

Proyecto Fin de Carrera

Ingeniería de las Tecnologías Industriales

Gestión Inteligente del Mantenimiento de activos de una Planta fotovoltaica. Implementación en la nube en un herramienta de la industria 4.0.

Autor: María de Lourdes Crespo del Castillo

Tutor: Adolfo Crespo Márquez

Dpto. Organización Industrial y Gestión de
Empresas I.

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Sevilla, 2020



Proyecto Fin de Carrera
Grado en Ingeniería en las Tecnologías Industriales

Gestión Inteligente del Mantenimiento de activos de una Planta fotovoltaica. Implementación en la nube en un

Autora:

María de Lourdes Crespo del Castillo

Tutor:

Adolfo Crespo Márquez

Catedrático

Dpto. de Organización Industrial
Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2020

Proyecto Fin de Carrera: Gestión Inteligente del Mantenimiento de activos de una Planta fotovoltaica.
Implementación en la nube en un

Autor: María de Lourdes Crespo del
Castillo

Tutor: Adolfo Crespo Márquez

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2020

El Secretario del Tribunal

A mi familia

A mis maestros

Índice de Tablas	1
Índice de Figuras	3
1 . Introducción y Objeto del Trabajo	5
1.1. <i>Motivación del proyecto</i>	5
1.2. <i>Objetivo del proyecto</i>	5
1.3. <i>Sumario del proyecto</i>	6
2 . Antecedentes	9
2.1. <i>La energía solar fotovoltaica</i>	9
2.1.1. <i>Introducción</i>	9
2.1.2. <i>Historia de la energía solar fotovoltaica</i>	9
2.1.3. <i>El efecto fotovoltaico</i>	10
2.1.4. <i>Instalaciones conectadas a red eléctrica</i>	11
2.1.5. <i>Elementos que conforman la instalación</i>	11
2.1.6. <i>Riesgo de pérdida de rendimiento</i>	13
2.2. <i>La Gestión del mantenimiento en un entorno de gestión de activos</i>	13
2.2.1. <i>introducción al modelo de gestión propuesto</i>	13
2.2.2. <i>Metodología en el diseño del modelo de gestión</i>	14
2.2.3. <i>Modelo de gestión y la transformación digital</i>	18
2.3. <i>Análisis de criticidad</i>	19
2.3.1. <i>Introducción al análisis de criticidad</i>	19
2.3.2. <i>El Método</i>	20
2.3.3. <i>Información requerida</i>	20
2.3.4. <i>Criterios de evaluación</i>	21
2.3.5. <i>Conclusiones</i>	21
2.4. <i>Análisis RCM (Reliability Centred Maintenance)</i>	21
2.4.1. <i>Introducción al análisis RCM</i>	21
2.4.2. <i>Objetivo del RCM y fases del proceso</i>	22
2.5. <i>Análisis CBM (Mantenimiento basado en la condición)</i>	23
2.5.1. <i>¿Qué es el análisis CBM?</i>	23
2.5.2. <i>Ventajas del análisis CBM</i>	23
2.5.3. <i>Bloques y esquema general para soluciones digitales CBM</i>	25
2.6. <i>SCADA</i>	25
2.6.1. <i>¿Qué es el SCADA?</i>	25
2.6.2. <i>Instauración del SCADA en la planta fotovoltaica</i>	26
2.6.3. <i>Objetivo del SCADA</i>	28
2.7. <i>ETL tools</i>	28
2.8. <i>Machine Learning</i>	30
2.8.1. <i>Redes neuronales artificiales (RNA)</i>	30
2.8.2. <i>Random Forest</i>	32
2.8.3. <i>Introducción a Random Forest. Antecedentes</i>	32
2.9. <i>Rapidminer</i>	34
2.10. <i>OPTIRAIL como Plataforma para la Gestión Inteligente del Mantenimiento</i>	36

2.10.1	Introducción a las Plataformas inteligentes de Gestión de Activos	36
2.10.2	Inicio del OPTIRAIL	36
2.10.3	Misión de OPTIRAIL	37
2.10.4	La herramienta OPTIRAIL	37
3	. Metodologías para el desarrollo de proyecto	39
3.1	<i>Introducción</i>	39
3.2	<i>Planta donde se Realiza el Caso de estudio</i>	40
3.3	<i>Estructura técnica</i>	40
3.4	<i>Análisis de criticidad</i>	41
3.5	<i>Selección del Sistema y definición del contexto operacional.</i>	44
3.5.1	Selección del Sistema objeto de estudio	44
3.5.2	Límites del Sistema y contexto operacional	44
3.5.3	Definición de los subsistemas que componen el Sistema de estudio	45
3.6	<i>Determinación de funciones del Sistema y de cada subsistema</i>	45
3.7	<i>Determinación de fallos funcionales</i>	46
3.8	<i>Análisis de modos de fallo, efecto de fallos y criticidad</i>	46
3.8.1	Análisis de modos de fallo	47
3.8.2	Determinación de los efectos perjudiciales y las consecuencias de los modos de fallo	48
3.9	<i>Políticas de mantenimiento</i>	61
3.10	<i>Asignación de señales a modos de fallo críticos</i>	71
3.10.1	Modos de fallo de criticidad alta	72
3.10.2	Modos de fallo de criticidad media	74
3.11	<i>Justificación de señales empleadas</i>	75
3.12	<i>Aplicación de técnicas de Machine Learning para la predicción de fallos</i>	82
3.12.1	Introducción y adaptación de datos	82
3.12.2	Variables del algoritmo	83
3.12.3	Datos disponibles de los inversores	84
3.12.4	Proceso de generación del algoritmo en Automodel	85
3.12.5	Experimentos con los algoritmos en Rapidminer	87
3.12.6	Conclusiones obtenidas del Algoritmo	90
4	. Puesta en producción de la herramienta de soporte a la gestión de activos en la nube	93
4.1	<i>Introducción</i>	93
4.2	<i>Inicialización de OPTIRAIL</i>	93
4.3	<i>Introducción de Datos en OPTIRAIL</i>	94
4.3.1	Definición de Estructura técnica	94
4.3.2	Análisis de criticidad en OPTIRAIL	95
4.3.3	Introducción y conexión de señales	97
4.3.4	Indicadores de riesgo	99
4.4	<i>Conexión real de señales</i>	100
4.5	<i>Introducción de la predicción de Rapidminer en OPTIRAIL</i>	102
5	. Resumen de Resultados y Conclusiones	105
	Referencias	107

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.4.1. Escala propuesta para los diferentes escalones en tasa de fallos	42
Tabla 3.4.2. Escala propuesta para los diferentes escalones de seguridad en la planta.	42
Tabla 3.4.3. Escala propuesta para los diferentes escalones de disponibilidad en la planta.	42
Tabla 3.4.4. Escala propuesta para los diferentes escalones de eficiencia en la planta.	43
Tabla 3.4.5. Escala propuesta para los diferentes escalones de coste de mantenimiento en la planta.	43
Tabla 3.6.1. Funciones componen el sistema objeto de estudio.	46
Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo.	49
Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos.	63
Tabla 3.10.1.1 Detección temprana de fallos para modos de fallo con criticidad Alta.	73
Tabla 3.10.2.1 Detección temprana de fallos para modos de fallo con criticidad Media	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1.4.1. Esquema básico de conexión de generador fotovoltaico a red eléctrica.	11
Figura 2.2.2.1. Proceso de Gestión de Mantenimiento	14
Figura 2.2.2.2. Conjunto de técnicas de soporte	15
Figura 2.2.31. Bloques básicos para soluciones avanzadas digitales de mantenimiento	18
Figura 2.3.2.1. Ejemplo de Matriz de criticidad	20
Figura 2.4.2.1. Esquema general del proceso RCM	22
Figura 2.5.3.1. Bloques básicos para soluciones avanzadas digitales CBM	25
Figura 2.6.2.1. Pantalla principal	27
Figura 2.6.2.2. Pantalla de control del SCADA	27
Figura 2.8.1.2.1. Esquema ilustrativo de una RNA	31
Figura 2.8.1.2.2. Funcionamiento básico de una neurona	31
Figura 2.8.3.1. Esquema de un algoritmo Random Forest	32
Figura 3.1.1. Diagrama de la metodología que se sigue durante el proyecto.	40
Figura 3.2.1. Planta solar “La Castilleja”, municipio de la Carlota, Córdoba.	40
Figura 3.3.1. Niveles de la estructura técnica de la planta solar fotovoltaica.	41
Figura 3.4.1. Matriz de criticidad obtenida de Excel con los datos de la planta.	43
Figura 3.5.2.1 Elementos, entradas y salidas que componen al sistema inversor.	45
Figura 3.9.1 Lógica de selección de políticas de mantenimiento.	62
Figura 3.12.1.1 Esquema general del Inversor.	83
Figura 3.12.1.2 Esquema de los modelos de los inversores de 1050 kW (izquierda) y de 1400 kW (derecha).	83
Figura 3.12.4.1 Primera pantalla de automodel con datos de los seis inversores.	85
Figura 3.12.4.2 Distribución en la variable Energy AC.	86
Figura 3.12.4.3 Distribución en la variable Yield Inverter.	86
Figura 3.12.4.4 Distribución en la variable Rendimiento.	87
Figura 3.12.5.1 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para aplicar a los datos del I1M2.	87
Figura 3.12.5.2 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2 (predicción rendimiento).	88
Figura 3.12.5.3 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2 (valor absoluto del error).	88
Figura 3.12.5.4 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6.	89
Figura 3.12.5.5 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6(predicción rendimiento).	89
Figura 3.12.5.6 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6(predicción frente a dato reales).	90

Figura 3.12.5.7 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6(error absoluto).	90
Figura 4.2.1 Pantalla principal de OPTIRAIL.	93
Figura 4.3.1.1 Pantalla de estructura técnica de OPTIRAIL.	94
Figura 4.3.2.1 Pantalla de análisis de criticidad de OPTIRAIL.	95
Figura 4.3.2.2 Pantalla de análisis de criticidad (segundo nivel) de OPTIRAIL.	95
Figura 4.3.2.3 Pantalla de análisis de criticidad (frecuencia de fallos) de OPTIRAIL.	96
Figura 4.3.2.4 Pantalla de análisis de criticidad (Umbrales de criticidad) de OPTIRAIL.	96
Figura 4.3.2.5 Pantalla de análisis de criticidad (Matriz de criticidad) de OPTIRAIL.	97
Figura 4.3.3.1 Pantalla de entrada de indicadores (1)de OPTIRAIL.	97
Figura 4.3.3.2 Pantalla de entrada de indicadores (2)de OPTIRAIL.	98
Figura 4.3.3.3 Pantalla de entrada de indicadores (3)de OPTIRAIL.	98
Figura 4.3.3.4 Pantalla de entrada de indicadores (4)de OPTIRAIL.	99
Figura 4.3.4.1 Pantalla de indicadores de riesgo (1)de OPTIRAIL.	99
Figura 4.3.4.2 Pantalla de indicadores de riesgo (2)de OPTIRAIL.	100
Figura 4.4.1 Inicio pantalla análisis de riesgo de OPTIRAIL.	100
Figura 4.4.2 Criterios del análisis de riesgo de OPTIRAIL.	101
Figura 4.4.3 Pantalla con resultados del análisis de riesgo de OPTIRAIL	101
Figura 4.5.1 Generación de indicador de riesgo en OPTIRAIL basado en Machine learning.	103

1. INTRODUCCIÓN Y OBJETO DEL TRABAJO

1.1. Motivación del proyecto

Este trabajo surge de unas prácticas extracurriculares realizadas en la empresa Magtel operaciones durante tres meses. El proyecto se basó principalmente en el estudio y análisis de plantas solares fotovoltaicas, y en la creación y perfeccionamiento de una herramienta que permitiese gestionarlas de una manera más eficiente. En concreto, el trabajo realizado durante las prácticas que tuvieron lugar en el periodo comprendido entre las fechas 1 de julio y 30 de septiembre de 2019, fue el siguiente:

- Definición, en este entorno, de la estructura técnica de la instalación objeto de estudio.
- Realización del análisis de criticidad de los elementos de la planta.
- Realización el análisis RCM del inversor y análisis CBM de los modos de fallo críticos seleccionados.
- Preparación de la información sobre modos de fallo y de las señales para su posible monitorización para su utilización en herramienta de CBM.
- Adaptación de la estructura de datos anterior a una plataforma en la nube para la gestión inteligente de activos.
- Identificación procedimiento o protocolo de conexión de señales. Prueba de las señales recibidas en tiempo real (streaming) desde la planta, en la aplicación.
- Redacción al completo del caso de uso.

Lo que se perseguía era el conocimiento en tiempo real de la condición de los elementos más críticos de la planta, para poder así gestionar su mantenimiento, una vez realizado el análisis de riesgo de aparición de cada uno de los modos de fallo, en ellos identificados.

Lo anterior es posible gracias a:

- El nivel de monitorización de las plantas, esto permite observar la condición de muchos equipos al mismo tiempo, y llegar así a conclusiones sobre su mantenimiento más rápidamente. La llegada de la digitalización implica que surgen nuevas necesidades y maneras de satisfacerlas, de modo que se gestionen de forma más eficientes los activos. Esto implica una formación renovada de los profesionales que se dedican al sector y la concienciación de que la nueva revolución industrial es inminente.
- La existencia de sistemas inteligentes para la gestión de los activos en la nube. En este proyecto se utilizó una herramienta denominada OPTIRAIL, que sirvió de plataforma para la integración de la información, su visualización y la gestión del mantenimiento de las plantas.

1.2. Objetivo del proyecto

Este proyecto tiene como objetivo principal poner en producción una herramienta de soporte a la gestión de activos de una planta solar fotovoltaica. La herramienta está en la nube, y es una herramienta integral, basada en técnicas de inteligencia computacional, para la mejora de la

gestión del mantenimiento de los activos de la planta.

Esto implica un avance, ya que permite conocer el sistema objeto de estudio y sus parámetros a tiempo real y de esta forma la detección temprana fallos.

