



CLASIFICACIÓN DE SEÑALES ELECTRO-OCULOGRÁFICAS PARA EL CONTROL DE UNA PINZA MECÁNICA USANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL Y LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN PYTHON.

CLASSIFICATION OF ELECTRO-OCULOGRAPHIC SIGNALS FOR THE CONTROL OF A MECHANICAL CLAMP USING MACHINES OF VECTOR SUPPORT AND PYTHON PROGRAMMING LANGUAGE.

Ricardo Montes Romero¹, German Arley Portilla González²

^{1,2} **Universidad de pamplona**, Facultad de ingeniería y arquitectura, Ingeniería Electrónica
Km 1 Vía Bucaramanga Ciudad Universitaria, Pamplona, Norte de Santander, Colombia.
(57+7) 5685303 – 5685304

E-mail: ricardo.montes@unipamplona.edu.co, german.portilla@unipamplona.edu.co

Resumen: Dentro del grupo de señales bio-eléctricas existe un tipo que se genera sobre los músculos relacionados con el movimiento de los ojos, las cuales pueden ser aprovechadas para la activación de piezas mecánicas y electrónicas que entreguen la capacidad de efectuar acciones a los pacientes con pérdida de extremidades, mediante el procesamiento de señales y métodos de clasificación sobre el lenguaje de programación Python. Las técnicas de extracción de características entregan un sin número de opciones que permiten realzar las zonas de interés para cada uno de los movimientos oculares, se clasificaron los siguientes movimientos: mirada a la derecha, mirada a la izquierda, guiño ojo derecho, guiño ojo izquierdo, doble guiño ojo derecho y se parametrizaran a una pinza mecánica que otorgue la capacidad prensil al usuario, logrando que el usuario pueda desempeñar tareas en un entorno personal, académico y profesional. las técnicas que mejores resultados mostraron en este artículo son líneas de nivel, conteo de crestas, transformada wavelet, energía, normalización, adicción de características. Todas estas técnicas fueron aplicadas para mejorar el porcentaje de clasificación de la máquina de soporte vectorial (de ahora en adelante SVM), para el entrenamiento de la SVM se registraron 30 señales por movimientos de las cuales 15 se usaron para entrenar y 15 para clasificar obteniendo así un porcentaje de clasificación del 97.78%.

Palabras clave: Discapacidad, Electro-oculográficas, EOG pinza robótica, máquinas de soporte vectorial, Python.

Abstract:

Inside the group of bio-electrical signals there is a type that is generated on the muscles related to the eyes movement, which can be used for the activation of mechanical and electronic parts that let the ability to realize actions to patients with loss of extremities, by use signal processing and classification methods on the Python programming language. The features extraction techniques provide a number of options that allow to enhance the areas of interest for each of the eye movements, the following movements will be classified: look to the right, look to the left, wink right eye, wink left eye , double wink right eye and will be parametrized to a mechanical clamp that gives the user prehensile ability, making it possible for the user to perform tasks in a personal, academic and professional environment. The techniques that showed the best results in



this work are level lines, peak counting, wavelet transform, energy, normalization, feature addition. All these techniques were applied to improve the classification percentage of the vector support machine (from now on SVM), for the training of the SVM 30 signals were recorded by movements of which 15 were used to train and 15 to classify obtaining thus a classification percentage of 97.78%.

Keywords: Disability, electro-oculographic, EOG, robotic clamp, vector support machines, Python.

I. INTRODUCCIÓN

Las sociedades actuales han presentado un gran número de problemas que afectan a muchos sectores, tanto económicos como sociales, siendo la discapacidad un problema de gran complejidad y preocupación (Alvarado, 2014), puesto que se ha presentado un incremento en el porcentaje de la población en situación de discapacidad. Según cifras del DANE censo 2005 existen 2.624.898 personas con discapacidad que equivale al 6.3 % de la población (MinSalud, 2018) . Por medio de los avances tecnológicos actuales se ha permitido mejorar la calidad de vida de las personas dando solución a innumerables situaciones que al ser humano le generan dificultad y les es imposible realizar, en el caso de las personas con discapacidades físicas, visuales, auditivas o intelectual se han desarrollado prototipos para reducir las situaciones de dependencia e incrementar la autonomía(García Alejo, 2004).

Diferentes trabajos se han realizado en los cuales usan procesamiento de señales EOG para el control de sistemas robóticos y otras aplicaciones , entre lo más relevantes están: Diseño y construcción de un sistema de adquisición de datos para el análisis de los electrooculogramas (Chávez. A, 2003) donde se realizó la adquisición de este tipo de señales para realizar un análisis en LabView y donde se detalla el sistema de adquisición y diseño de filtros para las señales EOG. Determinación de la orientación del ojo mediante procesamiento del electrooculograma (Pereira, J., Senatore, A., Touya, A., De Lima, J., Soler, R., & Simini, F, 2011) se realiza con el fin de dar movimiento a una prótesis ocular donde se investigan los métodos para determinar la posición relacionando los niveles de voltaje con la posición angular. Control de mouse a través de señales EOG y algoritmos de boosting (Mahecha, D., Lozano, F., & García, E., 2008) es otra investigación donde se crea una interface para personas discapacitada para que de esta manera puedan utilizar el mouse de un ordenador utilizando el movimiento ocular. Control del movimiento de un vehículo a control remoto a través de señales EOG(Posada, L., & Cabrera, M. , 2015) en esta investigación se captan las señales de los músculos oculares para el control de un vehículo, dichas señales serán interpretadas por un microcontrolador PIC.

