



ESCUELA DE INGENIERÍA

CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS COMPUTACIONALES

“SISTEMA EXPERTO EN LA DETECCIÓN DE FALLAS DE EQUIPOS PARA LA EMPRESA DANPER”

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniero de Sistemas Computacionales

Autor:

Bach. Robinson Miguel Narvaez Leon

Bach. Félix Eduardo Silva Rodríguez

Asesor:

Ing. Pedro Gilmer Castillo Domínguez

Trujillo - Perú

2019

DEDICATORIA

A Dios.

Por habernos permitido afrontar todas las adversidades encontradas en el desarrollo de nuestro trabajo y por darnos la salud necesaria para lograr cada uno de los objetivos que hemos logrado conseguir.

A nuestros padres.

Por apoyarnos de manera constante, mediante sus consejos y valores, pues nos permitieron ser buenas personas, y junto a sus ejemplos de perseverancia, nos inspiraron siempre a seguir adelante.

AGRADECIMIENTO

A nuestros padres, que nos brindan su calor, compañía y paciencia a lo largo de nuestra existencia, enseñándonos *con* sabiduría este viaje largo llamado vida.

A todos los docentes que nos apoyaron en el proceso de desarrollo de esta tesis, pues nos inculcaron responsabilidad y perseverancia, para poder culminar de manera satisfactoria esta investigación.

TABLA DE CONTENIDOS

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO	2
ÍNDICE DE TABLAS	5
ÍNDICE DE FIGURAS	6
ÍNDICE DE ECUACIONES	7
RESUMEN	8
ABSTRACT	9
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	10
1.1. Realidad problemática	10
1.2. Formulación del problema	28
1.3. Objetivos	28
1.4. Hipótesis	29
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA.....	30
2.1. Tipo de investigación.....	30
2.2. Población y muestra	30
2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos	30
2.4. Procedimiento	32
CAPÍTULO III. RESULTADOS	45
CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	51
4.1. Discusión.....	51
4.2. Conclusiones.....	51
4.3. Recomendaciones.....	52
REFERENCIAS	53
ANEXOS.....	58

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tabla de técnica de recolección de datos, instrumentos y análisis de datos.....	31
Tabla 2. Recolección de datos de la guía de observación 01, antes del sistema experto....	33
Tabla 3. Recolección de datos de la guía de observación 02, antes del sistema experto....	34
Tabla 4. Recolección de datos de la guía de observación 03, antes del sistema experto....	35
Tabla 5. Comparación de metodologías de desarrollo de software	36
Tabla 6 Comparación Metodologías para Sistemas Expertos	38
Tabla 7. Recolección de datos de la ficha de observación 01, luego del sistema experto ...	40
Tabla 8. Recolección de datos de la ficha de observación 02, luego del sistema experto ...	40
Tabla 9. Recolección de datos de la ficha de observación 03, luego del sistema experto ...	41
Tabla 10. Casos de prueba tras la aplicación del sistema experto en la detección de fallas de equipos de Danper.....	45
Tabla 11. Resultados de la confiabilidad en la detección de fallas de equipos tras la aplicación del sistema experto.....	47
Tabla 12. Resultados del tiempo de detección de fallas de equipos en Danper	49

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de crecimiento anual de las industrias. Fuente: Banco Mundial.....	10
Figura 2. Análisis estadístico de de los casos de prueba de la variable independiente utilizando SPSS	45
Figura 3. Campana de Gauss en t student para la detección de fallas de equipos para Danper	46
Figura 4. Análisis estadístico usando la prueba t student con la SPSS para la confiabilidad de la detección de fallas de equipos en Danper.....	47
Figura 5. Campana de Gauss en t student para la confiabilidad de la detección de fallas de equipos en Danper.....	48
Figura 6. Análisis estadístico de la prueba t student usando SPSS para el tiempo de detección de fallas de equipos en Danper.....	49
Figura 7. Campana de Gauss en t student para el tiempo de detección de fallas para Danper	49

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de fallas acertadas	41
Ecuación 2. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de error en la detección de fallas	42
Ecuación 3. Ecuación para determinar el porcentaje de confiabilidad	42
Ecuación 4. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de detección de fallas.....	43
Ecuación 5. Ecuación para determinar el porcentaje promedio utilizado en realizar un reporte de fallas	43
Ecuación 6. Ecuación para determinar el porcentaje del tiempo requerido para la detección de fallas de equipos	44
Ecuación 7. Ecuación para determinar la influencia de la variable independiente sobre la dependiente.....	44

RESUMEN

La presente investigación se realizó con la finalidad de determinar la influencia de un sistema experto en la detección de fallas de equipos para la empresa Danper en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

El tipo de estudio definido fue cuasiexperimental. La muestra fue comprendida por 4 calderas de vapor del área de planta fuerza de la empresa Danper. Para la recolección de datos, se aplicaron 3 fichas de observación y para el análisis de datos se utilizó la prueba t Student, la cual se adquirió con la ayuda del programa estadístico SPSS.

Respecto a las variables de la investigación. Las dimensiones definidas en la detección de fallas de equipos fueron confiabilidad y tiempo, mientras que para el sistema experto fueron adecuación funcional y usabilidad. Los resultados obtenidos en este trabajo reflejan un aumento de confiabilidad y una reducción en el tiempo en la medición realizada después de la aplicación del sistema experto.

Tras lo mencionado, se puede concluir que un sistema experto tiene una influencia positiva en la detección de fallas de equipos para la empresa Danper.

Palabras clave: sistema experto, lógica difusa, confiabilidad, inferencia difusa

ABSTRACT

The present investigation was carried out with the purpose of determining the influence of an expert system in the detection of equipment failures for the Danper company in the city of Trujillo in the year 2019.

The type of study defined was quasi-experimental. The sample was comprised of 4 steam boilers of the Danper company force plant area. For the data collection, 3 observation sheets were applied and for the data analysis the Student t test was used, which was acquired with the help of the SPSS statistical program.

Regarding the research variables. The dimensions defined in the detection of equipment failures were reliability and time, while for the expert system they were functional adequacy and usability. The results obtained in this work reflect an increase in reliability and a reduction in the measurement time taken after the application of the expert system.

After the above, it can be concluded that an expert system has a positive influence on the detection of equipment failures for the Danper company.

Keywords: expert system, fuzzy logic, reliability, fuzzy inference

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

El mercado industrial, a nivel latinoamericano, ha venido creciendo en la mayoría de los países de manera constante. Precisamente en Perú, en la última década creció un promedio aproximado de 4.9%. Mientras que en el año 2018 se incrementó en un 3.07% (Banco Mundial, 2019).

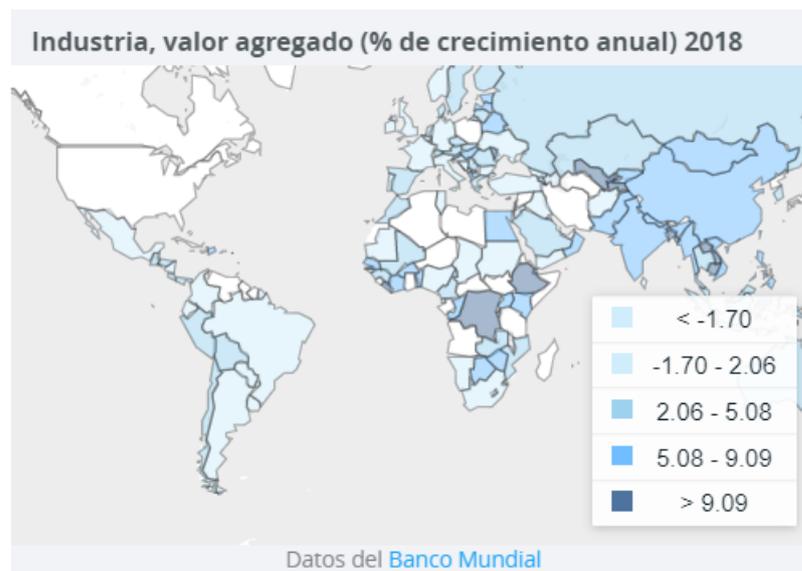


Figura 1. Mapa de crecimiento anual de las industrias. Fuente: Banco Mundial

Según el diario la Gestión (2019), la industria de alimentos habría cerrado el 2018 con un crecimiento del 17% con relación al año anterior. Además, indican que este mercado aporta con el 20% en el PBI manufacturero y 2.6% al PBI nacional. Sostienen que las empresas de este tipo están evolucionando de acuerdo con las tendencias y exigencias del mercado.

La automatización es un elemento clave para la industria en su conjunto. Interviene hoy en todos los procesos de cualquier fábrica, ayudando en la productividad y reduciendo los riesgos para los operarios. La automatización es un gran aliado para una industria tan exigente como la alimentaria. (Interempresas, 2018)

Las fallas en los equipos son una realidad desagradable e inevitable, que impacta en el tiempo de producción, el cumplimiento de los pedidos y en la seguridad en el espacio de trabajo. (Henkel, 2016)

A nivel internacional, precisamente en Colombia, D. Patiño-Ips, H. Cifuentes-Chaves y J. Mora-Flórez, en su artículo de investigación, denominado “Localización de fallas en sistemas de distribución de energía eléctrica considerando un modelo dinámico de carga”, de acuerdo con (Mora en , D. Patiño-Ips, H. Cifuentes-Chaves y J. Mora-Flórez, 2015), mencionan la presencia de equipos susceptibles a presencia de fallas en la parte operativa y como resultado, ocasionan paros de proceso no programados. En consecuencia, generan pérdidas económicas para la organización.

En el ámbito nacional, en el departamento de Puno, Christian Johnatan Carrion Salazar y Eder Wilson Maquera Cusacani, en su tesis “Diagnóstico experimental para la detección de fallas en una caldera pirotubular de 150 BHP para proponer plan de mantenimiento predictivo en la ciudad de Arequipa”, manifiestan la necesidad de crear un plan para reducir o evitar las fallas en las calderas, de tal manera que aumenten la eficiencia de las maquinas, evitar gastos en reparación y productos por fallas imprevistas.

A nivel local, en la empresa Danper, ubicada en la ciudad de Trujillo, en el área de planta fuerza, se viene realizando un reporte manual del estado de calderas de vapor que han sido implementadas en dicho lugar. Para esto, se analiza el agua que es vertida en estos equipos, así como el estado de estas, con la finalidad de recuperar datos puntuales y pertinentes que sirven para detectar fallas en dichos equipos, sin embargo, dicha información se obtiene en tiempos holgados dada la cantidad datos y en algunos casos, existe incertidumbre en sus resultados.

Debido a la problemática en la que nos encontramos inmiscuidos, nos afianzamos de los siguientes estudios como antecedentes sobre la variable independiente y la variable dependiente:

En el ámbito internacional. En Rusia, I.A. Khalyasmaa S. A. Eroshenko (2017), en su investigación “Análisis de la eficiencia de la aplicación de métodos de inteligencia artificial para una evaluación de la viabilidad de las decisiones científicas y técnicas”, tuvieron que evaluar la eficiencia de utilización de los métodos de inteligencia artificial para una evaluación de la efectividad y la viabilidad de las decisiones y tecnologías científicas y técnicas, para ello, realizaron un modelado matemático para la investigación utilizado en la parte experimental. Dentro de sus resultados, indican que la eficiencia de las redes neuronales permite más precisión en sus datos finales. Finalmente, concluyen que la aplicación de una RA en este tipo de investigaciones da un error significativo en su eficiencia.

En China, Xiaochen Zhang, Dongxiang Jiang, Te Han, Nanfei Wang, Wenguang Yang, and Yizhou Yang (2017), en su investigación “Diagnóstico de fallas de maquinaria rotativa para datos desequilibrados basados en algoritmo de agrupamiento rápido y máquina de vectores de soporte”, diagnosticaron la falla de maquinarias rotativas para datos desequilibrados, para ello, se propuso un algoritmo de agrupamiento rápido (FCA) y la máquina de vectores de soporte (SVM). En combinación con la descomposición en modo variacional (VMD) y el análisis de componentes principales (PCA). Como resultado tenemos que la confiabilidad del modelo de diagnóstico de fallas fue del 93.25%. Además, concluyen que se realizó una mejor clasificación de fallas en sus diagnósticos ejecutados.

En Alemania, Sara Nasiri, Mohammad Reza Khosravani, Kerstin Weinberg (2017), en su investigación “Mecánica de fracturas y detección de fallas mecánicas

por métodos de inteligencia artificial: una revisión”, analizaron investigaciones de ingeniería mecánica empleando técnicas y enfoques de inteligencia artificial, para esto, utilizaron redes neuronales artificiales, redes bayesianas, algoritmos genéticos, lógica difusa y razonamiento. Dentro de sus resultados observamos que se existe una alta precisión y capacidad mediante una combinación de métodos de IA y el uso del sistema híbrido inteligente y en algunos casos, el tiempo de recuperación de información es de aproximadamente 15s en toda la base de datos. Finalmente, concluyen que los métodos ANN y GA pueden dar un resultado apropiado con suficiente precisión.

En Inglaterra Albert Yaw Appiah, Xinghua Zhang, Ben Beklisi Kwame Ayawli y Frimpong Kyeremeh (2018), en su investigación “Métodos de detección y diagnóstico de fallas para sistemas fotovoltaicos: una revisión”. Revisaron y evaluaron el rendimiento de fallas en matrices fotovoltaicas. Para ello, compararon distintas técnicas avanzadas de FDD. Entre sus resultados se obtuvo un 8% de detección de fallas al someter su muestra a una localización de fallas. Finalmente concluyen que la investigación en cuestión permita ayudar a desarrollar directrices para diseño de futuras técnicas de FDD.

En España, Jordi Burriel-Valencia, Ruben Puche-Panadero, Javier Martinez-Roman, Angel Sapena-Bano, Manuel Pineda-Sanchez, Juan Perez-Cruz y Martin Riera-Guasp (2019), en su investigación “Sistema automático de diagnóstico de fallas para motores de inducción bajo régimen transitorio optimizado con sistemas expertos”, implementaron un sistema automático de diagnóstico de fallas para motores de inducción bajo régimen transitorio optimizado con sistemas expertos, para ello, sus datos se capturaron en IMs, identificaron las fallas de acuerdo a sus características y cantidades de los IMs y la lógica del experto dependió de las características de las

IMs. Como resultado tienen que la tasa de aciertos obtenidos por los sistemas expertos es muy alta y concluyen que el sistema permite trabajar de manera óptima.

De igual manera, en Estados Unidos, Si-Yu Shao, Wen-Jun Sun, Ru-Qiang Yan, Peng Wang, Robert X Gao (2017), en la investigación “Un enfoque de aprendizaje profundo para el diagnóstico de fallas de motores de inducción en la fabricación”, desarrollaron un enfoque en redes de creencias profundas (DBN) para verificar la efectividad de los diagnósticos de fallas de motores de inducción, para ello extrajeron características con la idea de una clasificación para lograr un diagnóstico de fallas automatizado e inteligente. Como resultado se obtuvo una tasa de clasificación del 98.99% en las pruebas y concluyeron que el enfoque presentado demostró las capacidades del modelo DBN para poder modelar datos de alta dimensión y reducir errores de entrenamiento y por ende dar una clasificación un alto grado de confiabilidad.

