

Sistema de identificación para filtros activos de potencia

Felipe Peña¹, Julio Viola^{1,2}, José Restrepo^{1,2,3}

¹ Grupo de Investigación en Energía-Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, Ecuador.

² Proyecto Prometeo - SENESCYT, Ecuador.

³ Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela.

Autores para correspondencia: sfelipepr@gmail.com, {jcviola, restrepo}@ieee.org

Fecha de recepción: 21 de septiembre de 2014 - Fecha de aceptación: 20 de octubre de 2014

RESUMEN

El presente artículo es un estudio de un sistema de identificación, aplicado a filtros activos de potencia, utilizando convertidores multinivel. El sistema de identificación, fue implementado mediante simulación, utilizando el método por mínimos cuadrados. La aplicación del algoritmo de identificación, permitió obtener los coeficientes del modelo del circuito de interconexión entre la red de distribución y el convertidor, para representarlo en ecuación de diferencias. El modelo identificado, servirá para diseñar diferentes tipos de controladores digitales para implementar en convertidores, con el objetivo de disminuir la distorsión armónica total de la red, y la corrección del factor de potencia. El estudio incluye un análisis comparativo de la identificación del filtro activo con carga no lineal y un filtro tipo LCL, representado como modelo lineal.

Palabras clave: Identificación por mínimos cuadrados, convertidor multinivel, validación, filtros activos de potencia.

ABSTRACT

The paper presents an identification system applied to active power filters, using multilevel converters. The identification system was implemented by simulation, utilizing the least squares method. The identification algorithm allowed deriving the coefficients of the model of the interface circuit between the network and the converter, and to present it in a differences equation. The identified model will be used to design different types of digital controllers to be implemented in converters; its purpose is to reduce the total harmonic distortion of the network and the power factor correction. This work includes a comparative analysis of the identification of the active filter with nonlinear load and the LCL filter, represented as a linear model.

Keywords: Least squares identification, multilevel converter, validation, active power filters.

1. INTRODUCCIÓN

El modelado de un sistema de control consiste en representar un modelo físico a través de ecuaciones algebraicas o diferenciales, denominados modelos determinísticos; sin embargo, los modelos determinísticos dependen de la dinámica exacta del sistema, razón por la cual surge la necesidad de representar los modelos paramétricos, en series sucesivas que observen el comportamiento del sistema ante las variables de entrada y salida, este tipo de modelos son denominados paramétricos. El uso de modelos permite utilizar técnicas actuales de control y estabilizar el sistema bajo condiciones preestablecidas, estimar los posibles estados del sistema, predecir cambios que existan ante presencia de señales externas y la discretización del modelo (Fortenbacher *et al.*, 2014).

Para determinar el tipo de modelo, se debe analizar si las variables y la dinámica del sistema pueden representarse de forma paramétrica o determinística. En la mayoría de los casos los modelos de los sistemas no son exactos, ya que dependen de factores externos y la complejidad de representarlos matemáticamente, es por ello, la necesidad de utilizar modelos paramétricos, donde las variables y coeficientes puedan ser identificadas, utilizando métodos de estimación.

La identificación de los sistemas, puede ser recursiva para actualizar el modelo conforme existan cambios en el sistema, debido a la dinámica y a factores desconocidos, como pueden ser: señales externas, cuantización de la señal, desgastamiento físico, inducción electromagnética, entre otros. Luego de determinar el modelo, es importante validarlo, comparando los datos obtenidos del sistema con los datos del modelo, a través de un proceso estocástico.

El proceso de identificación para un filtro activo de potencia consiste en obtener un modelo que relacione el voltaje de cada fase, voltaje suministrado por el convertidor y la corriente de línea del sistema. Este proceso permitirá diseñar un algoritmo de control, capaz de estimar las corrientes, aplicando una referencia en fase a cada línea del sistema de distribución, para mejorar su factor de potencia y reducir la distorsión armónica total (THD) (Bueno *et al.*, 2013). El método de identificación a implementar es el de mínimos cuadrados, que a diferencia de otras técnicas de estimación minimiza el error, permite identificar modelos multivariados, no requiere de un proceso de optimización y posibilita estimar imprecisiones y dinámicas ocultas del sistema (Huerta, 2011).

La identificación por mínimos cuadrados, estima coeficientes representados por modelos autoregresivos con variable exógena (ARX, por sus siglas en inglés). El modelo ARX relaciona las variables de entrada y salida de un sistema y es representado por la ecuación de diferencias (1) que incluye secuencia regresiva del modelo (AR) y una variable de entrada denominada exógena (X).

$$y_k = a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} \dots + a_p y_{k-p} + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} \dots + b_m u_{k-m} + \eta_k \quad (1)$$

donde la variable u_k es la variable exógena, la variable η_k representa el ruido blanco o error de la ecuación y y_k es la variable de salida autorregresiva. El modelo se puede representar de forma compacta como lo indica la ecuación 2:

$$a(B)y_k = b(B)u_k + \eta_k \quad (2)$$

La representación en diagrama de bloques de (2) se muestra en la Fig. 1.

