

**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

**FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO**

TEMA:

**Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores
eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial**

AUTOR:

De Los Ríos Tomalá, Gabriel Arturo

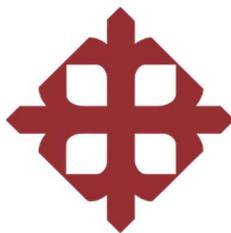
**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELECTRÓNICO EN CONTROL Y AUTOMATISMO**

TUTOR:

Ing. Mendoza Merchán, Eduardo Vicente, Mgs.

Guayaquil, Ecuador

20 de marzo del 2019



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO

CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo de titulación, fue realizado en su totalidad por **De Los Ríos Tomalá, Gabriel Arturo**, como requerimiento para la obtención del título de **Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo**.

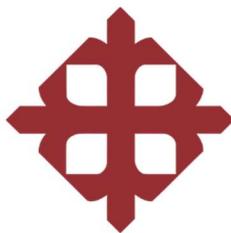
TUTOR

f. _____
Ing. Mendoza Merchán, Eduardo Vicente, Mgs.

DIRECTOR DE LA CARRERA

f. _____
Ing. Heras Sánchez, Miguel Armando, MSc.

Guayaquil, a los 20 días del mes de marzo del año 2019



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, **De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo**

DECLARO QUE:

El Trabajo de Titulación, **Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial** previo a la obtención del título de **Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 20 días del mes de marzo del año 2019

EL AUTOR

f. _____
De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO

AUTORIZACIÓN

Yo, **De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo**

Autorizo a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación, **Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial** cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a los 20 días del mes de marzo del año 2019

EL AUTOR:

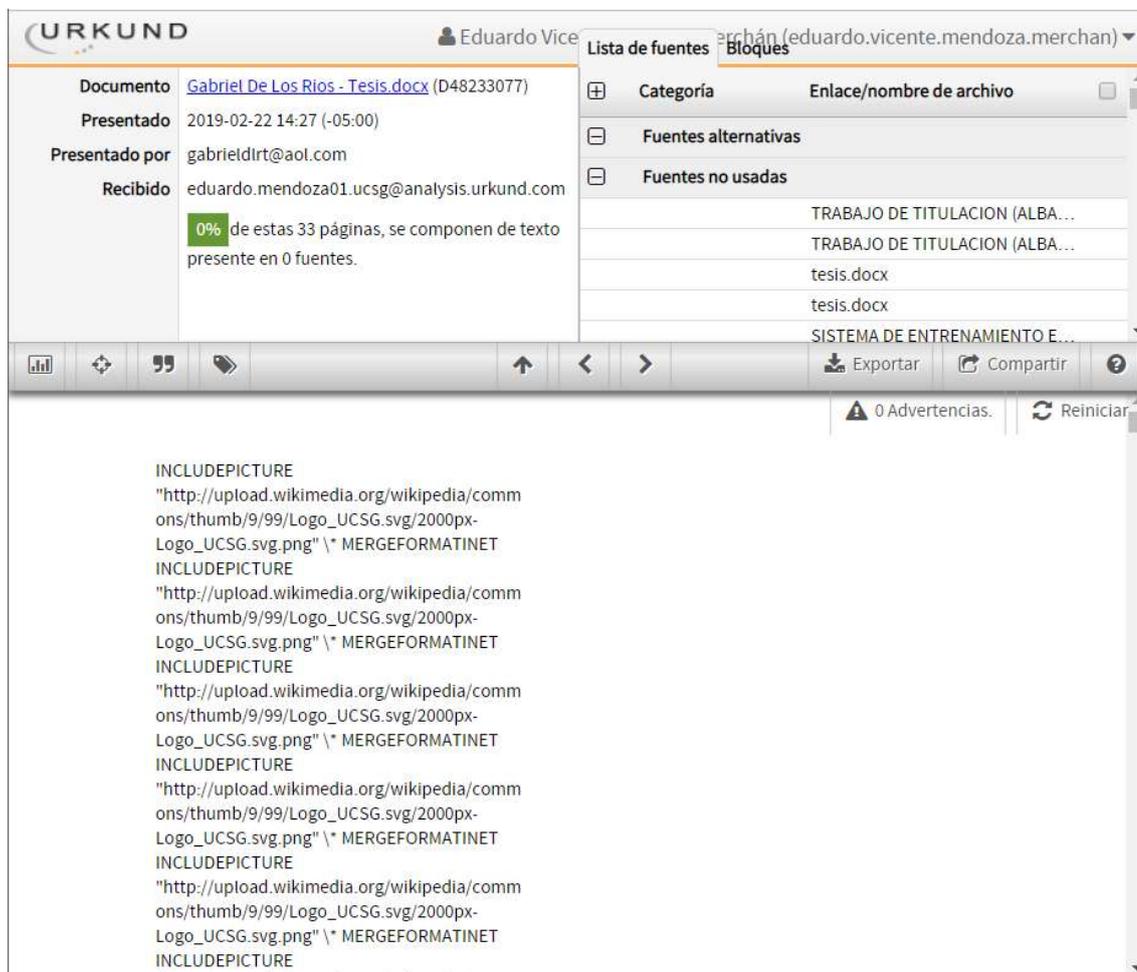
f. _____
De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo

REVISIÓN DE TRABAJO DE TITULACIÓN CON PROGRAMA URKUND

CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA EN CONTROL Y AUTOMATISMO

TÍTULO: "Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial".

AUTOR: DE LOS RIOS TOMALA GABRIEL ARTURO



The screenshot displays the URKUND software interface. The top bar shows the user 'Eduardo Vicente Merchán' and the document 'Gabriel De Los Rios - Tesis.docx (D48233077)'. The main panel shows document details: 'Presentado' on 2019-02-22 14:27 (-05:00) by 'gabriel dirt@aol.com', and 'Recibido' by 'eduardo.mendoza01.ucsg@analysis.urkund.com'. A green progress bar indicates '0%' of the 33 pages are composed of text from 0 sources. A sidebar on the right lists 'Fuentes alternativas' and 'Fuentes no usadas', with entries like 'TRABAJO DE TITULACION (ALBA...', 'tesis.docx', and 'SISTEMA DE ENTRENAMIENTO E...'. The bottom panel shows a list of 'INCLUDEPICTURE' tags with URLs to Wikimedia uploads of a logo.

Después de analizar el resultado enviado por el programa Urkund, se determinó que el trabajo de titulación del estudiante: **DE LOS RIOS TOMALA GABRIEL ARTURO**, observa un porcentaje inferior al 4% de coincidencias con otros documentos encontrados en la internet.

.....
Ing. Eduardo Mendoza Merchán, Mgs
DOCENTE TUTOR



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRONICA EN CONTROL Y
AUTOMATISMO

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

f. _____

Ing. Heras Sánchez, Miguel Armando, MSc.
DIRECTOR DE CARRERA

f. _____

Ing. Palacios Meléndez, Edwin Fernando, MSc.
COORDINADOR DE ÁREA

f. _____

Ing. Córdova Rivadeneira, Luis Silvio, MSc.
OPONENTE

ÍNDICE GENERAL

| | |
|--|-------------|
| ÍNDICE DE FIGURAS | X |
| RESUMEN | XIII |
| ABSTRACT | XIV |
| INTRODUCCIÓN | 2 |
| CAPÍTULO I: ASPECTOS GENERALES | 4 |
| 1.1 Planteamiento del problema..... | 4 |
| 1.2 Justificación..... | 4 |
| 1.3 Delimitación..... | 5 |
| 1.4 Objetivos | 5 |
| 1.4.1 Objetivo general..... | 5 |
| 1.4.2 Objetivos específicos | 5 |
| 1.5 Metodología de la investigación | 6 |
| CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO | 7 |
| 2.1 Estado del Arte..... | 7 |
| 2.2 Mantenimiento industrial..... | 11 |
| 2.2.1 Tipos de mantenimiento..... | 11 |
| 2.2.1.1 Mantenimiento Correctivo..... | 11 |
| 2.2.1.2 Mantenimiento Preventivo | 12 |
| 2.2.1.3 Mantenimiento Predictivo | 12 |
| 2.2.1.4 Mantenimiento Proactivo | 13 |
| 2.2.2 Prioridad de mantenimiento | 14 |
| 2.2.3 Principios del mantenimiento predictivo | 15 |
| 2.2.4 Técnicas de mantenimiento predictivo | 16 |
| 2.3 Autómata Programable..... | 18 |
| 2.3.1 Clasificación de los PLC..... | 19 |
| 2.3.2 Entradas y salidas digitales del PLC | 20 |
| 2.3.3 Entradas y salidas analógicas..... | 21 |
| 2.3.4 Comunicaciones en el autómata | 23 |
| 2.3.4.1 Protocolos de comunicación..... | 23 |
| 2.4 Motores | 26 |

| | | |
|---|---|-----------|
| 2.5 | Variadores de frecuencia..... | 29 |
| 2.6 | Sistemas SCADA | 31 |
| 2.6.1 | Tipos de sistema SCADA..... | 32 |
| 2.7 | Inteligencia Artificial..... | 34 |
| 2.7.1 | Machine Learning..... | 34 |
| 2.7.2 | Redes Neuronales | 34 |
| CAPÍTULO III: ANÁLISIS DEL PROTOTIPO PARA REALIZAR MANTENIMIENTO PREDICTIVO MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL | | 36 |
| | | |
| 3.1 | Consideraciones iniciales de diseño..... | 36 |
| 3.1.1 | Descripción del sistema | 36 |
| 3.1.2 | Caracterización del sistema | 38 |
| 3.1.3 | Funciones del sistema | 39 |
| 3.2 | Análisis general del sistema de mantenimiento predictivo | 40 |
| 3.2.1 | Análisis de la arquitectura de red | 40 |
| 3.2.2 | Topología de red | 41 |
| 3.2.3 | Arquitectura del sistema físico de mantenimiento | 42 |
| 3.3 | Análisis del sistema de procesamiento de información | 44 |
| 3.3.1 | Toma de información del variador..... | 44 |
| 3.3.2 | Interconexión entre el PLC y variador | 44 |
| 3.3.3 | Comunicación entre PLC y SCADA | 48 |
| 3.4 | Análisis y programación del sistema de mantenimiento..... | 50 |
| 3.4.1 | Definición de las técnicas de Inteligencia artificial aplicado al mantenimiento predictivo | 50 |
| 3.4.2 | Implementación del programa de mantenimiento predictivo. | 52 |
| 3.5 | Pruebas de funcionamiento..... | 60 |
| 3.5.1 | Prueba de sistema de histórico de variables..... | 60 |
| 3.5.2 | Prueba de creación de los datos de entrenamiento | 62 |
| 3.5.3. | Prueba de estimación del sistema de datos..... | 64 |
| CAPÍTULO IV: PRESENTACION Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS | | 66 |
| 4.1 | Presentación de Resultados..... | 66 |
| 4.1.1 | Resultados referentes al estado del arte..... | 66 |
| 4.1.2 | Resultados de Hardware..... | 67 |

| | | |
|--|--|-----------|
| 4.1.3 | Resultados de Software | 67 |
| 4.1.4 | Resultados de interfaz de usuario..... | 67 |
| 4.1.5 | Resultados de las pruebas de prototipo..... | 68 |
| 4.2 | Discusión de resultados | 68 |
| 4.2.1 | Cumplimiento de objetivos | 69 |
| 4.2.1.1 | Objetivo general | 69 |
| 4.2.1.2 | Objetivos específicos..... | 69 |
| 4.2.2 | Análisis de la metodología | 70 |
| 4.2.3 | Análisis de la solución del problema de investigación..... | 70 |
| 4.2.4 | Discusión final | 70 |
| CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... | | 71 |
| 5.1 | Conclusiones..... | 71 |
| 5.2 | Recomendaciones..... | 71 |
| 5.3 | Trabajos Futuros | 72 |
| BIBLIOGRAFÍA..... | | 73 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 2.1. Mantenimiento Correctivo – Falla de motor..... | 12 |
| Figura 2.2. Mantenimiento Preventivo – Tiempo programado para realizar mantenimientos. | 12 |
| Figura 2.3. Mantenimiento Predictivo – Grafica de tendencia de comportamiento de equipo. | 13 |
| Figura 2.4. Mantenimiento Proactivo – Identificación de la causa del problema..... | 13 |
| Figura 2.5. Mantenimiento predictivo..... | 16 |
| Figura 2.6. Varios modelos de Autómatas Programables..... | 18 |
| Figura 2.7. Diagrama de bloques de la estructura de un PLC..... | 19 |
| Figura 2.8. Simatic S7-1200 de Siemens..... | 19 |
| Figura 2.9. Simatic S7-1500 de Siemens..... | 20 |
| Figura 2.10. Módulo en entradas digitales..... | 20 |
| Figura 2.11. Módulo de salidas digitales..... | 21 |
| Figura 2.12. Conexión de sensores analógicos hacia módulos de entradas analógicas..... | 22 |
| Figura 2.13. Conexión de módulo de salidas analógicas..... | 22 |
| Figura 2.14. Estator de un motor trifásico asíncrono..... | 27 |
| Figura 2.15. Rotor de un motor trifásico asíncrono..... | 28 |
| Figura 2.16. Componentes de un motor trifásico asíncrono..... | 29 |
| Figura 2.17. Variadores de frecuencia..... | 29 |
| Figura 2.18. Rampa de aceleración..... | 30 |
| Figura 2.19. Rampa de deceleración..... | 31 |
| Figura 2.20. Competente de sistemas SCADA..... | 32 |
| Figura 2.21. Red Neuronal Artificial..... | 35 |
| Figura 3.1. Diagrama de flujo del sistema..... | 37 |
| Figura 3.2. Motor asíncrono SIMOTICS..... | 38 |
| Figura 3.3. Variador de frecuencia SINAMICS G120..... | 38 |
| Figura 3.4. PLC SIMATIC S7-1500..... | 39 |
| Figura 3.5. Arquitectura del sistema..... | 40 |
| Figura 3.6. Topología de red del sistema..... | 41 |
| Figura 3.7. Topología de red con integración a la nube..... | 41 |

| | |
|--|----|
| Figura 3.8. Diagrama de bloques del sistema..... | 42 |
| Figura 3.9. Integración de todos los equipos | 43 |
| Figura 3.10. Conexión de red entre PLC y Variador | 45 |
| Figura 3.11. Variable de control tipo WORD del telegrama 352 | 45 |
| Figura 3.12. Variable de status tipo WORD del telegrama 352 | 46 |
| Figura 3.13. Librería de TIA portal para el uso del telegrama 352..... | 47 |
| Figura 3.14. Conexión para intercambiar datos entre SCADA y S7-1500 | 48 |
| Figura 3.15. Interfaz sistema SCADA | 49 |
| Figura 3.16. Variables del motor en el PLC | 50 |
| Figura 3.17. Red Básica para un sistema de análisis de una red neuronal .. | 51 |
| Figura 3.18. Configuración para permitir la compartición de datos en PLC.. | 52 |
| Figura 3.19. Configuración en PLC para establecer conexión con Node-RED | 53 |
| Figura 3.20. Configuración en Node-RED para establecer conexión con PLC | 54 |
| Figura 3.21. Entrenamiento, Primera Fase de Red Neuronal con datos de PLC..... | 55 |
| Figura 3.22. Evaluación, Segunda Fase de Red Neuronal con datos de PLC | 56 |
| Figura 3.23. Conjunto de nodos para sistema de análisis y presentación de datos..... | 56 |
| Figura 3.24. Generador de datos para funcionamiento normal y con errores | 57 |
| Figura 3.25. Almacenamiento de variables en Base de Datos | 57 |
| Figura 3.26. Entrenamiento, Primera Fase de Red Neuronal con datos simulados..... | 58 |
| Figura 3.27. Evaluación, Segunda Fase de Red Neuronal con datos simulados..... | 59 |
| Figura 3.28. Diagrama de funcionamiento del sistema de análisis | 59 |
| Figura 3.29. Prueba de histórico de variables – Envío de 2 conjuntos | 60 |
| Figura 3.30. Prueba de histórico de variables – Comprobación de envío..... | 61 |
| Figura 3.31. Prueba de histórico de variables – Comprobación de datos recibidos | 61 |
| Figura 3.32. Comparación de datos enviados y recibidos | 62 |

| | |
|---|----|
| Figura 3.33. Prueba de creación de información de entrenamiento | 63 |
| Figura 3.34. Prueba de creación de información de entrenamiento | 64 |
| Figura 3.35. Arreglos de datos enviados | 65 |
| Figura 3.36. Prueba de estimación | 65 |

RESUMEN

En el presente trabajo de titulación se realizó el estudio de un sistema de mantenimiento predictivo con el uso de técnicas de inteligencia artificial aplicadas a un motor eléctrico. El sistema se basa en el análisis de variables provenientes de un variador de velocidad y diferentes tipos de sensores para poder presentar los resultados al usuario por medio de un sistema SCADA. La investigación tuvo un enfoque cuantitativo ya que se realizó un análisis de gran cantidad de datos para llegar al resultado. El objetivo del trabajo se orienta en estimar el estado del motor a través de sus variables, a fin de determinar el momento opimo para realizar un mantenimiento: El análisis de los datos se lo realizo mediante una de las técnicas de inteligencia artificial denominado redes neuronales. Como resultado del presente trabajo, se logró integrar todos los equipos del sistema propuesto y así poder realizar el análisis que permitiría estimar un momento apropiado para un mantenimiento. Con el fin de comprobar su funcionamiento, se realizaron diferentes pruebas que se basaron en comprobar si la adquisición, almacenamiento y análisis de los datos obtenidos. Dichas pruebas permitieron determinar que el sistema cumplía con el objetivo principal, brindando información fiable para finalmente presentarla a través de un sistema SCADA.

Palabras claves: Mantenimiento predictivo, Inteligencia artificial, Redes Neuronales, Supervisor

ABSTRACT

In the present degree work, it was developed the study of a system of predictive maintenance with the use of artificial intelligence techniques, applied to an electric motor, the system is based on the analysis of variables coming from a drive and different types of sensors to present the results to the user through a SCADA system. The research had a quantitative approach because a large amount of data was analyzed in order to achieve the result. The objective of the work is to be able to estimate the state of the motor by the analysis of its data and to be able to estimate the optimal moment to carry out a maintenance. The analysis of the data is carried out by an artificial intelligence method called neural networks. As a result of the present work, it was possible to integrate all the equipment of the proposed system and be able to perform the analysis that would allow estimating an appropriate moment for a maintenance. In order to check its operation, different tests were carried out that were based on checking the acquisition, storage and analysis of the data obtained. These tests allowed to determine that the system complied with the main objective, providing reliable information to finally present it through a SCADA system.

Keywords: Predictive maintenance, Artificial Intelligence, Neural Networks, Supervisor

INTRODUCCIÓN

En la actualidad el sector industrial cuenta con una cantidad de máquinas que funcionan gracias al trabajo que realizan los motores eléctricos, el fallo de un motor puede provocar que una industria gaste recursos provocados por la pérdida de producción debido a este fallo. Por este motivo las empresas recurren a técnicas de mantenimiento.

Se puede definir que cuando un equipo ha llegado al final de su vida necesita ser cambiado esto se denomina un mantenimiento correctivo, para alargar el tiempo de vida de un equipo se realiza un tipo de mantenimiento preventivo, que se basa en realizar mantenimientos periódicamente para detectar fallos a tiempo y evitar cualquier daño. Estas revisiones periódicas muchas veces llegan a ser innecesarias porque los equipos se encuentran en buen estado. En respuesta a este inconveniente se ha definido el mantenimiento predictivo que se basa en anticiparse a los daños y solo realizar un mantenimiento cuando el equipo realmente lo requiera.

Los actuales métodos para realizar un mantenimiento predictivo están basados en toma de datos de forma manual y periódicamente, como es el caso del mantenimiento por medio de termografía, o sino el sistema de diagnóstico por medio de vibraciones que necesitan que una persona realice el diagnóstico cada cierto tiempo.

Con la creciente tendencia que existe en el mercado por el uso de inteligencia artificial para realizar un análisis de gran cantidad de datos, el objetivo principal propone la opción de realizar un sistema de mantenimiento, que se base en valores eléctricos que ya se tengan en el sistema, con la posibilidad de agregar nuevas variables y realizar el análisis con el uso de redes neuronales.

El desarrollo del sistema implicó realizar una extensa investigación bibliográfica, haciendo énfasis en los sistemas de inteligencia artificial. Con el fin de poder evaluar que plataforma sería la más óptima, fue necesario

realizar pruebas con cada una de ellas para poder evaluarlas y comprobar su funcionamiento.

La implementación del sistema permitió cumplir con los objetivos que ya se habían planteado. Además, se pudo concluir que el sistema de mantenimiento predictivo con el uso de inteligencia artificial, necesita pasar por un proceso de aprendizaje, el cual necesita gran cantidad de datos para desarrollar un modelo predictivo eficiente.

CAPÍTULO I: ASPECTOS GENERALES

En este capítulo se detallan cuestiones preliminares del trabajo de titulación. Se define el problema de investigación, la justificación y delimitación. Se elaboran los objetivos de la investigación, y se especifica la metodología de investigación.

