

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHIHUAHUA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

***“DISEÑO DE UN SISTEMA DE ASISTENCIA MÉDICA
UTILIZANDO ARTEFACTOS DE PARPADEOS
CODIFICADOS DENTRO DE UNA SEÑAL EEG”***

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

***MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA
ELECTRÓNICA***

PRESENTA:

RAUL VÁSQUEZ LÓPEZ

**DIRECTOR DE LA TESIS:
DR. JESÚS ALFONSO MEDRANO HERMOSILLO**

CHIHUAHUA, CHIH., NOVIEMBRE 2022



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO®





Chihuahua, Chih. 28 de noviembre de 2022

**C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ
PRESENTE**

En cumplimiento con los requerimientos para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica y a propuesta de su Comité Tutorial, la División de Estudios de Posgrado e Investigación le concede la autorización para imprimir la tesis titulada **"Diseño de un sistema de asistencia médica utilizando artefactos de parpadeos codificados dentro de una señal EEG"** dirigida por el Dr. Jesús Alfonso Medrano Hermosillo con el siguiente contenido de capítulos:

- I Introducción
- II Antecedentes
- III Marco teórico
- IV Desarrollo
- V Resultados
- VI Conclusiones y trabajo a futuro
- VII Referencias

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"La Técnica por el Engrandecimiento de México"

ROGELIO ENRIQUE BARAY ARANA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

REBA/adcs





Chihuahua, Chih. 18 de noviembre de 2022

ROGELIO ENRIQUE BARAY ARANA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
PRESENTE

En cumplimiento con los requerimientos para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le notificamos que el documento de tesis del alumno **C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ**, titulado **"Diseño de un sistema de asistencia médica utilizando artefactos de parpadeos codificados dentro de una señal EEG"** dirigido por el Dr. Jesús Alfonso Medrano Hermosillo, ha sido aprobado y aceptado para su impresión.

Por lo anterior, proponemos le sea concedida la autorización de impresión correspondiente.

Agradeciendo la atención a la presente, quedamos de usted:

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"La Técnica por el Engrandecimiento de México"

DR. JESÚS ALFONSO MEDRANO
HERMOSILLO
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL

DR. MARIO IGNACIO CHACÓN MURGUÍA
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL

Juan Ramírez
DR. JUAN ALBERTO RAMÍREZ QUINTANA
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL

MTRO. RAFAEL SANDOVAL RODRÍGUEZ
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL





CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la ciudad de Chihuahua el día 28 de noviembre de 2022, el que suscribe, C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ con número de control G20061550, de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, adscrita a la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del el Dr. Jesús Alfonso Medrano Hermosillo y cede los derechos del trabajo titulado "Diseño de un sistema de asistencia médica utilizando artefactos de parpadeos codificados dentro de una señal EEG", al Tecnológico Nacional de México y/o Instituto Tecnológico de Chihuahua para su difusión, divulgación, transmisión, reproducción, así como su digitalización con fines académicos y de investigación.

Raúl Vásquez

C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ





DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD

En la ciudad de Chihuahua el día 28 de noviembre de 2022, el que suscribe, C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, con número de control G20061550, adscrito a la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, manifiesta que es autor intelectual de la tesis titulada "Diseño de un sistema de asistencia médica utilizando artefactos de parpadeos codificados dentro de una señal EEG" bajo la dirección el Dr. Jesús Alfonso Medrano Hermosillo; que el contenido es original y que las fuentes de información consultadas para su fundamentación están debidamente citadas y referenciadas.

Raúl Vásquez

C. RAÚL VÁSQUEZ LÓPEZ



Chihuahua, Chihuahua, 30 de noviembre de 2022

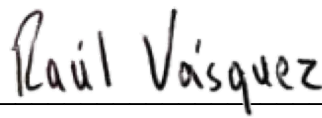
María Elena Álvarez-Buylla Roces

Directora de Conacyt

Sirva la presente para saludarla e informarle que a la fecha he obtenido el grado de **Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica** en la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, motivo por el cual agradezco todo el apoyo brindado por este Consejo que usted representa, con el otorgamiento de una beca que permitió dedicarme de manera exclusiva a la realización de mis estudios de posgrado y de esta manera lograr el objetivo principal del convenio establecido.

Sin otro particular quedo a sus órdenes no sin antes reiterar mi agradecimiento.

Atentamente

A handwritten signature in black ink that reads "Raúl Vásquez". The signature is written in a cursive style and is positioned above a horizontal line.

M. C. Raúl Vásquez López

DEDICATORIA

Este trabajo de tesis lo dedico primeramente a Dios, quien guía mis pasos a fin de cumplir el propósito que tiene para mi vida, toda la gloria es para Él.

A mis padres, quienes respaldan cada proyecto y meta profesional que me he propuesto, sabiendo que Dios dispone todas las cosas para mi bien.

A mi esposa, a quien amo incondicionalmente, que fue paciente con el tiempo y esfuerzo que dediqué al desarrollo de este trabajo de investigación.

A mis hermanos, quienes siendo mis mejores amigos siempre me sacaron una sonrisa en medio del estrés generado por la carga académica que implicó alcanzar esta meta.

A mi asesor, el Dr. Jesús Medrano quien, junto a los miembros de comité, guiaron el desarrollo y presentación de este trabajo de tesis.

AGRADECIMIENTOS

A Dios por ser fiel a sus promesas a pesar de mi imperfección, todo lo que he logrado se lo debo a la gracia que muestra a mi favor.

A mi familia por ser el apoyo incondicional que impulsó el cumplir este sueño, este logro también es suyo.

A mi esposa, quien además de ser paciente con el tiempo y esfuerzo invertido en el desarrollo de este trabajo de investigación, me alentó a no renunciar cuando la carga parecía insoportable.

Al TecNM por ser la institución que a través del ITCH me dio la oportunidad de capacitarme en el área de investigación de mi interés, brindándome una educación de calidad y relevante para mi formación profesional.

A mi asesor, el Dr. Jesús Medrano, quien pacientemente me enseñó, guio e impulsó a desarrollar cada una de las habilidades necesarias para alcanzar esta meta.

A mis profesores por compartir sus conocimientos y experiencias a fin de complementar mi desarrollo profesional y sentido crítico en la resolución de problemas.

A mis compañeros y amigos del Lab PVR, a quienes aprecio con mucho cariño, los partidos de soccer, las retas de Smash y las comidas pagadas hicieron muy amena mi estadía en el laboratorio.

RESUMEN

DISEÑO DE UN SISTEMA DE ASISTENCIA MÉDICA UTILIZANDO ARTEFACTOS DE PARPADEOS CODIFICADOS DENTRO DE UNA SEÑAL EEG

Raúl Vásquez López

Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica

División de Estudios de Posgrado e Investigación del

Instituto Tecnológico de Chihuahua

Chihuahua, Chih. 2022

Director de Tesis: Dr. Jesús Manuel Medrano Hermosillo

La asistencia médica para personas con discapacidades motrices y enfermedades progresivas suele ser un área de nicho para la investigación. A lo largo de los años, diversos autores han dedicado su carrera a restablecer capacidades de comunicación, control y toma de decisiones de dichas personas por medio de sistemas mecatrónicos. Con tal de brindar mejor calidad de vida a personas con discapacidades motrices (como distrofia muscular, paraplejia, o distintos cuadros de esclerosis), el presente trabajo propone un sistema de asistencia médica que suministre la correcta medicación al usuario. Es decir, el sistema propuesto es capaz de identificar el medicamento correcto para el paciente, para después ser tomado por un sistema robótico y brindarlo al usuario. Para lograr lo mencionado, se utilizan artefactos de parpadeo en señales EEG los cuales son identificados y clasificados por una red neuronal recurrente de segundo orden, para definir la señal de control del sistema; además, un algoritmo de visión artificial reconoce la ubicación del fármaco indicado por la señal de control propuesta a través de un clasificador basado en máquinas de vectores de soporte (SVM), el cual brinda buenos resultados para clases linealmente separables; por último, el modelado robótico de un SCARA permite utilizar las coordenadas del medicamento propuesto dentro de un ambiente controlado para reubicarlo y facilitar su consumo al paciente. Dichas técnicas son evaluadas de manera teórica hasta su validación en software.

CONTENIDO

RESUMEN.....	vii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. ANTECEDENTES	3
2.1 Detección de artefactos en señales EEG	3
2.2 Uso de parpadeos en aplicaciones BCI	4
2.3 Control de mecanismos robóticos	6
2.4 Reconocimiento de objetos en sistemas de visión	6
III. MARCO TEÓRICO.....	8
3.1 Detección de artefactos.....	8
3.1.1 Electroencefalografía	8
3.1.2 Tipos de artefactos	10
3.1.3 Interfaz cerebro computadora	12
3.3 Clasificación de datos utilizando el algoritmo del perceptrón.....	13
3.3.1 Clasificación por medio de MLP	15
3.4 Redes neuronales recurrentes (RNN).....	17
3.4.1 Arquitecturas de las RNN.....	18
3.4.2 Celdas de memoria a corto y largo plazo	21
IV. DESARROLLO	24
4.1 Red neuronal recurrente de segundo orden para la detección de parpadeos codificados dentro de una señal EEG.....	25
4.1.1 Base de datos de señales EEG.....	25
4.1.2 Preprocesamiento y normalización.....	27
4.1.3 Red neuronal recurrente de segundo orden (SORNN)	30
4.1.4 Reconocimiento de parpadeos.....	33
4.2 Algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos en un ambiente controlado.....	37
4.2.1 Construcción de base de datos.....	38
4.2.2 Preprocesamiento y segmentación.....	39

4.2.3 Extracción de características	40
4.2.4 Clasificación.....	41
4.2.5 Localización de medicamentos	45
4.3 Simulación de un sistema robótico SCARA de tres grados de libertad	47
4.3.1 SCARA	47
4.3.2 Modelado cinemático	50
4.3.3 Modelado dinámico	59
4.3.4 Control de un sistema robótico mediante PD+G	69
V. RESULTADOS	72
VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO A FUTURO	76
VII. REFERENCIAS	77

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1. Posicionamiento de electrodos según el estándar internacional 10-20	9
Figura 3.2. a) Ondas cerebrales b) Artefactos ocasionados por los movimientos oculares (EOG), actividad del corazón (ECG) y actividad muscular (EMG)	10
Figura 3.3. Diferencias del posicionamiento de electrodos en sistemas BCI invasivos, no invasivos y semi invasivos.....	12
Figura 3.4. Representación gráfica del perceptrón.....	14
Figura 3.5. Representación gráfica de un MLP de tres capas.....	16
Figura 3.6. Redes neuronales recurrentes	18
Figura 3.9. Modelo de espacio de estado	19
Figura 3.10. Arquitectura de una red neuronal recurrente de segundo orden	20
Figura 3.11. Celda <i>Long-Short Term Memory</i> (LSTM)	22
Figura 4.1. Metodología del diseño del sistema de asistencia médica	24
Figura 4.2. Metodología de la red neuronal recurrente de segundo orden para la detección de parpadeos codificados dentro de una señal EEG	25
Figura 4.3. Dispositivo BCI Mindwave Mobile.....	26
Figura 4.4. Señal EEG correspondiente a la expresión lingüística “Si” de la base de datos consultada	27
Figura 4.5. Ilustración de señales por ventanas traslapadas.....	28
Figura 4.6. Respuesta a la frecuencia del filtro Butterworth	29
Figura 4.7. Análisis de la varianza de la señal.....	30
Figura 4.8. Arquitectura de la SORNN	31
Figura 4.9. Capa LSTM	32
Figura 4.10. Matrices de confusión.....	34
Figura 4.11. Entrenamiento de la SORNN	35
Figura 4.12. Entradas y salidas de la SORNN	35
Figura 4.13. Enfoque tradicional del procesamiento digital de imágenes.....	37
Figura 4.14. Metodología del algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos en un ambiente controlado.....	37
Figura 4.15. Ejemplo de imagen de base de datos	38
Figura 4.16. Segmentación de los objetos de interés.....	40
Figura 4.17. Clasificador SVM.....	41
Figura 4.18. Diagrama de flujo de clasificación de medicamentos.....	42
Figura 4.19. Resultados del entrenamiento (a) y prueba (b) del detector de pastillas	43
Figura 4.20. Resultados del entrenamiento (a) y prueba (b) del detector de cápsulas	44
Figura 4.21. Entrada y salida del sistema de visión.....	45

Figura 4.22. Pruebas de funcionamiento del algoritmo de visión	46
Figura 4.23. Metodología del diseño de un robot SCARA	47
Figura 4.24. Unión de revolución.....	47
Figura 4.25. Unión prismática.....	48
Figura 4.26. Direcciones de movimiento de un robot SCARA de cuatro grados de libertad.....	48
Figura 4.27. Robot SCARA compacto Mitsubishi serie RH-CH	49
Figura 4.28. Relación entre cinemática directa e inversa	50
Figura 4.29. Asignación de sistemas coordenados según el criterio de Denavit-Hartenberg (DH)	54
Figura 4.30. Vista superior del robot SCARA	57
Figura 4.31. Vista lateral del Robot SCARA	58
Figura 4.32. Robot SCARA de tres grados de libertad	61
Figura 4.33. Sistema de control PD+G	69
Figura 4.34. Robot SCARA de tres grados de libertad	71
Figura 5.1. Simulación del entorno de trabajo	73
Figura 5.2. Reconocimiento de medicamentos.....	73
Figura 5.3. Simulación del ambiente controlado.....	74
Figura 5.4. Trayectoria propuesta al medicamento de interés.....	74
Figura 5.5. Vista sagital de la simulación del sistema	75

LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1. Algoritmo de entrenamiento del perceptrón	15
Tabla 3.2. Algoritmo <i>backpropagation</i>	17
Tabla 3.3. Funcionamiento de celdas LSTM	23
Tabla 4.1. Codificación de artefactos de parpadeo de la base de datos	26
Tabla 4.2. Matriz de Correlación de Características.....	41
Tabla 4.3. Matriz de Confusión del Clasificador de Pastillas	44
Tabla 4.4. Matriz de Confusión del Clasificador de Cápsulas	44
Tabla 4.5. Criterio Denavit-Hartenberg DH.....	53
Tabla 4.6 Parámetros DH SCARA 4-DoF.....	54
Tabla 4.7 Método de Euler-Lagrange	59
Tabla 4.8 Parámetros DH SCARA 3-DoF.....	61

I. INTRODUCCIÓN

Según la OMS (Organización Mundial de la Salud), al menos 500,000 personas sufren lesiones medulares cada año, lo cual se traduce a cambios en el estilo y calidad de vida de los afectados [1]. Las personas que padecen diferentes cuadros de paraplejia, esclerosis múltiple, esclerosis lateral amiotrófica, entre otras, permanecen postrados por la degeneración de la capacidad motriz de su cuerpo, lo cual, implica la utilización permanente de equipos de asistencia médica e incrementa la dependencia hacia terceros para llevar a cabo sus actividades cotidianas. A pesar de su condición, es importante que los pacientes se sientan autosuficientes para evitar el riesgo de otro tipo de complicaciones como la depresión, ansiedad, etc. [1].

El registro de la actividad bioeléctrica cerebral es mediante el uso de técnicas como lo es la electroencefalografía (EEG). Las señales EEG son utilizadas ampliamente en la actualidad, sin embargo, los datos obtenidos suelen estar contaminados con artefactos que dificultan su análisis e interpretación [2]. A pesar de que en el contexto de la literatura del procesamiento de señales EEG se considera a los parpadeos como artefactos que contaminan la señal [3], en el presente trabajo se considera el uso de artefactos de parpadeos como un indicador que permite manipular un sistema de asistencia médica.

Con base en la problemática observada, el presente trabajo busca solucionar la problemática del suministro de fármacos para personas con discapacidad en sus miembros superiores e inferiores. La forma de resolver la problemática es mediante el uso de técnicas como el desarrollo de un algoritmo de reconocimiento de secuencias de parpadeos voluntarios dentro de una señal EEG, la implementación de un algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos y la simulación de un sistema robótico capaz de realizar tareas de reubicación de objetos. Con ello se busca otorgar un mayor grado de autonomía al paciente postrado, de tal manera que prevenga posibles padecimientos ajenos a su condición física, como las ya mencionadas, depresión y ansiedad [4].

El contenido de este documento se distribuye de la siguiente manera: el capítulo II describe diversos antecedentes importantes de los diferentes tópicos utilizados en el presente trabajo.

I. INTRODUCCIÓN

Posteriormente, en el capítulo III se analiza el marco teórico relacionado al tema de interés, mientras que en el capítulo IV se plantea la metodología a seguir para el desarrollo del presente proyecto de investigación. El capítulo V documenta los resultados obtenidos del funcionamiento del sistema en conjunto, mientras que el capítulo VI describe las conclusiones y el trabajo a futuro. Finalmente, el capítulo VII muestra las referencias consultadas.

II. ANTECEDENTES

En esta sección se describen trabajos relevantes relacionados al proyecto de investigación, como lo es la detección de artefactos en señales EEG, el uso de parpadeos en aplicaciones BCI, el diseño y control de mecanismos robóticos, el reconocimiento de objetos en sistemas de visión y aplicaciones farmacológicas.

2.1 Detección de artefactos en señales EEG

La electroencefalografía permite conocer el estado funcional del cerebro, así como monitorear la salud del paciente y diagnosticar condiciones que afecten la integridad del órgano en cuestión [5]. Debido a su importancia, dentro de la literatura del procesamiento digital de señales EEG se han propuesto varias técnicas que buscan identificar artefactos que contaminan la señal, con la intención de eliminarlos y obtener una señal EEG más limpia sin distorsionar la información de interés [2].

Yang *et al.* [6] recopilaron información e hicieron un análisis extensivo de los principales métodos utilizados para la detección y eliminación de los artefactos más comunes que se presentan en la adquisición de una señal EEG. Algunas de las técnicas que describieron fueron el análisis de técnicas de regresión, el análisis de características tiempo-frecuencia, técnicas de separación de fuentes ciegas (BSS, por sus siglas en inglés), así como filtros adaptativos, modelos híbridos, entre otros. Cada una de las técnicas descritas fue evaluada tomando en cuenta su capacidad de remover artefactos específicos; también se consideró los resultados de sus implementaciones en tiempo real y la necesidad de requerir algún tipo de señal de referencia o la adquisición de la señal a través de múltiples canales para su correcto funcionamiento. Esta comparativa destacó la implementación de algunas técnicas según su aplicación; por ejemplo, la estimación del mínimo error cuadrático medio (MMSE, por sus siglas en inglés), es útil para monitorear trastornos de epilepsia, mientras que el uso de máquinas de vectores de soporte (SVM, por sus siglas en inglés), destaca al monitorear convulsiones en técnicas de electroencefalografía ambulatoria. Sin embargo, se considera que el rendimiento de cualquier algoritmo de optimización debe ajustarse a la aplicación en la que se trabaje.

II. ANTECEDENTES

Carey y Rani [7] hacen un análisis y comparación de las principales técnicas para remover artefactos oculares, ya que el potencial eléctrico ocular ocasionado por parpadeos o movimientos oculares puede superponerse a la verdadera actividad cerebral. Sus conclusiones destacaron el uso de análisis de componentes independientes (ICA, por sus siglas en inglés), por su capacidad de eliminar incluso los artefactos que son subyacentes a la verdadera actividad cerebral; y transformada Wavelet por permitir identificar artefactos a diferentes escalas.

Por su parte, Urigüen y García [8] afirman que el hecho de que se modelen los artefactos como formas de onda independientes y no ortogonales a las señales cerebrales, justifica la prevalencia de ICA y transformada Wavelet en la detección de artefactos en señales EEG.

Radüntz et al. [9] propusieron un modelo automático de eliminación de artefactos aplicando algoritmos de aprendizaje de máquina a funciones basadas en ICA. Dicho modelo obtuvo una precisión del 95% utilizando características obtenidas a partir de los espectros de potencia de los componentes independientes y reconociendo artefactos a través de una red neuronal artificial (ANN, por sus siglas en inglés). El modelo propuesto es robusto a cualquier tipo de artefactos y no se limita a una configuración específica de electrodos ni a un determinado número de canales.

Saifutdinova et al. [10] consideraron la problemática de que varias de las técnicas utilizadas para detectar artefactos disminuyen su rendimiento cuando el sujeto está dormido; es por ello que diseñaron un método de detección de artefactos con aplicación a la electroencefalografía del sueño, utilizando un clasificador de bosques aleatorios (*Random Forest Classifier*); éste selecciona características de forma aleatoria para el entrenamiento de modelos de árboles de decisión, de tal manera que reduce la variación de la respuesta y pierde sensibilidad al ruido. Destacaron que el uso de un clasificador de bosques aleatorios aumenta la precisión de la clasificación en conjuntos de datos desequilibrados, por lo que los resultados de las pruebas de desempeño mostraron una mejora significativa en el conjunto de datos utilizados.

2.2 Uso de parpadeos en aplicaciones BCI

A pesar de que en el contexto de la literatura del procesamiento de señales EEG se considera a los parpadeos como artefactos que contaminan la señal [3], en el presente trabajo se considera

II. ANTECEDENTES

su uso como un indicador que permite manipular un sistema de asistencia médica. El uso de parpadeos en aplicaciones BCI (Interfaz Cerebro Computadora, por sus siglas en inglés) es un campo de investigación activo como se verá a continuación.

Giudice *et al.* [3] proponen un algoritmo basado en una red neuronal convolucional unidimensional que detecta y clasifica parpadeos voluntarios e involuntarios dentro de una señal EEG, con una precisión media del 97.92%. La adquisición de la señal EEG involucró la medición de dos canales distintos de la plataforma OpenBCI en la posición FP1 y FP2.

Cañedo *et al.* [11] obtuvieron una precisión media superior al 95% al implementar un sistema alternativo de comunicación que detecta parpadeos a través de la adquisición de señales EEG en tiempo real, con la ayuda del dispositivo MindWave Mobile y utilizando un sistema modular de redes neuronales para asociar ciertos patrones a diferentes expresiones lingüísticas. El sistema fue implementado en la plataforma de desarrollo Raspberry Pi mediante el lenguaje de programación Python; además, en dicho trabajo sólo fue necesario el uso de un electrodo en la posición FPZ. Sin embargo, el sistema se adapta a cada individuo a través de una etapa de entrenamiento por lo que no es robusto al cambio de usuarios.

González [12] propuso el desarrollo de una interfaz cerebro computadora bajo el paradigma de computación en el borde para procesar y transmitir señales EEG con una red neuronal artificial. La red en software obtuvo una precisión del 100% y una exactitud del 98.33%, mientras que la red en hardware presentó una precisión del 78.33% y una exactitud del 81.67%. El sistema completo opera con una conexión inalámbrica de 20 MB de bajada, 2 MB de subida y una latencia de entre 15ms a 16ms obteniendo un tiempo de operación de entre 15.5s a 17s desde el arranque del equipo hasta el despliegue del resultado en la web. Sin embargo, al igual que el trabajo mencionado anteriormente, tiene la limitante de ser entrenada para ser utilizada por un solo individuo.

Agarwal y Sivakumar [13] desarrollaron un algoritmo totalmente automatizado y no supervisado que aprende de los perfiles de ondas cerebrales específicos del usuario para detectar parpadeos. El algoritmo *Blink* funciona con una precisión de más del 98% y su código fuente y

II. ANTECEDENTES

bases de datos se publicaron en el dominio público para su reproducibilidad y mayor investigación.

2.3 Control de mecanismos robóticos

La principal tarea que lleva a cabo un brazo robótico consiste en identificar los objetos de interés dentro de un espacio determinado, tomarlos desde su ubicación original y transportarlos a un espacio distinto, lo que se denomina comúnmente como *pick and place* [14-16]. En el presente trabajo se utiliza un sistema mecatrónico para el suministro de medicamentos a la persona con discapacidad motriz, dicho robot realizará tareas de *pick and place* donde sus movimientos serán desarrollados mediante diversos algoritmos. Algunos trabajos de relevancia se pueden observar a continuación.

Li *et al.* [14] desarrollaron un algoritmo de planificación de trayectorias para robots industriales de *pick and place*, esto debido al avance tecnológico que implicaba robots más veloces. El algoritmo propuesto planea una trayectoria elíptica para optimizar el rendimiento de dichos robots, y su efectividad y aplicabilidad fueron demostrados para aplicaciones industriales.

Chang *et al.* [15], desarrollaron un método rápido y sencillo para realizar tareas de *pick and place* con objetos de muy pequeñas dimensiones, frágiles y flexibles. Su implementación permite colocar microfibras en sus ranuras en menos de 0.1 segundo, con una precisión de colocación lineal y angular de 10 μm y 0.5 grados respectivamente.

Roshni y Kumar [16] destacan la importancia de tomar los objetos desde su centro de gravedad para aumentar la precisión y seguridad de la operación, por lo que desarrollaron su propio modelo capaz de manipular objetos orientados en diferentes direcciones. Sin embargo, el sistema sólo puede actuar para objetos de un mismo tipo.

2.4 Reconocimiento de objetos en sistemas de visión

En la sección anterior se menciona la necesidad de las trayectorias para que el sistema robótico las ejecute de manera adecuada. Sin embargo, para obtener las trayectorias deseadas

II. ANTECEDENTES

en el trabajo propuesto es necesario el uso de un algoritmo de visión artificial, donde algunas referencias relevantes se ilustran a continuación.

Andhare y Rawat [17] desarrollaron un sistema de visión capaz de identificar las coordenadas de un objeto dentro del espacio de trabajo de un brazo robótico de seis grados de libertad, a partir de las coordenadas de píxeles que obtiene el sensor de visión de dicho objeto. Inicialmente se analiza el espacio de trabajo con el objetivo de segmentar el objeto de interés, ubicar su posición y calcular su orientación; posteriormente, es necesario encontrar las coordenadas reales dentro del espacio de trabajo donde se desenvuelve el robot; enseguida, se planifica la trayectoria que seguirá el robot hasta su objetivo; y finalmente, se busca implementar algún tipo de comunicación entre el sistema de visión con el robot.

Muzana *et al.* [18] desarrollaron un sistema que beneficia la productividad de la industria agrícola, dicho sistema utiliza técnicas de detección de bordes para reconocer tomates en diferentes posiciones, con la intención de que un robot *pick and place* acumule y empaquete el producto cosechado. El sistema se implementó en un robot de cuatro grados de libertad capaz de reconocer un tomate y empaquetarlo en un tiempo promedio de 5.81 segundos.

