



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

Unidad Iztapalapa

Índice..... 2

Agradecimientos..... 4

Resumen..... 5

Detección, Clasificación y Aplicación de Potenciales Relacionados a Eventos para Interfaces Cerebro-Computadora.

Tesis que presenta

Gerardo Gabriel Gentiletti Faenze

Para obtener el grado de

Doctor en Ciencias (Ingeniería Biomédica)

1. Introducción..... 7

- Síntesis de la tesis..... 7
- Esquema de la tesis..... 7
- Letra de la tesis..... 8
- Infancia del tiempo en el mundo..... 8
- Un canal de comunicación..... 10

2. Antecedentes..... 12

- Definición de ICC..... 12
- Tipos de ICC..... 13
- Modelo funcional de un sistema ICC..... 14
- ICC invasivas..... 16
- ICC No invasivas..... 18
- Revisión de ICC basadas en P300..... 20
- Planteamiento del problema..... 28

Asesora:

Dra. Verónica Medina Bañuelos

Jurado Evaluador:

Dra. Feggy Ostrosky Shejet UNAM

Dr. Rubén Garrido Moctezuma CINVESTAV

Dr. Emilio Sacristán Rock UAM-I

Dra. Raquel Valdés Cristerna UAM-I

3. Marco Teórico..... 31

- Potenciales Relacionados a Eventos y su aplicación al paradigma P300..... 31
- Procesamiento de las señales y extracción de características..... 39
- Clasificación de las señales..... 40
- Clasificación de las señales independientes..... 42
- Aplicación de la clasificación..... 44
- Análisis de los resultados..... 45
- Aplicación de la clasificación..... 45
- Máquina de Soporte Vectorial..... 47
- Aplicaciones robóticas, simulaciones en tiempo real y aplicaciones robóticas..... 49
- Robots móviles..... 49
- Modelo cinemático de un robot..... 50
- Sillas de Ruedas Autopropulsadas Inteligentes..... 51
- Simuladores en Robótica..... 53

4. Metodología..... 55

Posgrado en Ingeniería Biomédica
División de Ciencias Básicas e Ingeniería
UAM-Iztapalapa

03 de Julio, 2013

Índice

Índice	1
Agradecimientos	4
Resumen	5
1. Introducción	7
• Síndrome de enclaustramiento	7
Esclerosis Lateral Amiotrófica.....	7
Lesión de la médula espinal cervical	8
Infartos del tronco encefálico.....	8
• Un canal de comunicaciones alternativo.....	10
2. Antecedentes	12
• Definición de ICC	12
• Tasa de transferencia de una ICC.....	13
• Modelo funcional de un sistema ICC.....	14
ICC Invasivas	16
ICC No Invasivas	19
• Revisión de ICC basadas en P300.....	23
• Planteamiento del problema.....	28
3. Objetivos	30
• Objetivo General	30
• Objetivos Específicos.....	30
4. Marco Teórico	31
• Potenciales Relacionados a Eventos y su aplicación al paradigma P300	31
• Estrategias de pre-procesamiento de las señales y extracción de características ..	39
• Transformaciones lineales para la restauración del EEG y disminución de	
dimensionalidad	40
Análisis de Componentes Principales	40
Análisis de Componentes Independientes.....	42
• Métodos de clasificación.....	44
Análisis por Discriminante Lineal	44
Análisis Discriminante Lineal por Pasos (Stepwise LDA o SWLDA).....	45
Máquinas de Soporte Vectorial.....	46
• Aplicaciones robóticas, simulaciones en tiempo real y ambientes virtuales	49
Robots móviles.....	50
Modelo cinemático de un robot móvil diferencial	51
Sillas de Ruedas Autopropulsadas Inteligentes.....	52
Simuladores en Robótica.....	55
5. Metodología	60

• Etapa 1: Evaluación del efecto de número y configuración de electrodos	60
Datos empleados	60
Pre-procesamiento y clasificación.....	62
Extracción de Características	62
• Etapa 2: Restauración automática del EEG y extracción de características	63
Datos empleados	64
Extracción de Características	64
Restauración del EEG	65
• Restauración basada en ICA.....	65
• Restauración basada en SPCA.....	66
Extracción de características y clasificación.....	68
• Etapa 3: Desarrollo y aplicación de la ICC al control de una silla de Ruedas Robótica, simulada en un ambiente virtual	68
Datos empleados	69
Matrices de estímulos para la conducción de la SRR	70
Módulo de Simulación Robótica.....	71
Simulación de Silla de Ruedas Robótica	72
Protocolos de experimentación y pruebas.....	75
Metodología de evaluación	77
5. Resultados y discusión	78
• Etapa 1: Evaluación del efecto de número y configuración de electrodos	78
• Etapa 2: Restauración automática del EEG y extracción de características.	81
• Etapa 3: Desarrollo y aplicación de la ICC al control de una silla de ruedas autopropulsada e inteligente, simulada en un ambiente virtual	87
Selección del clasificador.....	87
Definición de la matriz de estímulos.....	90
Navegación en tiempo real de la SRR.....	93
6. Conclusiones Generales	97
7. Bibliografía	101
Anexo I	110
Anexo II	114

Agradecimientos

A mi esposa Carla y mi hijo Marco, dos pilares en mi vida. A Carla por apoyarme siempre, y en especial cuando más lo necesitaba para que esta tesis llegue a su término. A Marco por todo el tiempo de su padre cedido a la concreción de este trabajo, y ambos por su incondicional amor, el cual espero poder retribuir.

A mi asesora, la Dra. Verónica Medina por su dirección, ejemplo profesional y humano, (sus sabios consejos, no siempre atendidos, pero si aprendidos), y por su infinita tenacidad y paciencia para formalizar la presentación y defensa de este trabajo.

A mi amigo, co-asesor, brillante docente e investigador, ejemplo de pasión por las ciencias y hombre de ideales y valores, el M. en IB. Oscar Yáñez, por todo su apoyo técnico y humano en los años y experiencias compartidas en esta aventura académica.

A Erik y Teodoro, amigos y colegas de estudios de posgrados en la UAMI, por su apoyo y recibimiento durante las estancias y numerosas y reconfortantes visitas a México y la UAM.

A Raquel y todo los integrantes del LINI, de antes y ahora, por abrir las puertas de su laboratorio, su cordialidad y afecto, quienes siempre me hicieron sentir como en casa.

A la UAM, por demostrar ser una “casa abierta al tiempo” y a los visitantes como éste, y a la UNER, por apostar y apoyar a sus docentes en su formación y capacitación, aun en tiempos difíciles.

A los colegas del LIRINS y de la Cátedra de Robótica de la Facultad de Ingeniería de la UNER, que cubrieron con sus horas de trabajo varias de mis actividades en la UNER en mis tiempos de estudios de posgrado durante las estancias en México.

A Eliana (pasante colombiana) y a Miguel, Ariel y Guillermo, mis estudiantes de grado en Argentina, que se animaron a emprender impensados proyectos finales en su carreras relacionados a esta tesis, y también compañeros en esta aventura de la Bioingeniería, el conocimiento y la ciencia, y ahora amigos y colegas.

A México y Argentina, ahora mis dos patrias.

Resumen

Las Interfaces Cerebro Computadora (ICC, o BCI por sus siglas en inglés) ofrecen una potencial alternativa de comunicación para personas que han perdido casi por completo la posibilidad de interactuar con su medio externo debido a severas discapacidades motrices. Estas interfaces no dependen del accionar de las vías nerviosas o musculares, sino que extraen información directamente del electroencefalograma (EEG), de los potenciales evocados o del electrocorticograma (ECoG). Pueden ser invasivas o no, dependiendo del tipo de electrodos empleados para el registro de la señal, y basar su implementación en diferentes estrategias.

El presente trabajo se orienta a establecer una estrategia metodológica que permita la implementación de una plataforma ICC capaz de comandar dispositivos robóticos en tiempo real. Se utiliza el paradigma de ICC del tipo no-invasiva y basada en la generación de Potenciales Relacionados a Eventos (ERP) del tipo P300, en particular, los ERP generados por la presentación de estímulos visuales infrecuentes (oddball), propuesto por primera vez para su aplicación en ICC, por Farwell y Donchin en 1988.

Este trabajo se desarrolló en tres etapas. En la *primera etapa*, se propone una metodología para la detección de ERP contenidos en las señales de registros de Electroencefalografía (EEG) multicanales, que constituyen las entradas a sistemas de Interfaces Cerebro-Computadora. En esta etapa se evalúan técnicas de extracción de características de las señales de EEG, evaluando tanto submuestreos temporales, como el Análisis de Componentes Principales (PCA). Luego se aplica una técnica para estimar la eficiencia de cada canal en la detección de los ERP sobre registros de base de datos conteniendo 64 canales, y finalmente se propone y emplea una estrategia para combinar la salida de clasificadores aplicados independientemente sobre los canales seleccionados de acuerdo a su eficiencia estimada. Para la clasificación se utilizan Máquinas de Soporte Vectorial (SVM). Se presentan resultados que muestran que los canales seleccionados por el método propuesto preservan su eficiencia de clasificación sobre el conjunto de prueba. También se concluye que se puede definir un número óptimo de canales que minimizan el error final de clasificación, y que en el caso analizado, un conjunto de sólo 8 electrodos es suficiente para obtener los mejores desempeños de registros que disponen de hasta 64 electrodos.

En la *segunda etapa*, se aborda la problemática de que los registros de señales de EEG no invasivas obtenidos por sistemas de ICC basadas en el paradigma P300 por estímulos visuales, pueden estar sujetos a la contaminación de artefactos de diversos tipos. Si bien existen muchas técnicas para la remoción de dichos artefactos en señales de EEG, las particulares restricciones que impone el contexto de una ICC, hacen que se requieran métodos alternativos, que no descarten información (rechazo de artefacto) sino que restauren la misma. Atendiendo esa problemática en esta etapa se utilizan dos métodos bien conocidos de descomposición de señales, tales como Análisis de Componentes Principales Espacial (SPCA) y Análisis de Componentes Independientes (ICA), que son complementados con reglas para la selección automática de componentes libres de artefactos halladas por los mismos, de manera que la reconstrucción en los espacios

originales de las señales, basadas en estos componentes, permitan remover dichos artefactos (restauración automática de la señal). El método propuesto es evaluado directamente en términos del desempeño de clasificadores basados en SVM para la detección de presencia de respuestas evocadas P300, comparando restauraciones basadas en ICA y SPCA contra las señales originales con artefactos. Los resultados obtenidos en esta etapa muestran que el método de restauración basado en ICA, ofrece las mayores mejoras en el desempeño de la detección de los P300. Sin embargo, se reconoce que algunas limitaciones prácticas deben ser superadas para aplicar el mismo en sistemas de ICC que operen en tiempo real.

En la *tercera etapa*, se presenta la implementación y evaluación de una plataforma orientada al desarrollo de aplicaciones robóticas para ICC usando simulación y representaciones virtuales de robots y sus entornos, en tiempo real. Los avances logrados en el estado del arte respecto a la aplicación de las ICC al comando de tecnologías robóticas permiten proveer al usuario una capacidad de interacción física con su entorno, por lo que se decide abordar este desarrollo. Como un primer ejemplo se presenta la aplicación de una ICC al comando de una Silla de Ruedas Robótica (SRR), con capacidad de navegación semiautónoma. La ICC está basada en el paradigma P300; la clásica matriz del deletreador de Donchin fue modificada introduciendo íconos que representan el conjunto de comandos disponibles para guiar la SRR. Se utilizaron 6 canales de EEG; el procesamiento, la clasificación y presentación de estímulos visuales se realizó utilizando el software BCI2000. Se desarrolló un modelo de una silla de ruedas físicamente realista, con capacidades de navegación semiautónoma y dos sujetos sanos fueron invitados a realizar una determinada tarea de navegación, a través de un ambiente simulado, el cual presentaba espacios comunes de una vivienda. La misma tarea de navegación debió ser realizada por cada sujeto, primero utilizando una interfaz manual y luego utilizando la ICC basada en P300. En cada tarea ambos sujetos lograron conducir exitosamente la SRR por trayectorias similares y adecuadas. Como era de esperar, el tiempo de conducción usando la ICC fue mayor, pero dadas las distancias recorridas y que los sujetos alcanzaron las metas propuestas, el desempeño resulta muy satisfactorio. Los resultados obtenidos, además de probar la factibilidad de comandar la SRR mediante una ICC, sugieren que el uso de esta plataforma es una poderosa herramienta de diseño y evaluación de desempeño y factibilidad de aplicaciones ICC en robótica.

1. Introducción

• Síndrome de enclaustramiento

Los caminos naturales a través de los cuales el cerebro humano se comunica con el exterior pueden resultar dañados de manera irreversible como secuela de accidentes, traumas o enfermedades, tales como esclerosis lateral amiotrófica, esclerosis múltiple, distrofia muscular, accidentes cerebro vasculares, o tumores. En estos casos la capacidad de la persona para planear y generar órdenes motoras se encuentra intacta, pero aparecen alteraciones en las vías nerviosas periféricas, en las placas neuromusculares o los músculos mismos, que impiden que la persona pueda realizar los movimientos deseados.

En los casos más severos como cuadriplejías altas, el individuo pierde casi totalmente la capacidad de realizar movimientos a voluntad y éste puede quedar completamente atrapado dentro de su cuerpo, incapacitado de comunicación o interacción alguna con el medio que lo rodea. Existen varios grados de severidad, partiendo desde sólo la pérdida de motricidad en los miembros inferiores hasta el caso más grave de discapacidad motriz, el cual se denomina “*síndrome de enclaustramiento*” (*locked-in syndrome*), en el cual la persona es incapaz de efectuar cualquier acción motora, conservando sin embargo todas sus habilidades cognitivas normales.

Las patologías más comúnmente referenciadas en la literatura que se reportan como patologías que en sus estadios avanzados llevan al paciente a la condición de *enclaustramiento*, son las siguientes [1]:

Esclerosis Lateral Amiotrófica

La esclerosis lateral amiotrófica (ALS, siglas del inglés: *amyotrophic lateral sclerosis*) es una enfermedad neurodegenerativa progresiva que afecta a la primer y segunda moto-neurona y al sistema nervioso central. Los pacientes con ALS muestran atrofia cerebral global, con disminuciones regionales de la densidad de materia gris siendo mayor en el hemisferio derecho del córtex motor primario y en el hemisferio izquierdo de la circunvolución frontal medial [2]. La reducción de la sustancia blanca se encuentra a lo largo de los tractos cortico-espinales, en el cuerpo calloso, y en el córtex frontal y parietal.

Los síntomas clínicos son paresia atrófica con fasciculaciones que en su mayoría comienzan por las manos y los antebrazos. Con la degeneración neuronal progresiva, los pacientes se vuelven cada vez más severamente discapacitados físicamente. En etapas posteriores de la enfermedad también son afectadas el habla, la deglución y la respiración. Los pacientes fallecen ante una falla respiratoria si no son asistidos por ventilación artificial a través de una traqueotomía, sin embargo los pacientes con traqueotomía pueden sobrevivir y llegar al estado de enclaustramiento con sólo movimiento muscular residual preservado, o incluso al estado de enclaustramiento completo.

El deterioro cognitivo ha sido reportado en repetidas ocasiones, pero también se ha visto aprendizaje mejorado. El procesamiento emocional parece estar alterado de tal manera que los extremos positivos y negativos son atenuados.

Lo notable, es que la calidad individual de vida que reportan los pacientes con ALS es “sorprendentemente” alta cuando se la compara con la de pacientes con enfermedades no-mortales como la diabetes o el síndrome de intestino irritable tal como se muestra en el trabajo realizado por Lulé y col. [3]. Sin embargo, una componente que sí influye de manera importante en la mencionada calidad individual de vida y que es reportada en varias ocasiones por los pacientes, especialmente cuando la enfermedad avanza, es la capacidad de comunicarse.

Lesión de la médula espinal cervical

La mayoría de lesiones de la médula espinal a menudo derivan de un trauma. También pueden ocurrir debido a la isquemia aguda de la arteria espinal anterior o por compresión aguda. Los síntomas agudos son shock medular con paresias atónicas debajo de la lesión, vejiga atónica, parálisis del recto, sensibilidad alterada en todas las cualidades (dolor, presión, temperatura) y disfunción vegetativa. Estos síntomas continúan hacia la fase post-traumática y son acompañados por un doloroso estiramiento involuntario y flexión de las extremidades (los llamados automatismos espinales).

La lesión de la médula espinal cervical ha sido observada acompañada de reducción local de materia cortical gris en áreas somato-sensoriales (S1), localizada de forma bilateral detrás de la región de la mano en M1. La atrofia también ocurre en el área de la pierna derecha y se extiende al área parietal BA5 en el hemisferio izquierdo. Varios años luego del trauma, los pacientes pueden adaptarse bien a una vida con discapacidad, experimentar una vida emocional balanceada, y llevar una vida social intacta.

Infartos del tronco encefálico

El clásico síndrome de enclaustramiento, según la definición de Bauer y sus colegas se caracteriza por inmovilidad total a excepción de los movimientos oculares verticales y el parpadeo [4] [5]. Muy a menudo el síndrome de enclaustramiento es de origen cerebro-vascular, dado que la oclusión por trombos de la arteria basilar conduce a un infarto en la protuberancia ventral. Como resultado, los tractos bulbo-corticales y espinales corticales son interrumpidos como lo son también las fibras óculo-motoras supra nuclear y post nuclear. Si se conservan movimientos además de los movimientos oculares verticales, el síndrome de enclaustramiento se conoce como “incompleto”, y si no hay movimiento, y por lo tanto no hay comunicación, es definido como “total” [4]. Las áreas corticales superiores o áreas subcorticales encima del tronco cerebral no son afectadas, por consiguiente, la conciencia y la cognición están usualmente intactas en estos pacientes.

Una encuesta sobre la calidad de vida en los pacientes crónicos de enclaustramiento (más de un año después del diagnóstico), sin recuperación motora principal, no reveló diferencias respecto de los sujetos saludables de control en la percepción de la salud mental y general [6]. En un estudio (N = 44), de León-Carrión et al, menos del 20 por ciento de los pacientes describieron su estado de ánimo como malo (5 %) o informaron estar depresivos (12,5 %) y 81 % se reúnen con amigos más de dos veces por mes [7]. Muchos pacientes con síndrome enclaustramiento regresan a casa desde el hospital y comienzan una vida diferente pero “significativa” [6].

Es así que incluso en estas graves patologías, gracias a los avances en medicina, el uso de modernos equipos de soporte de vida y el desarrollo de la industria farmacéutica, estas personas tienen una expectativa de sobre vida cada vez mayor. Sin embargo, la sola extensión de su expectativa de vida, genera un beneficio cuestionable si no se considera simultáneamente, la calidad de vida que se les puede ofrecer.

Un interesante punto de vista para comprender -aunque sea en cierta medida- la perspectiva de personas con este síndrome, puede verse en una película del año 2008 denominada “La Escafandra y la Mariposa”¹:

Ésta se desarrolla sobre el caso verídico del periodista Jean-Dominique Bauby (redactor en jefe de la revista francesa Elle) quien sufriera un infarto cerebral en el año 1995. Después del infarto cerebral, este periodista, quedó paralizado de forma total, sin poder moverse, comer o hablar, e incluso sin la capacidad de respirar sin asistencia de ventilación mecánica. Voluntariamente, sólo podía parpadear con su ojo izquierdo. Para lograr que Bauby pudiera finalmente expresarse con los parpadeos de su ojo, se aplicó una técnica basada en la presentación de letras organizadas por sus probabilidades de aparición dentro del alfabeto francés (presentación oral por parte de un asistente), a las cuales el respondía con un parpadeo cada vez que la letra deseada era mostrada. Repitiendo este procedimiento una y otra vez, se formaban las palabras y frases que Bauby deseaba expresar. Ése fue el método utilizado para dictar “Le scaphandre et le papillon” (La escafandra y la mariposa), un libro conteniendo sus memorias con detalles de sus experiencias de vida, previas y posteriores al accidente cerebro vascular sufrido. El libro pronto se convirtió en un best seller, pero lamentablemente su autor murió el 9 de marzo de 1997, pocos días antes de que se distribuyera el libro.

Luego el libro fue adaptado al cine de la mano del director Julian Schnabel, quien desarrolla la película de una forma muy particular, presentando en ella elementos claves que revelan al espectador, interesantes aspectos de la lucha, circunstancias y puntos de vista por los que atraviesa una persona prisionera de su propio cuerpo. Ejemplos como este ayudan a comprender la necesidad, a la vez que la motivan, de desarrollar

¹ <http://www.laescafandraylamariposa.es>

tecnologías que faciliten, y mejoren la calidad y expectativas de vida de personas en estas situaciones.

- **Un canal de comunicaciones alternativo**

Sin terapias ni técnicas quirúrgicas que al presente puedan reparar totalmente la fisiología dañada en estos casos, surge la necesidad de establecer un nuevo canal de comunicación entre el individuo y su medio, que no dependa del accionar de las vías nerviosas o musculares. Es decir, una interfaz directa entre el cerebro y el medioambiente del sujeto que, en términos de la tecnología actual es equivalente a establecer una Interfaz entre Cerebro y Computadora (ICC), también conocida por sus siglas en inglés como *BCI: Brain Computer Interface*.

Este tipo de canal de comunicación tiene por objetivo restituir artificialmente las funciones de las vías dañadas, y permitir a las personas conectadas a una ICC, enviar mensajes y comandos a una computadora y desde ésta conectarse o interactuar con el mundo externo [8] [9]. Además de las aplicaciones clínicas, el desarrollo de tales ICC, representa un excitante desafío en sí mismo, tal como lo indica el creciente interés en esta área de investigación [10] [11].

El primer paso en el desarrollo de esta tecnología, requiere de contar con formas de medir manifestaciones de la actividad cerebral de una persona, e identificar en estas, componentes que reflejen variables correlacionadas con ciertas “intenciones voluntarias” de la persona.

En teoría se pueden utilizar una variedad de métodos para medir o detectar la actividad cerebral para ser utilizados en una ICC. Estas incluyen una variedad de técnicas tales como la Magneto-encefalografía (MEG), tomografía por emisión de positrones (PET), imágenes de resonancia magnética funcional (fMRI), imágenes por infrarrojo cercano (NIR), la electro-corticografía (ECoG) y la electroencefalografía (EEG). Sin embargo, MEG, PET, fMRI son aun técnicamente muy demandantes de infraestructura y costosas, además PET, fMRI e imágenes por NIR dependen del flujo sanguíneo y poseen constantes de tiempo relativamente grandes, por lo que, al menos al estado de desarrollo tecnológico disponible en el presente, son poco adecuadas para establecer una comunicación suficientemente rápida. En la Figura 1 se muestra un mapa con una aproximación de las resoluciones espacio-temporales que presenta cada una de las tecnologías disponibles para el registro y medición de la actividad cerebral.

Actualmente sólo el EEG y la ECoG, son técnicas que necesitan equipos relativamente simples y económicos, poseen constantes de tiempo pequeñas y pueden trabajar sin instalaciones especiales. Por estas razones, al menos hasta la actualidad, son éstas las técnicas que más se utilizan en la investigación y desarrollo de nuevos sistemas de comunicación y control no muscular, es decir de una ICC práctica [12].

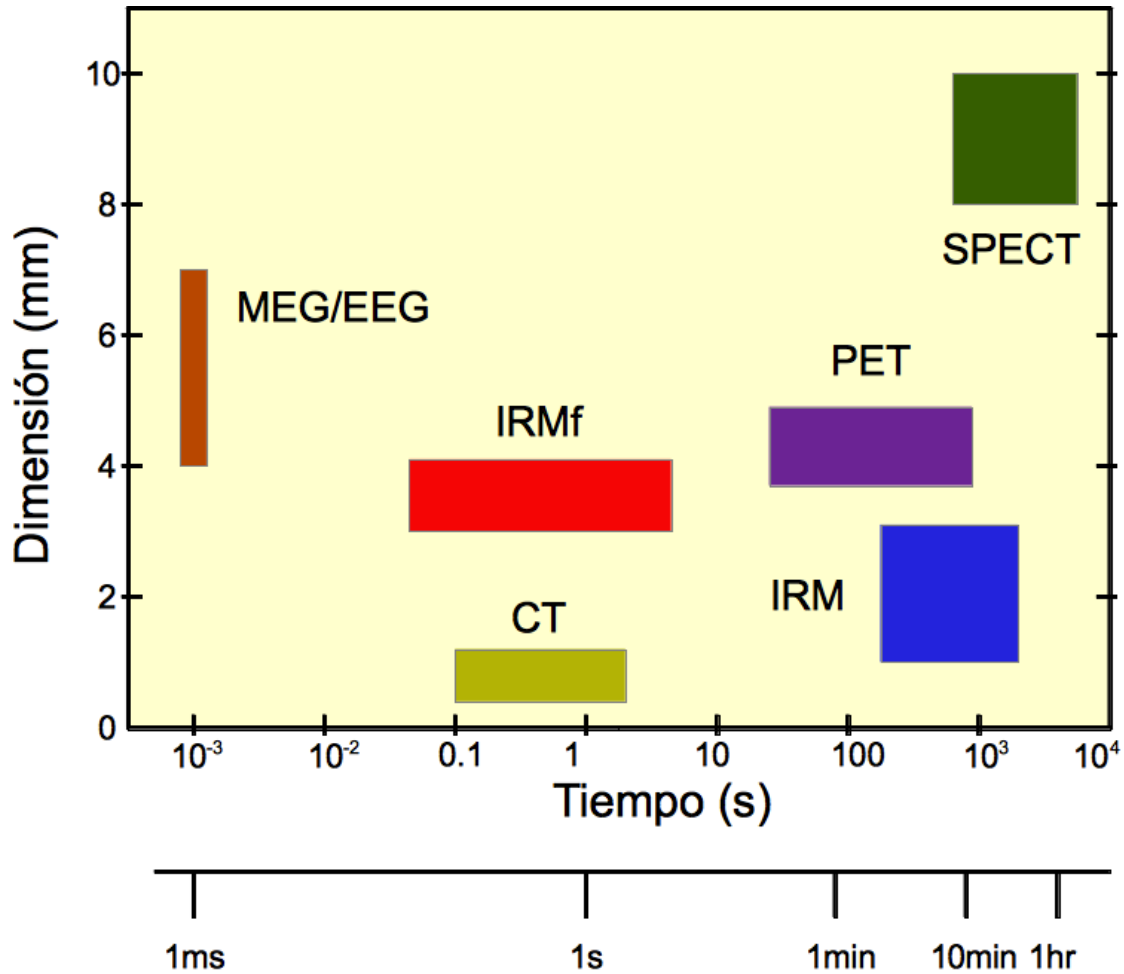


Figura 1: Mapa de resoluciones espacio-temporales para varias tecnologías de registro (medición) de la actividad cerebral. Adaptada de [13].

Como se verá en más detalle en la siguiente sección, una ICC se define como un sistema de comunicación que no depende de las salidas normales del cerebro, tales como vías nerviosas periféricas y músculos [8]. En particular, las ICC de tipo “no invasivo” utilizan información proveniente de la actividad eléctrica cerebral mediante el registro de señales de electroencefalografía (EEG), usando electrodos posicionados en el cuero cabelludo. Estas señales son amplificadas, digitalizadas y transmitidas hacia una computadora (o sistema con alta capacidad de procesamiento) la cual procesa, interpreta y reconoce la información asociada a determinadas intenciones voluntarias del sujeto (usuario) para finalmente, ser utilizadas como códigos en señales de comunicación, y que como se mostrará en la presente tesis, también se pueden aplicar al comando de variados dispositivos, como por ejemplo el caso de una silla de ruedas autopropulsada.

2. Antecedentes

Las primeras investigaciones en el área de las ICC datan de los años 70, entre las cuales se encuentran los trabajos pioneros realizados por el Dr. J. Vidal [14] [15], director del Brain-Computer Interface Laboratory en UCLA. Si bien en aquel momento no se dieron avances importantes, en las últimas dos décadas se desarrolló un crecimiento ininterrumpido y acelerado de la actividad de investigación en el área de ICC. En este sentido, se considera como piedra angular en esta línea, a la primera reunión Internacional en Tecnologías de ICC realizada en 1999 en Albany, New York. En esta conferencia se reunieron 50 investigadores en representación de 22 laboratorios de distintas partes del mundo, quienes presentaron sus trabajos, revisaron el estado del arte, y en la que además se discutieron y acordaron entre otros temas, la siguiente definición para ICC que se referencia hasta el día de la fecha:

- **Definición de ICC**

“Una Interfaz Cerebro Computadora es un sistema de comunicación que no depende de las salidas normales del cerebro, tales como vías nerviosas periféricas y/o músculos” [8].

Al momento de esta primera reunión, dichos grupos de investigación reportaron distintas estrategias en sus ICC, algunas más exitosas que otras. Sin embargo, menos de la mitad había construido una ICC que operara en tiempo real y que brindara realimentación al sujeto. Además, ninguna de sus ICC se había transferido al ámbito comercial y sólo un par de ellas fueron probadas fuera de los laboratorios.

En Junio del 2002 se realizó una segunda reunión internacional, en Rensselaerville, New York, titulada: “Brain-Computer Interfaces for Communication and Control, Second International Meeting: Moving Beyond Demonstrations”. En esta ocasión, asistieron 90 investigadores, de 38 laboratorios de E.U. Canadá, Europa y China. Un resumen con las discusiones y conclusiones de esta última conferencia es presentado en [16].

A partir de entonces, se puede hablar de una importante consolidación de esta área de investigación, con la generación de innumerables artículos, lanzamientos de ediciones especiales en reconocidas publicaciones científicas (Algunos ejemplos de estas ediciones son: IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering: en Junio 2000; IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: en Junio 2003 y Junio 2006. IEEE Transactions on Biomedical Engineering: June 2004), Workshops como los realizados en Austria, Graz (Brain-Computer Interface Workshop and Training Course: realizado bi-anualmente desde el 2002). Aparición de actividades de competencias (BCI

Competitions: cuatro ediciones: I, II, III y IV²⁾ de clasificación de señales de bases de datos de registros de señales obtenidas en protocolos utilizados en ICC organizados por el Fraunhofer Institute. El desarrollo de herramientas abiertas y compartidas por la comunidad (BCI2000³ en 2000, BCI++⁴ y OpenVibe⁵ en 2009)

Por último, cabe aclarar que el grupo de Albany [17], realizó en 2005 el “Third International BCI Meeting” y el Fourth International BCI Meeting en junio del 2010⁶.

Otro aspecto importante de esta área de investigación, es la integración de investigadores multidisciplinarios provenientes de áreas tales como neurociencias, fisiología, psicología, ingeniería, ciencias de la computación, rehabilitación y otras áreas técnicas y de la salud. Esto ha generado una importante e interesante diversidad de enfoques en el diseño y aplicaciones de las ICC publicadas durante las últimas tres décadas. Esta diversidad también ha llevado a ciertas problemáticas a la hora de comparar resultados, y por otro lado inconsistencias de vocabularios y conceptos utilizados entre los diferentes grupos, dificultando entre otras cosas, la posibilidad de comparaciones objetivas entre los resultados de sus trabajos.

Un primer problema en dichas comparaciones tiene que ver con la métrica utilizada para evaluar el desempeño de este tipo de sistemas de ICC. Dado que en su esencia, una ICC es un sistema de comunicación, una de las métricas utilizadas frecuentemente en la literatura, es la denominada “*tasa de transferencia de bits*” (denominada “Bit Rate” en inglés) [18], que es utilizada para evaluar y comparar el desempeño del principal aspecto de una ICC, es decir, su capacidad de transmitir información.

Se da a continuación una breve explicación de la misma y su aplicación a las ICC.

• Tasa de transferencia de una ICC

Es la cantidad de información comunicada por unidad de tiempo y depende tanto de la velocidad de transmisión como de la precisión con que se realiza.

En el ámbito de las ICC se suele utilizar la tasa de transferencia en bits por época (trial en inglés) “**B**” (bits/trial), es decir en bits por decisión, tal como se expresa en la Ecuación (1), que corresponde a lo propuesto por Wolpaw et al. en [19].

$$B = \log_2(N) + P \cdot \log_2 P + (1 - P) \cdot \log_2 \left[\frac{(1 - P)}{(N - 1)} \right] \quad (1)$$

² <http://www.bbc.de/competition/>

³ www.bci2000.org

⁴ <http://www.sensibilab.campuspoint.polimi.it/>

⁵ <http://openvibe.inria.fr/>

⁶ <http://bcimeeting.org/2010/>

Donde, (P) es la probabilidad de que la decisión correcta sea la seleccionada por el usuario, lo cual también puede llamarse *precisión de selección*⁷ y (N) es el número de objetivos o selecciones posibles entre las que se puede optar en una única decisión.

La tasa de transferencia en bits por minutos (B_m), se puede obtener multiplicando (B) por la velocidad promedio de selección (S) en épocas por minuto (épocas/min.) (Ecuación (2)).

$$B_m = B * S \quad (2)$$

Así la tasa de transferencia está determinada por los parámetros N , P y S , y será mayor cuando más grande sea cualquiera de los tres parámetros. Sin embargo, generalmente no se puede lograr grandes valores para los tres en forma simultánea, ya que hay compromisos entre ellos. Por ejemplo, al aumentar N tendremos mayor tasa de transferencia, pero el aumento de N dificultará la tarea de selección (o clasificación) y por lo tanto hará que disminuya P .

Otra de las problemáticas, es la derivada de lo interdisciplinario del área, es la particular inconsistencias de vocabularios, conceptos y aproximaciones utilizados por diferentes grupos. Un primer esfuerzo por generar un vocabulario y nomenclatura estándar, además de modelos funcionales que provean de un marco general en el diseño de ICC, es el realizado por *S. Mason & Birch en [20]*. A continuación se presenta el enfoque funcional de un sistema ICC propuesto por estos autores, y luego se describen los diferentes tipos de paradigmas para ICC que existen en la actualidad.

• Modelo funcional de un sistema ICC

En la Figura 2 se muestra el modelo funcional para una ICC propuesto en [20]. En él se describe un modelo genérico de un sistema de ICC, en el cual, una persona (el usuario) controla un dispositivo (por ejemplo, una silla de ruedas motorizada) en un medio ambiente de operación, por medio de un conjunto de componentes funcionales. El usuario puede monitorear el estado del dispositivo, a través de realimentaciones que le permiten determinar el resultado de sus esfuerzos por controlarlo.

A continuación se hace una descripción de los componentes funcionales indicados en la Figura 2:

⁷ Habitualmente la precisión de selección, es estimada mediante la “tasa de clasificación” del clasificador utilizado.

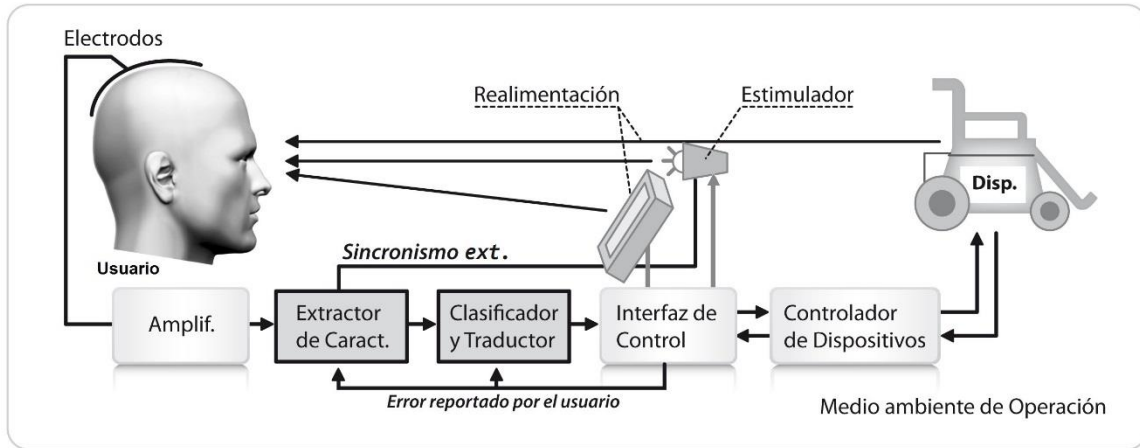


Figura 2: Modelo funcional de un sistema ICC genérico propuesto por *Mason & Birch* en [20]. Los bloques resaltados son objeto de las etapas 1 y 2 del trabajo desarrollado en la presente tesis, mientras que una aplicación completa orientada al comando de una silla de ruedas autopropulsada, es desarrollada en la tercera etapa del presente trabajo. (Figura modificada del artículo original).

Usuario: Es la persona que controla el dispositivo conectado al sistema ICC. Este modifica (modula) intencionalmente su estado cerebral, con el objetivo de generar la señal de control que opera el sistema ICC.

Electrodos: Su función en el contexto de las ICC, es la de sensar la actividad eléctrica cerebral del usuario. Se han usado varios tipos de electrodos (por ej. de superficie, intracraneales e intra-corticales) en diversas configuraciones, y dependiendo de su elección, se puede dividir a las ICC en dos clases: invasivas y no-invasivas (ver adelante).

Amplificadores: Amplifican y filtran por medio de filtros pasa bandas la señal eléctrica generada por el usuario.

Extractor de Características: Transforma la señal amplificada en valores de características (o vector de atributos), que intentan captar en su variaciones, al mecanismo neurológico subyacente utilizado por el usuario. La señal de control producida por esta etapa es independiente del dispositivo a controlar.

Clasificador y/o traductor: Cuando se requiere mapear la señales eléctricas (o sus características extraídas) generadas por el usuario, en una señal de control discreto (“N” estados posibles). Este módulo realiza la función de “clasificador” en una problemática perfectamente abordable por la teoría de reconocimiento de patrones. Cuando el mapeo se realiza sobre una señal de control continua, entonces la función se denomina “traducción de características”.

Interfaz de control: Esta traduce las señales lógicas de control en señales semánticas de control que son apropiadas para el tipo particular de dispositivo a controlar. Esta interfaz puede además, controlar un dispositivo opcional de realimentación (por ejemplo, una pantalla como se ejemplifica en la Figura 2 la cual muestra al usuario alguna

interpretación de la señal de control dentro del contexto semántico (es decir, dependiente del dispositivo a usar).

Controlador de Dispositivo: Traduce las señales semánticas de control provenientes del clasificador/traductor, en las señales físicas de control requeridas por el dispositivo.

Dispositivo: Existe un rango ilimitado de dispositivos que pueden ser usados en un Sistema de ICC. Los investigadores han utilizado sintetizadores de voz, prótesis neurales, y otros objetos en el medio ambiente operativo del usuario, como luces, televisión y como se desarrollará en la etapa final del presente trabajo, el comando de sillas de ruedas autopropulsadas.

Medio ambiente Operativo: Este término se refiere al ambiente físico que involucra elementos tales como paredes, pisos, temperatura ambiente, ruido, etc.

Además de los componentes funcionales, en un sistema ICC genérico, se pueden encontrar los siguientes lazos de realimentación y la información que brindan. Estos se resumen en la Tabla I.

Tabla I: Definición de los principales Lazos de Realimentación en un Sistema de ICC

Información	Lazo de realimentación
<i>Estado del dispositivo</i>	El estado del dispositivo es realimentado al usuario a través de uno o más canales sensoriales. El usuario correlaciona cambios en el estado del dispositivo con sus intentos de control. Esta información es usada por el usuario para ajustar su salida.
<i>Estado de la interfaz de control</i>	En muchos sistemas, la interfaz de control posee salidas para realimentar su estado al usuario a través de uno o más canales sensoriales, permitiéndole al usuario hacer ajustes dinámicos de su salida.
<i>Estado del controlador</i>	El estado del controlador del dispositivo es realimentado desde el controlador a la interfaz de control (sincronización semántica).
<i>Errores reportados por el usuario</i>	Si el extractor de características o el clasificador es adaptativo, los errores reportados por el usuario pueden ser realimentados desde la interfaz de control para modificar su función.

Dependiendo de cómo se diseñan los componentes funcionales anteriormente descritos, se pueden clasificar a las ICC de distintas maneras, de las cuales se describirán dos que servirán para determinar los objetivos de la presente tesis. En particular, según el tipo y lugar de registro de la señal que se emplee, las ICC pueden ser clasificadas como:

ICC Invasivas

En este caso el registro de señales se realiza en forma intracraneal o intra-cortical, con un único o con varios (un arreglo) electrodos implantados. Estos capturan las señales

correspondientes a los potenciales de acción de una o varias neuronas de la corteza cerebral.

De los grupos de investigación en el mundo que trabajan con sistemas invasivos, tal vez los resultados más sorprendentes sean los obtenidos por los grupos del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Florida a cargo de Dr. José C. Príncipe y del Departamento de Neurobiología de la Universidad de Duke a cargo de Dr. Miguel Nicolelis, ambos en los EE.UU. [21] [22] [23] [24] [25].

En particular el grupo de Nicolelis, en sus primeros experimentos con monos macacos, logró implantar micro-electrodos en la corteza motora de dos macacos hembra. A una de ellas le colocaron arreglos de 96 electrodos y a la otra de 320 (esta desigualdad no mostró diferencias en los resultados). De esta forma, se registraron las señales generadas por los cerebros de las monas cuando manipulaban una palanca que controlaba un brazo robótico para seguir un objetivo en una pantalla de computadora. A cambio, los investigadores les daban jugo como recompensa.

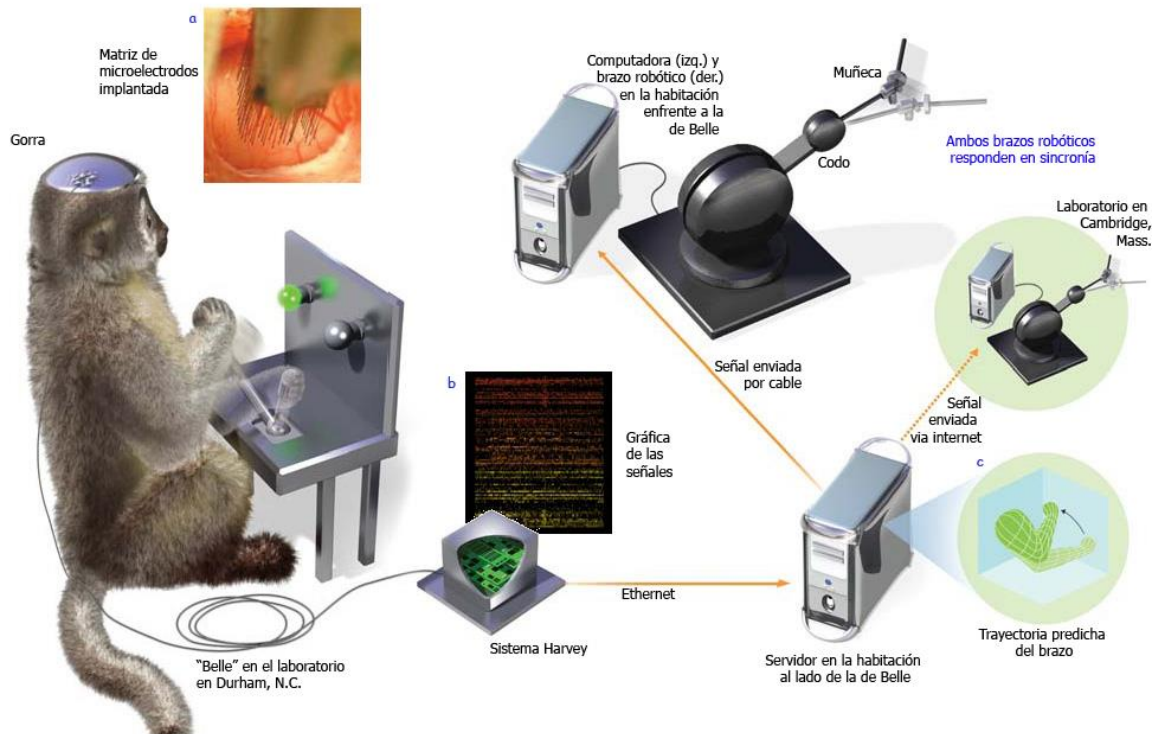


Figura 3: Experimento con ICC invasivas en macacos de Nicolelis y colaboradores (fig. modificada de [23]). Debajo de la gorra, cuatro conectores se conectan a una matriz de microelectrodos posicionada en su corteza (a). En función del estímulo visual recibido la macaco "Belle", decide mover el joystick hacia la izquierda o derecha respectivamente. Las señales eléctricas producidas en su corteza se envían al módulo "Harvey" para registrar, filtrar y amplificar las mismas (b) (cada fila representa la actividad de una neurona registrada, y cada barra de color indica que la neurona estaba disparando en ese momento). La computadora, a su vez, predice la trayectoria que el brazo de Belle tomará (c) y con esta comanda un brazo robótico.

