



Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA

MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA,
OPCIÓN INSTRUMENTACIÓN ELECTRÓNICA

Tesis para obtener el grado de:

MAESTRO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA, OPCIÓN INSTRUMENTACIÓN ELECTRÓNICA

“DIAGNÓSTICO AUTOMÁTICO DE FALLAS EN UN SISTEMA MECATRÓNICO
INDUSTRIAL”

P R E S E N T A :

LIC. EDGAR CORTEZ DENA*

Director de Tesis:

DR. JOSÉ FERMI GUERRERO CASTELLANOS
BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

Co-director de Tesis:

M.C. ANA MARÍA RODRÍGUEZ DOMÍNGUEZ
BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

Consultores:

ING. MARIBEL MASTRANZO PÉREZ
ING. EDGAR RAMÍREZ MUÑOZ
FLEXOWARE S.A. DE C.V.

*BECARIO CONAHCYT

PUEBLA, PUE. DICIEMBRE 2023

Agradecimientos

A Dios, por su bondad. A las personas que colaboraron en la realización de este trabajo: mi asesor, mis compañeros, a CONAHCYT y a la BUAP que me dieron los recursos y el entorno propicio para esta investigación.

A las personas que me acompañaron en este proyecto: mis padres, hermano y mi novia por su amor, apoyo y sacrificios para llegar hasta aquí.

Índice general

Índice de figuras	5
Índice de tablas	7
1. Introducción	1
1.1. Introducción	1
1.2. Objetivos	4
1.2.1. Objetivo general	4
1.2.2. Objetivos específicos	4
1.3. Justificación	4
1.4. Descripción del sistema	6
1.5. Estado del arte y la técnica	8
2. Marco teórico	10
2.1. Diagnóstico de fallas en sistemas	10
2.1.1. Seguridad industrial	11
2.2. Técnicas de mantenimiento predictivo	13
2.2.1. Análisis de datos	14
2.2.2. Análisis de vibraciones	16
2.3. Motor eléctrico	18
2.3.1. Fallas frecuentes en motores	19
2.4. Inteligencia artificial	22
2.5. Aprendizaje automático	23
2.5.1. Aprendizaje profundo (<i>Deep Learning</i>)	26
2.5.2. Redes neuronales	29
2.5.3. Redes neuronales Convolucionales	30

2.6.	Red de Comunicación industrial IO-Link	34
2.6.1.	Descripción del protocolo IO-Link	34
2.6.2.	Arquitectura del sistema IO-Link	36
2.6.3.	Implementación sencilla	38
2.6.4.	Tipos de datos de IO-Link	39
2.6.5.	Sensores conectados a través de IO-Link	41
3.	Diagnóstico automático de fallas	43
3.1.	Descripción del banco de pruebas	44
3.2.	Procesamiento de datos	45
3.2.1.	Adquisición de la señal	45
3.2.2.	Selección de datos	47
3.2.3.	Limpieza y ajuste de datos	48
3.2.4.	Normalización y conversión de la señal	48
3.3.	Implementación de la red neuronal convolucional (CNN)	49
3.3.1.	Arquitectura de la red neuronal	50
3.3.2.	Proceso de entrenamiento	51
3.3.3.	Evaluación del modelo	52
3.4.	Pruebas y resultados	54
3.4.1.	Implementación de CNN MATLAB	55
3.4.2.	Implementación de CNN Python	58
3.4.3.	Análisis de resultados	62
3.5.	Conclusiones del capítulo	64
4.	Diseño de un banco de pruebas	65
4.1.	Banco de pruebas industrial	66
4.1.1.	Objetivos y alcance del banco de pruebas propuesto	67
4.2.	Cálculo de esfuerzos	68
4.2.1.	Diseño del eje	68
4.2.2.	Resistencia estática	69
4.2.3.	Resistencia a la fatiga	71
4.2.4.	Resistencia dinámica del árbol	72
4.2.5.	Cálculo de la vibración	72
4.3.	Selección de materiales	74
4.3.1.	Selección de los manguitos de fijación	74

4.3.2.	Determinación de los sensores para medir las vibraciones	75
4.3.3.	Materiales de construcción	76
4.3.4.	Cálculo de diseño del volante	77
4.3.5.	Selección del acople	78
4.3.6.	Selección del rodamiento	79
4.3.7.	Selección del variador de velocidad	80
4.4.	Sistemas de seguridad	81
4.4.1.	Guarda de seguridad	82
4.4.2.	Selección de protecciones de seguridad eléctricos	83
4.5.	Base	83
4.5.1.	Montaje principal	84
4.5.2.	Soporte para eje	84
4.6.	Conclusiones del capítulo	85
5.	Conclusiones	87
6.	Glosario	90
	Bibliografía	93
A.	Apéndices	99
A.1.	Datasheet	99
B.	Control de velocidad SLM	112
B.1.	Control para un sistema incierto	114
B.2.	Control de velocidad de un servosistema	118
B.2.1.	Descripción del sistema	118
B.2.2.	Modelo matemático del sistema	118
B.2.3.	Control no lineal para la regulación de velocidad del MSS	120
B.2.4.	Control PI para la regulación de velocidad del MSS	121
B.2.5.	Metodología	122
B.3.	Resultados	123
B.4.	Conclusiones	130

Índice de figuras

1.1. Diagrama de bloques	7
2.1. Índices de riesgos en función de eventos e intervalos de tiempo	12
2.2. Principio de extracción y evaluación de características .	16
2.3. Partes de un motor eléctrico	18
2.4. Mapa de capas de una red neuronal	27
2.5. Ilustración de redes neuronales convolucionales	31
2.6. Ilustración de agrupación máxima (<i>max pooling</i>)	32
2.7. Ilustración de agrupación promedio (<i>average pooling</i>) . .	33
2.8. Ilustración de capa totalmete conectada (<i>Fully connected</i>)	34
2.9. Sistema de IO-link, controlador remarcado en negro, conexiones de actuadores y sensores por una línea principal	36
2.10. Unidad principal IO-Link	37
2.11. Descripción gráfica del protocolo IO-Link	39
2.12. Relación entre los tipos de datos y los modos de transmisión	40
2.13. Sensor de monitorización de estado	41
3.1. Modular Servo System	44
3.2. Diagrama de recortes de datos para generación de imágenes G	49
3.3. Diagrama general de la arquitectura de la red convolucional	51
3.4. Progreso de entrenamiento	52
3.5. Gráfico de precisión	53
3.6. Diagrama de los módulos acoplados al sistema	54

3.7. Diagrama general de la implementación de red neuronal	55
3.8. Almacenamiento de datos	56
3.9. Etapas de tratamiento de la señal	57
3.10. Diagrama de entrenamiento de la red neuronal	58
3.11. Captura pantalla de monitor de la señal en Python . . .	60
3.12. Diagrama de conexiones para tarjeta <i>Raspberry Pi 4</i> . .	60
3.13. Gráfica de entrenamiento de red en Python	62
4.1. Diagrama del banco de pruebas	67
4.2. Corte transversal fuerza del eje	70
4.3. Sprocket Martin (1in)	75
4.4. Sensor BCM0001	76
4.5. Plano volante de inercia	77
4.6. Acoplamiento flexible	79
4.7. Chumacera de bolas	80
4.8. Variador de velocidad	81
4.9. Sistema con guarda	82
4.10. a) Protecciones termomagnéticas b) Relés de seguridad c) Guardamotores	83
4.11. Base general	84
4.12. Soporte para eje	85
B.1. Imágen del sistema	118
B.2. Modelo del sistema	119
B.3. Gráfica de respuesta control PI sin carga	123
B.4. Gráfica de señal de control PI	124
B.5. Gráfica de respuesta del control no lineal de rechazo de perturbaciones sin carga	125
B.6. Gráfica de señal de control no lineal de rechazo de per- turbaciones	126
B.7. Gráfica de respuesta control PI con carga	127
B.8. Gráfica de señal de control PI con carga	128
B.9. Gráfica de respuesta control no lineal de rechazo de per- turbaciones con carga	129
B.10. Gráfica de señal de control no lineal de rechazo de per- turbaciones con carga	130

Índice de tablas

2.1. Causas y efectos de fallas mas frecuentes en un motor eléctrico	21
2.2. Ventajas del aprendizaje automático	24
2.3. Desventajas del aprendizaje automático	25
2.4. Aplicaciones de las redes de <i>Deep Learning</i>	30
2.5. Características de agrupaciones	33
3.1. Comparativa de desempeño de señales de vibración. . .	63
4.1. Tabla materiales de componentes	76
B.1. Parámetros	120

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se identifica al motor eléctrico como principal actuador en los sistemas industriales a nivel mundial, se expondrán las principales causas de fallas y también las estrategias de mantenimiento predictivo que existen, mostrando así, el tema central que sustenta está tesis. Por último, se incluye una justificación del trabajo, los objetivos y el estado del arte.

1.1. Introducción

La industrialización ha sido clave para estandarizar y optimizar la producción a gran escala. En este contexto, la automatización de procesos industriales ha introducido avances tecnológicos significativos. Mediante la implementación de maquinaria avanzada, sistemas robóticos, control numérico y sensores inteligentes, se logra la ejecución eficiente y precisa de tareas específicas. Estos sistemas automatizados están diseñados para operar de manera autónoma, siguiendo instrucciones precisas y realizando actividades complejas de manera rápida y precisa, reduciendo los tiempos de producción y minimizando errores. El uso de software especializado y algoritmos de control avanzados permite la supervisión y gestión integral de los procesos industriales, ofreciendo una mayor flexibilidad para adaptarse a las demandas cambiantes del mercado. Esta convergencia entre la industrialización y la automatiza-

ción técnica ha revolucionado la fabricación moderna al optimizar la eficiencia operativa, mejorar la calidad de los productos y permitir una mayor adaptabilidad a entornos industriales cada vez más dinámicos y exigentes.

Actualmente, los procesos industriales se encuentran en un momento histórico en el desarrollo productivo de la humanidad. Por este motivo, es importante resaltar que es relativamente simple su diseño, uso, mantenimiento e instalación y que tiene un bajo costo comparado con los beneficios de invertir en un proceso industrial automatizado. Si a esto se le suma la creciente demanda tecnológica, podemos encontrar mayor facilidad en diferentes ramas de la industria; incluso en pequeñas empresas.

Sin importar cuál sea el proceso industrial, es muy probable encontrarse con motores eléctricos (DC, BLDC, inducción), los cuales se encuentran desde las bandas de transporte y ventiladores, hasta en aplicaciones más complejas como lo son brazos mecánicos o aplicaciones automotrices [1].

Es por ello que existe un gran interés por conocer las diferentes técnicas de control, así como la forma en la que se pueden utilizar y cómo monitorizar su comportamiento, todo ello con el fin de aprovechar los beneficios de estas máquinas y garantizar un buen desempeño en la industria; este desempeño indica el tiempo que el equipo estará disponible para operar, cuándo un proceso es eficiente e indica que la energía consumida se está aprovechando de la mejor manera [2].

Para que se pueda garantizar que un motor tiene una amplia disponibilidad y rendimiento, es necesario monitorizarlo de manera en la que permita saber que el estado en el que se encuentra trabajando es saludable, existen diferentes técnicas para realizar esto, las cuales intentan analizar los datos que arroja el motor a través de diversos indicadores de rendimiento como lo son las desalineaciones del motor, barras del rotor rotas, giros en corto circuito en los devanados del rotor, que causan perturbaciones en la máquina que pueden ser detectadas y mediante el uso de observadores (como el filtro de Kalman [3]), que calcula la perturbación estimada en sistemas de motores eléctricos.

Actualmente el *software* y *hardware* que se encuentran en el mercado se basa en el análisis de datos de los indicadores de rendimien-

to, se pueden encontrar sensores que aporten información de un motor eléctrico como lo son la vibración, temperatura, corriente y humedad, así como software especializado que analiza los datos que estos sensores arrojan [4].

La tecnología actual y los avances en métodos basados en el comportamiento de señales y modelos matemáticos, han permitido que algunas empresas desarrollen ecosistemas completos dedicados a monitorizar el comportamiento de los motores eléctricos e inclusive pueden estar conectados a la red industrial o internet para controlarlos de manera remota.

Aunque en este momento ya existen técnicas de control, identificación y clasificación de fallas de los sistemas, aún existe un gran campo de oportunidades en donde se puede innovar, dado que cada proceso es un sistema particular y tiene necesidades diferentes, se encuentran escenarios en los que es difícil implementar métodos generales a sistemas muy particulares.

Por otra parte, métodos como las redes neuronales permiten realizar y establecer modelos de firmas con señales propias de cada sistema, dando oportunidad de monitorizarlo sin tener que ser afectado de manera directa o invasiva.

Esto abre la puerta para que en un futuro no muy lejano se pueda interactuar no sólo de manera directa con el sistema sino explorar más a fondo en él y poder integrarlo en otras áreas de investigación como lo serían el *Machine Learning* y en este caso redes convolucionales [5] y la ciencia de datos, con los cuales los programas informáticos podrán realizar decisiones sobre un sistema directamente, sin tener que pasar por un filtro humano.

Aún quedan espacios de investigación en los métodos de detección de fallas, con los cuales se pueden hacer pruebas sobre ellos y determinar cuál conviene utilizar según sea el sistema.

Finalmente, pese a que en la actualidad se encuentra un gran acervo de investigación realizada, con métodos ya establecidos para la detección de pruebas; es importante revisar esta información para estrechar los vacíos de información que aún se mantienen.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Desarrollar un sistema automático de diagnóstico de fallas mecánicas en un sistema mecatrónico de la industria automotriz, que tiene como actuador principal un motor eléctrico.

1.2.2. Objetivos específicos

1. Desarrollar un sistema de identificación de fallas basado en métodos de procesamiento de señales.
2. Desarrollar un algoritmo aplicando técnicas de aprendizaje profundo para establecer las firmas de fallas; que detecte las fallas de ruptura del rotor, daños en los rodamientos y excentricidad del eje del rotor.
3. Estructurar el diseño de un banco de pruebas instrumentado, que consista en un Motor eléctrico y un sistema de carga, para emular y validar escenarios del “Sistema Real”.
4. Implementar el algoritmo de detección de fallas en una computadora *Raspberry Pi*.

1.3. Justificación

La capacidad de mantenimiento evalúa a detalle las operaciones y cuidados necesarios para que un sistema continúe funcionando adecuadamente. Este funcionamiento, se puede estudiar desde un punto de vista técnico, detallando su importancia en mantener y reparar en un tiempo limitado todos los componentes de un sistema o unidad; de manera que puedan seguir realizando sus tareas.

Cabe resaltar que esta capacidad esta subestimada a pesar de su importancia, debido a que la mayor parte de las veces se espera a que el equipo tenga fallas extraordinarias para dar el mantenimiento necesario,

dejando a un lado el diagnóstico que realmente se necesita. Una medida usada para hacerlo es el tiempo promedio para reparar un equipo, denotado con *MTTR* (*Mean Time To Repair* [6]).

Respecto a la forma de realizar el mantenimiento, existen diversas políticas, en especial el mantenimiento preventivo y correctivo. El mantenimiento correctivo se efectúa cuando se tiene evidencia de una avería, y es motivo de reparación. Por otra parte, un procedimiento moderno, es el mantenimiento predictivo, cuya política pone especial cuidado en los componentes con comportamientos anormales. De esta manera, si se desconfió de una unidad, se debe realizar un trabajo de mantenimiento antes de llegar a resultados catastróficos, pues los daños podrían afectar de manera crucial su funcionamiento.

Dado que México es uno de los principales países productores en la industria automotriz a nivel mundial, donde el personal ocupado de la industria está en aumento, ubicándose en 824 mil personas trabajando en este sector tan sólo en el 2017 y Puebla ocupa el tercer lugar de fabricación de automóviles, camiones y auto partes, con el 13.6% de la producción del país [1], es necesario desarrollar un método de mantenimiento de los sistemas que se ocupan en la industria, que sea más rentable económicamente y que impida un gasto excesivo de energía del sistema que a su vez disminuya el *MTTR*.

Es verdad que existen actualmente en el mercado dispositivos de protección electromagnéticos para solventar algunos de estos fallos, cabe destacar que estos dispositivos son parte de un “ecosistema” (por ejemplo, *SIMOTICS Digital Data de SIEMENS* [7]), propio de una sola marca, para lo cual se necesita que los componentes que lo conformen dispongan de hardware y software pertenecientes a la misma marca, para que funcionen de manera adecuada, esto obstaculiza en el momento de introducir otros dispositivos ajenos. Además, resulta ser sumamente costoso el disponer de todos estos elementos si ya se tiene una instalación previa o simplemente por mantener los pagos de licencias para el uso correcto del mismo ecosistema.

Ante este argumento, es necesario resaltar que se requieren sistemas de diagnóstico predictivo que localicen las fallas de manera rápida, aún las incipientes, sin condicionar el uso de dispositivos específicos.

Es por ello que se hará uso de programas de simulación que por medio

de métodos basados en el comportamiento de señales, permitirán generar modelos digitales de comportamiento del proceso sin la necesidad de disponer de ellos físicamente.

Estos métodos pueden ser basados en el comportamiento de señales y en modelos matemáticos tales como: el banco de observadores y filtros de Kalman [3], técnicas avanzadas de procesamiento de señales (Wavelet Packet, Hilbert) [8], método de elementos finitos (FEM) [9], técnicas de inteligencia artificial como Aprendizaje Profundo y Redes neuronales [10] y análisis de vibraciones [11].

No hay que perder de vista que los resultados proporcionados por el *software* estarán sujetos a un margen de error que dependerá de la precisión del modelo.

Se debe hacer énfasis en que el hecho de que, al ser analizados mediante un *software* capaz de realizar una simulación semejante a la realidad, se proporcionará una herramienta altamente eficaz para determinar fallas en el sistema; esto debido a que permitirá tomar decisiones sobre la gestión del mantenimiento.

1.4. Descripción del sistema

La meta de este trabajo consiste en obtener un modelo de firma de fallas de un proceso, con el cual se busca crear un sistema predictivo, que permitirá gestionar de manera óptima los mantenimientos del sistema, dando como resultado que existan menos mantenimientos preventivos en un lapso mayor de tiempo y que sea más económico el mantenimiento sin descuidar el gasto de energía o probabilidad de ruptura por algún componente en mal estado.

Es por ello que en este trabajo se desarrolla un sistema de identificación basado en métodos de procesamiento de señales y aprendizaje profundo.

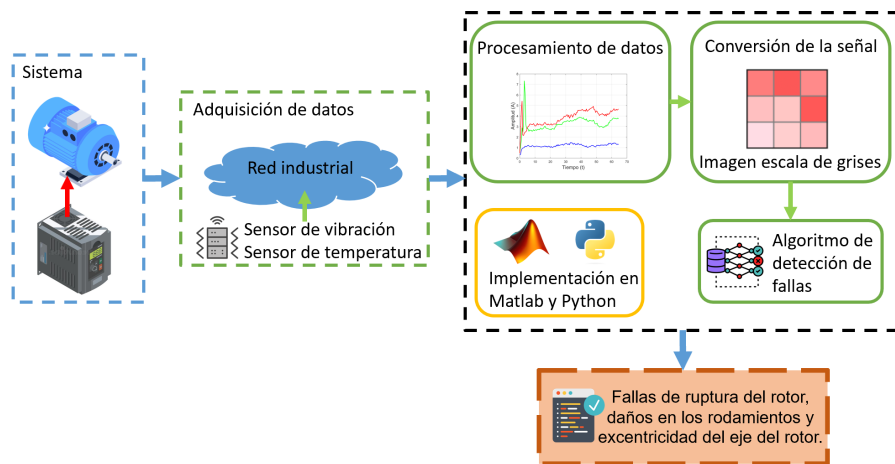


Figura 1.1: Diagrama de bloques

Para lograrlo, se dispone en la instalación principal de sensores los cuales se utilizarán para tener un historial de datos de funcionamiento, estos datos recopilados permiten tener una identificación de la dinámica saludable del sistema [12].

Esto permitirá hacer una “comparación” entre el estado en el que se encuentra trabajando el sistema en el momento y el estado del sistema en el estado saludable para identificar si presenta alguna deficiencia. Las fallas del sistema que se busca detectar son: ruptura del rotor, daños en los rodamientos y excentricidad del eje del rotor.

Para desarrollar el sistema, se han estudiado los diferentes tipos de diagnósticos de fallas en los sistemas dinámicos, puesto que un diagnóstico preciso conduce a evitar daños en las máquinas eléctricas. La elección del método de detección depende de su eficacia. Para este trabajo en específico, se utiliza un sistema mecatrónico que se emplea en procesos de transporte de piezas en diversas industrias. Estos sistemas se basan en motores eléctricos (inductivos, trifásicos, jaula de ardilla) y estudian de manera general el principio de funcionamiento de este dispositivo, con el objetivo de recrear las señales de fallas del proceso.

Se considera un banco de datos con sensores de vibración y temperatura, provistos por un sistema real, del cual se parte para realizar el

análisis de fallas, y no se tiene el contacto directo con el mismo sistema. Es importante resaltar que estos datos se obtienen de forma remota.

Por lo tanto, se realiza el diseño de un banco de pruebas instrumentado que consiste en recrear un modelo similar al del proceso real. Cuenta con un motor de características similares y una serie de frenos para recrear los posibles escenarios en un ambiente controlado. Esta es una herramienta para realizar pruebas físicas sin utilizar el sistema real, aunque la elaboración de este no es el objetivo de este trabajo. Finalmente, se procura implementar este sistema para su futura aplicación en el lugar de trabajo.

1.5. Estado del arte y la técnica

Los motores eléctricos y en particular las máquinas de inducción están en el corazón de una amplia variedad de procesos industriales, pues según el informe de la Agencia Internacional de la Energía [13], en torno al 40 % del total la energía consumida a nivel mundial se debe al uso de motores eléctricos. Aunque los motores de inducción son de gran robustez, están sujetos a cambios transitorios o fallas permanentes durante la operación, los cuales pueden introducir varias causas para la creación de fallas tales como fallas eléctricas, fallas mecánicas, falla de aislamiento, vibraciones mecánicas, suministro de frecuencia desequilibrado, construcción defectuosa... etc. [14]; estas fallas suelen traer consecuencias catastróficas para los seres humanos, pues se ven afectadas las personas que trabajan con estos dispositivos, además de posible daño al medio ambiente y también afecta a las empresas que los manejan en gastos imprevistos. Así, puede sintetizarse que las fallas se clasifican según su ubicación y efectos, siendo los siguientes tipos los principales: fallas eléctricas, fallas del estator, fallas del rotor y fallas mecánicas [14]. Existen muchos métodos de detección de fallas para motores de inducción como el análisis de firma espectral de corriente [15], métodos de elementos finitos [9], técnicas avanzadas de procesamiento de señales como las Transformadas de Wavelet y Hilbert [8], o el análisis de vibraciones [11], ruido acústico y grado de temperatura [16], parámetros que son firmas que conducen a la detección de fallas.

Actualmente, existen equipos altamente especializados para la de-

tección de errores como los analizadores de vibraciones, que cuentan con módulos de entrada y pantallas para visualizar el comportamiento del sistema. En general estos dispositivos son paneles que muestran a través de pantallas los espectros de vibración y las medidas de algunos parámetros del sistema [17].

Por otra parte existen instrumentos de medición termógrafos que generan imágenes basados en radiación infrarroja a partir de la temperatura superficial de las máquinas como las cámaras termográficas [17].

Algunas ventajas de estos dispositivos es que son altamente precisos para identificar las fallas del sistema, pero deben realizar las medidas sobre el mismo de manera invasiva, además de conocer el modelo del sistema para generar *digital twins* para poder comparar sus respuestas, debido a esto, empresas suelen dedicarse solamente a ofertar este tipo de servicios para monitorizar las máquinas eléctricas. Por otra parte, un concepto que ha tomado relevancia recientemente es *machine learning*, desde su formación ha tenido varias definiciones dependiendo del autor, pero es según [18] que decimos que el *machine learning* es una forma de la IA (inteligencia artificial) que permite a un sistema aprender de los datos en lugar de aprender mediante la programación explícita [19], y este puede garantizar soporte de decisiones y predicciones de comportamiento del sistema en la fase de desarrollo del producto, así como en todas las fases posteriores del ciclo de vida basado en simulaciones asistidas por computadora [20].

Es objetivo de este trabajo el investigar, analizar y aplicar los tipos de detección de fallas que sean necesarios, para posteriormente generar a través de *deep learning* (técnica de inteligencia artificial) el proceso que permita realizar el modelo de firma de fallas mecánicas, en particular para detectar fallas de ruptura del rotor, daños en los rodamientos y excentricidad del eje del rotor.

El pronóstico es proponer el diseño de un banco de pruebas que permita emular a los sistemas originales en un ambiente controlado, que se conformaría de un motor de inducción con variadores de frecuencia, vibración y temperatura.

Capítulo 2

Marco teórico

En este capítulo se describen algunas generalidades en las que se circunscribe el trabajo de tesis. En primer lugar, se detallan las diferentes técnicas actuales de mantenimiento preventivo, posteriormente se describe de manera general el uso de motores eléctricos en sistemas mecatrónicos de la industria, además de revisar el aprendizaje profundo como metodología para diagnóstico de fallas y se profundiza con las redes neuronales en específico las convolucionales. Por último, se encuentra una descripción de las redes de comunicación industrial *IO-Link*.

2.1. Diagnóstico de fallas en sistemas

Debido a la creciente demanda en los procesos de refinerías e industrias petroquímicas en los años 30, nacen de una manera empírica los sistemas de diagnóstico de fallas. En esa época, fue de gran importancia apoyar este tipo de sistemas, los cuales tenían fundamentos teóricos y físicos, además contaban con dispositivos de medición fiables.

Hacia los años sesenta, ya se contaba con dispositivos que podían hacer análisis espectrales con intervalos de frecuencia que involucraban señales acústicas con la finalidad de diagnosticar flechas desviadas, alabes dañadas y otros problemas mecánicos [21]. Diez años más tarde, se implementó la aplicación de algoritmos de control aplicados a través de programas por computadora; este aporte permitió incluir sistemas de

protección en los sistemas automatizados.

Progresivamente, se dio oportunidad a ciertos algoritmos y aplicaciones, los cuales antes no podían ser implementados. Esto se hizo desarrollando diversas técnicas de diagnóstico con la madurez de la teoría de control, el crecimiento y diversificación de otras áreas de la ciencia tales como la inteligencia artificial, el desarrollo de instrumentación y el bajo costo de dispositivos electrónicos.

Por otra parte, existe un gran interés de solucionar estos problemas de diagnóstico de fallas a través de la inteligencia artificial, comenzando por Reiter (1987) que propone atacar desde la perspectiva de razonamiento lógico y calificar eventos en sospechosos y candidatos, hasta la formalización del método por De Kleer y Williams (1987), nombrándolo así *DX model based diagnosis*.

A continuación se presenta un panorama general de la seguridad industrial, así como una breve introducción a las diversas clasificaciones de los métodos de detección de fallas; es importante resaltar que también se estudia la presentación de la terminología ocupada en el área del diagnóstico de fallas. Finalmente, la discusión será acerca de la elección del método: las ventajas y desventajas que este implica.

2.1.1. Seguridad industrial

El tema de seguridad surge en los años sesenta como una especialidad de la ingeniería, misma que establece un conjunto de especificaciones que se deben satisfacer para reducir el riesgo de accidentes.

El comité de *Safe Process* de la IFAC estableció un vocabulario preciso, que fue traducido al español por Pugit (2004) [21]:

- Una Falla del inglés (*fault*): consiste en una desviación de una propiedad característica de un sistema con respecto a las condiciones usuales y estándar de operación.
- Una avería (*failure*): es la interrupción permanente de la capacidad del sistema para cumplir una función requerida en condiciones específicas.
- Una disfunción (*malfunction*): es cuando el sistema es incapaz de cumplir con alguna de las funciones para las que fue diseñado, de

manera intermitente.

Cuando se considera la dependencia temporal, se pueden clasificar las fallas de las siguientes formas [21]:

- **Falla abrupta:** Se manifiesta un cambio repentino y puede ser modelada mediante una función tipo escalón donde se desconoce el tiempo de incidencia.
- **Falla incipiente:** Es una falla que se manifiesta como cambio de magnitud en las variables del sistema que va aumentando paulatinamente con respecto al tiempo.
- **Falla intermitente:** Es una falla que no tiene una evolución determinada en el tiempo y frecuentemente se presenta solamente en ciclos de trabajo de manera aleatoria y desaparece el mismo modo.

Por último, la confiabilidad es un índice definido que indica la capacidad de un dispositivo de llevar a cabo sus funciones en condiciones específicas, durante un periodo de tiempo determinado. Por lo que la confiabilidad de un sistema está relacionada directamente con sus fallas y averías a lo largo de su vida útil.

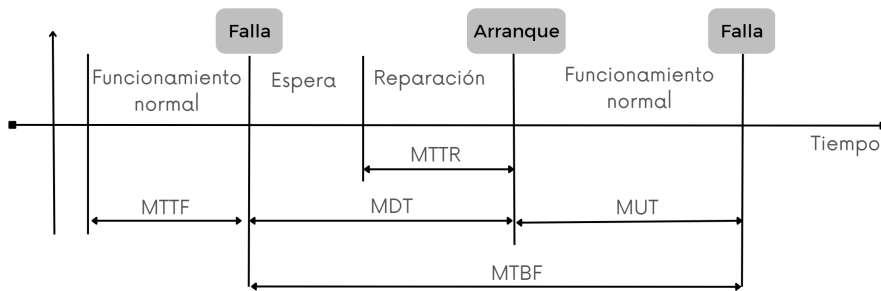


Figura 2.1: Índices de riesgos en función de eventos e intervalos de tiempo

La sustentabilidad evalúa el conjunto de operaciones y cuidados necesarios para que un sistema pueda seguir funcionando adecuadamente.

Existen diversas formas de evaluar el tiempo promedio para reparar un equipo al cual se le denota como *MTTR* (*Mean Time To Repair*).

Existen otros índices como se muestra en la Fig. 2.1 *Mean Time Between Failures* (*MTBF*) que indica la cantidad de tiempo entre dos fallas consecutivas, *Mean Down Time* (*MDT*) que notifica el tiempo donde no hay disposición de la unidad, el lapso *Mean Up Time* (*MUT*) que indica el tiempo promedio de funcionamiento después de una reparación y el tiempo promedio de funcionamiento de la unidad antes de que ocurra una falla (*MTTF*) [21].

