

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL EN TIEMPO REAL MEDIANTE ONDAS CEREBRALES

Víctor Hugo Vimos¹

Christian Yáñez²

¹Escuela Politécnica Nacional(EPN)

E-mail: victor.vimos@yahoo.es

²Escuela Politécnica Nacional(EPN)

E-mail: cris_t_n@yahoo.com

Abstract—We investigated how to acquire brain signals of a human being related to the intension of movement of his arms, how to process these signals and classify them according to the type of test performed. The result of this classification will be used as a principle for decision and execution of basic movements of a robotic arm. We have designed and built the hardware for acquisition of bio signals, these signals are collected by electrodes placed in the cerebral cortex. We use 4 electrodes located in the frontal lobe, the premotor area and motor area (F3, F4, C3, C4). We have made unipolar and bipolar configurations to get the best signals. The amplitudes voltage signals obtained are between 1 microvolt and 100 microvolts peak to peak at low frequencies (0.5 Hz to 100 Hz) in the surface so they are constantly affected by artifacts and noise. In this research we also made the control of a robotic arm using electrooculography signals (EOG) to control five movements for a robotic arm. The results using (EOG) and the best results using brain signals (EEG) are compared. We use 10 people of different ages and different physical condition as test subjects for the acquisition of bio signals.

After the analysis, the control system is adjusted to be manipulated just by one person, being possible to adapt this system to any user previous training.

Index Terms— Brain Computer Interface(BCI), Biosignals, Electroencephalogram(EEG), Electrodes, Electrooculography(EOG).

I. INTRODUCCIÓN

Las interfaces Humano-Computadora pueden usar diferentes señales provenientes del cuerpo para poder controlar dispositivos externos. Podemos usar señales de la actividad muscular (EMG-Electromiograma), movimientos oculares (EOG-Electrooculogramas), señales de la actividad cerebral (EEG- Electroencefalograma) como señales de entrada. Las interfaces humano computadora basadas en

sistemas de EEG son realizadas usando (i)potenciales corticales lentos, (ii) la respuesta P300, (iii)potenciales evocados visuales en estado estable(SSVEP), (iv)potenciales evocados dinámicos [1].

La sincronización y desincronización de la actividad registrada por el EEG en cada uno de los hemisferios cerebrales y en sus diferentes zonas son eventos que poseen información fundamental de acuerdo al tipo de actividad que se realiza; estos eventos se producen en diferentes regiones del cerebro cuando una persona realiza o imagina una actividad[2]. Por ejemplo, previo a la realización de una actividad que involucra el movimiento de una extremidad se puede apreciar el crecimiento o decrecimiento de actividad en la banda beta (13-30Hz) y una alta actividad en la banda gamma(sobre 60Hz) de una persona[3,4].

En estudios realizados con registros de EEG/EMG se observa también cambios en otras diferentes frecuencias durante tareas motoras realizadas por una persona [5,6,7]. Se observan oscilaciones en la banda theta(4-7Hz) durante intervalos de pre movimientos, movimiento, y post movimiento [8,9]. Esta actividad en la banda theta contribuye a los estudios de los potenciales relacionados con eventos ya que son parte del proceso de movimiento de una extremidad [1].

El estudio del funcionamiento cerebral, sus biopotenciales generados a partir de la actividad químico-eléctrica de las neuronas, o el estudio de biopotenciales generados por cualquier parte de nuestro cuerpo es un campo muy extenso, variado y con muchas aplicaciones.

II. INTERFAZ CEREBRO COMPUTADOR (ICC)

En un principio se conocía como ICC o (BCI) por sus siglas en inglés, a todo sistema computarizado que utilizaba señales provenientes del cerebro como base para su funcionamiento, posteriormente ésta definición

se amplía con lo cual se consideran ahora como sistemas capaces de obtener los biopotenciales del cerebro e interpretar dichas señales como fuentes que contienen datos de acciones voluntarias de los individuos. La Figura 1 muestra la estructura básica de un sistema ICC[1].



Fig. 1. Estructura básica de un sistema ICC.

III. POTENCIALES PARA ICC

El estudio de cada zona del cerebro en especial la del área promotora, motora, central da una clara idea de la zona específica que presenta desincronización durante una actividad motora y que son de interés para el desarrollo de la interfaz cerebro computador.

A continuación, se presenta una gráfica donde se muestra la localización de algunas zonas importantes del cerebro Figura 2.

