

Jornadas de Automática

MPC por zonas reconfigurable ante degradación de baterías en microrredes

Elio Daniel de Queiroz Segundo^{a,*}, Ascensión Zafra-Cabeza^a, Carlos Bordons^a

^aDepartamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla, Camino de los Descubrimientos s/n, 41092 Sevilla, España.

To cite this article: De Queiroz, E.D., Zafra-Cabeza, A., Bordons, C. 2026. Zone-Based Predictive Control Strategy with Dynamic Reconfiguration under Battery Degradation in Microgrids. Jornadas de Automática, 47. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13830>

Resumen

Este trabajo presenta una estrategia de control predictivo basado en modelo (MPC) tolerante a fallos, aplicada a una microrred con generación renovable y almacenamiento en baterías. La propuesta combina un controlador MPC basado en zonas de operación del estado de carga con un módulo de detección y diagnóstico de fallos (FDI). El diagnóstico compara el comportamiento medido de la batería con el calculado por un modelo de referencia, obteniendo una estimación del estado de salud (SOH). Dicha estimación activa una estrategia de reconfiguración que actualiza el modelo interno del controlador y modifica la banda admisible del estado de carga (SOC). La arquitectura se evalúa mediante simulación en escenarios con diferentes niveles de degradación. Los resultados muestran que la estrategia distingue entre escenarios con y sin activación del diagnóstico, mejora el rendimiento del controlador reconfigurado frente a la operación sin reconfiguración, y reduce las desviaciones del estado de carga respecto de la zona admisible, manteniendo satisfechas las restricciones de potencia del sistema.

Palabras clave: Control predictivo basado en modelo, Diagnóstico de fallos, Control tolerante a fallos, Reconfiguración de control, Microrredes, Almacenamiento en baterías

Zone-Based Predictive Control Strategy with Dynamic Reconfiguration under Battery Degradation in Microgrids

Abstract

This paper presents a fault-tolerant model predictive control (MPC) strategy applied to a microgrid with renewable generation and battery energy storage. The proposed approach combines a zone-based MPC controller for the battery state of charge with a fault detection and diagnosis (FDI) module. The diagnosis compares the measured battery behavior with the behavior computed by a reference model, obtaining a functional estimate of the battery state of health (SOH). This estimate activates a reconfiguration strategy that updates the internal model of the controller and modifies the admissible operating band of the state of charge (SOC). The architecture is evaluated through simulation under different battery degradation levels. The results show that the proposed strategy distinguishes between scenarios with and without diagnostic activation, improves the performance of the reconfigured controller compared with the non-reconfigured operation, and reduces the deviations of the state of charge with respect to the admissible operating zone while satisfying the power constraints of the system.

Keywords: Model predictive control, Fault diagnosis, Fault-tolerant control, Control reconfiguration, Microgrids, Battery energy storage

1. Introducción

Las microrredes con generación renovable y almacenamiento en baterías requieren estrategias de control capaces de gestionar restricciones operativas, variabilidad de genera-

ción y límites asociados al sistema de almacenamiento. En este contexto, el control predictivo basado en modelo (MPC, del inglés *Model Predictive Control*) resulta especialmente adecuado, ya que permite incorporar de forma explícita restric-

*Autor para correspondencia: edequeiroz@us.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

ciones sobre el estado de carga de la batería, la potencia intercambiada con la red y las variaciones de la acción de control (Bordons et al., 2020; Camacho et al., 2026).

Sin embargo, el rendimiento de un controlador MPC depende de la coherencia entre el modelo utilizado para la predicción y el comportamiento real del sistema. En el caso de las baterías, la degradación puede modificar la relación entre la potencia intercambiada y la evolución del estado de carga. Por tanto, un controlador parametrizado con un modelo nominal puede perder prestaciones cuando la batería opera en condiciones alejadas de las consideradas durante el diseño, lo que puede dar lugar a desviaciones más pronunciadas respecto de la zona de operación deseada (Nawaz et al., 2023).

Una forma de abordar este problema consiste en incorporar información de diagnóstico dentro del lazo de control. Para ello, puede compararse el comportamiento medido de la batería con el calculado por un modelo de referencia, obteniendo así un indicador funcional de la degradación observada (How et al., 2019). No obstante, el uso directo de residuos instantáneos puede resultar sensible al perfil de potencia, a la excitación disponible y a las condiciones de operación (Isermann, 2005). Por este motivo, en este trabajo se propone una estrategia de diagnóstico basada en una comparación dinámica con ventana deslizante, orientada a la obtención de una estimación del estado de la batería que resulte útil para la reconfiguración del controlador.

