PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE

ESCUELA DE INGENIERIA

DESARROLLO DE ALGORITMO PARA IDENTIFICAR LA PRESENCIA DE TAREAS DE DEMANDA EXCLUSIVA A TRAVÉS DE ENCEFALÓGRAFO DE BAJO COSTO

JOSEFA LUCAS LIZÁRRAGA

Tesis para optar al grado de

Magister en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:

ALEJANDRO MAC CAWLEY VERGARA

Santiago de Chile, abril, 2017

© 2017, Josefa Lucas Lizárraga

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE

ESCUELA DE INGENIERIA

DESARROLLO DE ALGORITMO PARA IDENTIFICAR LA PRESENCIA DE TAREAS DE DEMANDA EXCLUSIVA A TRAVÉS DE ENCEFALÓGRAFO DE BAJO COSTO

JOSEFA LUCAS LIZÁRRAGA

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

ALEJANDRO MAC CAWLEY VERGARA

JULIO PERTUZÉ SALAS

EDGAR KAUSEL ELIÇAGARAY

MIGUEL RÍOS OJEDA

Para completar las exigencias del grado de

Magister en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, abril, 2017

DEDICATORIA

Para quienes me acompañaron en este proceso.

AGRADECIMIENTOS

Esta tesis no hubiera sido posible sin el apoyo y dedicación constante del profesor Alejando Mac Cawley que siempre estuvo dispuesto a recibirme, aconsejarse y ayudarme en los momentos más difíciles, no sólo en lo que se refiere a esta investigación.

Su compromiso con todos sus estudiantes, me hizo redescubrir mi vocación por la docencia. Algo que me permitió desarrollar acompañándolo como su ayudante jefe durante los últimos años de carrera. Agradezco en este mismo ámbito al profesor Julio Pertuzé y Nicolás Majluf que me incentivaron a ir más allá de lo clásico que se realiza en la mayoría de las cátedras y ver el inmenso potencial que tienen los alumnos si logramos transmitir esa pasión por lo que se enseña.

En esta instancia también me gustaría agradecer a toda la Escuela de Ingeniería UC que me abrió los ojos al mundo, me dio la posibilidad desde mi carrera imaginar un mejor Chile y me brindó una serie de oportunidades que nunca espere conocer. Gracias por su apoyo en el Centro de Alumnos de Ingeniería y Proyecta UC. Además de no perder el foco de que la ingeniería es una vocación al servicio de los demás, como lo permite de manera transversal Decanato y la Dirección de Responsabilidad Social y otras tantas Direcciones de la Escuela.

Finalmente, quiero agradecer a todos los que me apoyaron durante este proceso de alguna u otra forma. Me gustaría agradecerle a mi familia por el apoyo y cariño que siempre me han dado y particularmente, en estos años de investigando. A mis amigos, a mis compañeros y profesores del Departamento de Ingeniería Industrial que estuvieron ahí para aconsejarme y recomendarme siempre un nuevo *paper* que esperaban que fuese él que marcara la diferencia en mi investigación.

Gracias Totales.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA ii
AGRADECIMIENTOS iii
ÍNDICE GENERAL iv
ÍNDICE DE TABLAS vi
ÍNDICE DE FIGURAS vii
RESUMEN viii
ABSTRACT ix

1. Introducción 1
   1.1. Motivación 1
   1.2. Revisión Bibliográfica 3
      1.2.1. Definición y Medición de la Carga Cognitiva 3
      1.2.2. Carga Cognitiva a través de la Encefalografía 7
   1.3. Objetivos e Hipótesis de Estudio 9

2. Materiales y Métodos 12
   2.1. Estímulo y Aparato 12
   2.2. Participantes 13
   2.3. Procedimiento 13
   2.4. Tareas Experimentales 14
      2.4.1. Experimento 1: Problema Matemáticos Simples 15
      2.4.2. Experimento 2: Conteo Simple de Objetos 16
      2.4.3. Experimento 3: Reconocimiento de Género 17
      2.4.1. Experimento 4: Problemas Matemáticas Complejos 17
      2.4.1. Experimento 5: Reconocimiento en Imagen 18
      2.4.1. Experimento 6: Reconocimiento de Patrones 19

2.5. Procesamiento de la Señal EEG 20
2.5.1. Mejoramiento de la Señal 21
2.5.2. Extracción de las Características de la Señal 24
2.5.3. Traducción de la Señal 25
2.6. Validación del Algoritmo Matemático 27
2.7. Análisis en Tiempo Real 28

3. Resultados 30
3.1. Información General de la Muestra 30
3.1.1. Caracterización de la Muestra 30
3.1.2. Niveles de Logro de las Tareas Experimentales 30
3.1.3. Tiempos de Resolución de las Tareas Experimentales 31
3.2. Procesamiento de la Señal EEG 32
3.2.1. Mejoramiento de la Señal 32
3.2.2. Extracción de las Características de la Señal 34
3.2.3. Traducción de la Señal 34
3.3. Validación del Algoritmo Matemático 37
3.4. Análisis en Tiempo Real 37

4. Discusión 40

5. Conclusiones 42

REFERENCIAS 47
ANEXOS 54

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-1: Instrumentos de Medición de Carga Cognitiva 4
Tabla 1-2: Clasificación de los Instrumentos de Medición Fisiológicos 6
Tabla 1-3: Rangos de Frecuencia 8
Tabla 2-1: Resumen de las Tareas Experimentales 14
Tabla 3-2: Desempeño General desglosado por Tarea Experimental 31
Tabla 3-3: Tiempo de Resolución desglosado por Tarea Experimental 31
Tabla 3-4: Desempeño General de los Modelos de Clasificación 33
Tabla 3-5: Métricas de ANOVA (F-estadístico y valor-p) para cada frecuencia (freq.) . 34
Tabla 3-6: Métricas de ANOVA para pares seleccionados 35
Tabla 3-7: Intervalo de Confianza del 95% para pares seleccionados 36
Tabla 3-8: Desempeño de los modelos considerando diferentes periodos de tiempo 37
Tabla 3-9: Desempeño de Promedio Móvil Simple para distintos intervalos cargados .. 38

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Lóbulos de la Corteza Cerebral 9
Figura 2-1: EPOC+ Premium® Modelo 1.1 12
Figura 2-2: Distribución de los 14 sensores alrededor de la cabeza 12
Figura 2-3: Interfaz asociada al Experimento 1 – Problemas Matemáticos Sencillos 15
Figura 2-4: Interfaz asociada al Experimento 2 – Conteo Simple de Objetos 16
Figura 2-5: Interfaz asociada al Experimento 3 – Reconocimiento de Género 17
Figura 2-6: Interfaz asociada al Experimento 4 – Problemas Matemáticos Complejos 18
Figura 2-7: Interfaz asociada al Experimento 5 – Reconocimiento en Imagen 18
Figura 2-8: Interfaz asociada al Experimento 6 – Reconocimiento de Patrones 19
Figura 2-9: Etapas del Procesamiento de la Señal EEG 20
Figura 2-10: Estructuras de Filtro Espacial 22
Figura 2-11: Modelos de Valor Medio y Valor Límite 26
Figura 3-1: Sensores seleccionados 35
Figura 3-2: Desempeño de Promedio Móvil Simple para diferentes periodos 38

RESUMEN

Nuestras actividades diarias pueden organizarse bajo dos estructuras mentales asociadas con la carga de trabajo cognitiva: donde nuestra experiencia es lo que nos guía, y donde las acciones son reflexivas y completamente racionales. Una de las características principales que los distinguen es la posibilidad de hacer otra cosa en simultáneo.

Este trabajo propone un algoritmo que analiza la actividad cerebral a través de un electroencefalógrafo de bajo costo para conocer en tiempo real, si la carga cognitiva de dicha tarea corresponde a una de Demanda Exclusiva (ej. multiplicación de números de dos dígitos), o de Demanda Colectiva (ej. reconocer el género de una persona). El modelo matemático establece un intervalo de confianza para determinar bajo que parámetros, utilizando una combinación de áreas y frecuencias cerebrales, la tarea es o no de Demanda Exclusiva. Además, se evalúa la mejora en el rendimiento al considerar información del comportamiento cerebral segundos previos.

Los resultados del modelo muestran que los mejores diferenciadores se encuentran en la frecuencia comprendida entre 2 y 7 Hz (Theta y Delta) y para los sensores ubicados en el lóbulo pre-frontal y occipital, además de los parietal y temporal del hemisferio derecho. Por último, la incorporación de la información cerebral de cinco segundos previos aumenta el desempeño promedio del sistema de 82,3% a 87,3%, sin embargo, existe una pérdida en la inmediatez de la respuesta.

Palabras Claves: Neurociencia, Carga Cognitiva, Cognición, Encefalograma, Adaptación Automática, Ergonomía Neuronal, Retroalimentación Neuronal y Memoria de Trabajo.

ABSTRACT

Our daily activities can be organized in two mental structures associate with cognitive workload: where our experience is what guides us, and where actions are thoughtful and thoroughly rational. One of the characteristics that distinguish them is the possibility of doing something else.

This work proposes an algorithm that analyzes the brain activity through a low-cost electroencephalogram that determines in real time, if the workload of a current task needs an Exclusive Demand (e.g. multiplication of two-digit numbers), or whether individuals can perform another task in parallel (e.g. recognize the gender of a person), as Collective Demand. The mathematic model establishes a confidence interval to determine under which parameters, using a combination of areas and brain frequencies, is a task under an Exclusive Demand or Collective Demand. Furthermore, we evaluate the improvement in the performance, considering data from the previous seconds.

The results of the model shows that the best differentiators are frequencies between 2 and 7 Hz (Theta y Delta) locate on pre-frontal and right hemisphere brain areas. Finally, the incorporation of brain data of the five previous seconds improves performance of the classification from 82.3% to 87.3%. However, there is a drop on the immediateness in the answer.

Keywords: Neuroscience, Workload, Cognition, EEG, Adaptive Automation, Neuro-ergonomics, Neurofeedback and Working Memory.

1. Introducción

1.1. Motivación

En todo momento nos enfrentamos a diversas actividades que realizamos de manera **racional**, como resolver mentalmente una multiplicación de tres dígitos, o **automática**, al reconocer el género de la persona con quien nos cruzamos. Bajo esta premisa, muchos investigadores clasifican nuestras acciones a través de la teoría dual de razonamiento (Sloman, 1996). Investigadores han agrupados bajo dos estructuras el pensamiento; un Sistema 1 que es automático, inconsciente y poco demandante, mientras que el Sistema 2 corresponde al uso de inteligencia analítica de manera voluntaria (De Waard, 1996; Kahneman, 2011; Sloman, 1996; Stanovich & West, 2000).

Al momento de tomar decisiones si poseemos una experiencia previa relevante respecto al tema, reconocemos la situación y lo más probable es que apliquemos una solución intuitiva que sea correcta. Cuando el problema es difícil y no se tiene una solución adecuada, se recurre a la sustitución con una nueva pregunta de menor complejidad a través de heurísticas (Kahneman & Tversky, 1974). Esta configuración mental, conocida como Sistema 1, es una estructura de pensamiento más rápida que incluye aquellas actividades mentales puramente automáticas de percepción y memoria (Stanovich & West, 2000). Ejemplos de esta estructura de pensamiento podrían ser detectar hostilidad en una voz o responder preguntas matemáticas simples como dos más dos.

En caso de no encontrar una solución intuitiva, la estructura mental pasa a una forma más lenta, meditada y esforzada de pensar, siendo operaciones a menudo asociadas a actuar, elegir y concentrarse (Kahneman, 2011). Esta categoría, puede contener los mismos ejemplos que se resuelven de manera automática pero de mayor complejidad como escuchar la voz de una persona concreta en un lugar muy ruidoso o sumas de varios dígitos de manera mental.

Si la tarea demanda un gran esfuerzo cognitivo, puede provocar estrés. Ya que si el ejercicio es muy complejo, no solo requieren de mucho tiempo de resolución, sino que también pueden causar fatiga mental al exceder los recursos cognitivos disponibles, no encontrando una solución adecuada, reduciendo así su desempeño (Ryu & Myung, 2005; Sweller, 1988). Sin embargo, si la tarea es demasiado simple puede causar desinterés y cometer errores por la falta de atención a los detalles, cuando los procesos se encuentran muy automatizados (Borghini et al., 2014).

En toda actividad o trabajo se desea trabajar en un estado óptimo, es decir, donde la carga mental fluctúe acorde a la demanda cognitiva de la tarea optimizando los recursos mentales disponibles (Yin & Zhang, 2014). En esta línea, se define como carga cognitiva a la fiabilidad humana asociada a cada tarea (Rolfe & Lindsay, 1973) o como la porción de la capacidad mental realmente requerida (O'Donnell & Eggemeier, 1986). Las aplicaciones asociadas a la medición de carga mental, tiene como fin optimizar los procesos en pos de la seguridad y productividad, como también para generar estrategias de automatización para inducir algún tipo de demanda cognitiva particular.

Para nuestro estudio, la carga cognitiva es clasificada como una estructura binaria de acuerdo a la posibilidad de hacer o no otra tarea en paralelo, aludiendo a la teoría dual del razonamiento. Por ende, si se requiere de una gran carga mental, por ejemplo, el resolver una multiplicación de tres dígitos, se identifica esa tarea como de Demanda Exclusiva (DE). En cambio, si es posible realizar otra tarea en paralelo, al haber automatizado su proceso, como andar en bicicleta o reconocer la voz de algún familiar, se clasifica como de Demanda Colectiva (DC).

La carga cognitiva ha sido medida de manera objetiva a través de las respuestas fisiológicas como patrones específicos de activación, estrés, requerimientos energéticos y restauración del sistema nervioso central. Ya que al existir una limitada capacidad de procesamiento para realizar las tareas, cada acción se reflejará en los datos fisiológicos (Moray, 1967; Ryu & Myung, 2005).

La principal contribución de esta investigación consiste en la creación de un modelo que permita identificar en tiempo real si la actividad realizada es de Demanda Exclusiva o Colectiva a través de la encefalografía. Dado lo práctico de esta tecnología por su tiempo de instalación, tiempo de respuesta, comodidad para el usuario y bajo costo, en relación a otros instrumentos utilizados para estos fines. Todo esto con el foco, de ser utilizado más allá del campo de investigación para así garantizar la seguridad en las cadenas de producción, controlar el aprendizaje de los estudiantes o inducir una mayor atención en caso de que la tarea se vuelva monótona para los operadores.

Una aplicación de la clasificación entre tareas de Demanda Exclusiva y Colectiva es para realizar descripciones de cargo y a su vez el establecimiento de perfiles. Por ejemplo, si se hace un análisis del cargo de un conductor de trenes, lo más probable es que revela que requiere permanente esfuerzo (Demanda Exclusiva), por ende, a quien contrate debe poder trabajar bajo esta configuración mental durante la extensión de su jornada laboral.

La estructura de esta investigación se divide en cuatro áreas principales. En primer lugar, la revisión bibliográfica que se centra en experimentos y metodologías que permiten diferenciar la demanda cognitiva de acuerdo a su exclusividad, particularmente en el uso de encefalogramas. Luego, la realización de seis experimentos a quince sujetos quienes utilizan un encefalograma para medir sus ondas cerebrales. En la tercera etapa, los datos son depurados considerando áreas y frecuencias de mayor relevancia, para crear el modelo predictivo. Finalmente, el modelo es validado para analizar su ventajas, limitaciones y proponer estudios futuros a realizar en esta línea investigativa.

1.2. Revisión Bibliográfica

1.2.1. Definición y Medición de la Carga Cognitiva

La carga cognitiva corresponde a cuánto recurso mental está siendo utilizando en una tarea particular, dado que cada individuo presenta una capacidad de procesamiento limitada y todas las actividades cognitivas hacen uso ella (Ryu & Myung, 2005).

Existen varios mecanismos que permiten vislumbran la carga cognitiva de los sujetos frente a una situación específica (Tabla 1-1). El primero, y el más simple de todos, consisten en probar que durante la realización de una actividad de Demanda Exclusiva; sólo es posible hacer una actividad que demanda todo el esfuerzo. El ejemplo que da Daniel Kahneman, en su libro "Pensar rápido, Pensar lento" es el de doblar en una esquina de alto tráfico resolviendo una compleja multiplicación de tres cifras (Kahneman, 2011). Sin embargo, este método puede ser considerado subjetivo ya que dependerá de muchas variables, siendo el más importante las características del sujeto a quien se le aplique. Una forma de medirlo es a través de cuestionarios posteriores a realizada la carga cognitiva, con el objetivo de que los sujetos indiquen cuánto esfuerzo mental percibieron haber hecho (Paas et al., 1994).