El análisis de las señales corticales registradas en combinación con los movimientos del brazo de los macacos se utilizó para generar modelos predictivos. Una vez logrados estos modelos, los investigadores desconectaron la palanca y el brazo robótico, que se encontraba en una habitación contigua a la que estaban las monas, pasó a ser controlado directamente por las señales que provenían de los implantes. En una etapa posterior, las monas se dieron cuenta que no necesitaban usar sus propios brazos y después de varios días de jugar, sus músculos se distendieron completamente y controlaron el brazo robótico sólo haciendo uso de las señales provenientes de sus electrodos implantados. Un esquema de las etapas de estos experimentos se resume y muestra en la Figura 3.

Estos experimentos muestran que las señales corticales ofrecen un gran contenido de información y velocidad de respuesta. Sin embargo existen dos grandes elementos que deben atenderse para el uso de registros intra-corticales [26]:

- El primero es el requerimiento de estabilidad de la señal con el tiempo, en el curso de días y años. La estabilidad ha sido típicamente definida como la continuidad de registro sobre la misma neurona o población de neuronas en el tiempo, y se ha realizado mucho esfuerzo tratando de demostrar este tipo de estabilidad. Sin embargo, para el control neuro-protésico el requerimiento se traduce además en que el usuario sea capaz de mantener un control consistente sin la necesidad de hacer frecuentes calibraciones.
- Un segundo elemento, es el problema no resuelto de la plasticidad cortical que sigue al daño de vías nerviosas. Actualmente, las investigaciones que utilizan registros corticales, se centran en el registro de actividad cortical de áreas de la corteza correspondientes al brazo y la mano, y entonces usar esta señal para controlar un brazo robótico. Sin embargo en estos casos se trabaja sobre áreas de representaciones corticales en sujetos intactos, lo que deja abierta la interrogante de si estas poblaciones neuronales estarán presentes y funcionalmente activas en la corteza motora de un sujeto con daños en sus vías nerviosas. Existen hipótesis que sugieren que la corteza somato-motora sufre reorganizaciones después de un daño en los nervios espinales [27], sin embargo se desconoce el grado que pueden alcanzar. Esta es un área donde se requiere hacer más investigación antes de intentar el control de neuro-prótesis a través de registros corticales.



Figura 4: Esquema del sistema de micro electrodos y transmisión inalámbrica implantable en desarrollo [28].

Finalmente, otro grupo que ha llevado adelante una significativa investigación en ICC invasivas, es el equipo del proyecto “BrainGate”⁸ que se desarrolla actualmente en un marco puramente académico bajo la tutela de la Brown University, el Massachusetts General Hospital, y el Providence VA Medical Center. Bajo la coordinación del Dr. John Donoghue, este grupo ha llevado a cabo los primeros estudios clínicos de ICC en humanos (aprobados por la FDA) [29], y que actualmente se encuentran abocados al perfeccionamiento de sus sistemas, y en particular, el de los microelectrodos corticales y sistema de registro y transmisión trans-cutánea inalámbrica (utilizando pulsos infrarrojos) implantable. Un esquema de este módulo se muestra en la Figura 4, el cual posibilita el registro de 16 canales de banda ancha, cuyo objetivo es proveer de una interface entre el arreglo de electrodos y una computadora externa encargada del procesamiento y control de las neuro-prótesis. La unidad implantable utiliza polímeros flexibles como sustrato, donde se integran amplificadores de baja potencia, multiplexores analógicos, conversores análogo-digitales, controlador digital de baja potencia y telemetría infrarroja (IR). Hasta el momento de la escritura de esta tesis, este dispositivo se había probado en primates, sub-crónicamente por periodos de 1 mes, dando muy buenos resultados [28].

ICC No Invasivas

La alternativa a las ICC invasivas, son sistemas que utilizan electrodos de superficie (uno o múltiples canales), con los que se registran señales de EEG y ERP. Estos sistemas ya cuentan con varios años de aplicación en experiencias sobre humanos, tanto en la clínica como en esta particular área de aplicación, y se denominan ICC no invasivas o basadas en el EEG.

⁸ <http://www.braingate2.org>

Dentro de las ICC no invasivas, se encuentran diferentes estrategias utilizadas para su diseño. Es así que dependiendo de qué protocolo se utilice para tomar las señales de EEG, de la utilización o no de estímulos, y de la sincronía que se establezca con estos, se pueden distinguir cinco diferentes estrategias ***o paradigmas generales para implementar una ICC***. Cada uno tiene sus ventajas y desventajas y a continuación se hace una breve referencia a los mismos, citando los primeros trabajos desarrollados en cada caso:

▪ ***Potenciales Evocados Visuales (Visual Evoked Potentials VEPs)***

Haciendo uso de respuestas evocadas a estímulos visuales, se desarrollaron las primeras ICC en los trabajos de J.J.Vidal [14] [15]. En éstas se utilizaban VEPs registrados en el cuero cabelludo sobre la corteza visual, para determinar la dirección de la mirada del sujeto (punto de fijación visual), y por medio de esta estimación, controlar el movimiento de un cursor sobre una pantalla. En 1992, Sutter [30] describe una ICC similar con VEP producidos por estímulos breves. En este caso el usuario miraba una pantalla con 8x8 elementos (letras y palabras) que eran iluminados en subgrupos, bajo una alternancia equi-iluminada entre rojo y verde. Cada símbolo era incluido en varios subgrupos, y el conjunto completo de subgrupos se presentaba varias veces. Se calculaba la amplitud del VEP (medida a los 100 ms posteriores al estímulo) resultante de cada subgrupo y se comparaba con un patrón del VEP ya obtenido para el usuario en particular. Por medio de estas comparaciones el sistema determinaba con alta precisión el símbolo que el usuario estaba mirando. Sujetos normales lograban una tasa de transferencia de 10–12 elementos/min, lo que se correspondería a un ***bit rate*** (teórica) de 60 bits/min.

Debe notarse sin embargo, que este tipo de ICC, son denominadas “***ICC Dependientes***” [9]. Su dependencia radica en que la información que es utilizada por el sistema, es generada en vías nerviosas de salida normales y no estrictamente en el cerebro. Por ejemplo, cuando al usuario selecciona una letra o símbolo de una matriz, cuyos elementos son iluminados uno a la vez, el sistema reconocerá en cual letra ha fijado su vista el usuario, gracias a que se obtendrá un VEP mayor cuando se esté aplicando el flash sobre dicha letra, que sobre las otras (cuya estimulación no se centra directamente sobre la fovea). En este caso, la generación de la señal sobre el EEG depende de la dirección de la vista, y ésta depende de los músculos extra-oculares y los nervios que los inervan. Por esta razón, esta estrategia no se considera habitualmente un “paradigma” viable en el marco de la literatura donde se adopta la definición de ICC presentada en “Definición de ICC”.

▪ ***Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario (Steady-State Visual Evoked Potentials SSVEPs)***

La distinción entre VEP transitorios y SSVEP depende de la frecuencia de repetición del estímulo. Un VEP transitorio ocurre cuando la frecuencia de repetición del estímulo es menor a 2 Hz, de modo que haya un cierto periodo de descanso entre dos estimulaciones sucesivas. Si la frecuencia de repetición es más alta de 6 Hz, entonces se obtendrá una respuesta periódica llamada SSVEP. Esta respuesta contiene componentes de frecuencias que son múltiplos enteros de la frecuencia de estimulación. La amplitud y la fase del SSVEP son altamente sensibles a los

parámetros del estímulo tales como frecuencia, contraste o profundidad de la modulación, y frecuencia espacial [31]. La teoría de operación básica se puede describir como sigue: se ponen múltiples objetivos sobre un panel visual y hacen parpadear con diversas frecuencias. Cuando el sujeto mira un determinado objetivo, se induce un SSVEP en el cerebro cuya frecuencia fundamental es igual a la frecuencia con la que parpadea el blanco. Así, se puede identificar el blanco que el sujeto está observando, mediante un análisis en frecuencia de la respuesta.

En el 2000, M. Middendorf et al. [32] desarrollaron un sistema, con dos botones virtuales (2.9x3.8 cm.) sobre una pantalla de video (separados por 10.3 cm.), iluminados a diferentes frecuencias (23.42 y 17.56 Hz). Cuando el usuario miraba un botón, el sistema determinaba cuál de ellos era, identificando su frecuencia de estimulación a través de la respuesta de estado estacionario sobre la corteza visual. De esta forma lograron una tasa de aciertos del 92% con un tiempo promedio de selección de 2.1 s. Lo que representa una tasa de transferencia de información de 17 bits/min.

En un reciente trabajo, Xiaorong Gao et al. [33], proponen una versión portátil y mejorada de [32], con más botones (en este caso LEDs) y frecuencias. Nuevamente, la frecuencia fundamental de SSVEP es utilizada para determinar el objetivo que es observado por el sujeto. Aquí se refiere a esta técnica como “Selección de frecuencia codificada por SSVEP.” En este trabajo se reportan tasas de transferencias promedio de 68 bits/min.

Algunas ventajas de las técnicas basadas en SSVEP son que requieren sólo un par de canales de registro de señales sobre la corteza visual para obtener suficiente información, y además requieren de muy poco entrenamiento para el usuario.

Una de las desventajas, u objeciones, que hasta hace poco tiempo señalaban varios investigadores en el área, es que las ICC basadas en SSVEP al igual que las basadas en VEPs no se ajustaban por completo a la definición de una ICC, dado que se las suponía también como del tipo “dependientes” del uso de los músculos oculares para direccionar la mirada. Sin embargo, en un trabajo más reciente de Brendan Allison y col. [34], se pudo demostrar que los SSVEP pueden ser generados sólo por el proceso de atención selectiva (sin tener que desplazar la mirada y por ende sin acción muscular) a un estímulo determinado. Por ejemplo, cuando dos estímulos, de distintas frecuencias son presentados simultáneamente en la misma área de visualización de un sujeto, este será capaz de fijar individualmente su atención en cada uno de ellos.

- ***Potenciales Corticales Lentos (Slow Cortical Potentials: SCPs)***

Los Potenciales Corticales Lentos, son generados en la corteza cerebral y se encuentran en las más bajas frecuencias del EEG (0.1–2.0 Hz). Los SCPs Negativos se asocian a movimientos y otras funciones que involucran activación cortical, mientras que los SCPs positivos se vinculan con la reducción de la actividad cortical. [35].

En estudios realizados por más de 30 años, Birbaumer y sus colegas han demostrado que las personas pueden aprender a controlar sus SCPs y de esta forma controlar el

movimiento de un objeto en una pantalla de computadora [36]. Esta demostración es la base para un sistema ICC denominado "Dispositivo de Traducción del Pensamiento" (Thought Translation Device TTD). El principal énfasis sobre este sistema de ICC, ha sido alcanzar su uso clínico. El mismo se ha probado extensivamente en pacientes con estado avanzado de Esclerosis Lateral Amiotrófica (ALS) y ha demostrado ser capaz de proveer una comunicación básica [37].

Así, entre las ventajas de las ICC basadas en SCPs, se encuentra su experiencia y logros en la aplicación clínica de la misma, habiendo sido probada hasta la actualidad en once pacientes con ALS avanzada. Entre sus principales desventajas se pueden citar: periodos muy prolongados de entrenamiento (de meses hasta un año) con bajo porcentaje de éxito en dicho proceso (poco más del 50% de los sujetos logran controlar sus SCPs), y tasas de transferencias de información muy lentas en el orden de 0.75 a 15 bits/min (en promedio 5 bits/min).

- ***Tareas Mentales o Cognitivas (Mental Tasks: MT)***

En esta estrategia, las decisiones del sistema ICC, se basan en la clasificación de patrones encontrados en el registro del EEG espontáneo, dentro de un número predefinido de N tareas mentales diferentes. [38] [39] [40] [41] . Recientes trabajos arrojan tasas de transferencia de 13.2 bits/min., respecto de un máximo teórico de 120 bits/min. [42].

Entre las ventajas de esta estrategia se pueden mencionar que no necesita ningún sistema de estimulación ni señal de sincronismo (ICC Asíncronas). Como desventaja se tiene que el control puede resultar poco natural para el usuario, dado que la tarea mental suele no estar relacionada con el objetivo del control, por ejemplo tener que pensar en la redacción de una carta cuando se desea mover un cursor.

- ***Desincronización y Sincronización Relacionadas a Evento (Event Related Desynchronization and Synchronization ERD / ERS)***

En sujetos despiertos, el área de corteza motora presenta una actividad de EEG en los 8–12 Hz, que se denominada ritmo *mu*. Estas se encuentran presentes cuando no se realizan procesamientos de entradas sensoriales ni se producen salidas motoras [43]. Además existe la actividad *beta* (16-26 Hz) que si bien en gran parte son armónicos del ritmo *mu*, posee energías separables topográfica y/o temporalmente, y puede proveer información independiente de éste [44] [45] [46]. En particular, los movimientos o su preparación disminuyen la actividad de los ritmos *mu* y *beta* y esto se denomina Desincronización Relacionada a Eventos (ERD). Lo opuesto, un aumento de los ritmos *mu* y *beta*, se logra en cambio, después de un movimiento y con la relajación, produciendo lo que se denomina una Sincronización Relacionada a Eventos (ERS).

Más relevante aún para el uso en ICCs, es que el ERD y el ERS no requieren de un movimiento real, sino que también ocurren con la imaginación de movimientos. También se han propuestos ICC basadas en el ***Potencial de Predisposición***

(Readiness Potencial: RP) [47], el cual se encuentra sincronizado, y es previo (600 a 800 ms) a la realización o imaginación de un movimiento.

Pfurtscheller y Aranibar fueron los primeros en cuantificar el ERD en 1977 y lograron desarrollar sus primera ICC llamada “La ICC de Graz” en los 90s [48]. En los trabajos actuales que se realizan en Graz, se reportan tasas de transferencias de 17 bits/min. [49].

Si bien esta técnica ofrece cierta naturalidad en la generación de las señales de control, también requiere de un entrenamiento para el usuario y el grado de control que se logra depende de la capacidad del usuario para lograr lo que se considera una nueva habilidad.

- **Potenciales Relacionados a Eventos (Event-Related Potentials: ERP)**

En particular los potenciales de latencias mayores a los 100 ms, conocidos como “endógenos” o “relacionados a eventos”, dependen en forma importante de procesos psicológicos y conductuales. Uno de los ERP más comúnmente estudiado es el P300. Este se presenta como una deflexión positiva de voltaje que se produce con una latencia de unos 300 ms. El mismo se produce cuando estímulos visuales, auditivos o somato-sensoriales infrecuentes o particularmente significativos, son mezclados con estímulos frecuentes (o de rutina), los primeros evocan estos potenciales en el EEG sobre la corteza parietal con un pico positivo cercano a los 300 ms [50] [51]. Donchin y colaboradores fueron los primeros en utilizar este P300, en una ICC [51] [52]. La ventaja más sobresaliente de esta técnica sobre el resto de las citadas, es que “no se requiere de ningún entrenamiento para el usuario”, al mismo tiempo que resulta natural en tareas de selección de objetivos (por ejemplo, deletreo de palabras, selección de direcciones, selección de menús, etc.).

Además, los resultados de varios trabajos sugieren que las actuales ICC basadas en el P300 pueden alcanzar una tasa de comunicación de 5 letras/minuto (25 bits/min), pero también sugieren que se pueden lograr considerables mejoras sobre esta velocidad. [9]. En cuanto a su principal desventaja, se tiene la de requerir la atención visual por parte del usuario, lo cual resulta un obstáculo en sujetos con impedimentos visuales. Sin embargo existe la alternativa de utilizar estímulos táctiles o auditivos para producir las señales de P300.

- **Revisión de ICC basadas en P300**

De todos los paradigmas mencionados en la sección anterior, el trabajo de esta tesis se enfoca en particular en las ICC basadas en el paradigma de los ERP, que como se verá en adelante son generalmente referidas como ICC basadas en P300.

Actualmente, varios de los sistemas de ICC independientes desarrollados, sólo pueden diferenciar entre 2 a 4 patrones de EEG, es decir poseen un valor de $N = 2$ a 4, con un tiempo promedio por selección bastante prolongado, resultando en tasas de transferencias de B_m que van de 10 a 25 bits/min. [9]. Sin embargo, en las ICC basadas en ERPs, como

en el paradigma de Donchin et al. (ver detalles más adelante) se le presentan al usuario 36 caracteres (u objetivos a seleccionar), es decir que $N = 36$.

Donchin et al en su último trabajo del 2000 [52], particularmente enfocado a mejorar la tasa de transferencia de comunicación de su ICC basada en P300, reportan una precisión del 80% a una tasa de selección de $S = 7.8$ caracteres por minutos, es decir una tasa de transferencia $B_m = 26.7$ bits/min.

En el 2001, en la tesis doctoral de Jessica D. Bayliss [53], titulada “A Flexible Brain-Computer Interface”, se presenta un interesante sistema ICC basado en el P300, con un particular paradigma de generación de ERPs (asociado a las luces de un semáforo), que además fue realizado en base a un experimento de conducción virtual de un automóvil, en un medioambiente también virtual. En este trabajo primero se demostró que los ERPs pueden ser igualmente generados y detectados en sistemas de realidad virtual que en un medioambiente de experimentación normal. Además se aplicaron y evaluaron varios algoritmos de pre-procesamiento de señales y se analizaron sus efectos en un simple método de clasificación (por correlación cruzada) del P300 sobre “una única época” de registros de EEG. Bayliss comparó en este trabajo tres métodos de pre-procesamiento: filtro Kalman, filtro Kalman robusto y Análisis de Componentes Independientes (ICA de sus siglas en inglés). Los tres métodos mostraron mejorar con diferencias estadísticamente significativas los resultados, respecto del uso directo de la correlación. Pero si bien los dos filtros Kalman mostraron leves ventajas sobre ICA, no hubo diferencias significativas entre ellos, logrando en el mejor de los casos una precisión de clasificación promedio del 83.4 %, con aproximadamente un máximo de 1 decisión por segundo, es decir $S = 60$ decisiones/min., y un $N = 2$. Su tasa de transferencia fue de $B_m = 20.5$ bits/min.

A inicios del 2003, se realizó una competencia denominada “ICC Competition 2003” organizada por cinco de los centros de investigación y desarrollo de ICCs más destacados en el mundo. El objetivo de dicha competencia fue el de fomentar la validación de métodos de procesamiento de señales y clasificación utilizados en los sistemas ICCs. Para esto, se pusieron a disposición de la comunidad científica a través de Internet, varias bases de datos (cada una conteniendo un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba). Estos fueron obtenidos del registro de señales de los sistemas ICCs de los grupos organizadores, cubriendo diversos paradigmas (*mu*, P300, etc.).

En dicha competencia se puede verificar, en particular para el conjunto de datos *IIB* (Data set IIB: <P300 speller paradigm> provisto por Wolpaw J.R.), las técnicas y resultados utilizados por el trabajo ganador (Matthias Kaper et al) [54]. Para la clasificación, usaron un algoritmo de Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, de su siglas en inglés), luego de aplicar un filtro pasa banda en (0.5-30 Hz) y escalado. Las SVM fueron entrenadas usando un subconjunto de los datos de los 64 canales disponibles, con una ventana temporal de 0-600 ms posteriores al estímulo. Luego sumaron los valores de los márgenes para las correspondientes columnas/renglones sobre diferentes repeticiones y el mayor valor se utilizó para seleccionar la columna y renglón que representan el supuesto correcto carácter. Con esta técnica, se lograron clasificaciones con 100% de precisión

utilizando hasta un mínimo de 5 épocas. Esto se corresponde a una tasa de transferencia $B_m = 41.3$ bits/min.

A fines del 2003, se desarrolló un trabajo en el área de las ICC especialmente enfocado al estudio de aspectos propios del paradigma del P300. Este fue la tesis de doctorado de Brendan Allison, titulada “*P3 or not P3: Toward a Better P300 ICC*” y realizada en la Universidad de California, San Diego [55]. El trabajo de Allison aborda tres estudios diferentes:

Estudio 1: Efectos de manipulaciones sobre los patrones de estimulación y el Intervalo Inter-Estímulo (ISI) sobre los ERP, desempeño, preferencias e implicaciones para un sistema ICC.

En esta parte del trabajo, se analiza el efecto de variar los valores del ISI encontrándose que la precisión para identificar los caracteres, disminuyó con el aumento de la frecuencia de presentación de los estímulos, tal que la tasa de error (100-precisión %) más pequeña ocurrió para el mayor ISI de 500 ms, siendo de $3,7 \pm 1,4\%$, para valores de ISI de 250 ms fue $6,2 \pm 2,2\%$ y la mayor tasa de error, fue para el menor intervalo (mayor frecuencia de estimulación) de 125 ms, arrojando en este caso errores de $11,5 \pm 2,8\%$.

Otro aspecto que se analizó, fue el utilizar patrones de estimulación alternativos a los estímulos de renglones y columnas simples. Dicha alternativa consistió en presentar estímulos múltiples, es decir, varias columnas o renglones se sobrentensificaron simultáneamente. Este efecto, permite obtener más épocas con respuestas P300, lo que en principio favorecería la probabilidad de una mejor detección, pero al bajar la infrecuencia del estímulo atendido, las respuestas obtenidas son más débiles. El balance entre estos dos efectos antagonistas en términos de la precisión, según los resultados de Brendan, no fue favorable al uso de múltiples estímulos: La precisión para identificar caracteres fue mejor en la condición de flash simple (tasa de error = $4,3 \pm 0,02\%$) en comparación a flashes múltiples ($10 \pm 0,2\%$), ($p < .001$).

Estudio 2: ERP Evocados por Matrices de Diferentes Tamaño: Implicaciones en un Sistema ICC [56].

En esta segunda etapa, la principal variable analizada fue el tamaño de la matriz de estímulos (se probaron matrices de 4x4, 8x8, y 12x12 elementos). La amplitud de los P300 obtenidos, mostró un efecto altamente significativo a la atención ($8.182 \mu\text{V}$ para los estímulos atendidos vs $1,527 \mu\text{V}$ para los estímulos ignorados, $p < .001$). Hubo un efecto marginalmente significativo respecto del área y canal registrado, en el que los sectores posteriores mostraron mayores amplitudes (Fz: $4,230 \mu\text{V}$, Cz: $5,004 \mu\text{V}$, Pz: $5,331 \mu\text{V}$, $p = .058$). Se reporta también un efecto muy significativo del tamaño, en el que las mayores diferencias entre los eventos atendidos e ignorados ocurrieron en la condición de 12 x 12 ($p = .007$). Hubo también una interacción significativa entre el tamaño y el lugar, con matrices grandes produciendo grandes P300s posteriores ($p = .039$), y una interacción muy importante entre la atención y el lugar; consistente con trabajos previos, la diferencia atendido vs ignorado fue mayor en los sectores posteriores. ($p < .001$).

Sin embargo, la precisión de identificación de elementos correctos, no varió significativamente con el tamaño de la matriz. El error en la identificación de los elementos objetivo para los distintos sujetos, estuvo siempre debajo del 10% de error. Los sujetos no evidenciaron una fuerte preferencia por ningún tamaño particular de la matriz en las encuestas presentadas después del estudio.

Estudio 3: Análisis de Componentes Independientes (ICA, por sus siglas en inglés) y su potencial valor en un Sistema ICC.

En esta fase del estudio de Brendan al igual que Bayliss, también se ensaya el uso de ICA. Sin embargo no se llegan a realizar pruebas con resultados concluyentes y directamente aplicables a un sistema ICC, sin embargo se analizan la factibilidad y posibles problemáticas que la aplicación de esta técnica tendría, concluyendo que ICA podría ser una metodología útil para el pre-procesamiento en ICC basadas en P300. Se confirma que ICA tiene la capacidad de aislar los componentes que varían con la atención (aunque no identificarlos), con el potencial de poder seleccionarlos y proporcionar una señal más nítida al sistema de reconocimiento de patrones. Esto debería mejorar la precisión, y mejorar la velocidad, permitiendo un reconocimiento basado en menos épocas.

En el año 2005, con la realización de la 3er competencia en BCI, se presentaron y evaluaron varios algoritmos sobre la base de datos específica del paradigma P300 (dataset II). El ganador de la competencia, fue el esquema de clasificación presentado por Alain Rakotomamonjy, el cual fue publicado en 2008 [57], y cuyo esquema también se basa en clasificadores del tipo Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, por sus siglas en inglés), utilizando en su caso un ensamble de 17 de estos modelos de clasificadores entrenados sobre 17 subconjuntos diferentes del conjunto de entrenamiento disponible. El pre-procesamiento consistió en un filtro pasa-banda, de orden 8, cuyas frecuencias de cortes se fijaron entre 0.1-10Hz. Las señales fueron decimadas de acuerdo a la frecuencia de corte y se tomó la información de los 64 canales disponibles en la base de datos, sobre los cuales se aplicó un algoritmo de selección de canales por eliminación recursiva. En su trabajo, el conjunto de datos fue dividido en 17 subconjuntos, sobre cada uno de los cuales se entrenó un modelo de SVM. Para tomar las decisiones e identificación de los caracteres con los modelos entrenados, se sumaron las salidas de todo el ensamble y se usó la suma de sus discriminantes como función de combinación de los clasificadores. Es interesante notar en este trabajo, que los resultados obtenidos en términos del bit rate muestran que el mejor desempeño se obtendría usando sólo 3 repeticiones de la matriz (3 épocas), a pesar del reducido porcentaje de aciertos obtenidos con ese número de épocas. Esto se puede apreciar en las gráficas de la Figura 5 donde se observa las tasa de clasificación y el valor del bit rate para cada número de épocas utilizados, las que van de 1 (detección en única época) a 15 épocas (donde se usan la totalidad de las épocas disponibles).

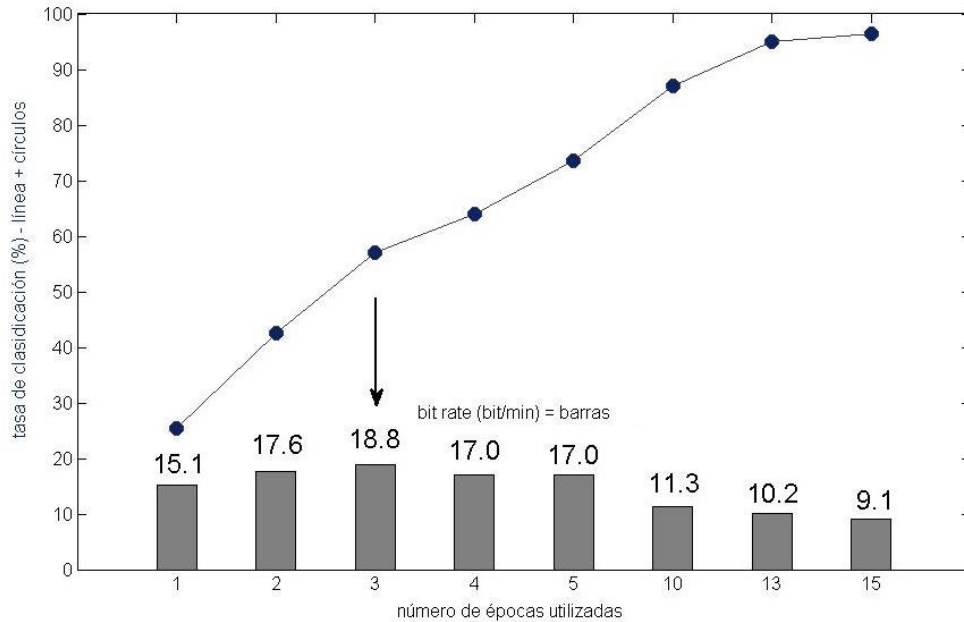


Figura 5: Tasa de clasificación media obtenida para los 2 sujetos (círculos) y *bit rate* (barras) calculada usando los datos obtenidos en el trabajo de Rakotomamonjy [57].
 Notar que la máxima *bit rate* se obtiene con sólo 3 épocas (Adaptada de [53]).

En estudios posteriores se han propuesto diversas alternativas prácticas para lograr ICC basadas en P300 que sean precisas, eficientes, de fácil operación y accesibles en términos de costo. Para esto se ha tenido que establecer un compromiso entre la complejidad de las técnicas de procesamiento, extracción de características y clasificación y la funcionalidad para lograr su uso en una situación real. Por otro lado, se intenta extender el uso de esta tecnología a pacientes con patologías de diversa severidad y a otras aplicaciones en la población en general. Esto necesita considerar varios aspectos, tales como mejorar el desempeño de las ICC, reducir la complicación de su instalación práctica y disminuir la dependencia del personal técnico de soporte y entrenamiento de las ICC [10] [58].

En el primer aspecto (mejorar el desempeño de la ICC), la tendencia ha sido reducir la dimensionalidad del problema, para facilitar la tarea de detección del ERP. Varios autores han propuesto primeramente la búsqueda de la configuración y el número óptimo de electrodos, que permitan detectar con certeza la señal de interés [59]; otra tendencia ha consistido en reducir el número de promediaciones para lograr una rápida detección de época única [60]. Adicionalmente, varias técnicas de transformación de dominio, que serán descritas más adelante, en el capítulo 4: Marco Teórico, han sido propuestas para extraer características representativas de la señal y poder entrenar los clasificadores con un número manejable de datos. El reto es contender con la variabilidad intra e intersujeto, que lleva a entrenar los clasificadores con datos demasiado específicos, aspectos que ponen en riesgo la capacidad de generalización de la ICC.

Adicionalmente a la extracción y selección de rasgos, aún hay un debate acerca del mejor método de clasificación para las ICC basadas en P300. La tendencia actual es combinar sofisticados extractores de características con esquemas de clasificación relativamente

simples, asumiendo que la tarea del segundo se facilitará con una buena selección de rasgos en la primera etapa. Algunos autores han reportado desempeños adecuados, empleando discriminantes lineales en ICC prácticas usando no más de 8 canales de EEG [61] [62]. Sin embargo, la búsqueda de la mejor combinación extractor, selector y clasificador de P300 continúa en pos de lograr una mayor generalización y facilidad de entrenamiento en diversas aplicaciones [60] [63].

Recientemente se han desarrollado ICC basadas en estrategias de control inteligente, que asocian señales de control específicas a cada sujeto, a las tareas cruciales del mecanismo efector [64]; además se han propuesto ICC híbridas para diversas aplicaciones que combinan varios paradigmas de estimulación, para incrementar la cantidad de opciones de que dispone el usuario y para mejorar la tasa de transferencia entre la interfaz y el efector. Esta tendencia puede ser aplicada empleando P300, SSVEP, ERD en diferentes combinaciones [65] [66].

Por último, Allison et al [67] proponen el uso de ICC híbridas, que incorporan contexto, control de alto nivel y realidad virtual provenientes de otros dispositivos para apoyar al usuario en la comunicación de información hacia el exterior e incrementar sustancialmente el rendimiento de la ICC.

• Planteamiento del problema

Independientemente de la estrategia en particular que se utilice en un sistema ICC, un problema común a todos, es el de *maximizar la tasa de transferencia de información*. Este problema, se vuelve más claro aun cuando del análisis de los antecedentes citados, se observa que en todas las ICC no invasivas, se tiene en general una tasa relativamente baja de transferencia de información medida en términos de la bit rate (bits/min).

En particular para las ICC basadas en ERP, si tomamos como ejemplo las configuraciones y parámetros de unos de los experimentos de los paradigmas pioneros con P300, como lo es el de Farwell y Donchin [68] y aplicamos la definición de Tasa de Transferencia descrita por la Ecuación (2), tenemos que si se toma el “caso ideal” de clasificación sin errores con $P = 1$, en una única repetición de la matriz, a una tasa de selecciones por minuto de $S = 40$ y con $N = 36$ (mismos parámetros que en el protocolo original), obtenemos una *tasa teórica máxima de $B_m = 206.8$ bits/min*.

Esto demuestra que existe un interesante potencial en las ICCs basadas en ERPs que todavía no pudo ser explotado a su máximo. En la revisión realizada, la mayor tasa de transferencia reportada para este tipo de ICC es de 41.3 bits/min reportada por Kaper en [54], el cual si bien es un muy buen valor comparado con los obtenidos hasta la actualidad, todavía sólo es aproximadamente un 20% del citado máximo teórico.

Esto propone un interesante desafío que puede ser abordado en gran medida con herramientas de las áreas de procesamiento de señales y reconocimiento de patrones.

En este sentido, puede observarse que en muchos de los trabajos revisados, no se han combinado los mejores métodos de ambos campos. Por ejemplo, se han utilizado técnicas como ICA en el pre-procesamiento [53] [55] pero con clasificadores muy simples, o inversamente se ha aplicado SVM [54], o ensamble de estas [57] [57], sobre datos sin más pre-procesamiento que un filtro convencional y submuestreo de la señales.

Además, con el continuo avance en el estado del arte, frecuentemente se publican nuevos algoritmos que presentan mejoras sobre los anteriores. Un ejemplo de esta evolución lo presenta un método conocido como “Empirical Mode Decomposition” [69] [70], capaz de descomponer señales no-lineales y no-estacionarias que según muestran algunas publicaciones [71], podría presentar una alternativa a ICA [72] [73] en señales biomédicas tales como el EEG.

Por último, como se mencionó en la sección anterior, en los trabajos de Allison y Pineda [56] se estudian las implicaciones que tienen distintos tamaños de la matriz de caracteres en el paradigma de ICC de Donchin y colaboradores, sobre el P300 que se genera. En el mismo, se muestra un significativo incremento de la amplitud del P300 con el incremento de la matriz. Las implicaciones de resultados como éstos recaen directamente sobre el N de la Ecuación (1) y por lo tanto sobre la tasa de transferencia de información resultante.

Un aspecto más que se desea explorar en la presente tesis, es el de utilizar técnicas que sean aptas para aplicaciones de las ICC que funcionen “en línea” (tiempo real). Este objetivo hace que algunas técnicas, que pueden ser exitosas en tareas de procesamiento y clasificación en cuanto a su desempeño sobre bases de datos previamente obtenidas [74] [75] [57], puedan no ser las indicadas para poner en marcha una ICC en su etapa más crítica, que es la operación en línea (comando en tiempo real) de la misma y al servicio del usuario de turno. Además, las pruebas “online” presentan condiciones, no siempre posibles de ser consideradas o simuladas en las condiciones de pruebas “offline”.

Finalmente se intentará desarrollar y poner en funcionamiento una plataforma completa de ICC orientada al control de dispositivos robóticos en tiempo real, lo que agrega nuevos desafíos y complejidad a la experimentación y evaluación de resultados en esta área de investigación.

3. Objetivos

- **Objetivo General**

Establecer una estrategia metodológica para la implementación de una Interfaz Cerebro Computadora.

- **Objetivos Específicos**

- ❖ Desarrollar y evaluar metodologías que combinen el estado del arte en pre-procesamiento y extracción de características sobre señales de EEG, con los clasificadores más exitosos en el área, para obtener las mejores tasas de transferencia posibles en ICC basadas en ERP.
- ❖ Ensayar aplicaciones en tiempo real, de ICC basadas en ERP, en el comando de dispositivos tales como sillas de ruedas.
- ❖ Proponer modificaciones a los paradigmas tradicionales de deletreadores, para el comando de silla de ruedas autopropulsadas e inteligentes.
- ❖ Desarrollar una plataforma de prueba, capaz de realizar ensayos en tiempo real de dichas aplicaciones en un marco fácilmente configurable.

4. Marco Teórico

• Potenciales Relacionados a Eventos y su aplicación al paradigma P300

Los Potenciales Relacionados a Eventos (ERP, por sus siglas en inglés), representan la actividad cerebral que es evocada en respuesta a un evento interno o externo. Hay dos tipos principales de actividad eléctrica asociada con las neuronas, los potenciales de acción y los potenciales postsinápticos. Los potenciales de acción son picos de voltaje que viajan desde el comienzo del axón en el cuerpo de la célula a los terminales del axón, donde se liberan los neurotransmisores. Los potenciales postsinápticos son los voltajes que surgen cuando los neurotransmisores se unen a los receptores en la membrana de la célula postsináptica.

Los registros de los potenciales de acción de grandes poblaciones neuronales se denominan registros multi-unidades (multi-unit), y los registros de los potenciales postsinápticos de grandes poblaciones de neuronas se denominan registros de potenciales de campo local (local field potentials).

En la mayoría de los casos, los electrodos de superficie no pueden detectar los potenciales de acción debido a las cadencias de estos y a la distribución física de los axones. Ya que es raro que las neuronas disparen sincrónicamente (en el orden de microsegundos una de otra), los potenciales de acción de axones diferentes se cancelan, como resultado el ERP refleja a los potenciales postsinápticos más que a los de acción (salvo raras circunstancias).

La duración de un potencial de acción es de una milésima de segundo, mientras que los potenciales postsinápticos pueden durar entre decenas a cientos de milisegundos. Además, los potenciales postsinápticos están limitados esencialmente a las dendritas y el cuerpo celular y se producen de forma instantánea en lugar de viajar por el axón a velocidad relativamente constante. Estas características son las que permiten que los potenciales postsinápticos se sumen en lugar de cancelarse.

La negatividad en las dendritas apicales y la positividad en el cuerpo de la célula crean un pequeño dipolo (ver Figura 6.A), y si bien el dipolo de una sola neurona es demasiado pequeño como para registrarse desde un electrodo en el cuero cabelludo, sucede que en ciertas condiciones los dipolos de muchas neuronas se suman, haciendo entonces posible detectar la tensión resultante en dicho electrodo. Para que la tensión resultante de esta suma se pueda medir en el cuero cabelludo, debe ocurrir aproximadamente al mismo tiempo a través de miles o millones de neuronas, y los dipolos de las neuronas individuales deben estar espacialmente alineados. Si las neuronas tienen una orientación similar y reciben el mismo tipo de entrada, sus dipolos se suman y pueden ser medibles en el cuero cabelludo. Esto ocurre por ejemplo en las células piramidales corticales, cuya alineación es perpendicular a la superficie de la corteza, tal como se esquematiza en la Figura 6.B.

La suma de muchos dipolos es equivalente a un dipolo simple formado por un promedio de las orientaciones de dichos dipolos. Este dipolo promedio se llama dipolo de intensidad equivalente (ECD). En el caso de un dipolo presente en un medio conductor como el cerebro, este genera lo que se denomina “conducción de volumen”, que es cuando la corriente se conduce por el interior de ese medio hasta llegar a la superficie, Figura 6.C. La tensión en un punto dado de la superficie del cuero cabelludo depende de la posición y orientación del dipolo generador y también de la resistencia y la forma de los diversos componentes de la cabeza. En un medio conductor la corriente no fluye directamente entre los polos de un dipolo, sino que se extiende en el conductor. Como la corriente tiende a seguir el camino de menor resistencia, los ERP tienden a propagarse lateralmente por la alta resistencia del cráneo. Estos dos factores difuminan la distribución superficial de tensión, causando que un ERP generado en una región del cerebro produzca tensiones considerables en partes muy distantes del cuero cabelludo.

La actividad eléctrica que se registra en el cuero cabelludo, relacionada a la actividad cerebral, es la integración de los potenciales post-sinápticos. Los Potenciales Evocados (PE) son aquellas variaciones que se observan en el EEG y que se encuentran sincronizadas con algún suceso sensorial, motor o cognitivo generalmente inducido por algún estímulo externo. Los PE entonces la manifestación de la actividad cerebral en respuesta a los sucesos nombrados.

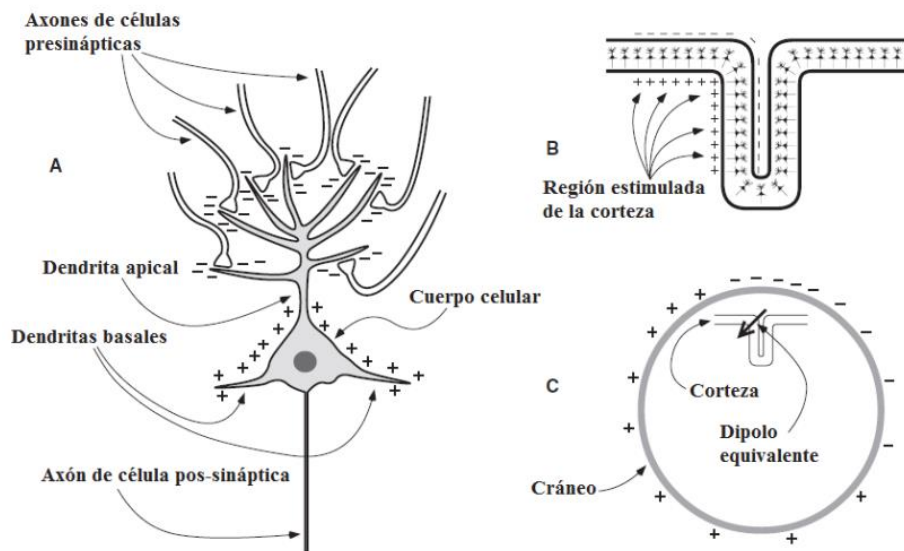


Figura 6: Principios de la generación de ERP: (A) Esquema de células piramidales durante la neurotransmisión. Un neurotransmisor excitador liberado de las terminales presinápticas, provoca el flujo de iones positivos (+) en la neurona postsináptica. Esto crea una red de voltaje extracelular negativo (-) en otras partes de la neurona, obteniendo un dipolo pequeño. (B) Corte de la corteza que contiene células piramidales. Cuando se estimula una región, los dipolos de las neuronas individuales se suman. (C) Los dipolos sumados de las neuronas individuales pueden aproximarse por un solo dipolo equivalente, que se muestra como una flecha. La posición y la orientación de este dipolo determinan la distribución de voltajes registrados en la superficie de la cabeza (adaptado de [76]).

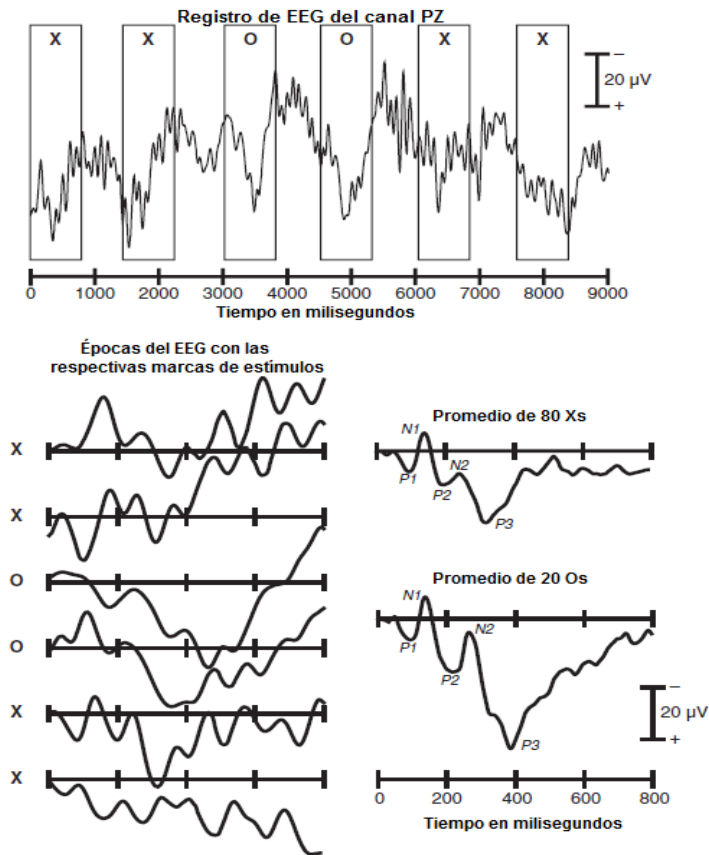


Figura 7: Ejemplo de visualización de ERP. El EEG registrado en la línea media parietal del cuero cabelludo se muestra en la parte superior de la figura. Los rectángulos marcados sobre el EEG indican la definición de épocas de 800ms, sincronizadas con de cada estímulo. Si bien existe una gran variabilidad de época a época como se observa en los registros ordenados a la izquierda, puede observarse el P300 luego de aplicar un estímulo infrecuente, en el promedio de ERP que se muestra a la derecha de la figura (adaptado de [76]).

Dado que la amplitud de los PE registrados sobre el cuero cabelludo es muy pequeña (del orden de décimas de μV) y que estos además están inmersos en el EEG de fondo (del orden de los $50 \mu\text{V}$), en general, los PE sólo se pueden visualizar luego de promediar un gran número de registros sincronizados con el estímulo. Esta promediación favorece a los PE ya que estos están correlacionados con el estímulo, mientras que atenúa el EEG de fondo que se puede asumir como un proceso aleatorio en relación a este. En la Figura 7, se ejemplifica este proceso.