La contribución principal es una estrategia de control predictivo tolerante a fallos para una microrred con almacenamiento en baterías, que integra el diagnóstico del estado de salud del sistema de almacenamiento y la reconfiguración del controlador. La propuesta combina un MPC basado en zonas de operación con un módulo de detección y diagnóstico de fallos que evalúa la degradación de las baterías a partir de la comparación entre el comportamiento medido y el calculado por un modelo de referencia. Cuando se identifican condiciones degradadas persistentes, la reconfiguración actúa sobre el modelo interno del controlador y sobre la banda admisible del estado de carga, permitiendo adaptar la operación del sistema al estado real de las baterías (Blanke et al., 2015).

El resto del artículo se estructura del siguiente modo. La Sección 2 presenta el modelo energético de la microrred y la convención de signos utilizada. La Sección 3 describe la formulación del MPC, el módulo de diagnóstico y la estrategia de reconfiguración. La Sección 4 analiza los escenarios de simulación y los resultados obtenidos. Finalmente, la Sección 5 resume las principales conclusiones y se esbozan las líneas de trabajo futuro.

2. Modelo de la microrred

La microrred considerada está formada por generación renovable, demanda local, almacenamiento en baterías y conexión a la red eléctrica. El modelo se formula con orientación al control, de modo que el estado principal del sistema es el estado de carga de la batería, mientras que la variable manipulada por el controlador es la potencia intercambiada con la red. La potencia neta local se considera una perturbación medida y, cuando esté disponible, predicha sobre el horizonte de predicción, ya que depende de la generación renovable disponible y de la demanda local (Bordons et al., 2020). En esta

formulación, las potencias se expresan en kW, el $SO C$ en porcentaje y el $SO H$ en tanto por uno, salvo cuando se presenta como porcentaje en los escenarios de simulación.

Se adopta la convención de que la generación renovable y la demanda local se representan mediante magnitudes positivas. La potencia neta local se define como

$$P_{\text{neta}}(k) = P_{\text{gen}}(k) - P_{\text{load}}(k), \quad (1)$$

donde $P_{\text{gen}}(k)$ representa la potencia generada localmente y $P_{\text{load}}(k)$ la potencia demandada por la carga. La potencia $P_{\text{neta}}(k)$ actúa como perturbación medida del sistema y puede tomar valores positivos o negativos, según exista excedente de generación o déficit energético.

Con la convención de signos adoptada, $P_{\text{grid}}(k) > 0$ indica importación de potencia desde la red, mientras que $P_{\text{grid}}(k) < 0$ indica exportación hacia la red. De forma análoga, $P_{\text{bat}}(k) > 0$ representa descarga de la batería, suministrando potencia a la microrred, y $P_{\text{bat}}(k) < 0$ representa carga de la batería.

A partir del balance de potencia de la microrred,

$$P_{\text{load}}(k) = P_{\text{gen}}(k) + P_{\text{grid}}(k) + P_{\text{bat}}(k), \quad (2)$$

la potencia de la batería se obtiene como

$$P_{\text{bat}}(k) = -P_{\text{grid}}(k) - P_{\text{neta}}(k). \quad (3)$$

Desde la perspectiva del control, se define el estado del sistema como

$$x(k) = SO C(k), \quad (4)$$

la variable manipulada como

$$u(k) = P_{\text{grid}}(k), \quad (5)$$

y la perturbación medida como

$$w(k) = P_{\text{neta}}(k). \quad (6)$$

El modelo dinámico del estado de carga se obtiene a partir del balance energético de la batería. Con la convención adoptada, una potencia positiva de batería corresponde a descarga, por lo que produce una disminución del estado de carga. De este modo,

$$SO C(k+1) = SO C(k) - K_{\text{SOC}} P_{\text{bat}}(k), \quad (7)$$

donde K_{SOC} es el coeficiente de conversión entre potencia de batería y variación del estado de carga. Si el tiempo de muestreo, T_s , se expresa en segundos y la capacidad energética nominal de la batería C_{nom} en kWh, dicho coeficiente viene dado por

$$K_{\text{SOC}} = \frac{100 T_s}{3600 C_{\text{nom}}}. \quad (8)$$

Sustituyendo (3) en (7), el modelo discreto orientado al control queda

$$SO C(k+1) = SO C(k) + K_{\text{SOC}} P_{\text{grid}}(k) + K_{\text{SOC}} P_{\text{neta}}(k). \quad (9)$$