La plataforma está dotada de una estructura de datos que permite (serán objetivos secundarios del proyecto la implementación en la herramienta de esta estructura de datos):

1. Definir la estructura técnica o funcional de la planta;
2. Definir la criticidad de los elementos del sistema al nivel de intervención seleccionado por la empresa para la gestión del mantenimiento de estos;
3. Definir los modos de fallos de los elementos críticos (análisis RCM)
4. Definir planes de mantenimiento tipo CBM (Condition Based Maintenance) para los modos de fallo críticos donde esto sea posible.
5. Implementar planes de CBM elaborados utilizando Machine Learning, con algoritmos de analítica predictiva y datos capturados y analizados previamente.
6. Conectar las señales en tiempo real para la puesta en explotación de la herramienta.

Una vez obtenida esta información, el mantenimiento tanto preventivo como correctivo si se diera el caso de un fallo, puede realizarse de manera mucho más precisa y eficaz.

Del estudio previo y los análisis realizados de la planta, se han obtenido las reglas necesarias para dotar a la herramienta de un nivel muy alto de información y detalle, y al obtener de manera automática los datos de la planta en tiempo real y eliminarse el factor humano de la ecuación para tratar los datos, se dota a la herramienta de un nivel de fiabilidad muy superior al que se podría aspirar si no fuera así.

En conclusión, el proyecto trata de desarrollar un marco inteligente que se basándose en el conocimiento, sirva de apoyo para la toma de decisiones en el campo de mantenimiento industrial.

1.3. Sumario del proyecto

Este proyecto se ha ido desarrollando en diferentes fases. Para su realización ha sido necesario el conocimiento a fondo del funcionamiento de las plantas solares fotovoltaicas y de sus principales elementos. Tras haberse realizado un estudio exhaustivo con los profesionales dedicados al mantenimiento de dichas plantas, se pudo comenzar con las primeras fases del proyecto.

En el segundo capítulo del proyecto se ha buscado toda la información previa que existía de las diferentes disciplinas aplicadas. Comenzando con la energía solar fotovoltaica, siguiendo en segundo lugar el estudio por la gestión de activos, posteriormente análisis de criticidad, análisis RCM y CBM, OPTIRAIL, SCADA y por último machine learning. Esto nos proporciona un punto de partida desde el cual comenzar el proyecto y el caso de estudio particular.

El tercer capítulo del proyecto entra de lleno en el caso de estudio. Esto conlleva un sistema determinado y la particularización de las diferentes metodologías mencionadas en el capítulo anterior. El proceso detallado es el siguiente:

- En primer lugar, tras obtener la estructura técnica de la planta, se realiza un análisis de criticidad de cada uno de los equipos que la conforman. De este análisis es posible obtener prioridades o jerarquías de procesos de los diferentes sistemas y equipos. De

esta manera se posibilita el diseño de una estructura que facilite la toma de decisiones de manera efectiva y acertada, puesto que se conoce cuáles son los elementos más críticos de la planta.

- Una vez se tiene la información que indique cuáles son los elementos con mayor riesgo de la planta, se selecciona el sistema y se define el contexto operacional en el que se va a trabajar. En este caso el sistema que se va a estudiar es el inversor ya que es el elemento más crítico de la planta según el análisis de criticidad. Se definen los subsistemas que componen al inversor y posteriormente se determina las funciones que realiza el sistema y cada uno de los subsistemas que lo componen.
- El siguiente paso es determinar los fallos funcionales del sistema, hay que saber cómo fallan cada uno de los sistemas y sus respectivos subsistemas. Tras esto, se realiza un análisis de los modos de fallos y de la criticidad de estos, para saber cómo afectan y cuáles son los efectos perjudiciales que se generan como consecuencia de estos fallos.
- Una vez se ha estructurado esta información se designan las políticas de mantenimiento que actualmente se siguen para cada uno de los modos de fallo detectados en el sistema principal y subsistemas. En este punto, se realiza un estudio de cada uno de los diferentes tipos de inversores que se encuentran en la planta para conocer cuáles son las alarmas y las señales que envían a la plataforma en los que están monitorizados, en este caso esta plataforma es SCADA. Estas señales a su vez se van a asignar a los modos de fallos críticos, en concreto se van a asignar a los que reportan un nivel de criticidad tanto medio como alto. Todas estas señales y alarmas se han recogido en una tabla en este proyecto dejando bien clara la información que aportan y su utilidad para detectar los modos de fallo, este punto es de vital importancia ya que conduce a la capacidad de predecir fallos, a la posibilidad de ver el estado de criticidad en el que se encuentran los equipos en remoto y a la aplicación, dependiendo de los resultados obtenidos, de unas políticas de mantenimiento u otras.
- Tras realizar el plan de mantenimiento y conocer a fondo el sistema, con ayuda de la herramienta Rapidminer se van a aplicar técnicas de machine Learning para la predicción temprana de fallos. En primer lugar, se introducen y filtran los datos en Rapidminer, identificando cuales son las variables que van a usarse en el algoritmo y cuáles son los datos disponibles de los inversores. En segundo lugar, usando Automodel (una de las aplicaciones de Rapidminer) se lleva a cabo un análisis para identificar cuál va a ser la variable que va a predecirse y cuál va a ser la técnica utilizada para ello, basando estas decisiones en el error de la predicción y el tiempo que tarda cada una de las técnicas en dar un resultado concreto.
- Con el estudio previo en Automodel ya realizado, se ha obtenido que se va a predecir el rendimiento (con un error del 1,2%) mediante redes neuronales artificiales (ANN) y por lo tanto se procede a experimentar en la propia herramienta de Rapidminer con los datos de distintos inversores y sus distintos módulos, entrenando el algoritmo con una serie de datos, y comprobándolo con otros. Estos experimentos aportan una serie de conclusiones, entre ellas la más destacable es el aumento notable del error absoluto o desviación entre el rendimiento real y la predicción de rendimiento antes de que se produzca una parada en el inversor, lo que se utilizará posteriormente para definir indicadores de riesgo.
- Con el proceso de machine Learning finaliza el tercer capítulo del proyecto, habiéndose obtenido hasta ahora todos los datos necesarios para realizar el plan de mantenimiento.

En el cuarto capítulo, se van a integrar todos estos conocimientos y datos obtenidos de la planta en una herramienta de soporte a la gestión de activos en la nube, OPTIRAIL.

- Lo primero que se hace en OPTIRAIL es la introducción de múltiples datos. Primeramente, hay que definir como está estructurada la planta, indicando cuales son los sistemas principales y sus subsistemas, y a su vez introducir los datos de esta en la herramienta. Posteriormente se inicia el análisis de criticidad, en el cual hay que definir los indicadores de fallos y sus respectivos umbrales de criticidad, asociándoles las ponderaciones estipuladas. En el momento en que la herramienta contenga esta información, generará la matriz de criticidad desde la que se puede acceder de una manera intuitiva a la información completa de cualquiera de los quipos.
- El siguiente paso es la introducción de las señales de la planta de las que se dispone gracias a SCADA, que es la herramienta de monitorización que se usa en esta planta en concreto. Con estas señales, en la sección de análisis de riesgo de la herramienta, se crean los indicadores de riesgo que determinan el riesgo de cada uno de los modos de fallo de los sistemas y subsistemas
- Seguidamente, para realizar la evaluación empírica del proyecto se han conectado dos variables a tiempo real en la herramienta, de las cuales se actualizan y registran los valores cada hora. Para esto se ha dispuesto de ayuda externa. De esta manera se comprueba que funcionan los indicadores de riesgo previamente definidos.
- Por último, se introduce la predicción del algoritmo obtenido en Rapidminer en la herramienta OPTIRAIL. Este proceso se puede llevar a cabo de manera eficiente gracias a la aplicación de redes neuronales de la nueva actualización de OPTIRAIL, la cual, al introducir en la herramienta los datos de las variables que se indiquen, esta aporta una predicción de la variable que se haya declarado como salida, en este caso la variable de salida que se quiere predecir es el rendimiento. Una vez se disponga del valor real del rendimiento y del valor de la predicción, se define un indicador “desviación” o “Error Absoluto” que es la diferencia entre ambas variables. A este indicador hay que añadirle unos umbrales de riesgo con una alarma asociada para predecir de forma temprana posibles anomalías de los equipos.

Una vez se han completado todas las etapas previas, se obtiene una herramienta para la gestión inteligente del mantenimiento en un entorno de gestión de activos y de este modo se alcanza el objetivo principal del proyecto.

El documento finaliza con un resumen de resultados y conclusiones en el capítulo 5, y con el listado de las referencias utilizadas en el Proyecto.

2. ANTECEDENTES

2.1. La energía solar fotovoltaica

2.1.1 Introducción

La energía solar es una de las de las energías renovables no contaminantes, también llamadas energías verdes o limpias, y constituye la principal fuente de vida en la tierra. Esta se basa en la captación de la luz y el calor emitidos por el sol. La radiación solar puede aprovecharse tanto por medio del calor que produce, como a través de la absorción de la radiación.

Dependiendo de la hora del día, la época del año y el lugar en el cual se esté midiendo la radiación, esta puede variar mucho. Sería una buena estimación decir que la potencia de la radiación es aproximadamente 1400 W/m^2 , pero una vez que atraviesa la atmósfera queda reducida a 1000 W/m^2 en la superficie terrestre. Esta potencia es conocida como irradiancia [1].

Se puede distinguir entre radiación directa y radiación difusa, ambas aprovechables tanto por separado como la suma de ambas. La radiación directa es la que llega directamente del foco solar, mientras que la difusa es la emitida por la bóveda celeste diurna gracias a los diversos fenómenos de reflexión y refracción solar en la atmósfera.

Existen distintos tipos de aplicaciones para la energía solar, la cual puede dividirse en dos grupos: energía solar de concentración y energía solar fotovoltaica, atendiendo al principio físico que aplican.

Se va a proceder con el estudio previo de la última rama mencionada, energía solar fotovoltaica, ya que en el proyecto que se va a realizar se trata de un estudio dentro de una planta solar fotovoltaica [2].

2.1.2 Historia de la energía solar fotovoltaica

El efecto fotovoltaico fue descubierto en el año 1839 por el francés Alexandre Edmond Becquerel (París, 1820 – París, 1891), el cual fue Físico investigador de la luminiscencia y la fosforescencia. Logró obtener una fotografía del espectro solar y finalmente descubrió el efecto fotovoltaico al percatarse de que algunos materiales cuando se exponían a la luz producían pequeñas cantidades de corriente eléctrica. Cinco años después de esto el ingeniero eléctrico Willoughby Smith descubrió el efecto fotovoltaico en sólidos y William Grylls Adams y R.E. Day produjeron la primera célula fotovoltaica de selenio [3].

En 1883 el inventor norteamericano Charles Fritts construye la primera celda solar la cual obtuvo una eficiencia del 1%. La primera celda solar fue construida utilizando como semiconductor el Selenio con una capa de oro muy fina y delgada. Debido al elevado coste de esta celda tuvo utilidades diferentes a la cuál era la inicial, ósea la producción de electricidad. Las aplicaciones principales fueron para los sensores de luz en la exposición de cámaras fotográficas. La celda que se utiliza hoy en día para las

placas fotovoltaicas es de silicio, y es una derivada de la patente del inventor de origen norteamericano Russell Ohl (la cual construyó en el año 1940 y patentó en el 1946). Un punto de inflexión, lo que se llamó época moderna de la celda de silicio llegó en 1954 en estados unidos, de la mano de los laboratorios Bells. Por accidente, cuando estaban experimentando con algunos semiconductores se percataron de que el silicio si tenía impurezas, por lo que era muy sensitivo a la luz.

Algunas empresas entre 1955 y 1957 empezaron a comercializar células basadas en semiconductores de silicio para diferentes tipos de aplicaciones, pero principalmente centrándose en las de tipo espacial o militar. Una apunte que se debe tener en cuenta es que en esta época es que el rendimiento de las celdas de silicio era muy bajo, aproximadamente un diez por ciento, con lo cual es costo de la energía producida era muy elevado [4].

Actualmente, la energía solar fotovoltaica es utilizada para generar electricidad de forma aislada y en pequeñas cantidades. Se usan diferentes tipos de materiales dependiendo del tipo de aplicación que vaya a tener. Entre estos materiales que se usan tenemos, por ejemplo: silicio monocristalino, silicio amorfo, telurio de cadmio, CIGS... Hoy en día se siguen investigando nuevos materiales para que el rendimiento de la célula sea mayor [5].

2.1.3 El efecto fotovoltaico

El efecto fotovoltaico es la base del proceso en el que la célula fotovoltaica convierte en electricidad la luz solar. Cuando los fotones de la luz solar inciden sobre la célula, estos pueden ser reflejados o absorbidos, estos últimos son los que generan electricidad. Cuando un fotón es absorbido por la célula, la energía del fotón se transfiere a un electrón de un átomo de esta. Con la nueva energía adquirida, el electrón es capaz de escapar de su posición normal asociada con un átomo para formar parte de la corriente en un circuito eléctrico.

Se sabe pues que las células fotovoltaicas convierten la energía solar en energía eléctrica. Un apunte que ha de ser tenido en cuenta, ya que tiene una gran relevancia es el rendimiento de conversión, que refleja la proporción de luz solar que la célula convierte en energía eléctrica, esto es fundamental en los dispositivos.

Las células fotovoltaicas se encapsulan y se montan sobre estructuras soporte, formando así los módulos fotovoltaicos. Estos deben suministrar electricidad un cierto voltaje (normalmente son o 12V o 24V), aunque también hay que tener en cuenta que la corriente que se está produciendo depende mucho del nivel de insolación. Los módulos son muy duraderos y fiables ya que protegen a las células de las condiciones del medio [6].

Cuando un módulo no es suficiente para abastecer la demanda de energía, se pueden conectar dos o más módulos formando así un generador fotovoltaico. Los generadores producen corriente continua y pueden estar conectados en serie o en paralelo para así poder producir cualquier tipo de combinación existente de corriente y tensión. Un generador fotovoltaico necesita más elementos, (los cuales componen un sistema) para poder realizar tareas como iluminar un barrio de cualquier ciudad.

