**Automatización del proceso de anotación de señales EEG asociadas a la epilepsia**

**Automation of the annotation process of EEG signals associated with epilepsy**

David Vela Aguilera (vel17075@uvg.edu.gt) Luis Alberto Rivera (larivera@uvg.edu.gt)

Departamento de Ingeniería Electrónica, Mecatrónica y Biomédica, Facultad de Ingeniería, Universidad Del Valle de Guatemala

**Resumen**

Guatemala presenta un estimado de 325,000 pacientes con epilepsia. Los electroencefalogramas son una herramienta útil al momento de que un especialista requiera revisar la actividad cerebral y discernir si hay un ataque epiléptico o no. El objetivo de este trabajo fue de mejorar la utilidad de la herramienta de *software* *Epileptic Analysis Toolbox*, por medio de la automatización de las anotaciones en los registros EEG. Para ello se emplearon las metodologías anteriores para el análisis de registros EEG, las cuáles fueron basadas en algoritmos de aprendizaje automático supervisado y no supervisado. Para los algoritmos supervisados se emplearon algoritmos de redes neuronales y de máquinas de vectores de soporte, mientras que las características de interés fueron en el dominio del tiempo y en el de tiempo-frecuencia. Se establecieron cuatro clases de interés: clase ictal (hay un ataque epiléptico), clase sana (no hay ningún signo de epilepsia), clase preictal (registro previo a un ataque epiléptico) o clase interictal (registro de un paciente con epilepsia, pero no hay ataque epiléptico). La mejor clasificación se obtuvo con dos clases, con un 100.0% de exactitud, mientras que para la clasificación entre cuatro clases se logró un 91.3%. La interfaz facilita el uso de la herramienta para personal médico.

**Palabras clave:** Electroencefalograma, aprendizaje automático, anotaciones, epilepsia.

**Abstract**

Guatemala has an estimated 325,000 patients with epilepsy. Elecroencephalograms are a useful tool when a specialist needs to review brain activity and discern whether there is an epileptic seizure or not. The objective of this work was to use and improve the utility of the *Epileptic Analysis Toolbox* software tool, an iteration created by the engineers María Jesus Angulo and Maria Fernanda Pineda, by automating the annotations in the EEG records. For this, the previous methodologies for the analysis of EEG records were used, which were based on supervised and unsupervised machine learning algorithms. Neural network and support vector machines algorithms were used for the supervised algorithms, while the features of interest where in the time domain and in the time-frequency domain. Four classes of interest were established: there’s an epileptic seizure (ictal class), there’s no sign of epilepsy (healthy class), it’s a record prior to an epileptic seizure (preictal class), or it´s a record of a patient with epilepsy, but there is no epileptic seizure (interictal class). The best classification was obtained with two classes, with an accuracy of 100.0%, meanwhile for the classification between four classes, an accuracy of 91.3% was achieved. This tool is designed in an interface made with the App Designer application within the MATLAB© 2019a software. The interface makes the tool easy to use for medical personnel.

**Keywords:** electroencephalogram, machine learning, annotations, epilepsy.

**Introducción**

La epilepsia es un trastorno médico que no afecta únicamente el ámbito de salud física, también en el ámbito social. Lo anterior se debe a que la condición genera un alto impacto emocional tanto al paciente como a quienes integran su círculo cercano (HUMANA, 2015). Para estudios de esta condición, los especialistas utilizan una herramienta conocida como electroencefalografía. Los electroencefalogramas (EEG) son registros que provienen de la lectura de la actividad eléctrica cerebral, producida por potenciales iónicos en las neuronas. Estas se captan por medio de electrodos posicionados generalmente con el sistema 10-20. Se tienen distintos tipos de electroencefalogramas, en dependencia de la intervención médica empleada para la lectura, pueden requerir un procedimiento quirúrgico (EEG profundo) o únicamente la colocación superficial de los electrodos. Una de las principales desventajas es que las magnitudes de las señales rondan en los microvoltios (Vaughan *et al.* 1996).