De forma condensada, empleando las definiciones $x(k) = SO C(k)$, $u(k) = P_{\text{grid}}(k)$ y $w(k) = P_{\text{neta}}(k)$, el modelo se expresa como

$$x(k+1) = A x(k) + B u(k) + E w(k), \quad (10)$$

con

$$A = 1, \quad B = K_{\text{SOC}}, \quad E = K_{\text{SOC}}. \quad (11)$$

3. Propuesta del MPC

3.1. Formulación del MPC basado en zonas del SOC

A partir del modelo de la Sección 2, el MPC utiliza como variable manipulada la potencia intercambiada con la red y considera la potencia neta local como perturbación medida o previsible. La salida controlada es el estado de carga de la batería. De acuerdo con la notación definida previamente,

$$u(k) = P_{\text{grid}}(k), \quad w(k) = P_{\text{neta}}(k), \quad y(k) = SOC(k). \quad (12)$$

Como es conocido, el controlador MPC realiza las predicciones a lo largo de un horizonte deslizante, definido por un horizonte de predicción N_p y un horizonte de control N_c . En la formulación propuesta, los coeficientes que relacionan la potencia con la variación del estado de carga dependen del estado de salud estimado de la batería, SOH_{est} , expresado en tanto por uno y definido en la Sección 3.2. De esta forma, las matrices B y E de la ecuación (10) pasan a ser términos variables, con el siguiente formato:

$$B(SOH_{\text{est}}) = B_0 \cdot k_{\text{soh}} \cdot k_{\text{pf}}, \quad (13)$$

$$E(SOH_{\text{est}}) = E_0 \cdot k_{\text{soh}} \cdot k_{\text{pf}}, \quad (14)$$

donde B_0 y E_0 son los coeficientes nominales definidos en el modelo de la microrred. En este caso, de acuerdo con la formulación de la Sección 2, se tiene $B_0 = E_0 = K_{\text{SOC}}$. El factor k_{soh} ajusta el efecto de la pérdida funcional de capacidad sobre la dinámica del SOC, mientras que k_{pf} actúa como un factor adicional de penalización funcional que incrementa la sensibilidad del modelo interno ante condiciones degradadas de la batería. Ambos factores se definen como

$$k_{\text{soh}} = SOH_{\text{est}}^{\gamma_{\text{soh}}}, \quad (15)$$

$$k_{\text{pf}} = 1 + \beta_{\text{pf}} (1 - SOH_{\text{est}}). \quad (16)$$

En estas expresiones, SOH_{est} representa la estimación funcional del estado de salud de la batería. Los parámetros γ_{soh} y β_{pf} determinan el grado de sensibilidad de la adaptación frente a la degradación estimada. En particular, γ_{soh} regula la influencia del estado de salud sobre la dinámica del modelo, mientras que β_{pf} introduce un factor adicional de ponderación destinado a aumentar la respuesta conservadora del controlador en condiciones degradadas. Valores más elevados de estos parámetros producen una adaptación más intensa del modelo interno del MPC, mientras que valores reducidos conducen a una reconfiguración más moderada. En este trabajo, ambos parámetros se seleccionaron empíricamente a partir de simulaciones preliminares, buscando un compromiso entre sensibilidad a la degradación y estabilidad de la acción de control. Esta parametrización modifica el modelo interno del MPC para reflejar el cambio funcional entre la potencia aplicada y la evolución del estado de carga ante degradación del sistema de almacenamiento (Nawaz et al., 2023). Para formular el problema predictivo, se introduce el estado aumentado

$$x_m(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix}, \quad (17)$$

donde $x(k) = SOC(k)$ y $u(k-1)$ es la última acción de control aplicada. La secuencia futura de incrementos de control se define como

$$\Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix}, \quad (18)$$

mientras que la secuencia futura de perturbaciones medidas o previstas se agrupa en

$$W = \begin{bmatrix} w(k) \\ w(k+1) \\ \vdots \\ w(k+N_p-1) \end{bmatrix}. \quad (19)$$

