la predicción de los estados.

A. Propagación de los estados

Como se ha comentado previamente, el sistema consta de dos estados. Uno observable, Δi , que contiene la diferencia entre el valor de corriente usado para la referencia del control

I_{ref} y una segunda muestra I_{rip} , y uno no observable, la resistencia parásita r_l . Es lo que se denomina un estado aumentado. Este estado aumentado carece de dinámica, por lo que $\dot{r}_l = 0$.

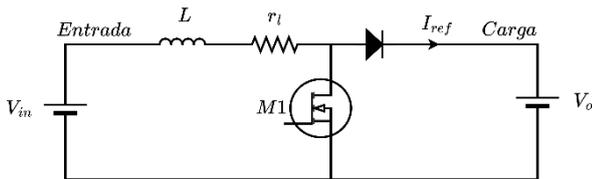


Figura 2. Convertidor elevador

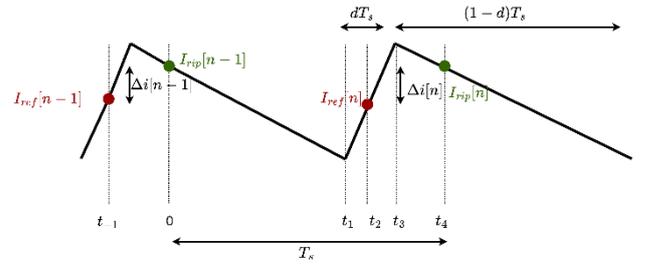


Figura 3. Rizado de corriente por la bobina

Para conocer cómo un estado evoluciona en el siguiente período de conmutación es necesario propagarlo durante un ciclo de reloj T_s , basándose en

$$\Delta i(T_s) = e^{-\frac{r_l}{L}T_s} \cdot \Delta i(0) + \int_0^{T_s} e^{-\frac{r_l}{L}(T_s-\tau)} \cdot B(\tau) \cdot \begin{bmatrix} V_{in} \\ V_o \\ I_{ref} \end{bmatrix} d\tau \quad (4)$$

Como se puede ver en la , si se toma como referencia temporal la muestra anterior $I_{rip}[n-1]$ que permite calcular el valor de $\Delta i[n-1]$, el estado cambia en los instantes t_1 y t_3 . Por tanto, la evolución temporal hasta la nueva muestra en el instante t_4 es

$$\Delta i(t_1) = e^{-\frac{r_l}{L}t_1} \cdot \Delta i(0) + \left[\frac{V_{in}}{r_l} - I_{ref} - \frac{V_o}{r_l} \right] \cdot \left[1 - e^{-\frac{r_l}{L}t_1} \right] \quad (5)$$

$$\Delta i(t_3) = e^{-\frac{r_l}{L}(t_3-t_1)} \cdot \Delta i(t_1) + \left[\frac{V_{in}}{r_l} - I_{ref} \right] \cdot \left[1 - e^{-\frac{r_l}{L}(t_3-t_1)} \right] \quad (6)$$

$$\Delta i(t_4) = e^{-\frac{r_l}{L}(t_4-t_3)} \cdot \Delta i(t_3) + \left[\frac{V_{in}}{r_l} - I_{ref} - \frac{V_o}{r_l} \right] \cdot \left[1 - e^{-\frac{r_l}{L}(t_4-t_3)} \right] \quad (7)$$

Utilizando la aproximación $e^{-\frac{r_l}{L}T_s} \approx 1 - \frac{r_l}{L} \cdot T_s$,

$$\Delta i(t_4) = \left(1 - \frac{r_l}{L}t_4 \right) \Delta i(0) + t_4 \left(\frac{V_{in}}{L} - I_{ref} \frac{r_l}{L} - \frac{V_o}{L} \right) + (t_3 - t_1) \frac{V_o}{L} \quad (8)$$

Si se tiene en cuenta que $t_4 = T_s$ y $t_3 - t_1 = d \cdot T_s$,

$$\Delta i(T_s) = \left(1 - \frac{r_l}{L}T_s \right) \Delta i(0) + \left(\frac{V_{in}}{L} + \frac{V_o}{L}(d-1) \right) T_s - I_{ref} \frac{r_l}{L}T_s \quad (9)$$

La ecuación (9) da el valor de la siguiente muestra de Δi , constituyendo parte de la función de transición de estado $F(X[n], U[n])$.