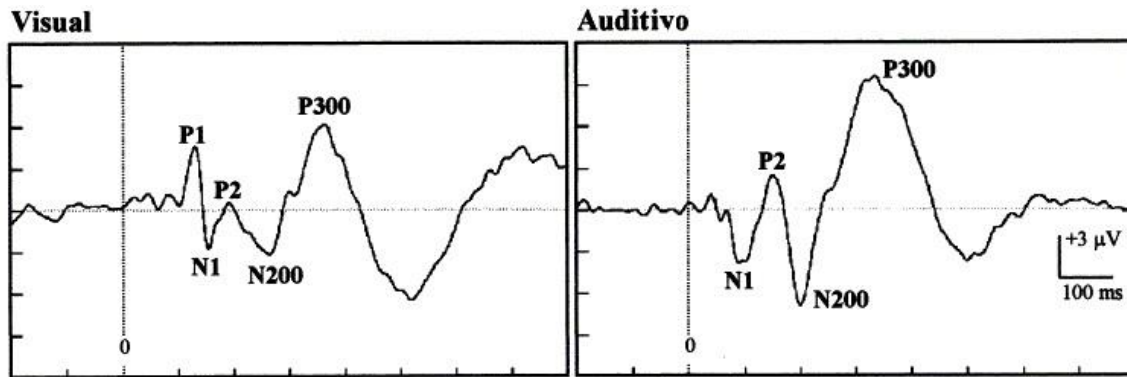


Figura 8: Ejemplo de la distribución de varios picos mostrando distintas componentes de los ERP. Se observa claramente las deflexiones positivas del pico P300, en la figura de la izquierda correspondiendo a estímulos visuales, y en la derecha a estímulos auditivos. (Adaptado de [77])

Los PE son caracterizados por formas de ondas que se denominan según la polaridad y latencia típica de los picos que aparecen en la señal promediada. Entre estos se encuentran: N1 (polaridad negativa y alrededor de los 100ms), N200, P300 y así sucesivamente. En la Figura 8 se observa un ejemplo de la distribución de varios de estos picos representando las distintas componentes de estos potenciales.

Se puede distinguir también dos componentes en los PE: el componente exógeno determinado por las características del estímulo y el componente endógeno asociado a al estado del sujeto relacionado al procesamiento cognitivo e independiente de las características del estímulo. Los componentes exógenos son una manifestación del procesamiento de un evento externo específico. Mientras el sistema sensorial esté intacto y funcional, el componente exógeno es altamente dependiente del tipo de estímulo que se aplica al sujeto. Los PEs sensoriales (auditivo, somatosensorial y visual) se utilizan ampliamente en las aplicaciones clínicas por el conocimiento de las estructuras asociadas con la generación y conducción de los mismos. Por otro lado, los componentes endógenos, son una manifestación de las actividades de procesamiento que dependen del rol del estímulo dentro de la tarea que está realizando el sujeto, y de la interacción entre cualquier evento dado y el contexto en el cual este es presentado. Estructurando la manera en la cual el estímulo es presentado, controlando la interacción entre los eventos externos y la tarea a realizar del sujeto, se puede por lo tanto controlar la variancia de los componentes endógenos [76]. Se suele usar el término “Potencial Relacionado a Evento” (ERP) para distinguir el aspecto cognitivo de potenciales debidos a los componentes endógenos respecto de los PE sensoriales de latencias más cortas que sólo reflejan las componentes exógenas.

En aplicaciones clínicas e investigación, el análisis de los ERP permite evaluar funciones correlacionadas a los niveles altos de procesamiento de la información en el sistema nervioso central, y sus principios se basan en que durante la realización de una tarea mental determinada, se esperan cambios en el foco del pensamiento y de los recursos de la atención utilizados por el sujeto. En esta rama de investigación en ERP, se adopta la

hipótesis de que los procesos psicológicos que conducen a la realización de determinada tarea, se reflejaran en el correspondiente sistema neuronal o área cerebral involucrada.

El P300 es el más estudiado de los PE endógenos y se obtiene por “estímulos inesperados” infrecuentes, o estímulos relevantes a la tarea en curso del sujeto. La generación de este tipo de estímulos y el protocolo bajo el que se realizan se denomina “paradigma odd-ball” o paradigma de evento infrecuente. Su denominación como “P300” proviene del hecho que el mismo es un pico positivo que se produce a partir de los 300 ms (aunque es normal que se produzca en un amplio rango que va desde los 300 a los 500 ms) de aplicado el estímulo infrecuente. Las ubicaciones reportadas de los generadores del mismo, son el hipocampo, la amígdala, y el cortex temporal, parietal y frontal.

Prácticamente, se puede usar cualquier modalidad sensorial para obtener la respuesta P300, (auditiva, visual, somato-sensorial, olfativa, o incluso la estimulación del gusto) (Polich, 1999). La forma y la latencia de la onda P300 difieren con cada modalidad. En la estimulación auditiva, la latencia es más corta que en la estimulación visual (Katayama y Polich, 1999). Esto indica que las fuentes de generación de la onda P300 son diferentes y dependen de la modalidad de estímulo (Johnson 1989).

La amplitud, latencia y dependencia con la edad de la onda P300 también varía con el sitio del electrodo. Un análisis de la distribución topográfica de las latencias P300 demostró que la latencia de P300 depende de la ubicación de los electrodos, tal como el aumento significativo de la latencia de P300 frontal a los sitios parietales. La máxima amplitud de la onda P300 se sitúa entre el electrodo Pz y los electrodos de la línea media. Se constató que la correlación de la amplitud con la edad está presente en los sitios parietal y central. A pesar de estos resultados aún hay controversia en el campo [78].

La banda de frecuencias del EEG, que se utiliza para registrar el P300, es de 0,1 a 30 Hz. Los artefactos producidos por los movimientos del ojo deben ser suprimidos por algún procedimiento automático en-línea o de forma manual fuera-de-línea, en caso de aplicaciones clínicas o investigaciones que requieran estudiar la forma de onda del potencial y sus características (amplitudes y latencias de sus componentes).

La latencia del P300 está alrededor de 300 a 500 ms, dependiendo de la modalidad. En muchos registros, la onda P300 se compone de dos picos separados, la P3a y P3b, siendo el P3b el componente P300 propiamente. El primero de los dos componentes, el P3a, tiene su máximo situado en una región más frontal que el propio P300. Se supone que refleja los procesos cognitivos que permiten identificar a los estímulos como el objetivo. Squires, Squires y Hillyard (1975) hicieron la primera distinción, entre un componente frontalmente máximo, P3a, y un componente parietalmente máximo, P3b. Ambos fueron provocados por los cambios infrecuentes e impredecibles en la frecuencia o la intensidad del tono (estímulos sonoros), pero el componente P3b estaba presente sólo cuando estos cambios fueron relacionados a tareas. Cuando los investigadores que trabajan con los ERP nombran al P300, generalmente se refieren al componente P3b. Otros estudios demostraron que atendiendo un tren de estímulos, estímulos inesperados o sorpresivos provocan P300 frontales (Courchesne, Hillyard, y Galambos, 1975; Polich &

Comerchero, 2003; Soltani & Knight, 2000), pero no está claro si esta respuesta está relacionada con el componente P3a de Squires, Squires y Hillyard. Verleger, Jaskowski y Wauschkuhn (1994) encontraron que el componente P3b se observa para estímulos objetivos infrecuentes que de cierta manera son esperados; mientras que el P300 frontal se produce por estímulos que son realmente inesperados o sorprendidos.

Existen varias teorías sobre los procesos neurales que subyacen al origen del P300. Una de las teorías citadas es la de Donchin y Coles (1988), referida como "la actualización de la memoria de trabajo". Esta teoría ve al P300 como un correlato electro-fisiológico de la revisión estacionaria de la representación de un entorno en la memoria de trabajo. Según esta teoría, el P300 aparece cuando se necesita una actualización de esta representación de un entorno. Más precisamente, el P300 aparece cuando el modelo interno de un entorno exterior está a punto de ser revisado. El P300 refleja las actividades de las áreas del sistema nervioso, implicadas en el cambio de representación [78]. Otra explicación de origen del P300 es que refleja la sorpresa asociada con la aparición de estímulos novedosos (infrecuentes). Esta visión es soportada por los resultados de otro P3a nuevo - prácticamente idéntico al P300a, provocado por otro estímulo infrecuente dentro del paradigma odd-ball (Squires et al. 1975).

Polich et al sugieren que el P3a puede ser generado por la discriminación entre blanco versus estándar en lugar de la novedad del estímulo (Polich Comerchero y 1998). El P3b refleja los procesos de memorización. Esta teoría es apoyada por los resultados de Fabiani et al. (1986), en un experimento en el que el P300 es producido por estímulos de palabras y que se le pide al sujeto que recuerde la palabra usada en el época anterior. En un experimento se encontró diferencia en la amplitud del P300 según la estrategia de memorización utilizada, siendo mayor en quienes usaron la "estrategia de ensayo", en oposición a la "estrategia de elaboración". La estrategia de memorización de "ensayo" o "rutina" sólo depende de la activación de la representación original, mientras que la "estrategia de elaboración" depende de las redes de asociaciones formadas a medida que las palabras se presentan. En otro experimento en el que no se les pidió que memorizaran las palabras, y se hizo uso de la "estrategia de ensayo" (que es similar al proceso de memorización normal sin tarea alguna), llevó a la correlación con la amplitud mayor. Ya que las "estrategias de ensayo" hacen uso de la memoria a corto plazo (Fabiani et al. 1986), ésta también apoyan la teoría de Donchin (Polich, 1998).

La teoría de Verleger (1988) dice que el paradigma que provoca la P300 está compuesto de varios estímulos sucesivos más elementales. La cadena, o sucesión, de estos estímulos es interrumpida por un estímulo infrecuente. La onda P300 reflejaría el rebote de la activación causados por los estímulos frecuentes elementales. En otras palabras, durante la serie de estímulos frecuentes el modelo (template) del estímulo infrecuente se guarda en la memoria de trabajo y la coincidencia de este modelo lleva a la terminación de la activación neural anterior debido a las expectativas.

La teoría de la Desmedt (1980) afirma que la base del P300 es una inhibición transitoria de la entrada del modulador no-específico desde la formación reticular mesencefálica de la corteza. Esta inhibición es disparada desde un procesador central hipotético en la

corteza prefrontal. Un trabajo de Michalski (2001) apoya el papel de la inhibición en la generación del P300.

El sello distintivo de la onda P300 es su sensibilidad a la probabilidad de aparición de un estímulo tipo “objetivo”: Como Duncan-Johnson y Donchin (1977) describió con absoluto detalle, la amplitud P300 se hace más grande cuando la probabilidad del estímulo objetivo se hace más pequeña. Sin embargo, no es sólo la probabilidad general la que importa, sino que la probabilidad local también es de interés, porque la onda P300 provocada por un objetivo se hace más grande cuando ha sido precedido por más estímulos del tipo “no objetivos”.

Siendo los P300 componentes endógenos, éstos representan una manifestación de las actividades de procesamiento que dependen del rol del estímulo dentro de la tarea que está realizando el sujeto, y de la interacción entre cualquier evento dado y el contexto en el cual éste es presentado.

Estructurando la manera en la cual el estímulo es presentado (interfaz de presentación o menú de estímulos), y controlando la interacción entre los eventos externos y la tarea a realizar del sujeto, éste podrá controlar la variancia de los componentes endógenos correlacionándola intencionalmente con los estímulos propuestos (menú). Este es el enfoque que se da a los P300 para poder aplicarlos en el desarrollo de ICC.

A continuación se describe el paradigma de P300 propuesto por Farwell y Donchin y su aplicación a una ICC [68]. En este paradigma, al usuario se le presenta un matriz cuyos elementos son caracteres del alfabeto, dispuestos en un arreglo de 6 renglones x 6 columnas (ver Figura 9). La tarea del usuario consiste en concentrar su atención en los caracteres (uno a la vez) de una palabra previamente indicada por los investigadores (esta consigna generalmente se establece llevando un conteo mental del carácter deseado). Todos los renglones y columnas de esta matriz son sucesiva y aleatoriamente intensificados en su luminosidad a una frecuencia de 5.7 Hz. Así, dos (un renglón y una columna) de las 12 intensificaciones contienen el carácter deseado o seleccionado por el sujeto. Mientras se desarrolla esta tarea, se registra en forma simultánea y en varios canales, la señales de EEG sincronizada a los estímulos presentados. Sucede entonces que la actividad de EEG registrada en correlación con estos estímulos infrecuentes (estímulo objetivo), contienen ERP dentro de los cuales el más comúnmente identificado es el correspondiente al componente P300 (P3b). Mientras que por otro lado, estos P300 no se encuentran presentes en las señales registradas cuando se presentan al sujeto los estímulos que no contenían al carácter atendido (estímulos no-objetivo).



Figura 9: Se ilustra la pantalla utilizada con la matriz utilizada por Donchin et al. Por cada carácter que el usuario desea comunicar, todas las columnas y renglones son intensificadas varias veces. En este caso el tercer renglón está siendo iluminado.

Cada secuencia de 15 bloques de 12 estímulos, que se corresponde a 15 repeticiones de la presentación de la matriz, es seguida por un periodo de 2.5 segundos durante el cual se presentó la matriz en blanco. Este período informaba al usuario que el tiempo para atender el carácter en curso había terminado y que debía enfocar su atención sobre el siguiente carácter de la palabra designada.

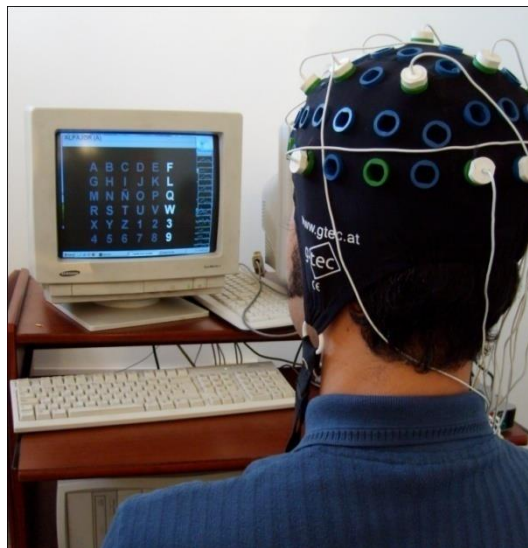


Figura 10: Vista de la presentación de la pantalla de estímulos a un sujeto, y disposición de gorra con electrodos para el registro de la actividad de EEG.

Como puede apreciarse, bajo este paradigma, si se dispone de un sistema capaz de reconocer en forma automática cuáles de las señales de EEG multicanales contienen en ellas potenciales P300 y cuáles no, entonces tendremos un mecanismo para identificar cuáles fueron los caracteres atendidos (estímulos objetivo) por el sujeto y decodificar, luego de suficientes repeticiones de las secuencias de estimulación, las palabras y frases expresadas por el sujeto. En la Figura 10 se muestra la disposición de un sujeto frente a la pantalla de presentación de estímulos, con una gorra y sus electrodos fijados para la adquisición de las señales de EEG. Este fue el enfoque que Farwell y Donchin adoptaron en su trabajo [68], y el que dio inicio al uso de este paradigma experimental para establecer una ICC basada en P300.

- **Estrategias de pre-procesamiento de las señales y extracción de características**

Un sistema de ICC definido funcionalmente como fue presentado en la Figura 2, tiene componentes cuyo diseño y desarrollo pueden ser abordados desde la teoría y herramientas del aprendizaje maquina (o reconocimiento de patrones). Desde este punto de vista, los primeros elementos funcionales de una ICC, es decir los *electrodos* y *amplificadores*, definen la *fuentes primaria* de la información que estará disponible para ser utilizada en la implementación de la ICC. Para mencionar los principales parámetros que determinarán la composición de esta *fuentes primaria* de información, podemos mencionar entre los más relevantes: el tipo de señal a utilizar (EEG); número de canales; ancho de banda de los amplificadores; ventana de análisis temporal y la frecuencia de muestreo. Por otro lado, y considerando que en la actualidad, es relativamente fácil disponer de sistemas o módulos de adquisición de señales capaces de registrar 64 o más canales de EEG, a frecuencias de muestreo del orden del kilohertz por cada canal, se puede vislumbrar rápidamente que se requieren de criterios y técnicas avanzadas de extracción y selección de información relevante (*características o rasgos*) para evitar que volúmenes tan masivos de información tengan que ser adquiridos, procesados y clasificados en tiempo real (condición final para implementar una ICC).

Luego de contar con esta *fuentes primaria de información*, producida a la salida de los *amplificadores* de una ICC, será necesario aplicar dichas técnicas de *extracción y selección de características* para a la vez que seguir disminuyendo el volumen de datos, se pueda además extraer de estos los rasgos (*características*) de la señales que se estén utilizando, de manera tal que se maximice la capacidad discriminativa de dichas señales. En el contexto del presente trabajo, el objetivo es discriminar entre las señales (épocas) de EEG que contienen ERP, principalmente P300, respecto de las señales que no lo tienen.

Esta selección o extracción de características, también admite el uso de transformaciones que lleven la representación de las mismas, de un espacio a otro, donde nuevamente se busca tanto seguir mejorando la capacidad discriminativa, como la reducción en la dimensionalidad de las mismas.

- **Transformaciones lineales para la restauración del EEG y disminución de dimensionalidad**

Una de las técnicas para reducir la cantidad de datos necesarios (dimensiones) y seguir preservando la información de interés de la señales, se basa en transformaciones lineales. Estas han sido usadas ampliamente en el área de reconocimiento de patrones y una de las mejor conocida es el Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés, *Principal Component Analysis*), o expansión de Karhunen-Loeve.

Análisis de Componentes Principales

Para el análisis se considera la señal de EEG como un proceso estocástico \mathbf{x} , y a cada observación o segmento de esta señal \mathbf{x}_i , representado por un vector columna:

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} x(1) \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

donde N es el número de muestras (elementos o variables aleatorias) que forman al mismo. Este segmento extraído puede considerarse junto a una serie de otros segmentos, formando así un ensamble o arreglo de M segmentos, el cual se representa por una matriz de $N \times M$ con $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M]$. Los segmentos $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M$ pueden ser vistos como M procesos aleatorios, que pueden ser obtenidos por diferentes realizaciones de un único canal de registro (ensamble temporal), o por registros en más de un canal (ensamble espacial).

Se supone que \mathbf{x} es un proceso de valor medio cero caracterizado por la matriz de correlación $\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]$. Las componentes principales de \mathbf{x} resultan de aplicar una transformación lineal ortonormal $\Psi=[\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_M]$ a \mathbf{x} , $\mathbf{w}=\Psi^T \mathbf{x}$, de modo tal que los elementos del vector de componentes principales $\mathbf{w}=[w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ se vuelvan mutuamente descorrelacionados.

La primer componente principal w_1 se obtiene del producto escalar $w_1=\psi_1^T \mathbf{x}$ donde el vector es escogido de modo que la varianza de w_1 ,

$$E[w_1^2] = E[\psi_1^T \mathbf{x}\mathbf{x}^T \psi_1] = \psi_1^T \mathbf{R}_x \psi_1 \quad (4)$$

sea maximizada sujeto a la restricción $\psi_1^T \psi_1 = 1$. La máxima varianza se obtiene cuando ψ_1 se escoge como el vector propio normalizado correspondiente al mayor valor propio de \mathbf{R}_x , λ_1 . La varianza resultante es:

$$E[\mathbf{w}_1^2] = \boldsymbol{\psi}_1^T \mathbf{R}_x \boldsymbol{\psi}_1 = \lambda_1 \boldsymbol{\psi}_1^T \boldsymbol{\psi}_1 = \lambda_1 \quad (5)$$

Sujeto a la restricción de que \mathbf{w}_1 y la segunda componente principal \mathbf{w}_2 deberían estar descorrelacionadas, \mathbf{w}_2 se obtiene escogiendo $\boldsymbol{\psi}_2$ como el vector propio correspondiente al segundo valor propio más grande de \mathbf{R}_x , y así sucesivamente hasta que la varianza de \mathbf{x} es completamente representada por \mathbf{w} .

En consecuencia, para obtener el conjunto de N diferentes componentes principales, la ecuación de vectores propios de \mathbf{R}_x debe ser resuelta,

$$\mathbf{R}_x \boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Lambda} \quad (6)$$

donde $\boldsymbol{\Lambda}$ indica la matriz diagonal con los auto valores $\lambda_1, \dots, \lambda_N$. Como \mathbf{R}_x es raramente conocida en la práctica, a la hora de tratar con datos reales, se utiliza la matriz de correlación estimada, definida por

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx} = \frac{1}{M} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \quad (7)$$

Aplicando PCA al conjunto de señales \mathbf{X} , los patrones asociados a las componentes principales reflejan el grado de variabilidad morfológica. Si el valor propio asociado a la primera componente principal es mucho mayor que los asociados a otros componentes, el conjunto exhibe una baja variabilidad morfológica, mientras que un lento descenso de los valores propios de las componentes principales indica una gran variabilidad.

En la mayoría de las aplicaciones, el principal objetivo de PCA es el de concentrar la información de \mathbf{x} en un subconjunto de componentes, es decir $\mathbf{w}_1 \dots \mathbf{w}_K$, donde $K < N$, manteniendo al mismo tiempo la información de interés.

De esta forma se puede usar PCA para calcular los n vectores propios principales (asociados a los n valores propios de mayor valor) de la matriz de covarianza del conjunto de patrones $d - dimensional$, y definir así una matriz $d \times n$ de transformación lineal cuyas columnas son dichos vectores propios. Cuando se mapean los patrones originales por medio de esta transformación, se consigue un nuevo conjunto de patrones en un espacio $n - dimensional$ ($n < d$), logrando así una “disminución de la dimensionalidad” en este nuevo espacio de representación de los datos. De esta forma PCA usa las características más expresivas (que explican en mayor proporción la varianza de los datos) y aproxima los datos por medio de un subespacio lineal, utilizando como criterio el error cuadrático medio.

Otra posibilidad, es luego de mapear el conjunto de patrones originales usando la matriz de transformación lineal obtenida con los citados vectores propios, eliminar componentes bajo determinadas hipótesis (por ejemplo los componentes asociados a determinados valores propios pueden ser considerados ruidos o artefactos) de esta nueva variable, y luego de dicha eliminación, retroproyectarlos al espacio original obteniendo así una versión “restaurada” del EEG original, sin dicho ruido o artefactos.

Sin embargo PCA tiene limitaciones que provienen principalmente del hecho que éste sólo utiliza estadística de segundo orden. En este sentido existen técnicas que han mostrado ser superiores a PCA en varios casos, como es el caso del Análisis de Componentes Independientes, cuyos principios y aplicación se explica en secciones siguientes de este capítulo.

Análisis de Componentes Independientes

El análisis en componentes independientes (ICA, por sus siglas en inglés, Independent Component Analysis) fue originalmente propuesto para resolver el problema de “separación ciega de fuentes” en la recuperación de señales de fuentes independientes (por ejemplo, diferentes voces, música o fuentes de ruido) después que fueron linealmente mezcladas por una matriz desconocida A (ver Figura 11). Nada se conoce acerca de las fuentes o del proceso de mezclado, excepto que existen mezclados N registros diferentes. Entonces, se cuenta con la observación $X = AS$, donde S son las señales originales. La formulación estándar de ICA supone que el número de observaciones m es igual o mayor que el número de fuentes N , y que las fuentes son no gaussianas y estadísticamente independientes. La idea es encontrar una transformación lineal W tal que $U = WX$, donde los elementos u son estadísticamente independientes. W especifica el filtrado espacial que invierte linealmente el proceso de mezclado. Bell y Sejnowski (1995) propusieron un algoritmo de una red neuronal (infomax) para separar ciegamente mezclas de fuentes independientes. Mostraron que maximizando la entropía conjunta $H(y)$ de la salida del procesador neuronal se minimiza la información mutua entre los componentes de la salida.

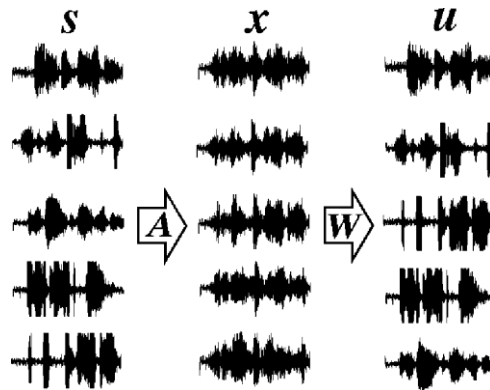


Figura 11: En un medio de mezclado lineal, A es la matriz que mezcla linealmente las señales originales S . Un sistema de inversión apropiado W , puede ser encontrado por ICA para obtener una versión U de las señales originales a partir de la mezcla observable X , sin conocimiento del proceso de mezclado.

Para el análisis de señales como el EEG y en nuestro caso, para su pre-procesamiento con el objetivo de facilitar y mejorar la clasificación de señales de ERP contenidas en éste, ICA permite el siguiente enfoque:

Los renglones de la matriz de entrada X , serán las señales de EEG registradas en diferentes electrodos, mientras que los renglones de la matriz de datos de salida U , serán

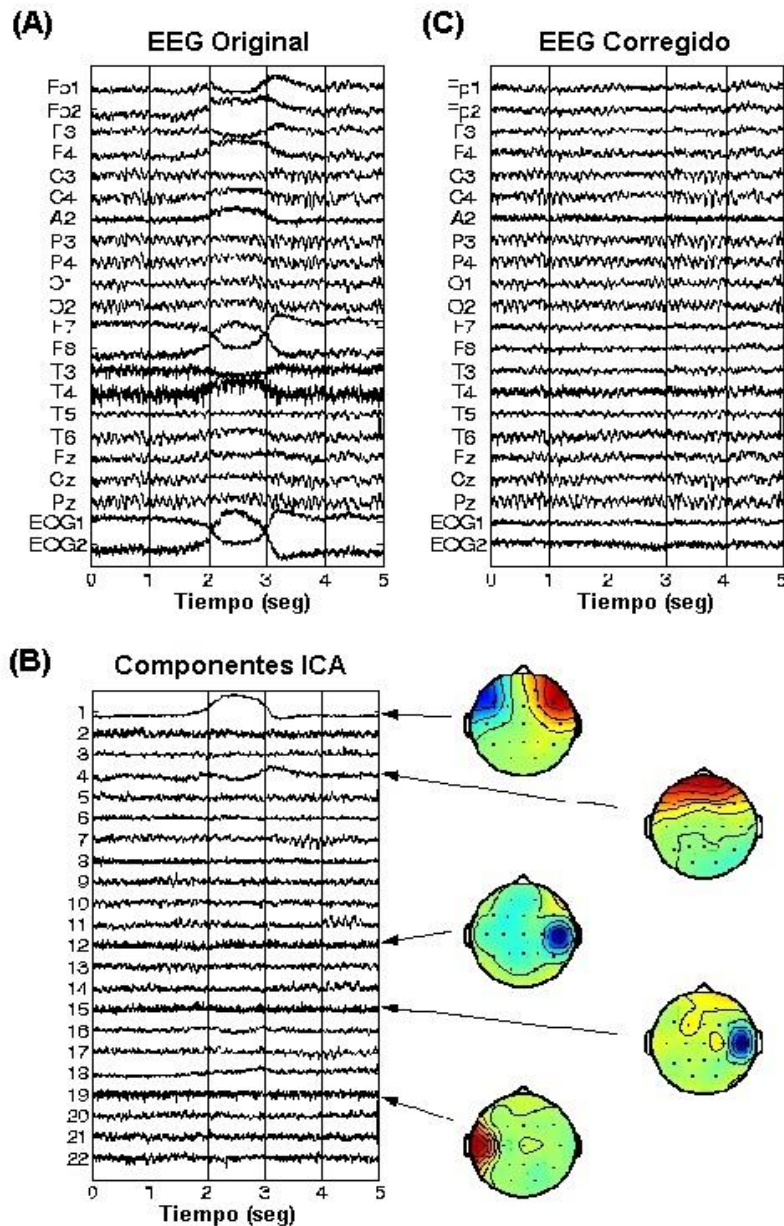


Figura 12: (A) Porción de 5 segundos de una serie temporal de EEG que contiene un prominente artefacto ocular. (B) Activación de los componentes ICA y mapas cerebrales de 5 de los componentes que describen los movimientos oculares horizontales y verticales (*dos superiores*) y actividad muscular temporal (*tres inferiores*). (C) Señales de EEG con artefactos corregidos, removiendo los cinco componentes ICA seleccionados. (*Reproducido de Jung et al., 1998, [79]*).

el curso en el tiempo de la activación de los componentes ICA que aparecen de estructuras distintas o superpuestas del cerebro, o de actividades extra cerebrales. Finalmente las columnas de la matriz inversa W^{-1} , dará las magnitudes de las proyecciones de los respectivos componentes sobre los sensores (electrodos) en el cuero cabelludo. Dado que de la topografía de los componentes sobre el cuero cabelludo, puede

proveer evidencia de cuál es su origen fisiológico (por ejemplo, la actividad ocular se proyectará principalmente en sitios frontales), las señales del EEG de interés pueden ser obtenidas haciendo $\mathbf{X}' = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{U}'$, donde \mathbf{U}' es la matriz de ondas de activación obtenida en \mathbf{U} , pero, por ejemplo, con los renglones que representa artefactos puestos a cero. En la Figura 12, se muestra un ejemplo de eliminación de artefactos de una señal de EEG mediante este enfoque de ICA.

De esta forma se pueden remover artefactos de la señal de EEG, o de acuerdo al objetivo de este trabajo, el de seleccionar sólo los componentes que contengan la mayor información sobre el ERP que deseamos clasificar.

• Métodos de clasificación

Análisis por Discriminante Lineal

Aun cuando en su forma original [80] este no fue concebido como un método de clasificación sino como uno de reducción de dimensionalidad, el análisis por discriminante lineal (LDA, por sus siglas en inglés: *linear discriminant analysis*) es un clásico para el reconocimiento de patrones multidimensionales, pues aborda el problema de representar vectores de rasgos de dos clases mediante datos escalares, de tal manera que los modelos estadísticos de éstos últimos sean lo más claramente diferenciables por clase bajo un cierto criterio.

Su solución cerrada, implementación directa y de bajo costo computacional, así como su clara interpretación (geométrica y estadística) lo han vuelto un método de preferencia para muchas aplicaciones, incluidas por supuesto las de detección de potenciales P300 en las BCI [61]. A continuación se presenta brevemente la teoría del LDA, también llamado discriminante lineal de Fisher, para diferenciarlo de las máquinas lineales que, siendo de similares propósitos, se resuelven desde enfoques muy diferentes.

Los vectores de rasgos $\mathbf{x} \in \mathcal{R}^d$ en un problema de clasificación binaria forman dos conjuntos, C_1 y C_2 uno por clase, de cardinalidad N_1 y N_2 , respectivamente. Dado un vector $\mathbf{w} \in \mathcal{R}^d$, los vectores de rasgos (patrones) pueden transformarse en escalares mediante el producto interior $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$. En el dominio escalar, los “rasgos” \mathbf{x} tienen momentos estadísticos dados por:

$$\mathbf{m}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\mathbf{x} \in C_1} \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu}_1 \quad \mathbf{s}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\mathbf{x} \in C_1} (\mathbf{w}^T \mathbf{x} - \mathbf{m}_1)^2 \quad (8)$$

$$\mathbf{m}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\mathbf{x} \in C_2} \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu}_2 \quad \mathbf{s}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\mathbf{x} \in C_2} (\mathbf{w}^T \mathbf{x} - \mathbf{m}_2)^2 \quad (9)$$

El objetivo del LDA es calcular el vector \mathbf{w} tal que se maximice la función de costo:

$$J_2 = \frac{(\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)^2}{s_1 + s_2} = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (10)$$

$$\mathbf{S}_B = (\boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\mu}_1)(\boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\mu}_1)^T \quad (11)$$

$$\mathbf{S}_W = \frac{1}{N_1} \sum_{\mathbf{x} \in C_1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1)^T + \frac{1}{N_2} \sum_{\mathbf{x} \in C_2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2)^T \quad (12)$$

Que mide la relación entre la distancia cuadrada de las medias (o dispersión inter-clase) y la suma de las varianzas (dispersión intra-clase) en el dominio transformado. Maximizar esta cantidad significa que las distribuciones en el dominio escalar son de rango estrecho y están muy separadas. Logrado el objetivo de maximización, es claro que la determinación de un umbral de clasificación es inmediata y con el mismo se podrá “discriminar” entre ambas clases.

La solución para \mathbf{w} es cerrada, a saber $\mathbf{w} = \mathbf{S}_W^{-1}(\boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\mu}_1)$ la que representa una transformación lineal del vector diferencia de medias en el dominio original. De esta forma se puede estimar directamente el hiperplano de separación a partir de los datos del conjunto de patrones de entrenamiento.

Este método de clasificación, ha sido complementado con técnicas que permiten además de calcular \mathbf{w} , realizar una selección de las características más relevantes de los patrones que se desean clasificar. Una de estas técnicas es el Análisis Discriminante Lineal por Pasos (Stepwise LDA o SWLDA según sus siglas en inglés), el cual se describe a continuación.

Análisis Discriminante Lineal por Pasos (Stepwise LDA o SWLDA)

El análisis discriminante lineal por pasos (Draper y Smith, 1981) [81] es una técnica que permite seleccionar un adecuado conjunto de variables o características con alta capacidad discriminativa, para ser incluidos en un modelo de regresión múltiple del mismo tipo del discriminante lineal como el representado en la Ecuación (14). Dado que para las tareas de clasificación binaria, el discriminante lineal y la regresión por mínimos cuadrados son soluciones equivalentes, el método se basa en la implementación en una combinación de regresión por pasos hacia adelante y hacia atrás incorporando y eliminando variables en cada paso. El método inicia sin ningún término en el modelo, incorporando así al modelo a la variable con la más estadísticamente significativa capacidad predictiva, teniendo un valor de $p < 0.1$. Después de cada nueva entrada al modelo de una nueva variable, se realiza un paso hacia atrás, eliminando la variable con la estadísticamente menor capacidad predictiva, teniendo un $p > 0.15$. Este proceso se repite hasta que el modelo incluye un número predeterminado de términos, o hasta que se alcance algún otro criterio de entrada/eliminación de términos adicionales.

El algoritmo SWLDA puede considerarse eficiente dado que la heurística se lleva a cabo de tal manera que las características adecuadas son seleccionadas de manera no exhaustiva, y los únicos parámetros necesarios son el orden máximo del modelo y la heurística de terminación, que además pueden estimarse con cierto conocimiento de los datos a clasificar [62]. De esta forma, SWLDA tiene la ventaja de contar con un método de extracción automático de características, donde los términos no significativos se eliminan del modelo (es decir, sus coeficientes en w se ponen a cero), con menos datos de entrenamiento es menos probable que se corrompa el resultado de la clasificación porque las características que son insignificantes son eliminadas por completo del modelo. Aunque el SWLDA puede ser ajustado para proporcionar una convergencia más rápida al limitar el orden del modelo, no se garantiza que sea convergente y no se podrá obtener un modelo si los criterios de terminación no pueden ser satisfechos. Sin embargo, esto suele ocurrir sólo si el modelo es inadecuado o si no se tiene información discriminable contenida en las características de los patrones utilizados. Cuando se configura correctamente, este resultado se puede utilizar en el campo de aplicación de interés para esta tesis, para concluir que los potenciales evocados P300 no están presentes en la sesión o los registros analizados.

Máquinas de Soporte Vectorial

Existe ya una muy vasta bibliografía y lista de algoritmos desarrollados en el área de reconocimiento de patrones que han sido, y pueden ser utilizados en esta parte del problema. Sin embargo, tomando en cuenta el estado del arte en dicho tema y los antecedentes revisados, se le dedicará particular atención al método de clasificación conocido como Máquinas de Soporte Vectorial. Este método ha mostrado uno de los mejores resultados en la clasificación de ERP en aplicaciones para ICC (ver “Trabajos y estado del arte en ICC basadas en P300” en antecedentes).

Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), son uno de los últimos y más interesantes desarrollos en el diseño de clasificadores [82]. Introducidas por Vapnik en 1998, son principalmente un clasificador en dos clases con un criterio de optimización basado en el ancho de los márgenes entre clases, es decir del área vacía alrededor de la frontera de decisión definida por la distancia al patrón de entrenamiento más cercano.

Las ventajas más importantes de las SVM es que ofrecen la posibilidad de un entrenamiento generalizable y de clasificadores no lineales en espacios de alta dimensión usando un pequeño conjunto de entrenamiento. Más aún, para grandes conjuntos de entrenamiento, éstas típicamente seleccionan un pequeño conjunto de vectores soporte, que serán los necesarios para diseñar el clasificador, minimizando de esta forma los requerimientos computacionales durante la prueba (proceso de clasificación luego del entrenamiento).

A continuación se describe sintéticamente la idea central de las SVM, para mayores detalles ver [83] [84] [85]. Se comenzará con el caso de un clasificador binario lineal, definido por un hiperplano el cual queda descrito por su vector de pesos w y su sesgo b tal como se muestra en la Figura 13. Basados en un conjunto de entrenamiento de ejemplos conteniendo vectores de datos x_i y su correspondiente identificador de clase y_i .

$$(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l) \in \mathbf{R}^N \times \{-1, 1\} \quad (13)$$

Un algoritmo de aprendizaje maquina buscará tal hiperplano durante la etapa de entrenamiento, de acuerdo a algún criterio de optimización aplicable. En la etapa de prueba, la clase de un nuevo vector de datos x puede predecirse proyectando x sobre el vector de pesos w y evaluando la siguiente función

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (14)$$

El signo de esta función determinará entonces la clase a que corresponde \mathbf{x} . Mientras existen infinitas elecciones de hiperplanos capaces de dividir el espacio de los datos de dos subconjuntos, un interesante criterio de optimización es el de “máximo margen”, el cual favorece al hiperplano que presente el mayor margen γ de separación entre las clases (ver Figura 13).

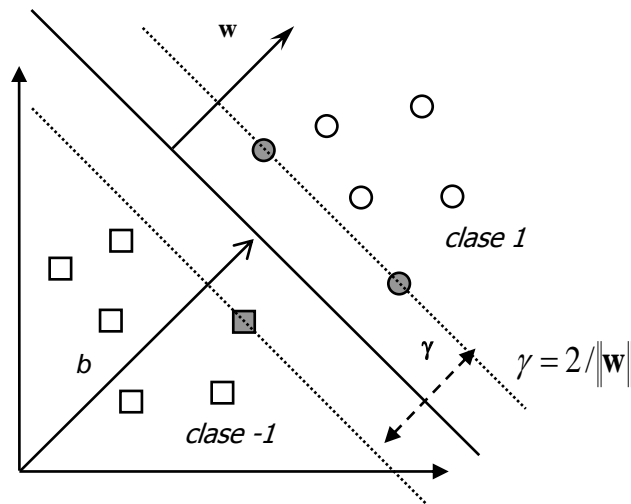


Figura 13: Las SVM encuentran el hiperplano óptimo (línea llena) determinado por w y b , que separa las dos clases maximizando el margen γ . Solo los vectores de soporte (interior gris) son necesarios para calcular w y b .

Para describir este hiperplano óptimo, sólo los vectores que se ubican sobre el margen llamados vectores de soporte, son necesarios [85]. Cuando la representación del hiperplano es canónica, el objetivo de maximizar dicho margen se puede traducir en el siguiente problema de optimización:

$$\begin{cases} \min & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.a.} & y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) \geq 1 \end{cases} \quad (15)$$

Si además se permite la posibilidad de violación de las restricciones (caso de clases no separables linealmente), agregando las variables de relajación ξ_i , se da origen al caso más general denominado “SVM de margen flexible” (*soft-margin SVM*), y el problema de optimización a resolver es ahora:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \xi_i \\ \text{s.a. } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i > 0 \forall_i \end{cases} \quad (16)$$

Donde C es un parámetro positivo de regularización que penaliza las violaciones a la restricción.

La solución a este problema se logra, rescribiéndolo en término de multiplicadores positivos de Lagrange (α_i) y mediante la representación dual de (16), lo cual requiere ahora resolver el siguiente problema de maximización (ver [83] para más detalles sobre la derivación y solución del problema conocido como dual de Wolf):

$$\begin{cases} L_D = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j) \\ \text{s.a. } 0 \leq \alpha_i \leq C \quad \text{y} \quad \sum_i \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (17)$$

Cuya solución es:

$$\mathbf{w} = \sum_i^{N_s} y_i \alpha_i \mathbf{x}_i \quad (18)$$

Donde N_s indica el número de vectores de soporte resultantes. Sustituyendo \mathbf{w} en (14) con (18) se obtiene:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_i^{N_s} y_i \alpha_i (\mathbf{x}^T \mathbf{x}_i) + b \quad (19)$$

Finalmente, puede demostrarse que el reemplazo del producto $\mathbf{x}^T \mathbf{x}_i$ por una función núcleo definida positiva $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$, produce una transformación implícita del espacio de datos original a un espacio de características, normalmente de mayor dimensión. Este reemplazo resulta entonces en una función discriminante no-lineal de la forma:

$$S(\mathbf{x}) = \sum_i^{N_s} y_i \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (20)$$

Esta técnica, permite obtener una frontera de decisión más flexible entre las clases a clasificar, con la posibilidad de aumentar la tasa de clasificaciones correctas.

El tipo de núcleo a utilizar es un área de actual investigación, las que se utilizaron en este trabajo se muestran en la Tabla II.

Tabla II. Tipos de núcleos para una SVM

Tipo de núcleo	Ecuación
Funciones de base radial	$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\ \mathbf{x} - \mathbf{x}_i\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Funciones polinomiales de grado “d”	$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = (x^T x_i + 1)^d$

• Aplicaciones robóticas, simulaciones en tiempo real y ambientes virtuales

Una vez que se tiene la capacidad de configurar un sistema que implemente un paradigma de estimulación, realice el registro del EEG, la clasificación de las respuestas obtenidas siendo capaz de discriminar a aquellas que contienen ERP de las que no, y por lo tanto se puedan identificar las selecciones realizadas por un sujeto, entonces resta determinar la aplicación que se dará a este mecanismo de comunicación.

Hasta hace algunos años, la mayor parte de las aplicaciones se orientaban a aplicaciones de comunicación, casi todas ellas administradas directamente por una computadora personal. Pero en los últimos años, varios investigadores y grupos de investigación en el área de ICC han comenzado a enfocarse en aplicaciones que van más allá de la simple comunicación con la computadora [10]. Dentro de dichas aplicaciones, algunas están haciendo uso de tecnologías robóticas intentando brindar al usuario no solo la posibilidad de comunicarse con el mundo a su alrededor, sino además de interactuar físicamente con éste [86] [87] [88].

Sin embargo, estas nuevas aplicaciones de las ICC involucran nuevos problemas y desafíos [87] [89]. Entre estos, los aspectos más importantes que creemos deben ser atendidos dentro de estas nuevas áreas de aplicación para poder avanzar en esta área de investigación son:

- La existencia de situaciones de riesgo para el propio sujeto o a terceros, que pueden ser generadas por la probabilidad de errores en el comando en tiempo real de aplicaciones robóticas u otros dispositivos físicos.
- El hecho de que la experimentación, con aplicaciones reales, requiere elementos cada vez más costosos que la sola computadora personal, incluyendo sofisticados sistemas robóticos.
- La complejidad de los procedimientos necesarios para calibrar y optimizar los parámetros de la ICC por un lado, más los parámetros de la aplicación misma cuyo ajuste se requiere para facilitar su comando.

Con la intención de sortear estos obstáculos y poder abordar en nuestros laboratorios ensayos de comando de dispositivos robóticos mediante ICC, se propone como punto de

partida la combinación de un software bien conocido por la comunidad, el BCI2000 [90], en conjunto con un sofisticado sistema de simulación robótica. Este sistema de simulación posee módulos capaces de reproducir con gran realismo las características y comportamientos de cuerpos rígidos, sensores y actuadores en un ambiente bajo las leyes de la física [91].

Surgen entonces las aplicaciones robóticas para ICC [92], dando lugar a una conjunción de conocimientos que deriva en un sinnúmero de posibilidades [64] [93] [58]. Para lograr un ensamble armonioso entre un robot y una ICC deben mirarse las partes como un todo, donde tanto la ICC como el robot estén diseñados para interactuar el uno con el otro, creando una plataforma donde el usuario forma parte de la misma. De esta manera el usuario interaccionaría naturalmente con el medio que lo rodea, siendo el robot una herramienta inherente a la persona y que puede considerarse una extensión de esta, y la ICC la vía de comunicación.

Dado que una de las primeras necesidades de una persona que posee una discapacidad motriz severa, es la de poder trasladarse en forma autónoma, la primera aplicación que se consideró como objetivo en el desarrollo de este trabajo, fue el del comando de sillas de ruedas semiautónomas, las cuales se enmarcan en el área de la robótica móvil. A continuación se revisan los conceptos básicos de la misma:

Robots móviles

Dentro del estudio de la robótica se encuentra la rama de los robots móviles [94]. En ella se estudian todos aquellos robots diseñados para, entre otras cosas, trasladarse por el espacio que los rodea.

Existen básicamente dos clases de robots móviles que se diferencian por sus técnicas de generar locomoción, los que utilizan ruedas, o Robots Móviles de Ruedas (RMR), y los que utilizan patas. Los más simples y baratos son los de ruedas, y dentro de estos existen diferentes configuraciones cinemáticas de RMR como se muestra en la Figura 14 [95].



