

Propuesta de Proyecto Interdivisional e Interinstitucional

Interfaces cerebro computadora con perspectivas a su aplicación en robots de servicio doméstico

21 de febrero de 2020

Resumen

Una Interfaz Cerebro Computadora (BCI por las siglas en inglés de *Brain Computer Interface*¹) es un conjunto de hardware y software que le permite a sus usuarios comunicarse e interactuar con su entorno únicamente mediante la información que puede ser extraída de su cerebro. Las BCI permiten auxiliar a personas con alteraciones en las vías nerviosas periféricas, en las placas neuromusculares o en los músculos mismos, como consecuencia de daños sufridos por accidentes o enfermedades, y que, a pesar de ello, conservan funcionales sus capacidades cognitivas. El proceso general que se sigue para que una BCI convierta señales cerebrales adquiridas con un electroencefalograma en instrucciones para un dispositivo es el siguiente. Durante un periodo fijo de tiempo se adquiere un conjunto de señales cerebrales de un sujeto mediante electrodos superficiales. Dichas señales se digitalizan con un convertidor que contiene un amplificador analógico digital. Luego, las señales digitalizadas se filtran para minimizar el ruido que viene de las líneas eléctricas así como de movimientos musculares (incluyendo latidos del corazón y movimientos oculares). Posteriormente, se emplean algoritmos de extracción de características y de clasificación para identificar características particulares de la señal, las cuales serán

¹Puesto que consideramos que en el área de Interfaces Cerebro Computadora las siglas en inglés están bien arraigadas, para evitar confusión, en este documento usaremos las siglas en este idioma.

traducidas en instrucciones para controlar algún dispositivo. El sujeto puede supervisar el estado del dispositivo a través de retroalimentaciones que le permitan determinar el resultado de sus esfuerzos por controlarlo.

El objetivo de este proyecto es generar e implementar algoritmos computacionales para *i)* extraer y clasificar distintos tipos de señales fisiológicas y cerebrales que permitan controlar un robot de servicio doméstico, y *ii)* proveer de autonomía al robot de servicio para que lleve a cabo tareas de reconocimiento visual, navegación (p. ej., planeación de rutas y generación de mapas) y manipulación de sus brazos mecánicos.

1. Responsables y colaboradores del proyecto

Responsables:

- Dr. Antonio López Jaimes, Profesor Asociado D Tiempo Completo.
Participación: Aplicación de modelos de optimización para la planeación de rutas y sujeción.
- Dra. Alicia Montserrat Alvarado González, Profesora Asociada A Medio Tiempo.
Participación: Desarrollo de la Interfaz Cerebro-Computadora, desarrollo de los algoritmos para el control de los actuadores y sensores del robot.

Ambos de la Universidad Autónoma Metropolitana-Cuajimalpa, División de Ciencias Naturales e Ingeniería, Departamento de Matemáticas Aplicadas y Sistemas.

Colaboradores:

División de Ciencias Naturales e Ingeniería, Departamento de Matemáticas Aplicadas y Sistemas.

- Dr. Luis Franco Pérez, Profesor Asociado D Tiempo Completo.
Participación: Aplicación de modelos matemáticos para la planeación de rutas.

División de Ciencias de la Comunicación y Diseño, Departamento de Teoría y Procesos del Diseño.

- Dra. Angélica Martínez de la Peña, Secretaría Académica. Participación: Diseño de la Interfaz Cerebro-Computadora.
- MDI. Lucila Mercado Colín, Profesora Investigadora Titular C Tiempo Completo. Participación: Desarrollo de protocolos de evaluación para la retroalimentación y el análisis global del sistema.
- MDI. Alejandro Rodea Chávez, Profesor Investigador Asociado D Tiempo Completo. Participación: Análisis y desarrollo de las características específicas que permitan a la mano robótica asir y manipular distintos objetos con un grado de eficiencia y seguridad acorde a lo que se estipule en el proyecto.

Universidad Iberoamericana de Puebla, Departamento de Arte, Diseño y Arquitectura

- Lic. Gonzalo Hernández Pérez, Académico de Tiempo Completo. Participación: Diseño, construcción y selección de materiales para darle al robot una apariencia amigable con las personas, de aspecto menos frío o menos robotizado.
- Mtra. Adriana Quiroz Hernández, Coordinadora de la Licenciatura en Diseño Textil. Participación: Selección de los textiles adecuados para permitirle a las manos una adecuada sujeción de objetos y para que se puedan implementar sensores de tacto.
- Mtro. Huber Girón Nieto, Académico de Tiempo Completo. Participación: Implementación de sensores de tacto en la mano robótica.

Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas

- Dr. Gibrán Fuentes Pineda, Investigador Asociado C. Participación: Desarrollo de algoritmos de clasificación de señales fisiológicas y cerebrales.

2. Orientación

- Investigación básica (x)
- Investigación aplicada (x)
- Desarrollo o adaptación (x)
- Transferencia de tecnología (x)

- Desarrollo de tecnología(x)

Fecha de inicio y duración: Febrero 2020-Febrero 2023.

3. Justificación y planteamiento del objeto de estudio

Una Interfaz Cerebro Computadora (BCI por las siglas en inglés de *Brain-Computer Interface*) es un conjunto de hardware y software que le permite a sus usuarios comunicarse e interactuar con su entorno únicamente mediante la información que puede ser extraída de su cerebro [1]. Las BCI permiten auxiliar a personas con alteraciones en las vías nerviosas periféricas, en las placas neuromusculares o en los músculos mismos, como consecuencia de daños sufridos por accidentes o enfermedades, y que, a pesar de ello, conservan funcionales sus capacidades cognitivas [2, 3]. El proceso general que se sigue para que una BCI convierta señales cerebrales en instrucciones para controlar un dispositivo es el siguiente. Durante un periodo fijo de tiempo se adquiere un conjunto de señales cerebrales de un usuario mediante electrodos (en nuestro caso, superficiales). Dichas señales se digitalizan con un convertidor que contiene un amplificador analógico digital. Luego, las señales digitalizadas se filtran para minimizar el ruido que viene de las líneas eléctricas así como de movimientos musculares (incluyendo latidos del corazón y movimientos oculares). Posteriormente, se emplean algoritmos de extracción de características y de clasificación para identificar características particulares de la señal, las cuales serán traducidas en instrucciones para controlar algún dispositivo. El usuario puede supervisar el estado del dispositivo a través de retroalimentaciones que le permitan determinar el resultado de sus esfuerzos por controlarlo.

La actividad cerebral que interesa para controlar a las BCI es aquella que puede ser provocada y controlada por el usuario de manera consciente y aquella que puede inducirse mediante estimulación, pero siempre se busca que refleje un acto de voluntad por parte del usuario para transmitir un mensaje. En este proyecto se trabaja con Potenciales evocados relacionados con eventos (ERP), en particular con el componente P300 generado por estímulos visuales, por las siguientes razones: es ampliamente estudiado por la comunidad de BCI, se tiene gran control sobre el tiempo de respuesta del usuario a partir del

estímulo, lo cual facilita su análisis, y es bastante consistente en cada usuario a pesar de que sufre variaciones [4]. Adicionalmente, se trabaja con imaginería mental acotada al reconocimiento de los iconos de la matriz de estimulación. La imaginería mental es una representación mental que dan la experiencia de percepción sin la presencia de un estímulo. Se ha demostrado que los patrones de actividad del cerebro varían entre imágenes tanto de diferente tipo (por ejemplo, entre una cara y una casa), como del mismo tipo (por ejemplo, entre dos caras diferentes). Las investigaciones acerca de estas señales son muy recientes y la precisión en la clasificación aún es baja (hasta 68 % como máximo en algunos usuarios [5]). Se han desarrollado distintas aplicaciones para permitir que una persona en las condiciones mencionadas anteriormente pueda comunicarse y tener más independencia de sus cuidadores. Por ejemplo, aquellas que permiten deletrear texto [6, 7, 8, 9, 10] hacer búsquedas en Internet [11], dar comandos de navegación a una silla de ruedas tanto virtual como real [12, 13, 14, 15, 16, 17, 18], controlar un brazo mecánico [19] o controlar distintos tipos de robots.