Con la realización de esta investigación será posible parametrizar los movimientos oculares a una pinza mecánica que otorgue la capacidad prensil al usuario, mediante el uso de técnicas de procesamiento realizadas en el entorno de programación Python, Python es un software libre que nos brinda muchos beneficios como lo son el libre uso, bajo costo y es muy comúnmente utilizado en el ámbito científico, inteligencia artificial, biotecnología, machine learning. En estas áreas encontramos mucha información y paquetes, más que en la mayoría de lenguajes. Esto nos permitirá implementar técnicas de procesamiento avanzadas para obtener los mejores resultados en la clasificación del sistema.



II. MATERIALES Y METODOS

2.1 Amplificador de instrumentación

En el proyecto se usó el circuito integrado AD620 para la etapa de bio-amplificación de la señal EOG, el cual se alimentó con una fuente dual de $\pm 5V$ y una R_g de 220Ω que equivalen a una ganancia aproximada de 230.

Este integrado es de muy fácil uso permitiendo configurar su ganancia con una sola resistencia externa contando también con características adecuadas para la adquisición de señales biomédicas como lo son el bajo ruido, un rango de ganancia de 1 a 10000 (Devices, 1999).

2.2 Filtros

Todas las señales biomédicas se encuentran en un rango de frecuencia ya determinados, por lo que se hace necesario filtrar la señal adquirida y quedarnos con las bandas de frecuencia de la señal de interés, con esto eliminamos también señales que se suman a esta como ruido, pudiendo ser estas provenientes del movimiento de la cabeza o de otra señal biomédica cercana. Para este proyecto se implementó un filtro pasa banda conformado por un pasa alta pasivo de primer orden con frecuencia de corte de $0.07Hz$ y un pasa bajas activo de segundo orden topología sellen key (ver Fig. 1) con frecuencia de corte de $40Hz$, la elección del filtro pasa altas pasivo se debió a que la señal proveniente del amplificador de instrumentación venia con un nivel de offset el cual es eliminado por el capacitor de este filtro. Con el filtro pasa bajos también se determina la frecuencia máxima que va a tener la señal con lo que se evita tener el fenómeno de aliasing (Solapamiento) que no es más que no poder representar adecuadamente la señal cuando se muestrea digitalmente, las frecuencias de corte de los filtros se eligieron en base al ancho de banda que corresponde a las señales EOG.

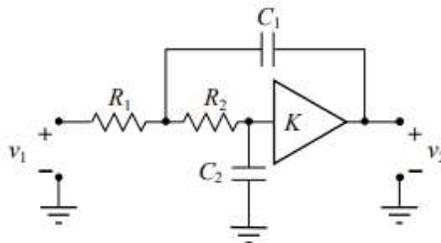


Figura 1. Filtro pasa bajos activo de segundo orden
Fuente: (Miyara, 2004).

Para la implementación del filtro activo se utilizó el amplificador operacional t1082 que cuenta con ancho de banda de 3 MHz, alta velocidad, entradas de alta impedancia JFET, bajo consumo de potencia, baja distorsión armónica.

2.3 Raspberry pi 3b+ y ADC

Para el tratamiento de la señal EOG se trabajó con la Raspberry pi 3b+ la cual ofrece un entorno de programación en Python bajo un sistema operativo basado en Linux, esta tarjeta no cuenta con un conversor analógico - digital integrado por lo que se hizo necesario trabajar con uno externo. Para este fin se utilizó el circuito integrado ads1115 el cual dentro de sus especificaciones nos ofrece un amplificador de ganancia programable, una resolución de 16bits, comunicación i2c el cual es un protocolo de comunicación serial que utiliza dos vías o cables de comunicación, donde



podemos tener a varios maestros controlando a uno o varios esclavos (Carletti, 2007), este integrado también ofrece una tasa de muestreo de 860sps (samples per seconds) que es más que suficiente para muestrear nuestra señal ya que esta tendrá una frecuencia máxima de 40Hz (Texas Instruments, 2009), este conversor cuenta con un paquete de su fabricante Adafruit para Python que facilita mucho su uso.

2.4 Recepción, tratamiento y envío de señales de control vía bluetooth

inicialmente se importan los paquetes necesarios para el uso del ADC, conexión bluetooth, machine learning, bus i2c, entre otros. Para la clasificación de la señal EOG se entrenó una máquina de soporte vectorial con una data de entrenamiento de 15 señales por movimiento ocular, este entrenamiento se realizó varias veces comenzando desde los datos sin procesar y luego adicionando cada una de las diferentes técnicas (línea nivel, wavelet, normalización, energía, anexo de características). Se establecieron seis movimientos oculares a clasificar que corresponden a los siguientes: vista a la derecha, vista a la izquierda, guiño ojo derecho, guiño ojo izquierdo, doble guiño ojo derecho, neutro o sin movimiento. A cada uno de estos se le asociara un movimiento del brazo robótico. En la tabla 1 se describen los movimientos oculares a clasificar en este artículo junto con la etiqueta que se le asigna dentro de este proceso de clasificación, se eligieron estos movimientos porque son los que más generan cambios en la diferencia de potencial presente en la zona ocular.

