

Operación periódica óptima de una microrred aislada con respuesta a la demanda: Aplicación del ART-MPC económico basado en QP

Borja-Conde, J.A.*, Fele, F., Limón, D.

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla, Sevilla, España.

To cite this article: Borja-Conde, J.A., Fele, F., Limón, D. 2025. Optimal periodic operation of an isolated microgrid for demand response: Application of the QP-based ART-MPC for economic criterion. Actas del I Simposio CEA de los GT: Ingeniería de Control - Modelado, Simulación y Optimización - Educación en Automática. Sevilla, España.

Resumen

En respuesta al creciente consumo de electricidad, las microrredes han emergido como una solución flexible y eficiente para el autoabastecimiento energético en áreas remotas. Este artículo aborda la optimización y control de una microrred aislada, compuesta por paneles fotovoltaicos, un generador diésel y baterías de ion-litio. El objetivo es minimizar el uso de combustible y maximizar la generación fotovoltaica, considerando la degradación de las baterías. Para ello, se hace uso del llamado *artificial reference tracking model predictive control* (ART-MPC). Concretamente, de su variante diseñada para sistemas dinámicos periódicos considerando criterios económicos cambiantes, y basada en programación cuadrática (QP) de una sola capa. Haciendo uso de este controlador, se habilita la implementación de la optimización y el control del sistema directamente en las plataformas industriales actuales. Los resultados demuestran la efectividad del controlador en la gestión de la microrred bajo diversas condiciones económicas y operativas, ofreciendo una solución viable para la gestión energética en sistemas aislados.

Palabras clave: Microrredes, Respuesta a la demanda, Sistemas fotovoltaicos, Optimización, Control predictivo, Sistemas periódicos, MPC económico

Optimal periodic operation of an isolated microgrid for demand response: Application of the QP-based ART-MPC for economic criterion

Abstract

In response to the increasing electricity consumption, microgrids have emerged as a flexible and efficient solution for energy self-sufficiency in remote areas. This article addresses the optimization and control of an isolated microgrid, composed of photovoltaic panels, a diesel generator, and lithium-ion batteries. The objective is to minimize fuel usage and maximize photovoltaic generation, while considering battery degradation. For this purpose, the so-called artificial reference tracking model predictive control (ART-MPC) is used. Specifically, its variant designed for periodic dynamic systems considering changing economic criteria, and based on single-layer quadratic programming (QP). The use of this controller enables the implementation of system optimization and control directly on current industrial platforms. The results demonstrate the effectiveness of the controller in managing the microgrid under various economic and operational conditions, offering a viable solution for energy management in isolated systems.

Keywords: Microgrid, Demand response, Photovoltaic system, Optimization, Predictive control, Periodic system, Economic MPC

1. Introducción

En los últimos años, se ha producido un incremento de la demanda de electricidad, impulsado por diversos factores como el crecimiento económico y el aumento de la población, lo que ha llevado a un mayor consumo de energía en diversos sectores, Ahmad and Zhang (2020). Como resultado, se ha producido un impulso significativo en el desarrollo de microrredes, debido a su flexibilidad en la instalación, posibilitando el autoabastecimiento en lugares remotos, Mandelli et al. (2016). Estas microrredes permiten la integración de fuentes de energía renovable, como la solar, junto con sistemas de almacenamiento de energía, proporcionando una solución eficiente para el suministro de electricidad, Chun-Xia Dou and Yue (2016).

En este contexto, el control predictivo basado en modelo (MPC) ha demostrado ser una técnica eficaz para la gestión de microrredes, debido a su capacidad para asegurar la satisfacción de las restricciones del sistema a la vez que optimiza su operación, Rawlings et al. (2020). Concretamente, el MPC económico (E-MPC) permite minimizar los costes operativos y maximizar la eficiencia energética mediante la inclusión directa de la función de coste económica del sistema en el problema de optimización Ma et al. (2011). Por tanto, el enfoque del MPC, y más concretamente del E-MPC, es de especial relevancia y utilidad en microrredes aisladas, donde la operación óptima y segura de los distintos componentes es crucial Liu et al. (2011).