En este proyecto se propone desarrollar una BCI para controlar un robot de servicio doméstico. Se busca que el robot de servicio doméstico eventualmente cuente con autonomía en la navegación y en la manipulación de objetos, seguimiento y búsqueda de personas, y orientación hacia la fuente del sonido. El objetivo de que este dispositivo tenga las características de un robot de servicio es que se requiera de una intervención mínima del usuario para controlarlo.

4. Trabajos Previos

Hasta el momento, las BCI que se han desarrollado para controlar robots son las siguientes. Millán et al. [20] presentan una BCI basada en tareas mentales que reconoce tres estados, elegidos por el usuario, para mover a un robot en un ambiente controlado. Zhao et al. [21] proponen una BCI basada en las ondas alfa del EEG (que tienen una frecuencia en el rango de 8 a 13 Hz) para controlar a un robot de servicio; sin embargo, no mencionan nada relacionado con cómo explotar características de este tipo de robots. La BCI sólo le da instrucciones de movimiento básico al robot (arriba, abajo, izquierda y derecha) y el usuario es estimulado mediante un tablero con 5 LEDs. Valbuena et al. [22] implementan una BCI basada en Potenciales visuales de estado estacionario (SSVEP) para controlar un robot semiautónomo;

esta BCI muestra un menú mediante el cual el usuario puede darle instrucciones de alto nivel al robot, como pedirle que sirva una bebida en un vaso. Bell et al. [23] presentan una BCI basada en la detección del P300 para controlar un robot humanoide parcialmente autónomo que lleva a cabo tareas de navegación que le permiten tanto dirigirse a una ubicación, como tomar un objeto indicado por el usuario; la matriz de estimulación se genera de manera dinámica, ya que ésta se conforma de las imágenes de los objetos que son captados por las cámaras del robot. Bryan et al. [24] proponen una BCI basada en SSVEP para controlar un robot humanoide. También proponen un paradigma de estimulación que le permite a un usuario controlar el brazo de un robot. Dicho paradigma permite enseñarle al robot nuevos movimientos y a navegar. Carlson et al. [25] reportan una BCI híbrida basada tanto en ERD/ERS como en la actividad muscular residual para controlar un robot que cuenta con navegación automática y evasión de obstáculos. La BCI híbrida permite indicarle al robot que inicie el movimiento y que se detenga. Chen et al. [26] implementan una BCI para controlar un robot mediante cuatro opciones de imaginación motora. Burget et al. [27] presentaron una BCI basada en cinco tareas metales (movimiento de un dedo de la mano derecha, movimiento de los dedos gordos de ambos pies, rotación de objetos, generación de palabras y descanso) para controlar un planeador de tareas de alto nivel. El robot navega de forma autónoma de una ubicación a otra, sujeta objetos, suelta objetos (en una repisa o mesa), vierte líquido de una botella en una taza y provee al usuario con una bebida. Las tareas se actualizan constantemente con la información que se adquiere con los sistemas de percepción del robot.

5. Antecedentes

El proyecto que proponemos en este documento es una continuación del proyecto del mismo nombre reportado ante la División de Ciencias Naturales e Ingeniería en el periodo julio 2017-diciembre 2019. El cual fue apoyado por PRODEP-SEP en el marco de la convocatoria 2017 de Nuevos PTC. A continuación mencionaremos los avances hasta el momento.

5.1. Estimulación

Para estimular visualmente a los usuarios, en este proyecto se han desarrollado dos tipos de matrices: la matriz de Selección General y la matriz de Selección Específica. El objetivo de ambas es reproducir el paradigma *oddball*, el cual busca generar una respuesta en el usuario al presentar un elemento raro (o poco frecuente) [6, 7]. Dicha respuesta es un pico positivo que se puede detectar, en general, 300 ms posteriores a la presentación del estímulo. En [15] se sugiere que el P300 está compuesto por la onda P3a y P3b. La onda P3a se origina en los mecanismos de atención frontal dirigidos por el estímulo durante el procesamiento de tareas. La onda P3b se origina en la actividad parietal-temporal asociada con la atención y parece estar relacionada con el consiguiente procesamiento en la memoria.

La matriz de Selección General le permite al usuario darle instrucciones generales al robot, como que se dirija a un lugar, que busque un objeto y que siga o busque a una persona. Está compuesta de una matriz de 3×4 con iconos de colores que representan de forma abstracta instrucciones que el usuario puede darle al robot. En este deletreador el usuario fija su atención en la celda que contiene el icono a ser comunicado mientras se intensifican aleatoriamente las filas y las columnas de la matriz. A este paradigma se le conoce como paradigma de Filas o Columnas o paradigma RC [6]. La fila y la columna que contienen la celda atendida son elementos raros (o poco frecuentes), por lo que sólo estos eventos provocan la aparición del P300 [6].

Por otro lado, la matriz de Selección Específica le permite al usuario darle instrucciones detalladas al robot, como que seleccione un objeto específico de una escena, por ejemplo, que elija una bebida entre varias que se encuentren en la cocina. Esta matriz se genera dinámicamente, es decir, los objetos de una imagen tomada por el robot en un momento específico, se convierten en los iconos de la matriz [23], por lo que, no sólo los iconos sino el tamaño de la matriz son variables.

Para identificar los objetos en la imagen adquirida por las cámaras del robot, se utiliza el algoritmo SIFT [28] que extrae características invariantes a factores de escala, traslación, rotación y parcialmente invariantes a cambios de iluminación y afinidades. De la misma forma, se extraen características en las imágenes de distintos objetos aislados y previamente almacenados en una base de datos. Posteriormente, se emparejan los descriptores de características de ambos conjuntos y calcula la distancia entre ellos. El objeto que esté en la escena será

aquel con la menor distancia.

Una vez que se identifican los objetos en la escena, se dibuja un contorno que permitirá implementar el llamado paradigma de una sola columna [4], en el cual se intensifican aleatoriamente cada celda en lugar de cada fila y columna. Las señales cerebrales son adquiridas con un equipo de bajo costo.

5.2. Algoritmo de clasificación

Debido a que las señales de ERP tienen una gran cantidad de ruido, es necesario que el usuario repita varias veces el proceso de estimulación para aumentar la relación señal/ruido [29]. Este proceso puede volverse inaceptablemente lento y agotador para el usuario, por ello, gran parte del esfuerzo en el desarrollo de las BCI es estimular al usuario el menor número de veces posible, preferiblemente solo una vez (es decir, en una época única). Por otro lado, sería deseable que una BCI pudiera ser utilizada por cualquier usuario sin que fuera necesaria una etapa de calibración inicial. Esto podría lograrse si pudiera generalizarse la información adquirida previamente de otros usuarios. La detección de P300 basada en la información recuperada durante la etapa de calibración por un solo usuario se conoce como clasificación de época única del usuario, mientras que la detección basada en la información recuperada por otros usuarios se conoce como clasificación entre usuarios.

