**Implementación de un sistema generador de pulsos binaurales y clasificación automática de etapas de sueño para tratamiento de trastornos de sueño.**

**Implementation of a binaural pulse generator system and automatic sleep stage classification for the treatment of sleep disorders.**

Diego Alejandro Alegría Ochoa (ale15171@uvg.edu.gt)

Luis Alberto Rivera Estrada (larivera@uvg.edu.gt)

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

**Resumen**

Durante el sueño ocurren eventos importantes, cambios fisiológicos en los órganos y sistemas, se consolida la memoria y el cuerpo entra en un estado de recuperación no solo física sino también psicológica. El sueño es una necesidad básica del ser humano y muchas personas sufren de condiciones médicas que no les permiten obtener un descanso reparador al dormir. Motivado con ofrecer soluciones para las afecciones relacionadas al sueño y mejorar la calidad de vida de las personas, este trabajo tiene la finalidad de presentar resultados sobre la integración de un sistema de generación de pulsos binaurales capaz de generar un plan de sueño para corregir patrones no deseados y evaluar su impacto con un clasificador automático de etapas de sueño. Un módulo de reconocimiento de patrones de señales biomédicas que realiza el trabajo de clasificador para etapas de sueño entrenado con datos públicos de más de 120 noches de sueño y un módulo generador de pulsos binaurales para inducir etapas de sueño utilizando una pista de audio portadora para modular los pulsos binaurales. El clasificador desarrollado obtuvo una precisión de 80% para clasificar 5 etapas de sueño siendo este un clasificador robusto al haber sido entrenado con un método entre-sujetos lo que permite una habilidad de predicción a distintos perfiles de pacientes.

**Palabras clave:** sueño, aprendizaje automático, señales electroencefalográficas.

**Abstract**

As the human sleeps, important events occur, physiological changes in the organs and systems, memory is consolidated, and the body enters in a state of recovery not only physical but also psychological. Sleep is a basic human need, and many people suffer from medical conditions that prevent them from getting recovery. Motivated by offering solutions for sleep-related conditions and improving people's quality of life, this work present the results of the integration of a binaural pulse generation system capable of generating a sleep plan to correct patterns that are not desired and evaluate their impact with an automatic sleep stage classifier. A biomedical signal pattern recognition module that performs the work of a classifier of sleep stages. The module trained with public data from more than 120 nights of sleep and a binaural pulse generator module to induce sleep stages using a carrier audio track to modulate binaural beats. The developed classifier obtained an 80% precision to classify 5 sleep stages, this being a robust classifier as it was trained with an inter-subject method, which allows a prediction ability to different patient profiles.

**Keywords:** sleep, machine learning, electroencephalographic signals.

**Introducción**

La estimulación cerebral por pulsos binaurales ha sido un tema disruptivo en las últimas décadas por los hallazgos de como a través de procesos de sincronización el cerebro llega a estados cognitivos o de humor solo con escuchar pulsos de sonido que presentan distintas frecuencias para cada oído como lo plantea la investigación (Kuwada et al. 1979). Sumado a esto, la evolución tecnológica ha permitido monitorear en tiempo real la reacción que el cerebro está teniendo a estos estímulos a través de interfaces de cerebro computador. Estas interfaces permiten tener una idea más cercana de como este proceso de sincronización sucede y las mejorías que se pueden realizar a los métodos. Estas investigaciones sobre inducción de estados cognitivos han ido desde mejorar los procesos de creatividad y consolidación de memoria (Reedjik et al. 2013) hasta inducir estados de vigilancia (Lane et al. 1979).

En años anteriores se ha realizado un esfuerzo de investigación en la Universidad del Valle de Guatemala relacionado a las señales bioeléctricas asociadas a distintos estados neurológicos y como estas explican su comportamiento y calidad. En 2018 se realizan los primeros estudios documentados por Aguirre (2018) y Godoy (2018), donde se buscaba desarrollar sistemas en donde primero se recolectan las señales producidas por el cerebro a través del procedimiento médico de colección de señales bioeléctricas llamado encefalograma. Luego, a través de estas señales, retroalimentar al cerebro del sujeto de estudio para mejorar su respuesta a ciertos estados neurológicos como el estrés o cuando existe una necesidad de atención profunda.