Tabla 1-1: Instrumentos de Medición de Carga Cognitiva

Carácter	**Información Recolectada**	**Métricas**	**Referencias**
Subjetivo	Reporte del esfuerzo mental realizado	Nivel de Stress o Dificultad otorgado por el sujeto	(Paas et al., 1994)
Objetivo	Métricas de desempeño	Tiempo de Respuesta Niveles de Logro	(Brunken et al., 2003)
	Información fisiológica	Respuesta de órganos (cerebro, corazón, ojos y piel)	(Ver Tabla 1-2)

Un mecanismo objetivo de medir la carga cognitiva corresponde al análisis de métricas de desempeño asociado al tiempo de respuesta y los niveles de logro de los sujetos en cada una de las tareas desarrolladas. A pesar de que ambos son mecanismos objetivos, se consideran indirectos ya que otros factores, como la atención y emoción, pueden afectar el desempeño reflejado por el sujeto (Brunken et al., 2003), como en el caso del Reporte del esfuerzo mental realizado. Existen otras herramientas más objetivas para medir la carga cognitiva, siendo la más utilizada el análisis de las respuestas fisiológicas ante distintos estímulos mentales. Estas herramientas se pueden clasificar en cuatro categorías principales en función de los órganos implicados en la medición: cerebro, ojos, corazón (Ursin & Ursin, 1979) y piel (Poh et al., 2010).

Los primeros estudios que utilizaron información fisiológica asociaron la carga cognitiva a la data recolectada a través de los ojos, particularmente respecto al tamaño de la pupila, indicando una correlación directa entre dilatación y carga cognitiva (Hess, 1965).

Posteriormente, especialistas incorporaron a sus estudios las pulsaciones cardiacas al análisis de la dilatación de las pupilas, descubriendo que el máximo tamaño pupilar coincidía con el esfuerzo máximo y con las mayores pulsaciones.

La pupila normalmente se dilataba hasta alcanzar gran tamaño en pocos segundos, y así permanecía mientras el individuo resolvía el problema; e inmediatamente se contraía cuando encontraba una solución o desistía (Kahneman & Beatty, 1967).

Luego, se demostró que todo proceso que requiera de esfuerzo voluntario -ya sea cognitivo, emocional o físico- hacen uso de la misma energía mental (Moray, 1967). A su vez, el desempeño de nuestro raciocinio se ve alterado por el desgaste o incentivo que pudo haber sufrido de manera previa (Gailliot & Baumeister, 2007).

La última tecnología introducida para medir indirectamente la carga cognitiva es un dispositivo que mide la Actividad Electro-dérmica del sujeto (*Electrodermal Activity* (EDA), en inglés), pudiendo identificar el máximo stress cognitivo mientras el sujeto estudia, realiza tareas académica y exámenes (Poh et al., 2010).

La ventaja de este instrumento por sobre el resto, es la comodidad en su uso ya que es sólo una pequeña cápsula que se deja en contacto con la piel. Sin embargo, es el menos preciso ya que la información obtenida corresponde a la sudoración que puede verse afectada por otros factores no asociados a la cognición, como la emoción (Kramer, 1991).

Todos los instrumentos anteriormente mencionados permiten distinguir si se realiza un esfuerzo voluntario por parte de los participantes. Lo que permite mostrar cuando nuestra estructura mental está en alguna de las categorías.

A pesar de lo anterior, son todas consideradas de carácter indirecto, por ejemplo un aumento en la carga cognitiva puede provocar estrés en el individuo y así provocar un aumento en las pulsaciones cardíacas (Paas et al., 1994). La encefalografía mide directamente la carga cognitiva y refleja correctamente cambios sutiles en alerta, atención y carga cognitiva en milésimas de segundo (Stevens et al., 2007). Un resumen de los principales métodos que utilizan información fisiológica, separando el carácter de su relación con la carga cognitiva puede encontrarse en la Tabla 1-2.

Tabla 1-2: Clasificación de los Instrumentos de Medición Fisiológicos

Carácter	**Órgano**	**Instrumento**	**Referencias**
Indirecto	Ojos	Pupilometría EOG[1]	(Borghini et al., 2014; Kahneman & Beatty, 1967; Klingner et al., 2008; Ryu & Myung, 2005; Wang, 2011)
	Piel	EDA[2] (SCL[3], EDL[4]) EDR[5] (GSR[6])	(Borghini et al., 2014; Poh et al., 2010)
	Corazón	Pulso Cardiaco	(Borghini et al., 2014; DiDomenico & Nussbaum, 2011; Ryu & Myung, 2005)
Directo	Cerebro	EEG, fMRI[7] fNIRS[8]	(Farrell et al., 2012; Naseer & Hong, 2015; Philiastides & Sajda, 2007; Stevens et al., 2007)

[1] *Electrooculogram* (Electro-oculograma)
[2] *Electrical Dermal Activity* (Actividad Electro-Dérmica)
[3] *Skin Conduction Level* (Nivel de Conducción en la Piel)
[4] *Electrodermal Level* (Nivel Electró-Dérmico)
[5] *Electrodermal Response* (Respuesta Electrodérmica)
[6] *Galvanic Skin Resistance* (Resistencia Galvánica en la Piel)
[7] *Functional Magnetic Resonance Imaging* (Resonancia Magnética)
[8] *Functional Near-Infrared Spectroscopy* (Espectropía del rango Cercano Infrarrojo Funcional)

El encefalograma tiene ventajas por sobre la presión arterial, el ritmo cardiaco, la sudoración y la dilatación pupilar respecto a la precisión. De hecho, ha sido el único que ha demostrado reflejar adecuadamente los estados de alerta, atención y carga mental, exponiendo los cambios sutiles que pueden existir de un segundo a otro (Berka et al., 2007).

1.2.2. Carga Cognitiva a través de la Encefalografía

La carga cognitiva medida a través de la encefalografía utiliza los potenciales eléctricos del cerebro recibidos a través de diversos sensores dispuestos en el casco cerebral. El procesamiento de esta señal sigue tres pasos principales: 1) procesador de la información del artefacto, 2) generador de las características principales e 3) interpretación de las características (Bashashati et al., 2007).

La etapa inicial consiste en eliminar parte del ruido inherente a la señal cerebral, ya que dada la gran sensibilidad del equipo hace que sean perceptibles incluso los movimientos oculares. Estos últimos junto a otros movimientos se expresan de manera general en el celebro, por lo que pueden, ser eliminados través del uso de filtros espaciales ya que no agregan valor al modelo. Los filtros más utilizados son el modelo de Referenciación por Promedio Común (*Common Average Referencing* (CAR), en inglés) que elimina una línea base o señal promedio a todos los sensores, y el modelo de Superficies Laplacianas (McFarland et al., 1997) donde se elimina parte del ruido generalizado considerando la distancia relativa entre sensores.

Una vez mejorada la calidad de las ondas cerebrales es necesario conocer las frecuencias predominantes en cada uno de los sensores. Dado que la presencia de algún ancho de banda en particular, indica muchas veces el carácter de la actividad que está siendo realizada. Por ejemplo, el rango Delta es caracterizado por un sueño profundo o sosiego, el Theta de meditación profunda y tareas automáticas, el Alfa que corresponde a un estado de alerta relajado y por último, el Beta clasificado como estado de alerta y de alto compromiso mental (Shaker, 2007).

Uno de los mecanismos más utilizados para convertir la información cerebral a un espectro de frecuencias es la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (o *Short Term Fourier Transform* (STFT), en inglés). Esta función de transformación tiene la peculiaridad que permite cuantificar la presencia de cada una de las frecuencias en una ventana de tiempo determinada para cada uno de los sensores.

Es importante destacar que los rangos de frecuencia varían entre sujetos y por ende, también entre estudios. Para el caso de esta investigación las frecuencias contenidas en cada segundo serán agrupadas entre un rango comprendido entre 1 y 25 Hz, resumidos en la Tabla 1-3.

Tabla 1-3: Rangos de Frecuencia

Frecuencia	**Rango**
Delta	1 – 4 Hz
Theta	5 – 7 Hz
Alfa Lento	8 – 10 Hz
Alfa Rápido	11 – 13 Hz
Beta Lento	14 – 16 Hz
Beta Rápido	17 – 25 Hz

A pesar de ser todas las bandas de frecuencias importantes para caracterizar a un sujeto, son Alfa y Theta las que requieren mayor atención en esta investigación. Dado que el objeto de esta investigación es analizar el desempeño cognitivo y la memoria de trabajo cuyas variaciones priman en estos rangos.

La banda de frecuencia designada por Alfa (8-13 Hz) está presente en los ejercicios de memoria de trabajo en la región del lóbulo parietal central (Ver Figura 1-1). Las tareas difíciles suscitan una señal más pequeña que las tareas fáciles (Gevins et al., 1997; Smith et al., 2001).

Sin embargo, el rango asociado a Theta (5-7 Hz) predomina a mayor dificultad en ejercicios de memoria de trabajo y con la práctica prolongada, en la zona prefrontal, parietal y temporal (Borghini et al., 2014; Gevins et al., 1997, 1998; Gevins & Smith, 2003; Murata, 2005; Parasuraman & Wilson, 2008; Smith et al., 2001).

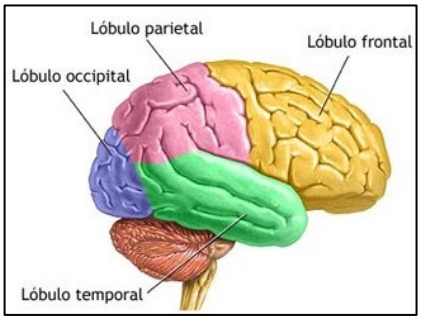


Figura 1-1: Lóbulos de la Corteza Cerebral

Por último, una vez que la señal ya ha sido depurada y transformada a ventanas de tiempo tal que se muestra la intensidad de cada una de las frecuencias en dicho instante, se evalúa que modelo o patrón permite clasificar correctamente entre ambos estados que en este estudio son investigados.

1.3. Objetivos e Hipótesis de Estudio

El objetivo general de esta investigación consiste en desarrollar un algoritmo matemático que permita discernir cuando nuestro cerebro opera bajo una estructura de pensamiento de Demanda Exclusiva o Colectiva a través del uso de un encefalógrafo de bajo costo.

Los beneficios del uso de la encefalografía es que no sólo es sensible a la detección de un cambio sutil, sino que también posee una estructura discreta que no interfiere con la tarea actual y es relativamente económica (Gevins & Smith, 2003) respecto a los otros mecanismos analizados.

El objetivo general se divide en tres objetivos específicos: 1) Diseñar e implementar una serie de experimentos sencillos que nos permitan inducir estados de Demanda Exclusiva y Colectiva (DC) para recolectar información de la actividad cerebral; 2) Desarrollar un modelo que permita predecir una relación entre la actividad de los distintos sensores para cada una de las estrategia mentales; y 3) Analizar la posibilidad de que el modelo generado pueda clasificar en tiempo real la categoría mental de la tarea realizada por el sujeto.

Por lo tanto, la hipótesis fundamental de este estudio apunta a la posibilidad de detectar con alta precisión cuando el cerebro está trabajando conscientemente con gran esfuerzo mental y cuando lo hace automáticamente.

Hipótesis 1: Es posible discernir si una persona se encuentra realizando una tarea de Demanda Exclusiva o Demanda Colectiva analizando la actividad mental a través del análisis su electroencefalograma.

Extensa literatura establece que el rango asociado a Theta (5-7 Hz) predomina a mayor dificultad en ejercicios de memoria de trabajo en la zona prefrontal, parietal y temporal (Borghini et al., 2014; Gevins et al., 1997, 1998; Gevins & Smith, 2003; Murata, 2005; Parasuraman & Wilson, 2008; Smith et al., 2001).Mientras, que su señal será más pequeña en la banda de frecuencia designada por Alfa en el lóbulo parietal central entre mayor sea la dificultad (Gevins et al., 1997; Smith et al., 2001).

Hipótesis 1^a: Las tareas clasificadas como Demanda Exclusiva tendrán una mayor preponderancia de la frecuencia Theta en la zona prefrontal, parietal y temporal.

Hipótesis 1^b: Las tareas clasificadas como Demanda Colectiva tendrán una mayor preponderancia de la frecuencia Alfa en el lóbulo parietal central.

La información obtenida a través de los sensores del EEG se depura mediante el cálculo de densidades espectrales de potencia, a través de diferentes bandas de frecuencias. Las bandas de frecuencias más importantes asociadas a las ondas cerebrales obtenidas a través de la transformada de Fourier que permite el análisis de la señal (Jahankhani et al., 2007).

Cada banda tiene características únicas porque su intensidad está relacionada con una posible actividad que se está realizando en áreas cerebrales particulares. El diseño de los clasificadores necesitan extraer los complejos patrones espaciales y temporales, desde la ruidosa data obtenida de la señales cerebrales (Garrett et al., 2003). Por lo tanto, estos patrones se distribuyen entre todos los sensores, difiriendo en su importancia al predecir la presencia de una tarea de Demanda Exclusiva.

Hipótesis 2: Es posible reducir el número de sensores para determinar la exclusividad cognitiva de la tarea sin afectar significativamente el nivel de confianza.

Los encefalogramas reflejan la atención y carga de trabajo mental adecuadamente, exponiendo cambios sutiles que pueden existir de un segundo a otro (Berka et al., 2007), como también las diferencias de algunas características que diferencian una tarea de demanda exclusiva cognitiva en instantes.

Hipótesis 3: Es posible clasificar el carácter exclusivo de una tarea cognitiva en tiempo real.

Las hipótesis anteriormente expuestas permiten dar una orientación en el desarrollo de la investigación al proponer afirmaciones sustentadas por el marco teórico, para guiar el progreso de la investigación y el correcto modelamiento del algoritmo matemático.

2. Materiales y Métodos

2.1. Estímulo y Aparato

La realización de esta investigación utilizó como principal herramienta un dispositivo capaz de medir la actividad cerebral a través de 14 sensores dispuestos en un casco, EPOC+ Premium® modelo 1.1 (Khushaba et al., 2012, 2013).

Figura 2-1: EPOC+ Premium® Modelo 1.1

Los sensores son ubicados de acuerdo al sistema estándar 10/20 (AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8 y AF4, ver Figura 2-2) ajustados al sujeto a través de los brazos de plástico flexible que en sus extremos tienen ubicados los receptores de señal. La información es transferida en tiempo real al computador vía Bluetooth a una frecuencia de 128 Hz (Badcock et al., 2015).

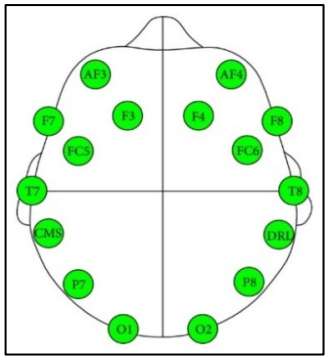


Figura 2-2: Distribución de los 14 sensores alrededor de la cabeza

La efectividad del EPOC+ como escáner cerebral EEG a tiempo real se demostró en varias publicaciones recientes (Khushaba et al., 2012, 2013). Uno de ellos lo compara con el Biosemi de 32 canales y g.Sahara de 8 canales, mostrando una precisión menor (61.7%) respecto a los otros dos aparatos (88.5% y 62.7%, respectivamente). Sin embargo, la diferencias no son sustanciales con g.Sahara.

Además de que fue calificado como el aparato más estético y el preferido por los participantes, ya que su estructura lo hace más fácil de instalar y es menos invasivo, pudiendo usarse fácilmente fuera del campo de la investigación (Nijboer et al., 2015).

Este aparato es utilizado por los sujetos mientras realizan los seis experimentos, tres para cada una de las dos categorías, los cuales son presentados en orden aleatorio. El rendimiento de cada uno de los sujetos es medido a través de un software con una interfaz sencilla que funciona sólo con el uso de un teclado.

2.2. Participantes

Participaron quince alumnos de Ingeniería Civil de la Pontificia Universidad Católica de Chile plenamente informados y de manera voluntaria en una única sesión para esta investigación. Todos hombres diestros con edad entre 20 a 25 años, respondieron una encuesta para reportar el consumo de drogas o alcohol, horas de sueño, la presencia de desorden psiquiátrico, problemas visuales, entre otros (Anexo 1). Mayor información respecto a los voluntarios puede encontrarse en la Sección Información General de la Muestra (página 30).

2.3. Procedimiento

Los sujetos son sentados a una distancia promedio de cincuenta centímetros frente a una pantalla de 17” (1024 x 768 pixeles) con un teclado numérico, que será utilizado para la resolución de los ejercicios. Además de lápiz y papel en caso de quienes quieran utilizarlo en la resolución de las multiplicaciones.

Cada sesión duró aproximadamente media hora, pero sólo la mitad del tiempo correspondió a la resolución de los ejercicios. El resto de la jornada se usó para presentar el experimento a través de un video y salinizar los tapones para calibrar el dispositivo. Una vez montado, los voluntarios realizan los seis experimentos en orden aleatorio y al final completan la encuesta con información personal.

2.4. Tareas Experimentales

Los sujetos fueron sometidos a seis experimentos (Tabla 2-1) los cuales debieron realizar través de un software programado en Java con una interfaz sencilla que se resuelve únicamente con el uso del teclado numérico. Todas las tareas son de memoria de trabajo básicas, con el fin de identificar potenciales patrones que puedan ser aplicados en escenarios más complejos en tareas del mundo real (Baldwin & Penaranda, 2012).