Tabla 1. Movimientos oculares, etiquetas y movimiento pinza.

Movimiento Ocular	Etiqueta	Movimiento pinza
vista a la der.	1	Giro a la der.
vista a la izq.	2	Giro a la izq.
Guiño ojo der.	3	Mover arriba
Guiño ojo izq.	4	Mover abajo
Sin movimiento	5	Sin movimiento
Doble guiño ojo der.	6	Cerrar o abrir pinza

Fuente: Elaboración propia

La señal proveniente del circuito de bio-amplificación está en el rango de $\pm 0.6V$ gracias a que el ADC lee voltajes negativos no fue necesario modificar este rango, de esta señal se toman 5000 muestras las cuales dan el tiempo necesario para registrar un movimiento ocular completo, el tratamiento de la señal por software comienza por darle una ganancia a la señal de 100 por comodidad de trabajar con números más grandes, seguidamente se traza una línea nivel de la señal que mejora la calidad de la misma eliminando oscilaciones con respecto al nivel central de la señal y conservando la variación realizada por el movimiento ocular, después de esto se aplican 3 niveles de wavelet quedándonos con el coeficiente de aproximación que es un vector de 625 puntos que conserva las mismas cualidades de la señal inicial, que después es normalizada entre 0 y 1 para dejar todos los valores de la señal positivos.

Otra parte importante del tratamiento que se realizó es la aplicación de la técnica de energía por ventaneo que ayuda a suavizar la señal y realzar la zona de interés donde se seleccionó una ventana de 5, el criterio de elección de esta venta se explica en el apartado de resultados. Después de esta técnica pasamos de una señal de 625 muestras a una de 125 muestras. Luego para aumentar las diferencias de la señal se creó una función donde se realiza un análisis matemático que deja como resultado características diferentes de cada movimiento ocular las cuales son anexada al final de la señal modificando la cantidad de muestras a 154. De esta manera se registraron las señales para la data de entrenamiento de la máquina de soporte vectorial, las



máquinas de soporte vectorial (Vectorial Support Machine-SVM): es un algoritmo de clasificación que por medio de un vector n-dimensional, intenta predecir a que clase pertenece. Utiliza descriptores para una realización de una clasificación multiclase, y con ayuda de algunos algoritmos que con base en datos muestras tomadas a través de la experimentación de algún sistema a predecir puede aprender (L. Acuña, A. V Torre, I. Moromi, and F. García. , 2014). una vez entrenada la maquina se extrae el modelo para la clasificación de los movimientos oculares dando como resultado la etiqueta correspondiente a cada movimiento, en base a esta etiqueta se envían los datos a Arduino vía bluetooth que será el encargado de controlar los servomotores del brazo robótico.

2.5 Comunicación y control (Raspberry pi y Arduino nano)

Para la comunicación bluetooth se utilizó el que viene integrado con las Raspberry pi y un módulo HC05 para la recepción de datos en Arduino, El módulo HC-05 es un módulo Bluetooth SPP (protocolo de puerto serie) fácil de usar, diseñado para Configuración de conexión en serie inalámbrica transparente (ITEAD Studio, 2010), la comunicación se establece por software desde Python donde por medio de la MAC del módulo HC05 se conectan los dispositivos.

Cada dato recibido en Arduino es el resultado de comparar continuamente la señal adquirida con el modelo de la máquina de soporte vectorial, esta etiqueta o resultado se corresponde con un movimiento específico programado en el Arduino el cual se verá reflejado con movimientos de 90 grados en el brazo robótico. El Arduino seleccionado para esta función es el nano debido a su tamaño y simpleza.

2.6 Pinza robótica

En la Fig. 2 se observa un brazo robótico de 4 grados de libertad el cual proveerá movimientos horizontales, verticales y la capacidad de sujetar por medio de una pinza. El brazo cuenta con tres servo motores SG90 que reciben su señal de control desde el Arduino nano.



Figura 2. Brazo robótico.
Fuente: Elaboración propia

2.7 Diagrama de bloques del sistema.

En la fig. 3 se observa el diagrama de bloques completo del sistema implementado, el cual consta de tres etapas principales: la etapa de adquisición, esta comienza desde el uso de electrodos para capturar las señales oculares, la parte de amplificación conformada por el amplificador de instrumentación pasando luego por un circuito de filtrado que nos ayudan a eliminar el nivel de DC y eliminar componentes no deseadas, inicialmente pasa por un filtro pasa altas pasivo de primer orden y luego por un filtro pasa bajas activo de segundo orden con frecuencias de corte de 0.07Hz y 30Hz respectivamente. Después del filtrado encontramos el circuito integrado Ads1115



que es el que hace de puente entre la parte analógica y el procesamiento digital realizado en la raspberry pi haciendo la conversión de analógico a digital.