III. DESARROLLO DEL EKF

De esta manera se puede definir el EKF donde los estados son

$$X[n] = \begin{bmatrix} \Delta i[n] \\ r_l[n] \end{bmatrix} \quad (10)$$

Las variables de entrada son

$$U[n] = \begin{bmatrix} V[n] \\ I_{ref}[n] \end{bmatrix} \quad (11)$$

donde

$$V[n] = V_{in}[n] - (1 - d[n]) \cdot V_o[n] \quad (12)$$

La función de estado $F(X[n], U[n]) = X[n+1]$ es

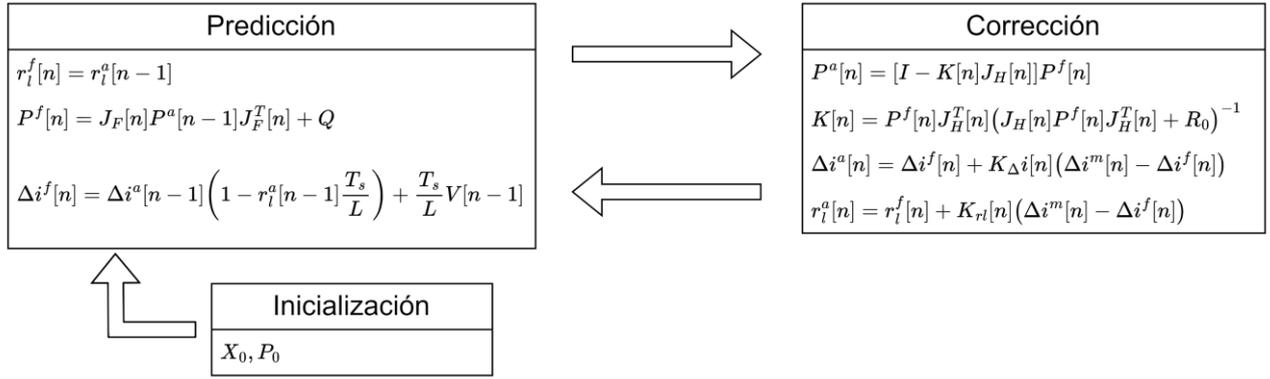


Figura 5. Algoritmo para el Filtro de Kalman Extendido

$$F(X[n], U[n]) = \left[\begin{array}{c} \left(1 - \frac{r_l}{L}[n] \cdot T_s\right) \Delta i[n] + (V[n]) \cdot \frac{T_s}{L} - I_{ref}[n] \cdot \frac{r_l}{L} \cdot T_s \\ r_l[n] \end{array} \right] \quad (13)$$

La matriz de mediciones $H(X[n])$ representa cómo es el estado visto desde el sensor que realiza las mediciones. En este caso es

$$H(X[n]) = \Delta i[n] \quad (14)$$

Como el sistema es no lineal, el EKF linealiza la función de transición de estados respecto al estado anterior, lo que implica que es necesaria calcular la matriz jacobiana

$$J_F[n] = \frac{\partial F[n]}{\partial X[n]} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Delta i[n]}{\partial \Delta i[n]} & \frac{\partial \Delta i[n]}{\partial r_l[n]} \\ \frac{\partial r_l[n]}{\partial \Delta i[n]} & \frac{\partial r_l[n]}{\partial r_l[n]} \end{bmatrix} \quad (15)$$

De igual manera, la matriz jacobiana de la matriz de mediciones es

$$J_H[n] = \frac{\partial H[n]}{\partial X[n]} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Delta i[n]}{\partial \Delta i[n]} & \frac{\partial \Delta i[n]}{\partial r_l[n]} \end{bmatrix} \quad (16)$$

Estos jacobianos sirven para predecir la covarianza de los estados.