Con el objetivo de conseguir una clasificación de época única tanto para un usuario como entre usuarios, en este proyecto desarrollamos una arquitectura basada en red neuronal convolucional (CNN) simple, llamada SepConv1D, que consiste en un bloque convolucional 1D separable en profundidad seguido por un bloque de clasificación Sigmoides². Encontramos que la arquitectura propuesta no sólo puede resolver estos problemas tan bien como los métodos basados en CNN de última generación, puede hacerlo con el costo computacional más bajo. Además, proporcionamos elementos para demostrar que hacer una red neuronal muy profunda y altamente compleja no conduce a resultados más precisos en todos los casos. Para probar nuestra hipótesis, llevamos a cabo experimentos con cuatro conjuntos de datos de referencia procesados con diez métodos de última generación basados en CNN, una red neuronal completamente conectada de capa oculta

²<https://arxiv.org/abs/1909.06970>

con dos neuronas, y el SepConv1D. Comparamos los valores promedio de AUC resultantes, junto con sus desviaciones estándar. Además, analizamos las diferencias entre el número de parámetros, la cantidad de operaciones de coma flotante por segundo (FLOPS) y el tiempo de inferencia requerido por los modelos. Los resultados mostraron que, en todos los casos, SepConv1D requiere el menor número de parámetros: en el mejor de los casos, solo usó 225 mientras que EEGNet, el modelo con el número más cercano de parámetros, usó 1,474, incluso cuando no había diferencia estadísticamente significativa entre los valores promedio de AUC. Además, la diferencia entre el número de FLOPS y el tiempo de inferencia requerido por su entrenamiento y clasificación fue notoriamente diferente: EEGNet requirió 2,801 FLOPS y 0.000274 ms de tiempo de inferencia, mientras que SepConv1D requirió solo 443 FLOPS y menos de la mitad del tiempo de inferencia. En dos conjuntos de datos, la diferencia entre los valores promedio de AUC de EEGNet y SepConv1D fueron estadísticamente significativos para calcular la clasificación de época única de un usuario. La ganancia de EEGNet fue de 0.04 pero requirió, en el mejor de los casos, 1,814 FLOPS adicionales y 0.000474 milisegundos adicionales. Por otro lado, observamos que no hubo diferencias estadísticamente significativas entre ninguno de los métodos para la clasificación entre usuarios. Estos hallazgos son importantes porque se pueden construir dispositivos más simples, más baratos, más rápidos y, por lo tanto, más portables.

5.3. Construcción del robot de servicio

Adicionalmente, se construyó un robot de servicio doméstico, llamado Xolobot (ver la Figura 1), al que se le puede dar mantenimiento dentro de la propia UAM-C. Dicho robot cuenta con una base robótica apta para navegar en interiores, sobre superficies con poca textura, y no es capaz de subir o bajar escalones o desniveles significativos. Tiene cuatro sensores ultrasónicos que le permiten navegar de forma autónoma evitando obstáculos de forma muy básica. Para mejorar la navegación autónoma, se desarrolló un sistema reactivo basado en un neurocontrolador que evita colisiones con obstáculos al reconocer el entorno en función de la información obtenida por los sensores del robot y modificando sus actuadores cuando es necesario [30]. Como alternativa, se desarrolló un control remoto utilizando un *Leap Motion* que permitirá que un usuario controle al robot haciendo gestos con su mano.



Figura 1: Robot de servicio doméstico Xolobot.

El robot de servicio doméstico que se utiliza en este proyecto está compuesto de dos brazos robóticos antropomorfos, una base robótica y un soporte que los une. Ninguna de las partes físicas ha sido diseñada por nosotros, sin embargo, han sido construidas desde sus componentes más elementales. Por esta razón, no sólo logramos reducir los costos sino que podemos darle mantenimiento dentro de la propia UAM.

El diseño de los brazos es de Ryan Gross [31]. Cada brazo está compuesto por un hombro, un codo, un antebrazo, y una mano con cinco dedos. El hombro tiene tres ejes para obtener un movimiento humano completo. El codo utiliza un servo grande conectado a él por una correa ranurada (el mismo tipo de correa utilizada en la mayoría de las impresoras 3D FDM), la correa permite que el rango completo de 180 grados del servo se canalice a los grados que se mueve el codo. La mano está compuesta de seis servos capaces de obtener un movimiento de muñeca de 180 grados; tiene un pulgar oponible y un movimiento de dedo individual para todos los dedos, excepto el índice y el pulgar que se mueven como una unidad.

La base robótica es un Arlo Robot de la empresa Parallax. Es un robot móvil de interior que utiliza el microcontrolador Propeller Parallax de ocho núcleos. La base robótica está compuesta de dos ruedas de aluminio y una placa de control que requiere controladores de motor externos. Adicionalmente, tiene tres sensores ultrasónicos al frente y uno en la parte trasera.

5.4. Navegación del robot

En cuanto a la navegación de la plataforma del robot, comenzamos explorando dos tipos de técnicas: redes neuronales artificiales [32] y programas genéticos, propuestos por J. Koza [33]. En ambos casos, consideramos un escenario sin obstáculos donde el robot tendrá que navegar de un punto inicial a uno final.

El enfoque con redes neuronales artificiales (RN) es el que hemos trabajado más y cuyos primeros resultados fueron ya reportados en [30]. En este trabajo nos planteamos el problema de diseñar un controlador mediante una red neuronal (llamado *neurocontrolador*) para un auto de carreras en un simulador de computadora. En particular, usamos una *red neuronal con retroalimentación* donde los pesos eran ajustados mediante el algoritmo genético RankGA [34]. Desarrollamos una metodología compuesta de tres módulos: 1) RankGA proponía poblaciones de pesos para la RN, 2) La RN utilizaba esos pesos para hacer las veces del controlador del automóvil (i.e., ante estímulos del entorno en tiempo real, respondía con valores para los actuadores del auto), y 3) el módulo de robots implementado por el simulador TORCS (*The Open Racing Car Simulator*). Para dimensionar la dificultad de este problema, es importante mencionar que los autos de este simulador tienen 63 sensores y 5 actuadores, que representan un total de 168 parámetros que el optimizador debía ajustar.

Los resultados mostraron que el neurocontrolador era capaz de enviar los valores para los actuadores (e.g., volante, freno, acelerador) para que el auto tomara las curvas de manera correcta. No obstante, aunque el auto terminaba la carrera, en algunas curvas rozaba con las vallas de contención y avanzaba a baja velocidad. Por esta razón, el desempeño no obtuvo buenos resultados en un escenario con obstáculos móviles.

5.5. Resumen

En resumen, hasta ahora se han generado los siguientes productos:

Formación de recursos humanos

- Proyectos terminales en la LIC-DCNI: dos concluidos con tesis completas, dos concluidos con tesis en revisión y dos en proceso.
- Proyectos terminales en la LTI-DCCD: uno concluido y uno en proceso.

- Servicio social: uno concluido, uno concluido resultado de una colaboración y uno en proceso.
- Becarios: dos.

Publicaciones

- Artículo en extenso indexado en JCR.
- Artículo en extenso indexado en DBLP, LatIndex y Periodica.

6. Motivación

A partir de la experiencia que tuvimos desarrollando la BCI y el robot de servicio doméstico en el proyecto anterior, detectamos una serie de problemas que queremos resolver para alcanzar el objetivo final de tener una BCI que permita controlar un robot de servicio doméstico.

Por un lado, la matriz general (ver Sección 5.1) ha demostrado estimular adecuadamente a los sujetos para que generen señales P300 [35], mientras que la matriz dinámica se adapta al ambiente. Sin embargo, ambas carecen de un enfoque basado en el usuario y no son adecuadas para interactuar con el sistema completo (véase por ejemplo [36]). Adicionalmente, no se han incluido herramientas desarrolladas en el campo de conocimiento de las Interfaces Humano-Computadora. Este tipo de herramientas podrían conducir a una mejor estructuración de la información y, como consecuencia, se incrementaría tanto la tasa de transferencia, como la precisión de la comunicación del símbolo que representa la actividad del robot. Además, las interfaces más agradables y efectivas podrían conducir a condiciones más motivadoras y satisfactorias, minimizando el riesgo de interrupción.