En 2019 se continúan las investigaciones sobre cómo mejorar los procesos neuronales en presentadas en el trabajo de Muñoz (2019). Esta vez ya se enfocan específicamente en el estudio del sueño y se realiza análisis exploratorios de cómo combatir los problemas de sueño en atletas, estudio totalmente justificado en la dolencia que sufren para poder conciliar el sueño y esto provocando un déficit en su desempeño profesional. Las investigaciones empiezan a tomar un sendero relacionado a lo antes mencionado usando técnicas de neuro-retroalimentación con pulsos binaurales para poder centrar la frecuencia de operación de ciertas ondas cerebrales asociadas al sueño. Para esta fase del proyecto se empezaron a diseñar distintos módulos como lo son la interpretación de ondas cerebrales con algoritmos de clasificación de aprendizaje automático, así como un dispositivo que pueda emitir estos pulsos que en aquel entonces fueron probados desde la 2 computadora.

Para el año de 2020 se unen dos estudiantes más al proyecto y dividen el trabajo. La primera parte consistió en el dispositivo clasificador, el cual fue entrenado con algoritmos de aprendizaje automático alimentado a través de un proceso intra-sujeto informado en López (2020). La otra parte del trabajo fue el desarrollo de un dispositivo de producción de pulsos binaurales en una *Raspberry Pi* como se puede observar en la Figura 1, la cual permite movilidad y además una aproximación a un sistema embebido el cuál puede ser usado en clínicas de sueño para facilitar los análisis, documentado en Guerrero (2020), pero con las restricciones de la arquitectura de computadora que este dispositivo tiene. Según López (2020) y Guerrero (2020) podemos notar que son trabajos complementarios lo que abre espacio a esta investigación para un proyecto integrador y además de estudio de sus efectos. El trabajo de las fases anteriores concluye con avances importantes pero dejando aún incógnitas como el diseño de un estudio cuantitativo o estadístico que valide la eficacia de los pulsos binaurales, la población a evaluar y las mejores prácticas para hacerlo. No se determinó en fases anteriores tampoco cuales son las mejores frecuencias para las distintas fases de sueño, seleccionar el mejor algoritmo clasificador según las necesidades. Por último y más importante realizar una integración del generador de pulsos binaurales con el módulo clasificador

El trabajo de las fases anteriores concluye con avances importantes, pero dejando aún incógnitas como el diseño de un estudio cuantitativo o estadístico que valide la eficacia de los pulsos binaurales, la población a evaluar y el orden del flujo en el cual debe de ser ejecutada una sesión de análisis. No se determinó en fases anteriores tampoco cuales son las mejores frecuencias para las distintas fases de sueño, seleccionar el mejor algoritmo clasificador según las necesidades. Por último y más importante realizar una integración del generador de pulsos binaurales con el módulo clasificador.

**Materiales y métodos**

La arquitectura del sistema integrado puede ser observado en la figura 1. Esta arquitectura plantea modificaciones fundamentales respecto a diseños pasados propuestos en López (2020) y Guerrero (2020) en donde se planteó un sistema que utiliza como referencia la misma etapa en la que se encuentra un paciente teniendo un problema de redundancia llevando a un proceso cíclico sin fin de repetición de la misma etapa. En el diseño planteado por este trabajo se utiliza un plan de sueño, que es una distribución preseleccionada de etapas de sueño en el orden que un ciclo de sueño ideal debería de tener según la literatura consultada en (Patel et al. 1979).