2.2. Técnicas de mantenimiento predictivo

El mantenimiento predictivo se compone de pruebas no destructivas que buscan monitorear el funcionamiento de los equipos con el fin de detectar signos de advertencia que indiquen un desempeño inadecuado de sus partes [22].

A través de este tipo de mantenimiento, una vez detectadas las averías, se puede, de manera oportuna, programar las correspondientes reparaciones sin que se afecte el proceso de producción y prolongando con esto la vida útil de las máquinas.

Las pruebas que más utilizan las industrias son los siguientes:

- **Análisis de vibraciones:** Esta técnica se utiliza para medir y analizar las vibraciones de las máquinas. Los cambios en las vibraciones pueden indicar problemas en los componentes del equipo, lo que permite una intervención temprana [23].
- **Termografía:** Esta técnica utiliza cámaras infrarrojas para detectar cambios en la temperatura de las máquinas. Los cambios en la temperatura pueden indicar problemas con los componentes, como sobrecalentamiento [24].
- **Análisis por ultrasonido:** Esta técnica se utiliza para detectar la presencia de fugas, problemas de fricción y otros problemas que pueden producir sonidos ultrasónicos [25].

- **Análisis de aceite:** El análisis del aceite permite detectar la presencia de partículas y contaminantes en el aceite de la máquina, lo que puede indicar un problema con los componentes [26].
- **Análisis de corriente:** Esta técnica mide la corriente eléctrica que fluye a través de los componentes de la máquina. Los cambios en la corriente pueden indicar problemas con los componentes [27].
- **Análisis de datos:** Esta técnica utiliza el análisis de datos y el aprendizaje automático para predecir fallos y problemas futuros en los equipos. Los datos se recopilan de sensores y otros sistemas y se analizan para predecir problemas antes de que ocurran [28].

Si bien el mantenimiento predictivo identifica algún tipo de falla en las máquinas, es necesario definir correctamente cual es el tipo de prueba necesaria según la aplicación, ya que este definirá la eficacia o ineficiencia del mismo.

Para este caso debido al ambiente en el que se desarrolla el trabajo y la maquinaria a la que se aplicará el estudio se optó por realizar un trabajo conjunto para hacer un análisis de datos a través de la información de sensores de vibraciones.

2.2.1. Análisis de datos

Las técnicas de detección de fallas por análisis de datos son métodos utilizados para identificar y prevenir fallas en equipos y sistemas utilizando bancos de datos. Estas técnicas pueden aplicarse a cualquier tipo de sistema o equipo, desde maquinaria industrial hasta redes de computadoras [29].

Existen varias técnicas de detección de fallas por análisis de datos, algunas de las cuales incluyen [30]:

- **Análisis de vibraciones:** Se utiliza para monitorear y analizar las vibraciones producidas por equipos, como motores eléctricos y maquinaria industrial, para detectar cualquier señal temprana de falla.

- **Análisis de espectros:** Se utiliza para analizar las señales de frecuencia producidas por equipos, como las señales de audio en una grabación, para detectar anomalías o señales tempranas de falla.
- **Análisis de series de tiempo:** Se utiliza para analizar patrones y tendencias en datos recolectados en el tiempo, lo que puede revelar señales tempranas de falla.
- **Análisis de componentes principales:** Se utiliza para reducir la complejidad de los datos y aislar los patrones relevantes para detectar fallas.
- **Análisis de regresión:** Se utiliza para identificar la relación entre dos o más variables y predecir el comportamiento futuro de un sistema o equipo.

Estas técnicas de detección de fallas por análisis de datos pueden ser muy útiles para prevenir fallas en equipos y sistemas y mejorar la eficiencia y la confiabilidad de las operaciones [31]. Además, pueden ayudar a reducir costos y tiempo de inactividad al detectar problemas antes de que se conviertan en fallas importantes.

Los métodos de detección de fallas basados en comportamiento de señales Fig. 2.2 se utilizan para identificar patrones o anomalías en las señales de un sistema, que puedan indicar la presencia de una falla o un problema. Estos métodos se aplican en una amplia variedad de sistemas, desde procesos industriales hasta sistemas electrónicos y de comunicaciones.

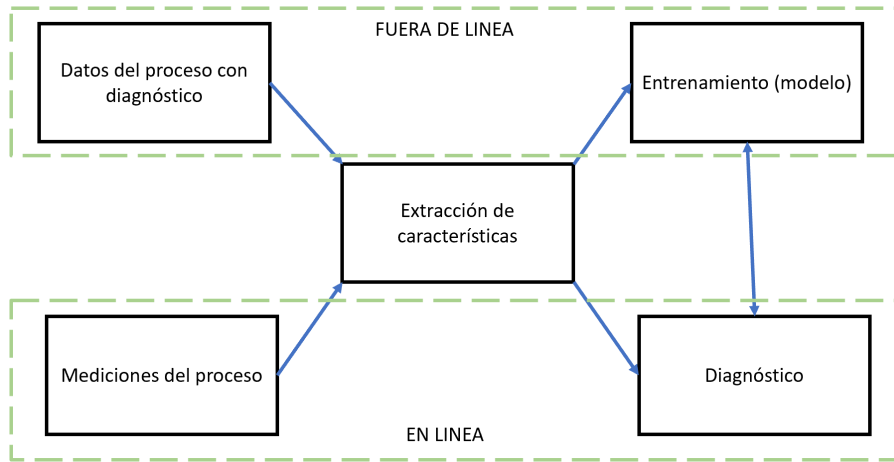


Figura 2.2: Principio de extracción y evaluación de características

La idea detrás de estos métodos es que cada sistema tiene un comportamiento característico cuando está funcionando correctamente, y cuando ocurre una falla, este comportamiento se altera de alguna manera. Al monitorear y analizar las señales del sistema, se pueden detectar cambios en el comportamiento y, por lo tanto, detectar la presencia de una falla.

Pueden ser muy efectivos para identificar problemas en sistemas complejos, especialmente cuando no es posible o práctico tener un modelo matemático preciso del sistema. Además, estos métodos son muy útiles en sistemas que operan en tiempo real, ya que permiten la detección temprana de problemas y la implementación de medidas correctivas antes de que se produzcan daños mayores o interrupciones del sistema.

2.2.2. Análisis de vibraciones

Esta técnica se basa en el estudio del comportamiento de las máquinas rotativas a través del comportamiento de sus vibraciones.

Normalmente las máquinas rotativas presentan ciertos niveles de vibración en su estado operativo normal, en cambio cuando los niveles de vibración se ven alterados indican que existe una anomalía, lo cual advierte de hacer las debidas revisiones al equipo [32].

Para este método es necesario determinar cuáles son los puntos de medición que serán óptimos para la realización del estudio, además de tener cierto conocimiento previo de los parámetros del motor, como son, velocidad de giro, tipo de cojinetes, número de palas, masa inercial, etc.

Los problemas que se pueden detectar por medio de esta técnica, son:

- Desalineamiento
- Desequilibrio
- Resonancia
- Solturas mecánicas
- Rodamientos dañados
- Fallo de los cojinetes
- Anormalidades en engranes
- Problemas eléctricos asociados con motores
- Problemas de bandas

El análisis de vibraciones también puede ayudar a detectar una posible ruptura del motor eléctrico. Las vibraciones extremadamente altas, o la aparición de nuevas frecuencias de vibración que no se han observado previamente, pueden ser indicadores de una falla inminente del motor. Además, la presencia de vibraciones en los niveles de alta frecuencia, como las producidas por la rotura de rodamientos, también pueden indicar una falla en el motor eléctrico [33].

Es importante tener en cuenta que el análisis de vibraciones no puede detectar todos los tipos de fallas del motor eléctrico, y que se debe utilizar en conjunto con otras técnicas de mantenimiento predictivo para tener una evaluación completa y precisa del estado del equipo [34].

2.3. Motor eléctrico

Se llama motor eléctrico al dispositivo capaz de transformar la energía eléctrica en energía mecánica, es decir, puede producir movimiento al convertir en trabajo la energía eléctrica proveniente de la red o almacenada en un banco de baterías [35].

Básicamente, un motor está constituido por dos partes se pueden observar de manera general en Fig. 2.3, una fija denominada Estator, y otra móvil respecto a esta última denominada Rotor. Ambas están fabricadas en material ferromagnético (chapas magnéticas apiladas), y disponen de una serie de ranuras en las que se alojan los hilos conductores de cobre que forman el devanado eléctrico.

En todo motor eléctrico existen dos tipos de devanados: el inductor, que origina el campo magnético para inducir las tensiones correspondientes en el segundo devanado, que se denomina inducido, puesto que en él aparecen las corrientes eléctricas que producen el par de funcionamiento deseado (torque).

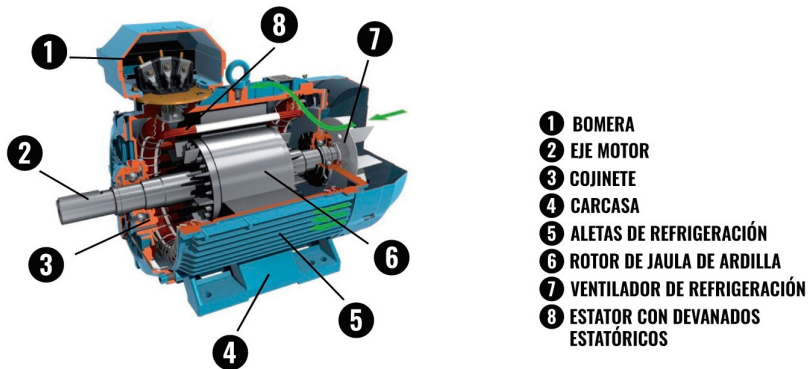


Figura 2.3: Partes de un motor eléctrico

El espacio entre el rotor y el estator es constante y se denomina entrehierro. Por efecto de la intensidad que atraviesa el rotor y el estator, se crean campos magnéticos en el entrehierro, la interacción de estos campos magnéticos con las intensidades que atraviesan los conductores del rotor produce ciertas fuerzas tangenciales que hacen girar el rotor

produciéndose de este modo, la energía mecánica.

Los motores eléctricos, desde el punto de vista de su utilización industrial, suelen clasificarse en:

Corriente continua:	Corriente alterna:
Derivación	Asíncronos
Independiente	Síncronos
Serie	
Compuesto	

Este proyecto plantea la detección de fallas en motores eléctricos en general, entonces es importante tener en cuenta que los motores eléctricos vienen en una variedad de tamaños, diseños y aplicaciones, cada uno con diferentes características y parámetros de funcionamiento.

Por lo tanto, para aplicar técnicas de detección de fallas en motores eléctricos en general, es importante considerar los parámetros comunes que se aplican a la mayoría de los motores eléctricos, como lo son la vibración y temperatura entre otros parámetros. De esta manera, se aplican de manera efectiva las técnicas de detección de fallas basadas en análisis de datos para mejorar la eficiencia y confiabilidad de los motores eléctricos.

2.3.1. Fallas frecuentes en motores

Una falla en un motor eléctrico es cualquier condición anormal o problema que cause un mal funcionamiento del motor, ya sea que afecte su rendimiento, eficiencia, vida útil o seguridad. Las fallas en los motores eléctricos pueden ser causadas por diferentes factores, como la falta de mantenimiento preventivo, el uso inadecuado, el ambiente de operación, la calidad de la energía eléctrica, entre otros [23].

Las fallas en los motores eléctricos pueden manifestarse de diferentes maneras, dependiendo del tipo de falla y del tipo de motor. Algunas de las señales comunes de una falla en un motor eléctrico pueden incluir:

- Ruidos o vibraciones inusuales
- Sobre calentamiento

- Consumo de energía elevado
- Pérdida de potencia o torque
- Paradas frecuentes o imprevistas
- Olores extraños
- Chispas o humo

Existen diferentes enfoques para analizar y evaluar el impacto de las fallas sobre los equipos del sistema eléctrico de las industrias, en general basadas en la evaluación de la potencia o energía perdida con ocasión de cada falla. En este sentido las fallas en un motor eléctrico pueden ser originadas por [36]:

- Fallas en los sistemas de protección y control.
- Fallas originadas en la operación.
- Fallas debidas a la mala calidad de la energía.

Debido a la naturaleza del trabajo el enfoque se hace en el área de las fallas originadas en la operación. A este grupo corresponden las fallas asociadas a los incrementos de temperatura en equipos y problemas de vibración mecánica. En el primer caso, la sobrecarga de los motores y conductores son consecuentes a la circulación de corrientes elevadas que originan, a su vez, pérdidas de energía, ineficiencias en los procesos, extra costos en la operación y mantenimiento, calentamiento excesivo de las partes, e incluso, hasta la misma destrucción del equipo si los sistemas de control y protección no son los adecuados. En este caso, la calidad de la energía se ve seriamente afectada puesto que las sobrecorrientes originan caídas de tensión considerables. Con respecto a las vibraciones mecánicas, son el resultado de fuerzas magnéticas desiguales que actúan sobre el rotor o sobre el estator, dichas fuerzas desiguales pueden ser debidas a diferentes causas como rotor no simétrico, entrehierro no uniforme, perforación elíptica del estator, devanados abiertos o en corto circuito y hierro del rotor en corto circuito, en la Tabla B.1

se describen las causas de perturbaciones más comunes y los efectos que pueden causar.

Perturbación	Causa de la perturbación	Efecto (falla)
Vibraciones Mecánicas	Rotor con deformación, falta de alineamiento entre el rotor y el estator, entrehierro no uniforme, perforación elíptica del estator, devanados abiertos o en corto circuito, bandas destempladas, poleas desgastadas en accionamientos.	Calentamiento excesivo, desgaste y destrucción del equipo (disminución considerable de la vida útil), paros indebidos, desbalances de corriente, desbalances de voltaje, ineficiencia en el proceso, extra costos en operación y mantenimiento.
Aumento de la temperatura	Suciedad de las partes del motor, aislamientos térmicos defectuosos, cuchillas desgastadas, sobrecarga de barrajes, cables y motores, sistemas de control desconfigurados, operación inadecuada de protecciones.	Calentamiento excesivo, destrucción de equipos, conatos de incendio, pérdidas de energía, paros indebidos, sobre corrientes, caídas de tensión, ineficiencia en el proceso, extracostos en operación y mantenimiento

Tabla 2.1: Causas y efectos de fallas mas frecuentes en un motor eléctrico

Las vibraciones generadas por problemas eléctricos suelen ser proporcionales a la carga colocada en el motor, cualquier cambio en la carga puede resultar en cambios significativos en la amplitud y/o en las lecturas de fase, esto explica porqué los motores eléctricos que han sido probados y balanceados en condiciones sin carga pueden mostrar cambios drásticos en los niveles de vibración cuando se vuelven a poner en servicio [36].

Un ejemplo particular de vibraciones mecánicas son las causadas por poleas desgastadas y correas flojas en accionamientos mecánicos, estos

problemas pueden provocar desequilibrios en la corriente, lo que a su vez puede provocar desequilibrios en la tensión eléctrica y afectar la calidad de la energía eléctrica.

2.4. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) es un campo de la informática que se ocupa de la creación de sistemas o programas que pueden realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el aprendizaje, la toma de decisiones y la resolución de problemas. Se divide en dos categorías principales: la inteligencia artificial débil (IA estrecha) y la inteligencia artificial fuerte (IA general) [37].

Profundizando un poco más sobre este término, la inteligencia artificial débil (también conocida como *ANI*, por sus siglas en inglés) se refiere a una forma de inteligencia artificial que tiene habilidades limitadas en tareas específicas. Por ejemplo, puede ser programada para realizar una tarea como reconocimiento de voz o clasificación de imágenes, pero no puede generalizar y aplicar su conocimiento a otros dominios. No tiene la capacidad de pensar y razonar como lo hace un ser humano, sino que se limita a procesar datos según un conjunto predefinido de reglas y algoritmos.

Existen varias aproximaciones para crear una IA, entre las que se incluyen:

- **Aprendizaje automático:** es una técnica de programación en la que se proporciona al sistema una gran cantidad de datos para que pueda aprender a través de la identificación de patrones y relaciones. El aprendizaje automático puede ser supervisado, no supervisado o por refuerzo [38].
- **Redes neuronales:** son modelos de procesamiento de información inspirados en la estructura y el funcionamiento del cerebro humano. Estas redes están compuestas por nodos interconectados que procesan información a través de la transmisión de señales [39].
- **Procesamiento del lenguaje natural:** es una rama de la IA que se enfoca en la comprensión y generación de lenguaje humano. Se

utiliza en aplicaciones como los chatbots, los asistentes virtuales y la traducción automática [40].

- **Visión por computadora:** es la capacidad de las máquinas para interpretar y analizar imágenes y videos. Se utiliza en aplicaciones como la detección de objetos, la clasificación de imágenes y el reconocimiento facial [41].

2.5. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático se considera un subconjunto de la inteligencia artificial (IA), basado en la idea de que una computadora puede aprender a través de la experiencia, y puede mejorar su capacidad para realizar una tarea en particular a medida que se le proporcionan más datos y retroalimentación. A diferencia de programar explícitamente cada paso de un proceso, como se hace en la programación tradicional, el aprendizaje automático permite que un modelo aprenda de manera autónoma, tomando decisiones y haciendo predicciones basadas en los patrones que encuentra en los datos [38].

Se pueden clasificar las técnicas de aprendizaje automático en tres ramas principales las cuales son el aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje por refuerzo.

En el aprendizaje no supervisado, el modelo se entrena en datos sin etiquetar, y el objetivo es encontrar patrones y estructuras en los datos.

En el aprendizaje por refuerzo, el modelo aprende a través de la retroalimentación de un ambiente en el que interactúa y recibe recompensas o castigos por sus acciones.

En el aprendizaje supervisado, se proporciona al modelo un conjunto de datos etiquetados, donde cada ejemplo tiene una etiqueta o respuesta conocida. El modelo utiliza estos datos para aprender a hacer predicciones sobre nuevos datos que no han sido vistos antes. Se basa en el uso de un conjunto de datos etiquetados previamente para entrenar un modelo predictivo. En otras palabras, se alimenta al algoritmo con una serie de ejemplos etiquetados, es decir, con una respuesta conocida, y a partir de esta información, el modelo aprende a predecir las etiquetas de nuevos datos.

El objetivo es aprender una función que mapee las entradas a las salidas correspondientes. Para ello, se utiliza un conjunto de datos de entrenamiento que consiste en pares de entradas y salidas conocidas, también conocidos como “ejemplos de entrenamiento” o “datos etiquetados”. Estos ejemplos se utilizan para entrenar un modelo matemático que pueda predecir la salida correspondiente para nuevas entradas [42].

Una de las ventajas es que puede manejar grandes cantidades de datos y encontrar patrones y relaciones que no son evidentes para los seres humanos.

A continuación, en la tabla 2.2 se presenta una serie de ventajas y desventajas que se pueden encontrar al trabajar con este tipo de herramientas:

Ventajas	
Automatización: automatizar tareas repetitivas que normalmente requerirían mucho tiempo y esfuerzo si se hicieran manualmente.	Optimización: ayuda a optimizar procesos y sistemas, lo que puede llevar a una mayor eficiencia y reducción de costos.
Precisión: mejorar la toma de decisiones y la predicción de resultados, ya que los modelos pueden procesar cantidades enormes de datos y encontrar patrones que los humanos podrían perder.	Escalabilidad: pueden escalar fácilmente para manejar grandes cantidades de datos y aplicaciones complejas.

Tabla 2.2: Ventajas del aprendizaje automático

Desventajas	
Complejidad computacional: Pueden ser computacionalmente intensivos y requerir mucho tiempo y recursos para entrenar y ejecutar. Esto puede limitar su uso en entornos con recursos limitados.	Dependencia de la calidad de los datos: El éxito depende en gran medida de la calidad de los datos utilizados para entrenar el modelo. Si los datos contienen errores, sesgos o ruido, el modelo resultante puede ser menos preciso.
Sesgo algorítmico: Pueden reflejar sesgos en los datos de entrenamiento, el modelo puede perpetuarlos y producir resultados discriminatorios.	Requiere grandes cantidades de datos: Si los datos son limitados o incompletos, el modelo puede ser menos preciso.

Tabla 2.3: Desventajas del aprendizaje automático

Para solucionar problemas mediante el uso de este tipo de algoritmos y modelos matemáticos que aprenden de datos y experiencias previas, se lleva a cabo un proceso que generalmente se divide en tres etapas [42]:

Preprocesamiento de datos: los datos son recolectados y organizados en un formato adecuado para ser utilizados en el modelo de aprendizaje automático. Se pueden aplicar técnicas de limpieza, transformación y selección de características para mejorar la calidad de los datos.

Entrenamiento del modelo: el modelo de aprendizaje automático se ajusta a los datos de entrenamiento para que pueda aprender patrones y relaciones. Se pueden utilizar diferentes algoritmos de aprendizaje automático según el tipo de problema que se esté abordando.

Evaluación del modelo: una vez que el modelo ha sido entrenado, se evalúa su rendimiento utilizando datos de prueba que no se utilizaron en el entrenamiento. Se pueden ajustar los parámetros del modelo y repetir el proceso de entrenamiento y evaluación hasta que se logre el rendimiento deseado.

2.5.1. Aprendizaje profundo (*Deep Learning*)

Una definición de aprendizaje profundo o *Deep Learning* son los modelos perimétricos que realizan operaciones secuenciales a datos de entrada, que consisten en una transformación lineal seguida de una “función de activación” [43]. A diferencia del aprendizaje automático convencional, el cual utiliza algoritmos para extraer características y clasificar datos; el aprendizaje profundo utiliza redes neuronales profundas para procesar y analizar datos de entrada. Estas redes neuronales profundas pueden aprender de forma autónoma a través de la retropropagación del error, un proceso que ajusta los pesos de las conexiones neuronales para minimizar el error en la predicción del modelo.

La retropropagación del error (*backpropagation* en inglés) es un algoritmo utilizado en las redes neuronales para entrenar modelos y ajustar sus pesos y sesgos. La idea básica detrás de la retropropagación es calcular la tasa de cambio de la función de error del modelo con respecto a cada uno de sus pesos y sesgos. Esto se hace mediante el cálculo de las derivadas parciales de la función de error con respecto a cada peso y sesgo. Estas derivadas se propagan hacia atrás a través de la red neuronal para actualizar los pesos y sesgos de cada capa.

Matemáticamente, el algoritmo de retropropagación implica dos pasos principales [44]:

- Propagación hacia adelante: se realiza un cálculo hacia adelante a través de la red neuronal para generar una salida para una entrada dada. Cada neurona en cada capa de la red neuronal recibe una entrada, realiza una suma ponderada de las entradas, y luego aplica una función de activación no lineal para producir una salida. Esta salida se convierte en la entrada para la siguiente capa.
- Propagación hacia atrás: se calcula el gradiente de la función de error con respecto a los pesos y sesgos de la red neuronal. El gradiente se calcula a partir de la diferencia entre la salida real de la red neuronal y la salida esperada (objetivo) para una entrada dada. El gradiente se propaga hacia atrás a través de la red neuronal mediante la regla de la cadena, lo que implica el cálculo de la derivada de la función de activación de cada neurona con respecto

a su entrada ponderada y la derivada de la función de error con respecto a la salida de cada neurona. Este proceso se repite capa por capa, y el gradiente se utiliza para actualizar los pesos y sesgos de cada neurona en la dirección que minimiza la función de error.

La causa principal de su éxito, es el uso de una gran cantidad de capas en comparación con las redes neuronales clásicas y la disponibilidad de conjuntos de datos masivos, ya que, a diferencia de lo que sucede con otros algoritmos del aprendizaje de máquina, el rendimiento del aprendizaje profundo es mayor al disponer de un mayor volumen de datos.

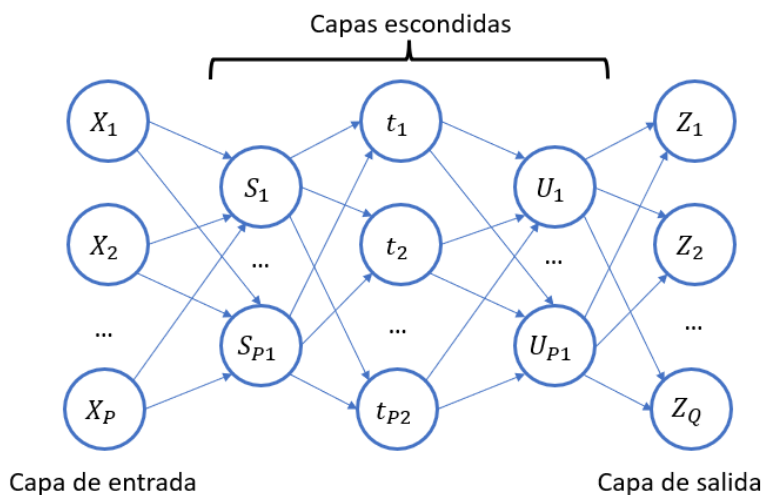


Figura 2.4: Mapa de capas de una red neuronal

Si bien cualquier función booleana sobre variables se puede implementar usando una sola capa con hasta 2^n elementos, a menudo es más eficiente apilar varias capas para formar una red profunda. Cada capa oculta se puede considerar como una transformación del espacio de características Fig 2.4.

Un problema con las redes profundas es el problema del gradiente de fuga: las derivadas parciales se vuelven muy pequeñas moviéndose a través de muchas capas por eso es necesario elegir el algoritmo de

retropropagacion de manera eficiente según el caso de aplicación.

Algoritmo SGDM

El algoritmo del descenso del gradiente estocástico con impulso (*Stochastic Gradient Descent with Momentum* en inglés) es una técnica de optimización utilizada en el entrenamiento de redes neuronales artificiales.

En la optimización de una red neuronal, se busca encontrar los pesos sinápticos que minimizan una función de error. El descenso del gradiente es un método iterativo utilizado para encontrar el mínimo de la función de error, donde en cada iteración se ajustan los pesos de las conexiones entre las neuronas en función de la derivada parcial de la función de error respecto a cada peso. Sin embargo, el descenso del gradiente puede ser lento y puede quedarse atrapado en mínimos locales.

Para mejorar la eficiencia del descenso del gradiente, se puede utilizar el algoritmo del descenso del gradiente estocástico con impulso. En este algoritmo, además de la derivada parcial, se utiliza un término adicional llamado “momento”, que ayuda a acelerar la convergencia. El momento se calcula como una combinación entre la derivada parcial y la dirección de la actualización de los pesos en la iteración anterior.

La ecuación del algoritmo del descenso del gradiente estocástico con impulso es la siguiente [45]:

$$\begin{aligned} v(t) &= \alpha v(t-1) - \eta \nabla J(\theta(t)) \\ \theta(t) &= (t-1) + v(t) \end{aligned} \tag{2.1}$$

donde:

- $\theta(t)$ es el vector de pesos de la red neuronal en la iteración t .
- η es la tasa de aprendizaje, que determina la magnitud del paso de actualización de los pesos.
- $v(t)$ es el vector de momento en la iteración t .
- α es el factor de momento, que determina la importancia del momento en la actualización de los pesos.

- $\nabla J(\theta(t))$ es el gradiente de la función de error en la iteración t .

2.5.2. Redes neuronales

Las redes neuronales artificiales son un modelo computacional inspirado en el sistema nervioso central de los seres vivos, que se utiliza para el aprendizaje automático; consisten en una serie de nodos interconectados que procesan y transmiten información en paralelo.

Cada nodo o neurona de una red neuronal recibe una entrada, realiza una operación matemática y produce una salida. Las conexiones entre los nodos están ponderadas, lo que significa que cada conexión tiene un peso que se ajusta durante el entrenamiento de la red neuronal para mejorar su precisión en la tarea que se le asigna. Pueden tener varias capas, cada una de las cuales procesa la información en diferentes niveles de abstracción. Las capas de entrada procesan los datos de entrada, mientras que las capas ocultas procesan la información intermedia. La capa de salida produce la salida final de la red neuronal.

Una de las principales ventajas de las redes neuronales es su capacidad para aprender y mejorar su precisión a medida que se les proporciona más información, sin embargo, su complejidad también puede ser una desventaja, ya que la configuración de la red y los parámetros del entrenamiento pueden ser difíciles de ajustar y pueden requerir una gran cantidad de recursos computacionales. Además, debido a su naturaleza opaca y a su capacidad para encontrar patrones en los datos, las redes neuronales pueden ser difíciles de interpretar y explicar [46].

El número de arquitecturas y algoritmos que se utilizan en el aprendizaje profundo es amplio y variado como lo son las redes: *RNN (Recurrent Neural Network)* y *LSTM (Long/Short Term Memory)* estos son dos de los enfoques más antiguos pero también dos de los más utilizados [47].

Estas arquitecturas se aplican en diferentes áreas como se menciona en la tabla 2.4 [48]:

Arquitectura	Aplicación
RNN	Reconocimiento de voz, reconocimiento de escritura a mano.
LSTM/GRU	Compresión de texto en lenguaje natural, reconocimiento de escritura a mano, reconocimiento de voz, reconocimiento de gestos, subtítulos de imágenes.
CNN	Reconocimiento de imágenes, análisis de vídeo, procesamiento de lenguaje natural.
DBN	Reconocimiento de imágenes, recuperación de información, comprensión del lenguaje natural, predicción de fallas, etc.
DNN	Recuperación de información, reconocimiento continuo de voz.

Tabla 2.4: Aplicaciones de las redes de *Deep Learning*

Se pueden encontrar en la tabla 2.4 diferentes tipos de redes neuronales como lo son las redes neuronales recurrentes (*CRN*), *long-short term memory (LSTM)*, *gated recurrent unit (GRU)*, *dynamic neural networks (DNN)*. No obstante, las redes neuronales convolucionales (*CNN*, *convolutional neural network*, de sus siglas en inglés) y las redes de creencias profundas (*DBN*) son las más adecuadas para tratar el reconocimiento de imágenes, lo cual es de gran interés para este trabajo [49].

2.5.3. Redes neuronales Convolucionales

Las redes neuronales convolucionales son un tipo de modelo de aprendizaje profundo utilizado principalmente en el procesamiento de imágenes y vídeo. Estas redes se basan en tres capas principales las cuales son los datos de entrada o en este caso tamaño de la imagen, las capas convolucionales para extraer características relevantes de la imagen y reducir la dimensionalidad de los datos antes de alimentarlos a una o varias capas densas para la clasificación o la regresión y la agrupación o datos de salida que son la respuesta que se le presenta al usuario.

La convolución es una operación matemática que permite combinar una imagen con un filtro o *kernel* para producir una nueva imagen con las características relevantes resaltadas Fig 2.5. Las capas convolucionales se encargan de realizar esta operación, y la profundidad de la capa

(número de *kernels* utilizados) determina el número de características extraídas.