En Guatemala, el Centro de Epilepsia y Neurocirugía Funcional HUMANA emplea el análisis de registros EEG de sus pacientes para diagnósticos y documentación de las condiciones cerebrales. Estos registros son capturados por el centro con sus propios dispositivos, y se envían a los especialistas para que realicen anotaciones competentes para diagnóstico. Sin embargo, estos registros cerebrales pueden tomarse desde unos minutos hasta 24 horas seguidas, lo que hace que el procedimiento de encontrar ventanas de interés sea lento. Los métodos de detección y anotaciones datan de 1970, y se basan en una clasificación binaria, ya sea que haya presencia de un episodio epiléptico o un estado sano (Villanza *et al*. 2017).

Además de estas anotaciones binarias, se tiene la posibilidad de hablar de la patología de la señal con más variantes, por ejemplo, de un estado previo a un episodio epiléptico (estado preictal) o del estado en el que un paciente con epilepsia no sufre ningún episodio (interictal), así como la forma de la señal, denominada morfología (forma irregular, sinusoidal, monomorfa, polimorfa). Estas son características que un especialista con muchos años de experiencia y entrenamiento puede identificar, pero no se han implementado para una automatización (Morillo, 2005).

Para la detección de estos segmentos de forma autónoma, se han formulado soluciones en torno a la extracción de características de estas señales y emplear algoritmos de aprendizaje automático. Este aprendizaje automático es un conjunto de técnicas que forman parte de la inteligencia artificial. La idea de estos algoritmos es buscar el aprendizaje del algoritmo por medio de un gran conjunto de datos. Su característica de interés recae en que estos algoritmos pueden realizar clasificaciones de casos nuevos, todo esto en base a la experiencia adquirida con el entrenamiento (Gazabón, 2014). Entre estos algoritmos se encuentran las redes neuronales y las máquinas de vectores de soporte.

Las redes neuronales constan de la unión de varias “neuronas” o perceptrones. Estas se conectan entre sí, y llevan una distribución por capas. Cada perceptrón tiene de entrada a un grupo de datos, estos son las características de interés. Estas entradas pasan a un algoritmo que se encarga de multiplicar cada una por un coeficiente (peso) individual. Estos productos son sumados y generan el valor de salida, el cuál finalmente entra a una función de activación para obtener finalmente la clasificación del conjunto de datos de entrada (Hinojosa, 2020). Por otro lado, las máquinas de vectores de soporte se basan en el uso de hiperplanos de una dimensión definida con la idea de clasificar distintos datos. Se tiene la posibilidad de que, en caso el conjunto de datos no sea separable de forma lineal, se realice un mapeo no lineal a un espacio de mayor dimensión, con el objetivo que un hiperplano en ese espacio nuevo sea capaz de separar las características. En general son clasificadores binarios (se calcula si el dato está “por debajo” del hiperplano o “por encima de”), pero se pueden anidar para generar clasificaciones multi clase (Evgeniou y Pontil, 2001).

Para que los algoritmos presenten un buen desempeño, parte de la tarea es encontrar qué características son relevantes para la separación de las clases. Las clases empleadas en esta iteración están basadas en los resultados del trabajo previo de esta línea de investigación, gracias a que los resultados apuntaron a que el uso de características en el dominio de tiempo y tiempo-frecuencia fueron útiles (Angulo, 2020). Las características en el tiempo continuo fueron momentos estadísticos (desviación estándar y curtosis), el valor absoluto medio (MAV), los cruces por cero de la señal (ZC) y la energía acumulada. Para el dominio tiempo-frecuencia, se empleó la transformada de Wavelet, la cuál es recomendada sobre la transformada de Fourier gracias a que las señales biomédicas no presentan estacionalidad (Talebi, 2020). Una vez la señal era transformada, se obtenían las características de potencia, media, desviación, curtosis, asimetría y cruces por cero.