Diagram

Description automatically generated

**Figura 1**. Arquitectura de sistema integrado

**Colección de datos**

En esta investigación se plantea la utilización de una base de datos pública sumado a esfuerzos de investigadores de la Universidad del Valle para recolectar. La utilización de un acercamiento inter-sujetos nos permite captar la varianza que existe entre distintos tipos de individuos y así lograr una precisión en el clasificador que no dependa del sujeto a aplicar el tratamiento. La cantidad de datos necesaria para mejorar un modelo de clasificación es importante, debido a que no se cuenta con los recursos necesarios para armar un conjunto de datos lo suficientemente grande se refuerza la idea de sumar datos públicos a la investigación. Debido a la pandemia del COVID-19 y a las restricciones de movilidad y distanciamiento social es recomendado no exponer a pacientes a clínicas en donde más personas puedan asistir, motivado por priorizar la salud y bienestar de pacientes y el equipo investigador. Se escogió el lenguaje de programación Python en un entorno en línea llamado Google Colab, una plataforma en línea que cuenta con librerías para utilizar modelos ya diseñados, una fuerte comunidad en línea para soporte y herramientas de visualización para poder entender las métricas y resultados.

*Obtención de datos de entrenamiento*

La base de datos *Sleep-EDFX* (Imtiaz et al. 2015) es una base de datos que recoge información de hasta  
83 sujetos, teniendo dos noches por cada uno de los pacientes sanos. Esta base de datos  
fue escogida debido a que contiene una gran cantidad de información no solo de los datos  
de polisomnografías como tal, sino que también aspectos de los experimentos como la edad  
y género de los pacientes, frecuencia de muestreo, canales de datos y la información más  
importante que son anotaciones de los especialistas donde determinan de forma técnica las  
etapas del sueño. La parte de tener los datos etiquetados nos permite utilizar modelos de  
aprendizaje automático supervisado.

La descarga de los datos fue un procedimiento bastante complicado, esto debido a que  
los datos que se utilizan como estándar en el estudio del sueño son de tipo EDF (*European  
Data Format* (Kemp et al. 1992) o Formato de Datos Europeo). Este tipo de archivo tiene la característica  
que cuenta no solo con los datos de interés sino de anotaciones, frecuencia, fecha y nombre de  
los canales además que cuenta con funciones propias para este tipo de archivos que permiten  
sumar más fácil otros cuadros o la extracción de su información.

La librería MNE (Gramfort et al. 2013) nos provee de herramientas para el análisis de datos relacionados a eventos. La base de datos *Sleep-EDFX* (Imtiaz et al. 2015) es una de las bases de datos que están disponibles para descargar y analizar a través de esta librería, especialmente porque sus datos son  
relacionados a eventos (etapas de sueño). Entre las principales funciones que esta librería ofrece está la descarga de datos sin cargarlos a memoria, agrupación por épocas, preprocesamiento y filtrado.

La base de datos además de proveernos las polisomnografías necesarias para la tarea de entrenamiento también nos da información sobre datos demográficos anónimos de los pacientes que conforman el grupo de datos. En la figura 2 y 3 podemos observar la distribución según el género y un histograma de los grupos de edad. Información clave para entender las características de las personas que son mejor representadas en esta investigación y donde se debe de llenar con más datos para complementar el análisis.

A picture containing logo

Description automatically generated

**Figura 2**. Distribución de pacientes según género (Imtiaz et al. 2015).

Chart, histogram

Description automatically generated

**Figura 3**. Histograma según edad de pacientes (Imtiaz et al. 2015).

*Preprocesamiento y mapeo de clases*

La carga de archivos fue sin duda uno de los procedimientos más importantes en esta parte de la investigación puesto que en esfuerzos pasados fue un cuello de botella en el preprocesamiento de los datos. La librería MNE cuenta con funciones denominadas *read\_raw\_edf()* y *read\_annotations()* que como su nombre indica se utiliza para cargar los archivos de tipo EDF que contiene los cuadros de información y los archivos PSG que contiene las anotaciones. Es por ello que el parámetro que reciben es el nombre del archivo que contiene la noche de sueño del sujeto en cuestión. Cabe resaltar que debido a que esta investigación está basada en un solo canal del electroencefalograma se eliminaron otros canales de sensores con los que no se cuenta.

Una de las primeras consideraciones de diseño fue mapear los eventos a números como se puede observar en la tabla 1. Se puede observar que las etapas 3 y 4 fueron unidas en una misma clasificación, esto con la motivación que comparten características y en investigaciones previas documentadas en (Khadem et al. 2017) y ( Gramfort et al. 2013) se ha demostrado efectividad en el proceso de clasificación.