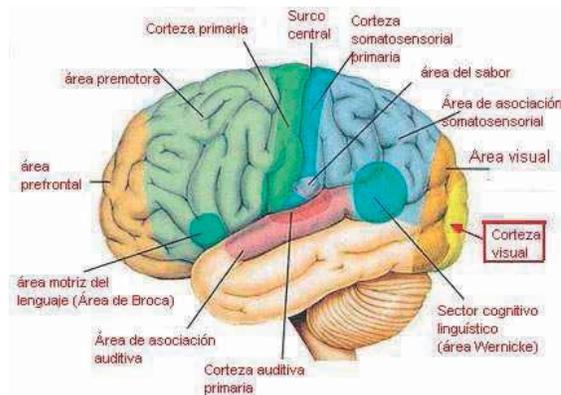


Fig. 2. Zonas cerebrales relevantes [11].

A. Potenciales Visuales Evocados.

Estos son recogidos en la zona occipital la cual está encargada de la visión y el procesamiento de imágenes. Existen diferentes maneras de producir estos potenciales, por ejemplo, el movimiento de los ojos, el cambio de imágenes en diferentes colores o intensidad de luz, imágenes proyectadas a distintas frecuencias.

B. Potenciales Corticales Lentos.

Son potenciales de larga duración relativamente, relacionados con actividad cerebral que puede ser controlada voluntariamente y su localización depende de la actividad que se realiza, una de las características de los sistemas que usan éstos potenciales es que cuentan con procesos de entrenamiento largos durante los cuales la persona aprende a generar dichos potenciales.

C. Ritmos Beta (β) y Mu (μ).

Cuando una persona realiza un movimiento o tiene la intención de realizarlo, la actividad en éstos ritmos disminuye o se desincroniza, debido a que estos ritmos están ligados a movimientos. Los potenciales son medidos en las zonas sensorio motoras, la zona central.

Para realizar un control con este tipo de variación de ritmos es necesario someter a la persona a un proceso de adiestramiento el cual es del tipo ensayo y error.

D. Potenciales Relacionados a Eventos.

Son potenciales que están relacionados con eventos de tipo visual, auditivo, o somato-sensoriales. Se ha logrado determinar que sobre la superficie del lóbulo parietal se presentan potenciales (P300) dentro de unos 300 milisegundos luego del estímulo.

IV. CIRCUITO DE AMPLIFICACIÓN, FILTRADO Y ADQUISICIÓN.

En la Figura 3, se muestra el diagrama de bloques del circuito implementado.



Fig. 3. Diagrama de bloques del circuito de amplificación, filtrado y adquisición.

A. Acoplamiento

El primer bloque corresponde a un filtro básico pasa altos, Figura 4.

Su función principal es la de seguridad al paciente y sirve también de acople al siguiente bloque mediante un circuito seguidor de línea Figura 5.

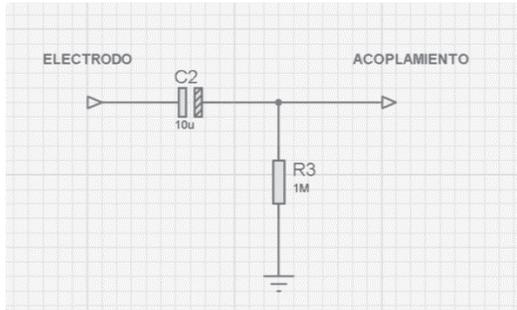


Fig. 4. Filtro pasa altos implementado.

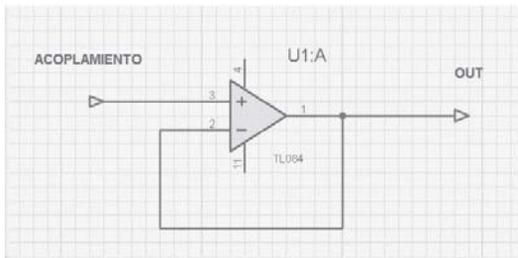


Fig. 5. Acoplamiento mediante amplificadores operacionales

B. Amplificación

En este bloque se implementa tres etapas de amplificación, la primera etapa se realiza mediante el amplificador de instrumentación comercial AD620A uno de los utilizados en instrumentación médica, este elemento permite variar la ganancia con la utilización de una única resistencia externa.

En ésta etapa se asigna una ganancia de 12.5 calculada mediante la fórmula (1) característica del elemento comercial, donde R_g es la resistencia externa variable con la que se ajusta la ganancia.

$$G = \frac{49.4K\Omega}{R_g} + 1 \quad (1)$$

La segunda y la tercera etapa de amplificación se implementan mediante amplificadores diferenciales con la estructura mostrada en la Figura 6.

