



INTERFAZ CEREBRO-MÁQUINA CON BASE EN DETECCIÓN DE INTENCIÓN DE MOVIMIENTO Y TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

Sergio David Pulido Castro, Juan Manuel López López

**Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito
Bogotá, Colombia**

Resumen

Se le llama intención de movimiento a aquel estado mental en el cual se desea llevar a cabo una acción que implique movimiento. Sin embargo, tal intención puede desembocar o no en la ejecución de movimiento, dependiendo del sujeto que la está realizando. Existen ciertas señales neuronales que se relacionan directamente con la intención de movimiento, obtenidas en la corteza motora primaria y la corteza parietal posterior. Varios estudios han mostrado la utilidad de detectar la intención de movimiento en aplicaciones como la rehabilitación de accidentes cerebro-vasculares, el control de prótesis y exoesqueletos, entre otras. El objetivo principal de esta investigación es diseñar e implementar una interfaz cerebro-máquina con base en la detección de intención de movimiento, con la ayuda de técnicas de aprendizaje automático, para su uso en la rehabilitación motora de miembro superior en pacientes que han sufrido un accidente cerebro-vascular. Se realizó un estudio piloto para evaluar la viabilidad técnica del proyecto. Para dicho estudio se reclutaron 15 sujetos sanos, con edades entre 18 y 31 años, a los cuales se les aplicó un protocolo experimental de dos etapas: entrenamiento y pruebas. En la primera etapa del protocolo, se pedía que los sujetos alternaran entre estar relajados y concentrarse en pensar en la ejecución de un movimiento, mientras se registraba la señal de EEG de 9 canales ubicados en la región central de la cabeza, abarcando el área motora primaria. Con estas señales, se entrenó una máquina de soporte vectorial para que, en la segunda etapa, los sujetos pudieran controlar un videojuego con la intención de movimiento. Los resultados fueron positivos, ya que todos los sujetos consiguieron controlar el juego. Se observaron diferencias significativas en el desempeño para los sujetos que afirmaban saber meditar y los que no. En la parte final de este documento se detalla un protocolo experimental enfocado en la utilización de la interfaz cerebro-máquina implementada en el proceso de rehabilitación de pacientes que tienen

movilidad reducida en miembro superior como causa de un accidente cerebro vascular.

Palabras clave: interfaz cerebro-máquina; intención de movimiento; neurorehabilitación

Abstract

Movement intention is the name given to the mental state in which it is desired to make an action that implies movement. However, such intention may or may not lead to movement execution, depending on the subject. There are certain electrophysiological signals that are directly related with movement intention, particularly obtained in the primary motor cortex and the posterior parietal cortex. Many studies have presented the application of detecting movement intention in different contexts such as brain stroke rehabilitation and prosthesis or exoskeleton control, amongst other fields. The main goal of this project is to design and implement a brain-computer interface based on movement intention detection, with the help of machine learning techniques, for upper limb motor rehabilitation in patients after a stroke. A pilot experiment was made with the purpose of assess the technical viability of the project. The experiment recruited 15 healthy subjects, with ages between 18 and 31 years; a two-stage protocol (training and test) was applied to them. In the first stage of the protocol, subjects were asked to alternate between a relaxation state and the concentration in movement execution, while recording a 9-channel EEG signal located in the central region of the head, encompassing the primary motor cortex. These signals were used afterwards to train a support vector machine, so that in the second stage, the subjects would be able to control a videogame with the use of movement intention. The results were positive: all of the subjects were able to control the videogame. Significant differences were observed between the performances of those subjects that claimed to know how to meditate and those that did not. An experimental protocol is detailed, aiming in the use of the developed brain-computer interface in the rehabilitation process of patients that have upper limb motor impairment, as a cause of a stroke.

Keywords: brain-computer interface; movement intention; brain stroke

1. Introducción

Una Interfaz Cerebro-Máquina (BCI, por sus siglas en inglés) es un dispositivo que permite la interacción de un ser humano con distintos dispositivos artificiales. Estas interfaces están diseñadas para permitir la restauración de funciones sensoriales, transmitir información sensorial al cerebro o estimular el cerebro a través de señales eléctricas generadas artificialmente (Dornhege, 2007). Una de las principales utilidades que se le ha dado a las BCI es la rehabilitación motora en pacientes que han sufrido un accidente cerebro vascular (ACV).