En la literatura, se pueden encontrar diversos estudios que han abordado el control óptimo de microrredes aisladas, Hu et al. (2021). Por ejemplo, en García-Torres et al. (2019) se presenta un procedimiento óptimo para la programación económica de una red de microrredes interconectadas con un sistema de almacenamiento de energía híbrido, utilizando un algoritmo de control basado en el control predictivo distribuido. En Zhang et al. (2018) se propone un modelo de gestión energética para microrredes aisladas, utilizando un enfoque de control predictivo robusto de dos etapas, demostrando que se mejora la estabilidad y la economía de las microrredes aisladas incluso bajo condiciones de incertidumbre. En Pereira et al. (2015), explotando la naturaleza periódica del sistema (derivada de los perfiles aproximadamente periódicos de la demanda de carga, el patrón solar y las condiciones climáticas), se aplica un E-MPC periódico (basado en el llamado *artificial reference tracking model predictive control* (ART-MPC)) para minimizar los costes operativos de una micro-red no aislada, adaptándose a cambios repentinos en la función de costes mientras garantiza estabilidad y viabilidad recursiva.

En línea con la formulación del E-MPC periódico utilizado en Pereira et al. (2015), en Borja-Conde et al. (2024) se propone una aproximación cuadrática de la misma, lo cual es de gran interés en la industria, ya que resolver un problema de programación cuadrática (QP) es muy eficiente computacionalmente, dando lugar a que sea implementable en plataformas comerciales Krupa et al. (2020). Esta formulación es especialmente relevante para los sistemas de microrredes, ya que permitiría la implementación de controladores de alto nivel (que permitan optimizar directamente el funcionamiento de la planta) en los dispositivos de gestión usados actualmente, sin necesidad de ser reemplazados. Es en este contexto que se inspira el presente trabajo, cuya contribución se presenta a continuación.

1.1. Contribución

Este trabajo consiste en la optimización y control de una microrred aislada, compuesta por paneles fotovoltaicos, un generador diésel y baterías de ion-litio. El objetivo es satisfacer la demanda de carga eléctrica minimizando el uso de combustible y maximizando la generación fotovoltaica, mientras se considera la degradación de las baterías. Para ello, se usa la formulación de capa única QP para E-MPC periódico presentado en Borja-Conde et al. (2024). Los resultados demuestran la efectividad del controlador en la gestión de la microrred bajo diferentes condiciones económicas y operativas, proporcionando una solución viable para la gestión de energía en sistemas aislados.

2. Descripción del sistema

El sistema a controlar y optimizar consiste en una microrred aislada, inspirada en el *economic best scenario* para el *off-grid photovoltaic-battery-diesel generator hybrid energy system* presentado en Bortolini et al. (2015). Por lo tanto, el caso de estudio consistirá en una microrred aislada cuya demanda de carga debe ser satisfecha por paneles fotovoltaicos (PV) o un generador diésel. El sistema también estará equipado con baterías para almacenar el exceso de electricidad tanto de la generación solar como diésel, si es necesario.

De esta forma, el objetivo del controlador será suministrar la demanda de carga eléctrica requerida, mientras se reduce la generación de combustible y se optimiza la generación fotovoltaica y el almacenamiento en baterías. Además, se incluye la minimización de la degradación de la batería en el problema de optimización, la cual depende de la temperatura de la batería, la potencia y el estado de carga (SOC).

Cabe resaltar que el sistema presenta un comportamiento periódico diario, ya que se puede considerar que las evoluciones de la demanda de carga, del patrón solar y de las condiciones climáticas son periódicas. Los perfiles correspondientes que se utilizan para el caso de estudio han sido obtenidos de (Sharma et al., 2019, ver Figura 2), aunque estos han sido escalados previamente de acuerdo a las características del sistema bajo estudio, ver Figura 1.

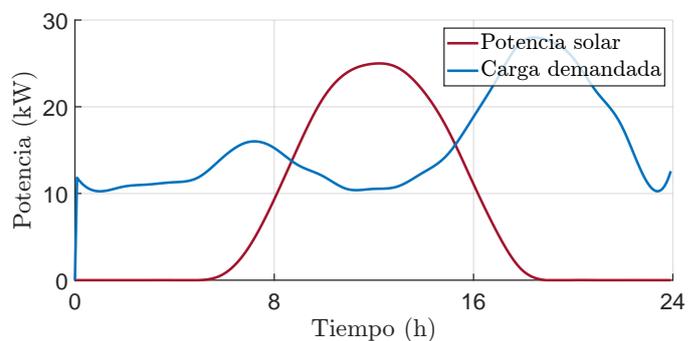


Figura 1: Perfiles de demanda de carga y generación solar máxima para el caso de estudio.