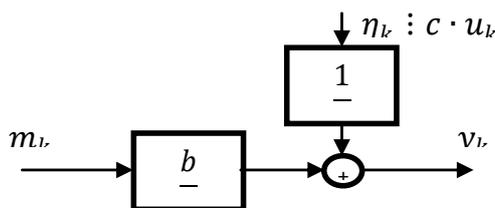


Figura 1. Diagrama de bloques de un modelo ARX.

2. MÉTODO DE IDENTIFICACIÓN

En un sistema de redes eléctricas las cargas que se conectan y desconectan son desconocidas, esto requiere identificarlas de forma paramétrica, utilizando técnicas de estimación que permitan identificar un modelo multivariable. La identificación por mínimos cuadrados, ajusta el modelo mediante los datos obtenidos de la salida real y la salida estimada, calculando el error mínimo cuadrático de un modelo ARX (Algreer *et al.*, 2012).

Para determinar los coeficientes del modelo ARX de la ecuación de diferencias (1), se considera a η_k como el error de compensación del modelo, reordenando (1) obtenemos el error en (2).

$$y_k - a_1 y_{k-1} - a_2 y_{k-2} \dots - a_{na} y_{k-na} - b_1 u_{k-1-d} - b_2 u_{k-2-d} \dots - b_{nb} u_{k-nb-d} = e[k, \theta_N] \quad (2)$$

El número de valores recursivos depende del orden de la ecuación del sistema con el que se desea trabajar, por lo que $k=nm$, donde: na y nb es el número de valores recursivos, d es el número de muestras de retraso de la entrada y nm es igual al mayor de $[na, nb+d]$ (2).

El método permite encontrar los valores de a_i y b_i , ajustando la relación de entrada (u_k) y salida del sistema (y_k), minimizando la suma de los cuadrados de la diferencia de la salida real y la salida del modelo. Para ello se requieren de arreglos matriciales que definan la entrada y salida con datos recursivos en función del modelo ARX de la ecuación (2), resultando así la matriz mostrada en (3):

$$\Psi_k^T = [y_{k-1}, y_{k-2}, \dots, y_{k-na}, u_{k-1-d}, u_{k-2-d}, \dots, u_{k-nb-d}] \quad (3)$$

Además se define una matriz con los coeficientes a_i y b_i del modelo planteado denominado θ_N en la ecuación (4):

$$\theta_N = [a_1, a_2, \dots, a_{na}, b_1, b_2, \dots, b_{nb}]^T \quad (4)$$

Expresando las matrices (3) y (4) de la forma (2) se puede simplificar, como se muestra en (5):

$$y_k = \Psi_k^T \theta_N + e_k \quad (5)$$

Para la identificación es importante obtener N muestras de $[y_k, u_k]$, estableciendo una secuencia de matrices Ψ_k^T (6):

$$\begin{aligned} y_{nm} &= \Psi_{nm}^T \theta_N + e_{nm} \\ y_{nm+1} &= \Psi_{nm+1}^T \theta_N + e_{nm+1} \\ &\dots \\ &\dots \\ y_k &= \Psi_k^T \theta_N + e_k \\ y_N &= \Psi_N^T \theta_N + e_n \\ &\dots \\ y_{nm} &= \Psi_{nm}^T \theta_N + e_{nm} \end{aligned} \quad (6)$$

Definiendo así el vector salida Y_N , el vector e_N y los vectores Ψ_N , como un conjunto de datos que se pueden representar de forma vectorial como las ecuaciones en (7).

$$\begin{aligned} Y_N &= [y_{nm}, y_{nm+1}, \dots, y_k, \dots, y_N] \\ \Psi_N &= [\Psi_{nm}, \Psi_{nm+1}, \dots, \Psi_k, \dots, \Psi_N] \\ e_N &= [e_{nm}, e_{nm+1}, \dots, e_k, \dots, e_N] \end{aligned} \quad (7)$$

Representando el grupo de ecuaciones (7) de forma vectorial la ecuación (5) se obtiene (8):

$$Y_N = \Psi_N \theta_N + e_N \quad (8)$$

Para obtener el valor de θ_N de (8) se debe minimizar la suma de la secuencia de la señal cuadrática de error e_k , definiendo así una función de costo J_N representada en (9):

$$J_N = \sum_{k=na}^N e_k^2 = e_N^T e_N \quad (9)$$

La función de costo J_N permite minimizar el error, de tal forma que el gradiente de J_N sea nulo, para obtener los mejores coeficientes del modelo; entonces reemplazando e_N por la ecuación (8), da como resultado J_N en (10):

$$J_N = e_N^T e_N = (Y_N - \Psi_N \theta_N)^T (Y_N - \Psi_N \theta_N) \quad (10)$$

Resolviendo (10) se obtiene J_N en (11):

$$J_N = Y_N^T Y_N - 2Y_N^T \Psi_N \theta_N + \Psi_N^T \theta_N^T \Psi_N \theta_N \quad (11)$$

Derivando J_N de (11) e igualando a cero obtenemos la siguiente expresión (12):

$$\frac{dJ_N}{d\theta_N} = -2Y_N^T \Psi_N + 2\theta_N^T \Psi_N^T \Psi_N = 0 \quad (12)$$

Despejando (12) se obtiene θ_N mediante la expresión (13):

$$\theta_N = (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} \Psi_N^T Y_N \quad (13)$$

donde θ_N es el vector que contiene los coeficientes del modelo a identificar, expresado en (2).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La aplicación del método de identificación para el caso del Convertidor multinivel construido por el grupo de investigación en energía de la Universidad Politécnica Salesiana (Viola & Quizhpi, 2013), se realizó mediante simulaciones, para verificar el correcto funcionamiento del algoritmo de identificación. En el caso de estudio se utilizan dos modelos a identificar: primero con carga no lineal con acople inductivo L y segundo un modelo lineal con acople mediante una red LCL. Para validar el modelo se emplea la implementación del controlador mediante un modelo de referencia.