1.1 Planteamiento del problema

En el sector industrial, la falla de algún componente dependiendo de su importancia es posible que pueda provocar una parada parcial o total de la planta. Esto significa que la fábrica podría reducir su producción, tener pérdidas por daños en materia prima, o más situaciones derivadas del daño inicial. Debido a esta situación es importante intentar anticiparse ante cualquier problema que pueda ocurrir. Por este motivo las fabricas recurren a diferentes tipos de mantenimiento para poder reducir perdidas en la producción. Otro inconveniente que puede generarse es que hacer mantenimientos muy seguidos, ocasiona paralizar máquinas y detener la producción, aunque, la mayoría de las veces estos mantenimientos pueden ser innecesarios, ya que sus componentes podrían encontrarse en buen estado. Una solución óptima sería hacer mantenimientos cuando realmente se necesite (Gilchrist, 2016). Por ejemplo, en los sistemas de mantenimiento predictivo con termografía se requiere que el operador revise de forma periódica el estado de los equipos, lo cual resulta una perdida en recursos y tiempo. (Vázquez, 2014)

1.2 Justificación

Los avances tecnológicos y el crecimiento paulatino de lo que respecta a la Industria 4.0, ha impulsado el crecimiento de análisis de datos y en la inteligencia artificial. Según Gilchrist (2016) la Industria 4.0 se caracteriza por centrarse en mejorar modelos de negocios y eficiencia operacional. Sería de mucha ayuda analizar las variables que provienen de los componentes de

un proceso automatizado, para desarrollar un sistema de mantenimiento predictivo que esté enfocado en el análisis de las variables generadas, por ejemplo, el análisis de componentes fundamentales de un motor eléctrico. A diferencia de los sistemas tradicionales de mantenimiento predictivo, el análisis de variables en este tipo de mantenimiento que se propone, usa datos que ya existen en un proceso automatizado. También resulta mucho más favorable de manera económica y práctica, ya que requiere menos recursos económicos y se realiza de forma automática. (Candanedo, González, & Muñoz, 2018)

1.3 Delimitación

Este trabajo tiene un enfoque en sectores industriales y en motores que no sean de potencias elevadas. Se busca implementar el sistema propuesto en módulos didácticos para evaluar el comportamiento del motor con esto generar datos y hacer el respectivo análisis, como resulta generar un tiempo estimado del mantenimiento.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema de mantenimiento predictivo usando el análisis de los datos de un motor eléctrico, para buscar tendencias de comportamiento y pronóstico para realizar un mantenimiento.

1.4.2 Objetivos específicos

- Definir un sistema de análisis de datos existente para procesar la información obtenida
- Diseñar un sistema SCADA para visualizar e integrar las herramientas de mantenimiento predictivo
- Evaluar el funcionamiento del SCADA, los resultados y pronóstico del mantenimiento predictivo

1.5 Metodología de la investigación

El estudio del sistema de mantenimiento predictivo se caracteriza por el análisis de gran cantidad de datos. El enfoque de la investigación es de carácter cuantitativo, puesto que, en base a los datos de energía provenientes del variador y diferentes sensores en el motor, se busca determinar los patrones que existen en los valores de las variables, para compararlos con una base de datos e identificar su comportamiento y estimar el tiempo exacto para el siguiente mantenimiento. El método usado para realizar el estudio es mediante recopilación de investigaciones y pruebas experimentales. Inicialmente se hicieron pruebas con plataformas ya existentes para comprobar si cumplían con los requerimientos del sistema propuesto y finalmente integrar herramientas para poder lograr el mismo resultado que un sistema ya desarrollado.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

En este capítulo definimos el estado del arte del mantenimiento predictivo, analítica, plataformas de inteligencia artificial y sistemas SCADA inteligentes. Se definen los conceptos teóricos necesarios para entender de mejor manera como funciona los sistemas de mantenimiento predictivo.

2.1 Estado del Arte

En el sector industrial existen varios tipos de mantenimiento, uno de ellos es el mantenimiento predictivo que se basa en la evaluación de condiciones y del estado de una máquina. Y en base a esto recomienda si se debe intervenir o no. El objetivo principal de este tipo de mantenimiento es garantizar disponibilidad de maquinaria y equipo crítico ahorrando recursos. La monitorización de máquinas no es nueva, anteriormente los datos solo se almacenaban, pero no se usaban y estaban limitados a estados de las máquinas. El concepto de Industria 4.0 la obtención y análisis de datos es el pilar fundamental, si se aplican técnicas de modelado y procesamiento adecuado todos los datos obtenidos se transformarán en información de utilidad para toma de decisiones. Una de las técnicas de mantenimiento predictivo se basa en el análisis de variables para identificar y estimar fallos potenciales en equipos. Uno de los problemas que se presenta en el análisis de estas variables es la forma de usar estos datos, uno de los modelos que mejor resultados ha dado son lo que priorizan la obtención de patrones dentro de un ciclo. La obtención de patrones ya existe en la estadística, pero el desarrollo del área computacional ha permitido el uso de este recurso en el área industrial para la obtención de estadísticas de forma automática por medio de algoritmos de inferencia y predicción a partir de teoremas probabilísticos. (Candanedo, González, & Muñoz, 2018)

Las bases de datos que almacenan las variables de procesos han ido creciendo en tamaño y complejidad, existe una necesidad de desarrollar soluciones para aprovechar los datos utilizando métodos estadísticos. Muchos

de los nuevos sistemas de administración de datos han sido desarrollados para procesar gran cantidad de datos y añadir funciones de Machine Learning es un problema de gran interés. Apache Spark es una solución de código abierto más usado para esta problemática, este sistema de gestión se usa para propósitos generales, proporciona la opción de integrar datos con diferentes tipos de lenguajes de programación y soporta elaboración de gráficos. Lo más importante de este sistema es que funciona de forma eficiente en cálculos iterativos, por lo tanto es adecuado para implementar Machine Learning en bases de datos a gran a escala. Este sistema también cuenta con librerías que mejoran el manejo de datos de forma rápida y escalable, orientado a la implementación de algoritmos de aprendizaje comunes como clasificación, regresión, filtrado, colaborativo, agrupación y reducción dimensional, además proporciona una variedad de funciones como estadística, algebra lineal y optimización. Lo importante de estas librerías es que su desarrollo siempre está activo brindando actualizaciones frecuentes y mejoras en su sistema. (Meng et al., 2016)

El objetivo del Machine Learning es permitir aprender desde el pasado hasta el presente y usar ese conocimiento para hacer predicciones o decisiones sobre eventos futuros imprevistos. En términos generales, el proceso para realizar una tarea de Machine Learning supervisada consiste en tres partes: Construir un modelo, evaluar y ajustar el modelo y luego poner el modelo en producción. La parte más importante en un sistema de Machine Learning se encuentra en los datos que se envían a los modelos, los beneficios que se pueden obtener de la Big Data están impulsando a que los sistemas de Machine Learning estén a la vanguardia de la investigación, desarrollo y aplicaciones para la industria, El significado del término "Big Data" se refiere generalmente a datos que son demasiado grandes o demasiado complejos para procesar por una sola máquina. Para que se pueda usar el Machine Learning de forma eficiente con gran cantidad de datos, se necesitan arquitecturas complejas que usan una combinación de herramientas para recolectar, almacenar, procesar y analizar. Uniendo todas estas herramientas en una sola arquitectura resulta un poco complicado ya que se requiere gran

capacidad de almacenamiento y procesamiento, por eso es necesario el uso de plataformas orientadas a este tipo de trabajos. (Landset, Khoshgoftaar, Richter, & Hasanin, 2015)

IBM es una de las empresas que está trabajando para cumplir con los requerimientos, ofreciendo el servicio en la nube conocido como Bluemix, que permite a los desarrolladores crear, ejecutar y administrar a través de su plataforma online. Los servicios que ofrece están divididos en cuatro categorías y varias opciones están disponibles en versiones de prueba. El entorno es dinámico cuenta con actualizaciones y nuevas herramientas de forma frecuente. Esta plataforma también cuenta con herramientas como reconocimiento visual lo cual le permite reconocer entornos, objetos y evaluarlos dependiendo de su color, textura o forma. Este tipo de análisis también cuenta con una base de datos desarrollada por IBM en donde se encuentra información de algunos objetos, gracias a esto el sistema funcionará ya teniendo un aprendizaje previo de no ser así el sistema de reconocimiento debe ser programado con ejemplos positivos y negativos para que pueda crear su criterio de selección. Existen muchas más herramientas que ofrece Bluemix para el desarrollo de aplicaciones con inteligencia artificial, puede hacer posible la creación de sistemas que sean comandados por medio de voz y que realice procesos de forma automática, hasta el punto que se podría comandar todo el sistema, pedir análisis, informes y varias opciones más simplemente por medio de la voz (Collinászy, Bundzel, & Zolotová, 2017)

En la parte superior de los sistemas de automatización se encuentra los sistemas SCADA, aunque se tengan los datos y los resultados de un sistema de inteligencia artificial, es necesario contar con un sistema de Supervisión y Control para que use los datos administre todo el sistema. Los beneficios que tiene un sistema SCADA con conexión a una plataforma de inteligencia artificial, son la seguridad porque la inteligencia artificial no tenga control de los equipos, reducción de costos porque al estar integrado al sistema se evita el uso de otro equipo que actúe como Gateway y cumple con los requisitos de redundancia. Estos sistemas se pueden denominar como supervisores inteligentes, ya que usan la inteligencia artificial y además tiene una

integración entra la parte física y el procesamiento de sistemas computacionales. Los Sistemas SCADA no solo se ven presentan en el ámbito industrial, por ese motivo han ido mejorando y buscan que tengan accesibilidad en cualquier momento y en cualquier lugar a través de un navegador web seguro. Los denominados WebSCADA son sistemas escalables y flexibles, que fácilmente pueden integrar nuevas funciones en proyectos, fácil mantenimiento y adaptable a muchas aplicaciones como petróleo, manufactura, producción de gas, monitoreo y muchas más.

Un sistema SCADA por medio de internet es el nuevo concepto que se está poniendo en tendencia, con el tiempo tecnologías antiguas van de a poco desapareciendo, los sistemas SCADA intentan crear una compatibilidad para trabajar con tecnologías nuevas y antiguas, por eso son ampliamente usados debido al gran alcance en compatibilidad con dispositivos.

(Sajid, Abbas, & Saleem, 2016)

Los sistemas SCADA inicialmente fueron desarrollados para funcionar desconectados de la red, debido a su posibilidad de integración y conectividad a través de internet existe una potencial exposición a amenazas, además algunos de los protocolos con los que trabajan normalmente estos sistemas no vienen encriptados. La seguridad se puede ver comprometida ya sea por medio de protocolos sin encriptación, o librerías para compatibilidad con nuevos equipos, para esta problemática se recomienda que la virtualización, los sistemas de analítica, base de datos y comunicaciones inalámbricas, deben trabajar juntos colaborando entre ellos para lograr un mejor control al momento de aplicar sistemas de seguridad. Los desarrolladores de estos sistemas se han visto obligados a trabajar en la seguridad. De a poco van incluyendo funciones como proxy multiplexado, acceso en base a roles para hacer más difíciles ataques de seguridad. Cuando los sistemas SCADA tiene las funciones de conectividad integradas de forma nativa, facilita el trabajo a los desarrolladores cuando tienen que analizar y buscar posibles ataques. En estos casos también se puede usar la inteligencia artificial, que se usan técnicas de análisis para detectar actividades anormales que puedan mostrar algún indicio de ataque, las ventajas que se tiene es que el sistema puede funcionar en todo momento. El sistema de aprendizaje también entra en la

solución ya que tiene la posibilidad de aprender o detectar nuevos indicios de ataques y brindar defensa contra escenarios aun no vistos por el sistema. En cierto punto se podría automatizar las acciones a tomar y en el peor de los casos que cree un sistema de respaldo y se configure automáticamente para regresar a un estado en donde se encontraba trabajando correctamente. (Nazir, Patel, & Patel, 2017)

2.2 Mantenimiento industrial

La definición de mantenimiento según Vázquez (2014) menciona que “Es un conjunto de acciones organizadas y dirigidas, inmediatas, ocasionales o periódicas que se ejecutan para mantener en estado óptimo la imagen y la funcionalidad de un cuerpo productivo.”

Los objetivos del mantenimiento incluyen: Contar con disponibilidad constante en los equipos, mantener la funcionalidad todo el tiempo, obtención de un producto final de calidad, evitar para plata de manera innecesaria, incrementar la vida útil de los equipos.

2.2.1 Tipos de mantenimiento

Scheffer (2004) menciona que el entorno industrial se pueden encontrar 4 tipos de mantenimiento industrial:

-Correctivo

-Preventivo

-Predictivo

-Proactivo

2.2.1.1 Mantenimiento Correctivo

Este tipo de Mantenimiento consiste en reparar las fallas que se presentan en el sistema para que pueda funcionar nuevamente es decir se cambian las piezas o dispositivos que estén dañados y que ya no puedan arreglarse. Este

tipo de mantenimiento no es planeado solo se realiza cuando existe una falla. En la figura 2.1 se puede observar una causa de mantenimiento correctivo.

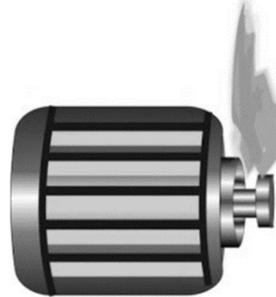


Figura 2.1. Mantenimiento Correctivo – Falla de motor.

Fuente: Scheffer & Girdhar (2004)

2.2.1.2 Mantenimiento Preventivo

Intenta reducir las fallas en los equipos y buscando soluciones a diferentes problemas antes de que ocurran. Se hace con el fin de evitar mantenimientos no planeados, este tipo de mantenimiento se concentra en incrementar la disponibilidad de los equipos y reducir costos, este tipo de mantenimiento no garantiza que los problemas no vuelvan a ocurrir. Normalmente se lo realiza de forma periódica. En la figura 2.2 se observa un cronograma que representa la planificación de un mantenimiento.

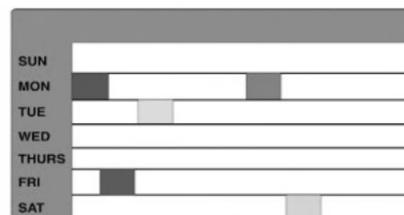


Figura 2.2. Mantenimiento Preventivo – Tiempo programado para realizar mantenimientos.

Fuente: Scheffer & Girdhar (2004)

2.2.1.3 Mantenimiento Predictivo

Este Mantenimiento surge como complemento del correctivo y del preventivo. En este tipo de mantenimiento una serie de parámetros son monitoreados y analizados para determinar posibles anomalías. El proceso esencialmente se centra en generar estimados sobre el estado de un componente en particular.

Cuando se tienen muchas cantidades de variables es posible generar un modelo matemático que represente de la forma más precisa posible a la realidad. Otros tipos de procesos requieren pruebas experimentales como la clasificación por algoritmos o el uso de redes neuronales. Estos modelos trabajan con los datos extraídos de los datos históricos de las máquinas. En la figura 2.3 se muestra un gráfico de tendencia del comportamiento de un equipo.

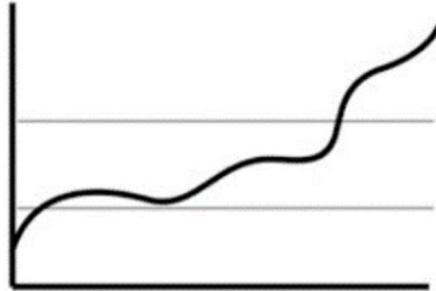


Figura 2.3. Mantenimiento Predictivo – Grafica de tendencia de comportamiento de equipo.

Fuente: Scheffer & Girdhar (2004)

2.2.1.4 Mantenimiento Proactivo

El mantenimiento proactivo hace énfasis en rastrear desde la falla hasta el origen de como produjo, cada fallo es analizado y se toman medidas para asegurarse de que no se vuelva a repetir. Este tipo de mantenimiento utiliza todas las técnicas de los mantenimientos predictivo/preventivo añadiéndole la detección de fallas desde su origen. En la figura 2.4 se puede apreciar una representación de que el origen del problema fue encontrado.



Figura 2.4. Mantenimiento Proactivo – Identificación de la causa del problema.

Fuente: Scheffer & Girdhar (2004)

2.2.2 Prioridad de mantenimiento

Cada tipo de mantenimiento tiene sus ventajas y desventajas, pero lo más importante es realizarlos luego de haber categorizado el grado de importancia de los equipos en la planta, generalmente los equipos se los clasifica en tres categorías:

- Críticos
- Esenciales
- Propósitos generales

Una máquina es categorizada como crítica si encaja en los siguientes escenarios:

- Si el daño puede afectar la seguridad de la planta
- Máquinas que si dejan de funcionar interfiere con el proceso de producción
- Máquinas que estén compuestas por motores de mucha potencia
- Si la reparación representa un costo es muy elevado o el tiempo de reparación es muy extenso
- Máquinas que con su funcionamiento ayuden a ahorrar energía y mejorar la producción

Una máquina es categorizada como esencial si encaja en los siguientes escenarios:

- Si el daño puede afectar la seguridad de la planta
- Máquinas que si dejan de funcionar interfiere con una unidad de operación o con una parte del proceso de producción
- Pueden o no tener repuestos disponibles
- Se puede poner en funcionamiento, pero podría afectar el proceso de producción
- Motores de alta potencia o de mucha velocidad no están funcionando constantemente
- Máquinas se para su reparación se necesite personal parcialmente especializado

Una máquina es categorizada como de propósito general si encaja en los siguientes escenarios:

- Si el daño no afecta la seguridad de la planta
- No es esencial para la producción de la plata
- La máquina tiene instalada un repuesto o si pueden operar bajo demanda
- Máquinas que para su reparación no se necesita un personal especializado y su tiempo de reparación es corto

2.2.3 Principios del mantenimiento predictivo

El mantenimiento predictivo es básicamente un mantenimiento preventivo forzado por algún evento. Una gran diferencia es que en el mantenimiento predictivo no se toma en cuenta el tiempo de vida de los equipos para programar un mantenimiento. El mantenimiento predictivo monitorea condiciones mecánicas, eficiencia de los equipos y otros parámetros para estimar el tiempo aproximado a un fallo funcional.

Un programa de mantenimiento predictivo integral utiliza una combinación de las herramientas más rentables para obtener las condiciones reales de operación de los equipos y sistemas de la planta. Con el uso de los datos recopilados, se seleccionan los programas que realizara el análisis para el estimar mantenimiento.

El mantenimiento predictivo utiliza diversas técnicas, como análisis de vibración, análisis de residuos de aceite y desgaste, ultrasonidos, termografía, evaluación de rendimiento, análisis de parámetros eléctricos y otras técnicas para evaluar la condición del equipo.

Las técnicas de mantenimiento predictivo en realidad tienen una analogía muy cercana a las técnicas de diagnóstico médico como se muestra en la figura 2.5. Cuando un cuerpo humano tiene un problema, presenta un síntoma. El sistema nervioso proporciona la información, esta es la etapa de detección. Además, si es necesario, se realizan pruebas patológicas para diagnosticar el problema. Sobre esta base, se recomienda un tratamiento adecuado

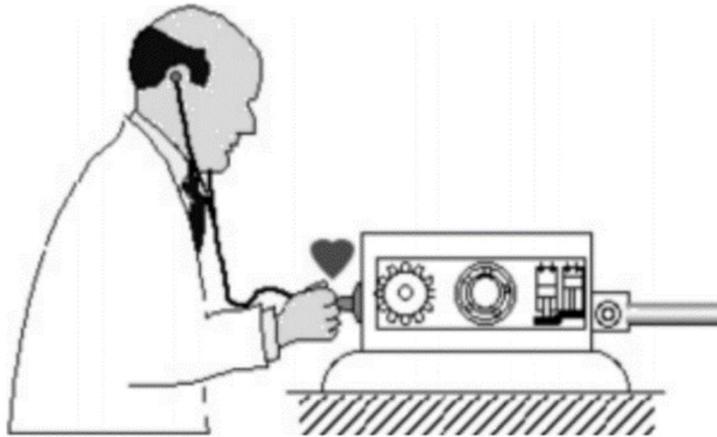


Figura 2.5. Mantenimiento predictivo

Fuente: Scheffer & Girdhar (2004)

De manera similar, los defectos que ocurren en una máquina siempre muestran un síntoma en forma de vibración o algún otro parámetro. Sin embargo, esto puede o no ser detectado fácilmente en las máquinas con percepciones del ser humano.

Es aquí donde asisten las técnicas de mantenimiento predictivo. Estas técnicas detectan los síntomas de los defectos que se han producido en las máquinas y ayudan a diagnosticar los defectos exactos que se han producido. En muchos casos, también es posible estimar la gravedad de los defectos.

Las técnicas específicas se utilizan dependiendo del tipo de equipo que se tengan en la planta, su impacto en la producción u otros parámetros clave del funcionamiento u operación de la planta.

2.2.4 Técnicas de mantenimiento predictivo

Existen numerosas técnicas de mantenimiento predictivo, que incluyen:

- Monitorización de vibraciones: Esta es, sin duda, la técnica más efectiva para detectar defectos mecánicos en maquinaria rotativa.
- Emisión acústica: Esto se puede usar para detectar, localizar y monitorear continuamente las grietas en estructuras y tuberías.

- **Análisis de aceite:** Aquí, se analiza el aceite lubricante y la presencia de ciertas partículas microscópicas en él se puede conectar al estado de los rodamientos y engranajes.
- **Análisis de partículas:** Los componentes de maquinaria desgastados, ya sea en maquinaria recíproca, cajas de engranajes o sistemas hidráulicos, liberan residuos. La recolección y el análisis de estos residuos proporciona información vital sobre el deterioro de estos componentes.
- **Vigilancia de la corrosión:** Las mediciones de espesor por ultrasonidos se realizan en tuberías, estructuras costa afuera y equipos de proceso para realizar un seguimiento de la aparición de desgaste corrosivo.
- **Termografía:** La termografía se utiliza para analizar equipos eléctricos y mecánicos activos. El método puede detectar defectos térmicos o mecánicos en generadores, líneas aéreas, calderas, acoplamientos desalineados y muchos otros defectos. También puede detectar daños celulares en estructuras de fibra de carbono en aviones.
- **Supervisión del rendimiento:** Esta es una técnica muy efectiva para determinar los problemas operacionales en el equipo. La eficiencia de las máquinas proporciona una buena visión de sus condiciones internas.