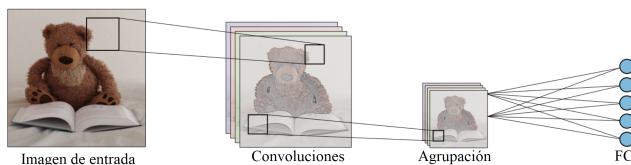


Figura 2.5: Ilustración de redes neuronales convolucionales

Tipos de capas en redes neuronales

La capa de entrada es la puerta de entrada a la CNN y es responsable de preparar la imagen para el procesamiento por la red. En una CNN es la primera capa en la que se ingresa la información de entrada en forma de imágenes, que luego se procesan en la red. Esta capa está formada por un conjunto de neuronas que aceptan las imágenes de entrada y las convierten en una representación numérica adecuada para el procesamiento de la red. Esta se encarga de realizar la convolución inicial de la imagen de entrada con una serie de filtros, que son pequeñas matrices numéricas que se desplazan por la imagen para extraer características de baja y alta frecuencia. La salida de esta capa se conoce como mapa de características y se utiliza como entrada para las capas siguientes de la red.

La capa convolucional aplica una operación de convolución a la entrada de la red neuronal para extraer características relevantes de la imagen o señal de entrada. La convolución se realiza mediante una serie de filtros o núcleos convolucionales que se deslizan sobre la imagen de entrada, multiplicando los valores de los píxeles de la imagen por los pesos correspondientes de los filtros para producir una salida que representa la presencia o ausencia de características específicas en la imagen. Cada filtro puede extraer diferentes características de la imagen, como bordes, texturas, formas, entre otros. Sus parámetros incluyen el tamaño del filtro F y el paso S . La salida resultante O es llamada mapa de activación.

Estos filtros, también llamados *kernel* pueden extraer diversas ca-

racterísticas de una misma imagen, aquí se presentan algunos ejemplos.

$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
Enfoque	Desenfoque	Sobel
$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$
Realzar bordes	Detectar bordes	Repujado

La capa de agrupación (*pool*), también conocida como capa de *pooling*, se utiliza para reducir la dimensionalidad de la salida de la capa convolucional. Su función principal es reducir el tamaño de la representación de la imagen y disminuir el costo computacional en las siguientes capas de la red.

La capa de agrupación opera en ventanas (también llamadas filtros o *kernels*) que se desplazan sobre la imagen y agrupan los valores de la capa anterior en una sola salida. Hay diferentes tipos de operaciones de agrupación, como el *max pooling* Fig 2.6 y el *average pooling* Fig 2.7, que toman el valor máximo o promedio de la ventana, respectivamente, estas operaciones son una forma eficiente de reducir la cantidad de información en una imagen, al mismo tiempo que se conserva la información relevante para la clasificación, en la Tabla 2.5 se encuentra una comparación los dos tipos de agrupaciones.

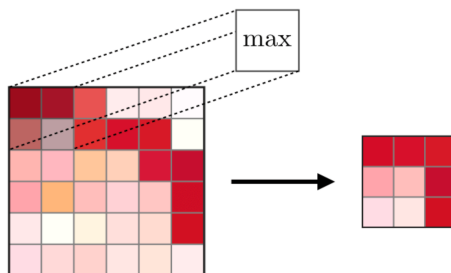


Figura 2.6: Ilustración de agrupación máxima (*max pooling*)

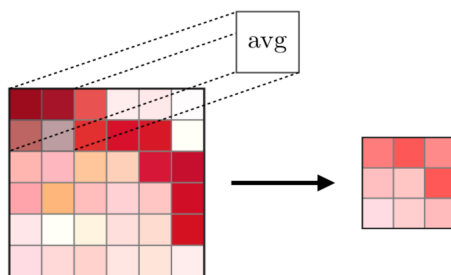


Figura 2.7: Ilustración de agrupación promedio (*average pooling*)

	Agrupación máxima	Agrupación promedio
Objetivo	Cada operación de agrupación selecciona el valor máximo de la vista actual	Cada operación de agrupación promedia los valores de la vista actual
Comentarios	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Conserva las características detectadas ▪ Más comúnmente utilizado 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mapa de funciones de reducción de muestras ▪ Utilizado en <i>LeNet</i>

Tabla 2.5: Características de agrupaciones

La capa totalmente conectada, es también conocida como capa densa o capa de neuronas, es una capa de una red neuronal que conecta todas las neuronas de la capa anterior con todas las neuronas de la capa actual, aquí cada neurona de la capa anterior se conecta con cada neurona de la capa actual mediante un peso sináptico.

Esta capa es utilizada comúnmente para la clasificación y reconocimiento de imágenes, donde la información es procesada en las capas convolucionales y de agrupación, que se conecta a la capa *fully connected* para producir una salida. La capa *fully connected* es responsable de combinar la información de las características extraídas por las capas anteriores y producir una salida final, que puede ser una clasificación o

una predicción como se muestra gráficamente en la Fig 2.8.

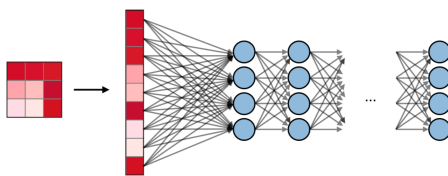


Figura 2.8: Ilustración de capa totalmente conectada (*Fully connected*)

2.6. Red de Comunicación industrial IO-Link

Los sensores y actuadores juegan un rol muy importante en la industria y su presencia ha incrementado durante los recientes años, estos ahora forman el sistema central de la industria manufacturera moderna. *IO-Link* es un estándar de comunicación digital utilizado en la automatización industrial, permite la transmisión de datos de sensores y actuadores de forma bidireccional y en tiempo real, con una alta velocidad de transferencia y un bajo consumo de energía.

IO-Link es un cable de tres hilos para conectar los dispositivos *IO-Link* al controlador de la máquina o al PLC. La transmisión de datos se realiza a través de una señal modulada en amplitud y frecuencia, lo que permite una comunicación más robusta y confiable que intenta resolver los problemas de comunicación entre diferentes protocolos utilizados en las empresas como lo son *Profinet*, *Profibus*, *EtherNet* o *Modbus*.

Una de las ventajas de *IO-Link* es su capacidad de diagnóstico, que permite detectar fallas en los dispositivos conectados y realizar un mantenimiento predictivo, además, al ser un estándar abierto, es compatible con una amplia gama de dispositivos y marcas, lo que facilita su implementación en diferentes sistemas de automatización industrial.

2.6.1. Descripción del protocolo IO-Link

IO-Link es una conexión serie bidireccional punto a punto utilizada para la transmisión de señal y alimentación bajo cualquier red o bus de campo. Es la primera tecnología estandarizada a nivel mundial (según

la norma IEC 61131-9) para comunicarse con sensores y actuadores, basándose en la ampliamente conocida conexión a 3 hilos empleada en estos dispositivos. Su protocolo de comunicación permite la parametrización automática de sensores, diagnósticos del estado de la instalación y transmisión de valores detectados sin pérdida de datos, características esenciales en la industria 4.0.

Tiene como objetivo proporcionar una plataforma tecnológica que permita el desarrollo y uso de sensores y actuadores capaces de generar y consumir conjuntos completos de datos para optimizar económicamente procesos y operaciones industriales automatizadas. Ofrece una plataforma estándar y abierta para todos los fabricantes, facilitando la interacción con distintos equipos y controladores, siendo compatible con todos los dispositivos IO-Link disponibles en el mercado [50].

La diferencia clave entre la entradas/salidas convencional e *IO-Link* radica en que *IO-Link* puede transmitir cuatro clases principales de datos:

- Datos de procesos: Los datos de procesos incluyen valores analógicos y estados de conmutación y se envían cíclicamente, es decir, cada ciclo de comunicación.
- Estado del valor: Cada puerto tiene un estado de valor (*Port-Qualifier*), que indica si los datos de procesos son válidos o no, el estado del valor se puede transmitir cíclicamente con los datos de procesos.
- Datos del dispositivo: Estos pueden ser parámetros, datos de identificación e información de diagnóstico. Se intercambian acíclicamente y a petición de la unidad principal *IO-Link*. Los datos del dispositivo se pueden escribir y también leer desde el dispositivo.
- Eventos: Los eventos son acíclicos y pueden ser mensajes de error (cortocircuito) o advertencias o datos de mantenimiento (suciedad, sobrecalentamiento).

2.6.2. Arquitectura del sistema IO-Link

Un sistema *IO-Link* se compone de un maestro *IO-Link* y uno o varios dispositivos *IO-Link* (sensores o actuadores) con sus respectivos cables de conexión. Además, en la red suele encontrarse una herramienta de ingeniería encargada de configurar y parametrizar el sistema *IO-Link* Fig 2.9.

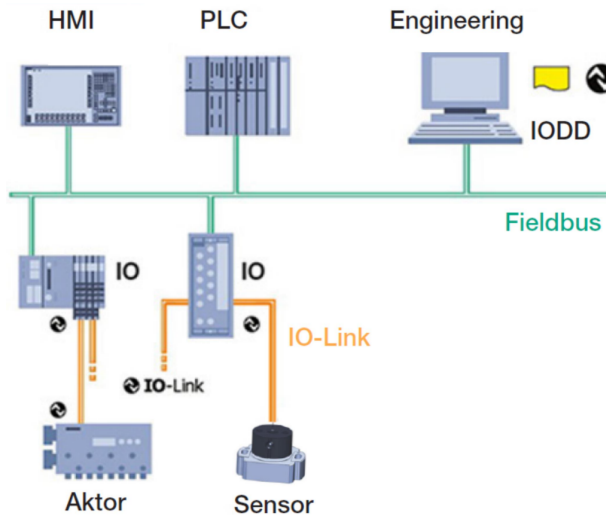


Figura 2.9: Sistema de IO-link, controlador remarcado en negro, conexiones de actuadores y sensores por una línea principal

El maestro *IO-Link* es responsable de establecer la conexión con el controlador de nivel superior, ya sea un PLC, *hardware* de configuración o análisis, entre otros, mediante el bus de campo correspondiente, al mismo tiempo que administra la comunicación con los dispositivos *IO-Link* conectados, este maestro puede tener uno o varios puertos *IO-Link* pero sólo se permite conectar un dispositivo por puerto. Además, mediante el modo IO estándar, puede funcionar como un “nodo” concentrador que permite conectar tanto sensores como actuadores de conmutación convencionales, es decir, sensores binarios convencionales.

Dispositivos conectados al maestro *IO-Link* pueden ser un sensor inteligente, un actuador, un concentrador o incluso un componente me-

catrónico como una pinza o fuente de alimentación con conexión *IO-Link* gracias a la comunicación bidireccional.

Cuando se habla de un dispositivo “inteligente” en relación a *IO-Link* significa que el dispositivo tiene datos de identificación, tipo y número de serie, o parámetros configurables que se pueden leer o escribir a través del protocolo *IO-Link*. Además, un dispositivo inteligente puede proporcionar información detallada de diagnóstico, permitiendo al PLC cambiar los parámetros del dispositivo durante su operación.

La CPU y la unidad principal de comunicaciones configuran el controlador de un sistema *IO-Link*, ejecuta el programa de usuario y las entradas y salidas se intercambian con la unidad principal *IO-Link*.

La unidad principal *IO-Link* (Fig 2.10) se conecta como unidad subordinada al controlador a través de buses de campo como EtherCAT, Profibus u Omron-NX-bus y establece comunicaciones de *IO-Link* con otros dispositivos *IO-Link* [51].

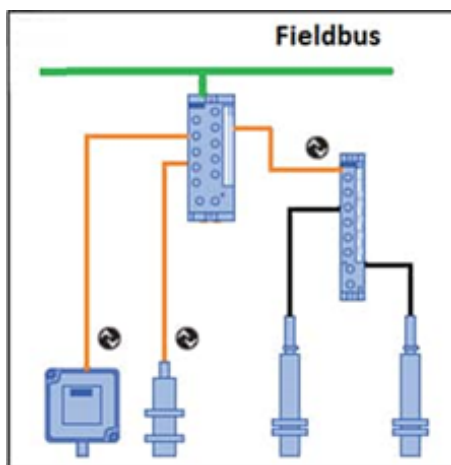


Figura 2.10: Unidad principal IO-Link

Si ocurre un evento, el dispositivo señala la presencia del evento a la unidad principal. La unidad principal luego lee el evento. Los mensajes de error se transmiten desde el dispositivo al controlador o a una HMI (interfaz hombre-máquina) a través de la unidad principal *IO-Link*. La unidad principal *IO-Link* también puede transmitir eventos y estados

donde actúa en representación de la unidad principal; las roturas de cable o las fallas de comunicación son ejemplos de estos eventos.

Cada puerto de una unidad principal *IO-Link* procesa tanto señales de conmutación binarias como valores analógicos (8 bits, 12 bits, 16 bits). La comunicación en serie de *IO-Link* se realiza a través del mismo puerto.

El estándar de *IO-Link* permite que se disponga de dos *bytes* de datos de procesos por ciclo. La transmisión entre el dispositivo y la unidad principal *IO-Link* toma 400 microsegundos (μs) a una velocidad de 230 kilobaudios (*kbaud*). Los usuarios pueden controlar el tamaño de la trama de datos, por lo que también se pueden transmitir mayores longitudes de datos de procesos de hasta 32 bytes en un tiempo de ciclo más bajo [50] [51].

Para garantizar que los datos de parámetros de un dispositivo no se pierdan al reemplazar un dispositivo, los datos se pueden almacenar automáticamente y directamente en la unidad principal *IO-Link*. Si se conecta un nuevo dispositivo de sustitución idéntico, los parámetros del dispositivo anterior se transfieren automáticamente al nuevo.

2.6.3. Implementación sencilla

La conexión entre el maestro *IO-Link* y el dispositivo se realiza mediante un cable de 3 hilos no apantallado con una longitud máxima de 20 metros. La conexión se realiza a través de conectores M5, M8 o M12 que están estandarizados. La mayoría de los dispositivos *IO-Link* tienen conectores M12 que pueden utilizarse sin restricciones para el modo de conmutación y comunicación de *IO-Link*. Cada puerto del maestro *IO-Link* es capaz de procesar señales de conmutación binarias y valores analógicos, con comunicación serie *IO-Link* a través del mismo puerto. *IO-Link* ofrece varias ventajas, como un cableado simple, configuración automática de parámetros y diagnóstico extendido (Fig. 2.11).

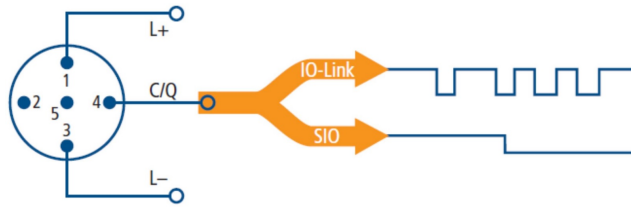


Figura 2.11: Descripción gráfica del protocolo IO-Link

Frecuentemente *IO-Link* y los datos transmitidos por este, se emplean para realizar mantenimiento preventivo y correctivo, por ejemplo, se puede configurar un sensor óptico para que, a través de *IO-Link*, informe con anticipación si existe riesgo de fallo debido a suciedad. Asimismo, es posible detectar si un dispositivo presenta algún error y conocerlo de manera remota.

Cada sensor y actuador tiene parámetros específicos que dependen de su tecnología y diseño, por lo que los fabricantes proporcionan esta información a través de un archivo XML llamado IODD (*IO Device Description*) que describe el dispositivo *IO-Link*. La comunidad *IO-Link* ofrece interfaces para un “Buscador IODD” que permite a las herramientas de ingeniería o maestros *IO-Link* obtener el archivo IODD correspondiente a un dispositivo específico. De esta forma, se garantiza la correcta configuración y parametrización de los dispositivos *IO-Link* para una integración óptima en el sistema.

2.6.4. Tipos de datos de IO-Link

Existen cuatro tipos de datos en *IO-Link*: Datos de proceso, datos de estado de valor, datos de dispositivo y datos de eventos. Los datos de proceso son aquellos que el dispositivo adquiere del entorno y envía al maestro, por ejemplo, la lectura de distancia en un sensor de medición, o información que se envía al dispositivo desde el maestro como la consigna para un actuador. Estos datos se transmiten de manera cíclica a través de una trama de datos definida.

Junto con los datos de proceso se transmiten los datos de estado de los valores que indican si los datos del proceso son válidos o no

En la Fig 2.12 se muestra como es la relación de los tipos de datos [52].

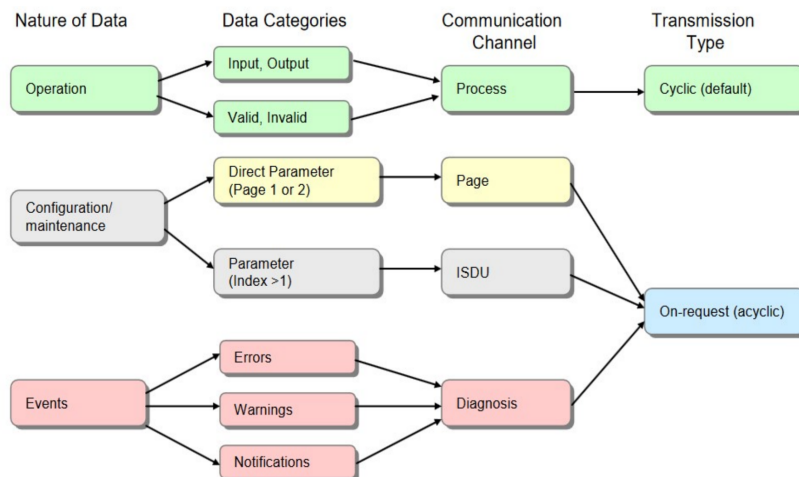


Figura 2.12: Relación entre los tipos de datos y los modos de transmisión

En el protocolo IO-Link se dispone de 2 bytes de datos de proceso por ciclo de forma predeterminada. La transmisión entre el dispositivo y el maestro IO-Link tarda $400 \mu s$ a una velocidad de 230 kilobaudios, pero el usuario puede optar por tramas de transmisión más grandes. Es posible transmitir datos de proceso con una longitud de hasta 32 bytes en un tiempo de ciclo proporcionalmente menor.

Los datos de dispositivo contienen información sobre el propio sensor, como valores de parámetros, números de modelo y serie, descripción de dispositivo, entre otros. Los datos de servicio se pueden escribir o leer del dispositivo a petición (acíclicamente).

Para asegurar la conservación de los datos de parametrización de un dispositivo al ser reemplazado, se pueden almacenar automáticamente en el maestro IO-Link. Si se conecta un nuevo dispositivo idéntico como reemplazo, los parámetros del dispositivo anterior se transferirán automáticamente al nuevo dispositivo, configurándolo como su predecesor.

Los datos de eventos incluyen notificaciones como mensajes de error o alertas de mantenimiento, por ejemplo, sobrecalentamiento del dispositivo o desplazamiento del cursor fuera de rango que se transmiten puntualmente desde el dispositivo IO-Link al maestro cuando ocurre el evento.

IO-Link es un sistema de comunicación muy robusto que opera a un nivel de 24 V. Si se producen fallos de transmisión, la trama se repetirá dos veces más, solo después del segundo fallo de reintento, el maestro IO-Link reconocerá una falla en la comunicación y la señalará al controlador de nivel superior.

2.6.5. Sensores conectados a través de IO-Link

Con IO-Link los diseñadores pueden entregar datos del sensor de manera eficiente directamente a un sistema de control. La flexibilidad de los sensores con capacidad IO-Link permite a las máquinas operar de manera más efectiva proporcionando diagnósticos al controlador.

Además de la función de detección básica, como la detección de elementos de una cinta transportadora, los sensores correctos, ubicados estratégicamente, pueden proporcionar un estado detallado y preciso del estado de la máquina.

Las opciones de sensores para IO-Link son numerosas, en la Fig 2.13 se muestra un tipo de sensor que registra diversas variables físicas como la vibración, la temperatura, la humedad y la presión del aire, las cuales se procesan y se suministran a un sistema de nivel superior a través de IO-Link [53].



Figura 2.13: Sensor de monitorización de estado

Algunos parámetros que el sensor ofrece con la interfaz de ajuste es la configuración flexible de los datos de proceso, medición de vibraciones según ISO 10816-3, procesamiento previo de datos (estadística), eventos (alarmas previas y principales), tiempos de retardo para alarmas y función de búsqueda con indicador LED (ping).

Las redes de comunicación IO-Link representan una tecnología estandarizada y versátil que facilita la transmisión de señales, alimentación y datos entre sensores, actuadores y sistemas de control en entornos industriales. Esta tecnología permite la parametrización automática de dispositivos, diagnósticos de estado y transmisión de información sin pérdida de datos, lo que resulta fundamental para la optimización de procesos y la automatización en la industria. Además, su diseño abierto y estándar fomenta la inter-operabilidad entre diferentes equipos y fabricantes, brindando una solución flexible y compatible para múltiples aplicaciones en el mercado industrial.

Capítulo 3

Diagnóstico automático de fallas

Se realizará una investigación de la metodología que se debe emplear para identificar fallas en los sistemas mecatrónicos, el sistema de diagnóstico de fallas deberá ser capaz de entender cuando el sistema está funcionando de manera correcta y cuando no lo está haciendo. En dicha acción se debe tener en cuenta el estado del propio sistema, el cual puede estar desgastado o trabajando en ambientes diferentes y no debe tener el modelo matemático del motor; solo se tendrá a disposición información a través de sensores de vibración.

Se propone realizar un algoritmo con inteligencia artificial supervisado. A su vez se identificará el comportamiento del sistema con una clasificación multiclase, cuyos datos de entrada se obtendrán de los sensores que se dispongan.

Por último en este capítulo, se explicarán de manera detallada las decisiones tomadas para realizar esta investigación, detallando así las limitaciones y oportunidades que se presentaron en cada una de las etapas del desarrollo del sistema.

3.1. Descripción del banco de pruebas

Con el fin de verificar la capacidad del algoritmo para identificar las fallas en un sistema con máquinas rotatorias, usando señales de vibración, se implementó un banco de pruebas de laboratorio.

El banco de pruebas de laboratorio es una plataforma experimental, el cual se muestra en la Fig 3.1. Este sistema es de la compañía INTECO el cual tiene como actuador principal un motor de corriente directa (CD), que para los fines experimentales de este trabajo aportará información importante para la realización del sistema de detección de fallas. El «MODULAR SERVO SYSTEM» cuenta con diversos módulos que se pueden añadir al sistema de ejes del motor, además de una interfaz de usuario operada con *software* de *MATLAB/Simulink*.



Figura 3.1: Modular Servo System

La caja de control (3) maneja la velocidad del motor (5), que se configura desde la plataforma (7) de *Simulink*; el motor está conectado a través del eje a una carga inercial (6) y de ser necesario a otros módulos que administran al sistema comportamientos como lo son el *backlash* y vibraciones. El sensor esta instalado sobre el motor para adquirir las señales de vibración, las cuales son transmitidas a través de protocolo *IO-Link* por la interfaz de usuario dada por (2) hacia la computadora (1).

Finalmente en (4) se encuentra el taco-generador, que nos ayuda a monitorear la respuesta del motor. Esta plataforma de experimentación

tiene módulos que se le pueden adaptar, acoplándolos a través de unos codos empalmados en los ejes de cada módulo.

Para los experimentos realizados en este apartado se utiliza el módulo de *carga inercial, freno magnético y backlash*.

3.2. Procesamiento de datos

El procesamiento de datos es una herramienta clave en el análisis y la interpretación de patrones en imágenes.

En esta sección, se explorará el uso de técnicas de procesamiento de datos para la clasificación de señales de vibración a partir de un sensor de vibración, en particular, se utilizará una red neuronal convolucional (*CNN*) para analizar y clasificar estas señales de vibración en diferentes categorías, lo que permitirá una mejor comprensión de los patrones de vibración y su relación con diferentes eventos. A través de este apartado, se espera contribuir al desarrollo de una técnica saludable para el procesamiento de datos de sensores de vibración, pues se considera que su uso puede tener importantes aplicaciones en el monitoreo del sistema, en la detección temprana de fallas y la mejora del rendimiento de los sistemas mecánicos.

3.2.1. Adquisición de la señal

La adquisición de las señales de vibración del sistema fueron obtenidas a través de 2 distintos tipos de sensores, el primero es un sensor *Balluf BCM-0001* y el segundo a través de la *central MPU 6050*. Hay que tomar en cuenta que para el sensor *Balluf* existe un protocolo de comunicación guiado por *IO-link*, este protocolo de comunicación otorga los datos a través de un *script tipo Json* el cual se actualiza dependiendo de la velocidad de la red en la que esté conectado y sólo para pruebas, se obtiene a través del sensor *PU 6050*. Este se configuró para obtener los datos a una velocidad de un milisegundo y se tomó en cuenta la adquisición de datos, motivo por el cual se determinó que para la experimentación, las pruebas tendrían la misma duración (30 minutos).

Por su parte, la adquisición de los datos con el sensor *MPU 6050* se llevó a cabo a través de un programa realizado en *Simulink*, en el cual

se contó con un módulo del mismo sensor y se tomaron directamente los datos para almacenarlos en un *script* con formato *.xlsx*, mientras que para el sensor tipo *BCM-0001* se contó con un protocolo de transmisión de datos a través de la red, mediante una interfaz de la propia marca. Esto otorgó un *script* con formato *Json* y se actualizó cada cierto tiempo para adquirir los datos a través de un *script de MATLAB* y a su vez eliminó los datos que no son necesarios y tomó los datos de vibración y temperatura para proceder a guardarlos de dos maneras diferentes; el primero un archivo «*.mat*» y el segundo a manera de base de datos un archivo «*.xlsx*».

Debido a la actualización tanto de *software* como de *hardware* al utilizar una *Raspberry pi 4*, se optó por trasladar el mismo protocolo que se utilizó para el sensor *Balluf* y para el sensor *MPU 6050*. Por su parte, las conexiones del *sensor MPU-6050* entraron directamente en los puertos de entrada/salida de la tarjeta *Raspberry pi*, seguido de esto, se realizó una interfaz de usuario en la cual al iniciar se adquirieron los datos y se guardaron en archivos *Json* con las mismos parámetros que se encuentran en el archivo *Json*. Esos parámetros otorgan al sensor *Balluf* para poder generalizar un mismo *script* y tomar los datos, sin importar el sensor que se vaya a utilizar.

En resumen se cuenta con 2 tipos de sensores, el sensor *Balluf BCM-0001* y el sensor *MPU 6050*, que están conectados directamente con la tarjeta *Raspberry pi*, el primero a través de su puerto *RJ45* y el segundo a través de los puertos de entrada salida de la tarjeta *Raspberry*. Ambos adquieren los datos a través de una interfaz de usuario realizada a través de *Python* la cual y en el caso del sensor *MPU 6050*, adquiere los datos y los transforma en un archivo *Json*, mientras que para el sensor *BCM 0001* simplemente guarda los datos *Json*.

Una firma de fallas, se refiere a un patrón característico de señales, comportamientos o datos que indican la presencia o desarrollo de una falla o deterioro en un sistema, componente o material específico.

Bajo este contexto, para realizar el banco de datos necesario para el entrenamiento de la red neuronal, se optó por hacer tandas de adquisiciones de datos.

Una vez colocados los sensores se dejó actuar al banco de pruebas por un lapso de 4 horas, en el cual el motor con sus módulos corres-

pendientes fueron adaptados dependiendo de la firma de fallas que se quisiera obtener. Después de esto, se dejó trabajar sin interrupciones, esto se realizó varias veces hasta obtener el número de datos necesarios, cabe mencionar que estas tandas de adquisiciones de datos no son los datos que se transformarán para realizar el entrenamiento de la red debido a que pasará por diversos procesos de tratamiento de datos para que sea óptimo el entrenamiento.

3.2.2. Selección de datos

Ambos sensores (*Balluf y MPU-6050*), otorgan cuatro tipos de datos los cuáles son tres de vibración y uno de temperatura los de vibración otorga la vibración en el eje X, la vibración en el eje Y y la vibración en el eje Z, la temperatura es obtenida directamente del sitio en el que esté empotrado el sensor.

Debido a las necesidades de este trabajo, aunque se obtuvieron los datos de temperatura, solo se almacenan para que en un futuro trabajo puedan ser utilizados como base de datos (no van a ser utilizados en este trabajo). Por otro lado, se tienen tres datos de vibración de los cuales se ignoran dos de los datos, los del “eje y” los datos en el “eje z”, esto debido a que tomar en cuenta estos tipos de datos, se traduciría en un mayor costo computacional y para el trabajo en el que se está empleando no es necesario tomar esto, debido al tipo de fallas que se están identificando y a que la posición en la que están ubicados los sensores se obtiene la información necesaria tomando en cuenta los datos de un solo eje y así poder discriminar estos datos. Del mismo modo, estos datos se almacenan debido a que en un futuro trabajo pueden ser de ayuda para identificar otro tipo de fallas.

Una vez seleccionados los datos de vibración del eje deben ser clasificados según su tipo de firma de fallas para los cuáles en este trabajo serán las fallas de ruptura del rotor, daños en los rodamientos y excentricidad del eje de rotor. Por otra parte, para realizar pruebas en la identificación de fallas se realizaron la toma de datos en el motor para velocidades de 200 rpm y 150 rpm.

3.2.3. Limpieza y ajuste de datos

Como se mencionó anteriormente, las tandas de datos consumen un tiempo de 30 minutos, pero para obtener de manera más eficaz un mayor número de datos, las tandas fueron obtenidas en periodos de prueba de aproximadamente 2 horas por lo que cada periodo de prueba contaba con alrededor de cuatro tandas de 30 minutos, razón por la que al final se tiene una señal de 90,000 datos que son divididos entre las cuatro tandas respectivamente. Teniendo así 20,000 datos por cada tanda y dando un restante de aproximadamente 10,000 datos que son la brecha de ajuste que existen entre cada prueba. Cada una de las tandas de 20,000 datos, es dividida nuevamente entre el tamaño de la imagen que se quiere obtener, por lo que se divide nuevamente entre 900 que es el resultado de la multiplicación de 30 por 30 que es el tamaño de la imagen en la escala de grises deseada. Nuevamente se tiene un restante que va a ser la brecha de ajuste entre imagen e imagen, finalmente se obtienen 22 imágenes por cada tanda de datos y 88 imágenes en total por cada periodo de prueba.