**Tabla 1**. Diccionario de clases

|  |  |
| --- | --- |
| **Clase** | **Etapa** |
| **1** | **Despierto** |
| **2** | **Etapa 1 NREM** |
| **3** | **Etapa 2 NREM** |
| **4** | **Etapa 3/4 NREM** |
| **5** | **REM** |

*Agrupamiento por épocas*

Se definen las épocas como la agrupación de datos en una serie de tiempo (Mocks et al. 1984) . Para ello es importante denotar que en el estudio del sueño se utilizan épocas de 30 segundos y que entro de cada una de estas épocas se encuentran los patrones necesarios para realizar la clasificación de la etapa de sueño. Dentro del conjunto de los datos se encontró un problema. Había un claro sesgo en la distribución de las clases orientado hacia la clase asociada al estar despierto puesto que en el conjunto de datos de Sleep-EDFX. Se tomaron datos desde antes que el sujeto comenzara el proceso de sueño por lo que uno de los procesos principales fue delimitar el tiempo a solo media hora antes y media hora después del período de sueño.

**Módulo clasificador de etapas de sueño**

*Extracción de características*

Debido a la necesidad de función de agregación para poder realizar la agrupación por épocas y aunado a esto la necesidad de vectores de características para la tarea de entrenamiento del clasificador automático de etapas de sueño se escogieron funciones para representar cada segmento de 30 segundos en coeficientes característicos de cada etapa de sueño. Para esto se utilizaron elementos frecuenciales como la densidad espectral de potencia según el tipo de onda cerebral, elementos estadísticos como la densidad fractal de Higuchi y elementos que caracterizan la entropía de una onda en un período de tiempo como lo son el análisis de fluctuaciones.

*Algoritmos de Clasificación*

En esta investigación se utilizaron modelos de aprendizaje automático debido a que se desea evaluar también, las mejores características para clasificar patrones en las etapas de sueño. Al diseñar con técnicas de aprendizaje automático profundo no se puede acceder a las características puesto que las redes determinan con convoluciones (Si se utiliza un modelo CNN o RNN) de forma automática lo que crean más convenientes llevando esto a una caja negra donde no se puede acceder a entender el comportamiento. Se utilizaron dos modelos en esta investigación debido a su naturaleza y los resultados obtenidos en investigaciones similares, son el modelo *XGBoost* y el modelo de Bosques Aleatorios o *Random Forest.*

*Random Forests* es un algoritmo que combina la predicción de varios árboles de decisión. El valor que propone cada uno de estos árboles depende de el vector de entrada que fue entregado de forma aleatoria a cada uno de los elementos del algoritmo. En un trabajo de regresión el valor final propuesto por el bosque es producto de la media de los valores propuestos por cada árbol de decisión y en un trabajo de clasificación el valor es el que escogieron la mayor cantidad de árboles. El error de generalización aparece cuando la cantidad de árboles se vuelve grande (Cutler et al. 2012).

*XGBoost* es una implementación en donde se utiliza un *solver* que utiliza modelos lineales en conjunto con un algoritmo de aprendizaje por árboles. Se puede implementar con distintas funciones objetivos tales como clasificación, regresión y *ranking* (Chen et al. 2012). Entre sus principales características podemos encontrar la velocidad, este algoritmo puede realizar operaciones paralelas aumentando la velocidad hasta 10 veces respecto al tradicional *Gradient Boosting*. Soporta varios tipos de matrices de entrada permitiendo una apertura a varios tipos de aplicaciones. Funciona bien con bases de datos que presenten escasez en la cantidad de datos. Permite una personalización del algoritmo variando las funciones objetivo y sus parámetros.

