

Metodología para la Estimación de Parámetros en Tiempo Real mediante Filtros de Kalman y Mínimos Cuadrados

Methodology for Real-Time Parameter Estimation Through Kalman Filter and Least-Squares

Víctor Alfonso Ortiz Bravo

Ingeniero Electrónico,
Universidad Tecnológica de Pereira
Investigador Grupo de Investigación en Ingeniería Electrónica,
Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia
vialortiz@utp.edu.co

Manuel Antonio Nieto Arias

Ingeniero Electrónico,
Universidad Tecnológica de Pereira
Investigador Grupo de Investigación en Ingeniería Electrónica,
Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia
manieto@utp.edu.co

Edwin Andrés Quintero Salazar

MSc. En Instrumentación Física,
Universidad Tecnológica de Pereira
Director del Programa de Ingeniería Electrónica
Director del Grupo de Investigación en Astroingeniería Alfa Orión,
Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia
equintero@utp.edu.co

Resumen— En este artículo se presenta una metodología para la estimación en tiempo real de parámetros de sistemas dinámicos lineales desconocidos, mediante el filtrado de Kalman y el método de estimación por mínimos cuadrados. Los algoritmos resultantes de la aplicación de la metodología propuesta son implementados en tiempo real sobre un procesador digital de señales (DSP, por sus siglas en inglés) referencia TMS320F2812 de la marca *Texas Instruments*®. Con el objetivo de evaluar la efectividad del método, se adelantó la estimación de una planta dinámica de segundo orden con comportamiento de filtro pasa bajos estable, simulada mediante un circuito electrónico que contiene amplificadores operacionales, que maniobran bajo condiciones de laboratorio que generan una alta perturbación en las funciones que identifican la entrada y la salida. Estas señales son adquiridas por el procesador digital de señales mediante el convertidor Análogo-Digital (A/D) embebido en el mismo, con el fin de implementar en tiempo real el algoritmo de identificación de parámetros planteado en la metodología.

Finalmente, se obtuvo la función de transferencia estimada del sistema con errores de 0,0019% en la frecuencia de corte, 10,34% en el sobre impulso, y 14,28% en el tiempo de establecimiento; lo cual evidencia la efectividad de la implementación en tiempo real de la estrategia de estimación planteada.

Palabras clave— Estimación de parámetros, filtro de Kalman, identificación de sistemas, mínimos cuadrados, procesador digital de señales, procesamiento en tiempo real.

Abstract— This paper presents a methodology for real-time estimation of the parameters of unknown nonlinear dynamic systems by Kalman filtering and the least squares estimation method. The algorithms resulting from the application of the proposed methodology are implemented in real time on a TMS320F2812 digital signal processor (DSP) from *Texas Instruments*®. In order to evaluate the effectiveness of the method, estimation of a dynamic plant second order filter with stable low-pass behavior, simulated by an electronic circuit containing operational amplifiers, operating under laboratory conditions that generate a high disturbance in the input and output functions was performed. These signals are acquired by the digital signal processor via its embedded analogue-digital (A/D) converter, to implement the real-time parameter identification algorithm proposed in the methodology. Finally, we obtained the estimated transfer function of the system with an error of 0.0019% in the cutoff frequency, 10.34% in the overshoot, and 14.28% in the settling time, demonstrating the effectiveness of the real-time implementation of the estimation strategy proposed.

Keywords— Estimation of parameters, Kalman filter, system identification, least squares, digital signal processor, real time processing.

I. INTRODUCCIÓN

En el campo de la ingeniería, a la hora de implementar las técnicas establecidas por la teoría de control moderna, uno de los aspectos que dificultan esta tarea consiste en el desconocimiento