La predicción del estado de carga sobre el horizonte se escribe de forma condensada como

$$Y = M_x x_m(k) + M_u \Delta U + M_w W, \quad (20)$$

donde Y contiene las predicciones futuras del estado de carga, M_x representa la contribución del estado aumentado inicial, M_u la contribución de los incrementos de control y M_w la contribución de la perturbación neta local (Camacho et al., 2026). La función de coste considerada penaliza las variaciones de la acción de control, el valor absoluto de la potencia intercambiada con la red y las violaciones suaves de la banda admisible de SOC :

$$J = \lambda \|\Delta U\|_2^2 + \alpha \|U\|_2^2 + \rho_L \|\varepsilon_L\|_2^2 + \rho_H \|\varepsilon_H\|_2^2. \quad (21)$$

En esta expresión, U es la secuencia futura absoluta de potencia intercambiada con la red, obtenida a partir de $u(k-1)$ y ΔU . Las variables ε_L y ε_H son variables de holgura no negativas asociadas, respectivamente, a los límites inferior y superior de la banda admisible del estado de carga. Estas variables no se fijan previamente, sino que son calculadas por el problema de optimización y penalizadas mediante los pesos ρ_L y ρ_H , permitiendo suavizar la restricción de SOC cuando sea necesario. Este enfoque de control por zonas de SOC permite definir rangos admisibles de operación en lugar de consignas fijas, lo que resulta adecuado para la gestión energética de microrredes con almacenamiento (Ferramosca et al., 2012; Jv et al., 2023).

En las simulaciones realizadas se emplean los límites $U_{\text{mín}} = -16$ kW, $U_{\text{máx}} = 8$ kW, $\Delta U_{\text{mín}} = -1,5$ kW/muestra, $\Delta U_{\text{máx}} = 1,5$ kW/muestra, $Y_{\text{mín}} = 20\%$ y $Y_{\text{máx}} = 80\%$.

En esta formulación, los límites $Y_{\text{mín}}$ y $Y_{\text{máx}}$ definen la banda admisible de operación del estado de carga, mientras que $U_{\text{mín}}$, $U_{\text{máx}}$, $\Delta U_{\text{mín}}$ y $\Delta U_{\text{máx}}$ representan las restricciones físicas y operativas sobre la potencia intercambiada con la red y sus variaciones. Las variables de holgura ε_L y ε_H permiten mantener la factibilidad del problema ante situaciones en las que el cumplimiento estricto de la banda de SOC no sea posible.

3.2. Estimación del estado de salud de la batería (SOH)

El módulo FDI calcula un indicador funcional de degradación ($\eta_{deg}(k)$) a partir de las variaciones del estado de carga en una ventana deslizante (Isermann, 2005). Dicho indicador compara la variación medida del SOC de la batería con la variación calculada por un modelo de referencia bajo la misma excitación de potencia:

$$\eta_{deg}(k) = \frac{|\Delta SOC_{bat}(k)|}{|\Delta SOC_{mod}(k)| + \epsilon}, \quad (22)$$

donde SOC_{bat} es el estado de carga medido de la batería, SOC_{mod} es el estado de carga calculado por el modelo de referencia y ϵ es una constante positiva pequeña que evita divisiones por valores próximos a cero.

El indicador instantáneo de degradación, $\eta_{deg}(k)$, puede presentar oscilaciones asociadas al perfil de potencia y a pequeñas variaciones numéricas en la estimación del SOC . Por ello, se define un indicador filtrado de degradación, $\mu_{deg}(k)$, obtenido mediante un filtro exponencial de primer orden:

$$\mu_{deg}(k) = \alpha_{\eta} \mu_{deg}(k-1) + (1 - \alpha_{\eta}) \eta_{deg}(k), \quad (23)$$

donde $\eta_{deg}(k)$ es el indicador instantáneo calculado en la ventana deslizante, $\mu_{deg}(k)$ es su versión filtrada y $\alpha_{\eta} \in [0, 1]$ es el coeficiente de suavizado. Valores de α_{η} próximos a uno proporcionan una señal más suave, aunque con mayor retardo de detección, mientras que valores menores aumentan la sensibilidad frente a cambios rápidos.

El indicador filtrado $\mu_{deg}(k)$ se utiliza para obtener una estimación funcional del estado de salud de la batería:

$$SOH_{est}(k) = \frac{1}{\mu_{deg}(k)}. \quad (24)$$

En este trabajo, SOH_{est} se emplea como variable funcional de adaptación del MPC y como entrada del supervisor de reconfiguración. En el contexto del control propuesto, esta magnitud permite modificar el modelo interno del controlador y la banda admisible de operación cuando se detectan condiciones degradadas persistentes.