**Módulo generador de pulsos binaurales**

Desarrollar este módulo fue un proceso de continua investigación para encontrar la forma más rápida y eficiente de generar pulsos con características adecuadas a cada paciente. Para el pulso binaural se planteó utilizar las funciones antes desarrolladas, pero carecían de la característica *crossfade*, esta aporta el sentido del desvanecimiento del audio al principio y al final aportando una transición más suave hacia el siguiente pulso manteniendo una sensación de continuidad. Para la generación del pulso binaural se utilizó la librería de Python *AccelBrainBeat*. Utilizando objetos de tipo *BinauralBeat* se crea el pulso genérico y luego implementando la función nativa de la librería *Save Beat* se pasan los parámetros deseados como las frecuencias centrales, el tiempo de reproducción y el volumen para el pulso específico. Al pulso original se añade una pista portadora, esto debido a que durante un período de sueño es de suma importancia considerar la comodidad de una persona para optimizar el descanso. Es por ello que las frecuencias centrales y el volumen del pulso juegan un papel importante pero la reproducción sola de los pulsos puede parecer un poco tediosa por su patrón repetitivo. En esta investigación la solución propuesta fue añadir una pista portadora al pulso binaural original. Se puede observar la arquitectura propuesta para este módulo generador de pulsos binaurales en la figura 4.

Diagram

Description automatically generated

**Figura 4**. Arquitectura de módulo generador de pulsos binaurales.

**Resultados y discusión**

**Algoritmos de clasificación**

*XGBoost*

En el desempeño de los algoritmos se presenta un comportamiento bastante claro. Para el algoritmo *XGBoost* se puede utilizar como referencia las tablas 2 y 3 y la matriz de confusión en la Figura 5. Existe un problema en la clasificación de la etapa 2 debido a que presenta un comportamiento bastante parecido entre las clases REM y la clase Despierto. Estas dificultades en la clasificación originalmente se pensaron que estarían asociadas con la falta de balance en la cantidad de clases en el conjunto de entrenamiento, pero luego de realizar operaciones de sobre muestreo para tener números más homogéneos la predicción disminuía en valores entre 10 % y 15 % respecto al conjunto original. Uno de los principales factores para mejorar esta clasificación sería implementar algún sensor que ayude a diferenciar la etapa 2 en específico o reforzar con alguna característica que resalte los atributos de la etapa 2.

**Tabla 2**. Métricas de precisión en algoritmo XGBoost

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Métrica | Precisión | Exhaustividad | Valor-F |
| Precisión | 0.717361 | 0.717361 | 0.717361 |
| Promedio | 0.641677 | 0.600380 | 0.602408 |
| Promedio ponderado | 0.691819 | 0.717361 | 0.695243 |

**Tabla 3**. Métricas de precisión en algoritmo XGBoost

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Etapa | Precisión | Exhaustividad | Valor-F |
| Despierto | 0.757357 | 0.853828 | 0.802705 |
| Etapa 1 | 0.370690 | 0.091684 | 0.147009 |
| Etapa 2 | 0.743385 | 0.839994 | 0.788742 |
| Etapas 3/4 | 0.742475 | 0.658754 | 0.698113 |
| REM | 0.594476 | 0.557642 | 0.575470 |

Chart, treemap chart

Description automatically generated

**Figura 5**. Matriz de confusión para clasificador XGBoost.

*Random Forest*

Para este algoritmo es observable que hay una mejora notable, en las tablas 4 y 5 podemos observar que existen mejores valores de precisión para la clase 2 y REM que fueron las que en el algoritmo XGBoost eran las que presentaban peores métricas de precisión. En la Figura 6 también podemos notar la mejoría. A raíz de esto se seleccionó este clasificador para implementarlo en la integración final. Esta mejora puede estar relacionada a la capacidad de evitar el sobre entrenamiento a través del proceso de votación de múltiples árboles de decisión.

**Tabla 4**. Métricas de precisión en algoritmo Random Forest

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Métrica | Precisión | Exhaustividad | Valor-F |
| Precisión | 0.759345 | 0.759345 | 0.759345 |
| Promedio | 0.701770 | 0.650693 | 0.657003 |
| Promedio ponderado | 0.742480 | 0.759345 | 0.741820 |

**Tabla 5**. Métricas de precisión en algoritmo Random Forest

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Etapa | Precisión | Exhaustividad | Valor-F |
| Despierto | 0.795549 | 0.887471 | 0.839000 |
| Etapa 1 | 0.485126 | 0.150675 | 0.229935 |
| Etapa 2 | 0.788538 | 0.859976 | 0.822709 |
| Etapas 3/4 | 0.796156 | 0.688427 | 0.738383 |
| REM | 0.643478 | 0.666917 | 0.654988 |