Figura 14: Configuraciones cinemáticas más comunes de sistemas de RMR [95]

De estas configuraciones, la del tipo diferencial se destaca por su simplicidad y eficacia, y la misma utiliza dos ruedas capaces de girar a diferentes velocidades una respecto de la otra (ruedas motrices), para impulsarse, trasladarse y cambiar su orientación en el espacio, y una o dos ruedas para estabilizar y dar equilibrio al móvil (rueda libre). En la Figura 14 se muestran esquemas que describen a varios tipos de configuraciones cinemáticas, entre las cuales se muestra la configuración diferencial.

Modelo cinemático de un robot móvil diferencial

Si se pretende controlar el movimiento (traslación y orientación) de un robot móvil, se debe primero contar con su modelo cinemático, el cual relaciona las variables en el espacio de las articulaciones (velocidad de rotación de las ruedas motrices), con la velocidad de desplazamiento y angular de móvil completo. Es así que el modelo cinemático está dado por una serie de ecuaciones que permiten describir el movimiento en el plano de un robot móvil. Para el caso particular de un robot móvil diferencial el modelo cinemático está dado por:

$$x' = v \cdot \cos(\theta) \quad (21)$$

$$y' = v \cdot \sen(\theta) \quad (22)$$

$$\theta' = \omega \quad (23)$$

Donde x' , y' y θ' son respectivamente, las velocidades de desplazamiento en un plano cartesiano y la velocidad rotacional respecto del eje normal a dicho plano; v y ω son la velocidad tangencial y la velocidad angular, respectivamente, del centro del eje que une las ruedas, y están dadas por las siguientes ecuaciones:

$$v = (\varphi_1 + \varphi_2) \cdot \frac{r}{2} \quad (24)$$

$$\omega = (\varphi_1 - \varphi_2) \cdot \frac{r}{R} \quad (25)$$

Donde R es la distancia de las ruedas al centro del eje que las une, y r es el radio de las ruedas, mientras que φ_1 y φ_2 son las velocidades angulares de cada una de las ruedas.

En la Figura 15 se observa la relación entre estas velocidades, el sistema de referencia fijado al robot (relativo), y un sistema de referencia global.

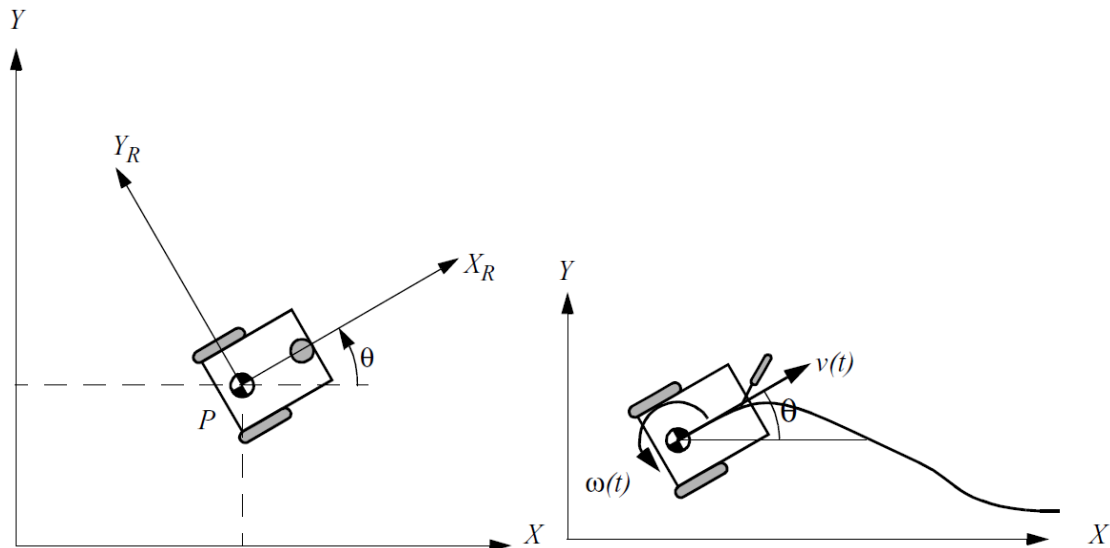


Figura 15: Sistema de referencia global y sistema de referencia relativo $\{R\}$, del esquema de un RMR diferencial. Las velocidades tangencial $v(t)$ y angular $\omega(t)$ se definen a partir de las relaciones y sus tasas de cambio, que se presentan entre dichos sistemas de referencia [94].

Sillas de Ruedas Autopropulsadas Inteligentes

Las sillas de ruedas surgieron intentando dar solución a las dificultades de locomoción de numerosas personas que padecen una variedad de patologías. Actualmente existen diversos tipos de sillas de ruedas, que podrían ser clasificadas en tres niveles según su grado de complejidad. En el primer nivel estarían las sillas de ruedas manuales, en el segundo nivel las sillas de ruedas autopropulsadas (SRA) y, finalmente, en el tercer nivel de complejidad, se encontrarían las sillas de ruedas autopropulsadas inteligentes (SRR).

Las sillas de ruedas manuales permiten al usuario ser trasladado por un tercero o autopropulsarse con la fuerza de sus brazos. Las SRA son generalmente propulsadas por motores eléctricos y en su mayoría controladas mediante un comando electrónico tipo joystick. Las SRA permiten a sus usuarios moverse por el ambiente con menor esfuerzo y mayor autonomía, siendo la solución para un amplio rango de personas, frente a una diversidad de situaciones cotidianas.

A pesar de la versatilidad brindada por las SRA, ésta puede resultar insuficiente para que las personas más afectadas circulen autónomamente, como puede ser el caso de quienes carecen hasta de la capacidad de realizar movimientos oculares. Surge así la posibilidad de utilizar algún tipo de ICC que envíe comandos de control a la silla de ruedas para traspasar la barrera impuesta por la discapacidad.

Las SRR debe ser capaz de realizar ciertas acciones en forma autónoma para aumentar la seguridad y disminuir el esfuerzo por parte del usuario. Una SRR puede verse como un RMR diferencial que navega por el ambiente según los comandos de control que recibe del usuario.

La principal diferencia entre un RMR y una SRR radica en el grado de autonomía que poseen. Mientras la robótica móvil apunta a lograr el mayor grado de independencia posible, una SRR debe responder a los comandos impartidos por el usuario e interactuar con él.

Una persona que conduce una silla de ruedas convencional realiza muchas acciones básicas y de control fino casi inconscientemente, como evitar colisionar con objetos en el camino, esquivar obstáculos, atravesar puertas y deambular por corredores, aun cuando el ambiente es cambiante. Por el contrario, a las personas con discapacidades motrices severas, les resulta extremadamente difícil realizar tareas básicas como éstas.

La SRR debe permitir a estas personas concentrarse en las tareas complejas y de planeamiento del movimiento, dejando que el sistema de inteligencia se encargue del resto [96].

Son tres los requisitos fundamentales que debe cumplir una SRR:

- El primero, y más importante, es la seguridad de los usuarios de la silla de ruedas, como así también la de terceros que puedan encontrarse en su entorno. Un error que ponga al usuario en riesgo de sufrir un accidente no es concebible, por lo tanto los criterios de diseño de estos dispositivos deben adoptarse bajo esta premisa.
- Por otro lado, como segundo requisito, el sujeto debe tener siempre el control del móvil. Si fuese al revés, la silla de ruedas podría forzar al usuario a moverse hacia lugares que él no desea o quitarle la posibilidad de modificar el destino mientras se encuentra en movimiento.
- Por último, como cada persona puede tener un grado de discapacidad diferente al de otra, la adaptabilidad del dispositivo a cada usuario es necesaria si se quiere que la SRR sea efectiva para un gran número de personas.

Se han desarrollado muchas SRR en diferentes grupos de investigación alrededor del mundo, cada una de ellas con enfoques diferentes, ventajas y desventajas.

En el proyecto TAO llevado a cabo por el *Applied AI Systems, Inc.* (AAI) se desarrollaron dos prototipos: TAO-1 y TAO-2. La finalidad del proyecto es crear un accesorio que pueda utilizarse con cualquier silla de ruedas eléctrica y proveerle un alto nivel de autonomía. Para detectar obstáculos se utilizan sensores infrarrojos (IR), cámaras y sensores de contacto. Este sistema dota a la silla de la capacidad de evitar obstáculos, traspasar puertas, seguir paredes, escapar de multitudes y navegación autónoma basada en puntos de referencia. La comunicación con el usuario se realiza a través de un teclado. Los resultados fueron satisfactorios tanto en ambientes internos como externos, con algunos errores ocasionales como es de esperar en un prototipo [97] [98].

La SRR desarrollada en la Universidad Osaka de Japón consta de dos cámaras, una dirigida hacia el sujeto y la otra hacia delante. El sujeto comanda la SRR con gestos faciales captados por la cámara e interpretados por el sistema de inteligencia. La cámara dirigida hacia delante identifica los objetivos y permite comandar la SRR cuando el usuario no se encuentra sentado en la misma. La SRR responde a los comandos del

usuario y se adapta a los cambios ambientales, en un modo de navegación compartido que le permite esquivar obstáculos. Inicialmente utiliza un mapa métrico junto con estimaciones de la posición (*dead reckoning*) para direccionarse, luego se adapta a las características ambientales a través de sensores IR. La SRR es capaz de cambiar automáticamente entre los modos de funcionamiento: seguimiento de paredes, alcance de objetivos y evitar obstáculos [98].

La silla de ruedas Rolland desarrollada en la Universidad de Bremen en Alemania fue utilizada por Kollman et-al como plataforma para investigaciones en navegación autónoma. Utilizando puntos de referencia y estimaciones de la posición para auto-localización y sensores ultrasónicos, IR y de contacto para evitar colisiones. La silla de ruedas es capaz de navegar autónomamente entre diferentes posiciones de un mapa. Röfer implementó diferentes modos de operación, como seguimiento de paredes y pasaje de puertas, y la habilidad de volver por rutas previamente memorizadas [98]. Posteriormente Röfer y Lanckenau [99] desarrollaron un segundo prototipo que utilizaba solo sensores ultrasónicos con un algoritmo de evasión de obstáculos más sofisticado. El usuario podía enseñarle al sistema trayectorias a seguir que eran grabadas y que luego podían repetirse. El usuario también podía conducir la silla de ruedas libremente, con una velocidad variable de acuerdo con la densidad de obstáculos en el ambiente. Röfer usó el segundo prototipo como base para investigaciones en la creación dinámica de mapas métricos usando láser [100]. El tercer prototipo, Rolland III, está equipada con dos escáneres láser montados al nivel del piso, el cual permite escaneos por debajo de los pies del usuario. Un sensor adicional, para observar el ambiente en el cual se desenvuelve el robot, está dado por un sistema de visión omnidireccional montado en la parte superior de la Rolland III [101] tal como se puede apreciar en la Figura 16.



Figura 16: Silla de ruedas Rolland III mostrando sus sensores laser (cajas amarillas en el chasis) y sensor adicional para observar el ambiente (montado sobre el respaldo) [101].

Para llevar a cabo proyectos y desarrollos que involucren prototipos de sillas de ruedas como los antes mencionados, es necesaria una gran cantidad de dinero y tiempo.

Teniendo además en cuenta que la mayoría de estos no son más que prototipos utilizados generalmente con propósitos de investigación, estos gastos pueden resultar excesivos. Con el objetivo de minimizar los costos y agilizar los desarrollos, se puede recurrir al uso de simuladores por computadoras para evaluar conceptos, y estrategias tanto de diseño como de comando y control de sistemas complejos como éstos, que a su vez resultan cada vez más accesibles, y potentes en sus capacidades.

Simuladores en Robótica

Con el avance de la tecnología electrónica e informática se han desarrollado entornos de simulación computacionales cada vez más potentes. Un caso particular son los simuladores dedicados a la robótica, con los cuales generalmente no sólo se pueden simular robots, sino también los ambientes en los cuales estos se desempeñan. Estos simuladores de robótica son una poderosa herramienta, tanto para la industria como para la investigación.

Los simuladores de robótica brindan a la industria una herramienta para el rápido desarrollo y evaluación de prototipos, ahorrando tiempo y dinero en las primeras etapas de diseño y experimentación. Además, dada la infinidad de situaciones riesgosas no planeadas durante las primeras etapas del desarrollo de un robot, los simuladores pueden suponer una alternativa más segura, tanto para las personas involucradas como para la maquinaria utilizada, para realizar las primeras pruebas en un ambiente simulado. Los errores de diseño pueden ser rápidamente corregidos en un ambiente virtual, sin la necesidad de modificar o cambiar costosas piezas de hardware [102].

Un área en la cual estas herramientas computacionales son particularmente útiles, es la investigación. En el marco de proyectos de investigación, sobre todo en organismos públicos, los recursos suelen ser limitados como para armar prototipos que muchas veces deben ser modificados o descartados por completo. Es por esta razón que muchos grupos se están volcando al uso de simuladores para desarrollar prototipos virtuales y evaluar sus investigaciones en el campo de la robótica y sistemas de control.

Más allá de lo anteriormente expuesto, los simuladores actuales de robótica cuentan con un nivel de realismo tal que en muchas ocasiones alcanza para cubrir las necesidades de un área determinada, como puede ser la educación en robótica y la investigación de sistemas asociados a la robótica.

Existen en el mercado diversos simuladores de robótica computacionales comerciales y gratuitos. El desarrollo gráfico de prototipos y ambientes virtuales, la simulación de las leyes físicas y la programación en diferentes lenguajes son algunas de las características con las que generalmente cuentan los simuladores más avanzados.

Algunos de estos programas forman parte de plataformas de robótica, y los otros tienen usualmente la posibilidad de adherirse a una de ellas. Las plataformas de robótica son programas que combinan herramientas con el objetivo de dar una solución integral a los

desarrolladores de aplicaciones robóticas. Cuentan con diversos lenguajes de programación de alto nivel para robots que pueden ser utilizados para programar diferentes prototipos y robots comerciales. Por lo tanto, es la plataforma de robótica quien se hace cargo de los códigos de bajo nivel específicos de cada hardware. Además, generalmente traen embebidas diversas herramientas como paquetes de algoritmos de control, visión computacional, desarrolladores de prototipos y simuladores de robótica.

A continuación se hace una revisión de algunos de los simuladores que se pueden conseguir en el mercado y que se podrían ajustar a los objetivos del presente trabajo:

Microsoft Robotics Studio (MSRS)⁹ es una plataforma de robótica comercializada por Microsoft que corre en Windows y Windows CE. Un entorno de tiempo de ejecución distribuido hace la mayor parte del trabajo de mensajería y gestión de los hilos de ejecución de tareas. La coordinación de tareas está basada en el concepto de árbitros de servicios. MSRS incluye además un entorno de simulación y una herramienta de desarrollo gráfico de servicios [102]. Si bien muchas empresas en el rubro de la robótica han declarado su apoyo a la plataforma MSRS, es incierto el costo que podrá tener la misma cuando MS la considere madura para el mercado de la robótica.

Player¹⁰ es una capa de abstracción de hardware basada en el protocolo TCP/IP de código abierto para un número creciente de hardware de robótica. Stage y Gazebo¹¹ proveen los entornos de simulación que acompañan la plataforma. Estos entornos soportan simulaciones multi-robots adecuados para la investigación de trabajo de robots en equipo. Corriendo sobre el robot, Player provee de una interfaz simple de comunicación sobre la red IP para leer los sensores, enviar comandos a los actuadores y configuraciones sobre la marcha [102]. Sin embargo, la capacidad de simulación que poseen es limitada para ofrecer una buena visualización 3D y en tiempo real.

Webots¹² es uno de los simuladores más conocidos en el mercado, es comercializado por Cyberbotics. Webots no es una plataforma de robótica, sino un entorno de simulación y desarrollo rápido de prototipos. Este software puede ser usado como entorno de simulación de la plataforma de robótica comercial URBI. Además viene con modelos de varios robots comerciales incluyendo bípedos, robots con ruedas y manipuladores robóticos [102].

Marilou Robotic Studio¹³: Marilou es un entorno de modelización y simulación de robots que se desenvuelven en condiciones del mundo real y en tiempo real, respetando las leyes de la física. En un entorno gráfico, Marilou permite crear robots con diferentes niveles de anidamiento para construir incluso complejos ensambles, que luego pueden ser usados para experimentar y evaluar su desempeño y los algoritmos de control programados.

⁹ <http://www.microsoft.com/robotics/>

¹⁰ <http://playerstage.sourceforge.net/>

¹¹ <http://gazebosim.org/>

¹² <http://www.cyberbotics.com/>

¹³ <http://www.anykode.com/home.php>

Este simulador fue desarrollado y es comercializado por Anykcode, una joven empresa de origen francés fundada por Laurent Ricatti, el creador de Marilou, que es asistida por Cap Omega, la incubadora de empresas de Montpellier Agglomération [91]. Además de mostrar ser un muy eficiente y completo sistema, desde el primer momento y ante las primeras consultas sobre las características y accesibilidad a este software, la empresa se mostró muy abierta y dispuesta a entablar colaboraciones. Es así que en el mes de abril del año 2008, Anykcode cedió al LIRINS (Perteneiente a la Facultad de Ingeniería - UNER) cuatro licencias completas de Marilou en un acuerdo de cooperación conjunta, sumando esto a la decisión de adoptar este software para el desarrollo del presente trabajo.

Marilou ofrece un entorno visual de modelado muy intuitivo. Complejos robots y ambientes simulados pueden ser construidos fácil y rápidamente con la interfaz estilo CAD de su editor, como se observa en la Figura 17. Tampoco está limitado a modelar un tipo de robot determinado, sino que se pueden modelar robots móviles con ruedas, humanoides, manipuladores o robots paralelos.

Los modelos de colisión pueden ser creados usando las estructuras simples nativas de Marilou, como cilindros, esferas, paralelepípedos, cubos y cápsulas. Por otro lado, la forma en tres dimensiones (3D) de los objetos físicos puede manejarse usando uno o más modelos 3D nativos o importados desde otras aplicaciones (ver Figura 17).

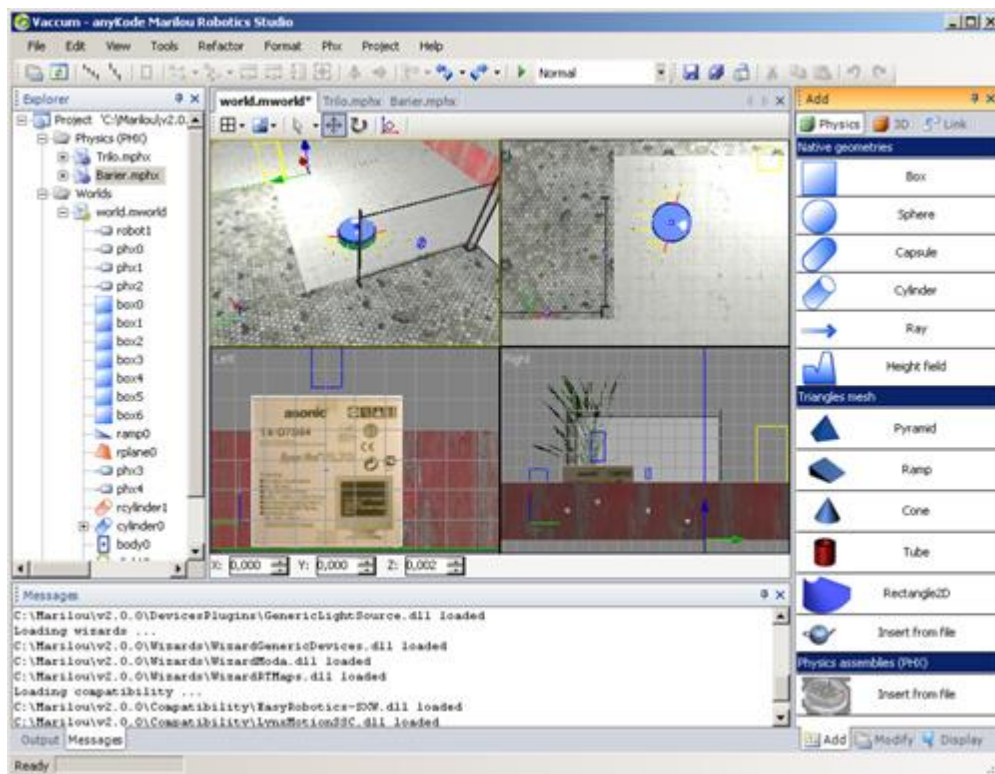


Figura 17: Entorno de modelado de Marilou. En el centro se encuentran las vistas del modelo al estilo CAD, con la barra de exploración a la izquierda y los paneles de manipulación a la derecha, desde donde se pueden agregar y modificar las entidades al modelo.

Los modelos más complejos pueden armarse fácilmente ensamblando sub-partes más simples para formar el robot. De esta manera Marilou ofrece un sistema de anidamiento para ir creando las partes de un robot por separado y luego combinarlas para construir un robot complejo. Además, este enfoque permite reutilizar partes de un objeto en otro diferente y trabajar conjuntamente y en paralelo con otras personas en un gran proyecto.

Motor de Física: En Marilou la dinámica de los modelos es manejada por el motor dinámico de código abierto (ODE, Open Dynamics Engine, en inglés), una librería de manejo físico para simulación y modelos computacionales. El modelo de colisión de Marilou está basado en geometrías simples, terrenos y grillas de elevación, mallas de triángulos y formas convexas. Sin embargo, la simulación más fidedigna y rápida de las colisiones se presenta cuando se usan solo las geometrías simples nativas mencionadas en la sección anterior. Los cuerpos rígidos de Marilou permiten ensamblar las diferentes geometrías que forman una entidad dinámica. Luego, estas geometrías están sujetas a las leyes de la física, como la gravedad. Las propiedades de un objeto ensamblado con un cuerpo rígido, como el centro de gravedad, masa y la matriz de inercia, pueden ser calculadas y configuradas por el usuario, o puede dejarse que Marilou las calcule automáticamente. Las geometrías que no están contenidas en un cuerpo rígido son consideradas estáticas, y las fuerzas no tienen efectos sobre ellas. Sin embargo, otras geometrías dinámicas sí pueden colisionar con estas geometrías estáticas. Las articulaciones o juntas son usadas para articular dos cuerpos rígidos. Las articulaciones expresan los grados de libertad de movimiento de un cuerpo rígido con respecto del otro. En Marilou existen juntas fijas, rotacionales de uno o dos ejes, universales, tipo bola, de traslación y de roto-traslación. Las articulaciones son deformables e incluyen simulación de ruptura si se exceden los límites de esfuerzo configurados.

Dispositivos: Marilou cuenta con una gran cantidad de dispositivos embebidos para robots. Entre estos podemos nombrar actuadores como motores, servomotores, motores paso a paso, pistones, luces y fuerzas de presión de aire; y sensores como cámaras, detectores de luz, sensores de distancia sensibles a las propiedades de los materiales (infrarrojos, láser y ultrasónicos), GPS, odómetros, sensores de contacto, acelerómetros y sensores de fuerza. Todos estos dispositivos son configurables. Además, Marilou cuenta con una librería de dispositivos comerciales a la cual el usuario puede agregarle otros.

Programación: Marilou cuenta con un kit de desarrollo de software (SDK, por sus siglas en inglés) llamado Marilou Open Device Access (MODA). Esta es una SDK genérica para controlar y recibir información de los robots simulados y los dispositivos embebidos. Los robots pueden ser controlados a través de una red de computadoras, sin necesidad que el programa de control de un robot se encuentre en la misma computadora en la que se encuentra corriendo la simulación. Además, un robot puede ser controlado o mandar información a varios programas. Del mismo modo, varios robots pueden ser controlados por un solo programa, aunque estos no se encuentren en el mismo ambiente simulado. Los programas de control pueden ser programados en diversos lenguajes, como C/C++, C++ CLI, C#, J#, VB#; y pueden ser compilados utilizando Microsoft Visual Studio, desde la versión 6 hasta la 2008, DevC++, CodeGear C++ Builder o cualquier

compilador con el cual se reconstruyan las librerías de MODA. Las librerías MODA son compatibles tanto con Windows, como con Linux.

Un sistema de compatibilidad externo permite acceder a los robots simulados usando el mismo lenguaje y la misma interfaz de programación que el robot real. Esto ahorra a los desarrolladores mucho tiempo, ya que los algoritmos usados en la simulación pueden directamente utilizarse en el robot real. De esta manera, Marilou se acerca un poco más a una plataforma de robótica que otros simuladores.

Marilou es compatible con Gostai Urbi, por lo tanto los robots pueden ser programados utilizando el poderoso lenguaje de robótica URBI.

Simulación: La simulación generalmente se ejecuta en tiempo real, aunque se deja al usuario la posibilidad de configurar la velocidad de simulación que necesite. La simulación puede ser pausada y recomenzada en cualquier momento. Se pueden activar y desactivar distintas opciones de visualización en tres dimensiones y moverse el punto de vista de la simulación a cualquier lugar del ambiente simulado. El usuario puede interactuar con los objetos de la simulación mientras la misma está corriendo, para mover un objeto de un lugar a otro, por ejemplo. Además se pueden tomar imágenes y grabar videos de la simulación mientras ésta se ejecuta.

Para llevar a cabo este proyecto se eligió el simulador de robótica Marilou Robotics Studio de Anycode. Marilou se destaca por la facilidad con la cual se modela en su entorno, logrando desarrollos de alta complejidad en poco tiempo. A su vez, la combinación de una gran variedad de dispositivos para robots, con librerías de dispositivos comerciales, y el alto nivel de realismo y exactitud de las simulaciones, son un punto más que favorable.

Por otro lado, esta elección no se debió sólo al alto desempeño que presta Marilou, sino también al apoyo recibido por parte de la compañía y de su fundador y creador de Marilou, Laurent Ricatti.

Finalmente con la intención de abordar en este trabajo ensayos de comando de dispositivos robóticos en tiempo real mediante ICC, se propone como punto de partida la combinación de un software bien conocido por la comunidad, el BCI2000, con un el sofisticado sistema de simulación robótica antes descrito, Marilou. El sistema de simulación posee módulos capaces de reproducir con extremo realismo las características y comportamientos de cuerpos rígidos, sensores y actuadores en un ambiente bajo las leyes de la física.

De esta manera se busca además durante el presente trabajo avanzar sobre el desarrollo de una plataforma de investigación que permita explorar aplicaciones más generales de ICC en robótica funcionando en tiempo real, y que tenga la capacidad de estimar su desempeño, lo que involucra tanto a la ICC como a los dispositivos que se intentan comandar.

5. Metodología

Este capítulo describe la metodología del presente trabajo, organizada en tres etapas. En la primera etapa, con los datos e información disponibles al momento de desarrollo de la misma, se propone un esquema para evaluar y estimar la cantidad y tipos de canales, frecuencias de muestreo y mejores técnicas para implementar las etapas de extracción de características y clasificación de ERP necesarios para implementar una ICC basada en P300. Durante esta etapa se trabajó sobre bases de datos que dispusieran de registros con la mayor cantidad de canales posibles, y en forma off-line.

En la segunda etapa, se abordó el problema del procesamiento de señales con mayor contaminación por artefactos, intentando preservar la información discriminativa y eliminando la proveniente de los artefactos, pero proponiendo métodos automáticos, capaces de ser incorporados al problema de clasificar entre las señales de EEG que contienen ERP y las que no. En esta etapa se continuó usando registros de bases de datos, y en forma off-line

En la tercera etapa, se concluye a partir de los resultados previos y el desarrollo del estado del arte revisado, sobre las técnicas, configuraciones y herramientas a utilizar para implementar un sistema ICC basado en P300 en tiempo real y orientado específicamente a la aplicación del control de una silla de ruedas. Se aborda la problemática de proponer una interfaz de estimulación adecuada, e implementar la aplicación sobre una plataforma de alta capacidad de simulación, en tiempo real y de alto grado de realismo. Esta última etapa es probada con registros realizados en tiempo real (on-line)

• **Etapa 1: Evaluación del efecto de número y configuración de electrodos**

La presente etapa del trabajo se orienta a optimizar los módulos de “extracción de características” y “clasificación” que forman parte de una ICC (ver Figura 2), del tipo no-invasiva y basada en la generación de Potenciales Relacionados a Eventos (ERP) del tipo P300. En particular se utilizan ERP generados por el paradigma de estímulos infrecuentes (oddball) visuales, propuesto por primera vez para su aplicación en ICC, por Farwell y Donchin [68], y se realizan análisis sobre la base de datos de la competencia de BCI 2003.

Datos empleados

En la presente etapa, los registros de EEG fueron inicialmente obtenidos de una base de datos (albany-IIb) generada para la Competencia de ICC del 2003 y disponible en su sitio Web [74]. Esta base de datos consta de 3 sesiones completas de registros sobre un sujeto, con 64 canales digitalizados a 240 Hz. Éstos contienen respuestas con P300 generados usando el paradigma descrito por Donchin et al en [52]. Los estímulos utilizados consistieron en sobre-iluminaciones de renglones o columnas de caracteres distribuidos en una matriz de 6x6 presentada sobre un monitor. La tarea del sujeto consistió en prestar

atención (conteo mental del caracter deseado) a varias secuencias de caracteres contenidos en palabras previamente especificadas. Los 6 renglones y 6 columnas fueron intensificados en una secuencia aleatoria a una frecuencia de 5.7 Hz, generando 12 estímulos por cada repetición completa de una matriz, y donde sólo dos de estos estímulos generan un ERP. Los conjuntos de 12 iluminaciones (presentación) fueron repetidos 15 veces por cada caracter (que indicaremos como 15 repeticiones). La base de datos cuenta con registros etiquetados (indicándose si contiene o no P300) correspondientes a 73 caracteres. Cada sesión consistió de varias *corridas*, en donde el sujeto enfocó su atención sobre una serie de caracteres (ver en la Tabla III las palabras deseadas para cada corrida en las sesiones 10 y 11).

Para cada caracter, el usuario recibió la siguiente secuencia de estimulación: primero la matriz fue mostrada por un periodo de 2.5 segundos (denominada “matriz en blanco”), con cada columna y renglón iluminados con la misma intensidad. Luego, cada renglón y columna en la matriz fue intensificado respecto de los demás por un período de 100 ms, resultando así en 12 estímulos diferentes (6 renglones y 6 columnas). Luego de cada una de estas intensificaciones, la matriz permaneció en blanco por 75 ms. Estos estímulos fueron presentados en forma aleatoria en bloques de 12, y cada uno de estos bloques de estímulos se repitió 15 veces, obteniéndose un total de 180 intensificaciones para cada caracter.

Tabla III: Se muestra la secuencia de caracteres (palabras) sobre las que el sujeto enfocó su atención en las sesiones 10 y 11.

Sesión	Corrida	Palabra
10	1	CAT
10	2	DOG
10	3	FISH
10	4	WATER
10	5	BOWL
11	1	HAT
11	2	HAT
11	3	GLOVE
11	4	SHOES
11	5	FISH
11	6	RAT

Cada secuencia de 15 bloques de 12 estímulos, fue seguida por un periodo de 2.5 segundos durante el cual se presentó la matriz en blanco. Este período informaba al usuario que el tiempo para el caracter en curso había terminado y que debía enfocar su atención sobre el siguiente caracter de la palabra designada.

Finalmente se destaca que estas señales fueron registradas en 64 canales de EEG, y luego fueron almacenadas en una gran matriz de datos (número total de muestras x 64 canales),

junto a otras variables que definen los tiempos de inicio de cada intensificación, códigos de estímulo asociado a cada una, etc.

El contar con estas bases de datos, permite comenzar a experimentar con algoritmos de pre-procesamiento y clasificación, a la vez que facilitan una comparación objetiva de los resultados obtenidos respecto de otros autores y grupos de investigación utilizando las mismas bases de datos.

Pre-procesamiento y clasificación

Todos los datos fueron filtrados mediante un filtro pasa bajas a 30 Hz. Se tomaron épocas del registro entre los 0 y 600 ms respecto de la aplicación de cada estímulo y se promediaron bloques de 5 épocas sucesivas para mejorar la relación señal a ruido. Es decir que por cada conjunto de presentaciones se obtuvieron 3 promedios de señales distintos por estímulo y por canal, es decir, tres patrones de 5, 10 y 15 épocas promediadas. Dichas señales fueron normalizadas con media cero y desviación estándar unitaria. Finalmente la base de datos pre-procesada se dividió en un conjunto de entrenamiento (42 caracteres) y uno de prueba (31 caracteres), tal como fue presentado originalmente para la citada competencia [74].

Extracción de Características

Ésta se realizó aplicando Análisis de Componentes Principales (PCA) en el conjunto de entrenamiento sobre el cual se estimaron los componentes principales. Se fijó una varianza explicada del 97.5 % para determinar el número de componentes (n) a preservar. Las proyecciones de las señales pre-procesadas sobre estas n componentes, generaron n coeficientes que se tomaron como el vector de características (patrón) correspondiente.

Para cada uno de los conjuntos de presentaciones disponible en el conjunto de entrenamiento, se tomaron igual número de patrones para cada clase (6 conteniendo y 6 sin contener P300 por cada conjunto de presentaciones) y se entrenó un clasificador para cada uno de los 64 canales. En la fase de prueba, el clasificador se aplicó sobre todos los patrones disponibles (6 y 30 respectivamente). Cada clasificador utilizado fue una SVM no-lineal con núcleo Gaussiano, y para la determinación de sus dos hiper-parámetros (C y Gamma) se realizó una validación cruzada (CV) de 10 vías sobre el conjunto de entrenamiento. Esta CV también fue utilizada para obtener una estimación del error de clasificación correspondiente a cada canal.

En un primer paso, los errores de CV fueron directamente tomados como un índice de eficiencia para cada canal. En un segundo paso, las SVM (cuyos parámetros fueron estimados en la CV) fueron aplicadas sobre los patrones obtenidos del conjunto de prueba.

La clasificación sobre el conjunto de prueba fue realizada en tres etapas: en la primera, los valores de los discriminantes generados por las SVM para cada uno de los 3 patrones obtenidos de los promedios correspondientes a un carácter, fueron sumados siguiendo el

método utilizado por Meinicke et al en [103]. En la segunda etapa, estos discriminantes fueron nuevamente sumados, considerando ahora sólo los obtenidos de aquellos canales cuya eficiencia estimada superaba un umbral determinado. En la tercera etapa, el máximo valor de esta suma de discriminantes fue considerado para seleccionar el índice del renglón y la columna del carácter deseado.

Para evaluar el comportamiento de tal combinación de electrodos, los valores del umbral fueron variados desde un mínimo de 0 a un máximo de 0.5 (incrementándose así gradualmente el número de canales seleccionados) repitiéndose los pasos uno y dos para cada valor.

Este procedimiento se repitió además variando, en la etapa dos de la clasificación, el número de discriminantes sumados en 3, 2 y 1. Es decir utilizando 15, 10 y 5 repeticiones respectivamente, en el proceso de clasificación.

Para la manipulación y procesamiento de los datos se utilizó la aplicación Matlab. Además se hizo uso de las siguientes librerías (Toolbox): Prtools 3.1.2 [104] para la extracción de características con PCA y Osu-svm 3.00 y LibSVM [105] para el entrenamiento y prueba de los clasificadores basados en SVM.

• **Etapa 2: Restauración automática del EEG y extracción de características**

Los análisis desarrollados en esta segunda etapa del presente trabajo, están motivados por la necesidad de evaluar técnicas automáticas de eliminación de artefactos del EEG, (independientes del operario), en el contexto de registros reales y más contaminados con ruido, de respuestas evocadas P300. En el entorno de la investigación clínica, donde el análisis de datos se realiza con frecuencia de forma offline, el experimentador puede dedicar mucho esfuerzo para seleccionar las épocas con señales útiles y descartar artefactos, en general, asistido por un conjunto de herramientas de procesamiento de señales. Sin embargo, para una aplicación BCI online, la información es escasa y debe ser utilizada de forma óptima. Por lo tanto, la eliminación usual de señal cruda por medio del rechazo automático de épocas no es una solución adecuada. Deben proveerse alternativamente algunos métodos de restauración automática de señal.

Se proponen dos técnicas diferentes de eliminación automática de los artefactos de EEG. Los métodos de descomposición de señales son el corazón de estos esquemas de preprocesamiento: (i) la restauración de EEG con Análisis de Componentes Independientes (ICA), utilizando una estrategia de selección automática de los componentes, y (ii) Análisis de Componentes Espaciales Principales (SPCA) de estimación en un subespacio de la señal, para la generación de canales virtuales de EEG que pueden separarse en subespacios de señal y ruido. Ambos métodos se comparan en lo que respecta a la desempeño de clasificación contra la utilización de EEG crudo, al que

solamente se le ha filtrado con filtros pasa banda. En los tres casos, los vectores de características son construidos por submuestreo temporal de la serie temporal original o restaurada.

Datos empleados

El conjunto de datos Dataset II, presentado para la BCI Competition III [75], es un ejemplo de fácil acceso de señales reales contaminadas con diversos tipos de artefactos. De esta base, 170 registros de EEG de 64 canales se utilizaron en el presente estudio. Estos registros fueron obtenidos de dos sujetos diferentes (85 registros de cada uno) realizando una tarea de deletreo visual, siguiendo el mismo paradigma descrito por Donchin et. al. [52], que evoca potenciales P300 relacionados a eventos bajo deletreo dirigido. Cada registro corresponde a 15 épocas de intensificaciones de la matriz de deletreo. La inspección visual de los registros indica la presencia de múltiples artefactos y ruido, como sería de esperar en una configuración real de una aplicación basada en P300. Una muestra del registro tomado del sujeto A, caracter 05, se muestra en la Figura 18.

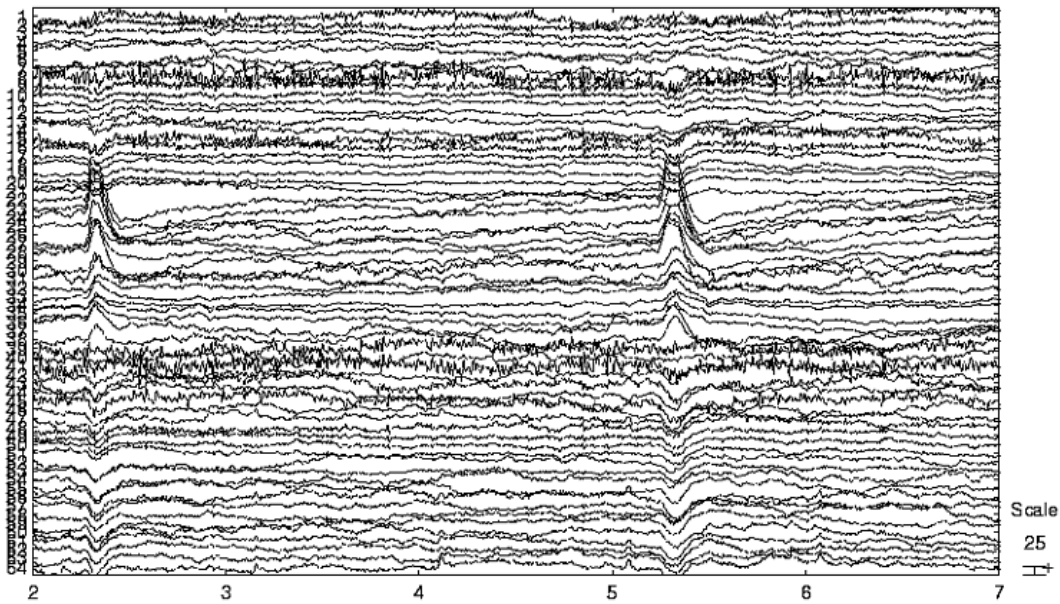


Figura 18: Registro de 64 canales, donde se observa la presencia de varios tipos de artefactos.

Extracción de Características

Ésta se realizó aplicando Análisis de Componentes Principales (PCA) en el conjunto de entrenamiento sobre el cual se estimaron los componentes principales. Se fijó una varianza explicada del 97.5 % para determinar el número de componentes (n) a preservar. Las proyecciones de las señales pre-procesadas sobre estas n componentes, generaron n coeficientes que se tomaron como el vector de características (patrón) correspondiente.

En busca de una óptima frecuencia de muestreo, cada época de cada carácter fue filtrada con diferentes filtros pasa-banda FIR de orden 120 de fase cero con una frecuencia de corte inferior de 0,5 Hz y de corte superior en el conjunto de {5, 10, 20, 40, 60} Hz, y acordemente submuestreada. Se extrajeron ventanas temporales de 0 a 850 ms y se dividió por estímulos de filas y columnas. Todas las épocas fueron sesgadas y escaladas para normalizar con media cero y desvío estándar ± 1 . Se construyeron clasificadores con máquinas de SVM para cada ancho de banda de modo acumulativo época por época. El desempeño de clasificación de cada combinación “época-ancho de banda” fue estimada por validación cruzada de seis vías, y el ancho de banda con el mejor desempeño fue seleccionado para submuestrear todo el conjunto de datos.

Restauración del EEG

Se analizaron dos esquemas diferentes, basados en ICA y en SPCA, para la restauración operativo independiente de los registros de EEG antes del submuestreo óptimo.

- **Restauración basada en ICA**

Asumiendo un modelo lineal de mezclado, la extracción de componentes independientes del EEG de un conjunto de canales de registro, a través de análisis de componentes independientes (ICA) [106], consiste en el cálculo de una matriz de transformación lineal, M , tal que para un conjunto de C observaciones (canales de registro de EEG) de series temporales $X_n = [x_1(n) : : : x_C(n)]^T$ (donde $x_i(n)$ es un vector columna), la transformación $S_n = MX_n$ estima C fuentes de series temporales $S_n = [s_1(n) \dots s_C(n)]^T$, que son tan estadísticamente independientes como sea posible unas de otras. El grado de independencia es establecido por la optimización de alguna función de costo normalmente relacionada con medidas de información [106] [107].

Desde el punto de vista electrofisiológico, se espera que cualquier información relacionada a artefactos que se producen en un registro de EEG será independiente de la actividad cortical de interés, y por lo tanto, parece natural esperar que algunos de los componentes independientes llevaran a aislar los artefactos. Desafortunadamente, la matriz M tiene una inherente permutación de filas desconocida, lo que hace muy difícil establecer a priori cuales componentes absorben la mayor parte de la información del artefacto. Generalmente en los enfoques basados en P300 utilizando esquemas de pre-procesamiento de ICA, se adopta la intervención manual para seleccionar los componentes que deben ser rechazadas antes de su análisis de la señal [108] [109]. Desde la perspectiva de una aplicación BCI, este procedimiento es evidentemente no deseado, y deberían incorporarse algunos medios de rechazo automático de componentes. Dado se espera que los componentes que llevan artefacto sean altamente no gaussianos (es decir artefactos de ECG, EOG o EMG), una alternativa para la restauración automática de la señal es comprobar si las muestras de cualquier componente dado siguen o no una distribución normal. Eliminando estos componentes de S e invirtiendo $X_n = M^{-1}S_n$ se obtiene un simple procedimiento de restauración de la señal. Cabe señalar que el procedimiento se centra en el concepto de hasta qué punto los componentes relacionados

con el artefacto se alejan de la gaussianidad, en vez de lo cerca que están de ser gaussianos el resto de los componentes independiente resultantes.

La estadística descriptiva nos ofrece varias pruebas de normalidad. Una alternativa rápida y sensible es el cálculo de la llamada estadística W de Shapiro y Wilk [110]. Para un vector $s_i(n)$ de N muestras temporales, la estadística W se calcula como el producto interno:

$$W = \sigma_s^{-2} \alpha_N^T \tilde{s}_i(n) \quad (26)$$

donde $\tilde{s}_i(n)$ representa el vector ordenado de las muestras en $s_i(n)$, σ es la desviación estándar “no sesgada” (*unbiased*) estimada para estas muestras, y α_N es el vector de valores esperados de las estadísticas de orden normal para las N muestras [111]. W tiende a tener valores inferiores a 1 para los datos no gaussianos, y más cercanos a 1 para gaussianos. Es fácil de calcular, dado que α_N siempre se fija para cualquier $s_i(n)$ y puede estimarse (o recuperarse de tablas) de antemano.

El procedimiento de restauración basado en ICA puede resumirse como sigue:

1. Calcular la matriz de transformación M desde el conjunto de datos de entrenamiento
2. Determinar la estadística W para cada $s_i(n)$ usando (26)
3. Descartar aquellos componentes con W por debajo de un determinado umbral (es decir, generar \hat{S}_n) haciendo cero a los $s_i(n)$ descartados en S_n
4. Calcular $X^n = M^{-1} \cdot \hat{S}_n$

El umbral óptimo para W , es establecido probando diferentes valores de umbrales (véase Tabla IV), y a través de los resultados de clasificación por validación cruzada de 6 vías, siguiendo la misma estrategia utilizada para la determinación de la mejor frecuencia de remuestreo.

• Restauración basada en SPCA

Un segundo enfoque de restauración está formulado desde la perspectiva de que los artefactos se producen en regiones imprevistas de cuero cabelludo y que no hay razón de esperar correlación espacial con la actividad cortical de interés. La serie espacial de las C muestras simultánea en el tiempo n se define por el vector $p_n^T = [x_1(n) \ \dots \ x_c(n)]$.