El procesamiento digital que se la aplica a la señal, aquí se aplicaron la siguientes técnicas: se le da una ganancia a la señal para tener valores más cómodos con que trabajar luego se recorta la señal aplicando dos línea de nivel una positiva y otra negativa eliminando ruido presente en la señal y conservando las zonas de interés, se sigue aplicando tres niveles de la transformada wavelet usando el coeficiente de aproximación con lo que conseguimos reducir el número de muestras de la señal, después se normaliza la señal entre 0 y 1 dejando así una señal con solo valores positivos lo cual fue necesario para poder aplicar energía, ya que si hay valores negativos estos al aplicar la ecuación de energía quedan positivo al estar siendo elevados al cuadrado y se invierten las formas de onda de la señal. Finalmente se aplica una función creada por nosotros donde se resaltan diferencias de cada movimiento. la tercera y última etapa se ve en la identificación del movimiento comparando la señal con el modelo entregado por la SVM el cual nos arroja como resultado una etiqueta equivalente al movimiento realizado que se envía vía bluetooth hasta el Arduino que en base a la etiqueta recibida ejecutara el movimiento del brazo robótico.

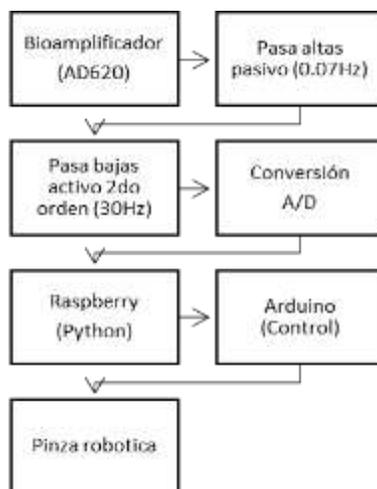


Figura 3. Diagrama de bloques del sistema.
Fuente: Elaboración propia.

2.8 Electrodo

La mayoría de los instrumentos biomédicos son dispositivos electrónicos y, por lo tanto, deben tener algún tipo de señal eléctrica como entrada, cuando se adquiere un biopotencial se hace necesario de un elemento que convierta esta señal en una señal eléctrica, esta conversión la realizan los electrodos que cumplen la función de transductores convirtiendo potenciales iónicos a eléctricos (Teran,2017). Para este proyecto se utilizaron electrodos superficiales de los cuales se ubicaron tres para medir los movimientos oculares horizontales, el electrodo de referencia o tierra se colocó en la parte central de la frente y los dos electrodos restantes se ubican en la parte lateral de los ojos como se observa en la Fig. 4, el protocolo que se lleva a cabo cada vez que se colocan es de limpiar la zona con alcohol antiséptico para eliminar las impurezas presentes y luego se aplica un gel electrolítico para mejorar la conductividad de la piel.

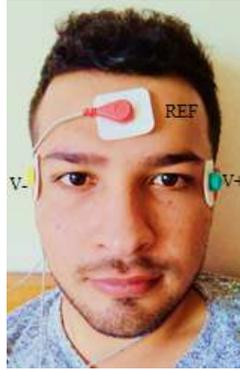


Figura 4. Ubicación de los electrodos.
Fuente: Elaboración propia

2.9 Wavelet

La Transformada Wavelet de una función $x(t)$ corresponde a la descomposición de dicha función en un grupo de funciones $\Psi_{m,n}(t)$ llamadas Wavelets (Walker, 2008). La Transformada Wavelet Discreta (DWT) de una señal continua se puede definir como (Addison, 2002):

$$DWT_{\Psi}x(m, n) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi_{m,n}(t) dt \quad (1)$$

Las wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet $\Psi_{m,n}(t)$, llamada la Wavelet madre, definida como:

$$\Psi_{m,n}(t) = |a_0|^{-m/2} \Psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (2)$$

En las últimas décadas la Transformada Wavelet se ha venido utilizando cada vez más en problemas de reconocimiento de patrones, procesamiento y síntesis de señales de diferentes tipos, análisis de imágenes, compresión de grandes volúmenes de información, eliminación de ruido de diferentes tipos de señales, y otros casos (Addison, 2002; Martínez et al, 2010).

La Transformada Wavelet, a diferencia de la transformada de Fourier, proporciona simultáneamente una representación en el tiempo y la frecuencia de una señal dada, por lo que es apropiada para el análisis de señales donde se necesita tener resolución de tiempo-frecuencia, tales como las señales de campo eléctrico de los rayos (Astafeva, 1996; Canal, 2008). En los últimos años la Transformada Wavelet ha sido empleada para analizar las señales de rayos. Sheshyekani et al (2006) utilizaron un caso particular de la Transformada Wavelet discreta, la Wavelet Haar, para identificar la ocurrencia de una descarga de retorno del rayo. (Miranda, 2008; Sharma et al, 2010) utilizaron la Transformada Wavelet para evaluar el espectro de potencia de los diferentes eventos de los rayos a partir de mediciones del campo eléctrico. (Gou et al, 2009) estudiaron el comportamiento fractal de las formas de onda del campo eléctrico producidas por la primera descarga de retorno empleando una técnica Wavelet multiresolución.



