

Raw EEG Signal Processing for BCI Control Based on Voluntary Eye Blinks

Michael Varela, Department of Computer Engineering, ITCR, Cartago, Costa Rica
(e-mail: michaelv@estudiantec.cr)

Abstract— This article shows a method for using the voluntary blinks as a control tool in a BCI (Brain Computer Interface), based on the raw EEG (Electroencephalography) signal generated by the NeuroSky Mindwave Mobile device, which use an Arduino with bluetooth module "BlueSMiRF-Silver" as a receiver.

The processing of the raw EEG signal is based on the use of a median filter as preprocessing stage, and a mode filter of the signal output, with a large number of samples. With this method, a conditioned signal is generated and then using a simple algorithm that recognizes the corresponding pattern, the voluntary blinks are detected and the involuntary blinks are despised. The results show that accuracy obtained of the method is significant, approximately 90%.

Index Terms—brain-computer interface, electroencephalography, eyeblink, median filter, mode filter, Neurosky Mindwave Mobile.

I. INTRODUCCIÓN

EN la actualidad existe un número significativo de personas que han sufrido severas discapacidades motoras debido a diversas causas como accidentes o enfermedades. Es en estos casos, que la movilización de sistemas basados en la actividad cerebral desempeña un papel importante y proporcionan una nueva forma de control para brindarles a estas personas una herramienta para la interacción con su entorno sin una asistencia continua de otra persona. Hay diversas técnicas y paradigmas en la implementación de interfaces BCI (Brain-computer interface). Una interfaz cerebro-ordenador es un sistema de comunicación para generar una señal de control a partir de las señales del cerebro tales como EEG (Electroencephalography) [1].

En la investigación se pretende hacer uso del dispositivo NeuroSky Mindwave Mobile debido a que es portable, de bajo consumo de potencia y utiliza la tecnología de electrodos secos, lo cual posibilita que sea de fácil uso, además de poseer un costo reducido en comparación con otras opciones, donde su precio ronda los \$100.00. Asimismo, presenta una precisión buena para la lectura de la señal EEG raw, ya que posee una frecuencia de muestreo de 512Hz [2].

La señal EEG raw, es la señal generada por el dispositivo utilizado, la cual proporciona la información requerida para el caso de estudio, esta señal es la suma de 3 componentes las

cuáles son: EMG (Electromyography) la cual permite la lectura de actividad muscular en este caso de la frente, EOG(Electro-

oculogram) detecta el movimiento de los ojos y el ultimo ECG(Electrocardiogram) que detecta pulsos cardiacos.[3]

La idea de la investigación consiste en un análisis visual del patrón generado por la señal EEG raw, ante un parpadeo involuntario, y el generado por un parpadeo voluntario lento. Esto con el objetivo de poder analizar cuáles son las diferencias que se presentan y establecer un algoritmo que permita indicar como parpadeos validos solo los voluntarios lentos (se refiere a parpadeo lento al que tarda aproximadamente medio segundo con los ojos cerrados). Estableciendo así un mecanismo de control seguro donde los parpadeos involuntarios no sean tomados en cuenta.

La siguiente sección presentará algunos trabajos relacionados referidos a diferentes técnicas para la detección de parpadeos voluntarios, la sección III presenta un diagrama general del método propuesto y explica brevemente cada una de las etapas. La sección IV describe la configuración y pasos requeridos para obtener los datos EEG raw del dispositivo analizado, en la sección V, se muestran los resultados de graficar los datos generados, y se describe el patrón de un parpadeo involuntario y el presentado por uno voluntario lento. En la sección VI, se presenta la metodología y el algoritmo para poder detectar los parpadeos voluntarios y poder generar una señal que indique que ocurrió uno. En la siguiente la sección, se presentan los resultados de que tan efectivo es aplicar el algoritmo descrito en la sección anterior, y por último se presentan las conclusiones del trabajo.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

Existen diferentes enfoques desde los cuales se ha solucionado el problema, entre los que destacan utilizar el movimiento de los ojos, una cantidad definida de parpadeos, duración del parpadeo entre otros. Los siguientes son algunos ejemplos.