Las matrices de covarianza del error del proceso Q y de la medida R modelan el ruido presente en todo el sistema. En el caso de Q indica el error presente en el proceso, es decir, la evolución dinámica del sistema. La diagonal de esta matriz indica la varianza de cada una de las variables de estado. Estos valores habitualmente se determinan empíricamente [13] - [15]. Esta matriz permite conocer cuánto es la confianza en los valores predichos y modelar la incertidumbre que introduce el sistema. Para este caso es

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{\Delta i \Delta i} & Q_{\Delta i r_l} \\ Q_{r_l \Delta i} & Q_{r_l r_l} \end{bmatrix} \quad (17)$$

De igual modo, la matriz de covarianza de las medidas R modela el ruido presente en el sensor. Su principal función es determinar el peso de las medidas en la estimación del estado. De manera similar a Q , su caracterización es mediante métodos empíricos o a través de procesos de calibración. Para este caso, es

$$R = R_0 \quad (18)$$

donde R_0 es el error del sensor. La matriz de covarianza P indica la confianza que se tiene en las estimaciones de los estados del EKF en un determinado momento. Esta matriz se va actualizando en cada iteración en la etapa de predicción, incorporando el error del proceso (matriz Q). En la etapa de corrección, P se ajusta más aun añadiendo información de las medidas a través de la ganancia Kalman.

De esta manera, se puede iniciar el proceso iterativo del EKF, de: inicialización, predicción y corrección de valores. La Figura 4 muestra el proceso iterativo de este algoritmo.

A. Inicialización

El EKF requiere una estimación de los estados iniciales X_0 además de la matriz de covarianzas P_0 que indique la certeza en dicha estimación. Estos valores pueden ser obtenidos por simulación. Entonces

$$X_0 = \begin{bmatrix} \Delta i_0 \\ r_{l0} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} P_{\Delta i \Delta i, 0} & P_{\Delta i r_l, 0} \\ P_{r_l \Delta i, 0} & P_{r_l r_l, 0} \end{bmatrix} \quad (20)$$

El EKF tiene como objetivo predecir los valores de los estados $\Delta i^f[n]$ y $r_l^f[n]$ a partir de las muestras corregidas del anterior ciclo $\Delta i^a[n-1]$ y $r_l^a[n-1]$. Como $\Delta i^m[n] = I_{ref}[n] - I_{rip}[n]$, este estado se usará para corregir las predicciones con la ganancia Kalman. En este estudio se supone que el EKF trabaja en estado estacionario, lo que implica que las variables de entrada (V_o, I_{ref}, V_{in}) no cambian durante un período de conmutación. El estado Δi tiene un comportamiento dinámico que depende de V_{in}, V_o, I_{ref} , ciclo de trabajo d y estado r_l .

B. Predicción

En este paso el EKF hace predicciones de los estados $\Delta i^f[n]$ y $r_l^f[n]$ y de la matriz de covarianzas $P^f[n]$, a partir de la matriz de los estados corregidos anteriores del instante anterior, donde

$$\Delta i^f[n] = \Delta i^a[n-1] \cdot \left(1 - r_l^a[n-1] \cdot \frac{T_s}{L}\right) + \frac{T_s}{L} V[n-1] - I_{ref}[n-1] \cdot \frac{T_s}{L} r_l^a[n-1] \quad (21)$$

