

Control Predictivo Basado en Modelo como sistema de gestión de energía en microrredes

Model Predictive Control as energy management system in microgrids

Presentación 30/10/2025

Ezequiel Robert

Grupo de Investigación en Programación, Electrónica y Control (GIPEC), Facultad Regional Reconquista, UTN, Calle 44 1000, Reconquista, Argentina

E-mail de contacto: erobert3122@comunidad.frrq.utn.edu.ar

Franco Germán Guardiani

Grupo de Investigación en Programación, Electrónica y Control (GIPEC), Facultad Regional Reconquista, UTN, Calle 44 1000, Reconquista, Argentina

E-mail de contacto: fguardiani2780@comunidad.frrq.utn.edu.ar

Macarena Caballero

Grupo de Investigación en Programación, Electrónica y Control (GIPEC), Facultad Regional Reconquista, UTN, Calle 44 1000, Reconquista, Argentina

E-mail de contacto: mcaballero902480@comunidad.frrq.utn.edu.ar

Melani Faulkner

Grupo de Investigación en Programación, Electrónica y Control (GIPEC), Facultad Regional Reconquista, UTN, Calle 44 1000, Reconquista, Argentina

E-mail de contacto: mfaulkner2699@comunidad.frrq.utn.edu.ar

Resumen

El objetivo de este trabajo es proponer un Sistema de Gestión de Energía (EMS) para la implementación en una microrred estándar en una zona residencial. La energía renovable se obtiene a través de paneles solares, se almacena en baterías de iones de litio y abastece una demanda genérica acorde a un perfil residencial. La microrred se conecta a la red permitiendo abastecer la demanda de forma conjunta o alternada con el banco de baterías. El EMS se diseña mediante Control Predictivo basado en Modelos, considerando los costos de los diferentes componentes de la microrred. Se utiliza el lenguaje Python para programar el modelo y generar una simulación. Como resultado, se obtuvieron dos gráficas que describen y verifican el comportamiento del sistema en tiempo real en función de las restricciones operacionales establecidas.

Palabras clave: Microrred, Sistema de Gestión de Energía, Control Predictivo basado en Modelo, Simulación

Abstract

The objective of this work is to propose an Energy Management System (EMS) for the implementation in a standard microgrid in a residential area. Renewable energy is obtained through solar panels, stored in lithium-ion batteries, and supplies a generic demand in line with a residential profile. The microgrid is connected to the grid, allowing it to supply demand jointly or alternately with the battery bank. The EMS is designed using Model Predictive Control, considering the costs of the different components of the microgrid. The Python language is used to program the model and generate a simulation. As a result, two graphs were obtained that describe and verify the behavior of the system in real time based on the established operational constraints.

Keywords: Microgrid, Energy Management System, Model-Based Predictive Control, Simulation

1. Introducción

El incremento de la demanda de la energía eléctrica a nivel global, en contraposición a los problemas derivados del consumo dependiente y la explotación de los combustibles fósiles -indispensables para la generación de energía- ha impulsado a la comunidad científica a investigar y desarrollar una matriz energética basada en Recursos de Energía Renovables. Sin embargo, el comportamiento errático que poseen supone un desafío para la gestión de la energía. Como una solución admisible, surgió el concepto de microrred (Lasseter, 2001) que es un sistema eléctrico con la capacidad de gestionar sus recursos, coexistiendo fuentes de generación eléctrica, elementos para su almacenamiento y una demanda de energía, pudiendo operar conectada a una red o de forma aislada permitiendo asegurar la calidad y la continuidad del servicio debido a su naturaleza adaptativa.

La propuesta de este trabajo consiste en implementar y simular el Control Predictivo por Modelo Económico (EMPCT) (Rawlings et al., 2012) como sistema de gestión de energía (EMS), pudiendo controlar el flujo energético entre los distintos elementos de la microrred optimizando sus parámetros, considerando los costos de energía y la vida útil del sistema de almacenamiento. Además, el uso de esta estrategia permite tener en cuenta distintas restricciones sobre las variables de interés. El contenido del artículo se organiza de la siguiente forma: en la Sección 2 se construye el modelo en espacio de estados para el controlador y se desarrolla el problema de EMPCT; en la Sección 3 se presentan los resultados de la simulación del problema, mientras que en la Sección 4 se dan las conclusiones y se enuncian futuras líneas de investigación.