Con respecto a aplicaciones farmacológicas, en [19] se desarrolla un sistema de reconocimiento de medicamentos para máquinas expendedoras. El sistema reconoce la región de texto del medicamento utilizando SVM (*Support Vector Machines*) y componentes conectados; posteriormente procede a la segmentación del texto a través del método *fragment link*; y finalmente utiliza el software de reconocimiento óptico de caracteres (OCR, por sus siglas en inglés) para reconocer el nombre del medicamento.

Además, en [20] se presenta un trabajo de investigación enfocado en la detección de medicamentos falsificados a través de sus firmas hiperespectrales. El sistema implementado utiliza las firmas hiperespectrales de los medicamentos originales y falsificados para entrenar un modelo de aprendizaje automático basado en perceptrón multicapa para reconocer la autenticidad del medicamento. El modelo propuesto logra una media superior al 90% de precisión en la clasificación de los medicamentos.

III. MARCO TEÓRICO

En el presente capítulo se define una serie de conceptos que, por su estrecha relación con el tema de interés, merece la pena mencionarlos.

3.1 Detección de artefactos

Con el propósito de comprender la importancia de detectar los artefactos que contaminan el registro de señales EEG, se definirá la electroencefalografía como una técnica que permite medir la actividad eléctrica cerebral, los tipos principales de artefactos que interfieren su análisis e interpretación, así como su implementación en interfaces cerebro computadora.

3.1.1 Electroencefalografía

La electroencefalografía (EEG) es el método más común para registrar la actividad eléctrica del cerebro a través de múltiples electrodos ubicados en el cuero cabelludo; esto permite medir la activación de neuronas corticales en las diferentes regiones del cerebro [21], las cuales se asocian a dos tipos principales de actividad eléctrica, potenciales de acción y potenciales postsinápticos. Los potenciales de acción se caracterizan por ser pequeños picos de voltaje de corta duración (menos de 10 ms); mientras que los potenciales postsinápticos son producidos por la unión de neurotransmisores a sus receptores teniendo una duración mayor (entre 50 y 200 ms), y siendo el principal contribuyente de la señal EEG [22].

Algunas ventajas de la EEG con respecto a otras técnicas para registrar la actividad eléctrica del cerebro son un menor rango de costos, tolerancia a los movimientos del sujeto y sin riesgo de exposición a radiación ionizante. Mientras que sus desventajas incluyen una baja resolución espacial y mala relación señal-ruido [23].

Dentro de las señales EEG destacan sus variaciones en anchos de banda, se clasifican según su frecuencia en ondas alfa, beta, teta y delta; las frecuencias predominantes varían según el estado del paciente (alerta, somnolencia, sueño, etc.) y pueden diagnosticar el desarrollo de algunas patologías. Las ondas alfa tienen un rango de frecuencia entre 8-14 Hz y se relacionan con la activación de los músculos oculares; se miden desde ambos hemisferios de las regiones

III. MARCO TEÓRICO

posteriores del cerebro. Las ondas beta tienen un rango de frecuencia por encima de los 14 Hz y se relacionan con la activación del sistema motor del cuerpo; se miden desde ambos hemisferios de las regiones frontales del cerebro. Las bandas teta tienen un rango de frecuencias entre 4-7 Hz y su presencia se relaciona con somnolencia o excitación; además de que tienden a aumentar su amplitud debido a la inhibición activa de algún movimiento. Las bandas delta tienen un rango de frecuencia por debajo de los 4 Hz; es la onda más lenta con mayor amplitud [23].

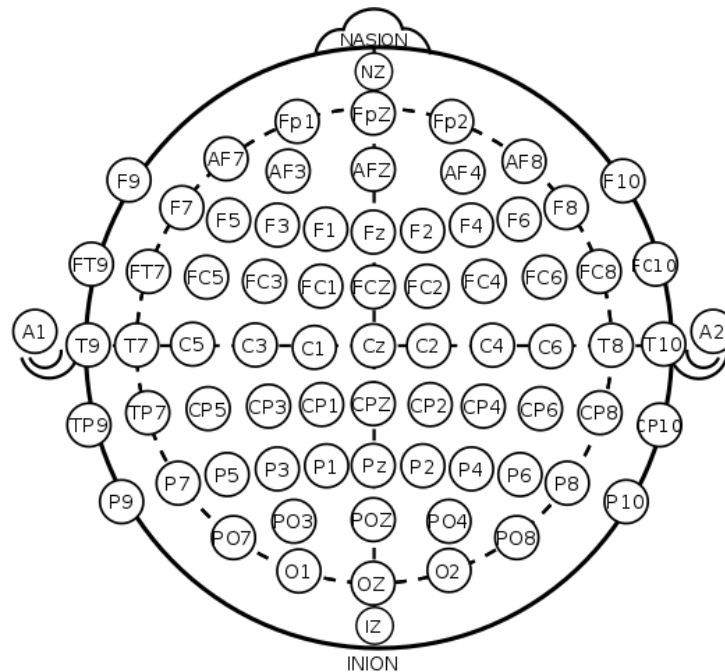


Figura 3.1. Posicionamiento de electrodos según el estándar internacional 10-20.

La posición de los electrodos sobre el cuero cabelludo se rige bajo el estándar internacional 10-20 de posicionamiento de electrodos [24]. Esta nomenclatura representa intervalos de medición entre la localización de cada electrodo correspondiente al 10 o 20% sobre la dimensión entre el punto de unión del hueso frontal con el puente de la nariz (nasion), el punto más prominente de la parte posterior del cráneo (inion), y entre las posiciones auriculares de cada hemisferio. Cada posición de electrodo se representa con una letra (que describe el lóbulo del cerebro sobre el cual está superpuesto) y un número dado (impar si se ubica en el hemisferio izquierdo y par si está en el derecho); la Figura 3.1 muestra el posicionamiento de los electrodos

III. MARCO TEÓRICO

con la nomenclatura descrita según el estándar internacional 10-20 (los sitios marcados con letra Z se encuentran en la línea media anteroposterior desde el nasión hasta el inion y los sitios marcados con letra A se encuentran en la región auricular sobre los procesos mastoideos) [24].

3.1.2 Tipos de artefactos

Las señales que registra la electroencefalografía se contaminan con facilidad por ruido no deseado causado por agentes de instrumentación como electrodos defectuosos, ruido de línea o alta impedancia en los electrodos; los cuales pueden evitarse a través de sistemas de registros más precisos y estrictos, verificando la calidad y rendimiento del instrumental utilizado [25]. Sin embargo, existen artefactos fisiológicos que no dependen de la manipulación del equipo ni de la intervención humana, sino que son causados por la respuesta fisiológica del sujeto en medición que se superpone a la actividad eléctrica del cerebro, como lo son los movimientos oculares (incluyendo los parpadeos), la actividad eléctrica del corazón y el potencial eléctrico que genera la actividad muscular [26].

La Figura 3.2 muestra el comportamiento de la actividad eléctrica cerebral y los artefactos fisiológicos más comunes, todos estos analizados en la literatura del procesamiento de señales EEG, los cuales se describen a continuación.

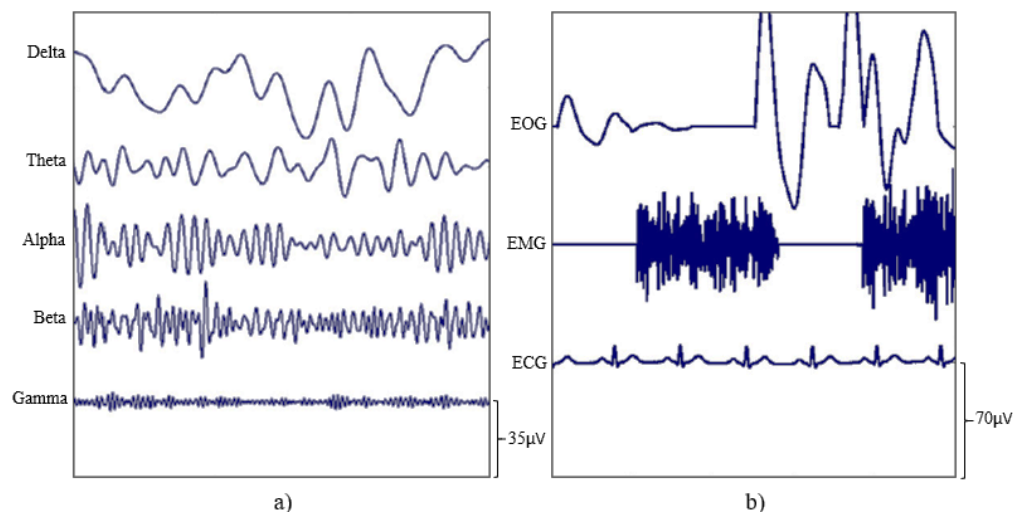


Figura 3.2. a) Ondas cerebrales b) Artefactos ocasionados por los movimientos oculares (EOG), actividad del corazón (ECG) y actividad muscular (EMG) [25].

III. MARCO TEÓRICO

Artefactos oculares

La actividad eléctrica producida por el movimiento de los ojos es lo suficientemente fuerte para que sea registrada junto con las ondas cerebrales, la cual se mide a través de un electrooculograma (EOG) [8]. Los electrodos frontales de la EEG son los que principalmente registran este tipo de artefactos debido a su proximidad a la posición de los ojos; sin embargo, la fuerza de un parpadeo puede provocar que la señal EEG se contamine aún en el registro de los electrodos más lejanos. Por su parte, los parpadeos tienen la característica principal de generar picos de amplitud mucho mayores que la actividad eléctrica cerebral [8].

Artefactos musculares

La actividad eléctrica muscular son un tipo de artefactos particularmente difíciles de caracterizar, ya que surgen de diferentes grupos musculares cercanos al área de medición del EEG; además, la amplitud y frecuencia de estos artefactos es muy variada, ya que depende del grado de contracción y estiramiento de los músculos involucrados [2]. Estos artefactos son comunes en pacientes que están despiertos a causa de que el sujeto traga, habla, olfatea, etc. Su grado de contaminación es más perjudicial en ambientes no controlados. Por otro lado, se le llama electromiograma (EMG) al registro de la actividad eléctrica causada por la activación de los músculos [8].

Artefactos cardiacos

A pesar de que la actividad eléctrica del corazón genera un potencial eléctrico de baja amplitud en el cuero cabelludo, también interfiere en el análisis e interpretación de señales EEG, ya que su patrón repetitivo puede confundirse con actividad epileptiforme [8]. Afortunadamente, teniendo una señal de referencia registrada por un electrocardiograma (ECG) es posible eliminar dichos artefactos [2]. Este tipo de artefactos también se presentan al posicionar los electrodos sobre un vaso sanguíneo, generando ondas periódicas cuyas frecuencias son de alrededor de 1 a 2 Hz, siendo muy similares a las ondas particulares de las señales EEG [34].

III. MARCO TEÓRICO

3.1.3 Interfaz cerebro computadora

Ramadan y Vasilakos [21] definen una Interfaz Cerebro Computadora (BCI) como un sistema que manipula las señales bioeléctricas del cerebro para controlar computadoras y diferentes dispositivos de comunicación; además, añaden que la descripción de su funcionalidad consiste en adquirir la señal EEG, procesarla, clasificarla y finalmente utilizarla como medio de conexión, control y/o comunicación de un ordenador. Con respecto a su principal campo de aplicación, se encuentra el diseño de sistemas que solucionen problemas de control y/o comunicación por parte de personas que tienen discapacidades motrices, lesiones neuromusculares o enfermedades neurodegenerativas [21].

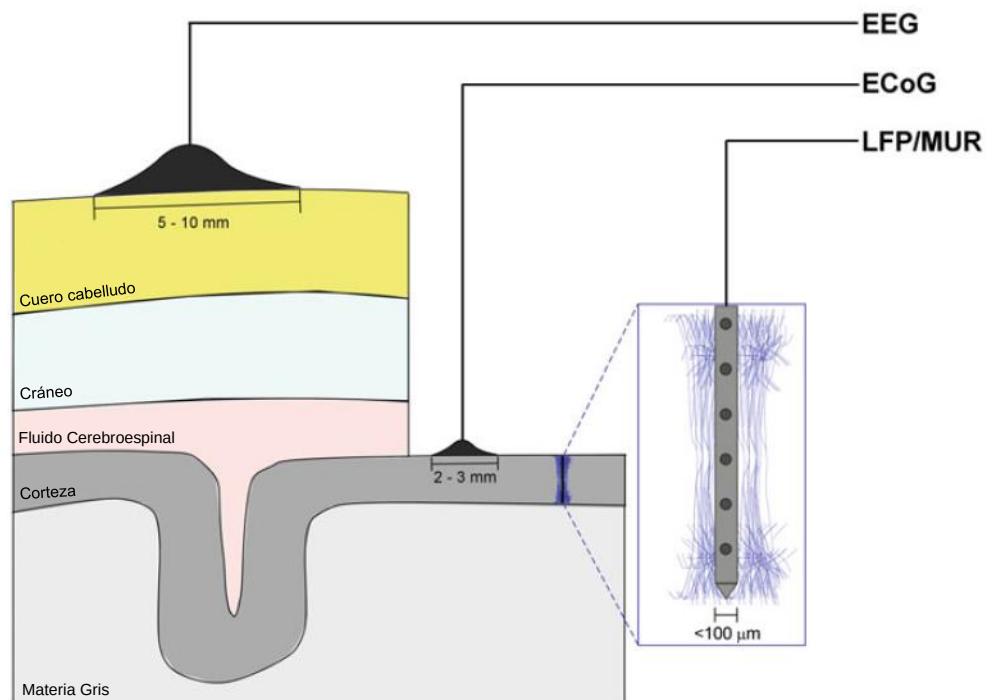


Figura 3.3. Diferencias del posicionamiento de electrodos en sistemas BCI invasivos, no invasivos y semi invasivos [22].

Los sistemas BCI pueden clasificarse en exógenos o endógenos y síncronos o asíncronos de acuerdo al tipo de señal cerebral que perciban. Los sistemas exógenos perciben señales en respuesta a estímulos externos (provenientes del entorno del sujeto), mientras que los sistemas endógenos perciben señales en respuesta a la capacidad del usuario para controlar ciertas partes

III. MARCO TEÓRICO

de su cerebro. Los sistemas síncronos y asíncronos analizan la amplitud de las señales percibidas en respuesta a la realización de acciones específicas. Un sistema síncrono se centra en registrar la señal EEG cuando el usuario mueve su brazo, mientras que un sistema asíncrono se centra en percibir la señal EEG cuando el usuario se centra en mover un brazo robótico [28].

Un sistema BCI puede ser invasivo, no invasivo o semi-invasivo como se muestra en la Figura 3.3. Un sistema invasivo implanta los electrodos directamente en la corteza cerebral a través de una cirugía para obtener una señal de mayor calidad, sin embargo, no es posible reubicar los electrodos una vez implantados y a largo plazo la cicatrización impedirá el registro de la señal; la actividad eléctrica registrada en esta clasificación corresponde a los potenciales de campo locales (LFP, por sus siglas en inglés). Un sistema no invasivo posiciona los electrodos sobre el cuero cabelludo (a través de EEG); la señal obtenida puede ser registrada con un mayor grado de contaminación (artefactos), pero es preferible añadir al sistema una etapa de preprocesamiento para obtener una señal más limpia que optar por la cirugía. Un sistema semi-invasivo implanta los electrodos sobre la corteza cerebral y su actividad eléctrica es registrada a través de electrocorticografía (ECoG) [21].

3.3 Clasificación de datos utilizando el algoritmo del perceptrón

Los sistemas BCI suelen utilizar técnicas de reconocimiento de patrones para ordenar o categorizar los datos EEG en una o más clases; en la literatura de *machine learning* se les llama clasificadores [29]. Dependiendo de la naturaleza del problema, existen diferentes algoritmos de clasificación de datos, sin embargo, este apartado se enfoca en describir los algoritmos del perceptrón, perceptrón multicapa y posteriormente redes neuronales recurrentes.

El perceptrón es una función discriminante lineal (LDA, por sus siglas en inglés). Un LDA es un clasificador que asigna una categoría o clase W a un vector de características X dado por [35]:

$$g(x) = \omega^T x + \omega_0 \quad (3.1)$$

Donde ω corresponde a los pesos del LDA, de tal manera que si $g(x) < 0$ entonces $X \in W_1$, y si $g(x) > 0$, entonces $X \in W_2$.

III. MARCO TEÓRICO

El perceptrón se inspira en una neurona biológica como un dispositivo booleano que recibe datos provenientes de un vector de características o señales de entrada X , con ciertos pesos asignados ω ; y en base a un umbral preestablecido (o función de activación), la neurona permanece en reposo o se activa [35]; su representación gráfica se muestra en la Figura 3.4.

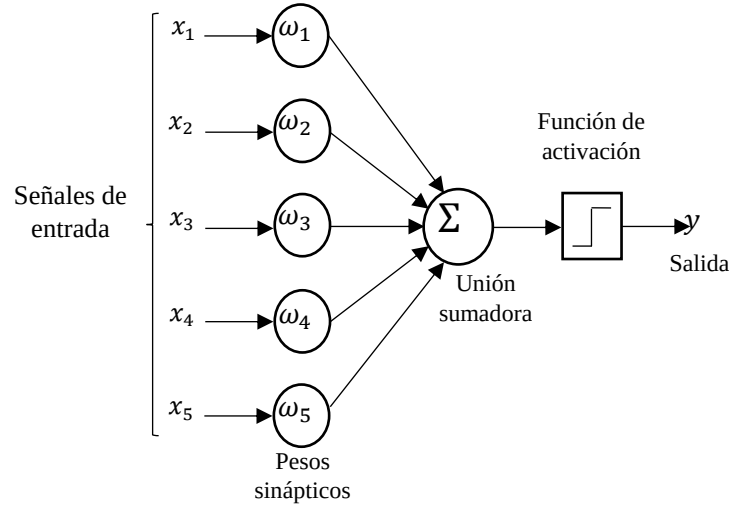


Figura 3.4. Representación gráfica del perceptrón.

Para encontrar los pesos ω que permitan una clasificación óptima de los vectores X , se propone un hiperplano $\omega^T x = 0$ tal que [35]:

$$\begin{aligned}\omega^T x &> 0 \quad \forall \quad X \in W_1 \\ \omega^T x &< 0 \quad \forall \quad X \in W_2\end{aligned}\tag{3.2}$$

Con base al hiperplano observado anteriormente se propone una función de costo, la cual por medio de técnicas de optimización (de la cual proviene el algoritmo de aprendizaje) se encuentran los pesos adecuados para minimizar la función de costo deseada. La función a minimizar se describe a continuación:

$$J(\omega) = \sum_{X \in \Lambda} \delta_X \omega^T x\tag{3.3}$$

Donde Λ es el conjunto de vectores mal clasificados, y δ_X fuerza a que el producto $\delta_X \omega^T x$ siempre sea positivo, ya que $\delta_X = -1$ si $X \in W_1$, y $\delta_X = 1$ si $X \in W_2$. Una vez

III. MARCO TEÓRICO

minimizando la función de costo, la actualización de pesos para el perceptrón quedaría formado mediante:

$$\omega(n+1) = \omega(n) - \varsigma \sum_{x \in \Lambda} \delta_x x \quad (3.4)$$

Siendo ς el paso de $\Delta\omega$. Entonces, el algoritmo de entrenamiento del perceptrón se resume en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1. Algoritmo de entrenamiento del perceptrón [29].

Algoritmo de entrenamiento del perceptrón
1) Inicializar ω con valores aleatorios
2) Inicializar ς
3) Aplicar $\omega(n+1) = \omega(n) - \varsigma \sum_{x \in \Lambda} \delta_x x$
4) Si $\omega(n+1) \approx \omega(n)$ termina el entrenamiento, si no, regresa al paso 3)

3.3.1 Clasificación por medio de MLP

El perceptrón, es un discriminador iterativo lineal, el cual suele ser útil para sistemas que puedan ser clasificados mediante una recta. Sin embargo, para sistemas no lineales, el perceptrón es ineficiente para la mayoría de las aplicaciones; a partir de dicho problema es que surge el perceptrón multicapa (MLP, por sus siglas en inglés) y su algoritmo de entrenamiento *backpropagation*. El MLP coloca neuronas en forma jerárquica para combinar sus respuestas, mientras que el perceptrón clasifica objetos de forma independiente [29]. En la Figura 3.5 se muestra de forma gráfica la representación de un MLP con una entrada $x = (x_1, x_2)$, tres neuronas en capa de entrada, dos neuronas en su capa oculta y una neurona en la capa de salida.

Cuando una MLP procesa los datos x a través de su estructura, se dice que la red está propagando los datos de entrada; sin embargo, cuando el MLP ajusta sus parámetros durante el entrenamiento, se dice que la red se está retropropagando (de ahí el nombre del algoritmo de entrenamiento *backpropagation*) [29].

III. MARCO TEÓRICO

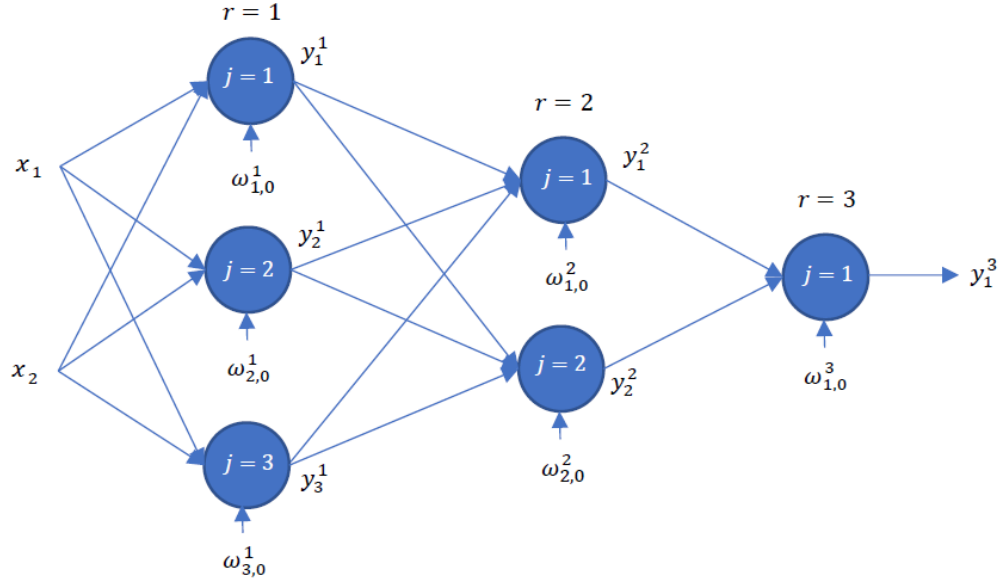


Figura 3.5. Representación gráfica de un MLP de tres capas.

De forma general, la salida de una neurona está dada por $y^r_j(n) = f(v^r_j(n))$, donde:

$$v^r_j(n) = \sum_{k=0}^{k_{r-1}} \omega^r_{jk} y^{r-1}_k(n) \quad (3.5)$$

Siendo j el índice de la neurona, r la capa actual y k_{r-1} es el número de neuronas de la capa anterior. La actualización de pesos $\omega^r_j(n+1)$ para cada capa es:

$$\omega^r_j(n+1) = \omega^r_j(n) + \mu \frac{\partial J}{\partial \omega^r_j} \quad (3.6)$$

Donde la función de costo J es la energía total del error a lo largo de las iteraciones:

$$J = \sum_{n=1}^N e^2(n) \quad (3.7)$$

Por su parte, $e(n)$ es el error en la iteración n , dado por:

$$e^2(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{k_L} (y(n) - \bar{y}(n))^2 \quad (3.8)$$

III. MARCO TEÓRICO

Siendo $y(n)$ el vector de salida deseada de la iteración n , k_L el número de elementos de $y(n)$ y $\bar{y}(n)$ la salida calculada. Por último, $\lambda^r_j(n)$, conocido como factor de retropropagación, propagará los pesos de la siguiente manera:

$$\lambda^r_j(n) = \frac{\partial}{\partial v^r_j} (e^2(n)) \quad (3.9)$$

El algoritmo de *backpropagation* se muestra en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2. Algoritmo *backpropagation* [29].

Algoritmo <i>backpropagation</i>
1) Inicializar ω^r_j con valores aleatorios
2) Tomar $x(n)$ y propagarla para calcular ω^r_j , v^r_j e y^r_j
3) Se obtiene $e^2(n)$ y J
4) Se calculan los $\lambda^r_j(n)$ para obtener los pesos ω^r_j de cada r -ésima capa.
5) Si $\omega^r_j(n) \approx \omega^r_j(n+1)$ termina el entrenamiento, si no, regresa al paso 2)

3.4 Redes neuronales recurrentes (RNN)

Las redes neuronales recurrentes (RNN) constituyen una clase de aprendizaje profundo capaz de procesar y obtener información relevante de datos secuenciales [30]. Las RNN asumen dependencias secuenciales y temporales de los datos por lo que algunas de sus aplicaciones incluyen el procesamiento del lenguaje natural y el análisis de vídeo y música [31]. Las RNN se caracterizan por sus ciclos de retroalimentación o pasos de tiempo que constituyen la memoria interna de la red que se utiliza para evaluar las propiedades del dato actual con respecto a los datos del pasado (Figura 3.6).

La ecuación generalizada para las relaciones de recurrencia que indica el estado del sistema es la descrita por:

$$s^{(t)} = f(s^{(t-1)}) \quad (3.10)$$

III. MARCO TEÓRICO

Donde $t - 1$ corresponde a un paso de tiempo anterior. Por lo que:

$$h^{(t)} = f(h^{(t-1)}, x^{(t)}) \quad (3.11)$$

Donde $x^{(t)}$ es el dato correspondiente a una instancia de tiempo en particular. Esta ecuación es una representación de los aspectos relevantes de los datos pasados hasta llegar a t .