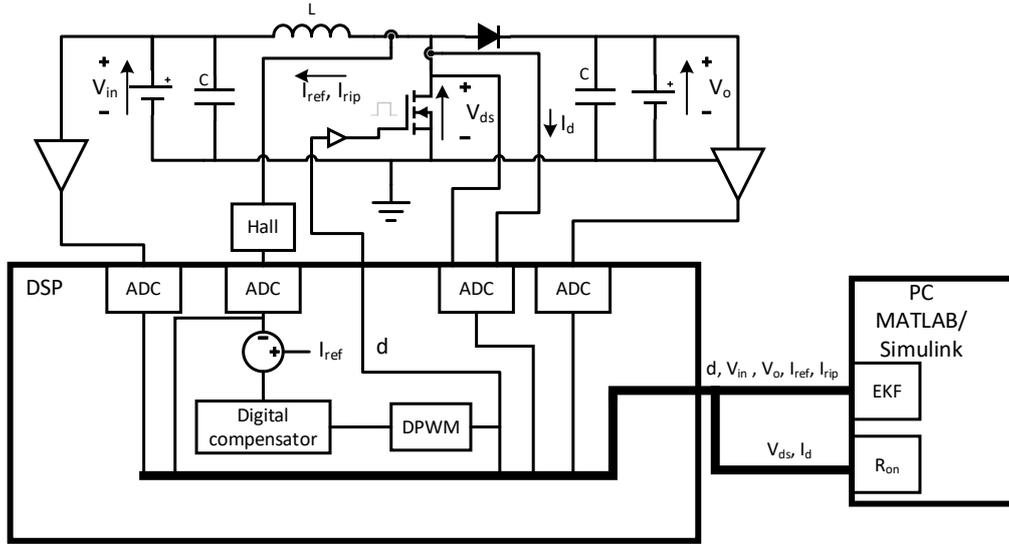


Figura 7. Diagrama de bloques

$$r_i^f[n] = r_i^a[n-1] \quad (22)$$

La predicción de la matriz de covarianza se hace a partir del jacobiano de $J_F[n]$, donde

$$P^f[n] = J_F[n] \cdot P^a[n-1] \cdot J_F^T[n] + Q \quad (23)$$

C. Corrección

En esta etapa se calcula la ganancia Kalman a partir de la matriz de covarianzas predicha $P^f[n]$. Así,

$$K[n] = P^f[n] \cdot J_H^T[n] \cdot (J_H[n] \cdot P^f[n] \cdot J_H^T[n] + R_0)^{-1} \quad (24)$$

Los valores de la matriz de covarianza $P^a[n]$ son actualizados para corregir los valores estimados con información de las medidas mediante

$$P^a[n] = (I - K[n] \cdot J_H[n]) \cdot P^f[n] \quad (25)$$

En esta etapa la media de los estados es también corregida mediante la ganancia Kalman y la diferencia entre la medida realizada y la predicha. Por tanto,

$$\Delta i^a[n] = \Delta i^f[n] + K_{\Delta i}[n] \cdot (\Delta i^m[n] - \Delta i^f[n]) \quad (26)$$

$$r_i^a[n] = r_i^f[n] + K_{r_i}[n] \cdot (\Delta i^m[n] - \Delta i^f[n]) \quad (27)$$

IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

En esta sección se recogen los resultados obtenidos experimentalmente. La validación se ha realizado con un convertidor elevador sobre el que se capturan los valores de tensiones de entrada y salida, ciclos de trabajo y corrientes por la bobina. Además, este convertidor incluye circuitería adicional para medir las tensiones y corrientes del MOSFET de conmutación y, por ende, la R_{on} , para su comparación con los valores estimados. La adquisición de todos estos datos se realiza mediante un DSP TMS320F28379 de Texas Instruments, que también se encarga del control del convertidor, siendo en este caso control modo corriente, donde la corriente media por la bobina está fijada a 2.5 A. El sensado de las corrientes se hace con sensores Hall, concretamente los

modelos ACS730 de Allegro Microsystems, con un ancho de banda de 1 MHz.