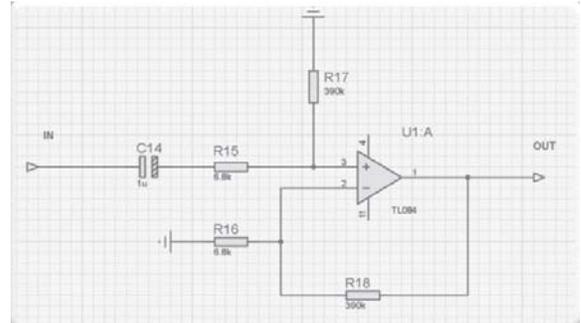


Fig. 6. Amplificador diferencial y eliminación de componente DC.

El circuito implementado en la Figura 6 es un amplificador diferencial con una ganancia definida como:

$$G = \frac{R17}{R15} * a1 \quad (2)$$

Considerando, $R17 = R18$ y $R15 = R16$.

El capacitor C14 y las resistencias R15 y R17 forman un filtro pasa bajo, la importancia de este filtro radica principalmente en que este permite eliminar la componente DC que generan los amplificadores operacionales.

La ganancia total del bloque de amplificación en sus tres etapas se establece como:

$$GT = G1 * G2 * G3 = 3225 \quad (3)$$

C. Filtrado

Este bloque corresponde a un filtro Butterworth pasa banda de octavo orden con frecuencia de corte de 0.1Hz a 50Hz, para el diseño de este filtro se utilizó el software FilterLab de Microchip, en la Figura 7 se muestra la respuesta de diseño para un filtro pasa bajos con una frecuencia de corte de 50Hz.

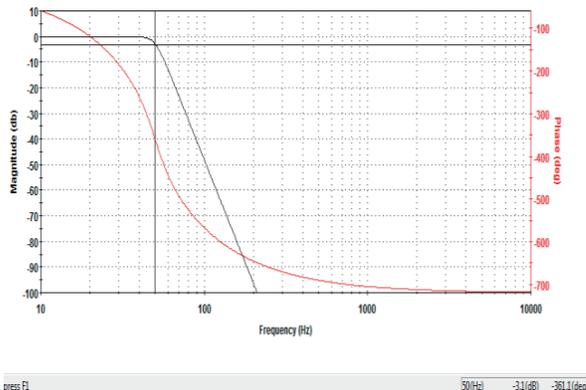


Fig. 7. Respuesta en frecuencia para un filtro Butterworth pasa bajos de octavo orden.

D. Adquisición

Las señales amplificadas y filtradas son convertidas de señales analógicas a señales digitales para que puedan ser manipuladas. Se utilizó la tarjeta de adquisición de la National Instrument NI-USB 6009, Figura 8.

Las principales características de esta tarjeta son:

- Ocho entradas analógicas
- Dos salidas analógicas
- Doce pines programables como entrada o como salida digital
- Las entradas analógicas en modo diferencial tienen una resolución de 14 bits y de 13 bits en modo simple.
- El rango de las entradas analógicas en modo diferencial es de $\pm 20\text{v}$ y $\pm 10\text{v}$ en modo simple.
- Establece comunicación serial con el computador.

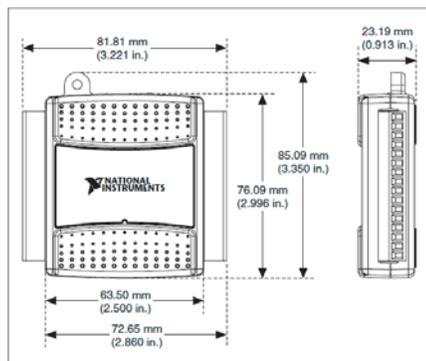


Fig. 8. NI-USB 6009

V. ACONDICIONAMIENTO DIGITAL Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Dentro del acondicionamiento digital de las señales está la eliminación de la componente de voltaje (DC) de offset, eliminación de señales de distorsión o artefactos y el filtrado digital.

Para la extracción de características se utilizó el espectro de potencia de los datos obtenidos. Las características obtenidas del espectro de potencia están basados en tres métodos; la transformada rápida de Fourier, el análisis mediante Blackman-Harris-Welch y el análisis mediante Wavelets.

A. Eliminación de la componente DC.

Con el uso de Matlab y calculando el valor medio del vector de datos mediante la función *mean* se puede eliminar la componente DC de las señales adquiridas. Posteriormente este valor se lo resta de cada dato en el vector de datos.