A. Procesamiento de Señales EOG

Este método es basado en el uso de un EOG, con el objetivo de detectar parpadeos voluntarios y usarlos como control BCI, para así direccionar una silla de ruedas, en este caso, son tomados como acciones voluntarias, un doble parpadeo, y un guiño, donde los parpadeos normales únicos, son tomados como involuntarios. El método se basa en el uso

Este proyecto fue logrado gracias al aporte de equipo proveído por el Laboratorio de Investigación en Robótica y Automatización (LIRA) del ITCR.

del coeficiente de correlación como procesamiento de las señales, y se obtiene como resultado un 98.28% de precisión[4].

B. Procesamiento de Imágenes

Una de las opciones se basa en el uso de procesamiento de imágenes, se utiliza una webcam de calidad media y mediante un algoritmo, utilizando la librería de C++, openCV, se establece que para una persona que se localice a una distancia correcta de la cámara y con condiciones de luz adecuadas, la diferencia de parpadeos voluntarios a involuntarios, se establece en términos de la duración de este, es decir los parpadeos involuntarios tienen una duración media de 100ms, y los parpadeos voluntarios se realizan con un tiempo mayor a 200ms, por lo que presentan una diferencia importante para establecer un algoritmo que identifique cada uno. Los resultados demuestran que la precisión se encuentra alrededor del 95% [5].

C. Procesamiento de EEG raw, Driver TGCD

Esta implementación se basa en los drivers TGCD (ThinkGear Connection Driver)[6], proveídos por Neurosky, los cuales son los que utiliza el modelo Mindwave Mobile, con estos drivers mediante el uso del programa NI LabVIEW, es posible obtener la lectura de la señal EEG raw, con esta el método descrito establece experimentalmente que el valor de barrera limite(Threshold), para diferenciar de un parpadeo voluntario a uno involuntario es de 400mV[7].

D. Procesamiento Robusto EEG/EOG basado en NeuroSky Mindwave

El método descrito, pretende a partir del uso de un solo canal de información para la señal EEG, establecer un algoritmo robusto que pueda identificar si se da un parpadeo, para ello utiliza el dispositivo Neurosky MindWave, y propone un sistema de 8 pasos luego de haber recibido el valor de EEG raw del dispositivo, los cuales son los siguientes:

- 1) : *Detector de actividad adaptativo*
- 2) : *Filtro Wavelet*
- 3) : *Segmentación en tiempo real*
- 4) : *Extractor de características*
- 5) : *Detector de valores atípicos*
- 6) : *Support Vector Machine*
- 7) : *Base de datos adaptativa*
- 8) : *Capa de aplicación*

El algoritmo tiene muy buenos resultados con una precisión mayor al 99%, el alcance podría ser mucho mayor si el sensor de donde se toman las muestras tuviera más canales de lectura[8].

III. DIAGRAMA DEL SISTEMA

A modo de introducción al proceso completo que desarrolla el método propuesto, se presenta el diagrama de bloques completo del sistema.



Fig. 1. Diagrama de bloques completo del sistema

La siguiente lista describe brevemente cada uno de los bloques presentados.

1) : *Lectura y Trasmisión*

En este módulo se encuentra el algoritmo de lectura de la diadema MindWave Mobile y transmisión de la información de EEG raw, por protocolo RS-232.

2) : *Preprocesamiento*

Implementación de filtro de mediada con banco de los últimos dos valores para aplicar la mediana sobre estos.

3) : *Procesamiento*

Aplicación de filtro de moda, con la señal preprocesada, utiliza un banco de los 400 estados anteriores para realizar su cálculo.

4) : *Extractor de características*

Con base, en el patrón generado por los parpadeos voluntarios en la señal procesada sigue un algoritmo para poder identificarlos.