Estos datos, junto con los de tensión y corriente del MOSFET de conmutación, son enviados posteriormente a un equipo externo que contiene el modelo en MATLAB Simulink del EKF. El diagrama de bloques de la implementación experimental se muestra en la Figura 6., mientras que el setup experimental se muestra en la Figura 5. El MOSFET seleccionado es el SPP20N60S5 con una R_{on} de 0.19 mΩ. Se ha elegido una frecuencia de conmutación de 10 kHz para evitar pérdidas durante el envío de datos al equipo con MATLAB. Otros parámetros de interés utilizados en la experimentación están recogidos en la Tabla 1.

La Figura 9 muestra los datos utilizados como entrada para el EKF. Se tiene una tensión de salida fija V_o de 30 V, una tensión de entrada V_{in} que está en el rango de 15-17 V, las muestras de corriente por la bobina I_{ref} e I_{rip} , siendo I_{ref} la corriente de referencia para el control, y un ciclo de trabajo d . Con estos datos se produce la predicción de la diferencia entre las dos muestras de corriente por la bobina $\Delta i_{(est)}$ frente al valor real Δi , y el estado aumentado $r_{i(est)}$ correspondiente a la resistencia parasita del sistema, frente al valor real R_{on} .

Tabla 1. Parámetros del circuito

Parámetro	Descripción
V_{in}	15 V
V_o	30 V
I_{ref}	2.5 A
f_s	10 kHz
L	275 μH
Incremento R_{on}	10%

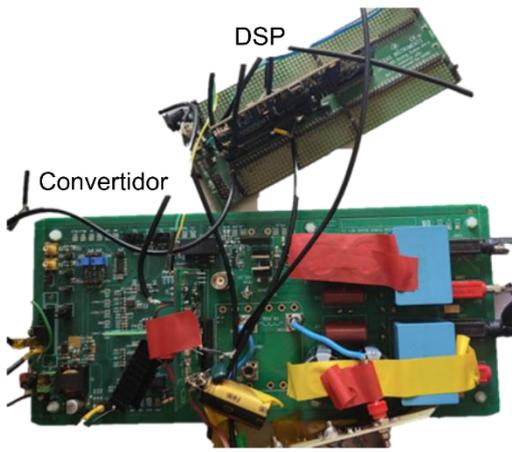


Figura 8. Setup experimental

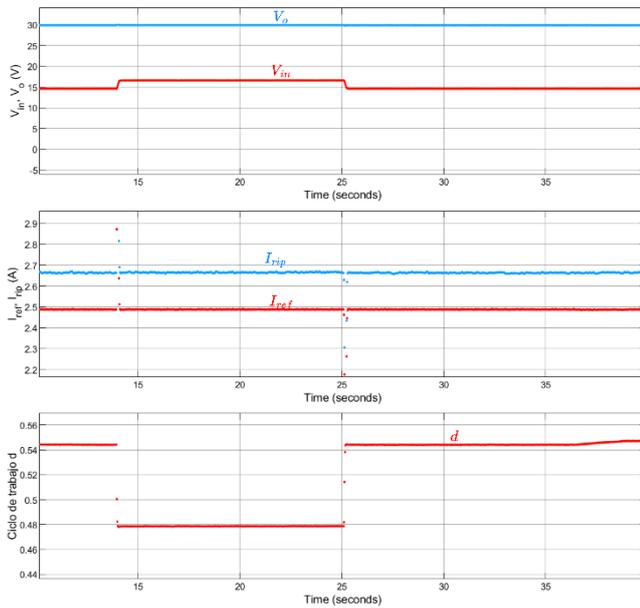


Figura 9. Entradas del EKF

En la Figura 10 se evalúa la detección del incremento de la resistencia en conducción del MOSFET de conmutación. En este caso, a partir de los 35 s se varía la tensión de alimentación del driver, hecho que hace que aumente la R_{on} . Esto se ve en la estimación dada por el EKF, que predice un incremento en la resistencia parásita $r_{l(est)}$ que recoge, entre otros a la R_{on} , lo cual permite detectar un incremento en alguna de las resistencias parásitas del sistema. Dicho incremento es del 10 %, implicando un MOSFET envejecido al borde del fallo.