2.10 Vector machine support

La teoría de las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM por su nombre en inglés Support Vector Machines) es una nueva técnica de clasificación y ha tomado mucha atención en años recientes, En muchas aplicaciones, las SVM han mostrado tener gran desempeño, más que las máquinas de aprendizaje tradicional como las redes neuronales y han sido introducidas como herramientas poderosas para resolver problemas de clasificación. Una SVM primero mapea los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor (i.e.: si los puntos de entrada están en R^2 entonces son mapeados por la SVM a R^3) y encuentra un hyperplano que los separe y maximice el margen m entre las clases en este espacio como se aprecia en la Figura 6. (Betancourt, G. A. , 2005).

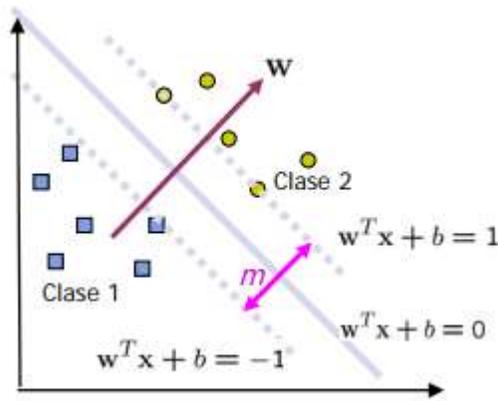


Figura. 6. Frontera de decisión de una SVM
Fuente:(Betancourt, G. A. , 2005).

la SVM encuentra el hyperplano óptimo utilizando el producto punto con funciones en el espacio de características que son llamadas kernels. La solución del hyperplano óptimo puede ser escrita como la combinación de unos pocos puntos de entrada que son llamados vectores de soporte. (Betancourt, G. A. , 2005).

III.RESULTADOS

3.1 Resultados

Tras la adquisición de las señales se identificaron las siguientes señales equivalentes a cada movimiento ocular realizado (ver Fig. 5), donde se puede apreciar la forma de onda y la forma en que varía la diferencia de potencial presente entre la córnea y la retina. Al entrenar la máquina de soporte vectorial se obtuvo un porcentaje de clasificación del 97.78%, obteniendo así un modelo que cumple con el fin de identificar cada movimiento realizado. Este porcentaje se obtuvo progresivamente aplicando las técnicas de procesamiento de señales que todas juntas y en el orden adecuado fueron mejorando la clasificación de la SVM.

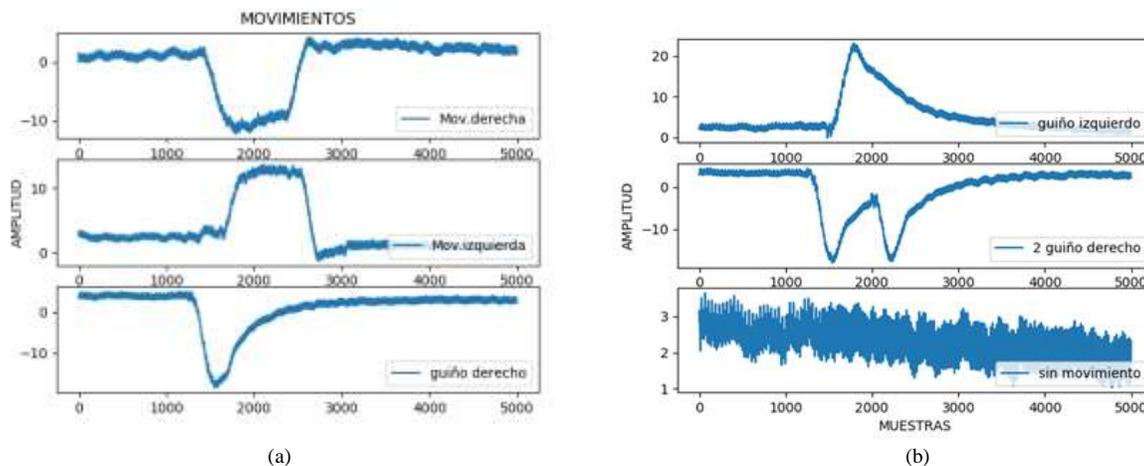


Figura 5. Movimientos oculares (a) movimientos 1,2,3 (b) movimientos 4,5,6.
Fuente: Elaboración propia

En la imagen anterior podemos identificar a simple vista que cada movimiento ocular representa una variación de voltaje distinto, también se observa que las señales no son del todo limpias a pesar de los filtros analógicos implementados y esto se debe a muchos factores como la adherencia de los electrodos hasta un mal filtrado de la fuente. Con la primera parte del tratamiento que corresponde a las técnicas de línea nivel, wavelet y energía se obtuvieron mejoras en la señal . El criterio para tomar la ventana de 5 en la técnica de energía se basó en elegir la señal que conservara mejor las características de la señal original, en la fig. 6 se observan la aplicación de tres ventanas distintas donde la señal de color azul tiene una ventana de 5, la de color naranja de 10 y la de color verde de 15, se seleccionó la ventana de 5 porque la señal conserva mejor la forma de onda del movimiento con detalles más suaves y suficientes muestras para seguir realizando análisis de los datos.