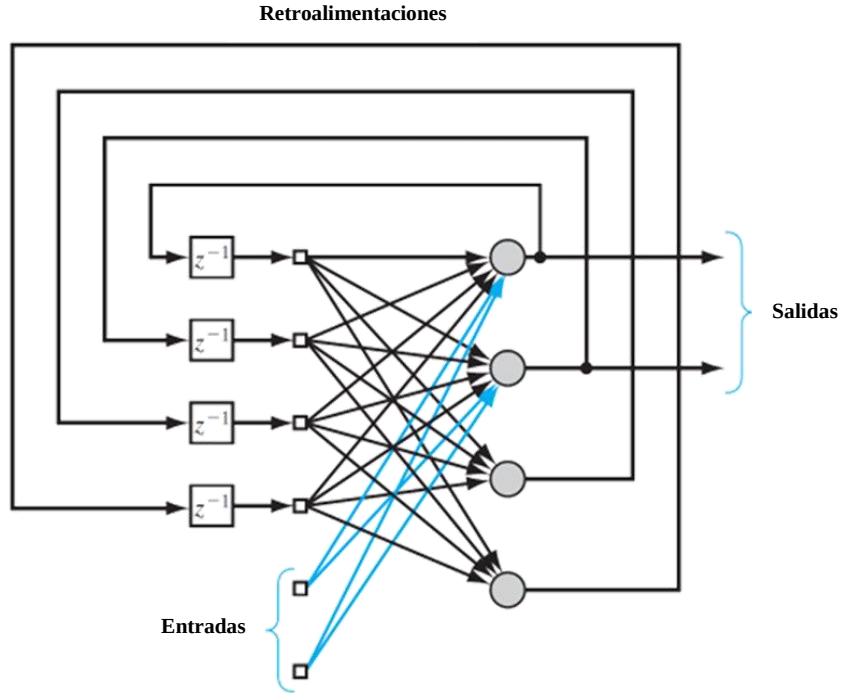


Figura 3.6. Redes neuronales recurrentes [36].

3.4.1 Arquitecturas de las RNN

Las RNN adoptan una variedad de arquitecturas debido a los posibles ciclos de retroalimentación que pueden tener, lo cual también les permite tener representaciones de estado y las hace muy atractivas en la predicción y modelado matemático no lineal [36]. A continuación, se describe la arquitectura de un perceptrón multicapa recurrente junto a una red recurrente de segundo orden (SORNN, por sus siglas en inglés), destacando esta última por su especial interés en su uso para el desarrollo de este proyecto de investigación.

III. MARCO TEÓRICO

Perceptrón Multicapa Recurrente

La Figura 3.9 muestra la arquitectura de un perceptrón multicapa recurrente (RMLP), el cual se caracteriza porque cada una de sus capas ocultas tiene retroalimentación; en este caso la RMLP mostrada tiene dos capas ocultas.

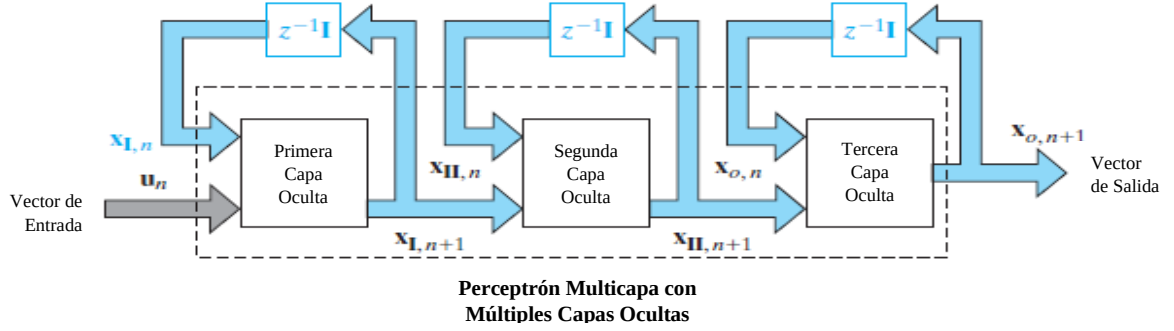


Figura 3.9. Modelo de espacio de estado [36].

Siendo $x_{I,n}$ la salida de la primera capa oculta, $x_{II,n}$ la salida de la segunda capa oculta, y así sucesivamente hasta llegar a K capas ocultas y conocer la salida de la capa final $x_{o,n}$, el comportamiento dinámico de una RMLP en respuesta a un vector de entrada u_n , se describe mediante (3.15), donde Φ corresponde a las funciones de activación de las capas ocultas y la capa de salida respectivamente [32].

$$\begin{aligned}
 x_{I,n+1} &= \Phi_I(x_{I,n}, u_n) \\
 x_{II,n+1} &= \Phi_{II}(x_{II,n}, x_{I,n+1}) \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 x_{o,n+1} &= \Phi_o(x_{o,n}, x_{K,n+1})
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

Red Neuronal Recurrente de Segundo Orden

El término "orden" se usa a veces para referirse a la forma en que se define el campo local inducido de una neurona [32]. Por ejemplo, un perceptrón multicapa donde el campo local inducido v_k de la neurona k está definido por:

III. MARCO TEÓRICO

$$v_k = \sum_j w_{a,kj} x_j + \sum_i w_{b,ki} u_i \quad (3.16)$$

Donde x_j es la señal de retroalimentación derivada de la neurona oculta j , u_i es la señal fuente aplicada al nodo i en la capa de entrada, y las w representan los pesos sinápticos pertinentes de la red. Esta descripción corresponde a una neurona de primer orden, sin embargo, cuando el campo local inducido v_k se combina usando multiplicaciones como en (3.17), se considera una neurona de segundo orden, la cual usa un solo peso que la conecta a los nodos de entrada i y j .

$$v_k = \sum_i \sum_j w_{kij} x_i u_j \quad (3.17)$$

La Figura 3.10 muestra la arquitectura de una red neuronal recurrente de segundo orden (SORNN) con 2 entradas y 3 neuronas de estado, de ahí la necesidad de 6 multiplicadores.

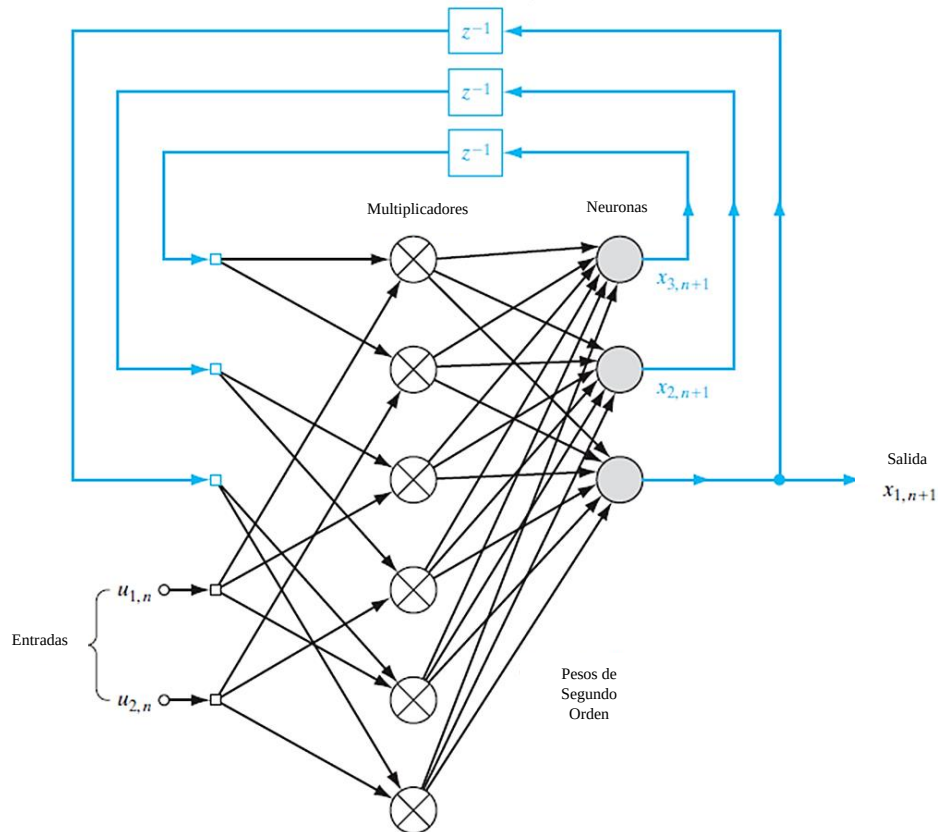


Figura 3.10. Arquitectura de una red neuronal recurrente de segundo orden [36].

III. MARCO TEÓRICO

El comportamiento dinámico de la SORNN es definido a partir de las siguientes ecuaciones:

$$v_{k,n} = b_k + \sum_i \sum_j w_{kij} x_{i,n} u_{j,n} \quad (3.18)$$

$$x_{k,n+1} = \varphi(v_{k,n}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{k,n})} \quad (3.19)$$

Donde $v_{k,n}$ es el campo local inducido de la neurona oculta k , b_k es el *bias* asociado, $x_{k,n}$ es el estado de salida de la neurona k , $u_{j,n}$ es la entrada aplicada al nodo fuente j , y w_{kij} es un peso de la neurona k de segundo orden.

3.4.2 Celdas de memoria a corto y largo plazo

Las RNN tienen un problema asociado al desvanecimiento del gradiente llamado *short-term memory*; esto se debe a que el funcionamiento de las RNN procesa secuencias de información agregando al cómputo de cada dato de la secuencia el resultado del análisis del dato anterior, lo cual ocasiona que a medida que la red procesa más datos, esta tiene problemas para recordar la información pasada [31].

Las RNN se entrenan a partir del algoritmo de *backpropagation* analizado en secciones anteriores, el cual, al considerar los pasos de tiempo es llamado *backpropagation through time*, por lo que el gradiente del error se propaga hacia atrás del mismo modo que lo haría en un perceptrón multicapa a través del tiempo [30]. A medida que dicho gradiente alcanza las capas más cercanas a la entrada, o a los primeros períodos de tiempo procesados, este decae exponencialmente; esto limita a las RNN para aprender de patrones de datos muy largos, por lo que sólo son eficaces en rangos cortos [31]. Una de las formas para mitigar el problema es el uso de celdas de memoria más complejas como las celdas de memoria a corto y largo plazo (LSTM, por sus siglas en inglés).

El objetivo es mejorar la memoria de la RNN de los eventos pasados entrenándola para que recuerde lo importante y olvide el resto. Para ello, las LSTM procesan dos versiones del pasado. La línea de tiempo de la memoria superior se llama el estado de la célula y se abrevia c ; y la línea inferior se llama el estado oculto y se abrevia h [33].

III. MARCO TEÓRICO

El estado oculto en el paso de tiempo t contiene la salida de la capa LSTM para este paso de tiempo; mientras que el estado de la celda contiene información aprendida de los pasos de tiempo anteriores [34]. En cada paso de tiempo, la capa agrega o elimina información del estado de la celda. La capa controla estas actualizaciones mediante compuertas, estas se aprecian en la representación gráfica de una celda LSTM mostrada en la Figura 3.11.

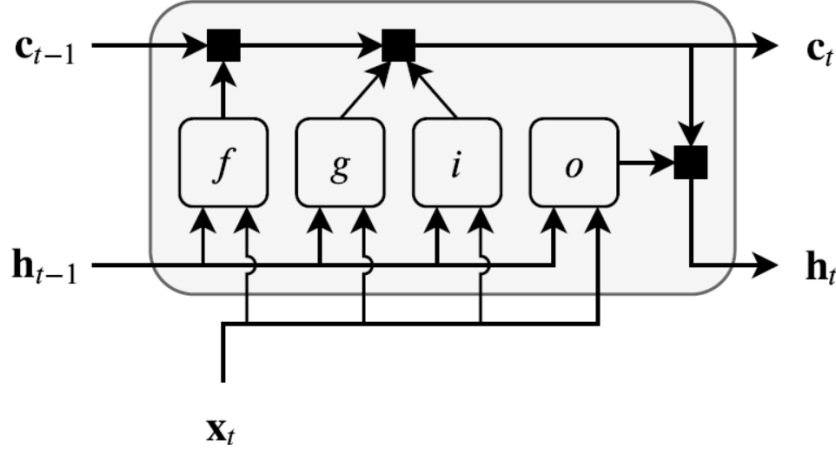


Figura 3.11. Celda Long-Short Term Memory (LSTM) [40].

Los pesos de una capa LSTM incluyen los pesos de entrada W (*Input Weights*), los pesos recurrentes R (*Recurrent Weights*) y el sesgo b (*Bias*). Las matrices W , R y b corresponden a las concatenaciones de los pesos de entrada, los pesos recurrentes y el sesgo de cada componente, respectivamente:

$$W = \begin{bmatrix} W_i \\ W_f \\ W_g \\ W_o \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} R_i \\ R_f \\ R_g \\ R_o \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} b_i \\ b_f \\ b_g \\ b_o \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

Donde i , f , g y o denotan la puerta de entrada (*input gate*), la puerta de olvido (*forget gate*), la celda candidata (*cell candidate*) y la puerta de salida (*output gate*), respectivamente. Entonces, tenemos que el estado de la celda en el paso de tiempo t viene dado por:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (3.21)$$

III. MARCO TEÓRICO

Donde $\odot$ denota el producto de Hadamard (multiplicación de vectores por elementos); y el estado oculto en el paso de tiempo t viene dado por:

$$h_t = o_t \odot \sigma_c(c_t) \quad (3.20)$$

Donde σ_c denota la función de activación del estado, donde comúnmente se utiliza la función de tangente hiperbólica ($\tanh$). La Tabla 3.3 describe las fórmulas de las compuertas de una celda LSTM en el paso de tiempo t , donde σ_g corresponde a la función de activación dada de forma predeterminada por la función sigmoidea $\sigma = (1 + e^{-x})^{-1}$ para calcular la función de activación de la compuerta.

Tabla 3.3. Funcionamiento de celdas LSTM [34].

Componente	Formula	Propósito
Compuerta de Entrada	$i_t = \sigma_g(W_i x_t + R_i h_{t-1} + b_i)$	Controla el valor de la celda de estado actualizada
Compuerta de Olvido	$f_t = \sigma_g(W_f x_t + R_f h_{t-1} + b_f)$	Controla el valor de la celda de estado de olvido
Celda Candidata	$i_t = \sigma_c(W_g x_t + R_g h_{t-1} + b_g)$	Añade información a la celda de estado
Compuerta de Salida	$i_t = \sigma_g(W_o x_t + R_o h_{t-1} + b_o)$	Controla el valor de la celda de estado añadida al estado oculto

IV. DESARROLLO

En el presente capítulo se describe la metodología a seguir para el desarrollo de este proyecto de investigación, misma que se describe gráficamente en la Figura 4.1. El sistema de asistencia médica propuesto utiliza artefactos de parpadeos codificados en señales EEG como señal de control, misma que le indicará a un algoritmo de visión artificial localizar un medicamento en específico dentro del espacio de trabajo; finalmente el robot utilizará dicha ubicación para tomar el fármaco indicado y reubicarlo en una posición distinta que facilite la toma de medicamentos del paciente.

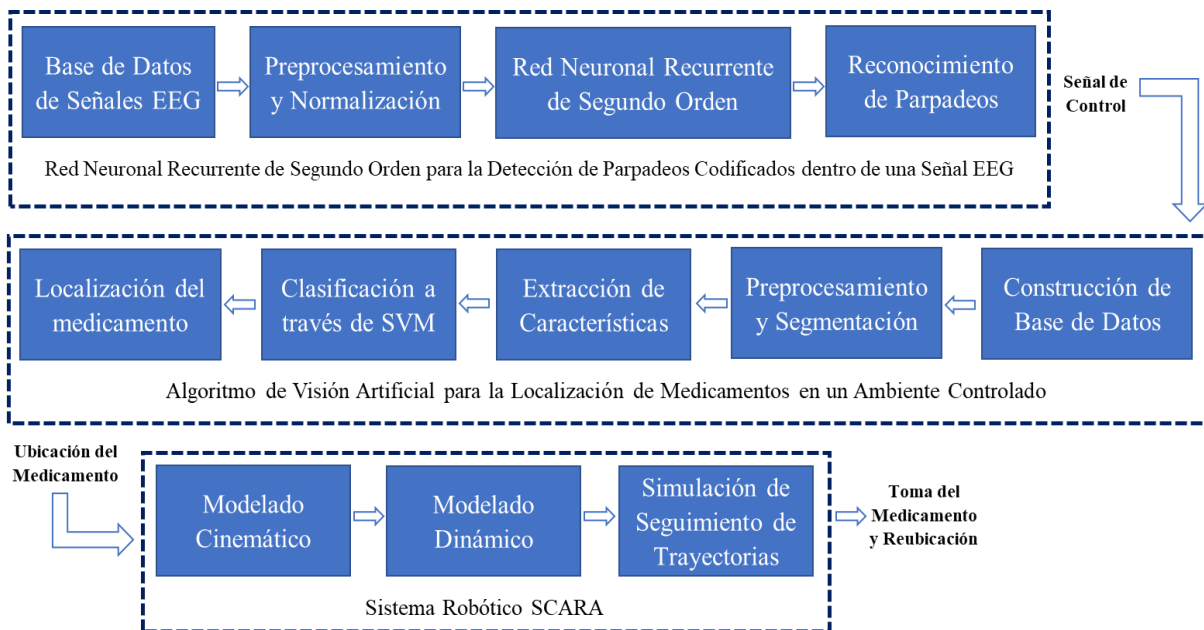


Figura 4.1. Metodología del diseño del sistema de asistencia médica.

El desarrollo de este proyecto de investigación implica el diseño de una red neuronal recurrente de segundo orden como método propuesto para detectar artefactos de parpadeos codificados dentro de una señal EEG, la implementación de un algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos dentro de un ambiente controlado y el modelado de un sistema robótico SCARA de tres grados de libertad suficiente para realizar tareas de *pick and place* como las que requiere el sistema de asistencia médica propuesto. Cada uno de estos rubros fundamentales se describen a continuación.

IV. DESARROLLO

4.1 Red neuronal recurrente de segundo orden para la detección de parpadeos codificados dentro de una señal EEG

En la presente sección se describe el desarrollo de una red neuronal recurrente de segundo orden para la detección de artefactos de parpadeos en una señal EEG, que nos permita distinguir señales de control específicas que serán utilizadas para reconocer la posición del fármaco deseado y la trayectoria que el robot seguirá para facilitar la toma del medicamento al paciente.

A partir de la Figura 4.2 se observa que utilizando una base de datos de señales EEG con una codificación específica de parpadeos, se emplea una etapa de preprocesamiento y normalización de la señal que nos permita adecuar los datos para entrenar una red recurrente de segundo orden, que posteriormente reconocerá parpadeos dentro de una secuencia predicha, y finalmente servirá como un indicador de control para la ejecución de las tareas del sistema.

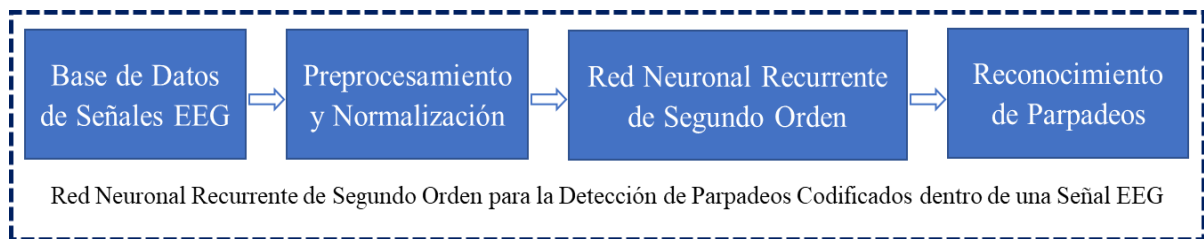


Figura 4.2. Metodología de la red neuronal recurrente de segundo orden para la detección de parpadeos codificados dentro de una señal EEG.

4.1.1 Base de datos de señales EEG

La base de datos utilizada para entrenar y probar la red implementada en el sistema, fue tomada del trabajo de tesis titulado “Análisis de artefactos en señales EEG para su aplicación en un sistema de comunicación por medio de parpadeo” [28]. Las señales fueron registradas con la ayuda del dispositivo BCI Mindwave Mobile (Figura 4.3) basado en el método de electroencefalografía; dicho dispositivo cuenta con un solo electrodo que es colocado en la posición FPZ según el sistema internacional 10-20, y una referencia que es puesta en el lóbulo de la oreja izquierda, lo cual permite el registro apropiado del potencial generado por los artefactos de parpadeo debido a la cercanía de los ojos [35-37].

IV. DESARROLLO



Figura 4.3. Dispositivo BCI Mindwave Mobile.

Dicha base de datos contiene un conjunto de cuatro codificaciones de parpadeos distintas pensadas como expresiones lingüísticas en el diseño de un sistema de comunicación alternativa y aumentativa (CAA). Las codificaciones consisten en asignar una expresión lingüística según la cantidad y duración del parpadeo, las cuales se muestran en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Codificación de artefactos de parpadeo de la base de datos [28].

Expresión	Condición Inicial	Segundo				
		1	2	3	4	5
Si	Ojos Abiertos	Parpadeo	Parpadeo	Parpadeo	Parpadeo	Parpadeo
No	Ojos Abiertos	Parpadeo	Ojos Abiertos	Parpadeo	Ojos Abiertos	Parpadeo
No sé	Ojos Abiertos	Parpadeo	Parpadeo	Ojos Cerrados	Parpadeo	Parpadeo
Más o menos	Ojos Abiertos	Parpadeo	Parpadeo	Ojos Abiertos	Parpadeo	Parpadeo

La toma de muestras se realizó a tres hombres y dos mujeres con edades comprendidas en el rango de 23 a 25 años, en ambientes controlados y semicontrolados con duración variante entre sesiones. En la Figura 4.4 se muestra un ejemplo de una señal EEG de la base de datos consultada, donde se aprecia la expresión lingüística “Si” caracterizada por cinco parpadeos seguidos por segundo, seguida de la condición inicial estipulada de “Ojos Abiertos”.

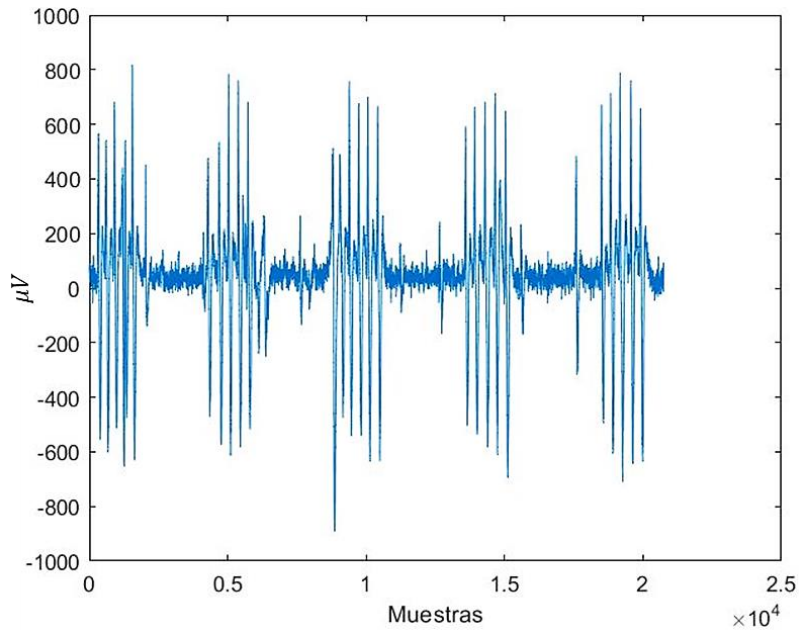


Figura 4.4. Señal EEG correspondiente a la expresión lingüística “Si” de la base de datos consultada.

Para propósitos del presente trabajo, se utilizaron las cuatro codificaciones presentes en la base de datos para entrenar la capacidad de la red de reconocer parpadeos dentro de una señal EEG, sin embargo, para las pruebas de funcionamiento sólo se utilizaron las codificaciones de parpadeos correspondientes a las expresiones “si”, “no” y “más o menos” debido a que el sistema de asistencia médica desarrollado requiere únicamente tres indicadores para reconocer las tres presentaciones más comunes de medicamentos en el mercado: pastillas, cápsulas y tabletas.

4.1.2 Preprocesamiento y normalización

En [35] y [36] se plantea que una persona adulta con edades de 18 a 28 años parpadea 10.3 ± 3.1 veces por minuto (cada parpadeo con una duración de 400 ms a 500 ms aproximadamente) en condiciones óptimas. Con el fin de adecuar un modelo secuencial para el entrenamiento de una red neuronal recurrente de segundo orden, se procede a dividir la señal EEG en secuencias de datos equivalentes a medio segundo, tiempo suficiente para considerar la información característica de un evento de parpadeo. Debido a que el dispositivo BCI *Mindwave Mobile* tiene una frecuencia de muestreo de 512 Hz, se estará creando vectores S_i equivalentes a 256 muestras. Además, se consideró un traslape de 128 datos con el fin de no perder información

IV. DESARROLLO

relevante en el proceso de ventaneo en caso de que un evento de parpadeo se encontrara en los extremos de la ventana.

En la Figura 4.5 se muestra cómo el proceso de ventaneo con traslape permite analizar la señal EEG sin pérdida de información; cada recuadro de color rojo representa cada ventana S_i de 256 muestras compuesta por 128 muestras de la ventana anterior y 128 muestras nuevas.

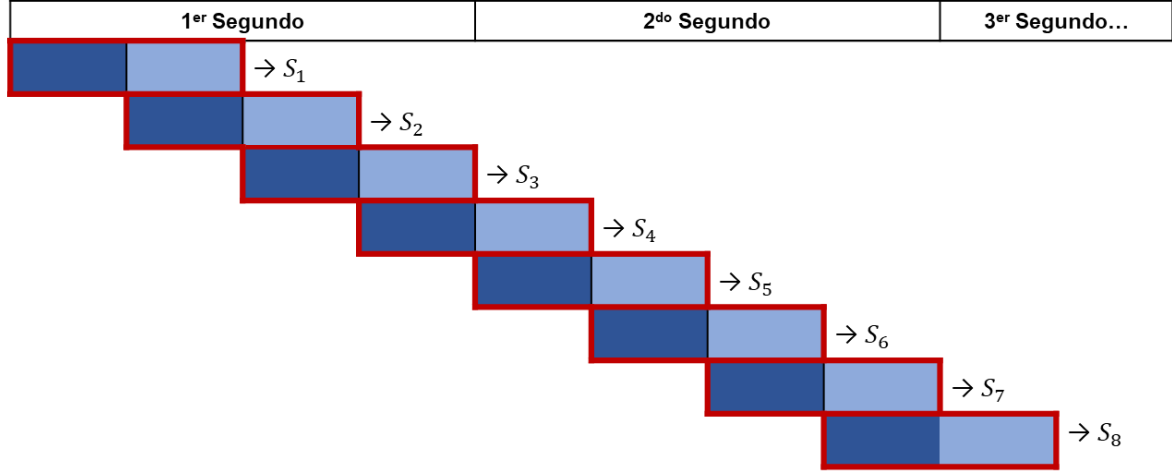


Figura 4.5. Ilustración de señales por ventanas traslapadas.