Los ACVs son un déficit neurológico repentino causado por la inhabilidad en la perfusión hacia el cerebro. Las manifestaciones que se generan después de un ACV son consecuencias directas de la ubicación de los vasos involucrados en el daño (Bornstein, 2009) y pueden generar una disfunción motora en el paciente. En el marco nacional, según el Quinto informe Técnico del Observatorio Nacional de Salud (Castañeda, 2015), la incidencia de ACV hemorrágico en mujeres en Colombia, para el 2010 se calculó en 1292 casos mientras que para el año 2014, la incidencia fue de 1408 casos. La prevalencia para el año 2010, fue de 8471 personas, mientras que para el año 2014 la prevalencia fue de 9912 casos.

La importancia de esta investigación reside en que es necesario brindar alternativas de rehabilitación a las más de 27 millones de personas (Levi-Montalcini, 2006) que son afectadas por ACV por lo menos una vez en su vida. La rehabilitación de un ACV se da principalmente gracias al principio Hebbiano, el cual indica que la plasticidad cerebral permite rehabilitación motora después de haber sufrido un ACV. Cuando una neurona se estimula constantemente junto a otra, el vínculo entre ellas se verá fortalecido. De esta forma, es posible que, por medio de terapias constantes y tempranas, se logre la rehabilitación de un paciente. Las terapias de rehabilitación motora tradicionales no cuentan con equipos que brinden realimentación que permita que el paciente sepa que está realizando una intención de movimiento. Tal realimentación es posible a través de una BCI y le permite al paciente observar progresos desde aquel momento en el que sistema logre detectar la intención de movimiento, estimulando al paciente a continuar las terapias.

Este documento detalla la implementación y validación en sujetos sanos de una BCI utilizando una máquina de soporte vectorial (SVM) para realizar la detección de intención de movimiento, con el fin de plantear la utilización de la BCI en procesos de rehabilitación motora de miembro superior en pacientes de ACV.

2. Métodos y Materiales

La BCI consta de un equipo de adquisición de señales de EEG, una etapa de preprocesamiento de datos, una etapa de clasificación y una interfaz de realimentación llamada MindSense. El equipo de adquisición de EEG fue un g.Nautilus, en su versión g.LADYbird, de 32 electrodos activos, los cuales entregan información a una frecuencia de muestreo de 250 Hz. Se utilizó este dispositivo por los canales de EEG disponibles y su fiabilidad de grado de investigación. Los electrodos utilizados fueron: Cz, Fz, FC1, FC2, C3, C4, CP1, CP2, Pz, con referencia en lóbulo derecho y tierra en Fpz. El uso de estos electrodos se justifica en que son aquellos que se acercan más a la corteza motora primaria. Se puede observar tal posicionamiento de electrodos en trabajos anteriores como es el de (Xu, *et al.*, 2014).

La adquisición de las señales se realizó en sujetos sanos, entre 18 y 31 años. Se considera que un sujeto es sano cuando no se le ha diagnosticado ninguna enfermedad motora ni neuronal. Esto se le preguntó a cada sujeto junto a su edad. De igual forma, para contar con información relevante con la investigación, se les

preguntó a los sujetos si meditan, ya que se ha demostrado anteriormente que la meditación permite una mejor modulación de las señales cerebrales (Kozasa, *et al.*, 2012), (Ainsworth, *et al.*, 2013). Para este estudio, se consideró que una persona medita frecuentemente si aprendió a hacerlo con ayuda de alguien capacitado y si lo hace por lo menos cada 2 semanas. Se cuenta con la participación de 15 voluntarios en la investigación. Esta cantidad de sujetos es similar a aquella de investigaciones con objetivos semejantes (Boye, *et al.*, 2008), (Jochumsen, *et al.*, 2013), (Xu, *et al.*, 2014).

Se realizaron dos etapas de adquisición en el experimento: una de entrenamiento y una de prueba. En la etapa de entrenamiento se adquieren 15 segundos y más adelante se procesan los datos obtenidos para diseñar el algoritmo clasificador utilizado y en la etapa de prueba se procesan los datos en tiempo real, utilizando el clasificador que ya se entrenó.