B. Eliminación de Artefactos.

La eliminación de artefactos se realiza mediante la implementación de filtros digitales *Fir1* (para restringir el estudio únicamente a las bandas de interés Mu y Beta) y la eliminación de señales que no corresponden a señales de EEG válidas mediante reconocimiento de patrones bases establecidos en el estudio diferido de las señales.

También se utiliza la restricción mediante umbrales, las señales cerebrales tienen un rango de amplitud comprendida entre 10 - 100 micro-Voltios, luego de ser amplificadas a razón de siete mil veces, se espera el registro de señales con un pico máximo de 0,7 Voltios, por tal razón se puede asegurar que señales mayores a este valor son producto de señales de interferencia.

C. Transformada Rápida de Fourier (FFT)

Se trata únicamente del cálculo de la transformada de Fourier discreta con optimización de recursos, ésta es de gran importancia en el tratamiento digital de señales, existen algunos parámetros que se deben considerar al momento de aplicar esta operación, por ejemplo, la señal de la que se tomaron muestras y que se va a transformar debe consistir de un número de muestras igual a una potencia de dos. La mayoría de los analizadores (FFT) permiten la transformación de 512, 1024, 2048 o 4096 muestras.

D. Blackman-Harris-Welch.

Es un método de estimación espectral mediante el ventaneo (descomposición de la señal) y traslape de ventanas de señales gracias a la utilización de familias

de ventanas de tres o cuatro términos, la definición de estas ondas está dada por:

$$W(n) = a_0 - a_1 \cos\left(\frac{2\pi}{L}n\right) + a_2 \cos\left(\frac{2\pi}{L}2n\right) - a_3 \cos\left(\frac{2\pi}{L}3n\right) \text{ siendo } n = 0,1,2 \dots N-1 \quad (4)$$

Su representación en tiempo y su respuesta en frecuencia se muestran en la Figura 9 y en la Figura 10 respectivamente.

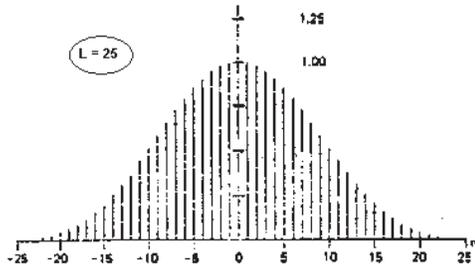


Fig. 9. Característica de tiempo de la ventana de Blackman-Harris [14]

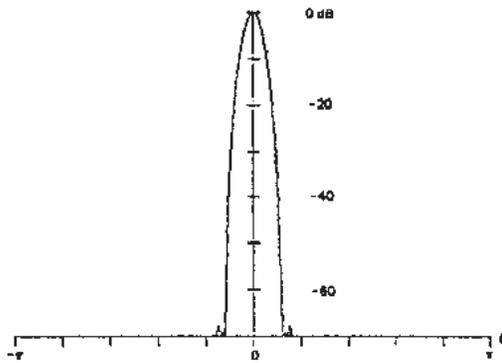


Fig. 10. Característica de frecuencia de la ventana de Blackman-Harris [14]

E. Wavelets

La teoría de las Wavelets es similar a la teoría de Fourier, en el sentido en que ambas basan la descomposición de una señal como la suma de componentes de señales básicas; la diferencia radica en que para este nuevo tipo de análisis se procede a segmentar la señal (ventaneo) pero a diferencia de las STFT, en las wavelets, la longitud de las ventanas puede ser variable.

Las wavelets son familias de funciones que se encuentran en el espacio y se emplean como funciones de análisis, éstas examinan a la función de interés para obtener sus características de espacio, tamaño y dirección; la familia está definida por la siguiente función: [14]

$$h(a,b) = \frac{h\left(\frac{x-b}{a}\right)}{\sqrt{|a|}}; a,b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (5)$$

Dónde:

$h(a,b)$ = Función madre

a = ancho de ventana

b = punto de inicio del análisis

El procedimiento de análisis consiste en descomponer la señal la cual se va a analizar en dos señales, la primera denominada aproximación (A1) y la otra denominada detalle (D1); posteriormente, la señal aproximación resultante es descompuesta a su vez en otras dos señales, aproximación (A2) y detalle (D2), así sucesivamente con cada señal aproximación como se muestra en la Figura 11.

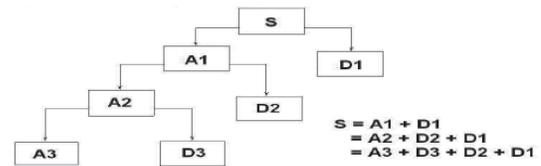


Fig. 11. Descomposición de una señal (S) mediante wavelets [12].