3.1. Identificación con carga no lineal con acoplamiento inductivo L

La identificación del modelo con carga no lineal y acople inductivo empleada al convertidor, es aplicada a una fase, como se muestra en la Fig. 2. El acople entre la red y el convertidor utiliza un inductor L=10 mH.

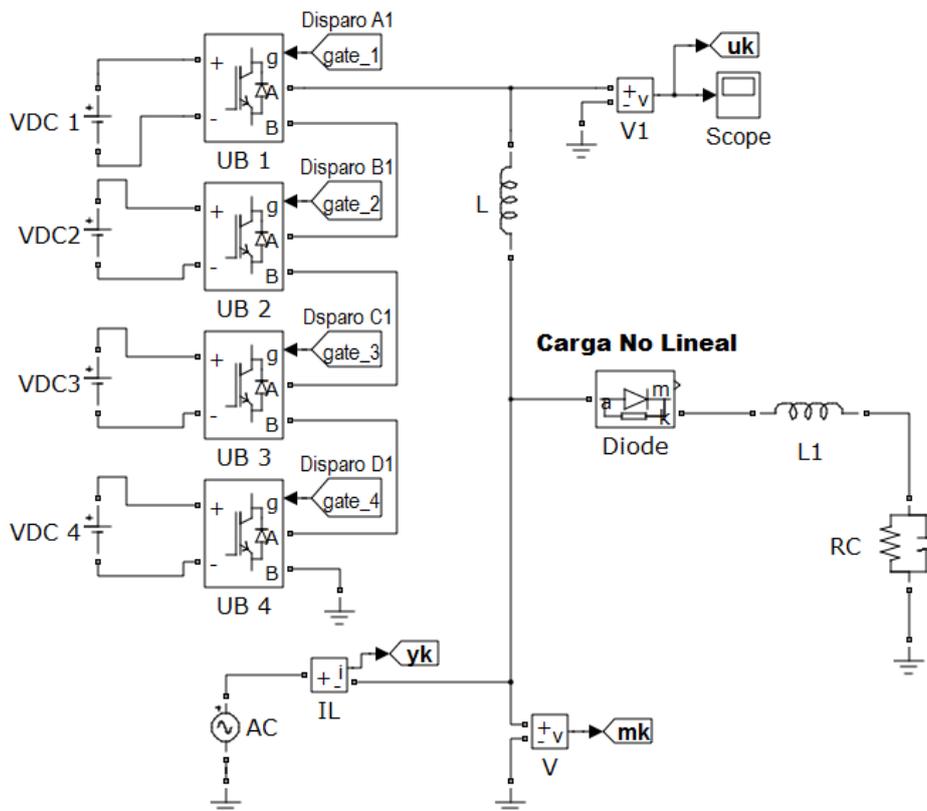


Figura 2. Diagrama de una fase con acople mediante inductor L.

El diagrama presentado en la Fig. 2, corresponde a una topología multinivel de 4 etapas tipo puente H conectadas en cascada (CHB por sus siglas en inglés), (Viola & Quizhpi, 2013) e incluye una carga no lineal conectada a la red de la fuente AC.

Para aplicar la identificación por mínimos cuadrados debemos representar el sistema mediante un modelo ARX, considerando los datos de entrada: m_k (tensión de la red) y u_k (tensión del convertidor), y los datos de salida y_k (corriente de línea); por lo tanto el modelo ARX debe ser multivariable, como muestra la Fig. 1.

La ecuación de diferencias del diagrama de la Fig. 1, se puede describir mediante la ecuación de diferencias (1), el cual al incluir las dos entradas da como resultado (14):

$$y_k = a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} \dots + a_p y_{k-p} + b_1 m_{k-1} + b_2 m_{k-2} \dots + b_m u_{k-m} + c_1 u_{k-1} + c_2 u_{k-2} \dots + c_n u_{k-n} \quad (14)$$

En esta aplicación se ha utilizado un modelo ARX de segundo orden, que implica considerar los datos discretos del sistema y dos eventos anteriores consecutivos más recientes. Este modelo permite obtener una aproximación muy cercana a los datos reales y disminuir el costo computacional, al no tener muchos datos en memoria. Por lo tanto (14) se puede reescribir como se muestra en (15).

$$y_k = a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} + b_1 m_{k-1} + b_2 m_{k-2} + c_1 u_{k-1} + c_2 u_{k-2} \quad (15)$$

Con el modelo planteado se procede a realizar la identificación utilizando el método de mínimos cuadrados, por lo que se plantea el vector θ_N en la ecuación (16).

$$\theta_N = [a_1, a_2; b_1, b_2; c_1, c_2]^T \quad (16)$$

Para la aplicación del método por mínimos cuadrados, el convertidor debe suministrar voltajes utilizando señales PRBS (secuencias binarias pseudo aleatorias), (Kubíček & Kováč, 2008), con una frecuencia de muestreo de 10kHz, que es la misma que utiliza el convertidor para la conmutación. La señal PRBS es generada utilizando 8 bits de resolución y permite un análisis, en un amplio espectro de frecuencias. En las Figs. 3 y 4, se muestra la señal PRBS que aplica el convertidor u_k y la señal y_k .