En México, César Octavio Hernández Morales, Juan Pablo Nieto González, Elías Gabriel Carrum Siller (2014), en su investigación “Detección y diagnóstico de fallas en sistemas eléctricos de potencia (SEP) combinando lógica difusa, métricas y una red neuronal probabilística.” Detectaron y diagnosticaron fallas en sistemas eléctricos de potencia combinando lógica difusa, métricas y una red neuronal probabilística. Para ello utilizaron un sistema de lógica difusa para hacer la detección de las fallas y el segundo paso da el diagnóstico final al utilizar la distancia Euclidiana entre los voltajes de las líneas para cada nodo. Dentro de sus resultados se obtuvo un diagnóstico preciso, en un 99%. Finalmente concluyeron que, con la técnica implementada, pudieron clasificar los patrones generados por distancias para arrojar un diagnóstico confiable.

Igualmente, Juan Luis Perez Ruiz, Igor Loboda, Luis Angel Miró Zarate, Miguel Toledo Velazquez, Georgiy Polupan (2017), en su investigación “Evaluación de técnicas de diagnóstico de turbinas de gas en condiciones de falla variable”, evaluaron las técnicas de diagnóstico de la ruta de gas para cubrir posibles escenarios de fallas en el mantenimiento de turbinas de gas, para cumplirlo, se basaron en un principio de clasificación de fallas, las cuales fueron estudiadas por medio de cuatro técnicas: MLP (Multilayer Perceptrons), RBN (recursive binary nesting), PNN (probabilistic neural network), SVM (support vector machine). Dentro de sus resultados, indican que las todas las técnicas utilizadas son opciones eficientes y que los SVM produjeron mejores resultados. Concluyen que todos sus estudios fueron realizados con un alto nivel de precisión.

Igualmente, Quezada-Quezada José Carlos, Flores-García Ernesto, Quezada-Aguilar Víctor, Bautista-López Jorge (2014), en su investigación “Diseño e implementación de un sistema de control y monitoreo basado en HMI-PLC para un pozo de agua potable”, tuvieron como objetivo desarrollar un sistema de control y monitoreo para un pozo de agua potable. Para ello, empezaron con el desarrollo de las interfaces de usuario. Luego se implementaron las reglas para el control y monitoreo de las condiciones del sistema para el operador. Entre sus resultados encontramos que el monitoreo se realizó de manera confiable. Además, concluyen que el uso de HMI permite apoyar a los operadores en la interpretación de los procesos y en la detección de fallas.

De la misma manera, A.C. Téllez-Anguiano, C.M. Astorga-Zaragoza, R. F. Escobar, E. Alcorta-García, D. Juárez-Romero (2016), en su investigación “Sistema de detección y aislamiento de fallas basado en un Observador Continuo-Discreto para columnas de destilación empleando una mezcla binaria”, determinar la influencia de

un sistema para detección de aislamiento de fallas basado en un Observador Continuo-Discreto para columnas de destilación empleando una mezcla binaria. Para esto, definieron un observador continuo-discreto para la distribución de medidas de la investigación, luego aplicaron dicho observador a las columnas de destilación. Entre sus resultados, indican que la detección de fallas se realizó adecuadamente. Concluyen que el FDI permite detectar fallas simultáneas y transitorias por el dinamismo del sistema.

Nuevamente en México, Airam Monserrat Sánchez Villalobos, Elvia Ruiz Beltrán, Jorge Octavio Valdés Valadez, Jorge Luis Orozco Mora (2018), en su artículo de investigación “Esquema para la detección y localización de fallas, en un sistema de combustión interna”, determinaron la influencia de un esquema para detección y localización de fallas en un sistema de combustión interno. Para ello, generaron ataques o fallas aleatorias, simulando comportamientos inusuales, utilizando LabView para monitorear fallas. Como resultado, señalan que el sistema no está apto para fallas, y que estas degradan el funcionamiento de dicho sistema. Concluyen que es necesario considerar todos los componentes de un entorno de estudio para el comportamiento de una unidad de estudio con el resto.

En Colombia, Hernandez Cely M., Sandoval Estupiñan A. y Valencia Rivera F. (2015), en la investigación “Sistema difuso para la detección y diagnóstico de falla en la generación a vapor”, tuvieron como objetivo Implementar un sistema difuso para la detección y diagnóstico de fallas en la generación de vapor. Para lograrlo, tuvieron que utilizar un método basado en fuzzificación y defusificación, mediante un mapeo de fallas y seguido de simulaciones. Los resultados indican que se permitió una rápida detección de fallas, por lo que concluyeron que se aumentaron las ganancias percibidas por una selección precisa de estudios de confiabilidad.

En el mismo país, Jhon A. Ramírez, Henry O. Sarmiento, Jesús M. López-Lezama (2018), en su artículo de investigación “Diagnóstico de fallas en procesos industriales mediante inteligencia artificial”, tuvieron que identificar fallas en los procesos estudiados mediante inteligencia artificial. Para cumplirlo, revisaron estrategias inteligentes implementadas en sistemas para diagnósticos automáticos de fallas en procesos industriales. Se obtuvo como resultado: un diagnóstico robusto y sensible con tiempo de procesamiento adecuado. Además, permitió la fusión de información de múltiples fuentes permitiendo la corrección de diagnósticos incorrectos. Finalmente, concluyeron que la implementación de los paradigmas estudiados se presenta como una alternativa que brinda robustez, adaptabilidad y seguridad en la detección de fallas.

De igual manera, Luini Leonardo Hurtado-Cortés, Edwin Villarreal-López y Luís Villarreal-López (2016), en su investigación “Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte”, tuvieron el objetivo de presentar el estado actual de las técnicas de inteligencia artificial y su aplicación al campo de la detección y diagnóstico de fallas en sistemas dinámicos. Para cumplirlo, compararon métodos de IA, como redes neuronales, lógica difusa y sistemas expertos. Dentro de sus resultados encontramos que la detección y diagnóstico de fallas se realiza de manera temprana; y concluyen que para futuros proyectos se deben centrar en mejorar la robustez y adaptabilidad.

Asimismo, Maira C. Gasca, Luis L. Camargo y Byron Medina (2017), en su artículo de investigación “Sistema para Evaluar la Confiabilidad de Equipos Críticos en el Sector Industrial”, evaluaron la confiabilidad de equipos críticos en el sector industrial. Para ello, se basaron en 5 factores de estudio de activos: de operación y producción, frecuencia, costo y tiempo de reparación de las fallas, impacto en la

seguridad y salud del operador. Entre sus resultados, se encontró que, al someter su variable independiente sobre la dependiente, existía 83% de probabilidad en que el sistema fallase. Concluyen que una parada en los equipos en los que se realizó la investigación afectaría en un 100% la producción.

De la misma manera, Carolina V. Ponce y Bayron Rojas, en su investigación “Diseño de un Sistema experto Difuso para la determinación de la densidad de corriente en una planta de cromado”, tuvieron como objetivo diseñar un sistema experto difuso para la determinar la densidad de corriente en una planta de cromado. Para ello, escogieron variables relevantes el proceso principal, que luego fueron modeladas mediante lógica difusa, definiendo funciones de pertenencia, rangos específicos y una base de reglas que describe el sistema. Entre sus resultados encontramos que el sistema tuvo como máximo un 10% de error en sus cálculos. Concluyen que la implementación del sistema significaría una disminución de costos asociados, por ahorro en horas extras del operario en planta, así como de la eficiencia en el uso de la energía.

Nuevamente en Colombia, Juan Pablo Nieto Gonzalez, Elías Gabriel Carrum Siller y Pedro Pérez Villanueva, en su investigación “Detección de fallas basada en los datos históricos del sistema empleando un sistema neuro difuso”, tuvieron que detectar fallas basadas en datos de historia basada en un sistema neuro-difuso. Para ello, se basaron en 2 fases. En la primera usaron una red neuronal autoasociativa para el proceso de detección. Mientras que en la segunda fase se hace uso de un sistema adaptable neuro-difuso para dar el diagnóstico final del sistema. Como resultado, obtuvieron un 95% de precisión en la detección de fallas. Finalmente, concluyeron que el uso de la inteligencia artificial empleado para realizar el monitoreo y diagnóstico de fallas no puede trabajar si existen datos faltantes, además indican que la

implementación de métodos de IA en el campo de detección y diagnóstico de fallas representa una excelente alternativa.

Continuando con el mismo país, Garavito Arenas y Fredy Alexander (2017), en su artículo de investigación “Inteligencia artificial como herramienta en la detección de fallas en los equipos de levantamiento mecánico en la industria petrolera”, determinaron la influencia de la IA como herramienta en la detección de fallas sobre los equipos de levantamiento mecánico en la industria petrolera. Para ello, se basaron en lo que definen un método llamado “Levantamiento mecánico”. Dentro de sus resultados indican que la aplicación de la inteligencia artificial es efectiva en la detección de fallas en equipos de levantamiento mecánico. Además, concluyen que cumplieron cabalmente los objetivos propuestos, comprobando la factibilidad de utilizar Inteligencia Artificial en el diagnóstico de falla de equipos de levantamiento mecánico en el campo petrolero.

Continuando con Colombia, Diego A. Garcés y Omar D. Castrillón (2017), en su investigación “Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción”. Tuvieron que determinar la influencia de la implementación de una técnica inteligente para la identificación y reconocimiento en los tiempos muertos en sistemas de producción. El desarrollo se realizó en cinco pasos. El primero corresponde a la recolección de la información en una base de datos; el segundo es la estandarización de la descripción de los fallos; el tercero es la aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada; el cuarto es la determinación del modelo matemático a aplicar; el quinto es concluir a partir de los resultados obtenidos. Como resultados indican que el tiempo utilizado para la detección de fallas se redujo en un 4.17%. Finalmente, concluyen que, tras la

aplicación de la técnica inteligente, se mejoró el indicador de eficiencia global en un 3.58%.

En Ecuador, Wilmer Contreras Urgilés, José Maldonado Ortega, Rogelio León Japa (2019), en su investigación denominada “Aplicación de una red neuronal feed-forward backpropagation para el diagnóstico de fallas mecánicas en motores de encendido provocado”, implementaron un sistema para el diagnóstico de fallas mecánicas en motores de encendido provocado. Para ello, iniciaron con la adquisición de datos, seguido de una obtención de matriz de atributos, reducción de atributos, selección de atributos para el entrenamiento de la RNA. Los valores obtenidos por la RNA para condiciones con falla tuvieron un promedio de error de 0.006. Además, mediante el desarrollo del análisis de varianza, se obtuvo un valor de 0,965, concluyendo que hay igualdad entre la RNA y el trabajo empírico que se realizaba.

Por otro lado, la presente investigación se justifica por las siguientes razones:

Este trabajo se realizó para mejorar y acelerar el proceso de detección de fallas en equipos del área de planta fuerza de la empresa DANPER, para evitar la exposición del personal a posibles riesgos y gastos involucrados en el recurso humano necesitado para la evaluación de calderas.

Asimismo, se busca reducir la utilización de papel utilizado para la evaluación de las calderas, reemplazándolo por el uso del sistema experto.

Adicionalmente, la presente investigación presentó las siguientes limitantes:

No hubo una libre extracción de información de las calderas, sin embargo, mediante una reunión con los encargados del área, se pudo satisfacer la necesidad surgida. Además, cuando se realizó el trabajo de campo en el área de planta fuerza, nos dimos con la sorpresa de que el acceso era solo con uniforme esterilizado, el cuál fue suministrado por la misma empresa.

Conjuntamente, en este trabajo de investigación, rescatamos conceptos como:

Sistema Experto: Sistema que emula el razonamiento de un experto en un dominio concreto y en ocasiones son usados por éstos. Con ellos se busca una mejor calidad y rapidez en las respuestas dando así lugar a una mejora de la productividad del experto. (Montiel y Riveros, 2014)

Características de los sistemas expertos: Los SE están compuestos por dos partes principales: el ambiente de desarrollo y el ambiente de consulta. El ambiente de desarrollo es utilizado por el constructor para crear los componentes e introducir conocimiento en la base de conocimiento. El ambiente de consulta es utilizado por los no-expertos para obtener conocimiento experto y consejos (Turban en Sebastián, Leonardo y Martín, 2013).

Subsistema de adquisición de conocimiento: Es la acumulación, transferencia y transformación de la experiencia para resolver problemas de una fuente de conocimiento a un programa de computadora para construir o expandir la base de conocimiento. El estado del arte actual requiere un ingeniero en conocimiento que interactúe con uno o más expertos humanos para construir la base de conocimiento. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Base de conocimiento: **Contiene** el conocimiento necesario para comprender, formular y resolver problemas. Incluye dos elementos básicos: heurística especial y reglas que dirigen el uso del conocimiento para resolver problemas específicos en un dominio particular. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Base de hechos: Es una memoria de trabajo que contiene los hechos sobre un problema, alberga los datos propios **correspondientes** a los problemas que se desean tratar. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Motor de inferencia: Es el cerebro del SE, también conocido como estructura de control o interpretador de reglas. Este componente es esencialmente un programa de computadora que **provee** metodologías para razonamiento de información en la base de conocimiento. Este componente provee direcciones sobre cómo usar el conocimiento del sistema para armar la agenda que organiza y controla los pasos para resolver el problema cuando se realiza una consulta. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Tipos de Sistemas Expertos

Basados en reglas previamente establecidas: Los sistemas basados en reglas trabajan mediante la **aplicación** de reglas, comparación de resultados y aplicación de las nuevas reglas basadas en situación modificada. También pueden trabajar por inferencia lógica dirigida, bien empezando con una evidencia inicial en una determinada situación y dirigiéndose hacia la obtención de una solución, o bien con hipótesis sobre las posibles soluciones y volviendo hacia atrás para encontrar una evidencia existente (o una deducción de una evidencia existente) que apoya una hipótesis en particular. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Representación del conocimiento: Hay numerosas formas de representar el conocimiento en IA, sin embargo, los Sistemas Expertos suelen ser llamados sistemas basados en reglas. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Reglas “Si...entonces...”: Las reglas “sí...entonces.” son el principal tipo de conocimiento usado en Sistemas Expertos, donde dichas normas se utilizan para capturar razonamiento de expertos que emplean a menudo. Sin embargo, con el tiempo los investigadores comenzaron a desarrollar e integrar otras formas de representación del conocimiento, tales como el razonamiento basado en casos. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Basados en casos: El razonamiento basado en casos es el proceso de solucionar nuevos problemas basándose en las soluciones de problemas anteriores. Un mecánico de automóviles que repara un motor porque recordó que otro auto presentaba los mismos síntomas está usando razonamiento basado en casos. Un abogado que apela a precedentes legales para defender alguna causa está usando razonamiento basado en casos. También un ingeniero cuando copia elementos de la naturaleza está tratando a esta como una “base de datos de soluciones”. El Razonamiento basado en casos es una manera de razonar haciendo analogías. Se ha argumentado que el razonamiento basado en casos no sólo es un método poderoso para el razonamiento de computadoras, sino que es usado por las personas para solucionar problemas cotidianos. Más radicalmente se ha sostenido que todo razonamiento es basado en casos porque está basado en la experiencia previa. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Basados en redes bayesianas: Una red bayesiana, red de Bayes, red de creencia, modelo bayesiano o modelo probabilístico en un gráfico acíclico dirigido es un modelo gráfico probabilístico (un tipo de modelo estático) que representa un conjunto de variables aleatorias y sus dependencias condicionales a través de un gráfico acíclico dirigido (DAG por sus siglas en inglés). Por ejemplo, una red bayesiana puede representar las relaciones probabilísticas entre enfermedades y síntomas. Dados los síntomas, la red puede ser usada para computar las probabilidades de la presencia de varias enfermedades. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Sistemas Expertos difusos: Los Sistemas Expertos difusos se desarrollan usando el método de lógica difusa, la cual trabaja con incertidumbre. Esta técnica emplea el modelo matemático de conjuntos difusos, simula el proceso del razonamiento normal humano permitiendo a la computadora comportarse menos

precisa y más lógicamente que las computadoras convencionales. Este enfoque es utilizado porque la toma de decisiones no es siempre una cuestión de blanco y negro, verdadero o falso; a veces involucra áreas grises y el término “quizás”. (Sebastián, Leonardo y Martín, 2013)

Lógica difusa: Es una lógica multivaluada que permite representar matemáticamente la incertidumbre y la vaguedad, proporcionando herramientas formales para su tratamiento. (Carlos González Morcillo, 2011).