Para los sistemas fotovoltaicos la clasificación más interesante sería dividirlos en autónomos y conectados a la red eléctrica. En concreto en este proyecto se trata de un

sistema conectado a la red eléctrica, de manera que la información será referente a este tipo de sistemas de aquí en adelante [7].

2.1.4 Instalaciones conectadas a red eléctrica

De todos los generadores fotovoltaicos en funcionamiento, más de un 90% están conectados a la red eléctrica y vierten en ella la producción energética obtenida. Cada vez un número de personas y empresas mayor están instalando sistemas fotovoltaicos conectados a la red lo que promueve este tipo de energía limpia. Para conectarse a la red es necesario el uso de un inversor, que convierte la energía de corriente continua a corriente alterna, monitoriza el sistema y lo desconecta de la red en caso de que existiera alguna anomalía. Existen dos maneras de conectarse a la red: facturación neta, la cual solo vierte en la red los excedentes del consumo propio de la electricidad y tarifa fotovoltaica, que vierte el 100% de la energía producida [8].

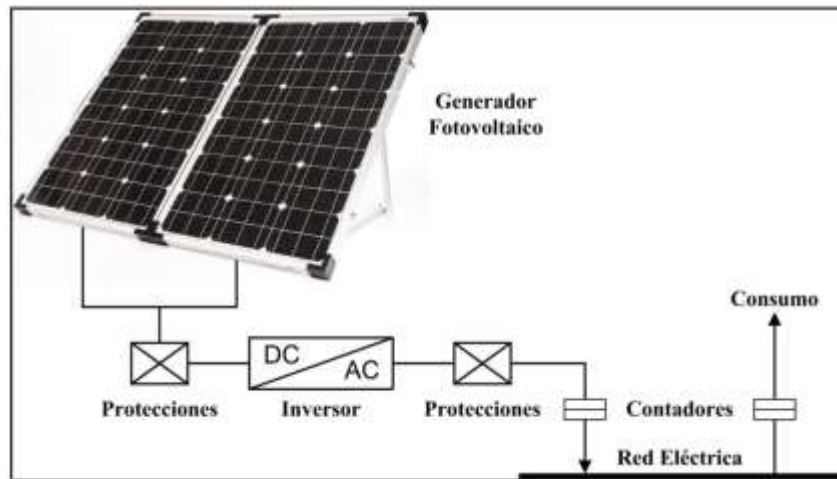


Figura 2.1.4.1. Esquema básico de conexión de generador fotovoltaico a red eléctrica

2.1.5 Elementos que conforman la instalación

Una instalación o parque fotovoltaico, consta de unos elementos principales comunes. Toda instalación va a disponer de estos elementos ya que sin ellos el funcionamiento de la planta no sería posible. A continuación, se hará una breve descripción de cada uno de ellos.

2.1.5.1 Generador fotovoltaico

El generador fotovoltaico es el encargado de transformar la energía solar en energía eléctrica. Lo constituyen paneles solares, los cuales a su vez están formados por células iguales conectadas entre sí, ya sea en serie, en paralelo o de las dos maneras, para conseguir ajustar al valor deseado la corriente y la tensión. Los paneles aparte cuentan con más elementos que protegen a las células de agentes externos, las fijan a las estructuras y les permiten conectarse a la red.

2.1.5.2 Inversor

Este equipo se encarga de transformar la energía que recibe en forma de corriente continua del generador fotovoltaico en corriente alterna para que pueda ser vertida en la red. Los datos más importantes de los inversores y que por lo tanto son los que los caracterizan son la tensión de entrada, la cual tiene que estar adaptada a generador, la potencia máxima que este puede proporcionar y la eficiencia que tiene durante su funcionamiento, la cual es la relación entre la potencia de entrada y la potencia de salida.

Los inversores deben tener una eficiencia alta ya que, si no se esta perdiendo energía, deben tener medidas de seguridad contra cortocircuitos y sobrecargas. También tienen que incorporar rearme y desconexión automáticos. Admitir demandas instantáneas de potencia mayores del 150% de su potencia máxima, cumplir con los requisitos, que establece el Reglamento de Baja Tensión, baja distorsión armónica, bajo consumo, aislamiento galvánico y sistema de medidas y monitorización.

2.1.5.3 Equipo de Medida

Lo que consigue este equipo es controlar la energía que se genera y que por tanto se está volcando en la red de una forma numérica. De esta manera se pueden facturar los precios acordados a la compañía.

2.1.5.4 Estructura de soporte de placas

Hay distintos tipos de estructuras dependiendo del número de paneles que se quieran sujetar. El bastidor es una parte importante de esta estructura ya que es el encargado directo de sujetar los paneles, por tanto, deberá soportar como valor mínimo una velocidad del viento de ciento cincuenta kilómetros/hora.

Para anclar los paneles al suelo se usa hormigón y tornillos de rosca de acero inoxidable.

2.1.5.5 Caja general de protección

La caja general de protección o CGP es una caja de material aislante que aloja en su interior los elementos de protección de las líneas generales de alimentación de una instalación eléctrica. La CGP conecta los puntos de consumo eléctrico o clientes a la red de la empresa distribuidora, normalmente en baja tensión.

Además de realizar físicamente la conexión, delimita la propiedad y responsabilidad entre la empresa distribuidora y el cliente, y contiene fusibles para evitar que averías en la red interior de estos se extiendan a la red de la distribuidora y, por tanto, que afecten a otros clientes.

2.1.5.6 Puesta a tierra

La puesta a tierra limita dentro de una instalación las tensiones que pueden darse en los componentes metálicos evitando que exista riesgo o averías dentro del sistema.

2.1.5.7 Cableado

El cableado se encarga de conectar todos los elementos del sistema, por lo tanto, debe de ser de materiales de muy alta calidad para que sea fiable y duradero. Tiene que

cumplir también un reglamento técnico de baja tensión.

El cableado que se utilice debe de tener también una última capa de recubrimiento o protección que lo proteja de todo tipo de agentes externos que puedan afectarle [9].

2.1.6 Riesgo de pérdida de rendimiento

Un sistema fotovoltaico está compuesto por un elevado número de componentes, los cuales, cada uno de ellos presenta un grado de vulnerabilidad diferente. Su fiabilidad depende de diversos factores, algunos tales como la temperatura, potencia... Por otra parte, puede variar de una manera considerable y con bastante velocidad la alimentación del sistema fotovoltaico por causa de la variación brusca de las condiciones ambientales. Este tipo de condiciones aumentan el estrés del sistema siendo muchas veces responsables del acortamiento de los ciclos de vida operativos. Otro motivo de pérdida de rendimiento son los flujos de potencia inversa que pueden dar lugar a picos de tensión. Cuando ocurre este fenómeno, puede afectar de manera directa a la instalación provocando hasta la parada o desconexión del parque, a su vez causar daños externos provocando fluctuaciones en la red.

Esto afecta de manera directa a las redes donde los parques fotovoltaicos se integran, de modo que el riesgo de incremento de los costes tanto de mantenimiento como de la energía es considerablemente mayor. Debido a esto surge la necesidad de implementar nuevas metodologías para controlar y cuantificar el riesgo de los sistemas fotovoltaicos. Este proceso empieza con un análisis del sistema para estudiar qué elementos son más críticos.

2.2. La Gestión del mantenimiento en un entorno de gestión de activos

2.2.1. introducción al modelo de gestión propuesto

Se recogen en este apartado los antecedentes del modelo de gestión de mantenimiento utilizado en el trabajo. Se trata de un modelo consolidado de éxito, que consta de herramientas metodológicas claramente definidas y del que se tiene experiencia práctica sobre su implantación en grandes corporaciones y redes de distribución de servicios.

Al mismo tiempo, en este trabajo el modelo ha servido para dar respuesta a la necesidad de una verdadera transformación digital en la gestión de activos en la empresa. Se ha tomado como base para el desarrollo de un conjunto de soluciones de integración de los sistemas de información, que permiten un aumento en el empleo de la analítica predictiva y el desarrollo de nuevos procesos internos que serán propuestos para optimizar el mantenimiento y la gestión de activos.

El modelo de referencia está compuesto de 8 fases [10] que permiten ordenar y estructurar la identificación y el tratamiento de los puntos clave de esta gestión. Al mismo tiempo permite utilizar de forma coherente las técnicas más potentes de la ingeniería de fiabilidad y mantenimiento. Por último, hace posible la conexión de todos los desarrollos y procesos generados con un enfoque práctico de digitalización de los resultados obtenidos.

2.2.2. Metodología en el diseño del modelo de gestión

El modelo integra una amplia variedad de modelos de gestión encontrados en la literatura hasta la fecha y consta de 8 fases que distinguen y caracterizan las acciones concretas a seguir en los diferentes pasos del proceso de gestión de mantenimiento. Es un modelo secuencial, dinámico y en bucle cerrado que intenta caracterizar de forma exacta el curso de las diferentes acciones a realizar en el proceso de gestión para asegurar la eficacia, la eficiencia y la mejora continua del mismo.

Como se muestra en la Figura 2.2.2.1, las tres primeras fases permiten definir la eficacia de la gestión. En estos módulos se definen los objetivos, estrategias y responsabilidades de mantenimiento, la jerarquización de los equipos y el análisis de los puntos débiles de los equipos de alta criticidad. Las dos fases siguientes permiten definir las acciones para planificar y programar los planes de mantenimiento, incluyendo la capacidad de recursos de la organización de mantenimiento. Las fases sextas y séptimas están dedicados a la evaluación y control del mantenimiento y del coste de los activos a lo largo del ciclo de vida. La octava fase permite realizar las acciones necesarias para asegurar la mejora continua de la gestión.

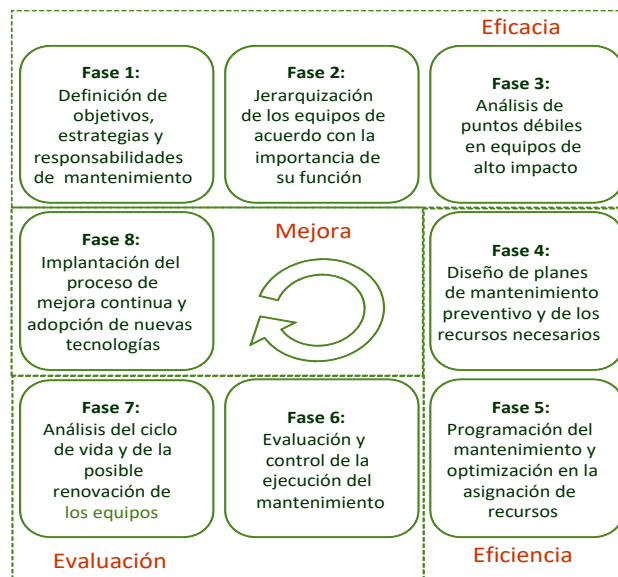


Figura 2.2.2.1. Proceso de Gestión de Mantenimiento [10]

Para dotar de operabilidad a este modelo de gestión, además del proceso descrito con las diferentes fases, es necesario un conjunto de herramientas que se agrupan en lo que se denomina estructura de soporte o marco de referencia de gestión. Este marco de referencia de gestión comprende un conjunto de metodologías y técnicas que facilitan el proceso de toma de decisiones en cada una de las fases del proceso.

En la Figura 2.2.2.2 se presentan algunas herramientas, metodologías y técnicas de ingeniería comerciales relacionadas con las áreas de Ingeniería de Mantenimiento y Confiabilidad, herramientas que encajan dentro de cada una de las 8 fases del modelo.

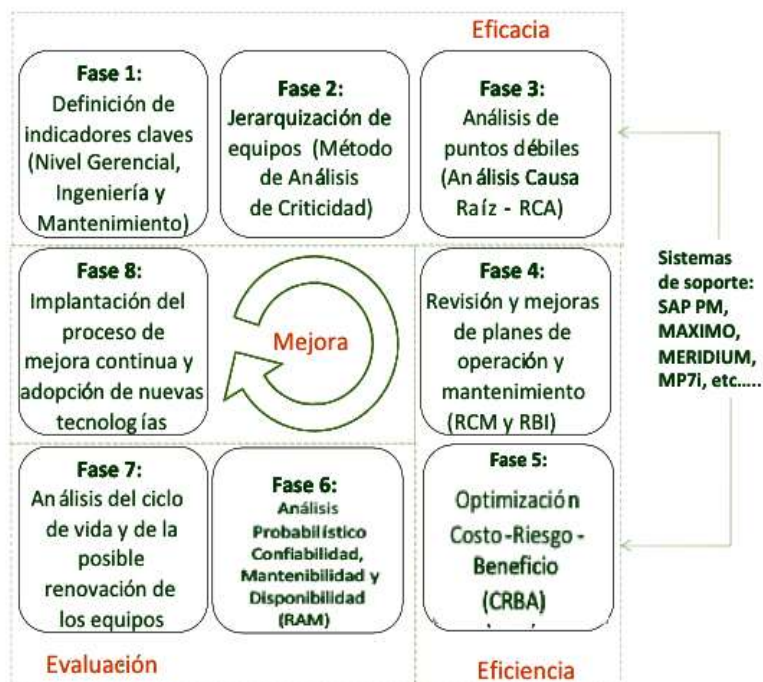


Figura 2.2.2.2. Conjunto de técnicas de soporte [10]

A continuación, se introduce brevemente cada técnica propuesta y se discute cómo puede ayudar a los procesos de toma de decisiones que tienen lugar en la etapa del proceso en la que se propone su utilización. De esta forma se caracteriza la estructura de soporte del modelo de gestión.