3.2.4. Normalización y conversión de la señal

Una vez obtenida la señal y segmentada se obtiene un vector de longitud 900 el cual lse designa \mathbf{s} , este es normalizado en un intervalo de $[1, 255]$ y se obtiene la señal **snorm** siendo:

$$snorm = \frac{127}{\max(|s|)}s + 128 \quad (3.1)$$

donde $s = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ es la señal original y n es el largo de la misma, por lo que s_n es el tamaño del enesimo valor en la señal.

Entonces, la amplitud de la señal normalizada es mapeada a cada pixel de un arreglo de imagen \mathbf{G} de dos dimensiones, como el valor de grises. La imagen \mathbf{G} se describe como:

$$G(x, y) = snorm(l(x - 1) + y), x \in \{1, 2, \dots, h\}, y \in \{1, 2, \dots, l\} \quad (3.2)$$

donde $\mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ es el valor en escala de grises del píxel en la fila x y columna y de $G_{snorm(i)}$ es el i valor de \mathbf{s} .

Por último la imagen \mathbf{G} es obtenida con h filas y l columnas donde $h \times l = n$. Es así como se obtiene el compendio de imágenes como se logra representar en la Fig 3.2.

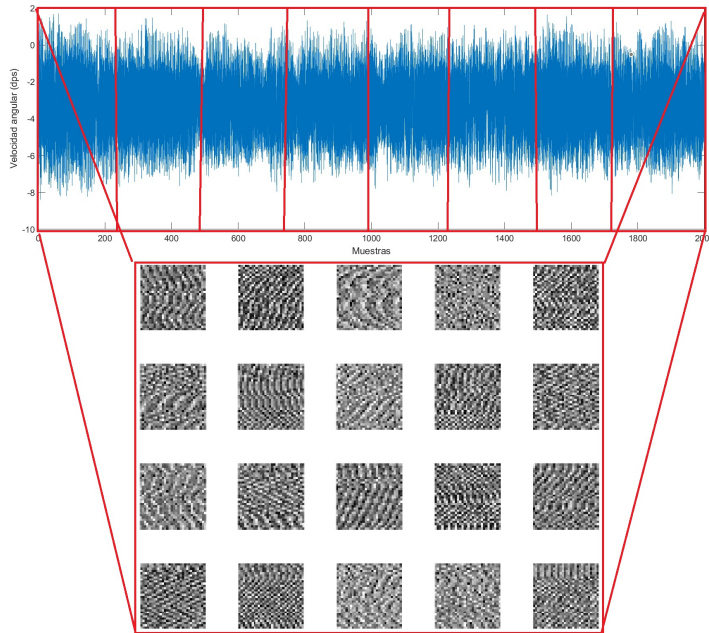


Figura 3.2: Diagrama de recortes de datos para generación de imágenes \mathbf{G}

La imagen de la Fig 3.2 es una representación de el tratamiento de la señal, la cual busca representar las imágenes obtenidas de la señal al dividirla en varias secciones.

3.3. Implementación de la red neuronal convolucional (CNN)

Se sabe que en una red neuronal, a medida que se alimenta un conjunto de datos de entrada a la red, se propagan las señales a través de las diferentes capas, y se ajustan los pesos de las conexiones entre neuronas

para producir una salida deseada.

La implementación de una red neuronal eficaz requiere una cuidadosa selección y configuración de la arquitectura de la red, así como un conjunto de datos adecuado para entrenar y validar la red. Además, es necesario prestar atención a la normalización y preprocesamiento de los datos de entrada, así como a la selección de una función de pérdida y un algoritmo de optimización adecuados para guiar el ajuste de los pesos de las conexiones. En esta sección se muestra el diseño de la red neuronal y se explican los procesos de su arquitectura.

3.3.1. Arquitectura de la red neuronal

Para realizar la identificación de fallas en el sistema se presenta una red neuronal convolucional mostrada en la Fig. 3.3, la cual se encarga de obtener las características principales de cada una de las señales obtenidas e identificar estas características en las nuevas señales que se vayan adquiriendo, para que al ingresarlas a la red ya entrenada, pueda clasificarse con alguna de las características de fallas.

La arquitectura de la *CNN* contiene una entrada matricial de dos dimensiones de 30 x 30 píxeles que ingresa a una etapa convolucional, donde se aplican 8 filtros diferentes, de tamaño 3 x 3 de paso [1 1] con relleno, es decir, que no cambia el tamaño de la imagen original y la salida conserva sus dimensiones. Seguido de esto pasa a una etapa de normalización para tener valores entre 0 y 1 con una función de activación tipo *ReLU* dándole así una profundidad más grande a la red. Después se introducen las nuevas imágenes resultantes a una etapa de *Pooling*, que en este caso es de tamaño 2 x 2 y un paso de [2 2] con *maxPooling* que reducirá el tamaño de las imágenes sin perder las características de la misma.

El proceso anterior se repite nuevamente pero ahora aplicando 16 filtros diferentes en la convolución a cada una de las salidas obtenidas en las etapas anteriores con su etapa de normalización correspondiente y su función de activación *ReLU*, seguido de una reducción de tamaño con otra capa de *pooling*.

Por último, estas salidas son introducidas a otra etapa convolucional de 32 filtros diferentes, nuevamente aplicando la etapa de normalización

y función de activación *ReLU*, obteniendo así la profundidad necesaria para entrenar a la red.

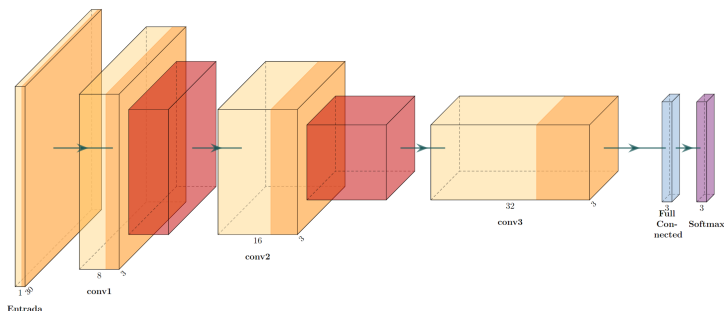


Figura 3.3: Diagrama general de la arquitectura de la red convolucional

Las salida es introducida a una capa de *Full-connected* con 3 neuronas, las cuales son el número de salidas que se desea obtener, con una función de activación *Softmax* debido a que se buscan probabilidades. Por último la capa de salida consta de una capa de clasificación que asigna la imagen introducida a una de las diferentes opciones de diagnóstico de fallas dada.

3.3.2. Proceso de entrenamiento

Para realizar el proceso de optimización de la red neuronal convolucional se eligió como asistente el algoritmo del descenso del gradiente estocástico con impulso, con una taza de aprendizaje inicial de 0.01 y con un numero máximo de 12 *epocas* con 1 ciclo de entrenamiento completo por época como se muestra en la Fig. 3.4, donde la línea azul muestra la efectividad del entrenamiento según el avance de las iteraciones y la línea roja la disminución del error, siendo las líneas punteadas el progreso final tanto de efectividad como de error según el numero de muestras. También se supervisa la precisión de la red durante el entrenamiento, especificando los datos y la frecuencia de valoración.

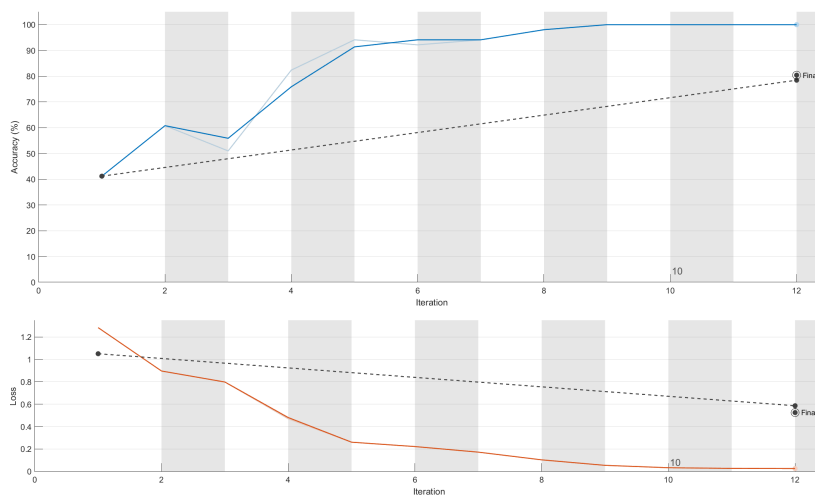


Figura 3.4: Progreso de entrenamiento

El *software* entrena la red en los datos de entrenamiento y calcula la precisión de los datos de validación a intervalos regulares durante el mismo; los datos de validación no se utilizan para actualizar los pesos de la red, solo los verifica.

En la gráfica de la Fig 3.4 se observa que la precisión aumenta con forme pasa el numero de *epocas*, aunque tiene un ascenso accidentado, el entrenamiento llega a ser productivo debido a la arquitectura propuesta para el numero de datos que se tienen, sin embargo se determina que aunque la respuesta es satisfactoria la línea punteado nos indica que se necesita mas datos para evitar problemas de aprendizaje por *underfitting* en el caso que la gráfica de perdida sobrepase la línea roja como se muestra al principio en el punto de la primera *epoca*.

3.3.3. Evaluación del modelo

La precisión del sistema se presenta de manera gráfica en la Fig 3.5, la cual muestra, en el eje y las clases verdaderas a las que pertenecen las imágenes y en el eje x las clases que predijo la red; es decir, en la diagonal azul se muestra el número de veces que el sistema predijo de manera correcta la identificación de la falla correspondiente.

	Ruptura	Excentricidad	Bueno	Rodamientos
Ruptura	97	7	2	24
Excentricidad	3	116		11
Bueno	22		103	5
Rodamientos	17	24	1	88

Figura 3.5: Gráfico de precisión

Se puede resaltar en este gráfico que la red tiene problemas con identificar cuando el sistema está en condición de daños en los rodamientos y lo confunde con el sistema actuando con excentricidad en el eje del motor. La tendencia del sistema se inclina sobre la diagonal de predicción correcta, es decir, se puede obtener mejores resultados haciendo un acervo de datos más grande.

Puede parecer lógico aumentar el numero de *epocas* para el entrenamiento de la red y así aumentar la precisión del sistema para la predicción de la firma de fallas para daños en los rodamientos, pero hacer esto introducirá *underfitting* al sistema debido a la baja cantidad de datos que se tiene.

Con la cantidad de datos actualmente obtenidos y el diseño de la arquitectura de la red obtiene una precisión del 80%, con una alta probabilidad de aumento con más datos ingresados para el entrenamiento de la red.

3.4. Pruebas y resultados

En esta sección se muestra el diseño de tipos de fallas para el sistema.

Para el experimento de diagnóstico de fallas de señales de vibración del sistema, es necesario obtener la firma de funcionamiento del sistema en un estado normal, para ello, se deja funcionar al sistema como normalmente lo haría en una jornada laboral normal; para que la base de datos obtenga los datos en buen estado, se enciende el motor con una velocidad constante y se evitan los eventos extraordinarios ajenos al funcionamiento normal del sistema.

Después, se obtienen los datos del sistema con información de fallas. Se implementan los módulos de fallas descritos en la Fig. 3.6 y de la misma manera se deja actuar al sistema con una velocidad constante y sin eventos extraordinarios al funcionamiento del mismo los cuales pueden ser, aumento o disminución de velocidad, paros o encendidos repentinos, aumentos de carga inercial ajenos al experimento y vibraciones extrañas al experimento, se adquieren los datos durante el tiempo de muestreo.

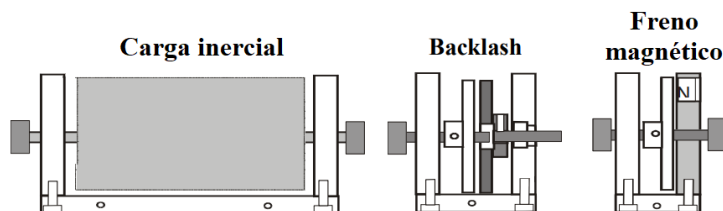


Figura 3.6: Diagrama de los módulos acoplados al sistema

Se observa en la Fig 3.6 un diagrama de los módulos implementados en el sistema, el primero es un módulo de carga inercial el cual adhiere una masa al eje del motor con el que estará trabajando de manera normal. Para los experimentos de fallas se agregan los diferentes módulos, en este caso el módulo *backlash* que consta de dos discos separados sobre el eje del rotor, hace contacto a través de un diente, el cual agrega poca vibración y una carga inercial diferente y además otro módulo de experimentación es el freno magnético, este consta de un disco con un imán en un punto de su periferia, mientras existe otro fuera del sistema

en una base estática, cercano al que se encuentra en el disco, ejerciendo atracción al mismo, agregando señales de vibración al sistema; simulando así con estos módulos escenarios de fallas que se buscan determinar en el diagnóstico de este sistema.

3.4.1. Implementación de CNN MATLAB

La implementación de este *software* es relativamente sencilla debido a las herramientas que proporciona. El proyecto tiene tres partes principales, en las cuales se ejecutan procesos para la adquisición de datos, tratamiento de la señal y entrenamiento de la red neuronal (3.2.1 : 3.3.3); a continuación se describe cómo se ejecutan estos procesos dentro del *software* de desarrollo como se muestra en la Fig 3.7.

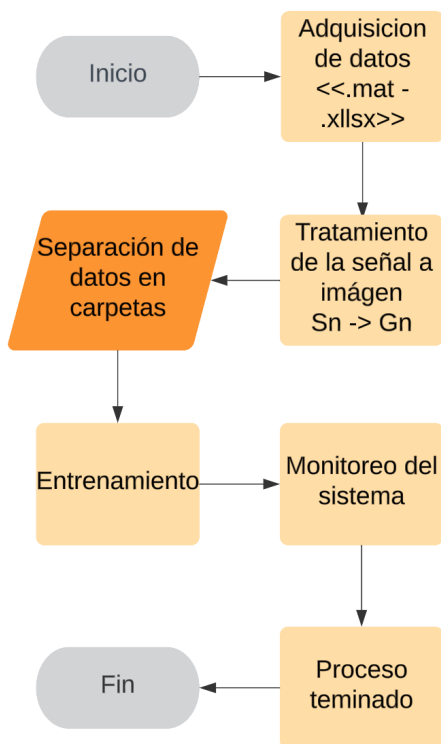


Figura 3.7: Diagrama general de la implementación de red neuronal

- Adquisición de datos:** Este apartado depende del sensor que se va a utilizar, para el sensor *BNI-0001* se utilizó directamente la interfaz de usuario dada por el fabricante, al cual se accede a través de un *script* de *Matlab* directamente por la dirección *IP* del dispositivo. Este *script* tiene la función de actualizar la información según el tiempo que se le es requerido y bajar los datos que envía el sensor, siendo esta una variable importante para regular el tamaño de la muestra tomada en el tiempo requerido.

Por otro lado en el caso del *MPU-6050* se cuenta con una tarjeta de desarrollo Arduino Uno, por la facilidad de uso para un posible usuario final, la cual sirve como plataforma de adquisición de las señales del sensor. Se realizó un modelo en *Simulink*, este cuenta con el módulo de adquisición de datos del sensor en uso y entrega un vector que es separado en cada una de las variables que se requieren y es almacenado en el *workspace* de *Matlab* para posteriormente pasar por el almacenamiento de los datos. En ambos casos este mismo *script* almacena los datos en un archivo tipo «.mat» y en un archivo tipo «.xlsx» como se muestra en la Fig 3.8.

	1	2	3	4
	Tiempo	VibracionX	VibracionY	VibracionZ
1	0	-4.5853	1.3275	-0.2823
2	0.1000	0.2823	1.4420	0.6027
3	0.2000	-4.6463	1.4801	-1.2131
4	0.3000	-3.8681	1.3657	-1.1063
5	0.4000	-4.4708	1.2970	-0.6866
6	0.5000	-2.4872	1.5717	-0.4196
7	0.6000	-4.6082	1.2207	-1.3733
8	0.7000	-2.4796	1.5030	-0.8698
9	0.8000	-2.9907	1.3504	-0.1450
10	0.9000	-4.8218	1.3046	-1.1597
11	1	-3.5248	1.3809	0.1755
12	1.1000	-3.2043	1.2283	-0.2975
13	1.2000	-3.1738	1.4954	-0.6027

(a) Señal de vibración en archivos «.mat»

	A	B	C	D
	Tiempo	Vibracion eje X	Vibracion eje Y	Vibracion eje Z
1	0	-4.585266113	1.327514648	-0.282287598
2	0.1	0.282287598	1.441955566	0.602722168
3	0.2	-4.64630127	1.480102539	-1.21307373
4	0.3	-3.868103027	1.365661621	-1.106262207
5	0.4	-4.470825195	1.29699707	-0.686645508
6	0.5	-2.487182617	1.571655273	-0.419616699
7	0.6	-4.608154297	1.220703125	-1.373291016
8	0.7	-2.479553223	1.502990723	-0.869750977
9	0.8	-2.990722656	1.350402832	-0.144958496
10	0.9	-4.821777344	1.304626465	-1.159667969
11	1	-3.524780273	1.38092041	0.175476074
12	1.1	-3.204345703	1.22833252	-0.297546387
13	1.2	-3.173828125	1.495361328	-0.602722168

(b) Señal de vibración en archivos «.xlsx»

Figura 3.8: Almacenamiento de datos

- Tratamiento de la señal:** Aquí se tiene como función, tomar los datos almacenados directamente de la carpeta donde se encuentran las señales de vibración, se ingresan como variables, el número de archivos con los que se quiere trabajar y la dirección de la carpeta donde se encuentran ubicados además del tamaño deseado de la imagen en escala de grises. El *script* automáticamente convertirá las señales de los datos almacenados en la carpeta, y las seccionará directamente al tamaño necesario para las imágenes en escala de grises, este apartado solamente funciona con los archivos en tipo «.mat» y almacena las imágenes en formato «.jpg» en la carpeta donde se esté ejecutando el *script*.

Hay que recalcar que en ninguno de los procesos se clasifican los datos de manera automática, sino que el usuario debe separar los datos según el tipo de firma de falla a detectar. En la Fig 3.9 se pueden apreciar las etapas por las que suceden cada uno de estos pasos, teniendo la señal original en primera estancia, recuperada de la carpeta, seguida de la imagen recortada según el tamaño de la imagen en escala de grises que se desea y por último, se tiene una muestra de varios recortes de la señal ya transformada a imágenes en escala de grises.

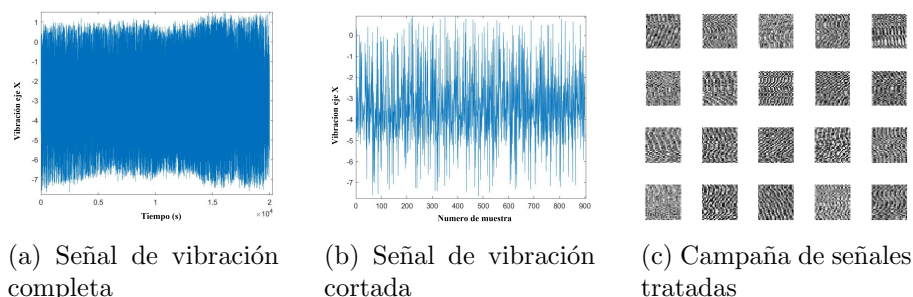


Figura 3.9: Etapas de tratamiento de la señal

- Entrenamiento de la red neuronal:** Para el entrenamiento de la red neuronal convolucional Fig 3.10, primero se cargan los datos de entrada a través de la dirección de la carpeta donde estén almacenados y se muestra un grupo de imágenes al azar de la base de

datos; para corroborar que la información sea la correcta, calcula el número de imágenes que tiene cada categoría según la carpeta donde fueron almacenados y se define el tamaño de la imagen. Después se especifican los conjuntos de datos de entrenamiento y validación según el número de muestras, se define la arquitectura de la red neuronal convolucional y se definen las opciones de entrenamiento para entrenar a la red neuronal convolucional. Por último, se calcula el *accuracy* (exactitud) de la clasificación y gráfica los resultados. En este apartado se puede ingresar una nueva imagen ajena al conjunto de entrenamiento o validación que será la que se desea que monitoree el sistema.

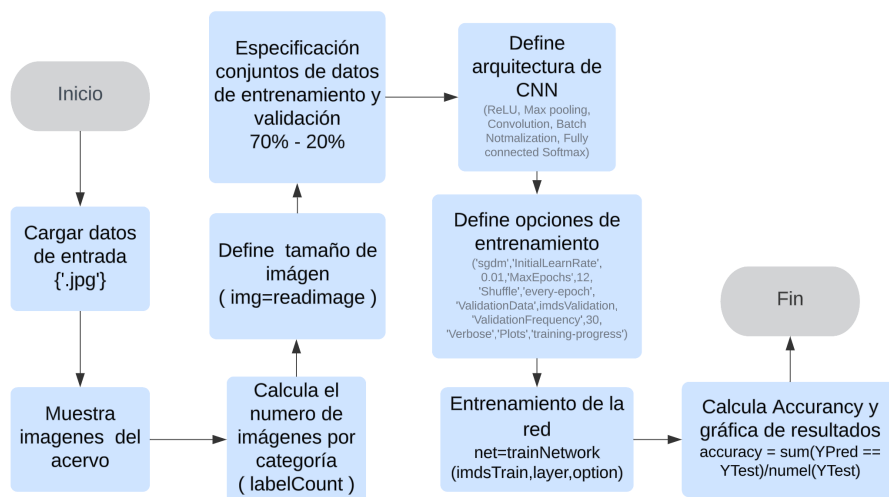


Figura 3.10: Diagrama de entrenamiento de la red neuronal

3.4.2. Implementación de CNN Python

La estructura de este sistema se realizó en la plataforma de *Raspberry Pi 4*, para lo cual se tomaron en cuenta algunas consideraciones para que el sistema ejecute de manera correcta el código, siendo así que la tarjeta de desarrollo debe cumplir que su memoria *RAM* sea de 2 *Gb* o más grande, debido a los requerimientos computacionales. Además el sistema operativo con el cual se debe trabajar es de arquitec-

tura de *64bit*, en este caso se optó por una distribución *Raspbian 64bit*. además de contar con *Python 3* y actualizar sus librerías, se debe instalar *CONDA* el cual es una distribución orientada al análisis de datos, *data science* e inteligencia artificial, además de descargar las librerías de *SciPy*, *Matplotlib*, *Pandas* y *Numpy*. Este sistema puede ser más difícil de implementar para el desarrollador, pero se traduce en una buena optimización de los recursos computacionales e interfaz de usuario debido a que se puede adaptar la plataforma a nuestras necesidades.

Nuevamente se cuenta con tres apartados principales con los cuales se ejecutan los procesos para la adquisición de datos, el tratamiento de la señal y el entrenamiento de la red neuronal, estos apartados se vieron anteriormente en la implementación en *Matlab* (3.4.1), aquí se describe la adaptación del prototipo de implementación en *Python*.

- **Adquisición de datos:** Este apartado depende del sensor que se va a utilizar, para el sensor *BNI-0001* se utilizó directamente la interfaz de usuario dada por el fabricante, al cual se accede a través de un *script* en *Python* directamente por la dirección *IP* del dispositivo. Este *script* tiene la función de actualizar la información según el tiempo que le es requerido y obtener los datos del sensor.

En la Fig 3.11 se muestra la adquisición de los datos en tiempo real; se observa que el tiempo en el que se requieren los datos es una variable muy importante para regular el tamaño de la muestra tomada.

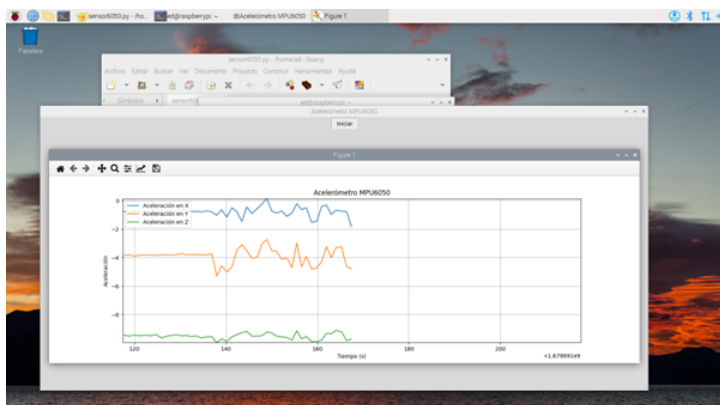


Figura 3.11: Captura pantalla de monitor de la señal en Python

Por otro lado en el caso del *MPU-6050* se habilitaron los puertos de entrada-salida con los que cuenta la tarjeta *Raspberry 4* (Fig 3.12) y se desarrolló una interfaz de usuario en *Python* para ejecutar el código de adquisición de datos. En ambos casos este mismo *script* almacena los datos en un archivo tipo «.ipynb» y en un archivo tipo «.xlsx».

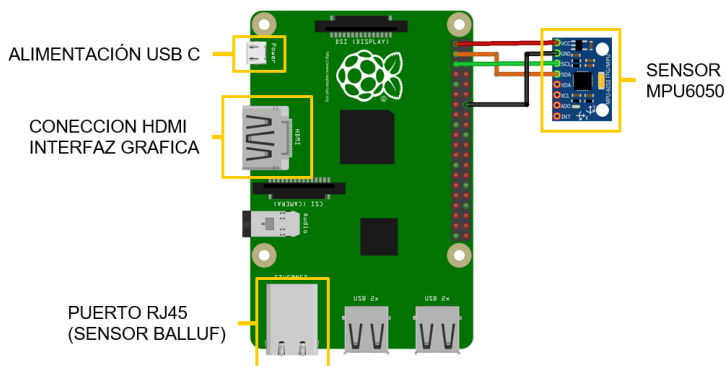


Figura 3.12: Diagrama de conexiones para tarjeta *Raspberry Pi 4*

- **Tratamiento de la señal:** Aquí se tiene como función, tomar los datos almacenados directamente de la carpeta donde se encuen-

tran las señales de vibración, se ingresó como variable el número de archivos con los que se quiere trabajar y la dirección de la carpeta donde se encuentran ubicados. Además del tamaño deseado de la imagen en escala de grises, el *script* automáticamente convertirá los datos almacenados en la carpeta en imágenes en escala de grises; este apartado solamente funciona con los archivos en tipo «.mat» y almacena las imágenes en la carpeta donde se este ejecutando el *script*, en formato «.jpg». También hay que recalcar que en ninguno de los procesos se clasifican los datos de manera automática, sino que el usuario debe separar los datos según el tipo de firma de falla a detectar.

- **Entrenamiento de la red neuronal:** Para el entrenamiento de la red neuronal convolucional, primero se cargan los datos de entrada a través de la dirección de la carpeta donde estén almacenados y se muestra un grupo de imágenes al azar de la base de datos. Para corroborar que la información sea la correcta, calcula el número de imágenes que tiene cada categoría según la carpeta donde fueron almacenados, y se define el tamaño de la imagen. Después se especifican los conjuntos de datos de entrenamiento junto a su validación según el tamaño de número de muestras para definir la arquitectura de la red neuronal convolucional y seguido de esto se definen las opciones de entrenamiento para entrenar a la red neuronal convolucional. Por último, se calcula el *acurrancy* (exactitud) de la clasificación y grafica los resultados Fig 3.13. En este apartado se puede ingresar una nueva imagen ajena al conjunto de entrenamiento o validación que será la que se desea que monitoree el sistema.

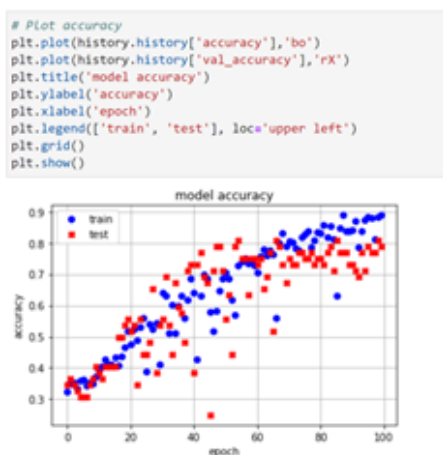


Figura 3.13: Gráfica de entrenamiento de red en Python

La tarjeta *Raspberry pi* junto con el sistema operativo implementado, tienen las capacidades para procesar la cantidad de datos que se está requiriendo para el aprendizaje automático, sin embargo, este *script* de *Python* está montado en un desarrollador de programas en línea (*Google Colab*) debido a que se puede acceder de manera remota, a través de la *web* sin necesidad de estar en el punto de trabajo y nos ofrece un ambiente orientado directamente al aprendizaje automático además de que cuenta con servidores en línea para hacer un proceso de aprendizaje más rápido utilizando las prestaciones que nos ofrece.

3.4.3. Análisis de resultados

La naturaleza de el trabajo y el área a la que se esta aplicando, hacen difícil realizar comparaciones con sistemas similares, siendo que factores como la cantidad de datos, metodología de experimentación, aplicación y los subsistemas relacionados a estos mismos factores, generan variaciones significativas a la hora de comparar resultados.

Debido a la implementación específica del trabajo y el de su área de aplicación, resulta difícil establecer comparaciones directas con sistemas similares; factores como el volumen de datos, la metodología experimen-

tal empleada, la diversidad de aplicaciones y los subsistemas asociados a estos elementos generan variaciones significativas al momento de analizar y contrastar los resultados obtenidos. No obstante, al llevar a cabo una comparación entre el sistema de detección de fallas automático implementado y otros sistemas análogos en términos una aplicación similar, se evidencian los resultados descritos en la tabla 3.1 [54]. Estos resultados demuestran que el rendimiento del sistema diseñado es considerablemente satisfactorio en relación con la cantidad de datos proporcionados a la red neuronal.

Estos resultados demuestran que, aunque no sea el sistema de detección de fallas óptimo, su rendimiento es considerablemente satisfactorio en relación con la cantidad de datos proporcionados a la red neuronal.

Modelo	Exactitud prueba	Promedio	Error
AlexNet	0.9625	0.9583	0.0165
MobileNet	0.9625	0.9791	0.0146
ResNet-18	0.9750	0.9775	0.0219
SVM	0.7125	0.7708	0.0784
DAFSMI	0.8900	0.8625	0.0541

Tabla 3.1: Comparativa de desempeño de señales de vibración.

La tabla compara arquitecturas de aprendizaje automático usadas en visión por computadora para tareas como clasificación y detección de objetos. Aunque en análisis de vibraciones se emplean estructuras adaptadas a datos de series temporales, en este caso se optó por estos modelos para la comparación, ya que para este trabajo las señales de vibración se transforman en imágenes para el aprendizaje automático.