5) : *Detector de valores atípicos*

Podría ser una posible aplicación BCI, que utilice parpadeos voluntarios como mecanismo de control para realizar acciones determinadas.

En las siguientes secciones se explica con detalle cada uno de los módulos presentados en la figura anterior, a excepción de un módulo adicional que puede ser aprovechado por una aplicación, el cual se planea trabajar en un trabajo posterior.

IV. CONFIGURACIÓN PARA LECTURA EEG RAW

El primer paso requerido para utilizar un microcontrolador, en este caso Arduino como receptor de datos es configurar el módulo de bluetooth BlueSMiRF Silver para que pueda ser emparejado con la diadema MindWave Mobile[9]. Luego de haber logrado este paso, se debe establecer el algoritmo para la lectura de los bytes según el protocolo ThinkGear proporcionado por Neurosky.[6].

En la siguiente figura se muestra el diagrama de bloques correspondiente al proceso de lectura.

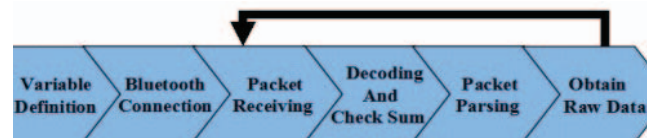


Fig. 2. Diagrama de bloques, para el módulo lector de datos[8]

TABLA I
 RESUMEN DE PROTOCOLO DE COMUNICACIÓN NEUROSKY[6]

Código	Nombre	Cantidad Bytes	Significado
0x02	Poor Quality	1	Valor de la calidad de la señal(0 a 255)
0x80	raw	2	Valor de la señal EEG raw es un número de 16 bit complemento a dos con signo, big-endian (-32768 a 32767)
0xAA	SINK	1	Utilizado para sincronización
–	PLENGHT	1	Cantidad de bytes del paquete
–	VLENGHT	1	Tamaño del valor de la señal

Para obtener el valor numérico correcto de raw, se debe realizar la siguiente operación

$$\text{raw} = (\text{Value}[0] \ll 8) | \text{Value}[1]; \quad (1)$$

El diagrama de flujo del proceso completo de lectura se puede encontrar en[8].

Luego de recibir los datos correctos de la diadema, en este caso se envía el valor por el protocolo RS-232, para ser procesado por la herramienta NI LabVIEW, esto por motivos de prueba de concepto ya que esta permite la implementación de filtros y visualización de datos de una forma sencilla, se planea realizar en un trabajo posterior el procesamiento dentro del microcontrolador.

V. ANÁLISIS PRELIMINARES

En esta sección se analizan, los patrones de las gráficas para parpadeos voluntarios lentos, y para involuntarios utilizando la herramienta NI LabVIEW, como programa para visualización de datos.

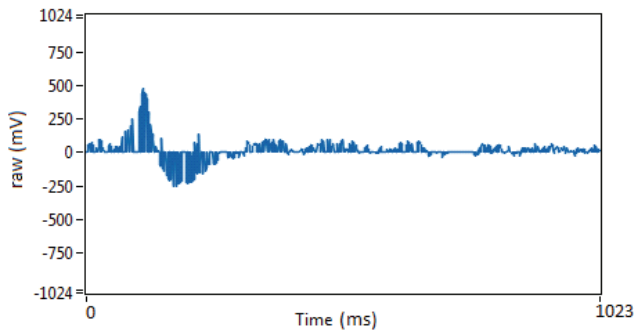


Fig. 3. Patrón característico de parpadeo involuntario

Según la imagen anterior es posible apreciar que un parpadeo involuntario se comporta como un pequeño pulso,

primero positivo y luego negativo. Un poco diferente a como es el patrón de un parpadeo voluntario lento "Fig. 4," el cual se puede decir que es un pulso más prolongado en el tiempo,