Chart, treemap chart

Description automatically generated

**Figura 5**. Matriz de confusión para clasificador XGBoost.

**Pulsos Binaurales y plan de sueño**

Una de las principales necesidades de esta investigación es la creación de pulsos binaurales que puedan inducir estados de sueño y llevar a un paciente a través de una serie de etapas que siguen una distribución ordenada de sueño. Para ello se utilizó una pista moduladora y se aplicó al pulso original, este procedimiento mostró resultados exitosos puesto que no se modificó de forma sustancial el contenido frecuencial del pulso original manteniendo así su integridad y la funcionalidad planteada. En la figura 6 se puede observar el pulso original y en la figura 7 su contenido frecuencial a través de la transformada de Fourier.

A picture containing text, different, colors, several

Description automatically generated

**Figura 6**. Pulso binaural original.

Chart

Description automatically generated with medium confidence

**Figura 5**. Contenido frecuencial de pulso binaural original.

Una vez aplicada la modulación se puede observar en las figuras 8 y 9 que el contenido frecuencial fue modificado en una pequeña cantidad, pero destaca más el impacto que tiene en la experiencia de un paciente al momento de escuchar este pulso a través de unos audífonos que puedan reproducir sonidos estéreo.

Chart

Description automatically generated

**Figura 6**. Pulso binaural modulado.

Rectangle

Description automatically generated with medium confidence

**Figura 5**. Contenido frecuencial de pulso binaural modulado.

**Conclusiones**

El trabajo de diseño permitió el desarrollo de clasificador que presenta un buen desempeño relativo en este tipo de tareas, no solo en la precisión para diferenciar las etapas de sueño sino también en el cambio hacia una metodología entre-sujetos que nos añade variabilidad y robustez al variar la edad y el género del paciente. Se desarrolló un conjunto de herramientas para la descarga, procesamiento, extracción de características y visualización de datos electroencefalográficos. Herramienta a la cual se puede acceder en línea sin procesos de instalación en computadora local.

Los resultados en el diseño e implementación del sistema generador de pulsos binaurales para la reproducción desde la computadora con audífonos inalámbricos y la selección de una pista moduladora que añade mayor estímulo del sueño y comodidad al paciente son prometedores puesto que mantiene la funcionalidad de un pulso binaural con características que catalizan el proceso de inducción de una etapa de sueño.

**Bibliografía**

Kuwada, S., Yin, T. C., & Wickesberg, R. E. (1979). Response of cat inferior colliculus neurons to binaural beat stimuli: possible mechanisms for sound localization. *Science*, *206*(4418), 586-588.

Reedijk, S. A., Bolders, A., & Hommel, B. (2013). The impact of binaural beats on creativity. *Frontiers in human neuroscience*, *7*, 786.

Imtiaz, S. A., & Rodriguez-Villegas, E. (2015, August). An open-source toolbox for standardized use of PhysioNet Sleep EDF Expanded Database. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (pp. 6014-6017). IEEE.

Gramfort, A., Luessi, M., Larson, E., Engemann, D. A., Strohmeier, D., Brodbeck, C., ... & Hämäläinen, M. (2013). MEG and EEG data analysis with MNE-Python. *Frontiers in neuroscience*, *7*, 267.

Patel, A. K., Reddy, V., & Araujo, J. F. (2021). Physiology, sleep stages. *StatPearls [Internet]*.

Kemp, B., Värri, A., Rosa, A. C., Nielsen, K. D., & Gade, J. (1992). A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, *82*(5), 391-393.

S. R. Erfan Khadem (2017) “Sleep Stage Classification,” B.S. thesis, Colorado: UCD.

Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random forests. In *Ensemble machine learning* (pp. 157- 75). Springer, Boston, MA.

Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., & Cho, H. (2015). Xgboost: extreme gradient boosting. *R package version 0.4-2*, *1*(4), 1-4.

Möcks, J., & Gasser, T. (1984). How to select epochs of the EEG at rest for quantitative analysis. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, *58*(1), 89-92.