Tabla 2-1: Resumen de las Tareas Experimentales

Experimentos	cat.	cant.	Explicación	Referencias
1. Problemas Mat. Simples	DC	70	Sumar y restar de dos dígitos cuya operación está entre cero y cinco.	(Berka et al., 2007; Kahneman, 2011)
2. Conteo Simple de Objetos	DC	80	Contar los cuadrados rojos en pantalla, siendo entre uno y cuatro.	(Kaufman et al., 1949)
3. Reconocimiento de Género	DC	50	Reconocer el género de la persona que aparece en la imagen.	(Kahneman, 2011)
4. Problemas Mat. Complejos	DE	6	Multiplicar dos números de doble dígito, cuyo resultado es uno de tres.	(Kahneman, 2011)
5. Reconocimiento en Imagen	DE	12	Jugar ¿Dónde está Wally? e identificar en que parte de la grilla se encuentra.	(Kahneman, 2011; Stanovich & West, 2000)
6. Reconocimiento de Patrones	DE	10	Reconocer cuántas veces aparece un patrón en líneas de números.	(Gevins et al., 1997; Kahneman, 2011)

En el diseño de los experimentos se consideró que los primeros tres experimentos descritos podrían estar realizando otra tarea de manera paralela. En tanto, en los siguientes se requiere de un esfuerzo voluntario adicional, es decir corresponden a tareas de Demanda Exclusiva (DE) como se puede desprender de las referencias detalladas para cada uno de ellos. Sin embargo, los experimentos son presentados de manera aleatoria realizando cada uno de ellos solo una vez.

2.4.1. Experimento 1: Problema Matemáticos Simples

El primer experimento corresponde a 70 ejercicios matemáticos sencillos cuya solución corresponde a un único dígito entre cero y cinco. Las respuestas a estos desafíos son conocidas de memoria para todos quienes posean cierta habilidad para las matemáticas, como son los estudiantes de ingeniería.

En la Figura 2-3 se muestra un ejemplo de lo que aparece en pantalla al momento de resolver los ejercicios. En este caso, la operación matemática a resolver es “4 – 3” cuya solución es “1”, una vez presionada dicha tecla (o cualquier tecla comprendida entre cero y cinco) aparece de manera automática el siguiente ejercicio. Por lo tanto, si uno se equivoca no puede volver atrás, quedando almacenado si la respuesta es satisfactoria como también el tiempo de respuesta. Esta última dinámica, se repite para la mayoría de los experimentos.

Figura 2-3: Interfaz asociada al Experimento 1 – Problemas Matemáticos Sencillos

2.4.2. Experimento 2: Conteo Simple de Objetos

El segundo experimento corresponde a 80 ejercicios, pero esta vez consiste en contar la cantidad de cuadrados coloreados en rojo que aparecen en pantalla, la solución está comprendida entre uno a cuatro figuras. Debido a que la mente humana tiene dos sistemas de representación de números: un sistema llamado *subitizing* para los números hasta cuatro, y un sistema de estimación aproximada de relación para los números mayores.

En este caso, al ser hasta cuatro elementos se puede discernir de inmediato con precisión cuántos cuadros rojos hay sin tener que contarlos (Kaufman et al., 1949), como se espera para una tarea de Demanda Colectiva (DC).

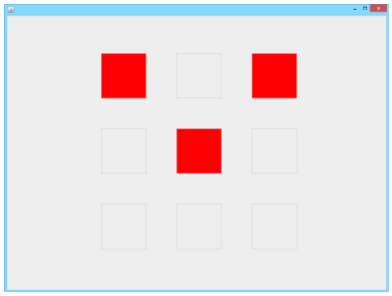


Figura 2-4: Interfaz asociada al Experimento 2 – Conteo Simple de Objetos

En la Figura 2-4 se muestra un ejemplo de lo que aparece en pantalla al momento de resolver los ejercicios. En este caso, la cantidad de cuadrados coloreados en rojo es tres, por ende, se debe presionar la tecla “3”, una vez presionada dicha tecla (o cualquier tecla comprendida entre el uno y cuatro) aparece de manera automática el siguiente ejercicio. Por lo tanto, al igual que el experimento anterior, si uno se equivoca no puede volver atrás, quedando almacenado si la respuesta es satisfactoria como también el tiempo en responder para posterior análisis.

2.4.3. Experimento 3: Reconocimiento de Género

El tercer y último experimento de Demanda Colectiva, corresponde a reconocer si la persona de la imagen es un hombre o una mujer. Esta actividad es realizada a diario y de manera automática. En estos ejercicios, sólo dos teclas están permitidas para pasar al siguiente ejercicio. Si la imagen corresponde a un hombre la tecla a presionar es la "4", como aparece en la Figura 2-5, en cambio si hubiese sido mujer, la tecla que debió ser marcada es la tecla "6", como se explica en las instrucciones que aparecen en el vídeo mostrado a los sujetos previo desarrollo de los experimentos. Una vez presionada cualquiera de las dos teclas aparece de manera automática el siguiente ejercicio.

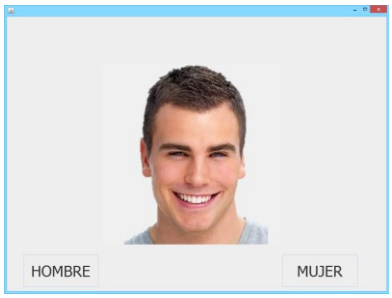


Figura 2-5: Interfaz asociada al Experimento 3 – Reconocimiento de Género

Por lo tanto, al igual que el experimento anterior, si uno se equivoca no puede volver atrás, quedando almacenado si la respuesta es satisfactoria como también el tiempo en responder para posterior análisis. Este experimento posee 50 imágenes para ser clasificadas.

2.4.1. Experimento 4: Problemas Matemáticas Complejos

El primer experimento de Demanda Exclusiva, requiere de concentración absoluta ya que corresponden a ejercicios matemáticos complejos al ser seis multiplicaciones de dos números de dos cifras cuyo resultado corresponde a un valor de tres dígitos. Para que los tiempos de resolución sean similares para todos los experimentos, la cantidad de ejercicios para las tareas de Demanda Exclusiva, son más reducidas.

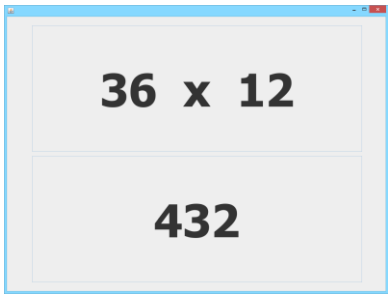


Figura 2-6: Interfaz asociada al Experimento 4 – Problemas Matemáticos Complejos

En pantalla aparece un problema matemático, como el de la Figura 2-6, cada sujeto dispondrá de lápiz y papel por si desea desarrollar sus cálculos, se les solicita que no realicen movimientos de cabeza para no interferir en la captación de información. Para escribir el resultado debe utilizar el teclado, que a diferencia de los ejercicios anteriores, en caso de equivocarse podrá borrar por dígito con tecla *Supr*, y sólo cuando esté seguro de su respuesta presionar *Intro* para registrarlo y comenzar con el siguiente ejercicio.

2.4.1. Experimento 5: Reconocimiento en Imagen

Las operaciones de Demanda Exclusiva están a menudo asociadas a actuar, elegir y concentrarse (Stanovich & West, 2000). En el caso de este experimento se le pide a los sujetos concentrarse en una imagen que tiene paisaje animado para encontrar a un personaje, que a la mayoría evoca su infancia, que es la actividad de *Buscando a Wally*, donde deben identificar su posición en una grilla de 3x3.

Figura 2-7: Interfaz asociada al Experimento 5 – Reconocimiento en Imagen

En la Figura 2-7 se muestra un ejemplo de lo que aparece en pantalla al momento de resolver los ejercicios. La imagen se encuentra divida en 9 bloques, como un símil al teclado. Cuando el sujeto encuentre a *Wally*, debe indicar en que cuadrado lo ha encontrado imaginado la misma estructura en el teclado

Si Wally está en el primer cuadrado (esquina superior izquierda) deberá presionar la tecla "7", en cambio, si es el último cuadrado (esquina inferior derecha) será la tecla "3". Apenas presione cualquiera de los dígitos del teclado, independiente si esta correcta la respuesta, avanzará al siguiente ejercicio, hasta completar las doce imágenes.

2.4.1. Experimento 6: Reconocimiento de Patrones

El último experimento, corresponde a reconocer un número de dos o tres cifras en líneas de números. Las habilidades requeridas en este ejercicio son principalmente el reconocimiento y la concentración. En la Figura 2-8, aparece un ejemplo de lo que aparece en los ejercicios. En este experimento, el sujeto debe leer de izquierda a derecha y arriba abajo la información, presionado la tecla "0" cada vez que encuentre el patrón, en este el "33". Cuando termine de recorrer todas las líneas debe presionar *Intro* para continuar con el siguiente ejercicio hasta completar los diez.

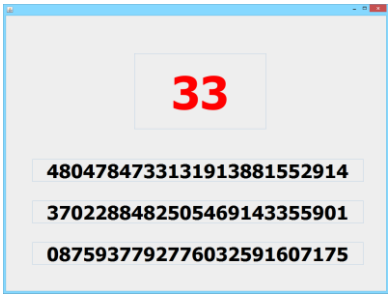


Figura 2-8: Interfaz asociada al Experimento 6 – Reconocimiento de Patrones

2.5. Procesamiento de la Señal EEG

Las señales cerebrales obtenidas a partir de los catorce sensores del encefalograma fueron depuradas en tres pasos (Figura 2-9), con el fin de encontrar una función que permita clasificar de manera adecuada cada instante según la exclusividad cognitiva de la tarea realizada. Antes de comenzar la depuración de la información es de suma importancia tener en consideración tres cosas:

1.- Las señales encefálicas obtenidas son muy ruidosas, siendo necesario realizar un Mejoramiento de la Señal a través de filtros espaciales.

2.- Existen frecuencias más importantes para la clasificación, por lo que, es fundamental la agrupación de ciertas frecuencias como se hace en la etapa de Extracción de las Características de la Señal.

3.- Existen sensores más importantes al momento de categorizar entre estados, por eso el algoritmo seleccionado debe contar con esta priorización considerando un filtro adecuado en la etapa de Traducción o Clasificación de la Señal que clasifica si la tarea realizada es de Demanda Exclusiva o Colectiva.

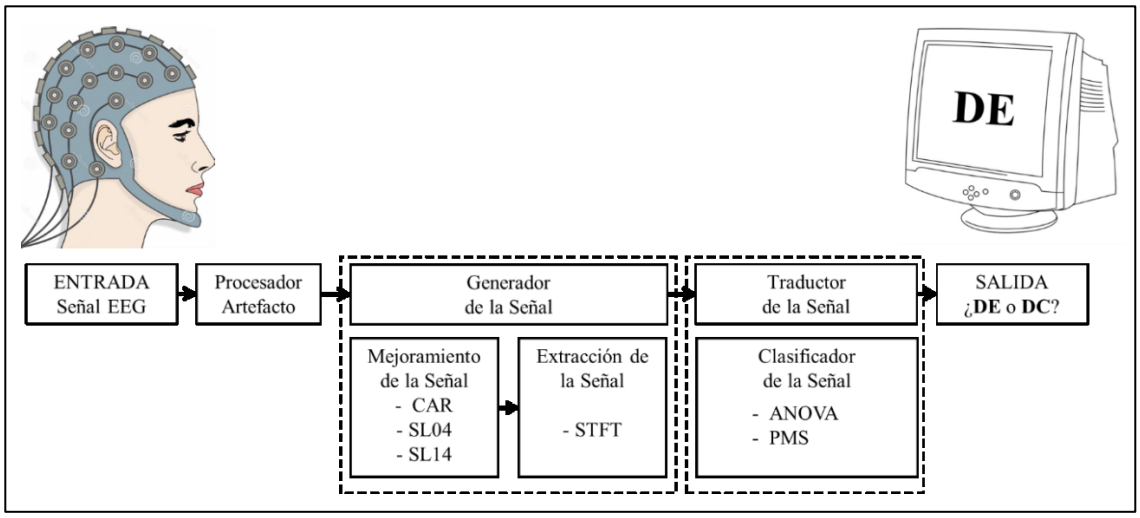


Figura 2-9: Etapas del Procesamiento de la Señal EEG

2.5.1. Mejoramiento de la Señal

El primer paso es el de mejoramiento de la señal, esta etapa de pre-proceso utiliza un modelo de referencia o filtro espacial para disminuir el ruido de la señal extraída (Wolpaw et al., 2002), es decir, aumentar la variabilidad en la señal para visibilizar aún más los cambios entre instantes.

En esta investigación se utiliza una Referenciación por Promedio Común (o *Common Average Referencing* (CAR), en inglés) y dos modelos de Superficie Laplaciana (SL), usados en la presencia de los ritmos mu y beta. El método de filtros espaciales permite reducir las acciones que se encuentran distribuidas en todo el cerebro, por ejemplo, el movimiento o parpadeo de los ojos (McFarland et al., 1997).

El modelo de Referenciación por Promedio Común (CAR) consiste en sustraer la señal promedio de todos los sensores en un instante en particular a cada uno de los datos de dicho momento (2.1). Donde i es el número de sensor y V_i^{EEG} es la señal original de la grabación de EEG.

$$V_i^{CAR} = V_i^{EEG} - \frac{\sum_{j=1}^{14} V_j^{EEG}}{14} \quad i = 1, \dots, 14 \qquad (2.1)$$

El modelo de Superficie Laplaciana (SL) elimina el aporte que tienen los sensores más próximos al nodo evaluado ponderando la distancia que los separa (2.2, 2.3 y 2.4). En el estudio se evalúa en primera instancia sólo los cuatro nodos más cercanos (SL04) y luego, la totalidad de los sensores pero siempre considerando la distancia que los separa, teniendo más incidencia lo más próximos (SL14).

$$V_i^{SL} = V_i^{EEG} - \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^{14} g_{ij} \cdot V_j^{EEG} \quad i = 1, \dots, 14 \tag{2.2}$$

$$g_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{k \in S_i} d_{ik}} \tag{2.3}$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \tag{2.4}$$

$$i \neq j \quad \begin{matrix} \forall i = 1, \dots, 14 \\ \forall j = 1, \dots, 14 \end{matrix}$$

En la Figura 2-10 se muestran de manera gráfica el efecto de los sensores próximos al FC6 (en rojo) para los tres filtros espaciales descritos. En el modelo (a), correspondiente a Referenciación por Promedio Común, todos los sensores tienen una misma ponderación. En cambio, en los modelos (b) y (c), correspondientes a Superficies Laplacianas, entre más cálido sea el color asociado al sensor (menor distancia respecto a FC6), mayor será su ponderación en la ecuación final.

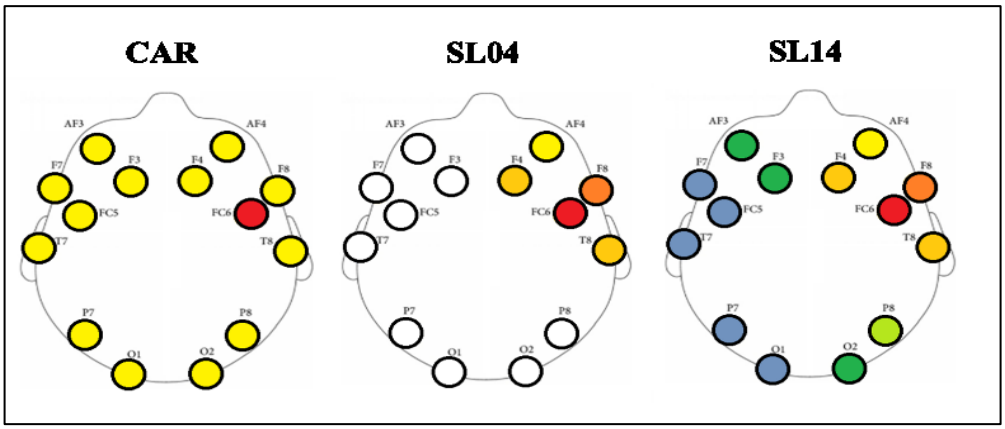


Figura 2-10: Estructuras de Filtro Espacial

Desempeño de los Filtro Espaciales

El desempeño de cada uno de estos de tres filtros espaciales será evaluado a través de cinco algoritmos de clasificación, con el fin de ver que tanto aporta cada uno de los filtros para discriminar entre ambos tipos de tareas. Estos modelos de clasificación son utilizados principalmente en Interfaces Cerebro-Computador (*Brain-Computer Interface* (BCI), en inglés). Estos son: AdaBoost (AD), Árbol de Decisión (*Decision Tree*, DT), Análisis Discriminante Lineal (*Linear Discriminant Analysis*, LDA), k-Vecinos más Cercanos (*k-Nearest Neighbors*, kNN) y Bosque Aleatorio (*Random Forest*, RF) (Bashashati et al., 2007; Nicolas-Alonso & Gomez-Gil, 2012).

El modelo de **AdaBoost** predice entre ambos sistemas realizando un corte en un valor, luego aquellos datos que clasificó erróneamente les asignan un peso mayor para una nueva clasificación, iterando varias veces. Cada una de las estructuras diseñadas se pondera según su desempeño generando el modelo final de clasificación.