Por último, se asume que el sistema está equipado con baterías de ion-litio, cuyos modelos se inspiran en Zhang et al. (2016) (para modelar la temperatura interna de la batería) y en Liu et al. (2019) (para tener en cuenta el coste de degradación por operación).

3. Parámetros del sistema y modelado

En la Tabla 1, se encuentran los valores de los parámetros del sistema.

Parám.	Descripción	Valor
Generador diésel		
P_{max}^{DG}	Potencia máxima de salida	50 kWh
β_1^{DG}	Coefficiente función consumo	0,330 (-)
β_2^{DG}	Coefficiente función consumo	0,808 (-)
β_3^{DG}	Coefficiente función consumo	0,605 (-)
β_4^{DG}	Coefficiente función consumo	0,369 (-)
μ_{day}^{DG}	Precio diurno	1 \$·kg ⁻¹
μ_{night}^{DG}	Precio nocturno	1000 \$·kg ⁻¹
Sistema de baterías		
K_{max}^B	Capacidad máxima	62,5 kWh
K_{min}^B	Capacidad mínima seguridad	18,75 kWh
$P_{max}^{B,ch}$	Potencia máxima de carga	10,4 kW
$P_{max}^{B,dch}$	Potencia máxima de descarga	15,6 kW
$\eta^{B,ch}$	Eficiencia de carga	90 %
$\eta^{B,dch}$	Eficiencia de descarga	90 %
T_{max}^B	Temperatura máx. operación	60°C
T_{min}^B	Temperatura mín. operación	15°C
C_1^B	Capacidad térmica interna	2,647 kWh·K ⁻¹
C_2^B	Capacidad térmica protector	0,921 kWh·K ⁻¹
k_1^B	Coef. conducción int.-protector	1,286 kW·K ⁻¹
k_2^B	Coef. conduc. prot.-ambiente	15,05 kW·K ⁻¹
r_1^B	Disipación resistencia interna	5 %
α_1^B	Coef. función degradación	0,2796 kW·α ₄ ^B
α_2^B	Coef. función degradación	0,6719 kW·α ₄ ^B
α_3^B	Dependencia de potencia	146 $\frac{J}{mol}$ ·kW
α_4^B	Dependencia de rendimiento	0,57 (-)
E_a^B	Energía de activación	3,15e4 $\frac{J}{mol}$
R^g	Constante universal gases	8,314 $\frac{J}{mol}$
μ^B	Precio de adquisición	250 \$·kWh ⁻¹
Sistema fotovoltaico		
P_{max}^{PV}	Potencia máxima de diseño PV	50 kW
$\eta^{PV,inv}$	Eficiencia del inversor PV	95 %

Tabla 1: Parámetros para el sistema híbrido de energía fotovoltaica-batería-generador diésel.

Considerando estos parámetros, las ecuaciones del balance de potencia eléctrica son las siguientes:

Para el sistema de baterías, se tiene

$$\frac{dK^B}{dt} = P^{B,ch} - P^{B,dch}, \quad (1)$$

donde $P^{B,ch}$ es la potencia de carga de la batería, $P^{B,dch}$ es la potencia de descarga de la batería, y K^B es la capacidad disponible de la batería. Y para el sistema total:

$$0 = -\frac{1}{\eta^{B,ch}} \cdot P^{B,ch} + \eta^{B,dch} \cdot P^{B,dch} + \eta^{PV,inv} \cdot P^{PV} + P^{DG} - P^{LD}, \quad (2)$$

donde P^{PV} es la generación fotovoltaica, P^{DG} es la potencia de salida del generador diésel, y P^{LD} es la potencia de demanda de carga.

Los balances de energía para estimar la temperatura interna y la del protector de la batería son (Zhang et al., 2016, ver (9)):

$$C_1^B \cdot \frac{dT^{B,in}}{dt} = r_1^B \cdot P^B - k_1^B \cdot (T^{B,in} - T^{B,sh}) \quad (3)$$

$$C_2^B \cdot \frac{dT^{B,sh}}{dt} = k_1^B \cdot (T^{B,in} - T^{B,sh}) - k_2^B \cdot (T^{B,sh} - T^{amb}), \quad (4)$$

donde $T^{B,in}$ y $T^{B,sh}$ son la temperatura interna y la del protector de la batería, respectivamente, y T^{amb} la temperatura ambiente.