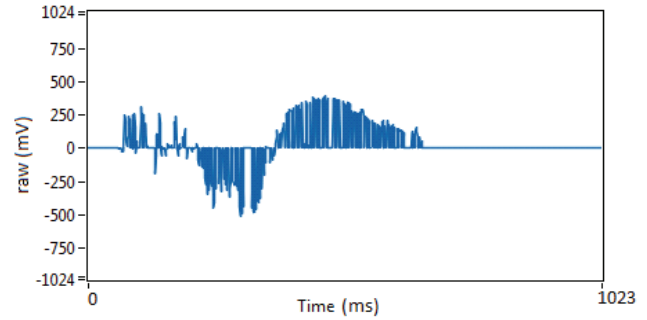


Fig. 4. Patrón característico de parpadeo voluntario lento

Es debido a esta prolongación que se nota como diferencia entre ambas, que se opta por buscar un procesamiento que pueda identificar solo los voluntarios basados en la diferencia de tiempo, en la siguiente sección, se explica el procesamiento elegido para acondicionar la señal y el algoritmo respectivo para detectar los parpadeos de interés.

VI. METODOLOGÍA

A. Preprocesamiento de la Señal

El primer paso que se realiza, es utilizar una etapa de preprocesamiento, en donde se elige el filtro de *mediana* para así reducir parte del ruido impulsivo o aleatorio[10].

El cálculo del valor de la mediana se presenta con la siguiente fórmula [11].

$$\tilde{x} = \begin{cases} x_{([n+1]/2)}, & \text{Impar} \\ \frac{x_{(n/2)} + x_{([n/2]+1)}}{2}, & \text{Par} \end{cases} \quad (2)$$

Donde para este caso el filtro, mantiene los valores de los dos últimos estados es decir $x[-1]$, $x[-2]$, y cuando entre un nuevo valor $x[0]$, existe un algoritmo que los ordena en orden ascendente y la salida del filtro será aplicar "(2)" al arreglo producto del ordenamiento, Se utilizan solo los dos últimos valores debido a que la señal presenta un ruido aleatorio pequeño.

B. Procesamiento de la Señal

Luego de haber eliminado parte del ruido aleatorio en la etapa anterior, se considera que el filtro requerido para el procesamiento debe tener la capacidad de mostrar una variación ante un pulso de mayor amplitud en el tiempo, ya que como se apreció en la sección anterior los parpadeos voluntarios lentos presentan esta característica y con los parpadeos involuntarios como son rápidos estos deben ser despreciados. Es por esta razón que se opta por un filtro de moda con un número significativo de muestras anteriores. $x[-1]$, $x[-2]$... $x[n]$ donde n sea el valor de la cantidad de muestras, ya que así este podría indicar el valor de mayor frecuencia en un arreglo de datos [11].

C. Algoritmo Detección de Parpadeos Voluntarios

Como se muestra en la sección de resultados “Fig. 8,” y “Fig. 9,” donde se aprecia el patrón característico al aplicar el procesamiento de señales para un parpadeo involuntario como para uno voluntario *lento* respectivamente. Es posible notar que los parpadeos involuntarios solo presentan un valle de pequeña duración con amplitud negativa, al contrario de lo mostrado para uno voluntario, que presenta uno de una duración considerable con amplitud negativa. Es por esta razón que se propone un algoritmo que se base en la duración en el tiempo de un pulso negativo para detectar solo los que son voluntarios. En la siguiente figura se expone el diagrama de flujo del algoritmo de detección de parpadeos voluntarios.