A. Implementación hardware

Se han analizado los elementos del filtro de Kalman extendido de tal manera que su implementación no incurra en un coste computacional excesivo. Así, el desglose de la utilización de recursos se muestra en la Tabla 2. La Figura 9 muestra la implementación sobre Simulink del filtro.

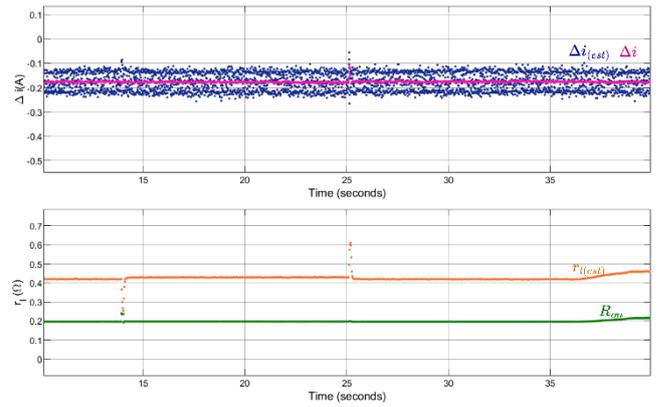


Figura 10. Estimaciones del EKF

Tabla 2. Utilización de recursos

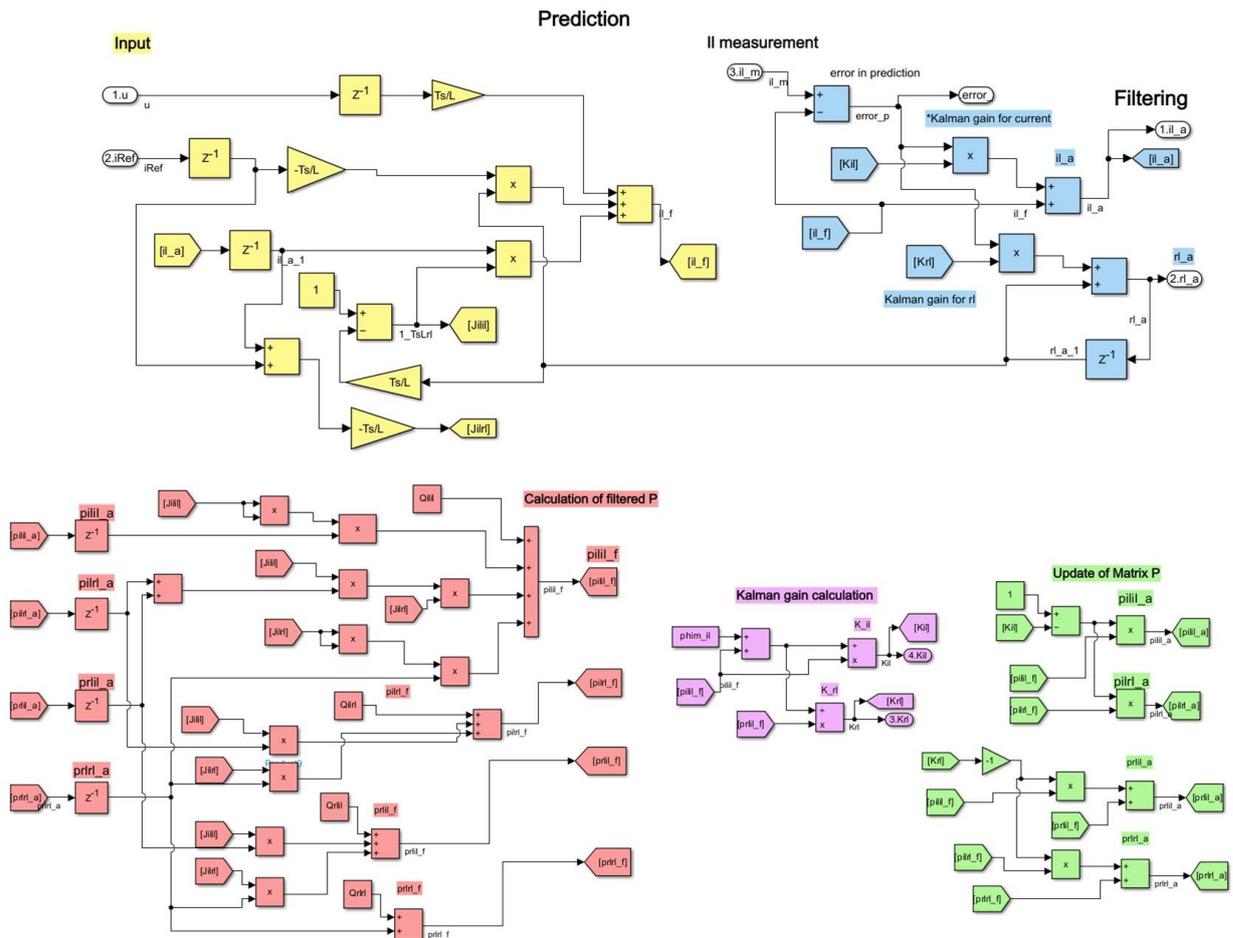
Registros	8
Sumadores	23
Multiplificaciones	19
Divisores	2