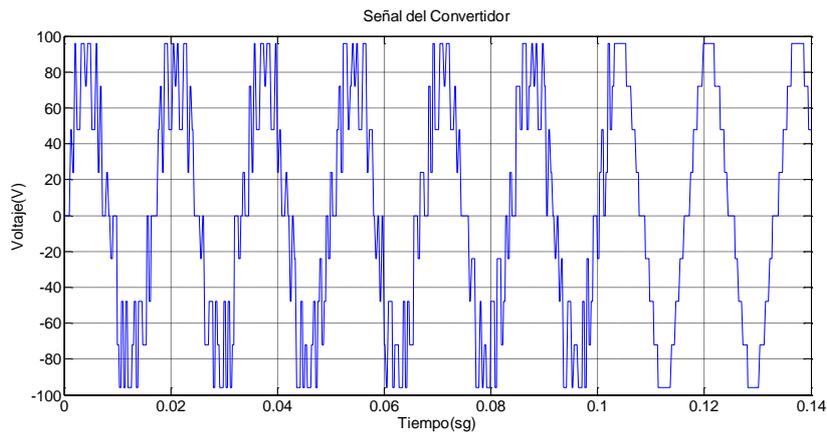


Figura 3. Señal de entrada PRBS utilizando modulación para señales sinusoidales.

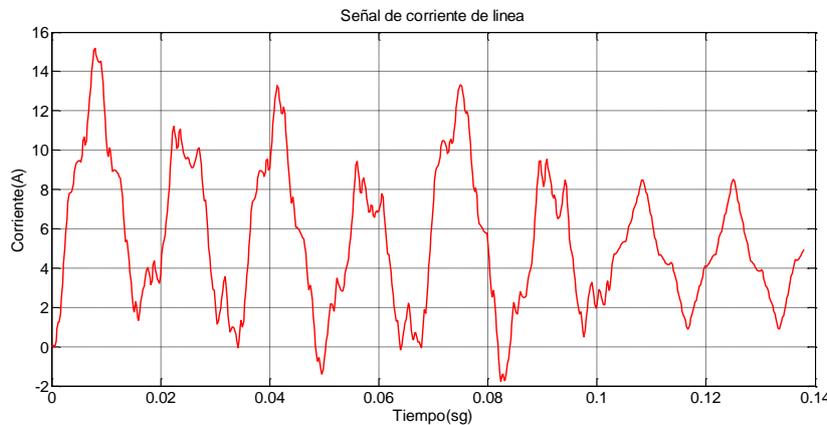


Figura 4. Señal de salida de corriente y_k .

Los datos obtenidos mediante mediciones representados en las Figs. 3 y 4, permiten armar las matrices Ψ_N^T y Y_N representadas en las ecuaciones (7) y (8). Debido a que la resolución del PRBS es de 8 bits, se considera el número de muestras $N=256$, ya que es un valor mínimo que abarca todo el análisis espectral del modelo, en función del tiempo de muestreo y estabilización (Oroski *et al.*, 2014). La matriz Ψ_k^T (3), son los datos recursivo del modelo multivariable, donde $k = nm + 1$ hasta N , definiendo la matriz para el modelo multivariable Ψ_k^T (17).

$$\Psi_k^T = [y_{k-1}, y_{k-2}, \quad m_{k-1}, \quad m_{k-2}, \quad u_{k-1}, u_{k-2}] \quad (17)$$

Para calcular los coeficientes θ_N , aplicamos el algoritmo de identificación por mínimos cuadrados mediante (13), resultando los siguientes coeficientes (18).

$$\theta = [0.6887 \ 0.3036 \ 0.0204 \ -0.0021 \ -0.0177 \ 0.0015]^T \quad (18)$$

Estos coeficientes son validados utilizando la herramienta de identificación de Matlab, obteniendo el 68.1% de correlación del modelo estimado con respecto al modelo real, la comparación de la señal estimada con respecto a la real se muestra en la Fig. 5. El análisis de residuo se muestra en la Fig. 6, lo cual indica que se logran identificar datos con errores muy pequeños alrededor de 10%.

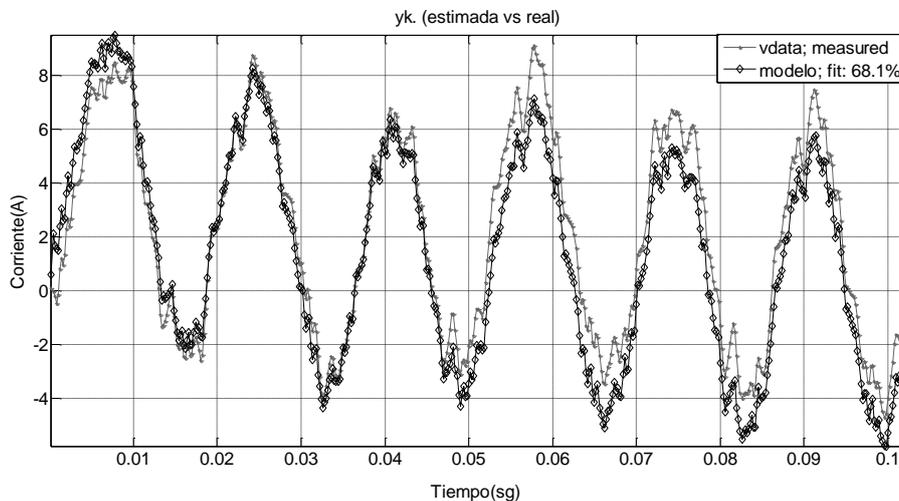


Figura 5. Validación del modelo obtenido.