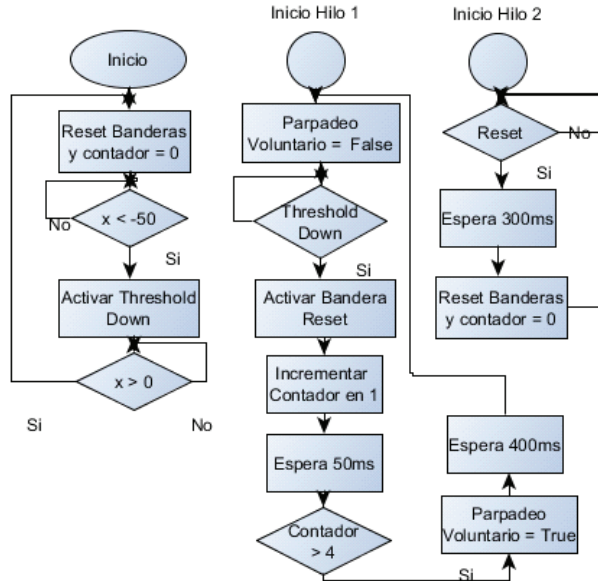


Fig. 5. Diagrama de flujo de algoritmo de detección parpadeos voluntarios

El algoritmo mostrado hace uso de hilos para que en el momento que se activan las banderas, si luego de un cierto tiempo se incumplen las condiciones, poder reiniciar todas las banderas. Esto es de gran utilidad para no detectar como parpadeo voluntario los involuntarios cuando presentan el pulso negativo, ya que este es muy reducido en el tiempo y las banderas se reinician antes de que sea detectado como parpadeo valido.

VII. RESULTADOS Y ANÁLISIS

En esta sección se pretende mostrar los resultados de aplicar los filtros mencionados anteriormente, además de presentar la tabla para parpadeos involuntarios, como para voluntarios con el fin de establecer el porcentaje de precisión del método descrito.

A. Resultados al aplicar Filtro Mediana

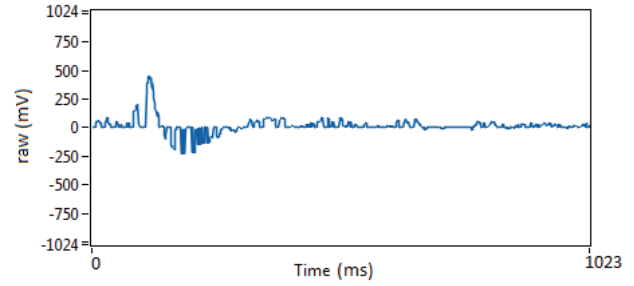


Fig. 6. Resultado de aplicar filtro mediana a parpadeo involuntario

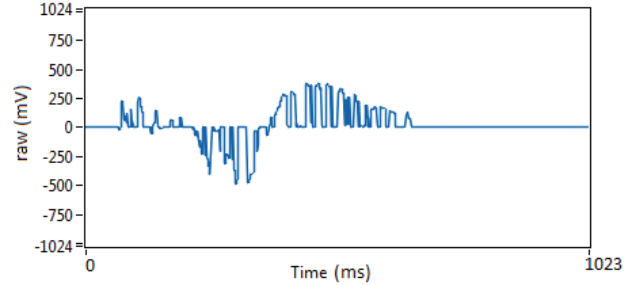


Fig. 7. Resultado de aplicar filtro Mediana a parpadeo voluntario *lento*

En “Fig. 6,” y ”Fig. 7,” se aprecia el cambio respecto al aplicar el filtro de *mediana* a las correspondientes señales que no lo tienen “Fig. 3,” y ”Fig. 4,” respectivamente, con este filtro se nota que es menor la cantidad de ruido presente en ambas.

B. Algoritmo Detección de Parpadeos Voluntarios

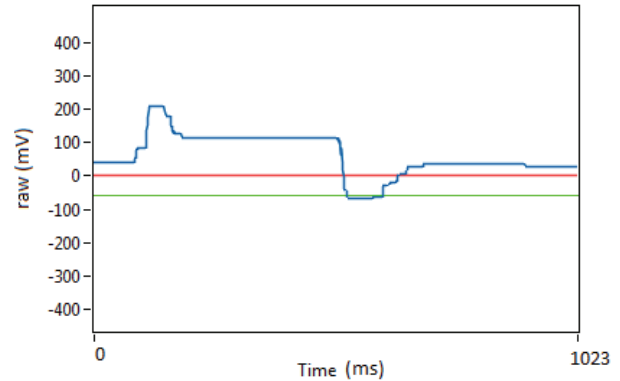


Fig. 8. Patrón característico de un parpadeo involuntario al aplicar filtro Moda

“Fig. 8,” muestra que el punto de amplitud negativa es muy reducido en el tiempo, es decir es un pulso rápido.