Los **Árboles de Decisión** corresponden a una estructura de clasificación donde se parte de una base en la cual se analiza si el dato satisface o no una cierta condición planteada y según su respuesta se hacen otras preguntas en una estructura de ramas, como un diagrama de flujos en forma de árbol. Las preguntas realizadas más cercanas a la raíz son de más importancia y discriminan de mejor manera y la elección del tributo a escoger se hace siguiendo al Principio de Entropía, es decir, que característica marca una diferencia real para clasificar entre una u otra categoría.

El **Análisis Discriminante Lineal**, modela las clases como distribuciones normales para cada uno de los sistemas y analiza la probabilidad de que se encuentre en cada uno de ellos dado un cierto umbral. Clasificando en un Sistema si la distancia entre el punto evaluado es la menor.

El modelo de **k-Vecinos más Cercanos**, se entrena el modelo considerando los vecinos más cercanos y categorizándolos con la misma categoría. Cuando se categoriza una nueva ventana, se calcula la distancia entre este nuevo vector y los de categorización, asignando aquella de menor distancia euclidiana.

El **Bosque Aleatorio**, utiliza como principio los árboles de decisiones pero en vez de generar un solo árbol crea un bosque. Esto quiere decir, que repite este proceso de clasificación para varios árboles, estimando la probabilidad de encontrarse en uno u otro.

Una vez determinado cuál de los tres filtros espaciales tiene mayor desempeño, se prosigue procesando la información considerando sólo la información depurada a través de este filtro para mejorar la calidad de la señal.

2.5.2. Extracción de las Características de la Señal

El siguiente paso consiste en la extracción de las características de la señal, es decir, una representación sencilla de la información extraída del encefalograma. La función a utilizar corresponde a la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (o *Short Term Fourier Transform* (STFT), en inglés) que tiene la ventaja de alertar la presencia de una cierta frecuencia en un periodo de tiempo, al aplicar la Transformada de Fourier a una ventana.

En este estudio, las ventanas de tiempo escogidas son de un segundo con un traslape de medio segundo. Además se considera una transformada de ventana, que permite que la intensidad de la señal llegue a cero al salir del centro de la ventana (McFarland et al., 1997). Esto se logra al multiplicar la señal por la función de ventana que reduce la importancia de las regiones que están lejos del centro de la ventana al ponderarlos en una menor proporción (2.5), como Transformada de Gabor utilizando una función coseno (Daubechies, 1990).

$$G_x(t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\pi(\tau-t)^2}\, e^{-j2\pi f\tau}\, x(\tau)\, d\tau \qquad (2.5)$$

2.5.3. Traducción de la Señal

El proceso final es la Traducción de la Señal, en esta etapa se diseña el modelo matemático que permita clasificar si la tarea realizada es de Demanda Exclusiva o Colectiva. Para ello primero, se analiza la varianza de todas las posibles combinaciones entre sensores y frecuencias, con el fin de elegir a los mejores diferenciadores.

Luego, se priorizan los pares que hacen una diferencia sustantiva en la predicción, para reducir la información que será procesada, en particular, respecto al número de sensores.

Análisis de Varianza

La principal hipótesis del estudio es la posibilidad de que un electroencefalógrafo de bajo costo pueda distinguir si la tarea actual tiene una Demanda Exclusiva de recursos cognitivos. Donde la presencia de algunas frecuencias particulares en un área del cerebro facilita esta clasificación. En este sentido, es necesario priorizar aquellos pares sensor-frecuencia que se diferencien más según su demanda cognitiva, a través de un Análisis de Varianza (*Analysis of Variance* (ANOVA), en inglés). Para procesar toda la información, primero los datos son normalizados al dividir cada valor por el potencial promedio de cada sensor, frecuencia y sujeto, con el fin de visualizar con mayor claridad dicha variabilidad.

El modelo utiliza un intervalo de confianza del 95% para cada par sensor-frecuencia, para clasificar la ventana de tiempo como una tarea de Demanda Exclusiva. Para ello, se evaluaron dos maneras: Modelo de Valor Medio (MVM) y Modelo de Valor Límite (MVL). En la Figura 2-11 se representan los dos modelos evaluados para la categorización. El Modelo de Valor Medio utiliza el valor medio entre los límites de las categorías, como un valor de frontera. En su lugar, el Modelo de Valor Límite utiliza los límites de cada rango, dejando el espacio entremedio de ambas categorías como indeterminado.

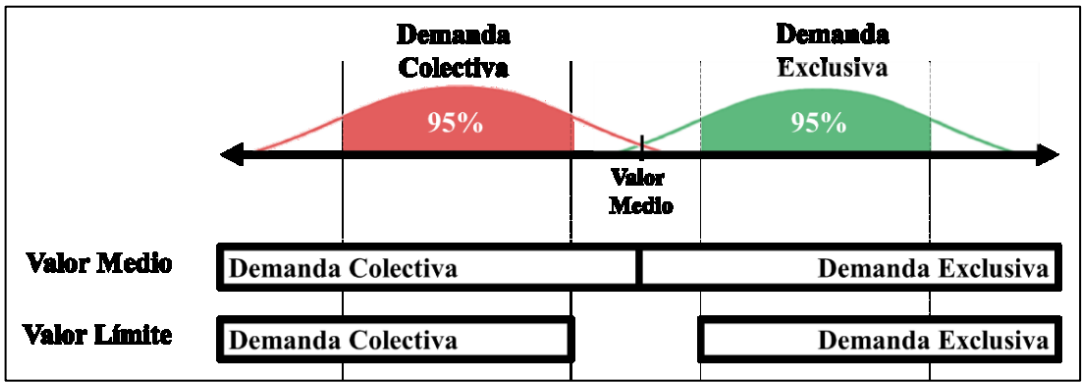


Figura 2-11: Modelos de Valor Medio y Valor Límite

El rendimiento de este tipo de clasificador está fuertemente influenciado por el ruido inherente a un encefalograma, independientemente del intervalo de confianza que se escoja para realizar el ANOVA dado que los datos varían mucho entre una ventana y otra.

Modelo de Optimización

El Análisis de Varianza fue realizado para cada combinación posible entre los 14 sensores y los 24 rangos de frecuencias (1 - 24 Hz), siendo 336 los pares sensor-frecuencia. Sin embargo, no es práctico la utilización de todos ellos para la categorización entre ambas configuración mentales.

Por ende, se plantea un modelo de optimización que de lo suficientemente confiable pero si requerir demasiada información de las ondas cerebrales. En otras palabras, lo que es modelo pretende es encontrar la mínima cantidad de pares sensor-frecuencia que maximicen la capacidad de discriminación, es decir, cuyo Estadístico F sea el mayor (2.6), representado por la variables ($\beta_{s,f}$).

Estas combinaciones sólo pueden estar presentes en el modelo si tanto la frecuencia como sensor se encuentran activos (2.7 y 2.8), representados por las variables β_s y β_f, respectivamente.

Lo mismo, si el sensor o la frecuencia está activa, al menos una combinación de dicho sensor o frecuencia debe encontrarse activa (2.9 y 2.10). La cantidad de sensores y frecuencias máximas a activar también es una de las restricciones, ya que se busca minimizar ambos (2.11 y 2.12). Todas las variables son binarias para indicar si el sensor, frecuencia o par sensor-frecuencia se encuentra activo (2.13).

$$Máx \sum_s \sum_f F\ estadístico_{s,f} \cdot \beta_{s,f} \quad (2.6)$$

$sujeto\ a$:

$$(1-\beta_s)\cdot\sum_f \beta_{s,f} = 0 \qquad \forall\ s \quad (2.7)$$

$$(1-\beta_f)\cdot\sum_s \beta_{s,f} = 0 \qquad \forall\ f \quad (2.8)$$

$$\beta_s \cdot \left(1-\sum_f \beta_{s,f}\right) \leq 0 \qquad \forall\ s \quad (2.9)$$

$$\beta_f \cdot (1-\sum_s \beta_{s,f}) \leq 0 \qquad \forall\ f \quad (2.10)$$

$$\sum_s \beta_s \leq Máx.Sensores \quad (2.11)$$

$$\sum_f \beta_f \leq Máx.Frecuencias \quad (2.12)$$

$$\beta_s,\ \beta_f,\ \beta_{s,f} \in \{0,1\} \qquad \forall\ s,f \quad (2.13)$$

2.6. Validación del Algoritmo Matemático

La validez del modelo desarrollado no puede ser evaluada utilizando los mismos datos del proceso de calibración, ya que se estaría incurriendo en *overfitting*. Por ende, las mediciones fueron separadas en dos grupos, doce sujetos de entrenamiento y los otros tres para realizar una validación cruzada, estos últimos fueron escogidos de manera aleatoria.

Los datos de entrenamiento ajustan el algoritmo, luego los datos de la prueba evalúan el rendimiento del modelo, comparando la clasificación dada por el modelo.

Las métricas utilizadas para evaluar el desempeño de los modelos predictivos son Precisión, Recall y F1 Score.

La **Precisión** es la razón entre el número de casos clasificados correctamente en una categoría y el total de datos procesados clasificados con la misma categoría. Es decir, cuanto más cercano sea este valor a la unidad mejor será la precisión del modelo. Sin embargo, podemos clasificar a todos los datos como parte de una categoría y la precisión sería perfecta, pero no tendrá sensitividad el modelo.

Por ende, es necesaria la incorporación de una segunda métrica como **Recall**, que corresponde a la razón entre el número de clasificados correctamente en una categoría y el total de datos que son efectivamente parte de esa categoría, es decir, incluye a quienes debían ser calificados como tal pero el modelo arrojó el otro, más conocido como los falsos negativos.

De todas maneras, la métrica más importante a utilizar será **F1-Score**, ya que utiliza el promedio armónico de las dos métricas (2.6), lo que permite dar un análisis más acabado de cuál de los modelos predictivos convendrá utilizar.

$$F1 - \text{Score} = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \qquad (2.6)$$

2.7. Análisis en Tiempo Real

El Modelo de Optimización, que utiliza como parámetros los F - estadísticos obtenidos de ANOVA, se comporta bien en la media pero no en las ventanas particulares, una desventaja si queremos saber una respuesta en tiempo real. Esto porque la base del ANOVA se hace usando STFT donde las señales no estacionarias se transforman a estacionarias usando ventanas de tiempo-frecuencia.

En consecuencia, es necesario seguir la evolución de la frecuencia con el tiempo, de modo que la carga de trabajo mental pueda ser evaluada con mayor precisión y confianza (Murata, 2005).

La incorporación del comportamiento de las ventanas de tiempo vecinas es esencial para el correcto funcionamiento del modelo. Un modelo de Promedio Móvil Simple (*Simple Moving Average*, en inglés) es utilizado para agregar mayor información al modelo y reducir la gran variación entre las ventanas de tiempo. Particularmente, se evalúan dos casos, considerando los anteriores 2.5 y 5.0 segundos anteriores para hacer un veredicto sobre la presencia de una tarea de Demanda Exclusiva o Colectiva.

3. Resultados

3.1. Información General de la Muestra

3.1.1. Caracterización de la Muestra

Los sujetos utilizados para el desarrollo de esta investigación fueron quince alumnos de pregrado Ingeniería Civil de la Pontificia Universidad Católica de Chile. Todos hombres diestros con edad entre 20 a 25 años, con un promedio de 23 años.

La totalidad de los sujetos durmió al menos 5 horas la noche anterior clasificando su sueño como Regular (53,4%), Bueno (33,3%) o Excelente (13,3%). Además ninguno se sentía estresado al momento de comenzar la medición, ni declaró haberse aburrido durante la sesión.

Ninguno de los encuestados consumió alcohol en las últimas 12 horas, como tampoco drogas ni medicamentos que podrían afectar la medición en las últimas 48 horas. Sólo dos encuestados poseían problemas a la vista, uno miopía y otro astigmatismo, pero utilizaron anteojos durante la experimentación, siendo su último control oftalmológico hace menos de un año.

Los sujetos 3, 7 y 8 fueron dejados fuera del proceso de calibración para contrastar el modelo desarrollado en el Proceso de Validación (Página 37).

3.1.2. Niveles de Logro de las Tareas Experimentales

El desempeño de los sujetos fue bastante exitosa completando de manera exitosa el 97% de los ejercicios (Tabla 3-1). El experimento que generó más complicaciones resultó ser el Reconocimiento de Patrones, donde debían buscar un número de dos o tres cifras entre líneas de dígitos, con 86% de acierto. Más detalle del desempeño de los usuarios puede encontrarse en el Anexo 2.

Tabla 3-1: Desempeño General desglosado por Tarea Experimental

Tarea Experimental	cat.	Mín.	Máx.	$\bar{x}$	σ
1. Problemas Matemáticos Sencillos	DC	96%	100%	99%	2%
2. Conteo Simple de Objetos	DC	96%	100%	99%	1%
3. Reconocimiento de Género	DC	96%	100%	99%	1%
4. Problemas Matemáticos Complejos	DE	50%	100%	96%	13%
5. Reconocimiento de Imagen	DE	100%	100%	100%	0%
6. Reconocimiento de Patrones	DE	50%	100%	86%	17%

El desempeño promedio de las tareas clasificadas como Demanda Exclusiva es de 78%, un 18,75% menor al correspondiente a Demanda Colectiva (96%). Además existe una mayor desviación en el desempeño de las actividades consideradas de mayor dificultad con un 7.17%, comparado al 1.21% de las tareas catalogadas como Demanda Colectiva.

3.1.3. Tiempos de Resolución de las Tareas Experimentales

El tiempo de resolución promedio de los ejercicios desarrollados puede encontrarse en la Tabla 3-2, siendo 1.08 segundos para las tareas consideradas como Demanda Colectiva y casi diez veces más para las actividades de Demanda Exclusiva (11.7 segundos). Además de ser los ejercicios con mayor desviación, lo que se condice con la baja fidelidad de este tipo de métrica para predecir la carga cognitiva, dado que afectan otros factores como la atención, ansiedad y emoción de los participantes.

Tabla 3-2: Tiempo de Resolución desglosado por Tarea Experimental

Tarea Experimental	cat.	Mín.	Máx.	$\bar{x}$	σ
1. Problemas Matemáticos Sencillos	DC	0.79	2.50	1.19	0.41
2. Conteo Simple de Objetos	DC	0.67	1.71	0.98	0.29
3. Reconocimiento de Género	DC	0.53	2.71	1.06	0.53
4. Problemas Matemáticos Complejos	DE	3.81	20.38	12.04	3.70
5. Reconocimiento de Imagen	DE	3.88	25.50	11.17	5.59
6. Reconocimiento de Patrones	DE	7.50	19.50	12.11	3.13

A pesar de la baja fidelidad el desempeño y los tiempos de resolución tienen cierta relación con la dificultad otorgada al definir el carácter de Demanda Exclusiva o Colectiva de un experimento.

3.2. Procesamiento de la Señal EEG

La información obtenida directamente de los catorce sensores del encefalograma es depurada en tres pasos, como se indica en la Sección 2.5 Procesamiento de la Señal EEG (Página 20).

Primero, el **Mejoramiento de la Señal** a través de filtros espaciales para eliminar señales encefálicas ruidosas repartidas en todo el cerebro, producto por ejemplo del pestañeo. Luego, la **Extracción de las Características de la Señal** con la transformación de las ondas cerebrales depuradas a las frecuencias de las ondas y su amplitud a ventanas de un segundo. Y por último, la priorización de algunos sensores y frecuencias en la etapa de **Traducción de la Señal** que clasifica si la tarea realizada es de Demanda Exclusiva o Colectiva, a través del análisis de la varianza, selecciona la menor cantidad pares sensor-frecuencia que logra una adecuada precisión y evalúa la mejora del sistema con la incorporación de información de los segundos previos.

3.2.1. Mejoramiento de la Señal

La señal directamente obtenida a través de los sensores fue depurada a través de las tres estructuras de filtro espacial (Figura 2-10) cuyo fin está en visibilizar la variación de las ondas cerebrales en el tiempo, eliminando patrones extendidos en todo el cerebro, como por ejemplo, el parpadeo (McFarland et al., 1997).

Desempeño de los Filtros Espaciales

Para probar la bondad de cada uno de estos filtros se prueban a la fuerza cinco algoritmos de clasificación, descritos en la sección anterior. Estos fueron evaluados al calibrar el sistema dejando la información de un sujeto excluido y luego se contrasta lo que el modelo calibrado predice con lo que efectivamente ocurrió.

El desempeño general de cada uno de los cinco modelos se encuentra en la Tabla 3-3. Es importante considerar que los modelos presentados y sus resultados son sólo referenciales para el desarrollo de esta investigación, ya que la propuesta de este estudio está en un nuevo modelo calibrado y este análisis preliminar solo permite descartar el uso de algunos filtros espaciales, para no saturar el sistema con tanta información.