Entonces, el conjunto completo de series espaciales se obtiene fácilmente de la transpuesta de Xn :

$$X_p = \begin{bmatrix} p_0^T \\ \vdots \\ p_n^T \\ \vdots \\ p_{N-1}^T \end{bmatrix} = X_n^T \quad (27)$$

Con el análisis de componentes principales estándar (PCA, [112]) del conjunto de series espaciales se puede obtener un subespacio de señal S_p , y un subespacio de ruido N_p :

$$R_p \Psi = \Psi \Lambda = [S_p, N_p] \Lambda \quad (28)$$

donde Ψ y Λ son, respectivamente, el valor propio y la matriz propia “diagonal” de la matriz de correlación espacial

$$R_p = E \{ p_n p_n^T \} \quad (29)$$

La proyección sobre el subespacio de señal y la retroproyección al espacio original produce el conjunto espacial restaurado \hat{X}_p , del que por transposición se obtienen las serie temporales restauradas. El PCA espacial se realizó para virtualizar el conjunto de canales, usando las estimaciones de la matriz de covarianza derivadas de las épocas P300 submuestreadas del conjunto de entrenamiento. Los datos originales se proyectaron sobre 62 canales virtuales conteniendo el subespacio de señal (componentes del tres al sesenta y cuatro de la transformación SPCA, en ordenados en forma descendente según sus correspondientes valores propios). Es importante señalar que bajo la interpretación espacial, los canales virtuales que explican la mayor parte de la varianza de la señal (componentes uno y dos) son de hecho los canales relacionados con los artefactos, y como tal deben considerarse parte del subespacio de ruido. Además, esta hipótesis está soportada bajo el estudio “single trial” (época única) usado en este trabajo, que es un escenario muy distinto al caso típico de conjuntos promediados.

El procedimiento de restauración basado en SPCA puede resumirse como sigue:

1. Calcular la matriz de correlación espacial R_p y sus descomposición en valores propios
2. Construir el subespacio de señal mediante la eliminación los dos componentes con mayor varianza de la base del PCA
3. Retroproyectar en el espacio original la parte del subespacio de señal de la matriz de observación

Los registros restaurados, ya submuestreados, están listos para la normalización previa a la fase de clasificación.

Extracción de características y clasificación

Se formaron para la clasificación vectores de características concatenando ventanas de datos de (0 – 850 ms) de los 10 mejores canales, determinados en función de su eficiencia en la clasificación a través de selección secuencial hacia adelante [113], tanto del EEG crudo (directo, EEG sin procesar) (EEGd), como del EEG restaurado con ICA (ICAr), como del EEG virtualizado con SPCA (SPCAr).

Se entrenaron SVM no-lineales (rbf) por época y repetición, para diferenciar los patrones con y sin P300 [54]. Para igualar las probabilidades previas se seleccionó un subconjunto de todos los patrones tipo no-P300 del conjunto de entrenamiento. Las salidas de la SVM se transformaron en estimaciones de probabilidad posterior por medio de regresión logística [114]. Se desarrollaron SVMs independientes para estímulos por fila y estímulos por columna. Para la toma de decisiones se emplearon los valores acumulados de las probabilidades posteriores para fila y columna a lo largo de las épocas, eligiendo aquel con mayor probabilidad posterior acumulada como el carácter correcto. La validación del clasificador se realizó sobre el conjunto de entrenamiento por validación cruzada de seis vías, y el error de clasificación se calculó para cada sujeto y cada modelo de SVM utilizados.

Para la manipulación y procesamiento de los datos en esta segunda etapa se utilizó la aplicación Matlab. Además se hizo uso de las siguientes librerías (Toolbox): Osu-svm 3.00 y LibSVM [105] para el entrenamiento y generación de los modelos de la SVM, y se utilizaron funciones de PRTtools [104] para la extracción de características con PCA, y funciones de EEGLAB para el cálculo de las componentes ICA [115].

• Etapa 3: Desarrollo y aplicación de la ICC al control de una silla de Ruedas Robótica, simulada en un ambiente virtual

El objetivo de esta etapa del presente trabajo es implementar una plataforma que permita explorar aplicaciones de ICC en robótica funcionando en tiempo real y estimar su desempeño, lo que involucra tanto a la ICC, como a los dispositivos que se intentan comandar.

Como experiencia se presenta el desarrollo, experimentación y resultados de desempeño de una ICC aplicada a la conducción de una Silla de Ruedas Robótica (SRR). La ICC se configuró utilizando el software BCI2000, y el paradigma P300 (estímulos visuales). La clásica matriz del deletreador de Donchin se modificó introduciendo íconos, en lugar de caracteres, que representan el conjunto de comandos disponibles para guiar la silla de ruedas.

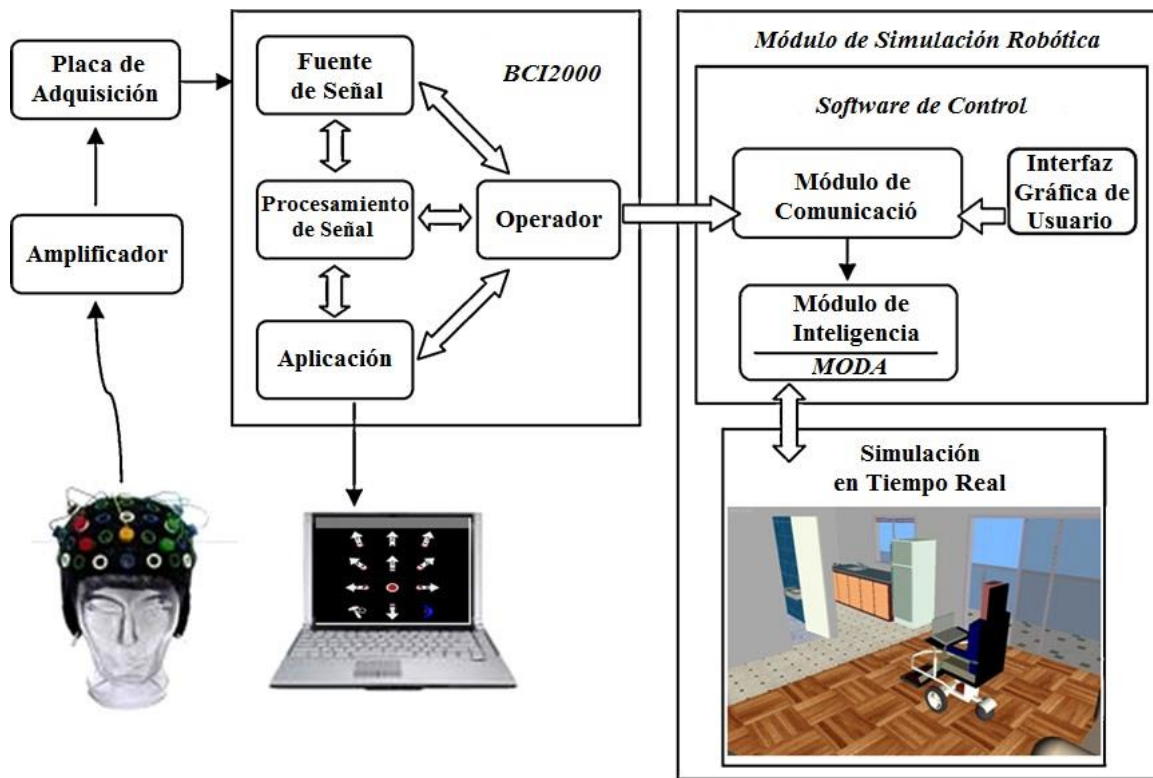


Figura 19: Diagrama de la Plataforma propuesta con todos sus módulos.

La descripción de una primera versión de la plataforma que aquí se presenta, se puede consultar en [116]. La plataforma está compuesta básicamente, por el módulo de registro, procesamiento de la señal y presentación de estímulos, más un módulo de simulación. Estos módulos se encuentran comunicados entre sí a través de un canal de transmisión de datos basado en el protocolo UDP. En la Figura 19 puede verse un esquema del sistema completo.

Datos empleados

Dado que en esta etapa el objetivo fue la experimentación en tiempo real, los datos empleados debieron ser registrados con los sistemas, y en el laboratorio, disponible al momento del desarrollo de este trabajo (LIRINS) que se describen en esta sección. Los mismos fueron realizados sobre sujetos sanos (estudiantes de grado) que se ofrecieron como voluntarios a tales efectos.

Para el registro del EEG se utilizó un módulo amplificador GRASS (modelo 8-18-36), conectando 6 de sus canales a un convertor analógico digital (CAD) modelo USB-DT9816 de la firma DataTranslation. Se utilizaron ocho electrodos de copa bañados en oro reusables y gel conductor de la marca Ten20.

Para capturar las señales desde el CAD, procesarlas y configurar la ICC se utilizó el software BCI2000 v2.0 [90], donde se realizaron cambios en el código del módulo de adquisición DTADC provisto con el mismo BCI2000 para obtener un nuevo módulo de adquisición DT9816 compatible con el conversor disponible (DT9816).

Los seis canales de EEG se obtuvieron de los 8 electrodos localizados en las siguientes posiciones según el sistema estándar 10-20: Fz, Cz, Pz, Oz, C3 y C4, mientras que los electrodos de tierra y referencia se localizaron en los mastoides izquierdo y derecho respectivamente (M1, M2). Los filtros del amplificador se configuraron para una banda de paso entre 0.3 Hz (Pasa-altos) y 35 Hz (Paso-bajos). La frecuencia de muestreo fue fijada en 3072 Hz con un “tamaño de bloque” a procesar de 32. Esta frecuencia en exceso de la necesaria (normalmente entre 240 y 256 Hz.) fue requerida debido a limitaciones en el hardware y en el módulo de adquisición DTADC, y para bajo estas condiciones lograr un buen compromiso entre el tamaño de bloque definido y la resolución temporal para el procesamiento de los datos y la presentación del estímulo en el programa BCI2000.

Matrices de estímulos para la conducción de la SRR

Partiendo de la clásica matriz de estimulación basada en caracteres utilizada en el deletreador de Donchin y siguiendo modificaciones propuestas y evaluadas en trabajos previos [116] [117], se configuraron dos matrices diferentes (que pueden ser consideradas como menús del usuario) utilizando iconos en lugar de caracteres. La primera matriz provee la interfaz con los comandos necesarios para la conducción de la SRR (menú principal de navegación). La segunda matriz (menú secundario y de uso menos frecuente) presenta una serie de comandos de configuración de la propia SRR y del sistema de navegación. Las matrices de estimulación propuestas pueden observarse en la Figura 20). Para establecer una interfaz más eficiente, algunos parámetros de estas matrices se basaron en resultados obtenidos en experiencias previas, donde se evaluó el efecto de distintos tamaños (dimensiones) de matrices [117], optándose para este caso por dimensiones relativamente pequeñas, de 3x4 y 3x3 (renglones x columnas) respectivamente.

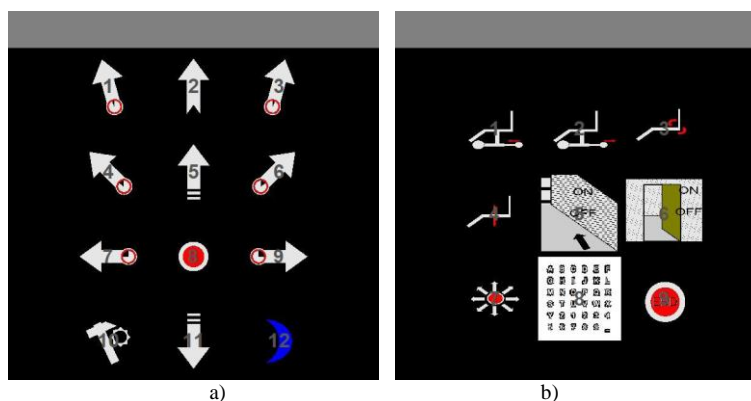


Figura 20: Matrices de estimulación basadas en iconos, utilizadas para generar los menús de navegación (a) y de cambios de configuraciones de la SRR (b).

Una descripción detallada y el listado de la asociación entre cada ícono de las matrices de estímulos, los comandos y las respectivas funciones de estos a los fines de comandar la SRR se muestran en el **Anexo I**.

La duración de los estímulos y los intervalos inter-estímulos se configuraron según las necesidades y preferencias de cada usuario, y teniendo en cuenta los resultados del entrenamiento del clasificador.

Según el objetivo propuesto de aplicación de la plataforma de ICC, se creó un modelo de SRR basado en un módulo de simulación robótica, el cual se describe a continuación:

Módulo de Simulación Robótica

El Módulo de Simulación Robótica (MSR) está compuesto por el software de simulación y un componente software desarrollado ad-hoc, denominado *Sistema de Control Inteligente*. El software de simulación utilizado fue el Marilou Robotics Studio (Marilou), desarrollado por la empresa Anykode [91], cuyas características, y motivo de selección fueron previamente descritos en el marco teórico de este informe.

El componente “Sistema de Control Inteligente” fue desarrollado específicamente para esta aplicación en lenguaje de programación C++ y está compuesta por dos módulos principales, el *módulo de comunicación* y el *módulo de Inteligencia*, más uno accesorio de *interfaz gráfica para pruebas*.

El *módulo de comunicación* establece un canal de comunicación con el BCI2000 a través de un protocolo de transmisión basado en UDP. A este módulo arriba la información de los estados de distintas variables del BCI2000 y en particular, la de los comandos seleccionados por el usuario que se encuentra conectado a la ICC. La comunicación se puede establecer sobre una misma computadora, o con el BCI2000 corriendo en otra computadora con el solo requisito de estar conectada mediante una red de área local.

El *módulo de Inteligencia* implementa los algoritmos de control del robot y se comunica con el software de simulación usando la librería MODA para recibir la información de los sensores y enviar señales de control a los actuadores. El objetivo de este módulo es, a partir de los comandos seleccionados, el de aplicar algoritmos inteligentes para controlar la SRR, donde se intentan incluir un conjunto comportamientos autónomos básicos tales como evitar colisión con obstáculos, realizar el seguimiento de paredes o pasillos y la detección de la presencia de pasajes entre habitaciones tales como puertas. Todas estas funciones tienen por objetivo proveer seguridad y minimizar el número de comandos requeridos para comandar una SRR.

Por último, una *interfaz gráfica para pruebas* fue creada para enviar comandos manuales mediante “apuntar y hacer click” con el ratón, con el objetivo de disponer de un modo de comando opcional al de la propia ICC, con el objetivo de realizar pruebas de las simulaciones robóticas en tiempo real, sin la necesidad de conectar y poner a funcionar la ICC. Dicha interfaz se muestra en la Figura 21, donde se observan la matriz principal de

navegación (a) y un menú de dialogo de configuración de modos y parámetros de la aplicación (b).

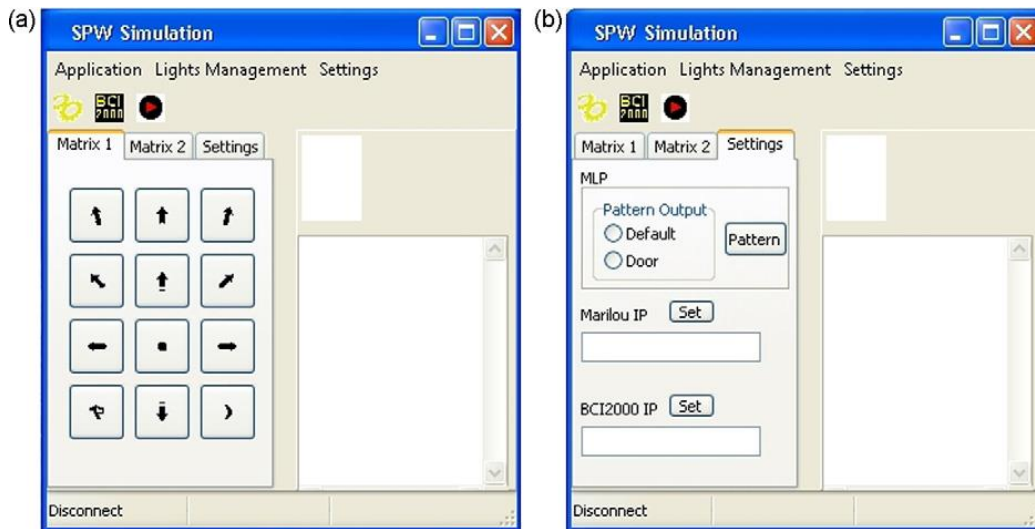


Figura 21: Interfaz gráfica para interacción manual con la aplicación robótica simulada. (a) Matriz principal de navegación y (b) menú de dialogo de configuración de modos y parámetros especiales de la aplicación.

Simulación de Silla de Ruedas Robótica

Según el objetivo propuesto de aplicación de la plataforma de ICC, se creó un modelo de SRR para ser simulado, que incluye entre otros, detalles de la estructura (motores, sensores, chasis, ruedas y su cinemática), la dinámica, y la masa distribuida de una persona promedio situada sobre la misma. Una descripción detallada de la estructura física y del sistema de control propuesto para la SRR se describe en el **Anexo II** del presente documento.

El sistema de navegación inteligente (SI) de la SRR, articula el componente del *módulo de Inteligencia* con un conjunto de 31 sensores infrarrojos (IR) y 24 sensores de contacto que se ubican en diferentes puntos de la estructura mecánica de la silla.

Los sensores y el SI de navegación proveen a la SRR de comportamientos semi-autónomos con el fin de prevenir accidentes y a la vez que facilitar el control de la silla de ruedas reduciendo a un mínimo el número de comandos requerido al usuario para conducir la silla a las posiciones deseadas por este (principal desafío cuando se piensa en la tasa de transferencia de una ICC).

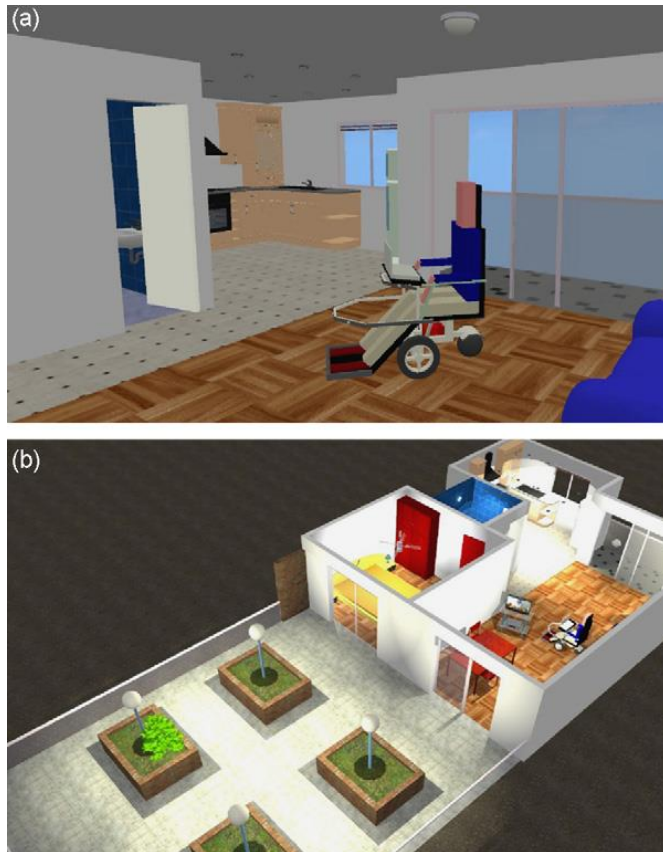


Figura 22: (a) Imagen de la SRR modelada. (b) SRR dentro del medio ambiente creado (mundo) para ensayos del comando de la misma.

En la Figura 22 (a) puede observarse una representación visual del modelo de la SRR desarrollado en Marilou, y en la Figura 22 (b) una vista panorámica del medio ambiente (emulando un departamento común) creado también en Marilou para realizar los ensayos y pruebas de conducción de la SRR.

Este SI se divide a su vez en dos partes: el SI reactivo (SIR) y el SI no reactivo (SINR). El SIR está a cargo de la seguridad del usuario, y provee un sistema que reacciona de forma inmediata (sin ser mediada por el usuario) frente a diferentes situaciones reconocidas a partir de los sensores de la SRR. El SIR contiene un sistema de seguridad que identifica y clasifica las zonas (definiéndolas en el rango F0-F3) que no pueden ser accedidas con seguridad por la SRR según niveles de riesgo. Si la SRR al trasladarse se acerca elementos del medio ambiente a posicionarse en estas zonas, el SIR tomará acciones preventivas, por ejemplo deteniendo el avance de la silla, o realizando avances más lentos, o por distancias menores.

Por otro lado, el SINR está orientado a controlar acciones más complejas con el objetivo de minimizar el número de comandos que el usuario necesitaría utilizar para realizar una trayectoria de navegación en particular. Este otro sistema está compuesto por una máquina de estados finitos (MEF) que establece un orden de prioridad y administra los

comportamientos complejos de *seguir paredes* y *cruzar puertas*. La MEF consta de 5 estados diferentes:

- 0) estado normal
- 1) puerta detectada
- 2) atravesar puerta
- 3) pared detectada
- 4) pared en seguimiento

Estos 5 estados tienen 13 reglas de transición que regulan las funciones de la MEF, los cuales se indican en la Figura 23.

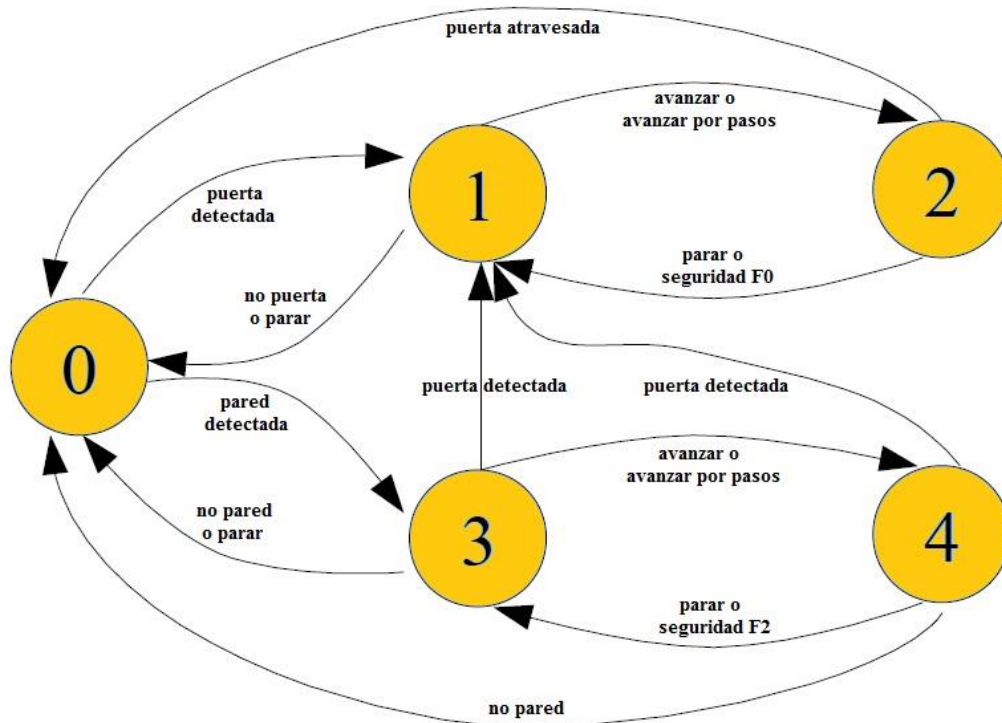


Figura 23: Esquema que representa la máquina de estados finitos, implementada en la SRR.

Un diagrama general del SI se presenta en la siguiente Figura 24.

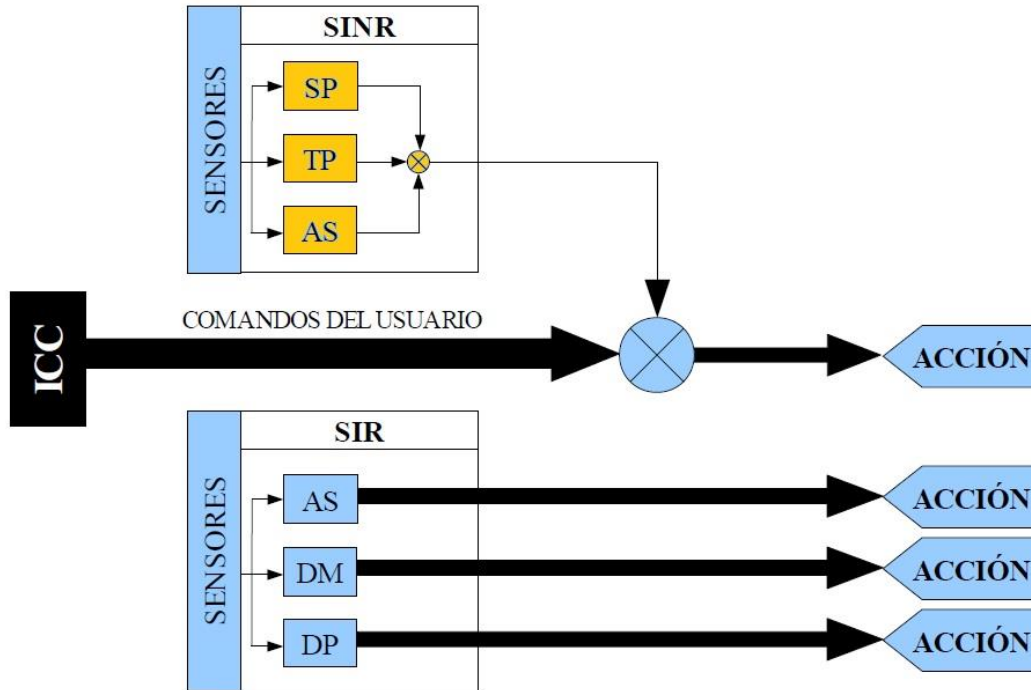


Figura 24: Diagrama del SI y su relación con la ICC. SP: Seguimiento de paredes. TP: Traspaso de puertas. AS: Áreas de seguridad. DM: Detección de paredes. DP: Detección de puertas.

Protocolos de experimentación y pruebas

Para poder analizar la información surgida de la experimentación, es necesario establecer criterios y métodos de evaluación. Como primer punto debemos analizar el desempeño de la SRR, teniendo en cuenta que este desempeño no depende solo del diseño de la SRR y del sistema de inteligencia, sino también de la interfaz con el usuario y la capacidad del propio usuario de conducir con eficiencia la SRR. Por lo tanto todas las partes del sistema se encuentran íntimamente relacionadas y su desempeño debe ser evaluado en conjunto.

Para realizar las experiencias se formuló un protocolo de experimentación con el fin de ordenar las etapas de prueba: instruir al usuario, configurar la ICC a su medida, entrenar el clasificador de la ICC y realizar pruebas en tiempo real. A continuación se presenta en la Figura 25 un diagrama de bloques con los pasos a seguir durante un experimento según el protocolo propuesto.

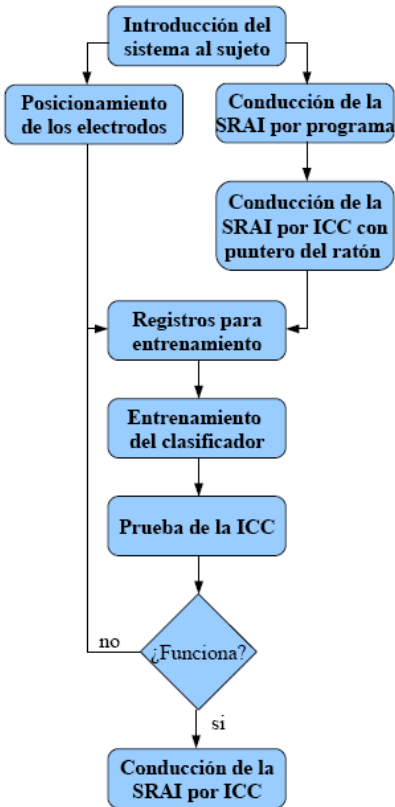


Figura 25: Diagrama en bloque del protocolo experimental propuesto.

- **Conducción de la SRR por programa**

Mientras se posicionan los electrodos se le pide al sujeto que conduzca la SRR a través de la interfaz gráfica del módulo del Sistema de Control Inteligente por una trayectoria predefinida. En ésta se pide pasar por la posición **A** (ubicada en el interior de la vivienda virtual) y llegar a la **B** (posición alejada ubicada en el patio del ambiente virtual) definidas en el escenario (Ver Figura 46).

- **Conducción de la SRR por ICC con puntero del ratón**

Se le pide al sujeto que conduzca la SRR, pero ahora “apuntando y seleccionando” con el propio ratón (*mouse*) de la PC, y con la misma consignas de trayectoria a realizar que en el punto anterior. En este caso se usa la misma interfaz de estímulos visuales de la ICC, pero eligiendo los comandos (íconos) directamente sobre la pantalla con el puntero del ratón.

Registros para entrenamiento:

Se le presentan al sujeto las matrices de estimulación de la ICC y se le pide que se concentre sucesivamente en 6 iconos predefinidos (*copy mode*). Se configura la ICC con los tiempos de estimulación que se utilizarán luego para el comando de la SRR y con 10 secuencias de estímulos por comando. Esto se realiza cinco veces.

Entrenamiento del clasificador:

Con los registros realizados en el paso anterior se procede al entrenamiento supervisado del clasificador utilizando la herramienta P300GUI del ICC2000.

Prueba de la ICC:

Se prueba la ICC en modo libre (*free mode*) pidiéndole al sujeto que escoja 5 comandos predefinidos. La cantidad de secuencias de estimulación se configura en función del desempeño del clasificador entrenado. Si el sujeto no consigue escoger todos los comandos con éxito en un solo intento, se aumenta el número de secuencias y se vuelve a probar la ICC. Este proceso se realiza hasta que la prueba sea exitosa o hasta llegar a 10 secuencias. Si con 10 secuencias de estímulos la prueba no es exitosa, se vuelven a realizar los registros de entrenamiento y todos los pasos sucesivos hasta llegar a un resultado satisfactorio.

- **Conducción de la SRR por ICC**

Finalmente, se realiza la conducción libre de la SRR a través de la ICC siguiendo la misma trayectoria que en los pasos anteriores. Los estímulos visuales de la ICC se presentan en la pantalla de una computadora personal (PC) tipo notebook, y la simulación corre en otra PC que además maneja la pantalla de presentación al usuario.

Siguiendo este protocolo se experimentó con dos voluntarios sanos. Durante cada fase de prueba en tiempo real, la aplicación desarrollada en C++ almacenó en un archivo el registro de: la posición de la SRR, los estados del SI y las lecturas de los sensores.

Metodología de evaluación

Los datos almacenados durante los experimentos fueron analizados para cada usuario, utilizando la información recogida durante la fase de “conducción de la SRR por programa” y la de “conducción de la SRR por ICC”. Este análisis intentó aislar las partes del sistema que deben ser evaluadas. La conducción por programa permite que el usuario alcance el objetivo con independencia de la ICC. En la conducción por ICC se evalúa el desempeño sobre el sistema completo, donde el mismo se ve afectado por la SRR y la ICC.

5. Resultados y discusión

Los resultados se presentan relacionados a las tres etapas en las que se organizó la sección de métodos de este trabajo: Etapa 1: Evaluación del preprocesamiento de las señales (Objetivo 1); Etapa 2: Eliminación de artefactos y restauración del EEG para la obtención de P300 (Objetivo 1) y Etapa 3: Desarrollo de la plataforma ICC y aplicación al control de una silla de ruedas virtual (simulada on-line) (Objetivos 2, 3 y 4). Para facilitar la integración de esta sección y el seguimiento y justificación de las pruebas realizadas, se incorporó la discusión y la declaración de los hallazgos principales encontrados en cada una de las etapas.

• Etapa 1: Evaluación del efecto de número y configuración de electrodos

Como se mencionó en la sección Metodología, es conveniente determinar la configuración óptima de la posición y número de electrodos para las diferentes aplicaciones. En particular, se ha reportado que la zona cortical donde se observa con mayor amplitud la onda P300 se ubica sobre la línea inter-hemisférica, desde la corteza central hacia la occipital [62]. En esta etapa de la presente tesis, se realizó un análisis para verificar dicha aseveración, pues es recomendable establecer de manera individual y dependiendo de la aplicación la mejor configuración y número de electrodos. Por simplicidad se muestran los resultados obtenidos sólo para el análisis de las señales obtenidas con los estímulos por columnas, de acuerdo al protocolo descrito en la etapa 1 de la sección de métodos.

Se construyó un mapa de la distribución espacial de los errores relativos de clasificación, obtenidos para cada uno de los 64 canales sobre el conjunto de prueba, que puede observarse en la Figura 26. De este mapa, se puede extraer información relativa a la contribución y calidad de cada electrodo en el desempeño del clasificador.

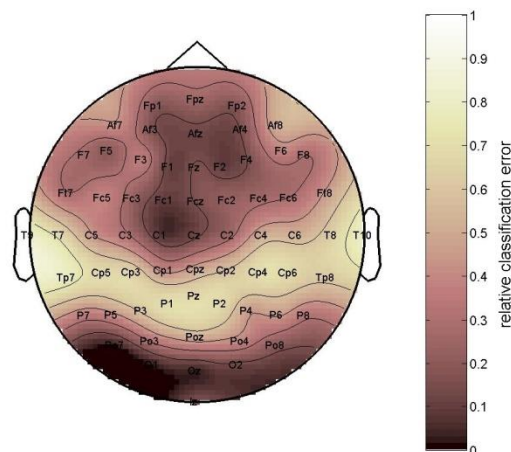


Figura 26: Mapa de distribución del error relativo de clasificación para cada uno de los 64 canales.

De este mapa se pueden definir combinaciones de electrodos, variando el valor del umbral para evaluar el comportamiento de cada combinación. De esta manera, todos aquellos electrodos cuyo error relativo se encuentra por debajo del umbral son incorporados en la combinación, para repetir el proceso de clasificación. En la Figura 27 se muestra la variación del error relativo de clasificación sobre el conjunto de prueba, para los casos de 5, 10 y 15 presentaciones promediadas, con respecto al umbral aplicado en la selección de electrodos. Es posible observar que existe un valor mínimo en el error de clasificación de 3.23% (flecha), en donde coinciden los tres patrones de 5, 10 y 15 promediaciones, cuando el umbral se fija en 0.21. Asimismo, en la Figura 28 se muestra el comportamiento del número total de canales seleccionados, en función del umbral de eficiencia aplicado. La flecha indica el valor donde se logra el mínimo error relativo de clasificación mencionado. Este punto corresponde a una selección de un total de 8 electrodos (Fc3 C1 PO7 O1 OZ O2 PO8 Iz), con los que se obtiene el error mencionado de 3.23 % (es decir, sólo se comete 1 error sobre el total de 31 caracteres).

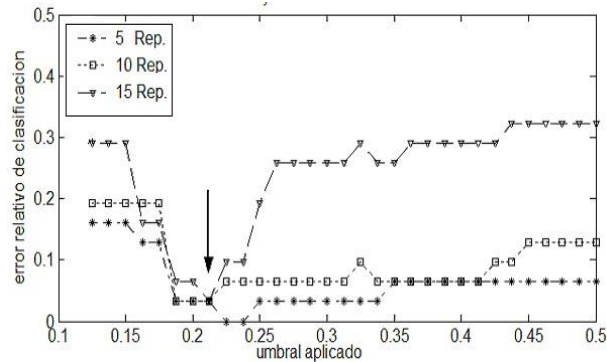


Figura 27: Error relativo de clasificación sobre el conjunto de prueba para 5,10 y 15 presentaciones promediadas.

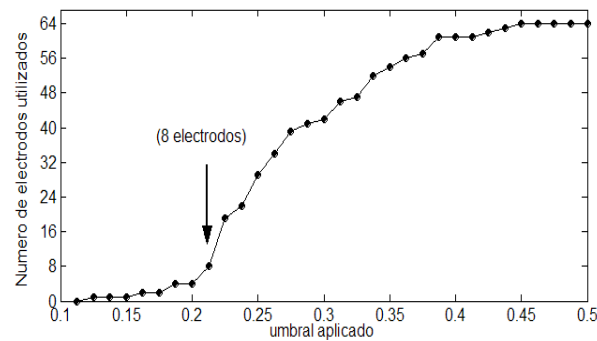


Figura 28: Número de electrodos utilizados en función de umbral aplicado sobre el error relativo estimado por CV en el conjunto de entrenamiento. La flecha indica el valor donde se minimizan los errores relativos sobre el conjunto de prueba.

En la Figura 29 se muestra nuevamente el mapa de distribución espacial de los errores relativos de clasificación, en donde se indica mediante círculos, los 8 electrodos que poseen un error estimado por validación cruzada sobre el conjunto de entrenamiento, menor al umbral óptimo establecido. La figura refleja que la estimación de eficiencia de los electrodos realizada sobre los datos de entrenamiento, coincide con los resultados obtenidos sobre el conjunto de prueba.

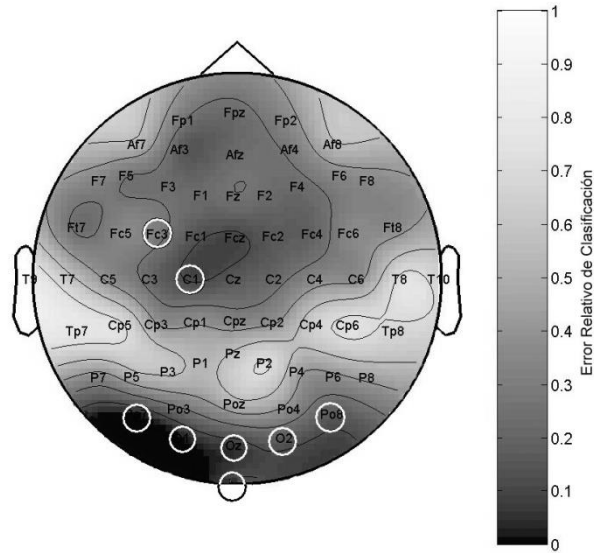


Figura 29: Mapa de distribución de los errores relativos de los 64 canales. Los círculos indican los 8 electrodos que poseen un error relativo menor a 0.21.

La propuesta de combinación de las salidas de clasificadores independientes sobre distintos canales sugiere la existencia de un número y conjunto óptimo de electrodos, capaz de minimizar el error de clasificación. En particular, se observa que la minimización de dicho error es bastante insensible al número de repeticiones utilizado, manteniendo un mínimo error, hasta con el uso de sólo 5 repeticiones (ver Figura 27) La posibilidad de reducir el número de repeticiones necesarias en el paradigma estudiado, tiene un impacto favorable y directo sobre la tasa de transferencia que puede lograr el sistema.

En trabajos previos se han reportado otras metodologías de análisis para la identificación de subconjuntos óptimos, que proporcionan clasificaciones confiables y satisfactorias para otras ICC basadas en P300. Krusienski et al (2008) [62] sugieren un conjunto de 6 electrodos (Fz, Cz, Pz, PO7, PO8, Oz), que presentan una coincidencia espacial importante con la configuración encontrada en nuestro estudio. La determinación de estos subconjuntos óptimos implica una reducción importante del tamaño de los vectores de características, además de que se pueden lograr sistemas que requieren menor tiempo de preparación que el estándar 10-20 y que por lo mismo, son más prácticos en un sistema de uso prolongado de una ICC basada en P300 [16].

- **Etapa 2: Restauración automática del EEG y extracción de características.**

La necesidad de promediar las señales de EEG resulta de un compromiso entre la velocidad y la precisión de la comunicación de la ICC. Para mejorar la tasa de transferencia de la información, las investigaciones recientes se han enfocado en minimizar la cantidad de promediaciones requeridas para una detección confiable de la P300, tendiendo hacia la meta de la detección de época única. Este es un reto difícil, dado que la P300 y otros potenciales relacionados a eventos se encuentran inmersos en gran cantidad de ruido, debido a otras actividades neuronales y a artefactos de diversas fuentes.

En esta etapa se contempló la necesidad de trabajar con señales obtenidas en un ambiente más cercano a las condiciones reales de registro en una aplicación clínica. Para esto se abordó el problema de la restauración automática y la eliminación de artefactos en registros de EEG con una pobre relación señal/ruido. La estrategia empleada supone que, mientras los componentes de la respuesta de reconocimiento al estímulo infrecuente presentan una distribución cercana a una gaussiana, los elementos de ruido presentan un comportamiento que se aleja de la distribución normal. Se comparó el desempeño de dos técnicas de descomposición (ICA y SPCA), empleando una SVM en la etapa de clasificación, de acuerdo a la metodología descrita en la etapa 2 de esa sección.

La Figura 30 muestra cinco segundos de una corrida típica de un EEG crudo de 64 canales registrado del sujeto A cuando intentaba seleccionar el caracter 05. Se observa un componente de contaminación de EOG, que ocurre aproximadamente a 2,3 y 5,3 s.

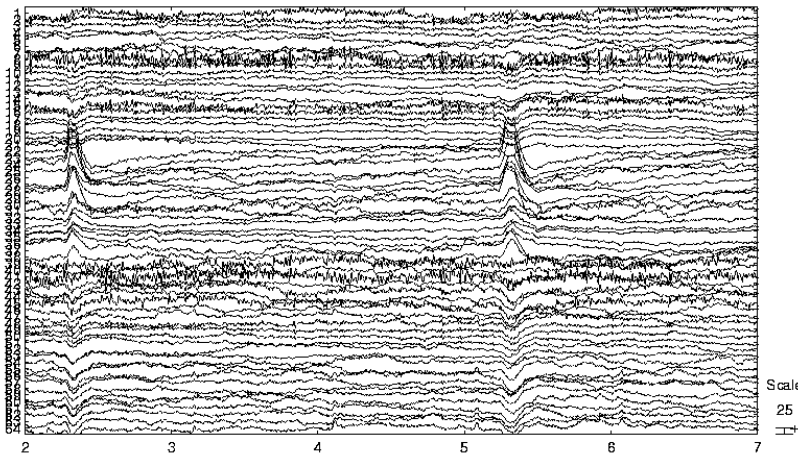


Figura 30. Artefactos de EOG y ECG en registros de 64 canales (sujeto A, caracter 05)

Utilizando todos los caracteres disponibles por sujeto, se obtiene un desempeño de clasificación relativa al filtro pasa-banda que se muestra en la Figura 31.