de los parámetros que definen la dinámica de los sistemas que se desean controlar. Generalmente, con el objetivo de solventar esta dificultad, se recurre a la aplicación de estrategias que, a partir de la observación de la respuesta presentada por el sistema frente a una excitación dada, arrojan una estimación de las variables y del modelo matemático que identifican la planta; como es el caso de método de estimación de parámetros por mínimos cuadrados. Sin embargo, debido a que las señales de entrada y salida del sistema en la gran mayoría de las aplicaciones son altamente afectadas por el ruido, los parámetros arrojados por la estimación varían sustancialmente con respecto a los realmente presentes en la planta. Lo cual hace necesario la implementación de filtros que permitan minimizar los efectos indeseados causados por las perturbaciones externas ajenas a las señales involucradas en el sistema. Una estrategia muy utilizada consiste en el *filtro de Kalman*, el cual actualmente se encuentra en un sinnúmero de aplicaciones tales como el modelamiento de espacio de estados [1], procesamiento de datos biomecánicos [2], estimación de sistemas de control de tráfico [3], control de posición en interferometría láser [4], filtrado de señales de acelerómetros y giroscopios [5] y control de bombas centrífugas de agua [6], entre otros.

Si bien la aplicación de las estrategias descritas anteriormente suministra una estimación aceptable del sistema objeto de estudio, la implementación de los algoritmos demanda sistemas robustos de procesamiento, lo cual pone en riesgo la operación en tiempo real del estimador cuando se desea modelar sistemas dinámicos en plena operación. Por esta razón al realizar una revisión exhaustiva del estado del arte, se encuentran estrategias encaminadas a la implementación en tiempo real del *filtro de Kalman*, como las que se presentan en [7]. Un ejemplo claro de la situación se observa en las notas de aplicación del procesador digital de señales *TMS320F2812* de la marca *Texas Instruments*® [8], en las cuales se encuentran documentos técnicos dedicados a la implementación en tiempo real de estrategias de control que involucran el filtro de Kalman, aunque sin contemplar la estimación de los parámetros del sistema. Este escenario pone de manifiesto la necesidad de desarrollar sistemas que estimen los parámetros de sistemas desconocidos mediante

el método de mínimos cuadrados, que minimice los efectos indeseados causados por el ruido, con la capacidad de operar en tiempo real sobre sistemas embebidos.

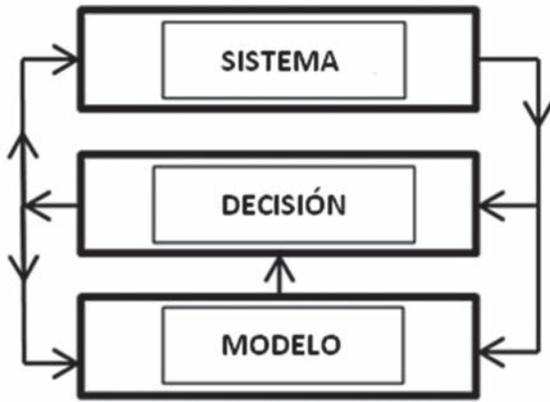
En el presente artículo se propone una metodología para la estimación en tiempo real de parámetros de sistemas dinámicos lineales mediante el método de mínimos cuadrados y el *Filtro de Kalman*. Con el fin de evaluar la metodología propuesta, se realizó la identificación de una planta de segundo orden implementando en tiempo real los algoritmos desarrollados en el procesador digital de señales *TMS320F2812* de la marca *Texas Instruments*®.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Identificación de los parámetros del sistema

Uno de los requisitos que exige el diseño de los controladores clásicos consiste en conocer, con algún grado de certeza, el comportamiento del sistema que se va a controlar, es decir, en términos de su modelo matemático, los parámetros de la función de transferencia. Sin embargo, en la gran mayoría de las aplicaciones de la teoría de control, es poca la información con la que se cuenta acerca del sistema, razón por la cual un problema frecuente en ingeniería consiste en establecer y aplicar técnicas que permitan determinar los parámetros que intervienen en el comportamiento del mismo. Algunas de las técnicas para la construcción de los modelos están basadas en la observación de la dinámica del sistema en tiempo pasado y actual. Las metodologías basadas en este principio se clasifican como adaptativas [9] y generalmente dan origen a algoritmos recursivos para su implementación [10]. En la Fig. 1 se presenta la configuración típica de un sistema de estimación adaptativa. Como se observa, el proceso de estimación se adelanta en línea con la operación del sistema, por lo cual es necesario que esta tarea se realice en tiempo real, de tal forma que la estimación siga el ritmo de la dinámica de la planta. En este punto es donde los sistemas electrónicos embebidos de procesamiento (como el *DSP* utilizado en este proyecto), presentan gran versatilidad, pues permiten dedicar el 100% de los recursos disponibles a la tarea de estimación.

