

# Optimización basada en Pronóstico para una Micro-red Eléctrica Inteligente

Guillermo C. Zuñiga, Fernando Ornelas-Tellez y J. Jesus Rico-Melgoza  
Facultad de Ingeniería Eléctrica  
Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo  
F. J. Mújica, Cd. Universitaria, Morelia, México  
gzneria@gmail.com    forneltast@gmail.com    jerico@umich.mx

Edgar N. Sanchez  
CINVESTAV del IPN, Unidad Guadalajara  
Zapopan, Jalisco  
sanchez@gdl.cinvestav.mx

**Resumen**—Este artículo plantea el desarrollo de un esquema de optimización para la energía eléctrica que se genera y gestiona en una micro-red eléctrica inteligente, tal que se minimice el costo asociado a la compra de energía proveniente de la red eléctrica nacional y a la vez se maximicen las utilidades asociadas a la venta de la energía generada hacia la red eléctrica nacional. Sin pérdida de generalidad, la micro-red está integrada por una fuente renovable basada en energía eólica, un elemento de almacenamiento de energía, una carga y la interconexión con la red eléctrica nacional; esto constituye un esquema de generación de energía que permite representar el funcionamiento de una micro-red eléctrica basada en fuentes renovables así como el esquema de gestión de la misma considerando algoritmos de optimización, mercadeo y pronóstico con el fin de lograr un uso eficiente de la energía generada y/o almacenada en la micro-red.

**Palabras clave:** Optimización de una micro-red eléctrica, pronóstico de series de tiempo, energías renovables.

## I. INTRODUCCIÓN

En este artículo se propone un esquema de optimización para una micro-red eléctrica basado en el pronóstico de series de tiempo, como son demanda de energía eléctrica, precios de la energía eléctrica y el pronóstico de la energía eólica a generarse en una micro-red eléctrica. La realización del pronóstico es realizada mediante técnicas para el modelado de series de tiempo, como son el Modelo Autoregresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA, acrónimo del inglés Autoregressive Integrated Moving Average) (Kedem, 1994; Hyndman y Khandakar, 2008; Falk, 2006; Box y Jenkins, 2008) y el Suavizado Exponencial (Brown's, 1956; Hyndman *et al.*, 2002; Taylor, 2003).

Dado que en general las fuentes renovables son de naturaleza intermitente, se propone el algoritmo de optimización con la intención de tener un mecanismo automatizado que gestione la energía en una micro-red eléctrica tal que siempre se mantenga alimentada una determinada carga en la micro-red, se almacene o se extraiga energía de un elemento de almacenamiento, o bien, se compre o venda energía

eléctrica a la red eléctrica nacional de acuerdo a los precios de compra-venta y a la información pronosticada. Uno de los principales objetivos de la optimización es obtener la máxima utilidad por la venta de energía generada o almacenada, lo cual ha de lograrse a partir de la información pronosticada.

El concepto de micro-red (Lasseter, 2002; Majumder, 2010; Chowdhury *et al.*, 2009; Momoh, 2012) asume un grupo de cargas y micro-fuentes que operan como un único sistema controlable que proporciona energía a un área local. La micro-red puede ser vista como una célula controlada del sistema de potencia diseñada para satisfacer sus necesidades especiales, tales como, mejorar la seguridad local, reducir las pérdidas de conexión, soportar tensiones locales, corregir la caída de tensión o proporcionar fuentes de alimentación ininterrumpida, etc.; además, la micro-red podría tener la capacidad de responder en cuestión de segundos para cumplir con necesidades del sistema de transmisión como compensación de voltaje, absorción o suministro de armónicos, entre otras.

La micro-red que se plantea en este trabajo utilizará convertidores electrónicos de potencia para lograr las tareas de intercambio de energía, la interconexión entre los dispositivos de carga, de generación y de almacenamiento. Los convertidores de potencia son capaces de adaptar la tensión de un puerto de salida o magnitudes de corriente a un valor deseado o valor de referencia. Similar al trabajo de (Sanchez-Squella *et al.*, 2010; Duindam *et al.*, 2009), en este artículo se propone que el valor de referencia para los convertidores electrónicos sea la potencia eléctrica a ser gestionada, la cual es determinada por el algoritmo de optimización que se propone.