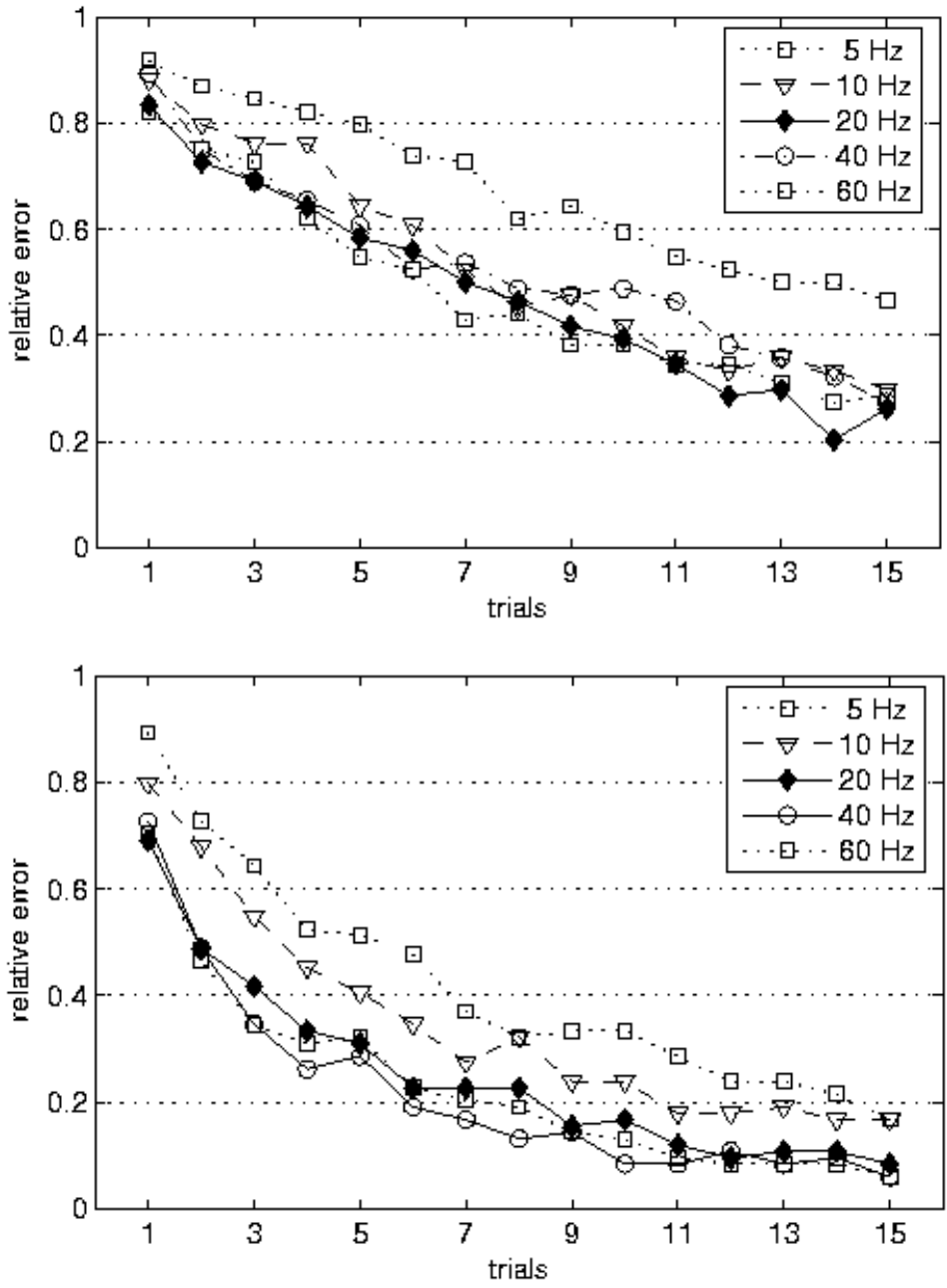
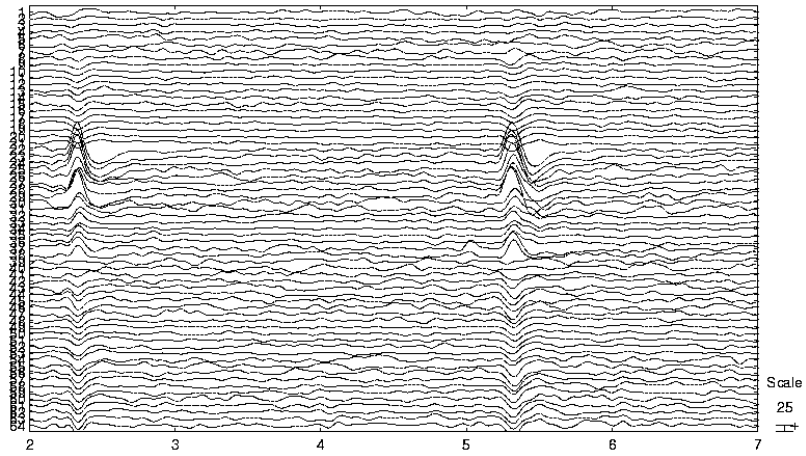


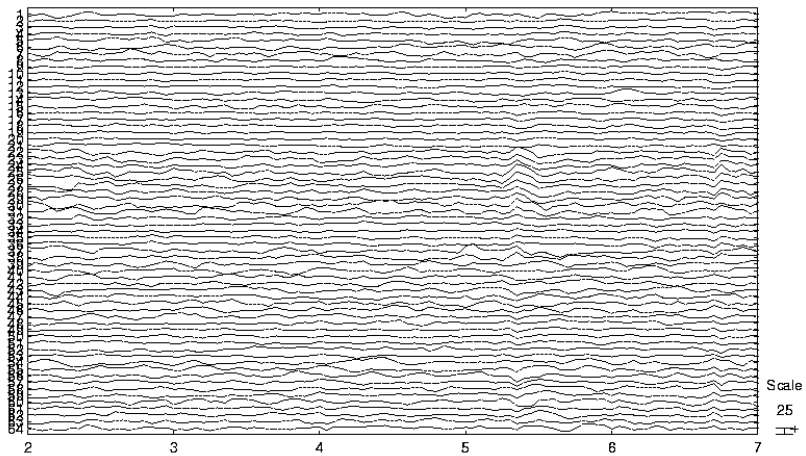
Figura 31. Impacto en el desempeño de la clasificación del filtrado pasabanda y el submuestreo de los datos originales a diferentes frecuencias (Frecuencia de muestreo original = 240 Hz).

Ya que para los dos sujetos registrados, los menores errores de clasificación se obtuvieron en la banda de 0.5-10 Hz (se submuestra consecuentemente a 20 Hz), estos parámetros del filtro se adoptaron para el resto de los experimentos. Como ejemplo, las señales en la Figura 32 (a) se obtienen procesando con este filtro. Nótese que mientras el ruido ha sido reducido significativamente en general, permanecen los artefactos

principales. El esquema propuesto de restauración automática basado en ICA produce lo mostrado en la Figura 32 (b). Para apreciar mejor el efecto, se presenta el mapa topográfico del EEG original y el correspondiente restaurado, reconstruidos a 2.34s (Figura 33). El nivel de umbral para la estadística de Shapiro-Wilk es $W > 0,80$, para el caso dado. Se observa un potencial frontal predominante en el lado izquierdo del topograma, correspondiente a las señales en la Figura 32 (a), antes de la restauración. La Tabla IV muestra la cantidad promedio de componentes rechazados, así como el error relativo de clasificación de la validación cruzada (utilizando tanto 5 como 15 épocas) para diferentes umbrales de W . El error mínimo se alcanza para el umbral de 0,80 en ambos sujetos y en ambos conjuntos de épocas.



(a)



(b)

Figura 32. Ejemplo de restauración basada en ICA
(a) EEG filtrado de 0.5 a 10 Hz; (b) señal restaurada con $W > 0.8$

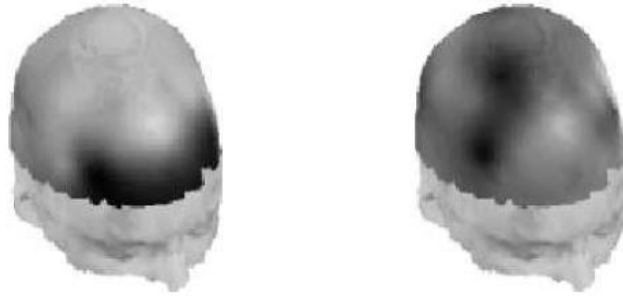
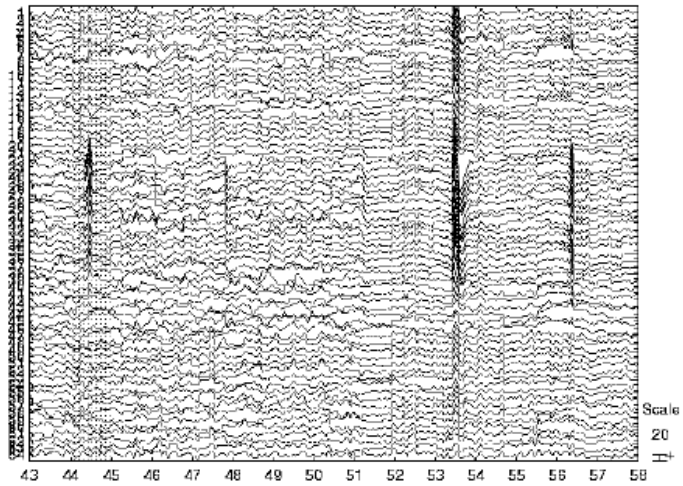


Figura 33: Topogramas obtenidos a $t=2.34$ s antes (izquierda) y después (derecha) de la restauración por ICA.

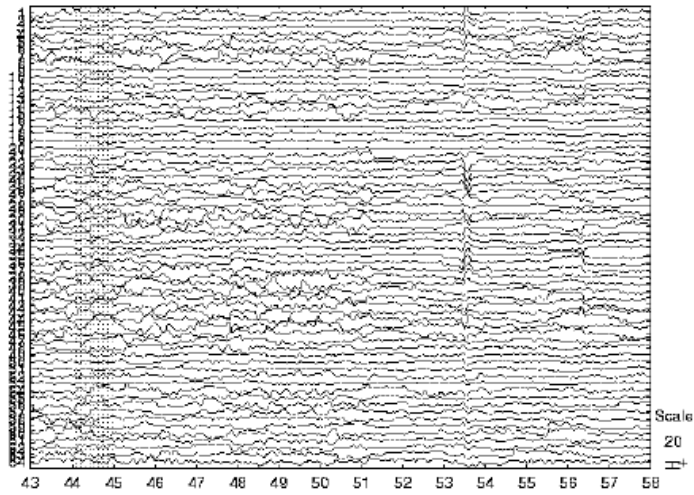
En contraste, la Figura 34 (a) muestra 15 segundos de trazo compuesto construido por la concatenación de las épocas únicas que contienen artefactos, a partir de los cuales se calculan las bases del subespacio de señal y de ruido. En la Figura 34 (b) se muestra una apreciación cualitativa de la restauración lograda por SPCA, cuando los primeros dos canales virtuales se hacen cero y la descomposición es retro-proyectada. También se observan sus mapas topográficos respectivos a 44,2 s, en la Figura 35. Finalmente, se muestran los desempeños de clasificación de SVM de los procedimientos propuestos, ICA y SPCA, frente a la utilización de EEG, en la Figura 36.

Tabla IV: Cantidad de componentes rechazados y errores relativos de clasificación para diferentes umbrales W

Sujeto A	$W > 0,00$	$W > 0,80$	$W > 0,90$	$W > 0,95$
componentes descartados	0	$3,07 \pm 1,52$	$8,46 \pm 3,06$	$40,00 \pm 3,84$
error relativo (15 épocas)	$0,31 \pm 0,23$	$0,07 \pm 0,08$	$0,14 \pm 0,13$	$0,59 \pm 0,11$
error relativo (5 épocas)	$0,67 \pm 0,15$	$0,59 \pm 0,06$	$0,64 \pm 0,17$	$0,81 \pm 0,12$
Sujeto B				
componentes descartados	0	$3,02 \pm 1,52$	$9,24 \pm 2,46$	$26,12 \pm 3,65$
error relativo (15 épocas)	$0,14 \pm 0,09$	$0,07 \pm 0,08$	$0,12 \pm 0,11$	$0,19 \pm 0,14$
error relativo (5 épocas)	$0,43 \pm 0,18$	$0,33 \pm 0,15$	$0,45 \pm 0,23$	$0,64 \pm 0,20$



(a)



(b)

Figura 34: Ejemplo de restauración basada en SPCA (a) Concatenación de épocas con artefactos; (b) Restauración basada en SPCA usando canales virtuales 3 a 64

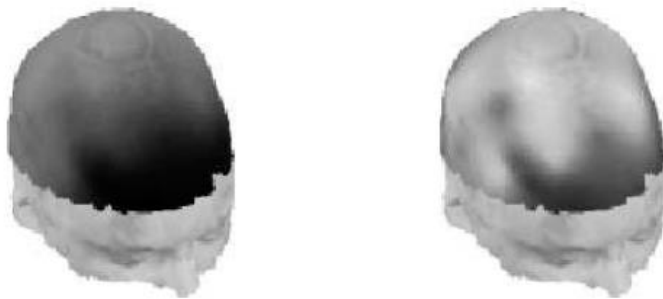


Figura 35: Topogramas obtenidos a $t=2.34$ s antes (izquierda) y después (derecha) de la restauración por ICA.

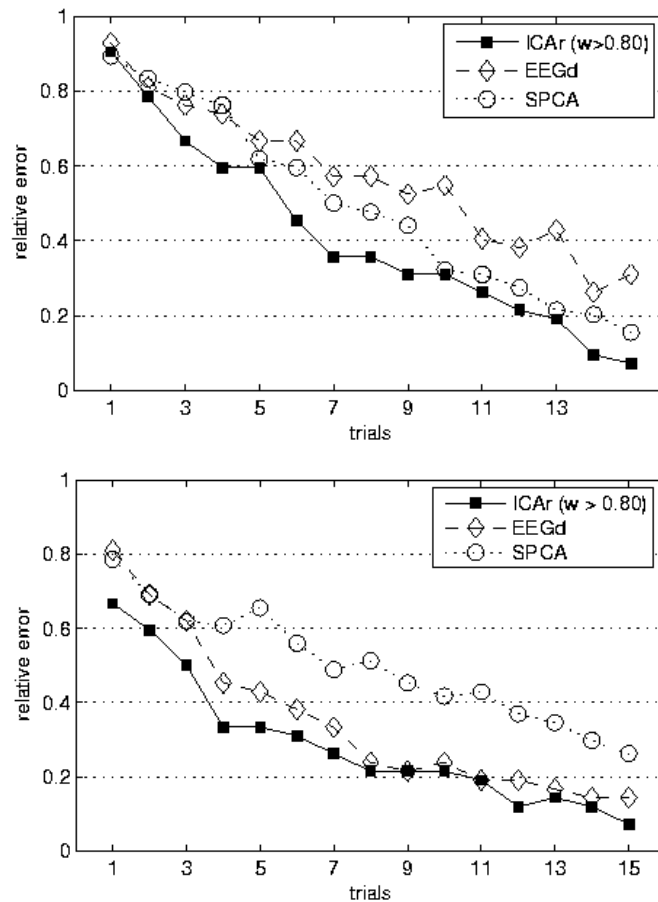


Figura 36. Desempeño de la clasificación de P300 usando los diferentes esquemas. EEGd: EEG filtrado; ICAr: EEG restaurado con ICA; SPCA: EEG restaurado con SPCA (arriba: sujeto A; abajo: sujeto B).

Se evaluaron dos técnicas para la restauración automática del EEG en términos de sus efectos en la desempeño de clasificación, utilizándolas como etapa de pre-procesamiento en la clasificación de potenciales evocados P300 usando SVM. La restauración por SPCA fue el esquema con las peores calificaciones, mientras que la restauración por ICA e incluso el uso del EEG directo mostraron incluso un rendimiento adecuado sobre ambos sujetos. Es de notar que los niveles de desempeño se alcanzaron con vectores de características de menos de 20 muestras por épocas. Efectivamente, los experimentos realizados han confirmado lo informado en [61], el hecho de que la clasificación de P300 pueden lograrse con un alto grado de submuestreo de la señal (es decir, re-muestreo a 20 Hz de la adquisición originalmente muestreada a 240 Hz), sin degradación significativa de la desempeño de clasificación. Esto tiene relevancia, ya que las bajas frecuencias de muestreo permiten el uso de una amplia gama de soluciones de procesamiento dedicado a las implementaciones de BCI en tiempo real. Por otro lado, un método simple y directo de restauración, como SPCA, falla a estas bajas frecuencias de muestreo.

La restauración por ICA proporcionó una mejoría pequeña pero consistente en la desempeño de clasificación, en comparación con el procesamiento de EEG crudo, tanto entre sujetos y a lo largo de diferentes conjuntos de época. El umbral óptimo para la W fue encontrado mediante validación cruzada durante el entrenamiento, y el valor resultante fue el mismo para ambos sujetos estudiados. Este es un resultado alentador, teniendo en cuenta las características automáticas del método propuesto. Debería llevarse a cabo el análisis estadístico sobre más sujetos y diferentes condiciones de registro, para estimar fehacientemente la capacidad del método para lidiar con los artefactos en el EEG. Dado que la base de datos utilizada en este trabajo tiene “carácter de granularidad”, perdiendo el orden temporal de los registros dentro y entre las sesiones, las variaciones posibles de montaje de electrodos podrían afectar la eficacia de la matriz de mezcla estimada obtenida a partir de registros de múltiples caracteres. Por esto, el método fue aplicado operando carácter por carácter. Esto es una desventaja para una aplicación real, pero consideramos que podría resolverse el problema mediante la generalización de la matriz de mezcla sobre una base de sujetos, en condiciones de montaje conocidas.

- **Etapa 3: Desarrollo y aplicación de la ICC al control de una silla de ruedas autopropulsada e inteligente, simulada en un ambiente virtual**

Selección del clasificador

Finalmente en esta sección se reportan los resultados obtenidos de aplicar la metodología presentada en el capítulo previo para esta etapa. Los resultados presentados provienen de experimentos en tiempo real, utilizando la plataforma de ICC desarrollada y en la aplicación propuesta del comando de una SRR, que fue modelada y simulada para evaluar su desempeño en un ambiente virtual también desarrollado ad-hoc.

Sin embargo, para la aplicación de esta metodología, y debido a la dificultad de implementar algoritmos de SVM no lineales, se decidió utilizar en su lugar el clasificador Análisis Discriminante Lineal por Pasos (SWLDA), único disponible en el software BCI2000 seleccionado para implementar dicha plataforma. Para verificar entonces si el desempeño del SWLDA era similar al de las SVM utilizadas en las etapas metodológicas previas de este trabajo, se hicieron análisis comparativos entre ambos tipos de clasificadores. A continuación se presentan resultados obtenidos en dichas comparaciones, realizadas en el marco de un trabajo más amplio en el que también se exploraron tipos de estímulos alternativos a los clásicos estímulos visuales [118].

Previo a las pruebas de comparación de estos clasificadores, se evaluaron las mejores combinaciones de sus hiper-parámetros, explorando los valores de C (costo de SVM) en el rango de 16 a 1024, tomando 7 valores equi-espaciados logarítmicamente, y para el núcleo de base radial, usando valores de G (gamma de la función núcleo) en el rango 10^{-4} a 10^{-1} , tomando 8 valores equi-espaciados logarítmicamente.

Con todas estas acciones se generó una matriz de datos de 7 dimensiones (7-D), conteniendo los porcentajes de aciertos (épocas correctamente clasificadas/épocas totales * 100) para todas las combinaciones. Los índices de la matriz 7-D correspondían ordenadamente a: 'Sujeto', 'Experimento', 'Frecuencia', 'Promediación', 'Valores de C ', 'Valores de G ', 'índice de K (validación cruzada)'.

Sobre esta matriz se estudió cuáles eran los factores que más pesaban sobre el desempeño del clasificador, primero con las SVM y luego con el SWLDA (sin considerar los parámetros C y G). Por medio de gráficas tridimensionales generadas utilizando el comando `slice` de MATLAB, se fueron analizando de tres en tres variables independientes, la influencia sobre el porcentaje de clasificación (variable dependiente) expresado en escala de colores. Además, se usaron superficies de nivel para evidenciar los porcentajes de clasificación de interés. Con este procedimiento se seleccionaron las combinaciones de parámetros que mostraron mejor desempeño. Por inspección visual se buscó la frecuencia de submuestreo que presentó mejor desempeño para menor promediación de épocas, en todos los sujetos, la cual fue cercana a los 20 Hz. Con esta frecuencia, se buscaron los valores de G y C de la SVM que consiguieron la mayor tasa media de aciertos con el menor desvío estándar. Los valores encontrados fueron iguales para todos los sujetos, siendo aproximados a 0.002 para G y a 64 para C .

En la Figura 37, se observa una visualización 3D de la tasa de clasificación, mientras que en la Figura 38 se muestran dos proyecciones de la misma, sobre los tres parámetros referidos, para un sujeto en particular [118].

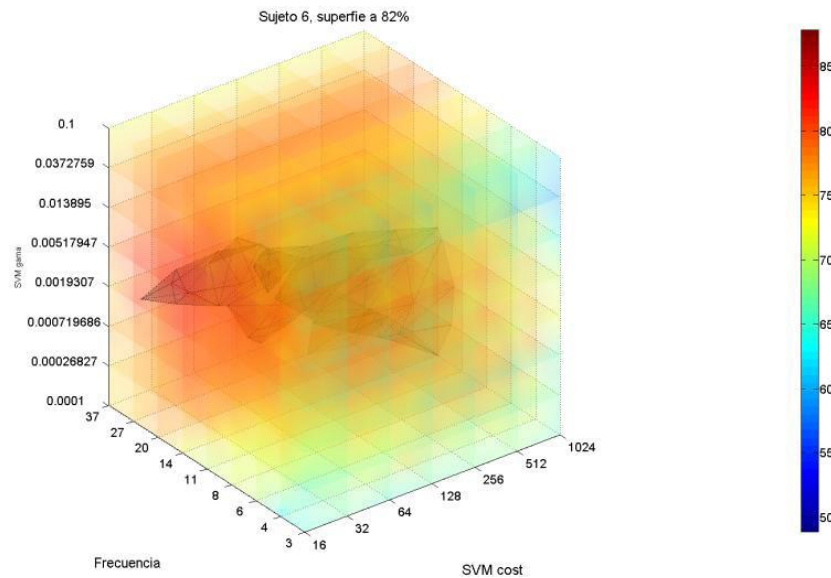


Figura 37: Tasa de clasificación en función de los parámetros de la SVM (costo y gamma) y frecuencia. Se indica la superficie de nivel al 82%

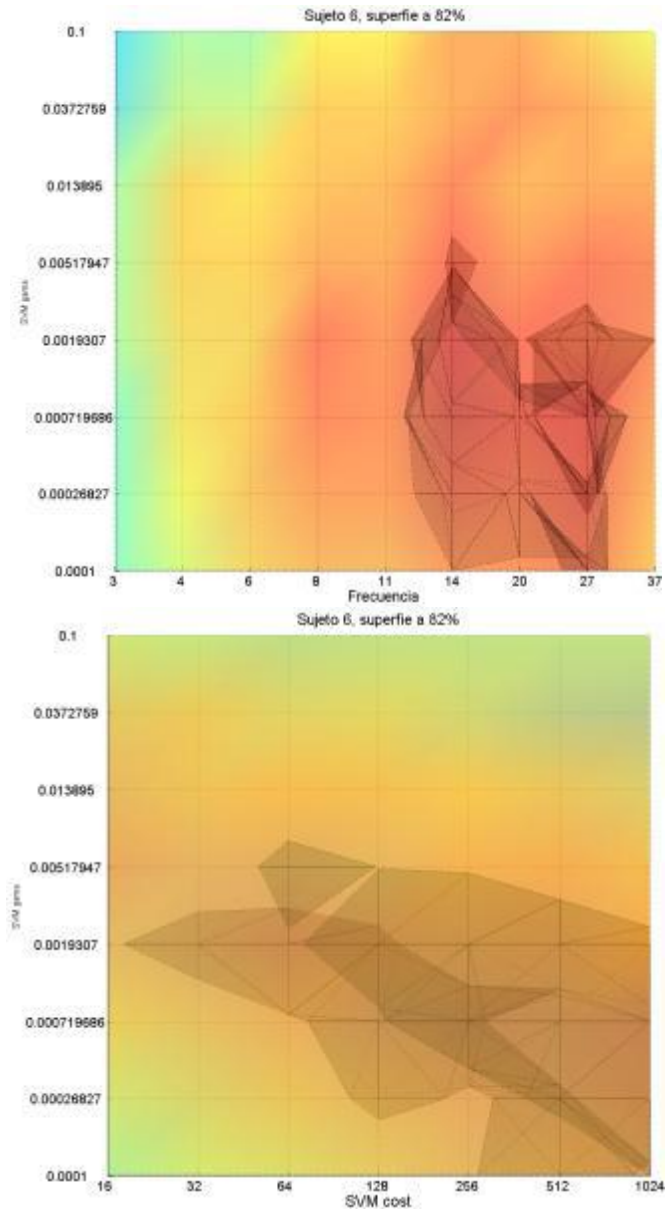


Figura 38: Barrido de hiper-parámetros de las SVM para seleccionar punto de mejor desempeño.

Haciendo un análisis sobre 7 sujetos, se obtuvieron los resultados presentados en forma gráfica en las Figura 39 (SVM) y Figura 40 (SWLDA) [118].

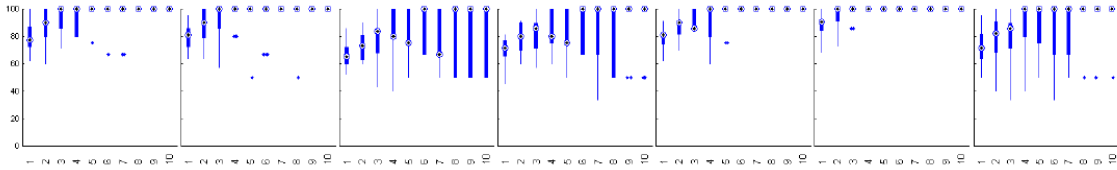


Figura 39. Boxplots de los porcentajes de aciertos (eje de ordenadas) de SVM entrenada con época única y decisión sobre 1 a 10 épocas (eje de abscisas) para frecuencia de submuestreo de 20Hz, C de SVM de 64, G del núcleo de $2 \cdot 10^{-3}$ y conjuntos balanceados de épocas. De izquierda a derecha los sujetos del 1 al 7.

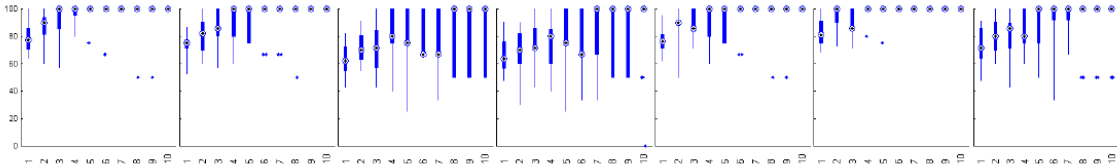


Figura 40. Boxplots de los porcentajes de aciertos (eje de ordenadas) de LDA entrenado con época única y decisión sobre 1 a 10 épocas (eje de abscisas) para frecuencia de submuestreo de 20Hz y conjuntos balanceados de épocas. De izquierda a derecha los sujetos del 1 al 7.

Puede observarse comparando las gráficas de tasa de clasificación por sujeto y número de épocas utilizadas (de 1 a 10) que el desempeño de ambos clasificadores es muy similar para los 7 sujetos.

Además de estos resultados, varias publicaciones muestran que el desempeño del SWLDA es muy eficiente, sobre todo cuando se trata de pensar en aplicaciones prácticas y en tiempo real: En [61] se comparan 4 clasificadores, entre ellos el SWLDA y las SVM en su versión lineal, dando el primero los mejores resultados. En el trabajo de Guger et al [119] se evalúan 100 sujetos utilizando LDA como clasificador, con sobresalientes resultados, que además de mostrar lo eficiente del paradigma de P300, validan también el uso de este clasificador.

Se conservaron para esta etapa, el submuestro de las señales digitalizadas como principal método de reducción de características, y el número de canales utilizados fue de 6 en lugar de los 8 sugeridos por los resultados de la primera etapa. Esto se debió a limitaciones del hardware disponible al momento de este trabajo. Tampoco fue posible, debido tanto a limitaciones del costo computacional de los algoritmos, como a la del software empleado, implementar en tiempo real los algoritmos de ICA ni de SPCA que en la etapa 2 mostraron cierta capacidad de mejorar las tasas de clasificación, cuando las señales de EEG se encontraban inmersas en diversos tipos de artefactos.

Definición de la matriz de estímulos

Varios autores han reportado el efecto que la cantidad de caracteres o íconos presentados al sujeto en la matriz de estímulos puede tener influencia en el desempeño del sistema. Con la finalidad de seleccionar la matriz idónea de estimulación, específicamente para la aplicación del control de la SRR, se obtuvieron registros en 5 sujetos con capacidades

normales, libres de desórdenes neurológicos o psiquiátricos. Se diseñaron dos matrices de estimulación de 4x5 y de 4x3 elementos, adaptadas del paradigma de Donchin, que se muestran en la Figura 41. Cada sujeto fue sometido a una sesión de entrenamiento con 8 ensayos, cuatro con cada matriz realizando una secuencia de cuatro íconos predefinidos. Se estableció un número de épocas de 15, con lo cual cada ícono debía destellar 30 veces en total: 15 por fila y 15 por columna.

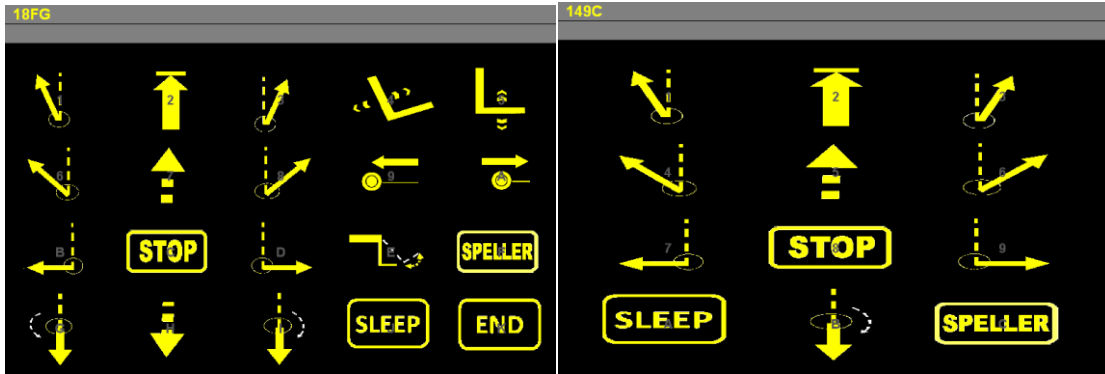


Figura 41: Matrices de estimulación empleadas para la selección:
Izquierda: 4X5 elementos; Derecha: 4X3 elementos.

Se evaluó por un lado la amplitud de la onda P300 provocada con ambos estímulos, observándose que, en la mayoría de los sujetos, la matriz de 4X3 arroja una respuesta de mayor amplitud como se observa en la gráfica de la Figura 42.

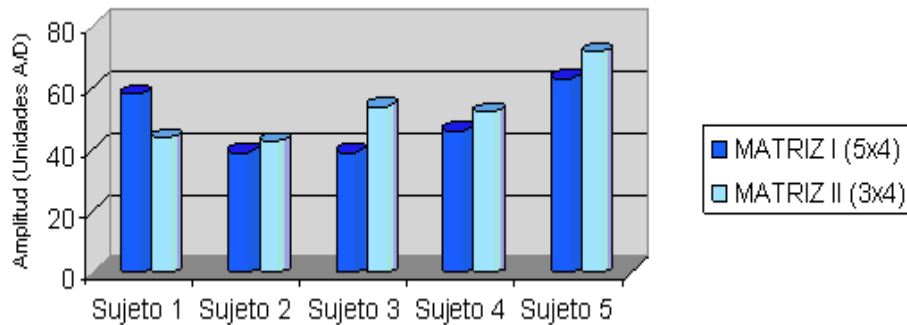


Figura 42: Amplitudes promedio para cada sujeto

Para probar ambos esquemas de estimulación en el comportamiento del sistema, se midió la tasa de aciertos, empleando un clasificador lineal SWLDA que, como se explicó anteriormente, presenta un buen compromiso entre exactitud y facilidad de implementación en una aplicación práctica. El SWDLA provee un vector espaciotemporal de coeficientes (canales por muestra) que puede ser implementado fácilmente en el procesamiento en tiempo real y busca la función discriminante óptima agregando características (en este caso, canales x muestras en el tiempo) a una ecuación lineal en una forma gradual, sobre la base de características que revelan la mayor cantidad de varianza explicada. Adicionalmente, se incorporó en el análisis una etapa de pre-procesamiento, mediante un filtrado simple que elimina el valor promedio de la

amplitud de todos los canales (*Common average reference*, CAR). El desempeño final del clasificador fue medido empleando los datos en crudo (RAW) y los datos filtrados (CAR), realizando 10 y 15 promediaciones por corrida. Los resultados comparativos se muestran en la Figura 43, donde se observa nuevamente que la matriz de 4x3 presenta una mejor capacidad de detección de P300 en un clasificador lineal [120]. El desempeño del clasificador empleando 10 o 15 épocas fue similar, lo cual apunta a la posibilidad de emplear un número menor de promediaciones, sin pérdida de rendimiento.

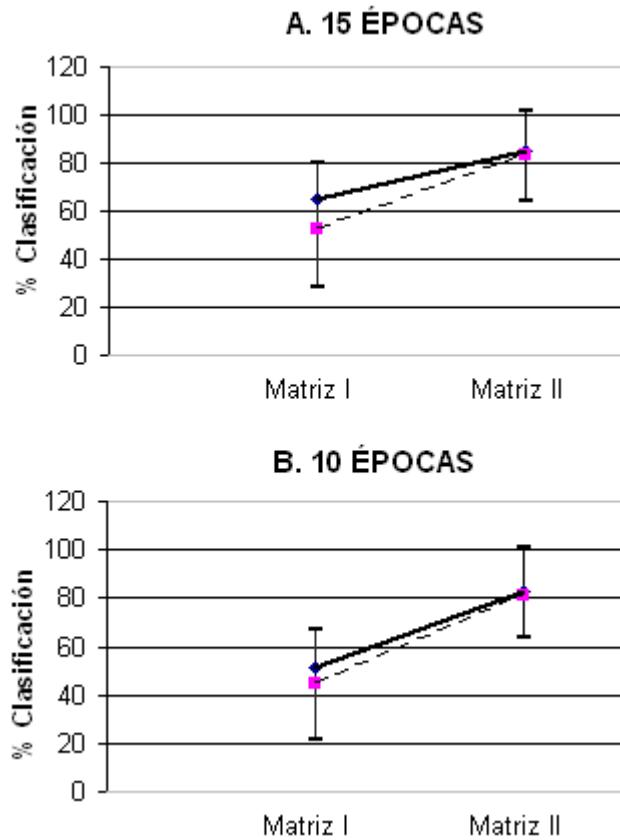


Figura 43 Porcentaje de clasificación obtenido con las señales en crudo (línea continua) y filtradas (línea punteada) con las dos matrices de estimulación (Matriz I 4x5, Matriz II 4x3), para (A) 15 y (B) 10 épocas.

Como se observa en la Figura 43, la matriz de 4x3 íconos arrojó un porcentaje de clasificación mayor que la de 4x5, tanto en el caso de aplicar el filtro digital CAR, como sin él. Sin embargo, la matriz I obtuvo porcentajes de clasificación aceptables y esto da cuenta del grado de flexibilidad que se puede tener en el manejo del tamaño de las matrices de estimulación. En una aplicación real, se podrían crear varias matrices de estimulación de 4x3 que estuviesen interconectadas jerárquicamente, a partir de algún ícono especial.

La exactitud de la matriz I con el conjunto de pesos SWLDA-RAW fue de 51.25% y para el conjunto SWLDA-CAR de 45%; para la matriz II, sin CAR de 82.5% y con CAR de 81.25%. La matriz II presenta una diferencia a favor, de 31.25% sin CAR y de 36.25% con CAR, con respecto a la matriz I. Sin embargo, para todos los casos analizados, el porcentaje de exactitud disminuye al mismo tiempo que el número de épocas.

Por otro lado, se tiene la tasa de transferencia en Bits/min, que relaciona el porcentaje de clasificación con la velocidad del sistema (Tabla V). Existe una relación 1:2 para la tasa de transferencia de la matriz I con respecto a la matriz II. Sin embargo, con el ánimo de disminuir el número de épocas, se aprecia que el costo de disminuir el tiempo, es la disminución de la tasa de clasificación. Esto se evidencia en gran medida en la matriz I. Para la matriz II no existe una diferencia sustancial entre la tasa en bits/min empleando 10 o 15 épocas. Por esto, se puede aseverar que es posible realizar una disminución a 10 épocas con el fin de que la interacción del usuario con el sistema sea más dinámica y la persona mantenga un buen estado de atención, en el caso de permanecer conectado al sistema por tiempos prolongados.

Tabla V: Tasa de transferencia de Bits/min para ambas matrices de estimulación.

BITS/MIN				
	RAW		CAR	
<i># Épocas</i>	15	10	15	10
MATRIZ I	2,56	1,69	1,76	1,34
MATRIZ II	4,28	4,02	4,14	3,9

Estos resultados indican que la amplitud generada de la onda P300 fue mayor para la matriz de menor tamaño y están en concordancia con los obtenidos por Sellers et al [121], pero no son coincidentes con lo reportado por Allison y Pineda [56], quienes encontraron una relación directa entre el tamaño de la matriz y la amplitud del P300 (a mayor tamaño mayor amplitud). La hipótesis en que se basan estos autores es que, dado que la P300 obedece a un paradigma de estímulo frecuente/infrecuente, entre mayor sea la infrecuencia del ícono de interés entre un conjunto mayor de estímulos, la respuesta será más evidente. Sin embargo, existen otros aspectos, como la capacidad atención del sujeto, que pueden sugerir la conveniencia de una matriz de estímulos específica a la aplicación. Por esto, como se describirá más adelante, para el diseño de la SRR se empleó la configuración de 4x3 íconos como matriz de estimulación.

Navegación en tiempo real de la SRR

En la Figura 44 se puede observar la disposición de los sujetos durante la realización de las pruebas, con los electrodos colocados y observando las dos pantallas, una con las matrices de estimulación, y la otra mostrando una visualización en primera persona de la simulación de la SRR desplazándose en el departamento virtual creado.



Figura 44: se puede observar la disposición de los sujetos durante la realización de las pruebas, con los electrodos colocados y observando las dos pantallas, una con las matrices de estimulación, y la otra mostrando una visualización en primera persona de la simulación de la SRR desplazándose en el departamento virtual creado

Como primer resultado de esta etapa, se pudo verificar en los registros de los dos sujetos la aparición de sus respuestas P300, lo cual es un indicador objetivo del correcto funcionamiento de la plataforma de ICC. En la Figura 45 puede observarse ejemplos de dicho potencial, obtenidos de la promediación directa de las señales registradas en ambos sujetos.

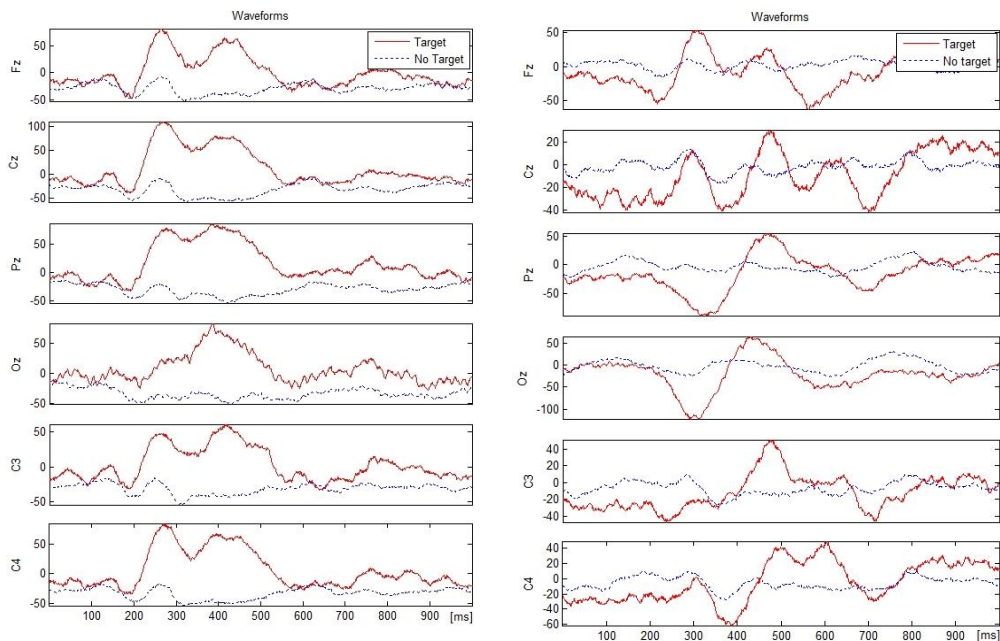


Figura 45: Promedios de épocas mostrando la presencia de respuestas P300 (trazo continuo rojo) evocadas por estímulos objetivo, comparadas con los promedios de épocas provenientes de estímulos no atendidos, y por lo tanto sin P300 (trazo negro discontinuo). Ambas generadas por los sujetos evaluados ante la estimulación con las matrices propuestas.

Los datos registrados durante el experimento fueron analizados separadamente para cada sujeto, y cada condición (conducción manual y conducción a través de la ICC). En cuanto a la métrica para evaluar el desempeño de la SRR comandada por ICC, las siguientes variables fueron definidas y registradas durante cada experimento:

- ✓ *Longitud de la trayectoria recorrida en metros: (d);*
- ✓ *Tiempo empleado para completar la trayectoria en minutos: (t);*
- ✓ *Número total de colisiones durante la trayectoria: (c)*

En la Tabla VI se presentan los datos obtenidos durante los experimentos para cada sujeto con conducción manual (CM), indicando comandos con el click del ratón, y mediante conducción a través de la ICC (CICC).

Tabla VI: Resultados del comando de la SRR a través de la aplicación (CP) y a través de la ICC.

Sujeto	<i>d</i> (m)		<i>t</i> (min)		<i>c</i>	
	CM	CICC	CM	CICC	CM	CICC
S1	33,54	33,63	4,09	7,22	0	3
S2	32,55	35,70	3,16	12,67	0	3

En la Figura 46 pueden observarse las gráficas de las trayectorias seguidas por cada sujeto mientras conducían la SRR simulada con el puntero del ratón a través de la interfaz de la aplicación de control (en color azul) y cuando realizaron el trayecto comandando la SRR a través de la ICC (en color rojo).

La SRR simulada no es un diseño acabado, sino que es una primera aproximación susceptible de futuras mejoras. Más pruebas y experiencias son necesarias para validar y dejar en claro la utilidad de la plataforma de experimentación de aplicaciones robóticas para sistemas de ICC que aquí se presenta.

Para la evaluación “integral” de aplicaciones como la aquí presentada, se requieren métodos más complejos, como la evaluación de índices y parámetros que puedan ser comparados y sirvan para medir el desempeño del sistema.

Las primeras experiencias demuestran que la plataforma presentada es una herramienta versátil para el diseño y evaluación de aplicaciones robóticas para sistemas ICC. Los dos sujetos pudieron reproducir satisfactoriamente la trayectoria deseada conduciendo con la ICC. Las distancias recorridas por cada sujeto son similares en ambos tipos de conducción. En cambio los tiempos aumentaron significativamente en la conducción a través de la ICC, pero de todos modos son más que aceptables.

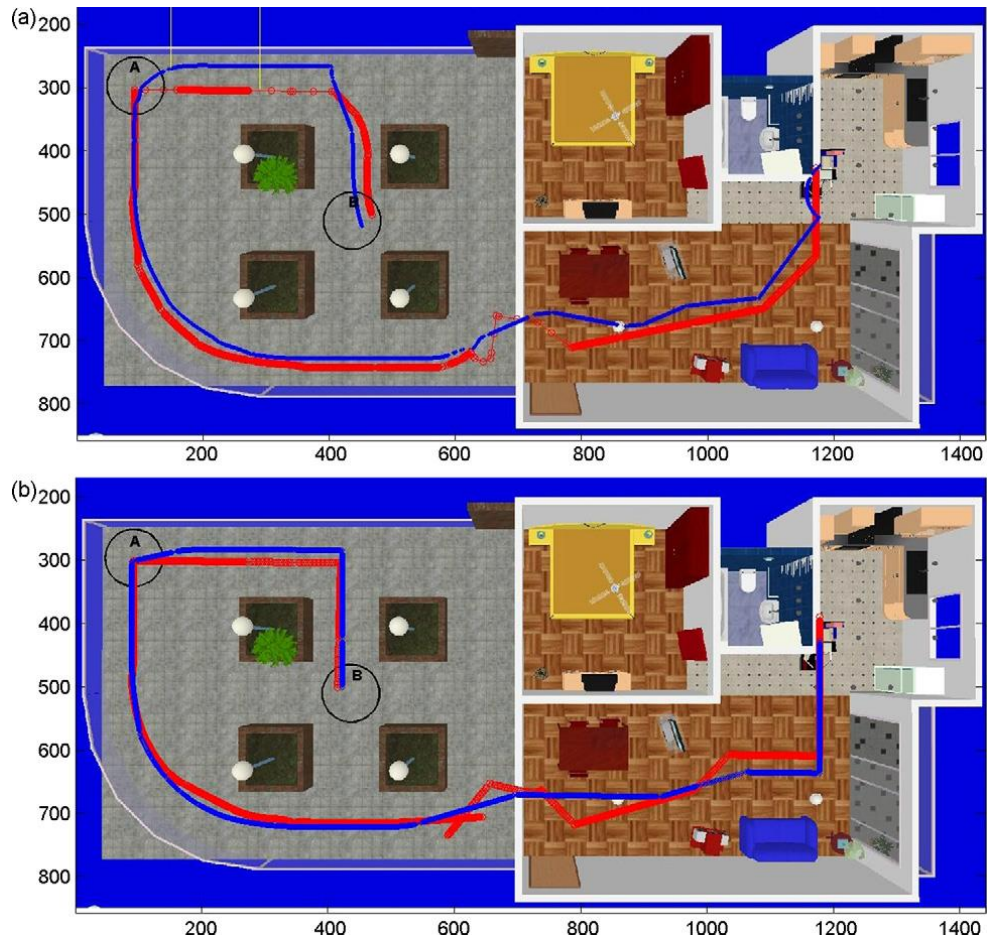


Figura 46: Trayectorias seguidas por los sujetos de prueba 1(a) y 2(b) con la SRR simulada durante el comando a través de la interfaz de la aplicación (azul) y a través de la ICC (rojo).

Por el lado de la SRR, el grado de autonomía de la misma debería ajustarse hasta lograr la máxima eficiencia posible para cada usuario, considerando el tiempo y esfuerzo necesario para concretar un objetivo, pero nunca relegando la seguridad y la autonomía del propio usuario. En el futuro debe trabajarse sobre diferentes paradigmas de ICC y combinación de los mismos para diferentes aplicaciones.