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta un método para predecir incrementos en la resistencia en conducción R_{on} de los MOSFET de conmutación presentes en convertidores de potencia con el objetivo de alargar su vida útil. Este método se basa en la utilización de un filtro de Kalman extendido a partir de métodos no invasivos. A partir de medidas de tensión de entrada V_{in} , tensión de salida V_o , corriente que circula por la bobina I_{ref} e I_{rip} , y ciclo de trabajo d es posible obtener una predicción de la resistencia parásita r_l . De manera general, en condiciones normales, cambios en esta r_l supondrán un aumento en la resistencia en conducción R_{on} del MOSFET de conmutación. La validación de este método se ha realizado experimentalmente empleando un convertidor elevador con 15 V de tensión de entrada y 30 V de tensión de salida, comparando la salida aumentada del filtro de Kalman extendido, que representa a la resistencia parásita del circuito r_l , con la medida de la R_{on} del MOSFET de conmutación, y se ha incrementado artificialmente este valor de la R_{on} cambiando la tensión de alimentación del driver. El cálculo del EKF se ha realizado a través de la herramienta MATLAB que procesa los datos recogidos en un equipo externo. Los resultados permiten determinar un incremento de la resistencia parásita del sistema acorde al incremento de la R_{on} del MOSFET de conmutación, lo cual resultaría suficiente para poder determinar que el MOSFET ha tenido un envejecimiento prematuro. También se ha diseñado una versión que emplea registros, sumas y multiplicaciones para facilitar su implementación sobre microcontroladores o FPGAs sin suponer un excesivo coste computacional.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha recibido financiación de la Consejería de Ciencia, Innovación y Universidad del Principado de Asturias a través de la beca Severo Ochoa para investigadores predoctorales BP21-207 y del Gobierno de España a través de PID2021-127707OB-C21.