Tabla 3-3: Desempeño General de los Modelos de Clasificación

Modelos de Clasificación	**CAR**	**SL04**	**SL14**
AdaBoost	55.2%	53.6%	54.6%
Árbol de Decisión	53.7%	52.7%	53.3%
Análisis Discriminante Lineal	54.7%	52.3%	53.5%
k-Vecinos más Cercanos	53.3%	52.4%	52.4%
Bosque Aleatorio	54.5%	51.1%	53.3%
Promedio	54.3%	52.4%	53.4%

El desempeño de las distintas estructuras mentales (CAR, SL04 y SL14) utilizadas para el mejoramiento de la señal fue bastante cercana. Siendo levemente superior en todos los modelos de clasificación el filtro espacial correspondiente a la Referenciación por Promedio Común (*Common Average Reference* (CAR), en inglés), cuyo de promedio fue de 54.3%. Mientras que para los filtros de Superficies Laplacianas las medias fueron de 52.4% para el modelo que considera la distancia relativa de los cuatro sensores más próximos (SL04) y de 53.4% para el que considera la posición relativa entre la totalidad de los sensores (SL14).

Además, el filtro espacial CAR es el más sencillo de utilizar dado que a todos los datos obtenidos de los sensores se les elimina una línea base, que términos sencillos correspondiente al promedio simple de todos los datos obtenidos en ese mismo instante de medición. Siendo también el más utilizado en el procesamiento de encefalogramas en la depuración de la señal, al visibilizar de mejor manera la varianza entre los datos.

3.2.2. Extracción de las Características de la Señal

En esta etapa se transforma la información cerebral luego de filtrar espacialmente a densidades de potencia. Este mecanismo, conocido como la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (o *Short Term Fourier Transform* (STFT)) tiene la ventaja de alertar la presencia de una cierta frecuencia en un periodo de tiempo, al aplicar la transformada a una ventana. Este proceso fue realizado a través de métodos programados en Python haciendo uso de la librería de minería de datos, conocida como *scikit-learn*.

3.2.3. Traducción de la Señal

Esta última etapa de procesamiento permite diseñar el algoritmo que clasifica entre tareas de Demanda Exclusiva o Colectiva, al analizar la varianza de cada combinación entre sensores y frecuencias para después analizar que pares hacen una diferencia sustantiva.

Análisis de la Varianza

Los estadísticos por frecuencia se pueden visualizar en la Tabla 3-4.Un detalle de todos los estadísticos puede ser encontrado en el Anexo 3.

Tabla 3-4: Métricas de ANOVA (F-estadístico y valor-p) para cada frecuencia (freq.)

freq.	F-estadístico
1 Hz	14.53 (*)
2 Hz	80.75 (**)
3 Hz	108.55 (**)
4 Hz	75.13 (**)
5 Hz	56.35 (**)
6 Hz	87.07 (**)
7 Hz	68.61 (**)
8 Hz	39.5 (*)

freq.	F-estadístico
9 Hz	25.2 (**)
10 Hz	18.52 (*)
11 Hz	15.8 (*)
12 Hz	13.01 (*)
13 Hz	10.32 (*)
14 Hz	7.52 (*)
15 Hz	7.58 (*)
16 Hz	8.82 (*)

freq.	F-estadístico
17 Hz	11.49 (*)
18 Hz	12.29 (*)
19 Hz	17.39 (**)
20 Hz	14.92 (*)
21 Hz	11.86 (*)
22 Hz	12.16 (**)
23 Hz	11.26 (*)
24 Hz	10.9 (*)

(***): valor-p < 0.01; *(**): 0.1 > valor-p ≥ 0.01;* *(*): valor-p ≥ 0.1*

Modelo de Optimización

De todas las combinaciones existentes entre sensor y frecuencia, los escogidos para ser parte del sistema son los mejores indicadores que corresponden las frecuencias Delta y Theta. En dicho rango, los sensores con mejor predictor y seleccionados para utilizarse en el modelo son los ubicados en lóbulo pre-frontal (AF3 y AF4) y lóbulo parietal y temporal del hemisferio derecho (FC6, P8, T8 y O2) (Figura 3-1). El archivo utilizado por el Modelo de Optimización se encuentra en el Anexo 5.

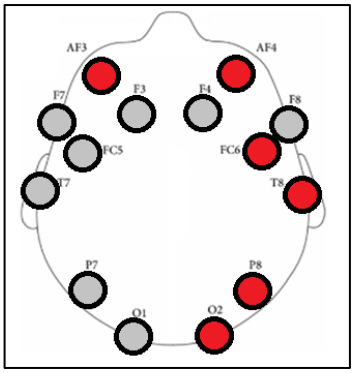


Figura 3-1: Sensores seleccionados

Las métricas desagregadas para los pares sensor-frecuencia seleccionado se muestran en la Tabla 3-5, cuyos valores de p son menores a 0,001 con un F-estadístico mayor a 75 en todos los casos, cuyo promedio corresponde a 154.82.

Tabla 3-5: F – estadístico obtenido a través de ANOVA para los pares seleccionados

	2 Hz	3 Hz	4 Hz	5 Hz	6 Hz	7 Hz
AF3	146.86	173.44	98.53	86.73	125.58	135.67
O2	121.17	206.91	173.43	93.86	120.43	84.37
P8	139.03	230.62	200.26	126.04	182.57	124.65
T8	191.12	252.00	148.02	105.04	154.12	131.96
FC6	122.54	125.60	77.64	108.38	203.66	111.77
AF4	249.36	274.23	198.24	156.22	215.05	178.33

Todos los pares presentados poseen un valor-p menor a < 0.001

Además, todos los intervalos de confianza construidos para estos pares son siempre mayores para la Demanda Exclusiva, sin intersección entre ellos Tabla 3-6, resultado que es el apoyo de muchos estudios sobre la carga de trabajo mental, principalmente en las conclusiones de la banda de frecuencia Theta (Borghini et al., 2014; Murata, 2005).

Tabla 3-6: Intervalo de Confianza del 95% para pares seleccionados

		2 Hz	3 Hz	4 Hz	5 Hz	6 Hz	7 Hz
AF3	DE	1.16; 1.22	1.16; 1.22	1.11; 1.17	1.10; 1.15	1.11; 1.16	1.11; 1.15
	DC	0.86; 0.92	0.86; 0.92	0.89; 0.95	0.9; 0.96	0.9; 0.95	0.9; 0.95
O2	DE	1.12; 1.19	1.14; 1.20	1.11; 1.17	1.07; 1.12	1.08; 1.12	1.06; 1.10
	DC	0.89; 0.94	0.88; 0.92	0.9; 0.94	0.93; 0.96	0.93; 0.96	0.94; 0.97
P8	DE	1.13; 1.18	1.15; 1.20	1.11; 1.16	1.08; 1.12	1.09; 1.13	1.07; 1.11
	DC	0.88; 0.94	0.88; 0.92	0.9; 0.94	0.93; 0.96	0.92; 0.95	0.93; 0.96
T8	DE	1.15; 1.21	1.16; 1.21	1.10; 1.15	1.07; 1.12	1.09; 1.13	1.08; 1.12
	DC	0.87; 0.92	0.87; 0.92	0.91; 0.95	0.93; 0.96	0.92; 0.95	0.93; 0.96
FC6	DE	1.14; 1.20	1.12; 1.18	1.08; 1.13	1.08; 1.13	1.11; 1.15	1.07; 1.11
	DC	0.87; 0.94	0.89; 0.94	0.92; 0.96	0.92; 0.96	0.91; 0.94	0.93; 0.96
AF4	DE	1.19; 1.26	1.18; 1.25	1.14; 1.20	1.12; 1.17	1.13; 1.19	1.11; 1.16
	DC	0.84; 0.90	0.85; 0.90	0.88; 0.92	0.89; 0.94	0.89; 0.93	0.90; 0.94

Los sensores AF3 y AF4 se localizan en el sitio prefrontal donde la banda Theta aumenta a medida que aumenta la dificultad, particularmente en las tareas de concentración y atención (Gevins et al., 1997; Gevins & Smith, 2003).

Lo mismo ocurre en el hemisferio derecho temporal y parietal, los sensores P8 y T8, donde la frecuencia entre 4 a 8 Hz aumenta con la carga de trabajo (Parasuraman & Wilson, 2008), ambos sensores se ubican relativamente cercanos a los otros dos sensores de dicho hemisferio seccionados FC6 y O2.

3.3. Validación del Algoritmo Matemático

Para evaluar el rendimiento del modelo, tres de los quince sujetos estudiados son separados al azar para evaluar el algoritmo desarrollado (los sujetos identificados como 3, 7 y 8).

Los resultados de los datos de prueba se muestran en la Tabla 3-7 para el Modelo de Valor Medio (MVM) y el Modelo de Valor Límite (MVL) en la columna sin atenuación. Las métricas consideradas son las de Precisión, Recall y F1-Score para cada uno de sujetos que fue dejado fuera de la calibración para utilizarlo como una muestra para el testeo del modelo. El desempeño promedio de los sujetos con el que se realizó la validación cruzada fue de 82.3%, siendo bastante similar el rendimiento de ambos modelos y sujetos.

3.4. Análisis en Tiempo Real

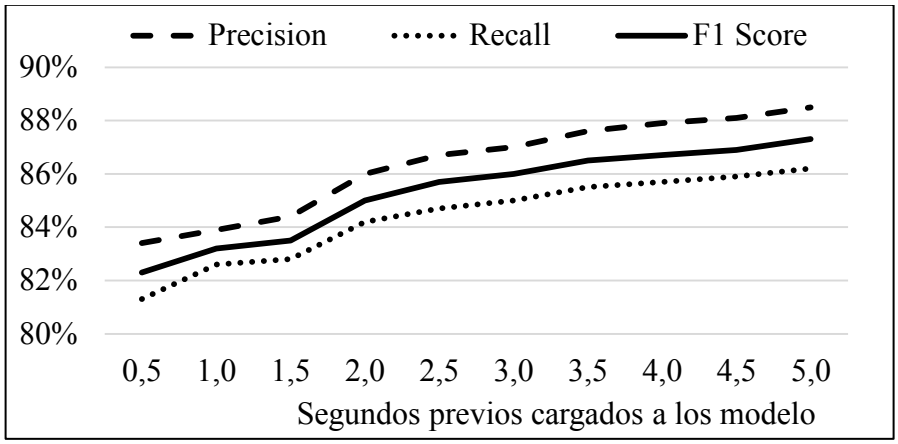
El rendimiento del modelo mejora a medida que más información de segundos previos es cargada, esto con el fin de suavizar el ruido inherente a las ondas cerebrales (Tabla 3-7 y Figura 3-2).

Tabla 3-7: Desempeño de los modelos considerando diferentes periodos de tiempo

Modelo	suj.	No Atenuada			Promedio Móvil Simple (2.5 sec.)			Promedio Móvil Simple (5.0 sec.)		
		P (%)	R (%)	F1 (%)	P (%)	R (%)	F1 (%)	P (%)	R (%)	F1 (%)
MVL	1	82.4	82.0	82.2	92.9	92.0	92.5	95.2	94.4	94.9
	2	80.4	80.9	80.7	91.6	91.5	91.5	92.6	92.4	92.5
	3	81.7	74.8	78.1	87.5	79.6	83.4	88.9	81.0	84.8
MVM	1	86.5	86.8	86.7	86.8	87.1	86.9	90.3	89.7	90.0
	2	84.5	86.2	85.4	83.2	85.4	84.3	83.7	85.7	84.7
	3	84.6	77.1	80.7	78.3	72.7	75.4	80.4	74.0	77.1

La mejora es de 82.3% al 87.3% al cargar información del comportamiento de las ondas cerebrales los cinco segundos previos, aumentando precisión pero no inmediatez. Este importante compromiso tendrá mayor relevancia en términos de escenarios de seguridad.

Figura 3-2: Desempeño de Promedio Móvil Simple para diferentes periodos



El modelo tiende a clasificar las ventanas de tiempo más recurrentemente como Demanda Colectiva (DC), como se aprecia en el bajo Recall para los períodos de tiempo que son Demanda Exclusiva (Tabla 3-7).

Tabla 3-8: Desempeño de Promedio Móvil Simple para distintos intervalos cargados

Periodos Cargados	Precision			Recall			F1 Score
	DC	DE	$\bar{x}$	DC	DE	$\bar{x}$	
0.5 s.	96.3%	70.4%	83.4%	66.0%	96.7%	81.3%	82.3%
1.0 s.	99.4%	68.3%	83.9%	65.8%	99.5%	82.6%	83.2%
1.5 s.	99.8%	69.0%	84.4%	65.8%	99.8%	82.8%	83.5%
2.0 s.	99.8%	72.1%	86.0%	68.5%	99.9%	84.2%	85.0%
2.5 s.	99.8%	73.6%	86.7%	69.6%	99.9%	84.7%	85.7%
3.0 s.	99.8%	74.2%	87.0%	70.1%	99.9%	85.0%	86.0%
3.5 s.	99.8%	75.5%	87.6%	71.2%	99.8%	85.5%	86.5%
4.0 s.	99.7%	76.0%	87.9%	71.6%	99.8%	85.7%	86.7%
4.5 s.	99.7%	76.4%	88.1%	71.9%	99.8%	85.9%	86.9%
5.0 s.	99.6%	77.5%	88.5%	72.8%	99.7%	86.2%	87.3%

En particular, el 25.41% de las ventanas de Demanda Exclusiva fueron erróneamente clasificadas como Demanda Colectiva (Anexo 7), en contraste con el 1.55% de la situación inversa. Esto se debe a que a menudo desarrollando un ejercicio de mente de gran complejidad se desconcentra en algún momento, ya sea por fatiga o agotamiento, lo que significa cambiar la configuración mental a una Demanda Colectiva (DC).

Lo anterior, también puede suceder cuando un comportamiento repetitivo se convierte en una práctica automática (Fisk & Schneider, 1984; Schneider & Fisk, 1982), lo que explicaría que algunas ventanas eran clasificadas erróneamente. Como también, producto de los periodos entre ejercicios, donde el cerebro se desconecta de la tarea hasta que un nuevo desafío se presente.

4. Discusión

El uso de equipos de encefalografía tiene una serie de ventajas con respecto a otros instrumentos de medición de carga cognitiva, entre ellas es que permiten detectar cambios sutiles, no interfieren en la realización de la mayoría de los trabajos, son de fácil instalación y lo suficientemente económicos para ser utilizados fuera del campo puro de la investigación. Aunque posee la desventaja de que si las tareas evaluadas requiere de movimiento, añadirá ruido a la medición de las ondas cerebrales, afectando la predicción.

Nuestros resultados indicaron que es posible diferenciar una tarea de Demanda Exclusiva de una Demanda Colectiva a través de esta tecnología, alcanzando una desempeño de 82.3% promedio entre los sujetos. Según la evidencia presentada y considerando que el desempeño alcanzado se encuentra cercano al rango de 86% a 89% que se obtiene en estudios similares (Baldwin & Penaranda, 2012) se considera que es posible discernir si una persona se encuentra realizando una tarea de Demanda Exclusiva o Demanda Colectiva.

Respecto a las sub-hipótesis respecto a las áreas cerebrales más importantes para cada una de las categorías, sólo fue posible evaluar la correspondiente a la ancho de frecuencia de Theta. Donde esta banda debiese de primar en la zona prefrontal, parietal y temporal en ejercicios de mayor dificultad, asociadas a las tareas de Demanda Exclusiva.

En la investigación está aseveración es contrastada con la importancia que tienen ciertas combinaciones sensor-frecuencia en su carácter diferenciador entre ambas estructuras de pensamiento, visibles en el Análisis de Varianza. Escogiendo, a través del Modelo de Optimización, 36 de los 336 pares sensor-frecuencia, que son ubicados en lóbulo pre-frontal y gran parte del hemisferio derecho, cuyas frecuencias están comprendidas entre 2 y 7 Hz (Theta y Delta), cuyo F-estadístico fue de 154.81 promedio.

Por ende, la Hipótesis 1^a asociada a las características asociadas a la presencia de una tarea de Demanda Exclusiva, se ha de considerar nula. Sin embargo, para el ancho de banda de Alfa, no existe la evidencia suficiente para hacer referencia alguna respecto a la veracidad de la Hipotesis 1^b.

Al aplicar el modelo de optimización que maximiza la capacidad de discriminación minimizando la cantidad de pares, es posible desprender la opción de reducir el número de sensores. De hecho, como se menciona más arriba los seleccionados son seis; los sensores AF3, AF4, FC6, P8, T8 y O2

Por último, una de las principales ventaja del encefalograma es el exponer cambios sutiles en la carga cognitiva de manera instantánea, por ello, la última la hipótesis establece que es posible clasificar el carácter exclusivo de una tarea cognitiva en tiempo real. Esto es posible de lograr como se mencionó al comienzo de la sección, con un 82.3% de efectividad.

A pesar del buen desempeño del algoritmo, este puede continuar mejorando, ya que al aplicar la transformada de Fourier a cada ventana temporal, las señales no estacionarias se convierten en estacionarias, perdiendo la evolución de la frecuencia en el tiempo. Una solución es la incorporación de información de segundos previos a través del uso de Promedios Móviles Simples. Lo que provoca un aumento de 82.3% a 87.3% en el desempeño al agregar solo cinco segundos previos. Por ende, de la última hipótesis planteada se puede decir que dependerá en gran medida de la precisión que se busque que tan inmediata deberá ser la respuesta, implicando un costo de oportunidad entre ambas.