6. Conclusiones Generales

En la primera etapa de esta tesis se analizaron, sobre bases de datos disponibles de registros de 64 canales, muestreados a 240 Hz, bajo el paradigma P300, tanto la eficiencia de todos los canales individualmente, como la cantidad y combinaciones óptimas de estos canales. Se utilizaron, como parámetros del desempeño, directamente la estimación de la precisión del esquema de procesamiento, conformación de patrones y clasificadores escogidos. El análisis del estado del arte y pruebas preliminares comparativas realizadas, resultaron en el uso inicial de Máquinas de Soporte Vectorial como clasificadores, con patrones conformados según se explicó en la metodología. Para la base de datos analizada, los resultados mostraron los siguientes hechos, algunos de los cuales no habían sido revelados al momento de la publicación de sus resultados [113] [122]:

- ✓ *Las áreas occipitales contienen información discriminativa para la detección de respuestas provenientes de “estímulos atendidos”.* En los análisis de canales individuales, se reveló que los canales occipitales muestran un desempeño significativamente alto, en términos de tasas de clasificación (Figura 26, Figura 29).
- ✓ *Más canales no aseguran un mejor desempeño.* El número de canales utilizados en forma combinada que arroja el mejor desempeño es de sólo 8 canales, combinación que reporta las mejores tasas de clasificación, e incluye canales occipitales (Figura 27, Figura 28). Publicaciones de otros investigadores, analizando otras bases de datos, reportaron similares resultados [62] [61].
- ✓ *Podemos reducir significativamente la dimensión del problema.* Los resultados de esta etapa confirman que, no sólo es innecesario utilizar 64 canales, sino que además hacerlo es contraproducente. Esta primera etapa nos permite llegar a la conclusión de que es posible reducir la dimensión del problema en un factor de 8. En términos de cantidad de datos, pasamos de la posible necesidad de procesar patrones de 9216 características (64 canales x 0.6 s x 240 muestras/s), a patrones de 1152 características.

En la segunda etapa, se avanza sobre otras dos problemáticas: la necesidad de lidiar con artefactos en las señales y el impacto de otros parámetros en la conformación de los patrones en el desempeño de los clasificadores. Se propone el uso de dos técnicas lineales para descomponer las señales originales, identificar “automáticamente” componentes (en ICA) o determinar subespacios (en SPCA) asociados con el ruido y los artefactos, para filtrar los mismos y recomponer luego las señales a clasificar (restauración automática). Previa a su aplicación, y con la motivación de disminuir el costo computacional de toda esta fase experimental, se evaluó el impacto del submuestreo y de filtros pasa alta, en el desempeño de clasificadores aplicados sobre el pre-procesamiento estándar [123]. El análisis de los resultados obtenidos en esta segunda etapa brinda evidencia para sustentar lo siguiente:

- ✓ *La información relevante para los clasificadores es de baja frecuencia.* Como se muestra en los resultados sobre ambos sujetos de la nueva base de datos, el realizar submuestreo de hasta 20 Hz (frecuencia de corte PA a 10 Hz) de los 240 Hz (frecuencia de corte PA a 60 Hz) originales, no altera el desempeño de los clasificadores (Figura 31).
- ✓ *Las técnicas de restauración automática evaluadas no mejoran el desempeño suficientemente como para compensar su costo computacional.* Si bien ambas técnicas de restauración evaluadas mostraron un impacto significativo cuando se observan los trazos visuales de las señales conteniendo artefactos (ver Figura 30, Figura 32, y Figura 34), sólo ICA presenta un leve mejor desempeño en los registros de ambos sujetos, mientras que SPCA, en uno de los casos reporta aún peor desempeño que el uso directo de las señales de EEG sin tratamiento de artefactos (Figura 36).
- ✓ *Se puede reducir aún más la dimensión del problema de clasificación aplicando submuestreo.* Si combinamos las conclusiones de estas dos etapas en este aspecto, y retomando el ejemplo anterior vemos que ahora podemos pasar de los patrones originales de 9216 características, a patrones de 96 características (8 canales x 0.6 s x 20 muestras/s)

En la etapa 3, se avanza sobre la aplicación del control de una Silla de Ruedas Autopropulsada Inteligente (Robótica), y la configuración de una plataforma para evaluar en tiempo real, y de forma realista el desempeño integral de dicha aplicación a costos razonables. El primer resultado que se puede destacar del desarrollo de esta etapa, es la selección de los componentes, tanto de hardware como de software, que resultaron en la implementación de una plataforma, que se muestra sintetizada en el diagrama en bloques de la Figura 19 y reportada en [124] [125]. Se pudo adaptar el sistema de amplificación y registro disponible, para adquirir señales y presentar estímulos bajo la adecuada configuración de software BCI2000, y comunicando el mismo mediante aplicaciones desarrolladas *ad-hoc* con el potente simulador robótico Marilou. Con éste, pudo desarrollarse un modelo completo y muy realista de la SRR propuesta y desarrollada como parte de los proyectos finales de alumnos de la carrera de Bioingeniería de la UNER [126] [116] [127].

Como parte de la configuración de esta plataforma debieron revisarse dos aspectos particulares: el tipo de clasificador a utilizar, teniendo que dirimirse entre las SVM utilizadas en las primeras etapas, y el SWLDA [128] [118], disponible en el software BCI2000; y la determinación de las dimensiones para la matriz de estímulos, configurada como menú de comandos de la SRR [117]. Estos desarrollos permiten resaltar que:

- ✓ *Dentro de las condiciones de este trabajo, el SWLDA logra desempeños de clasificación equivalentes a las SVM de núcleo gaussiano.* Incluso bajo un cuidadoso método para elegir los mejores hiper-parámetros (Figura 37 y Figura 38), en las experiencias realizadas sobre 6 sujetos, la SVM (Figura 39) no pudo

superar el desempeño del SWLDA (Figura 40); éste último, además de conservar la simplicidad de un clasificador lineal, no necesita de hiper-parámetros.

- ✓ *Matrices de estímulos de menores dimensiones pueden impactar positivamente en el desempeño de los clasificadores.* A pesar de que en un esquema de paradigma odd-ball (del estímulo infrecuente), el disminuir el tamaño de una matriz de 4x5 a 4x3 (Figura 41), aumenta la probabilidad de ocurrencia del estímulo “raro o infrecuente”, y si bien hay reportes de que esto afecta negativamente la respuesta P300, cuando esta comparación se mide directamente en el impacto del desempeño de los clasificadores, pueden encontrarse impactos positivos con la disminución del tamaño de la matriz (Figura 43).

Finalmente, se pudieron realizar experimentos completos sobre dos sujetos, quienes pudieron completar experimentos en tiempo real, inmersos en un ambiente de realidad virtual [125], permitiendo arribar a las siguientes conclusiones:

- ✓ *Una silla de ruedas, autónoma y con una inteligencia artificial de control básica (detección de obstáculos y seguimiento de paredes), puede ser comandada utilizando una Interfaz-Cerebro Computadora basada en el paradigma P300, ante una adecuada modificación de la matriz de estímulos visuales.* Los dos sujetos evaluados pudieron reproducir satisfactoriamente la trayectoria deseada conduciendo con la ICC (Figura 46). En paralelo a este trabajo logros similares basados en el mismo paradigma fueron obtenidos por otros grupos [129].
- ✓ *El modelo de la SRR combinado con las aplicaciones de control y simulación conectadas a la plataforma ICC, permite evaluar conceptos del diseño de aplicaciones robóticas, rápidamente y sin la necesidad de construir costosos dispositivos.*
- ✓ *Los resultados obtenidos, además de probar la factibilidad de comandar la SRR mediante una ICC, sugieren que el uso de esta plataforma es una poderosa herramienta de diseño y evaluación de desempeño y factibilidad de aplicaciones ICC en robótica.*
- ✓ *Una plataforma con estas características ofrece además un ambiente de pruebas de aplicaciones en ICC altamente complejas, sin riesgos a la seguridad, tanto de los sujetos como de terceros, y a un costo de inversión y operación altamente accesible.*

Como continuación de este proyecto, se considera que, luego de una segunda etapa de consolidación y desarrollo de capacidades complementarias sobre la plataforma desarrollada, debe abordarse el trabajo y la experimentación con pacientes y sujetos con discapacidades, de manera de aplicar esta versátil herramienta en la concreción del desarrollo de las ICC y su aplicación directa, para mejorar la calidad de vida de estos pacientes o personas con discapacidades motrices severas. Es importante considerar

también el paso al diseño e implementación de los dispositivos físicos de asistencia, como los modelados en este proyecto doctoral.

Por otro lado, deberá profundizarse en las áreas de investigación que involucran el desarrollo de nuevos algoritmos de procesamiento, extracción de características y clasificadores utilizados. La tendencia actual es hacer uso de ICC híbridas, es decir ICC que combinan más de una modalidad o paradigma, o incluso otras señales neurofisiológicas, para tratar de hacer cada vez más eficientes a las ICC y a las aplicaciones como la reportada en el presente trabajo.

7. Bibliografía

- [1] Terrence J. Sejnowski et al., *Toward Brain-Computer Interfacing (Neural Information Processing)*.: The MIT Press, 2007.
- [2] Kassubek et al., "Global brain atrophy and corticospinal tract alterations in ALS, as investigated by voxel-based morphometry of 3-D MRI.," *Amyotrophic Lateral Sclerosis and other Motor Neuron Disorders*, vol. 6(4), pp. 213-220, 2005.
- [3] Dorothee Lulé, Sonja Häcker, Albert Ludolph, Niels Birbaumer, and Andrea Kübler, "Depression and Quality of Life in Patients With Amyotrophic Lateral Sclerosis," *Dtsch Arztebl Int*, vol. 105(23), pp. 397-403, 2008.
- [4] G. Bauer, F. Gerstenbrand, and E. Rumpl, "Varieties of the locked-in syndrome.," *J Neurol*, vol. 221, pp. 77-91, 1979.
- [5] Eimear Smith and Mark Delargy, "Locked-in syndrome.," *BMJ*, vol. 330, pp. 406-409, 2005.
- [6] Steven Laureys et al., "The locked-in syndrome : what is it like to be conscious but paralyzed and voiceless?," *Prog Brain Res*, vol. 150, pp. 495-511, 2005.
- [7] José León-Carrión, Philippe van Eeckhout, María Del Rosario, and Francisco Javier Pérez-Santamaría, "The locked-in syndrome: a syndrome looking for a therapy.," *Brain Injury*, vol. 16, pp. 571-582, 2002.
- [8] J. R. Wolpaw et al., "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 164-173, 2000.
- [9] Jonathan R Wolpaw, Niels Birbaumer, Dennis J McFarland, Gert Pfurtscheller, and Theresa M Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control.," *Clin Neurophysiol*, vol. 113, pp. 767-791, 2002.
- [10] S. G. Mason, A. Bashashati, M. Fatourehchi, K. F. Navarro, and G. E. Birch, "A comprehensive survey of brain interface technology designs.," *Ann Biomed Eng*, vol. 35, pp. 137-169, 2007.
- [11] Bernhard Graimann, Brendan Allison, and Axel Gräser, "New Applications for Non-invasive Brain-Computer Interfaces and the Need for Engaging Training Environments," *Human Factors*, pp. 25-28, 2007.
- [12] T. Ebrahimi, J. M. Vesin, and G. García, "Brain-computer interface in multimedia communication," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, pp. 14-24, 2003.
- [13] Richard D. Lane et al., "The Rebirth of Neuroscience in Psychosomatic Medicine, Part I: Historical Context, Methods, and Relevant Basic Science," *Psychosomatic Medicine*, vol. 71, no. 2, pp. 117-134, 2009. [Online].
<http://www.psychosomaticmedicine.org/content/71/2/117.abstract>
- [14] J. J. Vidal, "Toward direct brain-computer communication," *Annu. Rev. Biophys. Bioeng*, pp. 157-180, 1973.
- [15] J. J. Vidal, "Real-time detection of brain events in EEG," *Proceedings of the IEEE*, vol. 65, pp. 633-641, 1977.

- [16] T. M. Vaughan, "Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 94-109, 2003.
- [17] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interface research at the Wadsworth Center," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 222-226, 2000.
- [18] C. E. Shannon and W. Weaver, "The mathematical theory of communication," *Urbana: University of Illinois Press*, 1949.
- [19] J.R. Wolpaw, H. Ramoser, D.J. McFarland, and G. Pfurtscheller, "EEG-based communication: improved accuracy by response verification," *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 326-333, 1998.
- [20] S. G. Mason and G. E. Birch, "A general framework for brain-computer interface design," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 70-85, 2003.
- [21] J. K. Chapin, K. A. Moxon, R. S. Markowitz, and M. A. Nicolelis, "Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex.," *Nat Neurosci*, vol. 2, pp. 664-670, 1999.
- [22] J. C. Sanchez et al., "Input-output mapping performance of linear and nonlinear models for estimating hand trajectories from cortical neuronal firing patterns," *Proc. 12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 139-148, 2002.
- [23] M. A. L. & Chapin, J. K. Nicolelis, "Controlling robots with the mind.," *Sci Am*, vol. 287, pp. 46-53, 2002.
- [24] S. Darmanjian et al., "Bimodal brain-machine interface for motor control of robotic prosthetic," *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)*, vol. 4, pp. 3612--3617 vol.3, 2003.
- [25] J. C. Sanchez et al., "Learning the contributions of the motor, premotor, and posterior parietal cortices for hand trajectory reconstruction in a brain machine interface," *Proc. First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, pp. 59-62, 2003.
- [26] R. T. Lauer, P. H. Peckham, K. L. Kilgore, and W. J. Heetderks, "Applications of cortical signals to neuroprosthetic control: a critical review," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 205-208, 2000.
- [27] B. Brouwer and D. H. Hopkins-Rosseel, "Motor cortical mapping of proximal upper extremity muscles following spinal cord injury.," *Spinal Cord*, vol. 35, pp. 205-212, 1997.
- [28] Y.-K. Song et al., "Active Microelectronic Neurosensor Arrays for Implantable Brain Communication Interfaces," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 17, pp. 339-345, 2009.
- [29] Sung-Phil Kim, John D Simeral, Leigh R Hochberg, John P Donoghue, and Michael J Black, "Neural control of computer cursor velocity by decoding motor cortical spiking activity in humans with tetraplegia.," *J Neural Eng*, vol. 5, pp. 455-476, 2008.
- [30] Erich E. Sutter, "The brain response interface: communication through visually-

- induced electrical brain responses," *J. Microcomput. Appl.*, vol. 15, pp. 31-45, 1992.
- [31] David Regan, *Human brain electrophysiology: evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine*. New York: Elsevier, 1989.
- [32] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, and K. S. Jones, "Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 211-214, 2000.
- [33] Xiaorong Gao, Dingfeng Xu, Ming Cheng, and Shangkai Gao, "A BCI-based environmental controller for the motion-disabled," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 137-140, 2003.
- [34] Brendan Z Allison et al., "Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials.," *Clin Neurophysiol*, vol. 119, pp. 399-408, 2008.
- [35] N. Birbaumer, T. Hinterberger, A. Kubler, and N. Neumann, "The thought-translation device (TTD): neurobehavioral mechanisms and clinical outcome," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 120-123, 2003.
- [36] T. Elbert, B. Rockstroh, W. Lutzenberger, and N. Birbaumer, "Biofeedback of slow cortical potentials. I.," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 48, pp. 293-301, 1980.
- [37] N. Birbaumer et al., "The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 190-193, 2000.
- [38] W. D. Penny, S. J. Roberts, E. A. Curran, and M. J. Stokes, "EEG-based communication: a pattern recognition approach," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 214-215, 2000.
- [39] B. Obermaier, C. Neuper, C. Guger, and G. Pfurtscheller, "Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 9, pp. 283-288, 2001.
- [40] J. del R. Millán et al., "A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, pp. 678-686, 2002.
- [41] S. J. Roberts and W. D. Penny, "Real-time brain-computer interfacing: a preliminary study using Bayesian learning.," *Med Biol Eng Comput*, vol. 38, pp. 56-61, 2000.
- [42] J. del R. Millán and J. Mourino, "Asynchronous BCI and local neural classifiers: an overview of the adaptive brain interface project," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 159-161, 2003.
- [43] E. NiederMeyer and E. Lopes da Silva., Lippincott: Williams&Wilkins, 1999, ch. 53.
- [44] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles.," *Clin Neurophysiol*, vol. 110, pp. 1842-1857, 1999.
- [45] D. J. McFarland, L. A. Miner, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw, "Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements.," *Brain Topogr*, vol. 12, pp. 177-186, 2000.

- [46] G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger, and M. Pregenzer, "EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement.," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 103, pp. 642-651, 1997.
- [47] J. A. Pineda, B. Z. Allison, and A. Vankov, "The effects of self-movement, observation, and imagination on mu rhythms and readiness potentials (RP's): toward a brain-computer interface (BCI)," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 219-222, 2000.
- [48] G. Pfurtscheller et al., "Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 216-219, 2000.
- [49] G. Pfurtscheller et al., "Graz-BCI: state of the art and clinical applications," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 1-4, 2003.
- [50] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, and E. R. John, "Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty.," *Science*, vol. 150, pp. 1187-1188, 1965.
- [51] E. Donchin and D. B. Smith, "The contingent negative variation and the late positive wave of the average evoked potential.," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 29, pp. 201-203, 1970.
- [52] E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, pp. 174-179, 2000.
- [53] Jessica D. Bayliss, "A flexible brain-computer interface," 2001.
- [54] M. Kaper, P. Meinicke, U. Grossekaethofer, T. Lingner, and H. Ritter, "BCI competition 2003-data set Iib: support vector machines for the P300 speller paradigm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1073-1076, 2004.
- [55] Brendan Allison, "P3 or not P3: Toward a Better P300 BCI," University of California, 2003.
- [56] B. Z. Allison and J. A. Pineda, "ERPs evoked by different matrix sizes: implications for a brain computer interface (BCI) system," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 110-113, 2003.
- [57] A. Rakotomamonjy and V. Guigue, "BCI Competition III: Dataset II- Ensemble of SVMs for BCI P300 Speller," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, pp. 1147-1154, 2008.
- [58] José del R. Millán et al., "Combining Brain-Computer Interfaces and Assistive Technologies: State-of-the-Art and Challenges," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 4, no. 161, 2010.
<http://www.frontiersin.org/neuroprosthetics/10.3389/fnins.2010.00161/abstract>
- [59] J N Mak et al., "Optimizing the P300-based brain-computer interface: current status, limitations and future directions," *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, no. 2, p. 025003, 2011. <http://stacks.iop.org/1741-2552/8/i=2/a=025003>
- [60] Benjamin Blankertz, Steven Lemm, Matthias Treder, Stefan Haufe, and Klaus-Robert Müller, "Single-trial analysis and classification of ERP components: A tutorial," *NeuroImage*, vol. 56, no. 2, pp. 814-825, 2011, Multivariate Decoding and Brain Reading.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811910009067>

- [61] Dean J. Krusienski et al., "A comparison of classification techniques for the P300 Speller," *Journal of Neural Engineering*, vol. 3, pp. 299-305, 2006.
- [62] D.J. Krusienski, E.W. Sellers, D.J. McFarland, T.M. Vaughan, and J.R. Wolpaw, "Toward enhanced P300 speller performance," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, pp. 15-21, 2008.
- [63] J. Farquhar, "A linear feature space for simultaneous learning of spatio-spectral filters in BCI," *Neural Networks*, vol. 22, no. 9, pp. 1278-1285, 2009. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S089360800900152X>
- [64] Alexander J., Lucas, John P., Pisansky, Marc T., He, Bin Doud, "Continuous Three-Dimensional Control of a Virtual Helicopter Using a Motor Imagery Based Brain-Computer Interface," *PLoS ONE*, vol. 6, no. 10, p. e26322, Oct. 2011. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0026322>
- [65] C Brunner, B Z Allison, C Altstatter, C Neuper, "A comparison of three brain-computer interfaces based on event-related desynchronization, steady state visual evoked potentials, or a hybrid approach using both signals," *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, no. 2, p. 025010, 2011. <http://stacks.iop.org/1741-2552/8/i=2/a=025010>
- [66] Yuanqing Li et al., "An EEG-Based BCI System for 2-D Cursor Control by Combining Mu/Beta Rhythm and P300 Potential," *IEEE Trans. on Biom. Eng.*, vol. 57, no. 10, pp. 2495-2505, oct. 2010.
- [67] B Z Allison et al., "Toward smarter BCIs: extending BCIs through hybridization and intelligent control," *Journal of Neural Engineering*, vol. 9, no. 1, p. 013001, 2012. <http://stacks.iop.org/1741-2552/9/i=1/a=013001>
- [68] L. A. Farwell, E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [69] Gabriel Rilling, Patrick Flandrin, Paulo Goncalves, "On empirical mode decomposition and its algorithms," *Proceedings of IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*, 2003.
- [70] N. E. Huang et al., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [71] R. Balocchi, D. Menicucci, and M. Varanini, "Empirical mode decomposition to approach the problem of detecting sources from a reduced number of mixtures," *Proc. 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 3, pp. 2443--2446 Vol.3, 2003.
- [72] S. Makeig et al., "Dynamic brain sources of visual evoked responses," *Science*, vol. 295, pp. 690-694, 2002.
- [73] S. Makeig, T. P. Jung, A. J. Bell, D. Ghahremani, and T. J. Sejnowski, "Blind separation of auditory event-related brain responses into independent components.," *Proc Natl Acad Sci U S A*, vol. 94, pp. 10979-10984, 1997.
- [74] B. Blankertz et al., "The BCI competition 2003: progress and perspectives in

- detection and discrimination of EEG single trials," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1044-1051, 2004.
- [75] B. Blankertz et al., "The BCI competition III: validating alternative approaches to actual BCI problems," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, pp. 153-159, 2006.
- [76] Steven J. Luck, *An introduction to the event-related potential technique.*: The MIT Press, 2005.
- [77] K.S Paulus et al., "Visual and auditory event-related potentials in sporadic amyotrophic lateral sclerosis ," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 853-861, 2002. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1388245702000822>
- [78] T. Hruby and P. Marsalek, "Event-related potentials--the P3 wave," *Acta Neurobiol Exp (Wars)*, vol. 63(1), pp. 55-63, 2003.
- [79] Tzyy-Ping Jung et al., "Extended ICA removes artifacts from electroencephalographic recordings," *NIPS '97: Proceedings of the 1997 conference on Advances in neural information processing systems 10*, pp. 894-900, 1998.
- [80] Ronald Aylmer Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems," *Annals Eugen.*, vol. 7, pp. 179-188, 1936.
- [81] Norman Richard Draper and Harry, Smith, *Applied regression analysis / N. R. Draper, H. Smith*, 2nd ed.: New York : Wiley, 1981.
- [82] A. K. Jain, R. P. W., and Jianchang Mao, "Statistical pattern recognition: a review," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, pp. 4-37, 2000.
- [83] Christopher J. C., "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, pp. 121-167, 1998.
- [84] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor, *An introduction to support vector machines : and other kernel-based learning methods*, 1st ed.: Cambridge University Press, 2000.
- [85] Vladimir N. Vapnik, *The nature of statistical learning theory.*: Springer-Verlag New York, Inc., 1995.
- [86] J. del R. Millán, F. Renkens, J. Mourino, and W. Gerstner, "Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1026-1033, 2004.
- [87] J. Philips et al., "Adaptive Shared Control of a Brain-Actuated Simulated Wheelchair," *Proc. IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics ICORR 2007*, pp. 408-414, 2007.
- [88] Febo Cincotti et al., "Non-invasive brain-computer interface system: Towards its application as assistive technology," *Brain Research Bulletin*, vol. 75, pp. 796-803, 2008, Special Issue: Robotics and Neuroscience.
- [89] K. Inoue, K. Kumamaru, and G. Pfurtscheller, Robot operation based on pattern recognition on EEG signals, 2006.
- [90] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. R. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1034-1043, 2004.

- [91] Laurent Ricatti, Marilou Robotics Studio, <http://www.anykode.com>.
- [92] Bernhard Graimann et al., "Robust Intelligent Systems: Non-invasive Brain-Computer Interfaces for Semi-autonomous Assistive Devices", A. Shuster, Ed.: London: Springer, 2008.
- [93] L. Bougrain, O. Rochel, O. Boussaton, and L. Havet, "From the decoding of cortical activities to the control of a JACO robotic arm: a whole processing chain," *CAR - Control Architecture of Robots*, vol. abs/1212.0083, 2012.
- [94] Roland Siegwart and Illah R. Nourbakhsh, "Introduction to Autonomous Mobile Robots," *The Knowledge Engineering Review*, vol. 19, pp. 379-380, 2004.
- [95] R. Silva Ortigoza et al., "Una panorámica de los robots móviles," *Telematique*, vol. 6, 2007.
- [96] Holly Yanco, "Wheelesley: A robotic wheelchair system: Indoor navigation and user interface," in *Assistive Technology and Artificial Intelligence*, Vibhu Mittal et al., Eds.: Springer Berlin / Heidelberg, 1998, vol. 1458, pp. 256-268, 10.1007/BFb0055983.
- [97] Holly Yanco, "Integrating Robotic Research: A Survey of Robotic Wheelchair Development," in *AAAI Spring Symposium on Integrating Robotic Research*: Springer Berlin / Heidelberg, 1998.
- [98] Richard C Simpson, "Smart wheelchairs: A literature review.," *J Rehabil Res Dev*, vol. 42, no. 4, pp. 423-436, 2005.
- [99] A. Lankenau and T. Rofer, "A versatile and safe mobility assistant," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 8, no. 1, pp. 29-37, 2001.
- [100] Thomas Röfer, "Building consistent laser scan maps," *In Proc. of the 4th European Workshop on Advanced Mobile Robots (Eurobot 2001), volume 86 of Lund University Cognitive Studies, pages 83 – 90, pp. 83-90, 2001.* <http://www.informatik.uni-bremen.de/kogrob/papers/eurobot01.pdf>
- [101] C. Mandel, K. Huebner, and T. Vierhuff, "Towards an Autonomous Wheelchair: Cognitive Aspects in Service Robotics," *Proceedings of Towards Autonomous Robotic Systems (TAROS 2005)*, pp. 165-172, 2005. <http://www.iis.ee.ic.ac.uk/~taros05/papers/mandel.pdf>
- [102] Michael Somby, Updated review of robotics software platforms, 2008.
- [103] Peter Meinicke, Matthias Kaper, Florian Hoppe, Manfred Heumann, and Helge Ritter, "Improving Transfer Rates in Brain Computer Interfacing: A Case Study," *NIPS*, pp. 1107-1114, 2002.
- [104] R.P.W. Duin et al., PRTools4.1, A Matlab Toolbox for Pattern Recognition, 2007.
- [105] Chang, C. C., Lin, C. J. "LIBSVM: A library for support vector machines", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2, 27:1-27:27
- [106] A. Hyvärinen and E. Oja, "Independent component analysis: Algorithms and applications," *Neural Networks*, vol. 13, pp. 411-430, 2000.
- [107] A. Delorme, S. Makeig, T.P. Jung, and T.J. Sejnowski, "Automatic rejection of event-related potential trials and components using independent component analysis," *Proceedings of the Society for Neuroscience 31st Annual Meeting*, 2001.
- [108] Neng Xu et al., "BCI competition 2003-data set Iib: enhancing P300 wave

- detection using ICA-based subspace projections for BCI applications," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, pp. 1067-1072, 2004.
- [109] J. D. Bayliss, "Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, pp. 113-116, 2003.
- [110] S.S. Shapiro and M.B. Wilk, "An Analysis of Variance Test for Normality (complete samples)," *Biometrika*, vol. 52, pp. 591-611, 1965.
- [111] J.P. Royston, "An Extension of Shapiro and Wilk's W-Test for Normality to Large Samples," *Applied Statistics*, vol. 31, pp. 115-124, 1982.
- [112] Metin Akay, *Detection and Estimation Methods for Biomedical Signals*.: Academic Press, Inc., 1996.
- [113] G. Gentiletti, O. Yañez-Suarez, and V. Medina-Bañuelos, "Electrode-wise Classification Efficiency Analysis for the Oddball Paradigm," *Biomedizinische Technik*, vol. 49, pp. 47-48, 2004.
- [114] Hsuan-Tien Lin, Chih-Jen Lin, and Ruby C. Weng, "A note on Platt's probabilistic outputs for support vector machines," *Mach. Learn.*, vol. 68, pp. 267-276, 2007.
- [115] A. Delorme and S. Makeig, "EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 134, pp. 9-21, 2004.
- [116] Miguel Angel Richard and Gerardo Gabriel Gentiletti, "Implementación y evaluación de una interfaz cerebro computadora orientada al comando de una silla de ruedas," in *Memorias del XVI Congreso Argentino de Bioingeniería*, San Juan, 2007.
- [117] Eliana García Cossio, Gerardo Gabriel 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.
- [118] A A Bonardi, J G Gebhart, R C Acevedo, and G Gabriel Gentiletti, "Diseño y Evaluación de Estímulos Bimodales para Interfaz Cerebro Computadora," *Proceedings XVIII Congreso Argentino de Bioingeniería*, vol. 1, p. 1, 2011.
http://www.sabi2011.fi.mdp.edu.ar/proceedings/SABI/Pdf/SABI2011_159.pdf
- [119] Christoph Guger et al., "How many people are able to control a P300-based brain? computer interface (BCI)?," *Neuroscience letters*, vol. 462, no. 1, pp. 94-98, 2009.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304394009008192>
- [120] E García Cossio, G Gabriel 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, octubre 2008.
http://www.imbiomed.com.mx/1/1/articulos.php?method=showDetail&id_articulo=56694&id_seccion=2917&id_ejemplar=5733&id_revista=169
- [121] Eric W. Sellers, Dean J. Krusienski, Dennis J. McFarland, Theresa M. Vaughan, and Jonathan R. Wolpaw, "A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance," *Biological Psychology*, vol. 73, no. 3, pp. 242-252, 2006.

<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301051106001396>

- [122] G.G. Gentiletti, O. Yañez-Suarez, V. Medina-Bañuelos, "Detección de Potenciales Relacionados a Eventos para Interfaces Cerebro-Computadora," *Anales del Second Mexican Meeting on Mathematical and Experimental Physics, México DF*, vol. 1, pp. 1-4, 2004.
- [123] G. G. Gentiletti, O. Yañez-Suarez, V. Medina-Bañuelos, "Performance effects of ICA and spatial PCA preprocessing schemes over SVM-based classification of P300 events," in *Proceedings of the Third International BCI Meeting; Brain-Computer Interface Technology*, Albany, 2005.
- [124] G. Gentiletti, Gebhart G, Richard M., E. Cossio-Garcia, V. Medina-Bañuelos, "Robotics Simulation Platform of BCI Application: A Wheelchair Driving Example Using P300 Paradigm," *Proceedings of the 4th International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course - ISBN: 978-3-85125-004-6*, vol. 1, no. 1, pp. 226-231, 2008.
- [125] G.G. Gentiletti, J.G. Gebhart, R.C. Acevedo, O. Yañez-Suarez, and V. Medina-Bañuelos, "Command of a Simulated Wheelchair on a Virtual Environment Using a Brain-Computer Interface", *Innovation and Research in BioMedical engineering*, vol. 30, no. 5, pp. 218-225, December 2009.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1959031809001122>
- [126] Miguel Richard, "Aplicación de una Interfaz Cerebro-Computadora Orientada al Comando de una Silla de Ruedas," Facultad de Ingeniería - Universidad Nacional de Entre Ríos, Proyecto Final de Biongeniería Mayo 2007.
- [127] Jorge Guillermo Gebhart, "Simulación de una Silla de Ruedas Eléctrica Inteligente comandada por una ICC," Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos, Proyecto Final de Biongeniería Junio 2009.
- [128] Ariel Bonardi, "Diseño y Evaluación de Estímulo Bimodal para ICC," Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos, Proyecto Final de Biongeniería Noviembre 2010.
- [129] I. Iturrate, J. M. Antelis, A. Kubler, and J. Minguez, "A Noninvasive Brain-Actuated Wheelchair Based on a P300 Neurophysiological Protocol and Automated Navigation," *IEEE Trans. Robot.*, vol. 25, pp. 614-627, 2009.







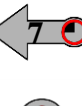
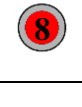
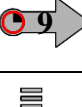
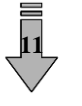
Anexo I:

Descripción y listado de comandos de la SRR

Los comandos de control son los que se utilizaron para permitir al usuario comunicarse con la SRR. Estos comandos fueron diseñados según las necesidades de un usuario que pretende comandar una SRR a través de una ICC basada en P300, y con el objetivo de lograr la mejor eficiencia posible del sistema completo. Cada uno de estos comandos está directamente asociado a los iconos utilizados en cada una de las matrices de estímulos utilizadas y que se muestran en la Figura 20 a) y Figura 20 b).







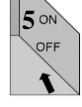
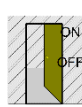
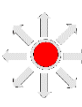


En las tablas I y II que se presentan a continuación se enumeran y listan los comandos de control junto con el icono que los representa y la acción que realizan en función del estado general del sistema. En la tabla I se describen principalmente los comandos de navegación de la SRR asociados a la matriz a, y en la tabla II, los asociados a las transiciones entre las matrices a y b, y los comandos de configuración asociados a esta última matriz. La acción final que se ejecutará ante la selección dependerá no solo del comando seleccionado, sino también del estado en el que se encuentra el SI.

Tabla I (Anexo I): Listado de comandos, indicando ICONOS y sus funciones, definidos para establecer el control de movimientos de la SRR mediante la ICC.

ICONO / No	COMANDO	ACCIÓN
	Girar a la izquierda 15°	Girar a la izquierda 15 ° a 15°/s si SL no se encuentra activado.
	Avanzar recto hasta obstáculo	Avanzar a 0,25 m/s hasta activar F3 ¹⁴ .
	Girar a la derecha 15°	Girar a la derecha 15 ° a 15°/s si SR no se encuentra activado.
	Girar a la izquierda 45°	Girar a la izquierda 45 ° a 15°/s si SL no se encuentra activado.
	Avanzar un tramo específico	<ul style="list-style-type: none"> • Avanzar: • 1m a 0,25m/s si F3 no está activado. • 0,5m a 0,125m/s si F3 está activado y F2 desactivado. • 0 1 m a 0 125m/s si F2 está activado y F1 desactivado
	Girar a la derecha 45°	Gira a la derecha 45 ° a 15°/s si SR no se encuentra activado.
	Girar a la izquierda 90°	Gira a la izquierda 90 ° a 15°/s si SL no se encuentra activado.
	Parar	Detener la SRR en 500 ms.
	Girar a la derecha 90°	Gira a la derecha 90 ° a 15°/s si SR no se encuentra activado.
	Retroceder por pasos	Retroceder: <ul style="list-style-type: none"> • 0,5 m a 0,125 m/s si P1 está desactivado. • 0,1 m a 0,125 m/s si P1 está activado pero P0 esta

¹⁴ F0,F1,F2,F3, P0 y P1: son zonas de seguridad definidas en las cercanías de la SRR, que se activan cuando un obstáculo penetra en ellas. Ver descripción de zonas de seguridad en Anexo II.

Tabla II (Anexo I) : Listado de comandos, y sus funciones, definidos para establecer el control de configuraciones y modos de la SRR mediante la ICC.

ICONO / No	COMANDO	ACCIÓN
	Cambiar a matriz de configuración de la SRR	Cambia los Iconos/comandos presentados en la matriz de navegación, a los comandos disponibles para cambiar configuraciones de la SRR.
	Poner al sistema en reposo	Dos selecciones consecutivas de este comando, pondrán al sistema en modo de reposo, deteniendo los estímulos y todas las acciones de comando de la SRR.
	Retraer rueda trasera.	Retraer la posición de dicha rueda para facilitar maniobrabilidad, si ésta se encuentra extendida.
	Extender rueda trasera.	Extender la posición de dicha rueda para mejorar estabilidad, si ésta se encuentra retraída.
	Reclinar/Enderezar el asiento.	Reclinar el asiento si se encuentra vertical. Enderezar el asiento si se encuentra inclinado.
	Elevar/Bajar el asiento.	Elevar el asiento si se encuentra bajo. Bajar el asiento si se encuentra alto.
	Apagar/Encender el sistema de seguimiento lateral de pared.	Apagar el sistema de seguimiento de paredes si se encuentra encendido. Encender el sistema de seguimiento de paredes si se encuentra apagado.
	Encender/Apagar el sistema de traspaso de puertas.	Encender el sistema de traspaso de puertas si se encuentra apagado. Apagar el sistema de traspaso de puertas si se encuentra encendido.
	Volver a matriz de navegación de la SRR.	Cambia los Iconos/comandos presentados en la matriz de configuraciones, a los comandos disponibles para cambiar navegación de la SRR.
	Cambiar a matriz de deletreo.	Detiene los modos de comando de la SRR para pasar a un modo deletreo para permitir comunicaciones escritas del usuario con terceras personas.
	Detener el sistema.	Detiene el sistema sin condiciones que dependan de otro estado.

Anexo II

Descripción de la estructura física y del control propuesto para la SRR

Contenido

Anexo II	113
Descripción de la estructura física y del control propuesto para la SRR	113
II.1 Introducción	113
II.2 Diseño físico de la SRR	114
II.2.1 Características de la SRR	114
II.2.2 Estructura	115
II.2.3 Sillón	118
II.2.4 Sujeto	118
II.3 Capacidades del Sistema de Inteligencia (SI)	119
II.4 Tipo y ubicación de los sensores	120
II.5 Acciones básicas de la SRR	123
II.5.1 Niveles de seguridad	124
II.6 Comportamiento avanzado de la SRR	125
II.6.1 Detección de puertas	125
II.6.2 Seguimiento de paredes	127
II.7 Sistema de Inteligencia	131
II.7.1 SI Reactivo	132
II.7.2 SI no reactivo	132

II.1 Introducción

En este anexo se detallan aspectos del diseño de la estructura física y del Sistema de Inteligencia (SI) básico utilizado en las simulaciones de la SRR, que incluye los dispositivos y algoritmos de control de la silla de ruedas. El sistema fue diseñado incluyendo a la ICC, que si bien no forma parte del SI, permite pensar el sistema y su aplicación de forma integrada, incluyendo al usuario, la ICC, la SRR y los algoritmos de control. Todo ha sido diseñado, desarrollado y evaluado, mediante simulaciones, en tiempo real en el Marilou Robotics Studio, y dicho desarrollo de estos modelos e implementación software de los respectivos módulos fue realizado en el marco del

proyecto final de carrera de Bioingeniería de Guillermo Gebhart [127].

Para poder desarrollar este sistema fue necesario diagramar previamente la estructura básica de una SRR para luego poder realizar su simulación considerando sus características físicas reales. Esta estructura básica y de prueba no pretende ser un modelo acabado, sino sentar las bases para implementar una plataforma de evaluación para los algoritmos de control y desempeño general de sistemas de este tipo en general.

II.2 Diseño físico de la SRR

La SRR diseñada cuenta con *tracción tipo diferencial* con dos ruedas motorizadas y una tercera rueda trasera tipo bola. El modelo se diseñó para ser usado tanto en ambientes



Figura II.2.1: Imagen de la SRR diseñada y simulada en Marilou e inserta el mundo virtual

externos como internos, por lo cual cuenta con una serie de opciones que aumentan el confort del usuario y el desempeño de la SRR en diferentes situaciones. Se modeló además la carga que representa al cuerpo de un usuario tipo sentado en la SRR para lograr resultados más realistas. En la figura II.2.1, puede verse una imagen de la SRR en un mundo virtual simulado que consiste de una vivienda básica, tipo departamento.

Los modelos utilizados para la simulación de los motores que propulsan la SRR son capaces de desarrollar una potencia máxima de 250 W y una velocidad de rotación de 1500 rpm, y se utilizan en conjunto con reducciones con una relación de 8,5.

II.2.1 Características de la SRR

A continuación se enumeran las principales características físicas de la SRR.

- Sillón con apoya cabezas reclinable y regulable en altura electrónicamente.
- Apoya brazos y apoya piernas.

- Rueda trasera con posición regulable electrónicamente.
- Barras de protección delanteras y laterales.
- Estante para computadora o pantalla de comando.
- Pack de 4 baterías de Ion de Litio debajo del sillón.
- Ruedas delanteras de 15 cm de radio y 5 cm de espesor.
- Rueda trasera tipo bola o universal de 10 cm de radio.
- Motores de 250 W en las ruedas delanteras.
- Velocidad máxima: 10,8 Km/h aprox.
- Peso: 44,5 Kg aprox. con baterías incluidas.
- Distancia desde el piso: 0,175 m
- Longitud con rueda trasera extendida: 1,324 m
- Longitud con rueda trasera retraída: 1,110 m
- Altura total con asiento en altura máxima: 0,89 m
- Altura total con asiento en altura mínima: 0,79 m
- Ancho: 0,61 m.

II.2.2 Estructura

Una buena estabilidad lateral y dimensiones adecuadas para circular cómodamente por ambientes internos fueron las premisas durante el diseño de la estructura de la SRR. Además, se diseñó para poder albergar tanto el sillón y las baterías, como los dispositivos del SI necesarios. En las siguientes figuras se muestra la estructura de la silla en vistas superior, izquierda y en perspectiva con sus dimensiones más relevantes.

La estructura de la SRR simulada se pensó de tipo tubular con material de titanio o fibra de carbono, y un peso aproximado de 27 Kg incluyendo las baterías. Las barras horizontales en el frente de la SRR brindan el soporte para ubicar los sensores IR frontales y sirven como parachoques protectores del usuario. Además se pueden observar los sensores de contacto en color gris, que recubren las superficies más externas de la estructura. En la figuras II.2.(2, 3 y 4) se señalan los receptáculos donde irían ubicados los motores, las baterías alojadas en la estructura, el vínculo de rueda trasera retráctil y el elemento gráfico que representa los sensores IR.

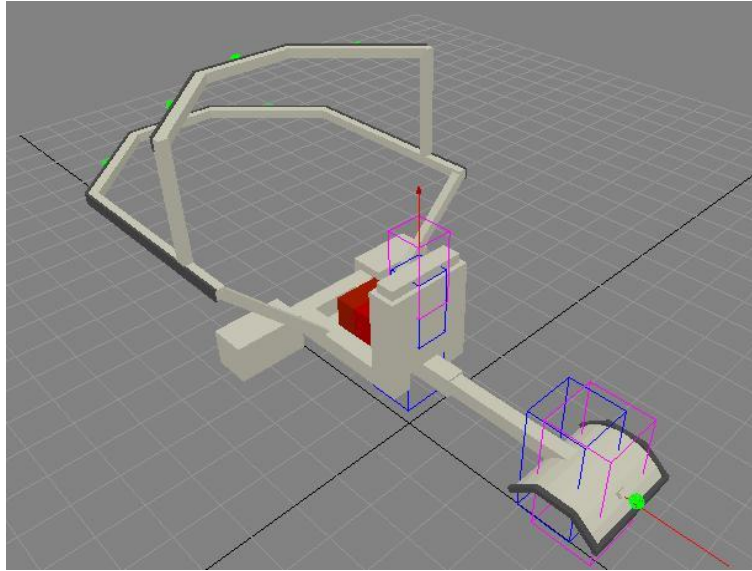


Figura II.2.2: Vista en perspectiva de la estructura de la SRR.

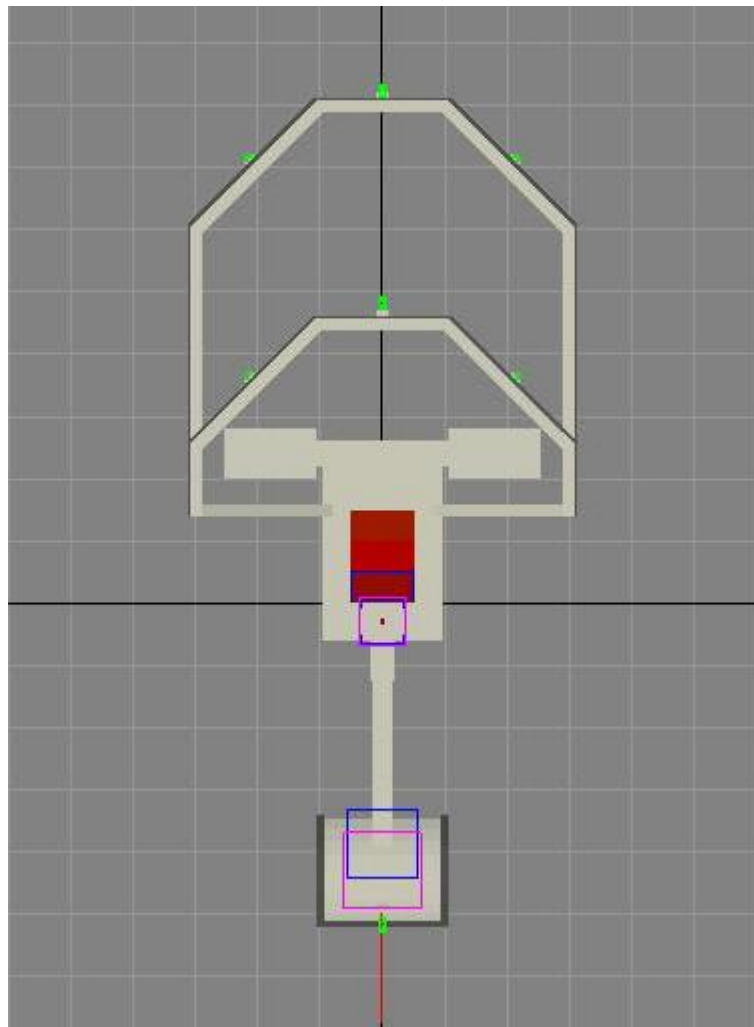


Figura II.2.3: Vista superior de la estructura de la SRR.