En cuanto a la precisión, la comparación entre los cuatro modelos presentados revela resultados alentadores ya que el modelo exhibe un nivel satisfactorio de acierto y errores aceptables. Se observa también que existe disparidad en la cantidad de datos que utiliza cada método, lo cual puede influir en los resultados finales, incluyendo variaciones en el rendimiento y la precisión de los modelos.

Este hallazgo sugiere la viabilidad y efectividad del modelo imple-

mentado, destacando su capacidad para realizar detecciones de manera adecuada a medida que se aumenta la cantidad de información proporcionada, lo que apoya su potencial para profundizar en aplicaciones futuras en el análisis de fallas en sistemas.

3.5. Conclusiones del capítulo

La implementación de la inteligencia artificial y de las redes neuronales, ha demostrado ser una tendencia en crecimiento que ofrece oportunidades significativas para mejorar la eficiencia y precisión de los procesos de fabricación y producción. Las redes neuronales son especialmente útiles para el procesamiento de datos complejos y la toma de decisiones basada en datos y para finalizar, la disponibilidad de tarjetas de desarrollo como la *Raspberry Pi* ha facilitado su implementación en aplicaciones del mundo real.

Existen desafíos que deben abordarse, uno de ellos es la necesidad de grandes conjuntos de datos de entrenamiento para desarrollar modelos precisos, lo cual podría ser difícil de obtener en situaciones con datos limitados o fallos infrecuentes. Además, la interpretación de los modelos de redes neuronales puede ser complicada porque dificulta la identificación de los factores que contribuyen a las fallas en los motores eléctricos.

Es importante tener en cuenta la complejidad del ajuste de los algoritmos para adaptarlos a las características específicas del motor. A pesar de estos desafíos, las redes neuronales tienen el potencial de mejorar la detección de fallas en los motores eléctricos, lo que los convierte en una herramienta valiosa para mejorar la eficiencia y reducir los costos de mantenimiento. A medida que la tecnología continúa evolucionando, es esencial seguir abordando estos desafíos y encontrar soluciones para maximizar el potencial de las redes neuronales en la industria.

Capítulo 4

Diseño y desarrollo de un banco de pruebas industrial para la recreación de fallas de sistemas reales

El presente capítulo se centra en la conceptualización de un banco de pruebas industrial, basado en un motor eléctrico como actuador principal. Teniendo como objetivo recrear y simular fallas de los sistemas reales, esta herramienta se diseña con un enfoque modular, lo que permitirá la flexibilidad y adaptabilidad necesarias para evaluar diferentes sistemas y condiciones de falla.

El capítulo comienza con una introducción al banco de pruebas industrial y su importancia en el entorno industrial actual. Se presentarán los objetivos y el alcance del banco de pruebas propuesto, así como la justificación de la elección de un motor eléctrico como actuador principal. A continuación, se abordará la conceptualización del sistema modular, destacando los beneficios que ofrece en términos de recreación de fallas y flexibilidad.

Posteriormente, se analizará en detalle la selección y caracterización del motor eléctrico, incluyendo los criterios utilizados para su elección, las especificaciones técnicas relevantes y la evaluación de su idoneidad

como actuador principal en el banco de pruebas. A continuación, se describirá el proceso de diseño y construcción del banco de pruebas, considerando aspectos como la disposición de los componentes y las consideraciones de seguridad y robustez.

Se concluirá con un resumen de los logros y contribuciones del banco de pruebas propuesto, así como las limitaciones identificadas y las recomendaciones para futuras investigaciones y aplicaciones. La implementación de un banco de pruebas industrial basado en un motor eléctrico como actuador principal representa un avance significativo en la evaluación de sistemas y el estudio de fallas, contribuyendo en la mejora de la eficiencia y confiabilidad en el ámbito industrial.

4.1. Banco de pruebas industrial

El banco de pruebas utilizado para emular vibraciones mecánicas se basa en la implementación de un motor trifásico de corriente alterna. La elección de este motor se fundamenta en consideraciones relacionadas con el montaje, mantenimiento y costo. Dado que la aplicación no requiere una alta potencia de transmisión se ha seleccionado un motor con una potencia nominal de $0,37 \text{ kW}$ ($0,5 \text{ hp}$), una velocidad de rotación de 915 rpm y un torque de $3,86 \text{ Nm}$, el motor se acoplará a un eje principal encargado de transmitir el movimiento.

Para llevar a cabo la conexión antes mencionada, se empleará un acople flexible, la selección del tipo de acople se realizará en etapas posteriores, teniendo en cuenta los requisitos específicos del proyecto. Después, se llevarán a cabo los cálculos necesarios para dimensionar adecuadamente el eje principal y estará asociado a un disco completamente balanceado, el cual cuenta con una serie de orificios roscados. Estos orificios permitirán el ajuste de la masa mediante tornillos opresores, con el propósito de generar un desbalanceo controlado en la máquina y los discos se sujetarán al eje principal mediante acoplamientos.

Uno de los soportes del banco de pruebas dispondrá de un sistema que permitirá la desalineación del eje en relación con el acople. Dicho sistema se apoyará en un bastidor equipado con dos carriles en forma de T invertida, los cuales posibilitarán el desplazamiento de los soportes según los casos de medición requerido, el diseño general se puede ver en

la Fig 4.1.

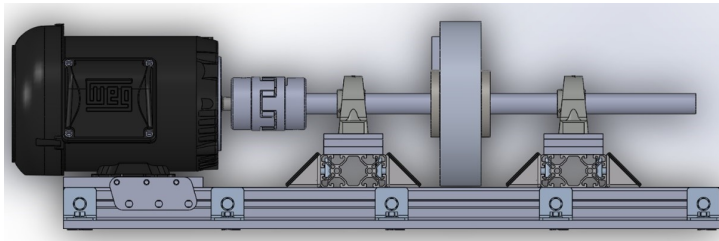


Figura 4.1: Diagrama del banco de pruebas

En cuanto a la instrumentación, el banco de pruebas estará equipado con sensores de vibraciones, los cuales registrarán las variables a medir. Estos sensores se utilizarían en un sistema industrial real y para alimentar una red neuronal. Es de vital importancia garantizar que el bastidor sea diseñado y construido de manera apropiada, para asegurar la estabilidad y rigidez necesarias durante las pruebas.

4.1.1. Objetivos y alcance del banco de pruebas propuesto

El diseño del banco de pruebas tiene como objetivo general realizar la parte experimental de este trabajo de investigación para llevar a cabo el estudio e integración de los sistemas de detección de fallas automáticos.

Para ello se plantea:

- Determinar los componentes del sistema
- Analizar la resistencia de los dispositivos de carga
- Diseñar la arquitectura del sistema de comunicación
- Configurar la comunicación del sistema con el algoritmo de detección de fallas
- Diseñar los sistemas de emulación de fallas
- Diseñar los sistemas de seguridad eléctricos y mecánicos del sistema

4.2. Cálculo de esfuerzos

En esta sección, se describe como mediante el cálculo de esfuerzos, se analizan las fuerzas internas y externas que actúan sobre un material o estructura. Este proceso implica evaluar cómo dichas fuerzas afectan la resistencia y la deformación de los materiales, permitiendo determinar la estabilidad y seguridad de componentes mecánicos, estructuras civiles, maquinaria, entre otros, en este capítulo se describe como mediante métodos matemáticos, se analiza el comportamiento de los materiales empleados en este trabajo bajo diferentes cargas, contribuyendo al diseño óptimo y seguro de diversos elementos en ingeniería.

4.2.1. Diseño del eje

El diseño del eje incorporará un volante y se instalarán dos apoyos equipados con rodamientos de bolas. Además, se empleará un acoplamiento flexible de disco.

La determinación de los diámetros de los ejes se basarán en múltiples factores, como la resistencia mecánica, la rigidez, las vibraciones y el comportamiento modal, así como consideraciones constructivas. Debido a que aún no se conocen las dimensiones específicas del accionamiento, se sugiere realizar un cálculo preliminar para establecer los diámetros de los ejes en relación con la torsión. Este enfoque se utiliza comúnmente cuando los momentos flectores generan esfuerzos de magnitud reducida.

En esta etapa del diseño, sólo se dispone de información sobre el momento torsor transmitido por el árbol. Los momentos de flexión podrán determinarse una vez que se disponga de una configuración aproximada del árbol. Para un eje circular de sección constante el momento de torsión está dado por:

$$M\tau = \frac{\tau_{adm}J}{c} \quad (4.1)$$

Donde: τ_{asm} = esfuerzo admisible en el eje, c = radio del eje y punto para el que se define el esfuerzo, J = momento polar de inercia. Por resistencia de materiales se sabe que para los ejes sólidos.

$$J = \frac{1}{2}\pi c^4 \quad (4.2)$$

reemplazando en 1:

$$\begin{aligned}\tau_{adm} &= \frac{2M\tau}{\pi c^3} \\ c &= \frac{d}{2}, d = \text{diametro} \\ \tau_{adm} &= \frac{16M\tau}{\pi d^3}\end{aligned}\tag{4.3}$$

En el cálculo de diseño, se determina el diámetro del extremo saliente del árbol.

Para el material del eje, se utilizará acero 1035. Al determinar el diámetro del extremo saliente del árbol para los aceros 1035, 1040 y 1045, se suele tomar un valor límite de resistencia al corte $\tau_{adm} = 20..,25MPa$. En este caso, se tomará $\tau_{adm} = 20MPa$ para una situación extrema.

Despejando el diámetro en la ecuación y utilizando las propiedades del motor ($M_\tau = 3,86Nm$), tomando el valor del momento pico, que para la mayoría de los motores asíncronos es aproximadamente $2M_\tau$, se obtiene que $M_\tau = 7,72Nm$. Con los valores mencionados anteriormente, se tiene:

$$d = \sqrt[3]{\frac{16 * M\tau}{\pi * \tau_{adm}}} = 12,527mm\tag{4.4}$$

4.2.2. Resistencia estática

El eje macizo estará sujeto a esfuerzos nominales de flexión por torsión, donde la componente axial se considera despreciable. Tanto los apoyos como los volantes que se encuentran en el eje podrán desplazarse a lo largo de su longitud. Para realizar los cálculos, se tomará la medida extrema donde se presenten los mayores momentos de flexión.

El eje estará soportado por dos apoyos, como se mencionó anteriormente, y sobre él girarán los discos con un diámetro de 20 cm cada uno y un espesor de 5 cm. Inicialmente, se considerará una longitud de eje de 60 cm, teniendo en cuenta la geometría del equipo, esta medida permitirá el desplazamiento de los componentes móviles mencionados

anteriormente. Se observa el diagrama del sistema mencionado en la Fig 4.2.

Debido a la inevitable desalineación de los árboles en la mayoría de los acoplamientos, el eje estará sometido a una fuerza complementaria F_a . Se determinarán las fuerzas que actúan sobre el eje, considerando el plano vertical como el más crítico debido a la suma de las componentes del peso en ese plano.

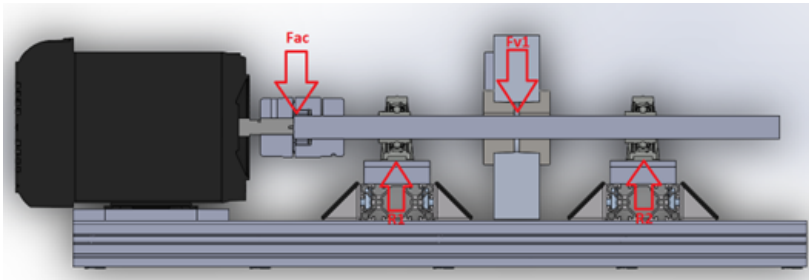


Figura 4.2: Corte transversal fuerza del eje

- F_{ac} = Fuerza debido al acople. Su cálculo da como resultado $F_{ac} = 511,2N$
- $fv1 = fc + fw1$ = fuerza debido al volante
- F_c = fuerza centrífuga total de las masas en los agujeros
- F_{wv} = peso del volante

De los cálculos se tiene que:

$$\begin{cases} fv1 = 90N + 41,55N = 132N \\ R_2 = 34,3N \\ R_1 = 743,5N \end{cases} \quad (4.5)$$

El máximo momento de flexión en el plano horizontal es de $68.33 Nm$, y se encuentra en la sección entre el acople y el primer apoyo. A partir de esto, se puede deducir que esta será la zona crítica o peligrosa

del árbol. Para la sección peligrosa del árbol, donde se obtuvieron los momentos máximos en ambos planos, se concluye que:

$$M_f = \sqrt{69^2 + 50^2} = 84,62Nm \quad (4.6)$$

Donde se determina el momento equivalente de la siguiente manera:

$$M_{eq} = \sqrt{M_f^2 + M_t^2} = \sqrt{84,62^2 + 7,72^2} = 84,97Nm \quad (4.7)$$

Se determina el diámetro del árbol:

$$d = \sqrt[3]{\frac{M_{eq}}{0,1\omega}} \quad (4.8)$$

para garantizar la resistencia y rigidez del árbol los esfuerzos permisibles de fluencia se toman de 60 MPa:

$$d = \sqrt[3]{\frac{84,97Nm}{0,1(60Mpa)}} = 24,22mm \quad (4.9)$$

Se estandariza este diámetro en 25.4 mm (1 in) por su disponibilidad comercial.

4.2.3. Resistencia a la fatiga

Este cálculo se realiza para verificar el coeficiente de seguridad [N] de las secciones críticas o peligrosas del árbol. Se tienen en cuenta los diagramas de flexión y torsión, así como la presencia de concentradores de esfuerzos y factores de reducción de resistencia a la fatiga. La condición de resistencia se expresa de la siguiente manera:

$$N = \frac{n_\rho * n_\tau}{\sqrt{n_\rho^2 + n_\tau^2}} \geq [N] \quad (4.10)$$

donde [N] coeficiente de seguridad exigido. [N] = 1.3 ...1.5 en el diseño general de máquinas [N] = 2.5 ...3 para garantizar la rigidez

$n_\rho * n_\tau$ son los coeficientes de seguridad correspondientes según los esfuerzos. El resultado del análisis según los procedimientos del diseño es:

$$N = \frac{3,49 * 48}{\sqrt{3,49^2 + 48^2}} = 3,48 \geq [N] = 1,5 \quad (4.11)$$

por lo que se garantiza la resistencia a la fatiga.

4.2.4. Resistencia dinámica del árbol

En esta etapa, se procede al cálculo de la limitación de las deformaciones plásticas que se producen durante los arranques, siguiendo la teoría de resistencia. Este cálculo se realiza en la sección crítica donde se presentan los mayores riesgos.

$$\rho_{eq} = [\rho_{max}^2 + 3(\tau_{max})^2]^{1/2} \quad (4.12)$$

Debido a que las cargas pico no son conocidas, se puede considerar una sobrecarga de magnitud doble. Esto se debe a que en la mayoría de los motores asíncronos, la relación entre los momentos máximos y nominales es mayor, es decir, $\frac{\tau_{max}}{\tau_{nom}} = 2$.

$$\rho_{eq} = [(2 * 45)^2 + 3(2 * 2,55)^2]^{1/2} = 90,4MPa \quad (4.13)$$

El coeficiente de seguridad N_d se toma con respecto al límite de fluencia ρ_y

$$N_y = \rho_y / \rho_{eq} \geq [N_d] \quad (4.14)$$

N_d coeficiente de seguridad para cargas dinámicas $N_d=1.3, \dots, 1.5$

$$N_d = \frac{320MPa}{90,4MPa} = 3,54 > 1,5 \quad (4.15)$$

por lo que las cargas dinámicas no afectaran a la resistencia del árbol principal.

4.2.5. Cálculo de la vibración

Para calcular las vibraciones, es necesario verificar inicialmente la deflexión que experimentará el eje debido a las diferentes cargas presentes en él. Para esto, se utiliza el programa *Beam 2D*, que previamente se

empleó para determinar las cargas, momentos flectores y deformaciones. El eje cuenta con dos apoyos y una fuerza debido a su peso, además de dos volantes idénticos. El acople también ejerce un peso en la entrada del eje. Los volantes pueden desplazarse a lo largo del eje, entre los apoyos. Por lo tanto, se realizará el cálculo considerando un valor extremo según la disposición de los volantes. La deflexión máxima obtenida es de 0.0291 mm.

A continuación, se procede a calcular las revoluciones críticas a la flexión utilizando la ecuación de *Rayleigh*, que permite determinar estas revoluciones críticas.

$$n_{cr} = 946 \left(\frac{w_1 y_1 + w_2 y_2 + w_3 y_3}{w_1 y_1^2 + w_2 y_2^2 + w_3 y_3^2} \right)^{1/2} \quad (4.16)$$

donde w = peso de la masa, y = flecha estática en mm.

$$\begin{cases} w_1 = 2,04Kg \rightarrow 20N \\ w_2 = 4,24Kg \rightarrow 41,552N \\ w_3 = 2,32Kg \rightarrow 22,8N \\ w_4 = 4,24Kg \rightarrow 41,552N \\ n_{cr} = 5861,7rpm \end{cases}$$

Ahora se calculan las revoluciones críticas a la torsión. Como el eje tiene una entrada y una salida de potencia se utiliza la siguiente ecuación:

$$n_{crT} = \frac{60}{\pi} \left(\frac{G \times J}{l_T \times I} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4.17)$$

donde: G = módulo de rigidez. Reemplazando valores, se tiene que:

$$\begin{aligned} n_{crT} &= \frac{60}{\pi} \left(\frac{80000 \times 15907,96}{600 \times 29} \right)^{\frac{1}{2}} \\ &= 5165,1rpm \end{aligned} \quad (4.18)$$

Se ha verificado que el eje presenta estabilidad frente a las vibraciones, ya que las revoluciones críticas tanto a la flexión como a la torsión

se encuentran considerablemente alejadas de las velocidades de operación de la máquina (915 rpm). Los cálculos previos han confirmado la resistencia del eje, lo que permite una mayor seguridad en su funcionamiento. Además, se ha considerado conveniente seleccionar un diámetro de eje de 25 mm para facilitar la elección de los manguitos de fijación, los rodamientos y el acople, los cuales están disponibles en diámetros estándares. Esta elección contribuye a la eficiencia y compatibilidad del sistema.

4.3. Selección de materiales

En esta sección se adentra en el campo de la ingeniería mecánica, la selección de materiales destinados a pruebas mecánicas es un proceso esencial que influye directamente en la precisión y fiabilidad de los resultados experimentales.

Este capítulo se adentra en la tarea de elegir los materiales y dispositivos óptimos, considerando sus propiedades físicas y mecánicas, así como su resistencia a la fatiga, durabilidad y capacidad para resistir cargas específicas durante las pruebas.

Se aplican criterios de selección para la elección de materiales que aseguren la integridad estructural y garanticen la exactitud y reproducibilidad de los ensayos mecánicos.

4.3.1. Selección de los manguitos de fijación

Los manguitos de fijación son utilizados para asegurar la fijación de rodamientos con agujeros cónicos, volantes y engranajes en ejes cilíndricos. Estos manguitos brindan ventajas como facilitar el montaje y desmontaje de los componentes, además de simplificar el diseño de las disposiciones en muchas ocasiones.

Para este diseño se seleccionó Martin Sproket Gear SDS 1 mostrado en la Fig 4.3 que es un estándar para la medida en pulgadas, que fue el eje seleccionado en el apartado anterior.



Figura 4.3: Sprocket Martin (1in)

Debido a la anchura del volante, se optó por introducir dos manguitos de fijación, uno a cada lado para evitar que la holgura en el corte del volante del lado en el que no tuviera el acoplamiento generara torsión en el sistema.

4.3.2. Determinación de los sensores para medir las vibraciones

Se realizó una selección previa del sensor de vibración para el sistema. Se optó por utilizar un sensor ampliamente utilizado en la industria debido a que permite obtener resultados similares a los que se esperaría en un sistema industrial montado en una planta. Además, se consideró que este sensor posee una precisión adecuada para este tipo de sistemas y cuenta con las medidas de protección necesarias.

Al seleccionar un sensor de vibración específico para el tipo de sistemas, se garantiza la obtención de mediciones precisas y confiables durante las pruebas en el banco. Esto es esencial para emular con precisión los escenarios de un sistema industrial real y obtener resultados relevantes para el análisis y evaluación.



Figura 4.4: Sensor BCM0001

El sensor es Balluf (BCM R15E-001-DI00-01,5-S4), se muestra en la Fig 4.4 y sus datos técnicos se encuentran en el apéndice A.

4.3.3. Materiales de construcción

Teniendo en cuenta las características del banco, se seleccionaron los materiales con respecto a su utilidad y el uso que se le está dando, se mencionan los materiales de las piezas maquinadas del sistema en la Tabla 4.1.

Elemento	Material
Volante	Aluminio
Eje	Acero
Soporte	Fundición
Bastidor	Fundición
Perfil	Aluminio
Calzas y soportes	Aluminio

Tabla 4.1: Tabla materiales de componentes

La selección de tornillería que lleva el sistema se muestra en el apen-

dice A de este documento.

4.3.4. Cálculo de diseño del volante

Aunque, en principio, este proyecto se realiza para el uso de un solo volante, el proyecto está pensado para que se empleen dos volantes o discos con la finalidad de que, en un futuro, para otro tipo de pruebas se pueda aplicar el desbalance al eje y así poder tomar otro tipo de mediciones de vibraciones. Cada volante estará provisto de 36 orificios de 12 mm, distribuidos a intervalos de 30 grados, como se muestra en la Fig 4.5.

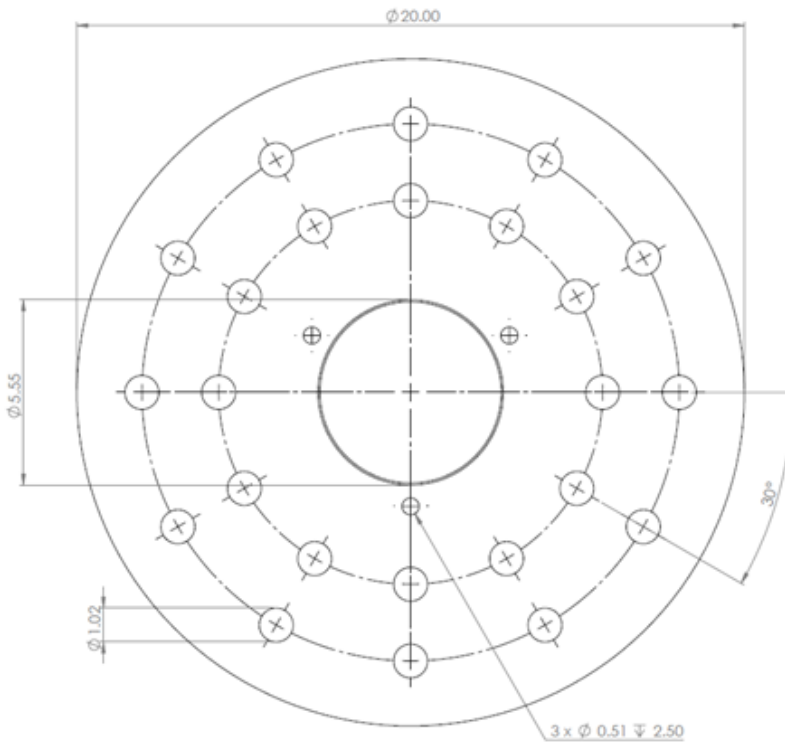


Figura 4.5: Plano volante de inercia

En una línea de los orificios, se ubicarán 2 de ellos, con el centro de

cada orificio a una distancia de 57,5 mm y 80,5 mm respectivamente, medida desde el eje de simetría. En estos orificios se instalarán masas calibradas en forma de tornillo opresor, los cuales serán tornillos estándar fácilmente disponibles en el comercio.

Una vez que todas las masas estén colocadas en el volante, se deberá asegurar que el conjunto esté completamente balanceado. Para el diseño de los volantes, se ha utilizado la teoría de diseño de Norton [5]. Las dimensiones del volante son las siguientes: r_o (radio externo) = 10 cm, r_i (radio interno) = 2.77 cm y t (espesor) = 5 cm. Además, el radio interno tendrá una conicidad de 1:12 para permitir el montaje sobre el manguito de fijación y posibilitar el desplazamiento a lo largo del eje.

4.3.5. Selección del acople

Los acoplamientos son dispositivos diseñados para unir dos elementos rotatorios, como ejes y permitir la transmisión de potencia entre ellos.

Existen dos tipos principales de acoplamientos: los rígidos, que unen los elementos de forma fija en una misma línea sin permitir desplazamientos, y los flexibles, que permiten una pequeña desalineación angular o axial de los ejes.

Los acoplamientos flexibles son los más utilizados para conectar el eje de un motor con un eje de salida de potencia.

En el banco de pruebas, se empleará un acoplamiento flexible para unir el eje del motor con el eje calculado previamente. Se ha seleccionado un acoplamiento flexible de disco, específicamente el modelo 24/940.000.A/25DIN/15DIN con acoplamiento de inserto elastomérico ROBA-ES marca Mayr mostrado en la Fig 4.6.

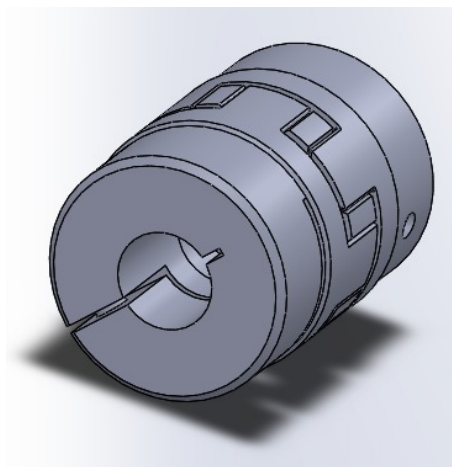


Figura 4.6: Acoplamiento flexible

Para conocer las medidas exactas del acoplamiento, se pueden consultar los datos proporcionados en el catálogo de Mayr que se ha adjuntado en el apéndice A. La elección de un acoplamiento flexible se realizó con el objetivo de permitir la aplicación de desalineamiento entre los ejes sin provocar fracturas o roturas en el sistema.

4.3.6. Selección del rodamiento

Una chumacera generalmente está hecha de metal u otros materiales resistentes y proporciona un medio para montar el rodamiento de manera segura y mantenerlo en su posición adecuada. Su función principal es proporcionar soporte y estabilidad al rodamiento, permitiendo que este funcione correctamente y prolongando su vida útil. Las chumaceras se encuentran en una amplia gama de maquinarias y equipos, como cajas de engranajes, bombas, ventiladores y otros sistemas rotativos o de movimiento lineal.

Un rodamiento es un componente mecánico utilizado para reducir la fricción entre dos piezas está diseñado minimizar la pérdida de energía por fricción y desgaste, por lo que seleccionar el componente correcto ,es imperante, para que el sistema pueda soportar el peso de la carga ejercida en el eje y que a su vez permita el movimiento libre del sistema

sin fricciones como el seleccionado en la Fig 4.7.

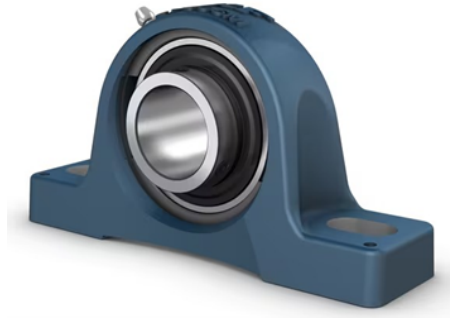


Figura 4.7: Chumacera de bolas

Se trata de un rodamiento colocado sobre una chumacera de fundición de metal que soporta el peso de los volantes diseñados que tiene introducido unos rodamientos de bolas, mismos que permiten el movimiento del eje y a la vez lo soportan en su lugar. La marca SKF y modelo SY 1 es un estándar para las medidas en pulgadas.

4.3.7. Selección del variador de velocidad

El comportamiento dinámico del conjunto motor-máquina accionada sigue la ecuación diferencial $Tm - Tr = JM \, do / dt$, donde Tm representa el par motor, Tr el par resistente y JM el momento de inercia del conjunto motor-máquina. O representa la velocidad angular del conjunto.

Por lo tanto, para que el conjunto modifique su velocidad angular, es necesario ajustar el par motor para que sea diferente del par resistente, lo que generará una aceleración angular. El proceso concluye cuando el par motor se equilibra con el par resistente, logrando así la estabilización de la velocidad de giro del motor.

Para cumplir con las condiciones del motor seleccionado, que posee una potencia de 0,37 kW (0,5 hp), una tensión nominal de 220 V y una frecuencia de red de 60 Hz, se ha elegido utilizar un variador de velocidad de cambio de frecuencia. En este caso se eligió el modelo de la marca *ABB* con número de producto ACS310-01E-02A4-2 (Fig 4.8) que cuenta

con una potencia de 0,37-4,0 kW (0,5 a 5,0 hp), ya que cumple con las características requeridas por el motor; este tiene un voltaje de entrada de 220 V diferente a los 115 V que suministra la corriente eléctrica de la región donde se encuentra, por lo que se requiere de un transformador de energía externo para alimentar el variador, el cual permitirá controlar y ajustar la velocidad del motor en un rango de 0 a 900 rpm.



Figura 4.8: Variador de velocidad

Hay que tomar en cuenta que además de este sistema de control del motor se encuentra previamente una etapa de control de un *PLC*, el cual además de mandar las señales al variador para controlar el motor controla la etapa de seguridad.

4.4. Sistemas de seguridad

En esta sección, se describe la selección de guardas de seguridad y dispositivos de protección eléctrica para el dispositivo de pruebas.

Se explican los criterios clave para elegir estos elementos, considerando las necesidades específicas del entorno laboral, desde evaluar las características técnicas hasta analizar su compatibilidad con el equipo para garantizar la máxima protección, minimizar riesgos eléctricos y

asegurar la integridad de los usuarios.

4.4.1. Guarda de seguridad

La guarda de seguridad es un sistema cuyo objetivo es resguardar la seguridad del usuario, para evitar posibles accidentes cuando el sistema está en operación. Para ello, se diseñó un sistema de protección que cuenta con un armazón de acero de 40 mm x 20 mm, el cual lleva un recubrimiento de acrílico para que el operario pueda visualizar el comportamiento del sistema sin riesgo de lesiones por algún tipo de ruptura o fraccionamiento del sistema deargas en el árbol de fuerza.

Este sistema se asocia con sensores de cierre de seguridad, que permiten el uso de este, solamente cuando está colocada la guarda de seguridad y entra en un estado de paro cuando se levanta la tapa. Se puede ver el sistema de protección montado en el banco de pruebas en la Fig 4.9.