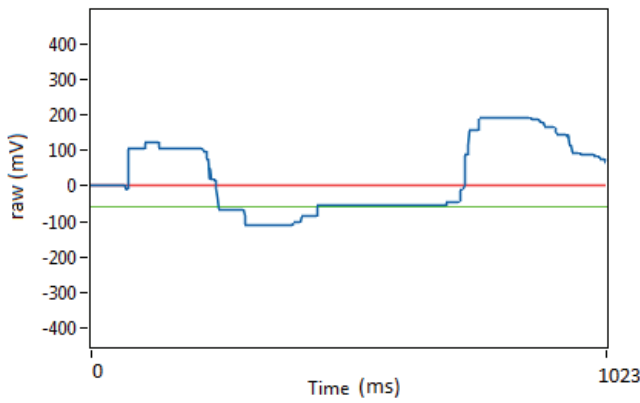


Fig. 9. Patrón característico de parpadeo voluntario lento al aplicar filtro Moda

El patrón encontrado en “Fig. 9,” es bastante distinto al involuntario, ya que la señal tiene una amplitud negativa por mayor tiempo y puede sobrepasar la barrera inferior establecida en -50mV con la cual da fundamento al algoritmo planteado.

Es importante mencionar que cuando no hay parpadeo presente la señal tiene un valor muy cercano a cero.

C. Resultados de Precisión del Algoritmo

Aquí se presentan las tablas correspondientes, tanto para parpadeos voluntarios como para involuntarios, con el objetivo de poder analizar su rendimiento.

En la tabla II se realizan 15 pruebas con parpadeos involuntarios, en la cuales se mide el tiempo que la señal tiene amplitud negativa luego de haber alcanzado su valor máximo negativo.

TABLA II
PRUEBAS REALIZADAS CON PARPADEOS INVOLUNTARIOS

Prueba	Duración(ms)	Límite Inferior(mV)
1	121	-51.2
2	114	-49.8
3	111	-70.1
4	126	-83.9
5	110	-76.7
6	131	-46.5
7	136	-50.2
8	109	-76.3
9	127	-51.8
10	102	-88.3
11	115	-75.6
12	116	-56.1
13	123	-58.0
14	117	-57.4
15	113	-62.7

Los resultados obtenidos para la tabla II indican que todos los parpadeos involuntarios tienen un tiempo en cercano a los

100ms, por lo que nunca no es posible que sean detectados como voluntarios ya que el algoritmo establece que se requiere un tiempo de 300ms.

En la tabla III al igual que en la anterior se muestran 15 pruebas realizadas únicamente realizando parpadeos voluntarios lentos.

TABLA III
PRUEBAS REALIZADAS CON PARPADEOS VOLUNTARIOS LENTOS

Prueba	Duración(ms)	Límite Inferior(mV)
1	481	-120.6
2	420	-116.8
3	467	-90.1
4	489	-117.9
5	432	-150.7
6	397	-20.5
7	476	-97.2
8	463	-143.3
9	446	-134.8
10	376	-107.6
11	458	-127.1
12	471	-143.1
13	429	-134.8
14	452	-145.2
15	419	-115.6

La tabla III señala que solo uno de los valores de las 15 pruebas no fue detectado, debido a que no sobrepasó la barrera de -50mV, esto pudo haber sido que el parpadeo fue muy suave y no fue detectado por el dispositivo como uno válido.