Debido a que los artefactos de parpadeo registrados en la base de datos utilizada tienen frecuencias menores a 16 Hz [28], se eliminan las alteraciones de la señal de cada ventana al aplicar un filtro Butterworth pasa bajas de primer orden con frecuencia de corte $\omega_c = 16 \text{ Hz}$. Dicho filtro es conveniente debido a que no tiene rizado en la banda de paso con respecto a un filtro Chebyshev [37] y el procesamiento es mínimo al considerar implementarlo en un sistema embebido como trabajo a futuro. El comportamiento del filtro queda definido por las ecuaciones (4.1) y (4.2).

$$H: S_i \rightarrow S_{fi} \quad (4.1)$$

$$|H(\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}} \quad (4.2)$$

Donde H es la función de transferencia dada por (4.2), S_i la señal a filtrar y S_{fi} la señal filtrada. Además, ω representa la frecuencia angular, ω_c la frecuencia de corte, n el orden del

IV. DESARROLLO

filtro y $|H(\omega)|$ la magnitud de la respuesta a la frecuencia del filtro [48]. La Figura 4.6 muestra de manera gráfica la respuesta a la frecuencia del filtro Butterworth, señalando cada una de las variables mencionadas anteriormente que definen su comportamiento.

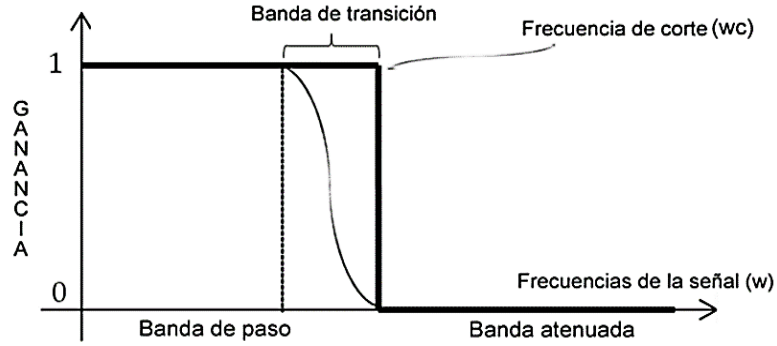


Figura 4.6. Respuesta a la frecuencia del filtro Butterworth [48].

Posteriormente, se procede a normalizar la señal para discriminar las diferencias de amplitud que los diferentes sujetos de prueba registraron en la base de datos consultada. Para esta tarea se utilizó una normalización basada en el método *mapminmax* descrita en la ecuación (4.3).

$$S_{fni} = \frac{(y_{max} - y_{min}) * (S_{fi} - \min(S_{fi}))}{\max(S_{fi}) - \min(S_{fi})} + y_{min} \quad (4.3)$$

Donde S_{fni} corresponde a la señal normalizada, S_{fi} la señal previamente filtrada, y_{max} el valor máximo de la señal normalizada y y_{min} el valor mínimo de la señal normalizada. La función *mapminmax* escala los datos para que se encuentren dentro del intervalo $[-1,1]$, sin embargo, dichos valores pueden modificarse. De esta manera, se obtienen ventanas de datos EEG filtradas y normalizadas con las que se entrenará la red de reconocimiento de parpadeos.

Finalmente, para etiquetar los datos de entrenamiento se procedió a analizar la varianza de cada ventana de datos, donde se puede visualizar un umbral rígido que permite identificar la presencia de un parpadeo dentro de la señal. En la Figura 4.7 se puede observar primeramente el estudio EEG filtrado y normalizado, y en seguida el estudio de las varianzas por ventana de datos, en la cual se establece un umbral de 0.1 unidades de amplitud para etiquetar las ventanas de datos donde existe la presencia de artefactos de parpadeos.

IV. DESARROLLO

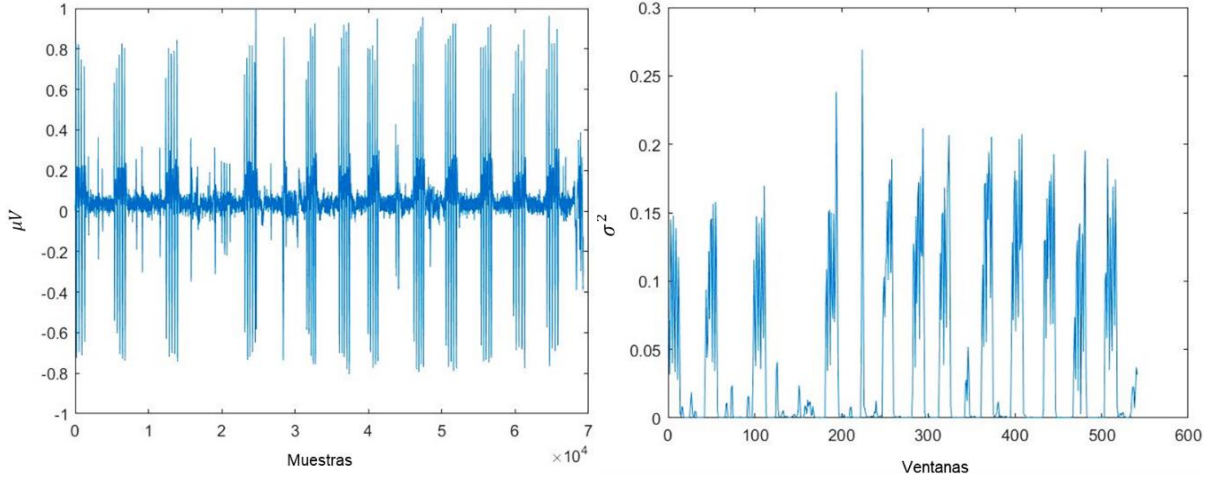


Figura 4.7. Análisis de la varianza de la señal.

La varianza de cada ventana S_{fni} se calcula mediante:

$$\sigma_{S_{fni}}^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (s_{fni}(j) - \mu_{s_{fni}})^2 \quad (4.4)$$

Donde m corresponde al número de muestras de cada ventana, mientras que s_{fni} es la señal filtrada y normalizada, y $\mu_{s_{fni}}$ corresponde a:

$$\mu_{s_{fni}} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m s_i(j) \quad (4.5)$$

4.1.3 Red neuronal recurrente de segundo orden (SORNN)

La arquitectura de la red propuesta está diseñada para clasificar una ventana de secuencia de datos en una etiqueta, la cual puede ser “parpadeo” o “no parpadeo” referente a la presencia de dicho evento de interés. Para esto, la arquitectura de la red propuesta contiene una capa de entrada de secuencia, la red LSTM, una capa completamente conectada, una capa *Softmax* y una capa de salida de clasificación, las cuales se pueden visualizar en la Figura 4.8 y se describen a continuación.

IV. DESARROLLO

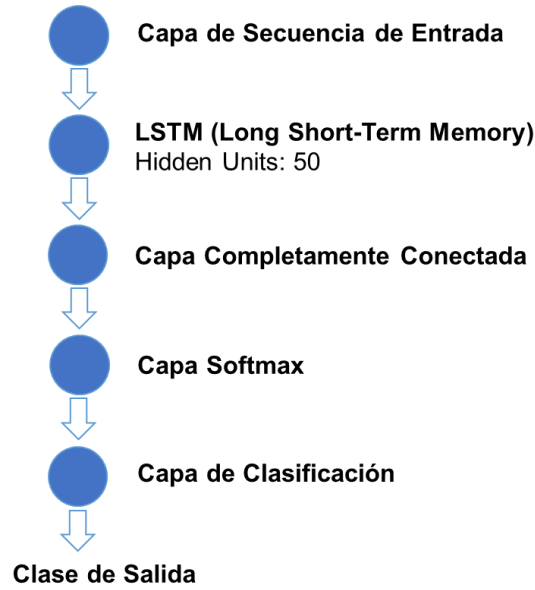


Figura 4.8. Arquitectura de la SORNN.

Capa de entrada de secuencia

La capa de entrada de secuencia de datos permite tomar a la red los datos secuenciales de cada ventana s_{fni} de 256 muestras cada una. Sin embargo, al retomar la ecuación 3.17 que describe el comportamiento de una neurona de segundo orden, se obtiene una matriz de datos secuenciales mayor, como se describe a continuación:

$$v_k = \sum_{i=0}^m \sum_{j=i}^m w_{ij} s_{fni} s_{fnj} \quad (4.6)$$

Donde m es el número de muestras por ventana, w_{ij} la matriz de pesos, s_{fni} y s_{fnj} los datos secuenciales por ventana. Por lo que v_k corresponde a una matriz de 256×256 datos secuenciales por ventana que va a recibir la red a través de la capa de entrada de secuencias.

Capa LSTM

Una capa LSTM aprende dependencias a largo plazo entre pasos de tiempo en series de tiempo y datos secuenciales [38]. La capa realiza interacciones aditivas, que pueden ayudar a mejorar el flujo de gradiente en secuencias largas durante el entrenamiento. En esta capa se especifica el número de unidades ocultas, el cual se determinó de manera empírica al comprobar

IV. DESARROLLO

que con el uso del segundo orden se puede disminuir el número de neuronas sin perjudicar el rendimiento de la red. En la Figura 4.9 se ilustra el flujo de trabajo de una capa LSTM que recibe secuencias de datos X con C características de longitud S . Además, h_t y c_t corresponden a la salida y el estado de celda en el paso de tiempo t respectivamente como se había analizado en el capítulo III. En este caso el número de celdas ocultas es de 50.

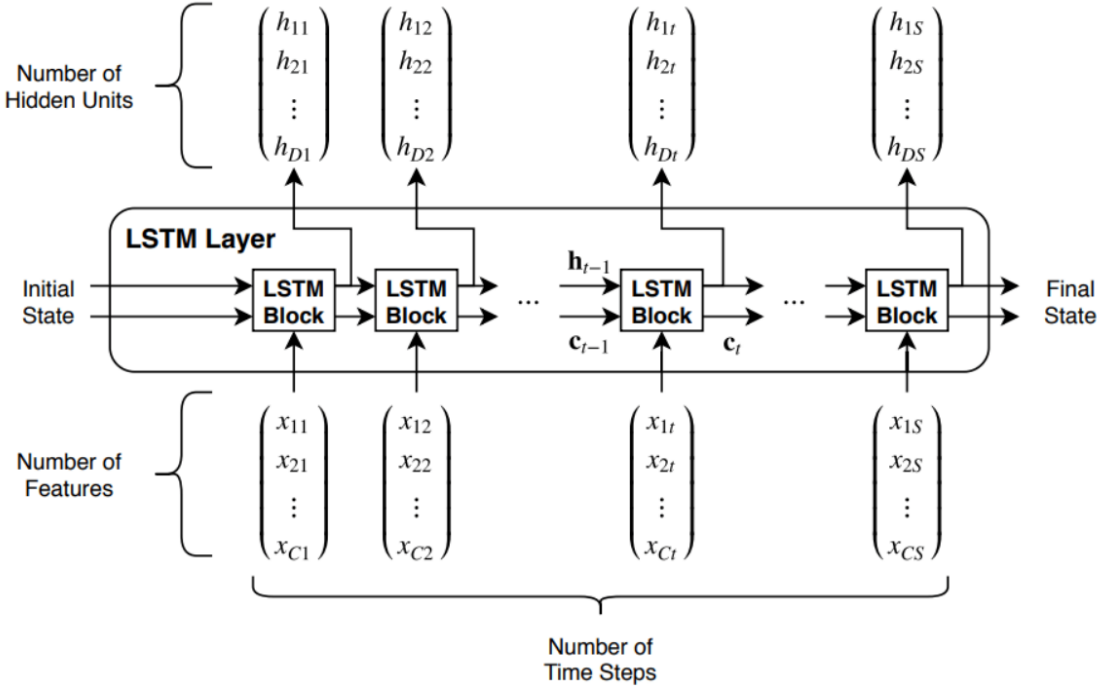


Figura 4.9. Capa LSTM [38].

Fully connected layer

En esta capa se establece un número de neuronas igual al número de clases soportadas en la red, y como la entrada es una secuencia, la capa totalmente conectada actúa de forma independiente en cada paso de tiempo multiplicando la entrada por una matriz de peso y un vector de sesgo. De tal manera que se tienen dos neuronas que combinan la información local aprendida por la capa anterior.

Softmax layer

La salida de esta capa corresponde a la salida de la función de activación Softmax descrita por (4.7), la cual también se conoce como función exponencial normalizada y puede

IV. DESARROLLO

considerarse la generalización multiclase de la función sigmoidea logística para problemas de clasificación.

$$P(c_r | x, \theta) = \frac{P(x, \theta | c_r)P(c_r)}{\sum_{j=1}^k P(x, \theta | c_j)P(c_j)} = \frac{\exp(a_r(x, \theta))}{\sum_{j=1}^k \exp(a_j(x, \theta))} \quad (4.7)$$

Donde $0 \leq P(c_r | x, \theta) \leq 1$ y $\sum_{j=1}^k P(c_j | x, \theta) = 1$. Además $a_r = \ln(P(x, \theta | c_r)P(c_r))$ y $P(x, \theta | c_r)$ es la probabilidad condicional de una muestra dada una clase r , y $P(c_r)$ es la probabilidad a priori de la clase.

De esta manera, dicha función de activación devuelve la distribución de probabilidad de cada una de las clases soportadas en la red, calculando las probabilidades de cada clase objetivo sobre todas las clases objetivos posibles, las cuales serán útiles para determinar a qué clase objetivo pertenece cada dato.

Classification layer

Finalmente, la capa de clasificación calcula la pérdida de entropía cruzada para tareas de clasificación con clases mutuamente excluyentes. Esta toma los valores de la función *Softmax* y asigna cada entrada a una de las K clases mutuamente excluyentes utilizando la función de entropía cruzada para un esquema de codificación 1 de K :

$$loss = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^K w_i t_{ni} \ln y_{ni} \quad (4.8)$$

Donde N es el numero de muestras, K es el número de clases, w_i es el peso de la clase i , t_{ni} es el indicador de que la n -ésima muestra pertenece a la i -ésima clase, y y_{ni} es la salida de la muestra n para la clase i , que en este caso es el valor de la función *Softmax*. Básicamente, y_{ni} es la probabilidad de que la red asocie la n -ésima entrada con la clase i .

7.1.4 Reconocimiento de parpadeos

A partir de la arquitectura de la red descrita en la sección anterior, se procedió a hacer experimentos con la base de datos consultada para evaluar los resultados de su entrenamiento,

IV. DESARROLLO

de los cuales se muestran los resultados de sus matrices de confusión en cuatro de ellos (ver Figura 4.10).

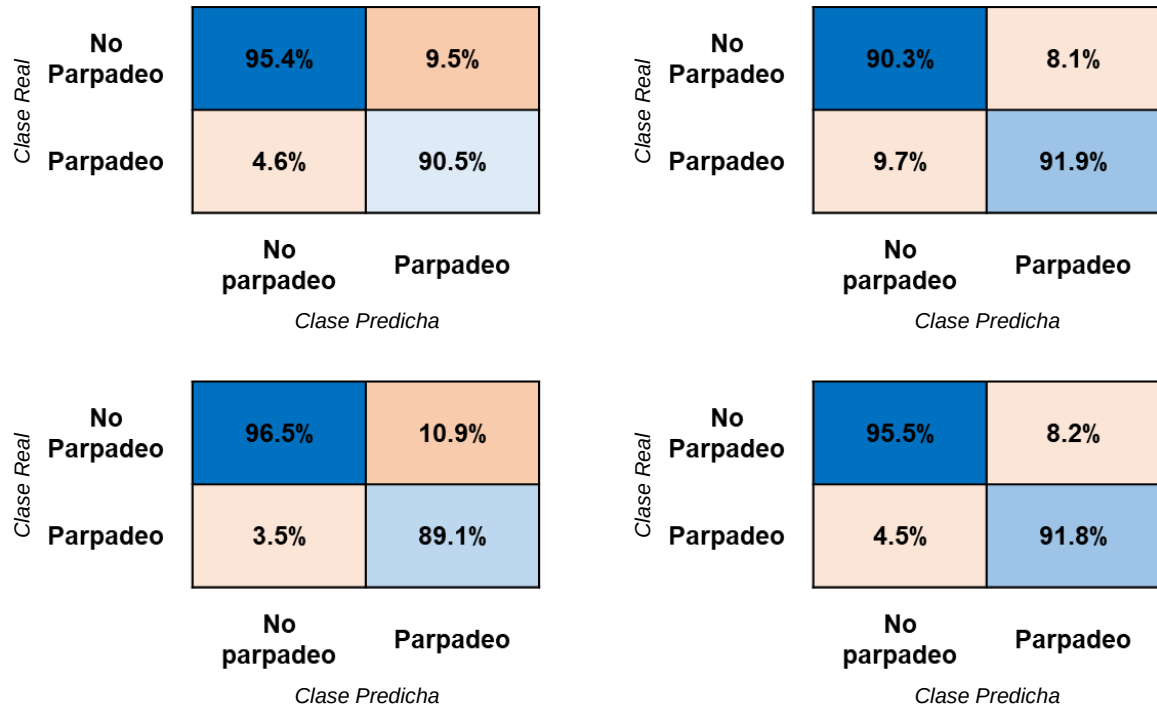


Figura 4.10. Matrices de confusión.

Con base a los resultados descritos de la Figura 4.10, se puede destacar que la red tiene un desempeño promedio superior al 94% al identificar ventanas de datos que no corresponden a un evento de parpadeo, mientras que cuenta con un desempeño promedio superior al 90% en cuanto a la detección de ventanas de datos que corresponden a un evento de parpadeo.

La red no discrimina parpadeos voluntarios de involuntarios, por lo que su rendimiento puede mejorar si se añade al proceso de etiquetado de los datos secuenciales de las señales EEG la forma de discriminar parpadeos voluntarios de involuntarios. Es importante destacar que con un factor de aprendizaje de 0.01 la red alcanzó los resultados obtenidos en una etapa de entrenamiento que se estabiliza en menos de 3 épocas como se muestra en la Figura 4.11.

IV. DESARROLLO

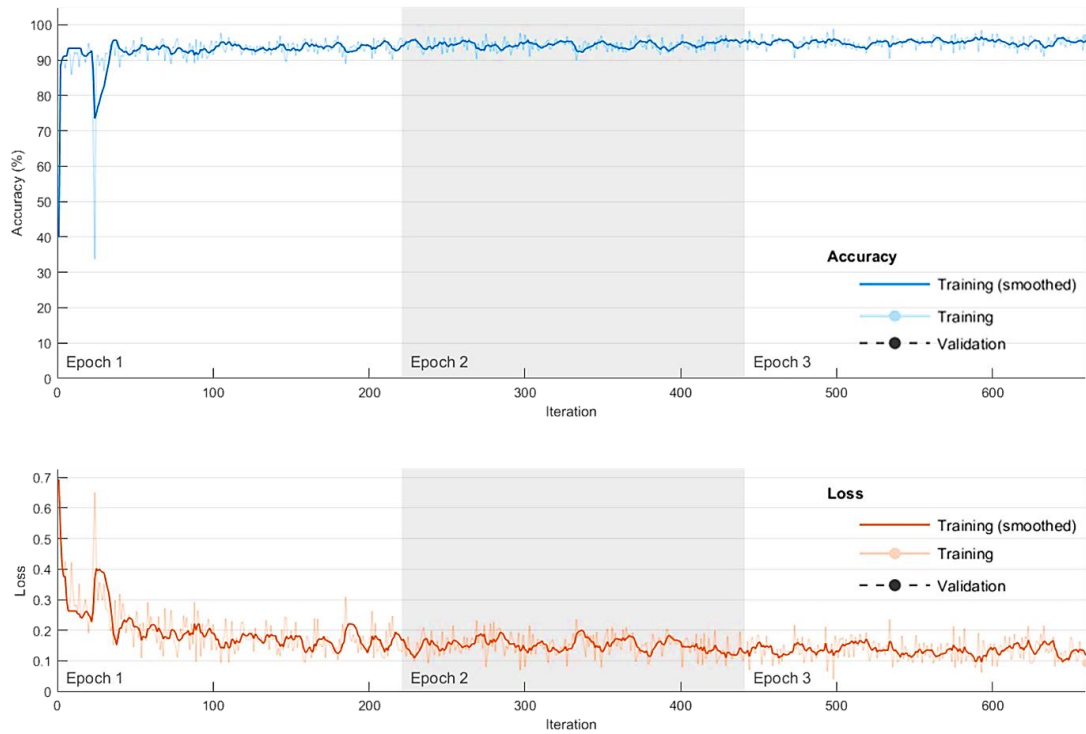


Figura 4.11. Entrenamiento de la SORNN.

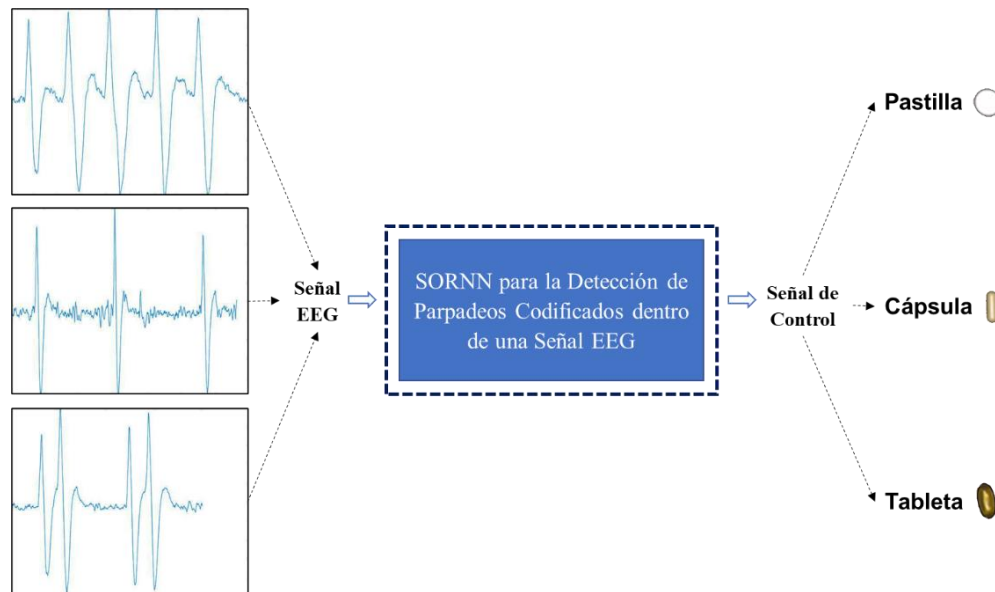


Figura 4.12. Entradas y salidas de la SORNN.

Finalmente, se utilizan las expresiones “sí”, “no”, y “más o menos” de la base de datos consultada, cuya codificación de parpadeos se mostró en la Tabla 4.1, para ser utilizadas como

IV. DESARROLLO

señales de control que definen el tipo de medicamento de interés que el usuario necesita (ver Figura 4.12). Para esto, fue necesario concatenar eventos de parpadeo para determinar si existe o no uno de los patrones descritos por las expresiones “sí”, “no” o “más o menos” y ser consideradas como un tipo de señal de control para el sistema, de tal manera que el algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos (el cual se analiza en la siguiente sección), conozca el fármaco de interés que el paciente ha ordenado ser administrado (pastilla, cápsula o tableta). La simulación del funcionamiento del sistema se muestra en el capítulo V.

IV. DESARROLLO

4.2 Algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos en un ambiente controlado

El campo de visión artificial genera conocimiento y desarrolla algoritmos con la intención de que una máquina imite el proceso de visión humana [39] [40]; donde tradicionalmente se utilizan cuatro fases de desarrollo (Figura 4.13).

- *Fase sensorial.* Se adquieren las imágenes digitales mediante cualquier tipo de sensor (cámaras digitales, infrarrojas, térmicas, etc.).
- *Fase de preprocesamiento.* Se adecua la imagen lo mejor posible para su posterior interpretación.
- *Fase de segmentación.* Se ubican los objetos de interés.
- *Fase de reconocimiento.* Se analiza la información y clasifica los objetos segmentados

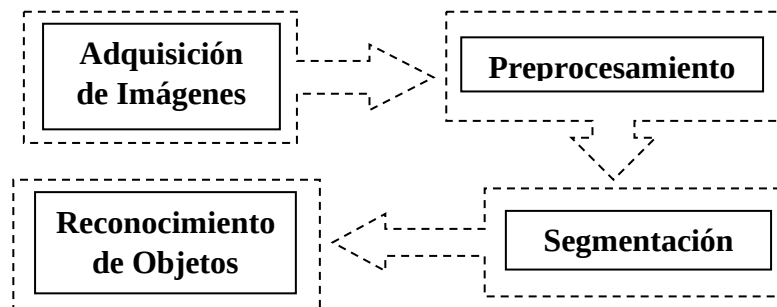


Figura 4.13. Enfoque tradicional del procesamiento digital de imágenes.

Siguiendo el enfoque tradicional del procesamiento digital de imágenes, se describe el desarrollo de un algoritmo de visión e inteligencia artificial que sea capaz de reconocer medicamentos disponibles en un ambiente controlado a través de la metodología propuesta en la Figura 4.14.