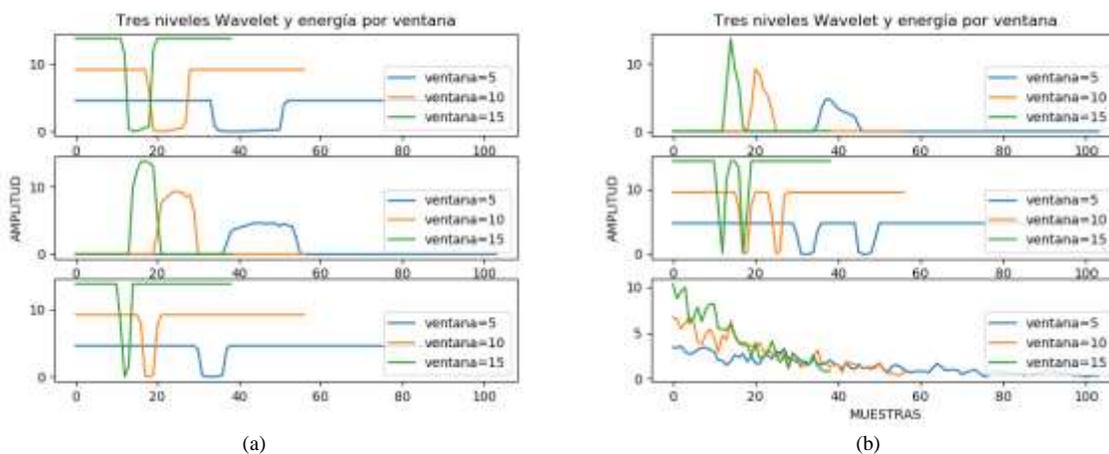


Figura 6. Comparación energía por ventaneo, (a) movimientos 1,2,3 (b) movimientos 4,5,6.
Fuente: Elaboración propia

En la siguiente figura podemos observar el resultado de aplicar las técnicas de línea nivel, wavelet, normalización y energía con la ventana seleccionada. .

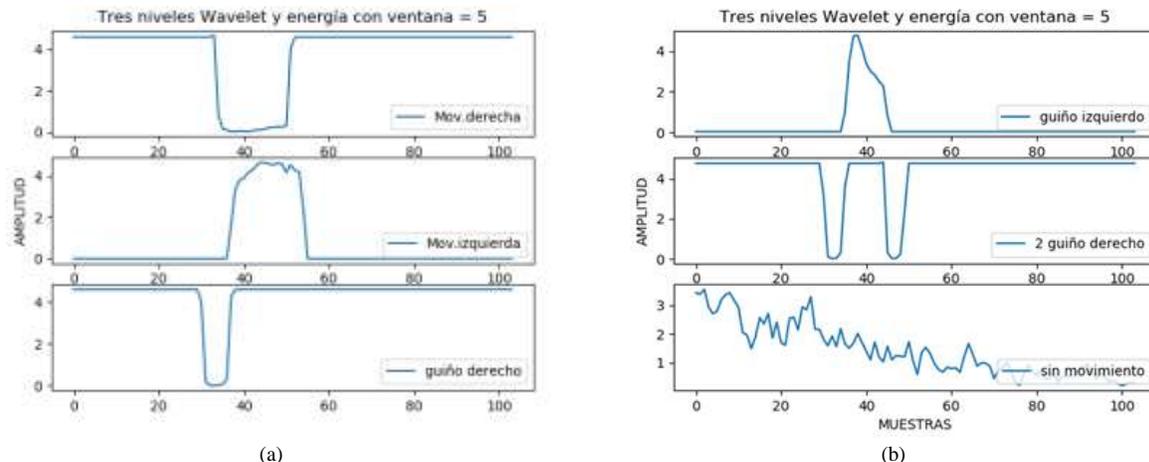


Figura 7. Resultado después de aplicar wavelet y energía. (a) movimientos 1,2,3 (b) movimientos oculares 4,5,6. Fuente: Elaboración propia

Aunque se obtuvo una mejora significativa de la señal, se presentaba un problema al momento de identificar cada movimiento. Esto porque algunas de las señales eran muy parecidas en cuanto a su forma por lo que la SVM no separaba estas clases de manera eficiente. debido a esto en la segunda parte del tratamiento se centró en dar solución a este problema y se creó una función que al recibir como entrada las señales vistas en la Fig. 7 nos devolviera esta misma señal concatenándole diferencias que ayudaran a diferenciar cada uno de los movimientos dentro de esta se realizó conteo de picos, identificación de valles o crestas, tamaño de los valles, de esta manera se logró mejorar el porcentaje de clasificación de la SVM. Podemos observar el resultado de este tratamiento en la Fig. 8.