2. Metodología

2.1. Modelo del sistema de control

La microrred representa un nodo donde se conectan los recursos, renovables o no renovables, que serán controlados y optimizados en tiempo real con el objetivo de satisfacer la demanda, manteniendo la calidad y la continuidad del suministro de energía. Además, en una configuración de microrred general se encuentran conectados los sistemas de almacenamiento, la red eléctrica, otra microrred y, por último, la demanda. La conexión con la red eléctrica puede no estar contemplada; sin embargo, debe garantizarse un suministro suficiente de recursos renovables para cubrir la potencia demandada.

El EMS es el encargado de relacionar todas estas variables y tomar decisiones en tiempo real, teniendo en cuenta en los valores de carga de los sistemas de almacenamiento y las predicciones sobre las perturbaciones del sistema. Por lo tanto, se propone un modelo lineal de tiempo discreto en espacio de estados para ser utilizado por el EMS:

$$x_{k+1} = A x_k + B u_k \quad (1.a)$$

$$B_u u_k + E_w w_k = 0 \quad (1.b)$$

siendo $x_k \in R^{n_x}$ y $u_k \in R^{n_u}$ los estados y las variables manipuladas, $w_k \in R^{n_w}$ las perturbaciones, mientras que $A \in R^{n_x \times n_x}$, $B \in R^{n_x \times n_u}$, $B_u \in R^{1 \times n_u}$ y $E_w \in R^{1 \times n_w}$ son matrices numéricas. La ecuación (1.a) define el comportamiento de los sistemas de almacenamiento y la (1.b) representa el balance energético del nodo.

Como sistema de almacenamiento para la microrred, se considera apropiado utilizar baterías debido a su buena capacidad de almacenamiento que permite suministrar energía por largos períodos de tiempo. Sin embargo, tienen la desventaja de que no toleran bien las fluctuaciones bruscas de carga, como los picos de corriente en el arranque de motores. Para gestionar este recurso es necesario conocer el estado de carga (*soc*) de la batería para mantenerlo en un rango óptimo y, así, maximizar su vida útil. La dinámica de una batería se determina por:

$$soc_{k+1} = soc_k + \frac{\eta_{bat}^* T}{C_{bat}} P_{bat,k} \quad (2)$$

siendo T el tiempo de muestreo, C_{bat} la capacidad nominal de almacenamiento de la batería y P_{bat} la potencia asociada a la carga o descarga. El rendimiento η_{bat}^* depende si la batería está cargando o descargado, pudiendo tomar los siguientes valores si la energía entra o sale del nodo:

$$\eta_{bat}^* = \begin{cases} \eta_{bat} & \text{si } P_{bat,k} > 0 \text{ (carga),} \\ -\frac{1}{\eta_{bat}} & \text{si } P_{bat,k} < 0 \text{ (descarga).} \end{cases} \quad (3)$$

2.2. Controlador EMPCT

Un Controlador Predictivo Económico basado en Modelo para el seguimiento de un criterio económico variable (EMPCT) (Ferramosca et al., 2014) resuelve en cada periodo de muestreo un problema de optimización compuesto por un funcional de costo V_N y sujeto a restricciones sobre las variables que definen la dinámica del sistema.

En el funcional de costo V_N se tiene en cuenta la función de *costo económico* que considera el criterio económico a optimizar (para el caso de una microrred, por ejemplo, los precios de compra y venta de energía, etc). El *costo de etapa* tiene en cuenta la dinámica del sistema, es decir, se agregan las restricciones que establecen los límites de la evolución en las variables manipuladas y en las entradas y, por último, una penalización por *costo de offset* que restringe la distancia entre el punto de equilibrio óptimo deseado x_e y x_{N-1} (Alarcón et al., 2022).

$$V_N(x_k, C_{e,k}; u_k) = \ell_{eco}(x_k - x_{N-1} + x_e, u_k - u_{N-1} + u_e, c_{e,k}) + ||x_k - x_{N-1}||_Q^2 + ||u_k - u_{N-1}||_R^2 + ||x_{N-1} - x_e||_F^2 \quad (4)$$

El problema de optimización se resuelve minimizando el funcional de costo obteniendo las $N - 1$ (siendo N el horizonte de control) acciones de control en cada tiempo de muestreo T establecido, siendo x_k y u_k las predicciones para los estados y las entradas realizadas en el instante de tiempo k y $C_{e,k}$ el parámetro económico variable.

$$\min_u \sum_{i=1}^{N-1} V_N(x_k, C_{e,k}; u), \quad (5)$$

sujeto a las restricciones sobre los estados y acciones de control del sistema. En cada instante de tiempo, se genera $N - 1$ acciones de control en las entradas, de las cuales únicamente la primera es aplicada al sistema y las demás se descartan.