- Fase 1. Técnicas para definir la estrategia de gestión de mantenimiento. Para asegurar la no inconsistencia de los objetivos operacionales de mantenimiento y de la estrategia con los objetivos generales de negocio, se puede introducir e implementar en el sector de mantenimiento técnicas como el Cuadro de Mando Integral (The Balanced Scorecard –BSC). El BSC es específico para cada organización en el cual se desarrolla, permitiendo la creación de un conjunto de indicadores de rendimiento (KPIs) para medir el desempeño de gestión de mantenimiento. Estos KPIs están alineados con los objetivos estratégicos de la organización. A diferencia de otras medidas convencionales que están orientadas al control, el BSC pone en el centro de su análisis la estrategia global y la visión del negocio, enfatizando el logro de un conjunto de metas en el rendimiento de la organización. Las metas por alcanzar son definidos mediante un proceso participativo por personal interno y externo al mantenimiento, directivos de la empresa y personal considerado clave en las unidades operativas de la función de mantenimiento. De esta manera, las medidas de rendimiento de la función de mantenimiento se asocian con éxito de la organización al completo.
- Fase 2. Técnicas para jerarquizar los activos de producción. Una vez definidos las estrategias y objetivos de mantenimiento, un elevado número de técnicas cualitativas y cuantitativas ofrecen una base sistemática sobre la cual fundamentar las decisiones con relación a la clasificación de los activos productivos en base a la importancia de su función para logro de los objetivos de negocio. Una gran parte de las técnicas cuantitativas utilizan un tipo de variación de un concepto clave en esta fase, siendo este concepto la evaluación

probabilística del riesgo y la obtención del número / índice probabilístico de riesgo del activo (PRA/PRN). En primer lugar, hay que analizar los activos con mayor índice. Desafortunadamente, en la mayor parte de los casos no un registro del histórico de datos para poder obtener estos índices, pero el grupo de mantenimiento puede necesitar un tipo de evaluación sobre la cual fundamentar la toma inicial de decisiones. Técnicas cualitativas pueden ser utilizadas para poder garantizar niveles iniciales adecuados de efectividad en las operaciones de mantenimiento. Una vez definida las prioridades de los activos, hay que definir una estrategia concisa de mantenimiento a aplicar a cada categoría de activo. Dicha estrategia sería actualizada con el paso del tiempo a partir de dicho momento. Una de las funciones de las técnicas de Análisis Coste Riesgo Beneficio (ACRB) es, reduciendo al mínimo el riesgo para el negocio, descargar las actividades de mantenimiento preventivo que se realicen inicialmente sobre activos que no sean críticos. Se debe llevar a cabo un registro de este procedimiento debido a que es fundamental de cara a la eficacia del presupuesto del mantenimiento.

- Fase 3. Herramientas para eliminar los puntos débiles en equipos/sistemas de alto impacto. En activos clasificados como críticos, es conveniente analizar posibles fallos repetitivos y crónicos con una frecuencia de ocurrencia elevada antes de desarrollar las acciones necesarias a incluir en los planes de mantenimiento. Si es posible de localizar y erradicar la causa de dichos fallos, se puede ofrecer un elevado retorno inicial a la inversión en el programa de gestión de mantenimiento. Esto facilita el acometimiento de las diferentes fases sucesivas de análisis y diseño de planes de mantenimiento, que requieren de una inversión considerable de tiempos y recursos. Para realizar el análisis de puntos débiles en activos críticos existen diferentes métodos, siendo uno de los más conocidos el análisis de causa raíz de fallos (Root Cause Failure Analysis - RCFA). Este método se basa en un conjunto de acciones tomadas para localizar la causa originaria de un modo de fallo concreto y cómo corregirla. La clasificación de las causas por las cuales aparece un fallo es triple: física, humana o latente. La causa física es la explicación técnica de la razón por la cual el componente físico ha fallado, es decir, permite identificar el componente físico que falla. Las acciones humanas que derivan en las causas físicas del fallo son conocidas como causa humana. En último lugar, las causas latentes se componen de aquellas deficiencias por parte de la organización y de la gestión desarrollada que origina la aparición de errores humanos que no son corregidos en el tiempo (fallos en sistemas y procedimientos). La mayor preocupación en esta etapa de gestión del mantenimiento que se va a considerar, son las causas latentes del fallo.
- Fase 4. Soporte para la correcta definición de un plan adecuado de mantenimiento preventivo. El diseño del plan de mantenimiento preventivo de un determinado sistema requiere la identificación de funciones y la forman en la que dichas funciones dejan de cumplirse. Además, hay que establecer una serie de tareas efectivas y eficientes de mantenimiento, basadas en consideraciones relativas a la seguridad y la economía del sistema. El Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad (Reliability Centered Maintenance - RCM) es un método formal para la consecución de dicho objetivo. Como resultado, el RCM permite diseñar programas de mantenimientos basados en condición (CBM) sobre los modos de

fallos de aquellos activos clasificados como más importante para el negocio. Para ello, habrá que definir las frecuencias de inspección y las tecnologías a utilizar para tratar cada uno de dichas actividades, determinar los responsables etc.

En la presente fase, otra técnica utilizada es el Análisis de Tareas de Mantenimiento (MTA), método alternativo al RCM para la identificación de tareas de mantenimiento. Esta técnica parte del análisis de las diferentes tareas de mantenimiento en curso que tiene lugar en la empresa y del histórico de fallos. Esto permite mejorar de forma rápida y sencilla los programas de mantenimiento preventivo, sin la necesidad de realizar un análisis inductivo global, como ocurre en el RCM. Se aplicará a los activos de una criticidad inferior (No llegan a ser críticos).

- Fase 5. Técnicas de optimización para la mejora de las tareas de mantenimiento y de los recursos necesarios para su ejecución. La optimización de los planes y tareas de mantenimiento puede realizarse para mejorar la eficiencia y la eficacia de las políticas de mantenimiento resultantes del plan y de las tareas programadas inicialmente. Los horizontes temporales de los análisis condicionan los modelos a aplicar. Los enfoques analíticos, empíricos y de modelado son muy diversos. La complejidad es del problema es ocasionalmente elevada y obliga a considerar ciertas suposiciones para simplificar la resolución analítica de los modelos. Otro aspecto por abordar a parte de la optimización de los programas es la optimización de los recursos, en concreto los recursos de mantenimiento, pudiendo convertirse en elementos de elevada criticidad para la gestión. En consecuencia, es imperativo formalizar la selección de los repuestos críticos y de las técnicas para una gestión correcta.
- Fase 6. Control y supervisión de las operaciones de mantenimiento. La realización de las tareas de mantenimiento, cuando han sido diseñadas, planificadas y programadas como se ha indicado en las fases anteriores, han de ser evaluadas y, al mismo tiempo, controlar las desviaciones para asegurar de manera continua una consecución de los objetivos de negocio y los valores establecidos para los KPIs de mantenimiento escogidos por la organización. Una gran parte de los KPIs, se construyen o se componen a partir de otro conjunto de indicadores técnicos y/o económicos de un nivel inferior. En consecuencia, es necesario asegurar una captura de datos pertinente por parte de la organización y una agregación/desagregación correcta según el nivel de análisis de las operaciones de mantenimiento requerido.
- Fase 7. Instrumentos para el análisis de costes de ciclo de vida del activo y para su control. Un análisis de costes de ciclo de vida permite calcular el coste de un activo a lo largo de su vida útil. Un análisis frecuente que se realizan sobre los activos puede incluir costes de investigación y desarrollo, operación, planificación, mantenimiento, producción y retirada del equipo. Los costes de adquisición del equipo suelen ser fácilmente intuitivos, pero el análisis de costes de ciclo de vida varía en función de los costes derivados de la fiabilidad. Los costes de ciclo de vida han de asociarse al cálculo de los índices de salud de los activos de mayor relevancia en las instalaciones. Los índices de salud permiten evaluar de una forma objetiva el deterioro de los activos en relación con su tiempo operativo, ofreciendo una información fiable para establecer la revisión de los programas de

mantenimiento definidos y la ordenación de proyectos de renovación de activos una vez que dichos activos alcanzan su vida útil.

- Fase 8. Técnicas para la mejora continua del mantenimiento. La mejora continua de la gestión de mantenimiento es posible utilizando tecnologías y técnicas punteras y emergentes en áreas consideradas de alto impacto, como los resultados de estudios que se han realizado en fases anteriores del proceso de gestión propuesto. A raíz de nuevas tecnologías en el ámbito del mantenimiento, el concepto “e-maintenance” promueve el beneficio obtenido por el uso de nuevas tecnologías en el dominio de la información y comunicación, para desarrollar y crear entornos corporativos y distribuidos multi-usuario. El concepto “e-maintenance” se puede definir como un soporte al mantenimiento incluyendo los recursos, servicios y gestión necesarios para poder realizar un proceso proactivo de tomas de decisiones en el mantenimiento. Este soporte además de incluir tecnologías de tipo Internet (Web-based, Wireless, etc.) incluye actividades de tipo “e-maintenance” (operaciones y procesos) y “e-monitoring”, “e-diagnosis”, “e-prognosis”, etc. La participación del personal de mantenimiento dentro del proceso de mejora es un factor crítico para el éxito, siendo complementario a las nuevas tecnologías para el mantenimiento. Técnicas simples que permitan involucrar a los operadores en la ejecución de tareas de mantenimiento como los niveles más altos de conocimiento y experiencia serán fundamentales para lograr los niveles de calidad de mantenimiento más altos y la eficacia total del equipo.

2.2.3. Modelo de gestión y la transformación digital

El manejo de información que se manifiesta en los procesos de gestión de activos, como es el de gestión del mantenimiento, es complejo. La digitalización de estos procesos sólo se puede realizar si se ejecuta de manera ordenada, junto con una estructura de datos bien diseñada. La metodología propuesta es un marco de referencia que posibilita el acceso y la capacidad de ordenar la información de cualquier tipo de solución avanzada y digital para la toma de decisiones en mantenimiento [11].

La Figura 2.2.3.1 muestra un esquema con los bloques básicos a definir para soluciones avanzadas digitales de mantenimiento (en la figura se habla de gestión de activos) en cada una de las fases del proceso de gestión de mantenimiento [8].

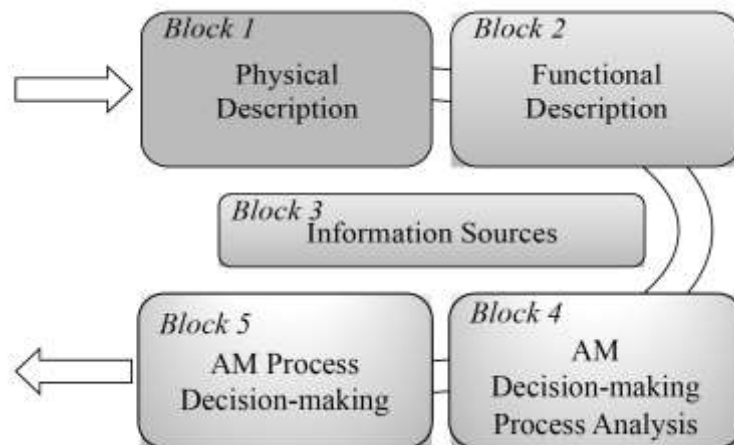


Figura 2.2.3.1 Bloques básicos para soluciones avanzadas digitales de mantenimiento [8]

Las principales características de este esquema son las siguientes:

- Define los bloques básicos de análisis a tratar de manera específica al proponer una solución digital y avanzada de gestión de mantenimiento. Esta diferenciación en bloques permite obtener un análisis mucho más detallado y facilitan la composición del modelo de datos.
- Facilita la interpretación de las diferentes técnicas de monitorización y de los resultados dentro de un proceso orientado a la toma de decisiones de mantenimiento.
- Ofrece la oportunidad de tratar cualquier solución digital para la gestión del mantenimiento de activos: Por ejemplo: AC, ACR, ACRB, RCM, CBM, AHM (Asset Health Management) etc. y dentro de cada una de ellas, cualquier fuente de información disponible y/o técnica analítica aplicable.
- La estructura propuesta es ampliamente útil como modelo para el registro y análisis de la información generada por estas soluciones una vez que han sido implementadas.

A través de esta secuencia de bloques y su representación conceptual (que se puede hacer con detalle en un lenguaje tipo UML), cualquier aplicación de Gestión de Activos se puede desarrollar con diferentes funcionalidades, siguiendo sus conceptos y relaciones como estándar y facilitando su implementación computacional de forma sostenible.

La clave de este modelo de datos es vincular los elementos de la estructura física y los elementos lógicos funcionales e identificar los parámetros necesarios para analizar cada toma de decisiones, proporcionándole a la misma un apoyo preciso.

El resultado perseguido con la implementación del marco será lograr un mejor análisis de problemas, recopilar e incorporar conocimientos expertos, mejorar y automatizar la toma de decisiones y aumentar el valor de las decisiones como mejora continua.

2.3. Análisis de criticidad

2.3.1 Introducción al análisis de criticidad

El análisis de criticidad es una metodología que permite identificar la importancia que tiene cada activo para que el negocio cumpla con sus objetivos. Proporciona una lista de elementos con su nivel relativo de importancia y generalmente se usa la siguiente clasificación para asignar criticidad a los activos:

1. Criticidad Alta.
2. Criticidad media.
3. Criticidad Baja.

Cuando se haya obtenido la información de cuáles son las zonas y elementos más y menos críticos es más sencillo realizar un estudio o una estrategia que permita mejorar la seguridad de funcionamiento de los activos. Los criterios principal y generalmente asociados al análisis de criticidad son ambientes, producción, seguridad, costo operacional, costo de mantenimiento, tiempo de reparación y tasa de fallos principalmente. Existe una ecuación matemática que relaciona todos estos criterios y

de esta manera nos va proporcionando la criticidad de cada elemento que evaluamos. La lista obtenida permite focalizar el esfuerzo y planificar las prioridades estratégicamente [12, 13].