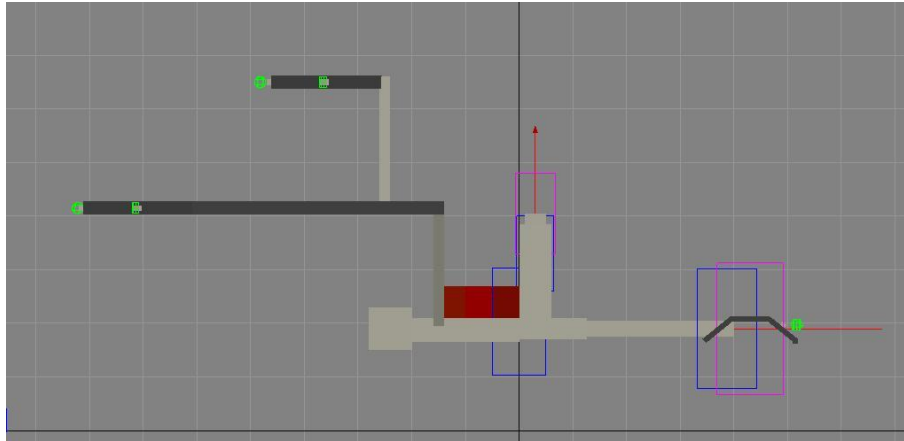


Figura II.2.4: Vista lateral izquierda de la estructura de la SRR.

La rueda trasera retráctil y la regulación en altura del sillón del usuario proporcionan a la SRR una estructura dinámica capaz de adaptarse a diferentes situaciones. Así, por ejemplo, cuando el espacio es reducido el usuario puede optar por retraer la rueda trasera y desplegarla cuando se precisa máxima estabilidad. Por su lado, la regulación en altura sirve para aumentar la estabilidad y evitar obstáculos en altura cuando el sillón se encuentra bajo, y para mayor confort y alcance en altura cuando se encuentra en su posición más alta.

El vínculo con la rueda trasera es movilizado por un pistón simulado con las siguientes características:

- Fuerza máxima: 2000 N
- Velocidad máxima: 0,2 m/s
- Tipo de pistón: mecánico
- Cantidad de pasos de posicionamiento lineal: 255

Por su parte, el soporte para el asiento que se señala en la figura II.2.2 cuenta con una articulación rotacional y una prismática, que permiten que el sillón sea reclinable y regulable en altura. La regulación en altura se realiza mediante un pistón simulado con las siguientes especificaciones:

- Fuerza máxima: 1000 N
- Velocidad máxima: 0,5 m/s
- Tipo de pistón: Amortiguado con aire comprimido
- Cantidad de pasos de posicionamiento lineal: 255

La diferencia fundamental entre los dos tipos de pistones simulados es su comportamiento dinámico. El soporte del asiento presenta un amortiguamiento suave para que el usuario no sufra los impactos. En cambio el vínculo con la rueda trasera es lo más rígido posible para evitar oscilaciones no deseadas de la rueda trasera en el eje longitudinal. Además de estos parámetros, dentro del simulador se pueden especificar otros para las juntas prismáticas a las que están asociados estos componentes, como fuerza de ruptura, fuerza de restitución en los límites, límites de recorrido, fuerza resistiva y parámetros de amortiguamiento.

La rotación del sillón tiene un límite de 15 grados sexagesimales y se logra con un servomotor con las siguientes especificaciones:

- Máximo momento de torsión: 1000 Nm
- Velocidad de rotación máxima: 25°/s
- Velocidad de rotación mínima: 0,01°/s
- Precisión del servo: 0,1°
- Cantidad de pasos de posicionamiento rotacional: 255

Además dentro del simulador pueden especificarse otros parámetros para las juntas, como fuerza o torque de ruptura, fuerza o torque de restitución en los límites, límites de recorrido, fuerza o torque resistivo y parámetros de amortiguamiento.

II.2.3 Sillón

El sillón de la SRR fue dimensionado con el objetivo de poder albergar una persona de gran tamaño. Este cuenta con un respaldo alto con apoya-cabezas, apoya-brazos laterales y apoya-piernas. De los apoya-brazos se sustenta el estante sobre el cual se coloca una computadora personal o la pantalla requerida para el comando de la SRR. El apoya-piernas tiene un ángulo de 45° con respecto del asiento. El asiento puede reclinarsse 45° hacia atrás, y regularse 10 cm en altura, brindando confort al usuario y flexibilidad para transitar por diferentes lugares.

En la figura II.1.5 se muestra una imagen del asiento con el usuario simulado y sus dimensiones más importantes. La estructura rígida del sillón estaría construida con placas de titanio. El peso total del sillón sin el usuario es de aproximadamente 8,5 Kg, y 93,5 Kg con el sujeto incluido. Con el objetivo de minimizar los esfuerzos de torsión en el vínculo estructura-sillón, el sillón se asienta en el soporte de la estructura sobre un eje transversal que pasa por el centro de gravedad longitudinal aproximado del conjunto sillón-usuario.

II.2.4 Sujeto

Para darle más realismo a la simulación y completar la dinámica del modelo, se modeló una persona sentada en el sillón del usuario (ver figura II.2.5). Este consiste en un

modelo de segmentos de una persona de 1,8 m de altura y 85 Kg de peso aproximadamente, basado en los parámetros de los segmentos del cuerpo presentados por Drillis y Contini en 1966 [57]. Cada segmento tiene su centro de gravedad situado en el centro geométrico del paralelepípedo nativo de Marilou con el que fue modelado. En la Tabla II.2.1 pueden observarse los parámetros de cada segmento del modelo. En la cabeza del sujeto se montó una cámara por la cual se puede ver la simulación desde una perspectiva aproximada a la que se tendría si en verdad se estuviera sentado en la silla de ruedas.

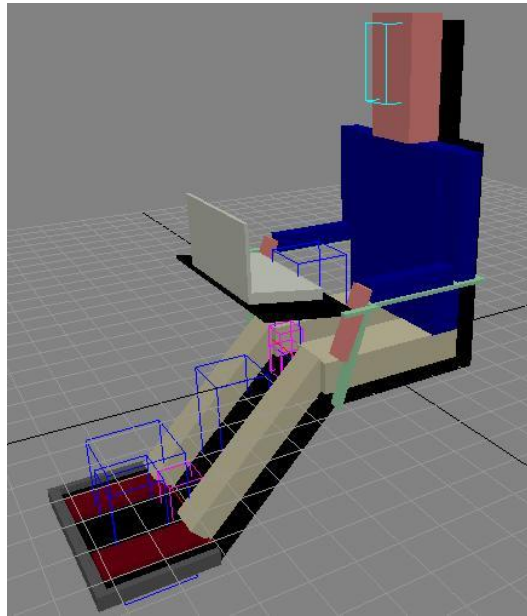


Figura II.2.5: Imagen en perspectiva del sillón de la SRR

Tabla II.2.1: Parámetros de los segmentos del modelo del físico de un sujeto

Segmento	Longitud (cm)	Ancho (cm)	Altura (cm)	Peso (Kg)
Cabeza y cuello	18,00	10,00	32,80	6,89
Torso	34,20	9,00	51,80	42,25
Brazo	8,00	6,00	33,80	2,38
Antebrazo	5,00	5,00	26,10	1,36
Mano	6,00	2,00	19,40	0,51
Muslo	15,00	9,00	44,10	8,50
Pierna	10,00	7,00	55,00	3,91
Pie	10,00	2,00	27,40	1,23

II.3 Capacidades del Sistema de Inteligencia (SI)

El objetivo del sistema de inteligencia de la SRR consiste en asistir al usuario

permitiéndole transitar en forma segura y eficiente, minimizando el esfuerzo y el tiempo necesario para realizar un movimiento.

Al conducir una silla de ruedas eléctrica convencional, el usuario realiza una cantidad de acciones que pueden dividirse en simples y complejas. Las acciones simples son aquellas que el usuario realiza casi inconscientemente, como evitar colisionar con un objeto, calcular distancias y detectar cuerpos en movimiento. Las acciones complejas son aquellas que requieren un mayor nivel de procesamiento mental, y generalmente engloban muchas acciones simples, como elegir el lugar donde quiere dirigirse, seguir una trayectoria con puntos intermedios por donde quiere pasar o decidir sobre la marcha un punto determinado en donde quiere parar. Para el SI, las *acciones básicas*, serán las acciones simples que este sea capaz de realizar, y los *comportamientos* serán aquellos que engloben o supongan dos o más *funciones básicas*. De este modo, si el SI decide frenar la SRR para evitar un obstáculo, estaría realizando una acción básica. Pero si en vez de frenar, esquiva el obstáculo y continúa su marcha en función del deseo del usuario, el SI se generaría un *comportamiento* más complejo.

La cantidad y la complejidad de los comportamientos que deba tener una SRR dependerán del usuario. Es por esto que el SI debe ser adaptable a las necesidades específicas de cada usuario. Sin embargo, ciertos comportamientos, de los cuales depende la seguridad del usuario y de terceros que puedan verse involucrados, se consideran indispensables para cualquier usuario. Por lo tanto, dentro de los comportamientos que debe tener el SI, se incluyen a todos aquellos que aseguren el bienestar del usuario y terceros, y todos los requeridos para que cada usuario en particular pueda conducir eficaz y eficientemente con la SRR.

El SI desarrollado en este proyecto cuenta con un sistema de seguridad que reacciona deteniendo la SRR según las condiciones del entorno y los comandos enviados por el usuario. Además cuenta con los comportamientos complejos de detección de puertas y seguimiento de paredes. En las siguientes secciones se describen las partes que componen al SI.

II.4 Tipo y ubicación de los sensores

Los sensores de la SRR son esenciales para el desempeño del SI y sobre todo para la seguridad del usuario. En este proyecto se utilizó una combinación de sensores de distancia y de contacto. Los sensores de distancia proveen al SI de la información necesaria del medio que lo rodea para su funcionamiento, y los sensores de contacto tienen como función primordial salvaguardar la integridad del usuario.

Como sensores de distancia se optó por sensores infrarrojos (IR). Estos sensores son relativamente económicos y permiten conocer con un error aceptable la distancia a la cual se encuentra un cuerpo en la dirección en la que apunta el haz de radiación infrarroja. La porción del haz reflejada que retorna al sensor es detectada y utilizada para calcular la distancia a la que se encuentra el objeto desde el sensor. Para lograr una reflexión del haz adecuada, la normal al plano del cuerpo sobre el cual incide el haz debe formar un ángulo menor a los 30° con la dirección del haz incidente. La distancia puede calcularse en función de la cantidad de luz que retorna al sensor, pero actualmente se calcula por

triangulación de las ondas que inciden sobre dos lentes que vienen incluidas dentro de los sensores integrados. Las lentes transmiten la radiación a un arreglo de sensores CCD (del inglés “*charged couple device*”, que significa “dispositivo de carga acoplada”) dispuestos de tal forma que puede medirse el ángulo con el que incide la onda sobre las lentes. Conociendo estos ángulos se calcula la distancia al objeto por trigonometría. Como los sensores IR son sensibles a la intensidad de luz ambiente, la radiación IR se emite en forma de pulsos en vez de continua para poder separar la porción de la señal que contiene información. Por otro lado, la luz reflejada por un material depende de las propiedades del mismo. Si bien este problema no puede resolverse por completo, la utilización de radiación IR supone una cierta independencia de la radiación reflejada por un cuerpo con respecto a las propiedades del material. Como ejemplo de sensores comerciales puede citarse la línea de sensores IR de Sharp, que incluye tres sensores de distancia analógicos y dos digitales. La diferencia entre los dos tipos de sensores radica en el hecho de que los sensores analógicos proveen una lectura que varía en función de la distancia a la que se encuentra el objeto, mientras que los sensores digitales solo informan si se ha detectado un objeto dentro del rango específico del sensor¹⁵.

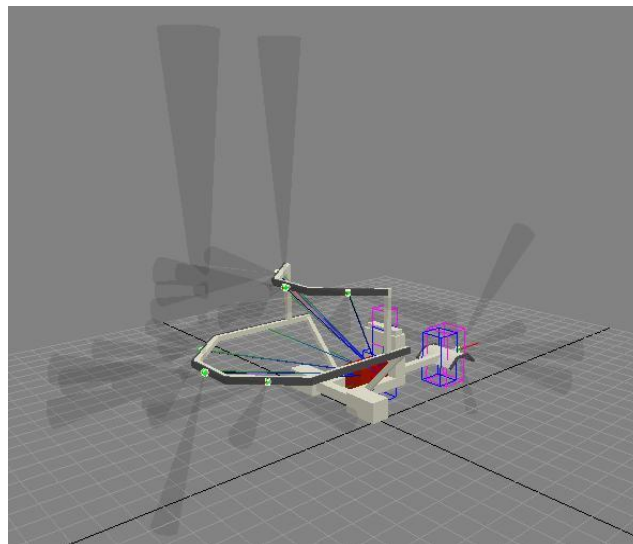


Figura II.4.1: Estructura de la SRR donde se pueden observar la posición y orientación de los sensores IR en forma de conos translúcidos. Las barras en color gris sobre la estructura indican los sensores de contacto

Los sensores de contacto son generalmente simples micro-interruptores colocados de manera tal que si ese punto toma contacto con algún cuerpo el interruptor se activa.

¹⁵<http://www.acroname.com/robotics/info/articles/sharp/sharp.html>

La SRR cuenta con un total de 31 sensores IR posicionados con el objetivo de lograr una visión lo más completa posible y de recabar información específica que el SI necesita

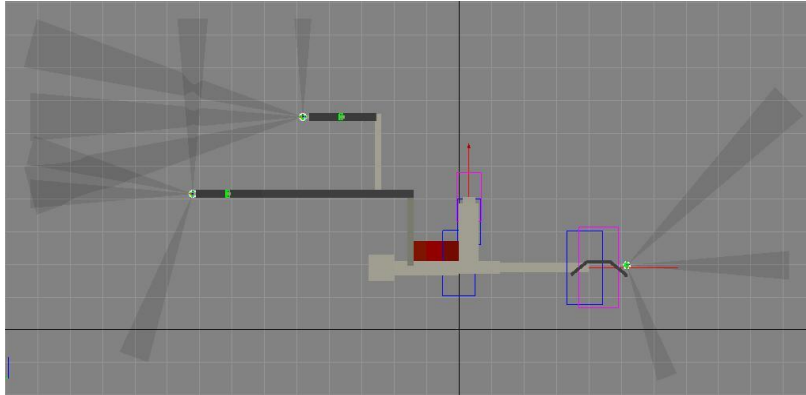


Figura II.4.2: Vista lateral izquierda de la estructura de la SRR con los sensores orientados sobre el plano longitudinal.

para realizar sus acciones. A su vez se colocaron 24 sensores de contacto en las barras de protección y en los puntos más extremos de la SRR para detectar colisiones o contactos con objetos en el ambiente (Ver figura II.4.(1y2)).

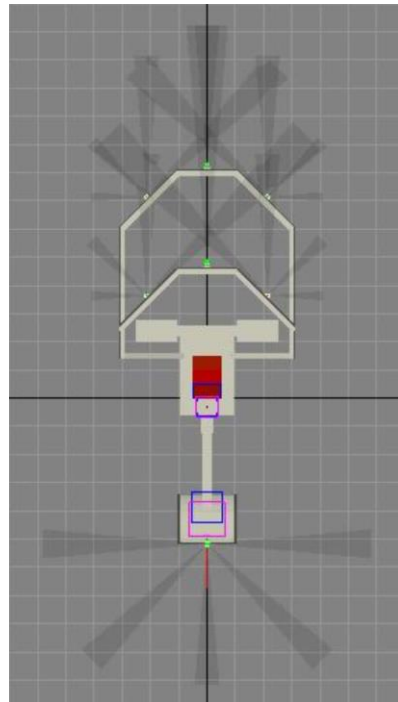


Figura II.4.3: Vista superior de la estructura de la SRR con los sensores IR que se encuentran orientados sobre un plano horizontal.

Los sensores de distancia se encuentran situados en las barras de protección delanteras y en el guardabarros trasero. En cada una de las barras delanteras hay dispuestos 12

sensores IR distribuidos en forma idéntica en cada una, exceptuando los que se encuentran en dirección oblicua hacia abajo, que en la barra inferior se encuentra formando un ángulo de 70 grados con la horizontal. Como puede observarse en la figura II.4.1, la distribución de los sensores delanteros en dos barras frontales posibilita la detección de obstáculos a diferentes alturas y en diferentes direcciones. Para delimitar zonas de detección sobre el plano vertical longitudinal se entrecruzaron sensores situados sobre diferentes barras frontales (ver figura II.4.3), y sobre una misma barra para zonas sobre planos horizontales (ver figura II.4.2). Los sensores direccionados hacia el piso que se encuentran tanto en las barras frontales como en el guardabarros posterior tienen la función de detectar la existencia de desniveles que supongan riesgos al momento de avanzar o retroceder.

II.5 Acciones básicas de la SRR

Las acciones básicas son las que resultan de la ejecución directa de los comandos de navegación previamente detallados en el Anexo I, los cuales consisten en el desarrollo de trayectorias por tramos, incrementales y predefinidas. Estas trayectorias se calculan en tiempo real, se estiman en términos de perfiles de velocidad, los cuales son suministrados a los dos servomotores (control de velocidad angular) que actúan sobre las ruedas, e impulsan la SRR en una configuración de tracción diferencial.

Existe un sólo comando, que genera una trayectoria continua (avanzar en línea recta hasta encontrar un obstáculo), que no tiene un resultado preestablecido.

Cabe aclarar que esta referencias de trayectorias, si bien son alimentadas a los servomotores que intentaran mantener los perfiles de velocidad propuestos por las mismas, el control termina siendo a lazo abierto, y cualquier error terminará generando un error en la trayectoria deseada. Los errores no serán significativos en el conjunto de comandos cuyas trayectorias están acotadas a tramos cortos.

Estas acciones básicas, pueden sin embargo complementarse con comportamientos más complejos, partiendo de interrupciones de las mismas por presencia de obstáculos, y llegando a comportamientos como el de seguir paredes laterales a manera de guía para avanzar por pasillos o por la periferia de grandes habitaciones o edificios, o el de detectar puertas y atravesarlas en forma autónoma sin requerir de instrucciones/comandos detallados del usuario.

Pero dado que todas estas acciones deben tener como principal cuidado, la seguridad tanto del usuario como de terceros, a continuación se presenta una estrategia básica para establecer un sistema de seguridad.

II.5.1 Niveles de seguridad

La seguridad es tal vez la cualidad más importante con la que debe contar una SRR. Sin embargo, estos sistemas pueden resultar prohibitivos en algunas situaciones, restringiendo las zonas alcanzables con la SRR. Para sortear este obstáculo, se diseñó un sistema basado en “zonas seguras” que se diferencian entre sí por la potencial distancia al

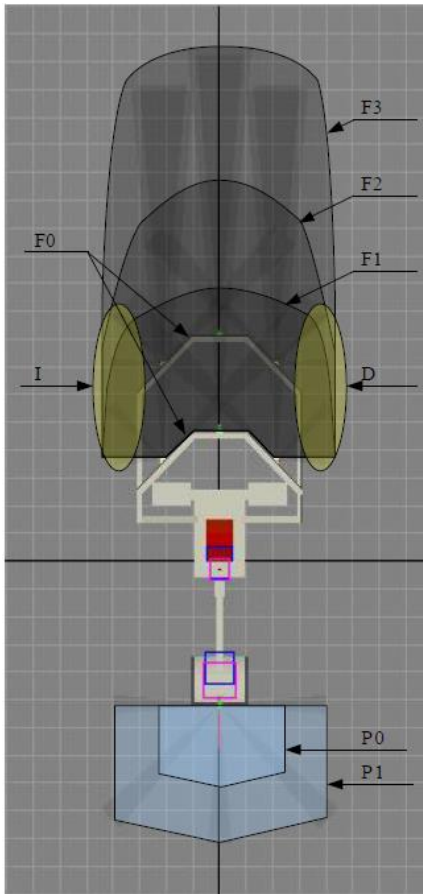


Figura II.5.1: Vista superior de la estructura de la SRR con los sensores IR y las áreas de seguridad frontales en color gris, posteriores en color celeste, y laterales, en color amarillo. En la figura se marcan las barreras.

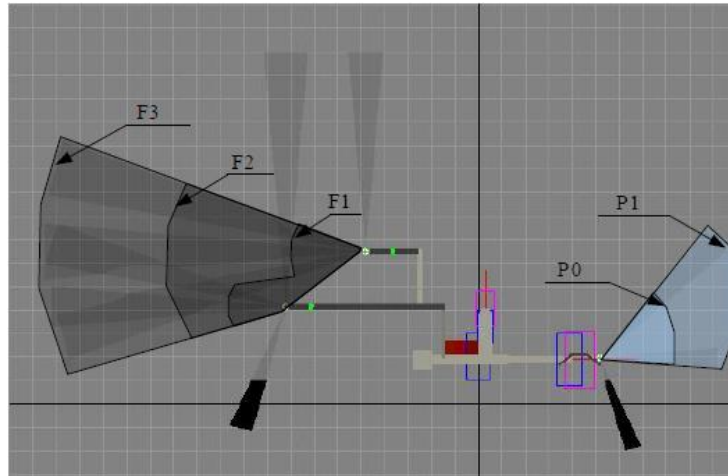


Figura II.5.2: Vista lateral de la estructura de la SRR con los sensores IR y las áreas de seguridad frontales en color gris, y posteriores en color celeste. Las áreas laterales no se encuentran delimitadas por sensores en el plano longitudinal.

obstáculo más cercano, en que se encuentran los elementos más externos de la SRR.

La estrategia del sistema de zonas de seguridad se basa en dividir el espacio alrededor de la silla en zonas y sub-zonas. Las zonas se delimitan agrupando los sensores que se encuentran ubicados en la parte frontal, posterior y laterales de la SRR. Por su parte, las sub-zonas se encuentran separadas por barreras formadas por las distancias mínimas admitidas para cada sub-zona en particular. Estas sub-zonas conforman los niveles de seguridad, que son activados si la distancia mínima desde la SRR hasta un obstáculo

detectado por un sensor IR es menor que la admitida para ese sensor en ese nivel.

En la zona frontal hay tres barreras que delimitan niveles de seguridad: F1, F2 y F3. Las barreras P0 y P1 dividen la zona posterior en dos sub-zonas, y los laterales, las barreras I a la izquierda y D a la derecha delimitan un nivel de seguridad para cada lado. Además existe la barrera F0, que se activa sólo por contactos con obstáculos en la zona frontal y por la detección de obstáculos en altura. Esta función la cumple P0 para la zona posterior. (Ver figuras II.4.1 y II.4.2).

En la figuras II.4.1 y II.4.2 pueden verse las barreras impuestas por la lectura de los sensores en las diferentes zonas. El SI utiliza los niveles de seguridad para tomar decisiones y garantizar el bienestar del usuario. Puede observarse que el nivel delimitado por la barrera más alejada incluye a las demás dentro de una misma zona. Si un nivel de seguridad se encuentra activado, todos los niveles que abarcan sub-zonas mayores dentro de la misma zona también se encuentran activados. Los cambios de un nivel de seguridad a otro son realizados automáticamente por el SI según las barreras de seguridad traspasadas.

Los sensores IR con su área de detección coloreada parcialmente que se observan en la figura II.5.2 están destinados a evaluar la distancia al piso segura para circular con la SRR, el área coloreada representa el rango de distancia segura. Los sensores direccionados verticalmente hacia arriba proveen seguridad contra obstáculos en altura y permiten circular por espacios con una distancia mínima hasta el techo de 10 cm. desde la cabeza del usuario.

II.6 Comportamiento avanzado de la SRR

Como comportamientos avanzados se incluyeron dos que se consideran esenciales y de gran ayuda para optimizar la conducción de una SRR en ambientes cotidianos.

II.6.1 Detección de puertas

La detección de puertas por parte del SI es el paso previo al desarrollo de comportamientos que permitan realizar el traspaso de puertas en forma autónoma. Traspasar una puerta con una SRR controlada con una ICC supone una tarea que puede volverse muy dificultosa, sino imposible, para el usuario. Por este motivo se incluye un primer análisis y experiencias sobre la implementación de este comportamiento, que deja planteado un desarrollo hacia un futuro de la funcionalidad que permita a la SRR atravesar autónomamente por puertas o espacios similares.

El sistema está basado en una red neuronal perceptrón multicapa con una capa oculta

(ver esquema general en figura II.6.1), con 25 neuronas en la capa de entrada y una en la capa de salida. Las entradas de la red son las lecturas de los 24 sensores IR que se encuentran sobre las barras de protección frontales de la SRR y la señal de sesgo que fue fijada en 1. Como función transferencia, las neuronas utilizan la clásica función sigmoidea:

$$y_j(n) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n))}$$

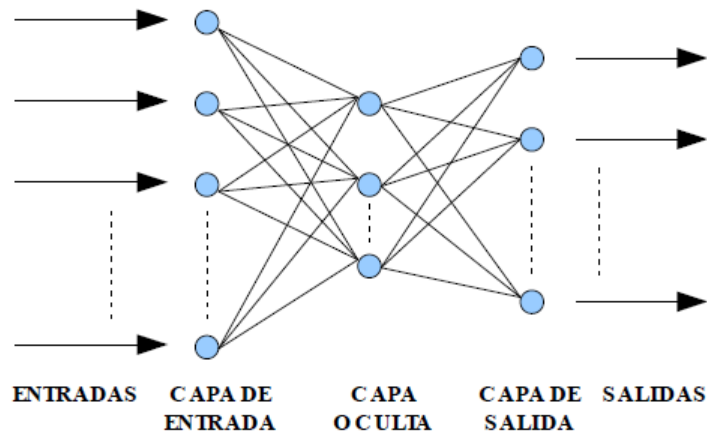


Figura II.6.1: Diagrama de una red neuronal perceptrón multicapa con una capa oculta

II.6.1.1 Implementación y experimentos preliminares:

Los patrones de entrenamiento de la red se recolectaron realizando lecturas de los valores arrojados por los 24 sensores IR en diferentes situaciones, corriendo la simulación con el modelo de la SRR y del ambiente desarrollado. Se recolectaron 550 patrones, de los cuales la mitad corresponde a situaciones donde la SRR se encontraba frente a las puertas del departamento virtual simulado, posicionada en diferentes ángulos de orientación entre -45° y $+45^\circ$. La otra mitad se recolectaron cuando la SRR se encontraba a más de un metro de distancia de cualquier puerta. Los patrones fueron recolectados con una distribución lo más uniformemente posible entre las diferentes puertas y ángulos de orientación, y los diferentes ambientes del departamento. El 80% de los patrones escogidos al azar se utilizaron para el entrenamiento de la red propiamente dicho (patrones de entrenamiento), y el resto para evaluar el grado de generalización de la red (patrones de evaluación).

Cada una de las dos respuestas posibles de la neurona en la capa de salida corresponde a una de las dos situaciones en la que puede encontrarse la SRR: frente a una puerta o no. Estas respuestas son mutuamente excluyentes, es decir, la SRR se encuentra en una situación o en la otra.

Se entrenaron varias redes con diferentes parámetros utilizando el método de retropropagación (backpropagation en inglés), de las cuales cuatro se exponen en la siguiente tabla.

Tabla II.5.1: Parámetros de entrenamiento de cuatro configuraciones de redes multicapas entrenadas

RED	Neuronas en la capa oculta	Coefficiente de aprendizaje (η)	Coefficiente de momento (α)	Épocas
1	5	0,7	0,2	225
2	6	0,7	0,2	225
3	8	0,7	0,2	250
4	12	0,7	0,2	400

Los resultados obtenidos con los conjuntos de parámetros mostrados en la tabla II.5.1 pueden observarse en la siguiente tabla.

Tabla II.5.2: Resultados obtenidos con las cuatro redes multicapas entrenadas.

RED	Porcentaje de aciertos con el conjunto de prueba	Porcentaje de falsos positivos	Porcentaje de falsos negativos
1	79,75	1,27	11,39
2	92,4	0	5,06
3	100	0	0
4	93,67	0	5,06

Finalmente podemos observar que con el conjunto de parámetros de la red “3” se obtuvo el más alto porcentaje de aciertos (100%) en el conjunto de evaluación. Con los demás conjuntos se obtuvieron igualmente buenos resultados, sobre todo con el 3 y el 4, para los cuales no hubo falsos positivos.

Este sistema se utiliza para alertar al usuario de que existe una abertura tipo puerta frente a la SRR y el SI actúa deteniéndola por completo. El paso siguiente, no contemplado aún en este trabajo, sería desarrollar un sistema de generación de trayectorias para guiar el traspaso automático de puertas o aberturas similares, que pueda ser ejecutado por el usuario con un único comando o decisión.

II.6.2 Seguimiento de paredes

El comportamiento de seguimiento de paredes está pensado para facilitar la circulación con la SRR en pasillos y siguiendo paredes o muros que sigan trayectorias rectas o curvas.

El proceso de seguimiento de paredes se descompone en dos partes, la detección de la pared y el seguimiento de la trayectoria de la pared en sí mismo.

II.6.2.1 Detección

Para detectar que la SRR se encuentra junto a una pared en alguno de sus lados o en ambos, se utilizan las distancias sensadas por tres sensores laterales a cada lado de la SRR (Ver figura II.6.2). Con cualquier combinación de dos de los tres sensores de un mismo lado se calcula la menor distancia desde el centro longitudinal de la estructura hasta la pared o muro. En la figura II.5.2 se muestran los sensores IR utilizados enumerados y las dimensiones utilizadas en los cálculos. Este proceso se realiza para ambos laterales de la SRR. El SI habrá detectado una pared si una distancia menor a 0,5m es detectada a alguno de los lados de la SRR, y dicha detección permanece estable

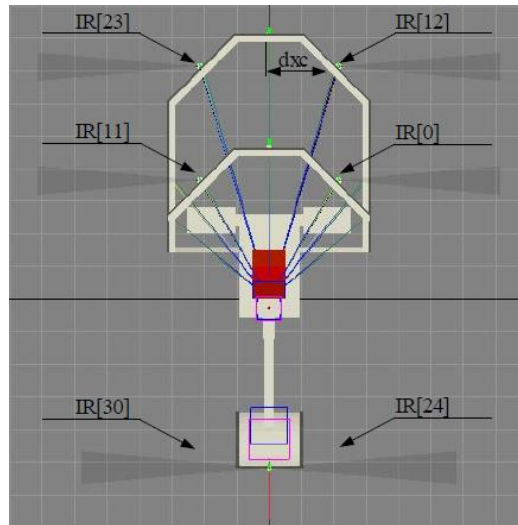


Figura II.6.2: Estructura y sensores IR utilizados por el sistema de seguimiento de paredes.

durante una trayectoria de avance de más de medio metro. A continuación se muestran las fórmulas y parámetros utilizados mostrando una simple forma de calcular esta distancia según los sensores IR utilizados y el lado del cual se encuentra el muro:

- Si la lectura del IR[24] < 1,5m y la del IR[12] < 1,286m, entonces la distancia desde el centro longitudinal de la SRR al muro situado a la derecha (d_{xd}) es :

$$d_{xd} = ((IR[12] + d_{xc}) + IR[24])/2$$

donde d_{xc} es la distancia a la que se encuentra IR[12] del plano longitudinal de la SRR.

- Si en cambio, la lectura del IR[12] > 1,286 y la del IR[0] < 1,286, d_{xd} es

$$d_{xd} = ((IR[0] + d_{xc}) * dy1 + IR[24] * dy2)/(dy1 + dy2)$$

donde $dy1$ y $dy2$ son las distancias longitudinales desde el centro longitudinal de la SRR hasta el IR[0] y el IR[24] respectivamente.

- Si la lectura del IR[30] < 1,5m y la del IR[23] < 1,286m, entonces la distancia desde el centro longitudinal de la SRR al muro situado a la izquierda (d_{xi}) es

$$dxi = ((IR[23] + dxc) + IR[30])/2$$

donde dxc es la distancia a la que se encuentra IR[23] del plano longitudinal de la SRR.

- Si en cambio, la lectura del IR[23] $> 1,286$ y la del IR[11] $< 1,286$, dxi es

$$dxi = ((IR[11] + dxc) * dy1 + IR[30] * dy2)/(dy1 + dy2)$$

donde $dy1$ y $dy2$ son las distancias longitudinales desde el centro longitudinal de la SRR hasta el IR[11] y el IR[30] respectivamente.

II.6.2.2 Seguimiento de paredes o muros

El seguimiento de paredes o muros requiere controlar en tiempo real la orientación en la cual se encuentra la SRR con respecto de la pared. Por lo tanto, deben calcularse constantemente y a intervalos regulares la distancia a la pared y el ángulo que la SRR forma con ella.

Una vez obtenida la distancia hasta el muro y conociendo la posición en la que se encuentran los sensores IR utilizados, puede calcularse por trigonometría el ángulo que forma el eje longitudinal de la SRR con el muro en cualquiera de sus lados (ver figura II.6.3). Las fórmulas que se muestran a continuación son utilizadas para calcular el ángulo θ según los sensores IR utilizados y el lado sobre el cual se encuentra el muro.

- Si el muro se encuentra a la derecha:

$$\theta = atan((IR[12] + dxc - IR[24])/dt1)$$

ó

$$\theta = atan((IR[0] + dxc - IR[24])/dt2)$$

- Si el muro se encuentra a la izquierda

$$\theta = atan((-IR[23] - dxc + IR[30])/dt1)$$

ó

$$\theta = atan((-IR[11] - dxc + IR[30])/dt2)$$

donde $dt1$ y $dt2$ son las distancias longitudinales entre los sensores IR utilizados para

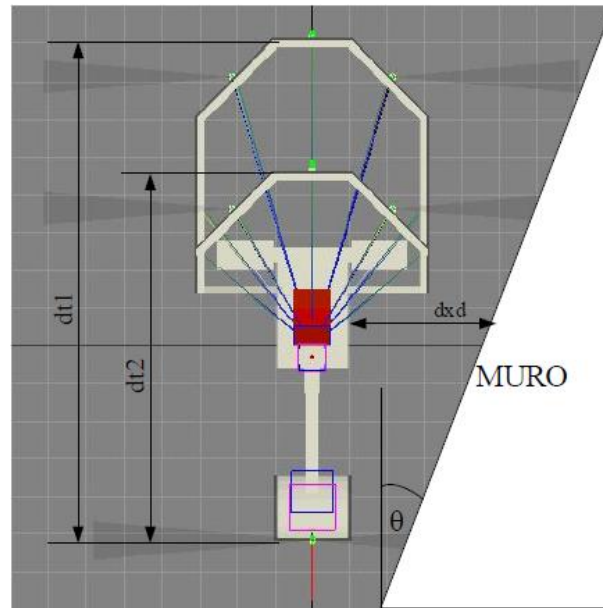


Figura II.6.3: Estructura de la SRR con los sensores utilizados por el sistema de seguimiento de paredes. Puede verse dx/d y el ángulo θ a ser calculado.

el cálculo.

El sistema de control actúa corrigiendo la velocidad de rotación de la SRR en proporción a la diferencia entre el ángulo deseado y el calculado, con las ecuaciones anteriores. Como queremos que la SRR avance en la misma dirección en la que el muro que fue detectado, el ángulo deseado es cero (Ver figura II.6.3).

Las leyes de control que se proponen para la velocidad de rotación (ω) de la SRR y la velocidad de avance (v) son:

$$\omega_1 = k \cdot (\theta_d - \theta)$$

$$v_1 = v_{max} \cdot \cos(\theta_d - \theta)$$

Luego las velocidades angulares de las ruedas derecha (φ_1), e izquierda (φ_2) respectivamente, se calculan con las siguientes fórmulas:

$$\varphi_1 = \frac{2v - \omega \cdot R}{2r}$$

$$\varphi_2 = \frac{2v}{r} - \varphi_1$$

II.7 Sistema de Inteligencia

El sistema de inteligencia (SI) enmarca los comportamientos de la SRR y determina el modo en que son utilizados en función de la voluntad del usuario. Para lograr esto recibe comandos de la ICC que establece el canal de comunicación entre el usuario y la SRR. Estos comandos son los comandos de control que el usuario envía a la SRR a través de la ICC.

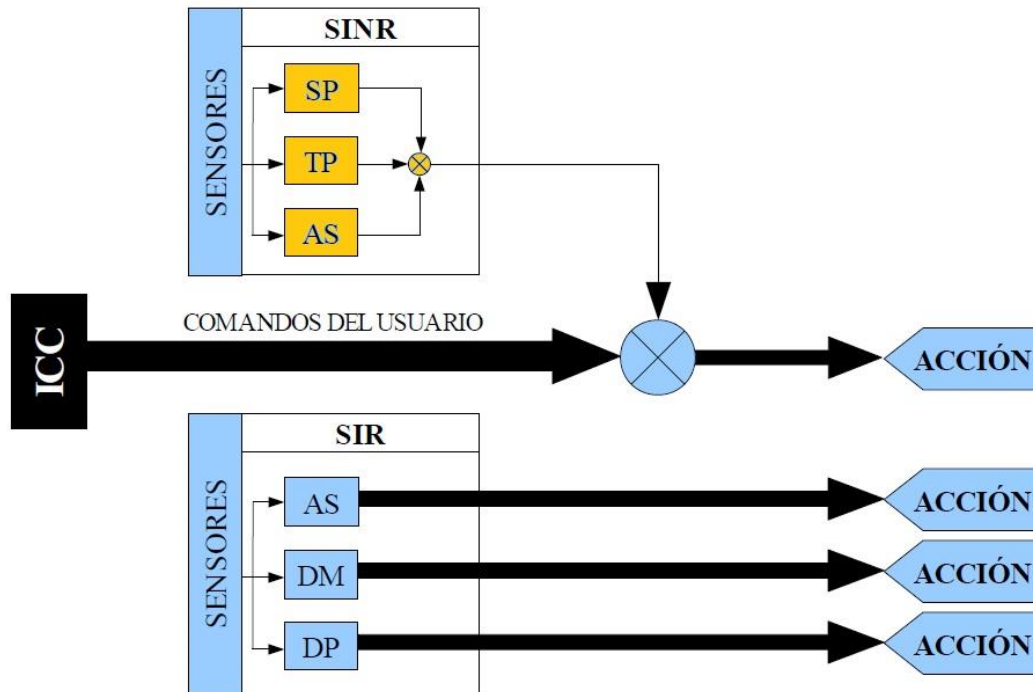


Figura II.7.1: Diagrama del SI y su relación con la ICC. SP: Seguimiento de paredes. TP: Traspaso de puertas. AS: Áreas de seguridad. DM: Detección de paredes o muros. DP: Detección de puertas.

El SI se encuentra dividido en dos partes funcionales: el SI reactivo (SIR) y el SI no reactivo (SINR). La función principal del SIR es salvaguardar la seguridad del usuario y provee un sistema que reacciona de forma inmediata (sin ser mediada por el usuario) frente a diferentes situaciones reconocidas a partir de los sensores de la SRR. El SINR está orientado a controlar acciones más complejas con el objetivo de minimizar el número de comandos que el usuario necesitaría utilizar para realizar una trayectoria de navegación en particular. Estos dos sistemas se encuentran relacionados entre sí, ya que cualquier acción realizada por alguna de las partes puede alterar la situación en la que se encuentra la SRR y cambiar el estado del sistema.

En la siguiente figura puede observarse un diagrama con los bloques que describen al sistema y su interrelación.

II.7.1 SI Reactivo

Esta porción del SI reacciona a diferentes situaciones que son sensadas por los sensores IR e interpretadas por el SI como eventos. Estos eventos comprenden los cambios de activación de las diferentes áreas de seguridad y la detección de las situaciones contempladas en los comportamientos complejos. El SI reaccionará de diferentes maneras en función del evento que es detectado.

En la siguiente tabla se muestran los eventos a los cuales reacciona el SIR y las acciones llevadas a cabo en función de estos.

Tabla II.7.1: Reacción del SIR según los eventos detectados.

Evento	Reacción del sistema
Activación del área de seguridad F0	Detención inmediata de la SRR
Activación del área de seguridad F1	Detención de la SRR en 250 ms
Activación del área de seguridad F2	Detención de la SRR en 500 ms
Activación del área de seguridad P1	Detención de la SRR en 250 ms
Activación del área de seguridad P0	Detención inmediata de la SRR
Detección de puerta frente a la SRR	Detención de la SRR en 500 ms
Detección de muro a uno de los lados de la SRR	Detención de la SRR en 500 ms

II.7.2 SI no reactivo

El SI no reactivo está compuesto por una Máquina de Estados Finitos (MEF) que administra los comportamientos complejos y establece un orden de prioridades. Esta MEF tiene en cuenta los niveles de seguridad para establecer diferentes estados que resultarán en las diferentes acciones que realice la SRR según los comandos seleccionados (ver figura II.7.1). Es decir, no es el SINR el que toma la decisión de realizar una acción, sino el usuario a través de la ICC. Sin embargo, el estado en el cual se encuentra el SINR determina la acción final en la que resulta la elección de un comando determinado.

La MEF consta de 5 estados diferentes:

- 0: Estado normal
- 1: Puerta detectada
- 2: Atravesar puerta
- 3: Pared/Muro detectado
- 4: Seguir pared

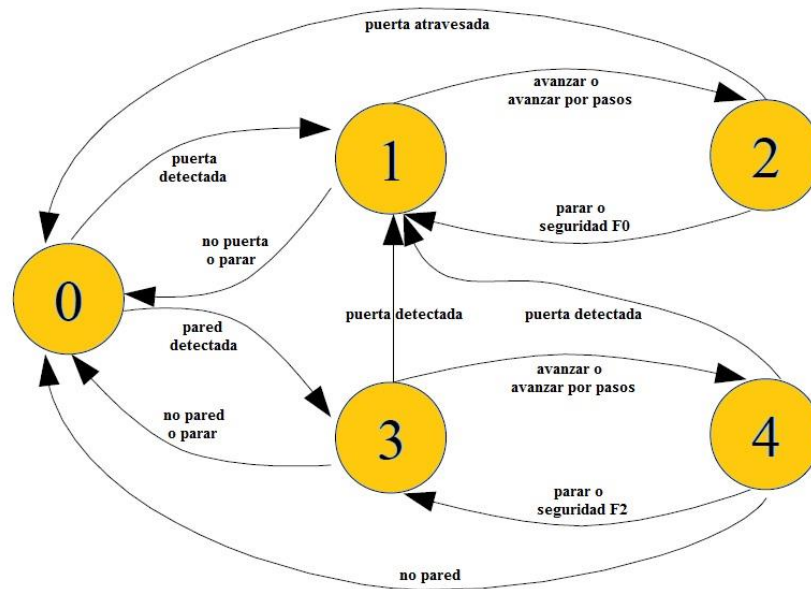


Figura III.7.2: Diagrama de estados de la MEF

Si bien para completar todas las posibilidades de cambio de un estado a otro la MEF debería contar con 20 reglas de cambio de estado, esta cuenta solo con 13. La razón de esto es que existen algunos cambios de estado prohibidos. En la figura III.7.2 se puede observar un diagrama de estados de la MEF. A continuación se enumeran las reglas de cambio de estado denotando a cada una de la forma $a \rightarrow b$, significando que es la regla de cambio desde el estado a al b :

- $0 \rightarrow 1$: Si se detectó una puerta
- $0 \rightarrow 2$: Cambio de estado prohibido
- $0 \rightarrow 3$: Si se detectó un muro
- $0 \rightarrow 4$: Cambio de estado prohibido

- 1→0: Si la puerta dejó de ser detectada o el usuario seleccionó el comando Parar
- 1→2: Si el usuario seleccionó el comando Avanzar o Avanzar por pasos
- 1→3: Cambio de estado prohibido
- 1→4: Cambio de estado prohibido
- 2→0: Si se finalizó de atravesar una puerta
- 2→1: Si el usuario seleccionó el comando Parar o la SRR se encuentra dentro del área de seguridad F0
- 2→3: Cambio de estado prohibido
- 2→4: Cambio de estado prohibido
- 3→0: Si el muro dejó de ser detectado o el usuario seleccionó el comando Parar
- 3→1: Si se detectó una puerta
- 3→2: Cambio de estado prohibido
- 3→4: Si el usuario seleccionó el comando Avanzar o Avanzar por pasos
- 4→0: Si el muro dejó de ser detectado
- 4→1: Si se detectó una puerta
- 4→2: Cambio de estado prohibido
- 4→3: Si la SRR se encuentra dentro del área de seguridad F2, se finalizó un paso o el usuario seleccionó el comando Parar.