Por otro lado, los problemas principales que presenta Xolobot son los siguientes:

1. La navegación autónoma es limitada debido a que sólo cuenta con cuatro sensores ultrasónicos. En conjunto, proporcionan información con una resolución muy baja por lo que no puede evadir los obstáculos con precisión.
2. No tiene cara, así que no se puede conocer el estatus de sus procesos internos.
3. No hay una forma de comunicarse con él más que por una terminal de una computadora o por medio de la BCI, así que un usuario inexperto no puede darle instrucciones.

4. Tiene una apariencia poco amigable, fría y robotizada, así que no es agradable interactuar con él.

5. La muñeca y los dedos del brazo robótico no tienen los mismos grados de libertad que los de un brazo humano. El pulgar y el índice están ligados ya que funcionan con el mismo servomotor, así que no se pueden mover de forma independiente. Por estas razones, los movimientos de las manos son limitados.

6. Las manos robóticas no tienen sensores que simulen mecanorreceptores (detección de vibraciones, presión sostenida, cambios de textura y presión profunda), termorreceptores (detección de presencia, ausencia y temperatura) o nocirreceptores (detección de dolor). Eso conlleva una serie de problemas, por ejemplo, que no puedan identificar la presión que deben ejercer sobre los objetos para sostenerlos. Por esta razón, no se podría programar un sistema reactivo, tal que si las manos sujetaran algún objeto que pudiera dañarlas, no habría manera de evitarlo.

7. Los materiales con que se construyó originalmente no tienen la resistencia suficiente para las tareas programadas. Algunas piezas se han ido reemplazando por mejores reimpresiones.

Para resolver los problemas anteriores, se estableció una colaboración con expertos en Ingeniería Biomédica, Mecatrónica, Mecánica, Diseño Industrial, Diseño Textil y Diseño Estratégico de Información tanto de la Universidad Iberoamericana de Puebla como de la División de Ciencias de la Comunicación y Diseño de la UAM-Cuajimalpa.

Adicionalmente, para resolver los problemas generados por la baja resolución de los sensores de navegación, el Dr. Christian Lemaitre del Departamento de Tecnologías de la Información de la División de Ciencias de la Comunicación y Diseño, nos permitió integrar los siguientes sensores al robot: un LIDAR, una cámara omnidireccional y una cámara de seguimiento y profundidad RealSense. Dichos sensores se adquirieron con recursos de un proyecto que él dirige, y del que la Dra. Alvarado forma parte, llamado Red Académica de Aprendizaje, Investigación y Desarrollo de Agentes Autónomos (RAIDA), patrocinado por los Laboratorios de las Ciudades en Transición (Labcit).

7. Objetivos

7.1. Objetivo General

Desarrollar una Interfaz Cerebro-Computadora con base en señales de electroencefalograma para controlar un robot de servicio doméstico. El cual deberá tener un aspecto humanoide y amigable, contar con dos brazos antropomorfos diestros, y ser de bajo costo, al que se le pueda dar mantenimiento dentro de la propia UAM-C.

7.2. Objetivos Específicos

1) Generar e implementar algoritmos computacionales basados en inspiración biológica (p. ej., redes neuronales artificiales y computación evolutiva) para:

i) extraer y clasificar distintos tipos de señales fisiológicas y cerebrales (p. ej., imaginación mental, Potencial Relacionado al Error) para controlar y retroalimentar un robot de servicio doméstico; y

ii) proveer de autonomía al robot de servicio para que lleve a cabo tareas de reconocimiento visual, navegación (p. ej., planeación de rutas) y manipulación de brazos robóticos.

2) Mejorar la apariencia del robot para que sea agradable interactuar con él, y se pueda conocer el estado de sus procesos internos.

3) Reconstruir las manos para que tengan mayor grado de libertad y tengan tacto.

4) Mejorar la apariencia de las interfaces de estimulación incorporando el conocimiento que se tiene acerca del diseño de las interfaces de usuario.

8. Metas

Procesamiento de las señales

1. Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación para identificar imaginación mental.
2. Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación para identificar señales fisiológicas.
3. Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación el Potencial Relacionado al Error (ErrP).

Estimulación visual

1. Exploración de opciones para mejorar las interfaces de estimulación apoyado en la teoría de interfaces de usuario.
2. Implementación de las nuevas interfaces de usuario.
3. Evaluación de las nuevas interfaces.

Interfaz Cerebro-Computadora

1. Unir los módulos de adquisición de señales, procesamiento de señales, transmisión de información al robot y retroalimentación.

Navegación

1. Desarrollar algoritmos para la adquisición de la información de los sensores del robot.
2. Desarrollar un algoritmo de navegación autónoma reactiva en un ambiente dinámico para evadir obstáculos.
3. Desarrollar un algoritmo para que los dos brazos sujeten un objeto de forma colaborativa y evadan obstáculos al intentarlo.

Sujeción

1. Desarrollar un algoritmo para que las manos sujeten de manera adecuada distintos tipos de objetos.
2. Explorar distintas opciones de textiles para que le permitan a las manos: *i*) una sujeción firme de los objetos, y *ii*) simular mecanorreceptores, termorreceptores y nocirreceptores.
3. Implementar el modelo cinemático rotacional para manipular un brazo robótico antropomorfo con un *Leap Motion* en los brazos del robot.

Robot

1. Desarrollar una cara que le permita al robot comunicarle al usuario sus procesos internos.
2. Diseñar y construir una apariencia amable para el robot con materiales más resistentes que los actuales.

3. Evaluar el diseño de la nueva apariencia del robot.
4. Rediseñar y modificar las manos del robot para incrementar sus grados de libertad.
5. Propuesta de comercialización del robot.

9. Metodología

En esta sección describiremos los pasos que seguiremos para conseguir cada una las metas descritas en la sección anterior. Puesto que este proyecto involucra a la División de Ciencias de la Comunicación y Diseño, en su momento también se presentará esta propuesta ante el consejo divisional homólogo. Por esta razón y para no extender mucho este documento, la descripción de la metodología estará enfocada a los temas que serán desarrollados mayormente por los miembros de la División de Ciencias Naturales e Ingeniería.

9.1. Estimulación, extracción de características y clasificación

La metodología que se propone para mejorar las interfaces de estimulación basadas en la matriz general y la matriz dinámica consiste en lo siguiente:

- Entrevistar a personas con Síndrome de Enclaustramiento y con Esclerosis Lateral Amiotrófica para identificar sus requerimientos.
- Incorporar en las interfaces ya desarrolladas elementos que:
 - tomen en consideración la capacidad de aprendizaje del usuario como: previsibilidad, capacidad de síntesis, familiaridad, generalización y consistencia.
 - permitan a las interfaces ser flexibles. Para ello, incrementaremos su capacidad de sustitución y de personalización y mejoraremos las iniciativas de diálogo.
 - permitan al usuario evaluar el estado interno del sistema.
 - permitan la retroalimentación entre el sistema y el usuario.
 - incrementen la capacidad del sistema para recuperarse de errores.

- incrementen la capacidad de respuesta del sistema.
- Evaluar las interfaces propuestas con base en parámetros de usabilidad como la efectividad (por ejemplo, precisión), eficiencia (por ejemplo, sobrecarga de trabajo subjetiva y tasa de transferencia de información), y satisfacción del usuario. Inicialmente, la evaluación podría llevarse a cabo utilizando un simulador del robot para agilizar las evaluaciones y para no depender de otras etapas del desarrollo del robot físico o de los algoritmos de navegación.