Fig.1. DIAGRAMA DE BLOQUES DE UN SISTEMA DE ESTIMACIÓN PARA CONTROL ADAPTATIVO



Fuente: Los autores

Estimación por Mínimos Cuadrados Recursivos

El método de estimación por mínimos cuadrados es uno de los más populares y utilizados actualmente en aplicaciones prácticas. Consiste en calcular los parámetros reales del sistema, de tal forma que la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y calculados multiplicados por un número, que mide la amplitud del error, sea mínimo. Este método es fácilmente programable debido a su recursividad, es decir, aprovecha parte de los cálculos realizados en un paso anterior para la obtención del siguiente [11], situación que lo convierte en relativamente fácil de implementar en un sistema embebido, razón por la cual es el propuesto en la presente metodología.

El algoritmo para la estimación de parámetros por mínimos cuadrados recursivos puede resumirse en el conjunto de ecuaciones (1) a (3).

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t) \left[y(t) - \varphi^T(t) \hat{\theta}(t-1) \right] \quad (1)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (2)$$

$$P(t) = \frac{1}{\lambda(t)} \left[P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t)\varphi^T(t)P(t-1)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \right] \quad (3)$$

Donde:

$\hat{\theta}(t)$: Parámetros estimados de la planta

$\varphi(t)$: Vector de regresión (entradas y salidas de la planta)

$P(t)$: Matriz de covarianza

$\lambda(t)$: Factor de olvido

$y(t)$: Salida del sistema

El factor de olvido puede ser variable en el tiempo de acuerdo a las características de la planta. Sin embargo, generalmente se establece como una constante entre 0,9 y 0,99. Para este proyecto en particular, se estableció en 0,98, incluida esta ponderación a la muestra anterior, que permite de esta manera “olvidar” las muestras más antiguas [10].

B. Filtrado

Si bien el método de estimación por mínimos cuadrados ofrece una muy buena aproximación a los valores reales de los parámetros de la planta, su implementación sobre sistemas reales exige que las señales de entrada y salida, a partir de las cuales se realiza la estimación, estén prácticamente libres de las afectaciones causadas por el ruido. Esta situación hace imprescindible la aplicación de procedimientos de filtrado que suavicen las señales de entrada y salida del sistema, para de esta manera obtener parámetros estimados con errores bajos.

Filtro de Kalman

El *filtro de Kalman* es esencialmente un conjunto de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador tipo predictor–corrector, que es óptimo en el sentido que minimiza el error estimado de la covarianza. Desde el momento de su introducción, el *filtro de Kalman* ha sido sujeto de investigación permanente. Esta situación, en adición a los avances en la computación digital, ha propiciado una evolución del filtro hasta hacerlo muy práctico, pero relativamente simple y robusto. Para la eliminación en tiempo real del ruido presente en las señales del sistema que se desea estimar, la metodología descrita en el presente documento propone implementación del *filtro de Kalman* en un procesador digital de señales.

El *filtro de Kalman* estima el estado del proceso en una muestra y después obtiene la realimentación en forma de mediciones con ruido aditivo. Las ecuaciones del *filtro de Kalman* se clasifican en dos grupos: ecuaciones de actualización de tiempo y de actualización de mediciones. Las primeras son responsables de proyectar hacia adelante (en el tiempo) el estado actual, y es-

timaciones de error y covarianza para obtener los estimados *a priori* del siguiente paso. Las ecuaciones de actualización de medida pueden ser vistas como ecuaciones correctoras. De hecho, el algoritmo final de estimación reúne los algoritmos de predicción-corrección para la resolución de problemas numéricos [12]. A continuación se presentan los conjuntos de ecuaciones descritos anteriormente.