La organización de este artículo se describe de la manera siguiente. La Sección II describe los componentes de la micro-red eléctrica inteligente a la cual se desea optimizar su operación. En la Sección III se presentan las diferentes herramientas utilizadas para la realización de la predicción

(pronóstico) para la demanda de energía eléctrica, los precios de la energía eléctrica y generación de energía eólica. La Sección IV presenta el esquema de optimización para la micro-red en función de los resultados derivados del proceso de predicción. La presentación y descripción de los resultados de la optimización y operación de la micro-red se discuten en la Sección V. Finalmente la Sección VI presenta conclusiones de este trabajo.

## II. COMPONENTES DE LA MICRO-RED INTELIGENTE

Esta sección describe los componentes eléctricos que integran la micro-red inteligente, entre los cuales se tiene generación eléctrica a partir de energía eólica, elementos de almacenamiento de energía, consumo de energía mediante cargas y la energía desde/hacia la red eléctrica nacional. Se propone una micro-red eléctrica con una capacidad de 1 kW de generación y un consumo por una carga de 900 W, la cual es la potencia promedio que se podría consumir en una casa habitación, donde se instalaría la micro-red.

### II-A. Energía Eólica

Es conocido que es posible convertir la energía del viento a energía eléctrica mediante generadores eléctricos (Burton *et al.*, 2001). La potencia mecánica de un generador eólico  $P_{Wm,k}$  en el instante  $k$  está definida como

$$P_{Wm,k} = \begin{cases} 0, & v_k < v_1 \text{ ó } v_3 \leq v_k \\ \frac{1}{2} C_p \rho A v_k^3, & v_1 \leq v_k < v_2 \\ P_{Wmax}, & v_2 \leq v_k < v_3 \end{cases} \quad (1)$$

donde  $C_p$  es el coeficiente de potencia que relaciona la cantidad de energía eólica que se transfiere al generador eléctrico. En la práctica, este coeficiente toma valores de entre 0,25 y 0,45 (Burton *et al.*, 2001). El parámetro  $\rho$  es la densidad del aire con valor aproximado a  $1,225 \text{ kg/m}^3$ ,  $A$  es el área en  $\text{m}^2$  de barrido realizado por las hélices del aero generador y  $v_k$  es la velocidad del viento en  $\text{m/s}$  en el instante  $k$ ;  $v_1$  es la velocidad mínima del viento para que se inicie a generar energía,  $v_2$  es la velocidad nominal del viento para la generación de energía y  $v_3$  es la máxima velocidad del viento permitida por el generador de acuerdo a su construcción y capacidad de generación. Para un determinado lugar donde la velocidad promedio del viento es de  $v_{prom}$  en  $\text{m/s}$ , se tiene que aproximadamente  $v_1 = 0,6 v_{prom}$ ,  $v_2 = 1,5 v_{prom} - 1,75 v_{prom}$  y  $v_3 = 3 v_{prom}$  (Burton *et al.*, 2001).

Finalmente, considerando que la potencia mecánica  $P_{Wm,k}$  se puede convertir a potencia eléctrica  $P_{W,k}$  mediante un generador (con una eficiencia  $\eta$ ), se tiene que

$$P_{W,k} = \eta P_{Wm,k}. \quad (2)$$

### II-B. Elemento de Almacenamiento de Energía

Para fines ilustrativos de este artículo, la potencia considerada por el elemento de almacenamiento es la siguiente

$$P_{Bmax}^- \leq P_{B,k} \leq P_{Bmax}^+ \quad (3)$$

donde  $P_{B,k}$  es la potencia extraída o suministrada al elemento de almacenamiento en el instante  $k$ ,  $P_{Bmax}^-$  es la máxima potencia entregada por elemento de almacenamiento y  $P_{Bmax}^+$  es la máxima potencia cuando se está almacenando la energía. El elemento de almacenamiento puede ser un banco de baterías, celdas de combustible, supercapacitores, una combinación de los anteriores, etc. Por facilidad, este artículo considera que se puede extraer o almacenar una gran cantidad de energía del elemento de almacenamiento. En trabajos futuros se tomará en cuenta la capacidad y la dinámica del elemento de almacenamiento, no siendo tomada en este trabajo para facilitar la solución del modelo de optimización.

### II-C. Cargas Eléctricas en la Micro-red

Para fines de análisis y aplicabilidad del algoritmo de optimización en este artículo, el consumo energético debido a las diferentes cargas conectadas a la micro-red se puede representar de forma general como

$$P_{Lmin} \leq P_{L,k} \leq P_{Lmax} \quad (4)$$

donde  $P_{L,k}$  es la potencia de la carga en el instante  $k$ ,  $P_{Lmin}$  es la mínima potencia entregada a la carga y  $P_{Lmax}$  es la máxima potencia entregada a la carga.