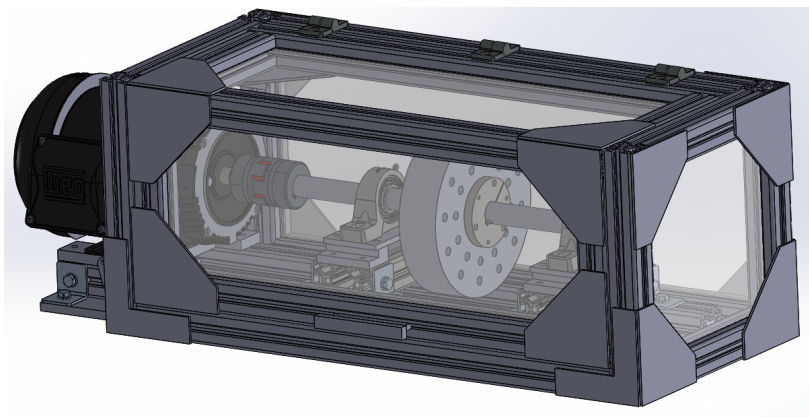


Figura 4.9: Sistema con guarda

La tapa de acrílico es de 5mm y se sujeta a través de tornillos a la estructura de acero, la cual a su vez está montada a los perfiles de aluminio del sistema principal.

4.4.2. Selección de protecciones de seguridad eléctricos

En el ámbito de los sistemas eléctricos industriales, la seguridad y el correcto funcionamiento son aspectos fundamentales que deben ser rigurosamente garantizados. Los sistemas eléctricos enfrentan la necesidad de operar de manera eficiente, reducir los tiempos de inactividad y, al mismo tiempo, salvaguardar la integridad de los equipos y la seguridad de los operadores. Por ello se seleccionaron los dispositivos de protección eléctricos mostrados en la Fig 4.10, se trata de las protecciones termomagnéticas de 15 A; los cuales tienen la función de desconectar al dispositivo de la corriente eléctrica en caso de que sobrepasen la potencia nominal, seguido de los relés de seguridad con interfaz *STO* diseñados para sistemas de alta potencia y por último la guarda motor que acciona al sistema.

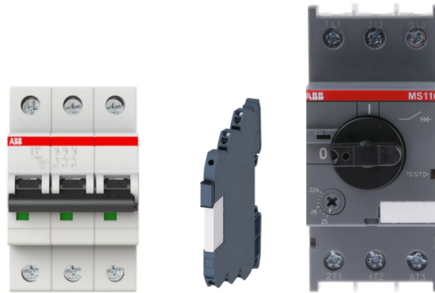


Figura 4.10: a) Protecciones termomagnéticas b) Relés de seguridad c) Guardamotores

Se muestra mayor información de estos dispositivos en el apéndice A de este documento, donde están sus datos técnicos y su forma de conexión en el sistema.

4.5. Base

En este apartado, se describe el diseño fundamental de la base para un dispositivo de pruebas. Se exploran aspectos clave para asegurar su robustez y funcionalidad. Desde la selección de materiales hasta la

disposición estructural, se aborda cómo este diseño ofrece estabilidad para ensayos confiables.

4.5.1. Montaje principal

Para la base se seleccionó una placa de aluminio armada a medida para el soporte de perfiles de aluminio de 40 mm x 40 mm los cuales serán de utilidad en el sistema dado que aportarán la modulación de los sistemas de fallas en el banco de pruebas, los perfiles de aluminio tienen una dimensión de 60 cm de largo y se colocan a lo largo de la placa manufacturada constan de 5 escuadras de acero para su soporte y los respectivos rieles de sujeción para los módulos.

La base cuenta con una placa de 2 mm de goma de poliuretano para evitar el movimiento del sistema cuando se ejerza una vibración, así como posibles ruidos. La base se muestra de manera general en la Fig 4.11.

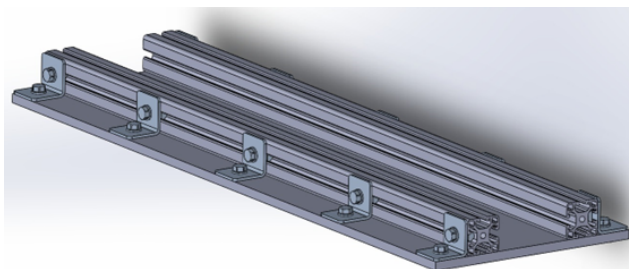


Figura 4.11: Base general

Como se observa en la Fig 4.11, se cuenta con dos perfiles de aluminio paralelos entre sí de 40 mm x 40 mm de un largo de 60 cm y separados a una distancia de 16 cm.

4.5.2. Soporte para eje

Para el diseño del soporte del eje se utilizaron los rodamientos y chumaceras antes vistos. Se diseñó una base a medida para introducir el volante del peso inercial. Para ello se utilizó un riel ITEM24 de 40 mm x 80 mm y sus accesorios de sujeción para adaptarlos a los perfiles de

aluminio generales del sistema. Por último, se realizó una base para que la chumacera cuente con un buen soporte y las calzas que se colocan para ajustar la posición vertical con respecto al eje como se muestra en la Fig 4.12.

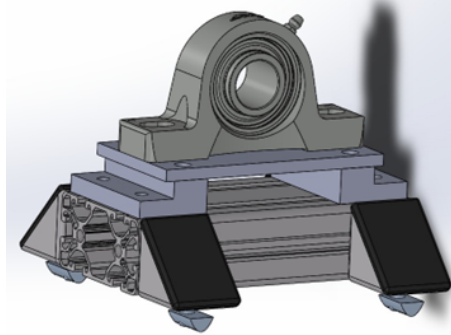


Figura 4.12: Soporte para eje

Se diseñaron tres estructuras idénticas, de las cuales dos de ellas se utilizarán para el soporte de los volantes, mientras que la restante soportará el rodamiento que está intervenido para simular las fallas de rodamientos en el sistema. Estos sistemas son modulares y se intercambian entre ellos.

4.6. Conclusiones del capítulo

Se ha visto la importancia de realizar cálculos precisos de esfuerzos, así como consideraciones de seguridad industrial, en el diseño y construcción del banco de pruebas para emular vibraciones mecánicas. Los cálculos de esfuerzos han permitido dimensionar adecuadamente los componentes clave, como el eje principal, los discos balanceados y los acoplamientos. Estos cálculos han tenido en cuenta factores como la resistencia mecánica, la rigidez y las vibraciones, garantizando así la integridad estructural y el rendimiento óptimo del sistema.

Además, se ha tenido en cuenta la seguridad industrial al considerar el coeficiente de seguridad y la limitación de las deformaciones, asegu-

rando que el banco de pruebas opere dentro de parámetros seguros y confiables.

Asimismo, se ha destacado la importancia de la precisión en las mediciones requeridas en el dispositivo. Desde la selección de los sensores de vibración hasta la calibración de las masas en los volantes, se ha buscado obtener mediciones precisas y confiables, esto es crucial para asegurar la exactitud de los datos obtenidos durante las pruebas y para proporcionar información confiable en la emulación de escenarios reales del sistema industrial.

La realización de cálculos de esfuerzos y la consideración de la seguridad industrial, junto con la búsqueda de mediciones precisas, son aspectos fundamentales en el proyecto del banco de pruebas para emular vibraciones mecánicas. Estos enfoques garantizan la robustez, confiabilidad y precisión del dispositivo, lo que permitirá llevar a cabo pruebas efectivas y obtener resultados relevantes en el campo de la ingeniería mecánica.

Capítulo 5

Conclusiones

En una fase temprana del desarrollo de la tesis, se buscó explorar sistemas de control aplicados a sistemas con incertidumbre, con la esperanza de lograr avances significativos en la resolución de problemas específicos. Sin embargo, a lo largo de esta investigación, se evidenció que esta línea de trabajo no condujo al logro del objetivo deseado en relación con la detección de fallas en motores eléctricos.

En la búsqueda de alternativas se encontró que tecnologías como las redes neuronales y la inteligencia artificial en entornos industriales se pueden adaptar mejor a los objetivos planteados, aunque también implican considerables desafíos relacionados con los tiempos de integración de esta tecnología y la cantidad de datos necesarios.

La investigación se centró en la detección de fallas en motores eléctricos utilizando redes neuronales convolucionales, con la finalidad de establecer un sistema de monitoreo aplicable en entornos mecatrónicos industriales. El mayor aporte de este trabajo radica en la aproximación de estas tecnologías al ámbito industrial y sobre todo, en la formulación de una metodología accesible y adaptable. Esta metodología busca facilitar la implementación de sistemas similares en futuros proyectos, proporcionando un marco estructurado que permita una integración más sencilla de tecnologías avanzadas en la detección y monitoreo de fallas en distintos sistemas mecánicos.

La implementación en dispositivos como Raspberry Pi y el aprovechamiento de herramientas basadas en la nube, ofrecen numerosos

beneficios en el ámbito de la detección de fallas. La elección de una plataforma como Raspberry Pi no está ligada a una marca específica, lo que hace que el dispositivo sea altamente versátil y fácil de integrar en diferentes entornos industriales. Además, el uso de herramientas basadas en la nube permite el almacenamiento escalable, acceso remoto a datos y recursos de computación, facilitando así la gestión y procesamiento de grandes conjuntos de datos para la detección precisa de fallas. Estas estrategias tecnológicas no sólo ofrecen soluciones asequibles, sino que también proporcionan una infraestructura adaptable y accesible para mejorar la identificación temprana de anomalías en sistemas mecánicos.

La complejidad del ajuste de los algoritmos para adaptarlos a las características específicas del motor puede ser un desafío, aunque las redes neuronales tienen el potencial de mejorar la detección de fallas en motores eléctricos, es importante tener en cuenta la necesidad de grandes conjuntos de datos para su entrenamiento y a su vez la capacidad computacional proporcional para el procesamiento de las señales. Aunque las redes neuronales pueden tener retos en su implementación en la industria, su capacidad para monitorear de manera eficiente el estado de los motores eléctricos, los hace una herramienta valiosa para mejorar la eficiencia y reducir costos de mantenimiento.

Las empresas emergentes, a pesar de contar con presupuestos ajustados, están adoptando cada vez más tecnologías como las redes neuronales y la inteligencia artificial en sus operaciones. Con un enfoque en la innovación y la agilidad, estas empresas jóvenes ven en estas tecnologías una oportunidad para mejorar la eficiencia y la competitividad en el mercado. Aprovechando recursos como plataformas de código abierto y herramientas accesibles en la nube, estas empresas están logrando implementar soluciones inteligentes a un costo más bajo en comparación con las compañías más establecidas. Es relevante señalar que el dispositivo diseñado en este trabajo de tesis está específicamente orientado a proporcionar soluciones tecnológicas accesibles y de bajo costo para este segmento de empresas emergentes. La capacidad de adaptarse rápidamente, probar nuevos enfoques y utilizar recursos disponibles en el mercado les otorga una ventaja significativa, permitiéndoles desafiar los paradigmas tradicionales y ofrecer soluciones innovadoras a pesar de sus limitaciones presupuestarias.

Al desarrollar este trabajo en colaboración con el ámbito industrial, pude observar que la inteligencia artificial así como la detección de fallas en sistemas mecatrónicos industriales son tecnologías que rápidamente desplazan sistemas actualmente establecidos, debido a su capacidad de adaptación a los sistemas de producción y automatización, por lo que desarrollar trabajos como el de este tema de tesis constituyen una aportación para el acercamiento del área académica hacia la industria.

Capítulo 6

Glosario

- Artificial Intelligence (IA) - Inteligencia Artificial: Campo de estudio que desarrolla sistemas capaces de realizar tareas que requieren inteligencia humana.
- Machine Learning (Aprendizaje Automático): Rama de la IA que crea algoritmos y modelos para que las computadoras aprendan a través de datos y experiencia.
- Convolutional Neural Network (CNN) - Red Neuronal Convolutional: Tipo de red neuronal especializada en procesar datos estructurados en forma de cuadrícula, como imágenes.
- Deep Learning (Aprendizaje Profundo): Subcampo del machine learning que utiliza redes neuronales artificiales con múltiples capas para aprender representaciones de alto nivel a partir de datos complejos.
- Supervised Learning (Aprendizaje Supervisado): Enfoque de machine learning donde los algoritmos se entrenan con datos etiquetados para predecir o clasificar nuevos datos.
- Unsupervised Learning (Aprendizaje No Supervisado): Método de machine learning donde los algoritmos se entrenan con datos no etiquetados para descubrir patrones o estructuras ocultas.

- Reinforcement Learning (Aprendizaje por Reforzamiento): Paradigma de machine learning donde un agente aprende a tomar decisiones interactuando con un entorno y obteniendo recompensas o castigos.
- Overfitting (Sobreajuste): Fenómeno donde un modelo se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento y pierde su capacidad de generalización.
- Underfitting (Subajuste): Situación donde un modelo de machine learning no es lo suficientemente complejo para capturar los patrones clave de los datos de entrenamiento.
- Activation Function (Función de Activación): Función aplicada a la salida de una neurona en una red neuronal para introducir no linealidades y representar relaciones complejas.
- Max Pooling - Max Pooling (Agregación Máxima): Operación que reduce la dimensionalidad de los mapas de características tomando el valor máximo en cada región.
- Average Pooling - Average Pooling (Agregación Promedio): Operación que reduce la dimensionalidad de los mapas de características tomando el promedio de los valores en cada región.
- Backpropagation (Retropropagación): Algoritmo de entrenamiento de redes neuronales que ajusta los pesos de las conexiones propagando el error desde la capa de salida hacia las capas anteriores.
- Recurrent Neural Network (RNN) - Red Neuronal Recurrente: Tipo de red neuronal capaz de procesar datos secuenciales y mantener una "memoria interna para capturar dependencias temporales.
- Long Short-Term Memory (LSTM) - Memoria a Corto y Largo Plazo: Unidad recurrente utilizada en RNN para resolver el problema de desvanecimiento del gradiente y capturar relaciones a largo plazo en secuencias.

- Gated Recurrent Unit (GRU) - Unidad Recurrente con Compuertas: Unidad recurrente similar a LSTM pero más simple, capaz de capturar dependencias temporales en datos secuenciales.
- Deep Neural Network (DNN) - Red Neuronal Profunda: Red neuronal artificial con múltiples capas ocultas, capaz de aprender representaciones de alto nivel de los datos.
- Deep Belief Network (DBN) - Red de Creencia Profunda: Arquitectura de red neuronal que combina modelos generativos y discriminativos en una estructura jerárquica para tareas de clasificación, reconocimiento de patrones y extracción de características.

Bibliografía

- [1] INEGI, “Conociendo la industria automotriz,” *Asociacion Mexicana de la Industria Automotriz*, 2018.
- [2] M. A. Hmida and A. Braham, “Vfd fed induction motor fault detection using drive’s data and harmonic wavelet transform,” in *2020 17th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, pp. 225–230, IEEE, 2020.
- [3] E. Kowsari, J. Zarei, R. Razavi-Far, and M. Saif, “Broken rotor bars detection in induction motors using cubature kalman filter,” in *IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 8567–8571, IEEE, 2017.
- [4] V. Climente-Alarcon, J. A. Antonino-Daviu, F. Vedreño-Santos, and R. Puche-Panadero, “Vibration transient detection of broken rotor bars by psh sidebands,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 49, no. 6, pp. 2576–2582, 2013.
- [5] P. Ongsulee, “Artificial intelligence, machine learning and deep learning,” in *2017 15th international conference on ICT and knowledge engineering (ICT&KE)*, pp. 1–6, IEEE, 2017.
- [6] X.-J. Yi, J.-L. Zhao, P.-W. Zhao, S.-L. Liu, and P. Hou, “A maintenance modeling for evaluating mtr of complex systems based on goal orient method,” in *2017 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC)*, pp. 673–677, IEEE, 2017.
- [7] S. México, “Sistema de accionamiento de reluctancia síncrona,” <https://new.siemens.com/mx/es/productos/drives/sistema-manejoreluctancia.html>, 2022.

- [8] M. A. Hmida and A. Braham, “Vfd fed induction motor fault detection using drive’s data and harmonic wavelet transform,” in *2020 17th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, pp. 225–230, IEEE, 2020.
- [9] O. Mohammed, N. Abed, and S. Ganu, “Modeling and characterization of induction motor internal faults using finite element and discrete wavelet transforms,” in *2007 IEEE Electric Ship Technologies Symposium*, pp. 250–253, IEEE, 2007.
- [10] H. Zheng, G. Cheng, Y. Li, and C. Liu, “A fault diagnosis method for planetary gear under multi-operating conditions based on adaptive extended bag-of-words model,” *Measurement*, vol. 156, p. 107593, 2020.
- [11] V. Climente-Alarcon, J. A. Antonino-Daviu, F. Vedreño-Santos, and R. Puche-Panadero, “Vibration transient detection of broken rotor bars by psh sidebands,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 49, no. 6, pp. 2576–2582, 2013.
- [12] Z. E. Gketsis, M. E. Zervakis, and G. Stavrakakis, “Detection and classification of winding faults in windmill generators using wavelet transform and ann,” *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 11, pp. 1483–1494, 2009.
- [13] P. Waide and C. U. Brunner, “Energy-efficiency policy opportunities for electric motor-driven systems,” OECD, 2011.
- [14] A. J. Bazurto, E. C. Quispe, and R. C. Mendoza, “Causes and failures classification of industrial electric motor,” in *2016 IEEE ANDESCON*, pp. 1–4, IEEE, 2016.
- [15] M. Y. Petushkov, S. S. Kholodilov, and A. V. Valyaev, “Signature analysis of the line current of permanent magnet synchronous motors,” in *2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*, pp. 283–287, 2021.
- [16] X. Song, Z. Wang, and J. Hu, “Detection of bearing outer race fault in induction motors using motor current signature analysis,” in *2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, pp. 1–5, IEEE, 2019.

- [17] W. Olarte, M. Botero, and B. Cañón, “Técnicas de mantenimiento predictivo utilizadas en la industria,” *Scientia et Technica*, vol. 2, no. 45, pp. 223–226, 2010.
- [18] Z.-H. Zhou, *Machine learning*. Springer Nature, 2021.
- [19] M. Schluse and J. Rossmann, “From simulation to experimentable digital twins: Simulation-based development and operation of complex technical systems,” in *2016 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE)*, pp. 1–6, IEEE, 2016.
- [20] E. M. Kraft, “The air force digital thread/digital twin-life cycle integration and use of computational and experimental knowledge,” in *54th AIAA aerospace sciences meeting*, p. 0897, 2016.
- [21] R. M.-M. Cristina Verde, Sylviane Gentil, *Monitoreo Y Diagnostico Automatico De Fallas En Sistemas Dinamicos*. Trillas, 1 ed., 2013.
- [22] C. F. Quintanilla Ramos, “Metodología del mantenimiento predictivo para la mejora en los equipos en una empresa entre los años 2011-2019: una revisión sistemática de la literatura científica,” Universidad Privada del Norte, 2021.
- [23] M. Tiboni, C. Remino, R. Bussola, and C. Amici, “A review on vibration-based condition monitoring of rotating machinery,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 3, 2022.
- [24] S. Bagavathiappan, B. Lahiri, T. Saravanan, J. Philip, and T. Jayakumar, “Infrared thermography for condition monitoring – a review,” *Infrared Physics & Technology*, vol. 60, pp. 35–55, 2013.
- [25] K. J. Vössing and E. Niederleithinger, “Nondestructive assessment and imaging methods for internal inspection of timber. a review.,” *Holzforschung*, vol. 72, no. 6, pp. 467–476, 2018.
- [26] S. Gowtham and P. R. Kumar, “Condition monitoring of i.c engines by using oil analysis,” 2016.
- [27] M. E. H. Benbouzid, “A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection,” *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 47, no. 5, pp. 984–993, 2000.

- [28] K. Tidriri, N. Chatti, S. Verron, and T. Tiplica, “Bridging data-driven and model-based approaches for process fault diagnosis and health monitoring: A review of researches and future challenges,” *Annual Reviews in Control*, vol. 42, pp. 63–81, 2016.
- [29] K. F. Ávila Okada, A. Silva de Moraes, L. C. Oliveira-Lopes, and L. Ribeiro, “A survey on fault detection and diagnosis methods,” in *2021 14th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)*, pp. 1422–1429, 2021.
- [30] L. L. H. Cortes, E. Villarreal-López, and L. Villarreal-López, “Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte,” *Dyna*, vol. 83, no. 199, pp. 19–28, 2016.
- [31] J. Chen, L. Zhang, Y. Li, Y. Shi, X. Gao, and Y. Hu, “A review of computing-based automated fault detection and diagnosis of heating, ventilation and air conditioning systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 161, p. 112395, 2022.
- [32] A. P. M. de Jesus and T. Gutiérrez, “Desarrollo de un software basado en el análisis de vibraciones y dp para motores de inducción,”
- [33] S. Nandi and H. Toliyat, “Condition monitoring and fault diagnosis of electrical machines-a review,” in *Conference Record of the 1999 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Forth IAS Annual Meeting (Cat. No.99CH36370)*, vol. 1, pp. 197–204 vol.1, 1999.
- [34] J. Hidalgo, “La importancia de la correlación de las tecnologías predictivas en el diagnóstico de motores eléctricos,” in *1er Congreso Mexicano de Confiabilidad y Mantenimiento*, vol. 9, 2003.
- [35] G. E. Harper, *Control de motores eléctricos*. Editorial Limusa, 1999.
- [36] H. E. Peña, “Fallas en los motores eléctricos de inducción.” 1994.
- [37] L. Rouhiainen, “Inteligencia artificial,” *Madrid: Alienta Editorial*, 2018.
- [38] A. Moreno, E. Armengol, J. Béjar Alonso, L. A. Belanche Muñoz, C. U. Cortés García, R. Gavaldà Mestre, J. M. Gimeno, M. Martín Muñoz, and M. Sánchez-Marrè, “Aprendizaje automático,” 1994.

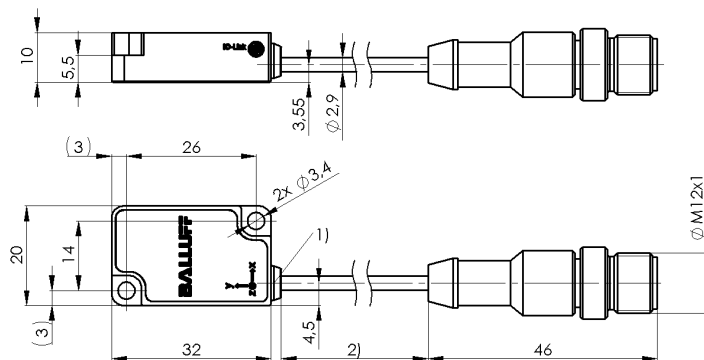
- [39] F. Izaurieta and C. Saavedra, “Redes neuronales artificiales,” *Departamento de Física, Universidad de Concepción Chile*, 2000.
- [40] A. C. Vásquez, J. P. Quispe, A. M. Huayna, *et al.*, “Procesamiento de lenguaje natural,” *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, vol. 6, no. 2, pp. 45–54, 2009.
- [41] D. Mery, “Visión por computador,” *Santiago de Chile. Universidad Católica de Chile*, 2004.
- [42] L. J. Sandoval Serrano *et al.*, “Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos,” *Revista Tecnológica*; no. 11, 2018.
- [43] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- [44] J. Heaton, “Ian goodfellow, yoshua bengio, and aaron courville: Deep learning: The mit press, 2016, 800 pp, isbn: 0262035618,” *Genetic programming and evolvable machines*, vol. 19, no. 1-2, pp. 305–307, 2018.
- [45] I. Sutskever, J. Martens, G. Dahl, and G. Hinton, “On the importance of initialization and momentum in deep learning,” in *International conference on machine learning*, pp. 1139–1147, PMLR, 2013.
- [46] C. Molnar, *Interpretable machine learning*. Lulu. com, 2020.
- [47] J. Torres, *DEEP LEARNING Introducción práctica con Keras*. Lulu.com, 2018.
- [48] S. Mendelson, “A few notes on statistical learning theory,” in *Advanced lectures on machine learning*, pp. 1–40, Springer, 2003.
- [49] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, “Reducing the dimensionality of data with neural networks,” *science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504–507, 2006.
- [50] O.Group, *Data Link Provider Interface (DLPI) (CAE Specification)*. The Open Group, 1997.

- [51] P. Patolla, D. Reichelt, D. Mothes, and G. Schneider, “An architecture for an automatic integration of io-link sensors into a system of systems,” in *IECON 2021–47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1–6, IEEE, 2021.
- [52] M. Piotr, “Collecting data from industrial sensors in case of 4-th industrial revolution,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 400, p. 062019, 09 2018.
- [53] Balluff, “Bcm0001,” 2020.
- [54] H. Zheng, G. Cheng, Y. Lu, C. Liu, and Y. Li, “A general fault diagnosis framework for rotating machinery and its flexible application example,” *Measurement*, vol. 199, p. 111497, 2022.

Apéndice A

Apéndices

A.1. Datasheet



1) LED green, 2) Longitud cable



Basic features

Función	Vibración velocidad Vibración aceleración Vibración zonas de gravedad Temperatura de contacto Automonitorización de sensor
Homologación/conformidad	CE cULus EAC WEEE
Principio de funcionamiento	Sensores de monitorización de estado
Serie	R15

Display/Operation

Indicación	Servicio - LED verde Comunicación - LED verde, parpadea lentamente (1 Hz) Ping - LED verde, parpadea alternativamente muy rápido (4 Hz) y rápido (2 Hz)
-------------------	---

Electrical connection

Cable, radio de flexión mín., posicionamiento fijo	3 x D
Cable, radio de flexión mín., posicionamiento flexible	5 x D
Conexión	Cable con conector, M12x1- Conector, 3-polos, 1.5 m, PUR
Diámetro de cable D	2.9 mm +0.1/-0.05 mm
Número de conductores	3
Protección contra cortocircuito	Sí
Protección contra polarización inversa	Sí
Protección contra posibilidad de confusión	Sí
sección de conductor	0.14 mm ²

Electrical data

Clase de protección	III
Consumo de corriente máx.	10 mA
Retardo de disposición tv máx.	1.5 s
Tensión asignada de servicio Ue CC	24 V
Tensión de servicio Ub	18...30 VDC

Condition Monitoring Sensors

BCM R15E-001-DI00-01,5-S4

Código de pedido: BCM0001

BALLUFF

Environmental conditions

EN 61000-4-2, ESD	Nivel de intensidad 2
EN 61000-4-3, RFI	Nivel de intensidad 3
EN 61000-4-4, ráfaga	Nivel de intensidad 4
EN 61000-4-6, campos de alta frecuencia	Nivel de intensidad 3
Grado de protección	IP67, IP68, IP69K
Temperatura ambiente	0...70 °C
Temperatura de almacenamiento	-20...70 °C

Function module contact temperature

Temperatura de contacto, desviación en la linealidad	±0.75 %FS
Temperatura de contacto, fallo de medición	±2 %FS
Temperatura de contacto, rango de medición	0...70 °C
Temperatura de contacto, resolución	0.1 °C
Temperatura de contacto, tiempo transitorio	5 min

Function module vibration

Vibración, margen de frecuencia	2...3200 Hz
Vibración, número de ejes de medición	3
Vibración, principio de medición	Sistema de medición basado en MEMS
Vibración, tasa de palpación	6400 Hz

Function module vibration acceleration

Vibración de aceleración, desviación en la linealidad RMS	±2 %FS @79.4 Hz
Vibración de aceleración, fallo de medición RMS	±5 %FS @79.4 Hz
Vibración de aceleración, magnitudes de evaluación estadísticas [por cada eje de medición]	Pico a pico
Vibración de aceleración, rango de medición RMS	0...16 g
Vibración de aceleración, resolución RMS	0.006 g @79.4 Hz

Remarks

Para más información: ver Instrucciones de servicio.
Solicitar los accesorios por separado.

Para información más detallada sobre MTTF o bien B10d, ver MTTF / certificado B10d

La indicación del valor MTTF/B10d no supone ninguna garantía vinculante de calidad ni de vida útil, solamente se trata de valores empíricos sin carácter vinculante. El hecho de indicar estos números tampoco alarga el plazo de prescripción para reclamaciones por vicios ni lo influye de ninguna otra forma.