Además, se tienen dos funciones de coste económico diferentes. Por un lado, se tiene el consumo de combustible debido al generador diésel, mostrado en la Figura 2, que se puede determinar utilizando la expresión (Bortolini et al., 2015, ver (30)):

$$\ell^{e,DG}(P^{DG}) = P^{DG} \left(-\beta_1^{DG} \left(\frac{P^{DG}}{P_{max}^{DG}} \right)^3 + \beta_2^{DG} \left(\frac{P^{DG}}{P_{max}^{DG}} \right)^2 - \beta_3^{DG} \left(\frac{P^{DG}}{P_{max}^{DG}} \right) + \beta_4^{DG} \right). \quad (5)$$

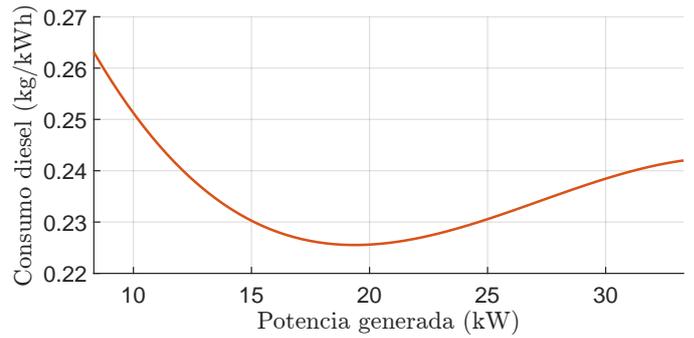


Figura 2: Consumo del generador diésel en función de la potencia de salida.

Por otro lado, se tiene la degradación instantánea de la batería, que se puede evaluar utilizando la siguiente expresión (Liu et al., 2019, ver (8)):

$$\ell^{e,B}(K^B, P^{B,ch}, T^{B,in}, T^{B,sh}) = (\alpha_1^B \frac{K^B}{K_{max}^B} + \alpha_2^B) \cdot \exp \left(\frac{-E_a^B + \alpha_3^B \cdot P^{B,ch}}{R^g \cdot 0,5(T^{B,in} + T^{B,sh})} \right) \cdot P^{B,ch} \alpha_4^B \cdot K_{max}^B \quad (6)$$

4. Modelo de control y optimización

Para controlar y optimizar el sistema se usa la formulación de Borja-Conde et al. (2024), donde se propone un MPC económico de una sola capa, específicamente diseñado para sistemas dinámicos periódicos. Para ello se basa en el llamado *ART-MPC* para operación periódica, tomando como coste de offset el desarrollo de Taylor de primer orden del coste económico. De esta forma, en cada período de muestreo, la solución del problema de control E-MPC se obtiene resolviendo

un único problema QP, formulado como:

$$\begin{aligned} \min_{x,u,\xi,v} \quad & \sum_{i=0}^{N-1} \|x_i - \xi_i\|_Q^2 + \|u_i - v_i\|_R^2 + \sum_{j=0}^{T-1} (\ell_{k+j}^e(\hat{\xi}_j, \hat{v}_j, p) \\ & + \nabla_{(\xi,v)} \ell_{k+j}^e(\hat{\xi}_j, \hat{v}_j, p) \cdot [(\xi_j, v_j) - (\hat{\xi}_j, \hat{v}_j)] \\ & + \frac{\rho}{2} \|(\xi_j, v_j) - (\hat{\xi}_j, \hat{v}_j)\|^2) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{s.t. } x_{i+1} = A_{k+i}x_i + B_{k+i}u_i + C_{k+i}w_{k+i}, \quad (8)$$

$$\xi_{j+1} = A_{k+j}\xi_j + B_{k+j}v_j + C_{k+j}w_{k+j}, \quad (9)$$

$$(x_i, u_i) \in \mathcal{Z}_{k+i}, \quad \forall i \in \mathbb{Z}_{[0, N-1]}, \quad (10)$$

$$(\xi_j, v_j) \in \mathcal{Z}_{k+j}, \quad \forall j \in \mathbb{Z}_{[0, T-1]}, \quad (11)$$