### II-D. Energía de la Red Eléctrica Nacional

Por facilidad de análisis y diseño, este artículo considera que se puede consumir o suministrar tanta energía como se requiera para abastecer la carga de la micro-red, o bien la que se pueda generar para ser inyectada a la red eléctrica nacional, esta suposición se hace ya que la micro-red planteada es de baja potencia y no representa una carga significativa hacia la red eléctrica nacional, por lo tanto, la restricción para la potencia extraída o suministrada a la red eléctrica nacional está dada como

$$P_{Gmax}^- \leq P_{G,k} \leq P_{Gmax}^+ \quad (5)$$

donde  $P_{G,k}$  es la potencia en el instante  $k$ , y para fines prácticos,  $P_{Gmax}^-$  es la máxima potencia que se puede generar en la micro-red e inyectar a la red eléctrica nacional, mientras que  $P_{Gmax}^+$  es la máxima potencia que se puede extraer de la red eléctrica nacional y estará en función de la carga instalada en la micro-red eléctrica.

## III. PRONÓSTICO DE SERIES DE TIEMPO

### III-A. Descripción de Series de Tiempo

Hoy en día diversas instituciones requieren conocer el comportamiento futuro de ciertos fenómenos con el fin de planificar y prever sus recursos. La planificación racional exige prever los sucesos del futuro que probablemente vayan a ocurrir basándose en lo que ha ocurrido en el pasado. La técnica más importante para hacer inferencias sobre el futuro con base en lo ocurrido en el pasado, es el análisis de series de tiempo. Uno de los problemas que intenta resolver las series de tiempo es el de predicción, esto es dado una serie  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$  los objetivos de interés

son describir el comportamiento de la serie, investigar el mecanismo generador y obtener pronósticos de valores futuros con el fin de ayudar a tomar decisiones que tienen consecuencias importantes. En general, se trabaja con series de tiempo en cualquier caso en que intentemos ajustar un modelo teórico que nos permita hacer predicciones sobre el comportamiento futuro de un proceso. En esta sección se dará una descripción general de lo que son las series de tiempo y las técnicas para realizar pronóstico sobre ellas, en seguida se dan las siguientes definiciones.

*Definición 1 (Series de tiempo):* Una serie de tiempo denotada por  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$  es una familia de variables aleatorias, observaciones o mediciones ordenadas de acuerdo a una unidad de tiempo  $t$  (Kedem, 1994).

Los modelos para análisis de series de tiempo están definidos generalmente por tres componentes: Tendencia  $T_t$ , Componente Estacional  $S_t$  y Componente Aleatoria  $\varepsilon_t$ , esta última componente se considera como un proceso estocástico, que se definen como una familia de variables aleatorias clasificadas mediante un parámetro  $t$ . Estas componentes se definen como:

*Definición 2 (Tendencia):* Es una función  $T_t$  que describe la evolución lenta y a largo plazo del nivel medio de la serie (Falk, 2006).

*Definición 3 (Componente estacional):* La componente estacional  $S_t$  es la tendencia de los datos de las series de tiempo para presentar un comportamiento que se repite cada  $L$  periodos. (Kalekar, 2004).

*Definición 4 (Componente aleatoria):* La componente aleatoria  $\varepsilon_t$  son aquellos movimientos que no muestran un carácter periódico reconocible; se consideran aleatorios o producidos por causas no previsibles y se supone que son independientes entre sí, siendo su media cero y varianza  $\sigma^2$  (Papoulis, 1991; Astrom, 1970).

Se pueden considerar dos principales modelos para describir una serie de tiempo: el Modelo Aditivo y el Modelo Multiplicativo.

El Modelo Aditivo parte de la hipótesis de que el valor de la serie de tiempo está compuesto por la adición de las tres componentes

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t. \quad (6)$$

Mientras que el Modelo Multiplicativo, considera que el valor de la serie de tiempo está compuesto por la multiplicación de las tres componentes

$$Y_t = T_t S_t \varepsilon_t. \quad (7)$$

El análisis para realizar pronóstico consiste comúnmente en modelar y estimar  $T_t$  y  $S_t$  y luego extraerlas de  $Y_t$  para obtener  $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{T}_t - \hat{S}_t$ . La serie resultante  $\hat{\varepsilon}_t$  se modela y se estima para finalmente reconstruir  $Y_t$  a partir de la estimación  $\hat{Y}_t = \hat{T}_t + \hat{S}_t + \hat{\varepsilon}_t$ , y poder realizar el pronóstico de la serie como  $\hat{Y}_{T+h} = \hat{T}_{T+h} + \hat{S}_{T+h} + \hat{\varepsilon}_{T+h}$ , utilizando la información previa disponible  $Y_1, \dots, Y_T$ , donde  $h = 1, 2, \dots, m$ , con  $m$  el número de observaciones a pronosticar.