Ecuaciones de actualización de tiempo:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + B\mu_k \quad (4)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (5)$$

Ecuaciones de actualización de mediciones:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (7)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (8)$$

Donde:

\hat{x}_k^- : Proyección del estado hacia adelante (estimación)

P_k^- : Proyección de la covarianza del error hacia adelante

K_k : Ganancia de Kalman

\hat{x}_k : Actualización del valor estimado con la medición z_k

P_k : Actualización de la covarianza del error

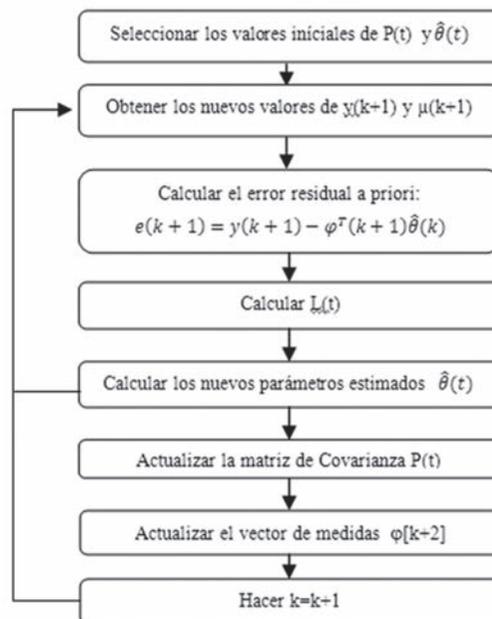
C. Algoritmos

La metodología propone la construcción de dos algoritmos independientes: algoritmo de mínimos cuadrados y algoritmo para el filtro de Kalman. A continuación se describen detalladamente cada uno de ellos.

Algoritmo para la estimación de parámetros por mínimos cuadrados.

Como ya se mencionó anteriormente, el algoritmo de mínimos cuadrados permite encontrar el modelo matemático de la planta física. Para realizar la estimación se requieren dos señales: la señal de referencia que se le aplica a la entrada del sistema y la salida del mismo. Con esta información, el algoritmo arroja como resultado la función de transferencia estimada [13]. El diagrama de bloques de este algoritmo se presenta en la Fig. 2.

Fig. 2. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL ALGORITMO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL ESTIMADOR POR MÍNIMOS CUADRADOS

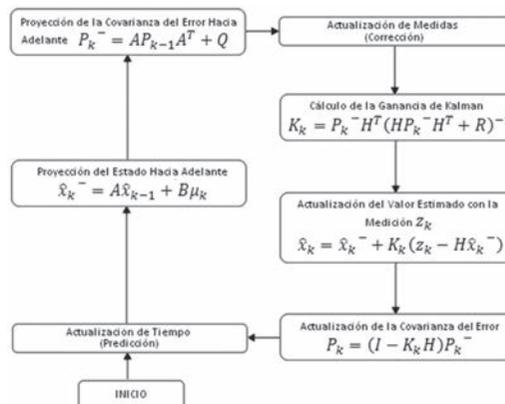


Fuente: Los autores

Algoritmo para la aplicación del filtro de Kalman

El filtro de Kalman se encarga de estimar los estados del sistema y de eliminar el ruido aleatorio presente. Para lograr este objetivo, es necesario el modelo de espacio de estados, el cual se obtiene al ejecutar el algoritmo de estimación de mínimos cuadrados presentado en la Fig. 2. Además de lo anterior, también se requiere de la referencia de entrada de la planta; para de esta manera entregar como salida del algoritmo los estados estimados y la señal filtrada [14], [15]. En la Fig. 3 se presenta el diagrama de flujo del algoritmo para la aplicación del filtro de Kalman.

