

Modelado y Simulación de Sistemas de Control Predictivos para la Generación Eléctrica en Redes Inteligentes

Checa-Burgos, Gabriel¹; Sampietro-Saquicela, José²

¹Pontificia Universidad Católica del Ecuador Sede Esmeraldas, Quevedo, Ecuador
²Pontificia Universidad Católica del Ecuador Sede Esmeraldas, Esmeraldas, Ecuador

Resumen: Las redes inteligentes (RI) se consideran un importante soporte tecnológico para la respuesta a la demanda para mejorar la confiabilidad y la sostenibilidad de un sistema eléctrico. Este estudio contribuye a lograr un equilibrio entre el suministro y el requerimiento de energía, reduciendo la demanda en las horas punta y minimizando así el uso de energía ante el aumento de la demanda. La investigación propone el uso de una herramienta Matlab para desarrollar una estrategia de Control Predictivo de Modelos (MPC) para gestionar los recursos energéticos de una RI, que promueva la reducción de la demanda, en particular el enfoque utilizado cubre los problemas de eficiencia energética, coste de la electricidad y generación de energías renovables. La estrategia de control desarrollada es capaz de maximizar la eficiencia del sistema reduciendo el consumo de electricidad durante el día, cumpliendo así con las diferentes restricciones operativas. Los resultados de la simulación muestran que cuando se incluyen las predicciones, los costos de generación disminuyen. Además, los costos de generación aumentan como resultado de la simulación de errores de predicción. Estos resultados demuestran la eficacia del sistema y que el MPC puede considerarse una alternativa a otras soluciones que no garantizan una solución óptima.

Palabras clave: Redes inteligentes, respuesta a la demanda, control predictivo por modelos.

Modeling and Simulation of Predictive Control Systems for Power Generation in Smart Grids.

Abstract: Smart grids (RI) are considered an important technological support for demand response to improve the reliability and sustainability of an electrical system. This study contributes to achieve a balance between energy supply and requirement, reducing the demand at peak hours and thus minimizing energy use in the face of increased demand. The research proposes the use of a Matlab tool to develop a Model Predictive Control (MPC) strategy to manage the energy resources of an IR, which promotes demand reduction, in particular the approach used covers the problems of energy efficiency, electricity cost and renewable energy generation. The developed control strategy is able to maximize the system efficiency by reducing the electricity consumption during the day, thus meeting the different operational constraints. Simulation results show that when predictions are included, generation costs decrease. In addition, generation costs increase as a result of the prediction error simulation. These results demonstrate the effectiveness of the system and that the MPC can be considered an alternative to other solutions that do not guarantee an optimal solution.

Keywords: Smart Grids, Demand Response, Model Predictive Control.

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la tendencia en la generación de energía es la combinación de centrales eléctricas convencionales basadas en combustibles fósiles con otras tecnologías, como las energías renovables (Arce et al., 2014). Con el incremento de demanda de energía en todo el mundo se buscan formas de satisfacer estas necesidades gracias a alguna forma de energía limpia como las renovables (Jia & Sun, 2017). Esta necesidad de satisfacer de forma sostenible aquella creciente en la demanda de energía requiere redes eléctricas de distribución con energías activas, con el potencial de flujos de energía bidireccionales (A. Ma et al., 2019).

Esto da lugar al arduo problema de como combinar las plantas de generación de energías renovables y tradicionales y coordinarlas como un todo (Jia & Sun, 2017). Por tanto, esto ha llevado a los países a centrar parte de sus esfuerzos en el diseño de planes estratégicos y nuevas prácticas tecnológicas que conduzcan al ahorro de energía (Montoya et al., 2015).

En los últimos años, los sistemas eléctricos han experimentado varios cambios como consecuencia de la introducción de las Redes Inteligentes (RI) en los sistemas de distribución. Los diversos componentes de la RI, como la respuesta a la demanda, los sistemas de almacenamiento y los recursos renovables, plantean desafíos para su implementación a gran escala (Velasquez et al., 2021). Las RI se consideran un

importante apoyo tecnológico para que la respuesta a la demanda mejore la fiabilidad y la sostenibilidad del sistema eléctrico (Halvgaard et al., 2016). En este sentido (Freire et al., 2020) considera que las fuentes de energía renovables son ampliamente aceptadas, porque son una forma alternativa de producción de energía que se diferencia de las fuentes tradicionales y no contamina el medio ambiente. Así, las RI son la tendencia y la próxima generación de la red eléctrica.

En estos últimos años se han realizado investigaciones importantes donde se evalúa el papel de las unidades eólicas en el funcionamiento óptimo de las redes inteligentes teniendo en cuenta el costo y las pérdidas de energía (N. et al., 2020). También se estudia el impacto de los paneles solares en la gestión energética de las RI y concluyendo a las fuentes solares como fuentes de energía limpias y sostenibles (Ahmad & Khan, 2020).

Por consiguiente, en los sistemas de controles modernos, el control predictivo fundamentado en modelos (MPC), está reconocido como una solución muy extendida, debido a que utiliza un modelo de espacio de estado del sistema para predecir las trayectorias (Oshnoei et al., 2021). El comportamiento futuro del sistema es una cuestión fundamental para desarrollar modelos basados en la previsión de la demanda y la producción de energía renovable, y el MPC se basa en esto (Shi et al., 2021). No obstante, se menciona que la respuesta a la demanda es un factor importante que contribuye a lograr equilibrar generación y demanda en las RI. Es por ello que el uso de procedimientos que optimicen la capacidad de tratar con las limitaciones del sistema en cada tiempo de muestreo (Freire et al., 2020).

Dado que el control predictivo de modelos está visto como una solución a problemas de sistemas de control y las RI como la nueva generación de redes eléctricas. El presente estudio tiene como objetivo desarrollar un MPC para la generación de energía en RI mediante el uso de herramientas de control de Matlab y así tener una mejora en la eficiencia en todas las fuentes de generación. De esta forma, poder anticiparse a la resolución de problemas en el sistema de control, obteniendo un mejor dimensionamiento que minimice problemas en los procesos, costos de operación y de mantenimiento. De esta manera, se ha logrado obtener una forma de operar los sistemas de generación de manera más económica y eficiente, reduciendo picos de demanda y restableciendo el sistema de manera más rápida y eficaz ante una falla.