**Materiales y métodos**

La arquitectura del apartado para la automatización de anotaciones se divide en dos segmentos fundamentales. El primero de estos segmentos es el módulo de entrenamiento del clasificador a emplear para la automatización de las anotaciones. El segundo segmento es un módulo donde el usuario puede desplegar el registro EEG con anotaciones sobre la patología y morfología del registro. Esta herramienta fue desarrollada en el *software* Matlab®. Esta arquitectura se puede observar en la figura 1.

Imagen que contiene Aplicación

Descripción generada automáticamente

**Figura 1**. Diagrama de la arquitectura mencionada.

**Segmento del entrenamiento del algoritmo**

La creación de este apartado tiene como objetivo que un encargado pueda personalizar los tipos de anotaciones sobre patología que la herramienta tomará en cuenta. Es indispensable para este paso que se cuente con señales EEG que ya hayan sido catalogadas en una de las distintas patologías disponibles: ictal, sano, preictal o interictal. En dependencia del tipo de anotaciones que se busque, pueden requerirse únicamente las primeras dos o tres. Este segmento se separa en tres apartados clave: la carga de las señales EEG, la extracción de las características de estas señales EEG y el entrenamiento y generación del clasificador que será el encargado de etiquetar las señales EEG distintas a las utilizadas para el entrenamiento.

*Carga de las señales etiquetadas*

En esta fase, se requieren las señales ya identificadas para poder emplearlas como set de entrenamiento y validación. Para este trabajo, se emplearon las señales de la base de datos del concurso de *Kaggle – American Epilepsy Society Seizure Prediction Challenge* para las señales preictal e interictal, mientras que para la ictal y sana se emplearon las bases de datos proveídas por la Universidad de Bonn, en Alemania (Kaggle, 2015). Las señales proveídas por *Kaggle* constaban de registros con 15 canales, 3,000,000 de datos por canal, tomados con una frecuencia de muestreo de 5,000Hz. Esto da como resultado señales de 10 minutos de duración. Las señales proveídas por Ubonn contaban con un total de 1 canal, con 409,700 datos por canal, a una frecuencia de muestreo de 173.6Hz. Estas señales eran de casi 40 minutos (39.4 minutos).

Al momento de cagar las señales, en la aplicación se despliega información pertinente a la señal, tales como su frecuencia de muestreo, la dimensión de la información (de forma *canales × muestras*), así como el tiempo de duración, dispuesto en el formato Días Horas:Minutos:Segundos (DD HH:MM:SS).

*Extracción de características*

La extracción de las características se enfoca en pasar las señales de interés cargadas a datos numéricos. Para la obtención de los datos, se hizo uso de la herramienta de ventaneo, la cual consta en separar la señal completa en distintas “ventanas” de tiempo definido. Para este caso, se procuró que las ventanas fuesen siempre de 1 segundo. Al hacer el ventaneo, a cada ventana se le calculan los parámetros matemáticos definidos y se guarda en un arreglo con dimensiones *canales\*características × ventanas.*

Los parámetros por calcular fueron basados en el trabajo de Angulo (2020), de los cuáles se mostraron buenos resultados. Estos datos o características se separan en las de tipo de tiempo continuo o las de Wavelet. Las de tiempo continuo empleadas son: desviación estándar, curtosis, cruces por cero (ZC), valor medio absoluto (MAV) y energía acumulada. Por otro lado, las características de Wavelet se obtienen al pasar la señal por la transformada de Wavelet. A la señal transformada, se le calculan las características, la cuales son: potencia, media, desviación, curtosis, asimetría y cruces por cero (ZC).

Las características de tiempo continuo se emplean por su facilidad de cálculo, mientras que las de Wavelet se emplean gracias a su efectividad para representar con características numéricas a los distintos tipos de señales. Al finalizar la selección y extracción, se genera un vector de características, el cual ya se puede usar para entrenar y generar al clasificador deseado.