A pesar de todos estos métodos, se debe tener en cuenta que ha habido casos en que los programas de mantenimiento predictivo no pudieron demostrar beneficios tangibles para una organización. Al activar un programa de mantenimiento predictivo, es muy importante decidir las técnicas específicas que se adoptarán para monitorear el equipo de la planta. Los diversos métodos también dependen del tipo de industria, el tipo de maquinaria y también en gran medida de la disponibilidad de mano de obra capacitada. También es necesario tomar nota del hecho de que las técnicas de mantenimiento predictivo requieren instrumentos técnicamente sofisticados para llevar a cabo la detección y el diagnóstico de la maquinaria de la planta. Estos instrumentos son generalmente muy caros y necesitan personas técnicamente competentes para analizar su producción.

2.3 Autómata Programable

Un Autómata programable, también conocido como PLC (Controlador Lógico Programable), son dispositivos que permite controlar procesos de forma programada. En la figura 2.6 se muestran diferentes modelos de autómatas programables.



Figura 2.6. Varios modelos de Autómatas Programables

Fuente: Siemens AG (2018)

Un PLC es capaz de procesar información de forma inteligente señales provenientes de sensores, para realizar acciones en base a la magnitud de los datos que recibe (Martín & García, 2016).

El componente principal de un PLC es su microprocesador, es el procesa y controlar las señales externas, ya sea de lectura como de escritura a través de las interfaces que posea. Para el funcionamiento de esto equipos es necesario una fuente ya que la mayoría de ellos trabajan en corriente continua, sin embargo, hay equipos que tiene la capacidad de trabajar con corriente alterna.

La programación y configuración de los autómatas se encuentran almacenados en su memoria interna o también puede darse el caso de que usen otro tipo de memorias externas como son las SD. En la figura 2.7 se puede observar un diagrama de bloques de la estructura de un PLC. Estas tarjetas, aunque son parecidas a las convencionales, están construidas de forma distinta para que puedan soportar la temperatura y demás condiciones industriales a las que se expone un autómata.

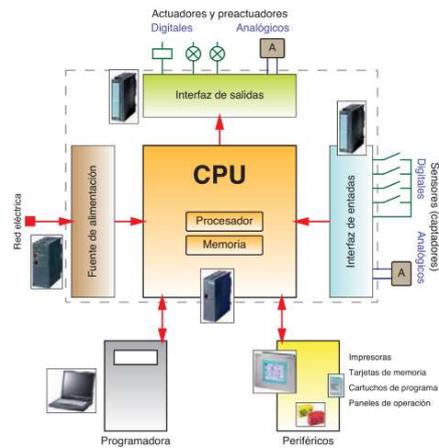


Figura 2.7. Diagrama de bloques de la estructura de un PLC

Fuente: Martín & García (2016)

2.3.1 Clasificación de los PLC

Los PLC dependiendo de su diseño, pueden ser clasificados en 3 tipos:

- Compactos: Son aquellos que tienen sus elementos de entrada/salida, procesador, fuente de alimentación en el mismo equipo. La mayoría de equipos aparte de ser compactos también te dan las opciones de ser ampliados por medios de módulos adicionales. En la figura 2.8. se muestra un PLC compacto Simatic S7-1200.



Figura 2.8. Simatic S7-1200 de Siemens

Fuente: Siemens AG (2018)

- Semi compactos: Son aquellos equipos que posee algún elemento fuera de su estructura.

- Modulares: Son aquellos que poseen una gran capacidad de expansión ya que sus elementos son modulares y van montados sobre algún rack. En la figura 2.9 se muestra un PLC modular SIMATIC S7-1500 con varias tarjetas de entradas y salidas instaladas.



Figura 2.9. Simatic S7-1500 de Siemens

Fuente: Siemens AG (2018)

2.3.2 Entradas y salidas digitales del PLC

Las entradas y salidas digitales representan variables booleanas, las cuales pueden tomar solamente 2 valores.

i) Entradas digitales: Son señales discretas que cambian su estado si detecta o no tensión, Esto quiere decir que puede tomar valores en 1 y 0. Hay autómatas que pueden trabajar con entradas digitales de 24VDC o también unos pocos trabajan con tensión de 110-220V AC. En la figura 2.10 se muestran ejemplos de elementos que funcionan como entradas digitales.

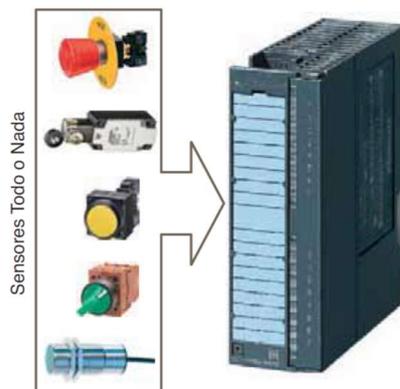


Figura 2.10. Módulo en entradas digitales

Fuente: Martín & García (2016)

ii) Salidas digitales: El objetivo principal de estas señales es servir para activar o desactivar actuadores, que pueden ser relés, contactores, lámparas, etc. Las salidas digitales en los autómatas pueden variar su funcionamiento, algunos envían una señal de 24V para actuadores, pero existen también autómatas que tienen integrados relés como salidas digitales. En la figura 2.11 se muestran ejemplos de elementos que funcionan como salidas digitales.



Figura 2.11. Módulo de salidas digitales

Fuente: Martín & García (2016)

2.3.3 Entradas y salidas analógicas

Las entradas y salidas analógicas por lo general están orientadas a sensores o consignas para poder controlar algún equipo, lo más comunes envían sus datos con valores de corriente o voltaje.

i) Entradas analógicas: Su funcionamiento se basa en la detección de voltaje o corriente, estas entradas por lo general siempre provienen de sensores, los valores obtenidos casi siempre son usados para compararlos con consignas definidas por el usuario. Estas entradas requieren de captadores analógicos especiales, que se adapten a las señales con las cuales trabaje el autómata. Existen algunos estándares para que los dispositivos que se vayan a desarrollar funcionen correctamente. En tensión el más común es de 0 a 10V DC, pero también hay estándares de -10 a +10V o 2 a 10V, con respecto a los estándares de corriente el más común es de 4 a 20mA y las demás variantes que existen son de 0 a 20mA, de 1 a 5mA, de 0 a 5mA como se muestra en la figura 2.12.

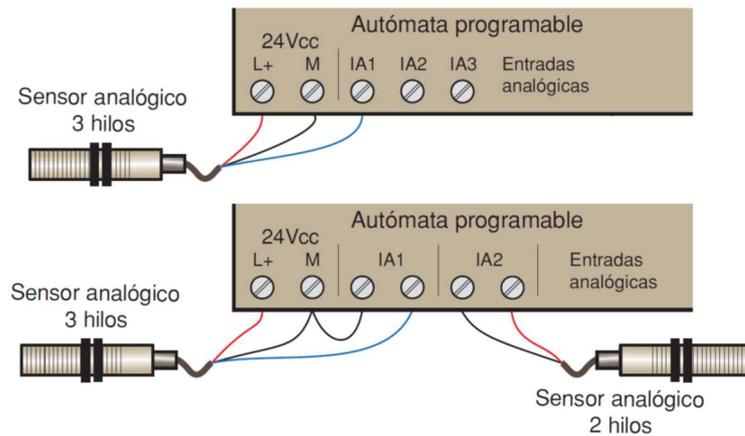


Figura 2.12. Conexión de sensores analógicos hacia módulos de entradas analógicas

Fuente: Martín & García (2016)

ii) Salidas analógicas: Los módulos de salida analógica adapta la señal para los entandares comunes, para las conexiones entre módulos se recomienda usar un cable apantallado para poder evitar cualquier tipo de interferencia y perturbaciones en la señal, esto ayuda a que la señal que se está recibiendo sea más confiable y por ende un mejor funcionamiento. En la figura 2.13 se puede observar un diagrama de conexión de salidas analógicas.

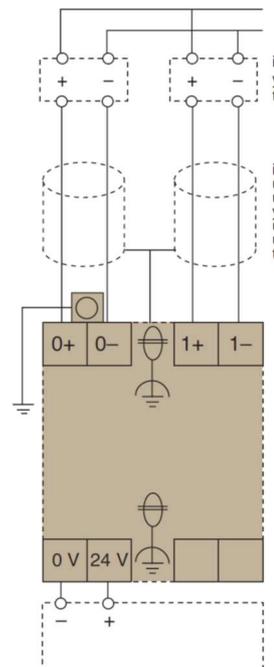


Figura 2.13. Conexión de módulo de salidas analógicas

Fuente: Martín & García (2016)

2.3.4 Comunicaciones en el autómata

La comunicación se entiende como el intercambio de información entre estaciones conectadas. Una estación es un dispositivo con un módulo que sea capaz de realizar comunicación. Las estaciones están conectadas a un bus o por conexiones punto a punto. En el caso de comunicarse por bus todas las estaciones están conectadas por un solo cable, mientras que si la conexión es punto a punto, solo se pueden conectar dos estaciones para poder aumentar la capacidad de conexión se debe utilizar un switch para que todos los dispositivos deben estar interconectados.

Si los equipos están conectados físicamente por medio de un cable no es suficiente para que los equipos puedan compartir información, el otro componente que se necesita es el protocolo de comunicación. (Berger, 2011)

2.3.4.1 Protocolos de comunicación

Un protocolo es un conjunto de reglas que permite a uno o más equipos poder transmitir información. Estas reglas definen el método como se sincroniza y como se envía la información.

- Protocolo HART: La alimentación más común es de corriente continua y envía una señal de 4 a 20 mA a un controlador que es lineal (o que se ajusta para ser casi lineal) entre límites bajo y alto del rango calibrado del transmisor.

Los transmisores HART colocan una onda sobre la señal de 4-20 mA que no es necesaria o detectada por un controlador y no afecta la salida del transmisor. La frecuencia de la onda varía continuamente dependiendo de si un bit es 0 o 1. La onda contiene datos sobre el circuito, la medición y el transmisor.

Cuando se conecta un terminal HART al circuito de 4-20 mA con un transmisor compatible con HART, el usuario puede monitorear el circuito y ajustar aspectos clave del transmisor desde el terminal. Esto simplifica las tareas de comprobación de problemas y cambia el alcance de un transmisor sin quitar la cobertura del mismo. La onda superpuesta es inmune al ruido eléctrico y a las corrientes de bucle de

tierra, que pueden afectar a una señal puramente analógica de 4-20 mA.

Las comunicaciones HART a veces se pueden usar para representar dos o más señales. Por ejemplo, la medición del flujo de aire deducida de un transmisor de presión diferencial (D.P.) depende de la temperatura del aire. Si es un D.P. El transmisor también mide la temperatura, ambas mediciones se pueden transmitir en el mismo cable.

HART era originalmente un protocolo propietario, pero ahora es un protocolo abierto. Muchos OEM, han ofrecido transmisores compatibles con HART durante algún tiempo. (Hamill, 2015)

- TCP/IP: TCP (Protocolo de control de transmisión) e IP (Protocolo de Internet), conocido como TCP / IP, son protocolos clave. Se utilizan juntos en el Internet y en redes Ethernet en organizaciones comerciales y gubernamentales. TCP / IP es un estándar para transmitir datos en paquetes de una computadora a otra, las dos partes son TCP, las que se ocupan de la construcción de paquetes de datos, y la IP, es las que se encarga de enrutar los paquetes de una máquina a otra. Las direcciones IP se conforman de cuatro "octetos". Los valores de cada octeto varían de 0 a 255 y cada octeto va separado por un punto, por ejemplo, 192.168.41.23.

Hay restricciones con respecto a las direcciones IP. Algunos no se pueden usar, y el Protocolo de Internet versión 4 (IPv4) se está quedando rápidamente sin las direcciones disponibles para el acceso público.

- Modbus y variantes: El protocolo original, propietario de Modbus fue desarrollado por Modicon. Es uno de los primeros protocolos de control desarrollados. La transmisión de datos en Modbus es en serie: un bit sigue a otro. En 2004, Modbus se convirtió en un protocolo abierto

administrado, algunos instrumentos, medidores, indicadores y actuadores disponibles comercialmente son compatibles con Modbus. Es correcto referirse a Modbus como un protocolo de control, pero también puede usarse para aplicaciones de comunicaciones de datos que no requieren capacidad de control.

Variantes de Modbus

Modbus se utiliza en diferentes tipos de redes para diferentes aplicaciones. Aquí están dos de sus variantes:

Modbus RTU: esta variación es muy utilizada. Se utiliza en redes RS-485.

Se utilizan comunicaciones maestro-esclavo. Incluye la comprobación de errores. Todos los dispositivos en una red Modbus RTU deben configurarse a la misma velocidad de comunicaciones.

Modbus TCP / IP: este es Modbus adaptado para su uso en una red Ethernet. También es conocido como Modbus TCP. Utiliza comunicaciones cliente-servidor. Los datos de proceso en los mensajes comunicados mediante Modbus TCP / IP están "integrados" en un TCP

cuadro. Los nodos en una red que usan Modbus TCP / IP (y otros protocolos que usan TCP / IP) usan direcciones IP.

- PROFIBUS PA (Automatización de procesos) es un estándar de Profibus que se aplica a dispositivos de campo y cables de bus. Es interoperable con PROFIBUS DP. Su velocidad de comunicación nominal es de 31,25 kbps. La compatibilidad con PROFIBUS PA es ofrecida por muchos fabricantes de instrumentos y actuadores. Algunas de sus otras características se muestran a continuación:
 - Implementado con cable de par trenzado o fibra óptica. Si se usan cables de par trenzado, se requieren resistencias de final de línea.
 - Topología de bus utilizada cuando se utilizan segmentos de dispositivos de enlace de cable de par trenzado.

- Las topologías en estrella, bus y anillo son posibles cuando se utiliza cable de fibra óptica.
 - Conectividad a controladores PROFIBUS DP.
 - Puede soportar dispositivos de campo utilizados en entornos donde existe riesgo de explosión.
 - Pueden existir hasta 126 nodos en una red.
- PROFIBUS DP (Periféricos descentralizados) es otro estándar de PROFIBUS que se aplica a los controladores. Profibus DP se comercializa para aplicaciones PLC. Algunas de sus características incluyen:
 - Soporta Comunicaciones cíclicas
 - Soporta hasta 126 nodos de red
 - Opcionalmente se puede configurar con cableado redundante
 - PROFINET: es para uso en redes Ethernet de alta velocidad. Dos de sus 3 subdivisiones se pueden usar fácilmente en la configuración de la planta: PROFINET IO y PROFINET IRT. Ambos tipos permiten opcionalmente cableado redundante. Ambos utilizan comunicaciones cíclicas. Y el hardware PROFINET aprobado está aprobado para entornos industriales (a diferencia de los dispositivos convencionales en redes Ethernet).
 - PROFINET IO está diseñado para su uso en aplicaciones de plantas convencionales.
 - PROFINET IRT está diseñado para su uso en aplicaciones de fábrica donde se necesitan tanto cambios en las entradas (de dispositivos como codificadores) como respuestas muy rápidas a condiciones cambiantes (para dispositivos como servo accionamientos).

2.4 Motores

Para Martín (2016) los motores son considerados como uno de los elementos más importantes en el mundo industrial, debido a que son los encargados de mover numerosos accionamientos que son clave para el proceso de

transporte y fabricación. De manera simple los motores eléctricos pueden clasificarse en:

- Motores eléctricos de corriente continua

- Motores eléctricos de corriente alterna síncronos o asíncronos

El equipo usado más frecuente es el motor eléctrico asíncrono que consta de dos partes esenciales: Rotor y estator

-Estator: Puede definirse como el ensamblaje de las partes fijas que realizan la función de soportar, al menos parcialmente, el motor, pero fundamentalmente constituye la parte del circuito magnético que incluye los devanados del inductor alojados en Ranuras especiales realizadas en correspondencia con su superficie interna. El estator, está constituido por una aleación de acero al silicio o por láminas de acero, aisladas una de la otra como se muestra en la figura 2.14. De su estructura depende de cuánto se vea afectado por los flujos magnéticos variables en el tiempo que causan pérdidas debido a la histéresis (vinculada a la magnetización no lineal del material) y a las "corrientes de Foucault" inducidas.

En las ranuras obtenidas en la estructura de las laminaciones, se insertan tres devanados primarios (cada uno de ellos formado por más bobinas conectadas de forma diferente entre ellas), a las que se aplica la tensión de alimentación y que generan el campo magnético. Los devanados trifásicos del estator pueden estar conectados en estrella o en triángulo; Esto se puede lograr con motores equipados con caja de terminales con 6 terminales, de modo que es posible alimentar el mismo motor con diferentes voltajes de red trifásicos. (Escaño & Maestre, 2018)

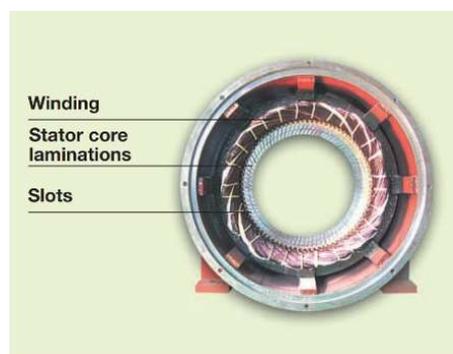


Figura 2.14. Estator de un motor trifásico asíncrono

Fuente: ABB (2008)

-Rotor: Se encuentra ubicado dentro del estator y constituye el circuito inducido del motor. Para un motor de jaula de ardilla, el rotor, está constituido por un sistema de barras (en cobre o aluminio), que son coaxiales al eje de rotación y se moldean directamente en las ranuras hechas a lo largo de la periferia externa de lo ferromagnético; están cerrados en corto circuito por dos anillos ubicados en las extremidades y constituyen también una fijación mecánica. De este modo, se obtiene un rotor extremadamente compacto y robusto, al que también se fija el eje del motor como se aprecia en la figura 2.15. El campo magnético inducido, que constituye el principio de funcionamiento del motor, hace que el eje del motor gire, convirtiendo así la energía eléctrica en energía mecánica.

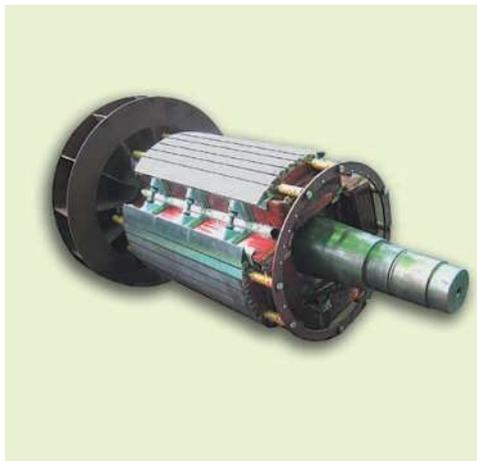


Figura 2.15. Rotor de un motor trifásico asíncrono

Fuente: ABB (2008)

Hay otros componentes mecánicos que constituyen el motor los cuales se muestran en la figura 2.16.

- Los dos cojinetes montados en el estator y que tienen la función de soportar el eje del motor
- El chasis que, gracias a las aletas de refrigeración, disipa el calor producido especialmente por el estator y que alberga también la caja de terminales de conexión
- El ventilador, que permite la refrigeración del equipo.

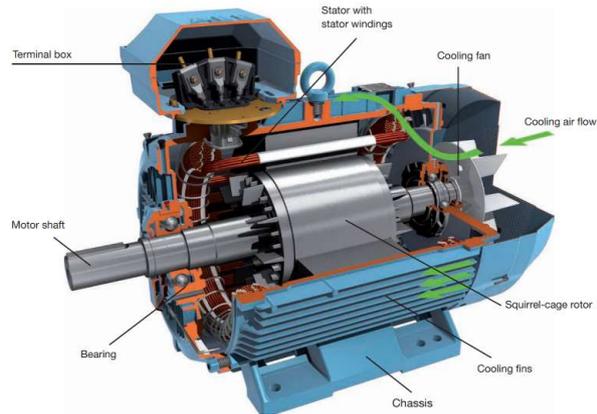


Figura 2.16. Componentes de un motor trifásico asíncrono

Fuente: ABB (2008)

2.5 Variadores de frecuencia

Una forma de variar la velocidad de un motor que funciona con corriente alterna, se logra variando la frecuencia de la energía que recibe. Un variador es un dispositivo que se encarga de la electrónica en potencia, como su nombre lo dice tiene la capacidad de variar la frecuencia de la alimentación del motor. Los variadores son usados con equipos que no requieren devanados especiales. Dependiendo de la capacidad y alimentación del motor el variador tendrá su rango de frecuencia. En la figura 2.17 Se muestran varios modelos de variadores SINAMICS G120.



Figura 2.17. Variadores de frecuencia

Fuente: SIEMENS AG (2018)

Los variadores también cuentan con la posibilidad de observar algunas variables eléctricas provenientes del motor. Como el voltaje, revoluciones, temperatura, corriente y muchos más. También son capaces de aumentar la frecuencia de la fuente de alimentación el problema es que al hacer esto se pierde el torque y en el otro extremo usarlo en frecuencias muy bajas podría dañar el motor, si se requiere usar una velocidad muy baja resulta más conveniente usar un servo el cual permite tener una mejor precisión y no poseen inconveniente para trabajar en velocidades muy bajas.

Los variadores por lo general se programan desde algún panel operador acoplado al equipo, mediante un ordenador a través de algún cable de conexión y con su respectivo programa para parametrización, en la actualidad existen equipos que incluso permite hacer la parametrización desde un dispositivo móvil.

Los parámetros más comunes en la parametrización de los variadores son:

Rampa de aceleración: Es el tiempo que motor demora en llegar a una velocidad definida por el usuario que se puede apreciar en la figura 2.18.