2.3.2 El Método

Se trata de establecer un método que ayude en la determinación de la jerarquía de manera que permita subdividir los elementos en secciones controlables y auditables. La criticidad se puede expresar con la siguiente fórmula si se observa desde un punto matemático el problema [14]:

$$\text{Criticidad} = \text{consecuencia} * \text{frecuencia}$$

Con frecuencia se hace referencia a la frecuencia de fallos, o a la de que el sistema falle en un periodo de tiempo establecido. Para determinar de una manera más clara la criticidad de un equipo o una unidad se usa la matriz de frecuencia por consecuencia de fallo o **matriz de criticidad**. En uno de los ejes se representa la frecuencia de fallos y en otro las consecuencias en las unidades o equipos que sucederán si el fallo se produce. La matriz tiene un código de colores lo cual permite identificar de manera bastante intuitiva la mayor o menor intensidad del riesgo.



Figura 2.3.2.1 Ejemplo de Matriz de criticidad

2.3.3 Información requerida

Lo ideal sería disponer de datos estadísticos de los sistemas que se están evaluando que sean precisos y lo más exactos posibles. Sin embargo, por el contrario, observándola mayoría de las situaciones reales, lo más usual es no disponer de este tipo de datos, se suele disponer de un histórico de datos, pero de calidad cuestionable la mayoría de las veces. Lo primordial es saber que la información requerida para el análisis de criticidad está referida a frecuencia de fallos y sus consecuencias.

Para obtener la información necesaria para realizar el análisis, el paso inicial es crear un equipo natural de trabajo. Este equipo tiene que estar integrado por un experto en análisis de criticidad (es quien dirige la actividad) y el personal de las organizaciones que estén involucradas en el estudio. Este personal tiene que conocer el sistema a la perfección, y tiene que haber personal de todos los estratos de la organización, ya que cada uno tiene un nivel particular de conocimiento y una diferente visión del negocio.

Mientras el número de personas que estén involucradas en el análisis sea mayor, se tendrá un mayor número de puntos de vista y se evitará la parcialización de los

resultados, además, al haber participado en el análisis, el personal acepta con mayor facilidad los resultados obtenidos ya que su opinión se ha tenido en cuenta.

2.3.4 Criterios de evaluación

Cada uno de los criterios que se emplean en el análisis de criticidad tienen una puntuación diferente ya que no son todos igual de importantes. La definición de cada criterio es la siguiente:

- 1- Frecuencia de fallo: las veces que falla cualquier componente del sistema.
- 2- Impacto operacional: porcentaje de producción que se ve afectado cuando se produce el fallo.
- 3- Nivel de producción: capacidad que se deja de producir cuando ocurre el fallo.
- 4- Tiempo promedio para reparar: tiempo medio que se tarda en reparar el equipo que haya fallado.
- 5- Impacto en seguridad: posibilidad de que ocurran eventos no deseados con daños a personas.
- 6- Impacto ambiental: posibilidad de que ocurran eventos no deseados con daños al medio ambiente [15].

2.3.5 Conclusiones

El análisis de criticidad permite tomar decisiones acertadas y saber qué elementos son los más críticos dentro de un sistema. Una vez se tiene identificada la criticidad de los activos, se pueden imponer estrategias para la gestión de su mantenimiento. Los elementos más críticos serán sometidos a análisis de tipo RCM para analizar las posibilidades de fallo que presentan.

2.4. Análisis RCM (Reliability Centred Maintenance)

2.4.1 Introducción al análisis RCM

El RCM es una técnica más, dentro de las muchas que existen, para elaborar de manera exitosa un plan de mantenimiento en una planta industrial y uno de los puntos más destacables de este método es que presenta algunas ventajas importantes sobre otros métodos. Esta técnica fue implementada inicialmente en el sector de la aviación, más tarde se trasladó al campo industrial ante los exitosos resultados obtenidos en el campo de la aeronáutica.

La primera vez que se documentó fue escrito por *F.S. Nowlan* y *H.F. Heapy* fue publicado en el departamento de defensa de los estados unidos en el año 1978. Tras esto el análisis RCM ha sido usado para formular estrategias en el ámbito de gestión de activos en prácticamente todas las áreas de actividad humana organizada y en muchísimos países industrializados del mundo.

Tras muchas vertientes diferentes del proceso inicial RCM de Nowlan y Heap, como resultado de la gran demanda por una norma que decreta unos criterios mínimos para que el análisis de fallos pueda ser llamado RCM en 1999 surgió la norma *SAE JA 1011* y

en 2002 la *SAE JA 1012*. Estas normas únicamente establecen una metodología para que el proceso pueda llamarse RCM.

2.4.2 Objetivo del RCM y fases del proceso

El objetivo fundamental del RCM es aumentar la disponibilidad de la planta y disminuir el coste de mantenimiento de esta. Cuando una planta de origen industrial es analizada según esta metodología se obtienen una serie de resultados [16].

Proceso RCM

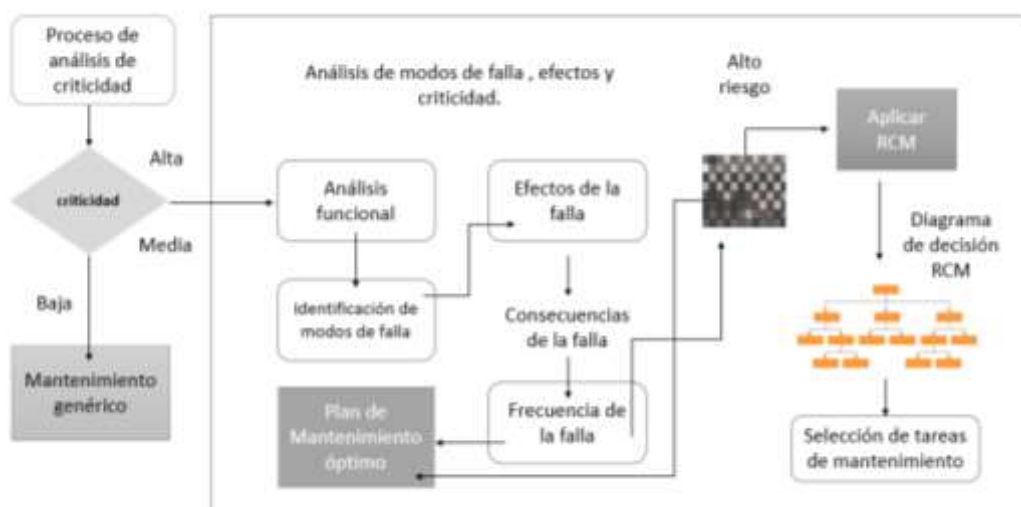


Figura 2.4.2.1. Esquema general del proceso RCM

Tras realizar el análisis RCM se aprecia una mejora de la comprensión del funcionamiento de los equipos, gracias a esto, se pueden analizar todas las posibilidades de fallo que tiene cada equipo y de este modo desarrollar una serie de mecanismos que traten de evitarlos, técnicamente, se estaría hablando de los modos de fallo y de las políticas de mantenimiento. Dentro de las políticas de mantenimiento, usando el análisis RCM se obtienen las llamadas políticas de mantenimiento preventivo, por lo tanto, evitan fallos e incrementan la disponibilidad de la planta.

La metodología en la que se basa el RCM trata de ir completando una serie de fases para cada uno de los sistemas o equipos que componen la planta. Estas fases no tienen por qué ser exactamente iguales siempre, depende de qué está siendo analizado y por quién. De manera general las fases podrían ser las siguientes:

- Fase 0: Listado de todos los subsistemas, equipos y elementos que forman parte del sistema que está siendo estudiado. Esquemas, diagramas funcionales, diagramas lógicos, etc.
- Fase 1: Estudio detallado del funcionamiento completo del sistema. Listado de las funciones del conjunto completo, así como de las subfunciones de los subsistemas con los equipos significativos dentro de estos últimos.

- Fase 2: Determinación de cuáles son los fallos funcionales y cuales los técnicos.
- Fase 3: Determinación de los modos de fallos para cada uno de los fallos encontrados en la fase anterior.
- Fase 4: Estudio de las consecuencias de cada modo de fallo clasificándolos según su criticidad, denotando cuales son críticos y cuales tolerables.
- Fase 5: Estudio y elección de los planes de mantenimiento tanto preventivos como correctivos, para evitar o atenuar en la medida de lo posible los fallos.
- Fase 6: Agrupación según categoría de las medidas preventivas. Se elabora un plan de mantenimiento con una lista de mejoras incorporada, y también planes de formación y mantenimiento.
- Fase 7: Puesta en marcha.

Tras terminar de realizar el análisis RCM a los elementos o equipos más críticos del sistema, se va a realizar el análisis CBM (Mantenimiento Predictivo basado en la condición), el cual pretende identificar los modos de fallo de cada uno de los elementos más críticos de la planta [17].

2.5. Análisis CBM (Mantenimiento basado en la condición)

2.5.1 ¿Qué es el análisis CBM?

El mantenimiento predictivo basado en la condición lo que plantea son soluciones de reparación o reemplazamiento sobre la condición actual o futura de la máquina. Este procedimiento permite conocer mejor y de manera más objetiva a la máquina de forma que se pueda llegar la anticipación de posibles fallos de esta. Esto se da gracias a que se realiza un análisis continuo en el tiempo que permite apreciar las variaciones o cambios significativos en el funcionamiento de la maquinaria y de esta maneja predecir un error o punto de inflexión en el futuro.

Una de las claves más importantes para el análisis CBM es que los equipos estén monitorizados permanentemente, de manera que se pueda obtener información de forma totalmente precisa y constante que se use para detectar anomalías y realizar un estudio para ver cuando es posible que la maquina baje el rendimiento e incluso predecir cuándo va a fallar. Al recibir la información de manera tan constante, es posible tener una planificación mejorada que nos permite a su vez optimizar una serie de procesos. Estas mejoras ahorran costes adicionales que se tendrían si no se hubieran implementado. También resulta notablemente más sencillo planificar los trabajos de mantenimiento haciendo que estos sean más cortos y precisos, a la vez que mucho más económicos, ya que se está reduciendo el tiempo de trabajo de los técnicos y detectando fallos antes de que las consecuencias de estos lleguen a ser fatales [18].

2.5.2 Ventajas del análisis CBM

Una de las más importante sin lugar a duda, sino la que más, es el ahorro que permite obtener comparándolo con otro tipo de técnicas más arcaicas y tradicionales. Aparte de esta ya comentada que es la más obvia, hay un extenso listado de ventajas en esta metodología dignas de mención que son las siguientes:

- Mayor seguridad en el ámbito laboral.
- Mejora del tiempo de vida útil del equipo.
- Notable reducción del número de accidentes.
- Reducción en el tiempo de reparaciones.
- Menor impacto medioambiental.
- Optimización de los recursos de los que disponemos mucho más eficaz.

Usando esta herramienta se puede establecer un cierto control sobre los parámetros que deseemos de cualquiera de los equipos de los que interese obtener información. Para que la información sea continua y en tiempo real, lo que interesa mucho, es necesario la monitorización de la planta y que los sensores estén dispuestos en sitios estratégicos que permitan analizar y estudiar tendencias y rendimientos, para posteriormente obtener conclusiones acerca del rendimiento y de los fallos de los equipos y poder actuar de manera preventiva al respecto. Una vez instalado el sistema de mantenimiento basado en la condición en la planta se podrán realizar una serie de funciones adicionales que serán las siguientes:

- Detectar brechas, rupturas o desgastes en las piezas.
- Identificar cuando va a fallar un equipo con precisión para tener la capacidad de anticiparnos a él.
- Reducir costes de mantenimiento tanto humanos como mecánicos.
- Realizar informes precisos de las máquinas teniendo la posibilidad de estudiar tendencias de los picos de rendimiento de estas.

Cuando se va a realizar la monitorización es de vital importancia definir cuáles son los parámetros que interesa estudiar puesto que a partir de estos se van a obtener los resultados a analizar. Existen dos tipos de monitorización discontinua que son termografías y tribologías, aunque lo ideal es realizar una monitorización continua. Dentro de esta monitorización continua, algunos de los parámetros más importantes a analizar son los siguientes:

- Análisis de temperaturas.
- Análisis de presiones.
- Análisis de vibraciones.
- Análisis de fallos.
- Análisis de la dinámica operacional.

Como conclusión, se tiene que el CBM es un tipo de mantenimiento, que se puede ver a modo de inversión a medio/largo plazo que puede resultar muy rentable y que afecta desde el primer día de su instauración, puesto que puede evitar problemas en la productividad de los equipos y anticipar o evitar fallos críticos. Permite saber todo lo que está sucediendo durante el proceso y tener un control total de este.

Es de gran utilidad haber realizado todos estos análisis ya que ahora existe un conocimiento íntegro del sistema, sus modos de fallos y sus elementos críticos. Este proyecto busca que la herramienta en cuestión llamada OPTIRAIL obtenga toda esta inteligencia y sea capaz realizar este tipo de análisis de manera automática. Para esto es muy importante tener datos reales y de forma continua ir obteniéndolos. Hoy en día

la mayoría de las plantas fotovoltaicas cuentan con una herramienta de monitorización de los equipos llamada SCADA. Para poder introducir los datos en OPTIRAIL esta herramienta ha sido de vital importancia [19].

2.5.3 Bloques y esquema general para soluciones digitales CBM

A partir del esquema general propuesto para soluciones digitales de mantenimiento de la Sección 2.2.3.1 es posible ver en detalle la definición de los diferentes conceptos que entran en juego para cualquier solución digital de CBM. De esta forma, se da soporte a la concepción y construcción del modelo del dato para dar soporte a las técnicas CBM/AHM. En la figura se muestran las diferentes normativas, estándares y metodologías que pueden ser empleadas como referencia para el análisis de cada uno de los bloques identificados.