Por otro lado, como se mencionó en la Sección 7, planeamos agregar el paradigma de imaginería mental para controlar el robot de servicio. A continuación describiremos la metodología que seguiremos tanto para desarrollar tal paradigma como para extraer características de la señal que nos permitan clasificar la instrucción que el sujeto quiera transmitir:

- Adaptaremos el paradigma sugerido en [37] tal que se llevará a cabo en tres etapas. En la primera, se asignará cierto tiempo para que los sujetos se familiaricen con cinco imágenes que representen instrucciones que llevará a cabo el robot. En la segunda, estas imágenes serán intercaladas con una pantalla gris, seguidas de una pantalla gris con la palabra en el centro que resuma la instrucción. En la tercera etapa, se repetirá este proceso pero sustituyendo la imagen por una pantalla gris que indicará que el usuario debe imaginar en ese momento la imagen que representa la instrucción. Durante la segunda y tercera etapa, registraremos las señales de EEG, las cuales serán almacenadas para su análisis fuera de línea.
- Adicionalmente, reproduciremos el paradigma sugerido en [38] de la siguiente manera. Se llevará a cabo en dos etapas. En la primera, se mostrará la imagen de una cara, seguida de una pantalla gris, seguida de la imagen de un lugar. En la segunda etapa, se le pedirá al sujeto que piense en alguna de las caras o lugares que se le presentaron. Durante ambas etapas, registraremos las señales de EEG, las cuales serán almacenadas para su análisis fuera de línea.
- Reclutaremos a algunos alumnos para llevar a cabo los experimentos preliminares.

- Visualizaremos y analizaremos las características extraídas con un algoritmo basado en CNN.
- Analizaremos el desempeño del algoritmo de clasificación para cada paradigma y, a partir de ello, propondremos una interfaz que incluya el mejor paradigma.
- Evaluaremos el nuevo paradigma dentro de la nueva interfaz.

Adicionalmente, como se mencionó anteriormente, se requiere incluir un mecanismo que le permita al usuario retroalimentar al sistema. Por esta razón, se incorporará la detección tanto del Potencial Relacionado al Error como de las señales fisiológicas que reflejen estrés en el usuario al momento de generarse un error en la clasificación del P300. Esto permitirá enviar un mensaje de alerta a las interfaces de estimulación para redefinir las tareas que el usuario quiere comunicar.

Los ErrP son potenciales evocados registrados cuando el sujeto reconoce un error durante una tarea planificada previamente, y se describe mediante una variación en la señal cerebral dentro de los 500 ms después de la respuesta errónea [39]. Los ErrP tienen tanto características morfológicas como un comportamiento similar a los del componente P300; aunque varían tanto la amplitud del potencial como el tiempo en que es evocado. Estas similitudes nos permiten sugerir que los algoritmos utilizados para detectar el P300 podrían ser adecuados también para detectar los ErrP. Por esta razón, la metodología que seguiremos es la siguiente:

- Generaremos un protocolo de estimulación basado en la matriz general. El protocolo consistirá en alterar aleatoriamente la respuesta del clasificador SepConv1D al detectar el componente P300, tal que algunas veces parezca que se detectó incorrectamente. La hipótesis es que este protocolo generará los ErrP de manera controlada. Las series de tiempo serán almacenadas para procesarlas fuera de línea.
- Clasificaremos las señales ErrP con el algoritmo SepConv1D y evaluaremos su desempeño.
- Reclutaremos a algunos alumnos para llevar a cabo los experimentos.

Si logramos tener un desempeño adecuado, lo compararemos con los de otros métodos del estado del arte. Si el desempeño es pobre o no mejora significativamente respecto a otros métodos, analizaremos otras alternativas basadas en CNN o en la geometría de Riemannian, que

también ha mostrado tener un desempeño adecuado para la detección de P300 [40].

9.2. Construcción del robot de servicio

Para llevar a buen término varias de las metas planteadas en la Sección 8 (e.g., navegación y sujeción de objetos), uno de los primeros pasos será mejorar o terminar algunas partes del robot de servicio. En primer lugar, se integrarán los siguientes sensores: un LIDAR, una cámara omnidireccional y una cámara de seguimiento y profundidad RealSense. Gracias a estos sensores la información que Xolobot reciba de su entorno será más precisa y confiable. Esto permitirá abordar escenarios más complicados tanto para la navegación del robot como para los movimientos de los brazos robóticos.

Por otro lado, para diseñar unas manos más versátiles primero realizaremos un análisis de las características específicas que permitan a la mano robótica asir y manipular distintos objetos con un grado de eficiencia y seguridad según los escenarios a los que se enfrentará el robot. Como resultado de este análisis determinaremos no solamente la especificación de materiales y mecanismos de funcionamiento de los elementos físicos de la mano, sino también las posibilidades de reconocimiento de objetos a través de sensores o diferentes textiles para simular mecanorreceptores, termorreceptores y nocirreceptores.

Además, se modificará el diseño del robot para ayudarlo a mejorar su apariencia. En particular, se le agregará una cara que permita una interacción más natural con el usuario. Para esto primero se realizará una delimitación sistémica desde el punto de vista ergonómico. Por ejemplo, definiremos las características de los usuarios, las características del entorno de uso y fundamentaremos la toma de decisiones de diseño considerando los aspectos físicos, cognitivos y afectivos del sistema.

9.3. Navegación

Los algoritmos basados en inspiración biológica conforman uno de los enfoques más exitosos para resolver problemas de navegación de robots y trayectorias de brazos robóticos (véase por ejemplo [41, 42, 43, 44, 45]). No obstante, aunque estos trabajos abordan problemas similares, las particularidades de cada escenario estudiado varían de una publicación a otra.

Ante este panorama, no es evidente determinar, a partir únicamente de los resultados publicados, cuál es la mejor técnica para superar los retos de optimización que nos plantea Xolobot. Por consiguiente, teniendo en mente los requerimientos que se desprenden de las metas relacionadas con la navegación del robot (véase Sección 8), el primer paso es implementar y evaluar algunos de los enfoques más prometedores para identificar aquél que sea más apropiado para las necesidades particulares del robot de servicio.

En términos generales, la metodología para resolver los problemas de navegación consistirá en lo siguiente:

- Implementar algunas técnicas de inspiración biológica usando simuladores y, además, partiendo de escenarios simples del problema a resolver. Inicialmente es conveniente usar simuladores para acelerar la experimentación por la siguiente razón: la mayoría de estos métodos necesitan evaluar varias alternativas de solución hasta converger a una solución satisfactoria, y este proceso sería muy lento si usáramos el hardware directamente.
- Una vez con resultados preliminares podemos decidir la exploración de más escenarios con una sola clase de técnica o incluso proponer modificaciones innovadoras para lidiar con algún escenario difícil de superar con el esquema de base.
- En este punto, de acuerdo a los resultados, podemos realizar en paralelo o de manera secuencial las siguientes actividades: *i*) abordar escenarios más complicados en entornos simulados e *ii*) implementar algunas de las soluciones en el hardware para ceñirnos a las características reales de nuestro equipo.

En las siguientes secciones presentamos cómo concretar los pasos anteriores para cada uno de los problemas de navegación del robot de servicio. Algunas de las actividades ya fueron realizadas en un proyecto anterior, mientras que algunas están en desarrollo o se realizarán de acuerdo a nuestro plan de actividades (véase Sección 10).

9.3.1. Navegación del robot

Actualmente estamos trabajando en una dirección similar a lo descrito en la Sección 5.4, pero planteando la conducción como un problema para minimizar simultáneamente varios objetivos: el daño del auto (indispensable para el robot de servicio), el gasto de combustible

(deseable para mejorar la autonomía del robot) y el tiempo de recorrido (útil en ciertos escenarios). Además, una meta central de este nuevo enfoque es conseguir sortear satisfactoriamente obstáculos móviles.

Para este nuevo experimento estamos utilizando el algoritmo de optimización NSGA-II [46], pero manteniendo la red neuronal (RN) de retroalimentación. Los primeros resultados que hemos obtenido lucen prometedores ya que los automóviles pueden avanzar con mayor velocidad y aún así, logran tomar curvas complicadas incluso usando maniobras parecidas a las de conductores humanos.