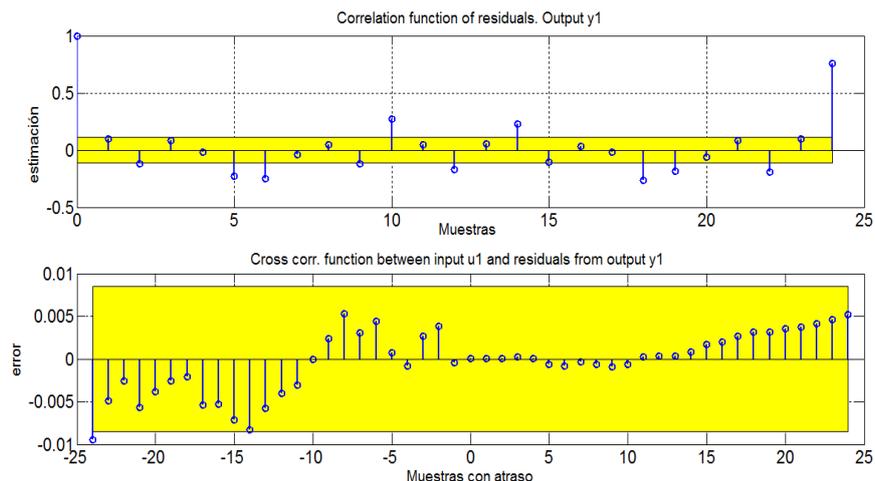


Figura 6. Análisis Residual del modelo ARX.

Los resultados obtenidos en el porcentaje de estimación y el de análisis de residuo, indican que existe una estimación del 68.1%, la correlación mostrados en la Fig. 6, muestra una dependencia de los datos pasados ya que la correlación está en el rango de -0.1 a 0.1 (Ljung, 1999). Dado que existe una dependencia de los datos futuros y un bajo porcentaje de estimación, este modelo con carga no lineal, puede ser estimado, utilizando métodos de identificación no lineal como: la técnica de

Hammerstein y Wiener o de un controlador que aproxime de forma más cercana los datos estimados con respecto a los reales (Biagiola & Figueroa 2009).

3.2. Identificación del modelo lineal con acoplamiento mediante red LCL

El segundo modelo a identificar contiene un filtro LCL, que permitirá el uso de inductores más pequeños, son de menor costo de construcción y filtra mayor componentes armónicos; comparado con el de acoplamiento inductivo L. La identificación se aplica solamente al filtro LCL sin carga, para obtener un modelo lineal y mejorar la estimación, con respecto a la identificación con cargas no lineales analizadas anteriormente, de tal forma de discretizar el modelo y en lo posterior aplicar un controlador digital por modelo de referencia que trabaje de forma lineal a pesar de que existan cargas no lineales.

El modelo del acople de un filtro LCL mostrado en la Fig. 7, indica la conexión de las dos fuentes de tensión, aumentando su grado de complejidad mediante el uso de modelos determinísticos, de ahí la importancia de utilizar métodos de identificación.

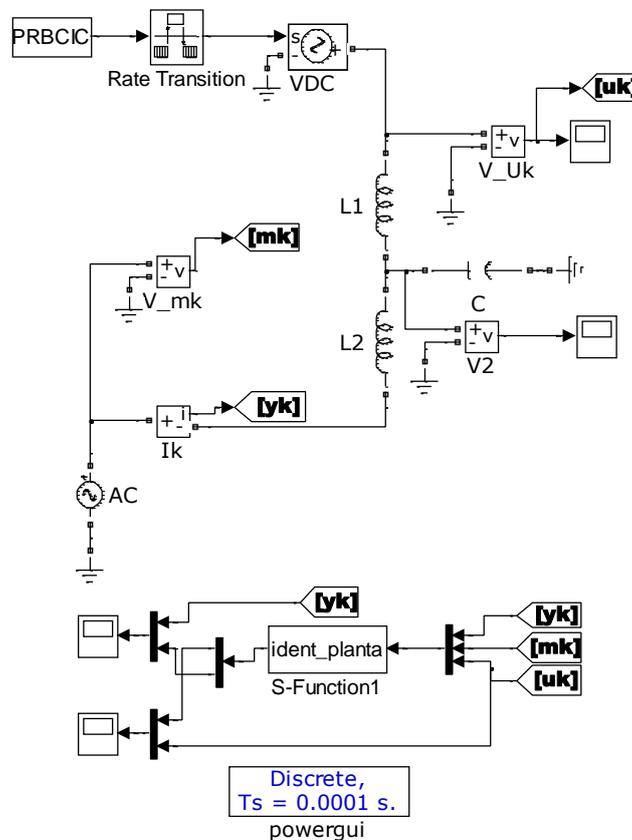


Figura 7. Sistema de Identificación con acople LCL.