Fig. 3. DIAGRAMA DE FLUJO DEL ALGORITMO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN



Fuente: Los autores

D. Implementación en tiempo real sobre un procesador digital de señales (DSP)

Para la implementación en tiempo real sobre un procesador digital de señales de los algoritmos propuestos por la metodología planteada en el presente artículo, y presentados en la Fig. 3, se establecen las siguientes actividades:

- Generar una señal escalón unitario mediante la salida analógica del DSP. Esta señal es utilizada como fuente de excitación para el sistema que se va a identificar.
- La respuesta presentada por el sistema frente a esta excitación es adquirida por el DSP mediante su módulo de conversión análogo-digital (A/D).
- Esta señal de respuesta es estimada al interior del DSP por el algoritmo de mínimos cuadrados, y, a partir del modelo matemático obtenido, se aplica el algoritmo de filtrado de Kalman que optimiza la caracterización al minimizar las afectaciones causadas por el ruido.
- Finalmente, el DSP suministra los coeficientes del modelo de la planta obtenidos al ejecutar el procedimiento de estimación.

La implementación de la metodología propuesta permite obtener un modelo preciso de la planta en aplicaciones en las cuales no se posee información acerca del comportamiento de la misma.

Además, gracias a la aplicación del filtro de Kalman, se logra eliminar cualquier tipo de interferencia de naturaleza aleatoria presente en las señales o en el interior del sistema.

III. RESULTADOS

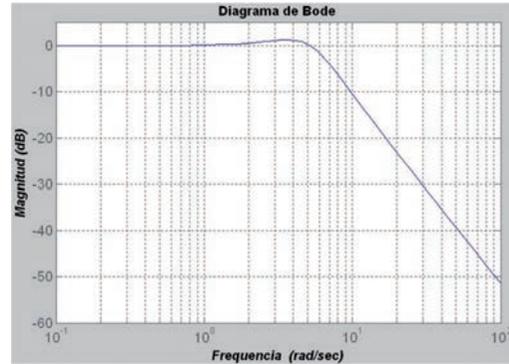
Con el fin de verificar la efectividad de la metodología propuesta, los algoritmos de estimación de parámetros por mínimos cuadrados y de filtro de Kalman, fueron implementados en tiempo real sobre un DSP, con el fin de modelar una planta de segundo orden excitada mediante un escalón unitario. El procesador digital de señales utilizado fue el DSPTMS320F2812 de la marca Texas Instruments®, el cual se configura desde el software de desarrollo Code Composer Studio® (CCS)V3.1 [16].

El sistema que se va a estimar consiste en una planta de segundo orden cuya función de transferencia se describe mediante la ecuación (9).

$$H(s) = \frac{27}{s^2 + 5.19s + 27} \quad (9)$$

En la Fig. 4 es posible observar el diagrama de Bode para la magnitud, construido en el entorno de desarrollo integrado Matlab®, a partir de la función de transferencia teórica del sistema. Allí es posible observar que la planta se comporta como un filtro pasa bajos de segundo orden con una frecuencia de corte (ω_c) de 5,1962 rad/s y un factor de amortiguamiento (ξ) de 0,4994, el cual origina un sobre impulso de 1,25 dB en 2,64 rad/s. Por otra parte, la Fig. 5 presenta la respuesta al escalón de la planta, evidenciándose un sobre impulso alrededor del 16%, y un tiempo de establecimiento de 1,5s aproximadamente; lo cual permite concluir que se trata de un sistema estable.

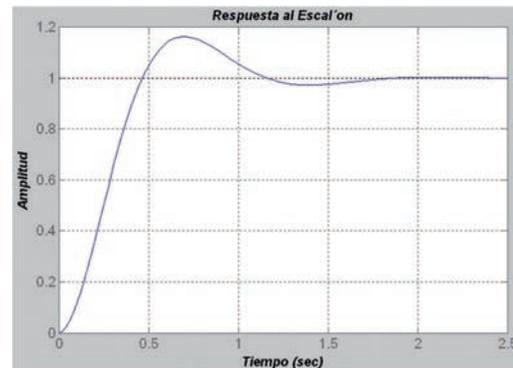
Fig. 4. DIAGRAMA DE BODE DE LA FUNCIÓN TEÓRICA DEL SISTEMA ESTIMADO