VI. CLASIFICACIÓN DE SEÑALES

La clasificación de señales permite escoger la herramienta para la clasificación de las características encontradas con el fin de establecer si dichas señales representan un valor real y en qué grado es real la voluntad o intención de la persona para realizar una acción.

A. Distancias (Euclidiana – Itakura Saito)

Se aplica sobre un conjunto de muestras tomadas como base que representen en gran porcentaje el deseo de realización de una acción, de cada una de estas se calcula la energía en diferentes bandas de interés.

Con los diferentes puntos de las muestras se forman nubes de probabilidad y cada nube conserva características propias dependiendo del evento al que representen.

Se calcula el centroide de las nubes de probabilidad para la toma de una decisión, posteriormente se calculan las distancias desde el centroide hasta cada uno de los centroides base, de esta manera se establece cual es la menor distancia y la nueva muestra pertenecerá a la nube más cercana.

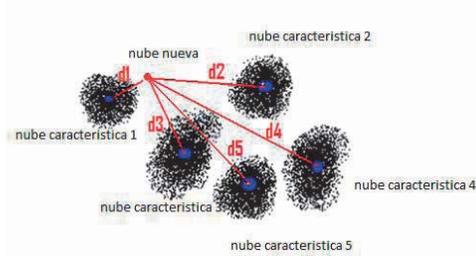


Fig. 12. Clasificación mediante distancias [14]

B. Estadísticas

Este método trabaja en base a señales registradas de las cuales se pretende deducir patrones de normalidad que permitan establecer cánones que dirijan una toma de decisión. Para este fin se emplean medidas de regularidad como la tendencia central, desviación estándar, moda entre otras.

Función de Distribución de Probabilidad.

La función de distribución de probabilidad es una función que asigna a cada suceso definido sobre la variable aleatoria, la probabilidad de que dicho suceso ocurra.

La función utilizada para el análisis y detección de características es la función de distribución normal ya que ésta es una de las distribuciones de probabilidad de variable continua que con más frecuencia aparece aproximada en fenómenos reales.

Se determina la distribución de probabilidad de los picos de potencial para el análisis espectral mediante el análisis Blackman-Harris-Welch en la banda de ritmos mu-alfa y beta durante el desarrollo de tres estados mentales (reposo, imaginación del movimiento del brazo derecho e imaginación del brazo izquierdo) para dos canales o registros obtenidos mediante el Electroencefalograma.

Para dicho proceso se tomaron muestras relacionadas a cada estado mental estudiado durante varios días y en diferentes horarios sobre diferentes personas con el fin de abarcar la mayor cantidad de ambientes o condiciones de adquisición.

C. Redes Neuronales

“Las redes neuronales son estructuras formadas por unidades de cómputo simple, capaz de aprender y reconocer patrones de una manera natural. La ventaja que presentan frente a otros esquemas de clasificación o estimación estadísticos, es que no necesitan reglas específicas que definan su comportamiento, sino que utilizan un sistema de aprendizaje mediante ejemplos” [15].

Red Neuronal Feedforward-Backpropagation

En una red neuronal, las neuronas de una capa reciben señales de entrada desde otra capa anterior la cual está más cerca a la entrada de la red y envían señales de salida a una capa posterior cercana a la salida; por otra parte, el error se propaga hacia atrás desde la capa de salida, esto permite que los pesos sobre las conexiones de las neuronas ubicadas en las capas ocultas cambien durante el entrenamiento, la estructura de ésta red se muestra en la Figura 13.

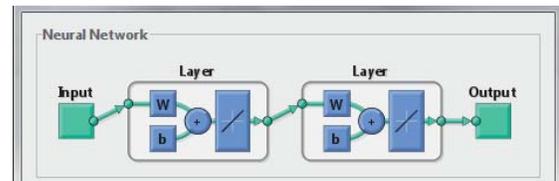


Fig. 13. Estructura de la red neuronal feedforward-backpropagation implementada

Para crear la red se utiliza la función “newff” de Matlab con funciones de activación “purelin” y 12 neuronas en la capa oculta, el número de neuronas se escogió con base a los resultados de clasificación que se muestran en la sección de resultados.

Esta red se entrena utilizando la función “train” limitando el número de épocas a cien y se simuló la misma utilizando la función “sim”.