La Fig. 7, muestra el diagrama del filtro activo con acople LCL, en el cual se utiliza una fuente DC para emular el comportamiento del convertidor, la topología del convertidor es igual a la utilizada en la Fig. 2. Los valores de L1, L2 y C son 0.5 mH, 0.7 mH y 3 uF, respectivamente. Para la identificación se utiliza el modelo ARX, y se consideran los mismos criterios aplicados para la identificación con filtro inductivo para su parametrización.

Los coeficientes obtenidos luego de aplicar el algoritmo de identificación se muestra en (19):

$$\theta = [0.5154 \ 0.4841 \ 0.1473 \ -0.0334 \ -0.1033 \ -0.0107] \quad (19)$$

Al ser una identificación de un modelo lineal resulta una correlación del 87,47%, mostrada en la Fig. 8. Proporcionando una mejor aproximación del modelo estimado, con respecto al modelo real y un valor residual muy cercano a cero.

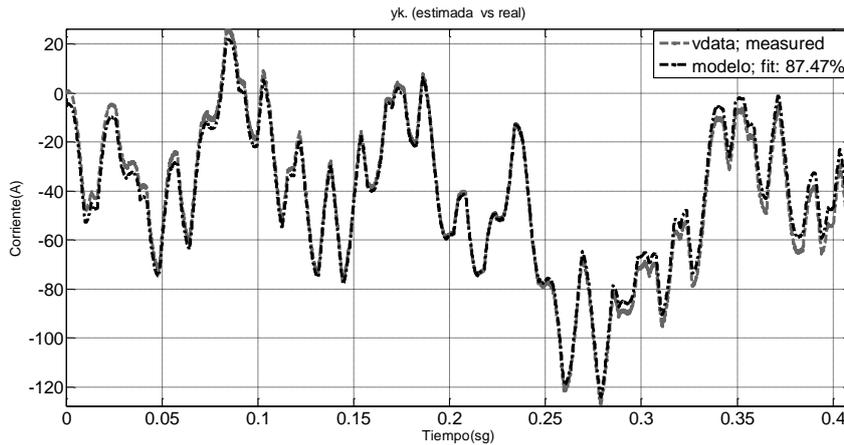


Figura 8. Validación del modelo LCL.

La validación del modelo por el método residual, mostrada en la Fig. 9, indica una estimación del 100%, entre la señal real y la señal estimada y un dato residual próximo a 0, posibilitando el uso de los coeficientes θ obtenidos en (19), para el diseño del control por modelo de referencia a implementar.

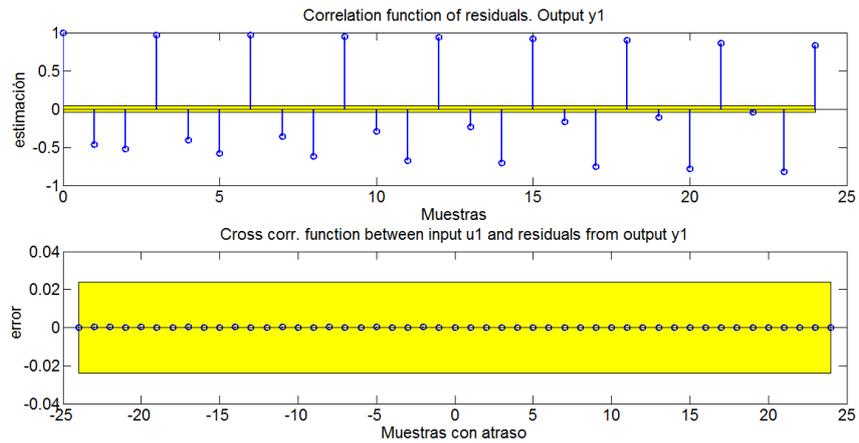


Figura 9. Análisis residual del modelo LCL.

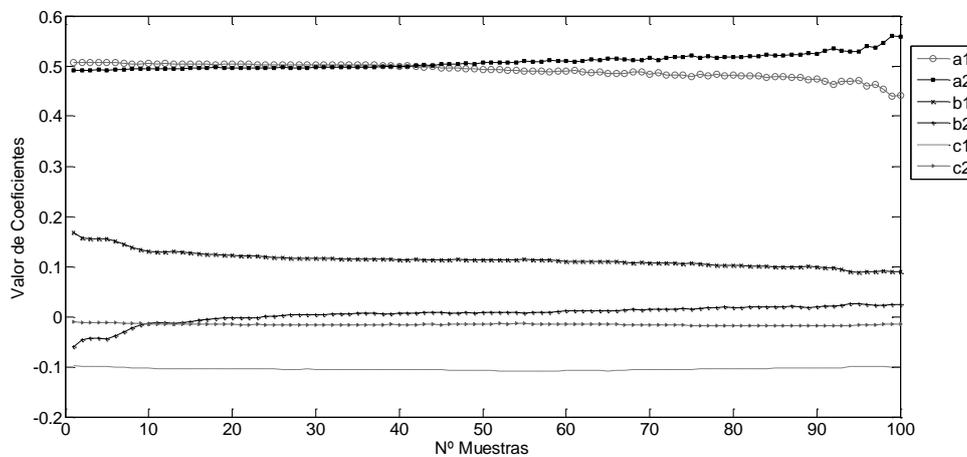


Figura 10. Datos de θ_N utilizando método recursivo.