El funcional de costo requiere información previa sobre un punto equilibrio óptimo (x_e, u_e) . Este se calcula utilizando un optimizador en tiempo real (RTO), este punto le provee al EMPCT una referencia óptima a la cual el controlador debe guiar al sistema (Alarcón et al., 2022).

$$(x_e, u_e) = \arg \min_{x,u} \ell_{eco}(x_k, u_k, c_{e,k}) \quad (6)$$

2.3. Formulación del EMPCT sobre la microrred

Para formular el EMPCT apto para el seguimiento de un criterio económico variable como EMS, se propone una microrred con la estructura mostrada en la Figura 1. Esta cuenta con generación renovable a través un arreglo de paneles solares, un sistema de almacenamiento por medio de baterías iones de litio y opera conectada a una red eléctrica. El perfil de la demanda de la carga residencial es uno genérico supuesto para la implementación del controlador. La barra horizontal representa el nodo de la microrred, donde están conectados todos los componentes que absorben o entregan energía.

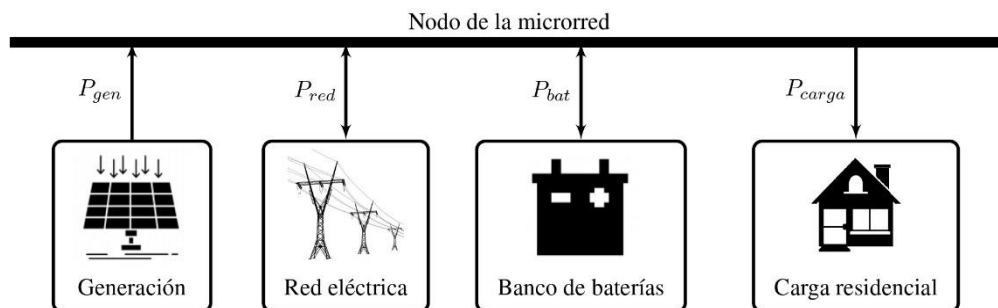


Figura 1. Esquema de la microrred propuesta. Donde P_{gen} : potencia generada por los paneles solares; P_{red} : potencia intercambiada con la red eléctrica; P_{bat} : potencia intercambiada con el banco de baterías; P_{carga} : potencia consumida;

Se considera como potencia de generación instalada un total de 3 [kW]. En cuanto al banco de baterías, la capacidad de este es de $C_{bat} = 20000[\text{Wh}]$, con un rendimiento $\eta_{bat} = 0.96$, y el costo de reposición de este es de $C_{bat} = \$31.294$. El controlador decide si comprar, vender o no utilizar energía de la red eléctrica. Se considera como parámetro económico $C_{e,k}$ un costo de energía variable: el cual se divide en tres rangos horarios diarios. Este corresponde a *Horas pico* [18-23 h] = 0.2, *Horas valle* [23-06 h] = 0.08 y *Resto* [06-18 h] = 0.12 [\$/kWh]. Finalmente, el rendimiento del flujo de energía a través del nodo (inversor = nodo microrred) se debe considerar. Su valor es $\eta_{inv} = 0.95$, y dependiendo si la potencia P entra o sale del nodo:

$$\eta_{inv}^* = \begin{cases} \eta_{inv} & \text{si } P > 0 \text{ (entra potencia),} \\ \frac{-1}{\eta_{inv}} & \text{si } P < 0 \text{ (sale potencia).} \end{cases} \quad (7)$$

Teniendo en cuenta el sistema descrito y las ecuaciones (1.a) y (1.b), el vector $x_k = [soc_k]$ representa el estado actual del sistema (nivel de carga del banco de baterías), $u_k = [P_{bat,k} \ P_{red,k}]^T$ representa las variables manipuladas, es decir, potencia intercambiada con el banco de baterías o la red eléctrica y finalmente, $w_k = [P_{gen,k} \ P_{carga,k}]^T$ son las perturbaciones del sistema (potencia generada y consumida).

$$x_{k+1} = [1] [soc_k] + \begin{bmatrix} -\frac{\eta_{bat}^* T}{C_{bat}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{bat,k} \\ P_{red,k} \end{bmatrix} \quad (8.a)$$

$$\begin{bmatrix} \eta_{inv}^* & \eta_{inv}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{bat,k} \\ P_{red,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_{inv} & -\frac{1}{\eta_{inv}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{gen,k} \\ P_{carga,k} \end{bmatrix} = 0 \quad (8.b)$$

Se imponen restricciones sobre el estado de la batería (*soc*), que puede fluctuar entre un 30% y 80% de su capacidad nominal, mientras que la potencia de carga o descarga no debe pasar los 2400 [W]. En cuanto al flujo de potencia de la red, se puede vender una potencia máxima de 3000 [W] y para la compra un máximo de 4000 [W].