La clasificación que aplica este proyecto se basa por una parte en la utilización de todos los tratamientos que recibieron las señales para obtener su espectro, es decir, el análisis mediante la transformada rápida de Fourier (FFT), análisis mediante Blackman-Harris-Welch y el análisis mediante wavelets, con estos se procede a crear un vector de características el cual servirá de entrada al clasificador (red neuronal) como datos de entrenamiento. Para clasificar una nueva señal debe procesarse y obtenerse de ésta dicho vector de características para que posteriormente sea clasificada. A continuación, se muestra la estructura del vector de características en la Tabla 1.

TABLA 1

Estructura del vector características para un canal de registro de EEG (primer procedimiento)

Posición	Característica	Análisis
1	Energía Total	Wavelet
2	Potencia media v aproximación	Wavelet

3	Potencia media v detalle	Wavelet
4	Pico de potencia alfa	FFT
5	Pico de potencia beta	FFT
6	Potencia media alfa	FFT
7	Potencia media beta	FFT
8	Pico de potencia alfa	Blackman-Harris
9	Pico de potencia beta	Blackman-Harris
10	Potencia media alfa	Blackman-Harris
11	Potencia media beta	Blackman-Harris

Por otra parte, también se implementa la clasificación con base al espectro de potencia en los rangos de ritmos alfa y beta completos de los registros mediante el análisis Blackman-Harris-Welch siendo éste procedimiento el que arrojo los mejores resultados. A continuación, se muestra en la Tabla 2 la estructura del nuevo vector de características formado para éste segundo método.

TABLA 2

Estructura del vector características para un canal de registro de EEG (segundo procedimiento).

Posición	Característica
1	PSD ritmos alfa C3
2	PSD ritmos beta C3
3	PSD ritmos alfa C4
4	PSD ritmos beta C4

VII. MÓDULO IMPLEMENTADO

En la Figura 14 se muestra el módulo para la adquisición de señales, en la Figura 15 se muestra el elemento final de control, en la Figura 16 se muestra la página principal del interfaz de usuario desarrollado y en la Figura 17 se muestra el módulo completo.

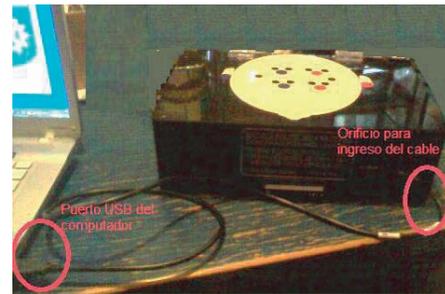


Fig. 14. Módulo para la adquisición de señales.



Fig. 15. Elemento final de control.



Fig. 16. Página principal del interfaz de usuario.



Fig. 17. Módulo para adquisición y control mediante EEG y EOG

VIII. RESULTADOS OBTENIDOS

A. Control EOG/EEG

Éste tipo de control está basado en el reconocimiento de patrones que resultan del movimiento ocular, estos patrones son altamente confiables ya que durante todas las sesiones sus características cambian levemente incluso de paciente a paciente.

Se utiliza además los potenciales alfa relacionados al estado de reposo con ojos cerrados, la ventaja de utilizar estos potenciales radica en la relativa facilidad con la que una persona puede ser inducida a este estado (bajo un ambiente y circunstancias controladas).

Por otra parte, el reconocimiento de patrones se realiza mediante el cálculo de la distancia euclidiana que es un método utilizado por algunas estructuras de redes neuronales para la clasificación.

La Tabla 3, 4 y 5 muestran los resultados de diferentes sesiones bajo la implementación de este control.

TABLA 3

Porcentaje de acierto y error para la clasificación en tiempo real de biopotenciales EOG/EEG, sesión A.

Biopotencial	% Acierto	% Error	%Incertidumbre
EOG Derecha	85	2	13
EOG Izquierda	85	2	13
EOG Arriba	88	1	11
EOG Abajo	88	1	11
Ritmos Alfa	98	1	2

TABLA 4

Porcentaje de acierto y error para la clasificación en tiempo real de biopotenciales EOG/EEG, sesión B.

Biopotencial	% Acierto	% Error	%Incertidumbre
EOG Derecha	80	2	18
EOG Izquierda	80	2	18
EOG Arriba	88	2	10
EOG Abajo	88	2	10
Ritmos Alfa	95	1	4

TABLA 5

Porcentaje de acierto y error para la clasificación en tiempo real de biopotenciales EOG/EEG, sesión C.