A continuación se describen dos técnicas para realizar pronóstico: Modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA) y Suavizado Exponencial (ETS) .

### III-B. Modelos para Pronóstico

*III-B.1. ARIMA:* A finales de 1960, Box y Jenkins desarrollaron la metodología ARIMA de series de tiempo a partir de modelos de parámetros finitos. Un modelo autorregresivo integrado de media móvil es un modelo estadístico que utiliza variaciones y regresiones de datos estadísticos con el fin de utilizar los datos históricos de una serie para predecir valores futuros de ésta.

Un modelo ARIMA se suele expresar como  $ARIMA(p, d, q)$ , donde los parámetros  $p$ ,  $d$  y  $q$  son números enteros no negativos que indican el orden de los distintos componentes del modelo, tales como componente autorregresiva, integrada y de media móvil, respectivamente.

El modelo ARIMA puede generalizarse aun más para considerar el efecto de la estacionalidad. En ese caso, se habla de un modelo SARIMA( $p, d, q$ ) ( $P, D, Q$ )<sub>s</sub> (acrónimo del inglés Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), el cual está definido como (Hydeman y Khandakar, 2008)

$$\Phi(B^s) \phi(B) (1 - B^s)^D (1 - B)^d Y_t = \Theta(B^s) \theta(B) \varepsilon_t \quad (8)$$

donde  $\Phi(B^s)$  es el polinomio correspondiente a la parte autorregresiva (AR) de orden  $P$ ,  $\Theta(B^s)$  es el polinomio correspondiente a la parte de medias móviles (MA) de orden  $Q$ ,  $\phi(B)$  es el polinomio correspondiente a la parte autorregresiva (AR) de orden  $p$  y  $\theta(B)$  es el polinomio correspondiente a la parte de medias móviles (MA) de orden  $q$ ,  $d$  es el número de diferenciación para que la serie sea estacionaria,  $D$  es el número de diferenciación estacional para que la serie sea estacionaria,  $B$  es el operador de corrimiento en el tiempo ( $B^j Y_t = B Y_{t-j}$ ) y  $s$  es la frecuencia estacional (Cortez-Osorio, 2008) .

*III-B.2. Suavizado Exponencial:* El Suavizado Exponencial lo planteo Robert G. Brown's (Brown's, 1956). Aunque los métodos de suavización exponencial han existido desde la década de 1950, un marco de modelado que incorpora los procedimientos de selección del modelo no fue desarrollado hasta hace relativamente poco (Hyndman *et al.*, 2002)(Taylor, 2003). El suavizado exponencial se suele expresar como ETS, donde las tres letras hacen referencia a tres componentes: error, tendencia y estacionalidad. La notación  $ETS(\cdot, \cdot, \cdot)$  es usada para representar el modelo de una serie de tiempo, además que describe el tipo para los componentes del modelo (Gardner, 2005), por ejemplo,  $ETS(A, N, A)$  se refiere a un modelo con errores aditivos (denotado por la  $A$  en el modelo), sin tendencia (denotado por  $N$ ) y estacionalidad aditiva (denotada por  $A$ ).

La suavización exponencial es una técnica de pronóstico de series de tiempo que pondera los datos históricos exponencialmente para que los datos más recientes puedan tener mayor peso sobre los datos previos.

### III-C. Pronósticos de Demanda, Costos y Energía Eólica

En este artículo los modelos de series que se utilizaron fueron determinados automáticamente por el software *R*, el cual es un software libre (R Development Core Team, n.d.), de código abierto, para programación orientada a objetos y dedicado a cómputos estadísticos y financieros. Este paquete cuenta con varias librerías para diferentes tipos de aplicaciones, para el caso de pronóstico se utilizó la librería *forecast*, la cual tiene implementado dos algoritmos de predicción automática: el ARIMA y el algoritmo de suavizado exponencial. De hecho, este último modelo permite una representación en espacio de estado, mismo que puede ser utilizado para análisis de convergencia. Estos modelos matemáticos que describen el comportamiento de las series de tiempo utilizadas y que son determinados automáticamente por el software, serán introducidos en el esquema de optimización.