5. Conclusiones

La mayor contribución de esta investigación está en el desarrollo de un algoritmo, que en tiempo real y cuya tecnología sea compatible con la industria en términos de costo y comodidad, clasifique el carácter de la tarea realizada entre Demanda Exclusiva o Colectiva. Esta teoría dual del pensamiento posee diferentes características que permiten diferenciar ambas estructuras mentales, en este trabajo se utilizó la posibilidad de hacer otra tarea en simultáneo como método de diferenciación, por ello el nombre de ambas categorías.

La importancia de conocer la carga cognitiva radica en las consecuencias que tiene la presencia de una u otra estructura de pensamiento en términos de productividad, motivación y seguridad, producto de descuadre entre la oferta y demanda de carga cognitiva frente a una tarea. Por ejemplo, si la actividad requiere de un gran esfuerzo mental puede provocar estrés, además de tomarle mucho tiempo e incluso puede provocar fatiga mental. A su vez, si la tarea es demasiado simple puede causar desinterés y cometer errores por la falta de atención a los detalles cuando los procesos se encuentran muy automatizados.

El modelo diseñado requirió de voluntarios para levantar información que nos permitiera encontrar patrones para poder clasificar adecuadamente entre ambas estructuras mentales descritas. Para ello, participaron quince alumnos diestros de Ingeniería Civil de la Pontificia Universidad Católica de Chile quienes realizaron seis experimentos frente a un monitor a través de un teclado numérico.

Todas las tareas son memoria de trabajo básicas, como reconocimiento, con el fin de identificar potenciales patrones que puedan ser aplicados a escenarios. El desempeño de los sujetos fue bastante exitoso completando de forma acertada el 97% de los ejercicios, siendo el de Reconocimiento de Patrones, donde debían buscar un número de dos o tres cifras entre líneas de dígitos el más bajo, con un 86% de acierto.

A pesar de que la literatura (Brunken et al., 2003) acusa de una baja fidelidad en el uso de métricas como el desempeño y los tiempos de resolución para la clasificación entre ambas estructuras de pensamiento, existe una cierta correlación entre éstas en los experimentos evaluados. Mientras el nivel de logro promedio de las tareas clasificadas como Demanda Exclusiva fue de 78.0% y un tiempo de resolución promedio por ejercicio de 11.7 segundos, aquellos identificados como Demanda Colectiva tuvieron un 18.8% mayor rendimiento, seis veces menor variabilidad y demoraron diez veces menos.

No obstante, a la correlación existente entre las métricas anteriores y la clasificación entre ambas estructuras, el estudio se basó en una herramienta fisiológica que mide la carga cognitiva de manera objetiva y directa, a través del análisis de las ondas cerebrales obtenidas a partir de la encefalografía.

El procesamiento de la señal encefálica requirió en primera instancia el uso de un filtro espacial para disminuir el ruido de la señal extraída, es decir, aumentar la variabilidad al eliminar parte de la señal asociada a las acciones que se encuentran distribuidas en todo el cerebro, por ejemplo, el movimiento o parpadeo de los ojos. De los tres modelos evaluados a través de cinco modelos de clasificación, el de Referenciación por Promedio Común, que consiste en sustraer la señal promedio de todos los sensores en dicho momento, fue levemente superior a las dos versiones de Superficie Laplaciana evaluadas.

Una vez mejorada la calidad de las ondas cerebrales fue necesario conocer las frecuencias predominantes en cada uno de los sensores, ya que indican el carácter de la actividad que está siendo realizada. Por ende, el siguiente paso consistió en la extracción de las características de la señal donde se utilizó la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (o *Short Term Fourier Transform* (STFT), en inglés) que tiene la ventaja de alertar la presencia de una cierta frecuencia en un periodo de tiempo, al aplicar la Transformada de Fourier a una ventana de tiempo.

Los espacio de tiempos escogidos fueron de un segundo con un traslape de medio segundo, procurando que la intensidad de la señal tienda a cero en sus extremos para evitar dobles consideraciones de ciertas porciones de las ventanas.

Por último, la información de las frecuencias junto a las áreas cerebrales donde se encuentran nos permitió diseñar un modelo que clasifica la tarea realizada en Demanda Exclusiva o Colectiva. Para ello, se analizó la varianza de todas las posibles combinaciones sensor-frecuencia, con el fin de obtener los parámetros del modelo de optimización que buscó minimizar la cantidad de pares que maximicen la capacidad de discriminación, es decir el Estadístico F. De los 336 pares sensor-frecuencia, 36 fueron los escogidos, ubicados en lóbulo pre-frontal (AF3 y AF4) y gran parte del hemisferio derecho (FC6, P8, T8 y O2), correspondiente a las frecuencias comprendidas entre 2 y 7 Hz (Theta y Delta), cuyo F-estadístico fue 154.8 promedio.

El desempeño del modelo desarrollado fue evaluado a través de validación cruzada, separando a tres sujetos al azar para así evaluar su rendimiento contra el modelo ya calibrado y no cometer *overfitting*, alcanzando un 82.3% promedio de desempeño, sin grandes diferencias entre modelos ni sujetos.

A pesar del buen desempeño del algoritmo, este puede continuar mejorándose dado que los parámetros utilizados en la calibración del modelo de optimización usan de base la información obtenida del ANOVA que hace uso de la STFT. Una de las principales características de la Transformada de Fourier aplicada a una ventana, es que al convertir éstas señales no estacionarias a estacionarias, se pierde la evolución de la frecuencia en el tiempo.

Una manera de incorporar las ventanas temporales vecinas para mejorar es a través del uso de Promedios Móviles Simples al atenuar la señal. De hecho, el rendimiento progresó de 82,3% al 87,3% al cargar información del comportamiento de las ondas cerebrales en cinco segundos previos, aumentando precisión pero no inmediatez siendo importante considerar el *trade-off* existente entre estos.

Otra forma de perfeccionar el modelo podría ser el considerar el tiempo entre ejercicios que hacen que el sujeto se desconecte de una estructura mental de Demanda Exclusiva, como también el evaluar cómo afecta la práctica prolongada de un ejercicio en el desempeño considerando la sobrecarga mental o desinterés debido a la automatización del proceso. Para así, diseñar consideraciones organizacionales que reduzcan los incidentes en el trabajo y mejoren la productividad, porque la sobrecarga depende no sólo de la dificultad de las tareas, sino también de vigilancia y presión de tiempo (Galy et al., 2012).

Dicha oportunidad de mejora es visible en el estudio dado que el modelo tiende a clasificar las ventanas de tiempo más recurrentemente como Demanda Colectiva. De hecho, el 25.41% de las ventanas de Demanda Exclusiva fueron erróneamente clasificadas como Colectiva, en contraste con el 1.55% en la situación inversa. Además, se suma el que a menudo desarrollando un ejercicio de gran complejidad uno se desconecta por fatiga o agotamiento, lo que significa cambiar la configuración mental a una Demanda Colectiva.

Además es importante considerar este estudio como exploratorio, ya que el proceso de validación fue realizado con una muestra de tres sujetos. Por ende, se espera que para dar mayor validez a las conclusiones obtenidas se deberá aumentar el tamaño de la muestra y sobretodo, de los sujetos con que se contrasta el desempeño del algoritmo.

Las investigaciones futuras podrían incorporar la medición fisiológica de otros mecanismos, como el diámetro de la pupila o la frecuencia cardíaca, para aumentar la confiabilidad. Ya que a pesar de los grandes beneficios del uso de la encefalografía como su discreta estructura y ser relativamente económica, posee gran sensibilidad no pudiendo utilizarse en tareas que requieran de desplazamiento. A esto se suma, la posibilidad de poder evaluar la carga cognitiva de multitareas, ya que muchas veces dependiendo de la tarea una herramienta fisiológica será más adecuada.

Por último, esperamos que esto sea el comienzo para que más estudios se centren en los beneficios que la clasificación de la carga de trabajo mental tiene para la industria. Por ejemplo, en la automatización adaptativa donde es posible monitorear el rendimiento de operarios para mejorar su seguridad, productividad e inducir a que permanezca en un modo activo para que no desatender la tarea, así no causar aburrimiento ni agobio. Además, de que si existen más desarrollos en esta línea, la tecnología podría ser más rentable y adaptable a más particularidades.

REFERENCIAS

Badcock, N. A., Preece, K. A., de Wit, B., Glenn, K., Fieder, N., Thie, J., & McArthur, G. (2015). Validation of the Emotiv EPOC EEG system for research quality auditory event-related potentials in children. *PeerJ*, *3*, e907.

Baldwin, C. L., & Penaranda, B. N. (2012). Adaptive training using an artificial neural network and EEG metrics for within- and cross-task workload classification. *NeuroImage*, *59*, 48–56.

Bashashati, a, Fatourechi, M., Ward, R. K., & Birch, G. E. (2007). A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *J Neural Eng*, *4*, R32-57.

Berka, C., Levendowski, D. J., Lumicao, M. N., Yau, A., Davis, G., Zivkovic, V. T., … Craven, P. L. (2007). EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks. *Aviation Space and Environmental Medicine*, *78*, B231–B244.

Borghini, G., Astolfi, L., Vecchiato, G., Mattia, D., & Babiloni, F. (2014). Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, *44*, 58–75.

Brunken, R., Plass, J. J. L., Leutner, D., Brünken, R., & Plass, J. J. L. (2003). Direct measurement of cognitive load in multimedia learning. *Educational Psychologist*, *38*, 53–61.

Daubechies, I. (1990). The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *Information Theory, IEEE Transactions on*, *36*, 961–1005.

De Waard, D. (1996). *The Measurement of Drivers ' Mental Workload*. *Dissertationsubrugnl* (Vol. 39). Retrieved from http://dissertations.ub.rug.nl/FILES/faculties/ppsw/1996/d.de.waard/09_thesis.pdf

DiDomenico, A., & Nussbaum, M. a. (2011). Effects of different physical workload parameters on mental workload and performance. *International Journal of Industrial Ergonomics*, *41*, 255–260.

Farrell, A. M., Goh, J. O., & White, B. J. (2012). The Effect of Performance-Based Incentive Contracts on System 1 and System 2 Processing in Affective Decision Contexts: FMRI and Behavioral Evidence. *Available at SSRN 2111452*. doi:10.2308/accr-50852

Fisk, A. D., & Schneider, W. (1984). Memory as a function of attention, level of processing, and automatization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *10*, 181–197.

Gailliot, M. T., & Baumeister, R. F. (2007). The Physiology of Willpower: Linking Blood Glucose to Self-Control. *Personality and Social Psychology Review*, *11*, 303–327.

Galy, E., Cariou, M., & Mélan, C. (2012). What is the relationship between mental workload factors and cognitive load types? *International Journal of Psychophysiology*, *83*, 269–275.

Garrett, D., Peterson, D. A., Anderson, C. W., & Thaut, M. H. (2003). Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *11*, 141–144.

Gevins, A., & Smith, M. E. (2003). Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, *4*, 113–131.

Gevins, A., Smith, M. E., Leong, H., McEvoy, L., Whitfield, S., Du, R., & Rush, G. (1998). Monitoring working memory load during computer-based tasks with EEG pattern recognition methods. *Human Factors*, *40*, 79–91.

Gevins, A., Smith, M. E., McEvoy, L., & Yu, D. (1997). High-resolution EEG mapping of cortical activation related to working memory: Effects of task difficulty, type of processing, and practice. *Cerebral Cortex*, *7*, 374–385.

Hess, E. H. (1965). Attitude and Pupil Size. *Scientific American*, *212*, 46–54.

Isreal, J. B., Chesney, G. L., Wickens, C. D., & Donchin, E. (1980). P300 and tracking difficulty: evidence for multiple resources in dual task performance. *Psychophysiology*, *17*, 57–70.

Jahankhani, P., Revett, K., & Kodogiannis, V. (2007). Data mining an EEG dataset with an emphasis on dimensionality reduction. *Proceedings of the 2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining, CIDM 2007*, 405–412.

Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. (S. and G. Farrar, Ed.). New York: Farrar, Straus and Giroux.

Kahneman, D., & Beatty, J. (1967). Pupillary responses in a pitch-discrimination task. *Perception & Psychophysics*, *2*, 101–105.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1974). Judgment under uncertainty: heuristics and biases. *Science*, *185*, 1124–1131.

Kaufman, E. L., Lord, M. W., Reese, T. W., & Volkmann, J. (1949). The Discrimination of Visual Number. *The American Journal of Psychology*, *62*, 498–525.

Khushaba, R. N., Greenacre, L., Kodagoda, S., Louviere, J., Burke, S., & Dissanayake, G. (2012). Choice modeling and the brain: A study on the Electroencephalogram (EEG) of preferences. *Expert Systems with Applications*, *39*, 12378–12388.

Khushaba, R. N., Wise, C., Kodagoda, S., Louviere, J., Kahn, B. E., & Townsend, C. (2013). Consumer neuroscience: Assessing the brain response to marketing stimuli using electroencephalogram (EEG) and eye tracking. *Expert Systems with Applications*, *40*, 3803–3812.

Klingner, J., Kumar, R., & Hanrahan, P. (2008). Measuring the task-evoked pupillary response with a remote eye tracker. *Proceedings of the 2008 Symposium on Eye Tracking Research & Applications - ETRA '08*, *1*, 69.

Kramer, A. F. (1991). Physiological metrics of mental workload: A review of recent progress. *Multiple-Task Performance*, 279–328.

McFarland, D. J., McCane, L. M., David, S. V., & Wolpaw, J. R. (1997). Spatial filter selection for EEG-based communication. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, *103*, 386–394.

Moray, N. (1967). Where is capacity limited? A survey and a model. *Acta Psychologica*, *27*, 84–92.

Murata, A. (2005). An attempt to evaluate mental workload using wavelet transform of EEG. *Human Factors*, *47*, 498–508.

Naseer, N., & Hong, K.-S. (2015). fNIRS-based brain-computer interfaces: a review. *Frontiers in Human Neuroscience*, *9*, 1–15.

Nicolas-Alonso, L. F., & Gomez-Gil, J. (2012). Brain computer interfaces, a review. *Sensors*, *12*, 1211–1279.

Nijboer, F., Van De Laar, B., Gerritsen, S., Nijholt, A., & Poel, M. (2015). Usability of three electroencephalogram headsets for brain-computer interfaces: A within subject comparison. *Interacting with Computers*, *27*, 500–511.

O'Donnell, R. D., & Eggemeier, F. T. (1986). Workload Assessment Methodology. In L. K. and J. T. (Eds. . K. Boff (Ed.), *Handbook of Perception and Human Performance, Vol. II: Cognitive Processes and Performance* (Wiley Inte, pp. 41–42). New York.

Paas, F. G. W. C., Van Merriënboer, J. G. J., & Adam, J. J. (1994). Measurement of cognitive load in instructional research. Perceptual and Motor Skills. *Perceptual and Motor Skills*, *79*, 419–430.

Parasuraman, R., & Wilson, G. F. (2008). Putting the brain to work: neuroergonomics past, present, and future. *Human Factors*, *50*, 468–474.

Philiastides, M. G., & Sajda, P. (2007). EEG-informed fMRI reveals spatiotemporal characteristics of perceptual decision making. *The Journal of Neuroscience : The Official Journal of the Society for Neuroscience*, *27*, 13082–13091.

Poh, M.-Z., Swenson, N. C., & Picard, R. W. (2010). A wearable sensor for unobtrusive, long-term assesment of electrodermal activity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *57*, 1243–1252.

Rolfe, J. M., & Lindsay, S. J. E. F. (1973). Flight deck environment and pilot workload: biological measures of workload. *Applied Ergonomics*, *2*, 199–206.

Ryu, K., & Myung, R. (2005). Evaluation of mental workload with a combined measure based on physiological indices during a dual task of tracking and mental arithmetic. *International Journal of Industrial Ergonomics*, *35*, 991–1009.

Schneider, W., & Fisk, A. D. (1982). Degree of consistent training: Improvements in search performance and automatic process development. *Perception & Psychophysics*, *31*, 160–168.

Shaker, M. M. (2007). EEG Waves Classifier using Wavelet Transform and Fourier Transform, *1*, 169–174.

Sloman, S. A. (1996). The empirical case for two systems of reasoning. *Psychological Bulletin*, *119*, 3–22.

Smith, M. E., Gevins, A., Brown, H., Karnik, A., & Du, R. (2001). Monitoring task loading with multivariate EEG measures during complex forms of human-computer interaction. *Human Factors*, *43*, 366–380.

Stanovich, K. E., & West, R. F. (2000). Individual differences in reasoning: implications for the rationality debate? *The Behavioral and Brain Sciencesrain Sciences*, *23*, 645–726.

Stevens, R., Galloway, T., & Berka, C. (2007). Allocation of time, EEG-engagement and EEG-workload resources as scientific problem solving skills are acquired in the classroom. *Proceedings of 3rd Augmented Cognition International, Held in Conjunction with HCI International*, 22–27.

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, *12*, 257–285.

Ursin, H., & Ursin, R. (1979). Physiological indicators of mental workload. In *Mental Workload* (Springer U, pp. 349–365).

Wang, J. (2011). Pupil dilation and eye tracking. *A Handbook of Process Tracing Methods for Decision …*, 1–33.

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology : Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, *113*, 767–91.