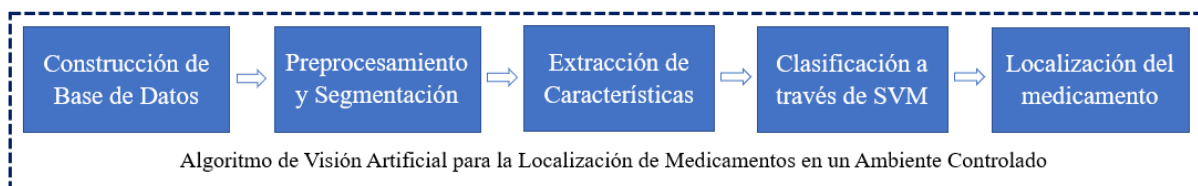


Figura 4.14. Metodología del algoritmo de visión artificial para la localización de medicamentos en un ambiente controlado.

IV. DESARROLLO

A través de una etapa de segmentación por umbralización local adaptable, se resaltan los objetos de interés de las imágenes de la base de datos construida, y con ello se obtienen sus características más relevantes. Posteriormente, utilizando máquinas de vectores de soporte (SVM) se clasifican los fármacos correspondientes; una vez clasificados, se calculan sus ubicaciones a través de un factor de calibración basado en las dimensiones de la imagen.

4.2.1 Construcción de base de datos

Antes de realizar el procesamiento de imágenes y de comenzar con los clasificadores, es necesario contar con muestras significativas para el entrenamiento del SVM. Para realizar lo anterior, se tomaron diferentes imágenes que contienen fármacos distintos, todo ello en un ambiente controlado. En las imágenes se distribuyeron pastillas, cápsulas y tabletas con orientaciones y posiciones aleatorias. En la Figura 4.15 se visualiza un ejemplo de las imágenes adquiridas.



Figura 4.15. Ejemplo de imagen de base de datos.

El campo visual del ambiente controlado corresponde a un espacio rectangular de $42.19 \times 56.25 \text{ cm}$, mientras que las dimensiones de las imágenes capturada son $1200 \times 1600 \text{ pixeles}$; por lo que el factor de calibración (FC) corresponde a:

$$FC = \frac{\text{Dimensiones de la imagen en cm.}}{\text{Dimensiones de la imagen en pixeles}} \quad (4.9)$$

IV. DESARROLLO

Para la aplicación propuesta, el resultado del factor de calibración corresponde a 0.0352 cm/pixel . Es importante mencionar, que las dimensiones del espacio de trabajo fueron definidas tomando en cuenta el campo de acción en la implementación de un brazo robótico capaz de reubicar los medicamentos.

4.2.2 Preprocesamiento y segmentación

En el campo de visión por computadora, en ocasiones es necesario un preprocesamiento de la imagen para mejorar la representación de sus características [41]. La segmentación es una herramienta que separa los objetos o escenas de interés del resto de la imagen, lo cual incluye la detección de bordes, ubicación de regiones, dividir líneas o curvas, etc. Es decir, el segmentar una imagen es clasificar cada pixel de la imagen en diferentes clases de tal manera que se destaquen las regiones u objetos de interés [42].

Existen diferentes métodos para la segmentación de una imagen [42]. Sin embargo, binarizar los pixeles de una imagen tomando en cuenta un valor de umbral correspondiente a la media de los valores de intensidad de cada pixel, suele ser un método eficaz para la segmentación. Es decir, al encontrar el valor promedio de intensidad de los pixeles de una imagen, se aplica umbralización local para lograr la segmentación de los objetos correspondientes [41]. En el algoritmo propuesto se aplica dicha técnica para obtener las imágenes binarias deseadas.

Teniendo en cuenta las imágenes binarias, se procede a eliminar todos los componentes con menos de 2000 píxeles conectados, ya que esa cantidad corresponde al mínimo de píxeles conectados que contienen los medicamentos en las imágenes de la base de datos construida. Donde es importante resaltar que sólo se toma en consideración el canal R del espacio de color RGB de las imágenes originales. Todo esto con el fin de simplificar el procesamiento de las imágenes en las etapas siguientes. En la Figura 4.16 se muestra el resultado del preprocesamiento de una imagen de la base de datos, donde se aprecia la segmentación de los objetos de interés.

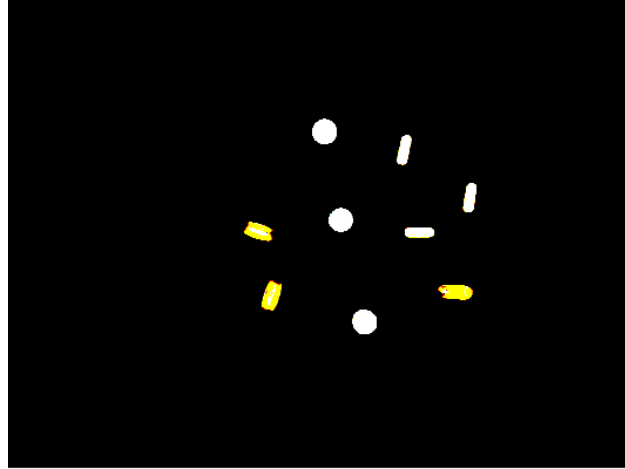


Figura 4.16. Segmentación de los objetos de interés.

4.2.3 Extracción de características

En la etapa de extracción de características se procede a encontrar las partes más significativas de un objeto en la imagen [43], en el algoritmo propuesto resaltan para la extracción de características el área, redondez y solidez de los fármacos a clasificar. Para el cálculo del área, redondez y solidez se aplican (4.12), (4.13) y (4.14) respectivamente. Al haber calculado las características descritas anteriormente, se obtiene un vector de características compuesto por tres elementos que permitan el entrenamiento y prueba de un clasificador.

$$\text{Área} = \text{Número de píxeles de la región} \quad (4.12)$$

$$\text{Redondez} = \frac{4 * \text{Área} * \pi}{\text{Perímetro}^2} \quad (4.13)$$

$$\text{Solidez} = \frac{\text{Área}}{\text{Área Convexa}} \quad (4.14)$$

Con el fin de analizar el potencial de las características extraídas para clasificar los medicamentos en pastillas, cápsulas o tabletas, se calcula la matriz de correlación de éstas. La Tabla 4.2 muestra la matriz de correlación de las características obtenidas de los medicamentos, siendo el área y la solidez las características que tienen un menor grado de correlación entre ellas (0.3970); por su parte, la redondez y solidez cuentan con un mayor grado de correlación (0.7917). A partir del análisis implementado, se considera que la utilización de dichas propiedades descriptivas son adecuadas para el diseño un clasificador binario basado en SVM.

IV. DESARROLLO

Tabla 4.2. Matriz de Correlación de Características.

Características	Área	Redondez	Solidez
Área	1	0.7613	0.3970
Redondez	0.7613	1	0.7917
Solidez	0.3970	0.7917	1

4.2.4 Clasificación

Una técnica popular para la clasificación de objetos son las máquinas de vector de soporte (SVM, por sus siglas en inglés), las cuales utilizan los datos (o también llamados vectores de soporte) que definen un umbral entre una clase u otra [30].

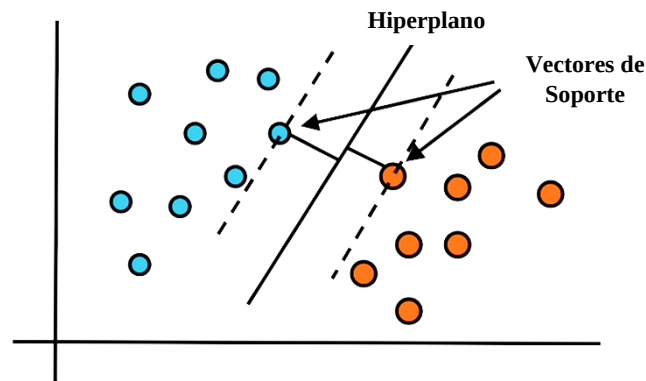


Figura 4.17. Clasificador SVM.

En la Figura 4.17 se aprecian dos clases separadas por un hiperplano, dicho hiperplano es determinado por el algoritmo de máquinas de vectores de soporte, donde si la aplicación es un separador binario, el hiperplano se representa mediante:

$$g(x) = w^T x + b \leftrightarrow g(x) = 0 \quad (4.15)$$

Donde x representa los patrones de entrada, w los pesos del sistema y b es el bias. La determinación de los pesos se obtiene al minimizar la función de costo descrita en (4.15), con base a los pesos del sistema.

IV. DESARROLLO

$$J(w, b, \lambda) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \quad (4.16)$$

Donde λ_i son los diversos multiplicadores de Lagrange y y_i los valores de salida del sistema. La clasificación de los diversos fármacos en el presente trabajo se realiza utilizando SVM, el cual es un clasificador supervisado binario descrito por una función discriminante lineal (LDA, por sus siglas en inglés) descrita anteriormente. Considerando que las clases son linealmente separables, es necesario definir los pesos $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l)$ a través de la ecuación dada por [43] [44]:

$$\omega = \sum_{i=1}^q \lambda_i y_i x_i \quad (4.17)$$

Donde y_i las etiquetas, x_i el vector de características y q la cantidad de vectores de soporte. El clasificador debe de ser capaz de identificar los tres tipos de medicamentos, por lo que es necesario diseñar dos SVM de clasificación binaria; para esto, se implementa uno para reconocer pastillas ($g(x)_{pastillas}$), y otro para reconocer cápsulas ($g(x)_{cápsulas}$), de tal manera que se propone un flujo de trabajo descrito en la Figura 4.18.

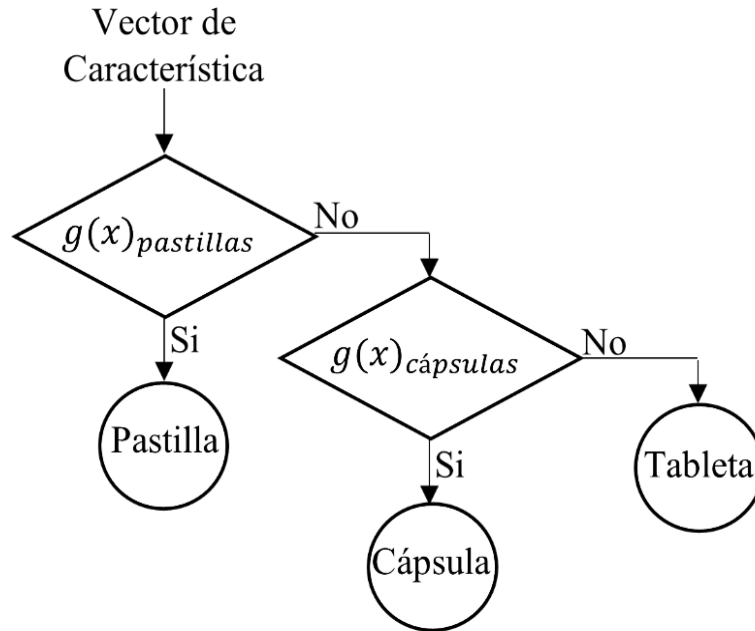


Figura 4.18. Diagrama de flujo de clasificación de medicamentos.

IV. DESARROLLO

De esta manera el algoritmo recibe de entrada el vector de características de un medicamento a clasificar, pasa a través de $g(x)_{pastillas}$ para reconocer si es pastilla u otro tipo de medicamento, y después por $g(x)_{cápsulas}$ para reconocer si es cápsula o lo clasifica como tableta. El análisis del entrenamiento y prueba de ambos clasificadores, da como resultado las siguientes funciones discriminantes lineales que definen sus respectivos hiperplanos:

$$g(x)_{pastillas} = 0.0095x_1 + 1.2332x_2 + 0.0878x_3 - 30.8028 \quad (4.18)$$

$$g(x)_{capsulas} = -0.0158x_1 + 0.4259x_2 + 0.1659x_3 + 36.4810 \quad (4.19)$$

En la Figura 4.19 se aprecian los resultados del entrenamiento y prueba del clasificador de pastillas respectivamente, donde los puntos amarillos corresponden a los elementos clasificados como pastillas y los elementos azules clasificados como otro tipo de medicamento; mientras que en la Figura 4.20 lo hacen con el clasificador de cápsulas, donde los puntos amarillos corresponden a los elementos clasificados como cápsulas y los elementos azules clasificados como otro tipo de medicamento.

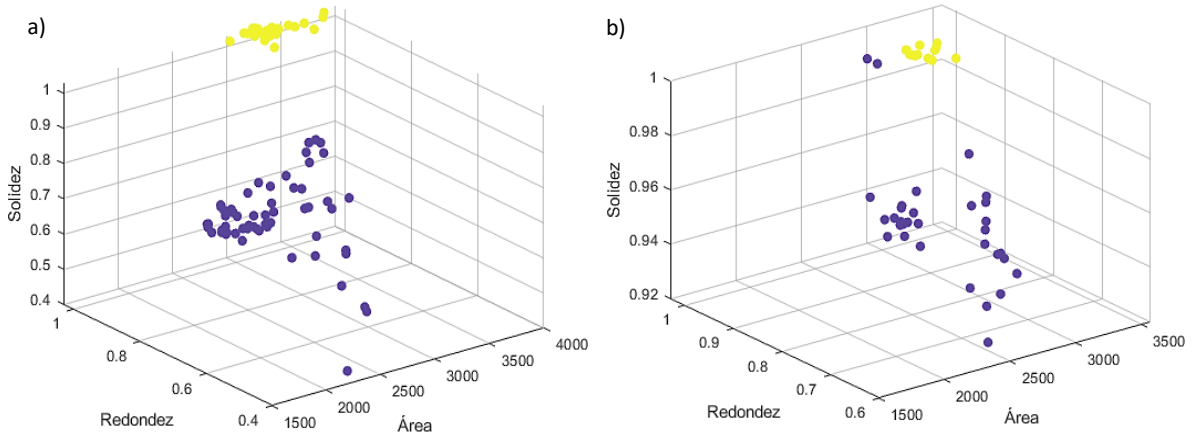


Figura 4.19. Resultados del entrenamiento (a) y prueba (b) del detector de pastillas.

IV. DESARROLLO

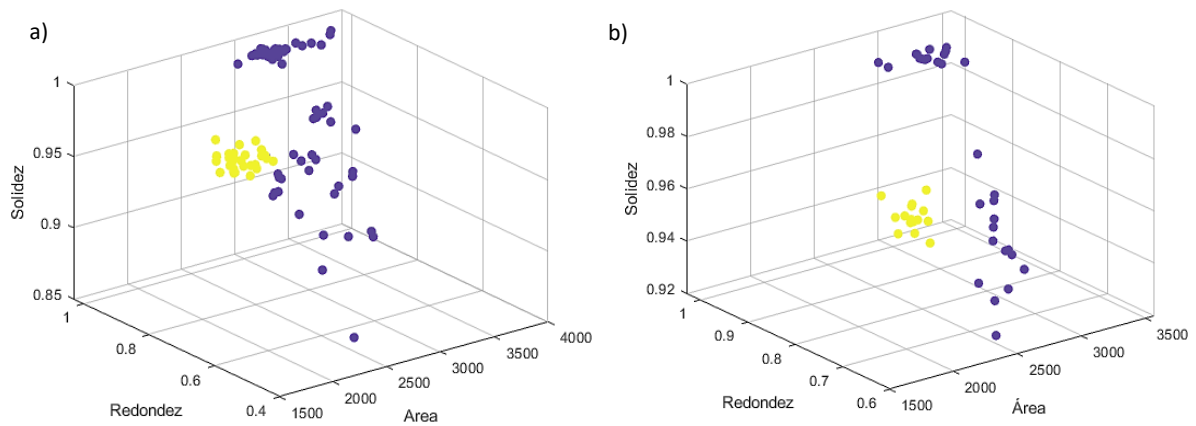


Figura 4.20. Resultados del entrenamiento (a) y prueba (b) del detector de cápsulas.

Con base en los resultados de las pruebas de los clasificadores de pastillas y cápsulas, se determinan las matrices de confusión, las cuales se observan en la Tabla 4.3 y Tabla 4.4.

Tabla 4.3. Matriz de Confusión del Clasificador de Pastillas.

		Valor Predicho	
		No Pastilla	Pastilla
Valor Real	No Pastilla	TN=15	FP=0
	Pastilla	FN=2	TP=13

Tabla 4.4. Matriz de Confusión del Clasificador de Cápsulas.

		Valor Predicho	
		No Cápsula	Cápsula
Valor Real	No Cápsula	TN=15	FP=0
	Cápsula	FN=0	TP=15

Teniendo en cuenta las matrices de confusión, es posible calcular las medidas de desempeño del clasificador; la precisión mide la calidad del modelo en tareas de clasificación, mientras que la exhaustividad mide la cantidad que el modelo es capaz de identificar [43]. La precisión se calcula mediante (4.20) y la exhaustividad mediante (4.21).

IV. DESARROLLO

$$precisión = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.20)$$

$$exhaustividad = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.21)$$

Al analizar los resultados anteriores, se resalta que el clasificador de pastillas es capaz de identificar el 86% de pastillas, mientras que el clasificador de cápsulas reconoce el 100%; dichos resultados son competentes con respecto a los trabajos descritos en el capítulo de antecedentes.

4.2.5 Localización de medicamentos

La ubicación de los fármacos se realiza por medio del centroide de los objetos de la imagen. El centroide corresponde al centro de masa de los objetos, especificando sus coordenadas en píxeles de la propia imagen [45], como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$c_x = \frac{1}{6A} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i + x_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (4.22)$$

$$c_y = \frac{1}{6A} \sum_{i=0}^{N-1} (y_i + y_{i+1})(x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (4.23)$$

Donde A es el área de la figura, y x_i, y_i corresponden a las coordenadas de sus vértices. Una vez encontrado el centroide, se utiliza el factor de calibración calculado en (4.9) para definir las coordenadas en centímetros de la posición de los medicamentos.



Figura 4.21. Entrada y salida del sistema de visión.

IV. DESARROLLO

Finalmente, el algoritmo propuesto es capaz de recibir una señal de control proveniente de la SORNN de detección de parpadeos en una señal EEG, y mediante el procesamiento descrito en esta sección brindar la ubicación del medicamento de interés por parte del usuario para su posterior manipulación por un sistema robótico descrito en la siguiente sección (Figura 4.21).

Para comprobar el funcionamiento del algoritmo, se reservaron diversas imágenes de la base de datos construida y se observó una buena clasificación de los diversos fármacos. Los resultados se pueden apreciar en la Figura 4.22 donde todos los fármacos de las imágenes a) y b) fueron clasificados correctamente, mientras que en la imagen c) el algoritmo categorizó mal una pastilla confundiéndola con una tableta.

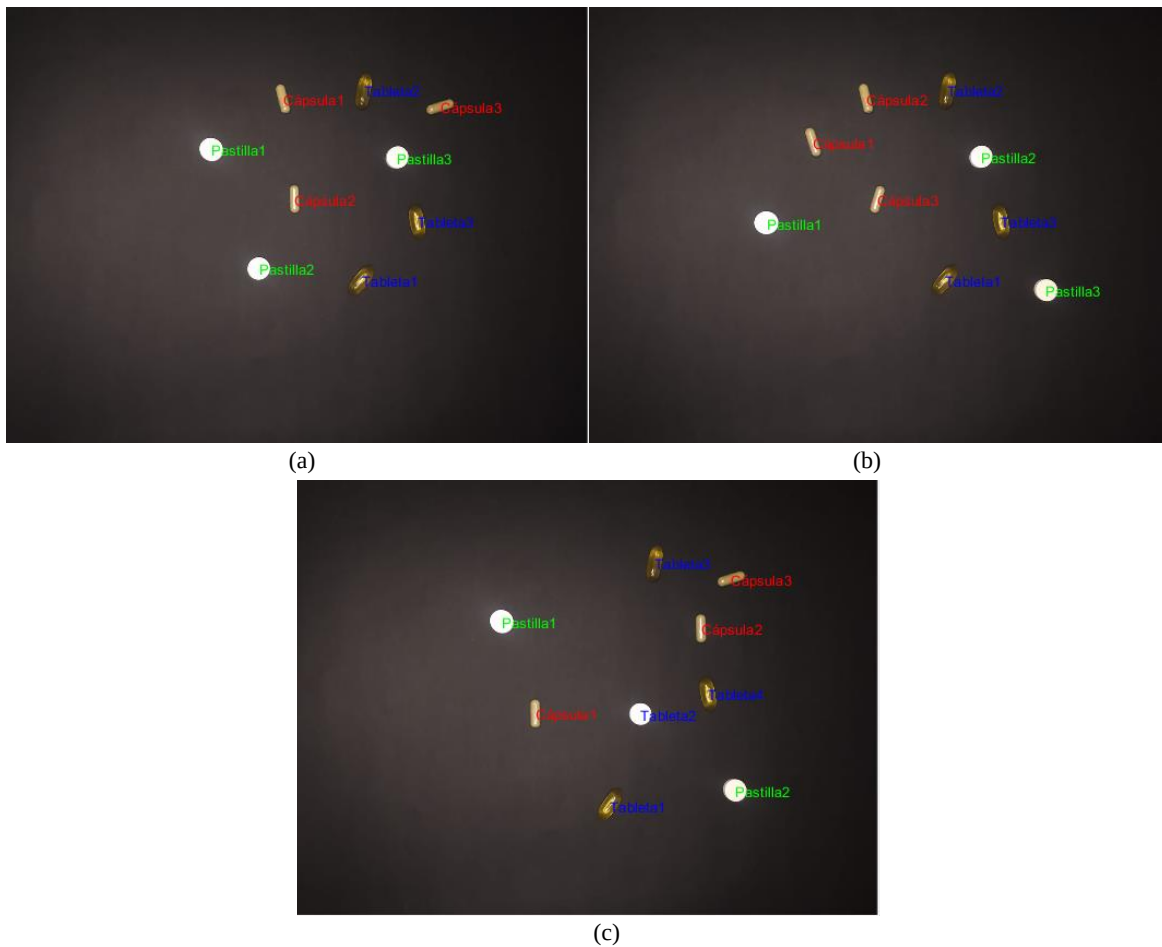


Figura 4.22. Pruebas de funcionamiento del algoritmo de visión.

IV. DESARROLLO

4.3 Simulación de un sistema robótico SCARA de tres grados de libertad

En la presente sección se describe la metodología que se siguió para diseñar un sistema robótico suficiente para realizar las tareas de *pick and place* que el sistema necesita. Incluye el modelado cinemático y dinámico, así como la simulación de seguimiento de trayectorias, tal como se muestra en la Figura 4.23.



Figura 4.23. Metodología del diseño de un robot SCARA.

4.3.1 SCARA

Un robot manipulador puede definirse como un modelo de cadenas rígidas (también llamados enlaces o eslabones), las cuales son interconectadas unas con otras para formar las uniones o articulaciones [46]. El elemento inicial de un manipulador suele ser una base; la base se interconecta con otras uniones hasta llegar a la herramienta final del robot. A lo largo de las distintas uniones suelen existir dos tipos de articulaciones, de revolución y prismáticas [46].

- **Uniones de revolución.** Estas uniones rotan conforme a su estructura, su función es girar el sistema robótico sobre el grado de libertad de dicha articulación (Figura 4.24).

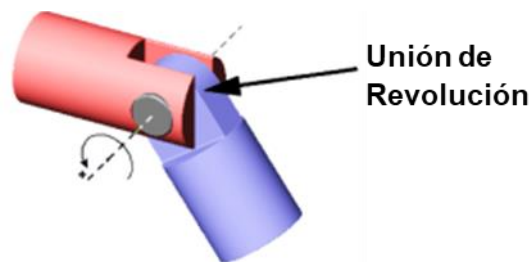


Figura 4.24. Unión de revolución.

- **Uniones prismáticas.** Estas uniones se trasladan a lo largo de la estructura, su función es mover al sistema robótico a lo largo de un sistema coordenado (Figura 4.25).

IV. DESARROLLO



Figura 4.25. Unión prismática.

A pesar de la diversidad de brazos robóticos manipuladores disponibles en el mercado, SCARA (*Selective Compliance Assembly Robot Arm*) es un dispositivo mecatrónico de cuatro grados de libertad que tiene un movimiento equivalente al brazo humano; consta de tres uniones de revolución y una unión prismática. Este ha sido desarrollado para realizar tareas de *pick and place*, por lo que el sistema de actuadores lineales y motores, la implementación de técnicas de visión artificial y el desarrollo de leyes de control más robustas, hacen del robot SCARA una estación de trabajo importante para las empresas [47]. El diseño básico del robot SCARA se muestra en la Figura 4.26, donde θ_1 , θ_2 y θ_4 corresponden a las uniones de revolución y d_3 la unión prismática.

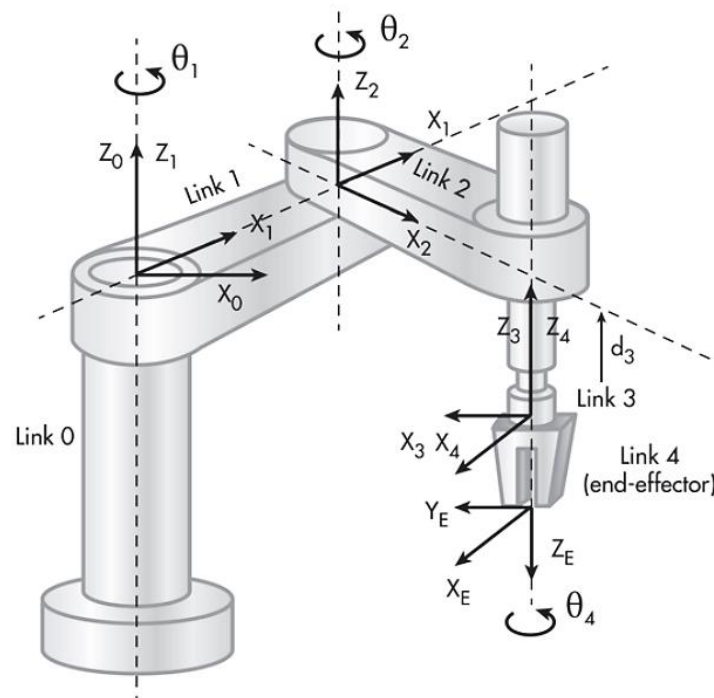


Figura 4.26. Direcciones de movimiento de un robot SCARA de cuatro grados de libertad.

IV. DESARROLLO

SCARA es capaz de desarrollar un tipo de movimiento llamado movimiento de Schönflies, que es muy útil en muchas aplicaciones y consiste en un desplazamiento lineal en el espacio tridimensional más una orientación alrededor de un eje con dirección fija. El éxito de la cinemática SCARA se debe principalmente al hecho de que esta arquitectura puede realizar movimientos de muy alta velocidad, inalcanzables cuando Hiroshi Makino presentó la patente de este nuevo concepto en 1980 [48].