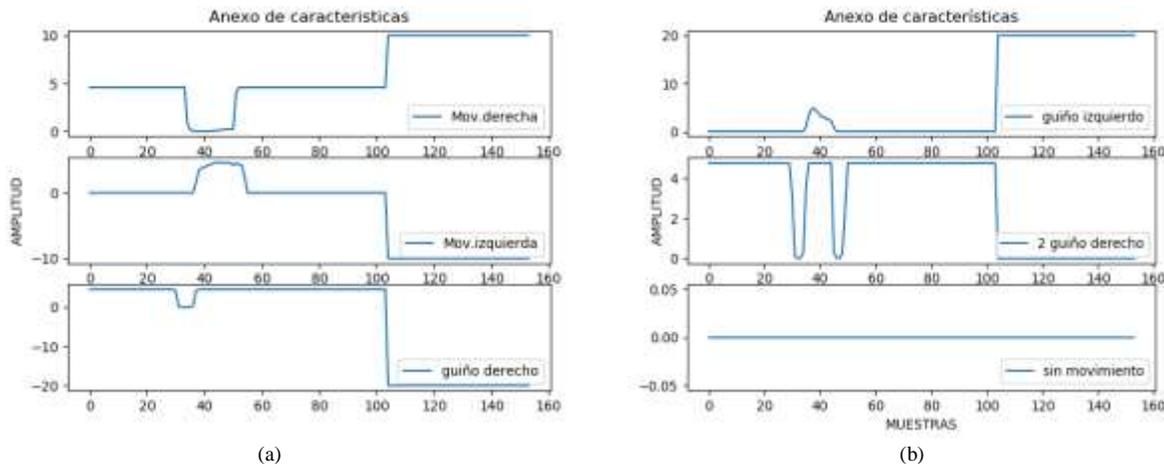


Figura 8. Resultado después de aplicar función encargada de anexas componente diferenciadora de cada señal (a) movimientos 1,2,3 (b) movimientos 4,5,6. Fuente: Elaboración propia

Una vez probado los circuitos de forma experimental en el laboratorio, se pasaron los circuitos de prueba a un placa de circuito impreso como diseño final, donde se adquirieron señal electro-oculográficas con poco ruido y de buenas prestaciones, también se diseñó una placa donde se colocó el Arduino nano para control de los servomotores que efectúan el movimiento del brazo quedando así un diseño portable tanto del circuito de adquisición como el del elemento a controlar (brazo) los circuitos se pueden observar en la Fig. 9.



Figura 9. Implementación de circuitos finales.
Fuente: Elaboración propia

En cuanto a los movimientos oculares se logró identificar de manera exitosa los seis movimientos descritos anteriormente, obteniendo un porcentaje de clasificación del 97.78% el cual se obtuvo al aplicar la siguiente ecuación.

$$\% \text{ Clasificación} = \frac{\# \text{ de aciertos}}{\# \text{ total intentos}} * 100 \quad (3)$$

Se logró obtener este porcentaje de clasificación gracias a el tratamiento aplicado a las señales con el cual se sacaron características que identifican a cada movimiento haciendo que todas las señales contaran con una característica propia y diferente a las demás.

Tabla 2. Datos y porcentaje de clasificación.

Técnica utilizada	Errores	% Error SVM
Datos crudos (sin procesamiento)	42/180	23,33
Línea nivel	44/180	24,44
Wavelet 3 niveles	54/180	30
Normalización (0 - 1)	52/180	28,88
Energía ventana=5	12/180	6,66
Anexo de características	4/180	2,22

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 2. observamos las técnicas utilizadas y el porcentaje de error del modelo de la máquina de soporte vectorial después de aplicada cada técnica, cabe resaltar que, aunque al comienzo el porcentaje tiende aumentar es en este orden de técnicas la que permite al final un porcentaje de error de tan solo el 2.22% .

La comunicación inalámbrica entre las etapas de procesamiento y la etapa de control se realizó de forma exitosa por medio de bluetooth la cual brinda mejores resultados al hacer el prototipo más portable. Al ser el actuador controlado a distancia posibilita el dar soluciones a problemas como en donde el usuario que lo porte necesite realizar actividades peligrosas o que afecten su salud por la exposición directa que de este modo evite los riesgos presentes y se lleven de manera correcta. . El prototipo se puede observar en la fig. 10.



Figura 10. Sistema de control y brazo mecánico.
Fuente: Elaboración propia

IV. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

4.1 Conclusión

Las señales electró-oculograficas son señales con amplitudes alrededor de los microvoltios y un rango de frecuencia desde un nivel de DC hasta los 50Hz por lo que al momento de diseñar un circuito de amplificación y filtrado es necesarios conocer estos parámetros evitando así eliminar información de la señal de interés. Este prototipo cumplió con los objetivos esperados donde se adquirió de forma eficiente las señales provenientes de los músculos oculares, donde se registraron 15 señales por movimiento diferentes a las señales utilizadas para entrenar la SVM con las que se realizó la predicción usando el modelo generado por el entrenamiento previamente hecho, dejando como resultado un porcentaje de clasificación del 97.78%, cada movimiento ocular se parametrizo a una pinza robótica que refleja cada movimiento realizado. Aunque en este artículo se utilizan las señales electró-oculograficas como señales de control en circunstancias donde no se puedan utilizar las extremidades, ya existen estudios en el campo de la medicina en los cuales utilizan estos potenciales biológicos para la detección de patologías que afecten el buen el funcionamiento del órgano que las genera. Este artículo de investigación brinda a la comunidad fuertes bases en cuanto a los circuitos de adquisición, amplificación y tratamiento de la señal a los cuales se le pueden hacer mejoras para la obtención de mejores resultados, con lo que se puede llegar también a dar solución a otras necesidades que ayuden a mejorar la calidad de vida de las personas ya sea en estado de discapacidad o no.