3.3. Lógica FDI y activación de la reconfiguración

La decisión diagnóstica se basa en dos umbrales con histéresis aplicados sobre el indicador filtrado μ_{deg} (Isermann, 2005). La activación de la señal diagnóstica ocurre cuando

$$\mu_{deg}(k) \geq \mu_{th,on}, \quad (25)$$

mientras que la desactivación requiere

$$\mu_{deg}(k) \leq \mu_{th,off}, \quad (26)$$

con $\mu_{th,on} > \mu_{th,off}$. Ambas condiciones se aplican con persistencia temporal para reducir activaciones espurias. La decisión diagnóstica se representa mediante una variable booleana $\delta_{FDI}(k) \in \{0, 1\}$, donde $\delta_{FDI}(k) = 0$ indica operación normal y $\delta_{FDI}(k) = 1$ indica la detección de una condición degradada persistente. Esta señal se utiliza para habilitar la reconfiguración del MPC cuando el indicador supera el umbral superior establecido.

3.4. Reconfiguración de la banda admisible del SOC

La banda nominal de operación se define en función del periodo del día, de modo que el controlador pueda mantener el estado de carga dentro de una zona adecuada para la operación energética de la microrred (Ferramosca et al., 2010). De forma general, esta banda se expresa como

$$SOC_{min}^{nom}(t) \leq SOC(t) \leq SOC_{max}^{nom}(t). \quad (27)$$

La banda admisible se ajusta en función de la estimación funcional SOH_{est} . Además, cuando el módulo FDI detecta una condición degradada persistente, reflejada por $\delta_{FDI}(k) = 1$, se añade un margen conservador adicional. La corrección aplicada se define como

$$\Delta SOC(k) = \Delta SOC_{max} (1 - SOH_{est}(k)) + m_{rec} \delta_{FDI}(k), \quad (28)$$

donde ΔSOC_{max} fija la contracción máxima asociada a la degradación estimada y m_{rec} es un margen adicional aplicado cuando la reconfiguración está activa. En las simulaciones se emplean $\Delta SOC_{max} = 8\%$ y $m_{rec} = 1,5\%$.

A partir de esta corrección, los límites reconfigurados se obtienen como

$$SOC_{min}^{rec}(t) = SOC_{min}^{nom}(t) + \Delta SOC(k), \quad (29)$$

$$SOC_{max}^{rec}(t) = SOC_{max}^{nom}(t) - \Delta SOC(k). \quad (30)$$

La banda admisible reconfigurada se utiliza como restricción suave en el problema de optimización del MPC, de modo que el controlador adapta la zona admisible del SOC ante degradación persistente sin perder factibilidad gracias a las variables de holgura. La Figura 1 resume la arquitectura propuesta, en la que el módulo FDI emplea las variables medidas de la batería y el SOC del modelo de referencia para estimar $SOH_{est}(k)$ y activar, mediante el supervisor, la reconfiguración del MPC cuando corresponde.

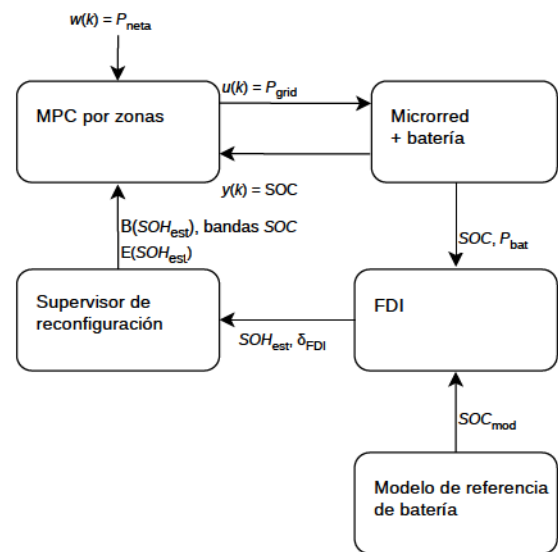


Figura 1: Arquitectura de control con diagnóstico y reconfiguración.

4. Resultados

4.1. Escenarios de simulación

La estrategia propuesta se ha evaluado mediante simulación en escenarios con diferentes niveles de degradación de la batería, representados por el parámetro SOH . Los valores considerados son $SOH \in \{1,00, 0,85, 0,80, 0,70\}$. El caso nominal se utiliza para comprobar que el módulo FDI no activa el diagnóstico en ausencia de degradación, mientras que los casos degradados permiten evaluar la capacidad de detección y el efecto de la reconfiguración sobre el comportamiento del MPC.