*Entrenamiento y generación del clasificador*

Para finalizar, se puede emplear el vector de características para definir uno de los dos tipos de clasificadores disponibles: una red neuronal (RNA) o una máquina de vectores de soporte (SVM). Para mantener las opciones del trabajo pasado, se segregó las características a modificar de cada uno: para la RNA se puede establecer los porcentajes de los grupos de entrenamiento (grupo de datos de entrenamiento, grupo de datos de validación y grupo de datos de prueba), mientras que para la SVM se realizó validación cruzada. Además, se puede establecer el Kernel del SVM entre lineal o gaussiano. Las anotaciones que se automatizan con estos algoritmos supervisados son las respectivas a la patología.

**Segmento de despliegue de las anotaciones automáticas**

La creación de este apartado tiene como objetivo que un encargado pueda personalizar los tipos de anotaciones sobre patología que la herramienta tomará en cuenta. El objetivo es que el médico encargado pueda seleccionar el registro de su interés, observarlo en un gráfico y guardar información relevante.

*Selección del registro de interés*

La herramienta permite al usuario seleccionar y cargar el registro EEG que se desea analizar. Al cargarlo, se permite seleccionar los canales que sí le interesa considerar dentro del análisis para la generación de las anotaciones. En esta se despliega la misma información del registro que en el apartado de *Carga de las señales Etiquetadas*, como la duración del registro, frecuencia de muestreo y dimensiones de este. En este momento, es posible que el usuario seleccione la cantidad de canales que requiera procesar en el algoritmo clasificador. Al momento de tener los canales ya establecidos, el usuario prosigue a cargar el algoritmo clasificador generado en la etapa anterior. Cuando ya esté cargado el registro EEG y el clasificador, el usuario puede procesar el registro, lo que procede a extraer las características correspondientes y clasificar los segmentos de un segundo de cada canal en la categoría predicha. También se procede a realizar un proceso de aprendizaje automático no supervisado, el cuál agrupa los segmentos en morfologías monomorfas o polimorfas. Las monomorfas son aquellas que tienen dominancia de una banda de frecuencias, una poliforma por el contrario tiene una dominancia de distintas bandas de frecuencia.

*Despliegue del registro y anotaciones automáticas*

La última etapa para las anotaciones automáticas es el despliegue de la información. En una aplicación distinta, se observan dos gráficos: uno con anotaciones respecto a la patología y otro respecto a la morfología. Las anotaciones se realizan por medio de colores en el gráfico: si el trazo tiene determinado color, significa que el algoritmo clasificó esa ventana de registro en determinada clase. Se tienen 8 distintos colores. El usuario puede indicar la hora a la que se inició la toma de datos si se tiene conocimiento de esto, así como cambiar la cantidad de segundos que son mostrados en los gráficos. Se tiene la opción de recorrer por trozos de tiempo toda la señal, tanto hacia adelante como hacia atrás. Si se requiere analizar una ventana de tiempo en específico, es posible generar una figura externa con los canales que estuvieron en el análisis y guardarla como una imagen para su portabilidad. También se genera un documento .XLS que contiene una tabla con información simple y relevante del análisis realizado.

**Resultados y discusión**

**Desempeño de los clasificadores**

En las tablas 1 y 2 se presentan de forma representativa dos matrices de confusión generadas en los entrenamientos de los distintos clasificadores. La tabla 1 es el resultado de un clasificador SVM con un *kernel* gaussiano. Las características extraídas a cada ventana de un segundo fueron características en tiempo contínuo, y se emplearon todas las que se tienen disponibles para este tipo de análisis. El algoritmo tuvo una mayor confusión entre las clases preictal e interictal; un motivo para ello es de que los segmentos interictales son segmentos que no presentan episodios ictales, pero corresponden a un paciente con epilepsia, mientras los preictales son en esencia lo mismo, pero tomados con una ventana de 30-40 minutos previo al episodio ictal.