Se hizo un preprocesamiento de la señal de EEG, a través de filtro digital pasa-banda entre 0.5Hz y 35Hz, ya que los componentes frecuenciales de las señales de EEG relacionados con la corteza motora primaria se encuentran en este rango de frecuencias. Una vez filtradas, se utilizó la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA) (Jolliffe, 2013) reduciendo la dimensionalidad de las muestras, sin perder información. En pruebas preliminares, notamos que tres señales independientes de EEG son suficientes para detectar la intención de movimiento. De esta forma, se tendrían 3 señales por cada prueba de los 9 canales de EEG obtenidos originalmente. A estas muestras se les aplicó la técnica de Análisis de Componentes Independientes (ICA) (Hastie, *et al.*, 2013), para lograr que las señales fuesen independientes estadísticamente.

Dado que cada una de las acciones que se le pide realizar al sujeto es repetitiva, es posible dividir las muestras en secciones de 1 segundo y no se estará perdiendo información. En la Figura 2 se observa una ilustración de la segmentación realizada para cada señal. Inicialmente se tiene un grupo de señales de 15 segundos, el cual se divide en secciones de 1 segundo. Tomando en cuenta que se utiliza la técnica ICA, cada una de estas señales se divide en tres componentes independientes, para un total de 45 señales. Se adquieren 6 veces las señales del sujeto, lo cual da un total de 270 muestras por sujeto; la mitad corresponde a relajación y la otra mitad a intención de movimiento.

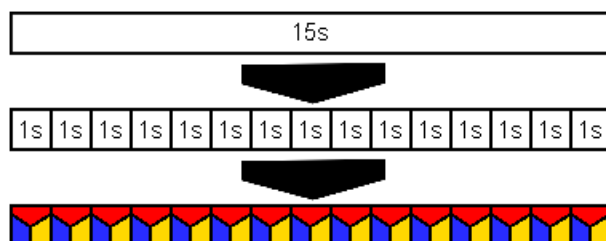


Figura 1. Ilustración de la segmentación de las señales.

A cada muestra se le extraen características relacionadas con la intención de movimiento, las cuales se ha utilizado anteriormente en investigaciones enfocadas en

el uso de BCI, reportando resultados exitosos (Vidaurre, *et al.*, 2009), (Zarjam, *et al.*, 2011). La Tabla 1 muestra algunas de las características extraídas.

Tabla 1

Características extraídas en tiempo y en frecuencia.

Dominio	Característica
Tiempo	Media, Varianza, Asimetría, Curtosis, Media Cuadrática
Frecuencia	Densidad espectral de potencia por bandas, Frecuencia de borde de espectro, Movilidad de Hjorth, Complejidad de Hjorth

Para detectar la intención de movimiento, se utiliza una SVM, dada la efectividad que ha brindado este método en investigaciones anteriores (Yom-Tov, *et al.*, 2003), (Boye, *et al.*, 2008), (Kato, *et al.*, 2011), (Jochumsen, *et al.*, 2013). Las SVM clasifican la información encontrando el mejor hiperplano que separa todos los puntos de una clase con aquellos de otra. Una vez los sujetos han realizado la etapa de entrenamiento, es posible pasar a la fase de prueba; donde cada sujeto juega un videojuego, diseñado para este proyecto, llamado MindSense.



Figura 2. Interfaz gráfica propuesta - Videojuego "MindSense". El sujeto está representado por una gaviota, la cual debe atravesar aros ubicados a diferentes alturas.

En la interfaz gráfica de MindSense, cada sujeto debe realizar intenciones de movimiento iguales a aquellas realizadas en la etapa de entrenamiento. La interfaz se compone por un escenario en el cual el usuario es representado por una gaviota y debe atravesar aros que se encuentran a distintas alturas. Cada nivel se compone de un total de 10 aros. La gaviota es controlada por la intención de movimiento del usuario, de forma que cuando realice intención de movimiento la gaviota volará hacia arriba y cuando deje de hacerlo, la gaviota volará hacia abajo. A partir de estos controles, es posible que el usuario atravesase todos los aros. Si el usuario logra atravesar 7 aros o más, se incrementa la dificultad del juego, lo que significa que la gaviota volará a mayor velocidad. En el caso contrario, debe repetir el mismo nivel de dificultad. La prueba finaliza una vez el sujeto haya jugado el juego 3 veces. En este

momento, se registra la cantidad de aros atravesados en cada intento, para analizar el desempeño del usuario. La interfaz del videojuego se observa en la Figura 3. MindSense se diseñó en el entorno de programación Unity 5.4. Se escogió este entorno por su versatilidad en el diseño de juegos y su curva de aprendizaje rápida.