REFERENCIAS

- [1] L. Ferreira Costa and M. Liserre, "Failure Analysis of the dc-dc Converter: A Comprehensive Survey of Faults and Solutions for Improving Reliability," *IEEE Power Electron. Mag.*, vol. 5, no. 4, pp. 42–51, Dec. 2018, doi: 10.1109/MPEL.2018.2874345.
- [2] J. R. Celaya, A. Saxena, S. Saha, V. Vashchenko, and K. Goebel, "Prognostics of power MOSFET," in *2011 IEEE 23rd International Symposium on Power Semiconductor Devices and ICs*, San Diego, CA, USA: IEEE, May 2011, pp. 160–163. doi: 10.1109/ISPSD.2011.5890815.
- [3] S. Dusmez, M. Bhardwaj, L. Sun, and B. Akin, "In Situ Condition Monitoring of High-Voltage Discrete Power MOSFET in Boost Converter Through Software Frequency Response Analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 12, pp. 7693–7702, Dec. 2016, doi: 10.1109/TIE.2016.2595482.
- [4] B. Chen, W.-A. Zhang, and L. Yu, "Distributed Finite-Horizon Fusion Kalman Filtering for Bandwidth and Energy Constrained Wireless Sensor Networks," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 4, pp. 797–812, Feb. 2014, doi: 10.1109/TSP.2013.2294603.
- [5] M. Lipka, E. Sippel, and M. Vossiek, "An Extended Kalman Filter for Direct, Real-Time, Phase-Based High Precision Indoor Localization," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 25288–25297, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2900799.
- [6] E. Zerdali and M. Barut, "The Comparisons of Optimized Extended Kalman Filters for Speed-Sensorless Control of Induction Motors," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 6, pp. 4340–4351, Jun. 2017, doi: 10.1109/TIE.2017.2674579.
- [7] M. Mastali, J. Vazquez-Arenas, R. Fraser, M. Fowler, S. Afshar, and M. Stevens, "Battery state of the charge estimation using Kalman filtering," *Journal of Power Sources*, vol. 239, pp. 294–307, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.03.131.
- [8] K. Haadi, A. Rajaei, M. Shahparasti, and A. Rahideh, "Sensorless Voltage Observer for a Current-Fed High Step-Up DC-DC Converter Using Extended Kalman Filter," *Electronics*, vol. 9, no. 12, p. 2066, Dec. 2020, doi: 10.3390/electronics9122066.
- [9] P. Missailidis, M. Armstrong, S. Gadoue, and M. Ahmeid, "Parameter Estimation of a DC-DC Converter Using a Kalman Filter Approach," in *7th IET International Conference on Power Electronics, Machines and Drives (PEMD 2014)*, Manchester, UK: Institution of Engineering and Technology, 2014, pp. 0339–0339. doi: 10.1049/cp.2014.0418.
- [10] F. Ounis, "Kalman filter based Model Predictive Control of Boost DC-DC power converter," 2015. Accessed: Mar. 21, 2024. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/Kalman-filter-based-Model-Predictive-Control-of-Ounis/c0d350a659869f20cb507c45b28d61f1be54564b#cite-paper>
- [11] A. Alyakhni, A. Al-Mohamad, and G. Hoblos, "Joint Estimation of MOSFET Degradation in a DC-DC Converter Using Extended Kalman Filter," in *2019 4th Conference on Control and Fault Tolerant Systems (SysTol)*, Casablanca, Morocco: IEEE, Sep. 2019, pp. 319–324. doi: 10.1109/SYSTOL.2019.8864731.
- [12] P. Zumel, M. García-Valderas, M. F. Costales, J. A. Oliver, A. Fernández, and C. Fernández, "Digital Control for a Modular System of DC/DC Converters for Primary Distribution System," in *2023 13th European Space Power Conference (ESPC)*, Elche, Spain: IEEE, Oct. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ESPC59009.2023.10298170.
- [13] J. Valappil and C. Georgakis, "Systematic estimation of state noise statistics for extended Kalman filters," *AIChE Journal*, vol. 46, no. 2, pp. 292–308, Feb. 2000, doi: 10.1002/aic.690460209.
- [14] R. Schneider and C. Georgakis, "How To NOT Make the Extended Kalman Filter Fail," *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 52, no. 9, pp. 3354–3362, Mar. 2013, doi: 10.1021/ie300415d.
- [15] R. Bos, X. Bombois, and P. M. J. Van Den Hof, "DESIGNING A KALMAN FILTER WHEN NO NOISE COVARIANCE INFORMATION IS AVAILABLE," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 38, no. 1, pp. 1275–1280, 2005, doi: 10.3182/20050703-6-CZ-1902.00213.