Para las diferentes series de tiempo se realizó un pronóstico a 24 horas hacia adelante a partir de información previa tomada cada hora durante varios días, ya que se considera que con esta información es suficiente para que el algoritmo de optimización decida en que momento y en que cantidad se almacene o sustraiga energía del elemento de almacenamiento, así como extraer o inyectar energía de la red eléctrica nacional.

**III-C.1. Pronóstico de la Demanda Eléctrica:** La serie de tiempo correspondiente a la demanda de energía eléctrica en la ciudad de New York, USA, durante el periodo de enero del 2008 a febrero 2013 fue obtenida de (PJM Interconnection, n.d.), cuyos datos fueron tomados cada hora. Con fines ilustrativos, en este artículo la serie de la demanda de New York es escalada para cumplir con las especificaciones de capacidad de demanda de 900 W para la micro-red que se propone. Utilizando el Software *R*, se desarrolló el programa para obtener de manera automática los modelos *ARIMA* y *ETS* utilizando los datos históricos de los primeros 10 días. Los modelos obtenidos *ARIMA* y *ETS*, con su respectivo error tomado como la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE, acrónimo del inglés Root-Mean-Square-Error), resultaron como

$$\begin{aligned} ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 2)_{24} & \text{ con } RMSE = 9,21323 \\ ETS(A, N, A) & \text{ con } RMSE = 11,7064. \end{aligned}$$

Por lo tanto, se decidió utilizar el modelo *ARIMA* ya que tiene el menor error *RMSE*. El resultado del pronóstico se puede observar en la Figura 1. Note que la parte sombreada es el área de confianza donde se puede encontrar el pronóstico.

**III-C.2. Pronóstico de Precios:** La serie de los precios fue tomada de (PJM Interconnection, n.d.), cuyos datos corresponden a los precios de compra de la energía eléctrica en la ciudad de New York durante el periodo de enero del 2008 a febrero del 2013. Los datos fueron tomados cada hora. Utilizando el Software *R*, se desarrolló el programa para obtener de manera automática los modelos *ARIMA*

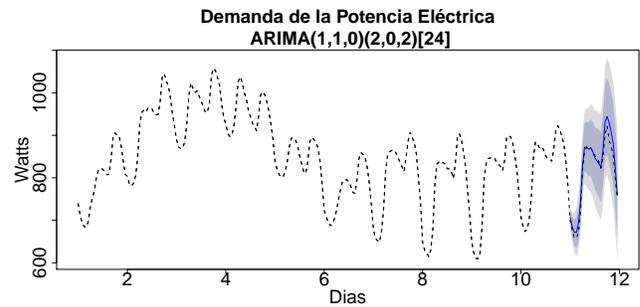


Figura 1. Pronóstico de la demanda eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea continua se muestra el pronóstico de la serie).

y *ETS* utilizando los datos históricos de los primeros 10 días. Los modelos obtenidos y sus errores son

$$\begin{aligned} ARIMA(4, 1, 2)(2, 0, 0)_{24} & \text{ con } RMSE = 20,94120 \\ ETS(A, N, A) & \text{ con } RMSE = 19,42686. \end{aligned}$$

Por lo tanto, se elige el modelo *ETS* ya que es el que tiene el menor error *RMSE*. El resultado del pronóstico se puede observar en la Figura 2. Note que la parte sombreada es el área de confianza donde se puede encontrar el pronóstico.

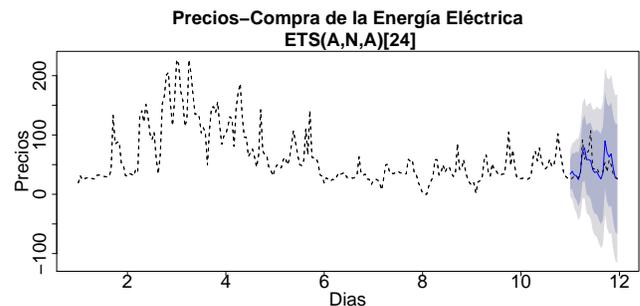


Figura 2. Pronóstico de los precios de compra de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea sólida el pronóstico de la serie).