Biopotencial	% Acierto	% Error	%Incertidumbre
EOG Derecha	70	1	29
EOG Izquierda	70	1	29
EOG Arriba	80	1	19
EOG Abajo	80	1	19
Ritmos Alfa	98	1	1

B. Control EEG.

Una vez escogida la red neuronal y los parámetros de la misma que ofrecen los mejores resultados de clasificación, se procede a probar la respuesta del sistema en diferentes horarios para establecer su efectividad, este control utiliza únicamente la intensidad de movimiento de las extremidades superiores.

La Tabla 6, 7 y 8 muestran los resultados de diferentes sesiones bajo la implementación de este control.

TABLA 6

Porcentaje de acierto y error para la clasificación de tres estados mentales aplicando la red neuronal Feed-Forward Backpropagation, sesión A.

Estado Mental	% Acierto	% Error	% Incertidumbre
Derecha	56	28	16
Izquierda	56	17	27
Reposo	48	22	30

TABLA 7

Porcentaje de acierto y error para la clasificación de tres estados mentales aplicando la red neuronal Feed-Forward Backpropagation, sesión B.

Estado Mental	% Acierto	% Error	% Incertidumbre
Derecha	45	25	30
Izquierda	56	17	27
Reposo	50	25	25

TABLA 8

Porcentaje de acierto y error para la clasificación de tres estados mentales aplicando la red neuronal Feed-Forward Backpropagation, sesión C.

Estado Mental	% Acierto	% Error	% Incertidumbre
Derecha	15	75	10
Izquierda	70	20	10
Reposo	26	40	34

IX. CONCLUSIONES.

- La complejidad que se presenta al trabajar con señales cerebrales radica principalmente en que el cerebro no puede ser considerado como una fuente de valores fijo y programables de potencial ya que los potenciales desarrollados son el resultado de eventos, condiciones físicas y psicológicas de la persona y evidentemente estas condiciones no son las mismas para dos personas.
- Todos los sistemas de control basados en biopotenciales constan de las siguientes partes, extracción de señales, acondicionamiento analógico, adquisición digital, procesamiento y aplicación final. Lo que diferencia a los sistemas es el método de extracción de patrones y método de clasificación.
- La identificación de un código neural es posible bajo condiciones controlables.
- Las interferencias visuales, auditivas e intrapersonales son factores que afecta el registro de señales.
- La variabilidad intrapersonal como la interpersonal se controla usando un sistema autoajutable.
- Las señales de EOG al ser de mayor amplitud y con un correcto filtrado son menos propensas al ruido y artefactos.
- Las señales de EEG al ser de amplitud en el orden de los micro voltios son susceptibles de cualquier interferencia; sin embargo, al usar configuraciones bipolares o diferenciales los artefactos se ven disminuidos al mínimo.
- Se debe implementar más canales para la adquisición de señales, y así poder realizar una mejor determinación de los sectores comprometidos durante una determinada acción.
- Para validar una característica como un estado mental voluntario necesariamente debe ser probado en un paciente en varias sesiones y posteriormente debe ser comparado con otros pacientes bajo condiciones semejantes.
- Un clasificador puede ser un algoritmo básico o complejo que se determina en función de parámetros base, si nuevos datos tienen similitud con esta se ejecutan las instrucciones.
- El control mediante señales cerebrales de sistemas biomecánicos simples es factible y es más fiable usando varios canales ubicados en distintas zonas del córtex.
- El control de sistemas biomecánicos usando bioseñales Ej., EOG, EMG es factible con un mínimo de electrodos.
- El control con señales cerebrales y con señales biológicas en general es un campo amplio podemos hallar aplicaciones médicas como prótesis, se puede implementar en áreas recreacionales como el control de drones, sistemas de control de vuelo de dispositivos no tripulados. Hay aplicaciones en el área de telecomunicaciones siendo posible poder comunicarse o realizar llamadas enviando códigos mentales para realizar llamadas.
- Aplicaciones móviles son posibles para personas con discapacidades como el control de luminarias, cortinas, televisores, equipos de sonido, climatización de ambientes donde una persona con un casco que registre actividades cerebrales se use.

REFERENCIAS

- [1]Recent Advances in Brain-Computer Interface Systems Edited by Reza Fazel-Rezai, ISBN 978-953-307-175-6,Publisher: InTech, Chapters published February 04, 2011
- [2] Luu P, Tucker DM, Makeig S (2004) Frontal midline theta and the error-related negativity: neurophysiological mechanisms of action regulation. Clin Neurophysiol 115: 1821–1835.
- [3]. Muthukumaraswamy SD (2013) High-frequency brain activity and muscle artifacts in MEG/EEG: a review and recommendations. Front Hum Neurosci 7: 138.