Yin, Z., & Zhang, J. (2014). Identification of temporal variations in mental workload using locally-linear-embedding-based EEG feature reduction and support-vector-machine-based clustering and classification techniques. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *115*, 119–134.

ANEXOS

Anexo 1: Ejemplo de la encuesta realizada a los voluntarios del estudio

La encuesta realizada a los voluntarios del estudio quienes demoraron aproximadamente cinco minutos en responder, los principales resultados se encuentran en la página 30.

a. Información Personal			
Nombre:			
Sexo:	___ Masculino ___ Femenino	Celular:	
e-mail:			
Carrera:			
Universidad:			
F. de Nac.:	/ /	Edad:	

b. Información Adicional	
¿Es diestro, zurdo o ambidiestro?	___ Diestro ___ Zurdo ___ Ambidiestro
¿Cómo durmió la noche anterior?	Excelente - Bien - Regular - Mal - Pésimo
¿Cuántas horas durmió anoche?	____ horas
¿A qué hora se despertó hoy?	
¿Se sentía estresado al comenzar?	___ Sí ___ No
¿Se sentía cansado al comenzar?	___ Sí ___ No

c. Información Médica	
¿Posee algún problema a la vista? ¿Cuál?	___ Sí ___ No ¿Cuál? _____
¿Ha consumido alcohol o alguna droga en las últimas 12 horas?	___ Sí ___ No ¿Cuál? _____
¿Ha consumido alguna medicina en las últimas 48 horas? ¿Cuál?	___ Sí ___ No ¿Cuál? _____
¿Toma alguna medicina regularmente? ¿Cuál?	___ Sí ___ No ¿Cuál? _____

d. Respecto a los Experimentos		
Ordene de más fácil (1) a más difícil (6) los experimentos realizados		
____ Suma y Resta	____ Contar Cuadrados	____ Hombre o Mujer
____ Multiplicación	____ Buscando a Wally	____ Encuentra el Núm.
¿Se explican bien los experimentos?	___ Sí ___ No ¿Cuál(es) NO? _____	
¿Te aburriste en el experimento?	___ Sí ___ No	
¿Te gustaría recibir información?	___ Sí ___ No	

Anexo 2: Detalle del desempeño de los sujetos experimentales

Las siguientes tablas muestran el desempeño de los sujetos experimentales respecto al nivel de acierto y los tiempos de resolución respectivamente.

Sujeto	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 3	DC	Exp. 4	Exp. 5	Exp. 6	(DE)
1	98.0%	98.8%	100.0%	98.9%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
2	96.0%	98.8%	100.0%	98.3%	100.0%	100.0%	83.3%	94.4%
3	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
4	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
5	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	66.7%	88.9%
6	98.0%	100.0%	100.0%	99.3%	50.0%	100.0%	83.3%	77.8%
7	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	50.0%	83.3%
8	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
9	100.0%	97.5%	100.0%	99.2%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
10	95.8%	95.8%	95.8%	95.8%	83.3%	100.0%	94.0%	92.4%
11	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	83.3%	94.4%
12	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
13	95.8%	100.0%	100.0%	98.6%	100.0%	100.0%	83.3%	94.4%
14	95.8%	100.0%	95.8%	97.2%	100.0%	100.0%	50.0%	83.3%
15	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
Mín.	96%	96%	96%	96%	50%	100%	50%	78%
Máx.	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
$\bar{x}$	99%	99%	99%	99%	96%	100%	86%	94%
σ	2%	1%	1%	1.21%	13%	0%	17%	7.17%

Sujeto	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 3	DC	Exp. 4	Exp. 5	Exp. 6	(DE)
1	0.79	0.79	0.67	0.75	12.60	11.37	11.35	11.77
2	0.89	0.89	0.84	0.88	11.05	5.04	9.03	8.37
3	0.83	0.73	0.61	0.72	6.90	17.60	9.61	11.37
4	1.18	0.99	1.18	1.12	12.89	9.70	9.17	10.59
5	1.05	0.82	0.71	0.86	9.09	9.87	11.13	10.03
6	0.94	0.67	0.53	0.71	20.38	3.88	7.50	10.59
7	0.87	0.88	0.83	0.86	3.81	9.80	9.61	7.74
8	1.16	0.89	0.62	0.89	10.11	15.20	10.31	11.87
9	1.20	0.79	1.02	1.00	13.63	4.32	14.39	10.78
10	1.08	0.75	1.13	0.99	10.83	8.83	12.17	10.61
11	1.17	0.83	0.96	0.99	13.50	9.50	12.50	11.83
12	1.42	1.21	1.42	1.35	14.17	7.33	14.17	11.89
13	1.21	1.21	1.21	1.21	14.67	12.20	14.67	13.84
14	2.50	1.71	2.71	2.31	15.17	25.50	19.50	20.06
15	1.63	1.50	1.54	1.56	11.83	17.33	16.50	15.22
Mín.	0.79	0.67	0.53	0.71	3.81	3.88	7.50	7.74
Máx.	2.50	1.71	2.71	2.31	20.38	25.50	19.50	20.06
$\overline{x}$	1.19	0.98	1.06	1.08	12.04	11.17	12.11	11.77
σ	0.41	0.29	0.53	0.40	3.70	5.59	3.13	2.84

Anexo 3: Métricas para el evaluar el desempeño discriminador de cada par

Las siguientes tablas muestran el desempeño predictivo de cada sensor a través de F-estadístico (F-est.), valor-p (p) y en la columna "i" se indica si ambos intervalos de confianza se traslapan (x) o si su intersección es vacía (o).

Sensor/	AF3			F7			F3			FC5		
Frecuencia	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i
1 Hz	12.6	***	o	45.3	***	x	20.9	***	x	0.1	*	x
2 Hz	146.9	***	o	1.6	*	x	16.3	***	o	51.8	***	o
3 Hz	173.4	***	o	0.2	*	x	29.2	***	o	44.2	***	o
4 Hz	98.5	***	o	1.7	*	x	22.3	***	o	27.2	***	o
5 Hz	86.7	***	o	0.8	*	x	13.2	***	o	18.2	***	o
6 Hz	125.6	***	o	2.7	*	x	60.3	***	o	34.6	***	o
7 Hz	135.7	***	o	0.7	*	x	61.4	***	o	38.9	***	o
8 Hz	92.7	***	o	0.1	*	x	14.9	***	o	35.6	***	o
9 Hz	61.7	***	o	2.7	*	x	2.3	*	x	20.7	***	o
10 Hz	41.4	***	o	3.1	**	x	3.8	**	x	4.2	**	x
11 Hz	19.8	***	o	3.1	**	x	0.1	*	x	0.6	*	x
12 Hz	9.4	***	o	9.9	***	x	0.8	*	x	0.6	*	x
13 Hz	4.3	**	x	6.7	***	x	0.1	*	x	3.4	**	x
14 Hz	0.1	*	x	11.1	***	x	4.6	**	x	7.6	***	o
15 Hz	0.3	*	x	13.8	***	x	5.9	**	x	12.8	***	o
16 Hz	0	*	x	9.3	***	x	7.6	***	x	1.8	*	x
17 Hz	1	*	x	18.3	***	x	5.9	**	x	0.1	*	x
18 Hz	1.1	*	x	22.8	***	x	3.6	**	x	1.7	*	x
19 Hz	3.3	**	x	32.0	***	x	5.5	**	x	0.5	*	x
20 Hz	5.6	**	x	21.0	***	x	3.3	**	x	1.3	*	x
21 Hz	3.6	**	x	16.3	***	x	2.5	*	x	2E-04	*	x
22 Hz	3.1	**	x	23.3	***	x	3.2	**	x	3.9	**	x
23 Hz	3.5	**	x	26.3	***	x	2.3	*	x	0.1	*	x
24 Hz	6.9	***	x	23.0	***	x	5.8	**	x	5.5	**	x
25 Hz	3.2	**	x	17.7	***	x	1.9	*	x	1.6	*	x

Sensor/	T7			P7			O1			O2		
Frecuencia	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i
1 Hz	37.7	***	x	3.5	**	x	3.0	**	x	0.0	*	x
2 Hz	2.5	*	x	20.5	***	o	63.8	***	o	121.2	***	o
3 Hz	1.6	*	x	30.6	***	o	138.6	***	o	206.9	***	o
4 Hz	0.0	*	x	11.7	***	o	77.8	***	o	173.4	***	o
5 Hz	0.1	*	x	12.6	***	o	46.7	***	o	93.9	***	o
6 Hz	4.5	**	x	16.2	***	o	62.5	***	o	120.4	***	o
7 Hz	0.1	*	x	10.6	***	o	41.6	***	o	84.4	***	o
8 Hz	0.5	*	x	0.7	*	x	19.6	***	o	34.6	***	o
9 Hz	6.5	**	x	0.3	*	x	2.4	*	x	20.8	***	o
10 Hz	2.2	*	x	0.0	*	x	2.4	*	x	16.4	***	o
11 Hz	15.2	***	x	1.0	*	x	0.0	*	x	32.1	***	o
12 Hz	7.5	***	x	3.7	**	x	1.5	*	x	49.3	***	o
13 Hz	3.7	**	x	0.1	*	x	0.0	*	x	56.8	***	o
14 Hz	2.5	*	x	1.3	*	x	5.4	**	x	5.2	**	x
15 Hz	0.0	*	x	0.2	*	x	13.2	***	x	0.3	*	x
16 Hz	0.0	*	x	1.4	*	x	9.1	***	x	9.2	***	x
17 Hz	0.7	*	x	0.5	*	x	8.7	***	x	4.2	**	x
18 Hz	0.3	*	x	0.4	*	x	15.6	***	x	7.8	***	x
19 Hz	3.6	**	x	0.7	*	x	16.5	***	x	11.6	***	x
20 Hz	0.9	*	x	0.0	*	x	11.5	***	x	11.3	***	x
21 Hz	2.0	*	x	1.0	*	x	13.2	***	x	8.5	***	x
22 Hz	0.7	*	x	4.0	**	x	5.1	**	x	4.5	**	x
23 Hz	0.0	*	x	0.4	*	x	1.6	*	x	6.1	**	x
24 Hz	0.2	*	x	1.0	*	x	0.0	*	x	6.2	**	x
25 Hz	0.5	*	x	10.2	***	o	2.3	*	x	9.7	***	x

Sensor/	P8			T8			FC6			F4		
Frecuencia	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i	F-est.	p	i
1 Hz	0.0	*	x	1.2	*	x	0.2	*	x	43.4	***	x
2 Hz	121.2	***	o	191.1	***	o	122.5	***	o	0.4	*	x
3 Hz	206.9	***	o	252.0	***	o	125.6	***	o	2.0	*	x
4 Hz	173.4	***	o	148.0	***	o	77.6	***	o	4.2	**	x
5 Hz	93.9	***	o	105.0	***	o	108.4	***	o	7.0	***	x
6 Hz	120.4	***	o	154.1	***	o	203.7	***	o	4.2	**	x
7 Hz	84.4	***	o	132.0	***	o	111.8	***	o	11.8	***	x
8 Hz	34.6	***	o	77.2	***	o	52.4	***	o	18.7	***	x
9 Hz	20.8	***	o	34.0	***	o	11.0	***	o	24.6	***	x
10 Hz	16.4	***	o	12.8	***	o	1.1	*	x	12.4	***	x
11 Hz	32.1	***	o	1.7	*	x	5.4	**	x	30.7	***	x
12 Hz	49.3	***	o	0.2	*	x	0.1	*	x	17.9	***	x
13 Hz	56.8	***	o	10.0	***	x	3.6	**	x	11.5	***	x
14 Hz	5.2	**	x	11.1	***	x	2.1	*	x	31.2	***	x
15 Hz	0.3	*	x	13.7	***	x	2.8	**	x	22.1	***	x
16 Hz	9.2	***	x	21.9	***	x	1.7	*	x	29.8	***	x
17 Hz	4.2	**	x	29.3	***	x	14.0	***	x	58.7	***	x
18 Hz	7.8	***	x	30.3	***	x	17.2	***	x	58.4	***	x
19 Hz	11.6	***	x	69.6	***	x	27.6	***	x	55.5	***	x
20 Hz	11.3	***	x	77.1	***	x	24.5	***	x	38.6	***	x
21 Hz	8.5	***	x	66.7	***	x	10.1	***	x	20.6	***	x
22 Hz	4.5	**	x	55.7	***	x	12.3	***	x	18.3	***	x
23 Hz	6.1	**	x	47.5	***	x	10.3	***	x	27.4	***	x
24 Hz	6.2	**	x	41.7	***	x	6.5	**	x	27.6	***	x
25 Hz	9.7	***	x	40.0	***	x	0.4	*	x	42.3	***	x

Sensor/	F8			AF4		
Frecuencia	F-est.	p	i	F-est.	p	i
1 Hz	7.7	***	x	27.8	***	o
2 Hz	3.7	**	x	249.4	***	o
3 Hz	10.4	***	o	274.2	***	o
4 Hz	10.8	***	o	198.2	***	o
5 Hz	14.1	***	o	156.2	***	o
6 Hz	32.6	***	o	215.0	***	o
7 Hz	28.7	***	o	178.3	***	o
8 Hz	28.1	***	o	98.1	***	o
9 Hz	24.2	***	o	78.1	***	o
10 Hz	31.0	***	o	59.3	***	o
11 Hz	10.1	***	o	40.3	***	o
12 Hz	12.3	***	o	31.0	***	o
13 Hz	13.5	***	o	18.2	***	o
14 Hz	17.1	***	o	5.9	**	x
15 Hz	15.2	***	o	4.1	**	x
16 Hz	10.3	***	o	12.3	***	o
17 Hz	4.4	**	x	4.1	**	x
18 Hz	8.5	***	o	2.6	*	x
19 Hz	4.6	**	x	2.8	**	x
20 Hz	3.4	**	x	1.2	*	x
21 Hz	5.5	**	x	0.1	*	x
22 Hz	11.2	***	o	2.5	*	x
23 Hz	10.6	***	o	6.1	**	x
24 Hz	5.4	**	x	5.1	**	x
25 Hz	0.4	*	x	1.3	*	x

Anexo 4: Intervalos de Confianza para ambas clasificaciones

En las siguientes tablas se muestran los intervalos de confianza al 95% para cada par sensor-frecuencia tanto para actividades de Demanda Exclusiva (DE), como para tareas de Demanda Colectiva (DC).

Sensor/ Frecuencia	AF3		F7		F3	
	DE	DC	DE	DC	DE	DC
1 Hz	1.03-1.08	0.94-1.00	0.77-0.84	1.05-1.18	0.86-0.93	1.01-1.11
2 Hz	1.16-1.22	0.86-0.92	0.94-1.00	0.96-1.07	1.04-1.1	0.92-1.00
3 Hz	1.16-1.22	0.86-0.92	0.97-1.05	0.95-1.04	1.06-1.11	0.92-0.98
4 Hz	1.11-1.17	0.89-0.95	0.99-1.07	0.94-1.03	1.04-1.09	0.93-0.99
5 Hz	1.1-1.15	0.90-0.96	0.98-1.05	0.95-1.03	1.03-1.07	0.94-1.00
6 Hz	1.11-1.16	0.90-0.95	1.00-1.06	0.95-1.02	1.07-1.11	0.92-0.97
7 Hz	1.11-1.15	0.90-0.95	0.98-1.04	0.96-1.03	1.06-1.11	0.93-0.97
8 Hz	1.08-1.13	0.92-0.96	0.97-1.03	0.97-1.03	1.02-1.06	0.95-1.00
9 Hz	1.07-1.11	0.93-0.97	0.95-1.00	0.98-1.04	1.00-1.04	0.97-1.01
10 Hz	1.05-1.10	0.93-0.98	0.94-1.00	0.99-1.04	1.00-1.04	0.97-1.01
11 Hz	1.03-1.07	0.95-0.99	0.95-1.00	0.99-1.04	0.98-1.02	0.98-1.02
12 Hz	1.02-1.06	0.95-1.00	0.93-0.98	1.00-1.05	0.97-1.01	0.98-1.03
13 Hz	1.00-1.05	0.96-1.01	0.94-0.99	0.99-1.05	0.98-1.02	0.98-1.03
14 Hz	0.98-1.02	0.97-1.02	0.93-0.98	1.00-1.05	0.96-1.00	0.99-1.04
15 Hz	0.99-1.03	0.97-1.02	0.92-0.98	1.00-1.06	0.95-0.99	0.99-1.04
16 Hz	0.98-1.02	0.98-1.02	0.94-0.99	1.00-1.05	0.95-0.99	0.99-1.04
17 Hz	0.97-1.01	0.98-1.03	0.92-0.97	1.01-1.06	0.96-0.99	0.99-1.03
18 Hz	0.97-1.01	0.98-1.03	0.92-0.96	1.01-1.06	0.96-1.00	0.99-1.03
19 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.91-0.95	1.01-1.06	0.96-0.99	0.99-1.04
20 Hz	0.96-0.99	0.99-1.04	0.92-0.97	1.01-1.06	0.96-1.00	0.99-1.03
21 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.93-0.98	1.00-1.05	0.97-1.00	0.99-1.03
22 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.92-0.97	1.01-1.05	0.96-1.00	0.99-1.03
23 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.92-0.97	1.01-1.05	0.97-1.00	0.99-1.03
24 Hz	0.95-0.99	0.99-1.04	0.92-0.97	1.01-1.05	0.96-0.99	0.99-1.03
25 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.93-0.98	1.00-1.05	0.97-1.01	0.99-1.03