Una desventaja de los neurocontroladores es que su funcionamiento es como el de una caja negra. En otras palabras, como sus decisiones están codificadas en sus capas y nodos, no es evidente cómo extraer información para aprender de su desempeño. Por esta razón, como segundo enfoque hemos comenzado la implementación de un programa genético³ para diseñar el controlador de la base robótica. A diferencia de la red neuronal, un programa genético realiza las operaciones necesarias para generar de manera automática el código del controlador de navegación. La importancia de esto estriba en que este código se escribe en algún lenguaje de programación real (e.g., *C*, o *Python*). Por tanto, además de resolver el problema, podríamos revisar el código generado por el programa genético para aprender las razones por las cuáles el controlador toma sus decisiones. Incluso, podríamos extender el controlador con código diseñado manualmente, por ejemplo, agregar un módulo basado en teoría de control.

En las dos implementaciones descritas anteriormente hemos utilizado simuladores de autos parecidos a un robot real. Sin embargo, dados los buenos resultados, en breve adaptaremos los algoritmos anteriores para el escenario específico de la plataforma de Xolobot. Para realizar la optimización para encontrar el neurocontrolador para la base ya contamos con un simulador para el modelo particular de nuestra base. Después de obtener resultados con este nuevo simulador, el neurocontrolador resultante lo probaremos directamente en la plataforma del robot de servicio.

³Cabe recordar que, aunque los algoritmos genéticos y la programación genética son parte de la misma familia inspirada en la evolución natural, estas son técnicas diferentes. La primera combina vectores de variables, mientras que la segunda combina árboles que representan el código de un programa o una expresión algebraica.

9.3.2. Navegación del brazo

En este caso tenemos contemplado implementar y evaluar tres enfoques: un neurocontrolador, un programa genético y un algoritmo evolutivo para diseñar la trayectoria. Para este problema avanzaremos gradualmente de escenarios simples hasta los más complicados:

- Primero consideraremos trayectorias de un solo brazo para alcanzar un objetivo partiendo de una posición inicial. En este caso no habrá obstáculos, es decir, no es necesario un comportamiento reactivo en tiempo real.
- Posteriormente, introduciremos obstáculos fijos de manera que el movimiento del brazo podría requerir un sistema reactivo.
- Más adelante, agregaremos obstáculos móviles o permitiremos que el robot se mueva mientras realiza el movimiento del brazo.
- Finalmente, exploraremos el caso donde los dos brazos se deben coordinar para sujetar un objeto.

Puesto que en el primer escenario no se requiere un sistema reactivo, decidimos utilizar directamente un algoritmo genético para diseñar la trayectoria. Para este primer acercamiento utilizamos un simulador de un brazo robótico con 5 articulaciones. Nuestros primeros resultados con este enfoque mostraron que en un tiempo razonable es posible encontrar una trayectoria para que el brazo robótico alcance un objeto en una posición dada.

Para los escenarios con obstáculos probablemente sea necesario un comportamiento reactivo. Es decir, necesitamos un controlador del brazo que en tiempo real esté recibiendo información de su entorno y decida cómo cambiar los actuadores en consecuencia para evadir los obstáculos y para seguir su movimiento hacia el objeto. Por tanto, para estos escenarios desarrollaremos tanto un neurocontrolador como un programa genético que funcionen como un controlador para los escenarios con un entorno cambiante.

De manera similar a la plataforma del robot, después de tener resultados de los tres enfoques anteriores, implementaremos los resultados de la mejor técnica en los brazos robóticos de Xolobot.

9.4. Sujeción

Como mencionamos en la Sección 7, uno de los objetivos de este proyecto es rediseñar la manos robóticas para que tengan más grados

de libertad, entre otras mejoras. No obstante, las manos actuales tienen la capacidad de sostener objetos livianos y de formas simples, por ejemplo una pelota o un vaso de papel. En este sentido con respecto a los algoritmos para realizar la sujeción, nuestro plan es diseñar y experimentar con técnicas de optimización dirigidas inicialmente al diseño actual de las manos del robot de servicio. Aunque la variedad de escenarios que podemos afrontar con estos experimentos sería limitada, esta primera fase sería una excelente plataforma para evaluar el rendimiento de los algoritmos para controlar la sujeción. Posteriormente, cuando ya contemos con el nuevo diseño de las manos, podremos experimentar con escenarios de sujeción más sofisticados, por ejemplo asir objetos de mayor peso, con diferentes consistencias (e.g., rígidos, suaves), y formas diversas (cilindros, tazas).

Para el caso de la sujeción para las manos actuales seguiremos el siguiente plan. Como se describió en la Sección 5, actualmente tenemos un sistema de control remoto de una mano robótica simulada usando *Leap Motion*. Aprovecharemos este sistema para implementar una red neuronal que funcione según el paradigma de aprendizaje supervisado. En particular, usaremos el *Leap Motion* para obtener un conjunto de entrenamiento de movimientos de sujeción realizados por un humano. Podríamos decir entonces que la tarea de la red neuronal será imitar los movimientos de sujeción de los humanos a partir de los ejemplos que le presentemos. El siguiente enfoque es una variante del anterior. Usaremos también una red neuronal, pero esta vez la entrenaremos de acuerdo a la estrategia de aprendizaje no supervisado. Esto dará como resultado un neurocontrolador. Es decir, en este caso los pesos de la red neuronal se ajustarán mediante un proceso de optimización donde el objetivo será mejorar la eficiencia de la sujeción. Finalmente, siguiendo un camino similar al de los demás problemas de optimización del robot de servicio, como la navegación de la plataforma y la trayectoria del brazo, también exploraremos el desempeño de un programa genético para crear un controlador de la mano para sujetar objetos.

Una vez concluidos estos experimentos y después de analizar resultados, estaremos en condiciones de elegir la mejor técnica para abordar escenarios más complicados usando el nuevo diseño de las manos robóticas, las cuales tendrán más grados de libertad y sensores de tacto.

10. Plan de trabajo

En la Figura 2 se muestra una lista de actividades a llevar a cabo durante el proyecto en un periodo de tres años. Es importante señalar que el nombre que aparece en la columna Participantes indica a los responsables de la actividad. Sin embargo, ésta puede ser llevada a cabo por el participante o por alumnos de licenciatura, posgrado o servicio social.

Actividad	Participantes	Año 1			Año 2			Año 3		
		I	P	O	I	P	O	I	P	O
Procesamiento de las señales										
Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación para identificar tareas mentales.	Gibran y Montserrat									
Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación para identificar señales fisiológicas.	Gibran y Montserrat									
Desarrollar los algoritmos de extracción de características y clasificación el Potencial Relacionado al Error.	Gibran y Montserrat									
Estimulación visual										
Exploración de opciones para mejorar las interfaces de estimulación apoyado en la teoría de interfaces de usuario.	Angélica y Montserrat									
Implementación de las nuevas interfaces de usuario.	Montserrat									
Evaluación de las nuevas interfaces.	Angélica y Montserrat									
Interfaz Cerebro-Computadora										
Unir los módulos de adquisición de señales, procesamiento de señales, transmisión de información al robot y retroalimentación.	Montserrat									
Navegación										
Desarrollar algoritmos para la adquisición de la información de los sensores del robot.	Montserrat									
Desarrollar un algoritmo de navegación autónoma reactiva en un ambiente dinámico para evadir obstáculos.	Antonio, Luis y Montserrat									
Desarrollar un algoritmo para que los dos brazos sujeten un objeto de forma colaborativa y evadan obstáculos al intentarlo.	Antonio, Luis y Montserrat									
Sujeción										
Desarrollar un algoritmo para que las manos sujeten de manera adecuada distintos tipos de objetos.	Antonio y Montserrat									
Explorar distintas opciones de textiles para que le permitan a las manos: <i>i</i>) una sujeción firme de los objetos, y <i>ii</i>) simular mecanorreceptores, termorreceptores y nociceptores.	Alejandro, Adriana y Húber									
Implementar el modelo cinemático rotacional para manipular un brazo robótico antropomorfo con un Leap Motion en los brazos del robot.	Montserrat									
Robot										
Desarrollar una cara que le permita al robot comunicarle al usuario sus procesos internos.	Lucila, Alejandro y Húber									
Diseñar y construir una apariencia amable para el robot con materiales más resistentes que los actuales.	Lucila, Alejandro y Gonzalo									
Evaluar el diseño de la nueva apariencia del robot.	Lucila									
Rediseñar y modificar las manos del robot para incrementar sus grados de libertad.	Alejandro y Húber									

Figura 2: Planeación del proyecto a tres años.