Function module vibration velocity

Vibración de velocidad, desviación en la linealidad RMS	±2 %FS @79.4 Hz
Vibración de velocidad, fallo de medición RMS	±5 %FS @79.4 Hz
Vibración de velocidad, magnitudes de evaluación [por cada eje de medición]	RMS Pico a pico Valor medio Desviación estándar Factor de cresta Oblicuidad Curtosis
Vibración de velocidad, rango de medición RMS	0...220 mm/s @79.4 Hz
Vibración de velocidad, resolución RMS	0.42 mm/s @79.4 Hz

Interface

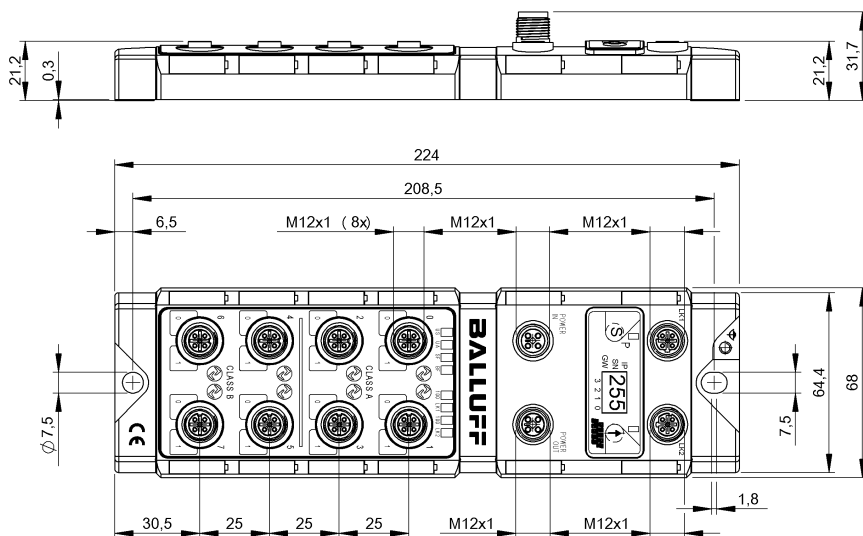
Ciclo de datos de procesamiento mín.	10 ms
Datos de proceso salida	0 Byte
Entrada de datos de proceso	20 Byte
Interfaz	IO-Link 1.1
Interfaz de posibilidad de ajuste	Configuración flexible de los datos de proceso Medición de vibraciones según ISO 10816-3 Procesamiento previo de datos (estadística) Eventos (alarmas previas y principales) Tiempos de retardo para alarmas Función de búsqueda con indicador LED (ping)
Velocidad de baudios	COM3 (230,4 Kbaudios)

Material

Material de carcasa	Acero fino (1.4404)
---------------------	---------------------

Mechanical data

Dimensiones	20 x 10 x 32 mm
Fijación	Tornillo M3 (2x)
Peso	30 g



Basic features

Explorador de internet compatible	Google Chrome Mozilla Firefox
Homologación/conformidad	CE UKCA WEEE cULus
Indicación	Sí
Volumen de suministro	Instrucciones breves Part label (20x) Tapones ciegos M12 (4x) Toma de tierra Arandela de seguridad Tornillo M4x6

Electrical connection

Conexión (COM 1)	M12x1-Conector hembra, 4-polos, D-codificado
Conexión (COM 2)	M12x1-Conector hembra, 4-polos, D-codificado
Conexión (entrada de suministro de corriente)	M12x1-Conector, 4-polos, T-codificado
Conexión (salida de suministro de corriente)	M12x1-Conector hembra, 4-polos, T-codificado
Conexión enchufes	8x M12x1-Conector hembra, 5-polos, A-codificado
Contactos, protección de superficie	NiAu

Display/Operation

Indicaciones función de conmutación	LED amarillo
Indicación alimentación de actuadores UA	LED verde
Indicación alimentación de sensores US	LED verde
Indicación comunicación IO-Link	LED verde

Módulos en red
BNI PNT-538-105-Z063
Código de pedido: BNI00AZ

BALLUFF

Electrical data

Corriente de salida máx.	2 A short-circuit proof and overload-proof
Corriente de salida máx. clase B puertos	3.5 A
Corriente total UA, actuador	12.0 A
Corriente total US, sensor	12.0 A
Entradas/salidas configurables	Sí
Función IO-Link	Maestro
Rango de dirección	IPV4
Tasa de transmisión	10/100 Mbit/s
Tensión asignada de servicio Ue CC	24 V
Tensión de servicio Ub	18...30.2 VDC

Environmental conditions

EN 60068-2-6, vibración	5...61 Hz, amplitud constante 1 mm 61...500 Hz, aceleración constante 15 g
Grado de protección	IP67, estado atornillado
Temperatura ambiente	-5...70 °C
Temperatura ambiente UL máx.	45 °C
Temperatura de almacenamiento	-25...70 °C

Functional safety

MTTF (40 °C)	35 a
--------------	------

Remarks

Ver Instrucciones breves

Para información más detallada sobre MTTF o bien B10d, ver MTTF / certificado B10d

La indicación del valor MTTF/B10d no supone ninguna garantía vinculante de calidad ni de vida útil, solamente se trata de valores empíricos sin carácter vinculante. El hecho de indicar estos números tampoco alarga el plazo de prescripción para reclamaciones por vicios ni lo influye de ninguna otra forma.

Interface

Categoría de carga de red	III
Clase de puerto	Type A (4x) + Type B (4x)
Entradas digitales	12x PNP, tipo 3
Interfaces adicionales	8x IO-Link
Interfaz	Profinet I/O
Nivel de conformidad	B
Puesta en marcha rápida (FSU)	Sí
Salidas digitales	12x PNP
Versión IO-Link	1.1

Material

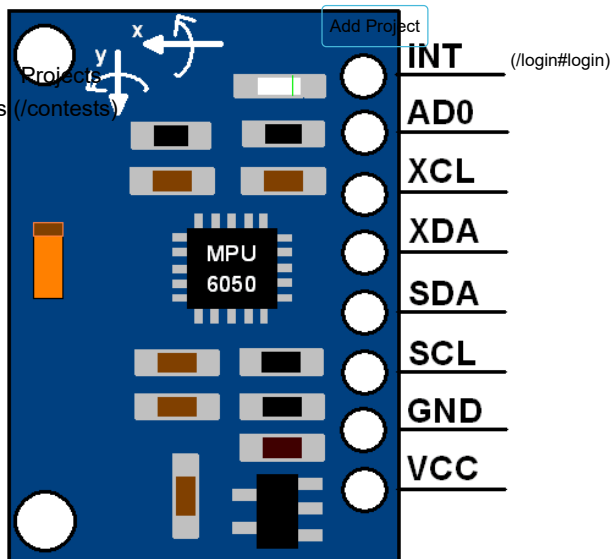
Apantallamiento de carcasa	Sí
Material de anillo obturador	FKM 75
Material de carcasa	Cinc, Fundición a presión
Protección de superficies	Cu 15 µm Ni 15 µm

Mechanical data

Dimensiones	68 x 31.7 x 224 mm
Fijación	Fijación de tornillo de 2 agujeros
Fijación banda de toma de tierra	M4

(1)

[Platforms \(/explore\)](#)
[\(/projects\)](#) [Contests \(/contests\)](#)



MPU6050 Pinout

MPU6050 Pin Description

The MPU-6050 module has 8 pins,

- **INT**: Interrupt digital output pin.
- **ADO**: I2C Slave Address LSB pin. This is 0th bit in 7-bit slave address of device. If connected to VCC then it is read as logic one and slave address changes.
- **XCL**: Auxiliary Serial Clock pin. This pin is used to connect other I2C interface enabled sensors SCL pin to MPU-6050.
- **XDA**: Auxiliary Serial Data pin. This pin is used to connect other I2C interface enabled sensors SDA pin to MPU-6050.
- **SCL**: Serial Clock pin. Connect this pin to microcontrollers SCL pin.
- **SDA**: Serial Data pin. Connect this pin to microcontrollers SDA pin.
- **GND**: Ground pin. Connect this pin to ground connection.
- **VCC**: Power supply pin. Connect this pin to +5V DC supply.
- MPU-6050 module has Slave address (When ADO = 0, i.e. it is not connected to Vcc) as,
- **Slave Write address(SLA+W)**: 0xD0
- **Slave Read address(SLA+R)**: 0xD1

MPU-6050 has various registers to control and configure its mode of operation. So, kindly go through MPU-6050 datasheet (<https://www.invensense.com/wp-content/uploads/2015/02/MPU-6000-Datasheet1.pdf>) and MPU-6050 Register Map (<https://store.invensense.com/Datasheets/invensense/RM-MPU-6000A.pdf>).

Specification of MPU6050 Sensor

Gyroscope:

- 3-axis sensing with a full-scale range of ± 250 , ± 500 , ± 1000 , or ± 2000 degrees per second (dps)
- Sensitivity of 131, 65.5, 32.8, or 16.4 LSBs per dps
- Output data rate (ODR) range of 8kHz to 1.25Hz

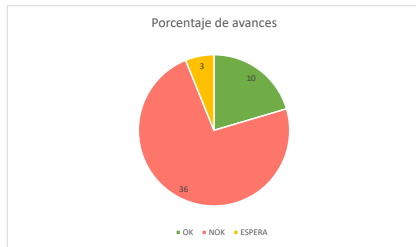
Accelerometer:

- 3-axis sensing with a full-scale range of $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$, or $\pm 16g$
- Sensitivity of 16384, 8192, 4096, or 2048 LSBs per g
- ODR range of 8kHz to 1.25Hz
- Temperature Sensor:

Segmento:	Proyectos/Servicios	Fase:	0800_Diseño		
ID Documento:	2023/8/9	Documento:	Lista de compras		
Efectividad documento:	Kiekerk de México	Versión documento:	1		
Cliente:	ID0101_FW_DAFASMI	Aprobó:	Edgar Ramírez		
Elaboro:	Edgar Cortez Dena	Revisión:	1		
Fecha elaboración:	2023/8/9				
Posición	Sistema	Descripción	Fabricante	Numero de parte	Proveedor
1	Electro-mecánico	Motor	WEG	5016es3ers56	ITCONTROL
2	Arbol	Acoplamiento	ROBA-ES	24/940.000.A/250IN/15DIN	URANY
6	Arbol	Sprocket	Martin	Martin Sprocket & Gear SDS 1	RYASA
4	Arbol	Chumacera	SKF	SKF SY 1 TF	RYASA
5	Arbol	Volante	SIO	N/A	SIO
3	Arbol	Eje	SIO	N/A	SIO
7	Perfileria montaje	Perfil 40x40 - 800 mm	ITEM	2633	ASM
8	Perfileria montaje	Perfil 80x40 - 165 mm	ITEM	7000026	ASM
9	Perfileria montaje	Perfil 40x40 - 250 mm	ITEM	2633	ASM
10	Perfileria montaje	Ángulos con su tornillería	ITEM	41115	ASM
11	Perfileria montaje	Envío	ITEM	N/A	ASM
	Base	Placa base	SIO	N/A	SIO
	Base	Base motor	SIO	N/A	SIO
	Base	Base chumacera	SIO	N/A	SIO
	Base	Soporte motor	SIO	N/A	SIO
	Base	Calza chumacera	SIO	N/A	SIO
11	Perfileria guarda	Perfil 40x40 - 6 m	Parker	10-040	Sepromac
12	Perfileria guarda	ESCUADRA IPS	Parker	20-4040	Sepromac
13	Perfileria guarda	IPS TUERCA P/RANURA 40 M8	Parker	20-058	Sepromac
14	Perfileria guarda	Bisagras	Parker		Sepromac
15	Perfileria guarda	Escuadra	Parker		Sepromac
16	Perfileria guarda	Tornillería	Parker		Sepromac
17	Perfileria guarda	Tapas 40x40	Parker		Sepromac
18	Perfileria guarda	Corte	Parker		Sepromac
19	Perfileria guarda		Parker		Sepromac
20	Eléctrico	Variador de frecuencia	ABB	3AUA0000058166	ITCONTROL
21	Eléctrico	Panel de control	ABB	64739000	ITCONTROL
22	Eléctrico	FENA	ABB	68469422	ITCONTROL
23	Eléctrico	Transformador 110v-220v	LVYIJAN	-	MERCADOLIBRE
24	Eléctrico	Guardamotor	ABB	1SAM350000R1013	ITCONTROL
25	Eléctrico	Guardamotor-bloque fomial	ABB	HKF1-11 1NC+1NC	ITCONTROL
26	Eléctrico	Interruptor termomagnético	ABB	2CDS252001R0044 39121601	ITCONTROL
27	Eléctrico	Contacto auxiliar	ABB	2CDS203922R0001 39121633	ITCONTROL
32	Eléctrico	Switch	Siemens	SCALANCE XB005	ELECSA
29	Eléctrico	Transductor	Generico	F180802	MERCADOLIBRE
30	Eléctrico	Sensor BCM0001	BALLUFF	BCM 1I5E-001-DI00-01,5-S4	IAAMSA
31	Eléctrico	BNI0092	BALLUFF	BNI PNT-507-005-Z040	IAAMSA
36	Eléctrico	Raspberry pi	Raspberry	Raspberry pi 4B 4gb	MERCADOLIBRE
37	Eléctrico	CPU-1200	Siemens	6ES72121HE400XB0	ELECSA
37	Eléctrico	SIMATIC HMI	Siemens	6AV21232D030AX0	ELECSA
37	Eléctrico	MEMORY CARD	Siemens	6ES79548LC030AA0	ELECSA
37	Eléctrico	PLUG RJ45	Siemens	6GK19011BB102AA0	ELECSA
38	Eléctrico	Fuente de alimentación-24	Autonics	SPB12024-DLS	TermicalIndustrial
33	Eléctrico	Relevador	Autonics	SFCR212-DLS	TermicalIndustrial
35	Eléctrico	Sensor de cierre con bloqueo	Autonics	SFDLSAM20	TermicalIndustrial
35	Eléctrico	Llave de operación	Autonics	SFDKLF-DLS	TermicalIndustrial
39	Eléctrico	Mesa			
39	Eléctrico	Botonera			
34	Eléctrico	Tablero			

PRECIO DÓLAR	TOTAL MX	TOTAL USD
18	\$76,774.13	\$4,265.23

Tabla de avance		PORCENTAJE
OK	10	20.41
NOK	36	73.47
ESPERA	3	6.12





MARTIN

SDS 1

QD Bushing
Item #100787516

\$33.86 / each

READY TO SHIP ⓘ

ALTERNATE PRODUCTS



TB WOOD'S

SDS1



BROWNING

SDS1



DODGE

SDS1



TB WOOD'S

SDS13838KS

PRODUCT DETAILS



Bushing
Finished Bore

DESCRIPTION

- Mounts in two ways: with bushing flange toward motor or machine or with flange away from motor or machine. Capscrews are always accessible from the outside.

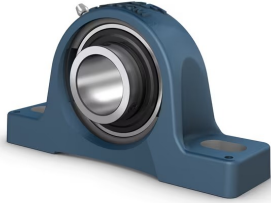
SPECIFICATIONS

SET SCREW	1/4 in	CAPSCREW SIZE	1/4-20 UNC x 1 7/8
E (KNUCKLE WIDTH)	0.875 in	LARGE DIAMETER	2.187 in
F	3/4 in	MATERIAL	Ductile Iron, Steel
BORE SIZE	1 in	FLANGE THICKNESS	1/2 in
TORQUE CAPACITY	5000 lb/in	BOLT CIRCLE DIA.	2 11/16 in
G DIM	3/16 in	KEYWAY SIZE	1/4 x 1/8 in
CAP SCREWS	3	BORE RANGE [MIN]	1/2 in
LENGTH THROUGH BORE	1 3/8 in	BUSHING SERIES	SDS
BORE RANGE [MAX]	2 in	L DIM	1.375 in
D	3.188 in	B	2.187 in
OVERALL LENGTH	1 5/16 in	WEIGHT	0.5 LB
WRENCH TORQUE	9 lbf	EAN OR UPC	697950037417

SY 1. TF Unidad de rodamientos de bolas con soporte de pie con aro interior prolongado y fijación con

tornillos, fundición, normas ISO

Unidad de rodamientos de bolas con soporte de pie con aro interior prolongado y fijación con tornillos, fundición, normas ISO



Las unidades de rodamientos de bolas con soporte de pie están formadas por un rodamiento de inserción montado en un soporte de fundición que puede atornillarse a una superficie de apoyo. Esta versión es adecuada para aplicaciones con sentidos de giro constantes y alternados. Tiene un aro interior prolongado en ambos lados, y se fija en el eje ajustando un tornillo de fijación en el aro interior, lo que la hace fácil de montar.

- Fuertes
- Listos para montar
- Rodamiento lubricado y sellado
- Fijación rápida en el eje
- Rentables

Overview

Dimensiones

Diámetro del eje	25.4 mm
Altura del centro (soporte de pie)	36.5 mm
Ancho total del soporte	36 mm
Distancia del centro entre los orificios para tornillos	102 mm
Ancho del rodamiento, total	34.1 mm

Rendimiento

Capacidad de carga dinámica básica	14 kN
Capacidad de carga estática básica	7.8 kN
Velocidad límite	7 000 r/min

PRODUCT-DETAILS

ACS310-01E-02A4-2

ACS310-01E-02A4-2 Pn 0,37kW, I2n 2,4A IP20



Información General

Alias comercial global	ACS310-01E-02A4-2
Código de producto	3AUA0000038701
Designación de tipo ABB	ACS310-01E-02A4-2
EAN	6438177272601
Descripción corta	ACS310-01E-02A4-2 Pn 0,37kW, I2n 2,4A IP20

Descripción larga

The ACS310 drives are designed for squared torque applications such as booster pumps and supply and return fans. The drive includes a powerful and beneficial set of features designed for pump and fan applications. These features include built-in PID controllers and pump and fan control (PFC) that varies the drive's performance in response to changes in pressure, flow or other external data.

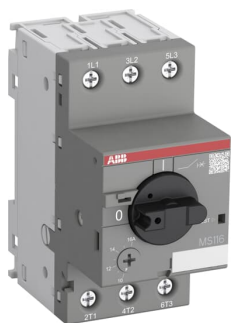
Clasificación

País de origen	China (CN) Finland (FI)
Código arancelario	85044085
Descripción de la factura	ACS310-01E-02A4-2 Pn 0,37kW, I2n 2,4A IP20
Por encargo	No
Cantidad mínima de pedido	1 piece
Orden múltiple	1 piece
Solo cotización	No
Unidad de medida para la	piece

PRODUCT-DETAILS

MS116-16

MS116-16 Manual Motor Starter 10 ... 16 A



Información General

Tipo de producto extendido	MS116-16
Código de producto	1SAM25000R1011
EAN	4013614320347
Descripción corta	MS116-16 Manual Motor Starter 10 ... 16 A

Descripción larga	<p>The MS116-16 manual motor starter (also known as motor protection circuit breaker or manual motor protector) is a compact 45 mm width device with a rated operational current of $I_e = 16.0$ A. This device is used to manually switch on and off motors and to protect them reliably and without the need for a fuse from short-circuits, overload and phase failures. The manual motor starter offers a rated service short-circuit breaking capacity $I_{cs} = 16$ kA at 400 VAC and trip class 10A. Further features are the build-in disconnect function, temperature compensation, trip-free mechanism and a rotary handle with a clear switch position indication. The manual motor starter is suitable for three- and single-phase applications. Auxiliary contacts, signaling contacts, undervoltage releases, shunt trips, 3-phase bus bars, power in-feed blocks and locking devices for protection against unauthorized changes are available as accessory.</p>
-------------------	---

Clasificación

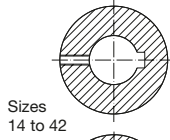
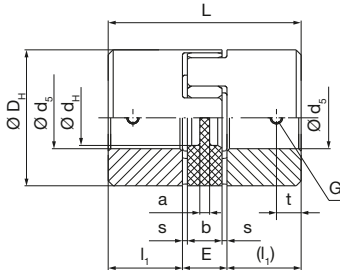
Cantidad mínima de pedido	1 piece
Código arancelario	85362010

Descargas Populares

ROBA®-ES with key hubs

Sizes 14 to 65

Single-jointed coupling / Type 940._ 22._



The adjusting screw is offset by 180° to the keyway on Sizes 14 to 42 (see Fig. above).



Technical Data and Main Dimensions		Size									
		14	19	24	28	38	42	48	55	65	
Minimum hub bore ^{1) 2)}	$d_{s\ H7\ min}$	[mm]	6	6	8	10	12	14	20	20	38
Maximum hub bore ^{1) 2)}	$d_{s\ H7\ max}$	[mm]	15	24	28	38	45	55	60	70	80
Maximum speed ^{3) 4)}	n_{max}	[rpm]	19000	14000	10600	8500	7100	6000	5600	5000	4600

Mass moments of inertia J [10⁻³ kgm²] ^{5) 6)}

	Size	14	19	24	28	38	42	48	55	65
Elastomeric element		0.0005	0.0012	0.0067	0.0154	0.042	0.09	0.143	0.248	0.474
Key hub		0.0026	0.0175	0.0781	0.169	0.498	3.093	5.173	10.096	18.524
Single-jointed coupling short		0.0057	0.0362	0.1629	0.3534	55	6.276	10.489	20.44	37.522
Sleeve with H _s = 1000 mm		0.075	0.27	0.74	1.33	2.42	14.33	29.7	48.94	71.43
Sleeve with 1000 mm tube		0.071	0.236	0.676	1.202	1.917	10.676	24.89	41.167	54.082

Weights [kg] ^{5) 6)}

	Size	14	19	24	28	38	42	48	55	65
Elastomeric element		0.0048	0.007	0.019	0.037	0.054	0.081	0.104	0.149	0.216
Key hub		0.018	0.064	0.161	0.236	0.47	2.03	2.792	4.136	5.95
Single-jointed coupling short		0.041	0.135	0.341	0.509	0.994	4.141	5.688	8.421	12.116
Sleeve with H _s = 1000 mm		0.595	1.036	1.323	1.631	2.101	9.429	15.764	18.009	21.351
Sleeve with 1000 mm tube		0.574	0.86	1.22	1.477	1.705	7.383	13.561	15.193	16.622

Dimensions	Size								
	14	19	24	28	38	42	48	55	65
a	2	4	4	5	5	5	5	9	8
b	10	12	14	15	18	20	21	22	26
D _H	30	40	55	65	80	95	105	120	135
d _H	10.5	18	27	30	38	46	51	60	68
E	13	16	18	20	24	26	28	30	35
G	M4	M5	M5	M6	M8	M8	M8	M10	M10
L	35	66	78	90	114	126	140	160	185
L ₂	56	92	112	128	158	174	192	218	252
L ₃	dependent on H _s								
l ₁	11	25	30	35	45	50	56	65	75
l ₂	34	42	52	58	68	74	80	88	102
H _{s min}	68	87	101	115	143	162	178	200	230
H _{s max}	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	3000	3000
s	1.5	2.0	2.0	2.5	3.0	3.0	3.5	4.0	4.5
t	5	10	10	15	15	20	25	20	20

We reserve the right to make dimensional and constructional alterations.

Stock program	Size					
	Bore	14	19	24	28	38
Ø6						
Ø8	x					
Ø9						
Ø10	x	x				
Ø11	x					
Ø12	x	x				
Ø14	x	x	x			
Ø15		x	x			
Ø16		x	x			
Ø17						
Ø18		x	x			
Ø19		x	x	x		
Ø20		x	x	x	x	
Ø22				x		
Ø24				x	x	
Ø25				x	x	x
Ø28				x		
Ø30				x	x	
Ø32				x	x	
Ø35					x	
Ø38						x

Apéndice B

Control de velocidad para servomecanismos libre de modelo

La mecatrónica es una disciplina que combina la mecánica, la electrónica y la informática para el diseño, desarrollo y control de sistemas automatizados. La interacción entre estas tres áreas permite la creación de soluciones innovadoras para resolver problemas complejos en diferentes sectores, como la industria, la salud, la robótica, la automatización y muchos otros.

Uno de los aspectos más importantes en la mecatrónica es el control de los sistemas automatizados. Para ello, se utilizan diferentes técnicas y herramientas, entre ellas los controladores PID (Proporcional-Integral-Derivativo) y los controladores ADRC (*Active Disturbance Rejection Control*).

El controlador PID es uno de los métodos más antiguos y ampliamente utilizados en la industria para el control de sistemas automatizados. Su capacidad para ajustar la señal de control en función del error actual, el error acumulado y la velocidad de cambio del error lo hacen una herramienta muy versátil y adaptable para diferentes procesos.

El control PID (Proporcional-Integral-Derivativo) es una técnica de control ampliamente utilizada en la industria para el control de procesos

automatizados. Esta técnica se basa en la medición continua de la variable de proceso, la comparación de esta medición con un valor deseado o *setpoint* y la utilización de un algoritmo matemático para calcular una señal de control que ajuste el proceso hacia el valor deseado.

El origen del control PID se remonta a la década de 1920, cuando se comenzó a investigar sobre el control de procesos automáticos en la industria química. En esa época, los procesos industriales eran controlados manualmente y se requería la intervención humana constante para mantenerlos en el rango de operación deseado.

En la década de 1930, se comenzaron a utilizar los primeros controladores automáticos basados en el principio de retroalimentación, que permitían la medición de la variable de proceso y la comparación con el valor deseado en tiempo real. Sin embargo, estos controladores eran simples y no permitían el ajuste automático de la señal de control en función de las variaciones en el proceso.

Fue en la década de 1940 cuando se desarrollaron los primeros controladores PID, que combinaban tres elementos clave: la acción proporcional, que ajusta la señal de control en función del error actual; la acción integral, que ajusta la señal de control en función del error acumulado durante un periodo de tiempo; y la acción derivativa, que ajusta la señal de control en función de la velocidad de cambio del error.

Desde entonces, el control PID ha evolucionado y se ha adaptado a diferentes tipos de procesos y sistemas. Hoy en día, es uno de los métodos de control más utilizados en la industria debido a su simplicidad, eficacia y facilidad de implementación.

El controlador PID tiene algunas limitaciones que pueden afectar su capacidad para adaptarse a diferentes sistemas y condiciones de operación. En particular, el controlador PID puede ser sensible a las perturbaciones y a los cambios bruscos en el proceso, lo que puede generar oscilaciones, overshoots y otros problemas de estabilidad y precisión.

Para superar estas limitaciones, se ha desarrollado el controlador ADRC (*Active Disturbance Rejection Control*), que utiliza un enfoque diferente para el control de sistemas automatizados. El controlador ADRC se basa en la idea de que cualquier sistema automatizado está afectado por perturbaciones y ruido, y utiliza un estimador de perturbaciones para rechazar los efectos de estas perturbaciones.

El controlador ADRC tiene varias ventajas con respecto al controlador PID, entre ellas la capacidad de rechazar perturbaciones externas y de adaptarse a cambios en el proceso de manera más rápida y precisa. Además, el controlador ADRC no requiere ajustes manuales como el controlador PID, lo que lo hace más fácil de implementar y utilizar en diferentes sistemas.

Esta técnica también presenta algunas desventajas, como la necesidad de mayor capacidad de cómputo que el PID y una mayor complejidad de sintonización del sistema controlador-observador. Además, la técnica de ADRC asume que la ganancia de control es bien conocida, lo cual no siempre es cierto.

En conclusión se reporta el proceso de diseño, implementación, experimentación y resultados de un control simple para la regulación de velocidad que combina características de las técnicas ADRC y la simplicidad del PI. A diferencia del clásico ADRC, en la propuesta actual, tanto la perturbación total como la ganancia de control no son conocidas. El objetivo de este trabajo es explorar la efectividad de esta técnica combinada y compararla con el controlador PID, analizando su precisión, eficiencia y simplicidad de implementación en diferentes sistemas automatizados.

B.1. Control para un sistema incierto

Considere el siguiente sistema

$$\dot{x} = \alpha(u - h) \tag{B.1}$$

con $x \in \mathbb{R}$ el estado, $u \in \mathbb{R}$ el control y donde $\alpha, h(\cdot) \in \mathbb{R}$ se asumen desconocidos. El objetivo de control, es hacer que $x \rightarrow x_d$, $\dot{x}_d = 0$, cuando $t \rightarrow \infty$ a pesar de la incertidumbre en el modelo, representada por α , y el disturbio $h(\cdot)$, el cual representa la suma de disturbios endógenos y exógenos y que puede ser variante en el tiempo.

Antes de enunciar el resultado principal, se hacen las siguientes consideraciones:

1. $\alpha > 0$ tal que $\alpha \in [\alpha_{min}, \alpha_{max}]$

2. $h(\cdot) \in [h_{min}, h_{max}]$
3. $u(t) \in [-M, M], \forall M > 0$
4. $\left| \frac{dh(\cdot)}{dt} \right| \leq h_0$

Definición (Función de Saturación) Dada una constante positiva M , la función continua y no decreciente $\sigma_M : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ es definida como:

$$\begin{aligned} (1) \sigma_M &= s \text{ si } |s| < M; \\ (2) \sigma_M &= M \cdot \text{sign}(s) \text{ ; en otro caso} \end{aligned} \tag{B.2}$$

Considere al sistema (B.1) con la siguiente ley de control dinámica

$$\begin{aligned} \dot{z} &= \lambda_f(u - z) \\ u &= \sigma_M(\lambda(x_d - x) + z) \end{aligned} \tag{B.3}$$

sea $e_x = x - x_d$ y $e_z = z - h$, el error de seguimiento y el error de estimación, respectivamente. Además, sea $X_e = (e_x \ e_z)^T$ el vector de estado en coordenadas del error. Entonces, después de un tiempo suficientemente grande, el vector de error queda confinado en la siguiente vecindad del origen.

$$\|X_e(t)\| \leq \frac{h_0}{\lambda_M} \tag{B.4}$$

h_0 se define anteriormente y λ_M es el mayor valor propio de la matriz $A_s = \frac{1}{2}(A_e + A_e^T)$, donde A_e esta dada por:

$$\begin{pmatrix} -\alpha\lambda & \alpha \\ -\lambda_f\lambda & 0 \end{pmatrix} \tag{B.5}$$

Observación Note que la variable z dada en la primera ecuación de (B.3) tiene trayectorias acotadas, esto es:

$$|z(t)| \leq M \tag{B.6}$$

por lo tanto e_z siempre se mantendrá acotado, *i.e.*, $|e_z(t)| \leq c$, para algún $c > 0$

Demostración Considere la dinámica de las variables de error:

$$\begin{aligned}\dot{e}_x &= \dot{x} - \dot{x}_d = \alpha[-\sigma_M(\lambda e_x - z) - h] \\ \dot{e}_z &= \dot{z} - \dot{h} = \lambda_f[-\sigma_M(\lambda e_x - z) - z] - \dot{h}\end{aligned}\quad (\text{B.7})$$

De la Observación B.1, se asegura que e_z se mantiene acotada. Ahora se analizarán las trayectorias de la variable e_x . Para ello se propone la siguiente Función de Lyapunov candidata

$$V = \frac{1}{2}e_x^2 \quad (\text{B.8})$$

Se deriva a lo largo de la trayectoria del sistema

$$\begin{aligned}\dot{V} &= e_x \dot{e}_x = e_x(-\alpha\sigma_M(\lambda e_x - z) - \alpha h) \\ &= -e_x\alpha\sigma_M(\lambda e_x - z) - e_x\alpha h\end{aligned}\quad (\text{B.9})$$

Asumiendo que $|\lambda e_x| > 2z$ entonces $|\lambda e_x - z| \geq z + \varepsilon$ con ε lo suficientemente pequeño. De la Observación B.1 tenemos que:

$$|z(t)| < M \quad (\text{B.10})$$

por lo que $|\lambda e_x - M| \geq M + \varepsilon$.