A pesar del transcurso del tiempo, la arquitectura SCARA sigue siendo competitiva para muchas aplicaciones, principalmente están destinados a gestionar operaciones de manipulación de piezas y materiales a gran velocidad que requieren funcionalidades inteligentes (Figura 4.27); es el caso de aplicaciones de ensamblaje, aplicación de adhesivos, manipulación de materiales de precisión, embalaje, empaque, aplicaciones de atornillado, clasificación de materiales, inspección de piezas y control de calidad. Los sectores industriales en donde más se utilizan son en el de la automoción, la alimentaria, en el farmacéutico, aeroespacial y en la manipulación de componentes electrónicos [49].



Figura 4.27. Robot SCARA compacto Mitsubishi serie RH-CH.

IV. DESARROLLO

El robot SCARA es un sistema mecatrónico capaz de realizar las tareas de *pick and place* de este proyecto, como lo es la reubicación de un fármaco en específico para facilitar la toma de medicamentos a pacientes postrados; por lo que se procede a analizar los resultados de su modelado cinemático y dinámico, así como la simulación del seguimiento de trayectorias, los cuales dan una mejor perspectiva de cómo se comportará el sistema bajo ciertas condiciones preestablecidas.

4.3.2 Modelado cinemático

En la robótica, la cinemática es el estudio de los cuerpos sin considerar las fuerzas o momentos que causan el movimiento, es decir, se refiere al estudio matemático para determinar la relación entre las posturas y velocidades de las articulaciones, contra la posición y velocidad de la herramienta o algún miembro terminal del robot [50]. En el modelado cinemático existen dos inclinaciones, las cuales están formadas por el modelado cinemático directo y el modelado cinemático inverso tal como se muestra en la Figura 4.28.

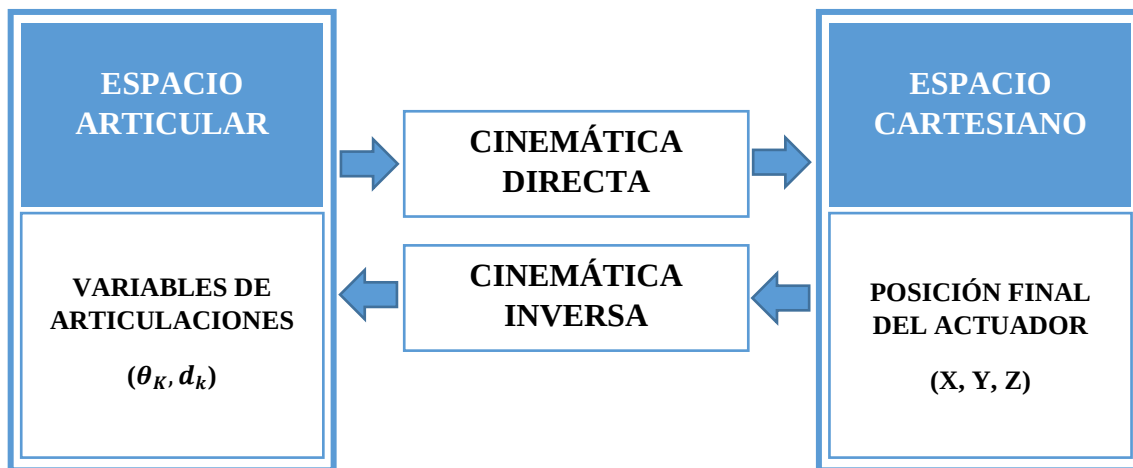


Figura 4.28. Relación entre cinemática directa e inversa.

En el campo de la robótica los modelados mencionados anteriormente trabajan bajo lo siguiente forma:

- **Cinemática directa.** En este estudio se realiza un método para lo cual tenemos la posición de los ángulos de cada articulación y a través de matrices de transformación se

IV. DESARROLLO

determina la postura de la estructura del robot [50]. Es decir, permite ver la postura del robot dadas las posiciones de sus grados de libertad.

- **Cinemática inversa.** Caso contrario al punto anterior, al especificar la postura del robot que queremos alcanzar, se calcula automáticamente los posibles valores angulares de las articulaciones que resulten en la postura deseada [50]. Es decir, nos muestra los ángulos necesarios de cada articulación para llegar a dicha posición.

De esta manera, el sistema en conjunto utilizará la ubicación del medicamento de interés dentro del ambiente controlado para aplicar cinemática inversa y conocer los valores de las variables articulares del sistema necesarias para que el actuador final se posicione en la ubicación indicada; posteriormente, a través de la cinemática directa se comprobará que a través de la modificación de los valores articulares del sistema, el robot es capaz de seguir una trayectoria preestablecida y moverse a la ubicación indicada. Se procede a considerar la cinemática directa y posteriormente la cinemática inversa de un robot SCARA de cuatro grados de libertad.

Cinemática directa

La cinemática directa es un problema de matrices homogéneas donde no existe la complejidad de derivar ecuaciones, por lo que siempre existe al menos una solución de la cinemática directa en un robot [51]. Para encontrar la posición cartesiana del modelo cinemático directo se realiza la expresión descrita en (4.24), la cual ilustra la relación entre los valores articulares y la posición.

$$p = \varphi(q) \quad (4.24)$$

Donde p es la posición cartesiana, q las variables articulares y φ un conjunto de funciones no lineales. La construcción del modelado cinemático se implementa por medio de matrices de transformación que relacionan sistemas coordinados (por medio de matrices homogéneas), también llamado método general.

Las matrices homogéneas brindan información sobre la rotación y traslación de un sistema coordinado respecto a otro [51]. Dichas matrices de transformación se componen por una

IV. DESARROLLO

matriz de rotación, un vector de posición, un vector de transformación de perspectiva y una escala como se muestra en la ecuación (4.25).

$$T_{k-1}^k = \left[\begin{array}{c|c} R_{3 \times 3} & P_{3 \times 1} \\ \hline P_{1 \times 1} & E_{1 \times 1} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c|c} \text{Matriz de} & \text{Vector de} \\ \text{rotación} & \text{posición} \\ \hline \text{Transformación} & \text{Escala} \\ \text{de perspectiva} & \end{array} \right] \quad (4.25)$$

Donde la descripción de cada parte de la matriz homogénea se menciona a continuación:

- El factor de escala nos indica el grado de la magnitud del vector de posición, donde para la robótica es igual a 1.
- La matriz de perspectiva se refiere a la apariencia del análisis, donde en la robótica siempre es representada por [0 0 0].
- La matriz de posición, como su nombre lo indica, representa la posición entre un sistema coordinado respecto al de referencia.
- La matriz de rotación ilustra la orientación de un sistema coordinado respecto al de referencia.

Para poder utilizar matrices homogéneas es necesario considerar el criterio de Denavit-Hartenberg (DH) el cual propone una relación entre distintos sistemas coordinados tal como se describe en la Tabla 4.5 [51]. La Figura 4.29 muestra los resultados de la asignación de sistemas coordinados por medio del criterio DH a un robot SCARA de cuatro grados de libertad, y la Tabla 4.6 resume los parámetros obtenidos de cada sistema coordinado.

IV. DESARROLLO

Tabla 4.5. Criterio Denavit-Hartenberg DH.

Criterio Denavit-Hartenberg (DH)	
1.	Enumerar las distintas uniones o articulaciones de 1 a n , empezando desde la base hasta el elemento final.
2.	Asignar un sistema coordenado L_0 a la base del robot, asegurando que el eje z_0 se alinee con el eje de la articulación 1, hacer $k = 1$.
3.	Alinear el sistema z_k con la articulación $k + 1$.
4.	Ubicar el sistema coordenado L_k entre los ejes z_k y z_{k-1} , de no ser posible usar z_k con una normal común entre z_k y z_{k-1} .
5.	Seleccionar una x_k tal que sea ortogonal a z_k y z_{k-1} , en caso de que las z^s sean paralelas, hay que ubicar x_k sobre la normal común a z_k y z_{k-1} , a su vez que se aleje de z_{k-1} .
6.	Seleccionar una y_k para completar el sistema coordenado L_k por medio de la regla de la mano derecha.
7.	Hacer $k = k + 1$, si k es menor que n , ir al paso 3; de lo contrario continuar.
8.	Ubicar el origen de L_n en la herramienta final. Alinear z_n con el vector de aproximación, y_n con el vector de deslizamiento y a x_n con el vector normal de la herramienta, hacer $k = 1$.
9.	Ubicar al punto b_k entre los ejes x_k y z_{k-1} . Si no se pueden intersecar, se deberá de usar la intersección x_k con una normal común entre x_k y z_{k-1} .
10.	Calcular θ_k como el ángulo de rotación entre x_{k-1} y x_k , respecto de z_{k-1} .
11.	Calcular d_k como la distancia entre x_{k-1} y x_k , respecto de z_{k-1} .
12.	Calcular α_k como el ángulo de rotación entre z_{k-1} y z_k , respecto de x_k .
13.	Calcular a_k como la distancia entre z_{k-1} y z_k , respecto de x_k .
14.	Hacer $k = k + 1$, si k es igual o menor que n , ir al paso 8, de lo contrario se da por terminado.

IV. DESARROLLO

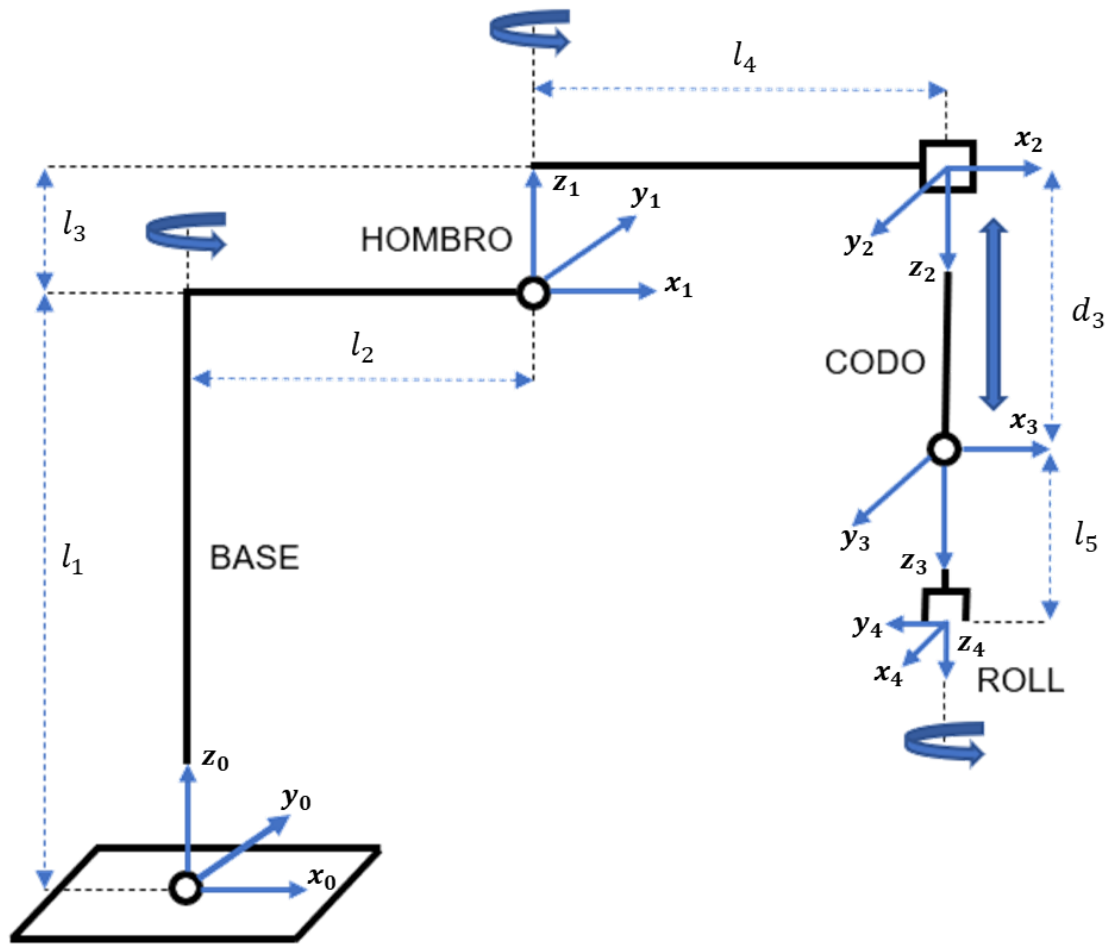


Figura 4.29. Asignación de sistemas coordenados según el criterio de Denavit-Hartenberg (DH).

Tabla 4.6 Parámetros DH SCARA 4-DoF.

n	θ	d	α	a
1	θ_1	l_1	0	l_2
2	θ_2	l_3	π	l_4
3	0	d_3	0	0
4	θ_4	l_5	0	0

Finalmente, para conocer la relación de posición (las coordenadas cartesianas) de un sistema coordinado hacia otro es necesario introducir los parámetros DH a la matriz de transformación

IV. DESARROLLO

que se describe en la ecuación (4.26), con la cual se realizan movimientos de rotación y traslación, de esa manera se encontrará la relación entre los distintos sistemas coordenados.

$$T_{k-1}^k = \begin{bmatrix} \cos \theta_k & -\sin \theta_k \cos \alpha & \sin \theta_k \sin \alpha & a \cos \theta_k \\ \sin \theta_k & \cos \theta_k \cos \alpha & -\cos \theta_k \sin \alpha & a \sin \theta_k \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha & d \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

De esta manera, se calculan las matrices homogéneas de cada sistema coordenado del robot con respecto a su anterior, las cuales se muestran en las siguientes matrices:

$$T_0^1 = \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 & 0 & l_2 \cos \theta_1 \\ \sin \theta_1 & -\cos \theta_1 & 0 & l_2 \sin \theta_1 \\ 0 & 0 & 1 & l_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

$$T_1^2 = \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & \sin \theta_2 & 0 & l_4 \cos \theta_2 \\ \sin \theta_2 & -\cos \theta_2 & 0 & l_4 \sin \theta_2 \\ 0 & 0 & -1 & l_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

$$T_2^3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

$$T_3^4 = \begin{bmatrix} \cos \theta_4 & \sin \theta_4 & 0 & 0 \\ \sin \theta_4 & -\cos \theta_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & l_5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.30)$$

En casos donde existan varios sistemas coordenados conectados es necesario realizar una multiplicación entre ellos para saber las coordenadas cartesianas del sistema L_0 hasta el sistema L_n , de tal manera que para determinar la ecuación del brazo robótico SCARA de cuatro grados de libertad se aplica la ecuación (4.31) y se obtiene (4.32).

$$T_0^n = \prod_{k=0}^{k=n} T_k^{k+1} = T_0^1 * T_1^2 * \dots * T_{n-1}^n \quad (4.31)$$

IV. DESARROLLO

$$T_0^4(\theta_1, \theta_2, d_3, \theta_4) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 + \theta_2 - \theta_4) & -\sin(\theta_1 + \theta_2 - \theta_4) & 0 & l_4 \cos(\theta_1 + \theta_2) + l_2 \cos \theta_1 \\ -\sin(\theta_1 + \theta_2 - \theta_4) & -\cos(\theta_1 + \theta_2 - \theta_4) & 0 & l_4 \sin(\theta_1 + \theta_2) + l_2 \sin \theta_1 \\ 0 & 0 & -1 & 45 - d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

La información descrita por la ecuación del brazo no solo incluye la posición de la punta de la herramienta, sino también la orientación de cada uno de los vectores de su sistema coordenado, todo esto respecto del sistema coordenado en la base del robot; es decir, dado el vector de las variables de las articulaciones, se obtiene el vector de configuración de la herramienta. Sin embargo, en la mayoría de las aplicaciones de brazos manipuladores se conocen las coordenadas del punto a donde se desea que llegue la punta de la herramienta, además de su orientación, y lo que se necesita, entonces, es saber que postura debe adquirir cada articulación para que la punta de la herramienta presente la configuración deseada.

Cinemática inversa

En el campo de la robótica se manejan varias alternativas o métodos para resolver el problema de cinemática inversa, y los más populares son el método analítico y el método gráfico [51]. El método analítico usa la ecuación del brazo, y a través de la manipulación de la información contenida en esta, junto con la configuración deseada en la herramienta, se obtienen las variables de las articulaciones; por otra parte, el método gráfico hace uso de herramientas de geometría y trigonometría, además de la información de la configuración deseada en la herramienta para obtener las variables de las articulaciones [51]. Cabe mencionar que, para la mayoría de los robots, el mapeo de la configuración de las articulaciones a la configuración de la herramienta brinda una solución única, pero el caso inverso no es así, es decir, la cinemática inversa en algunos casos presenta dos o más posibles soluciones.

Considerando la asignación de ejes coordenados de la Figura 4.29 de un robot SCARA de 4 grados de libertad, se procede a encontrar las variables articulares a partir de una configuración de posición establecida. En este caso, el vector de configuración de la herramienta se compone por $w = [p_x \ p_y \ p_z]^T$, y se busca encontrar $q = [\theta_1 \ \theta_2 \ d_3 \ \theta_4]^T$.

IV. DESARROLLO

De una vista superior del robot (Figura 4.30) podemos calcular los ángulos de la base θ_1 , del hombro θ_2 , y del roll θ_4 . Entonces, tenemos que:

$$w(q) = \begin{bmatrix} l_4 \cos(\theta_1 + \theta_2) + l_2 \cos(\theta_1) \\ l_4 \sin(\theta_1 + \theta_2) + l_2 \sin(\theta_1) \\ l_1 + l_3 - l_5 - d_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

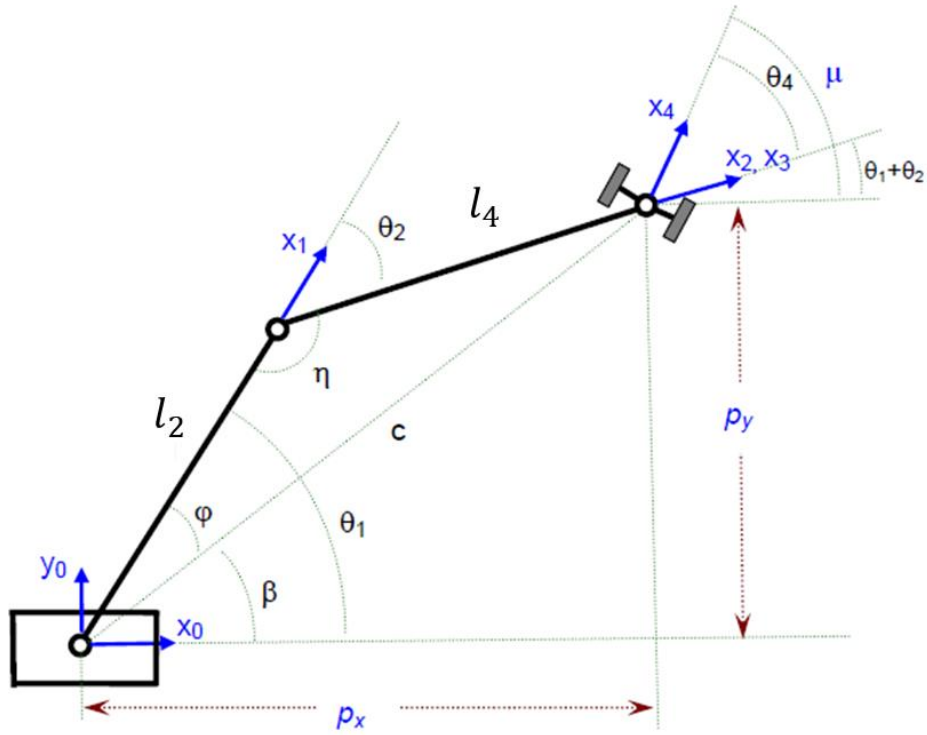


Figura 4.30. Vista superior del robot SCARA.

Y a partir de un análisis gráfico (método gráfico) de la Figura 4.30, se aplican las siguientes funciones trigonométricas que permiten encontrar los valores de las variables articulares de interés:

$$\beta = \text{atan2}(p_x, p_y) \quad (4.34)$$

$$c = \sqrt{(p_x + p_y)} \quad (4.35)$$

$$\varphi = \cos^{-1} \left[\frac{a_2^2 - a_2^2 - c^2}{2a_1c} \right] \quad (4.36)$$

IV. DESARROLLO

$$n = \cos^{-1} \left[\frac{c^2 - a_2^2 - a_2^2}{2a_1a_2} \right] \quad (4.37)$$

Por lo que los ángulos de la base θ_1 , del hombro θ_2 , y del roll θ_4 se definen por:

$$\theta_1 = \beta + \varphi \quad (4.38)$$

$$\theta_2 = n + 180^\circ \quad (4.39)$$

$$\theta_4 = \mu - \theta_1 - \theta_2 \quad (4.40)$$

Finalmente, una vista lateral del robot (ver Figura 4.31), es posible calcular la distancia d_3 a través de la ecuación (4.41) que corresponde a la longitud de la herramienta que permita posicionarse a una altura p_z de la base.

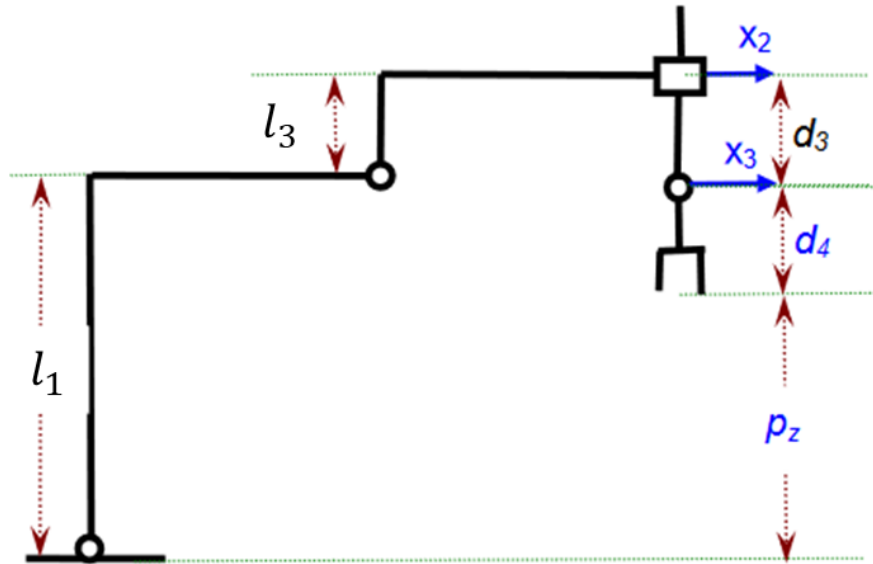


Figura 4.31. Vista lateral del Robot SCARA.

$$d_3 = l_1 + l_3 - l_5 - w_3 \quad (4.41)$$

IV. DESARROLLO

4.3.3 Modelado dinámico

La dinámica de un sistema representa el comportamiento en el tiempo de un sistema físico, donde de manera matemática son las ecuaciones que describen su movimiento bajo las diferentes fuerzas aplicadas. En la robótica, para la obtención de los modelados dinámicos se siguen dos metodologías principalmente, las cuales son la formulación de Euler-Lagrange y el método de Newton-Euler [50]. El método de Euler-Lagrange es una técnica basada en el cálculo variacional, donde la ecuación es consecuencia del Lagrangiano de un sistema. Por otro lado, el método de Newton-Euler es una técnica iterativa basada en las ecuaciones de movimiento de Newton [52]. Independientemente de cualquier técnica utilizada, el resultado de la dinámica del sistema será el mismo para ambos casos.

En el presente trabajo se selecciona el método de Euler-Lagrange, descrito en la Tabla 4.7, para la obtención de la dinámica del robot propuesto. Los pasos para encontrar la dinámica del sistema se expresan a continuación:

Tabla 4.7 Método de Euler-Lagrange [52].

Método de Euler-Lagrange
1. Inicializar las variables $T_0^0 = I, i = 1, D(\theta) = 0$, donde $D(\theta)$ es el tensor de inercia del manipulador respecto a la base. 2. Encontrar las coordenadas de posición del centro de masa (simbolizado mediante $\bar{C}_i$) del enlace i con respecto a la base. 3. Calcular el tensor de inercia $\bar{D}_i$, donde $\bar{D}_i$ es el tensor de inercia del enlace i sobre su centro de masa. 4. Obtener el tensor de inercia del enlace respecto a la base D_i, la cual se calcula mediante $D_i = R_0^i \bar{D}_i (R_0^i)^T$ 5. Obtener el jacobiano del manipulador en el enlace $J^i(\theta)$, el cual se obtiene de la siguiente manera: $J^i(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \bar{C}_i}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial \bar{C}_i}{\partial \theta_i} & 0 \\ \varepsilon_1 z^0 & \dots & \varepsilon_i z^{i-1} & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_i \\ B_i \end{bmatrix} \quad (4.42)$

IV. DESARROLLO

Donde ε_i representa un parámetro de elección para la articulación, ε_i toma el valor igual a 1 para articulaciones de tipo rotativas y 0 para el tipo prismáticas. Por otra parte, z^i es la tercera columna de la matriz de rotación, la cual brinda información de como rota el eje z a través de los diferentes ejes. Es importante mencionar que las últimas $n - i$ columnas de $J^i(\theta)$ son rellenadas con elementos nulos, es decir, mediante ceros.