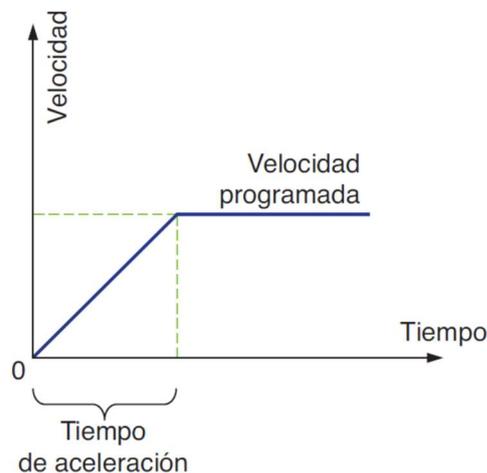


Figura 2.18. Rampa de aceleración

Fuente: Martín & García (2016)

Rampa de deceleración: Es el tiempo que motor demora en detenerse o lograr otra velocidad preprogramada como se ilustra en la figura 2.19.

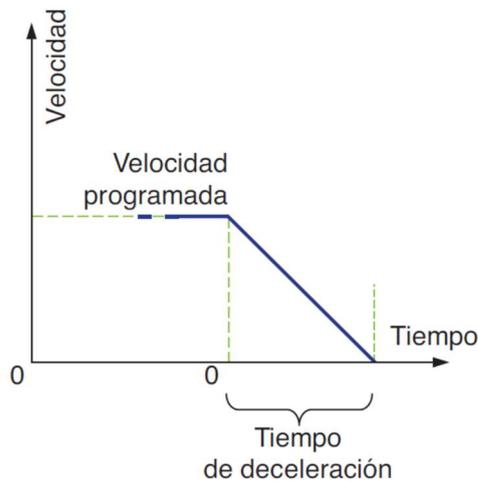


Figura 2.19. Rampa de deceleración

Fuente: Martín & García (2016)

Velocidad máxima: Es la velocidad tope a la que puede llegar a girar el motor

Velocidad mínima: Es la velocidad mínima configurada para que gire el motor

JOG: Es el movimiento del motor por medio de pulsos.

Frenado: Es el ajuste que permite que el motor se detenga y puede lograrse por medio de la inyección de corriente.

2.6 Sistemas SCADA

La definición de SCADA es 'Control de supervisión y adquisición de datos'. La función principal de SCADA es la adquisición de datos desde dispositivos remotos como: bombas, transmisores, etc. y el control general a distancia desde un sistema SCADA. Esto proporciona control de proceso localmente para que estos dispositivos se enciendan y se apaguen en el momento adecuado, apoyando su estrategia de control y un método remoto de captura de datos y eventos (alarmas) para monitorear estos procesos. Los sistemas SCADA también proporcionan funciones para pantallas gráficas, alarmas, tendencias y almacenamiento histórico de datos.

A medida que el tiempo pasa los sistemas SCADA ha mejorado para proporcionar soluciones específicas a mercados específicos, ha proporcionado soluciones para sistemas SCADA de red de área amplia que dependen de enlaces de comunicación tenues. Estos tipos de sistemas

SCADA se utilizan ampliamente en todo el mercado de petróleo y gas debido a que los activos se distribuyen en grandes áreas geográficas. En la figura 2.20 se observa los componentes de un sistema SCADA. (Schneider Electric, 2012)

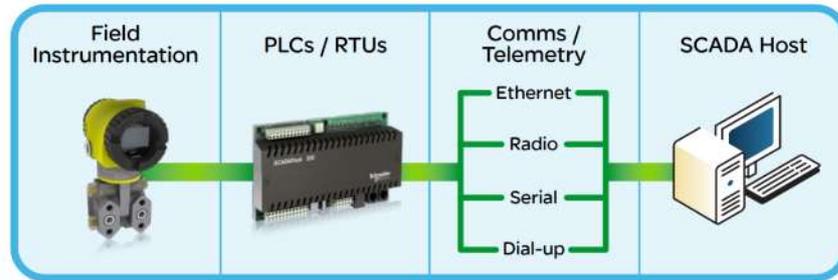


Figura 2.20. Componentes de sistemas SCADA

Fuente: Schneider Electric (2012)

Al observar la estructura general de un sistema SCADA, existen cuatro niveles distintos dentro de SCADA, estos son:

- Instrumentación de campo
- PLCs y / o RTUs
- Redes de comunicaciones
- Sistema SCADA.

2.6.1 Tipos de sistema SCADA

La recopilación de datos y el control del sistema en el nivel más alto se dividen en dos sistemas básicos:

- SCADA - Control de Supervisión y Adquisición de Datos.
- DCS - Sistema de Control Distribuido

La definición de SCADA es un Sistema de Monitoreo y / o Control que utiliza una computadora central para almacenar información y hardware en el lugar de trabajo o remoto para monitorear instalaciones y procesos. El control puede ser automático o manual y puede ocurrir en las unidades remotas o en la computadora central.

La definición de DCS es un sistema de monitoreo y / o control que utiliza una computadora central para almacenar información y hardware en el lugar de trabajo o remoto para monitorear instalaciones y procesos. El control puede

ser automático o manual y puede ocurrir en las unidades remotas o en la computadora central.

Si bien un sistema SCADA y un sistema DCS son esencialmente iguales en todos los niveles, hay una diferencia muy básica. Un sistema SCADA es impulsado por eventos y concéntrico por el operador. Está orientado a la recopilación de datos. Los datos se almacenan en la base de datos y el control generalmente se origina de forma remota. Considerando que, un DCS es impulsado por el estado del proceso. Se conecta directamente con dispositivos de campo y el control se realiza de forma local y automática. El operador acaba de ser informado de lo que ha sucedido.

Una estación maestra SCADA generalmente considera los cambios de estado (tanto los puntos de estado como los cambios analógicos que conducen a las alarmas) como el criterio principal que impulsa la recolección de datos y el sistema de presentación. Cualquier cambio de estado no detectado simplemente no se puede perder. Un cambio de estado hará que el sistema genere todas las alarmas, eventos, actualizaciones de la base de datos y cualquier procesamiento especial requerido relacionado con eso. Las listas de eventos y las listas de alarmas son de gran importancia para el operador, incluso a veces es mucho más que las pantallas que solo muestran datos.

A la inversa, los sistemas DCS son sistemas de control de procesos que se basan en el estado y consideran que los estados actuales y pasados de la variable del proceso son los criterios principales que impulsan el DCS. Los protocolos de PLC generalmente están basados en el escaneo de registros, sin un cambio específico de procesamiento de estado.

Si un punto cambia entre exploraciones, no será visto por el DCS. Si algún cambio de estado es crítico (como lo sería para un DCS usado para aplicaciones SCADA), se debe fijar un punto hasta que se confirme que se ha escaneado, lo que puede ser difícil y no determinista. Las tareas de software de DCS generalmente se ejecutan secuencialmente, en lugar de ser controladas por eventos. Si un proceso comienza a moverse desde un parámetro establecido, el DCS responde para mantener ese valor de parámetro. Notificar al Operador es una consideración secundaria. Los eventos y las listas de alarmas son de importancia secundaria para las

pantallas de proceso, y el filtrado puede no ser tan complejo y flexible. En la parte positiva, la generación y visualización de datos, especialmente las tendencias analógicas y los bloques de procesos estándar, es mucho más fácil de usar y más fácil para los operadores e ingenieros. (Adams, 2014)

2.7 Inteligencia Artificial

La inteligencia está definida como un grupo de propiedades, estas propiedades incluyen la habilidad de planear, resolver problemas. Una definición más simple es definirla como la habilidad de tomar decisiones correctas dado un conjunto de entradas y una variedad de acciones posibles. (Jones, 2015)

El concepto de Inteligencia Artificial se ha logrado estudiando cómo actúa el cerebro humano mientras intenta resolver un problema, finalmente en base a los resultados del problema se forma el sistema de software inteligente. Para implementar este tipo de inteligencia en las máquinas, existe la necesidad de crear un sistema que entienda, aprenda, piense y se comporte como un humano lo haría. (Pathak & Tiwari, 2018)

2.7.1 Machine Learning

El machine Learning incorpora una variedad de métodos como aprendizaje supervisado y no supervisado. En el aprendizaje supervisado el usuario tiene la posibilidad de definir y las respuestas son correctas o incorrectas. En el aprendizaje no supervisado difiere en que no necesita que el usuario esté presente, este método aprende de la información que obtiene. Los algoritmos más usados para el uso de Machine Learning son los árboles de decisiones y aprendizaje desde equipos similares. (Jones, 2015)

2.7.2 Redes Neuronales

Las redes neuronales más conocidas como ANN (Artificial Neural Network) es un modelo computacional que realiza una simulación de neuronas biológicas humanas. La simulación se basa en cómo funcionan estas neuronas. Las neuronas reales son extremadamente complejas. Por lo tanto, el modelado de las redes neuronales artificiales es abstracto. Posee diferentes entradas,

estas entradas se clasifican según la intensidad de la señal y luego se calculan mediante una función matemática, la cual determina la activación neurona, Las ANNs simplemente son funciones matemáticas no lineales, las ANNs combinan neuronas artificiales con el objetivo de procesar información. La estructura típica de una ANN se puede observar en la figura 2.21 las capas ocultas son las que aprenden a recodificar las entradas. (Kulkarni & Joshi, 2015)

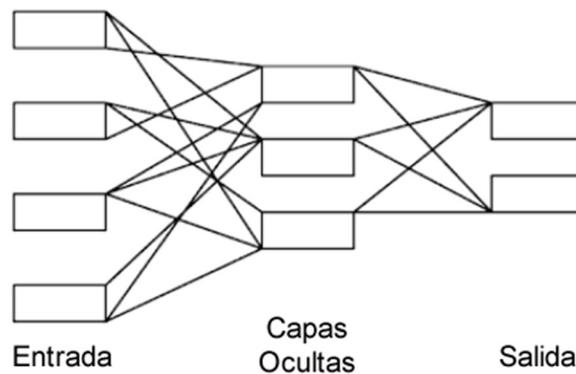


Figura 2.21. Red Neuronal Artificial

Fuente: Kulkarni & Joshi (2015)

Un concepto importante en las redes neuronales es la regla de disparo que determina si una neurona debe disparar para un patrón de entrada. Esta regla otorga a la neurona una característica para detectar similitud para que pueda responder a los patrones desconocidos.

CAPÍTULO III: ANÁLISIS DEL PROTOTIPO PARA REALIZAR MANTENIMIENTO PREDICTIVO MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

En este capítulo se detallan, las consideraciones del diseño, funcionamiento y características del sistema. Se detalla el análisis para definir y desarrollar un sistema que permita predecir con precisión la falla de un motor eléctrico.

3.1 Consideraciones iniciales de diseño

El sistema propuesto tiene como propósito estimar un tiempo aproximado para el siguiente mantenimiento, este proceso es realizado por medio de técnicas de inteligencia artificial, que utiliza los datos enviados por los dispositivos para realizar su análisis.

3.1.1 Descripción del sistema

El sistema se caracteriza por el proceso que realizar para obtener los datos, la cadena empieza con el funcionamiento del motor que está controlado por un variador de frecuencia.

El variador de frecuencia al ser el encargado de suministrar la energía para el motor, es capaz de proveer los valores necesarios para el análisis.

El encargado de controlar el motor para alguna aplicación en específico es el PLC, el autómeta es el controlador del proceso por ejemplo si se necesita algún cambio en la velocidad del motor o incluso inversión de giro, este equipo será el encargado de realizar esta tarea.

Para realizar una tarea de supervisión por medio del usuario, se utiliza un sistema SCADA el cual se encarga de supervisar y controlar todo el sistema, también funciona como un sistema para diagnóstico. El SCADA es fundamental ya que es el encargado de la interfaz de todo el sistema y además es el método para poder mostrar o notificar el próximo mantenimiento.

Desde el PLC se envía los datos hacia la plataforma de análisis de datos, la plataforma encargada de este análisis, recolectara las variables en tiempo real para analizarlas constantemente y luego regresar los resultados al PLC.

Luego el PLC envía los datos al sistema SCADA para que sea mostrado al usuario y este a su vez pueda conocer del resultado procesado por la plataforma. El análisis de datos se lleva a cabo mediante una técnica de inteligencia artificial denominado Redes Neuronales, que funciona en base a los históricos de datos obtenidos y realiza un proceso de autoaprendizaje cada vez que se presente algún problema. En pocas palabras se puede concluir que es un sistema que funciona y evoluciona conforme se vayan presentado los errores, hasta el punto de llegar a predecir el comportamiento del motor.

Todo el análisis lo realiza mediante una librería llamada BRAIN.js la cual es una librería desarrollada en JavaScript, que fue desarrollada para poder realizar todos estos análisis. En la figura 3.1 se representa el flujo de cómo trabaja el sistema.

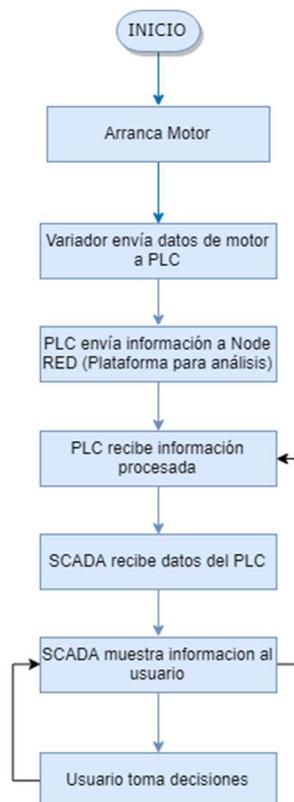


Figura 3.1. Diagrama de flujo del sistema

Fuente: Elaboración propia

3.1.2 Caracterización del sistema

El sistema está compuesto por los siguientes elementos:

-SIMOTICS 1LA: Motor eléctrico trifásico se lo muestra en la figura 3.2, muy usado para propósitos generales trabaja a 230V o 400V, con una velocidad nominal de 1350 revoluciones por minuto, con una potencia de 0.12Kw.

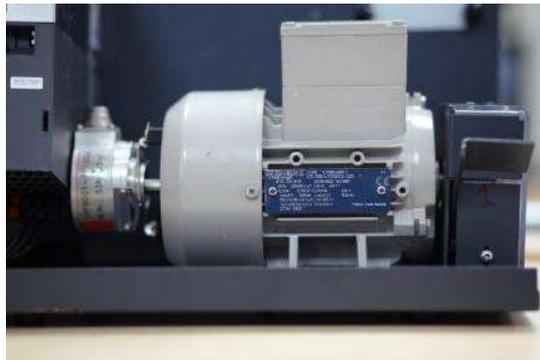


Figura 3.2. Motor asíncrono SIMOTICS

Fuente: Elaboración propia

-SINAMICS G-120: Variador de frecuencia se lo muestro en la figura 3.3 este equipo se basa en un concepto modular, separando la parte de potencia de la parte de control, tiene un gran rango de potencia desde 0.12kW hasta los 120MW, se puede configurar desde el mismo equipo con ayuda de los paneles IOP o integrando por medio de TIA portal.



Figura 3.3. Variador de frecuencia SINAMICS G120

Fuente: Elaboración propia

-SIMATIC S7-1500: PLC o Controlador Lógico Programable, funciona con 24 VDC, entradas y salidas digitales o análogas por medio de módulos de expansión, integración de puertos para el uso de PROFINET y PROFIBUS. Se lo puede observar en la figura 3.4.



Figura 3.4. PLC SIMATIC S7-1500

Fuente: Elaboración propia

- SCADA, posee la capacidad de soportar hasta 18 servidores redundantes, 32 clientes en un sistema y 150 Clientes WEB en un sistema.

Protocolos:

-PROFINET es usado en la mayor parte del proceso, con este protocolo se conecta el variador al PLC y del PLC al sistema SCADA.

-MQTT es el protocolo usado para comunicarse desde el PLC al sistema de análisis de datos y devueltos al SCADA para su uso

3.1.3 Funciones del sistema

El sistema contará con las siguientes funciones:

-La función principal del sistema es determinar la probabilidad de que exista un fallo en el motor.

-Desarrolla un sistema de aprendizaje para determinar el estado mecánico y eléctrico de un motor.

- Evalúa la información obtenida a través de los sensores que determinan el estado mecánico y eléctrico de un motor en tiempo real.
- Crea una base de datos de las variables obtenidas para ser usados como históricos.
- Realizar un proceso de supervisar los equipos por medio del sistema SCADA.

3.2 Análisis general del sistema de mantenimiento predictivo

El sistema está encargado de recopilar todos los datos de los sensores para almacenarlos y realizar un análisis para encontrar patrones.

3.2.1 Análisis de la arquitectura de red

Para el análisis de la arquitectura de red del sistema de mantenimiento predictivo, se han considerado cuatro niveles jerárquicos, los cuales se describen a continuación:

- Nivel de supervisión: En este nivel se encuentra el sistema SCADA, que permite ver el funcionamiento de todos los equipos, además de poder controlar el sistema de mantenimiento.
- Nivel de control: Es el encargado de controlar los equipos de campo y enviar información hacia el sistema de supervisión.
- Nivel de campo: El nivel más bajo de la jerarquía que hace referencia a los actuadores y dispositivos que realizan el trabajo.

En la figura 3.5 se muestra la arquitectura definida, donde se puede apreciar los diferentes niveles en la pirámide, para permitir visualizar la interacción entre ellos y la comunicación del nivel de control con el sistema de análisis.

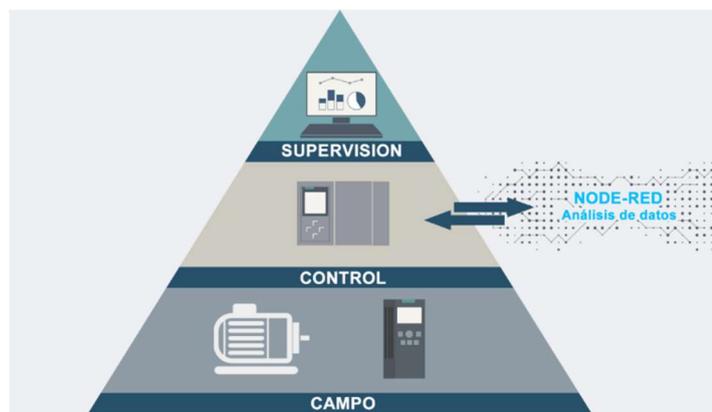


Figura 3.5. Arquitectura del sistema

Fuente: Elaboración propia

3.2.2 Topología de red

La topología utilizada en el sistema de mantenimiento predictivo es de tipo estrella, donde, todos los equipos se conectan físicamente por medio de un switch. En la figura 3.6 se muestra la topología utilizada. Se usa esta topología porque no todos los equipos del sistema cuentan con dos puertos ethernet para realizar una configuración en anillo, solo el PLC y el variador podría realizar esta función, el equipo que ejecuta el sistema SCADA solo cuenta con un puerto.

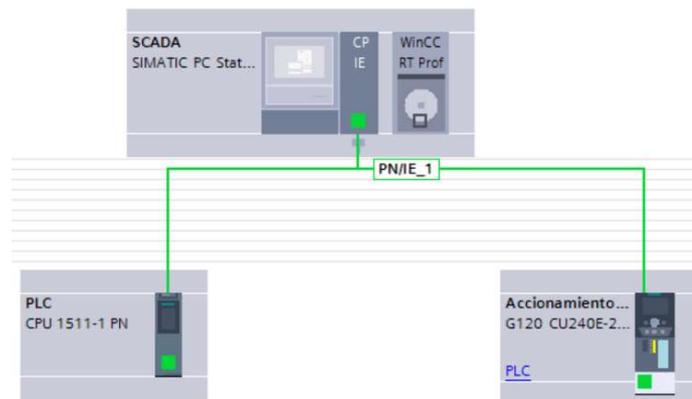


Figura 3.6. Topología de red del sistema

Fuente: Elaboración Propia

El sistema de análisis de datos al ser una plataforma remota, que interactúa únicamente con el nivel de control, queda fuera de la arquitectura del programa, ya que para comunicarse lo hace por medio de otro protocolo, por este motivo no aparecerá en el software de integración mostrada en la figura 3.7.

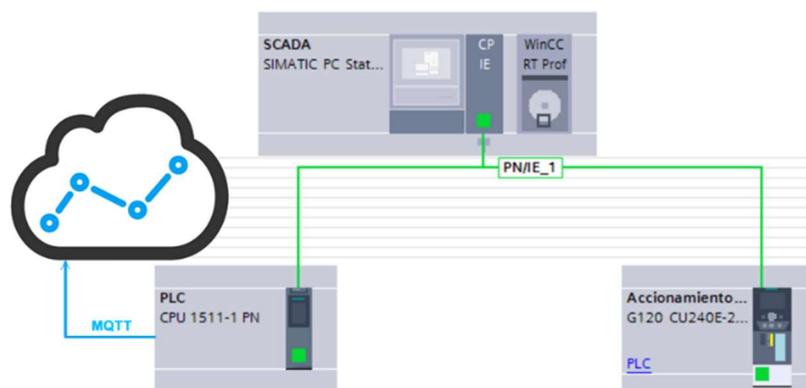


Figura 3.7. Topología de red con integración a la nube

Fuente: Elaboración propia

3.2.3 Arquitectura del sistema físico de mantenimiento

Los datos que son enviados al sistema para que pueda hacer su análisis se lo obtiene por medio del variador de velocidad, en caso de necesitar más sensores, estos irían directamente conectados al PLC. El autómata es el encargado de concentrar todas las variables y luego enviarlas al sistema de análisis, finalmente el sistema SCADA es el encargado de supervisar y permitir al usuario que tome decisiones. En la figura 3.8 se observa un diagrama de bloques en el cual se muestran los componentes básicos del sistema: computador, PLC, variador y motor. En los siguientes párrafos se explicará la función de cada uno de ellos en el sistema.