$$x_0 = x, \quad \xi_T = \xi_0, \quad x_N = \xi_N,$$

donde x y u son el estado del sistema y la entrada de control, respectivamente, y w representa cualquier perturbación aditiva externa que actúa sobre el sistema. Igualmente, se tiene que ξ y v son el estado del sistema y la entrada de control, pero para la llamada *referencia artificial* del ART-MPC. El coste de etapa $\ell^e(x, u, p)$ evalúa el rendimiento económico asociado con el sistema, donde p es un parámetro económico exógeno que se permite que varíe con el tiempo. N es el horizonte de control, y T es el periodo del sistema. A , B y C son las matrices del espacio de estado del modelo lineal del sistema. Por último, se consideran posibles restricciones conjuntas sobre el estado del sistema y la entrada de control como $(x_k, u_k) \in \mathcal{Z}_k$, donde $\mathcal{Z}_k \subseteq \mathbb{R}^{n+m}$ es un poliedro convexo cerrado. Para obtener más detalles sobre esta formulación, se recomienda al lector consultar directamente el artículo Borja-Conde et al. (2024).

En base a esta notación, considerando las variables, ecuaciones y funciones del sistema bajo estudio, los parámetros del modelo de control son los siguientes:

La entrada de control del sistema es

$$u = [P^{B,ch}, P^{B,dch}, P^{PV}, P^{DG}]^\top, \quad (12)$$

la entrada no controlada del sistema es

$$w = [P^{LD}, T^{W,out}]^\top, \quad (13)$$

y el estado del sistema es

$$x = [K^B, T^{B,in}, T^{B,sh}]^\top. \quad (14)$$

Por otro lado, las restricciones del sistema son:

$$[0, 0, 0, 0]^\top \leq u \leq [P_{max}^{B,ch}, P_{max}^{B,dch}, P_{max}^{PV}, P_{max}^{DG}]^\top, \quad (15)$$

$$[K_{min}^B, T_{min}^B, T_{min}^B]^\top \leq x \leq [K_{max}^B, T_{max}^B, T_{max}^B]. \quad (16)$$

Además, hay una restricción adicional con respecto a la generación solar, ya que esta no solo está limitada por la potencia máxima de diseño, P_{max}^{PV} , sino también por la máxima disponible considerando la radiación solar, P_{ava}^{PV} , (ya que la generación solar P^{PV} podría ser menor si hubiera exceso no acumulativo). Esta restricción no es un umbral fijo, sino que depende de la estimación de la radiación solar para el tiempo de operación. Así, se tiene

$$P_{k+i}^{PV} \leq P_{ava,k+i}^{PV}, \quad \forall k, i. \quad (17)$$

Por otro lado, con respecto a la carga y la descarga de la batería, existe otra restricción implícita en el sistema, ya que, por

la propia naturaleza de la batería, cargar y descargar simultáneamente no es posible. Por tanto, habría que incluir la restricción

$$(P^{B,ch} > 0) \implies (P^{B,dch} = 0) \quad (18a)$$

$$(P^{B,dch} > 0) \implies (P^{B,ch} = 0). \quad (18b)$$

Sin embargo, incluir esta restricción convertiría el problema en programación entera mixta, dando lugar a un tiempo de computación demasiado alto. En caso de que esta restricción no se cumpla, establecer potencias de carga y descarga positivas simultáneamente, en la práctica se traduciría en la aplicación de la diferencia. Cabe resaltar que esto seguiría siendo válido para el balance de energía en la batería, ya que la variación de la carga se iguala a la diferencia de la potencia de carga y descarga (ver (1)). Sin embargo, debido a las eficiencias de carga y descarga, no sería válido para el balance de energía en el sistema, pues se tiene la diferencia de la potencia de carga y descarga, pero ambas escaladas por distintos factores (ver (2)). Por lo tanto, sin esta restricción se tendrán errores de modelado. No obstante, esta restricción también viene implícita en la propia optimalidad del problema, ya que cargar y descargar al mismo tiempo llevaría a un malgaste de energía (pues la eficiencia no es del 100%), Castillo and Gayme (2018). Es decir, si el controlador proporciona soluciones óptimas, esta restricción siempre será satisfecha. Por lo tanto, en este trabajo, no se incluye explícitamente, y se verifica en los resultados que se satisface por optimalidad.