En todos los escenarios se emplea el mismo perfil de potencia neta (P_{neta}), de modo que las diferencias observadas entre las simulaciones con y sin reconfiguración se deben exclusivamente a la actuación del supervisor y a la actualización del modelo interno del MPC.

4.2. Comparación con y sin reconfiguración

La Figura 2 muestra la respuesta temporal para el escenario con $SOH = 80\%$, comparando el MPC sin reconfiguración y el MPC con reconfiguración. Se representan el SOC , la potencia intercambiada con la red (P_{grid}) y la potencia de la batería (P_{bat}). En el caso reconfigurado, el supervisor utiliza SOH_{est} y δ_{FDI} para adaptar el modelo interno del MPC y la banda admisible de SOC . Esta banda, obtenida a partir de SOH_{est} , se representa mediante líneas rojas discontinuas.

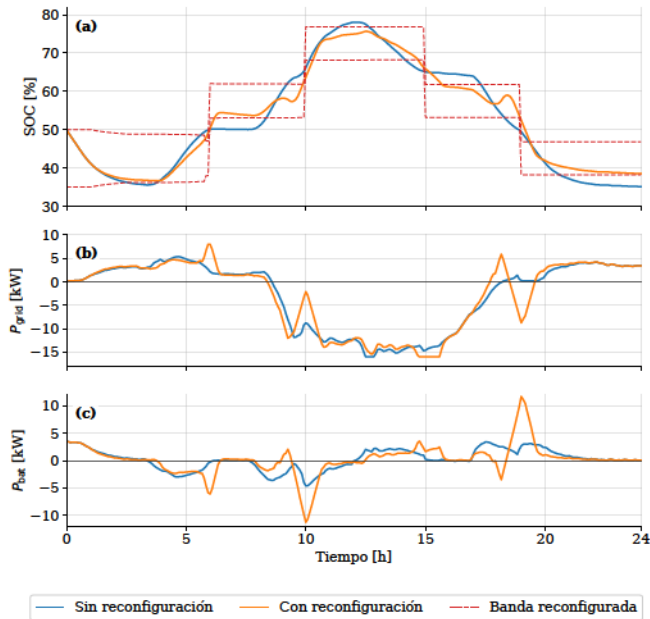


Figura 2: Respuesta temporal para el escenario con $SOH = 80\%$. Se comparan el MPC sin reconfiguración y el MPC con reconfiguración. Las líneas rojas discontinuas representan la banda admisible reconfigurada obtenida a partir de SOH_{est} .

4.3. Evolución de la señal de diagnóstico

La Figura 3 muestra la evolución del indicador filtrado de degradación (μ_{deg}) y de la decisión de diagnóstico (δ_{FDI}) para los escenarios seleccionados. El cruce del umbral superior ($\mu_{th,on}$) activa la lógica de diagnóstico, mientras que el umbral inferior ($\mu_{th,off}$) introduce histéresis y evita conmutaciones rápidas.

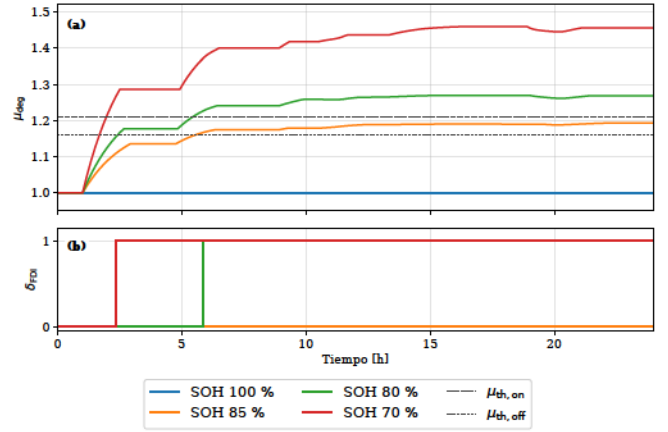


Figura 3: (a) Evolución del indicador filtrado de degradación μ_{deg} y (b) decisión de diagnóstico δ_{FDI} .