Por otro lado, en el esquema de optimización desarrollado en la Sección IV, se toma en cuenta la serie que correspondería a los precios por venta de energía de la micro-red hacia la red eléctrica nacional. Con fines de análisis, en este artículo se considera que los precios de venta de energía es 10 % menor que los precios de compra. Por tanto, la serie de precios de venta de energía se obtiene a partir la serie de precios de compra escalada por un factor de 0.9. La Figura 3 muestra la serie y el pronóstico de los precios de venta.

**III-C.3. Pronóstico de Energía Eólica:** A partir de los datos muestreados cada hora de la velocidad del viento a una altura de 10 metros en la Ventosa en el estado de Oaxaca, durante el periodo comprendido entre el mes de enero de 1999 hasta el mes de junio de 1999, y utilizando el Software *R*, se programó para obtener de forma automática los modelos *ARIMA* y *ETS*, utilizando datos históricos de 24 días. Los modelos obtenidos y sus respectivos errores

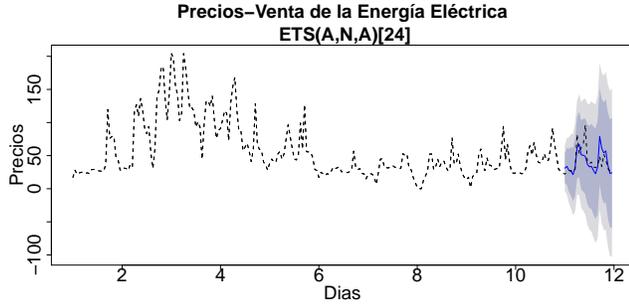


Figura 3. Pronóstico de los precios de venta de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea continua el pronóstico de la serie).

son

$$ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 1)_{24} \quad \text{con} \quad RMSE = 0,97254$$

$$ETS(A, A_d, A) \quad \text{con} \quad RMSE = 1,00982.$$

Por lo tanto, se elige el modelo *ARIMA* ya que tiene el menor error *RMSE*. El resultado del pronóstico de la velocidad del viento se puede observar en la gráfica superior de la Figura 4, mientras que en la gráfica inferior se muestra la potencia generada a partir de la velocidad del viento y sus valores pronosticados, y utilizando la ecuación (1)–(2), con  $C_p = 0,40$ , un valor  $A = 0,7854m^2$ , una velocidad promedio de  $v_{prom} = 9 m/s$  y una eficiencia del generador eléctrico de  $\eta = 0,94$ .

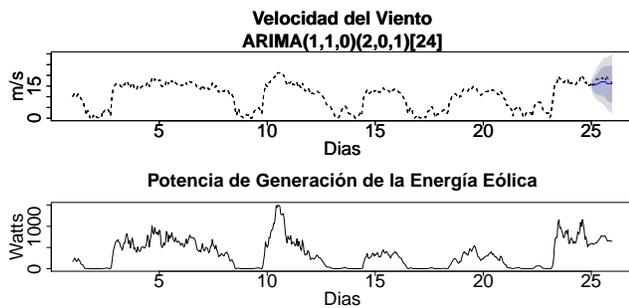


Figura 4. Pronóstico de la velocidad del viento y potencia eléctrica generada. (Con línea discontinua la serie real. Con línea continua el pronóstico de la serie).

#### IV. OPTIMIZACIÓN DE LA MICRO-RED ELÉCTRICA INTELIGENTE

La micro-red eléctrica para la cual se propone el esquema de optimización se muestra en la Figura 5. La figura ilustra que el flujo de energía entre los diferentes componentes de la micro-red está determinado mediante un algoritmo de optimización que considera la predicción (pronóstico) de la energía disponible, pronóstico de la carga (consumo de energía) y los costos de la energía eléctrica en un tiempo dado.

El objetivo principal del esquema de optimización es determinar la cantidad de energía que ha de transferirse desde o hacia el elemento de almacenamiento y la red

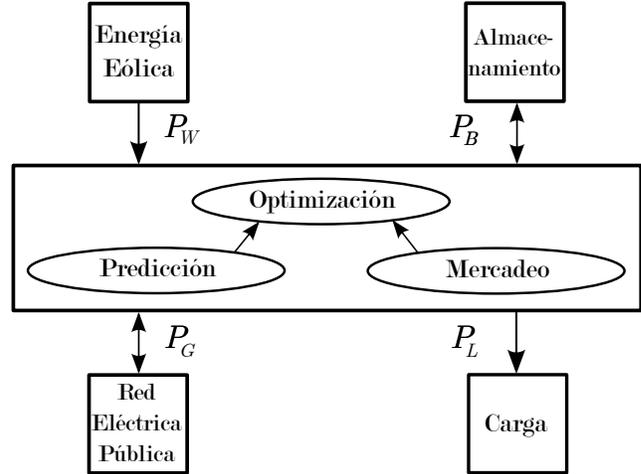


Figura 5. Esquema de optimización de una micro-red eléctrica.