Las matrices de espacio de estados se obtienen a partir de las ecuaciones (1) a (4), con un tiempo de muestreo de discretización de 5 minutos:

$$A = \begin{pmatrix} 1,0000 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,0315 & 0,9595 & 0,0405 \\ 0 & 0 & 0,1164 & -0,4777 \end{pmatrix}, \quad (19)$$

$$B = \begin{pmatrix} -0,0158 & 0,0750 & 0,0750 \\ 0,8100 & 0,8550 & 0,9000 \\ 0,0315 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (20)$$

$$C = \begin{pmatrix} -0,0750 & 0 \\ -0,9000 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1,3613 \end{pmatrix}. \quad (21)$$

La función de coste económico se obtiene a partir de (5) y (6), de modo que:

$$\ell^e(x, u, \mu^{DG}, \mu^B) = \mu^{DG} \cdot \ell^{e,DG}(\cdot) + \mu^B \cdot \ell^{e,B}(\cdot), \quad (22)$$

donde μ^{DG} y μ^B son parámetros de ponderación. El coste de generación diésel varía según la hora del día. Desde la medianoche (12:00 a. m.) hasta las 6:00 a. m., el coste de generación diésel es igual a μ_{day}^{DG} (que refleja el precio real del diésel). Desde las 6:00 a. m. hasta la medianoche (12:00 a. m.), el coste de generación diésel es igual a μ_{night}^{DG} (que es un precio artificialmente alto que se establece al combustible para penalizar el ruido del generador durante la noche).

Finalmente, las matrices de ponderación del coste de etapa, Q y R , se definen como matrices diagonales, cuyas componentes se obtienen utilizando las restricciones de (15) y (16), de modo que:

$$Q_{kk} = \frac{1}{x_{k,max} - x_{k,min}}, \forall k = \{1 \dots 3\} \quad (23)$$

$$R_{kk} = \frac{1}{u_{k,max} - u_{k,min}}, \forall k = \{1 \dots 4\} \quad (24)$$

Dado que el sistema presenta un comportamiento periódico diario, con un período de muestreo de 5 minutos, se toma $N = T = 288$; es decir, un horizonte de predicción y control de 24 horas.

5. Resultados

Para evaluar el rendimiento del sistema, se ha llevado a cabo una simulación durante 6 días consecutivos. Por simplicidad, se asume que la demanda de carga P^{LD} , la generación solar máxima disponible P^{PV}_{ava} y la temperatura ambiente T^{amb} se conocen con 24 horas de antelación (ver Figura 1). Además, se asume que los patrones diarios de estas variables se repiten todos los días durante períodos cortos de tiempo. Sin embargo, para verificar la adaptación a cambios, al cuarto día, se fuerza una reducción inesperada en la carga demandada, de la cual el controlador no tiene constancia hasta el momento en que se produce.

En la Figura 3, se muestran los resultados de la simulación para las principales variables del sistema.

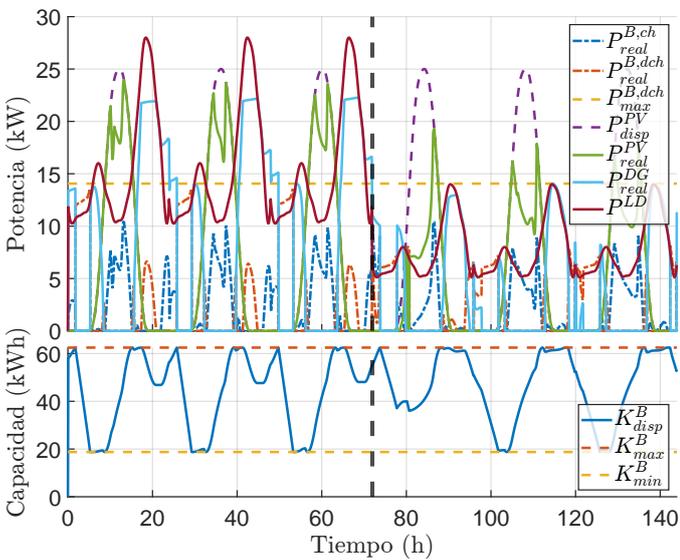


Figura 3: Trayectorias de las variables del sistema. (a) Potencia de carga y descarga de la batería ($P^{B, ch}_{real}$ y $P^{B, dch}_{real}$), límite de potencia de descarga ($P^{B, dch}_{max}$), potencia disponible y generada por el sistema fotovoltaico (P^{PV}_{ava} y P^{PV}_{real}), potencia generada por el generador diésel (P^{DG}_{real}), y potencia demandada (P^{LD}). (b) Capacidad disponible de la batería (K^{B}_{ava}) y límites de capacidad máxima y mínima (K^{B}_{max} y K^{B}_{min}). La línea vertical representa el cambio en la demanda.