El modelo planteado se ha obtenido mediante un proceso de identificación fuera de línea, para analizar la eficiencia del algoritmo de identificación. De la misma manera se plantea un proceso recursivo para obtener los coeficientes mientras transcurre la simulación y validar el modelo. En la Fig. 10, se observa los coeficientes de θ_N obtenidos mediante identificación recursiva, los cuales producen mínimos cambios. Estos cambios son producto de la dinámica del sistema proveniente de las dos señales de entrada de las fuentes de tensión.

El proceso recursivo se ha realizado por lotes planteando las matrices Ψ_k^T y Y_N^T , con las últimas muestras actualizadas en cada periodo de muestreo, calculando θ_N con las matrices recursivas planteadas en la ecuación (13).

3.3. Implementación del sistema de control

La técnica utilizada en el control de corriente, es por modelo de referencia, la cual requiere el modelo identificado para la estimación de la señal de control (Freijedo *et al.*, 2009). La prueba del controlador es implementado en el modelo del filtro LCL (19), ya que este es lineal y tiene una estimación del 87.47%. El modelo debe estimar el valor próximo que debe suministrar el convertidor (u_k), de tal forma que la ley de control calcule u_k , mediante la diferencia del valor estimado de y_k y el modelo obtenido. En (20), se presenta la ley de control, utilizando el modelo de referencia (19) (Viola *et al.*, 2013).

$$y_k = y_{ref}$$

$$u_k = 9.6805 y_{ref} - 4.9889 y_{k-1} - 4.6863 y_{k-2} - 1.4263 m_{k-1} + 0.3242 m_{(k-2)} + 0.1035 u_{(k-2)} \quad (20)$$

Esta ley de control es implementada en simulación mediante el sistema embebido y el circuito, representados en el esquema de la Fig. 7, incluyendo una carga no lineal ynl . A partir de la estimación de u_k , se activan los disparos para los IGBT's del convertido multinivel (Viola & Quizhpi, 2013). La Fig. 11, indica la respuesta del filtro activo, donde la corriente real y_k es obtenida mediante la estimación de la corriente de referencia y_{ref} .

A partir de los 32 ms de simulación se conectan cargas no lineales; en donde la referencia y_{ref} cambia (21) ya que se adiciona la corriente no lineal, y permita que la señal y_k de corriente mantenga la señal en fase y frecuencia igual a la señal de tensión línea.

$$y_k = y_{ref} - y_{nl} \quad (21)$$

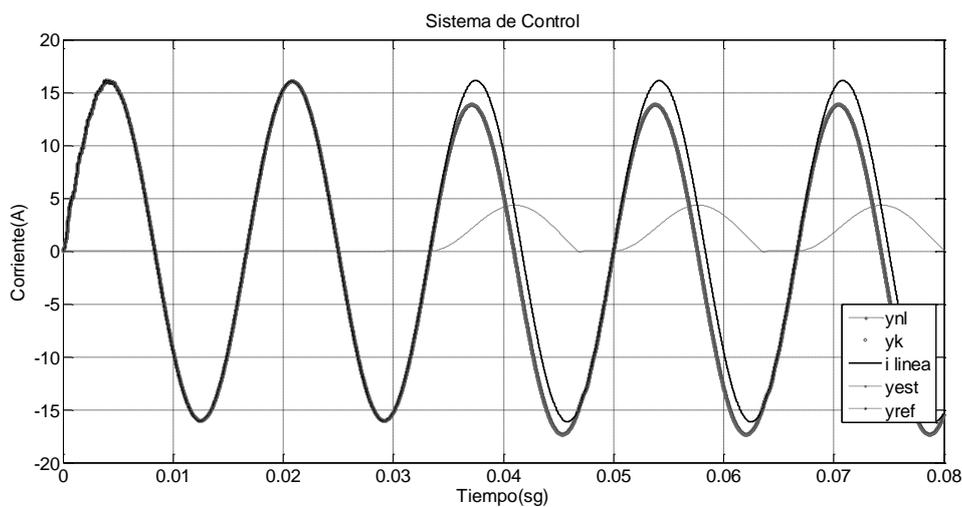


Figura 11. Señal de corriente por modelo de referencia sin carga inductiva.

Los resultados obtenidos en la identificación, permitieron establecer un modelo para definir el controlador a implementar en el convertidor, y realizar pruebas de campo que determinen la eficiencia

del filtro activo con respecto al THD y el factor de potencia. Este estudio, es un aporte para el centro de investigaciones de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca, con el objetivo de desarrollar propuestas, para mejorar la calidad de distribución de energía eléctrica. En la actualidad el uso de microprocesadores, es más común para controlar diferentes tipos de modelos aplicados en diferentes ramas como: sistemas eléctricos, biotecnología, medicina, entre otras, razón por la cual el método propuesto es una herramienta para la discretización de modelos e implementación de estimadores. Sin embargo el costo de implementación es alto, así lo indica el estudio de sistema de identificación activo en línea de Algreer *et al.* (2012) y la plataforma desarrollada por Viola & Quizhpi (2013) de la Universidad Politecnica Salesiana. Este tipo de metodo de identificación para convertidores multinivel no se ha realizado en el Ecuador, posibilitando su estudio para desarrollar nuevas tecnicas de control.