Conjuntos difusos: Como lógica multi-valuada, en la definición de grados de pertenencia, la lógica difusa emplea valores continuos entre 0 (que representa hechos totalmente falsos) y 1 (totalmente ciertos). Así, la lógica binaria clásica puede verse como un caso particular de la lógica difusa.

Variables Lingüísticas: Una variable lingüística es aquella cuyos valores son palabras o sentencias en un lenguaje natural o artificial. De esta forma, una variable lingüística sirve para representar cualquier elemento que sea demasiado complejo, o del cual no tengamos una definición concreta; es decir, lo que no podemos describir en términos numéricos.

Reglas difusas: El razonamiento aproximado se utiliza para representar y razonar con conocimiento expresado en forma de primitivas atómicas, enunciadas en lenguaje natural.

Inferencia Difusa: La inferencia difusa puede definirse como el proceso de obtener un valor de salida para un valor de entrada empleando la teoría de conjuntos difusos.

Inferencia Mamdani: Es posiblemente el método más ampliamente utilizado, propuesto por Ebrahim Mamdani en 1975. El proceso se realiza en cuatro pasos:

Fuzificación: El primer paso consiste en tomar los valores de las entradas y determinar el grado de pertenencia de estas entradas a los conjuntos difusos asociados.

Evaluación: Tomamos las entradas anteriores y se aplican a los antecedentes de las reglas difusas. Si una regla tiene múltiples antecedentes, se utiliza el operador AND u OR para obtener un único número que represente el resultado de la evaluación. Este número (el valor de verdad) se aplica al consecuente.

Agregación de las salidas de las reglas: La agregación es el proceso de unificación de las salidas de todas las reglas; es decir, se combinan las funciones de pertenencia de todos los consecuentes previamente recortados o escalados, combinando para obtener un único conjunto difuso por cada variable de salida.

Defuzificación: El resultado final habitualmente es necesario expresarlo mediante un valor. En esta etapa se toma como entrada el conjunto difuso anteriormente obtenido para dar un valor de salida. Existen varios métodos de defuzificación, pero probablemente el más ampliamente usado es el centroide; que calcula el punto donde una línea vertical divide el conjunto en dos áreas con igual masa.

Detección de fallas en equipos: La detección de fallas son actualmente una necesidad en la industria. De presentarse una falla y no ser atendida a tiempo, en principio ocasiona degradación del equipo, fallas en el servicio, pérdidas económicas, pero principalmente peligro para la integridad del operador. (Hernandez, Sandoval y Valencia, 2015)

ISO/IEC 25010 El **modelo** de calidad es la piedra angular de un sistema de evaluación de calidad del producto. El modelo de calidad determina qué

características de calidad se tendrán en cuenta al evaluar las propiedades de un producto de software. (ISO/IEC 25010)

Adecuación funcional: Representa la capacidad del producto software para proporcionar funciones que satisfacen las necesidades declaradas e implícitas, cuando el producto se usa en las condiciones especificadas.

Usabilidad: Capacidad del producto software para ser entendido, aprendido, usado y resultar atractivo para el usuario, cuando se usa bajo determinadas condiciones.

Inteligencia Artificial: La inteligencia artificial (Artificial Intelligence, o AI) es la simulación de procesos de inteligencia humana por parte de máquinas, especialmente sistemas informáticos. Estos procesos incluyen el aprendizaje (la adquisición de información y reglas para el uso de la información), el razonamiento (usando las reglas para llegar a conclusiones aproximadas o definitivas) y la autocorrección. (Margaret Rouse, 2017)

Fallas en equipos: En la industria, una falla se cataloga como algo que impide que la compañía o fábrica mantenga el nivel productivo. A lo anterior se debe sumar las averías que se ocasionan por falta de calidad del producto, falta de seguridad y contaminación ambiental. (ValborSoluciones, 2019)

Tipos de fallas: Las fallas pueden clasificarse como las que afectan directamente al producto, y las que afectan al entorno. En muchas ocasiones podemos encontrar fallas que tienen la combinación de los 2. Existen otra clasificación de las fallas, entre las cuales tenemos (ValborSoluciones, 2019):

- **Fallas por malos cálculos de diseño de equipo:** Los diseñadores de las máquinas en ocasiones no conocen en qué condiciones trabajarán las máquinas que diseñan; y por tanto no toman en cuenta efectos

que luego resultan más importantes de lo que parecían. La solución de estas averías resulta muy complicada, a no ser que se hagan modificaciones en el diseño. De no haber modificaciones, se deben asumir en la operación.

- **Fallas por mal uso de los equipos:** Estas averías inducidas por el mal uso de los equipos generan casi un 39% de las fallas de los equipos. Regularmente el desconocimiento del equipo hace que se use para funciones para las cuales no se ha diseñado o trabaje fuera de los parámetros establecidos por el fabricante.
- **Fallas por envejecimiento del equipo:** Estos son los más conocidos. Entre los más comunes están los desgastes, la fatiga, la corrosión y la cavitación. Este tipo de fallas pueden estar alrededor de un 11% del total.

Calderas de vapor: Las calderas de vapor son calderas especialmente diseñadas para trabajar en instalaciones donde se necesite una gran transferencia de energía calorífica, como son **procesos** industriales, district-heating, lavanderías, hospitales, etc., así como para generar electricidad en centrales termoeléctricas. (Ferroli, 2014)

SCRUM: Scrum es un marco de proceso que se ha utilizado para administrar el trabajo en productos complejos desde principios de los noventa. Scrum no es un proceso, técnica o método definitivo. Más bien, es un marco dentro del cual puede emplear diversos procesos y técnicas. Scrum deja en claro la eficacia relativa de la gestión de su producto y las técnicas de trabajo para que pueda Mejorar continuamente el producto, el equipo y el entorno de trabajo. (Scrumguides, 2017).
Tras finalizar cada iteración se empieza a trabajar con los siguientes artefactos:

Product Backlog: La cartera de productos es una lista ordenada de todo lo que se sabe que se necesita en el producto. Es la única fuente de requisitos para cualquier cambio que se realice en el producto. El propietario del producto es responsable de la acumulación de productos, incluido su contenido, disponibilidad y pedidos.

Sprint Backlog: El Backlog de Sprint es el conjunto de elementos del Backlog del Producto seleccionados para el Sprint, más un plan para entregar el Incremento del producto y alcanzar el Objetivo Sprint. El Backlog de Sprint es un pronóstico del Equipo de Desarrollo sobre qué funcionalidad estará en el próximo Incremento y el trabajo necesario para entregar esa funcionalidad en un Incremento "Listo".

Increment: El Incremento es la suma de todos los elementos de la Pila del Producto completados durante un Sprint y el valor de los incrementos de todos los Sprints anteriores. Al final de un Sprint, el nuevo Incremento debe estar "Listo", lo que significa que debe estar en condiciones utilizables y cumplir con la definición del Equipo Scrum de "Listo". Un incremento es un cuerpo de trabajo inspeccionable realizado que apoya el empirismo en el Fin del Sprint. El incremento es un paso hacia una visión u objetivo. El incremento debe estar en condiciones de uso, independientemente de si el propietario del producto decide liberarlo.

1.2. Formulación del problema

¿De qué manera influye un sistema experto en la detección de fallas en equipos de DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Determinar la influencia del sistema experto en la detección de fallas en equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

1.3.2. Objetivos específicos

- Determinar la influencia del sistema experto en la confiabilidad de la detección de fallas en equipos de DANPER.
- Determinar la influencia del sistema experto en el tiempo de detección de fallas en equipos de DANPER.

1.4. Hipótesis

Un sistema experto influye positivamente en la detección de fallas en equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1. Tipo de investigación

Cuasiexperimental

2.2. Población y muestra

Se estableció como grupo de estudio a 4 equipos de planta fuerza de la empresa DANPERP SAC.

2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Recolección de datos

El primer paso en la identificación de la técnica e instrumentos necesarios para la captura de información de nuestro grupo de estudio fue la de apersonarnos al área en donde se encontraban dichos elementos. A continuación, nos reunimos con el supervisor del área y juntos, llegamos a la conclusión de que era necesario recolectar información mediante fichas de observación.

En ambas etapas (pre y post experimental), se utilizaron los mismos instrumentos, definidos en la Tabla N°01, los cuales fueron llenados por operarios y por la encargada de planta fuerza.

Tabla 1. Tabla de técnica de recolección de datos, instrumentos y análisis de datos

VARIABLE	INDICADOR POR MEDIR	TÉCNICA DE RECOLECCIÓN DE DATOS	INSTRUMENTO	ANÁLISIS DE DATOS	DESCRIPCIÓN
Detección de fallas de equipos	Promedio de detección de fallas acertadas	Observación	Ficha de observación N° 01	SPSS (T de Student)	Se utilizó una ficha de observación, donde se consideraron ítems como “ Agua, gas y horas” para recuperar la información de cada caldera. Ver anexo 04
	Promedio de error en la detección de fallas		Ficha de observación N° 02		Se empleó una ficha de observación en donde se obtuvo información del tiempo necesitado por un experto en una detección de falla. Ver anexo 05
	Promedio del tiempo en la detección de fallas		Ficha de observación N° 03		Se aplicó una ficha de observación para registrar el tiempo utilizado por un experto en realizar un reporte de fallas. Ver anexo 06
	Promedio de tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas				

Fuente: Elaboración propia.

Análisis de datos

Tanto para la etapa *pre* y *post experimental*, el tipo de prueba estadística aplicada para examinar el conjunto de datos obtenidos por los instrumentos fue la distribución “T” Student, esta misma se aplicó mediante el uso de la aplicación SPSS.

2.4. Procedimiento

El primer paso fue la identificación de los ítems que conformasen cada instrumento necesario para la captura de información de la variable dependiente en las etapas *pre* y *post*. Para ello, junto con el supervisor de las calderas, se realizó un análisis empírico de los datos registrados por los operarios de cada unidad de estudio, y de esa manera se discriminaron los datos pertinentes en una evaluación de caldera.

En el primer instrumento (Anexo 04), se consideró identificar las siguientes características: gas, agua y horas de trabajo, que, de acuerdo con el experto, son necesarias en la detección de una falla, mediante su proyección en un promedio definido, en este caso por el mismo experto. A continuación, se adjuntaron 2 valores, homogeneidad y error relativo porcentual, obtenidos como resultado de un análisis con el estándar precisado en el área de planta fuerza. Esta información sirvió para la identificar el promedio de detección en fallas acertadas y del error en la detección de fallas.

Para el segundo instrumento (Anexo 05), se registró el tiempo utilizado por el supervisor en la detección de una falla para cada caldera, y en el tercer instrumento (Anexo 03) el tiempo necesitado en la generación de reportes de fallas.

Estos instrumentos fueron validados por el experto (supervisor de planta fuerza) Rodolfo Guevara, para ello, se tuvo que presentar la Matriz de validación (Ver

anexo 03), en donde se describen los instrumentos a utilizar en la captura de información de las calderas.

El siguiente paso fue la recolección de datos antes de la implementación del sistema experto, la cual tuvo una duración de 6 días.

Para la guía de observación N°01 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó a los operarios registrar, por cada caldera, el agua, gas y horas trabajadas al día.
2. En el caso de que exista alguna observación, esta podría describirse por cada caldera.
3. Tras la finalización del llenado de datos por los operarios, estas hojas deberían derivarse al supervisor para que pueda definir una interpretación.
4. Con la ayuda del estándar del área de planta fuerza, se definió otra interpretación, para poder determinar la homogeneidad y el error relativo entre las interpretaciones.

Tabla 2. Recolección de datos de la guía de observación 01, antes del sistema experto

Caldera	Interpretación		Homogeneidad (%)	Error relativo (%)
	Empírica	Estándar		
Caldera 1	13	18.3	71.03	28.96
Caldera 2	15	18	83.33	16.66
Caldera 3	7	10.2	68.62	31.72
Caldera 4	14	17.5	80	20
Promedio	12.3	16	24.25	75.74

Fuente: Elaboración propia

Para la guía de observación N°02 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó al supervisor registrar el tiempo utilizado para la detección de una posible falla.
2. Si hubiera algún inconveniente, el supervisor podría describirla como una observación.

Tabla 3. Recolección de datos de la guía de observación 02, antes del sistema experto

Caldera	Tiempo (minutos)
Caldera 01	15
Caldera 03	13
Caldera 03	18
Caldera 04	16
Promedio	15.5

Fuente: Elaboración propia

Para la guía de observación N°03 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó al supervisor registrar el tiempo utilizado para realizar un reporte de fallas.
2. Si hubiera algún inconveniente, el supervisor podría describirla como una observación.

Tabla 4. Recolección de datos de la guía de observación 03, antes del sistema experto

Caldera	Tiempo (minutos)
Caldera 01	44
Caldera 03	43
Caldera 03	28
Caldera 04	33
Total	37

Fuente: Elaboración propia

Mientras conversábamos con el experto en la evaluación de las calderas, identificamos alternativas tecnológicas que iban a acelerar el proceso de detección de fallas de los equipos de planta fuerza. Por lo que llegamos a la conclusión de implementar una aplicación móvil que simplifique la tarea de los operarios y del mismo experto.