eléctrica nacional, tal que se minimice el costo de energía eléctrica consumida desde la red eléctrica nacional y al mismo tiempo se maximice la utilidad por la venta de la energía eléctrica generada hacia la red eléctrica nacional.

Tomando en cuenta (1)–(5), la función objetivo a ser minimizada en el proceso de optimización corresponde a una función dividida en  $T$  intervalos de tiempo futuros (tomados cada hora), con valores provenientes del proceso de predicción como

$$\min \sum_{k=0}^T \alpha^k [C_{G,k}P_{G,k} - C_{S,k}P_{B,k}] \quad (9)$$

sujeta a:

$$P_{G,k} + P_{W,k} \pm P_{B,k} = P_{L,k}$$

$$P_{G_{max}^-} \leq P_{G,k} \leq P_{G_{max}^+} \quad (10)$$

$$0 \leq P_{W,k} \leq P_{W_{max}}$$

$$P_{B_{min}} \leq P_{B,k} \leq P_{B_{max}}$$

donde  $0 < \alpha \leq 1$  es un factor de descuento u olvido, que pondera con menor importancia los datos pronosticados a partir del instante  $k = 0$  hasta el instante  $k = T$ , con la intención de dar menor valor al pronóstico a instantes de tiempo futuro;  $C_{G,k}$  es el costo asociado a la compra de energía de la red eléctrica pública,  $C_{S,k}$  es el costo asociado a la venta de energía de la micro-red a la red eléctrica nacional. Todos los costos y potencias son considerados en el instante de tiempo  $k$ . Note que en el instante  $k = 0$  se tiene información real a partir de las diferentes mediciones disponibles, y de ese instante y de datos previos se realiza el pronóstico hasta el intervalo  $T$ .

Note que las variables de decisión son  $P_{G,k}$  y  $P_{B,k}$ .

#### V. RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN

Esta sección describe los resultados de pronóstico de las diferentes series presentadas en Subsección III-C y la aplicación del algoritmo de optimización de la Sección

IV. Dado que el problema de optimización es lineal, su solución se obtuvo en el software *Mathematica* utilizando un algoritmo Simplex, donde los límites para las variables se definieron como  $P_{G_{max}^-} = -80$ ,  $P_{G_{max}^+} = 120$ ,  $P_{B_{min}} = -50$ ,  $P_{B_{max}} = 50$  y  $P_{W_{max}} = 2000$ .

El factor de descuento en (9) se seleccionó como  $\alpha = 1$ . La Figura 6 muestra los resultados de la optimización, los cuales se describen como sigue. En el intervalo de tiempo (1, 6,15) hrs se tiene una generación de energía mayor a la que se consume, por lo tanto, una parte de la energía se almacena ( $P_{B,k}$ ) y otra se transfiere a la red eléctrica nacional ( $P_{G,k}$ ). En el intervalo (6,15, 10,5) hrs, se consume mayor energía de la que se genera, por lo tanto, debe tomarse energía de la red eléctrica nacional para alimentar la carga. En el intervalo (10,5, 17,38) hrs se genera más energía de la que se consume, por lo que se transfiere energía hacia la red eléctrica nacional. Finalmente, en el intervalo (17,38, 23,4) hrs se consume más de la que se genera, por lo que debe extraerse energía de la red eléctrica nacional. Cabe señalar que en el algoritmo de optimización, también se considera el pronóstico a 24 hrs. de las series correspondientes a los precios de compra y venta de energía eléctrica, las cuales se muestran en la Figura 7.

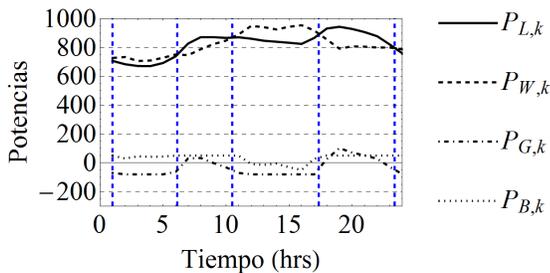


Figura 6. Resultados de la optimización de la micro-red eléctrica.