11. Infraestructura disponible

El equipo con el que se cuenta es el siguiente:

- Equipo de adquisición de señales de EEG: casco para EEG Ultra-cortex "Mark IV", de 48-58cm; tarjetas Cyton, Daisy y accesorios; 3 tarros de 2 oz Ten20 de pasta conductora para electrodos.
- Equipo de adquisición de señales fisiológicas: sensor muscular MyoWare, electrodos de gel sólido de espuma para detectar EMG/EKG, cables para electrodos de presión para detectar EMG/EKG, sensor de pulso cardiaco, acoplador óptico, sensor de temperatura, sensor de sudor, interruptor pulsador y resistencias.
- Un robot con una base Arlo Parallax, con dos brazos robóticos antropomorfos.
- Dos Laptops Dell: 32GB de Memoria DDR4, tarjeta de video NVIDIA Quadro K420 2GB, disco duro SATA de 1TB y sexta generación del procesador Intel Core i7-6700.
- Dos Discos duros externos para respaldos: ADATA USA Dash Drive HD710 disco duro externo de grado militar con capacidad de 1 TB.
- Un LIDAR.
- Una cámara omnidireccional.
- Una cámara RealSense.
- Una memoria USB para manejar información entre los equipos de cómputo disponibles.

Las instalaciones para desarrollar el proyecto son las siguientes:

- Infraestructura del Instituto de Diseño e Innovación Tecnológica (IDIT).

12. Infraestructura requerida

Materiales para la construcción del robot:

- Filamento para impresora 3D o el material que se determine tras el análisis de los aspectos físicos del diseño.
- Los servomotores necesarios para rediseñar las manos robóticas.

13. Resultados esperados

- Alumnos de Licenciatura: Al menos tres.
- Alumnos de Servicio Social: Al menos tres.
- Artículos indexados: Al menos dos.
- Desarrollo tecnológico:
 - Un robot programable con cara y una apariencia más amigable, con al menos una versión básica de tacto en las manos.
 - Una BCI con una mejor interfaz que permita controlar en línea un robot de servicio doméstico con instrucciones básicas y retroalimentación.
 - Un algoritmo para una mejor navegación autónoma y reactiva.
 - Un algoritmo para controlar los dos brazos de forma autónoma y reactiva.

14. Vinculación con los planes y programas de estudio de las Divisiones y la Unidad

- División de Ciencias Naturales e Ingeniería
 - De la Licenciatura de Ingeniería en Computación, los alumnos de proyecto terminal y servicio social podrán aplicar sus conocimientos de las siguientes UEA y de todas las UEA que las preceden en la seriación:
 - Interfaces de Usuario
 - Análisis y Diseño Orientado a Objetos
 - Sistemas Distribuidos
 - De la Licenciatura en Matemáticas Aplicadas, los alumnos de proyecto terminal y servicio social podrán aplicar sus conocimientos de las siguientes UEA y de las correspondientes UEA que las preceden en la seriación:
 - Modelos III
 - Optimización II
- División de Ciencias de la Comunicación y Diseño

- De la Licenciatura en Diseño, los alumnos de proyecto terminal y servicio social podrán aplicar sus conocimientos de las siguientes UEA y de las correspondientes UEA que las preceden en la seriación:
 - Laboratorio de Diseño Integral de Sistemas Interactivos
 - Taller de Procesos y Tecnologías para la Reproducción Industrial

15. Vinculación institucional

- Universidad Iberoamericana de Puebla
- Instituto de Matemáticas Aplicadas y Sistemas de la Universidad Nacional Autónoma de México

Referencias

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks, D. J. McFarland, P. H. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. A. Quatrano, C. J. Robinson, and T. M. Vaughan, “Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 164–173, 2000.
- [2] B. A. Hosler, T. Siddique, P. C. Sapp, W. Sailor, M. C. Huang, A. Hossain, J. R. Daube, M. Nance, C. Fan, J. Kaplan, W. Y. Hung, D. McKenna-Yasek, J. L. Haines, M. A. Pericak-Vance, H. R. Horvitz, and R. Brown, Jr, “Linkage of familial amyotrophic lateral sclerosis with frontotemporal dementia to chromosome 9q21-q22,” *Journal of the American Medical Association*, vol. 284, no. 13, pp. 1664–1669, 2000.
- [3] S. Fager, D. Beukelman, R. Karantounis, and T. Jakobs, “Use of safe-laser access technology to increase head movement in persons with severe motor impairment: a series of case reports,” *Augmentative and Alternative Communication*, vol. 22, no. 3, pp. 222–229, 2006.
- [4] C. Guan, M. Thulasidas, and J. Wu, “High performance P300 speller for brain-computer interface,” in *IEEE International Workshop on Biomedical Circuits and Systems*, pp. 13–16, December 2004.

- [5] P. Bobrov, A. Frolov, C. Cantor, I. Fedulova, M. Bakhnyan, and A. Zhavoronkov, “Brain-computer interface based on generation of visual images,” *PLoS One*, vol. 6, no. 6, 2011.
- [6] E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe, “The mental prosthesis: Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, pp. 174–179, 2000.
- [7] D. S. Klobassa, T. M. Vaughan, P. Brunner, N. E. Schwartz, J. R. Wolpaw, C. Neuper, and E. W. Sellers, “Toward a high-throughput auditory P300-based Brain-Computer Interface,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 120, no. 7, pp. 1252–1261, 2009.
- [8] F. Nijboer, E. W. Sellers, J. Mellinger, M. A. Jordan, T. Matuz, A. Furdea, S. Halder, U. Mochty, D. J. Krusienski, T. M. Vaughan, J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, and A. Kübler, “A P300-based Brain-Computer Interface for people with Amyotrophic Lateral Sclerosis,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 8, pp. 1909–1916, 2008.
- [9] E. W. Sellers and E. Donchin, “A P300-based Brain-Computer Interface: Initial tests by ALS patients,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, no. 3, pp. 538–548, 2006.
- [10] H. Zhang, C. Guan, and C. Wang, “A statistical model of brain signals with application to brain-computer interface,” *Proceedings of the IEEE Engineering Medicine and Biology Society*, vol. 5, pp. 5388–5391, 2005.
- [11] J. L. Sirvent, J. M. Azorín, E. Iáñez, A. Úbeda, and E. Fernández, “P300-Based Brain-Computer Interface for Internet Browsing,” in *Trends in Practical Applications of Agents and Multi-agent Systems* (Y. Demazeau, F. Dignum, J. Corchado, J. Bajo, R. Corchuelo, E. Corchado, F. Fernández-Riverola, V. J. Julián, P. Pawlewski, and A. Campbell, eds.), vol. 71 of *Advances in Intelligent and Soft Computing*, pp. 615–622, Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [12] R. C. Acevedo, G. Gentiletti, V. Medina Bañuelos, and H. L. Rufiner, “Extracción de características en ICC mediante métodos basados en diccionarios óptimos: Resultados preliminares,” in *Anales de las II Jornadas Argentinas sobre Interfaces Cerebro Computadora (JAICC 2009)*, (Paraná, Argentina), Abril 2009.