La implementación del sistema experto tuvo una duración de 8 semanas. Previo a la implementación, se discutió acerca de la metodología de desarrollo a escoger para el desarrollo del producto. Evaluamos criterios como el núcleo, manera de evaluación y fases de desarrollo de cada metodología. A continuación, mostramos un cuadro en donde se resume cada punto mencionado:

Tabla 5. Comparación de metodologías de desarrollo de software

Criterio Comparativo	Metodologías de desarrollo de Software			
	RUP	XP	SCRUM	RAD
Tipo de Framework	Análisis, diseño, implementación y documentación de sistemas orientados a objetos	Basado en la adaptabilidad, mayor flexibilidad, dinámico y funcional.	Gestión y desarrollo de software, basado en un proceso iterativo e incremental.	Desarrollo interactivo, construcción de prototipos y el uso de utilidades CASE.
Tipo de Revisión	En cada fase se realiza una o más iteraciones, perfeccionando así los objetivos. Si no se termina una fase no se continúa con la siguiente.	Se debe integrar como mínimo una vez al día, y realizar las pruebas sobre la totalidad del proceso.	Breve revisión diaria, donde se describen 3 cuestiones: 1. Trabajo realizado el día anterior. 2. Trabajo previsto a realizar. 3. Cosas que puede realizar o impedimentos.	Sus pruebas se realizan al finalizar el proceso, enfatizado en la reutilización de los componentes de los programas ya comprobados.
Objetivos	Orientado a objetos que establece las bases, plantillas y ejemplos para todos los aspectos y fases de desarrollo de software.	Basada en dar prioridad a trabajos como resultado directo. - Satisfacción del cliente. - Trabajo en grupo. - Actuar sobre variables: Coste, tiempo, calidad y alcance.	Indicado para proyectos en entornos complejos: - Obtener resultados pronto. - Requisitos cambiantes. - Innovación y competitividad fundamentales.	- Crear o redefinir modelos existentes. - Alto rendimiento y ahorro de tiempo. - Reducción costos de desarrollo. - Mantener la calidad en todo el desarrollo.

Tipos de Desarrollo	Proceso iterativo incremental por fases:	Liviana y adaptable. Desarrollo por fases:	- Desarrollo simple, que requiere trabajo duro.	Desarrollo interactivo por fases:
	- Inicio	- Planificación del proyecto.	- Control de forma empírica y adaptable a la evolución del proyecto.	- Modelo de gestión.
	- Elaboración	- Diseño.		- Modelo de datos.
	- Construcción	- Codificación.		- Modelo de procesos.
	- Transición	- Pruebas.		- Generación de aplicaciones.

Fuente: Sandra Vallejo (2013)

Se escogió a SCRUM como metodología de desarrollo en la implementación de nuestro producto. Porque es flexible, con revisiones diarias y está basado en un desarrollo incremental basado en iteraciones. También porque, nosotros, los autores, contamos con más experiencia en desarrollo de software bajo dicha metodología.

De acuerdo con Sebastián, Leonardo y Martin (2013), se pueden comparar algunas de las técnicas para la implementación de un sistema experto. A continuación, se mostraron las desigualdades de cada paradigma.

Tabla 6 Comparación Metodologías para Sistemas Expertos

Técnica	Criterio	
	Fácil curva de aprendizaje	Manejo de incertidumbre
Basados en reglas previamente establecidas	SI	NO
Representación del conocimiento	SI	NO
Basados en casos	SI	NO
Basados en redes bayesianas	NO	NO
Sistemas Expertos difusos	SI	SI

Fuente: Sebastián, Leonardo y Martín (2013)

Debido a que nuestro desarrollo está basado en SCRUM, el desarrollo del producto fue implementado bajo Sprints semanales.

En el primer sprint, se realizó la captura de requerimientos. Para ello, tuvimos 2 reuniones con el supervisor del área de planta fuerza. Como resultado, se generó una historia de usuario y se definieron los requisitos funcionales

A continuación, en el segundo sprint, se realizaron los prototipos de la aplicación en una reunión junto al supervisor, donde se rescataron los elementos que se consideraran en una evaluación convencional de calderas de vapor en planta fuerza.

En los siguientes sprints, se definió el sistema de inferencia para la implementación de la lógica difusa en el sistema experto. En esta parte se determinó el sistema de inferencia difusa, junto a ella, se establecieron las variables, conjuntos y rangos para la fuzificación de las variables de entrada. Además, se establecieron las funciones de membresía, evaluación de reglas, y se agregaron las salidas de las reglas para finalmente establecer el proceso de defuzificación.

Igualmente, se realizó la implementación de la aplicación. Para ello, empezamos con el desarrollo del frontend, basándonos en los prototipos generados

en el sprint anterior. Una vez culminado, utilizamos servicios mockeados para alimentar a la aplicación. Posteriormente, implementamos el backend, basándonos en las clases y funcionalidades identificadas en el sprint 1, generando así nuestros servicios REST, luego fueron consumidos por la aplicación.

Finalizada la implementación del producto, se realizó una inducción básica al experto y operarios para que puedan usar la aplicación de manera sencilla.

Con el producto finalizado entramos a la etapa *post-experimental*, donde se siguieron los mismos pasos que en la *pre-experimental*, solo que se consideró al sistema experto en cada evaluación de la variable dependiente, dado su comportamiento con la variable independiente. En este caso, la duración de la captura de datos fue de 6 días.

El siguiente paso fue la recolección de datos después de la implementación del sistema experto, la cual tuvo una duración de 6 días.

Para la guía de observación N°01 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó a los operarios registrar, por cada caldera, el agua, gas y horas trabajadas al día.
2. En el caso de que exista alguna observación, esta podría describirse por cada caldera.
3. Tras la finalización del llenado de datos por los operarios, estas hojas deberían derivarse al supervisor para que utilizara la aplicación y en la sección de diagnóstico pueda visualizar la interpretación calculada por el sistema experto, y colocar dicho número en la ficha.
4. Con la ayuda del estándar del área de planta fuerza, se definió otra interpretación, para poder determinar la homogeneidad y el error relativo entre las interpretaciones.

Tabla 7. Recolección de datos de la ficha de observación 01, luego del sistema experto

Caldera	Interpretación		Homogeneidad (%)	Error relativo (%)
	Sistema Experto	Estándar		
Caldera 01	17	18.3	92.89	7.1
Caldera 02	16.99	18	94.38	5.61
Caldera 03	9.76	10.2	95.68	4.31
Caldera 04	16.99	17.5	97.08	2.91
Promedio	15.185	16	95.01	4.985

Fuente: Elaboración propia

Para la guía de observación N°02 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó al supervisor registrar el tiempo utilizado para la detección de una posible falla.
2. Si hubiera algún inconveniente, el supervisor podría describirla como una observación.

Tabla 8. Recolección de datos de la ficha de observación 02, luego del sistema experto

Caldera	Tiempo (minutos)
Caldera 01	2.5
Caldera 03	2.9
Caldera 03	2.7
Caldera 04	2.65
Promedio	2.6875

Fuente: Elaboración propia

Para la guía de observación N°03 se realizaron los siguientes pasos:

1. Se solicitó al supervisor registrar el tiempo utilizado para realizar un reporte de fallas.
2. Si hubiera algún inconveniente, el supervisor podría describirla como una observación.

Tabla 9. Recolección de datos de la ficha de observación 03, luego del sistema experto

Caldera	Tiempo (minutos)
Caldera 01	3.7
Caldera 03	4.3
Caldera 03	5.2
Caldera 04	3.9
Promedio	4.275

Fuente: Elaboración propia

Luego que se llenasen los datos correspondientes en los instrumentos de recolección de datos, se procedió a generar datos tangibles que permitieron una mejor interpretación de lo recolectado, de la siguiente manera:

La dimensión confiabilidad, comprende 2 indicadores: Porcentaje promedio de detección de fallas acertadas y porcentaje promedio de error en la detección de fallas

Para el caso de porcentaje promedio de detección de fallas acertadas se definió la siguiente fórmula:

$$PFA = \left(\frac{\sum \left(\frac{IEM}{ES} \right)}{N} \right) \times 100$$

Ecuación 1. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de fallas acertadas

PFA = Porcentaje promedio de fallas acertadas.

IEM = Interpretación empírica.

IES = Interpretación estándar.

N = Cantidad de datos evaluados.

Este porcentaje representa el nivel de detección de fallas promedio, tras la aplicación de los instrumentos de recolección de datos.

En el caso del porcentaje promedio de error en la detección de fallas se definió la siguiente fórmula:

$$PEFA = \left(\frac{\sum \left(\frac{IES - IEM}{IES} \right)}{N} \right) \times 100$$

Ecuación 2. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de error en la detección de fallas

PEFA = Porcentaje promedio de error en la detección de fallas acertadas.

IEM = Interpretación empírica.

IES = Interpretación estándar.

N = Cantidad de datos evaluados.

El porcentaje obtenido representa el porcentaje promedio del nivel de error de los datos recolectados por los instrumentos de recolección de datos.

En conjunto, ambos porcentajes se utilizaron para identificar la dimensión confiabilidad, para ello, se utilizó la siguiente fórmula:

$$C = (100 + (PFA - PEFA)) / 2$$

Ecuación 3. Ecuación para determinar el porcentaje de confiabilidad

C = Confiabilidad

PEFA = Porcentaje promedio de error en la detección de fallas acertadas.

PFA = Porcentaje promedio de fallas acertadas.

Continuamos con la segunda dimensión tiempo, la cual comprende 2 indicadores: Porcentaje promedio del tiempo utilizado en la detección de fallas y porcentaje promedio del tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas

Para el caso de porcentaje promedio de detección de fallas se definió la siguiente fórmula:

$$PTDF = \frac{\left(\frac{\sum TDF}{N}\right)}{30} \times 100$$

Ecuación 4. Ecuación para determinar el porcentaje promedio de detección de fallas

PTDF = Porcentaje promedio del tiempo utilizado en detección de fallas.

TDF = Tiempo en detección de fallas.

N = Cantidad de datos evaluados.

En este caso, se tomó un valor referencial que es “30”, que representa un valor promedio definido por el área de planta fuerza, y que sirve para identificar la variación del tiempo respecto al valor brindado.

En el caso del porcentaje promedio del tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas se definió la siguiente ecuación:

$$PRF = \frac{\left(\frac{\sum RF}{N}\right)}{60} \times 100$$

Ecuación 5. Ecuación para determinar el porcentaje promedio utilizado en realizar un reporte de fallas

PRF = Porcentaje del promedio del tiempo utilizado en reportes de fallas.

RF = Reporte de fallas.

N = Cantidad de datos evaluados.

De la misma manera, se trabajó con un valor referencial que es “60”, que representa un valor promedio definido por el área de planta fuerza, y que sirve para identificar la variación del tiempo respecto al valor brindado.

De manera conjunta, ambos porcentajes se utilizaron para identificar la dimensión tiempo, para ello, se utilizó la siguiente fórmula:

$$T = (PTDF + PRF)/2$$

Ecuación 6. Ecuación para determinar el porcentaje del tiempo requerido para la detección de fallas de equipos

T = Tiempo

PTDF = Porcentaje promedio del tiempo en detección de fallas.

PRF = Porcentaje promedio tiempo utilizado en reporte de fallas.

Finalmente, para identificar la influencia de la variable independiente sobre la dependiente, se definió la siguiente fórmula:

$$EDFE = (EC + (100 - ET))/2$$

Ecuación 7. Ecuación para determinar la influencia de la variable independiente sobre la dependiente.

EDFE = Detección de fallas de equipos

ET = Eficiencia en el tiempo

EC = Eficiencia en la confiabilidad

Una vez capturada la información en ambas etapas, fue derivada una tabla de casos de prueba y nos sirvió de base de datos para realizar el análisis estadístico correspondiente.

CAPÍTULO III. RESULTADOS

A continuación, se muestran e interpretan los resultados de la aplicación del sistema experto en la detección de fallas de equipos de DANPER, Trujillo.

Tabla 10. Casos de prueba tras la aplicación del sistema experto en la detección de fallas de equipos de Danper

Caso de prueba	Pre -Test	Post - Test	Diferencia (Di)	Di - D	$(Di - D)^2$
1	48.85	89.27	-40.4187158	-	41.8199183
2	55.83	90.18	-34.3472222	-	0.15629257
3	60.98	91.26	-30.2892157	3.66266799	13.4151368
4	62.5	93.25	-30.752381	3.19950272	10.2368177
Promedio	57.0415461	90.9934298	-33.9518837	Varianza	16.4070413

Fuente: Elaboración propia

Para la interpretación de los resultados, se tuvieron en cuenta las siguientes hipótesis:

H0: El sistema experto no tiene influencia o es tiene influencia negativa en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

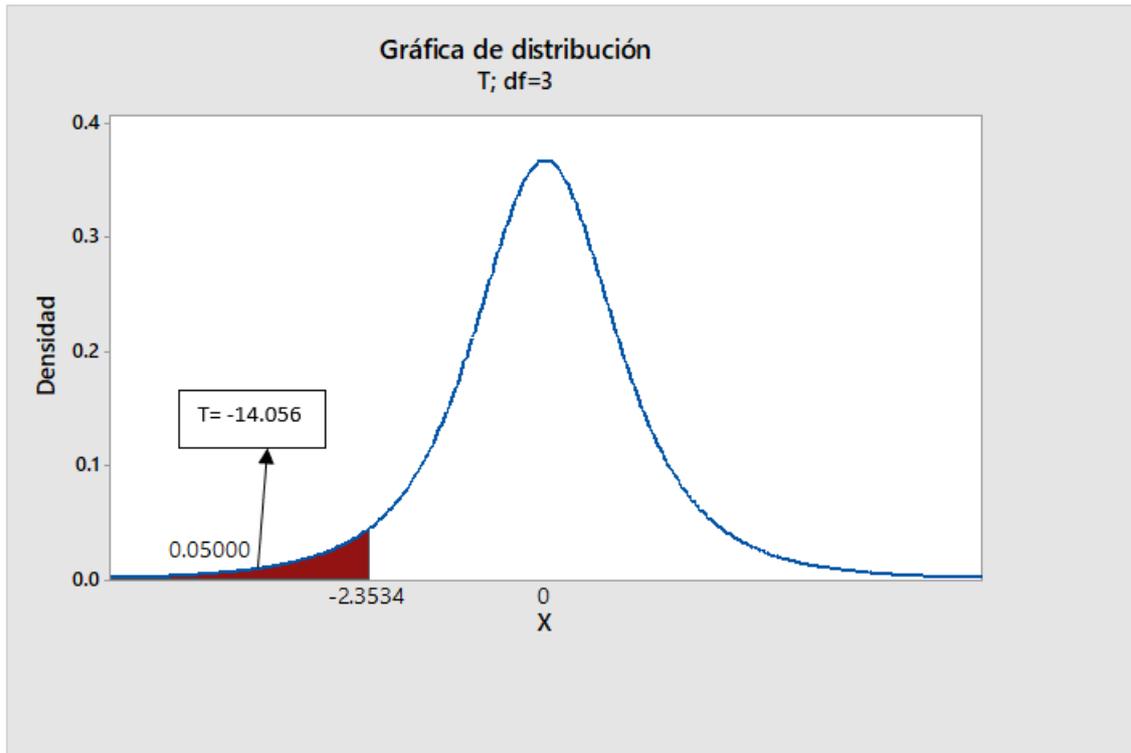
H1: El sistema experto influye positivamente en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

Figura 2. Análisis estadístico de los casos de prueba de la variable independiente utilizando SPSS

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia				
Par 1	PreTest - PostTest	-33,95000	4,68080	2,34040	Inferior	Superior			
					-41,39820	-26,50180	-14,506	3	,001

Fuente: Elaboración propia

Figura 3. Campana de Gauss en t student para la detección de fallas de equipos para Danper



Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor estadístico $t = -14,506$, que al ser menor que el valor estadístico $t = -2,3534$, con un nivel de significancia de 0.05, se encuentra en el rango de rechazo de la hipótesis nula. Por lo tanto, se acepta la hipótesis alterna y se puede concluir que, existe una influencia positiva del sistema experto sobre la detección de fallas de equipos.