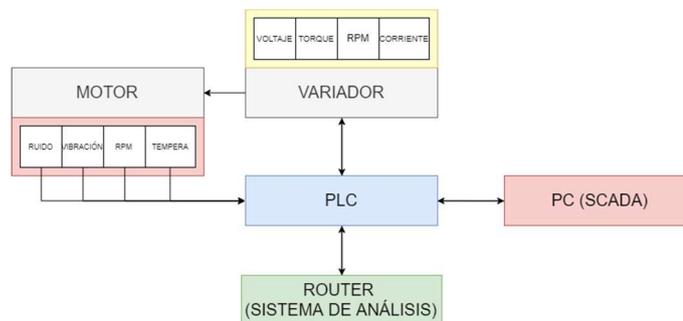


Figura 3.8. Diagrama de bloques del sistema

Fuente: Elaboración propia

VARIADOR: El variador de frecuencia es un equipo usado para controlar el movimiento de un motor variando su voltaje y frecuencia, este está alimentado por una fuente de 240V, este mismo equipo es el que provee energía al motor, de los bornes de salida del variador se puede conectar el motor, obteniendo datos como tensión, corriente, torque y velocidad. Se usa en el sistema porque es el que provee datos de energía del motor.

MOTOR: El motor es el encargado de realizar el trabajo de muchos tipos de máquinas, es controlado por el variador, su alimentación proviene de este equipo. En la configuración del variador se requieren los datos del motor el cual va a controlar, para el motor que se está usando se establecieron los siguientes datos: Voltaje de 240V AC, una potencia de 0.12kW, corriente de operación de 0.73 A, el factor de potencia de 0.75 y con una velocidad nominal de 1350 revoluciones por minuto, este motor tiene una conexión en delta como alimentación. Para mejorar el sistema de diagnóstico se pueden agregar

sensores como son de temperatura, ruido y los más importantes son los sensores para vibraciones debido a que es la forma más precisa para saber cómo se está comportando un motor, dependiendo a la frecuencia con la cual está vibrando. Todos estos sensores que se adicionan deben ser cableados hacia algún módulo de señales analógicas en el PLC. Está contemplado en el sistema porque es el objeto de estudio y es el que genera los datos para ser analizados.

PLC: En el sistema, el PLC es el que comparte mayor cantidad de información, su alimentación es poder medio de una fuente de poder de 24V DC, cuenta con módulos para señales analógicas y digitales. Todo sensor para tomar datos en el motor debe ir conectado a los módulos de señales analógicas. Está contemplado en el sistema porque es el que concentra todas las variables, las procesa y las envía hacia el sistema de análisis.

PC: El equipo encargado para el sistema de supervisión, es una computadora alimentado por una fuente de 110 V AC, el desempeño del sistema depende de la capacidad de la computadora. Se contempla en el sistema porque es el encargado de interactuar con el usuario.

Router: Encargado de gestionar la conexión del PLC con el sistema de análisis de datos. Está contemplado por el sistema ya que se encarga de enviar datos.

En la figura 3.9. Se puede observar todos los equipos conectados con el sistema funcionando.

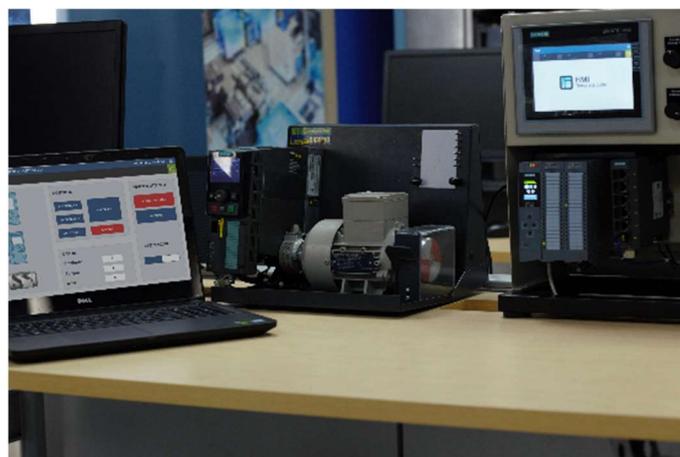


Figura 3.9. Integración de todos los equipos

Fuente: Elaboración propia

3.3 Análisis del sistema de procesamiento de información

El procesamiento de la información del proyecto está dividido en distintas partes ya que cada componente tiene su protocolo y forma de conectarse, por este motivo se pretende detallar cada funcionamiento y características de los componentes del sistema.

3.3.1 Toma de información del variador

El sistema de toma de datos del motor por medio del variador es una característica intrínseca del SINAMICS, ya que se encargar de proveer la energía el proceso que realiza el variador pasa por varias etapas.

Los datos que toma son las tensión, corriente, torque y revoluciones por minuto. Todas estas variables sirven para crear una base de datos, con los cuales se podrán comparar las variaciones que tengan en el tiempo y relacionarlas para identificar errores.

La primera etapa se encargar de transformar la corriente alterna AC que proviene de la fuente de alimentación y lo convierte en corriente directa DC.

Esta energía permite cargar los condensadores que se encuentran en el variador cuya función es suavizar la onda DC, esto permite que se pueda proveer una fuente de alimentación limpia para el motor.

Luego la corriente directa DC, otra vez se vuelve a transformar en AC con la ayuda de un inversor, esta energía es la que se va a transmitir al motor, este paso permite que el equipo pueda transformar la frecuencia y la tensión para poder hacer funcionar el motor como se lo necesite.

3.3.2 Interconexión entre el PLC y variador

Para establecer la comunicación y tomar los datos del PLC se hace uso de un bloque de función del S7-1500, que estable conexión por medio del telegrama 352. Este bloque nos permite aparte de controlar la mayoría de parámetros

del variador, también nos brinda información como son las RPM, corriente, torque. Esta topología se la muestra en la figura 3.10.

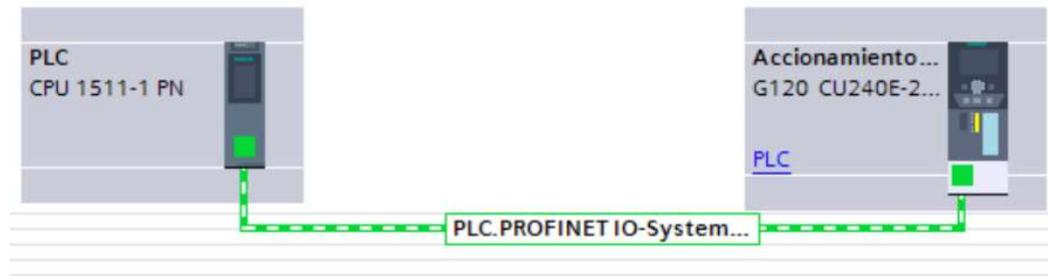


Figura 3.10. Conexión de red entre PLC y Variador

Fuente: Elaboración propia

El variador de frecuencia y el controlador están constantemente intercambiando información, por lo general los más frecuentes son los datos de control y el status. El método para comunicarse es el telegrama 352, PZD 6/6 de Siemens, que se caracteriza por enviar 6 variables tipo Word (16 Bits) en ambas direcciones. En la figura 3.11 y figura 3.12, se puede observar cómo están definidas las tramas del protocolo 352.

| Bit | Value | Significance | Comments |
|-----|-------|--------------------------------|--|
| 0 | 0 | OFF1 | Motor brakes with the ramp-down time p1121 at standstill ($f < f_{min}$) the motor is switched off. |
| | 1 | ON | With a positive edge, the inverter goes into the "ready" state, with additionally bit 3 = 1, the inverter switches on the motor. |
| 1 | 0 | OFF2 | Switch off motor immediately, motor coasts to a standstill. |
| | 1 | No OFF2 | --- |
| 2 | 0 | Quick stop (OFF3) | Quick stop: Motor brakes with the OFF3 ramp-down time p1135 down to standstill. |
| | 1 | No quick stop (OFF3) | --- |
| 3 | 0 | Disable operation | Immediately switch-off motor (cancel pulses). |
| | 1 | Enable operation | Switch-on motor (pulses can be enabled). |
| 4 | 0 | Lock ramp-function generator | The ramp-function generator output is set to 0 (quickest possible deceleration). |
| | 1 | Operating condition | Ramp-function generator can be enabled |
| 5 | 0 | Stop ramp-function generator | The output of the ramp-function generator is "frozen". |
| | 1 | Ramp-function generator enable | --- |
| 6 | 0 | Inhibit setpoint | Motor brakes with the ramp-down time p1121. |
| | 1 | Enable setpoint | Motor accelerates with the ramp-up time p1120 to the setpoint. |
| 7 | 1 | Acknowledging faults | Fault is acknowledged with a positive edge. If the ON command is still active, the inverter switches to "closing lockout" state. |
| 8 | | Not used | --- |
| 9 | | Not used | --- |
| 10 | 0 | PLC has no master control | Process data invalid, "sign of life" expected. |
| | 1 | Master control by PLC | Control via fieldbus, process data valid. |
| 11 | 1 | Direction reversal | Setpoint is inverted in the inverter. |
| 12 | | Not used | --- |
| 13 | 1 | MOP up | The setpoint stored in the motorized potentiometer is increased. |
| 14 | 1 | MOP down | The setpoint stored in the motorized potentiometer is decreased. |
| 15 | 1 | Not used | Changes over between settings for different operation interfaces (command data sets). |

Figura 3.11. Variable de control tipo WORD del telegrama 352

Fuente: Siemens AG (2018)

| Bit | Value | Significance | Comments |
|-----|-------|--|--|
| 0 | 1 | Ready for switching on | Power supply switched on; electronics initialized; pulses locked. |
| 1 | 1 | Ready for operation | Motor is switched on (ON1 command present), no active fault, motor can start as soon as "enable operation" command is issued. See control word 1, bit 0. |
| 2 | 1 | Operation enabled | Motor follows setpoint. See control word 1, bit 3. |
| 3 | 1 | Fault present | The inverter has a fault. |
| 4 | 1 | OFF2 inactive | Coast to standstill not activated (no OFF2) |
| 5 | 1 | OFF3 inactive | No fast stop active |
| 6 | 1 | Closing lockout active | The motor is only switched on after a further ON1 command |
| 7 | 1 | Alarm active | Motor remains switched on; acknowledgement is not required; see r2110. |
| 8 | 1 | Speed deviation within tolerance range | Setpoint/actual value deviation within tolerance range. |
| 9 | 1 | Control requested | The automation system is requested to assume control. |
| 10 | 1 | Comparison speed reached or exceeded | Speed is greater than or equal to the corresponding maximum speed. |
| 11 | 0 | I, M or P limit reached | Comparison value for current, torque or power has been reached or exceeded. |
| 12 | 1 | Holding brake open | Signal to open and close a motor holding brake. |
| 13 | 0 | Alarm motor overtemperature | -- |
| 14 | 1 | Motor rotates forwards | Internal inverter actual value > 0 |
| | 0 | Motor rotates backwards | Internal inverter actual value < 0 |
| 15 | 1 | No alarm, thermal power unit overload | |

Figura 3.12. Variable de status tipo WORD del telegrama 352

Fuente: Siemens AG (2018)

Para simplificar el uso del telegrama 352, se usa la librería "PZD_G120_Tel_352" que se muestra en la figura 3.13 la cual crea bloque de función que configura todos los parámetros que se necesitan para establecer una conexión entre el PLC y el variador. Este bloque tiene llamados cíclicos que permite que se ejecute repetidamente.

Debido a que los equipos están conectados por medio de ethernet, se necesita que cada uno de los equipos tengan una dirección IP, esta dirección está conformado por 4 segmentos separados por un punto, los números van desde 0-255. Un ejemplo de una dirección IP es 192.168.0.10, que es este caso va a ser la dirección que se le asigne al PLC.

El variador tendrá una dirección distinta (192.168.0.11), para que los equipos se encuentren en la misma subred, solo debe cambiarse el último segmento de números de la dirección IP.

Debido que funcionan con PROFINET, el cual es una variante del ethernet pero con funciones de diagnóstico agregada, la configuración de los equipos necesita un parámetro denominado nombre PROFINET, en conclusión para

poder crear una conexión entre el S7-1500 y el SINAMICS G120, se requiere una dirección IP y un nombre PROFINET.

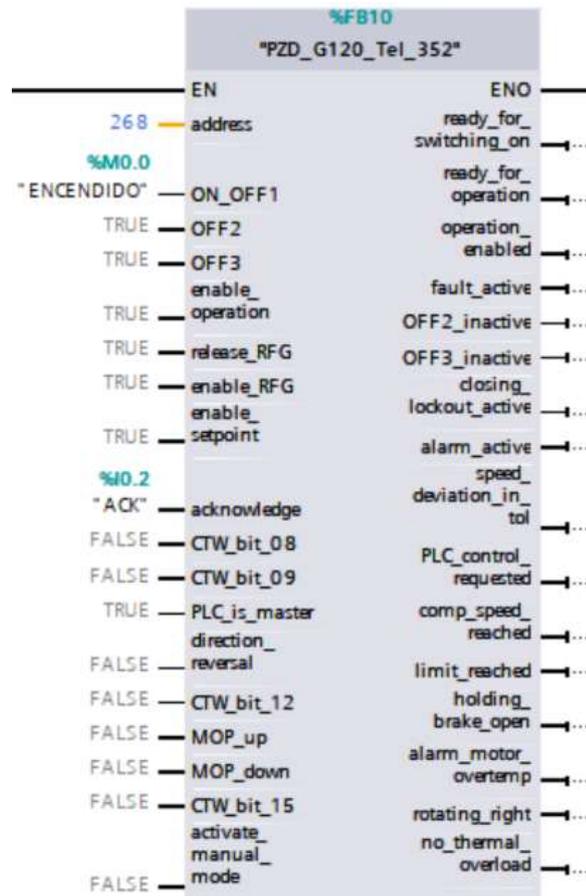


Figura 3.13. Librería de TIA portal para el uso del telegrama 352

Fuente: Elaboración propia

El primer paso para configurar el variador es usar el asistente, el cual se encargar de realizar la configuración inicial, esta configuración consiste en especificar los datos del motor para poder proveer la energía correcta de funcionamiento, luego de esto ya se puede usar la librería del telegrama 352.

Cuando se use la librería en el PLC, se crea automáticamente un bloque especial en donde se detalla todas las funciones que brinda, como el encendido y apagado del variador, también es posible cambiar la consigna de velocidad del bloque, además el sistema de diagnóstico que muestra si ha ocurrido algún problema. Y los datos más importantes son los que provienen del motor ya que estos serán usados para el análisis de datos.

Para facilitar la administración de las variables fue necesario crear un DB (data blog), el cual es similar a una pequeña base de datos pero dentro del PLC,

todas las variables obtenidas y variables se almacenan por este medio especialmente para poder compartir con el sistema de análisis.

3.3.3 Comunicación entre PLC y SCADA

La comunicación entre el sistema SCADA y el PLC se realiza mediante el protocolo TCP/IP. Las características del entorno de desarrollo del sistema SCADA depende de la versión que se encuentre, aunque la mayoría disponen de las configuraciones de comunicación, tales como colocar las direcciones IP de los equipos.

El sistema SCADA, WinCC se debe crear desde el TIA portal, el elemento que se debe seleccionar para crearlo es WinCC RT profesional. Cuando se agrega este elemento por primera vez no es posible crear una conexión con los equipos, para poder establecer una comunicación se debe agregar una tarjeta de red general o alguna tarjeta ethernet especial. Realizando estas acciones ya es posible compartir información entre los equipos.

Las direcciones IP que se debe ingresar corresponde al de la computadora que se esté usando como sistema SCADA uno de los parámetros que se puede modificar es el tipo de interfaz que en este caso es una interfaz PROFINET en la figura 3.14 se observa las configuraciones iniciales para establecer comunicación.

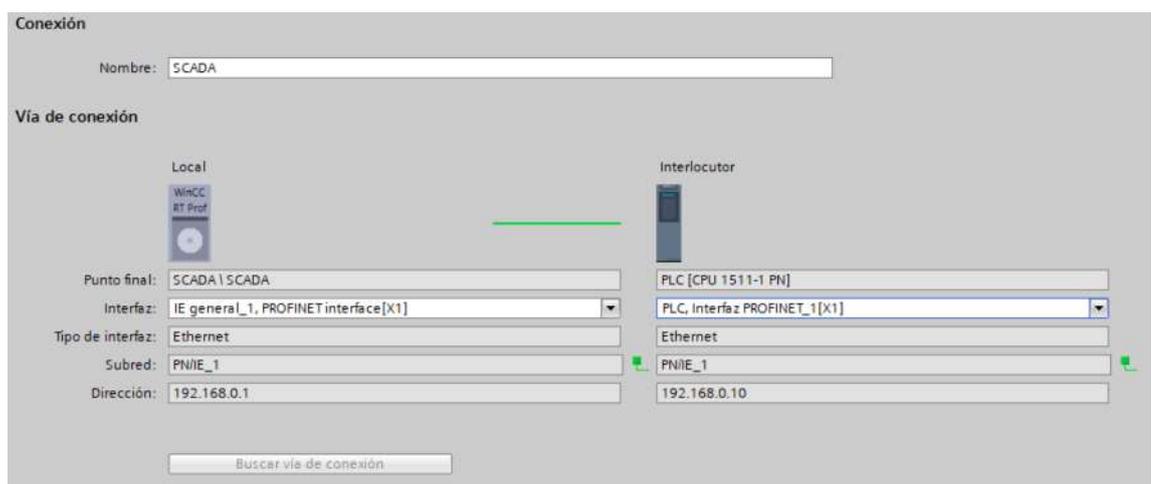


Figura 3.14. Conexión para intercambiar datos entre SCADA y S7-1500

Fuente: Elaboración Propia

Con este se puede extraer la conexión, luego se debe crear la interfaz para la conexión con el PLC. Esta interfaz, muestra los equipos conectados como son el PLC, el variador y el motor, mostrando su estado de conexión y demás datos.

Cuando ya se tengan agregado los dispositivos se puede proceder a crear la Imágenes, las cuales son las pantallas que se van a mostrar el sistema, siempre la primera pantalla que se crea será asignada automáticamente como la principal, no solo existen pantallas estáticas sino también se encuentra mensajes de alertas y ventanas emergentes muy usadas para cuando se quiere acceder a más funciones desde un elemento de la pantalla principal.

La pantalla está dividida en distintas componentes, la parte de control tiene los controles de Encendido y Apagado, además cuenta con secuencia de variaciones para poder variar los datos que se envían a la base de datos, en la división de datos se muestran los valores que son captadores por el variador. Finalmente, en el lado de mantenimiento se cuenta con dos botones, para indicar si el motor se encuentra normal y si se ha encontrado algún problema, esta información es importante ya que sirve como retroalimentación, para el sistema de aprendizaje. El componente más importante es a barra indicadora de estimación que muestra el estado del motor y con una estimación de cuando se necesitará el próximo mantenimiento. Toda esta interfaz se la puede observar en la Figura 3.15.

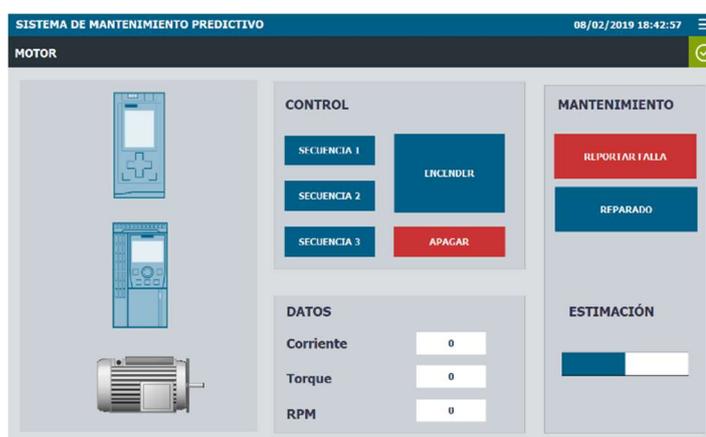


Figura 3.15. Interfaz sistema SCADA

Fuente: Elaboración propia

Todos estos datos que se muestran en la pantalla son obtenidos del PLC por este motivo de deber establecer una conexión con las variables que se encuentran en el PLC, este bloque de datos debe tener deshabilitado el control optimizado, ya que este control almacena los datos, pero no brinda una dirección para poder encontrarlo si se intenta acceder desde otro equipo que no sea PROFINET. Los variables que están definidas en el PLC se las puede observar en la figura 3.16.

| | Nombre | Offset | Tipo de da.. |
|---|---------------------|--------|--------------|
|  | Ack_Fault_G120_PN | 0.0 | Bool |
|  | ReconomientoDeFalla | 0.1 | Bool |
|  | Setpoint-RPM | 2.0 | Real |
|  | RPM | 6.0 | Real |
|  | Corriente | 10.0 | Real |
|  | Torque | 14.0 | Real |
|  | Vibracion | 18.0 | Real |
|  | Ruido | 22.0 | Real |
|  | EstadoOK | 26.0 | Bool |
|  | EstadoFalla | 26.1 | Bool |
|  | MarchaSCADA | 26.2 | Bool |

Figura 3.16. Variables del motor en el PLC

Fuente: Elaboración Propia

3.4 Análisis y programación del sistema de mantenimiento

El sistema de mantenimiento se basa en el uso de inteligencia artificial haciendo uso de redes neuronales. Existen varias formas en las que se pueden integrar las redes neuronales, incluso para clasificar información, predecir resultados. A medida que las redes neuronales procesan datos y aprenden de ellos, pueden clasificarlos y capacitarse para predecir resultados que se esperan para una salida esperada.