La presente investigación se ha estructurado en 6 secciones. Se podrá encontrar en la sección 2 las bases teóricas relacionados con el objeto de estudio. La sección 3 se detallan varios trabajos relacionados en los que se han empleado los sistemas de control predictivos para la generación eléctrica en RI. En la sección 4 se describe los materiales empleados para diseñar los MPC y de la RI. Para la sección 5 se compara la operación de los sistemas de generación usando el sistema de control predictivo. Finalmente, las conclusiones y los trabajos futuros del estudio se describen en la Sección 6.

2. MATERIALES Y METODOS

2.1 Aspectos generales de la investigación

La investigación es de tipo bibliográfica, desde la perspectiva teórica y técnica se realizó levantamiento de información de fuentes científicas de alto impacto. Además, la investigación es de tipo experimental porque se efectuaron pruebas para diferentes circunstancias de oferta y demanda de energía con el fin de conseguir un MPC adecuado que permita indicar un incremento de eficiencia en las fuentes de generación.

Para llevar a cabo la investigación, en primer lugar, se estableció la estructura y dimensiones de la RI; luego, se creó el modelo de los componentes que la conforman como el sistema eólico, fotovoltaico y de la batería. Posteriormente, se procedió con el diseño de la red en el entorno Simulink de Matlab. Para la segunda fase se estableció el modelo de EMPC, se generaron dos perfiles de demanda y mediante el uso del software de cómputo Matlab se realizó un generador de pulsos al cual se le incluyó ruidos para poder obtener picos de demanda en los perfiles. Para la obtención de los perfiles de demanda se procedió a realizar una simulación de 24 horas. Una vez obtenidos los perfiles de demanda con ellos se obtuvieron datos para representar la oferta y demanda en la RI. Y como tercera fase para poder simular resultados se utilizó la herramienta de software Yalmip en Matlab, se procedieron a realizar dos simulaciones, una corresponde solo a la RI con los datos de perfil de demandas, y en la segunda simulación se realizó considerando el EMPC en conjunto con la RI con la finalidad de predecir las variaciones de oferta y demanda, con el objetivo de poder comparar la información y demostrar la eficiencia y confiabilidad del sistema.

2.2 Modelo de la red inteligente

Se diseñó la RI con varios componentes como fuentes de flujo, enlaces, nodos y almacenamiento. En este trabajo se consideró la RI compuesta por n_s fuentes de energía, n_x elementos de almacenamiento, n_q buses de conexión y n_d cargas (Nassourou et al., 2018). La ecuación matemática de cada componente se proporciona a continuación.

Los elementos almacenadores de energía y la generación eléctrica se consideran fuentes de flujo, que proporcionan energía a las cargas. Las fuentes de flujo deben estar restringidas ya que sus producciones están limitadas según se especifica en la Ecuación 1:

$$p^{min} \leq P(k) \leq p^{max} \quad (1)$$

donde $P(k)$ es la energía suministrada en el momento k , p^{min} es el límite inferior (normalmente fijado en cero), y p^{max} es el límite superior determinado por la energía instalada o basada en la restricción de la capacidad energética neta.

Algunos elementos de la fuente de flujo, como las fuentes de energía renovable, tienen un límite superior de potencia

adicional dependiente del tiempo y determinado por la disponibilidad del recurso en base al instante k . Entonces, la Ecuación 1 se puede reescribir como se especifica en la Ecuación 2:

$$P^{min} \leq P(k) \leq P^+(k) \leq P^{max} \quad (2)$$

donde $P^+(k)$ es el perfil de generación de energía máxima en el instante k .

Las unidades de flujo (enlaces activos) se utilizan para conectar las fuentes de energía de los elementos de enlace a la red. Estas unidades pueden cambiar la energía de corriente continua (DC) o de corriente alterna (AC) a AC o DC, por ejemplo, mediante inversores o rectificadores (Nassourou et al., 2018). También pueden adaptar los valores de tensión de las fuentes de energía para que se ajusten a los estándares de tensión de la red de conexión mediante convertidores. Las unidades de control de flujo también seleccionan entre los límites establecidos en la Ecuación 1 la energía producida por su fuente de alimentación asociada..

La salida del controlador de energía $u_{out}(k)$ viene dada por la potencia suministrada por la fuente de flujo multiplicada por un índice de rendimiento eléctrico η :

$$u_{out}(k) = \eta P(k) \quad (3)$$

Entonces, considerando la Ecuación 3 en los límites de potencia definidos por las Ecuaciones 1 y 2, se logra obtener las Ecuaciones 4 y 5 como dos formas de expresar los límites de potencia;

$$\eta P^{min} \leq u_{out}(k) \leq \eta P^{max} \quad (4)$$

$$\eta P^{min} \leq u_{out}(k) \leq P^+(k) \leq \eta P^{max} \quad (5)$$

Un elemento de tratamiento del flujo que no aumenta ni disminuye la energía entrante se denomina enlace pasivo. Son en esencia componentes que se encargan de reenviar la energía entrante a otros componentes de la red. En algunos casos, podrían ser tan simples como interruptores o líneas de transmisión cortas.

Dado que consumen energía que fluye, los elementos sumideros representan la demanda de carga. En la Ecuación 6 se hace referencia a las demandas de carga, denominadas $d(k)$ (en el momento k), y están limitadas por la capacidad energética de la conexión de red o por las demandas máximas establecidas por los contratos de los usuarios.

$$d^{min} \leq d(k) \leq d^{max} \quad (6)$$

donde d^{min} y d^{max} son los límites inferior y superior de las demandas.

2.3 Modelo de la batería

El modelo del sistema de almacenamiento se realizó teniendo en cuenta lo mencionado en otros artículos donde autores como: Wenzhong (2005), indica que el valor de la resistencia es un factor importante en las condiciones de carga y descarga. Por otro lado, se declara que la resistencia y el voltaje en el perímetro abierto son funciones de carga no lineales (SOC). Por lo tanto, el modelo de batería se obtiene a partir del circuito equivalente como se observa en la Figura 4. En este circuito, una fuente de voltaje abierta está conectada en serie con una resistencia interna para representar la batería (Sampietro-Saquicela, 2019). Para establecer el modelo de la batería aplicamos Kirchhoff al circuito de la Figura 4, según se especifica en la Ecuación 7:

$$u_b(t) = u_{oc}(t) - r_i(t)r_b(t) \quad (7)$$

donde u_b es la tensión del circuito, u_{oc} la tensión en circuito abierto, r_i la resistencia interna y i_b la intensidad en los terminales del circuito. En la Ecuación 8 se representa la tensión del circuito abierto como la carga en la batería expresada en forma de función y la parametrización de esta función se sugiere en (Sampietro-Saquicela, 2019).