**Tabla 1**. Matriz de confusión de ejemplo para una máquina de vectores de soporte

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Matriz de confusión: SVM con características en tiempo continuo y kernel gaussiano** | | | | | | |
| **Clase predicha** | *Ictal* | 25.0% | 0.4% | 0.0% | 0.0% | 98.4%  1.6% |
| *Sano* | 0.0% | 24.2% | 0.0% | 0.4% | 98.3%  1.7% |
| *Preictal* | 0.0% | 0.4% | 20.0% | 2.5% | 87.3%  12.7% |
| *Interictal* | 0.0% | 0.0% | 5.0% | 22.1% | 81.5%  18.5% |
|  | | 100%  0.0% | 96.7%  3.3% | 80.0%  20.2% | 88.3%  11.7% | **91.3%**  **8.8%** |
| *Ictal* | *Sano* | *Preictal* | *Interictal* | ***Exactitud*** |
| **Clase Objetivo** | | | |  |

**Tabla 2**. Matriz de confusión de ejemplo para una red neuronal

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Matriz de confusión: RNA con características de Wavelet** | | | | | | |
| **Clase predicha** | *Ictal* | 24.0% | 0.5% | 0.0% | 0.0% | 98.1%  1.9% |
| *Sano* | 0.8% | 24.5% | 0.1% | 0.0% | 96.4%  3.3% |
| *Preictal* | 0.1% | 0.0% | 16.0% | 8.5% | 65.0%  35.0% |
| *Interictal* | 0.0% | 0.0% | 8.9% | 16.5% | 64.9%  35.1% |
|  | | 96.7%  3.3% | 98.2%  1.8% | 64.0%  36.0% | 65.8%  34.2% | **81.2%**  **18.8%** |
| *Ictal* | *Sano* | *Preictal* | *Interictal* | ***Exactitud*** |
| **Clase Objetivo** | | | |  |

**Tabla 3**. Resumen del desempeño de distintas pruebas con algoritmos RNA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Resumen de desempeño de los algoritmos RNA** | | |
| Tipo de características | Número de Clases | Exactitud |
| Tiempo Continuo | 2 | 100.0% |
| 3 | 97.9% |
| 4 | 88.0% |
| Wavelet | 2 | 97.7% |
| 3 | 98.2% |
| 4 | 81.2% |

**Tabla 4**. Resumen del desempeño de distintas pruebas con algoritmos SVM

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Resumen de desempeño de los algoritmos SVM** | | | |
| Tipo de características | Kernel | Número de Clases | Exactitud |
| Tiempo Continuo | Gaussiano  (RFB) | 2 | 99.8% |
| 3 | 98.9% |
| 4 | 91.3% |
| Lineal | 2 | 100.0% |
| 3 | 97.2% |
| 4 | 88.3% |
| Wavelet | Gaussiano  (RFB) | 2 | 98.7% |
| 3 | 98.3% |
| 4 | 83.3% |
| Lineal | 2 | 97.9% |
| 3 | 97.2% |
| 4 | 77.1% |

En las tablas 3 y 4 se observa el resumen de las distintas combinaciones de los algoritmos RNA y SVM, manteniendo en todos los análisis la totalidad de las características del análisis (MAV, ZC, desviación estándar, curtosis y energía acumulada para las características de tiempo continuo y potencia, media, desviación, curtosis, asimetría y ZC para las de Wavelet). Se observa que hay una disminución de exactitud al aumentar el número de clases. El mejor desempeño para dos clases se comparte entre el SVM y el RNA con un 100.0%, ambas con características de tiempo continuo y la SVM con *kernel* lineal. Para tres clases, el mejor desempeño en exactitud se obtuvo con un algoritmo SVM, características en tiempo continuo y un *kernel* Gaussiano, obteniendo una exactitud de 98.9%. Por último, con cuatro clases, el algoritmo SVM, características en tiempo continuo y *kernel* Gaussiano obtuvo el mejor desempeño en exactitud, con un valor de 91.3%.