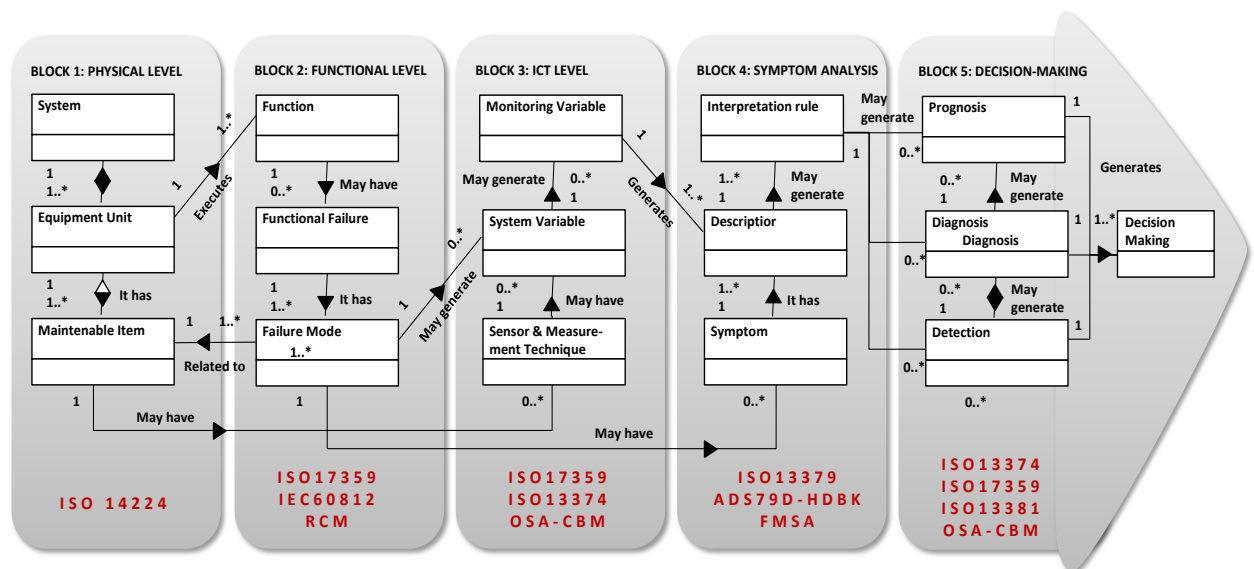


Figura 2.5.3.1. Bloques básicos para soluciones avanzadas digitales CBM [19]

Una vez se conoce el concepto de análisis CBM es interesante centrar la atención en el SCADA, en concreto el que se usa en la planta objeto de estudio para tener en cuenta qué datos se conocen, es decir los que están monitorizados y los que no, y cuáles de estos serán importantes para realizar un buen mantenimiento de los activos.

2.6. SCADA

2.6.1 ¿Qué es el SCADA?

El SCADA es el acrónimo de “Supervisory Control and Data Acquisition” (sistema de Supervisión, control y adquisición de datos). Es un software que permite controlar y supervisar una serie de procesos industriales (los cuales tiene monitorizados) a distancia. Esta Herramienta permite y facilita la retroalimentación con los dispositivos que se encuentran en la planta (actuadores y sensores), de manera que se tiene control de manera automática de todos estos.

La vertiente principal de scada es la de herramienta de interfase entre el hombre y la máquina, busca como función principal que se establezca una comunicación lo más clara posible proceso-operador. Dentro de las múltiples prestaciones de la herramienta


destacan como las más importantes:

- **Monitorización:** Representación de los datos de la planta en tiempo real a los operadores. Los datos de los autómatas son leídos y se puede vigilar la planta desde muchos kilómetros de distancia si es necesario.
- **Supervisión:** Se adquieren los datos de un proceso y las herramientas de gestión necesarias para la toma de decisiones como mantenimientos predictivos. También se integran programas que pueden supervisar o en algún caso modificar tareas en los equipos autómatas. De esta manera se evita que el Sistema tenga que estar continuamente supervisado por los operadores [22].

2.6.2 Instauración del SCADA en la planta fotovoltaica

En concreto se va a ver como está instaurado en SCADA en la planta objeto de estudio en este proyecto. Se trata de un sistema de monitorización mediante la navegación fácil e intuitiva por varias pantallas. Este sistema de monitorización se ha implementado mediante niveles a los cuales se puede acceder desde la pantalla general o principal (La primera que aparece al inicio nada más entrar en la aplicación) donde se pueden visualizar las agrupaciones de la planta.

Las agrupaciones pueden llegar hasta el nivel de equipo, por ejemplo, hasta que se llegara a un inversor concreto que se encontrara dentro de una caseta. Cuando se accede al inversor se pueden ver con detalle todos los parámetros correspondientes a dicho elemento. También se tienen muchas señales a nivel de la caseta como por ejemplo la producción o la temperatura.

Sin duda la pantalla más importante puesto que en el centro de control es la que siempre está abierta es la pantalla de producción general de inversores (Figura 2.6.2.2), ya que teniendo está abierta y con el sistema de alarmas por colores que tiene instaurado, con el SCADA es muy sencillo detectar un fallo. Se accede a esta pantalla desde la principal (Figura 2.6.2.1) a través del botón  [23].

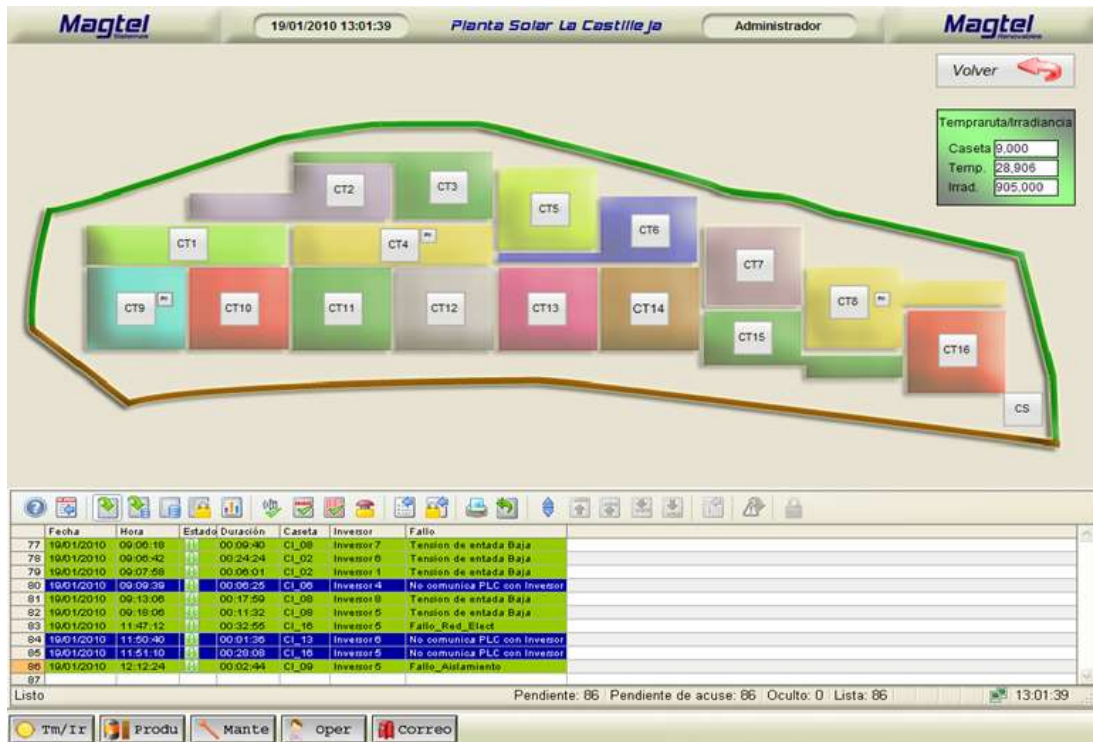


Figura 2.6.2.1 Pantalla principal



Figura 2.6.2.2 Pantalla de control del SCADA

2.6.3 Objetivo del SCADA

El objetivo de SCADA es ofrecer un amplio abanico de posibilidades de monitorización y control, desde la captura de datos de cada uno de los inversores, lectura del contador general de la planta hasta consulta del rendimiento de cada uno de los inversores de la planta mediante PR (rendimiento del sistema o performance ratio (adimensional)) por inversor haciendo uso de las tres células de irradiancia que hay instaladas en la planta.

El objetivo de esta herramienta dentro de este proyecto es el de poder conectarlo a OPTIRAIL y obtener los parámetros de la planta en tiempo real. Con estos datos se podrá seguir el proyecto y estudiar de una manera más eficiente las políticas de mantenimiento teniendo una visión a tiempo real de cuál es el estado de la planta.

2.7. ETL tools

Extract, Transform and Load («extraer, transformar y cargar», frecuentemente abreviado ETL) es el proceso que permite a las organizaciones mover datos desde múltiples fuentes, reformatearlos y limpiarlos, y cargarlos en otra base de datos, data mart, o data warehouse para analizar, o en otro sistema operacional para apoyar un proceso de negocio. Se van a analizar cada una de las fases de ETL [24].

Extraer:

La primera parte del proceso ETL consiste en extraer los datos desde los sistemas de origen. La mayoría de los proyectos de almacenamiento de datos funcionan con datos provenientes de diferentes sistemas de origen. Cada sistema separado puede usar una organización diferente de los datos o formatos distintos. Los formatos de las fuentes normalmente se encuentran en bases de datos relacionales o ficheros planos, pero pueden incluir bases de datos no relacionales u otras estructuras diferentes. La extracción convierte los datos a un formato preparado para iniciar el proceso de transformación.

Una parte intrínseca del proceso de extracción es la de analizar los datos extraídos, de lo que resulta un chequeo que verifica si los datos cumplen la pauta o estructura que se esperaba. De no ser así los datos son rechazados.

Un requerimiento importante que se debe exigir a la tarea de extracción es que ésta cause un impacto mínimo en el sistema origen. Si los datos a extraer son muchos, el sistema de origen se podría ralentizar e incluso colapsar, provocando que éste no pueda utilizarse con normalidad para su uso cotidiano. Por esta razón, en sistemas grandes las operaciones de extracción suelen programarse en horarios o días donde este impacto sea nulo o mínimo [25].

Transformar:

La fase de transformación aplica una serie de reglas o funciones sobre los datos extraídos para convertirlos en datos que serán cargados. Algunas fuentes de datos requerirán alguna pequeña manipulación de los datos. No obstante, en otros casos pueden ser necesario aplicar algunas de las siguientes transformaciones:

- Seleccionar solo ciertas columnas para su carga.
- Traducir códigos.

- Codificar valores libres.
- Obtener nuevos valores calculados.
- Unir datos de múltiples fuentes.
- Calcular totales de múltiples filas de datos.
- Generación de campos clave en el destino.
- Transponer o pivotar.
- Dividir una columna en varias.

La aplicación de cualquier forma, simple o compleja, de validación de datos, y la consiguiente aplicación de la acción que en cada caso se requiera:

- Datos OK: Entregar datos a la siguiente etapa (Carga).
- Datos erróneos: Ejecutar políticas de tratamiento de excepciones.

Cargar:

La fase de carga es el momento en el cual los datos de la fase anterior (transformación) son cargados en el sistema de destino. Dependiendo de los requerimientos de la organización, este proceso puede abarcar una amplia variedad de acciones diferentes. En algunas bases de datos se sobrescribe la información antigua con nuevos datos. Los almacenes de datos mantienen un historial de los registros de manera que se pueda hacer una auditoría de estos y disponer de un rastro de toda la historia de un valor a lo largo del tiempo [26].

Existe una única forma de cargar los datos:

Rolling

El proceso de Rolling por su parte se aplica en los casos en que se opta por mantener varios niveles de granularidad (jerarquías). Para ello se almacena información resumida a distintos niveles, correspondientes a distintas agrupaciones de la unidad de tiempo o diferentes niveles jerárquicos en alguna o varias de las dimensiones de la magnitud almacenada.

Una vez que en la herramienta se tenga incorporada toda la fase de monitorización de datos y se conozcan las ETL tolos necesarias para su gestión eficiente, se procede a otra parte del proyecto en la cual se van a implantar los algoritmos de machine learning o inteligencia artificial. Con estos algoritmos y un histórico de datos (que nos proporcione Magtel) de la planta se realizarán simulaciones y se dotará a la máquina de “experiencia”. A continuación, se exploran las dos técnicas que en principio van a implementarse en este proyecto, la primera red neuronales y por otra parte Random Forest [27].

2.8. Machine Learning

2.8.1 Redes neuronales artificiales (RNA)

2.8.1.1 Introducción a las Redes neuronales artificiales (RNA).

A lo largo de la historia el ser humano siempre ha intentado ir mejorando e inventado máquinas y técnicas que faciliten la vida a las personas de forma que con menos esfuerzo puedan realizarse de algún modo las mismas tareas. Para ello se han ido construyendo máquinas que realicen las tareas que antes requerían un esfuerzo para el ser humano de manera automática o programable.

Hay muchas tareas sin embargo que no se pueden resolver con la programación mediante un algoritmo, hay algunas que dependen de la experiencia de las personas. A partir de este razonamiento, hay algoritmos que han intentado emular el cerebro humano para permitir resolver este tipo de problemas, aquí es por lo tanto donde surge la inteligencia artificial. Los primeros resultados destacables en este campo fueron los citados a continuación:

- A comienzo de los años 70, James Anderson con el modelo de “Asociación Lineal” publica los primeros algoritmos de redes neuronales con una relación de tipo lineal entre las neuronas,
- En 1974, se proponen los algoritmos de propagación inversa (back-propagation), la cual se desarrollará más tarde y se incluirá en el estudio y aplicación de redes neuronales.
- En 1977, la teoría de Resonancia Adaptada es desarrollada por Stephen Grossberg, esta teoría dota a la red de dos nuevas propiedades: memoria a corto y largo plazo.
- También en 1977 Grossberg desarrolló un modelo nuevo basado en el de James Anderson, pero este nuevo modelo incluía la independencia, cosa que el anterior no.
- Kunihilo Fukushima en el año 1980 creó ya una red neuronal que reconociera patrones visuales.
- Por último, en 1985 el científico John Hopfield publicó el libro “Computación Neuronal de Decisiones en Problemas de Optimización” provocando así un nuevo auge en las Redes Neuronales Artificiales (RNA) [28].