3.4.1 Definición de las técnicas de Inteligencia artificial aplicado al mantenimiento predictivo

En un sistema automatizado existen gran cantidad de datos que se generan a cada segundo, el sistema propuesto pretende almacenar todos esos datos para para poder realizar un análisis en tiempo real haciendo uso de redes

neuronales que permiten crear aprendizaje del histórico de datos que tiene y comprarlos con los datos de tiempo real que genera y los evalúa conforme se van creando.

El sistema propuesto para realizar el análisis por medio de inteligencia artificial, hace uso de una plataforma llamada Node-RED, esta herramienta permite usarse desde algún servidor también se encuentra disponible en la plataforma online desarrollada por IBM llamada Bluemix, en donde se puede hacer uso del servicio de Node-RED por medio de internet. Node-RED está orientado a una programación por medio de objetos o también denominados nodos.

Los beneficios que brindan los sistemas de inteligencia artificial incentivan el desarrollo de las plataformas para realizar estos análisis, en JavaScript se ha desarrollado una librería llamada brain.js, que también se encuentra disponible como un nodo en la plataforma de Node-RED.

Para realizar un análisis es necesario realizar dos acciones, al ser un sistema de aprendizaje necesita de información para entrenar el modelo, por eso se usa una función de entrenamiento con el cual se envían los datos para que cree un modelo. En la figura 3.17 se puede observar la configuración básica para que funcione el nodo de la red neuronal.

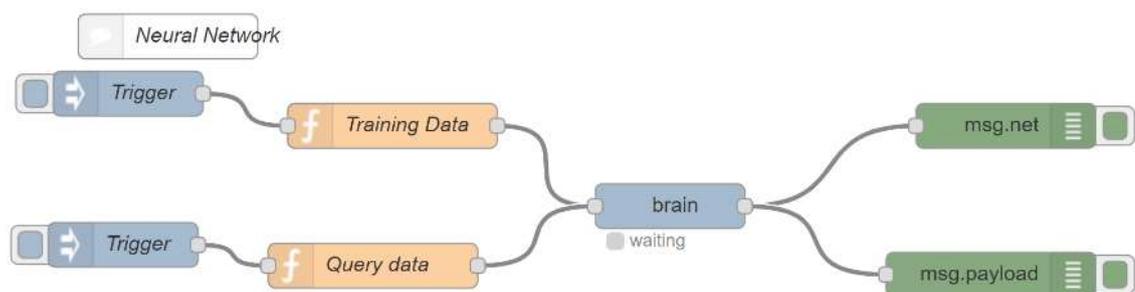


Figura 3.17. Red Básica para un sistema de análisis de una red neuronal

Fuente: Elaboración propia

La otra parte del sistema es enviar una función con los datos a ser consultados y enviados al nodo de redes neuronales. Uno de los métodos que utiliza para realiza este tipo de aprendizaje se llama propagación hacia delante y propagación hacia atrás, que son las más usadas en las redes neuronales.

Esto consiste en medir los datos que han tenido errores y sacar un estimado del valor que se necesita para llegar a un valor deseado.

3.4.2 Implementación del programa de mantenimiento predictivo.

Para la implementación del sistema primero se necesita tener acceso a las variables que se van a analizar, este proceso se hace por medio de una plataforma abierta llamada Node-RED, en esta plataforma contamos con la opción de interconectar equipos SIEMENS, en este caso es el PLC S7-1500.

Para ingresar un PLC, tenemos que especificar exactamente el modelo que se está usando y además de agregar las tarjetas de expansión que estén conectadas, esta configuración sirve también para activar características especiales como lo es el uso de funciones PUT / GET que nos permiten establecer conexión con otros equipos, establecer el PLC como un servidor OPC o también configurarlo para establecer conexiones por medio de protocolos como el MQTT.

Para estas implementaciones debemos activar la característica que permite crear conexiones vía S7, por temas de seguridad esta opción viene deshabilitada en las configuraciones de fábricas del PLC. Con el fin de poder realizar la conexión debemos habilitarla. Esta opción se la encuentra en la figura 3.18.

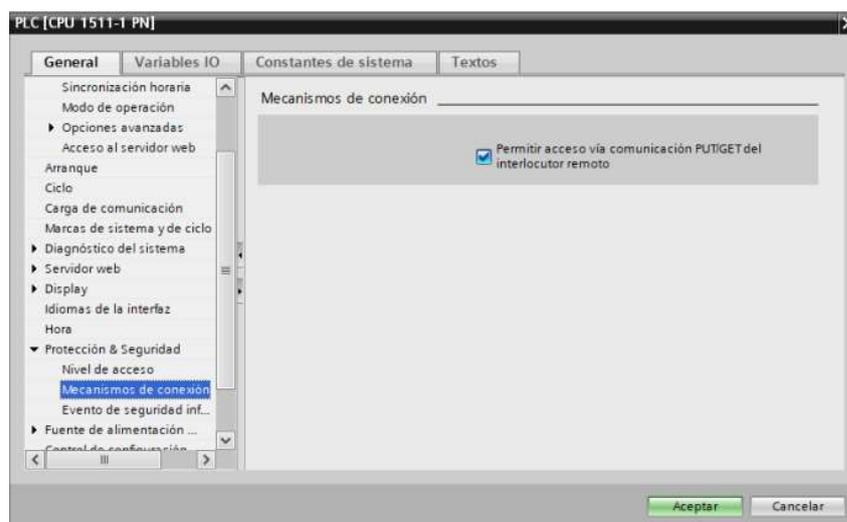


Figura 3.18. Configuración para permitir la compartición de datos en PLC

Fuente: Elaboración propia

Con la activación del compartimiento e información ahora se necesita asignarle una dirección al PLC la opción se la encuentra en las propiedades del PLC, en Interfaz PROFINET y por último Direcciones Ethernet, aquí se puede configurar la dirección y la máscara subred que por las características de la IP es la 255.255.255.0. La dirección del router es una dirección para direccionar la conexión, esta opción es usada en caso de que se necesite que el PLC esté conectado a internet para hacer uso de sus funciones como servidor web o envié de datos a servidores externos. Las configuraciones de la IP están mostradas en la figura 3.19.

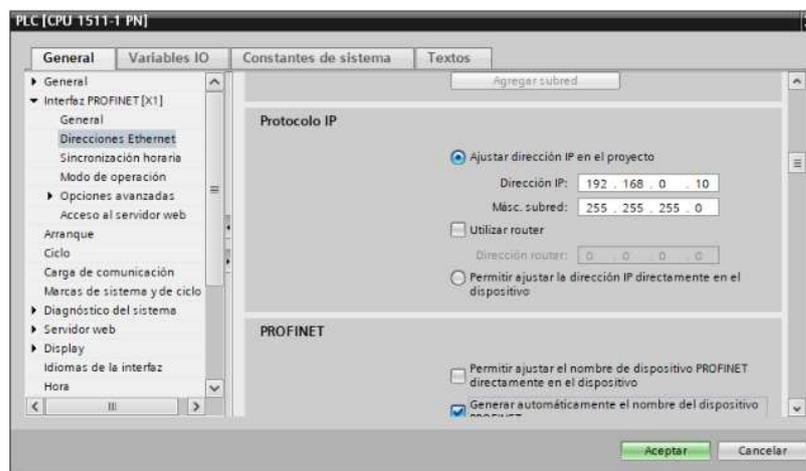


Figura 3.19. Configuración en PLC para establecer conexión con Node-RED

Fuente: Elaboración propia

Cuando ya se tenga disponible la interfaz del Node-RED, se debe empezar a agregar los nodos necesarios para esta conexión, cuando se usa por primera vez esta plataforma solo tendrá disponibles los nodos básicos, para este proyecto es necesario agregar algunos nodos más, para agregar estos nodos se debe ingresar a la configuración de Manage Palette del programa.

Los nodos adicionales que se necesitan son el S7, un nodo desarrollado por SIEMENS el cual permite la conexión con equipos como S7-1200, S7-1500 y S7-300. Este nodo debe estar configurado con la parametrización que tenga el PLC, en este caso Se debe ingresar la IP del PLC y su puerto, el puerto 102 es el puerto predeterminado para este tipo de conexiones, el modo presente permite seleccionar el Rack y el SLOT. Debido a que el PLC S7-1500 está montado sobre un riel, en una red puede haber varios PLC y cada uno con su riel, por este motivo existe la necesidad de establecer en que riel está conectado. El slot hace referencia a la posición del rack en donde se

encuentra el equipo. El tiempo de ciclo es el tiempo que espera para hacer otra consulta de datos y el Timeout es el tiempo definido para definir que se ha perdido la conexión. La configuración del nodo se la puede ver en la figura 3.20.

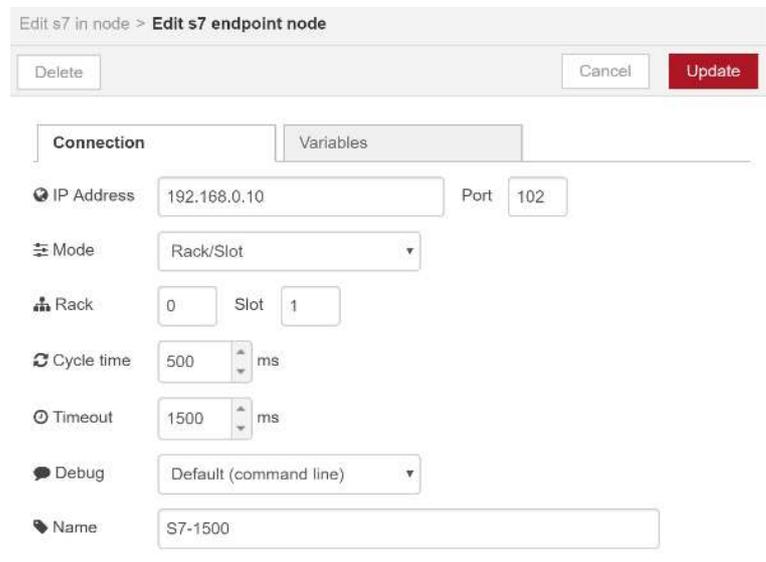


Figura 3.20. Configuración en Node-RED para establecer conexión con PLC

Fuente: Elaboración propia

Otro nodo que se necesita es el nodo de base de datos, es un nodo basado en MYSQL que funcionan para gestionar la conexión de una base de datos con la plataforma, para configurar correctamente el nodo, se necesita tener una base de datos disponible. Para el proyecto se ha usado un motor de base de datos llamado MariaDB, y se lo gestiona por medio de una herramienta llamada HeidiSQL, con ayuda de estos programas se creó una base de datos llamada "Mantenimiento" dentro de esta base de datos se necesita crear una tabla.

Las tablas son arreglos que permiten guardar los datos pero antes se necesita definir las variables, en esta tabla se definieron las siguientes variables: Tiempo, de tipo TIMESTAMP, que es usada para almacenar el tiempo de cuando se ha generado una variable, Corriente, Temperatura, Vibración, Torque, Ruido y toda las variables del proceso han sido declaradas como FLOAT, se crearon 2 variables de estado, para que sirve como gestor para que el usuario especifique si se ha producido un error para que el sistema de

mantenimiento tengo una pauta para saber qué datos son los que han provocado el error, estos estados han sido guardados en variables booleanas.

Para la configuración del nodo de la base de datos los datos requeridos son: El host que es la dirección o el dominio de donde se encuentra a base de datos. Para este caso se está usando una base de datos local, por ende, el host debe hacer referencia a la misma IP de la computadora en donde se instaló MariaDB, el puerto se ha dejado con el puerto predefinido que es el 3306, también se necesita un usuario y contraseña. Todos estos datos deben coincidir con los datos que se registraron al momento de crear la base de datos. Finalmente se consulta del nombre de la base de datos que en este caso se llama “Mantenimiento”.

El nodo de Recolector también ha sido añadido este nodo tiene como función esperar a que todos los datos de las variables lleguen para poder enviar un solo arreglo sin valores nulos. La red neuronal el nodo basado en la librería de JavaScript, también hay que agregarlo para poder realizar los análisis.

La primera parte del aprendizaje consiste en ingresar los datos que forma parte del entrenamiento del sistema, estos nodos requieren que los datos se envíen en un paquete con el nombre de msg.trainData, la variable del S7 pasa por dos nodos de funciones, la primera función permite que los datos se almacenen en un base de datos SQL dentro de la función se define el nombre de la tabla y variables en donde se va a guardar los datos. Y el segundo nodo de función llamado “Training Data” es el encargado de realizar el proceso de aprendizaje del sistema. Se puede observar la configuración de los dos en la figura 3.21.

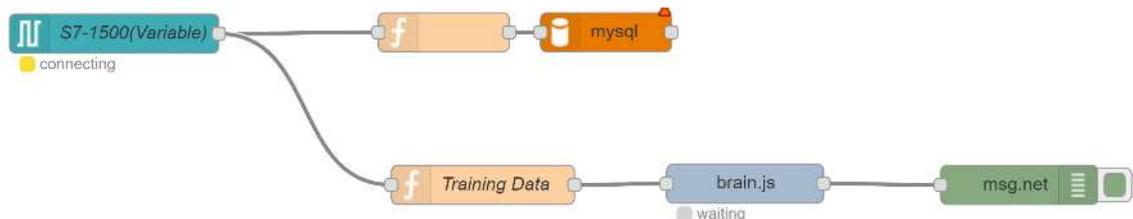


Figura 3.21. Entrenamiento, Primera Fase de Red Neuronal con datos de PLC

Fuente: Elaboración propia

En el momento en el que el sistema SCADA envía la señal de que el sistema necesita un mantenimiento, esta orden pasa por una función que se encargará de que el sistema empiece un nuevo entrenamiento con la diferencia de que ya tendrá otros datos en consideración que son los datos que sucedieron antes de que el usuario active el reconocimiento en el SCADA. En la figura 3.22, se puede observar el sistema de nodos con obtención de los datos del PLC.

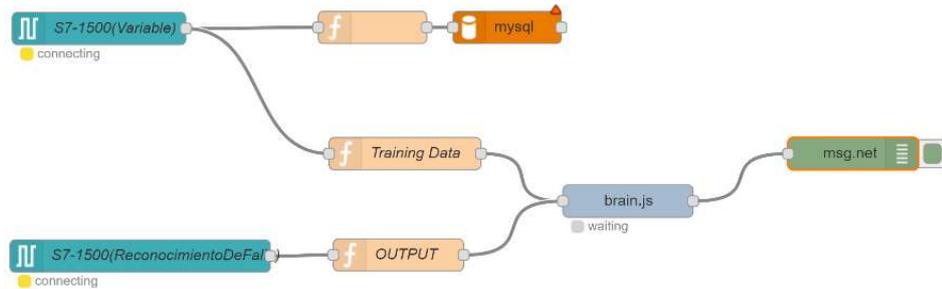


Figura 3.22. Evaluación, Segunda Fase de Red Neuronal con datos de PLC

Fuente: Elaboración propia

Luego de esto se necesita un nodo S7 de salida (Análisis), que será el encargado de enviar el valor estimado de forma porcentual de cuándo será necesaria el mantenimiento. En la figura 3.23 se puede ver el conjunto completo para que pueda realizar el análisis y mostrar resultado.

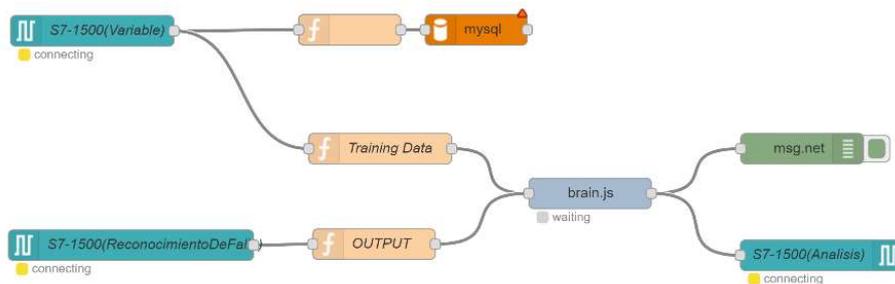


Figura 3.23. Conjunto de nodos para sistema de análisis y presentación de datos

Fuente: Elaboración propia

El objetivo del sistema es que vaya aprendiendo y reconociendo el comportamiento de las variables poco a poco hasta llegar al punto de que el modelo de entrenamiento sea capaz de detectar todo tipo de escenario para los mantenimientos.

Este modelo está basado en captar los datos en tiempo real, para que llegue a detectar un cambio que represente que el motor va a fallar, tendría que el motor estar fallando realmente, por ese motivo se requiere realizar una simulación de datos que representen el motor en moto normal y cuando está fallando. En la figura 3.24 se muestra los datos que permiten simular el funcionamiento del motor.

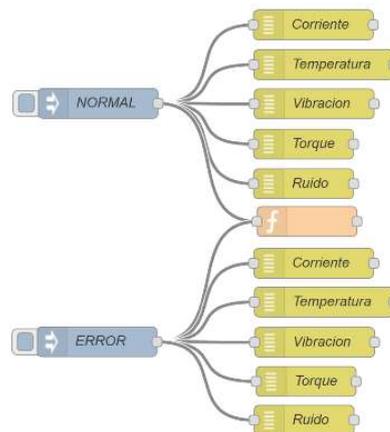


Figura 3.24. Generador de datos para funcionamiento normal y con errores

Fuente: Elaboración propia

Todas las variables simuladas usan un nodo **Recolector**, cuya función consiste en esperar que todos los nodos de recolección de datos hayan enviado información para poder enviarla y no guardar datos nulos en la base de datos. El nodo de **EscribirSQL**, es una serie de comandos para escribir los datos obtenidos en la base de datos. El nodo de **BaseDeDatos** es el encargado de generar una conexión con la base de datos en donde se están almacenando los datos, como se puede apreciar en la figura 3.25.

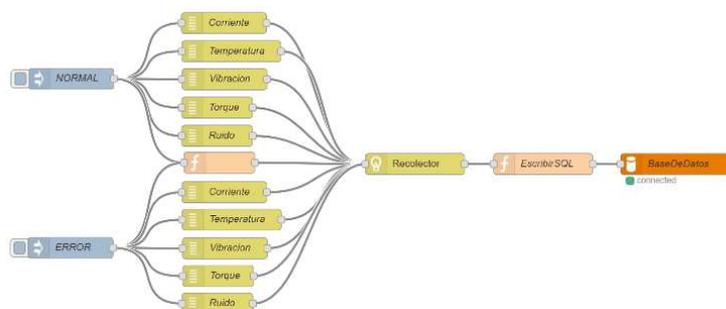


Figura 3.25. Almacenamiento de variables en Base de Datos

Fuente: Elaboración propia

Para el sistema de análisis, se usa un nodo **LeerSQL**, el cual es una función para poder leer información de la base de datos, para que el sistema de análisis por medio de redes neuronales pueda realizar su trabajo es necesario darle un formato especial, por ese motivo se utiliza el nodo de **TrainData**, para poder enviar los datos de forma correcta.

El nodo de **RedNeuronal** es la parte principal de todo el proceso, este nodo usa la librería brain.js para poder realizar análisis con redes neuronales, el nodo posee 2 modos.

El primero como se muestra en la figura 3.26 es el modo de entrenamiento que sirve para analizar los datos históricos, en este caso utiliza los datos almacenado en la base datos, para realizar el estudio de la información almacenada.

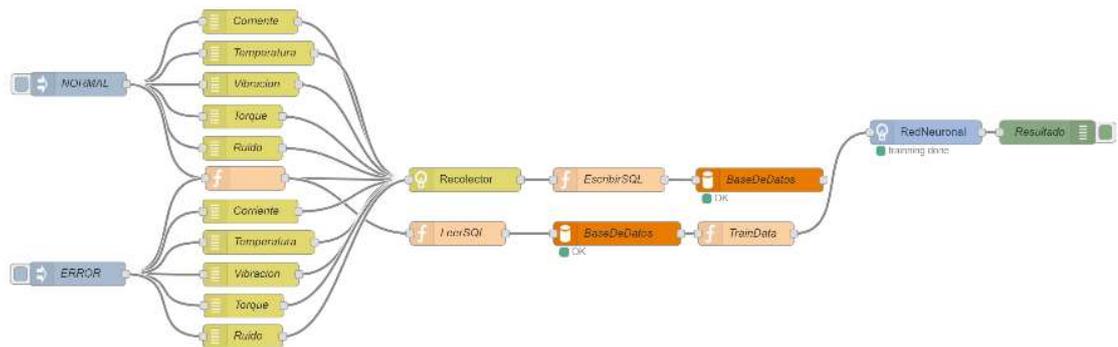


Figura 3.26. Entrenamiento, Primera Fase de Red Neuronal con datos simulados

Fuente: Elaboración propia

El segundo es el modo de evaluación y se lo puede apreciar en la figura 3.27 en donde se envía los datos al mismo nodo de **RedNeuronal**, esta información debe ser enviada luego de los datos de entrenamiento, por ese motivo se usa un **Delay** para retrasar la señal. Seguido de un nodo de **EvaluacionDatos**, que permite darle formato a la información para que el nodo de inteligencia artificial pueda procesarlo. Finalmente, los datos son mostrados en la consola de datos de nodo red por medio del nodo **Resultado**.