6. Calcular el tensor de inercia del manipulador mediante:

$$D(\theta) = D(\theta) + (A_i)^T m_i A_i + (B_i)^T D_i B_i \quad (4.43)$$

7. Asignar $i = i + 1$, si $i \leq n$ ir al paso 2. De otra manera asignar $i = 1$ y continuar.
8. Calcular el vector de fuerza centrífuga y centrípeta $C_i(\theta, \dot{\theta})$, de igual manera la fuerza de gravedad (G_i). Las cuales se calculan mediante:

$$C_i(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n C_{kj}^i \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \quad (4.44)$$

donde $C_{kj}^i = \frac{\partial}{\partial \theta_k} D_{ij} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_i} D_{kj}$ y $G_i = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=i}^n g_k m_j A_{ki}^j$

9. Asignar $i = i + 1$, si $i \leq n$ ir al paso 8. De lo contrario unificar los torques adquiridos y representarlos de la siguiente manera:

$$\tau = D(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta)$$

donde $D(\theta)$, $C(\theta, \dot{\theta})$, $G(\theta)$ representan la matriz de inercia, el vector de fuerzas Centrifuga y de Coriolis; y el vector de gravedad, respectivamente del sistema

Modelado dinámico del robot SCARA con 3-DoF

A partir del robot SCARA mostrado en la Figura 4.32, es posible ver que el sistema cuenta con cuatro grados de libertad, sin embargo, para la aplicación del presente trabajo es posible omitir el último grado de libertad, es decir, la rotación de la herramienta, y tomando en cuenta únicamente los ángulos de la base θ_1 , del hombro θ_2 , y la distancia d_3 como se muestra en la Figura x. A continuación, se presenta el modelado dinámico para un robot SCARA con 3-DoF.

IV. DESARROLLO

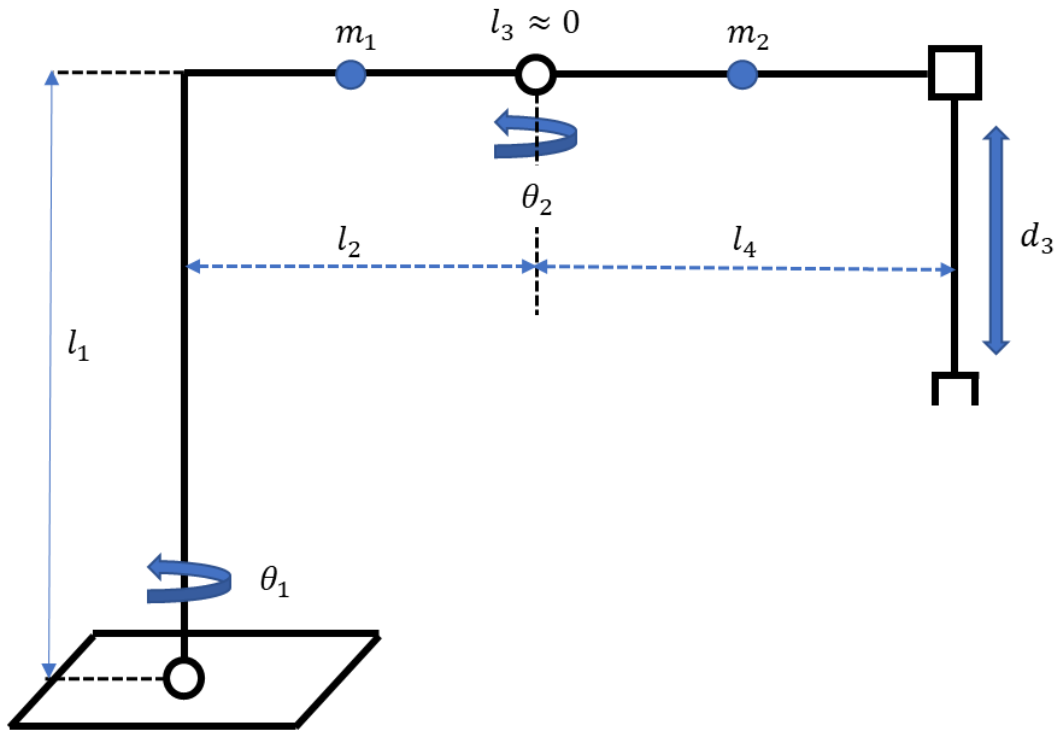


Figura 4.32. Robot SCARA de tres grados de libertad.

Con base a la cinemática directa vista anteriormente, se consideran los parámetros Denavit-Hartenberg (DH) de la Tabla 4.8.

Tabla 4.8 Parámetros DH SCARA 3-DoF.

n	θ	d	α	a
1	θ_1	l_1	π	l_2
2	θ_2	0	0	l_4
3	0	d_3	0	0

Siguiendo el algoritmo para el modelado dinámico, se empieza por el primer eslabón, donde su matriz homogénea queda representada mediante:

$$T_0^1 = \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 & 0 & a_1 \cos \theta_1 \\ \sin \theta_1 & -\cos \theta_1 & 0 & a_1 \sin \theta_1 \\ 0 & 0 & -1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

IV. DESARROLLO

Tomando en cuenta que los centros de masas se encuentran a la mitad de cada eslabón, el centro de masa de la primera articulación es:

$$\bar{C}_1 = \left[\frac{a_1 \cos \theta_1}{2}; \frac{a_1 \sin \theta_1}{2}; d_1 \right]^T \quad (4.46)$$

Suponiendo que los eslabones son cilindros delgados, el tensor de inercia del primer eslabón corresponde a:

$$\bar{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_1 a_1^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{m_1 a_1^2}{12} \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

Rotando el tensor de inercia para asignarlo a coordenadas de la base:

$$D_1 = R_0^1 \bar{D}_1 (R_0^1)^T \quad (4.48)$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 & 0 \\ \sin \theta_1 & -\cos \theta_1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_1 a_1^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{m_1 a_1^2}{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 & 0 \\ \sin \theta_1 & -\cos \theta_1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T \quad (4.49)$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} \sin^2 \theta_1 & -\sin \theta_1 \cos \theta_1 & 0 \\ -\sin \theta_1 \cos \theta_1 & \cos^2 \theta_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{m_1 a_1^2}{12} \quad (4.50)$$

Partiendo del centro de masa, se desprende su Jacobiano, el cual es:

$$J_1 = \begin{bmatrix} A_1 \\ B_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-a_1 \sin \theta_1}{2} & 0 & 0 \\ \frac{a_1 \cos \theta_1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.51)$$

De esta manera, se desprende el tensor de inercia del manipulador para el primer eslabón:

$$D(\theta) = (A_1)^T m_1 A_1 + (B_1)^T D_1 B_1 = \frac{m_1 a_1^2}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \frac{m_1 a_1^2}{12} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.52)$$

IV. DESARROLLO

$$D(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{m_1 a_1^2}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.52)$$

De la misma manera que el primer eslabón, se hace el mismo procedimiento para el segundo eslabón, donde su matriz homogénea es:

$$T_0^2 = T_0^1 T_1^2 = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 - \theta_2) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 & a_1 \cos \theta_1 + a_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) \\ \sin(\theta_1 - \theta_2) & -\cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 & a_1 \sin \theta_1 + a_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \\ 0 & 0 & -1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.53)$$

El centro de masa de la segunda articulación es:

$$\bar{C}_2 = \left[a_1 \cos \theta_1 + \frac{a_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)}{2}; a_1 \sin \theta_1 + \frac{a_2 \sin(\theta_1 - \theta_2)}{2}; d_1 \right]^T \quad (4.54)$$

Si siguiendo con la suposición de que el enlace es un cilindro delgado, el tensor de inercia del eslabón es:

$$\bar{D}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_2 a_2^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{m_2 a_2^2}{12} \end{bmatrix} \quad (4.55)$$

Rotando el tensor de inercia para asignarlo a coordenadas de la base:

$$D_2 = R_0^2 \bar{D}_2 (R_0^2)^T \quad (4.56)$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 - \theta_2) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ \sin(\theta_1 - \theta_2) & -\cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_2 a_2^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{m_2 a_2^2}{12} \end{bmatrix} \dots \dots \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 - \theta_2) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ \sin(\theta_1 - \theta_2) & -\cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T \quad (4.57)$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} \sin^2(\theta_1 - \theta_2) & -\sin(\theta_1 - \theta_2) \cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ -\sin(\theta_1 - \theta_2) \cos(\theta_1 - \theta_2) & \cos^2(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{m_2 a_2^2}{12} \quad (4.58)$$

IV. DESARROLLO

El jacobiano con base a su centro de masa es:

$$J_2 = \begin{bmatrix} A_2 \\ B_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-a_1 \text{Sen} \theta_1 - a_2 \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2)}{2} & \frac{-a_2 \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2)}{2} & 0 \\ \frac{a_1 \text{Cos} \theta_1 + a_2 \text{Cos} (\theta_1 - \theta_2)}{2} & \frac{a_2 \text{Cos} (\theta_1 - \theta_2)}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.59)$$

Finalmente, se desprende el tensor de inercia del manipulador para el segundo eslabón:

$$D(\theta) = D(\theta) + (A_2)^T m_2 A_2 + (B_2)^T D_2 B_2 \quad (4.60)$$

$$D(\theta) = \begin{bmatrix} \left(\frac{m_1}{3} + m_2\right) a_1^2 + m_2 \text{Cos} \theta_2 a_1 a_2 + \frac{m_2 a_2^2}{3} & -\frac{m_2 \text{Cos} \theta_2 a_1 a_2}{2} - \frac{m_2 a_2^2}{3} & 0 \\ -\frac{m_2 \text{Cos} \theta_2 a_1 a_2}{2} - \frac{m_2 a_2^2}{3} & \frac{m_2 a_2^2}{3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.61)$$

$$D(\theta) = \begin{bmatrix} \frac{m_1 a_1^2}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.62)$$

La matriz homogénea para el tercer eslabón es:

$$T_0^3 = T_0^1 T_1^2 T_2^3 = \begin{bmatrix} \text{Cos} (\theta_1 - \theta_2) & \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2) & 0 & a_1 \text{Cos} \theta_1 + a_2 \text{Cos} (\theta_1 - \theta_2) \\ \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2) & -\text{Cos} (\theta_1 - \theta_2) & 0 & a_1 \text{Sen} \theta_1 + a_2 \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2) \\ 0 & 0 & -1 & d_1 - d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.63)$$

Donde su centro de masa se expresa mediante:

$$\bar{C}_3 = \left[a_1 \text{Cos} \theta_1 + a_2 \text{Cos} (\theta_1 - \theta_2); a_1 \text{Sen} \theta_1 + a_2 \text{Sen} (\theta_1 - \theta_2); d_1 - d_3 + \frac{l_3}{2} \right]^T \quad (4.64)$$

El tensor de inercia del eslabón es:

$$\bar{D}_3 = \begin{bmatrix} \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.65)$$

IV. DESARROLLO

Rotando el tensor de inercia para asignarlo a coordenadas de la base:

$$D_3 = R_0^3 \overline{D_3} (R_0^3)^T \quad (4.66)$$

$$D_3 = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 - \theta_2) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ \sin(\theta_1 - \theta_2) & -\cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \dots$$

$$\dots \begin{bmatrix} \cos(\theta_1 - \theta_2) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ \sin(\theta_1 - \theta_2) & -\cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{m_3 l_3^2}{12} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.67)$$

El jacobiano partiendo del centro de masa es:

$$J_3 = \begin{bmatrix} A_3 \\ B_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 \sin \theta_1 - a_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) & a_2 \sin(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ a_1 \cos \theta_1 + a_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) & -a_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.68)$$

Donde el tensor inercia del manipulador para el tercer eslabón es:

$$D(\theta) = D(\theta) + (A_3)^T m_3 A_3 + (B_3)^T D_3 B_3 = \quad (4.69)$$

$$\begin{bmatrix} \left(\frac{m_1}{3} + m_2 + m_3\right) a_1^2 + (m_2 + 2m_3) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & -\left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \cos \theta_2 a_1 a_2 - \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & 0 \\ -\left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \cos \theta_2 a_1 a_2 - \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

En la ecuación anterior se obtiene $D(\theta)$, el cual corresponde a la matriz de inercia del manipulador en:

$$\tau = D(\theta) \ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} + G(\theta) \quad (4.70)$$

Continuando con el algoritmo para el modelado dinámico, se procede a encontrar los demás elementos de la formula del torque. Recordando que la fuerza Coriolis y Centrífuga se define como:

IV. DESARROLLO

$$C_i(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n C_{kj}^i \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \quad (4.71)$$

Donde $C_{kj}^i = \frac{\partial}{\partial \theta_k} D_{ij} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_i} D_{kj}$, y la fórmula de la gravedad corresponde a:

$$G_i = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=i}^n g_k m_j A_{ki}^j \quad (4.72)$$

Para el primer eslabón la fuerza Coriolis y Centrífuga es:

$$C_1(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^3 \left[\frac{\partial}{\partial \theta_k} D_{1j} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{kj} \right] \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \quad (4.73)$$

$$\begin{aligned} C_1(\theta, \dot{\theta}) = & \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{11} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{11} \right] \dot{\theta}_1^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{12} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{12} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{13} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{13} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{11} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{21} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_1 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{12} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{22} \right] \dot{\theta}_2^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{13} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{23} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{11} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{31} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_1 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{12} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{32} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{13} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{33} \right] \dot{\theta}_3^2 \end{aligned} \quad (4.74)$$

Realizando las respectivas operaciones, la fuerza Coriolis y Centrífuga para el primer eslabón es:

$$C_1(\theta, \dot{\theta}) = -a_1 a_2 \text{Sen} \theta_2 (m_2 + 2m_3) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + a_1 a_2 \text{Sen} \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2 \quad (4.75)$$

Por su parte, sabiendo que la gravedad del primer eslabón sólo actúa en $k = 3$, entonces:

$$G_1 = g_0 (m_1 A_{31}^1 + m_2 A_{31}^2 + m_3 A_{31}^3) = 0 \quad (4.76)$$

De tal forma que la dinámica del primer eslabón queda definida como:

IV. DESARROLLO

$$\begin{aligned}\tau_1 = & \left[\left(\frac{m_1}{3} + m_2 + m_3 \right) a_1^2 + (m_2 + 2m_3) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_1 \\ & - \left[\left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \cos \theta_2 a_1 a_2 - \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_2 \\ & - a_1 a_2 \sin \theta_2 \left[(m_2 + 2m_3) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2 \right]\end{aligned}\quad (4.77)$$

Por su parte, para el segundo eslabón la fuerza Coriolis y Centrifuga queda definida mediante:

$$C_2(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^3 \left[\frac{\partial}{\partial \theta_k} D_{2j} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{kj} \right] \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \quad (4.78)$$

$$\begin{aligned}C_2(\theta, \dot{\theta}) = & \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{21} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{11} \right] \dot{\theta}_1^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{22} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{12} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{23} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{13} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{21} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{21} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_1 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{22} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{22} \right] \dot{\theta}_2^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{13} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{23} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{21} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{31} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_1 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{22} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{32} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{23} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{33} \right] \dot{\theta}_3^2\end{aligned}\quad (4.79)$$

La cual queda expresada mediante:

$$C_2(\theta, \dot{\theta}) = a_1 a_2 \sin \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2 \quad (4.80)$$

Por otro lado, la gravedad queda definida mediante:

$$G_2 = g_0 m_2 (A_{32}^2 + A_{32}^3) = 0 \quad (4.81)$$

De tal forma que la dinámica del segundo eslabón queda definida como:

$$\begin{aligned}\tau_2 = & \left[\left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_1 + \left[\left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_2 \\ & + a_1 a_2 \sin \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2\end{aligned}\quad (4.82)$$

IV. DESARROLLO

Finalmente, la fuerza Coriolis y Centrifuga para el tercer eslabón se calcula mediante:

$$C_3(\theta, \dot{\theta}) = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^3 \left[\frac{\partial}{\partial \theta_k} D_{3j} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{kj} \right] \dot{\theta}_k \dot{\theta}_j \quad (4.83)$$

$$\begin{aligned} C_3(\theta, \dot{\theta}) = & \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{31} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{11} \right] \dot{\theta}_1^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{32} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{12} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_1} D_{33} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{13} \right] \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{31} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{21} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_1 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{32} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{22} \right] \dot{\theta}_2^2 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_2} D_{33} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{23} \right] \dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{31} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{31} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_1 + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{32} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{32} \right] \dot{\theta}_3 \dot{\theta}_2 \\ & + \left[\frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{33} - \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_3} D_{33} \right] \dot{\theta}_3^2 = 0 \end{aligned} \quad (4.84)$$

A su vez, la fuerza de gravedad queda definida mediante:

$$G_3 = g_0 m_3 A_{33}^3 = -g_0 m_3 \quad (4.85)$$

Así, la dinámica del tercer eslabón queda definida como:

$$\tau_3 = m_3 \ddot{\theta}_3 - g_0 m_3 \quad (4.86)$$

Con las ecuaciones anteriormente descritas, la dinámica del Robot SCARA de 3 GDL queda determinada con los siguientes torques:

$$\begin{aligned} \tau_1 = & \left[\left(\frac{m_1}{3} + m_2 + m_3 \right) a_1^2 + (m_2 + 2m_3) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_1 \\ & - \left[\left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \cos \theta_2 a_1 a_2 - \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_2 \\ & - a_1 a_2 \sin \theta_2 \left[(m_2 + 2m_3) \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 - \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2 \right] \end{aligned} \quad (4.87)$$

$$\begin{aligned} \tau_2 = & \left[\left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_1 + \left[\left(\frac{m_2}{3} + m_3 \right) a_2^2 \right] \ddot{\theta}_2 \\ & + a_1 a_2 \sin \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3 \right) \dot{\theta}_2^2 \end{aligned} \quad (4.88)$$

$$\tau_3 = m_3 \ddot{\theta}_3 - g_0 m_3 \quad (4.89)$$

IV. DESARROLLO

Expresadas de forma matricial, se obtiene lo siguiente:

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{m_1}{3} + m_2 + m_3\right) a_1^2 + (m_2 + 2m_3) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & \left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \cos \theta_2 a_1 a_2 + \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & 0 \\ \left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \cos \theta_2 a_1 a_2 - \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & \left(\frac{m_2}{3} + m_3\right) a_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -a_1 a_2 \sin \theta_2 (m_2 + 2m_3) \dot{\theta}_2 & a_1 a_2 \sin \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \dot{\theta}_2 & 0 \\ 0 & a_1 a_2 \sin \theta_2 \left(\frac{m_2}{2} + m_3\right) \dot{\theta}_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g_0 m_3 \end{bmatrix} \quad (4.90)$$

La ecuación anterior mantiene el formalismo de la representación general para un brazo robótico, es decir:

$$\tau = D(\theta) \ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} + G(\theta) \quad (4.91)$$

4.3.4 Control de un sistema robótico mediante PD+G

El sistema observado en la Figura 4.32 es modificado para obtener la aceleración del sistema robótico, el cual mediante integradores se calcula la posición actual del robot [50]. La aceleración de un sistema robótico se describe mediante:

$$\ddot{\theta} = D(\theta)^{-1} [\tau - C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} - G(\theta)] \quad (4.92)$$

Para la aplicación deseada es indispensable que el brazo robótico siga fielmente una posición deseada, por lo que es necesario un sistema de control para efectuarlo de manera eficaz. Se propone un controlador proporcional derivativo con compensador de gravedad (Figura 4.33).

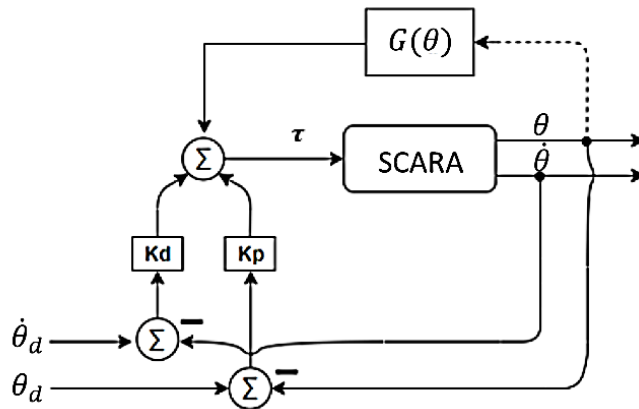


Figura 4.33. Sistema de control PD+G.

IV. DESARROLLO

Para demostrar que el sistema va a seguir adecuadamente la trayectoria deseada es necesario comprobar su estabilidad en lazo cerrado, por lo que se recurre a la teoría de Lyapunov [52]. Para demostrar su seguimiento a la trayectoria deseada, se define como error $\tilde{\theta} = \theta_d - \theta$, donde θ_d es la constante a llegar y θ es el comportamiento del robot, tomando en cuenta que la derivada de $\tilde{\theta}$ es $-\dot{\theta}$ dado que θ_d es constante. Ahora, para demostrar la estabilidad en lazo cerrado se propone la siguiente función de Lyapunov:

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta}) = \frac{1}{2} \dot{\theta}^T D(\theta) \dot{\theta} + \frac{1}{2} \tilde{\theta}^T k_p \tilde{\theta} \quad (4.93)$$

Donde k_p es una ganancia positiva. Derivando la ecuación anterior con respecto al tiempo, encontramos que:

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta})' = \dot{\theta}^T D(\theta) \ddot{\theta} + \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \dot{D}(\theta) \dot{\theta} + \tilde{\theta}^T k_p \dot{\tilde{\theta}} \quad (4.94)$$

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta})' = \dot{\theta}^T D(\theta)^{-1} \left[D(\theta)^{-1} [\tau - C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} - G(\theta)] \right] + \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \dot{D}(\theta) \dot{\theta} + \tilde{\theta}^T k_p \dot{\tilde{\theta}} \quad (4.95)$$

Si $\tau = k_p \tilde{\theta} + k_v \dot{\tilde{\theta}} + G(\theta)$, entonces:

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta})' = \dot{\theta}^T \left[[k_p \tilde{\theta} + k_v \dot{\tilde{\theta}} + G(\theta) - C(\theta, \dot{\theta}) \dot{\theta} - G(\theta)] \right] + \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \dot{D}(\theta) \dot{\theta} + \tilde{\theta}^T k_p \dot{\tilde{\theta}} \quad (4.96)$$

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta})' = \dot{\theta}^T k_p \tilde{\theta} + \dot{\theta}^T k_v \dot{\tilde{\theta}} + \dot{\theta}^T \left[\frac{1}{2} \dot{D}(\theta) - C(\theta, \dot{\theta}) \right] \dot{\theta} + \tilde{\theta}^T k_p \dot{\tilde{\theta}} \quad (4.97)$$

Se sabe por definición que $\frac{1}{2} \dot{D}(\theta) - C(\theta, \dot{\theta}) = 0$ y $\dot{\tilde{\theta}} = -\dot{\theta}$, por lo que finalmente:

$$V(\tilde{\theta}, \dot{\theta})' = -\dot{\theta}^T k_v \dot{\theta} \quad (4.98)$$

La ecuación anterior es globalmente asintóticamente estable por el teorema de La Salle [52]. Así, se comprueba que el robot seguirá fielmente las referencias que la aplicación le demande. A manera de simulación del sistema robótico, se presenta la Figura 4.34, la cual ilustra al robot SCARA siguiendo una trayectoria fielmente, donde la trayectoria fue obtenida mediante la cinemática inversa analizada en la sección anterior.

IV. DESARROLLO

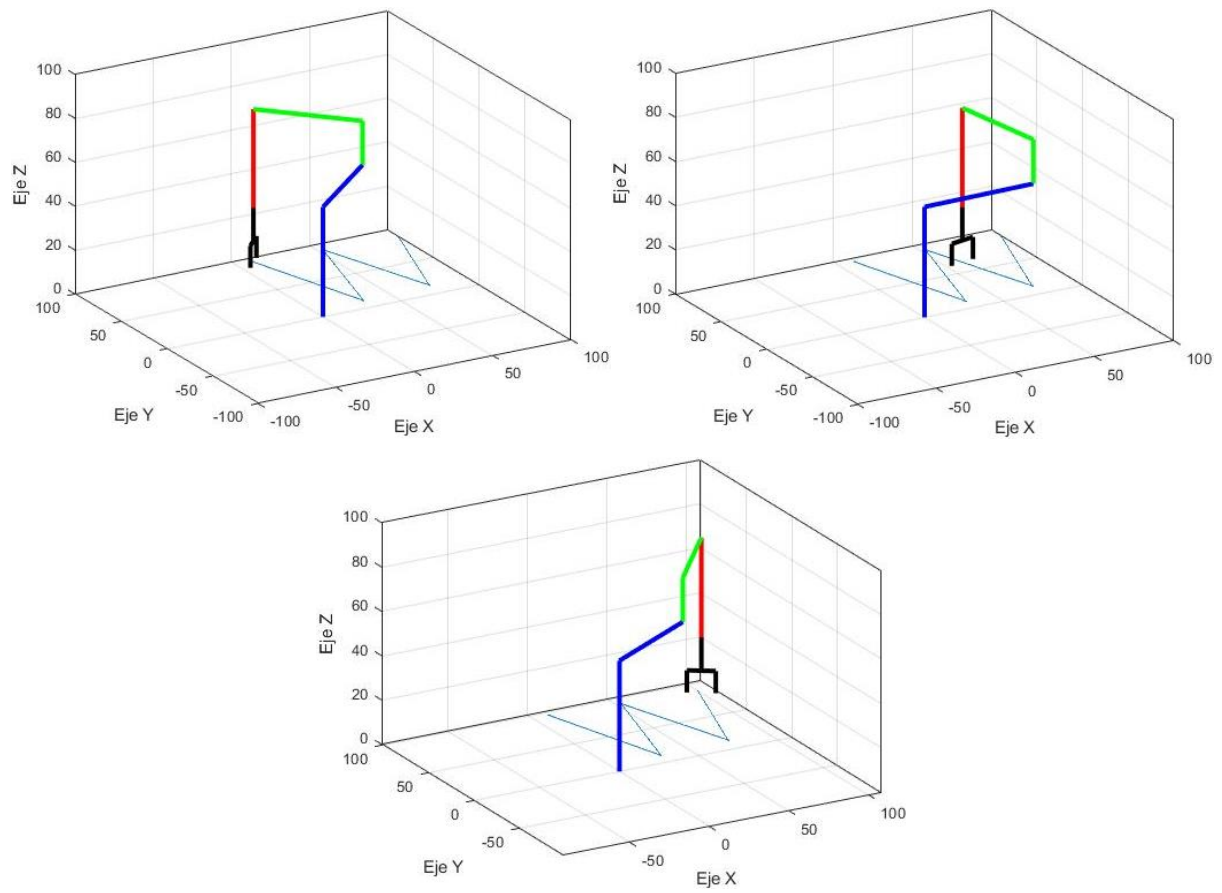


Figura 4.34. Robot SCARA de tres grados de libertad.