Para la batería que intercambia energía de forma bidireccional, el costo se compone por un término de amortización y un término de degradación. El primero considera el valor de reposición de la batería c_{bat} y su capacidad de almacenamiento nominal C_{bat} , mientras que el segundo busca minimizar su ciclo de envejecimiento, penalizando con un término cuadrático un valor de potencia cercano a su límite de funcionamiento. Para la red se considera el costo de intercambio de energía.

$$\ell_{eco}(u_k, c_{e,k}) = \left[\frac{c_{bat} T}{C_{bat}} \cdot P_{bat,k} + \left(\frac{P_{bat,k}}{P_{nom,bat}} \right)^2 \right] \lambda_{bat} + \left(\frac{c_{e,k} T}{3600} \cdot P_{red,k} \right) \lambda_{red} \quad (9)$$

En la Tabla 1 se muestran los valores seleccionados para los parámetros del funcional de costo V_N . Las primeras dos constantes definen el comportamiento del costo económico; en este caso, se le da más importancia a minimizar el costo de la compra/venta de energía utilizando una ponderación mayor. Además, se especifican aleatoriamente las matrices que determinan la dinámica del sistema.

Tabla 1. Ponderaciones del funcional de costo.

Parámetro	Descripción	Valor
λ_{red}	Intercambio de energía con la red	100
λ_{bat}	Baterías de la microrred	20
R	Acciones de control	$diag(2,15)$
Q	Variables de estado	$diag(5,5,5,5)$
C	Variaciones abruptas del soc	$diag(10,10,10,10)$
F	Costo de offset	$diag(25,25,25,25)$

3. Simulación y Resultados

3.1. Simulación

Para respaldar la factibilidad matemática de este controlador, se realizó una simulación. La cual se cargó un perfil típico de generación y consumo, y se analizaron las acciones de control realizadas.

La simulación se realizó con ayuda del lenguaje de programación Python 3.11.1, el cual se modeló el sistema, el optimizador y el funcional de costo descrito anteriormente. Utilizando la herramienta CasADi (Andersson et al., 2019) se resolvió el problema de optimización, para calcular las acciones de control y el estado de la batería. La Tabla 2 muestra los parámetros de la simulación.

Tabla 2. Características de simulación

Parámetro	Descripción	Valor
T_sim	Tiempo de simulación	24h
T	Tiempo de muestreo	300s
Tot	Total de muestras	288
N	Horizonte de control	95

3.2. Resultados

Los resultados de la simulación se observan en la Figura 2, donde en el grafico superior se muestran las variables manipuladas elegidas por el controlador y las perturbaciones; mientras que en el inferior aparece el estado de carga para las baterías de iones de litio.