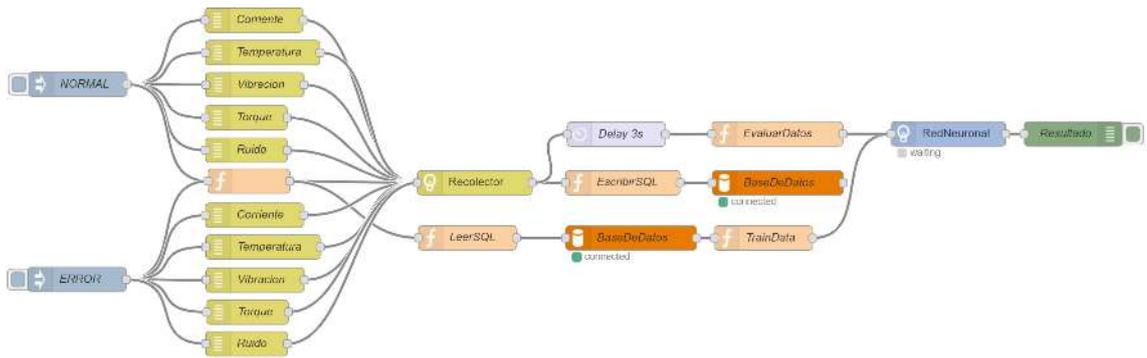


Figura 3.27. Evaluación, Segunda Fase de Red Neuronal con datos simulados

Fuente: Elaboración propia

En la figura 3.28 se muestra el funcionamiento de todo el proceso y como se van agregando los datos al arreglo de la información de entrenamiento. Este proceso empieza con el proceso de adquisición de datos, cuando se recibe un valor, primero se debe almacenar y luego evaluar. Cuando se ingresa un segundo valor se almacena el valor y luego se evalúa el conjunto de valores, el recién ingresado con el que primero se ingresó. Este proceso sigue avanzando entonces los valores que sean ingresados van a ser almacenados y luego ser evaluados comparándolos como todas las variables que estén almacenadas en la base de datos.

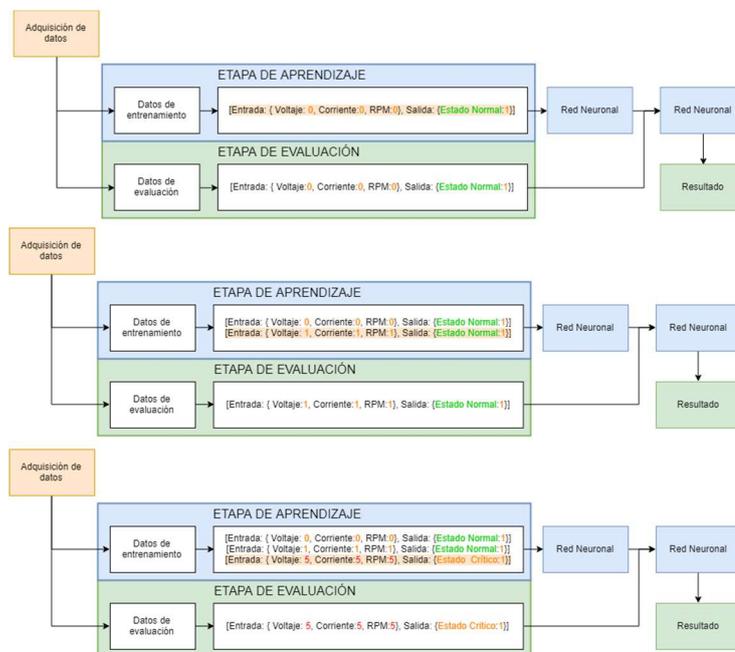


Figura 3.28. Diagrama de funcionamiento del sistema de análisis

Fuente: Elaboración propia

3.5 Pruebas de funcionamiento

Las pruebas de funcionamiento del sistema, permiten establecer si el sistema cumple con los objetivos planteados y se puede determinar si son datos precisos.

3.5.1 Prueba de sistema de histórico de variables

Objetivo de la prueba: Determinar si el sistema almacena los datos del proceso en la base de datos.

Variables que intervienen: Corriente, temperatura, vibración, torque, ruido con comportamiento normal y con comportamiento de error

Desarrollo del experimento: Para desarrollar esta prueba se envían dos tipos de valores, un conjunto de variables con magnitudes normales y otros de magnitudes con fallos, el nodo de Recolector sirve para que los datos solamente se envíen si todas las variables tienen valores, porque si se envía una variable sin valor, en la base de datos aparecerán Null, lo cual causaría problemas para que se puedan analizar datos. También se puede observar en la figura 3.29 que el nodo de base de datos esta correctamente configurado porque muestra el estado connected

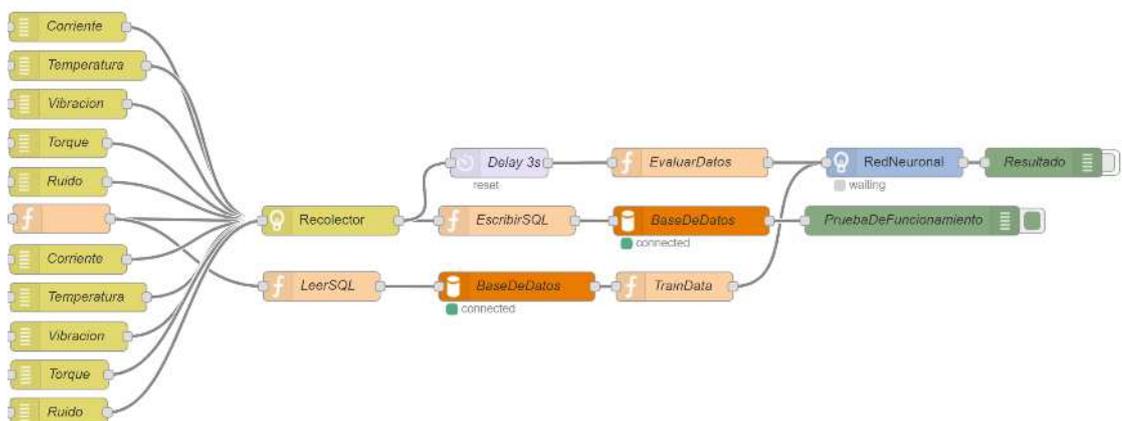


Figura 3.29. Prueba de histórico de variables – Envío de 2 conjuntos

Fuente: Elaboración propia

En la ventana de comandos de Node-RED se puede verificar en la figura 3.30 que los datos que se envían, muestran los dos conjuntos de valores y que no existe ningún dato nulo.

```

INSERT INTO RED (Corriente, Temperatura, Vibracion, Torque, Ruido, Normal, Problema) VALUES (1,10,12,20,23,1,0); : msg.payload : Object
  ▼ object
    corriente: 1
    temperatura: 10
    vibracion: 12
    torque: 20
    ruido: 23
    normal: 1
    problema: 0

INSERT INTO RED (Corriente, Temperatura, Vibracion, Torque, Ruido, Normal, Problema) VALUES (1,9,11,19,25,1,0); : msg.payload : Object
  ▼ object
    corriente: 1
    temperatura: 9
    vibracion: 11
    torque: 19
    ruido: 25
    normal: 1
    problema: 0

INSERT INTO RED (Corriente, Temperatura, Vibracion, Torque, Ruido, Normal, Problema) VALUES (1,20,23,29,32,0,1); : msg.payload : Object
  ▼ object
    normal: 0
    problema: 1
    corriente: 1
    temperatura: 20
    vibracion: 23
    torque: 29
    ruido: 32

```

Figura 3.30. Prueba de histórico de variables – Comprobación de envío

Fuente: Elaboración propia

Análisis de resultados: Del lado de la base de datos se pueden comprobar que los datos que se recibieron que se muestran en la figura 3.31 son los mismos que los que se enviaron y se puede concluir que el sistema de almacenamiento cumple con su propósito sin inconvenientes. Ya que la información es confiable.

Host: 127.0.0.1 Database: mantenimiento Table: red Data Query

mantenimiento.red: 3 rows total (approximately)

| ▲ Tiempo | ▲ Co... | Temperatura | Vibracion | Torque | Ruido | Normal | Problema |
|---------------|---------|-------------|-----------|--------|-------|--------|----------|
| 2019-02-22... | 1 | 10 | 12 | 20 | 23 | 1 | 0 |
| 2019-02-22... | 1 | 9 | 11 | 19 | 25 | 1 | 0 |
| 2019-02-22... | 1 | 20 | 23 | 29 | 32 | 0 | 1 |

Figura 3.31. Prueba de histórico de variables – Comprobación de datos recibidos

Fuente: Elaboración propia

En la figura 3.32 se encuentra representado la información de los datos que se enviaron de corriente, temperatura, vibración, torque y ruido en comparación de los datos recibidos, para concluir que se enviaron los mismos datos, existen una conexión confiable y no se ha dado datos nulos. Esta comparación se da entre la base de datos y la terminal de depuración del sistema de Node-RED. La importancia de que los datos sean iguales, se debe a que el sistema se basa gran parte en el análisis de estos datos, y de recibir

datos erróneos, existe una gran probabilidad de que no se realice correctamente el análisis.

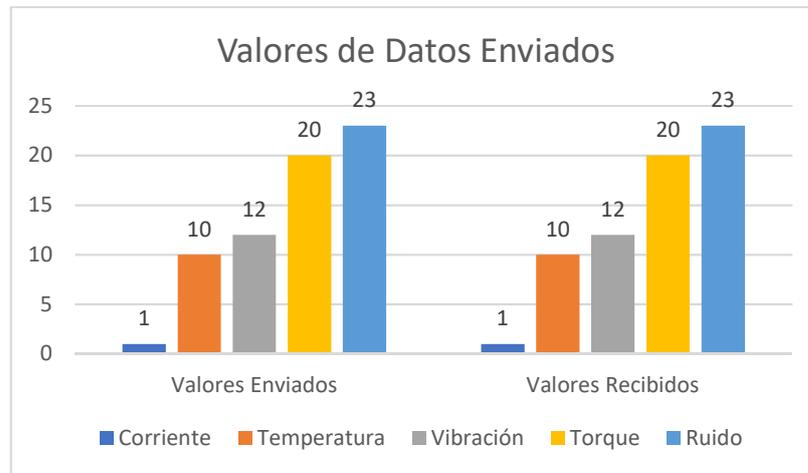


Figura 3.32. Comparación de datos enviados y recibidos

Fuente: Elaboración propia

3.5.2 Prueba de creación de los datos de entrenamiento

Objetivo de la prueba: Determinar si el sistema aumenta sus datos de entrenamiento con cada envío de información

Variables que intervienen: Corriente, temperatura, vibración, torque, ruido con comportamiento normal y con comportamiento de error.

Desarrollo del experimento: Para desarrollar esta prueba se necesita que el sistema envíe un arreglo con todos los datos. El arreglo este compuesto por dos conjuntos, un conjunto representado a los datos de entradas que corresponden a los variables provenientes del motor, el otro dato es la salida que indica en qué estado se encuentra el motor, este parámetro indica si los valores que está enviando son normales o representan algún comportamiento inusual. La importancia de este experimento es de gran importancia porque estos datos son los que servirán como información para que se pueda realizar el diagnóstico, porque si el arreglo no aumenta su longitud el análisis solo se realizara con el ultimo valor captado y no se estaría usando datos de los históricos. Para que pueda suceder esto se genera una función de permita incrementar su valor cada vez que se detecta que se reciben datos. El proceso consiste en cada vez que llega el valor primero se lo escribe en la base de

datos por medio de un SQL, y para leerlo se crea una función SQL que permita incrementar su valor cada vez que recibe datos. Finalmente, después de haber obtenido los datos se los guarda en un paquete llamado msg.trainData que es el nombre con el que se debe definir el arreglo para que el nodo de inteligencia artificial pueda detectar que esos son datos que se deben usar en la etapa de entrenamiento.

Análisis de resultados: Observando la ventana depuradora de Node-RED, se puede notar que en el primer envío de datos, se tiene un arreglo compuesto por los datos de entrada y salida. Con el segundo envío de datos se puede observar que el arreglo aumenta a dos elementos con los componentes de entrada y salida. Con el tercer envío de datos el arreglo también aumento y todos los arreglos están compuestos por los componentes de entrada y salida. También se puede observar parte del código SQL en donde realiza un arreglo de elementos por medio de tiempo de escritura y todas estas variables tienen el formato correcto para que la librería de Brain.js pueda leerlos sin problema, estos datos se envían en un arreglo por medio de un paquete msg.trainData, se puede concluir que la información es enviada correctamente y se muestra en la figura 3.33.



Figura 3.33. Prueba de creación de información de entrenamiento

Fuente: Elaboración propia

En la figura 3.34 se muestra un gráfico comparativo de que se enviaron 175 arreglos y se almacenaron 175, con esto se puede concluir que la información de los arreglos de información de entrenamiento puede ir aumentando sin ningún problema.

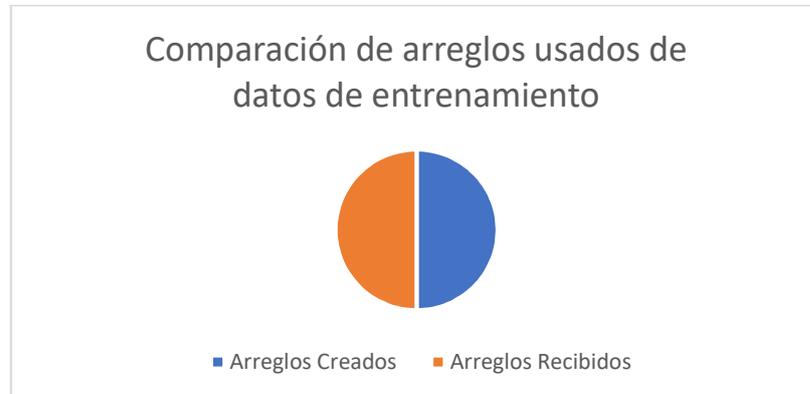


Figura 3.34. Prueba de creación de información de entrenamiento

Fuente: Elaboración propia

3.5.3. Prueba de estimación del sistema de datos

Objetivo de la prueba: Determinar si el sistema evalúa los datos para mostrar la posibilidad que existe de que el motor este cercano a un fallo.

Variables que intervienen: Corriente, temperatura, vibración, torque, ruido con comportamiento normal y con comportamiento de error.

Desarrollo del experimento: Para realizar la prueba se necesita enviar diferentes tipos de datos, para que puedan ser analizados, se han enviado 6 conjuntos de datos con un total de 30 variables analizadas como se muestra en la figura 3.35. Se han variado la cantidad de datos que indican que el motor está en buen o mal estado

```

node: PruebaDeFuncionamiento
SELECT * FROM RED ORDER BY Tiempo DESC LIMIT 6; :msg.trainData : array[6]
  array[6]
    0: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 10
        Vibracion: 11
        Torque: 17
        Ruido: 22
      output: object
    1: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 7
        Vibracion: 11
        Torque: 20
        Ruido: 23
      output: object
    2: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 20
        Vibracion: 21
        Torque: 28
        Ruido: 31
      output: object
    3: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 6
        Vibracion: 13
        Torque: 20
        Ruido: 24
      output: object
    4: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 20
        Vibracion: 13
        Torque: 16
        Ruido: 21
      output: object
    5: object
      input: object
        Corriente: 1
        Temperatura: 20
        Vibracion: 24
        Torque: 29
        Ruido: 33
      output: object
  
```

Figura 3.35. Arreglos de datos enviados

Fuente: Elaboración propia

Análisis de resultados: Se enviaron 6 conjuntos de datos, se puede observar que el paquete de msg.trainData está compuesto por 6 arreglos con los valores aleatorios, como resultado muestra que existe una probabilidad del 30% de que el motor pueda fallar, este análisis se realizó teniendo en cuenta los datos que se enviaron y analizando realizando regresiones para saber si esos datos están cerca o lejos de un valor que presente un error. Estos resultados son mostrados en un paquete llamado msg.decision, el cual proviene de la librería de las redes neuronales. En la figura 3.36. Se presentan los datos enviados con el porcentaje de estimación.

```
node: PruebaDeFuncionamiento
SELECT * FROM RED ORDER BY Tiempo DESC LIMIT 6; : msg.trainData : array[6]
▼ array[6]
  ▼ 0: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 10
      Vibracion: 11
      Torque: 17
      Ruido: 22
    ▶ output: object
  ▼ 1: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 7
      Vibracion: 11
      Torque: 20
      Ruido: 23
    ▶ output: object
  ▼ 2: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 20
      Vibracion: 21
      Torque: 28
      Ruido: 31
    ▶ output: object
  ▼ 3: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 6
      Vibracion: 13
      Torque: 20
      Ruido: 24
    ▶ output: object
  ▼ 4: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 7
      Vibracion: 13
      Torque: 16
      Ruido: 21
    ▶ output: object
  ▼ 5: object
    ▼ input: object
      Corriente: 1
      Temperatura: 20
      Vibracion: 24
      Torque: 29
      Ruido: 33
    ▶ output: object
21/2/2019 12:54:44 node: PruebaDeFuncionamiento
SELECT * FROM RED ORDER BY Tiempo DESC LIMIT 6; : msg.trainData : array[6]
▶ [ object, object, object, object, object, object ]
21/2/2019 12:54:44 node: Resultado
msg.decision : Object
▶ { Problema: 0.33924010396003723 }
```

Figura 3.36. Prueba de estimación

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO IV: PRESENTACION Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En este capítulo tiene como objetivo mostrar los resultados obtenidos del sistema desarrollado, se analizan las características y funciones del proyecto además de comparar su funcionamiento en relación a otros sistemas de análisis de datos por medio de inteligencia artificial.

4.1 Presentación de Resultados

En sección se presentan los resultados que se tuvieron con las pruebas, tomando en cuenta desde la investigación inicial del estado del arte, la parte de equipos, programas, protocolos, interfaz de usuario y por ultimo las pruebas de todo el sistema.

4.1.1 Resultados referentes al estado del arte

Con el fin de obtener la mayor cantidad de información en referencia a los sistemas de inteligencia artificial, se realizó el estudio de gran cantidad de trabajos de investigación, los cuales ayudaron a concluir que tipos de plataformas se están usando en la actualidad, tipos técnicas de inteligencias artificiales, cuáles son sus características, plataformas comerciales ventajas, desventajas, también se hicieron pruebas con cada una de ellas para poder determinar cuál era la mejor opción para poder usarla en el sistema.

Las plataformas con las que se hicieron pruebas fueron las OpenML, Amazon Web Services, Kaggle, Microsoft Azure y Bluemix de la empresa IBM. La plataforma que mejor funcionó para el proyecto fue la de Bluemix ya que cuenta con la plataforma de Node-RED que la que se usó para el proyecto. El análisis de datos que realiza el sistema no es desarrollado por ninguna de estas plataformas, el análisis de lo realiza por medio de una librería de inteligencia artificial desarrollada en JavaScript llamada Brain.js, pero gracias a Bluemix este servicio se lo puede ejecutar en internet por medio de Node-Red.

4.1.2 Resultados de Hardware

Como parte de los componentes físicos propuestos para conformar el sistema, se usan equipos básicos para el control de un motor eléctrico. Todos los elementos cumplían con una función específica, empezando por el motor que era el elemento objeto del estudio, porque es el que provee los datos para ser evaluados. El variador encargado de controlar y brindar los datos de energía del motor, además crea el enlace para poder compartir esta variable con el PLC. El elemento que se encargaba de concentrar los datos era el PLC, debido a que era el encargado de gestionar y enviar los datos al sistema de análisis, lo convertían en un elemento imprevisible. El uso de equipos de una misma marca, permitió que la integración entre ellos se pueda realizar sin problemas.

4.1.3 Resultados de Software

En el desarrollo del sistema de este trabajo se usaron diferentes programas, para parametrizar el variador, programar conexiones del PLC y diseñar el sistema SCADA se hizo uso del TIA portal V15. Con los paquetes de STEP 7 para programación del PLC, WinCC para creación de la interfaz del sistema SCADA y StartDrive para parametrización del variador.

Para la parte del análisis por medio de inteligencia artificial se utilizó la plataforma Node-RED, junto con la librería Brain.js y nodos de comunicación S7 para que se pueda conectar con el PLC y que sea posible la compartición de datos entre el sistema de análisis y el PLC.

4.1.4 Resultados de interfaz de usuario

Para el desarrollo de la interfaz gráfica, se utilizó un WinCC para desarrollar un sistema SCADA, esta interfaz esta encargada de supervisar todo el sistema como el estado del motor, si se encuentra encendido o apagado, velocidad a la que gira, energía que está utilizando y todos los datos que produce, también del estado de conexión de los equipos y además permite controlar todo el

sistema debido a que se encuentra en el primer nivel de la pirámide jerárquica que se definió para el sistema.

4.1.5 Resultados de las pruebas de prototipo

Se realizaron tres tipos de pruebas para verificar el funcionamiento del equipo, con respecto a los datos obtenidos, debido a que no se puede reproducir el estado de un motor defectuoso, se optó por crear un sistema de generación de valores aleatorios, simulando los valores que posee un motor cuando está operando con algún fallo. Las pruebas que se realizaron dieron resultados positivos con respecto al funcionamiento de la integración de los equipos y del sistema del análisis de datos:

-Los datos que generaba el motor se almacenaban en una base de datos, se hicieron registros de 175 arreglos que contenían 8 variables, todos los datos que fueron generados se guardaron sin ningún error, todos coincidían con los que se almacenaron en la base de datos, esto permite que el análisis que se vaya a realizar sea preciso porque no existe valores erróneos o nulos.

-Se hicieron pruebas de una función que fue necesaria desarrollar, para que el arreglo de las variables obtenidas del sistema se autoincrementa, esto debido a que la librería solo aceptaba un arreglo definido que ya estuviera creado, hubo la necesidad de programar la función para que acepte más valores.

-Se probó el sistema de análisis, enviando datos y se pudo concluir que con los datos ingresados, el funcionamiento del motor tenía una probabilidad del 30% de poder tener un fallo.

4.2 Discusión de resultados

En esta sección se basa en realizar un análisis de los resultados tomando en cuenta diferentes aspectos, para definir si cumplió los objetivos, además de analizar la metodología usada para el desarrollo del proyecto y definir si el proyecto cumple con la solución del problema.

4.2.1 Cumplimiento de objetivos

En esta sección se definen si los objetivos planteados al inicio del trabajo de investigación se cumplieron o no y en que aspecto el sistema está cumpliendo estos objetivos.