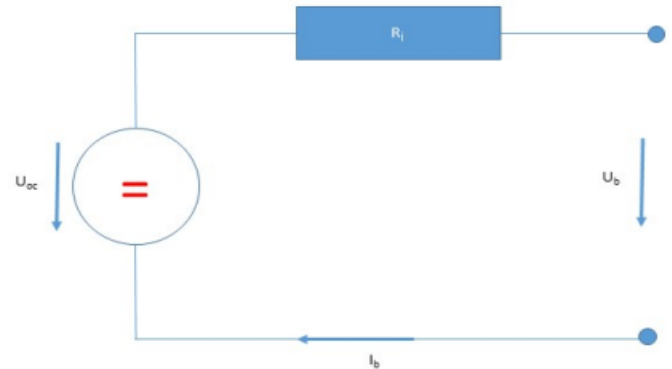


Figura 4. Circuito equivalente de la batería.

$$u_{oc}(t) = k_2 SOC(t) + k_1 \quad (8)$$

donde los coeficientes k_1 y k_2 dependen únicamente del diseño y número de baterías y no de las variables de funcionamiento, por lo que se puede suponer que son constantes en el tiempo. La resistencia interna r_i es la suma de varios fenómenos dentro de la batería y también puede expresarse en función del estado de carga según se especifica en la Ecuación 9:

$$r_i(t) = k_4 SOC(t) + k_3 \quad (9)$$

donde los coeficientes k_3 y k_4 son característicos de la batería.

Hay trabajos como (Johnson, 2002) que, además de expresarse de tal forma, diferencia entre los aspectos de carga y descarga para el modelo. Y algo a considerar de este modelo es que la resistencia es independiente de la intensidad en la batería.

Conociendo la intensidad i_b de la batería, se la determinó como se especifica en la Ecuación 10:

$$i_b(t) = \frac{p_b(t)}{u_b(t)} \quad (10)$$

donde $p_b(t)$ es la potencia de la batería. Y a partir de las Ecuaciones 1, 2, 3 y 4 se obtuvo la siguiente expresión según se indica en la Ecuación 11:

$$u_b^2(t) - (k_2 SOC(t) + k_1)u_b(t) + p_b(t)(k_4 SOC(t) + k_3) = 0 \quad (11)$$

de donde el voltaje de la batería se obtiene a partir de la Ecuación 12:

$$u_b(t) = \frac{k_2 SOC(t) + k_1}{2} + \sqrt{\frac{k_2 SOC(t) + k_1}{4} - [p_b(t)(k_4 SOC(t) + k_3)]} \quad (12)$$

Dependiendo de la tensión y la corriente requeridas según las características de las baterías usadas, un grupo de baterías se puede conectar entre sí de tres formas: serie, paralelo o mixta serie-paralelo. Dadas las celdas a utilizar, la Ecuación 12 puede representarse en base a r_i y u_{oc} , según se especifica en la Ecuación 13, lo cual simplifica lo obtenido con la siguiente expresión:

$$u_b(t) = \frac{u_{oc}(t)}{2} + \sqrt{\frac{u_{oc}(t)}{4} - (p_b(t)r_i(t))} \quad (13)$$

donde n_{batp} es el número de celdas en paralelo y n_{bats} es el número de celdas en serie a utilizar.

De esta manera, tiene u_b y u_{oc} relacionada con el proceso de cargar que presente la batería. Para obtener ese parámetro, depende de cuántas celdas se utilicen, se puede reescribir la Ecuación 10, y se obtiene la expresión según se especifica en En la Ecuación 14:

$$i_b(t) = \frac{p_{bat}(t)}{u_b(t)C_{bat}n_{batp}} \quad (14)$$

Además se deben tomar en cuenta las restricciones de carga y descarga de potencia de la batería, las cuales se determinan a partir de las Ecuaciones 15 y 16, en donde p_{cb} es la potencia de carga y p_{db} es la potencia de descarga.

$$p_{cb}(SOC) = -\frac{n_{bats}u_{cmax}^2 - u_{oc}(t)u_{cmax}}{r_i(t)} n_{batp} \quad (15)$$

$$p_{db}(SOC) = \frac{-n_{bats}u_b(t)^2 + u_{oc}(t)u_{cmin}}{r_i(t)} n_{batp} \quad (16)$$

La Tabla 1 muestra los parámetros que se utilizarán para el modelo de la batería los cuales se obtuvieron de (Carignano et al., 2016).

2.4 Modelo del sistema de generación fotovoltaico

Los modelos matemáticos generales de celdas solares se han estudiado durante varios años (Phang et al., 1984). La Figura 5 muestra un modelo de circuito de célula solar, compuesto por

fotocorriente, diodo, resistencia en paralelo (corriente de fuga) y resistencia en serie.

Tabla 1. Parámetros de la batería

Parámetro	Valor
k_1	1.2 [V]
k_2	0.21 [V]
u_{cmax}	1.55 [V]
u_{cmin}	0.55 [V]
r_i	2.2 [mΩ]
SOC_{max}	0.9
SOC_{min}	0.3
E_{max}	46 [Wh/Kg]
P_{max}	1300 [W/Kg]
T	-20 A 50 [°C]

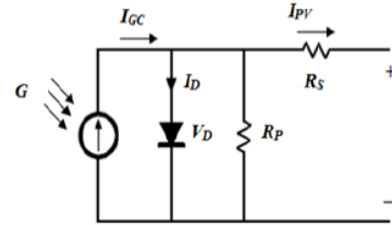


Figura 5. Circuito equivalente de una celda fotovoltaica

Para (Villalva et al., 2009), el circuito fotovoltaico mostrado en la Figura 5 y aplicando la ley de Kirchhoff, la fotocorriente puede expresarse como se muestra en la Ecuación 17:

$$I_{pv} = I_{gc} - I_o \left[\exp\left(\frac{eV_d}{KFT_c}\right) - 1 \right] - \frac{V_d}{R_p} \quad (17)$$

donde I_{gc} es la corriente generada por la luz, I_o es la corriente de saturación oscura dependiente de la temperatura de la célula, $e = 1,6 \times 10^{-19}$ Coulombs representa la carga eléctrica, la constante de Boltzmann $K = 1,38 \times 10^{-23}$ J/K, F representa el factor de idealización de la celda, La temperatura absoluta de la celda lo indica T_c , V_d es la tensión del diodo y R_p es la resistencia en paralelo. Para (Villalva et al., 2009), la fotocorriente (I_{gc}) depende principalmente de la irradiancia solar y de la temperatura de la célula se describe como se en la Ecuación 18:

$$I_{gc} = [u_{sc}(T_c - T_r) + I_{sc}]G \quad (18)$$

Donde el coeficiente de temperatura de la corriente de cortocircuito de la celda se expresa como u_{sc} , mientras que la temperatura de referencia de la celda está dada por T_r , I_{sc} como la corriente de cortocircuito de la celda a 25 °C y 1kW/m², mientras que G es la irradiancia solar en kW/m². Además (Villalva et al., 2009), indica que la corriente de saturación y la temperatura de la celda varían, tal como se muestra en las Ecuaciones 19 y 20:

$$I_o = I_{o\alpha} \left(\frac{T_c}{T_r}\right)^3 \exp\left[\frac{e v_g}{K F} \left(\frac{1}{T_r} - \frac{1}{T_c}\right)\right] \quad (19)$$

$$I_{o\alpha} = \frac{I_{sc}}{\exp\left(\frac{e v_{oc}}{K F T_c}\right)} \quad (20)$$

donde la corriente de saturación inversa de la celda a una radiación solar y temperatura de referencia se expresa como $I_{o\alpha}$, v_g es la energía de banda prohibida del semiconductor utilizado en la celda, y v_{oc} es la tensión de circuito abierto de la celda fotovoltaica. Este modelo recibe la irradiancia solar y la temperatura de la celda fotovoltaica como entradas, y recibe el voltaje y la corriente de la celda fotovoltaica como salidas (Natsheh et al., 2011).

2.5 Modelo del sistema de generación eólica

Para el modelo del sistema de generación eólica se basó en lo indicado por (De Battista et al., 2006), donde expresa que las características del viento influyen en la potencia de salida del aerogenerador tal como se indica en la Ecuación 21:

$$P_m = C_p(\lambda, \beta) \frac{\rho A}{2} v_{wind}^3 \quad (21)$$

donde la potencia mecánica de salida está representada por P_m , el coeficiente de rendimiento de la turbina como C_p , mientras que β es el ángulo de paso de la pala, A el área de barrido de la turbina, ρ la densidad del aire, la velocidad del aire se expresa como λ y v_{wind} como la velocidad del viento.

Para el modelo del coeficiente de rendimiento $C_p(\lambda, \beta)$ utilizado en esta investigación se lo tomó de (Lubosny, 2003), y está dado por la Ecuación 22:

$$C_p(\lambda, \beta) = c_1 \left(\frac{c_2}{\lambda_i} - c_3 \beta - c_4\right) e^{(-c_5/\lambda_i)} + c_6 \lambda \quad (22)$$

Donde las constantes desde c_1 hasta c_6 son parámetros que dependen del rotor del aerogenerador y del diseño que tengan las palas, mientras que λ_i es un parámetro que se representa en la Ecuación 23:

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1} \quad (23)$$

Por tanto, la Ecuación 24 se puede establecer y simplificar para valores de A y de ρ , como se muestra a continuación:

$$P_{m-pu} = k_p c_{p-pu} v_{wind-pu}^3 \quad (24)$$

Donde para valores de A y de ρ la potencia nominal en por unidad (p.u.) se expresa como P_{m-pu} , la ganancia de potencia es k_p , c_{p-pu} es el valor p.u. del coeficiente de rendimiento c_p , mientras que $v_{wind-pu}$ es el valor p.u. de la velocidad del viento base, el cual es el valor medio de la velocidad del viento previsto en (m/s). Este modelo utiliza la velocidad del viento y el generador como entradas; el torque aplicado al eje del generador representa la salida (Natsheh et al., 2011).

El modelo del generador de la turbina eólica, para este efecto el eje del rotor será accionado por la turbina eólica la cual produce el torque mecánico en relación a los valores

establecido del generador y de la velocidad del viento. Como resultado, la salida del generador se conecta a la RI (Natsheh et al., 2011).

2.6 Modelo de EMPC

En una estrategia EMPC, los objetivos suelen estar relacionados con el coste operativo del sistema, como la minimización de los costes de electricidad, en lugar de limitarse a intentar seguir puntos de referencia. En esta investigación, se consideran los siguientes objetivos operativos en la gestión de redes inteligentes vistas como ejemplos de sistemas basados en flujos generalizados. De hecho, los objetivos operativos similares se han utilizado en la gestión de las redes de agua potable (Nassourou, 2021).

- Económico: para minimizar los costes de producción y transporte.
- Seguridad: garantizar que los recursos de los embalses estén siempre al nivel deseado para hacer frente a las incertidumbres y evitar la escasez.
- Suavidad: hacer funcionar la red de forma continua mediante acciones de control suaves.

Para representar el modelo matemático del EMPC se utilizó un modelo en tiempo discreto, al ser muy utilizado en el diseño de un control MPC, según se especifica en las Ecuaciones 25 y 26:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (25)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k) \quad (26)$$

donde \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} y \mathbf{D} , se consideran las matrices que representan el estado, $\mathbf{x}(k)$ los vectores que representan los estados y $\mathbf{u}(k)$ como aquellas señales en el control. En la ecuación 27 se expresa la función de coste, se la denomina J . Además (Sampietro-Saquicela, 2019), penaliza las desviaciones de la salida controlada, $\mathbf{y}(k+i|k)$, de su valor de referencia, $\mathbf{r}(k+i|k)$.

$$J(k) = \min_{\mathbf{u}(k)} \sum_{i=1}^{H_p} \|\mathbf{y}(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i|k)\|_Q^2 - \sum_{i=0}^{H_u-1} \|\Delta \mathbf{u}(k+i|k)\|_Q^2 \quad (27)$$

El horizonte de predicción está determinado por H_p , mientras que el rango de control está determinado por H_u , de modo que $H_p \geq H_u$. Los sistemas de control en muchas ocasiones expresan su objetivo basado en la actualidad de dirigir el proceso de manera rápida y confiable al punto de operación óptimo.

El EMPC opera en un sistema de una manera variable en el tiempo para optimizar la economía del proceso. De tal manera que la función objetivo se expresa en criterios de evaluación o

control en actividades como producción, entrega y costos operativos (Sampietro-Saquicela, 2019).