- [13] Y. Atum, I. Gareis, G. Gentiletti, R. Acevedo, and L. Rufiner, “Genetic feature selection to optimally detect P300 in brain computer interfaces,” in *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, 2010.
- [14] Y. Atum, G. Gentiletti, R. C. Acevedo, and H. L. Rufiner, “Detección de P300 en Interfaz Cerebro Computadora mediante Algoritmos Genéticos y Maquinas de Soporte Vectorial,” in *Memorias del XVII Congreso Argentino de Bioingeniería (SABI 2009)*, no. 146, pp. 51–55, 2009.
- [15] E. C. García and G. G. Gentiletti, “Interfaz Cerebro Computadora (ICC) basada en el potencial relacionado con eventos P300: análisis del efecto de la dimensión de la matriz de estimulación sobre su desempeño,” *Revista Ingeniería Biomédica*, vol. 2, no. 4, pp. 26–33, 2008.
- [16] I. Gareis, G. Gentiletti, R. Acevedo, and L. Rufiner, “Feature Extraction on Brain Computer Interfaces using Discrete Dyadic Wavelet Transform: Preliminary Results,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 313, no. 1, 2011.
- [17] G. Gentiletti, J. G. Gebhart, R. C. Acevedo, O. Yáñez-Suárez, and V. Medina-Bañuelos, “Command of a simulated wheelchair on a virtual environment using a Brain-Computer Interface,” *Ingeniería et Recherche Biomédicale*, vol. 30, no. 5-6, pp. 218–225, 2009.
- [18] J. Long, Y. Li, H. Wang, T. Yu, J. Pan, and F. Li, “A hybrid brain computer interface to control the direction and speed of a simulated or real wheelchair,” *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, vol. 20, no. 5, p. 720, 2012.
- [19] U. Pathirage, R. Alqasemi, and R. Dubey, “P300 Brain Computer Interface Based Task Oriented Control of a Wheel Chair Mounted Robotic Arm,” in *IEEE EMB/CAS/SMC Workshop on Brain-Machine-Body Interfaces*, (San Diego Bayfront Hilton, California, EUA), Agosto 2012.
- [20] J. Millán, F. Renkens, J. Mourino, and W. Gerstner, “Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, pp. 1026–1033, Junio 2004.
- [21] L. Zhao, C. Li, and S. Cui, “Service Robot System Based on Brain-computer Interface Technology,” in *Third International Conferen-*

- ce on Natural Computation (ICNC 2007)*, vol. 2, pp. 349–353, Agosto 2007.
- [22] D. Valbuena, M. Cyriacks, O. Friman, I. Volosyak, and A. Graser, “Brain-computer interface for high-level control of rehabilitation robotic systems,” in *IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR 2007)*, pp. 619–625, Junio 2007.
 - [23] C. J. Bell, P. Shenoy, R. Chalodhorn, and R. P. N. Rao, “Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans,” *Journal of Neural Engineering*, vol. 5, no. 2, p. 214, 2008.
 - [24] M. Bryan, J. Green, M. Chung, L. Chang, R. Scherert, J. Smith, and R. P. N. Rao, “An adaptive brain-computer interface for humanoid robot control,” in *11th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 199–204, Octubre 2011.
 - [25] T. Carlson, L. Tonin, S. Perdakis, R. Leeb, and J. D. R. Millan, “A hybrid BCI for enhanced control of a telepresence robot,” *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 2013, pp. 3097–3100, 2013.
 - [26] Y. Chen, Z. Shuhua, and W. Xiangzhou, “A Brain-Robot Interface by BCI based on Repeated Binary CSP,” *Chinese Automation Congress*, pp. 826–830, 2015.
 - [27] F. Burget, L. D. J. Fiederer, D. Kuhner, M. Voelker, J. Aldinger, R. T. Schirrmeister, C. Do, J. Boedecker, B. Nebel, T. Ball, and W. Burgard, “Acting thoughts: Towards a mobile robotic service assistant for users with limited communication skills,” *CoRR*, vol. abs/1707.06633, 2017.
 - [28] D. G. Lowe, “Object recognition from local scale-invariant features,” in *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 1150–1157, 1999.
 - [29] N. E and L. da Silva F, *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 5th ed., 2005.
 - [30] A. López-Jaimes, J. Cervantes-Ojeda, M. Gomez-Fuentes, and M. Alvarado-González, “Simultaneous evolution of neuro-controllers for multiple car-like robots,” *Research in Computing Science*, vol. 147, no. 10, pp. 29–44, 2018.

- [31] R. Gross, “Humanoid robotic torso proto1.” <https://www.myminifactory.com/object/3d-print-humanoid-robotic-torso-protol-48754>.
- [32] M. H. Hassoun, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1st ed., 1995.
- [33] R. Poli, W. B. Langdon, and N. F. McPhee, *A Field Guide to Genetic Programming*. Lulu Enterprises, UK Ltd, 2008.
- [34] J. Cervantes and C. R. Stephens, “Limitations of existing mutation rate heuristics and how a rank ga overcomes them,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, no. 2, pp. 369–397, 2009.
- [35] A. Alvarado-González, *Interfaces Cerebro-Computadoras con perspectivas a su aplicación en robots de servicio*. PhD thesis, 2016.
- [36] V. Gandhi, *Brain-computer interfacing for assistive robotics: Electroencephalograms, recurrent quantum neural networks, and user-centric graphical interfaces*. Academic Press, 2015.
- [37] T. Naselaris, C. A. Olman, D. E. Stansbury, K. Ugurbil, and J. L. Gallant, “A voxel-wise encoding model for early visual areas decodes mental images of remembered scenes,” *Neuroimage*, vol. 105, pp. 215–228, 2015.
- [38] Y. Norman, E. M. Yeagle, S. Khuvis, M. Harel, A. D. Mehta, and R. Malach, “Hippocampal sharp-wave ripples linked to visual episodic recollection in humans,” *Science*, vol. 365, no. 6454, p. eaax1030, 2019.
- [39] L. Ciabattini, F. Ferracuti, A. Freddi, S. Iarlori, S. Longhi, and A. Monteriù, “Errp signals detection for safe navigation of a smart wheelchair,” in *2019 IEEE 23rd International Symposium on Consumer Technologies (ISCT)*, pp. 269–272, 2019.
- [40] L. Mayaud, S. Cabanilles, A. Van Langhenhove, M. Congedo, A. Barachant, S. Pouplin, S. Filipe, L. Pétégnief, O. Rochecouste, E. Azabou, *et al.*, “Brain-computer interface for the communication of acute patients: a feasibility study and a randomized controlled trial comparing performance with healthy participants and a traditional assistive device,” *Brain-Computer Interfaces*, vol. 3, no. 4, pp. 197–215, 2016.

- [41] A. Agapitos, J. Togelius, and S. M. Lucas, “Multiobjective techniques for the use of state in genetic programming applied to simulated car racing,” in *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1562–1569, Sep. 2007.
- [42] O. Abramovich and A. Moshaiov, “Multi-objective topology and weight evolution of neuro-controllers,” in *2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 670–677, July 2016.
- [43] M. R. Bonyadi, Z. Michalewicz, S. Nallaperuma, and F. Neumann, “Ahura: A heuristic-based racer for the open racing car simulator,” *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 9, pp. 290–304, Sep. 2017.
- [44] W. Suwannik and P. Chongstitvatana, “Improving the robustness of evolved robot arm control programs generated by genetic programming,” in *The Second Asian Symposium Industrial Automation and Robotics*, (Bangkok International Trade and Exhibition Center, (BITEC), Bangkok, Thailand), p. IA030/01, May 2001.
- [45] S. D. Das, V. Bain, and P. Rakshit, “Energy optimized robot arm path planning using differential evolution in dynamic environment,” in *2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, pp. 1267–1272, June 2018.
- [46] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii,” *Trans. Evol. Comp.*, vol. 6, p. 182–197, Apr. 2002.