3. Resultados Preliminares

Los resultados preliminares se dividen en tres partes: resultados obtenidos en la etapa de entrenamiento, resultados obtenidos en la etapa de prueba y análisis del desempeño de los sujetos. En cuanto a la etapa de entrenamiento, los resultados obtenidos se enfocan en la efectividad de las SVM. En la Tabla 2 se observa la media y la desviación estándar de distintos parámetros, los cuales permiten indicar la efectividad del clasificador utilizado.

Tabla 2

Resultados de la etapa de entrenamiento. VP son los verdaderos positivos, VN son los verdaderos negativos, FP son los falsos positivos y FN son los falsos negativos

Medidas estadísticas	Parámetros					
	VP	VN	FP	FN	Sensibilidad	Especificidad
Media	35.4	34.6	10.4	9.6	78.653%	76.893%
Desviación estándar	5.096	5.804	5.804	5.096	11.331%	12.896%

En la etapa de prueba, los resultados se enfocan en el desempeño cada sujeto al jugar MindSense, registrando cuántos de los 10 aros totales obtuvieron, como se ve en la Tabla 3.

Tabla 3

Resultados de la etapa de prueba.

Medidas estadísticas	Parámetros			
	Primer intento	Segundo intento	Tercer intento	Total
Media	5.4	4.8667	5.6	15.8667
Moda (veces)	6 (4)	5, 6 (4)	6, 7 (4)	16, 20 (3)
Mediana	6	5	6	16
Desviación estándar	1.8048	1.9591	1.6388	4.2404

Por último, para saber si existen diferencias significativas entre el desempeño en el videojuego de las personas que meditan y el de aquellas que no, se realiza una prueba estadística de comparación de medias, llamada prueba de permutaciones (Butar & Park, 2008). Con un nivel de significancia establecido de 0.05, se obtuvo un p-valor de 0.0007326, lo que indica que el desempeño en el videojuego de aquellas personas que aseguran meditar es significativamente mejor que el desempeño de aquellas personas que no meditan.

4. Uso de BCI en rehabilitación motora

Para utilizar el sistema diseñado en el contexto de rehabilitación motora, es necesario realizar ajustes en el mismo.

Los pacientes candidatos de participar en el experimento deben haber tenido un ACV, haber recibido la atención médica hospitalaria correspondiente y estar en la etapa de rehabilitación motora de miembro superior, ambulatoria. En estas pruebas se espera contar con 8 ± 2 pacientes, ya que en investigaciones anteriores donde se probó la efectividad de usar BCI con pacientes de ACV se ha contado con un número similar de sujetos (Várkuti, *et al.*, 2013), (Ang, *et al.*, 2017), (Mihara, *et al.*, 2013). Se plantea la realización de 18 sesiones en un lapso de 6 semanas, tal como se estructura en (Ang, *et al.*, 2017), para lograr así un punto de comparación del sistema diseñado con otros sistemas similares. Al registrar el desempeño de cada paciente en cada sesión es posible observar si hay un progreso significativo en la cantidad de aciertos obtenidos en el videojuego MindSense. Finalmente, es importante realizar un cambio clave en el protocolo experimental: la forma en la que se efectúa intención de movimiento. En las pruebas preliminares con sujetos sanos se realizó intención de movimiento al imaginar que se mueve un objeto; sin embargo, al realizar las pruebas con pacientes de ACV, es necesario que estos piensen y muevan (de ser posible) la extremidad que ha sido afectada por ACV, de forma que sea posible la aplicación del principio Hebbiano en las pruebas realizadas. De igual forma, es necesario que en cada una de las sesiones se entrene el algoritmo de clasificación, a manera de etapa de calibración.