Esto implica que $\lambda e_x - M$ tiene el mismo signo que λe_x , es decir, tiene el mismo signo que e_x . Ahora, tomando la consideración que $|h(t)| \leq h_{max}$ se tiene:

$$\dot{V} \leq -\alpha|e_x|\sigma_M(M + \varepsilon) + \alpha|e_x|h_{max} \quad (\text{B.11})$$

Asumiendo que:

$$h_{max} < \min(M + \varepsilon, M) = M \quad (\text{B.12})$$

Se puede asegurar que la función decrecerá, es decir $\dot{V}_2 < 0$; en consecuencia la variable e_x entra al conjunto:

$$\Phi = \{e_x : |\lambda e_x| < 2M\} \quad (\text{B.13})$$

Al entrar en este conjunto, e_x evoluciona en la parte lineal de σ_M por lo tanto el sistema (B.7) se convierte en:

$$\begin{aligned}\dot{e}_x &= -\alpha[\lambda e_x + \alpha z - h] \\ \dot{e}_z &= -\lambda_f \lambda e_x - \dot{h}\end{aligned}\tag{B.14}$$

Reescribiendo el sistema en forma matricial, tenemos que:

$$\begin{pmatrix} \dot{e}_x \\ \dot{e}_z \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} -\alpha\lambda & \alpha \\ -\lambda_f\lambda & 0 \end{pmatrix}}_{A_e} \begin{pmatrix} e_x \\ e_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \dot{h}\tag{B.15}$$

Para analizar la estabilidad de (B.15) se analizan los valores propios de A_e .

$$|s\mathbb{I} - A_e| = \left| \begin{pmatrix} s & 0 \\ 0 & s \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -\alpha\lambda & \alpha \\ -\lambda_f\lambda & 0 \end{pmatrix} \right| = \left| \begin{pmatrix} s + \alpha\lambda & -\alpha \\ \lambda_f\lambda & s \end{pmatrix} \right|$$

Así el polinomio característico queda definido como:

$$|s\mathbb{I} - A_e| = s^2 + s\alpha\lambda + \alpha\lambda_f\lambda = 0\tag{B.16}$$

puesto que $\alpha, \lambda, \lambda_f > 0$, entonces A_e es una matriz Hurwitz. Así, para el sistema dado por

$$\dot{X}_e = A_e X_e + B\dot{h}\tag{B.17}$$

las trayectorias del vector de error se pueden acotar por

$$X_e(t) = e^{A_e(t-t_0)} X_e(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A_e(t-t_0)} B(\dot{h}) d\tau\tag{B.18}$$

$$\begin{aligned}\therefore \|X_e(t)\| &\leq \|e^{A_e(t-t_0)}\| \|X_e(t_0)\| \\ &\quad + \int_{t_0}^t \|e^{A_e(t-t_0)}\| \|B\dot{h}(t)\| dt \leq \frac{h_0}{\lambda_M}\end{aligned}\tag{B.19}$$

Donde λ_M es el mayor valor propio $\frac{1}{2}(A_e + A_e^T)$

B.2. Control de velocidad de un servosistema

B.2.1. Descripción del sistema

La Fig. B.1 muestra el Modular Servo System (MSS), una plataforma experimental de desarrollo. La interfaz de alimentación 1 suministra energía al motor 2 y también permite la comunicación entre la señal del tacogenerador 3 y la tarjeta RT-DAC/PCI instalada en la computadora 4, que opera directamente con el ecosistema de MATLAB para introducir el sistema de control. La plataforma también cuenta con un módulo de carga inercial 5 para realizar pruebas correspondientes.

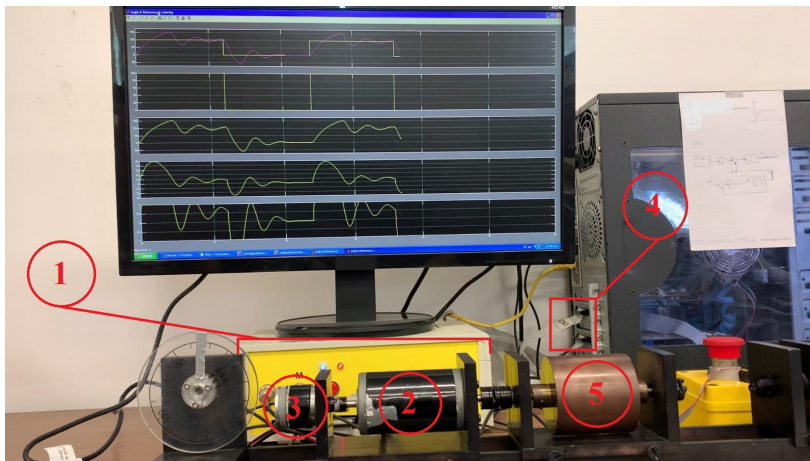


Figura B.1: Imagen del sistema

B.2.2. Modelo matemático del sistema

Se considera un motor de corriente directa como el mostrado en la Fig. B.2, en donde además se marcan sus parámetros en la Tabla B.1.

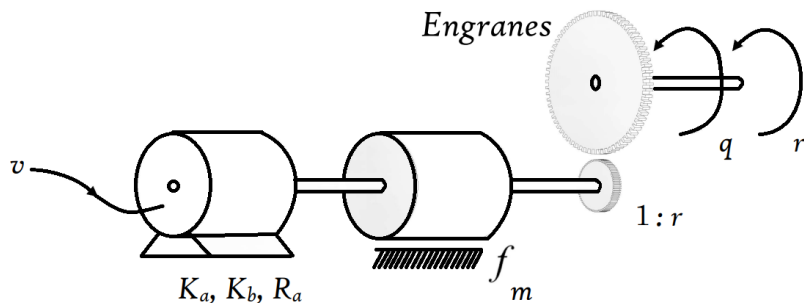


Figura B.2: Modelo del sistema

El modelo matemático es:

$$\begin{cases} \tau_m = K_a i_a \\ v_a = R_a i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + e_b \\ e_b = K_b \dot{q}_m \\ q_m = r q \\ J_m \ddot{q}_m = \tau_m - B_m \dot{q}_m - \frac{\tau}{r} \end{cases} \quad (\text{B.20})$$

Considerando la inductancia cero y expresándolo en términos de q el modelo puede escribirse como:

$$J_m \ddot{q} + B_m \dot{q} + \frac{K_a K_b}{R_a} \dot{q} + \frac{\tau}{r^2} = \frac{K_a}{r R_a} v \quad (\text{B.21})$$

donde los parámetros del sistema son los mostrados en la Tabla B.1.

Símbolo	Descripción	Unidades
q	Posición angular del eje de la carga	Rad
v	Voltaje de armadura	V
q_m	Posición angular del eje del motor	Rad
τ_m	Par en el eje del motor	Nm
i_a	Corriente de armadura	A
e_b	Fuerza contra electromotriz	V
R_a	Resistencia de armadura	Ω
L_a	Inductancia de armadura	H
K_a	Constante motor-par	Nm/A
K_b	Constante de contra reacción electromotriz	Vs/Rad
B_m	Constante de fricción	uN

Tabla B.1: Parámetros

haciendo

$$a = \frac{K_a K_b}{J_m R} + \frac{B_m}{J_m}; b = \frac{K_a}{J_m r R}; c = \frac{1}{J_m r^2} \quad (\text{B.22})$$

el modelo del motor DC puede escribirse como

$$\ddot{q} = -a\dot{q} + bv_a - c\tau \quad (\text{B.23})$$

Para el diseño del control de velocidad, definamos a la variable de velocidad como $\omega = \dot{q}$. Entonces el sistema (B.23) se puede escribir como

$$\dot{\omega} = \alpha(v_a - h) \quad (\text{B.24})$$

con $\alpha = b$ y $h = \frac{a}{b}\dot{q} + \frac{c}{b}\tau$

B.2.3. Control no lineal para la regulación de velocidad del MSS

Evidentemente el sistema (B.24) es de la forma de (B.1). Por lo tanto un control de la forma (B.3) permite regular la velocidad a una velocidad ω_d y rechazar la perturbación total $h(\dot{q}, \tau, t)$ activamente. Así entonces, se tiene el siguiente enunciado.

Proposición 1. *Considere la dinámica del sistema MMS dada por (B.24). Entonces el siguiente control, permite regular la velocidad de manera práctica.*

$$\begin{aligned} \dot{z} &= \lambda_f(u - z) \\ u &= \sigma_M(\lambda(\omega_d - \omega) + z) \end{aligned} \quad (\text{B.25})$$

B.2.4. Control PI para la regulación de velocidad del MSS

Ahora, se considera que la carga τ es nula, *i.e.*, $\tau = 0$. Entonces el modelo es tal que acepta una función de transferencia de la siguiente forma

$$P(s) = \frac{\Omega(s)}{V_a(s)} = \frac{b}{s + a} \quad (\text{B.26})$$

La ley de control proporcional integral (PI) de dos grados de libertad está dada por:

$$u = -yk_p + (r - y)\frac{k_i}{s} \quad (\text{B.27})$$

Recordando que la función de transferencia de la planta es (B.26), en lazo cerrado la función de transferencia es:

$$y = P(s) \left(-yk_p + (r - y)\frac{k_i}{s} \right) \quad (\text{B.28})$$

por lo que la función de transferencia en lazo cerrado queda

$$\frac{y}{r} = \frac{k_i b}{s^2 + s(a + bk_p) + bk_i} \quad (\text{B.29})$$

al igualar esta función de transferencia con la de sistema de segundo orden se obtiene

$$\begin{aligned} k_i &= \frac{w_n^2}{b} \\ k_p &= \frac{2w_n\zeta - a}{b} \end{aligned} \quad (\text{B.30})$$

Para la implementación de el control PI diseñado, se ingresan los valores que el MSS nos proporciona siendo así $a = 0,961$, $b = 178,8$, $w_n = 13,3716$ y $\zeta = 0,5912$.

B.2.5. Metodología

Se llevaron a cabo varios experimentos para obtener los datos necesarios en el estudio. En cada experimento se aplicó una señal de referencia idéntica para todos, consistente en una señal cuadrada periódica con una amplitud de 100, un periodo de 12 segundos y un ancho de pulso del 50%, mientras se dejaba actuar el control diseñado para el sistema durante 30 segundos.

Se registraron los datos de amplitud y tiempo de la señal de referencia y la señal de salida del sistema, así como la señal de control suministrada a la planta. Inicialmente se realizó el experimento con el control PI con el sistema libre de carga, y se graficaron los resultados. Posteriormente se realizó el mismo experimento, pero añadiendo una carga inercial a la plataforma del sistema, registrando así una nueva gráfica y comparando los resultados obtenidos con el mismo control.

Este proceso se repitió para el control de rechazo de perturbaciones, comparando las respuestas del mismo control entre el sistema con carga inercial y el sistema sin ella.

Finalmente, se compararon los resultados gráficos de ambos diseños de control tanto con carga como sin carga inercial, para realizar un análisis de los resultados obtenidos en los diferentes experimentos y sacar las debidas conclusiones del diseño y resultado de este tipo de controles.

Es importante destacar que en el diseño implementado en Simulink para el control de rechazo de perturbaciones, se hizo uso de un módulo de saturación con parámetros de -12 a 12, propio del control. Además, se utilizó otro módulo de saturación correspondiente a los parámetros de -1 a 1, necesario para asignarlo a la entrada de la planta del MSS.

B.3. Resultados

Los resultados gráficos que se obtuvieron del control PI se muestran en la Fig. B.3 la cual enseña el seguimiento del sistema a la señal de referencia requerida de manera casi idéntica, siendo el tiempo de respuesta relativamente rápido.

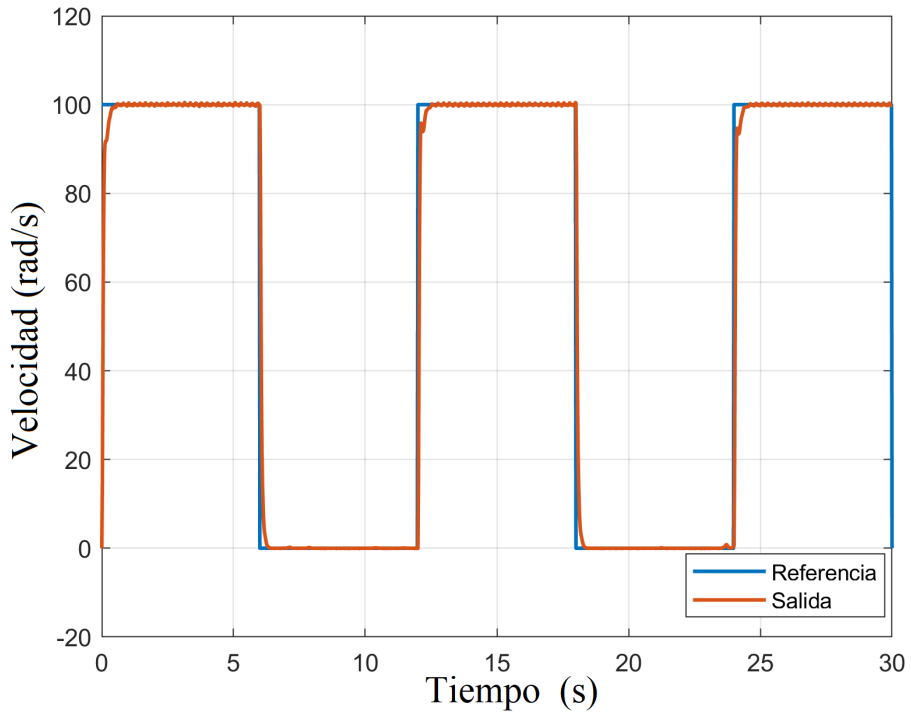


Figura B.3: Gráfica de respuesta control PI sin carga

Se puede observar una señal de control en la Fig. B.4 donde claramente se nota que no existe saturación dado que se encuentra en un rango de -3V a 10V.

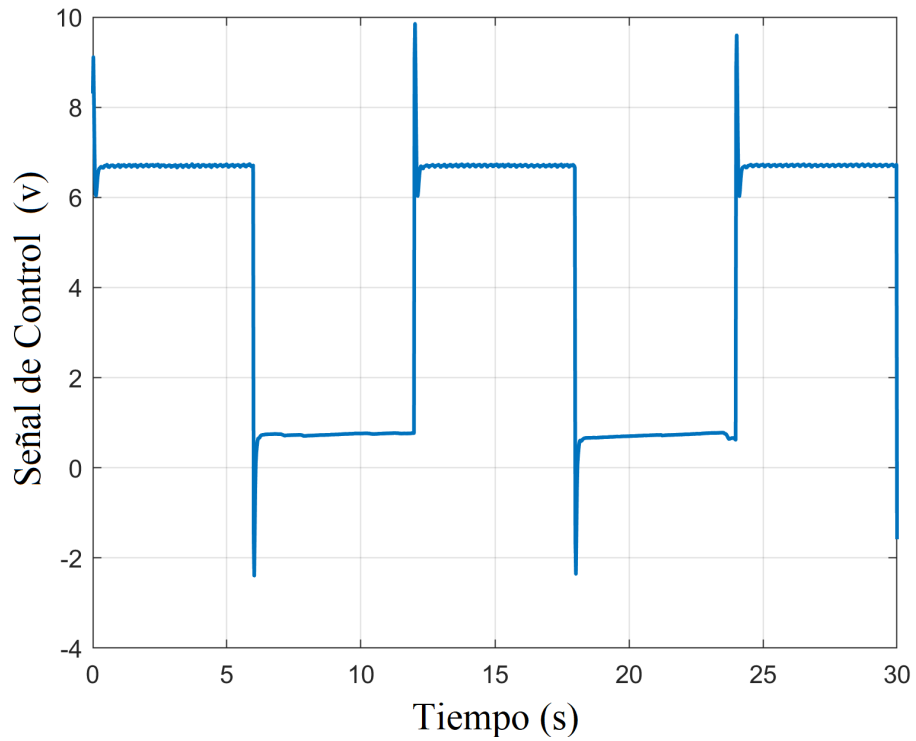


Figura B.4: Gráfica de señal de control PI

De manera similar en la Fig. B.5 se observa el comportamiento de la señal de control por rechazo de perturbaciones, que presenta mínimas diferencias con su homólogo del control PI.

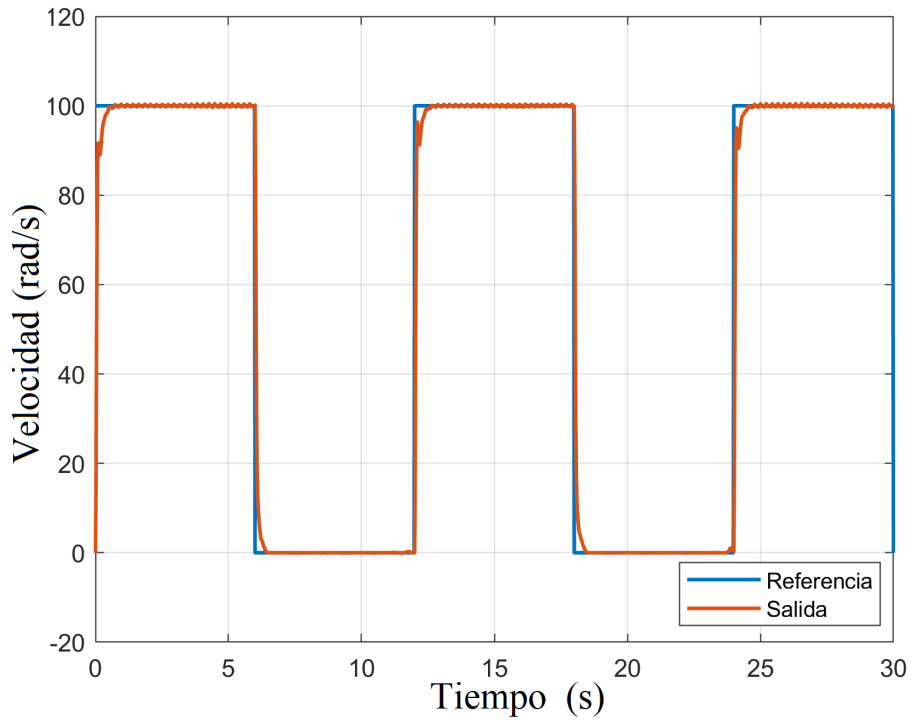


Figura B.5: Gráfica de respuesta del control no lineal de rechazo de perturbaciones sin carga

Incluso la señal de control dada en la Fig. B.6 es similar exceptuando que el rango de actuación es más amplio extendiéndose desde los -4V hasta 11V.

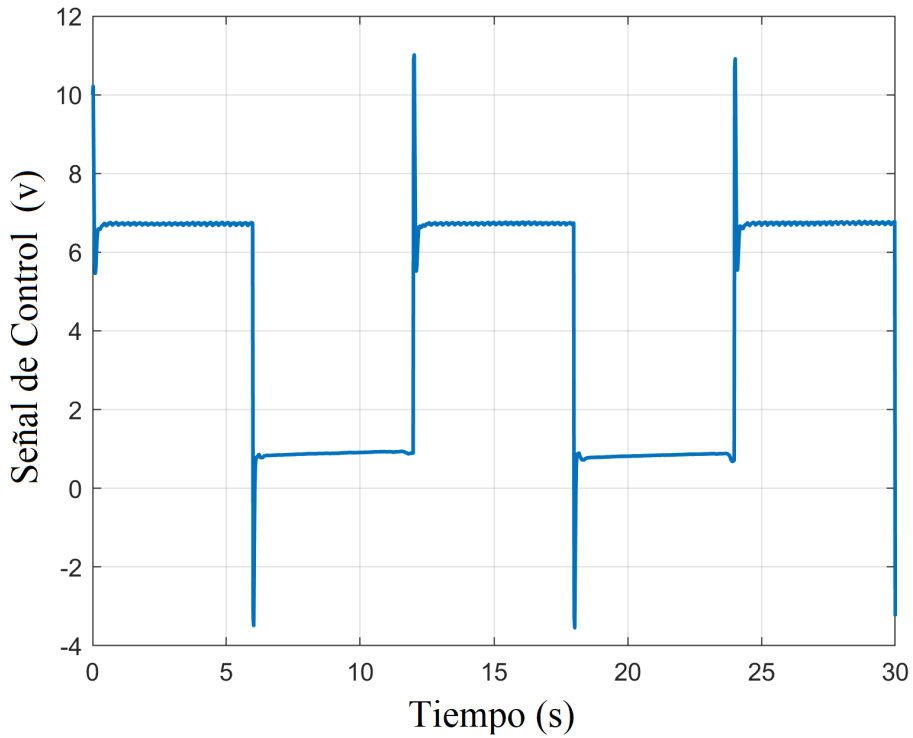


Figura B.6: Gráfica de señal de control no lineal de rechazo de perturbaciones

Para la siguiente parte del proceso se le coloca el modulo de carga inercial a la plataforma de experimentos de INTECO para realizar las pruebas pertinentes en el cual se muestra en la Fig. B.7 la comparación de la señal de referencia dada al sistema y la señal de respuesta, la cual podemos notar que difieren de manera desproporcionada.

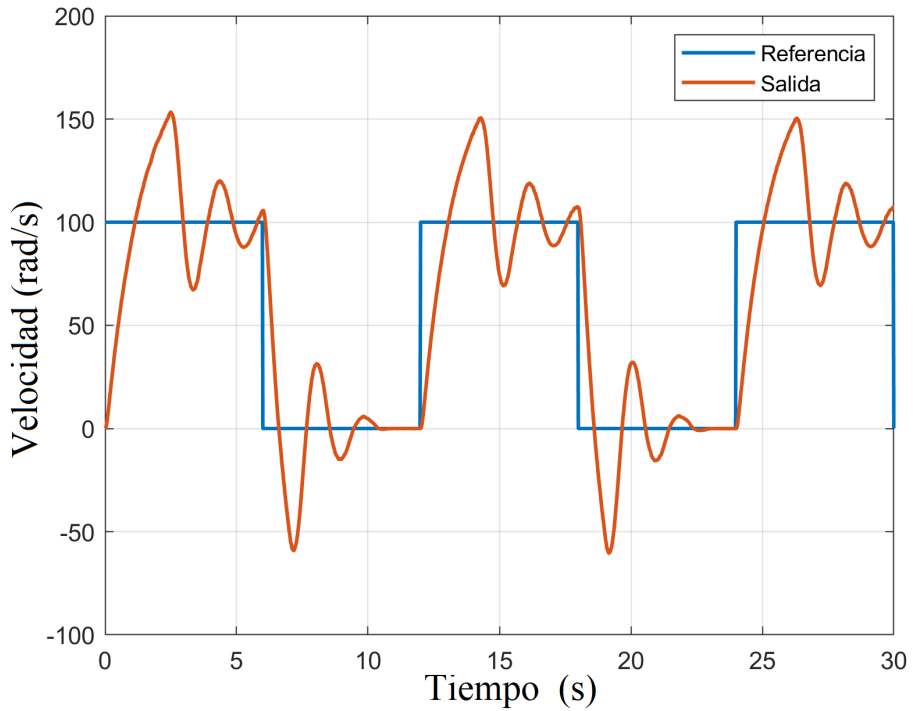


Figura B.7: Gráfica de respuesta control PI con carga

Es en la Fig. B.8 donde se puede notar que el control PI exige una señal de control de hasta 50V lo cual provoca que el control se sature y quede en lazo abierto, provocando el comportamiento previamente visto en la Fig B.7.

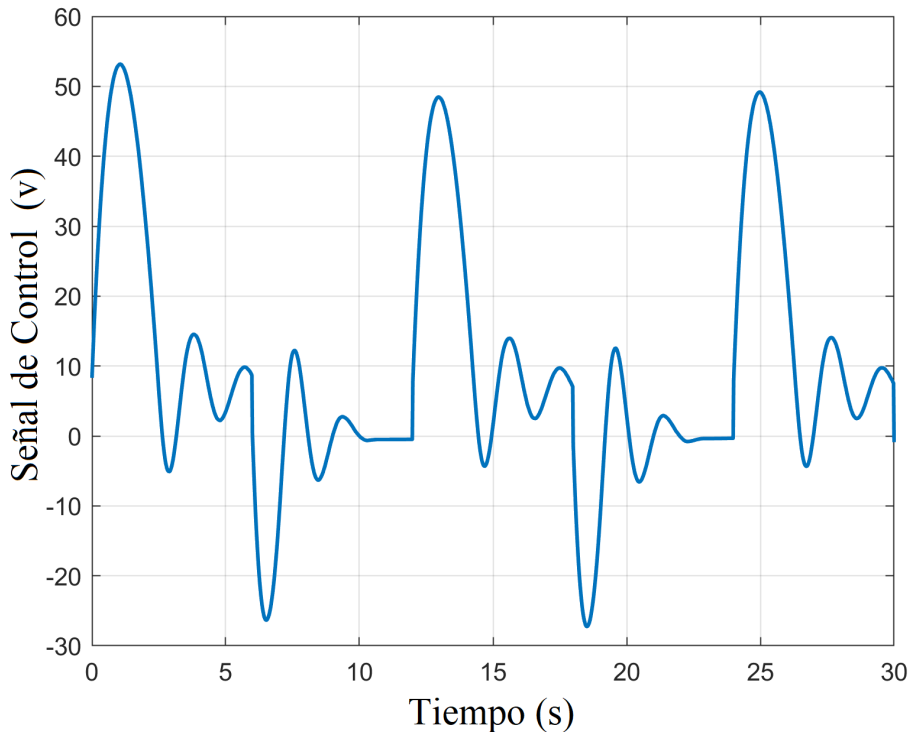


Figura B.8: Gráfica de señal de control PI con carga

Mientras que los resultados arrojados por el control de rechazo de perturbaciones que muestra una señal de salida del sistema relativamente atenuada en contraposición de su homóloga del control PI dando una señal máxima de 12V.

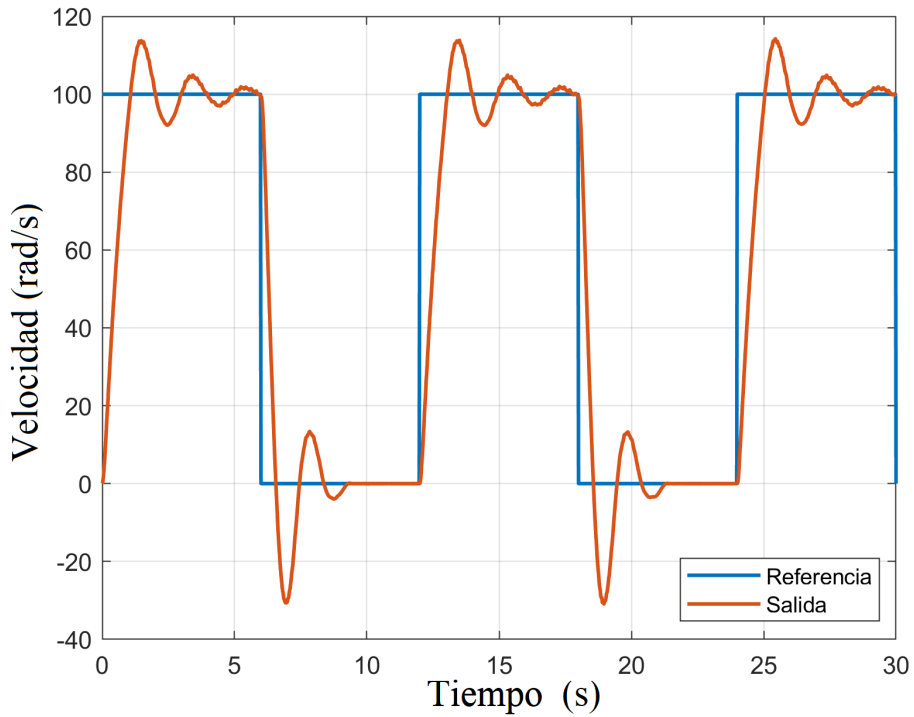


Figura B.9: Gráfica de respuesta control no lineal de rechazo de perturbaciones con carga

Al revisar la señal de control suministrada al sistema se nota que aunque llega a saturar en algún momento al control Fig B.9 no lo hace de manera tan drástica como el del PI Fig B.7.

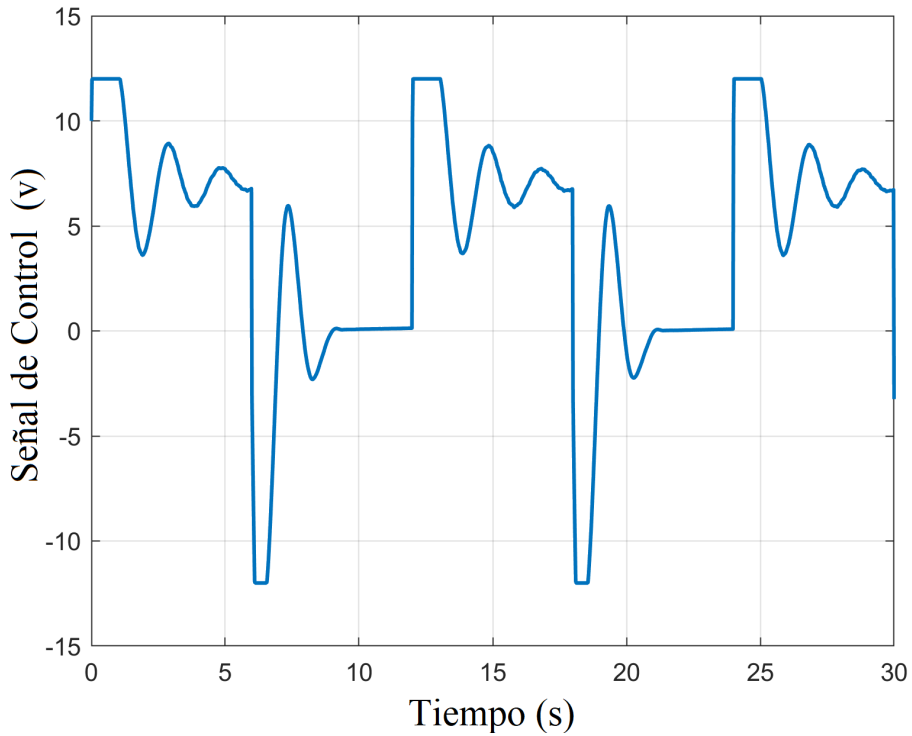


Figura B.10: Gráfica de señal de control no lineal de rechazo de perturbaciones con carga

B.4. Conclusiones

El control de rechazo de perturbaciones es un enfoque eficaz para contrarrestar el error que puede ingresar al sistema servo debido a las perturbaciones. Como se ha observado, el control PI es eficiente para sistemas con modelos matemáticos precisos, pero obtener estos modelos puede ser difícil debido a las restricciones de producción de la industria. Además, el control PI no es lo suficientemente robusto para soportar la señal de perturbación aplicada.

Por otro lado, el control de rechazo de perturbaciones no requiere un modelo matemático preciso del sistema, lo que facilita su implementación en cualquier planta y tiene un mejor rechazo a las perturbaciones

que pueden existir en diferentes tipos de procesos. Es por ello que el método utilizado para el control del sistema servo resultó en mejores resultados en comparación con un controlador PI, como se puede observar en las gráficas de los resultados. La señal de control tiene picos muy pequeños de saturación, lo que hace que el sistema sea más eficiente ya que no requiere mucha corriente de trabajo. En conclusión, la elección de un control no lineal de rechazo de perturbaciones tiene muchas bondades para este tipo de sistemas.