Sensor/ Frecuencia	FC5		T7		P7	
	DE	DC	DE	DC	DE	DC
1 Hz	0.97-1.04	0.96-1.03	0.86-0.92	1.03-1.1	0.91-1.01	0.98-1.07
2 Hz	1.07-1.13	0.91-0.97	1.00-1.05	0.95-1.02	1.05-1.12	0.91-0.99
3 Hz	1.06-1.12	0.92-0.98	0.99-1.04	0.96-1.02	1.07-1.14	0.9-0.98
4 Hz	1.03-1.09	0.94-0.99	0.97-1.03	0.98-1.02	1.03-1.1	0.93-1.00
5 Hz	1.02-1.07	0.95-0.99	0.97-1.02	0.98-1.02	1.03-1.09	0.93-1.00
6 Hz	1.03-1.08	0.95-0.99	1.00-1.05	0.97-1.01	1.03-1.09	0.93-1.00
7 Hz	1.03-1.07	0.95-0.99	0.98-1.02	0.98-1.02	1.02-1.07	0.95-1.00
8 Hz	1.03-1.07	0.96-0.99	0.97-1.01	0.98-1.03	0.99-1.04	0.97-1.02
9 Hz	1.02-1.06	0.96-0.99	0.96-1.00	0.99-1.03	0.98-1.03	0.97-1.02
10 Hz	1.00-1.04	0.97-1.01	0.97-1.01	0.99-1.02	0.98-1.03	0.98-1.02
11 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.95-0.98	1.00-1.04	0.97-1.01	0.98-1.03
12 Hz	0.99-1.03	0.98-1.01	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-1.00	0.99-1.03
13 Hz	0.99-1.04	0.98-1.01	0.96-1.00	0.99-1.03	0.98-1.02	0.98-1.02
14 Hz	1.00-1.04	0.97-1.00	0.97-1.00	0.99-1.03	0.97-1.01	0.99-1.03
15 Hz	1.01-1.05	0.97-1.00	0.98-1.02	0.98-1.02	0.98-1.02	0.98-1.02
16 Hz	0.99-1.03	0.98-1.01	0.98-1.02	0.98-1.02	0.99-1.03	0.98-1.01
17 Hz	0.98-1.02	0.98-1.01	0.97-1.01	0.99-1.02	0.98-1.03	0.98-1.01
18 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.98-1.01	0.99-1.02	0.98-1.03	0.98-1.01
19 Hz	0.98-1.01	0.99-1.02	0.97-1.00	0.99-1.03	0.97-1.01	0.99-1.02
20 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.97-1.01	0.99-1.02	0.98-1.02	0.98-1.02
21 Hz	0.98-1.02	0.98-1.02	0.99-1.03	0.98-1.01	0.99-1.03	0.98-1.01
22 Hz	0.97-1.00	0.99-1.03	0.99-1.03	0.98-1.01	1.00-1.04	0.97-1.01
23 Hz	0.98-1.01	0.98-1.02	0.98-1.02	0.98-1.02	0.98-1.03	0.98-1.01
24 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	0.98-1.02	0.99-1.02	0.99-1.03	0.98-1.01
25 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.99-1.03	0.98-1.01	1.01-1.05	0.97-1.00

Sensor/ Frecuencia	O1		O2		P8	
	DE	DC	DE	DC	DE	DC
1 Hz	0.94-1.00	0.98-1.06	0.97-1.04	0.96-1.04	0.97-1.03	0.96-1.04
2 Hz	1.09-1.14	0.90-0.96	1.12-1.19	0.89-0.94	1.13-1.18	0.88-0.94
3 Hz	1.11-1.16	0.90-0.94	1.14-1.2	0.88-0.92	1.15-1.2	0.88-0.92
4 Hz	1.07-1.12	0.92-0.97	1.11-1.17	0.9-0.94	1.11-1.16	0.90-0.94
5 Hz	1.05-1.09	0.94-0.98	1.07-1.12	0.93-0.96	1.08-1.12	0.93-0.96
6 Hz	1.06-1.10	0.94-0.98	1.08-1.12	0.93-0.96	1.09-1.13	0.92-0.95
7 Hz	1.05-1.09	0.94-0.98	1.06-1.1	0.94-0.97	1.07-1.11	0.93-0.96
8 Hz	1.02-1.06	0.96-1.00	1.03-1.07	0.96-0.99	1.05-1.09	0.95-0.98
9 Hz	1.00-1.03	0.97-1.01	1.02-1.05	0.97-0.99	1.04-1.08	0.95-0.98
10 Hz	0.99-1.03	0.97-1.01	1.01-1.05	0.97-1.00	1.04-1.08	0.95-0.98
11 Hz	0.98-1.02	0.98-1.02	1.02-1.06	0.96-0.99	1.04-1.08	0.95-0.98
12 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	1.03-1.07	0.96-0.98	1.03-1.06	0.96-0.99
13 Hz	0.98-1.02	0.98-1.02	1.04-1.08	0.95-0.98	1.01-1.04	0.97-1.00
14 Hz	0.96-1.00	0.99-1.03	1.00-1.04	0.98-1.00	0.98-1.02	0.99-1.02
15 Hz	0.95-0.99	1.00-1.03	0.98-1.01	0.99-1.02	0.97-1.01	0.99-1.02
16 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-1.00	1.00-1.03	0.96-1.00	1.00-1.03
17 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.97-1.00	1.00-1.02	0.96-0.99	1.00-1.03
18 Hz	0.95-0.99	1.00-1.03	0.96-1.00	1.00-1.02	0.97-1.01	0.99-1.02
19 Hz	0.95-0.99	1.00-1.03	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-0.99	1.00-1.03
20 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-1.00	1.00-1.03
21 Hz	0.95-0.99	1.00-1.03	0.96-1.00	1.00-1.02	0.96-0.99	1.00-1.03
22 Hz	0.96-1.00	1.00-1.02	0.97-1.00	1.00-1.02	0.95-0.98	1.01-1.03
23 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.97-1.00	1.00-1.02	0.96-0.99	1.00-1.03
24 Hz	0.98-1.02	0.99-1.01	0.97-1.00	1.00-1.02	0.95-0.99	1.00-1.03
25 Hz	0.97-1.01	0.99-1.02	0.96-0.99	1.00-1.03	0.96-0.99	1.00-1.03

Sensor/ Frecuencia	T8		FC6		F4	
	DE	DC	DE	DC	DE	DC
1 Hz	0.99-1.05	0.96-1.02	0.98-1.04	0.96-1.03	0.85-0.91	1.03-1.1
2 Hz	1.15-1.21	0.87-0.92	1.14-1.2	0.87-0.94	0.96-1.02	0.97-1.04
3 Hz	1.16-1.21	0.87-0.92	1.12-1.18	0.89-0.94	0.95-1.01	0.98-1.05
4 Hz	1.1-1.15	0.91-0.95	1.08-1.13	0.92-0.96	0.94-1.00	0.99-1.05
5 Hz	1.07-1.12	0.93-0.96	1.08-1.13	0.92-0.96	0.94-0.98	0.99-1.06
6 Hz	1.09-1.13	0.92-0.95	1.11-1.15	0.91-0.94	0.95-1.00	0.99-1.05
7 Hz	1.08-1.12	0.93-0.96	1.07-1.11	0.93-0.96	0.93-0.98	1.00-1.05
8 Hz	1.05-1.09	0.94-0.97	1.04-1.08	0.95-0.98	0.93-0.97	1.01-1.05
9 Hz	1.03-1.06	0.96-0.99	1.01-1.05	0.97-1.00	0.93-0.97	1.01-1.05
10 Hz	1.01-1.05	0.97-1.00	0.99-1.03	0.98-1.01	0.94-0.99	1.00-1.04
11 Hz	0.99-1.03	0.98-1.01	0.96-1.00	1.00-1.03	0.93-0.97	1.01-1.05
12 Hz	0.99-1.02	0.98-1.01	0.98-1.02	0.99-1.02	0.94-0.98	1.01-1.04
13 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.97-1.00	0.99-1.02	0.95-0.99	1.00-1.04
14 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.97-1.01	0.99-1.02	0.92-0.97	1.01-1.05
15 Hz	0.96-0.99	1.00-1.03	0.97-1.01	0.99-1.02	0.94-0.98	1.01-1.04
16 Hz	0.95-0.98	1.01-1.03	0.97-1.01	0.99-1.02	0.93-0.97	1.01-1.04
17 Hz	0.94-0.98	1.01-1.04	0.96-0.99	1.00-1.03	0.91-0.95	1.02-1.06
18 Hz	0.94-0.98	1.01-1.04	0.95-0.99	1.00-1.03	0.92-0.95	1.02-1.05
19 Hz	0.92-0.95	1.02-1.05	0.94-0.98	1.01-1.04	0.92-0.95	1.02-1.05
20 Hz	0.92-0.95	1.02-1.05	0.94-0.98	1.01-1.04	0.93-0.96	1.01-1.05
21 Hz	0.92-0.95	1.02-1.05	0.96-0.99	1.00-1.03	0.94-0.98	1.01-1.04
22 Hz	0.92-0.96	1.02-1.05	0.95-0.99	1.00-1.03	0.94-0.98	1.00-1.04
23 Hz	0.93-0.96	1.02-1.05	0.95-0.99	1.00-1.03	0.94-0.97	1.01-1.04
24 Hz	0.93-0.97	1.01-1.05	0.96-1.00	1.00-1.03	0.93-0.97	1.01-1.04
25 Hz	0.93-0.97	1.01-1.04	0.97-1.01	0.99-1.02	0.92-0.96	1.02-1.05

Sensor/ Frecuencia	F8		AF4	
	DE	DC	DE	DC
1 Hz	0.91-0.97	0.99-1.08	1.05-1.12	0.92-0.98
2 Hz	1.00-1.06	0.95-1.02	1.19-1.26	0.84-0.9
3 Hz	1.02-1.09	0.94-1.00	1.18-1.25	0.85-0.9
4 Hz	1.01-1.08	0.95-1.00	1.14-1.2	0.88-0.92
5 Hz	1.02-1.08	0.95-1.00	1.12-1.17	0.89-0.94
6 Hz	1.04-1.10	0.94-0.98	1.13-1.19	0.89-0.93
7 Hz	1.03-1.09	0.94-0.99	1.11-1.16	0.9-0.94
8 Hz	1.03-1.09	0.95-0.99	1.08-1.12	0.92-0.96
9 Hz	1.02-1.08	0.95-0.99	1.06-1.11	0.93-0.97
10 Hz	1.03-1.09	0.95-0.98	1.05-1.10	0.94-0.98
11 Hz	1.00-1.06	0.96-1.00	1.04-1.08	0.95-0.98
12 Hz	1.01-1.06	0.96-1.00	1.03-1.07	0.95-0.99
13 Hz	1.01-1.06	0.96-1.00	1.02-1.06	0.96-1.00
14 Hz	1.01-1.07	0.96-0.99	1.00-1.04	0.97-1.00
15 Hz	1.01-1.06	0.96-1.00	1.00-1.04	0.97-1.01
16 Hz	1.00-1.06	0.97-1.00	1.01-1.05	0.97-1.00
17 Hz	0.99-1.04	0.97-1.00	1.00-1.04	0.97-1.01
18 Hz	1.00-1.06	0.97-1.00	0.99-1.03	0.98-1.01
19 Hz	0.99-1.05	0.97-1.00	0.99-1.03	0.98-1.01
20 Hz	0.99-1.04	0.97-1.01	0.99-1.03	0.98-1.01
21 Hz	1.00-1.05	0.97-1.00	0.98-1.02	0.98-1.01
22 Hz	1.01-1.05	0.97-1.00	0.99-1.03	0.98-1.01
23 Hz	1.01-1.05	0.97-1.00	1.00-1.04	0.97-1.00
24 Hz	1.00-1.05	0.97-1.00	1.00-1.04	0.97-1.01
25 Hz	0.98-1.03	0.98-1.01	0.99-1.03	0.98-1.01

Anexo 5: Archivo AMPL utilizado en el Modelo de Optimización

El siguiente algoritmo sigue el mismo orden descrito en la Sección de Modelo de Optimización (página 26), donde se describen los parámetros a utilizar, las variables de decisión, la función objetivos y las restricciones del modelo.

```
set SENSOR;
param FSTAT {SENSOR,FREQUENCY} >= 0;
var BETA_S {i in SENSOR} binary;
var BETA_F {j in FREQUENCY} binary;
var BETA_SF {i in SENSOR, j in FREQUENCY} binary;

maximize  total_FSTAT:
      sum {i in SENSOR, j in FREQUENCY} (BETA_SF[i,j] * FSTAT[i,j]);

subject to RESTR1 {i in SENSOR}:
   (1-BETA_S[i])*sum {j in FREQUENCY} BETA_SF[i,j] = 0;
subject to RESTR2 {j in FREQUENCY}:
   (1-BETA_F[j])*sum {i in SENSOR} BETA_SF[i,j] = 0;

subject to RESTR3 {i in SENSOR}:
   BETA_S[i]*(1-(sum {j in FREQUENCY} BETA_SF[i,j]))<= 0;
subject to RESTR4 {j in FREQUENCY}:
   BETA_F[j]*(1-(sum {i in SENSOR} BETA_SF[i,j])) <= 0;

subject to RESTR5:
   sum {i in SENSOR} BETA_S[i]<= MAX_SENSOR;
subject to RESTR6:
   sum {j in FREQUENCY} BETA_F[j] <= MAX_FREQ;
```

Anexo 6: Desempeño General considerando distintos periodos para atenuar

El desempeño general del modelo mejora notablemente con la incorporación de información cerebral de segundos previos al momento evaluado, la siguiente información se encuentra grafica en la página 38 (Figura 3-2).

Periodos usados en el PMS	Precision			Recall			F1 Score
	DC	DE	$\overline{x}$	DC	DE	$\overline{x}$	
0.5 s.	96.3%	70.4%	83.4%	66.0%	96.7%	81.3%	82.3%
1.0 s.	99.4%	68.3%	83.9%	65.8%	99.5%	82.6%	83.2%
1.5 s.	99.8%	69.0%	84.4%	65.8%	99.8%	82.8%	83.5%
2.0 s.	99.8%	72.1%	86.0%	68.5%	99.9%	84.2%	85.0%
2.5 s.	99.8%	73.6%	86.7%	69.6%	99.9%	84.7%	85.7%
3.0 s.	99.8%	74.2%	87.0%	70.1%	99.9%	85.0%	86.0%
3.5 s.	99.8%	75.5%	87.6%	71.2%	99.8%	85.5%	86.5%
4.0 s.	99.7%	76.0%	87.9%	71.6%	99.8%	85.7%	86.7%
4.5 s.	99.7%	76.4%	88.1%	71.9%	99.8%	85.9%	86.9%
5.0 s.	99.6%	77.5%	88.5%	72.8%	99.7%	86.2%	87.3%

Anexo 7: Desempeño de los Modelos considerando Promedio Móvil Simple

El desglose del desempeño del modelo desarrollado se encuentra en la siguiente tabla separada por sujeto. Al contrastar, la clasificación dada por el modelo (Clas. DC/DE) y su real naturaleza (Real DC/DE) a través de las métricas explicadas en la página 37.

Sujeto	Modelo	PMS	Real DC		Real DE		Precision			Recall			F1-Sc. %
			Clas. DC	Clas. DE	Clas. DC	Clas. DE	DC %	DE %	$\bar{x}$ %	DC %	DE %	$\bar{x}$ %	
1	MVM	S/A	442	0	157	427	100	73	87	74	100	87	86.7
		2.5	441	1	152	432	100	74	87	74	100	87	87.0
		5.0	438	4	108	476	99	82	90	80	99	90	90.0
	LVM	S/A	405	37	157	427	92	73	82	72	92	82	82.2
		2.5	439	3	79	505	99	87	93	85	99	92	92.5
		5.0	436	6	48	536	99	92	95	90	99	95	94.8
2	MVM	S/A	476	0	181	403	100	69	85	73	100	86	85.4
		2.5	476	0	196	388	100	66	83	71	100	85	84.3
		5.0	476	0	190	394	100	68	84	72	100	86	84.7
	LVM	S/A	437	39	181	403	92	69	80	71	91	81	80.7
		2.5	476	0	98	486	100	83	92	83	100	92	91.5
		5.0	476	0	86	498	100	85	93	85	100	92	92.5
3	MVM	S/A	138	0	117	263	100	69	85	54	100	77	80.7
		2.5	138	0	165	215	100	57	78	46	100	73	75.4
		5.0	138	0	149	231	100	61	80	48	100	74	77.1
	LVM	S/A	130	8	117	263	94	69	82	53	97	75	78.1
		2.5	138	0	95	285	100	75	88	59	100	80	83.4
		5.0	138	0	84	296	100	78	89	62	100	81	84.8

S/A: Sin Atenuar