4. CONCLUSIONES

Al finalizar este trabajo investigativo, podemos indicar la importancia de obtener un modelo matemático que represente el filtro de acople de un convertidor, empleado como filtro activo. El modelo representado servirá para incluir un algoritmo de control, en el cual se pueda definir el seguimiento de la corriente de la red en fase a cada línea de un sistema de distribución trifásica.

El seguimiento de la corriente permitirá obtener un mejor factor de potencia y disminuirá el valor de distorsión armónica total (THD), conforme se incorpore cargas no lineales en el sistema. El método de identificación por mínimos cuadrados es un buen estimador para sistemas lineales, obteniendo en este estudio una mejor validación, que en el caso de sistemas no lineales, razón por la cual en el análisis del filtro inductivo con cargas no lineales la validación es del 68,1% y en el caso del filtro LCL es del 87,47% de aproximación. La validación para cada caso de análisis indica el valor de eficiencia del modelo obtenido.

En el caso del filtro inductivo, la identificación de la planta contiene una carga no lineal, razón por la cual requiere de estimar el modelo de forma recursiva, para determinar en cualquier instante de tiempo, cambios en la red ante presencia de nuevas cargas que se incorporen en el sistema. La identificación con filtro LCL indica el modelo del filtro, la cual predice el voltaje del convertidor para realizar un proceso de compensación, de tal forma que exista un seguimiento de la corriente de referencia. El modelo obtenido del filtro LCL establece un controlador que realiza una compensación en corriente con mayor exactitud, las cargas lineales y no lineales son consideradas como entrada de perturbación que debe ser corregida por el controlador. A diferencia del modelo del filtro inductivo conectado con cargas no lineales, el controlador debería ser recursivo, aumentando el procesamiento para el cálculo del mismo.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer a: la Universidad Politécnica Salesiana y al Proyecto Prometeo – SENESCYT, por el apoyo económico e institucional brindado al proyecto.

REFERENCIAS

Algreer, M., M. Armstrong, D. Giaouris, 2012. Active online system identification of switch mode DC-DC power converter based on efficient recursive DCD-IIR adaptive filter. *IEEE Transactions On Power Electronics*, 27(11).

- Biagiola, S.I., J.L. Figueroa, 2009. Identificación robusta de modelos Wiener y Hammerstein. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial (RIAI)*, 6(2), 98-107.
- Bueno, H., M. Fajardo, F. Quizhpi, 2013. Diseño y construcción de un filtro activo para eliminar armónicos de una red bifásica residencial. Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca, Ecuador. Disponible en <http://www.iner.gob.ec/wp-content/uploads/2014/03/te34.pdf>, 16 pp.
- Fortenbacher, P., J. Mathieu, G. Andersson, 2014. Modeling, identification, and optimal control of batteries for power system applications. Disponible en http://pscc.ee.ethz.ch/uploads/tx_ethpublications/pscc2014_033_01.pdf, 7 pp.
- Freijedo, D., J. Doval, Ó. López, P. Fernández, C. Martínez, 2009. A signal-processing adaptive algorithm for selective current harmonic cancellation in active power filters. *IEEE Transactions On Industrial Electronics*, 56(8), 2829-2840.
- Huerta, F., 2011. Aplicación de técnicas de identificación y control multivariable en convertidores en fuente de tensión conectados a la red eléctrica. Tesis doctoral, Escuela Politécnica Superior Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá, 264 pp. Disponible en http://dspace.uah.es/dspace/bitstream/handle/10017/16581/F_HUERTA_Aplicacion_de_Tecnicas_de_Identificacion_y_Control_Multivariable_en_Convertidores_en_Fue.pdf?sequence=1&isAllowed=y.
- Kubiček, M., M. Kováč, 2008. *PRBS test sequence synchronization in bit error measurement of FSO links*. Konference a Soutěže: Student EEICT.
- Ljung, L., 1999. System identification: Theory for the user. Prentice-Hall, 255 pp. Disponible en <http://een.iust.ac.ir/profs/Poshtan/Ljung%20L%20System%20Identification%20Theory%20for%20User.pdf>.
- Oroski, E., R. Holdorf, A. Bauchspiessz, 2014. Nonlinear buck circuit identification using orthonormal functions with heuristic optimization. *Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática Belo Horizonte*, 8 pp. Disponible en <http://www.ene.unb.br/adolfo/Papers/CBA2014.pdf>.
- Viola, J., F. Quizhpi, 2013. Desarrollo de un convertidor electrónico multinivel para aplicaciones de compensación de potencia reactiva. *Dpto. Electrónica y Circuitos, Universidad Simón Bolívar, Venezuela, Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador*, 8 pp.
- Viola, J., E. Baethge, A. Berzoy, J. Restrepo, F. Quizhpi, 2013. DC voltage estimation methods for multilevel converter operating with reduced number of sensors. *IEEE 5th Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS)*, 4 pp.