Análisis de la dimensión confiabilidad

A continuación, se detallan e interpretan los resultados de la influencia del sistema experto sobre la dimensión confiabilidad en la detección de fallas en equipos de la empresa Danper en la ciudad de Trujillo del año 2019. Los datos fueron recolectados haciendo uso de una ficha de observación (Ver Anexo 04).

Tabla 11. Resultados de la confiabilidad en la detección de fallas de equipos tras la aplicación del sistema experto

Caso de prueba	Pre -Test	Post - Test	Diferencia (Di)	Di - D	$(Di - D)^2$
1	71.03825137	85.7923497	-14.7540984	0.47533101	0.22593957
2	83.33333333	88.7777778	-5.44444444	8.83432291	78.0452613
3	68.62745098	91.372549	-22.745098	8.46633069	71.6787553
4	80	94.1714286	-14.1714286	0.10733878	0.01152161
Promedio	75.74975892	90.0285263	-14.2787674	Varianza	37.4903694

Fuente: Elaboración propia

Para la interpretación de los resultados, se tuvieron en cuenta las siguientes hipótesis:

H0: El sistema experto no tiene influencia o es tiene influencia negativa en la confiabilidad de la detección de fallas en equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

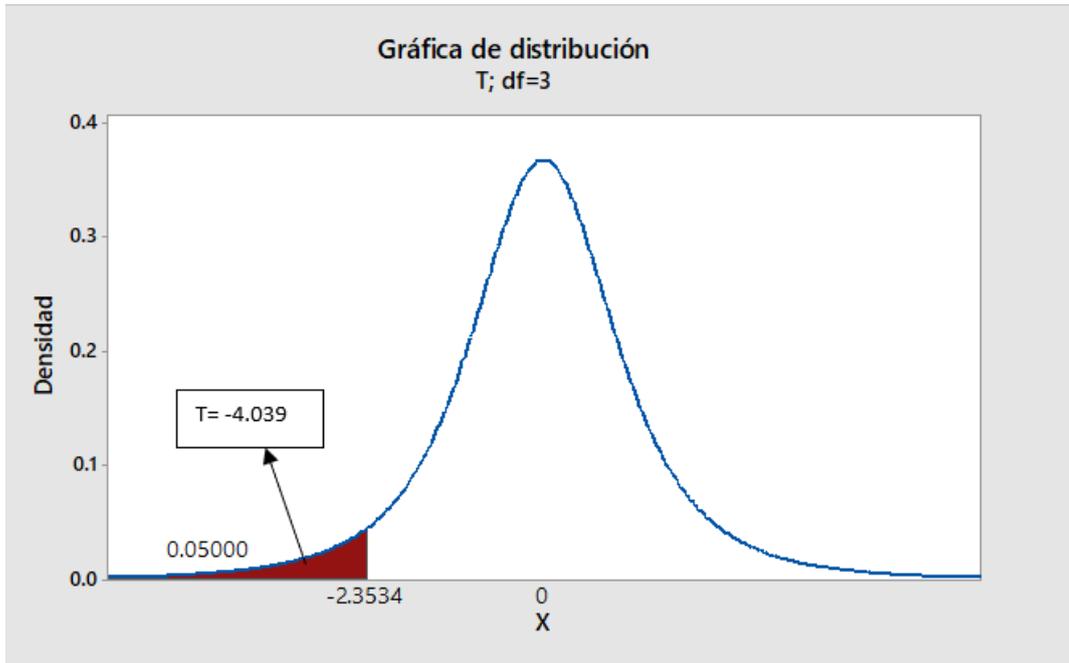
H1: El sistema experto tiene influencia positiva en la confiabilidad en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

Figura 4. Análisis estadístico usando la prueba t student con la SPSS para la confiabilidad de la detección de fallas de equipos en Danper

		Prueba de muestras emparejadas							
		Diferencias emparejadas					t	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia				
Par 1	PreTest - PostTest	-14,27877	7,07016	3,53508	Inferior	Superior			
					-25,52897	-3,02857	-4,039	3	,027

Fuente: Elaboración propia

Figura 5. Campana de Gauss en t student para la confiabilidad de la detección de fallas de equipos en Danper



Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor estadístico $t = -4,039$, que al ser menor que el valor estadístico $t = -2,3534$, con un nivel de significancia de 0.05, se encuentra en el rango de rechazo de la hipótesis nula. Por lo tanto, se acepta la hipótesis alterna y se puede concluir que, existe un aumento de confiabilidad en la detección de fallas de equipos luego de la implementación del sistema experto.

Análisis del tiempo

A continuación, se detallan e interpretan los resultados de la influencia del sistema experto sobre la dimensión tiempo en la detección de fallas en equipos de la empresa Danper en la ciudad de Trujillo del año 2019. Los datos fueron recolectados haciendo uso de las fichas de observación 01 y 02.

Para la interpretación de los resultados, se tuvieron en cuenta las siguientes hipótesis:

H0: El sistema experto no tiene influencia o es tiene influencia negativa en el tiempo de la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

H1: El sistema experto influye positivamente en el tiempo de detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.

Tabla 12. Resultados del tiempo de detección de fallas de equipos en Danper

Caso de prueba	Pre -Test	Post – Test	Diferencia (Di)	Di - D	$(Di - D)^2$
1	61.66666667	7.25	54.41666667	5.791666667	33.5434028
2	57.5	8.416666667	49.08333333	0.458333333	0.21006944
3	53.33333333	8.833333333	44.5	-4.125	17.015625
4	54.16666667	7.666666667	46.5	-2.125	4.515625
Promedio	56.66666667	8.041666667	48.625	Varianza	16.9230324

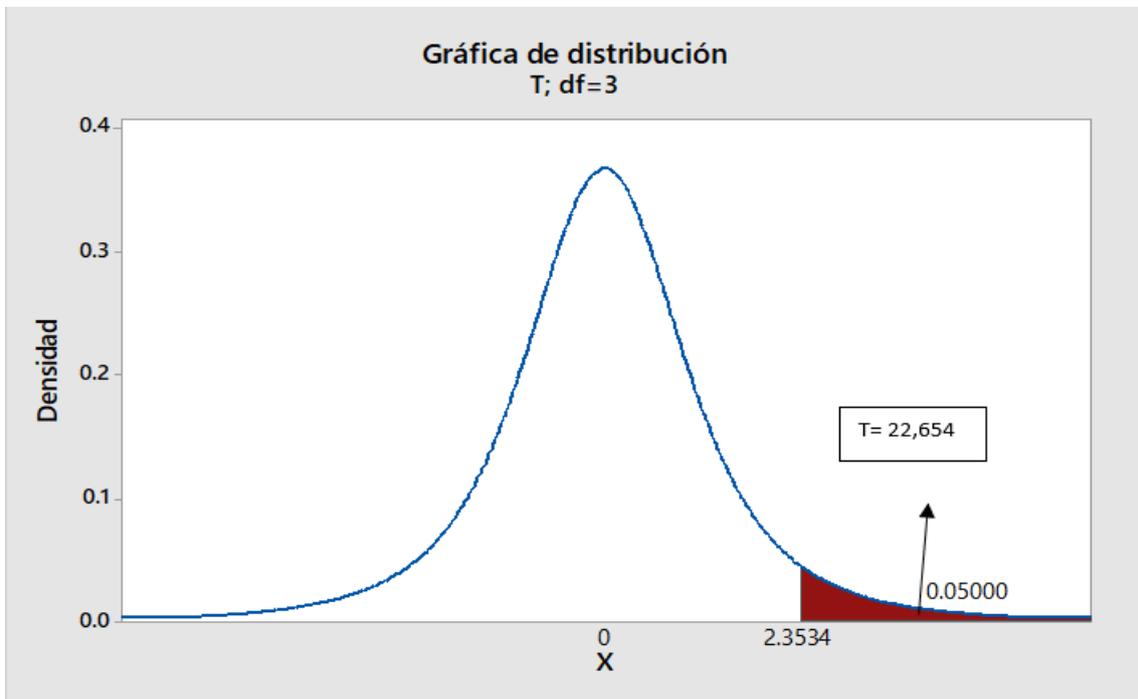
Fuente: Elaboración propia

Figura 6. Análisis estadístico de la prueba t student usando SPSS para el tiempo de detección de fallas de equipos en Danper

Prueba de muestras emparejadas									
Diferencias emparejadas									
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
		Inferior	Superior						
Par 1	PreTest - PostTest	48,62500	4,29281	2,14641	41,79418	55,45582	22,654	3	,000

Fuente: Elaboración propia

Figura 7. Campana de Gauss en t student para el tiempo de detección de fallas para Danper



Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor estadístico $t = 22.654$, que al ser mayor que el valor crítico $t=2.3534$, con un nivel de significancia de 0.05 se encuentra en el rango de rechazo de la hipótesis nula. Es decir, permite aceptar la hipótesis alterna y se puede concluir que, existe una influencia positiva en el tiempo de detección de fallas de equipos de Danper.

CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

4.1. Discusión

En la tabla 11, se puede apreciar que el nivel de confiabilidad en la detección de fallas de equipos fue de 75.74%, antes de usar el sistema experto. Posteriormente, tras su uso, el valor obtenido fue de 90%. Esto demuestra un aumento del 14.26% en la confiabilidad de la detección de fallas de equipos. Los autores Xiaochen Zhang, Dongxiang Jiang, Te Han, Nanfei Wang, Wenguang Yang, and Yizhou Yang (2017), en su investigación “Diagnóstico de fallas de maquinaria rotativa para datos desequilibrados basados en algoritmo de agrupamiento rápido y máquina de vectores de soporte” obtuvieron como resultado un 93.25% de confiabilidad, que supera, al nuestro en un 3.23%. Esto puede deberse a que utilizaron un algoritmo de agrupamiento rápido en su solución.

En la tabla 10, se puede apreciar que el porcentaje del tiempo promedio utilizado en la detección de fallas de equipos se redujo en un 48.619%. Los autores Diego A. Garcés y Omar D. Castrillón (2017), en su investigación “Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción”, obtuvieron una reducción del tiempo de fallas en un 4.17%. Debido a que se basaron en técnicas de minería de datos para su sistema, en nuestro caso utilizamos un sistema experto basado en lógica difusa.

4.2. Conclusiones

Al finalizar el presente trabajo de investigación, se llegaron a las siguientes conclusiones:

El sistema experto tuvo una influencia positiva sobre la detección de fallas de equipos de DANPER.

Se demostró la influencia del sistema experto en la dimensión confiabilidad de la detección de fallas de equipos de DANPER según los resultados obtenidos del análisis de datos en la detección de fallas de equipos.

Se demostró una influencia del sistema experto en la disminución tiempo de la detección de fallas de equipos de DANPER, según los resultados obtenidos del análisis de datos en la detección de fallas de equipos.

4.3. Recomendaciones

Para futuras investigaciones basados en el tema de este proyecto, se recomienda lo siguiente:

Se sugiere ser propietario de la parte backend del sistema a implementar, para no depender de los servicios que ya se encuentran implementados y que, en su mayoría, pueden no traer información pertinente.

Se recomienda establecer en primera instancia las reglas o la base de conocimiento para sistemas que dependan de la información experta, ya que puede generar problemas en la implementación del programa.

REFERENCIAS

- Hernandez C, Sandoval E & Valencia F. (2015). *Sistema difuso para la detección y diagnóstico de falla en la generación a vapor*, 8 – 9. Recuperado desde <https://www.redalyc.org/pdf/849/84938609001.pdf>
- Perez R., Igor L. , Miró Z. & Toledo V., Polupan G. (2017). Evaluation of gas turbine diagnostic techniques under variable fault conditions, 8 – 14, Recuperado desde <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1687814017727471>
- Shao S., Sun W., Yan R. , Wang P. & X Gao (2017). A Deep Learning Approach for Fault Diagnosis of Induction Motors in Manufacturing, 5 – 9, Recuperado desde <https://cjme.springeropen.com/articles/10.1007/s10033-017-0189-y>
- Ramírez J. ; Sarmiento H. & López L. (2018) Diagnóstico de fallas en procesos industriales mediante inteligencia artificial, 11 – 15 Recuperado desde https://www.researchgate.net/profile/Jhon_Ramirez9/publication/325813497_Diagnostico_de_fallas_en_procesos_industriales_mediante_inteligencia_artificial/links/5b26dc03458515270fd5a736/Diagnostico-de-fallas-en-procesos-industriales-mediante-inteligencia-artificial.pdf
- Contreras U., Maldonado O. & León J. (2019) Aplicación de una red neuronal feed-forward backpropagation para el diagnóstico de fallas mecánicas en motores de encendido provocado, 32 – 40 Recuperado desde http://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1390-860X2019000100032
- Hurtado C., Villarreal L. & Villarreal L. (2016) Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte, 25 – 26 Recuperado desde <https://www.redalyc.org/pdf/496/49648868002.pdf>

Hernández M., Nieto G. & Carrum S. (2014) Detección y diagnóstico de fallas en sistemas eléctricos de potencia (SEP) combinando lógica difusa, métricas y una red neuronal probabilística, 55 – 58 Recuperado desde http://www.rcs.cic.ipn.mx/2014_72/Deteccion%20y%20diagnostico%20de%20fallas%20en%20sistemas%20electricos%20de%20potencia%20_SEP_.pdf

I.A. Khalyasmaa S. & A. Eroshenko (2017) The Analysis of Efficiency of Artificial Intelligence Methods Application for an Assessment of Feasibility of Scientific and Technical Decisions, 884 – 885 Recuperado desde https://www.researchgate.net/publication/318296529_The_analysis_of_efficiency_of_artificial_intelligence_methods_application_for_an_assessment_of_feasibility_of_scientific_and_technical_decisions