4.4. Mejora obtenida mediante la reconfiguración

La Figura 4 resume la mejora obtenida al emplear la reconfiguración del MPC para los escenarios seleccionados de SOH . Para cada métrica, la mejora se calcula como la diferencia entre el valor obtenido sin reconfiguración y el valor obtenido con reconfiguración. Por tanto, los valores positivos indican una reducción de la métrica analizada respecto del caso sin reconfiguración.

Como puede observarse, la mejora es nula en el caso nominal de $SOH = 100\%$, ya que el indicador de diagnóstico permanece por debajo del umbral superior de activación y, por tanto, la reconfiguración no se activa en ausencia de degradación. En los escenarios degradados, la reconfiguración limita las desviaciones del SOC hacia la zona superior de operación y reduce el error cuadrático medio y el error máximo absoluto. Esta mejora aumenta al pasar de $SOH = 85\%$ a $SOH = 70\%$, lo que pone de manifiesto que el efecto de la reconfiguración es más relevante en condiciones de mayor degradación.

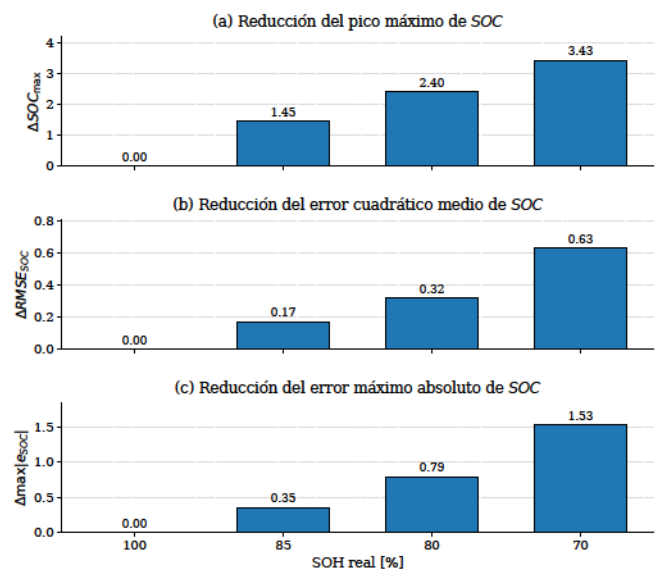


Figura 4: Mejora obtenida al reconfigurar el MPC para los escenarios seleccionados de SOH . Se muestran: (a) reducción del pico máximo de SOC , (b) reducción del error cuadrático medio de SOC y (c) reducción del error máximo absoluto de SOC .

4.5. Análisis cuantitativo

La Tabla 1 resume las métricas empleadas para comparar el comportamiento del MPC sin reconfiguración y con la estrategia adaptativa habilitada en los escenarios simulados. El tiempo de detección t_{det} se calcula como el primer instante en que la señal de diagnóstico verifica $\delta_{\text{FDI}} = 1$. Este valor se reporta para cada simulación en lazo cerrado; por ello, puede diferir entre configuraciones cuando las trayectorias empleadas por el módulo FDI no son idénticas. Las métricas $SOC_{\text{máx}}$, $RMS E_{SOC}$ y $\text{máx } |e_{SOC}|$ permiten evaluar, respectivamente, el valor máximo alcanzado por el estado de carga, el error cuadrático medio respecto de la zona admisible y la máxima desviación observada durante la simulación.

Tabla 1: Métricas comparativas para los escenarios simulados.

SOH	Rec.	t_{det} [h]	$SOC_{\text{máx}}$ [%]	$RMS E_{SOC}$ [%]	$\text{máx } e_{SOC} $ [%]
100 %	No	—	77.15	0.00	0.00
100 %	Sí	—	77.15	0.00	0.00
85 %	No	—	77.82	2.33	4.64
85 %	Sí	—	76.37	2.16	4.29
80 %	No	4.58	78.04	3.11	6.20
80 %	Sí	5.83	75.64	2.79	5.41
70 %	No	2.33	78.51	4.67	9.33
70 %	Sí	2.33	75.08	4.04	7.80

Los resultados indican que, en el caso nominal, ambas configuraciones producen el mismo comportamiento, como era de esperar al no existir degradación. Para $SOH = 85\%$, la señal de diagnóstico no alcanza el umbral de activación, aunque la configuración con la estrategia adaptativa habilitada presenta una ligera mejora de las métricas asociadas al SOC . En los escenarios de $SOH = 80\%$ y $SOH = 70\%$, la activación del diagnóstico habilita la reconfiguración del MPC, reduciendo de forma sistemática el valor máximo alcanzado por el SOC , el error cuadrático medio y la desviación máxima respecto de la zona admisible.