2.8.1.2 Elementos básicos de las RNA

Las redes pretenden emular el comportamiento del cerebro humano, por lo tanto, el elemento principal de una red neuronal son las neuronas, estas reciben un estímulo. Las neuronas pueden estar localizadas en diferentes capas o niveles. Si la neurona recibe la información de un agente externo, es decir que no procede de otra neurona, decimos que se encuentra en la capa inicial o, de entrada.

Tras la capa de entrada, antes de que la información salga de la red, se encuentran una serie de capas intermedias que realizan meramente cálculos, y que no son útiles nada más que para este fin. Por lo tanto, se denominará a estas capas: capas ocultas. Puede

existir solo una o varias capas ocultas, dependiendo de esto se realizará una primera clasificación de las redes.

La última capa va a ser la de salida, que son las encargadas de procesar la información que reciben de las capas ocultas y de dar un resultado o un valor. Un esquema ilustrativo de una red neuronal puede verse en la Figura 2.8.1.2.1:

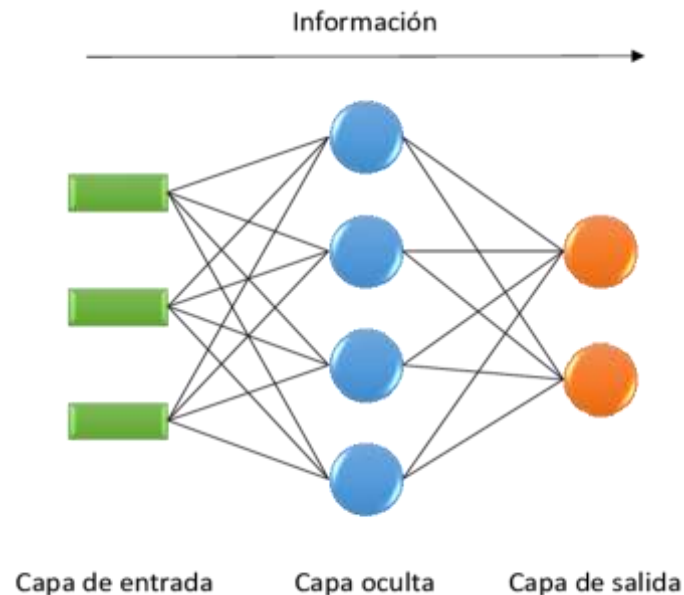


Figura 2.8.1.2.1 Esquema ilustrativo de una RNA

Como conclusión se obtiene que la red neuronal no es más que un modelo que se distribuye en forma de grafo y tiene como resumen las siguientes partes:

- Capa de entrada.
- Capas ocultas.
- Capa de salida.

Las neuronas siguen el funcionamiento que se muestra en la figura 2.8.1.2.2:

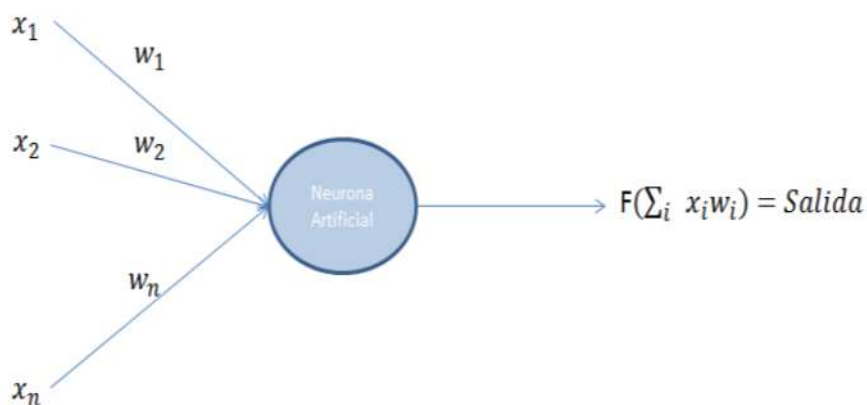


Figura 2.8.1.2.2 Funcionamiento básico de una neurona

Se denomina “F” a la función de activación que es el resultado de la salida de la neurona. Esta es otro de los elementos básicos con los cuales se compone la red neuronal artificial. Las redes neuronales tienen diferentes tipos de clasificaciones, hay dos de ellas en concreto que son las más interesantes, en función del número de capas (monocapa y multicapa) y en función del tipo de entrenamiento (entrenamiento supervisado, o no supervisado).

Para el caso práctico se van a probar diferentes tipos de redes obteniendo así la que aporte resultados óptimos y precisos de una manera más eficiente, ya que, como se ha podido comprobar en estudios anteriores, añadiendo demasiadas neuronas o demasiadas capas lo único que se consigue es que se ralentice el proceso de simulación con unos resultados prácticamente iguales a los obtenidos con menos capas o neuronas.

Una vez realizadas las pruebas necesarias se instaurará la red que haya obtenido los mejores resultados en el proyecto en cuestión [29, 30].

2.8.1.3 Utilidad y usos de las RNA

Las redes neuronales artificiales se usan para resolver de todo tipo de tareas, desde la visión por ordenador, pasando por el reconocimiento de voz hasta investigaciones para prevenir el cáncer. Estas tareas serían difíciles de resolver usando una programación basada en reglas ordinarias.

El uso de los modelos de las redes neuronales provocó un gran cambio de dirección a finales de los años ochenta, que se caracterizó por sistemas expertos con conocimientos ya incorporados [28].

2.8.2 Random Forest

2.8.3 Introducción a Random Forest. Antecedentes

Random forest o “bosques Aleatorios” en castellano, es una combinación de árboles de predicción tal que cada uno de los árboles depende de valores tomados de un vector aleatorio que ha sido probado. Todos los vectores aleatorios que se usan para este cometido tienen la misma configuración y distribución. Un ejemplo gráfico de los árboles de decisión se presenta en la Figura 2.8.3.1.

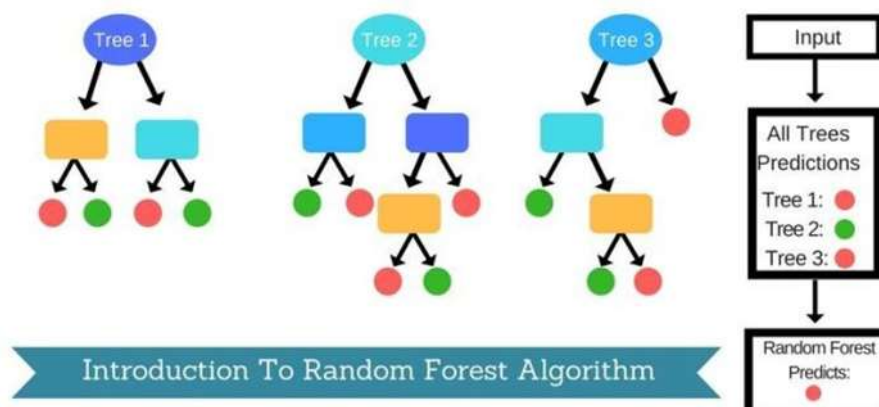


Figura 2.8.3.1 Esquema de un algoritmo Random Forest

Una de las ventajas de Random forest es que aporta una clasificación simple y eficiente de unos resultados [29].

Los primeros que desarrollaron el algoritmo de random forest fueron Leo Breiman y Adele Cutler. La primera propuesta de random decision forest fue hecha por Tin Kam Ho de Bell Labs en 1995, de ahí es de donde salió el término. Lo que hace en definitiva el método es combinar la selección aleatoria de atributos, introducida independientemente por Ho, Amit y Geman con la idea de bagging de Breiman, llegando de este modo a construir una colección de árboles de decisión con variación controlada.

El bagging tiene una idea esencial, se trata de promediar modelos que aproximadamente sean imparciales y ruidosos reduciendo de este modo la variación. Al poder registrar estructuras de interacción compleja en los datos, poder crecer suficientemente profundo y tener relativamente baja parcialidad, los árboles son candidatos ideales para el "bagging". Dado que los árboles son muy ruidosos, se benefician enormemente al promediar.

2.8.3.1 Características y ventajas de Random Forest

Se ha observado a través de los años que esta técnica tiene muchas ventajas frente a otras que también tratan de emular la inteligencia artificial al ser más precisa que el resto. Compite junto con las redes neuronales artificiales por el primer puesto en la lista de las mejores técnicas de aprendizaje artificial hasta el momento. Las características o rasgos principales de este algoritmo son los siguientes:

- Es uno de los algoritmos más precisos y certeros de aprendizaje que hay hoy en día disponible.
- Puede manejar de manera sencilla grandes bases de datos.
- No tiene necesidad de excluir variables de entrada, aunque exista un número muy elevado de estas.
- Una vez se tienen las variables de entrada, proporciona una muy buena estimación de cuán importante son las variables de entrada y cuáles de ellas no tienen ninguna importancia.
- Poder detectar las interacciones de las variables ofreciendo un método experimental.

También en el algoritmo de Random Forest existen desventajas respecto a otros, como serían:

- Muchas veces con grupos de datos con tareas de clasificación o de regresión muy ruidosas se ha detectado que produce un sobreajuste.
- No es tan fácil de interpretar las clasificaciones y los datos proporcionados por Random Forest como los que aportan los árboles de decisión.
- Si en los datos existen grupos de atributos correlacionados con una relevancia similar para el rendimiento, entonces los grupos pequeños quedan favorecidos frente a los grupos de mayor tamaño.

2.8.3.2 Random Forest

Cada uno de los árboles se construye usando el siguiente algoritmo:

Se tienen N que es el número de casos de prueba, y M el número de variables que hay en el clasificador. Por otro lado, m es el número de variables de entrada que se usan para determinar la decisión en un nodo, es muy importante que m sea mucho menor que M .

Se va a seleccionar una parte del conjunto para entrenar el árbol y el resto de los datos se usarán como casos de prueba para estimar el error. Por último, por cada nodo del árbol se toman m variables aleatoriamente en las cuales se va a basar la decisión y se calcula la mejor partición del conjunto de entrenamiento a partir de las m variables.

Cuando llega el momento de predecir un nuevo caso es empujado hacia abajo por el árbol, tras esto se le asigna a este la etiqueta del nodo terminal donde termina. Este proceso es iterado por todos y cada uno de los árboles en el ensamblado, la etiqueta que ha obtenido la mayor cantidad de incidencias es reportada como la predicción [30, 31].

Para utilizar las técnicas de machine learning que se han mencionado, así como otras como pueden ser Deep learning o árboles de decisión se va a utilizar un programa llamado Rapidminer. En esta herramienta de manera intuitiva se podrán comparar las técnicas de machines learning para saber así con cuál de ellas se obtienen los mejores resultados.

2.9. Rapidminer

El concepto de Big Data poco a poco ha revolucionado el mercado de la era de la digitalización ya que se han revolucionado los negocios pudiendo recopilar enormes cantidades de datos e información que han ayudado a tomar decisiones obteniendo previsiones del mercado, aumentando considerablemente los beneficios y reduciendo mucho los costes. La herramienta Rapidminer es una forma más sencilla e intuitiva de manejar grandes flujos de datos y de poder ordenar mejor la información.

RapidMiner es una herramienta de Minería de Datos ampliamente usada y probada a nivel internacional en aplicaciones empresariales, de gobierno y académicas. Implementa más de 500 técnicas de pre-procesamiento de datos, modelación predictiva y descriptiva, métodos de prueba de modelos, visualización de datos, etc. Permite el desarrollo de procesos de análisis de datos mediante el encadenamiento de operadores a través de un entorno gráfico. Se usa en investigación, educación, capacitación, creación rápida de prototipos y en aplicaciones empresariales.

La versión inicial fue desarrollada por el departamento de inteligencia artificial de la Universidad de Dortmund en 2001. Se distribuye bajo licencia AGPL y está hospedado en SourceForge desde el 2004.

Dicha herramienta ha sido utilizada en más de cuarenta países y en compañías como Ford, Honda, E.ON, Nokia, IBM, Cisco, Hewlett Packard, Elexso, Akzo Nobel, PharmaDM, Bank of America, Merrill Lynch, entre muchas otras

En este proyecto, usando Rapidminer, se quiere pretender un algoritmo para el análisis de datos para los procesos de energía renovables, concretamente solar fotovoltaica, que han sido estudiados, lo que contribuirá a un análisis predictivo de los datos

consiguiendo lograr que las plantas aumenten de manera significativa su producción [32].

La herramienta integra las técnicas más importantes de machine learning como son red neuronal, Deep learning, random forest, árboles de decisión etc. Esto facilita el proyecto a la hora de realizar los análisis predictivos ya que modelando parámetros como el porcentaje de datos que se va a usar para entrenar el modelo (suele ser en torno a 75%) y el que se va a usar para verificar que el modelo funciona (entorno al 20%) entre otros, se pueden obtener modelos sin la necesidad de programar escribiendo el código de los algoritmos. La herramienta en cuestión tiene diversas funcionalidades, en este proyecto la más interesante es la capacidad de crear modelos y realizar análisis predictivos de grandes volúmenes de datos con facilidad. Se utiliza principalmente para realizar análisis de minería de datos (data mining) tanto en aplicaciones empresariales como académicas [33]. Esta herramienta permite al usuario:

- Tener acceso a los datos introducidos
- Crear un conjunto de datos óptimo para el análisis predictivo (datos para el entrenamiento)
- Limpiar y depurar datos de algoritmos avanzados
- Descubrir patrones o problemas de datos
- Modelado, entre otras funcionalidades... [34].

Tradicionalmente la extracción de información de las bases de datos ha sido una tarea muy laboriosa ya que esta información suele encontrarse totalmente desestructurada dentro de ellas. Esta nueva herramienta permite no solo el fácil manejo y extracción de los datos que se precisen, también una vez realizada la extracción de estos, la misma herramienta puede buscar relaciones entre los datos que se obtienen como resultado. Una vez se han encontrado relaciones en una o varias parejas de datos, puede averiguar si existe una relación entre esos datos con otros que se tengan del sistema objeto de estudio y predecir el tipo de relación correspondiente con estos, esta aplicación es muy interesante ya que a veces es muy difícil encontrar este tipo de relaciones entre datos y resultados [35].