Fuente: Los autores

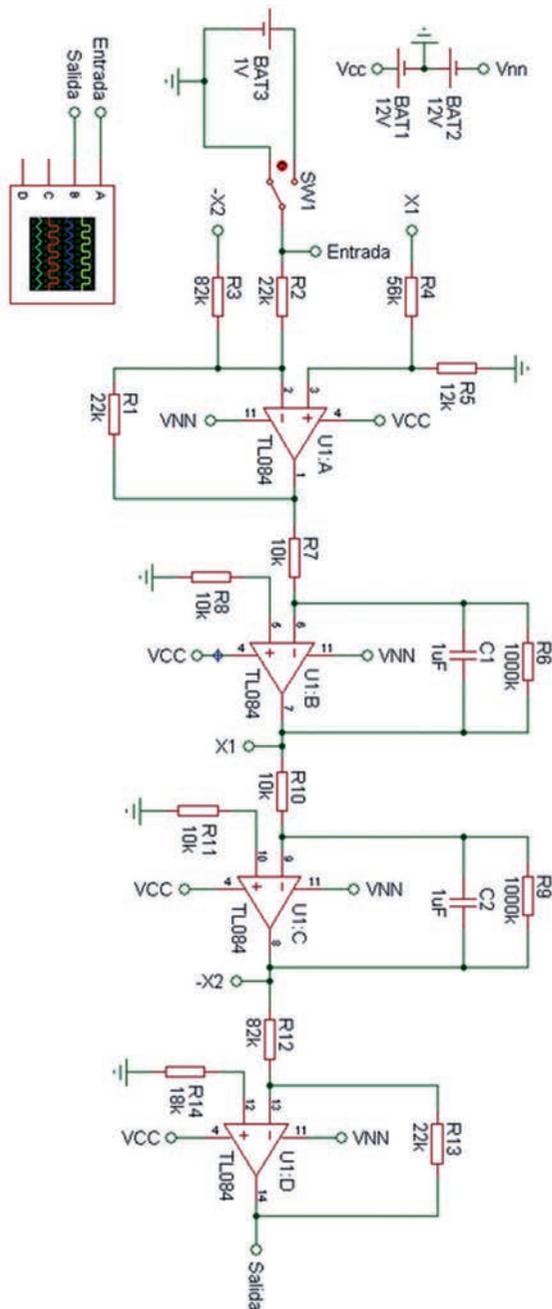
La realización del sistema se efectuó mediante un circuito electrónico que contiene amplificadores operacionales[17]. El diagrama esquemático del circuito montado se muestra en la Fig. 6. Así, mismo, la Fig. 7 presenta la respuesta al escalón visualizada en el osciloscopio del laboratorio.

Fig. 5. RESPUESTA TEÓRICA DEL SISTEMA AL ESCALÓN UNITARIO



Fuente: Los autores

Fig. 6. DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DEL CIRCUITO MONTADO PARA LA REALIZACIÓN DE LA PLANTA OBJETO DE IDENTIFICACIÓN

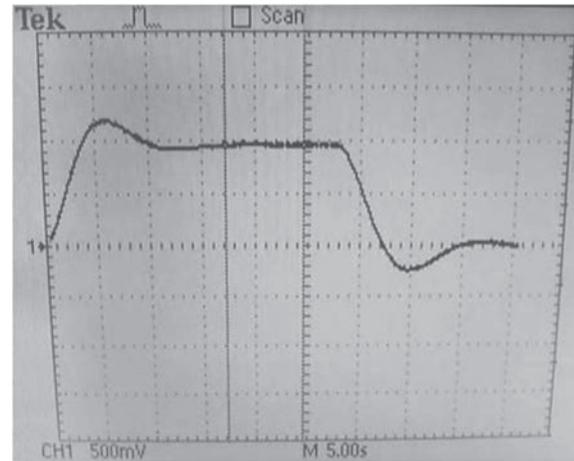


Fuente: Los autores

Las señales de entrada y salida de la planta montada son llevadas al *DSP* descrito anteriormente con el fin de adelantar la estimación de parámetros mediante el método de mínimos cuadrados y el filtrado de *Kalman*. En la Fig. 8 se presenta la respuesta presentada por el sistema frente a la excitación de tipo escalón, adquirida por el *DSP* mediante su módulo de conversión