**Interfaz gráfica**

Las interfaces detalladas previamente fueron generadas con ayuda de la aplicación de *App Designer* de MATLAB®. La interfaz permite que los usuarios se enfoquen en revisar y guardar capturas de interés respecto al registro EEG del paciente, sin la necesidad de un compromiso previo a los conocimientos de aprendizaje automático supervisado y no supervisado, así como conocimientos en programación. La versión de MATLAB empleada fue la 2019a, dentro de una computadora personal con sistema operativo Windows 10. En las figuras 2 a 7 se muestran las ventanas de la aplicación que son de relevancia para este artículo.

Texto

Descripción generada automáticamente con confianza baja

**Figura 2**. Ventana de ingreso al apartado de las anotaciones de la interfaz gráfica.

En la figura 2 se muestra la ventana de ingreso para el apartado de las anotaciones dentro de la herramienta. En ella, las opciones para crear el algoritmo de clasificación y de anotaciones automáticas se habilitan en dependencia del tipo de usuario. Un administrador directo puede ingresar a ambas, mientras que un doctor únicamente puede ingresar a las anotaciones.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

**Figura 3**. Ventana de carga de señales en el apartado de generación del algoritmo.

Si el administrador ingresa con el botón de “Crear algoritmo” se observa la ventana que se muestra en la figura 3. En esta pestaña se permite seleccionar la clasificación a realizar, así como la carga de cada señal de entrenamiento. Es posible seleccionar un archivo .EDF o uno .MAT. Completar esta pestaña es requerido para pasar a la extracción de características.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

**Figura 4**. Ventana de extracción de las características.

Para la extracción de las características, se debe de ingresar a la siguiente pestaña, lo que despliega la ventana mostrada en la figura 4. Dentro de ella, se selecciona el análisis y las características disponibles para el tipo de análisis, así como el canal empleado para el entrenamiento. En este caso se emplea uno solo, ya que las bases de datos de las señales de Ubon contenían únicamente 1 canal, mientras que las de *Kaggle* contenían hasta 15 canales. Este apartado genera un vector de características en formato .MAT que se emplea en la siguiente pestaña. Se debe de guardar en la ubicación que el usuario prefiera.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

**Figura 5**. Ventana de entrenamiento y generación del clasificador.

En la última pestaña (figura 5), se presentan las configuraciones para generar el algoritmo clasificador. Se requiere un archivo .MAT generado en la pestaña anterior. Manteniendo la continuidad de la versión anterior de esta línea de investigación, para las RNA se establecen porcentajes para los distintos conjuntos de entrenamiento, mientras que para la SVM se realiza el método de validación cruzada y el *kernel* respectivo. Al finalizar el entrenamiento, se da la posibilidad de guardar el clasificador para poder emplearlo en el siguiente paso: la automatización de las anotaciones.

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente

**Figura 6**. Ventana de procesamiento y clasificación del registro de interés.

El apartado de automatización de anotaciones comienza con la selección de la nueva señal a procesar. En este apartado ya pueden ingresar los médicos. Dentro de esta ventana (figura 6) se permite subir un registro EEG de múltiples canales. El usuario selecciona qué canales desea procesar, así como qué algoritmo de clasificación desea emplear. Al momento de ya haber cargado la señal, seleccionado los canales y cargado el clasificador, se procesan los canales de interés y se permite la opción de observar las anotaciones.

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente

**Figura 7**. Ventana de visualización de las anotaciones.

El resultado final es la aplicación mostrada en la figura 7. En ella se tienen con colores los trazos en dependencia de la etiqueta respectiva. Esto es tanto para la primera gráfica (enfocada en patología) como para la segunda (enfocada en morfología). Dentro de esta herramienta, el médico o administrador puede cambiar los colores a conveniencia, así como la ventana de tiempo a visualizar. Se puede establecer el tiempo real en el que comenzó la obtención de datos. Si hay una ventana que es de suma relevancia, en lugar de repetir el procedimiento de visualización, se puede exportar una imagen en formato .PNG con una figura y los canales de interés, así como un archivo en formato .XLS con información relevante sobre la imagen generada y el análisis en general.