5. Discusión y Conclusiones

En la Tabla 2 se observa que la sensibilidad, que indica el porcentaje de muestras que se generaron durante intención de movimiento respecto a la cantidad de muestras clasificadas como respectivas de la intención de movimiento, y la especificidad, que indica el porcentaje de muestras que se generaron durante relajación respecto a la cantidad de muestras clasificadas como respectivas de relajación, son mayores al 75%. Estos resultados son muy prometedores, ya que son similares o superiores a aquellos obtenidos en estudios realizados en el pasado (Xu, *et al.*, 2014), (Niazi, *et al.*, 2013), (Bonnet, *et al.*, 2013), (Jiang, *et al.*, 2015). Además, la flexibilidad, en cuanto a características ajustables del sistema hace que sea posible obtener mejores resultados en el futuro.

En la Tabla 3 se observa el desempeño de los sujetos durante la etapa de prueba. Se observa que se obtuvo un promedio de 15.87 aros de 30 totales. No obstante, sería erróneo comparar este valor con la sensibilidad y la especificidad del sistema, ya que en este caso el resultado no depende únicamente de la detección correcta de la intención de movimiento sino también de la habilidad del sujeto para jugar el videojuego. De igual forma, en la etapa de entrenamiento solo es posible obtener 2 resultados (intención de movimiento y relajación), lo que hace posible que se haya obtenido cierto resultado al azar. En el caso de la etapa de prueba, hay más de 2000 posiciones diferentes para la gaviota en un instante dado, lo cual hace muy difícil que un resultado se obtenga por cuestión de azar. Por estas razones, se considera que el resultado obtenido es bastante satisfactorio y valida el uso del sistema con pacientes que hayan sufrido un ACV.

Por último, en cuanto al desempeño de los sujetos dependiendo de si meditan o no, se esperaba contar con el resultado obtenido dadas las investigaciones pasadas que indican que la meditación permite una modulación superior de los ritmos cerebrales. Se decidió hacer esta prueba desde el principio del experimento, ya que estos estudios muestran las consecuencias de meditar, sin tener en cuenta las razones por las cuales se medite. Los resultados obtenidos en este estudio confirman los resultados que ya se han obtenido en investigaciones pasadas (Ainsworth, *et al.*, 2013; Kozasa, *et al.*, 2012), ya que el sistema diseñado detectó con mayor facilidad la intención de movimiento de aquellas personas que meditan, lo que les permitió manipular fácilmente el juego. Aunque una investigación más extensa es necesaria para corroborar los resultados obtenidos, dentro de la revisión de literatura realizada no se encontró ninguna investigación publicada en una revista de alto impacto en la cual los resultados indiquen que la meditación no es un factor importante en el uso de BCI.

6. Referencias

Artículos de revistas

- Ainsworth, B., Eddershaw, R., Meron, D., Baldwin, D. S., & Garner, M. (2013). The effect of focused attention and open monitoring meditation on attention network function in healthy volunteers. *Psychiatry Research*, Vol. 210, No.3, pp.1226–1231.
- Ang, K. K., & Guan, C. (2017). EEG-Based Strategies to Detect Motor Imagery for Control and Rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 25, No.4, pp. 392–401.
- Bonnet, L., Lotte, F., & Lécuyer, A. (2013). Two Brains, One Game: Design and Evaluation of a Multiuser BCI Video Game Based on Motor Imagery. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Vol. 5, No. 2, pp. 185–198.
- Boye, A. T., Kristiansen, U. Q., Billinger, M., Nascimento, O. F. do, & Farina, D. (2008). Identification of movement-related cortical potentials with optimized spatial filtering and principal component analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 3, No. 4, pp. 300–304.
- Butar, F., & Park, J.-W. (2008). Permutation Tests for Comparing Two Populations. *Journal of Mathematical Sciences & Mathematics Education*, Vol. 3, No. 2, pp. 19–30.
- Jiang, N., Gizzi, L., Mrachacz-Kersting, N., Dremstrup, K., & Farina, D. (2015). A brain-computer interface for single-trial detection of gait initiation from movement related cortical potentials. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, Vol. 126, No. 1, pp. 154–159.
- Jochumsen, M., Niazi, I. K., Mrachacz-Kersting, N., Farina, D., & Dremstrup, K. (2013). Detection and classification of movement-related cortical potentials