Burriel V., Puche P., Martinez R., Sapena B., Pineda S., Perez C. & Riera G. (2019) Automatic Fault Diagnostic System for Induction Motors under Transient Regime Optimized with Expert Systems, Recuperado desde <https://www.mdpi.com/2079-9292/8/1/6/htm>

Zhang X., Jiang D., Han T., Wang N., Yang W. & Yang Y. (2017) Rotating Machinery Fault Diagnosis for Imbalanced Data Based on Fast Clustering Algorithm and Support Vector Machine, 13 – 14 Recuperado desde <https://www.hindawi.com/journals/js/2017/8092691/>

Nasiri S., Reza K. & Weinberg K. (2017) Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: A review, 287 – 290 Recuperado desde https://www.researchgate.net/publication/318301187_Fracture_mechanics_and_mechanical_fault_detection_by_artificial_intelligence_methods_A_review

Yaw A. , Zhang X., Kwame A. & Kyeremeh F. (2018) Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review, 14 – 16 Recuperado desde <https://pdfs.semanticscholar.org/3181/4eede599a14557586ea74c402e419d2ddbba.pdf>

Gasca M., Camargo L. & Medina B. (2017) Sistema para Evaluar la Confiabilidad de Equipos Críticos en el Sector Industrial, 120 – 123 Recuperado desde https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642017000400014&script=sci_arttext&lng=e

Ponce C. & Rojas B. (2019) Diseño de un Sistema Experto Difuso para la Determinación de la Densidad de Corriente en una Planta de Cromado, 167 – 169 Recuperado desde https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07642019000200157&lang=es

Quezada Q., Flores G., Quezada A. & Bautista L. (2014) Diseño e implementación de un sistema de control y monitoreo basado en HMI-PLC para un pozo de agua potable, 46 – 49 Recuperado desde <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1405774315300056>

Nieto G., Carrum S. & Pérez V. (2014) Detección de fallas basada en los datos históricos del sistema empleando un sistema neuro difuso, 29 – 33 Recuperado desde http://komputersapiens.smia.mx/files_ALMoStuNrEaChaBLe/ks53_2.30MB_compacta.pdf

Téllez A., Astorga Z., Escobar R. , Alcorta G. & Juárez R. (2016) Sistema de detección y aislamiento de fallas basado en un Observador Continuo-Discreto para columnas de destilación empleando una mezcla binaria , 283 – 289 Recuperado desde

http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S1665-27382016000100275&script=sci_arttext

Arenas G. & Alexander F. (2017) Inteligencia Artificial como herramienta en la detección de fallas en los equipos de levantamiento mecánico en la industria petrolera, 23 – 28
Recuperado desde <https://repository.unimilitar.edu.co/handle/10654/16291>

Garcés D. & Castrillón O. (2017) Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción, 161 – 167 Recuperado desde https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-07642017000300017&script=sci_arttext

Sánchez V., Ruiz B., Valdés V. & Orozco M. (2018) Esquema para la Detección y Localización de fallas, en un sistema de Combustión Interna, 1072 – 1073 Recuperado desde <http://www.itcelaya.edu.mx/ojs/index.php/pistas/article/view/1686/1396>

Banco mundial. (2019). Industria, valor agregado (% de crecimiento anual), 2018 Mapa mundial [Mapa]. Recuperado de https://datos.bancomundial.org/indicador/NV.IND.TOTL.KD.ZG?end=2018&name_desc=false&start=1961&type=shaded&view=map&year=2018

Industria de alimentos registraría la tasa de crecimiento más alta de los seis últimos años. (28 de enero del 2019). Gestión. Recuperado de <https://gestion.pe/economia/industria-alimentos-registraria-tasa-crecimiento-alta-seis-ultimos-anos-257014-noticia/>

González, C. (2011). Lógica Difusa: Una introducción práctica. Recuperado de https://www.esi.uclm.es/www/cglez/downloads/docencia/2011_Softcomputing/LogicaDifusa.pdf

Maquinas industriales, (n,d). En Maquipedia. Recuperado de
<https://maquipedia.com/maquinas/industriales/>

¿Cuáles son los componentes de un sistema experto?, (n,d). En Cibernetico. Recuperado de
<https://cibernetico.org/2015/07/21/cuales-son-los-componentes-de-un-sistema-experto/>

¿Qué es una caldera de vapor?, (n.d). En Ferroli. Recuperado de
<https://www.ferroli.com/es/news/que-es-una-caldera-de-vapor>

¿Cómo se clasifican los tipos de fallas en mantenimiento?, (n.d). En ValborSoluciones.
Recuperado de <https://www.valborsoluciones.com/mantenimiento/como-se-clasifican-las-fallas/>

Las 5 fallas más comunes en la industria de MRO, (n.d). En henkeladhesivesna.
Recuperado de <http://www.henkeladhesivesna.com/mxblog/post/MRO-industrial/Las-cinco-fallas-ms-comunes-en-la-industria-de-MRO/>

Las fallas de los equipos y sus consecuencias, (n.d). En Visualk. Recuperado de
<https://visualk.com/empresa-visualk/noticias-software-tecnologia-empresarial/1156-las-fallas-de-los-equipos-y-sus-consecuencias.html>

Automatización en la industria alimentaria, (n.d). En Interempresas. Recuperado de
<https://www.interempresas.net/Robotica/Articulos/216603-Automatizacion-en-la-industria-alimentaria.html>

ANEXOS

Anexo Nro 01 Matriz de consistencia

SISTEMA EXPERTO EN DETECCIÓN DE FALLAS DE EQUIPOS PARA LA EMPRESA DANPER				
PROBLEMA	HIPÓTESIS	OBJETIVO GENERAL	VARIABLE INDEPENDIENTE	METODOLOGÍA
¿De qué manera influye un sistema experto en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019?	El sistema experto influye positivamente en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.	Determinar la influencia del sistema experto en la detección de fallas de equipos para DANPER en la ciudad de Trujillo en el año 2019.	Sistema experto	Diseño
				$G \quad O_1 \quad X \quad O_2$ Donde: G = Equipos de DANPER X= Sistema experto O1: Medición pre-experimental de la detección de fallas para DANPER. O2: Medición post-experimental de la detección de fallas para para DANPER.
				Población

				10 equipos del área de planta fuerza de DANPER
		OBJETIVOS ESPECÍFICOS	VARIABLE DEPENDIENTE	Muestra
		<p>Determinar la influencia del sistema experto en la confiabilidad de la detección de fallas en equipos de DANPER.</p> <p>Determinar la influencia del sistema experto en el tiempo de detección de fallas en equipos de DANPER.</p>	<p>Detección de fallas de equipos</p>	<p>Debido a que solo cierto grupo de la población cumple con las características de estudio, la muestra es la siguiente:</p> <p>N=4</p>

Anexo Nro 02. Matriz de operacionalización de variables

VARIABLE INDEPENDIENTE/VARIABLE 1	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES
Sistema Experto	Sistema que emula el razonamiento de un experto en un dominio concreto y en ocasiones son usados por éstos. Con ellos se busca una mejor calidad y rapidez en las respuestas dando así lugar a una mejora de la productividad del experto. (Montiel y Riveros, 2014)	Software desarrollado bajo estándares de calidad definidos en el modelo de calidad del producto software definido por la ISO/IEC 25010 teniendo como prioridad la Adecuación funcional y Usabilidad.	Adecuación funcional	Complejidad funcional
				Corrección funcional
			Usabilidad	Capacidad de aprendizaje
				Capacidad para ser usado
VARIABLE DEPENDIENTE/VARIABLE 2	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES
Detección de fallas en equipos	La detección de fallas son actualmente una necesidad en la industria. De presentarse una falla y no ser atendida a tiempo, en principio ocasiona degradación del equipo, fallas en el servicio, pérdidas económicas, pero principalmente peligro para la integridad del operador. (Hernandez, Sandoval y Valencia, 2015)	Seguimiento al comportamiento de equipos con la finalidad de identificar tempranamente irregularidades, siendo confiables en dicha actividad. (DANPER, 2018)	Confiabilidad	Porcentaje promedio de detección de fallas acertadas.
				Porcentaje promedio de error en la detección de fallas.
			Tiempo	Porcentaje promedio del tiempo utilizado en la detección de fallas
				Porcentaje promedio del tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas

Anexo Nro 03. Matriz de validación de instrumento.

VARIABLE	DIMENSIÓN	INDICADOR	INSTRUMENTO	CRITERIOS DE EVALUACIÓN				OBSERVACIONES Y/O RECOMENDACIONES
				RELACIÓN ENTRE LA VARIABLE Y LA DIMENSIÓN		RELACIÓN ENTRE LA DIMENSIÓN Y EL INDICADOR		
				SI	NO	SI	NO	
Detección de fallas en equipos	Confiabilidad	Porcentaje promedio de detección de fallas acertados	Guía de observación N°01	X		X		
		Porcentaje promedio de error en la detección de fallas.	Guía de observación N°01	X		X		
	Tiempo	Porcentaje del tiempo referencial utilizado en la detección de fallas	Guía de observación N°02	X		X		
		Porcentaje del tiempo referencial utilizado en realizar un reporte de fallas	Guía de observación N°03	X		X		

MATRIZ DE VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO

NOMBRE DE O LOS INSTRUMENTOS: GUIA DE OBSERVACIÓN N°1, N°2 y N°3

OBJETIVO: Recolectar datos para asignar valores en las mediciones pre test y post test de los indicadores de la variable dependiente.

APELLIDOS Y NOMBRES DEL EVALUADOR:

CUADROS CAMPOSANO, EDWIN HUBER

GRADO ACADÉMICO DEL EVALUADOR:

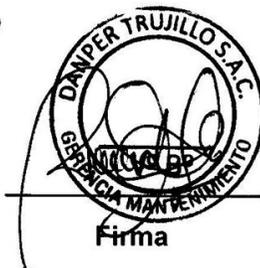
INGENIERO MECANICO

VALORACIÓN:

Aprobado Desaprobado

09599387

DNI



Firma

208704

CI

Anexo Nro 04. Ficha de Observación 01

GUÍA DE OBSERVACIÓN N°01

Nombre del observador: _____

Nombre del/la supervisor/ra: _____

Fecha y hora de inicio: ____/____/____

Fecha y hora de fin: ____/____/____

Instrucciones:

- Lea atentamente los criterios consignados en la siguiente tabla, cada uno de ellos refleja un punto referente al promedio de detección de fallas acertados.
- Escriba en cada casillero el dato que corresponda a lo solicitado y si hubiera alguna observación que especificar, indicarla en la casilla comprendida. Si usted es un operador, por favor, complete la primera tabla, en caso contrario, si es un supervisor, la segunda tabla.

N.º	Equipo	Agua (m3)	Gas (m3)	Horas Trabajadas (Horas)	Observación
1	Caldera 1				
2	Caldera 2				
3	Caldera 3				
4	Caldera 4				

N.º	Equipo	Interpretación		Homogeneidad (%)	Error relativo (%)
		Empírica	Estándar		
1	Caldera 1				
2	Caldera 2				
3	Caldera 3				
4	Caldera 4				

Anexo Nro 05. Ficha de Observación 02

GUÍA DE OBSERVACIÓN N°02

Nombre del observador: _____

Fecha y hora de inicio: ____/____/____

Fecha y hora de fin: ____/____/____

Instrucciones:

- Lea atentamente los criterios consignados en la siguiente tabla, cada uno de ellos refleja un punto referente al promedio del tiempo en la detección de fallas.
- Escriba en cada casillero el dato que corresponda a lo solicitado y si hubiera alguna observación que especificar, indicarla en la casilla comprendida.

Tiempo utilizado en la detección de fallas			OBSERVACIÓN
N.º	Equipo	Tiempo (Minutos)	
1	Caldera 1		
2	Caldera 2		
3	Caldera 3		
4	Caldera 4		

Anexo Nro 06. Ficha de Observación 03

GUÍA DE OBSERVACIÓN N°03

Nombre del observador: _____

Fecha y hora de inicio: ____/____/____

Fecha y hora de fin: ____/____/____

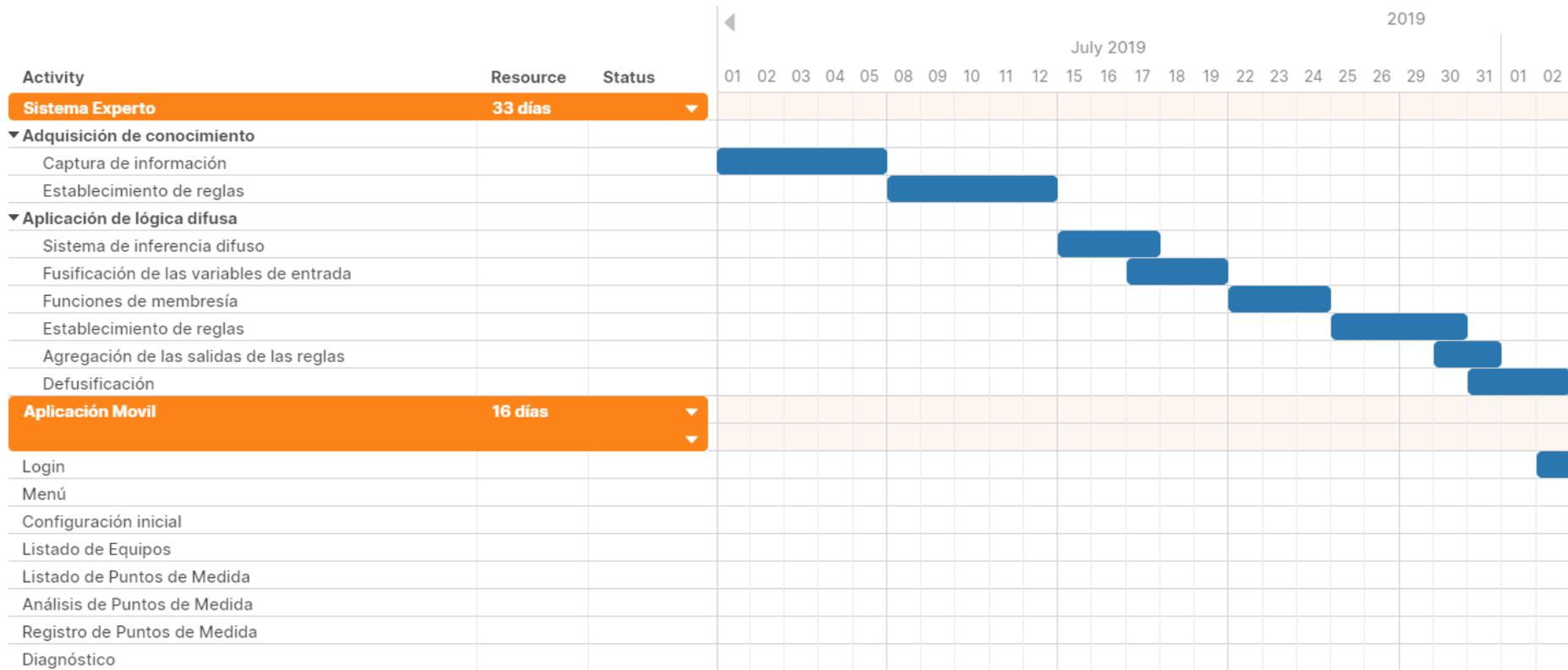
Instrucciones:

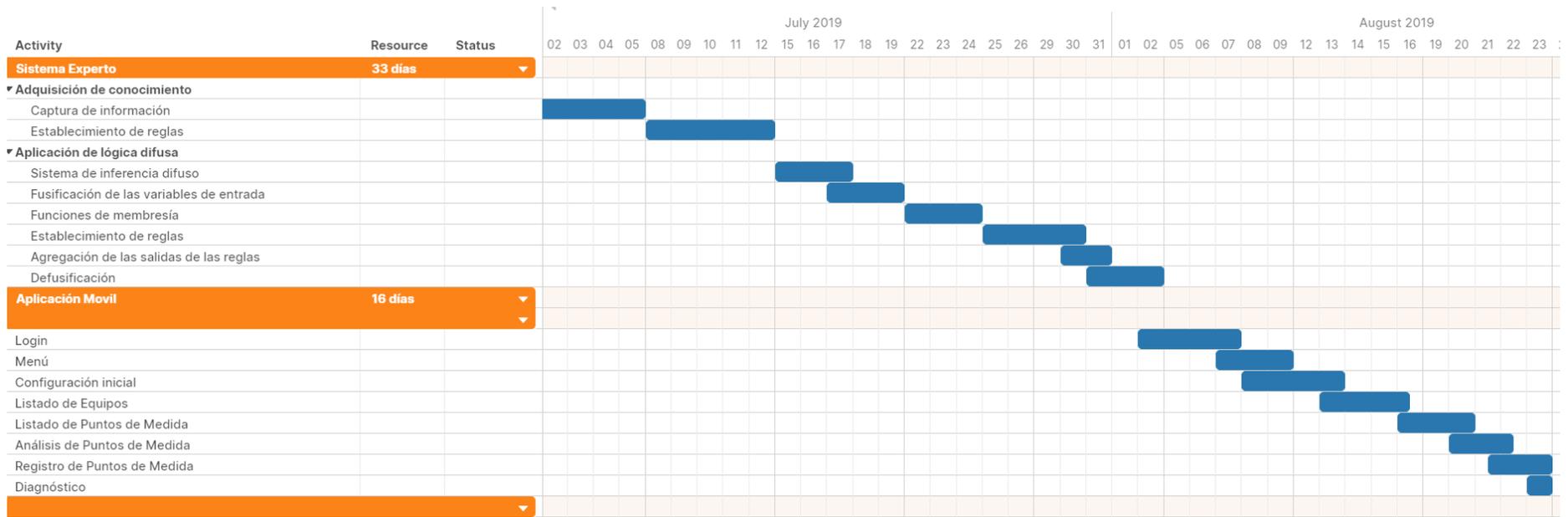
- Lea atentamente los criterios consignados en la siguiente tabla, cada uno de ellos refleja un punto referente al promedio de tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas.
- Escriba en cada casillero el dato que corresponda a lo solicitado y si hubiera alguna observación que especificar, indicarla en la casilla comprendida.

Caldera	Tiempo utilizado en realizar un reporte de fallas	Observación
Caldera 1		
Caldera 2		
Caldera 3		
Caldera 4		

Anexo Nro 07 Documentación de metodología de software SCRUM

Diagrama de Gantt





Historias de usuario

ID Historia Usuario	Rol	Funcionabilidad	Resultado	Historia de Usuario
HUS01	Usuario	Ingresar al sistema mediante un usuario y contraseña	Tener acceso a la data de la empresa	COMO Usuario QUIERO ingresar al sistema mediante un usuario y contraseña PARA tener acceso a la data de la empresa
HUS02	Usuario	Obtener un listado de calderas	Registrar un punto de Medición	COMO Usuario QUIERO obtener un listado de calderas PARA registrar un punto de medida
HUS03	Usuario	Visualizar los registros realizados en una fecha establecida	Obtener el cálculo de interpretación de un Punto de Medición	COMO Usuario QUIERO visualizar los registros realizados en una fecha establecida PARA obtener el cálculo de interpretación de un Punto de Medición
HUS04	Usuario	Obtener el valor de interpretación	Saber si existe una falla en la caldera	COMO Usuario QUIERO obtener el valor de interpretación de una caldera PARA saber si existe una falla en la caldera
HUS05	Usuario	Cerrar Sesión	Poder salir de la aplicación	COMO Usuario QUIERO cerrar sesión PARA poder salir de la aplicación

Detalles de la implementación

Tarea	Pasos	Fases
1. Sistema experto	1.1. Adquisición de conocimiento	1.1.1. Captura de información.
		1.1.2. Establecimiento de reglas.
	1.2. Aplicación de lógica difusa	1.2.1. Sistema de Inferencia Difuso
		1.2.2. Fusificación de las variables de entrada
		1.2.3. Funciones de membresía
		1.2.4. Establecimiento de reglas
1.2.5. Agregación de las salidas de las reglas.		
1.2.6. Defusificación		
2. Aplicación móvil	2.1. Login 2.2. Menú 2.3. Configuración Inicial 2.4. Listado de Equipos 2.5. Listado de Puntos de Medida 2.6. Análisis de Puntos de Medida 2.7. Registro de Puntos de Medida 2.8. Diagnóstico	

1. Sistema experto

1.1. Adquisición de conocimiento

1.1.1. Captura de información

La captura del conocimiento se realizó con el experto en información del área, que, en este caso, era el supervisor, en donde se nos aclaró que existe, más no se usa, un estándar para los diagnósticos de las calderas.

1.2. Aplicación de la lógica difusa

Para desarrollar el sistema experto, bajo un sistema de inferencia difuso, se decidió utilizar la librería de código abierto llamada "jFuzzyLogic", la cuál permitió seguir los pasos del sistema difuso definido.

1.2.1. Sistema de Inferencia Difuso

La metodología usada para como método de inferencia difuso fue el de Mamdani. A pesar de que existan más métodos de inferencia, el previamente mencionado, tiene más aplicaciones en investigaciones.



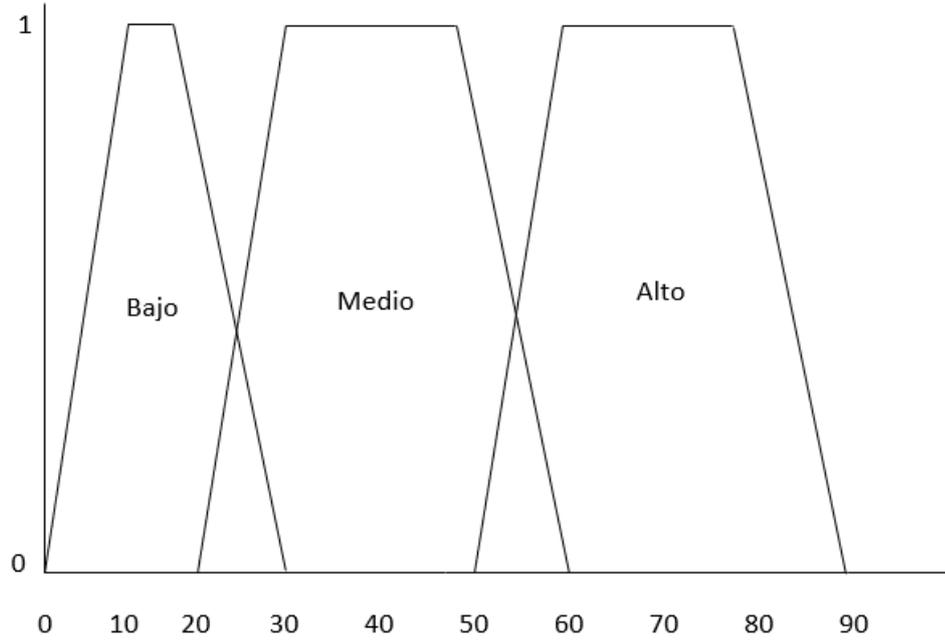
1.2.2. Fusificación de las variables de entrada

Variables de entrada	Conjuntos Difusos	Rango en el Universo
Nivel de agua (m3) Rango → [0-90]	Alto	[50;60;80;90]
	Media	[20;30;50;60]
	Bajo	[0;10;20;30]
Nivel de gas (m3) Rango → [0-1800]	Alto	[1200;1300;1700;1800]
	Medio	[500;600;1200;1300]
	Bajo	[0;100;500;600]
Horas trabajadas (hrs) Rango → [0-24]	Alto	[20;22;23;24]
	Medio	[8;10;20;22]
	Bajo	[0;2;8;10]
Variable de salida		
Diagnostico Rango → [0-20]	Apropiado	[12,14,18;20]
	Critico	[4;6;12;14]
	Defectuoso	[0;1;3;4]

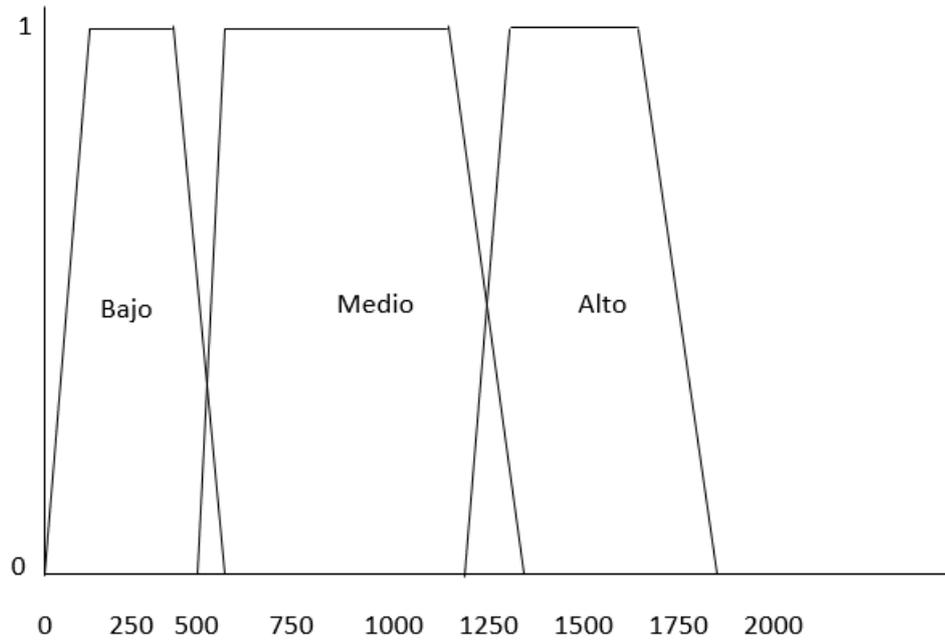
1.2.3. Funciones de membresía

Tras establecer nuestras variables, se definieron las funciones de membresía, y para su representación se utilizó la función trapezoidal:

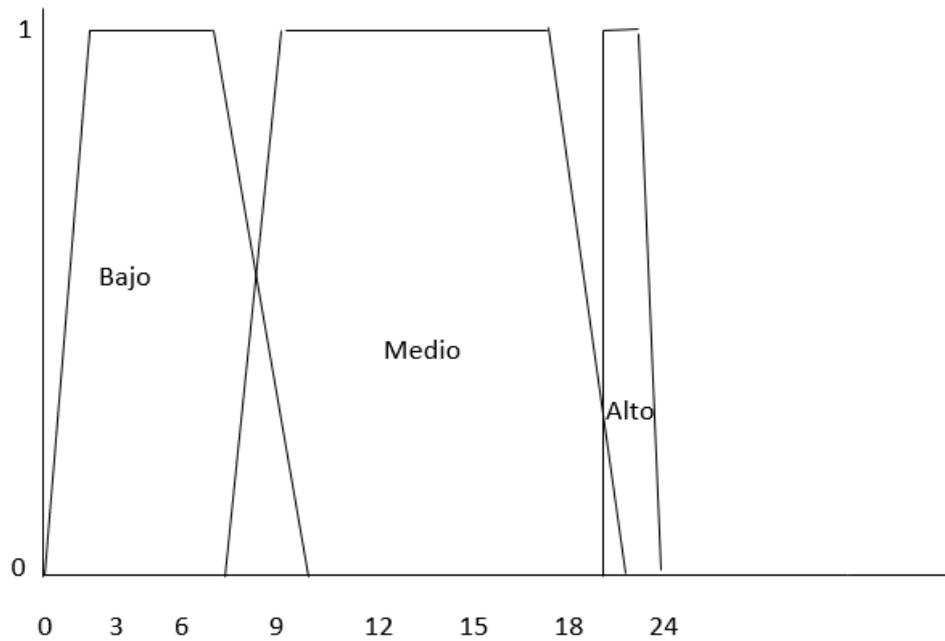
Variable: Nivel de agua



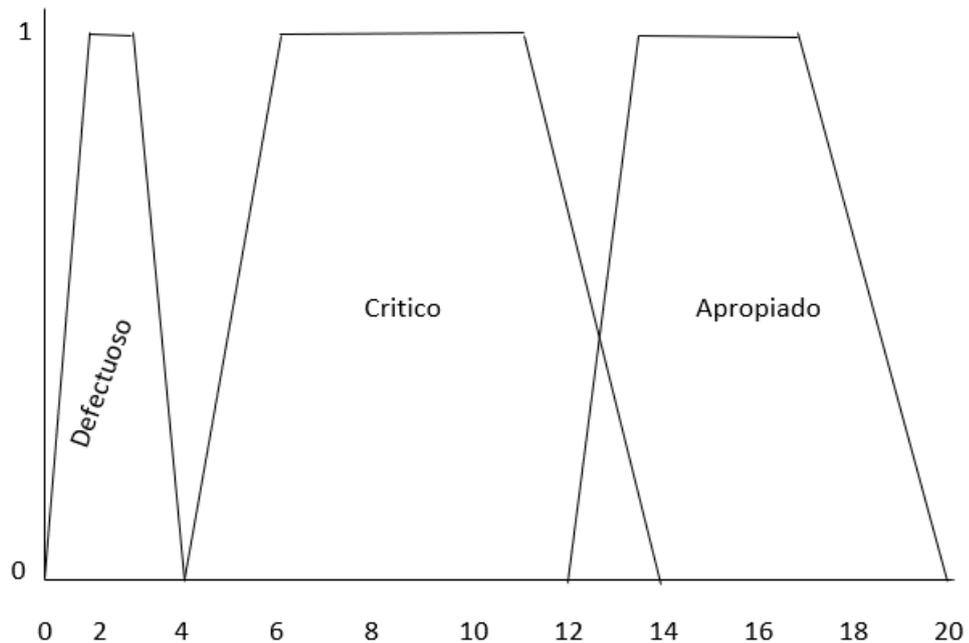
Variable: Nivel de Gas



Variable: Horas trabajadas



Variable: Diagnostico



1.2.4. Establecimiento de reglas

Dado que utilizamos *JFuzzyLogic*, se registraron las reglas en un archivo que forma parte de su configuración:

```

RULEBLOCK No1
  AND : MIN;
  ACT : MIN;
  ACCU : MAX;

  RULE 1 : IF agua IS bajo AND gas IS medio AND horas is alto THEN diagnostico IS critico;
  RULE 2 : IF agua IS bajo AND gas IS medio AND horas is medio THEN diagnostico IS critico;
  RULE 3 : IF agua IS bajo AND gas IS medio AND horas is bajo THEN diagnostico IS critico;
  RULE 4 : IF agua IS bajo AND gas IS alto AND horas is alto THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 5 : IF agua IS bajo AND gas IS alto AND horas is medio THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 6 : IF agua IS bajo AND gas IS alto AND horas is bajo THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 7 : IF agua IS bajo AND gas IS bajo AND horas is alto THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 8 : IF agua IS bajo AND gas IS bajo AND horas is medio THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 9 : IF agua IS bajo AND gas IS bajo AND horas is bajo THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 10 : IF agua IS medio AND gas IS medio AND horas is alto THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 11 : IF agua IS medio AND gas IS medio AND horas is medio THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 12 : IF agua IS medio AND gas IS medio AND horas is bajo THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 13 : IF agua IS medio AND gas IS alto AND horas is alto THEN diagnostico IS critico;
  RULE 14 : IF agua IS medio AND gas IS alto AND horas is medio THEN diagnostico IS critico;
  RULE 15 : IF agua IS medio AND gas IS alto AND horas is bajo THEN diagnostico IS critico;
  RULE 16 : IF agua IS medio AND gas IS bajo AND horas is alto THEN diagnostico IS critico;
  RULE 17 : IF agua IS medio AND gas IS bajo AND horas is medio THEN diagnostico IS critico;
  RULE 18 : IF agua IS medio AND gas IS bajo AND horas is bajo THEN diagnostico IS critico;
  RULE 19 : IF agua IS alto AND gas IS alto AND horas is alto THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 20 : IF agua IS alto AND gas IS alto AND horas is medio THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 21 : IF agua IS alto AND gas IS alto AND horas is bajo THEN diagnostico IS apropiado;
  RULE 22 : IF agua IS alto AND gas IS bajo AND horas is alto THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 23 : IF agua IS alto AND gas IS bajo AND horas is medio THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 24 : IF agua IS alto AND gas IS bajo AND horas is bajo THEN diagnostico IS defectuoso;
  RULE 25 : IF agua IS alto AND gas IS medio AND horas is alto THEN diagnostico IS critico;
  RULE 26 : IF agua IS alto AND gas IS medio AND horas is medio THEN diagnostico IS critico;
  RULE 27 : IF agua IS alto AND gas IS medio AND horas is bajo THEN diagnostico IS critico;

```

END_RULEBLOCK

1.2.5. Agregación de las salidas de las reglas y defusificación.

Este proceso consiste en unificar las salidas de todas las reglas, es decir, se combinan las funciones de pertenencia de todos los consecuentes previamente recortados o escalados, combinando un único conjunto difuso por cada variable de salida.

Para la defusificación se configuró la técnica denominada centroide, el cual permite calcular un valor tangible en base al conjunto que se obtuvo como resultado de la evaluación de las reglas.

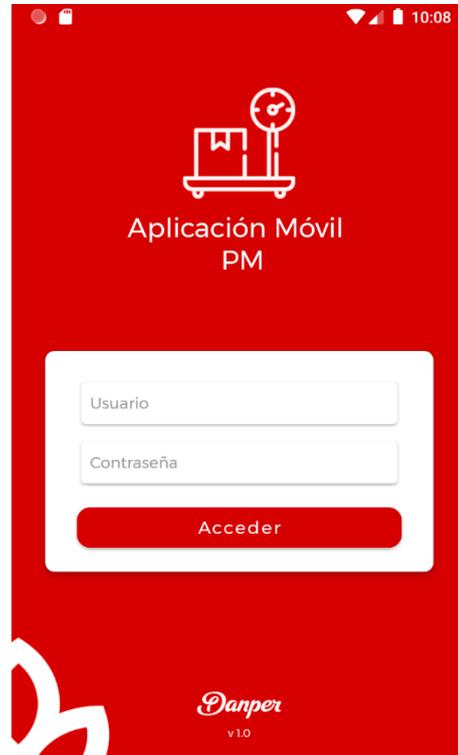
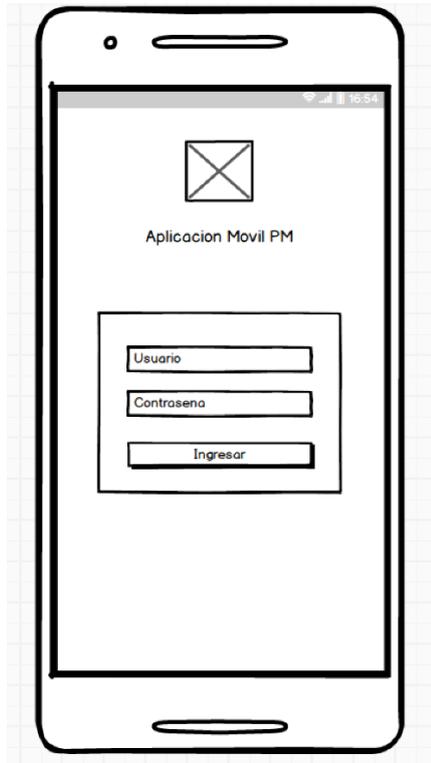
```

DEFUZZIFY diagnostico
  TERM defectuoso := trape 0 1 3 4
  TERM critico := trape 4 6 12 14;
  TERM apropiado := trape 12 14 18 20;
  METHOD : COG;
  DEFAULT := 0;
END_DEFUZZIFY

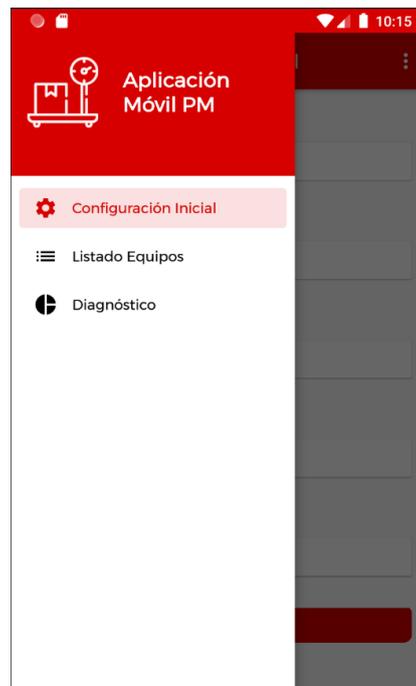
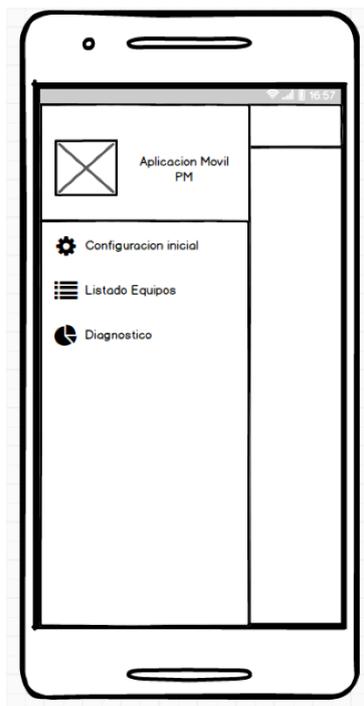
```

2. Aplicación Móvil

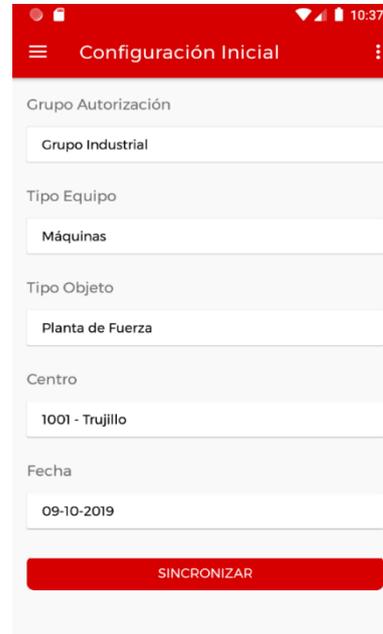
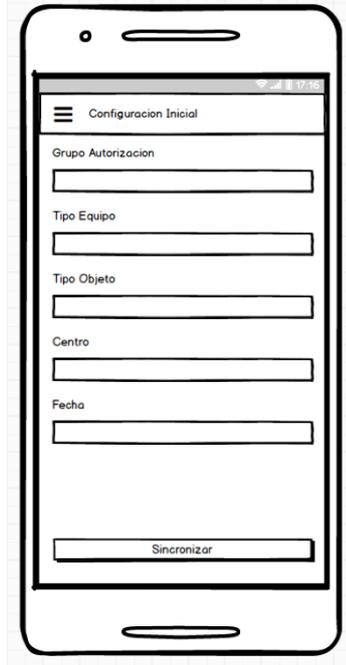
2.1. Login



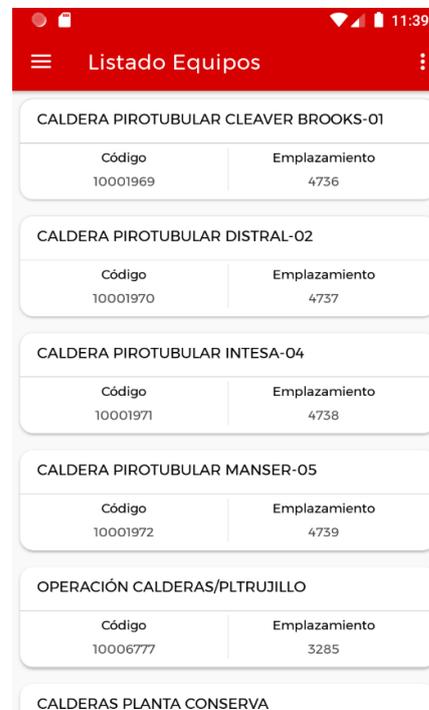
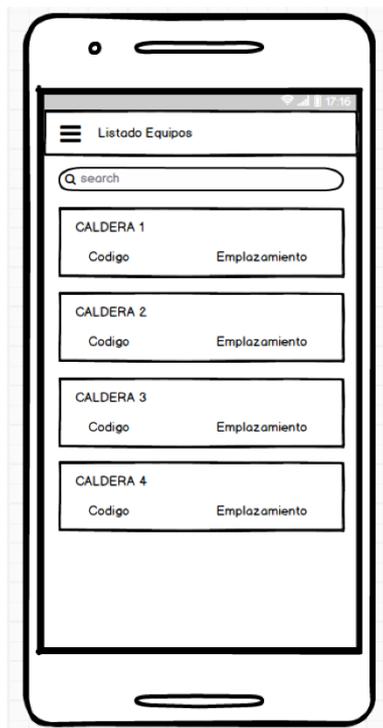
2.2. Menu



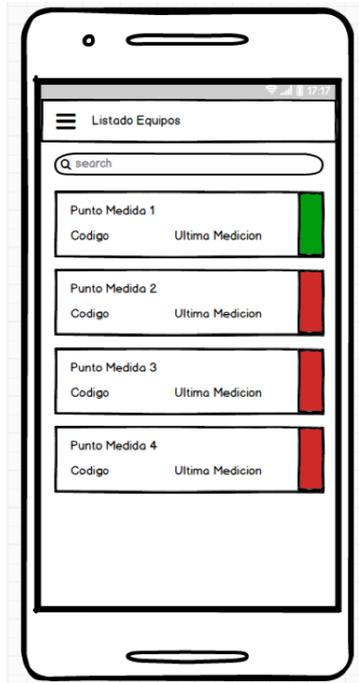
2.3. Configuración Inicial



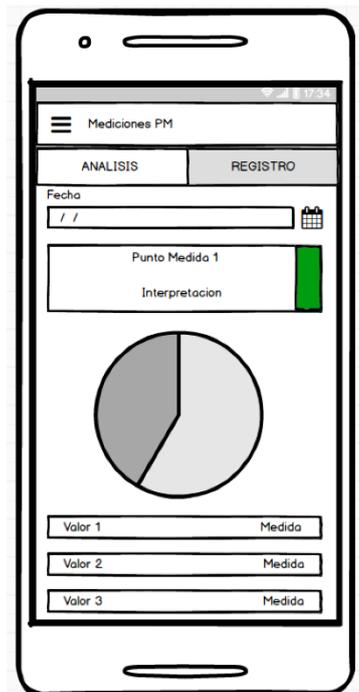
2.4. Listado de Equipos



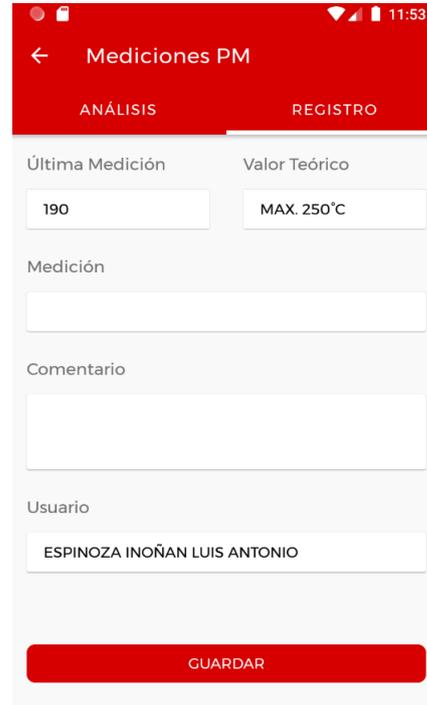
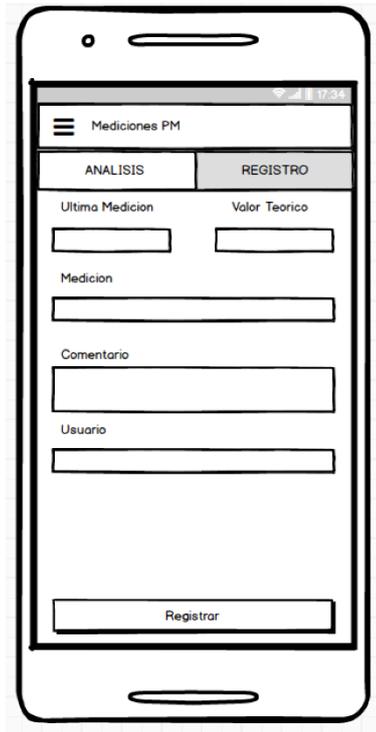
2.5. Listado de Puntos de Medida



2.6. Análisis de Punto de Medida



2.7. Registro de Punto de Medida



2.8. Diagnóstico