De los resultados, caben resaltar las siguientes apreciaciones:

(i) Las potencias de carga y descarga no son positivas simultáneamente, satisfaciéndose la restricción (18) por optimalidad, a pesar de no incluirla explícitamente. Se muestra la Figura 4 para mayor claridad.

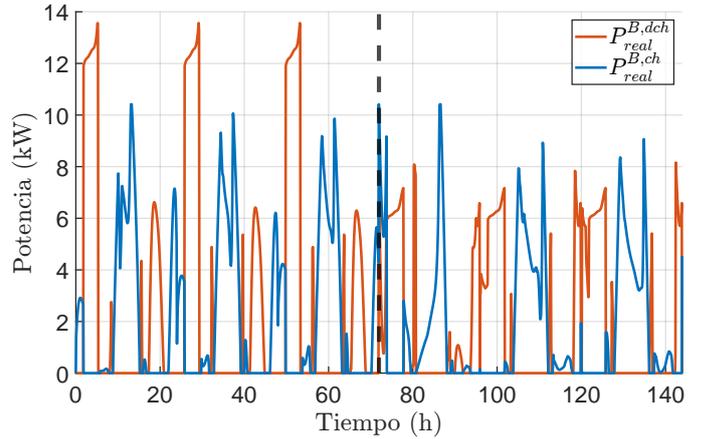


Figura 4: Trayectorias de las variables del sistema. Potencia de carga y descarga de la batería ($P^{B, ch}_{real}$ y $P^{B, dch}_{real}$).

(ii) La batería se carga completamente diariamente, aprovechando la energía solar todo lo posible. Igualmente, todos los días la batería se descarga hasta el límite inferior de seguridad, ya que el controlador percibe que habrá capacidad de volver a cargarla completamente al día siguiente.

(iii) Cuando el controlador detecta que el generador tendrá que trabajar en zonas de muy alta o baja potencia (y baja eficiencia por tanto), hace uso de la potencia almacenada en la batería, volviéndola a cargar en zonas de mayor eficiencia. Además, durante la noche, si es posible, el generador permanece apagado, excepto cuando la carga demandada supera la potencia máxima de descarga de la batería. Se muestra la Figura 5 para mayor claridad.

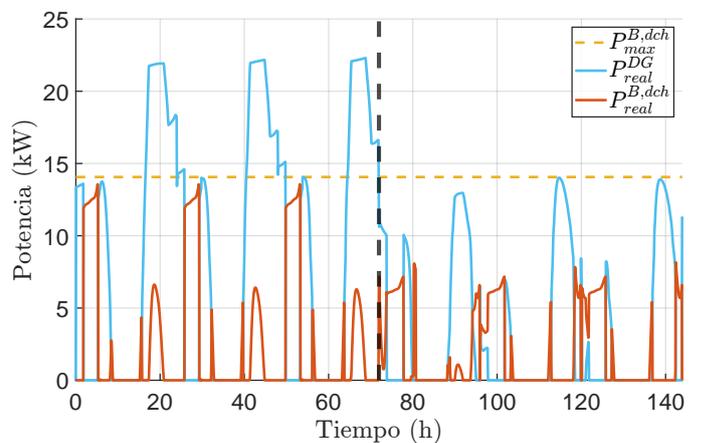


Figura 5: Trayectorias de las variables del sistema. Potencia de descarga de la batería ($P^{B, dch}_{real}$), límite de potencia de descarga ($P^{B, dch}_{max}$), y potencia generada por el generador diésel (P^{DG}_{real}).

(v) Siempre se usa el máximo de energía solar disponible, excepto cuando hay exceso de energía porque la potencia demandada es inferior y la capacidad de la batería se satura.

(vi) Cuando se produce un cambio inesperado en el sistema, el controlador se adapta a las nuevas condiciones, convergiendo a la nueva trayectoria óptima.

Por lo tanto, se puede llegar a la conclusión de que el controlador hace una gestión óptima del sistema.