Para (Sampietro-Saquicela, 2019), el modelo de espacio de estado para la energía se obtiene a partir de las ecuaciones de las partes elementales después de la discretización en el tiempo, según se especifica en la Ecuación 28 y 29:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_p\mathbf{d}(k) \quad (28)$$

$$\mathbf{E}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_d\mathbf{d}(k) = 0 \quad (29)$$

donde considera que $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$, es el vector de estados para el caso en particular, representa el *SOC* de la batería SOC_{bat} . $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^m$, es el vector de variables de control compuesto por la potencia de carga y descarga de la batería p_{bat} . $\mathbf{d}(k) \in \mathbb{R}^p$, es el vector que contiene las perturbaciones medidas en el sistema y que son las demandas de potencia p_v para seguir el perfil de velocidad (Sampietro-Saquicela, 2019).

El sistema completo queda definido como se indica en la Ecuación 30, La diferencia es que la energía de la batería se divide en positivo y negativo.

$$x_1(k+1) = SOC_{bat}(k) + \frac{p_{db}(k)}{e_{maxbat}} - \frac{p_{cb}(k)}{e_{maxbat}} \quad (30)$$

Mientras que en la Ecuación 31 se muestran límites de control, estos se convierten en límites operacionales y son establecidos por medio de cotas.

$$\mathbf{u}_{min}(k) \leq \mathbf{u}(k) \leq \mathbf{u}_{max}(k) \quad (31)$$

Mientras que en la Ecuación 32 se expresan las limitaciones operativas sobre los estados los cuales añaden restricciones.

$$\mathbf{x}_{min}(k) \leq \mathbf{x}(k) \leq \mathbf{x}_{max}(k) \quad (32)$$

Para (J. Ma et al., 2012), el caso de la función de coste, es la transformación del objetivo de control en una expresión matemática. Bajo este contexto, la función de coste predictiva mediante sus simulaciones y comparaciones nos permitirá incorporar estos aspectos dentro del cómputo matemático de las salidas de control, y por ende optimizar los estados futuros con un horizonte de predicción. En la Ecuación 33 se especifica la función coste típica utilizada en el control EMPC.

$$J_{eco} = \min \left(\sum_{k=0}^{H_p-1} f_1(k) + \sum_{k=0}^{H_p-1} f_2(k) + \sum_{k=0}^{H_p-1} f_3(k) \right) \quad (33)$$

- El coste económico de operación viene dado por la Ecuación 34 según se especifica a continuación:

$$f_1(k) = \mathbf{w}_\alpha \mathbf{u}(k) \quad (34)$$

donde \mathbf{w}_α , se plantea en la función coste como el peso económico asignado.

- Mantener los umbrales de seguridad de los equipos de almacenamiento de energía de acuerdo con la normativa viene dado por la Ecuación 35:

$$f_2(k) = \epsilon(k)^T \mathbf{w}_x \epsilon(k) \quad (35)$$

donde $\epsilon(k)$ representa el valor por el cual se penalizará las restricciones de aquellos elementos de almacenamiento y \mathbf{w}_x contiene los pesos asociados de las penalizaciones.

- En la Ecuación 36 se muestra un funcionamiento suave de las actividades de control.

$$f_3(k) = \Delta \mathbf{u}(k)^T \mathbf{w}_u \Delta \mathbf{u}(k) \quad (36)$$

donde $\Delta \mathbf{u}(k)$ es el vector que permite variar señales de control, mientras que \mathbf{w}_u se conoce como aquella matriz que permite asociar en función de las acciones de control.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En esta investigación se pudieron determinar los resultados obtenidos en base a un perfil de potencia requerido para la RI, la potencia entregada por los elementos del sistema con la función de coste y la potencia entregada por los elementos del sistema con la función de coste y el controlador EMPC.

3.1 Perfil de demanda de potencia

Para el análisis del sistema se consideró un perfil de demanda de potencia, de tal manera que permita ver cómo se comporta la RI con y sin el controlador EMPC. El perfil se lo dimensionó con una potencia máxima de 140 MW, potencia que normalmente consume una ciudad promedio del país. El tiempo del ciclo en el perfil es de 1089 segundos, lo que corresponde a un tiempo aproximado de demanda de energía de 19 horas.

El perfil de demanda de potencia para medir el funcionamiento de la RI se muestra en la Figura 6.

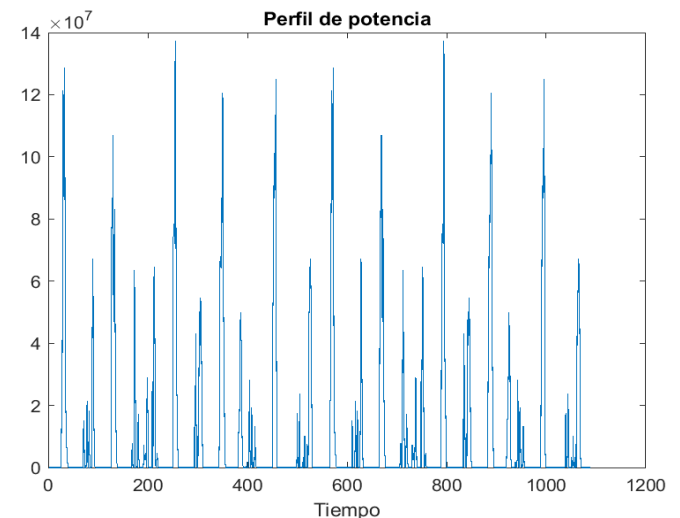


Figura 6. Perfil de demanda de potencia

3.2 Potencia entregada con función costo

Para el aporte energético de cada uno de los elementos de la RI, se consideró para la fuente eólica un aporte de 0.5, para la batería en 0.2 y para la fuente solar en 0.3, obteniendo como total 1, lo que equivale al 100% de aporte de la RI.

En este punto de operación, las fuentes de energía eólica y solar proporcionan el mínimo posible de energía, mientras que la batería almacena la mayor cantidad de energía. La Figura 7 muestra la potencia proporcionada por los componentes del sistema. La potencia de la fuente fotovoltaica y la batería aumentó de un valor cercano a cero (10^{-6}) a 20 KW y 10 KW, respectivamente.