4.2.1.1 Objetivo general

Se buscaba desarrollar un sistema de mantenimiento predictivo usando el análisis de los datos de un motor eléctrico, en este aspecto el trabajo de investigación estuvo enfocado netamente a los datos que se podría obtener de un motor. También se definía la posibilidad de buscar tendencias de comportamiento y pronóstico para realizar un mantenimiento. Los cuales se obtienen gracias al sistema de análisis de datos, para poder escoger la mejor opción para el análisis se evaluaron y se hicieron pruebas en varias plataformas, y se pudo llegar a la conclusión de cuál era la mejor opción para cumplir este objetivo.

4.2.1.2 Objetivos específicos

En los objetivos específicos propuestos se definía crear el proyecto en base a un sistema de análisis de datos existente para procesar la información obtenida. La configuración de equipos propuestos permite que la obtención de datos sea posible y además se envían al sistema de análisis. La herramienta usada para realizar este análisis es Brain.js, que es una librería de uso libre. Con respecto al diseño de un sistema SCADA para visualizar, controlar e integrar las herramientas de mantenimiento predictivo, se pudo lograr con el uso del WinCC, ya que de forma directa permitía al usuario interactuar con el sistema de análisis, debido a que era el método que se utilizaba para brindar los resultados del análisis. Gracias a esto se pudo también evaluar el funcionamiento del SCADA, los resultados y pronóstico del mantenimiento predictivo.

4.2.2 Análisis de la metodología

El desarrollo del proyecto fue de tipo investigativo y experimental, debido a que se tuvo que buscar gran cantidad de información de estudios realizados para poder definir el sistema y componentes necesarios para que sea posible su funcionamiento. El trabajo tuvo un enfoque cuantitativo porque se basaba en un análisis de gran cantidad de valores que provenían del motor y de sensores que fueron propuestos para que el análisis sea más exacto.

4.2.3 Análisis de la solución del problema de investigación

Con el desarrollo del sistema se pudo comprobar que se puede hacer uso de inteligencia artificial para realizar un sistema de diagnóstico del estado de un motor, para definir cuándo se puede realizar el próximo mantenimiento. En contraste con los métodos tradicionales para realizar estimar un mantenimiento predictivo que se realiza cada cierto tiempo, este sistema realiza el análisis de forma automática y constantemente con cada dato recibido se realiza un nuevo análisis.

4.2.4 Discusión final

Como discusión final en base a los objetivos planteados al principio del trabajo, se puede establecer que fueron cumplidos ya que el sistema cumplió con todos los requerimientos. Todos los equipos se pudieron integrar y gracias a esto, los datos pudieron ser almacenados y analizados. El sistema SCADA permite visualizar el resultado del análisis. Una de las ventajas en comparación con otros sistemas de inteligencia artificial, es que permite incrementar su información del sistema de aprendizaje.

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este capítulo se busca plantear las conclusiones y recomendaciones, obtenidas luego de haber culminado con el desarrollo del sistema, gracias a esto se pueden definir datos claves para futuros trabajos.

5.1 Conclusiones

Con la culminación del trabajo de investigación fue posible llegar a concluir ciertos puntos importantes que se expondrán a continuación.

-Mientras mayor cantidad de variables se incluyan, el resultado del análisis de la información podrá predecir con más certeza un requerimiento de mantenimiento.

-Con el uso de la librería Brain.js es importante que los datos enviados primeros sean agregados a la base de entrenamiento y luego sean evaluados, si se realiza el proceso al mismo tiempo, al momento de realizar una evaluación el ultimo valor no será tomado en cuenta.

-La implementación se basó en un solo equipo, pero la plataforma es capaz de soportar gran cantidad de información para poder integrar muchos más elementos, y si se cuenta con más motores del mismo tipo, el sistema de aprendizaje puede llegar a consolidarse y encontrar un modelo más exacto en menos cantidad de tiempo.

-El sistema propuesto permite un análisis de datos en tiempo real, permitiendo agregar datos y evaluarlos conforme se vayan generando. Esto representa una ventaja en comparación con los sistemas comerciales actuales, que brindan el servicio de inteligencia artificial, pero no permiten un análisis en tiempo real, sino que lo realizan por medio de un archivo de histórico CSV.

5.2 Recomendaciones

El sistema, al basarse en un proceso de aprendizaje, se recomienda realizar un cronograma de mantenimientos preventivos hasta que el sistema pueda

crear un modelo más exacto y poder brindar una información correcta. Y evitar cualquier daño que se pueda presentar en el equipo.

El auge de todas estas tecnologías de inteligencia artificial, ha llegado al punto de que muchas plataformas ya ofrecen el servicio del análisis, se recomienda siempre considerar todas las opciones para saber cuál puede integrarse mejor a un sistema. Ya que muchas están todavía en etapa de pruebas por ende su resultado puede que no sea tan exacto como se espera. De todas las plataformas con las que se realizaron pruebas, Bluemix fue la que más herramientas disponía, gracias a que se encuentra en constante desarrollo, constantemente presenta nuevas funciones y herramientas, además de contar un periodo de prueba, que permite uso de sus herramientas para poder realizar pruebas.

5.3 Trabajos Futuros

La inteligencia artificial es una herramienta que en la actualidad se encuentra en un constante desarrollo para poder aprovechar mejor los beneficios que nos brinda. En las técnicas de mantenimiento predictivo también podemos encontrar que se realiza diagnóstico por medio de termografía. Con la ayuda de la librería de Brain.js que no solo cuenta con el análisis de datos, sino también cuenta con la tecnología de reconocimiento de imágenes. Sería de gran ayuda poder usar esta tecnología para realizar un análisis termográfico de forma automatizada y analizar la imagen captada para que esos datos formen parte del sistema de aprendizaje, y el resultado del análisis, sea mucho más preciso pero esta implementación solamente sería aplicada para equipos que sean considerados como críticos dentro de un sistema.

BIBLIOGRAFÍA

- ABB. (2008). Three-phase asynchronous motors Generalities and ABB proposals for the coordination of protective devices. ABB SACE: Italy,
- Adams, T. (2014). SCADA System Fundamentals, 24.
- Aggarwal, C. C. (2018). *Neural networks and deep learning: a textbook*. Cham: Springer.
- Ahmad, A. S. (2017). Brain inspired cognitive artificial intelligence for knowledge extraction and intelligent instrumentation system. En *2017 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)* (pp. 352–356). <https://doi.org/10.1109/ISESD.2017.8253363>
- Aivaliotis, P., Georgoulas, K., & Chryssolouris, G. (2017). A RUL calculation approach based on physical-based simulation models for predictive maintenance. En *2017 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)* (pp. 1243–1246). <https://doi.org/10.1109/ICE.2017.8280022>
- and. (2010). Simulation and researching of control system based on Matlab and WinCC. En *2010 International Conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering* (Vol. 2, pp. 138–140). <https://doi.org/10.1109/CCTAE.2010.5543395>
- and. (2015). High performance PL/SQL programming. En *2015 International Conference on Pervasive Computing (ICPC)* (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/PERVASIVE.2015.7087001>

and, and C. C. (2016). A predictive maintenance method of series-parallel system based on condition monitoring. En *2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)* (pp. 358–361).
<https://doi.org/10.1109/IMCEC.2016.7867233>

and, & and. (2012). Implementation of improved predictive control in furnace temperature control system based on Wincc. En *2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)* (pp. 3097–3100).
<https://doi.org/10.1109/CCDC.2012.6244487>

Berger, H. (2011). *Automating with SIMATIC S7-1200: hardware components, programming with STEP 7 basic in LAD and FBD, visualization with HMI basic panels*. Erlangen: Publicis Publishing.

BONACCORSO, G. F., ARMANDO. SHANMUGAMANI, RAJALINGAPPAA. (2018). *LEARNING PATH - PYTHON: advanced guide to artificial intelligence*. Place of publication not identified: PACKT Publishing Limited.

Bottou, L., Curtis, F., & Nocedal, J. (2018). Optimization Methods for Large-Scale Machine Learning. *SIAM Review*, 60(2), 223–311.
<https://doi.org/10.1137/16M1080173>

Cachada, A., Barbosa, J., Leitño, P., Gcraldcs, C. A. S., Deusdado, L., Costa, J., ... Romero, L. (2018). Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture. En *2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)* (Vol. 1, pp. 139–146). <https://doi.org/10.1109/ETFA.2018.8502489>

- Candanedo, I. S., González, S. R., & Muñoz, L. (2018). Diseño de un Modelo Predictivo en el Contexto Industria 4.0. *KnE Engineering*, 3(1), 543–551.
<https://doi.org/10.18502/keg.v3i1.1458>
- Casella, M. (2015). *Historia y evolución de la Inteligencia Artificial*. Marco Casella.
- Collinászy, J., Bundzel, M., & Zolotová, I. (2017). IMPLEMENTATION OF INTELLIGENT SOFTWARE USING IBM WATSON AND BLUEMIX. *Acta Electrotechnica et Informatica*, 17(1), 58–63.
<https://doi.org/10.15546/aeei-2017-0008>
- Dochniak, M. J. (2019). *Patents and Artificial Intelligence: Thinking Computers*. Cambridge Scholars Publishing.
- Egea, M., & Dania, C. (2017). SQL-PL4OCL: An Automatic Code Generator from OCL to SQL Procedural Language. En *2017 ACM/IEEE 20th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems (MODELS)* (pp. 54–54).
<https://doi.org/10.1109/MODELS.2017.34>
- Escaño González, J. M., & Maestre Torreblanca, J. M. (2018). *Sistemas de medida y regulación*. Madrid: Paraninfo.
- Farrero, J. (2009). Ingeniería de Desarrollo y Mantenimiento. En *CIREN 2009 - The 20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution - Part 2* (pp. 1–24).
- García, J. M. S. (s/f). INGENIERO INDUSTRIAL, 132.

- Gilchrist, A. (2016). *Industry 4.0: the industrial internet of things*. New York, NY: Apress.
- Greek, J. (2017). *Inteligencia artificial: computadoras y máquinas inteligentes (Artificial Intelligence: Clever Computers and Smart Machines)*. The Rosen Publishing Group, Inc.
- Hamill, M. J. (2015). *Industrial Communications and Control Protocols*, 34.
- Herman, S. L. (2014). *Electric Motor Control*. Cengage Learning.
- Howard, D. (2013). *Node.js for PHP developers* (1st ed). Sebastopol, CA: O'Reilly.
- Jones, M. T. (2015). *Artificial Intelligence: A Systems Approach: A Systems Approach*. Jones & Bartlett Learning.
- Jose, T. M. (2018). A Novel Sensor Based Approach to Predictive Maintenance of Machines by Leveraging Heterogeneous Computing. En *2018 IEEE SENSORS* (pp. 1–4). <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2018.8589620>
- Katole, R. A., Sherekar, S. S., & Thakare, V. M. (2018). Detection of SQL injection attacks by removing the parameter values of SQL query. En *2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)* (pp. 736–741). <https://doi.org/10.1109/ICISC.2018.8398896>
- Kulkarni, P., & Joshi, P. (2015). *ARTIFICIAL INTELLIGENCE: Building Intelligent Systems*. PHI Learning Pvt. Ltd.
- Landset, S., Khoshgoftaar, T. M., Richter, A. N., & Hasanin, T. (2015). A survey of open source tools for machine learning with big data in the

Hadoop ecosystem. *Journal of Big Data*, 2(1), 24.

<https://doi.org/10.1186/s40537-015-0032-1>

Lazarescu, E., Frigura-Iliasa, F. M., Frigura-Iliasa, M., Andea, P., & Vatau, D. (2017). A new approach to predictive maintenance of high voltage switching devices. En *2017 18th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE)* (pp. 1–4).

<https://doi.org/10.1109/EPE.2017.7967303>

Lekić, M., & Gardašević, G. (2018). IoT sensor integration to Node-RED platform. En *2018 17th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH)* (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/INFOTEH.2018.8345544>

Marr, B. (2018, septiembre 24). What Are Artificial Neural Networks - A Simple Explanation For Absolutely Anyone. Recuperado el 20 de febrero de 2019, de <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/09/24/what-are-artificial-neural-networks-a-simple-explanation-for-absolutely-anyone/>

Marr, B. (2019). *Artificial Intelligence in Practice: How 50 Successful Companies Used Artificial Intelligence to Solve Problems*. John Wiley & Sons.

Martín, J. C., & García, M. P. (2016). *Automatismos industriales*. Editex.

Meng, X., Bradley, J., Yavuz, B., Sparks, E., Venkataraman, S., Liu, D., ... Talwalkar, A. (s/f). MLLib: Machine Learning in Apache Spark, 7.

Nazir, S., Patel, S., & Patel, D. (2017). Autonomic computing meets SCADA security. En *Proceedings of 2017 IEEE 16th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, ICCI*CC 2017* (pp. 498–

502). Oxford: London South Bank University. [https://doi.org/Nazir, S., Patel, S., and Patel, D. \(2017\). Autonomic computing meets SCADA security. Paper presented at 16th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, ICCI*CC 2017, Oxford, 26 July 2017 - 28 July 2017. London South Bank University. doi: https://doi.org/10.1109/ICCI-CC.2017.8109795 <https://doi.org/10.1109/ICCI-CC.2017.8109795>](https://doi.org/Nazir, S., Patel, S., and Patel, D. (2017). Autonomic computing meets SCADA security. Paper presented at 16th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, ICCI*CC 2017, Oxford, 26 July 2017 - 28 July 2017. London South Bank University. doi: https://doi.org/10.1109/ICCI-CC.2017.8109795 <https://doi.org/10.1109/ICCI-CC.2017.8109795>)

Organization, W. I. P. (2019). *WIPO Technology Trends 2019 – Artificial Intelligence*. WIPO.

Pathak, V., & Tiwari, P. (2018). *Artificial Intelligence for All: An Abiding Destination*. Educreation Publishing.

Patil, A., International Business Machines Corporation, & International Technical Support Organization. (2017). *Cloud object storage as a service: IBM Cloud Object Storage from theory to practice*. Recuperado de <http://proquest.safaribooksonline.com/?fpi=9780738442457>

PECO, J. M., & SR. (2018). *IOT CON RASPBERRY PI: node-red y mqtt, control de los gpio con wiringpi y rpi, python y c, uart, ... spi, i2c, usb, camara, sonido, etc*. Place of publication not identified: CREATESPACE INDEPENDENT P.

Ping, C. (2017). A second-order SQL injection detection method. En *2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)* (pp. 1792–1796). <https://doi.org/10.1109/ITNEC.2017.8285104>

- Popov, D. (2016). *Little Node-RED Book: Getting Started with Node-RED*. Scribbles and Snaps.
- Ramió, C. (2019). *Inteligencia artificial y Administración pública: Robots y humanos compartiendo el servicio público*. Los Libros De La Catarata.
- Rashid, T. (2017). *Make your own neural network: a gentle journey through the mathematics of neural networks, and making your own using the Python computer language*.
- Rodríguez Fernández, J., Cerda Filiu, L. M., & Bezos Sánchez-Horneros, R. (2014). *Automatismos industriales*. Madrid: Paraninfo.
- Rodríguez Penin, A. (2013). *Sistemas SCADA*. México, D.F.: Alfaomega.
- Russell, R. (2018). *Redes Neuronales: Guía Sencilla de Redes Neuronales Artificiales (Neural Networks in Spanish/ Neural Networks En Espa*. CreateSpace Independent Publishing Platform.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2015). *Artificial intelligence: a modern approach*.
- Sajid, A., Abbas, H., & Saleem, K. (2016). Cloud-Assisted IoT-Based SCADA Systems Security: A Review of the State of the Art and Future Challenges. *IEEE Access*, 4, 1375–1384.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2549047>
- Salih, H., Abdelwahab, H., & Abdallah, A. (2017). Automation design for a syrup production line using Siemens PLC S7-1200 and TIA Portal software. En *2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE)* (pp. 1–5).
<https://doi.org/10.1109/ICCCCEE.2017.7866702>

- Scheffer, C., & Girdhar, P. (2004). *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Elsevier.
- Sheng, Z., Ji, C., & Hua, S. (2018). Application of Siemens PLC and WinCC in the Monitoring-Control System of Bulk Grain Silo. En *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)* (pp. 4689–4693).
<https://doi.org/10.1109/CCDC.2018.8407942>
- Shimada, J., & Sakajo, S. (2016). A statistical approach to reduce failure facilities based on predictive maintenance. En *2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 5156–5160).
<https://doi.org/10.1109/IJCNN.2016.7727880>
- SIEMENS. (2014). Connecting a SINAMICS G120 Drive to an S7-300/400 CPU in TIA Portal, 56.
- Stifani, R., & Redbooks, I. B. M. (2015). *IBM Bluemix The Cloud Platform for Creating and Delivering Applications*. IBM Redbooks.
- Sun, T., Zhao, B., & Li, F. (2011). Application of WinCC in Carplant Monitoring System. En *2011 International Symposium on Computer Science and Society* (pp. 203–205).
<https://doi.org/10.1109/ISCCS.2011.63>
- Uden, L., Hadzima, B., & Ting, I.-H. (2018). *Knowledge Management in Organizations: 13th International Conference, KMO 2018, Žilina, Slovakia, August 6–10, 2018, Proceedings*. Springer.
- Vázquez, T. S. (2014). *Lo secreto del mantenimiento industrial*. Palibrio.

- Wilson, J. (2018). *Node.js 8 the Right Way: Practical, Server-Side JavaScript That Scales*. Pragmatic Bookshelf.
- Yang, Q., Li, M., Mu, X., & Wang, J. (2009). Application of Artificial Intelligence (AI) in Power Transformer Fault Diagnosis. En *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence* (Vol. 4, pp. 442–445). <https://doi.org/10.1109/AICI.2009.497>
- Yuanyuan, L., & Jiang, S. (2015). Research on Equipment Predictive Maintenance Strategy Based on Big Data Technology. En *2015 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data and Smart City* (pp. 641–644). <https://doi.org/10.1109/ICITBS.2015.163>
- Zhou, G., Zhu, Z., Chen, G., & Zhang, A. (2009). Technique of WinCC Long-Distance Accessing Exterior SQL Server Database. En *2009 First International Workshop on Education Technology and Computer Science* (Vol. 2, pp. 153–155). <https://doi.org/10.1109/ETCS.2009.295>



DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo**, con C.C: # **(0930916895)** autor/a del trabajo de titulación: **Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial** previo a la obtención del título de **Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de titulación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de titulación, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, **20 de marzo de 2019**

f. _____

Nombre: **De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo**,

C.C: **0930916895**



REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

FICHA DE REGISTRO DE TESIS/TRABAJO DE TITULACIÓN

| | | | |
|--|---|---|--------------|
| TEMA Y SUBTEMA: | Mantenimiento predictivo para la supervisión de motores eléctricos aplicando técnicas de inteligencia artificial | | |
| AUTOR(ES) | De Los Ríos Tomalá Gabriel Arturo | | |
| REVISOR(ES)/TUTOR(ES) | Ing. Mendoza Merchán, Eduardo Vicente, Mgs. | | |
| INSTITUCIÓN: | Universidad Católica de Santiago de Guayaquil | | |
| FACULTAD: | Facultad de Educación Técnica para el Desarrollo | | |
| CARRERA: | Carrera de Ingeniería Electrónica en Control y Automatismo | | |
| TÍTULO OBTENIDO: | Ingeniero Electrónico en Control y Automatismo | | |
| FECHA DE PUBLICACIÓN: | DE 20 de marzo del 2019 | No. PÁGINAS: | DE 80 |
| ÁREAS TEMÁTICAS: | Automatización, Analítica, Redes | | |
| PALABRAS CLAVES/KEYWORDS: | Mantenimiento, Predictivo, Inteligencia artificial, Redes Neuronales, Supervisor, | | |
| RESUMEN/ABSTRACT (150-250 palabras): | <p>En el presente trabajo de titulación se realizó el estudio de un sistema de mantenimiento predictivo con el uso de técnicas de inteligencia artificial aplicadas a un motor eléctrico. El sistema se basa en el análisis de variables provenientes de un variador de velocidad y diferentes tipos de sensores para poder presentar los resultados al usuario por medio de un sistema SCADA. La investigación tuvo un enfoque cuantitativo ya que se realizó un análisis de gran cantidad de datos para llegar al resultado. El objetivo del trabajo se orienta en estimar el estado del motor a través de sus variables, a fin de determinar el momento opimo para realizar un mantenimiento: El análisis de los datos se lo realizo mediante una de las técnicas de inteligencia artificial denominado redes neuronales. Como resultado del presente trabajo, se logró integrar todos los equipos del sistema propuesto y así poder realizar el análisis que permitiría estimar un momento apropiado para un mantenimiento. Con el fin de comprobar su funcionamiento, se realizaron diferentes pruebas que se basaron en comprobar si la adquisición, almacenamiento y análisis de los datos obtenidos. Dichas pruebas permitieron determinar que el sistema cumplía con el objetivo principal, brindando información fiable para finalmente presentarla a través de un sistema SCADA.</p> | | |
| ADJUNTO PDF: | <input checked="" type="checkbox"/> SI | <input type="checkbox"/> NO | |
| CONTACTO CON AUTOR/ES: | Teléfono: +593984381393 | E-mail: gabrieldlrt@aol.com | |
| CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN (COORDINADOR DEL PROCESO UTE):: | Nombre: Ing. Mendoza Merchán, Eduardo Vicente, Mgs. Teléfono: +593985086815 | E-mail: eduardo.mendoza01@cu.ucsg.edu.ec | |
| SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA | | | |
| Nº. DE REGISTRO (en base a datos): | | | |
| Nº. DE CLASIFICACIÓN: | | | |
| DIRECCIÓN URL (tesis en la web): | | | |