**Conclusiones**

La extensión de la funcionalidad de la herramienta generada permite que tanto médicos como administradores puedan realizar análisis, visualización y captura de anotaciones relevantes, así como el desarrollo simplificado de un algoritmo de aprendizaje automático para la necesidad que se tenga. Es una herramienta versátil, pues limita ciertas características para que los usuarios sepan qué parámetros pueden variar, pero no los limita a que puedan generar distintas combinaciones de clasificadores para distintos análisis, y evaluar cada uno a su criterio para determinar cuál es el que satisface la necesidad en ese momento.

Los resultados de los clasificadores muestran que, a mayor cantidad de clases, se pierde la exactitud del algoritmo, en especial entre la clasificación de una clase preictal y una intercictal. Lo anterior se debe a la naturaleza similar de ambas señales, en las que se podría catalogar a las preictales como una forma de registro interictal. Sin embargo, a excepción del clasificador SVM con características Wavelet y *kernel* lineal, los algoritmos presentan una exactitud mayor a 80.0%, llegando la mayoría a más de 90.0%. Lo que nos indica que los clasificadores generados son adecuados para su uso en la clasificación de señales sanas, ictales, preictales e interictales.

La herramienta presenta utilidad para el estudio de la epilepsia, puesto que generando las anotaciones con trazos de colores característicos se evita la escritura de texto, lo que permite una identificación rápida de la clase de la ventana de interés, así como la posibilidad de la personalización de los colores de la leyenda al gusto del médico o especialista.

**Agradecimiento**

Se agradece al Dr. Abel Sanabria y Dr. Juan Carlos Lara, doctores de HUMANA, por el apoyo en la obtención de registros EEG para emplear dentro de la herramienta de *software*, así como su retroalimentación y validación de la interfaz final.

**Bibliografía**

Angulo, M. (2020) *“Análisis y Reconocimiento de Patrones de Señales Biomédicas de Pacientes con Epilepsia”*, Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala.

Evgeniou, T. y Pontil, M. (2001) *“Support Vector Machines: Theory and Applications”*, 2049: 249-257.

Gazabón, G. (2014) *“Modelo de Machine Learning para la Clasificación de pacientes en términos del nivel asistencial requerido en una urgencia pediátrica con Área de Cuidados Mínimos”*, Tesis de maestría, Universidad Tecnológica de Bolívar.

Hinojosa, C. (2020) *Machine Learning I*, https://carloshinojosa.me/courses/deep-learning-labs/concepts/, Accedido: 18-08-2021.

HUMANA. (2015) *Epilepsia*, https://humanagt.org/epilepsia/, Accedido: 02-05-2021.

Kaggle. (2015) *American Epilepsy Society Seizure Prediction Challenge,* https://www.kaggle.com/c/seizure-prediction/data, Accedido: 10-05-2021.

Quinga, F. (2017) *“Predicción de crisis epilépticas utilizando técnicas de procesamiento de señales eletroencefalográficas y aprendizaje de máquina”*, Tesis de licenciatura, Universidad de las Fuerzas Armadas de Ecuador.

Morillo, L. (2005) *Análisis Visual del Electroencefalograma*, Guía Neurológica Neuro Electro Diagnóstico 7:143-163.

Subramaniyam, N. (2018) *“Pitfalls of Filtering the EEG Signal”*, https://sapienlabs.org/pitfalls-of-filtering-the-eeg-signal/Accedido 11-08-2021

Talebi, S. (2020) *The Wavelet Transform*, https://towardsdatascience.com/the-wavelet-transform-e9cfa85d7b34, Accedido: 08-09-2021.

Vaughan, T. Wolpaw, J. y Donchin, E. (1996) *“EEG-based communication: prospects and problems”*, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering 4(4): 425-430.

Villazana, S. Eblen, A. Montilla, G. y Seijas, C. (2017) “*Detección de cambios abruptos en señales epilépticas en EEG”*, Archivos de Neurociencias, 22(3): 6-18.