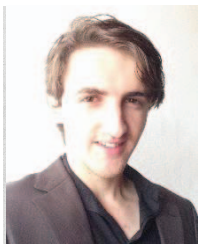
Con base en los resultados anteriores se obtiene que la precisión del método para la muestra realizada es la siguiente. Un 100% para la prueba con parpadeos involuntarios. Para la prueba con parpadeos voluntarios lentos la se obtiene un valor de 93.33%.

VIII. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

La implementación del método descrito presenta que con un procesamiento sencillo, y con un pequeño algoritmo es posible diferenciar los parpadeos involuntarios de los voluntarios, ya que como se observó con el algoritmo descrito los parpadeos involuntarios no son detectados. Lo que es necesario para un futuro trabajo es agregar una nueva etapa, que permita aumentar la señal de los parpadeos cuando son lentos, para que así cuando se aplique el filtro moda y se realiza el algoritmo sean más fácil detectados los parpadeos. La mayor importancia de este trabajo es que las señales generadas por el sistema descrito pueden servir como un código en una interfase BCI, donde una cantidad definida de parpadeos establecen un comando específico.

IX. REFERENCIAS

- [1] T. Wang y B. He, «Brain—Computer Interface», en *Neural Engineering*, B. He, Ed. Springer US, 2005, pp. 85-121.
- [2] NeuroSky, Inc, «EEG - Electroencephalography | NeuroSky». [En línea]. Disponible en: <http://neurosky.com/biosensors/eeg-sensor/>. [Accedido: 28-may-2015].
- [3] NeuroSky, Inc, «TGAM», 2011. [En línea]. Disponible en: <http://www.seeedstudio.com/document/pdf/TGAM%20Datasheet.pdf>.
- [4] Y. M. M. Nakanishi, «Wheelchair control system by using electrooculogram signal processing», pp. 137-142, 2013.
- [5] A. Królak y P. Strumillo, «Eye-blink detection system for human—computer interaction», *Universal Access in the Information Society*, vol. 11, n.º 4, pp. 409-419, nov. 2012.
- [6] NeuroSky, Inc, «ThinkGear Serial Stream Guide», 2014. [En línea]. Disponible en: http://developer.neurosky.com/docs/doku.php?id=thinkgear_communications_protocol.
- [7] Vijay Raghav Varada, Deepshikha Moolchandani, y Asil Rohit, «Measuring and Processing the Brain's EEG Signals with Visual Feedback for Human Machine Interface», *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 4, ene. 2013.
- [8] A. M. Shun, «Single Channel Hybrid EOG/EEG-based Brain-Computer Interface», UNIVERSITY OF HONG KONG, 2014.
- [9] NeuroSky, Inc, «MindWave Mobile and Arduino», 2014. [En línea]. Disponible en: http://developer.neurosky.com/docs/doku.php?id=mindwave_mobile_and_arduino.
- [10] S. V. Vaseghi, *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*. John Wiley & Sons, 2008.
- [11] D. C. Montgomery y G. C. Runger, *Probabilidad y estadística aplicadas a la ingeniería*. Limusa Wiley, 2002.



Michael Varela nació en San Ramón, Costa Rica, el 17 de febrero de 1993. Se graduó del Colegio Científico sede San Ramón en 2010. En 2011 inició estudios en el Instituto Tecnológico de Costa Rica (ITCR), en la carrera de Ingeniería en Computadores.

Desde el 2013 ha trabajado en algunos proyectos de investigación en el Laboratorio de Investigación en Robótica y Automatización (LIRA) de la Escuela de Ingeniería Electrónica, Instituto Tecnológico de Costa Rica, Cartago. A lo largo de la carrera ha obtenido algunos reconocimientos por participación en concursos a nivel nacional, entre ellos están WRO tercer lugar categoría College, SpaceApps Challenge NASA categoría People's Choice, Robotifest categoría James Bond Challenge segundo lugar. Sus intereses incluyen, data mining, sistemas embebidos, reconocimiento de patrones.