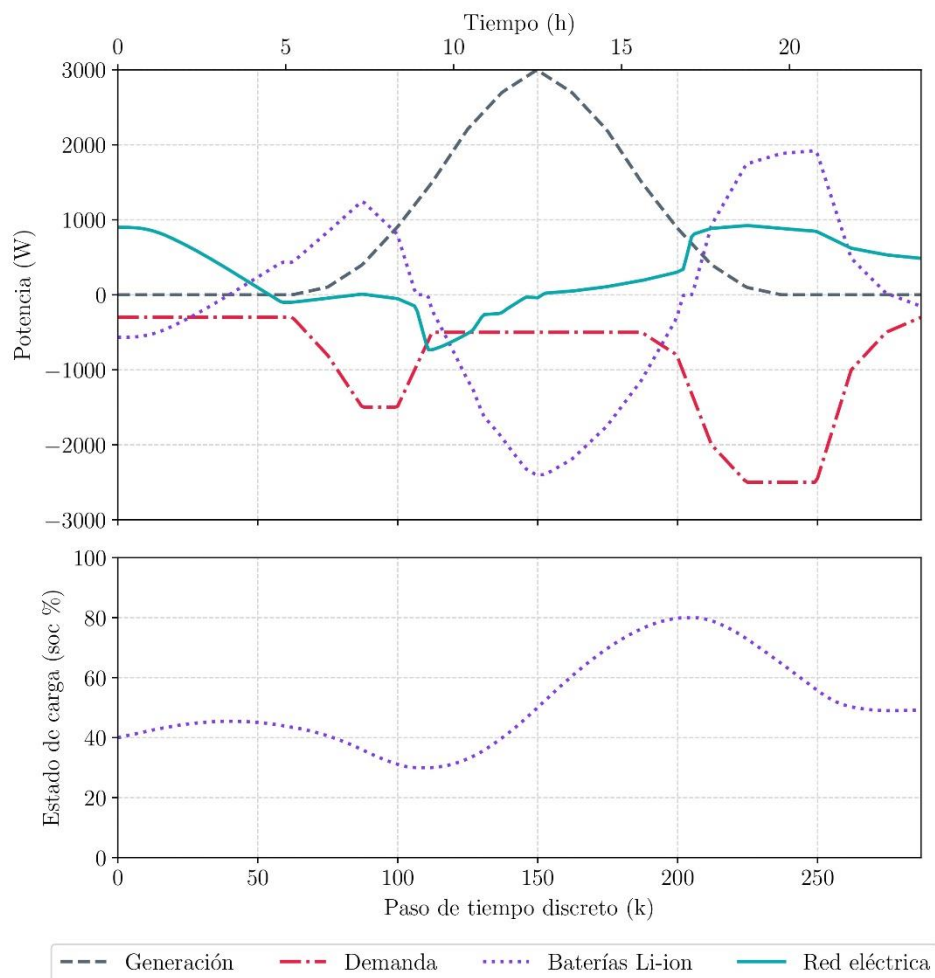


Figura 2. Resultados de la simulación.

En un primer análisis, se observa que el controlador utiliza energía de la batería y generación para compensar la carga, y simultáneamente vende energía a la red (primer pico de consumo entre 5h y 10h). Cuando el nivel de carga de la batería llega al 30%, donde el flujo de potencia cambia de positivo a negativo, el controlador comienza a cargar la batería hasta una tasa máxima de 2400[W] (restricción impuesta) aprovechando el pico de generación, la carga se detiene cuando el nivel alcanza el 80%.

Ante un aumento repentino en la demanda de carga, el controlador prioriza el uso de la red eléctrica para compensar la potencia. Esta acción protege la batería, evitando descargas bruscas y manteniendo un flujo de energía más gradual. Finalmente, durante el segundo pico de demanda de energía (aproximadamente 20h), el controlador prioriza la energía almacenada en la batería por sobre la de la red, respondiendo a la ponderación mayor que se dio al uso de la red.

Además, el proceso de carga/descarga para las baterías se realiza respetando los límites nominales de sus variables y con una dinámica suave en la evolución de su estado de carga, lo cual minimiza el proceso de degradación.

Se aprecia un correcto funcionamiento del sistema propuesto como EMS, manteniendo siempre todas las variables dentro de los rangos fijados por las restricciones y logrando cumplir con los objetivos de gestión.

4. Conclusiones

En este trabajo, se implementó un controlador sobre una microrred aplicando una estrategia de EMPCT como EMS. De esta forma, se logró gestionar de manera óptima los recursos y elementos a disposición, considerando restricciones tanto económicas como del diseño del sistema. La simulación realizada en Python, por otra parte, fue satisfactoria para el escenario de generación y demanda supuesto, demostrando la viabilidad de la estrategia para aplicaciones reales.

Como futuras líneas de trabajo, se propone expandir la microrred agregando elementos como estaciones de carga de vehículos eléctricos, puestos de generación y almacenamiento de hidrógeno; para su posterior conversión en energía eléctrica, y el uso de generación eólica como alternativa a la ausencia de radiación solar.

También, es posible aplicar aprendizaje maquina para predecir el comportamiento de perturbaciones en el consumo y la generación de los paneles fotovoltaicos.

Referencias bibliográficas

- Alarcón, M. A., Alarcón, R. G., Gonzalez, A. H., & Ferramosca, A. (2022). Economic model predictive control for energy management of microgrid connected to the main electrical grid. *Journal of Process Control*(117), 40-51.
- Andersson, J. A., Gillis, J., Horn, G., Rawlings, J. B., & Diehl, M. (2019). CasADi – A software framework for nonlinear optimization and optimal control. *Mathematical Programming Computation*, 1(11), 1-36.
- Ferramosca, A., Limón, D., & Camacho, E. (2014). Economic MPC for a changing economic criterion for linear systems. *IEEE Trans. Automat. Control*, 59(10), 2657-2667.
- Lasseter, B. (2001). Microgrids [distributed power generation]. *IEEE, power engineering society winter meeting*, 146-149.
- Rawlings, J., Angeli, D., & Bates, C. (2012). Fundamentals of economic model predictive control. *Conference on Decision and Control, IEEE*(51), 3851-3861.