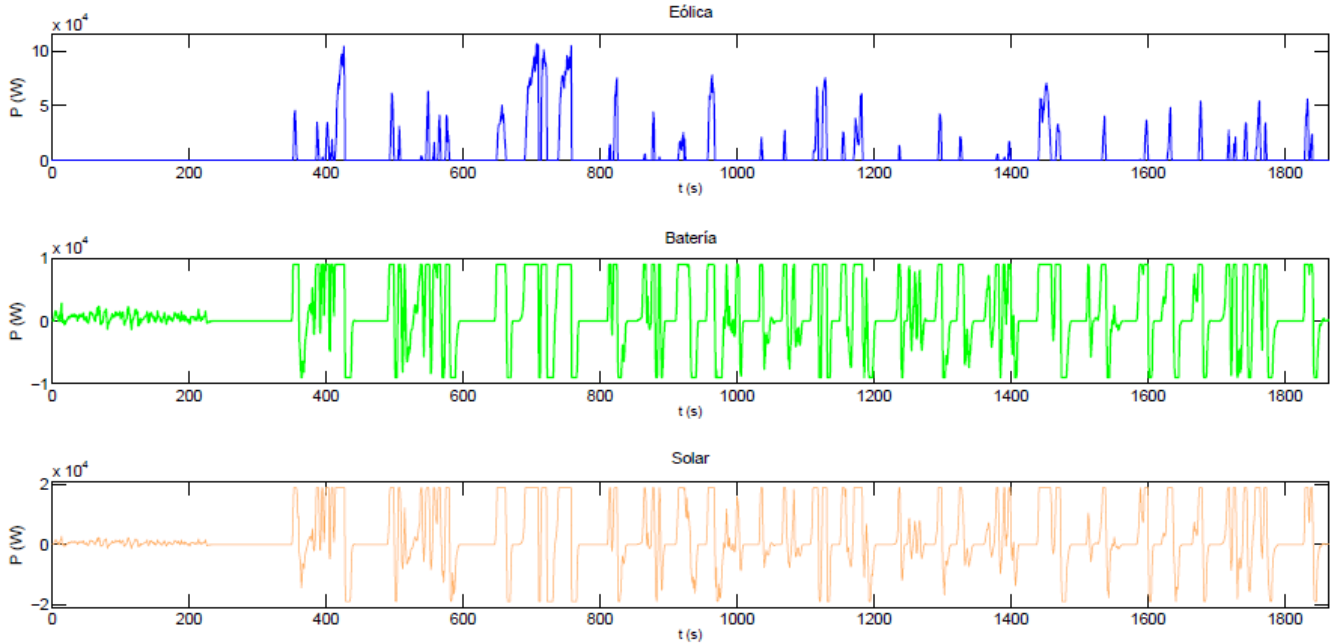


Figura 7. Potencia entregada por el sistema con función costo

Antes de usar la función de costo J_c para realizar comparativas de control entre la potencia que entrega la RI con EMPC, se utilizó la función J_{eco} definida en la Ecuación 33, para comprobar el funcionamiento del controlador EMPC con relación a la función de costo clásica.

En J_{eco} , se toman en cuenta las potencias de las baterías, potencia del sistema fotovoltaico y la potencia del sistema eólico, así como las variaciones de las potencias y los estados de SOC. Cada uno de estos términos tendría un peso apropiado. De esta manera, asumiendo que no hay pérdidas en los convertidores y que los componentes pueden proporcionar la máxima potencia, podemos verificar que podemos elegir una u otra fuente mediante el ajuste de pesos. Los coeficientes, también conocidos como pesos, se establecen en función de los costos ideales de operación; un coeficiente de 1 indica que operar es muy caro y un coeficiente de 0 indica que operar es muy barato.

A pesar de que la función J_c , recopila los modelos de estado de salud de la batería y el objetivo económico de ahorro, J_{eco} permitió analizar el comportamiento de cada una de las fuentes de generación en respuesta a la demanda del perfil de potencia de la Figura 6. A diferencia de J_c , la función de costo considera la energía fotovoltaica, el SOC de la batería y la energía eólica. Como resultado de aquello, fue posible analizar la dinámica de cada componente del sistema en respuesta a la demanda.

3.3 Potencia entregada con función costo y controlador EMPC

En este escenario, los elementos del sistema muestran comportamientos similares a los del escenario anterior. Se obtienen valores de eficiencia después de relacionar la potencia de los elementos con el costo operacional y probarlo con la función de costo J_c . Como resultado, las señales de control que recibe el controlador cambian en magnitud.

Para este escenario, se utilizó el perfil de demanda de la Figura 6 para simular la gestión de energía. La función costo J_{eco} , que toma en cuenta la vida útil de las baterías, los sistemas eólicos y fotovoltaicos, también se utilizó. Se consideró un horizonte de predicción de 60 segundos para esta función de costo. Los valores de las señales de control convergen al aumentar el horizonte de predicción, pero hay más incertidumbre en la predicción de velocidad utilizada por el EMPC.

La Figura 8 muestra la cantidad de energía que proporcionan las fuentes eólicas, las fotovoltaicas y las baterías para satisfacer el perfil de demanda. Cuando se comparan los escenarios y el modelo de eficiencias unitarias, se puede determinar que la fuente eólica siempre debe producir más energía que el 48.4% que se encontró como el mejor escenario en términos de eficiencias unitarias. Se descubrió que el uso de la fuente eólica es mayor en el controlador EMPC, pero sus valores están cerca del ideal.