En particular, para $SOH = 80\%$, la configuración con reconfiguración habilitada reduce $SOC_{\text{máx}}$ de 78,04 % a 75,64 %, mientras que para $SOH = 70\%$ la reducción es de 78,51 % a 75,08 %. Esta tendencia confirma que la acción de reconfiguración resulta más relevante conforme aumenta la degradación de la batería. La reducción de $SOC_{\text{máx}}$ debe interpretarse como una limitación de las desviaciones del estado de carga respecto de la zona admisible, y no como un objetivo aislado de disminuir el nivel de carga. Asimismo, el esfuerzo de control se mantiene dentro de los límites impuestos, con $\text{máx } |P_{\text{grid}}| = 16,00 \text{ kW}$ y $\text{máx } |\Delta P_{\text{grid}}| = 1,50 \text{ kW}$ en todos los escenarios simulados.

5. Conclusiones

Este trabajo ha presentado una estrategia de control predictivo tolerante a fallos para una microrred con generación renovable y almacenamiento en baterías. La propuesta combina un MPC sujeto a restricciones con un módulo FDI que compara el comportamiento medido del estado de carga con el calculado por un modelo de referencia. A partir de esta comparación, se construye el indicador funcional de degradación (μ_{deg}), que permite obtener la estimación SOH_{est} y activar la reconfiguración del controlador cuando se supera el umbral establecido.

Los resultados de simulación muestran que, de acuerdo con los umbrales definidos para el diagnóstico, la estrategia mantiene sin activación los escenarios de $SOH = 100\%$ y $SOH = 85\%$, mientras que activa el diagnóstico y habilita la reconfiguración del MPC en los casos de $SOH = 80\%$ y $SOH = 70\%$. La reconfiguración mejora el rendimiento del controlador al limitar las desviaciones del SOC en los escenarios degradados, reduciendo el error cuadrático medio y la desviación máxima respecto de la zona admisible del SOC . Además, las restricciones de potencia impuestas al controlador se mantienen satisfechas en todos los escenarios simulados.

Como trabajo futuro, se propone ampliar la validación con perfiles operativos adicionales de generación y demanda, así como comparar la estrategia propuesta con otros métodos de detección de cambios y reconfiguración de control. Del mismo modo, la extensión hacia ensayos experimentales o plataformas hardware-in-the-loop permitiría evaluar la aplicabilidad de la arquitectura en condiciones de operación más próximas a las de una microrred real.

Agradecimientos

Este trabajo forma parte del proyecto de I+D+i PID2022-142069OB-I00 (REGREENH2), financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por los fondos FEDER, Unión Europea, y forma también parte del proyecto AGERAR PLUS, financiado por FEDER-POCTEP.

Referencias

- Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., Staroswiecki, M., 2015. Diagnosis and Fault-Tolerant Control. Springer.
- Bordons, C., García-Torres, F., Ridao, M. A., 2020. Model predictive control of microgrids. Vol. 358. Springer.
- Camacho, E. F., Bordons, C., Maestre, J. M., 2026. Model Predictive Control. Springer.
- Ferramosca, A., Limon, D., González, A., Alvarado, I., Camacho, E., 2012. Robust MPC for tracking zone regions based on nominal predictions. Journal of Process Control 22 (10), 1966–1974.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152412002077>
DOI: 10.1016/j.jprocont.2012.08.013
- Ferramosca, A., Limon, D., González, A., Odloak, D., Camacho, E., 2010. MPC for tracking zone regions. Journal of Process Control 20 (4), 506–516.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959152410000466>
DOI: 10.1016/j.jprocont.2010.02.005
- How, D. N. T., Hannan, M. A., Hossain Lipu, M. S., 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
- Isermann, R., 2005. Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance. Springer Science & Business Media.
- Jv, Y., Wang, Z., Zhang, Y., Yin, X., Liu, J., 2023. Lexicographic optimization for economic model predictive control with zone tracking. Chemical Engineering Research and Design 200, 646–654.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263876223007517>
DOI: 10.1016/j.chemd.2023.11.041
- Nawaz, A., Wu, J., Ye, J., Dong, Y., Long, C., 2023. Distributed MPC-based energy scheduling for islanded multi-microgrid considering battery degradation and cyclic life deterioration. Applied Energy 329, 120168.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261922014258>
DOI: 10.1016/j.apenergy.2022.120168