- [4]. Gaetz W, Liu C, Zhu H, Bloy L, Roberts TP (2013) Evidence for a motorgamma-band network governing response interference. *Neuroimage* 74: 245–253.
- [5]. Cheyne DO (2013) MEG studies of sensorimotor rhythms: A review. *Exp Neurol* 245: 27–39.
- [6]. Darvas F, Scherer R, Ojemann JG, Rao RP, Miller KJ, et al. (2010) High gamma mapping using EEG. *Neuroimage* 49: 930–938.
- [7]. Ball T, Demandt E, Mutschler I, Neitzel E, Mehring C, et al. (2008) Movement related activity in the high gamma range of the human EEG. *Neuroimage* 41: 302–310.
- [8]. Scheeringa R, Fries P, Petersson KM, Oostenveld R, Grothe I, et al. (2011) Neuronal dynamics underlying high- and low-frequency EEG oscillations contribute independently to the human BOLD signal. *Neuron* 69: 572–583.
- [9]. Miller KJ, Zanos S, Fetz EE, den Nijs M, Ojemann JG (2009) Decoupling the cortical power spectrum reveals real-time representation of individual finger movements in humans. *J Neurosci* 29: 3132–3137.
- [10]. Luu P, Tucker DM (2001) Regulating action: alternating activation of midline frontal and motor cortical networks. *Clin Neurophysiol* 112: 1295–1306.
- [11] BONET, Luz Teresa. Bases anatómicas y fisiológicas del sueño. <http://mural.uv.es/teboluz/index2.html>
- [12] PAULO, Andrés; VELEZ, Ángel. Clasificación básica de neuro señales. Universidad Tecnológica de Pereira 2010
- [13] HORNERO SÁNCHEZ, Roberto; Universidad de Valladolid E.T.S. Informe de resultados. Brain computer Interface BCI aplicado al control de dispositivos domóticos para incrementar la accesibilidad de las personas dependientes en el hogar digital y su entorno habitual domo-BCI Pág. 12-13 2008.
- [14] ÁLVAREZ RUEDA, Róbin; Escuela Politécnica Nacional. Curso básico de procesamiento digital de señales. El problema de la clasificación.
- [15] LABARGA GUTIERREZ, Alberto. Clasificación de señales encefalografías con redes neuronales. Universidad Pública de Navarra España 2001.
- [16] ÁLVAREZ RUEDA, Róbin. Escuela Politécnica Nacional. Curso de estadística aplicada a telecomunicaciones.
- [17] MARTÍNÉZ PEREZ, José. Luis Comunicación con computador mediante señales cerebrales. Aplicación a tecnología de la rehabilitación Universidad politécnica de Madrid 2009.
- [18] CHANGOLUISA ROMERO, Diego. Diseño e implementación de un sistema de adquisición de ondas cerebrales (EEG) de seis canales y análisis de tiempo, frecuencia y coherencia. Proyecto de titulación. Escuela Politécnica Nacional 2011.
- [19] COUGHLIN, Robert. Amplificadores operacionales y circuitos integrados lineales. Quinta edición. Editorial Prentice Hall. Capítulo 8.
- [20] HANS HALVORSEN, Petter. DAQ in MATLAB. Telemark University College 2012.
- [21] Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones. Damián Jorge Matich. Universidad Tecnológica Nacional. Rosario 2001
- [22] UNIVERSIDAD DE VALLADOLID. Análisis de electroencefalogramas (EEG) y magnetoencefalogramas (MEG) para la ayuda en el diagnóstico de enfermedades neuro degenerativas. Grupo de ingeniería biomédica 2011. http://gib.tel.uva.es/index.php?option=com_content&view=article&id=4&Itemid=109

BIOGRAFÍAS



Víctor Vimos Tixi, realizó sus estudios secundarios en el Instituto Nacional Mejía obteniendo el título de “Físico Matemático”. Los estudios superiores los realizó en la Escuela Politécnica Nacional en la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica en la carrera de Ingeniería en Electrónica y Control, realiza una Maestría en Robótica y Mecatrónica en la EPN. Sus áreas de interés son la Automatización, la Bioingeniería, el control de sistemas biomecánicos.



Christian Yáñez Flores, realizó sus estudios secundarios en el Colegio Técnico San José obteniendo el título de Bachiller Técnico Industrial con especialidad Electricidad. Los estudios superiores los realizó en la Escuela Politécnica Nacional en la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica en la carrera de Ingeniería en Electrónica y Control, Sus áreas de interés son la Automatización y la Bioingeniería.