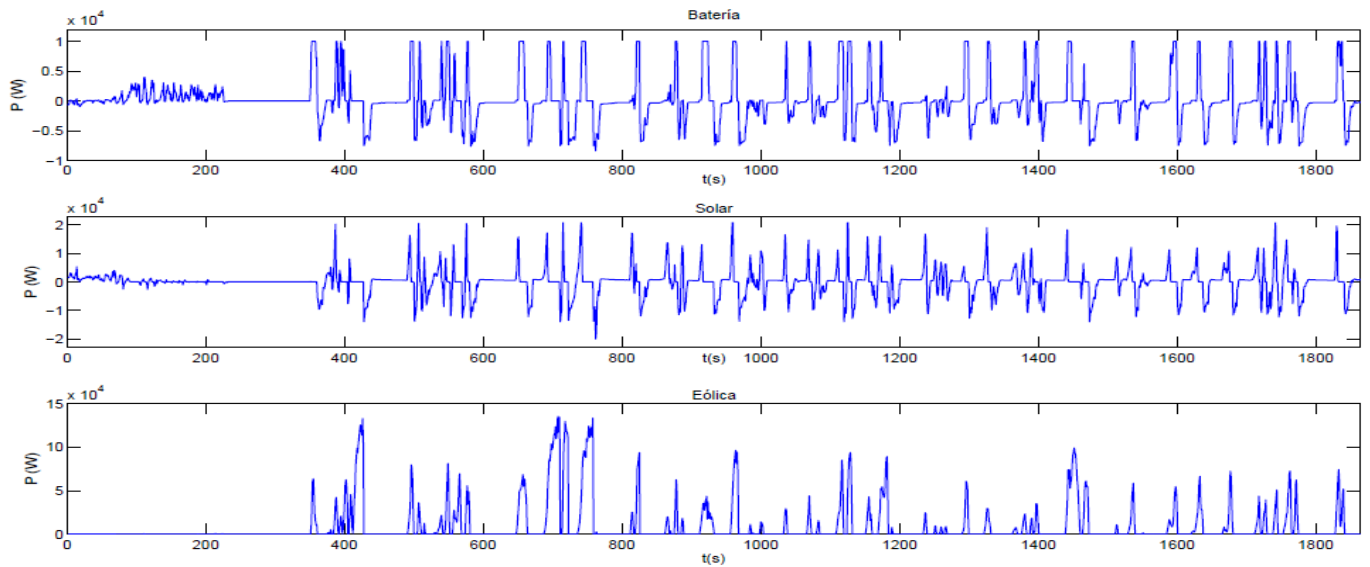


Figura 9. Potencia entregada por la RI con EMPC y sin controlador

La cantidad de energía aportada es diferente en un 6.1%. La diferencia porcentual es del 5,9% en términos de recuperación de energía. Esto indica que los valores descubiertos están en una posición cercana a los valores que se consideran ideales. Se comparó directamente la potencia resultante del controlador EMPC con la potencia obtenida con la función costo para verificar que la potencia resultante del controlador EMPC cumplió dicho comportamiento.

La Figura 9 muestra la potencia producida por la RI con y sin el controlador. Los picos de potencia entregados por el EMPC en azul son mayores que los picos de potencia entregados por la RI sin el controlador en verde.

4. CONCLUSIONES

Según los hallazgos de esta investigación, una RI con función de costo utiliza un controlador EMPC que cumple con las condiciones del perfil de potencia sugerido, genera energía en momentos de demanda y almacena cuando es necesario.

La función de costo toma en cuenta un coeficiente distinto de cero para las fuentes fotovoltaicas y eólicas, al igual que la batería, que permite su uso en la absorción y entrega de energía. Sin embargo, se utilizan coeficientes iguales tanto para la batería como para las fuentes de generación de energía

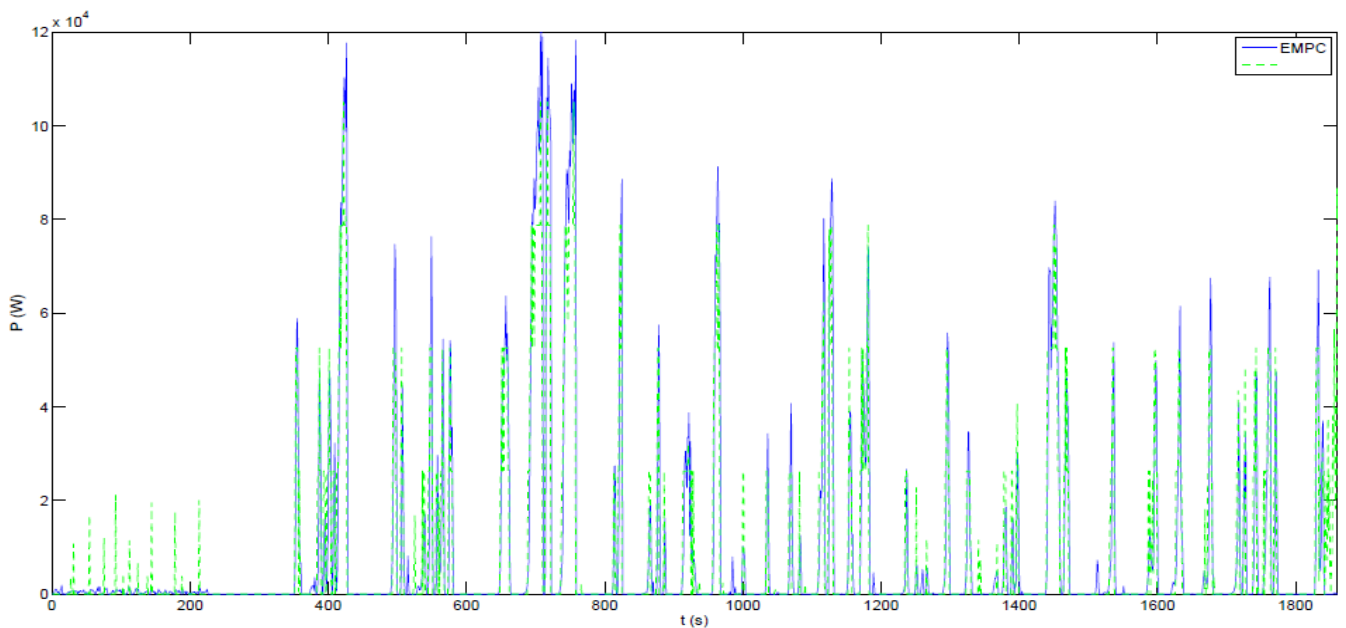


Figura 8. Potencia entregada con función coste y controlador EMPC.

fotovoltaica y eólica. Se calcularon los valores óptimos del SOC para la batería y las potencias de la RI. En este caso, se utilizaron las cargas y descargas de la batería, las fuentes fotovoltaicas y las fuentes eólicas. Estos valores se utilizaron como punto de referencia para comparar otras técnicas de control utilizadas con el EMPC.

En el perfil de potencia, los elementos proporcionan un 74,18% de energía a través de la generación eólica, un 11,69% a través de la batería y un 14,13% a través de la generación fotovoltaica, con un porcentaje de recuperación de los elementos de almacenamiento del 25,82%. Con el controlador EMPC, la contribución de la fuente de generación eólica es del 84,06 %, la contribución de la batería es del 7,61 % y la contribución de la fuente de generación fotovoltaica es del 8,32 %. Como se indicó anteriormente, se observa un incremento de casi el 6% en el uso de la energía eólica.

Si el modelo del sistema no incluye las eficiencias, no se pueden tener en cuenta las pérdidas. Sin embargo, se pudo observar a través de la función J_{eco} que se puede recuperar una mayor o menor cantidad de energía cambiando los pesos de los elementos que generan energía. Esto es un componente importante para ajustar el controlador EMPC para tener en cuenta los costos de operación. Además, se ha observado que, en caso de no cumplir con el perfil de potencia, cuando el dimensionamiento del sistema no es adecuado, se produce la desconexión del perfil. Para recuperarla se ha ideado un método para evitar que se desacople completamente del perfil.