4.2 Discusión

él prototipo realizado cumplió con el funcionamiento esperado que son tener una etapa de adquisición por medio de electrodos y bio-amplificador de las señales EOG, se aplicaron técnicas adecuadas para el tipo de señal adquirida que finalmente nos entregan una señal representativa de cada movimiento ocular. Se logro parametrizar los movimientos oculares a una pinza robótica que otorga la capacidad de movimiento al usuario. Este dispositivo es de utilidad en el sector de la salud, ya que con el podemos evaluar las capacidades de los músculos oculares permitiendo el diagnóstico del estado de los mismos.



Existen más aplicaciones que podemos relacionar con este tipo de señales como el control de un cursor en un ordenador, dirigir una silla de ruedas electrónica, activar o desactivar dispositivos eléctricos, etc. Todas estas aplicaciones dan paso a mejorar la calidad de vida de personas con discapacidades física permitiéndoles una mayor autonomía y dándole capacidad de realizar acciones que no le son posible realizar.

Este artículo aporta de forma significativa métodos de adquisición de señales biomédicas y técnicas de procesamiento adecuadas para las señales EOG, en las cuales se puede profundizar y realizar mejoras haciendo uso de técnicas matemáticas avanzadas con las que se puedan hacer un mejor análisis y filtrado, aprovechando las nuevas herramientas que tenemos a nuestra disposición como sistemas embebidos con cada vez mejores características que permiten ejecutar cálculos más complejos y de forma más rápidas .

V. REFERENCIAS

Addison, P.,(2002). *The Illustrated Wavelet Transform Handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance* , Institute of Physics Publishing , Taylor & Francis , USA.

Alvarado, L. (2014). *La discapacidad: un problema físico y social*. Retrieved from <https://medium.com/desarrollo-social-y-economico/la-discapacidad-un-problema-fisico-y-social-a695cb34a039>

Astafeva , N.M.(1996). Wavelet analysis: basic theory and some applications , *Physics-Uspekhi*, Vol. 39, No 11, 1085-1108 .

Betancourt, G. A. (2005). Las máquinas de soporte vectorial (SVMs). *Scientia et technica*, 1(27).

Carletti, E. J. (2007). Comunicación--Bus I 2 C. *Robots Argentina*.

Canal, M.R.,(2008). Comparison of Wavelet and Short Time Fourier Transform Methods in the Analysis of EMG Signals , *J Med Syst*, 34, 91-94 .

Castro, P. S., Cantón, I. C., & others. (2014). Filtros No Lineales. *Tlatemoani*, (17).

Chávez Romero, Á. P. (2003). *Diseño y construcción de un sistema de adquisición de datos para el análisis de los electrooculogramas* (Bachelor's thesis, Quito: EPN, 2003.).

Devices, A. (1999). AD620 Low Cost, Low Power Instrumentation Amplifier. *Online] Www. Datasheetcatalog. Com.[Online]*, 1–20. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Low+Cost+Low+Power+Instrumentation+Amplifier+AD620#0>

Dicola, T. (2019). *Python y CircuitPython*. Retrieved from <https://learn.adafruit.com/assets/58680>

García Alejo, N. (2004). *La ciencia, los avances tecnológicos y la calidad de vida*. 3. Retrieved from www2.ib.edu.ar/becaib/bib2004/Finalistas/AlejoGarcia.pdf

ITead Studio. (2010). Hc-05 Bluetooth Module. *Datasheet*, 1.

L. Acuña, A. V Torre, I. Moromi, and F. García. (2014). “Uso de las Redes Neuronales Artificiales en el Modelado del Ensayo de Resistencia a Compresión de Concreto de Construcción según la Norma ASTM C39/C 39M,”



Mahecha, D., Lozano, F., & García, E. (2008). Control de mouse através de señales EOG y algoritmos de boosting. In *Memorias del XIII simposio de Tratamiento de Senales, Imágenes y Visión Artificial (STSIVA 2008)* (Vol. 2, pp. 57-60).

Martínez, A., Z., Pineda y A. Ramos (2010). Ocultamiento del mensaje de señales de voz usando la transformada de ondita Haar discreta , *Información Tecnológica*, Vol. 21 (3), 135-140.

MinSalud. (2018). *Sala situacional de Personas con Discapacidad (Nacional)*. *Minsalud*, 56 p. Retrieved from <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/PS/sala-situacional-discapacidad-junio-2018.pdf>http://ondiscapacidad.minsalud.gov.co/Documentos_compartidos/sala-situacional-discapacidad-febrero-2018.pdf<https://www.minsalud.gov>

Miyara, F. (2004). Filtros activos. *E-Book, Rosario: Universidad Nacional de Rosario*.

Pereira, J., Senatore, A., Touya, A., De Lima, J., Soler, R., & Simini, F. (2011). Determinación de la orientación del ojo mediante procesamiento del electrooculograma. *publicacion Revista Argentina de Bioingeniería SABI*.

Posada, L., & Cabrera, M. (2015). Control del movimiento de un vehículo a control remoto a través de señales EOG.

Teran, D. (2017). *Bioingeniería*.

Texas Instruments. (2009). Ads1113/Ads1114/Ads1115. *Datasheet*. Retrieved from <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ads1115.pdf>

Walker, J. S., A. (2008). *Primer on Wavelets and their Scientific Applications* , *Studies in Advanced Mathematics*, Segunda edición, Chapman & Hall/CRC, USA.