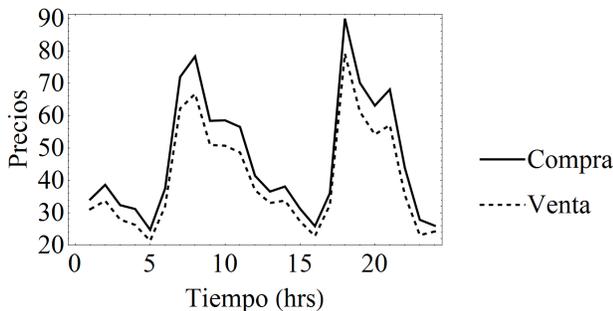


Figura 7. Series de los precios de compra y venta de energía eléctrica.

## VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se propone un esquema de gestión de energía mediante un modelo de optimización para una micro-red eléctrica que

como resultado logre determinar los valores de potencia para los diferentes componentes de la micro-red. El esquema de optimización toma en cuenta el pronóstico de demanda eléctrica, generación eléctrica a partir de energía eólica y precios de compra/venta de electricidad en el mercado. De esta forma, a partir de la disponibilidad de energía y consumo energético de un día hacia adelante (24 horas), se toman las decisiones sobre el uso de la energía en la micro-red. Los valores de potencia obtenidos por el esquema de optimización serán utilizados como valores de referencia para los sistemas de control de los convertidores electrónicos de potencia, los cuales interconectan y transfieren la energía en la micro-red. Como trabajo futuro, se diseñarán los circuitos de los convertidores de potencia y sus respectivos esquemas de control, además se considerarán las dinámicas (donde sea el caso) de los diferentes componentes de la micro-red.

## REFERENCIAS

- Astrom, Karl (1970). *Introduction to Stochastic Control Theory*. Academic Press. New York, NY, USA.
- Box, G. P. y G. M. Jenkins (2008). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley and Sons. New Jersey, USA.
- Brown's, R. G. (1956). *Exponential Smoothing for Predicting Demand*. Arthur D. Little Inc.. Massachusetts.
- Burton, T., D. Sharpe, N. Jenkis y E. Bossanyi (2001). *Wind Energy Handbook*. John Wiley and Sons. New York, NY, USA.
- Chowdhury, S. P., P. Crossley y S. Chowdhury (2009). *Microgrids and active distribution networks*. Institution of Engineering and Technology. London, UK.
- Cortez-Osorio, J. M. (2008). Desestacionalización-x12 arima- con efecto calendario. *Notas* (12), 6–10.
- Duindam, V., A. Macchelli, S. Stramigioli y H. Bruyninck (2009). *Modeling and Control of Complex Physical Systems*. Springer-Verlag. Berlin, Germany.
- Falk, M. (2006). *A First Course on Time Series Analysis-Examples whit SAS*. Chair of Statistics. Wurzburg, Alemania.
- Gardner, E. S. (2005). Exponential smoothing: The state of the art-part ii. *Notas* pp. 2–15.
- Hydeman, R. J. y Y. Khandakar (2008). Automatic time series forecasting: The forecast package for r. *Journal of Statistical Software* 27(3), 2–15.
- Hyndman, R. J., A. B. Koehler, R. D. Snyder y S. Grose (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of Forecasting* (18), 439–454.
- Kalekar, P. S. (2004). Time series forecasting using holt-winters exponential smooting. pp. 2–3.
- Kedem, B. (1994). *Time Series Analysis by Higer Order Crossings*. IEEE Press, Inc. New York, NY, USA.
- Lasseter, R. H. (2002). Microgrids. *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting* 1, 305–308.
- Majumder, R. (2010). *Microgrids: stability, analysis and control*. VDM Verlag.
- Momoh, J. (2012). *Smart grid: fundamentals of design and analysis*. Wiley-Blackwell. New Jersey, USA.
- Papoulis, A. (1991). *Probability Random Variables and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, Inc. USA.
- PJM Interconnection (n.d.). <http://www.pjm.com>.
- R Development Core Team (n.d.). [www.r-project.org](http://www.r-project.org).
- Sanchez-Squella, A., R. Ortega, R. Grino y S. Malo (2010). Dynamic energy router. *IEEE Control Systems* 30(6), 72–80.
- Taylor, J. W. (2003). Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. *International Journal of Forecasting* (19), 715–725.