La aplicación de un EMPC es una forma de mejorar la eficiencia al reflejar los costos de uso de cada componente en la gestión de la energía, lo que resulta en una reducción de los costos que se derivan del precio de la electricidad. El uso más tradicional de este controlador implica la función de costo para reducir el uso o consumo de elementos, mejorar la suavidad de las señales de control y mantener los umbrales de seguridad para cada uno de los elementos de la RI. Se puede obtener toda la energía de las fuentes de energía eólica y fotovoltaica cambiando los pesos, o se puede recuperar una mayor o menor cantidad de energía de la batería. Con un horizonte de predicción de 60 segundos, se pueden obtener resultados satisfactorios en términos de la energía entregada por cada uno de los elementos de la RI.

REFERENCIAS

- Ahmad, A., & Khan, J. Y. (2020). Real-Time Load Scheduling, Energy Storage Control and Comfort Management for Grid-Connected Solar Integrated Smart Buildings. *Applied Energy*, 259, 114208. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114208>
- Arce, A., Real, A., & Bordons, C. (2014). Combined environmental and economic dispatch of smart grids using distributed model predictive control. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 54, 65-76. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.06.035>
- Carignano, M., Adorno, R., van Dijk, N., Nieberding, N., Nigro, N., & Orbaiz, P. (2016, junio 19). *Assessment of Energy Management Strategies for a Hybrid Electric Bus*.
- De Battista, H., Mantz, R. J., & Garelli, F. (2006). Power conditioning for a wind-hydrogen energy system. *Journal of Power Sources*, 155(2), 478-486. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2005.05.005>
- Freire, V. A., De Arruda, L. V. R., Bordons, C., & Márquez, J. J. (2020). Optimal Demand Response Management of a Residential Microgrid Using Model Predictive Control. *IEEE Access*, 8, 228264-228276. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3045459>
- Halvgaard, R., Vandenbergh, L., Poulsen, N. K., Madsen, H., & Jørgensen, J. B. (2016). Distributed Model Predictive Control for Smart Energy Systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(3), 1675-1682. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2526077>
- Jia, Y., & Sun, C. (2017). Distributed MPC with application to AGC of power system with wind-photovoltaic hybrid generation. *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*, 4676-4681. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2017.8028091>
- Johnson, V. H. (2002). Battery performance models in ADVISOR. *Journal of Power Sources*, 110(2), 321-329. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(02\)00194-5](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(02)00194-5)
- Lubosny, Z. (2003). *Wind Turbine Operation in Electric Power Systems: Advanced Modeling*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-10944-1>
- Ma, A., Wu, T., & Liu, H. (2019). A Model Predictive Control for Maximum Power Point Tracking of Wind Energy Conversion Systems. *Proceedings of the 2019 The 2nd International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering*, 118-122. <https://doi.org/10.1145/3372047.3372081>
- Ma, J., Qin, J., Salisbury, T., & Xu, P. (2012). Demand reduction in building energy systems based on economic model predictive control. *Chemical Engineering Science*, 67, 92-100. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2011.07.052>
- Montoya, Y., Ramírez, E., Pérez, T., Rujano, L., & Pérez, N. (2015). Estado del arte de smart grid: Parte I. *Revista Ingeniería al Día*, 2, 21.
- N., K. K., V., I. G., Ravi, L., V., V., & V., S. (2020). Improving security for wind energy systems in smart grid applications using digital protection technique. *Sustainable Cities and Society*, 60, 102265. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102265>
- Nassourou, M. (2021). *Robust Economic Model Predictive Control of Smart Grids* [Tesis doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://futur.upc.edu/32056680>
- Nassourou, M., Blesa, J., & Puig, V. (2018). Optimal energy dispatch in a smart micro-grid system using economic model predictive control. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 234,

095965181878637.

<https://doi.org/10.1177/0959651818786376>

- Natsheh, E. M., Albarbar, A., & Yazdani, J. (2011). Modeling and control for smart grid integration of solar/wind energy conversion system. *2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2011.6162643>
- Oshnoei, A., Kheradmandi, M., Khezri, R., & Mahmoudi, A. (2021). Robust Model Predictive Control of Gate-Controlled Series Capacitor for LFC of Power Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(7), 4766-4776. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.3016992>
- Phang, J. C. H., Chan, D. S. H., & Phillips, J. R. (1984). Accurate analytical method for the extraction of solar cell model parameters. *Electronics Letters*, 20(10), 406-408. <https://doi.org/10.1049/el:19840281>
- Sampietro-Saquicela, J. L. (2019). Gestión energética de vehículos híbridos usando control predictivo económico [Ph.D. Thesis, Universitat Politècnica de Catalunya]. En *TDX (Tesis Doctorals en Xarxa)*. <http://www.tdx.cat/handle/10803/671005>
- Shi, Y., Tuan, H. D., Savkin, A. V., Lin, C.-T., Zhu, J. G., & Poor, H. V. (2021). Distributed model predictive control for joint coordination of demand response and optimal power flow with renewables in smart grid. *Applied Energy*, 290, 116701. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116701>
- Velasquez, M. A., Quijano, N., Cadena, A. I., & Shahidehpour, M. (2021). Distributed stochastic economic dispatch via model predictive control and data-driven scenario generation. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 129, 106796. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.106796>
- Villalva, M. G., JGazoli, J. R., & Filho, E. R. (2009). Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 24(5), 1198-1208. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2009.2013862>
- Wenzhong Gao. (2005). Performance comparison of a fuel cell-battery hybrid powertrain and a fuel cell-ultracapacitor hybrid powertrain. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 54(3), 846-855. <https://doi.org/10.1109/TVT.2005.847229>

BIOGRAFÍAS



Jorge G. Checa Burgos, graduado en Ingeniería Eléctrica por la Universidad Técnica Estatal de Quevedo (UTEQ) en 2016 y Master en Electricidad Mención Energías Renovables y Eficiencia Energética en la Pontificia Universidad Católica del Ecuador (2023). Actualmente investigador, coordinador de proyectos y

actividades de vinculación con la sociedad y docente de la carrera de Tecnología Superior en Electricidad en el Instituto Superior Tecnológico Ciudad de Valencia. Sus áreas de interés en investigación son sistemas de gestión de energía, sistemas de control modernos.



José L. Sampietro Saquicela, graduado de Ingeniería en Electrónica, Automatización y Control Por la Universidad de las Fuerzas Armadas del Ecuador y Master en Automática y Robótica por la Universidad Politècnica de Catalunya, Master en Ingeniería de la Organización Industrial por la Universidad Politècnica de Catalunya. Doctor en Automática,

Robótica y Visión Avanzada por Computador en la Universidad Politècnica de Catalunya (2019).