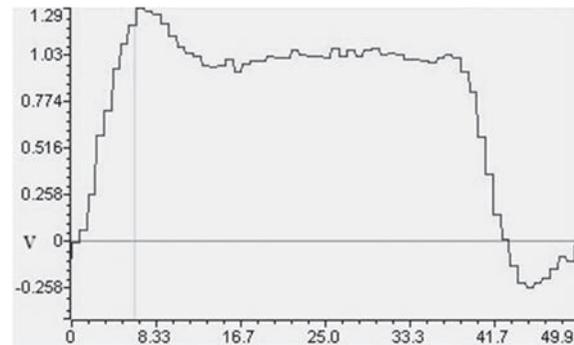
análogo-digital. En ella se observa una gran afectación en la señal debida a la presencia del ruido y al muestreo propio de la digitalización. Esta imagen fue obtenida en el software *CodeComposer Studio®* (CCS)V3.1, a partir de la lectura de los datos almacenados en ciertas posiciones específicas de memoria del *DSP*.

Fig. 7. RESPUESTA AL ESCALÓN DE LA REALIZACIÓN ELECTRÓNICA DEL SISTEMA. COMO SE OBSERVA, EL OSCILOSCOPIO SE ECUENTRA AJUSTADO EN ESCALA DE 500MV/DIV EN TENSIÓN Y 5 S/DIV EN TIEMPO



Fuente: Los autores

Fig. 8. SEÑAL DE SALIDA DEL SISTEMA ADQUIRIDA CON EL *DSP*



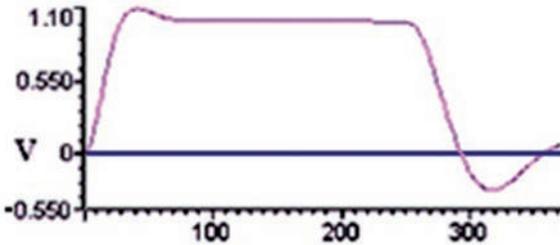
Fuente: Los autores

Una vez aplicado el *filtro de Kalman* en el *DSP*, la respuesta al escalón presentada en la Fig. 8 se transforma en la señal que se ilustra en la Fig. 9. Claramente se observa una disminución bastante considerable del ruido, lo cual permite obtener mejores resultados al aplicar el algoritmo de estimación de parámetros por mínimos cuadrados.

Posterior a la aplicación del *filtro de Kalman*, el *DSP* ejecuta el algoritmo para la estimación de los parámetros del sistema mediante el método de mínimos cuadrados. La función de transferencia arrojada por el proceso de estimación está dada por la ecuación (10).

$$F(s) = \frac{27.1345}{s^2 + 7.34s + 27.1345} \quad (10)$$

Fig. 9. SEÑAL DE SALIDA DEL SISTEMA UNA VEZ APLICADO EL FILTRO DE KALMAN



Fuente: Los autores

Finalmente, en la Tabla I se presentan los parámetros obtenidos al aplicar la metodología de estimación en tiempo real sobre la planta realizada con componentes electrónicos, y los valores teóricos deducidos a partir de la función de transferencia ideal del sistema, presentada en la ecuación (9).

TABLA I.

RESPUESTA AL ESCALÓN DE LA REALIZACIÓN ELECTRÓNICA DEL SISTEMA

	Sistema Teórico	Estimación	Error (%)
Frecuencia de corte (ω_c) (rad/s)	5,1962	5,1963	0,00192448
Factor de amortiguamiento (ξ)	0,4994	0,7063	41,4297157
Sobre impulso (V)	1,16	1,04	10,3448276
Tiempo de establecimiento (s)	1,4	1,6	14,2857143

Fuente: Los autores

IV. CONCLUSIONES

La metodología presentada en este artículo demostró que es posible integrar el algoritmo de estimación de parámetros mediante mínimos cuadrados con el *filtro de Kalman*, con el fin de construir un sistema de identificación en tiempo real de fácil montaje. Esta propuesta facilita en gran medida el diseño de sistemas modernos de control para plantas dinámicas, ya que permite estimar las características del sistema de manera precisa al reducir las perturbaciones debidas al ruido presentes en las señales.