V. RESULTADOS

En el laboratorio PVR existen los antecedentes de proyectos de investigación que utilizan artefactos de parpadeos con distintas aplicaciones, como lo es el *Análisis de Artefactos en Señales EEG para su aplicación en un Sistema de Comunicación por medio de Parpadeos*, y una *Interfaz Cerebro Computadora para Sistemas de Computación en el Borde*. Sin embargo, la metodología propuesta para la detección de parpadeos difirió en la aplicación de redes recurrentes, el cual también es el aporte principal de este proyecto. Una de las principales ventajas que nos ofreció una RNN es su capacidad de aprendizaje en línea, lo cual la hace más robusta al uso del sistema por cualquier usuario evitando la etapa de entrenamiento fuera de línea. Además, el número de neuronas disminuyó considerablemente utilizando una SORNN sin disminuir un rendimiento competente a la literatura consultada.

El algoritmo propuesto para el reconocimiento de medicamentos demostró ser capaz de identificar pastillas, cápsulas y tabletas en imágenes contenidas en un ambiente controlado. La implementación de máquinas de vectores de soporte (SVM) para clasificar fármacos es una herramienta eficaz y comprobada, sin embargo, se menciona la clasificación de únicamente tres clases (pastillas, cápsulas y tabletas), en donde el sistema es capaz de identificar el 86% de pastillas, mientras que reconoce el 100% de cápsulas y tabletas. Si el lector pretende utilizar más medicamentos, el costo computacional puede llegar a incrementarse debido al procesamiento implicado en la caracterización de más medicamentos y el entrenamiento de los SVM necesarios para una correcta clasificación.

El sistema robótico SCARA demostró ser suficiente para realizar las tareas de *pick and place* necesarias para el buen funcionamiento del sistema de asistencia médica propuesto. A través de Euler-Lagrange se determinó la dinámica del sistema robótico. Se aplicó un control del sistema proporcional derivativo con compensación de gravedad (control PD+G). Y para comprobar su estabilidad se consideraron las funciones de Lyapunov y se determinó que el sistema es globalmente asintóticamente estable por el teorema de La Salle. De esta manera, utilizando su modelado cinemático se simuló el funcionamiento del sistema en conjunto como se muestra a continuación:

V. RESULTADOS

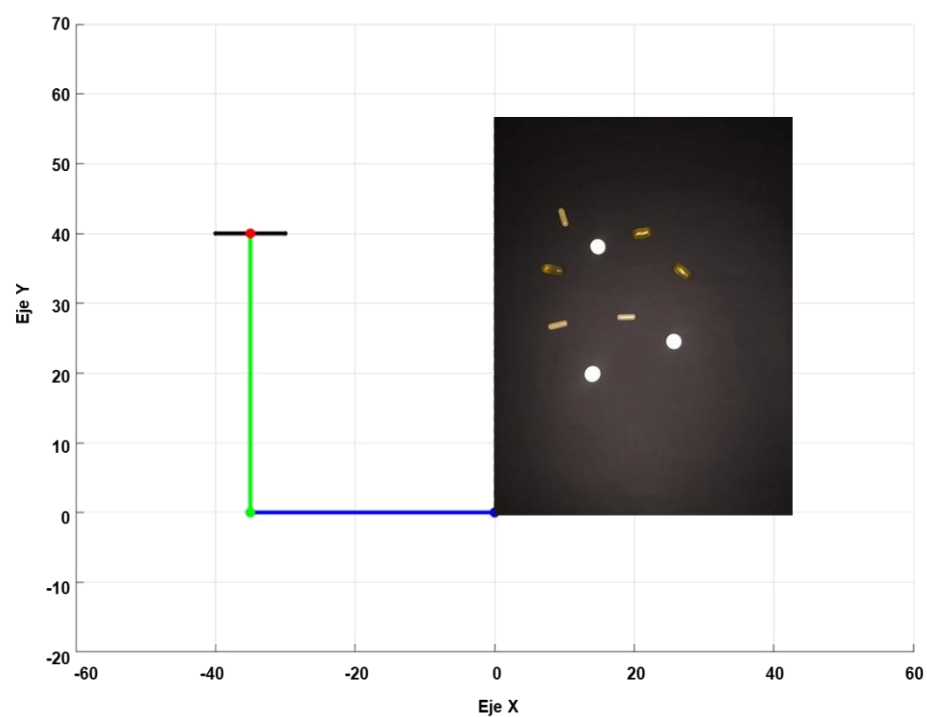


Figura 5.1. Simulación del entorno de trabajo.

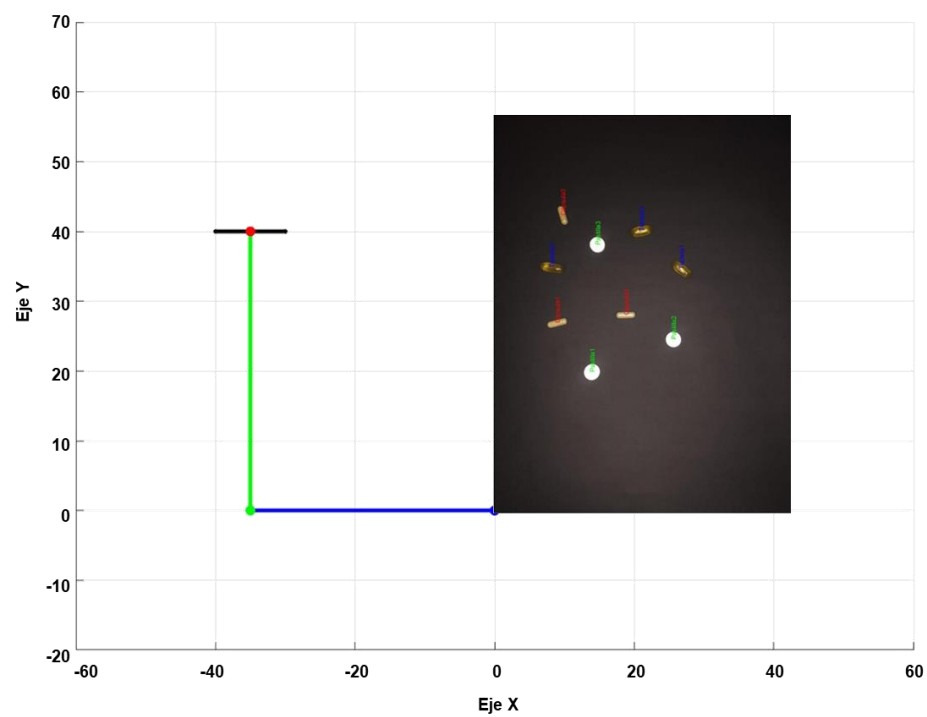


Figura 5.2. Reconocimiento de medicamentos.

V. RESULTADOS

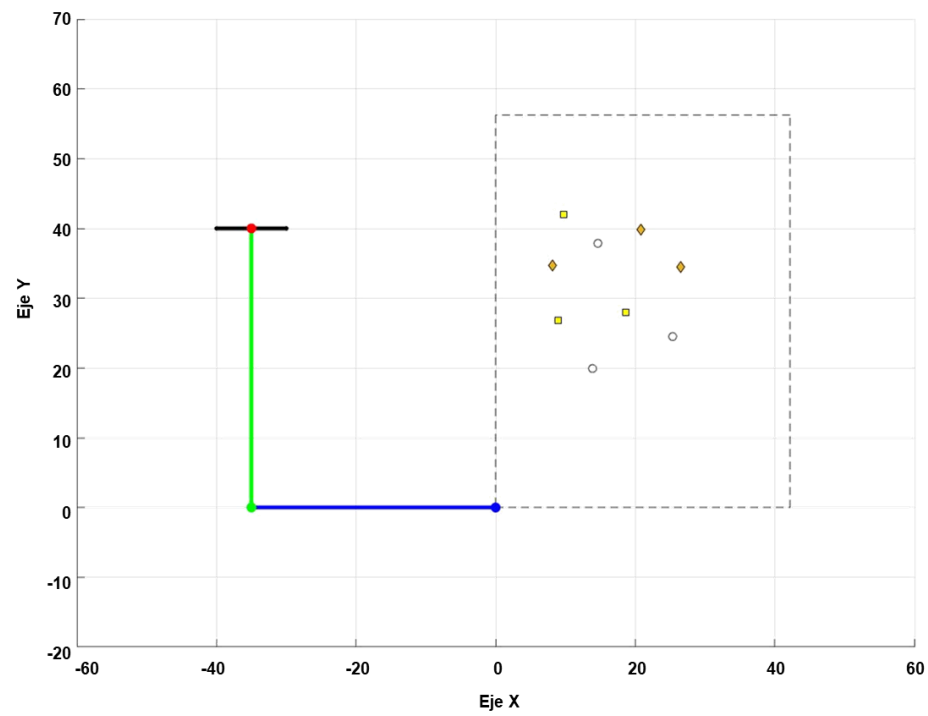


Figura 5.3. Simulación del ambiente controlado.

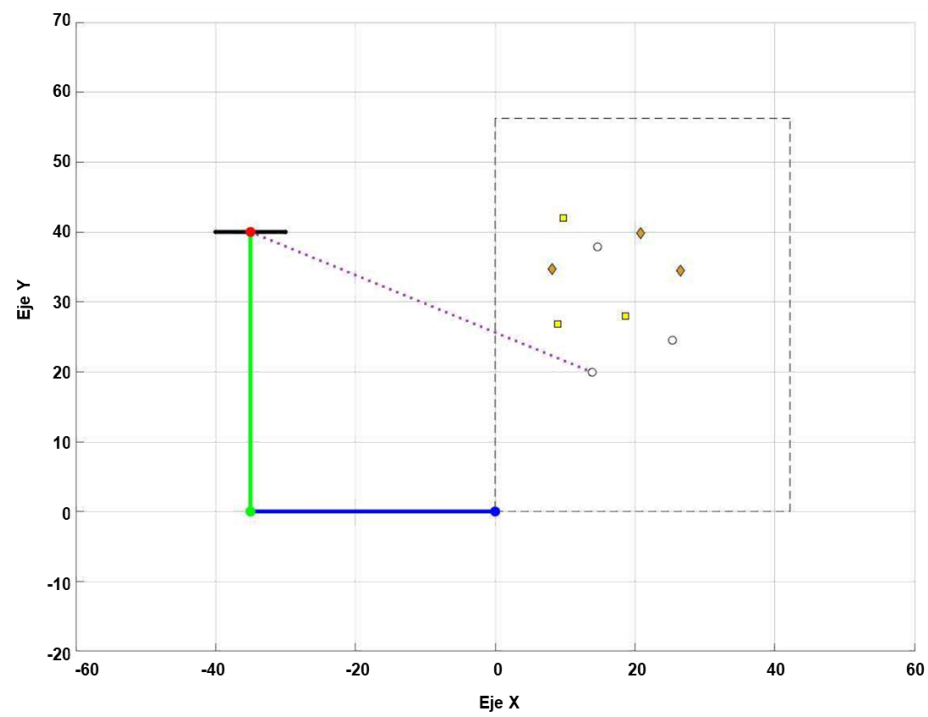


Figura 5.4. Trayectoria propuesta al medicamento de interés.

V. RESULTADOS

En la Figura 5.1 se muestra la simulación del entorno del trabajo del sistema, donde se aprecia una vista superior del robot SCARA en una posición de origen y la imagen de los medicamentos disponibles dentro del ambiente controlado; para este punto ya se conoce la señal de control correspondiente al medicamento que el usuario necesita. Posteriormente, en la Figura 5.2 se identifica la ubicación de los medicamentos en la imagen tomada del ambiente controlado y en la Figura 5.3 se construye dentro de la simulación los límites del ambiente controlado, así como los tipos de medicamentos distribuidos en él. Finalmente, en la Figura 5.4 se aprecia como el sistema traza una trayectoria desde la posición de origen del robot hacia la ubicación del medicamento de interés; cabe destacar que a pesar de que existan más medicamentos del mismo tipo disponibles dentro del ambiente controlado, el sistema considera sus distancias euclidianas a las coordenadas (0,0,0) y elige el más cercano a este punto. La Figura 5.5 muestra una vista sagital de la simulación del sistema donde se aprecia otra perspectiva del funcionamiento descrito anteriormente.

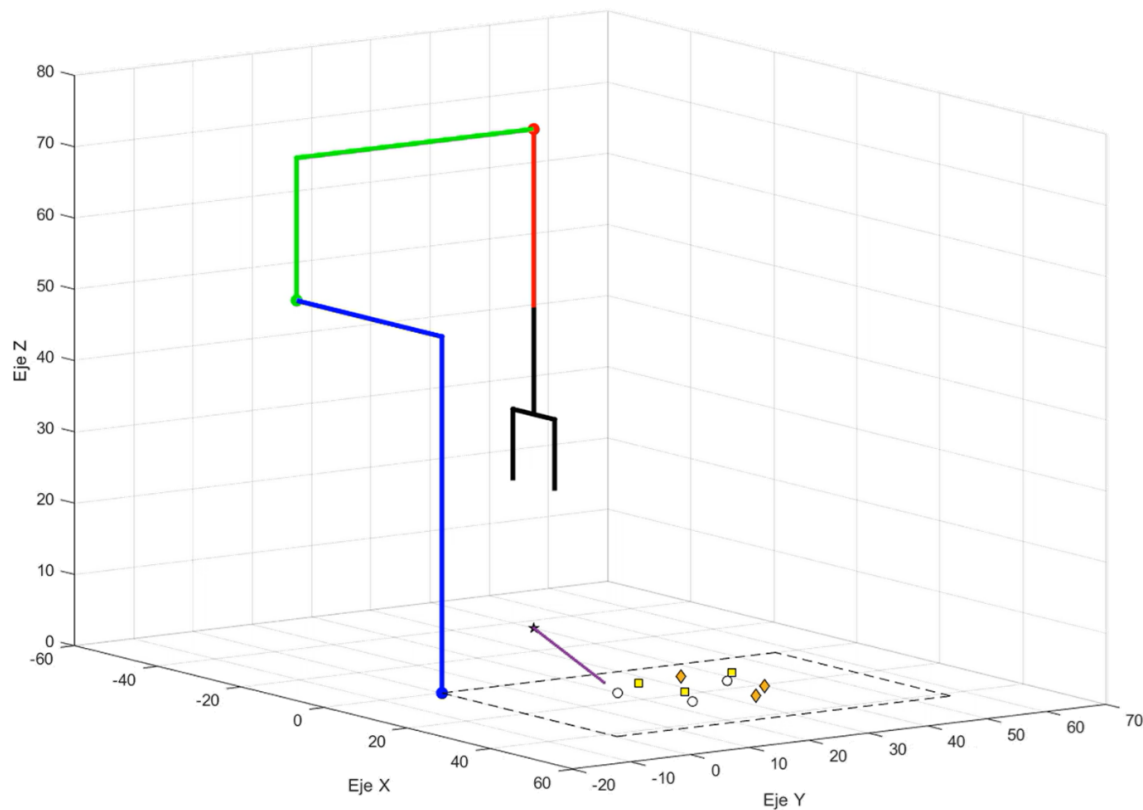


Figura 5.5. Vista sagital de la simulación del sistema.

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO A FUTURO

Se desarrolló un algoritmo de reconocimiento de secuencias de parpadeos voluntarios dentro de una señal EEG capaz de identificar tres tipos de señales de control dependiendo del número de parpadeos clasificados en un intervalo de tiempo definido. Dicho algoritmo logró cumplir con los objetivos propuestos de utilizar redes neuronales recurrentes para ofrecer al sistema la capacidad de entrenamiento fuera de línea, haciéndolo más robusto a variaciones de señales EEG de diferentes usuarios; además, la reducción del número de neuronas sin afectar el rendimiento del sistema comprobó la utilidad de un sistema de segundo orden.

El aporte principal del presente trabajo se vio complementado por el desarrollo de un algoritmo de visión artificial capaz de identificar la ubicación de tres tipos de presentaciones de medicamentos dentro de un ambiente controlado (pastillas, cápsulas y tabletas), utilizando herramientas del procesamiento digital de imágenes y visión artificial, obteniendo resultados competentes con respecto a la literatura consultada.

Además, se diseñó un brazo robótico articulado capaz de facilitar la toma de medicamentos a través de tareas de *pick and place*. El modelado cinemático y dinámico del robot SCARA propuesto permitió comprobar la estabilidad del sistema para seguir fielmente las trayectorias obtenidas por los algoritmos desarrollados.

Como trabajo a futuro se propone pasar de la simulación a la implementación del diseño del sistema de asistencia médica en un sistema embebido capaz de controlar un brazo robótico para facilitar la toma de medicamentos a pacientes que lo necesiten.

VII. REFERENCIAS

- [1] O. World Health, International perspectives on spinal cord injury, 2013.
- [2] X. Jiang, G.-B. Bian y Z. Tian, «Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review,» *Sensors*, vol. 19, pp. 1-18, 2019.
- [3] M. L. Giudice, G. Varone, C. Ieracitano, N. Mammone, A. R. Bruna, V. Tomaselli y F. C. Morabito, «1D Convolutional Neural Network approach to classify voluntary eye blinks in EEG signals for BCI applications,» de *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Glasgow, UK, 2020.
- [4] Y. Torres de Galvis, «Costos asociados con la salud mental,» *Ciencias de la Salud*, vol. 16, nº 2, 2018.
- [5] F. Ramos-Argüelles, G. Morales, S. Egozcue, R. M. Pabón y M. T. Alonso, «Técnicas básicas de electroencefalografía: principios y aplicaciones clínicas,» *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, vol. 32, nº 3, pp. 69-82, 2009.
- [6] M. K. Islama, A. Rastegarniab y Z. Yang, «Methods for artifact detection and removal: from scalp EEG: A review,» *Elsevier: Clinical Neurophysiology*, vol. 46, pp. 287-305, 2016.
- [7] J. W. C. Medith y U. R. Nelakuditi, «Removal of Ocular Artifacts in EEG,» de *10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, Coimbatore, India, 2016.
- [8] J. A. Urigüen y B. Garcia-Zapirain, «EEG artifact removal - state of the art and guidelines,» *Journal of Neural Engineering*, vol. 12, pp. 1-23, 2015.

VII. REFERENCIAS

- [9] T. Raduntz, J. Scouten, O. Hochmuth y B. Meffe, «Automated EEG artifact elimination by applying machine learning algorithms to ICA-based features,» *Journal of Neural Engineering*, vol. 14, 2017.
- [10] E. Saifutdinova, D. U. Dudysová, L. Lhotská, V. Gerla y M. Macas, «Artifact Detection in Multichannel Sleep EEG using Random Forest Classifier,» de *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Madrid, Spain, 2018.
- [11] C. E. C. Figueroa, M. I. C. Murguía, J. A. R. Quintana y M. d. P. G. Gil, «Diseño de un sistema alternativo de comunicación utilizando artefactos de parpadeo codificados dentro de una señal eeg y un sistema modular de redes neuronales,» de *ELECTRO*, Chihuahua, México, 2017.
- [12] V. González Navarro, «Interfaz Cerebro Computadora para Sitemas de Computación en el Borde,» *Instituto Tecnológico de Chihuahua: División de Estudios de Posgrado e Investigación*, 2021.
- [13] M. Agarwal y R. Sivakumar, «Blink: A Fully Automated Unsupervised Algorithm for Eye-Blink Detection in EEG Signals,» de *57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, Monticello, IL, 2019.
- [14] W. Li, Y. Xiao, S. Bi y G. Du, «Automatic Elliptical Trajectory Planning Algorithm For Pick and Place Operation,» de *Proceedings of the 2013 International Conference on*, Luoyang, China, 2013.
- [15] B. CHANG, B. K. WANG, J. L. JIN y Q. ZHOU, «Capillary Pick-and-Place of Glass Microfibers,» *IEEE Access*, vol. 9, pp. 15074-15083, 2021.
- [16] N. Roshni, k. Sunil y T. Kumar, «Pick and Place Robot Using the Centre of Gravity Value of the Moving Object,» de *IEE International Conference On Intelligent Techniques In Control, Optimization And Signal Processing*, Srivilliputhur, 2017.

VII. REFERENCIAS

- [17] P. Andhare y S. Rawat, «Pick and Place Industrial Robot Controller with Computer Vision,» de *International Conference on Computing Communication Control and automation (ICCUBEA)*, Pune, India, 2016.
- [18] H. M. Qul'am, «Edge detection for online image processing of a vision guide pick and place robot,» de *International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)*, Batam, Indonesia , 2019.
- [19] H. Xia, C. Wang, L. Yan, X. Dong y Y. Wang, «Machine Learning Based Medicine Distribution System.,» de *10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications*, 2019.
- [20] S. R. Shinde, K. Bhavsar, S. Kimbahune, S. Khandelwal, A. Ghose y A. Pal, «Detection of Counterfeit Medicines Using Hyperspectral Sensing.,» de *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 2020.
- [21] Vasilakos, R. A. Ramadan y A. V., «Brain Computer Interface: Control Signals Review,» *Neurocomputing*, 2016.
- [22] L. Hu y Z. Zhang, *EEG Signal Processing and Feature Extraction*, Springer, 2019.
- [23] M.-P. Hosseini, A. Hosseini y K. Ahi, «A Review on Machine Learning for EEG Signal Processing in Bioengineering,» *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2020.
- [24] M. Erik K. St. Louis y M. Lauren C. Frey, *Electroencephalography: An Introductory Text and Atlas of Normal and Abnormal Findings in Adults, Children, and Infants*, 2016.
- [25] S. Ge, Q. Yang, R. Wang, P. Lin, J. Gao, Y. Leng, Y. Yang y H. Wang, «A brain-computer interface based on a few-channel EEG-fNIRS bimodal system,» *IEEE Access*, vol. 5, p. 208–218, 2017.

VII. REFERENCIAS

- [26] F. Fatourechí, A. Bashashati, R. Ward y G. Birch, «EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey.,» *Clin. Neurophysiol*, vol. 118, pp. 480-494, 2007.
- [27] G. Vanerio, J. Vidal, P. Fernández, P. Viana y D. Aguerre, «Artefactos y pseudoartefactos en el electrocardiograma,» *Revista Uruguay de Cardiología*, vol. 21, nº 3, 2006.
- [28] C. E. C. Figueroa, M. I. C. Murguía y J. A. R. Quintana, *Análisis de artefactos en señales EEG para su aplicación en un sistema de comunicación por medio de parpadeos*, Chihuahua, México, 2017.
- [29] S. T. y. K. Koutrombas, *Pattern recognition*, Elsevier, 2003.
- [30] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines.*, McMaster University, Canada: Pearson: Third edition, 2008.
- [31] C. Arana, *Redes Neuronales Recurrentes: Análisis de los Modelos Especializados en Datos Secuenciales*, Buenos Aires: Universidad del CEMA, 2021.
- [32] S. Das, *Second Order Neural Networks*, LSU Historical Dissertations and Theses: https://digitalcommons.lsu.edu/gradschool_disstheses/5721, 1994.
- [33] MathWorks, «Recurrent Neural Network (RNN),» MathWorks, [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/discovery/rnn.html>. [Último acceso: 21 07 2022].
- [34] Mathworks, «Long Short-Term Memory Networks,» Mathworks, [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ug/long-short-term-memory-networks.html>. [Último acceso: 21 Julio 2022].
- [35] M. J. Doughty, «Further Assessment of Gender- and Blink Pattern-Related Differences in the Spontaneous Eyeblink Activity in Primary Gaze in Young Adult Humans,» *Optometry & Vision Science*, vol. 79, nº 7, pp. 439-447, 2002.

VII. REFERENCIAS

- [36] A. Kruis, H. A. Slagter, D. Bachhuber, R. Davidson y A. Lutz, «Effects of meditation practice on spontaneous eyeblink rate,» *Society for Psychophysiological Research*, pp. 1-10, 2016.
- [37] P. a. D. G. M. J. G., Tratamiento digital de señales, Madrid: Prince Hall, 2007.
- [38] a. B. K. T. Kiran Baktha, «Investigation of Recurrent Neural Networks in the field of Sentiment Analysis,» *International Conference on Communication and Signal Processing*, pp. 2047-2050, 2017.
- [39] M. Chacón, Procesamiento Digital de Imágenes, México: Trillas, 2007.
- [40] L. I. Larcher, E. M. Biasoni, C. A. Cattaneo, A. I. Ruggeri y A. Herrera, «Algoritmo para detección de bordes y ulterior determinación de objetos en imágenes digitales,» *Mecánica Computacional*, vol. 1, n° 30, pp. 2841-2852, 2011.
- [41] R. González y R. Woods, Digital image processing, New York, NY: Pearson, Fourth edition., 2018.
- [42] L. S. Palomino y Ú. R. Concha, « Técnicas de segmentación en procesamiento digital de imágenes,» *Revista de ingeniería de sistemas e informática*, vol. 2, n° 6, 2009.
- [43] S. Theodoridis y K. Koutrombas, Pattern recognition, Elsevier Academic Press, 2003.
- [44] A. Han, R. Jifan y Z. Mengyang, «The Impact Factors of Online Book Reviews Usefulness: An Empirical Comparison Between ANN and SVM.,» de *2018 15th International Conference on Service Systems and Service Management*, 2018.
- [45] R. Nurnberg, «Calculating the area and centroid of a polygon in 2d,» *Imperial College London*. Disponible en: <http://paulbourke.net/geometry/polygonmesh/centroid.pdf>, 2013.
- [46] J. L. Sánchez J., Fundamentos de Robótica, México: Ecoe Ediciones, 2021.

VII. REFERENCIAS

- [47] S. Suri, A. Jain y N. Verma, «SCARA Industrial Automation Robot,» de 2018 *International Conference on Power Energy, Environment and Intelligent Control (PEEIC)*, U.P., India, 2018.
- [48] R. Bussola, G. Legnani, M. Callegari, G. Palmieri y M. C. Palpacelli, «Simulation Assessment of the Performance of a Redundant SCARA,» *Robotics*, vol. 8, n° 45, 2019.
- [49] «Robot SCARA Compacto Serie RH-CH,» Mitsubishi Electric Corporation , [En línea]. Available: <https://mx.mitsubishielectric.com/fa/es/products/industrial-robots-melfa/compact-scara-robot>. [Último acceso: 10 Mayo 2022].
- [50] J. Craig, *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*, Pearson, 2017.
- [51] R. Kelly, V. Santibáñez y A. Loria, *Control of Robot Manipulators in Joint Space*, Springer, 2005.
- [52] K. Hassan, *Nonlinear Control*, Pearson, 2014.