- associated with task force and speed. *Journal of Neural Engineering*, Vol. 10, No. 5, pp. 056015.
- Kozasa, E. H., Sato, J. R., Lacerda, S. S., Barreiros, M. A. M., Radvany, J., Russell, T. A., Amaro Jr., E. (2012). Meditation training increases brain efficiency in an attention task. *NeuroImage*, Vol. 59, No. 1, pp. 745–749.
 - Mihara, M., Hattori, N., Hatakenaka, M., Yagura, H., Kawano, T., Hino, T., & Miyai, I. (2013). Near-infrared spectroscopy-mediated neurofeedback enhances efficacy of motor imagery-based training in poststroke victims: a pilot study. *Stroke*, Vol. 44, No. 4, pp. 1091–1098
 - Niazi, I. K., Jiang, N., Jochumsen, M., Nielsen, J. F., Dremstrup, K., & Farina, D. (2013). Detection of movement-related cortical potentials based on subject-independent training. *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 51, No. 5, pp. 507–512.
 - Várkuti, B., Guan, C., Pan, Y., Phua, K. S., Ang, K. K., Kuah, C. W. K., ... Sitaram, R. (2013). Resting state changes in functional connectivity correlate with movement recovery for BCI and robot-assisted upper-extremity training after stroke. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, Vol. 27, No. 1, pp. 53–62.
 - Vidaurre, C., Krämer, N., Blankertz, B., & Schlögl, A. (2009). Time Domain Parameters as a feature for EEG-based Brain–Computer Interfaces. *Neural Networks*, Vol. 22, No. 9, pp. 1313–1319
 - Xu, R., Jiang, N., Lin, C., Mrachacz-Kersting, N., Dremstrup, K., & Farina, D. (2014). Enhanced low-latency detection of motor intention from EEG for closed-loop brain-computer interface applications. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, Vol. 61, No. 2, pp. 288–296.
 - Yom-Tov, E., & Inbar, G. F. (2003). Detection of movement-related potentials from the electro-encephalogram for possible use in a brain-computer interface. *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 41, No. 1, pp. 85–93.

Libros

- Bornstein, N. M. (2009). *Stroke: Practical Guide for Clinicians*. Karger Medical and Scientific Publishers, Tel Aviv.
- Jolliffe, I. T. (2013). *Principal Component Analysis*. Springer Science & Business Media, New York.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2013). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer Science & Business Media, New York.

Memorias de congresos

- Kato, Y. X., Yonemura, T., Samejima, K., Maeda, T., & Ando, H. (2011). Development of a BCI master switch based on single-trial detection of contingent negative variation related potentials. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, pp. 4629–4632.
- Zarjam, P., Epps, J., & Chen, F. (2011). Spectral EEG features for evaluating cognitive load. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, pp. 3841–3844.

Fuentes electrónicas

- Observatorio Nacional de Salud. (2015). Carga de enfermedad por Enfermedades Crónicas No Transmisibles y Discapacidad en Colombia. Consultado el 22 de marzo de 2017 en <http://www.ins.gov.co/lineas-de-accion/ons/SiteAssets/Paginas/publicaciones/5to%20Informe%20ONS%20v-fl.pdf>
- MIT Press. (2007). Toward Brain-computer Interfacing. Consultado el 23 de marzo de 2017 en <https://mitpress.mit.edu/books/toward-brain-computer-interfacing>
- WHO. (2006, enero). Neurological Disorders: Public Health Challenges. Consultado el 22 de marzo de 2017 en http://www.who.int/mental_health/neurology/neurodiso/en/

Sobre los Autores

- **Sergio David Pulido Castro:** Ingeniero Biomédico (e), Universidad del Rosario, Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito. sergio.pulido@mail.escuelaing.edu.co
- **Juan Manuel López López:** Ingeniero Electrónico, Universidad Nacional de Colombia. Magister en Ingeniería. Área: Electrónica y de Computadores, Doctor en Ingeniería, Universidad de los Andes. Profesor Asistente, juan.lopezl@escuelaing.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2017 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)