6. Conclusiones

El controlador predictivo basado en capa única QP presentado en Borja-Conde et al. (2024) ha demostrado ser efectivo para la gestión óptima de una microrred aislada, minimizando el uso de combustible y maximizando la generación fotovoltaica, mientras considera la degradación de las baterías y cumple con las restricciones del sistema. Este enfoque facilita la integración de la optimización y el control en plataformas industriales actuales, mostrando su viabilidad práctica al gestionar eficientemente la microrred bajo diversas condiciones, optimizando y coordinando el uso de las fuentes de energía renovables con los sistemas energéticos de respaldo, así como con los sistemas de almacenamiento.

Agradecimientos

Este artículo es parte del proyecto de I+D+i PID2022-141159OB-I00 financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por "FEDER/UE".

Referencias

- Ahmad, T., Zhang, D., 2020. A critical review of comparative global historical energy consumption and future demand: The story told so far. *Energy Reports* 6, 1973–1991.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egyrs.2020.07.020>
- Borja-Conde, J. A., Nadales, J. M., Fele, F., Limon, D., 2024. Economic model predictive control for periodic operation: a quadratic programming approach. 63rd IEEE Conf. Decis. Control. Preprint available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.08181>.
- Bortolini, M., Gamberi, M., Graziani, A., Pilati, F., 2015. Economic and environmental bi-objective design of an off-grid photovoltaic–battery–diesel generator hybrid energy system. *Energy Conversion and Management* 106, 1024–1038.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.10.051>
- Castillo, A., Gayme, D. F., 2018. Evaluating the effects of real power losses in optimal power flow-based storage integration. *IEEE Transactions on Control of Network Systems* 5 (3), 1132–1145.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TCNS.2017.2687819>
- Chun-Xia Dou, X.-G. A., Yue, D., 2016. Multi-agent system based energy management strategies for microgrid by using renewable energy source and load forecasting. *Electric Power Components and Systems* 44 (18), 2059–2072.
DOI: <https://doi.org/10.1080/15325008.2016.1210699>
- García-Torres, F., Bordons, C., Ridao, M. A., 2019. Optimal economic schedule for a network of microgrids with hybrid energy storage system using distributed model predictive control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 66 (3), 1919–1929.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2826476>
- Hu, J., Shan, Y., Guerrero, J. M., Ioinovici, A., Chan, K. W., Rodriguez, J., 2021. Model predictive control of microgrids – an overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 136, 110422.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110422>
- Krupa, P., Limon, D., Alamo, T., 2020. Implementation of model predictive control in programmable logic controllers. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 29 (3), 1117–1130.
- Liu, K., Hu, X., Yang, Z., Xie, Y., Feng, S., 2019. Lithium-ion battery charging management considering economic costs of electrical energy loss and battery degradation. *Energy Conversion and Management* 195, 167–179.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.04.065>
- Liu, X., Wang, P., Loh, P. C., 2011. A hybrid AC/DC microgrid and its coordination control. *IEEE Transactions on Smart Grid* 2 (2), 278–286.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TSG.2011.2116162>
- Ma, J., Qin, S. J., Li, B., Salsbury, T., 2011. Economic model predictive control for building energy systems. In: *ISGT 2011*. pp. 1–6.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ISGT.2011.5759140>
- Mandelli, S., Barbieri, J., Mereu, R., Colombo, E., 2016. Off-grid systems for rural electrification in developing countries: Definitions, classification and a comprehensive literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 58, 1621–1646.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.338>
- Pereira, M., Limon, D., Muñoz de la Peña, D., Valverde, L., Alamo, T., 2015. Periodic economic control of a nonisolated microgrid. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 62 (8), 5247–5255.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2015.2404815>
- Rawlings, J. B., Mayne, D. Q., Diehl, M. M., 2020. *Model predictive control: theory, computation, and design*, 2nd Edition. Nob Hill Publishing, CA.
- Sharma, V., Haque, M. H., Aziz, S. M., 2019. PV generation and load profile data of net zero energy homes in south australia. *Data in Brief* 25, 104235.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104235>
- Zhang, C., Li, K., Deng, J., 2016. Real-time estimation of battery internal temperature based on a simplified thermoelectric model. *Journal of Power Sources* 302, 146–154.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.10.052>
- Zhang, Y., Fu, L., Zhu, W., Bao, X., Liu, C., 2018. Robust model predictive control for optimal energy management of island microgrids with uncertainties. *Energy* 164, 1229–1241.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.08.200>