Si bien el resultado de la estimación para la frecuencia de corte en el sistema objeto estudio (ver Tabla I) presentó un error muy bajo, no ocurrió así para el factor de amortiguamiento y el tiempo de establecimiento. Es posible atribuir esta situación a la relativa simplicidad del método de mínimos cuadrados. Sin embargo, la metodología propuesta es extrapolable a otros métodos de caracterización de sistemas, los cuales, unidos al filtrado de Kalman, podrían arrojar valores mucho más precisos; esto sin contar las innumerables ventajas que ofrece la implementación en tiempo real.

AGRADECIMIENTOS

Los autores manifiestan sus agradecimientos al Grupo de Investigación en Ingeniería Electrónica de la Universidad Tecnológica de Pereira por facilitar sus instalaciones, materiales y equipos de laboratorio con el fin de validar la metodología propuesta.

REFERENCIAS

- [1] R. Merwe, *Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models*, Oregon Health & Science University, 2004. Disponible: <http://speech.bme.ogi.edu/publications/ps/merwe04.pdf>
- [2] A. M. Sabatini, "Real-time Kalman Filter Applied to Biomechanical Data for State Estimation and Numerical Differentiation", *Medical, Biological Engineering & Computation*, No. 43, pp. 2-10, Mar. 2003.
- [3] Y. Wang and M. Papagiorgiou, "Real-time Freeway Traffic State Estimation based on Extended Kalman Filter: a General Approach", *Transportation Research Part B*, No. 39, pp. 141-167, May. 2005.
- [4] T. Park, S. Choi, C. Han and Y Lee, "Real-time Precision Displacement Measurement Interferometer using the Robust Discrete time Kalman Filter", *Optics & Laser Technology*, No. 37, pp. 229-234, Sep. 2005.
- [5] C. Kownacki, "Optimization Approach to Adapt Kalman Filters for the Real-time Application of Accelerometer and Gyroscope Signals' Filtering", *Digital Signal Processing*, No. 21, pp. 131-140, Oct. 2011.
- [6] O. I. Kiselichnik and M. Bodson, "Nonsensor Control of Centrifugal Water Pump with Asynchronous Electric-Drive Motor Based on Extended Kalman Filter", *Russian Electrical Engineering*, Vol. 82, No. 2, pp. 69-75 Sep. 2011.
- [7] G. Evensen, "The Ensemble Kalman Filter: Theoretical Formulation and Practical Implementation", *Ocean Dynamics*, No. 53, pp. 343-367, Apr. 2003.

- [8] Texas Instruments, "Sensorless Control with Kalman Filter on TMS320 Fixed-Point DSP", TMS320F2812 Digital Signal Processor Application Notes. Disponible: <http://www.ti.com/lit/an/bpra057/bpra057.pdf>
- [9] F. R. Rubio, M. J. López, *Control Adaptativo y Robusto*. Universidad de Sevilla, 1996, pp. 27-44.
- [10] L. Ljung, *System Identification Theory for the User*, 2nd ed., Prentice Hall, 1999, pp. 361-382.
- [11] J. V. Bobál, J. Bohm, J. Fessl and J. Macháček, *Digital-Self-tuning Controllers*, Springer, 2005, pp. 26-50.
- [12] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*, Wiley-Interscience, 2001, pp. 1-21.
- [13] P. S. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation and Control*, 1979. Disponible: <http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/> Consultado el 23 de febrero de 2012.
- [14] G. Evenses, *Ensemble Kalman Filter: theoretical Formulation and Practical Implementation*. 2003.
- [15] J. G. Díaz, A. M. Mejía y F. Arteaga, "Aplicación de los Filtros de Kalman a Sistemas de Control". *Revista INGENIERÍA UC*, Vol. 8, No 1, pp. 1-18, Jun. 2001.
- [16] Texas Instruments, "TMS320F2812 Digital Signal Processor Data Sheet". Disponible: <http://www.ti.com/lit/ds/sprs174t/sprs174t.pdf> Consultado el 10 de octubre de 2012.
- [17] L. E. Avendaño. *Sistemas Electrónicos Analógicos un Enfoque Matricial*. Universidad Tecnológica de Pereira, 2007, pp. 104-108.