En este proyecto se va a usar esta herramienta puesto que se tiene un volumen grande de datos de las entradas y salidas necesarias para la predicción temprana de fallos en los inversores (elementos críticos de la planta). Gracias a ella se van a poder manejar los datos de una manera mucho más eficiente, se van a intentar buscar relaciones entre las entradas, las salidas y los modos de fallos que se han detectado en los equipos. Va a poder observarse de una manera gráfica la correlación y se van a poder detectar las normas que sigan los elementos. Esto es crucial ya que, si se consigue, se podrá saber los patrones que siguen los equipos al fallar y de esta manera predecir los fallos en la herramienta OPTIRAIL mencionada anteriormente instaurando alarmas.

Estas estarán programadas para que si las entradas o salidas dejan de encontrarse en el umbral óptimo para su correcto funcionamiento se notifique el error y se revise el equipo en cuestión antes de que se produzca el fallo [36, 37].

Una vez se han mencionado la bibliografía que existe a cerca de cada una de las partes del plan de mantenimiento que se va a llevar a cabo, es el momento de mencionar a de

la herramienta integral en la que se quiere introducir todo este conocimiento.

2.10. OPTIRAIL como Plataforma para la Gestión Inteligente del Mantenimiento

2.10.1 Introducción a las Plataformas inteligentes de Gestión de Activos

Hoy en día, las empresas con alta capitalización en activos están enfocadas en adquirir o desarrollar Plataformas de Gestión de Activos en lugar de únicamente los sistemas de gestión de mantenimiento asistido por ordenador (GMAO). En las empresas de distribución de servicios de red, por ejemplo, existe un objetivo crucial para conservar los activos de la mejor manera posible, y esto se promueve especialmente en los activos más críticos (con más valor para el negocio). Para poder tomar decisiones efectivas sobre estos activos, la gestión del mantenimiento de los servicios de red debe tener en cuenta una multitud de datos de entrada de diferente naturaleza, tales como:

- Los datos históricos agregados de gestión, planificación y costes,
- El estado en tiempo real de los equipos y de su uso, mediante alarmas, umbrales y patrones de degradación.
- Las predicciones derivadas de estudios de fiabilidad.

Las plataformas de gestión inteligente de activos (IAMP) comienzan a desarrollarse en diferentes empresas de servicios públicos de redes de energía, y se observan tres escenarios básicos [20]:

- Empresas que utilizan soluciones desarrolladas por proveedores de activos.
- Otras que desarrollan soluciones a medida internamente.
- Otras, más recientemente, configuradas sobre soluciones de TI en la nube.

2.10.2 Inicio del OPTIRAIL

Los servicios ferroviarios están caracterizados por tener un alto grado de seguridad y fiabilidad. A medida que se usan más los ferrocarriles es más necesario realizar un mantenimiento. Esto no se debe solo a que las vías se desgastan más, también a que mientras más uso tengan estas, menos tiempo tienen disponible para realizar una reparación.

El proyecto OPTIRAIL (Optimización de la conservación de infraestructura ferroviaria para transporte urbano (OPTIRAIL)) (PI-1495/06/2015) sirvió para desarrollar una herramienta integral inteligente, cuyo cometido es analizar todos los elementos que son importantes o relevantes en el mantenimiento de los activos de red ferroviaria, anticipándose y asignando de manera óptima los recursos ante futuras necesidades de conservación. OPTIRAIL también permite un mayor conocimiento y una mayor comprensión de la infraestructura, ciclo de vida y durabilidad de las redes. Otro de los principales objetivos que se persiguen con el proyecto es reducir el impacto medioambiental de las actividades de conservación de la infraestructura.

Esta herramienta contribuye en la mejora de la seguridad y servicio en las infraestructuras, y la gestión del mantenimiento teniendo al cliente más satisfecho.

También esta herramienta va a garantizar que la planificación que va a realizarse va a ser más eficaz al igual que las actividades de mantenimiento de la infraestructura.

OPTIRAIL en principio fue diseñado para infraestructuras ferroviarias, pero en este proyecto se adapta para la infraestructura de una planta fotovoltaica subiendo a la plataforma la estructura técnica de esta en vez de la ferroviaria, realizando los análisis previos tanto de criticidad como RCM y CBM a la planta fotovoltaica e incluyéndolo todo en la herramienta [21].

2.10.3 Misión de OPTIRAIL

El objetivo principal o misión de OPTIRAIL es el de desarrollar nuevas herramientas inteligentes que sean capaces de ayudar a optimizar las operaciones de mantenimiento y que ayuden a garantizar una disponibilidad mayor y una mejor coordinación y eficiencia.

Es de vital importancia tener en cuenta que, en un principio, OPTIRAIL estaba enfocado únicamente al sector ferroviario, pero más tarde se ha comenzado a usar las herramientas inteligentes para diferentes sectores como el que es objeto de estudio en este proyecto (plantas fotovoltaicas).

El objetivo principal es el de desarrollar un marco inteligente en el que se gestione el mantenimiento y el cual facilite la toma de decisiones efectivas y eficientes en el mantenimiento de las redes de infraestructura. En la herramienta se quieren combinar dos visiones o enfoques, uno de arriba hacia abajo, desde los estándares y regulaciones hasta la planificación de las intervenciones, y otro enfoque de abajo hacia arriba, desde intervenciones que se llevaran a cabo hasta los estándares y regulaciones.

2.10.4 La herramienta OPTIRAIL

La herramienta que se va a utilizar es compleja ya que está compuesta de diversos campos en los que se pueden realizar múltiples funciones. Los objetivos principales que persigue son los siguientes:

- Desarrollar nuevas herramientas inteligentes que ayuden a optimizar las operaciones de mantenimiento ferroviario, garantizando mayor disponibilidad de la vía, mejor coordinación transfronteriza y mayor eficiencia.
- Garantizar una planificación más eficaz de la gestión y las actividades de mantenimiento de vías ferroviarias basada en los conocimientos técnicos acumulados a lo largo de los años y en la información almacenada en los sistemas de gestión y mantenimiento.

Para llevar a cabo estos objetivos con éxito, las acciones principales que realiza OPTIRAIL serían:

- Analizar especificaciones y requisitos para un mantenimiento eficiente, fiable y sostenible de sistemas ferroviarios.

- Analizar transferibilidad de conceptos, ideas y soluciones desde otros sectores.
- Diseñar y validar herramientas inteligentes y colaborativas basadas en lógica difusa que den soporte a la toma de decisiones.
- Demostrar usabilidad de los resultados del proyecto en la red ferroviaria existente.
- Definir sinergias y mejores prácticas entre las redes transfronterizas.

Los resultados que se obtienen gracias a la herramienta serán:

- Marco abierto e inteligente basado en conocimiento para gestión del mantenimiento de infraestructuras que facilita la toma de decisiones efectiva y eficiente.
- Metodologías para modelar el deterioro de la infraestructura y la toma de decisiones de mantenimiento: conocimiento experto y datos de sistemas de monitorización, modelados para aprovechar y preservar los activos.
- Herramienta centrada en técnicas de inteligencia computacional y lógica difusa [22, 41].

3. METODOLOGÍAS PARA EL DESARROLLO DE PROYECTO

3.1 Introducción

En base a la literatura previamente citada, se comenzó el proyecto definiendo los objetivos y estrategias de mantenimiento que debían ser llevados a cabo. En segundo lugar, se indagó en el estudio de la estructura técnica de la planta. Esta es de vital importancia ya que, una vez se conocen los activos que forman un sistema, estos pueden evaluarse en función de la importancia de las funciones que llevan a cabo para lograr los objetivos de negocio.

Para digitalizar un proceso, que es uno de los objetivos principales, es necesario que se ejecute de manera ordenada y que la estructura de datos que van a ser introducidos este bien diseñada.

Este orden y claridad en la información de la que se dispone facilita la toma de decisiones tanto de personal cualificado como las digitales, lo que es el objetivo del proyecto, el diseño de una herramienta integrada en la nube que contenga la inteligencia de la que se disponga en el momento.

Aparte del objetivo principal también se persiguen otros objetivos. Estos objetivos, aunque no sean el principal, son imprescindibles si se habla de la mejora en la gestión del mantenimiento en el entorno de la gestión de activos. Estos objetivos secundarios serían los siguientes:

- Realizar un análisis de la funcionalidad de la planta.
- Conocer las consecuencias de la ocurrencia de fallo.
- Establecer cuando sea posible un mantenimiento preventivo a los equipos más críticos.
- Estudiar qué señales podrían tener una alerta temprana.
- Realizar tareas preventivas o cíclicas e incluso, si es necesario, sugerir que se rediseñen algunos de los ítems del sistema.

Todas estas tareas permiten tener un sistema totalmente monitorizado. Estas señales y sensores permiten que sea así, y las tareas de mantenimiento secundarias otorgan una manera más sencilla de valorar el estado de riesgo en el que se encuentra la instalación en cada momento.

A continuación, la figura 3.1.1 muestra un diagrama de los pasos que se van a seguir a lo largo de todo el proceso de gestión del mantenimiento en el entorno de gestión de activos, en el que cada una de las figuras del diagrama es un subcapítulo que completan el capítulo 3.



Figura 3.1.1. Diagrama de la metodología que se sigue durante el proyecto.

3.2 Planta donde se Realiza el Caso de estudio

El grupo de empresas Magtel en el cual he realizado durante tres meses unas prácticas extracurriculares, gestiona una instalación Fotovoltaica llamada “La Castilleja” de 9,8 Mw de potencia nominal y una extensión de 35 hectáreas, situada en el municipio de la Carlota, provincia de Córdoba.

La Castilleja es un ejemplo del trabajo integral realizado por Magtel. En su construcción trabajaron conjuntamente y de manera sincronizada diversas áreas de la empresa: ingeniería, promoción, ejecución, puesta en marcha, despliegue de fibra óptica, tecnología para seguridad y control de producción en tiempo real, redes de energía, operación y mantenimiento. Esta planta solar fotovoltaica se encuentra en pleno rendimiento desde el año 2008.



Figura 3.2.1. Planta solar “La Castilleja”, municipio de la Carlota, Córdoba.

3.3 Estructura técnica

La planta fotovoltaica objeto de estudio cuenta con una estructura técnica específica, la cual puede asemejarse con las estructuras de casi todas las plantas ya que están compuestas por los mismos elementos y equipos. Se ha creado una jerarquía en la estructura, dándole un código a cada uno de los elementos en los diferentes niveles y subniveles que existen dentro de esta. De este modo se intenta acceder al mayor nivel

de detalle posible, para que sea fácil e intuitivo ubicar cada elemento. En la figura 3.3.1 puede visualizarse los diferentes niveles que se pueden evaluar.



Figura 3.3.1. Niveles de la estructura técnica de la planta solar fotovoltaica.

Mientras más se descienda y más específico se sea a la hora de descomponer la estructura de la planta, más precisos serán los resultados que se obtengan. Esto se traduce a que se va a conocer mejor el funcionamiento del parque solar, pudiendo de manera más eficiente, hacer una predicción de los fallos y aplicar los mantenimientos preventivos necesarios para poder evitarlos.

Una vez se ha obtenido la estructura se puede avanzar al siguiente paso. Este abarca un análisis del riesgo y criticidad de cada uno de los elementos de la planta, este análisis se denomina análisis de criticidad.

3.4 Análisis de criticidad

El análisis de criticidad es una metodología que permite establecer una jerarquía o prioridades dentro de los procesos, sistemas y equipos. Esto facilita en gran medida la toma de decisiones de manera acertada y el direccionamiento de los esfuerzos a las partes más críticas o problemáticas del sistema.

Existen unas fases o procesos que hay que realizar al llevar a cabo este análisis, que serían los siguientes:

- En primer lugar, identificar los equipos a los cuales se les va a realizar el estudio.
- Posteriormente, se selecciona un grupo de trabajo especializado que se va a encargar tanto de tareas como definir el impacto económico y medioambiental, como de regular los costes de mantenimiento y seguridad.
- Por último, el proceso precisa de una recogida masiva de datos, y de la aplicación de las fórmulas de criticidad para obtener los resultados necesarios que posteriormente van a ser analizados.

Es muy importante tener en cuenta el resumen de criterios y escalas utilizados en los cálculos para llevar a cabo este análisis.

Una vez se han realizado las tareas previas, hay que definir los diferentes factores que componen el análisis. El que se va a tener en cuenta y que se detalla en la tabla 3.4.1 es la frecuencia de fallos.

El factor Frecuencia de fallo es la frecuencia promedio anual de pérdida funcionales del elemento objeto de estudio y se calcula en función del número de incidencias (pérdida funcional del elemento) durante un año operativo del equipo. Los diferentes niveles

propuestos son: Muy Alto (MA), Alto (A), Medio (M) y Bajo (B).

Frecuencia de Fallos		
Criterio	Clasificación	Escala propuesta
8 < f	MUY ALTO	2,00
2 < f = < 8	ALTO	1,75
1 = < f = < 2	MEDIA	1,25
< 1	BAJA	1,00

Tabla 3.4.1. Escala propuesta para los diferentes escalones en tasa de fallos.

Tras esto tenemos los factores para medir las consecuencias propuestos según expertos en los cuales entrarían con sus respectivas ponderaciones los siguientes: Seguridad (20%), Disponibilidad (40%), Eficiencia (20%) y coste del mantenimiento correctivo (20%).

Factor seguridad: Este factor, que se visualiza en la tabla 3.4.2, evalúa las consecuencias de la pérdida funcional de un elemento en el daño al personal de la instalación, propio o ajeno, y/o cualquier otra persona que pudiera verse involucrada en el entorno de esta. También se tiene en consideración el daño en el valor de los activos industriales, en instalaciones propias o ajenas. Sus niveles: Catastrófico (CA), Alto (A), Medio (M), Bajo (B).

Seguridad (20%)		
Criterio	Clasificación	Escala propuesta
Posible pérdida humana	Catastrófico	Inadmisible
		100
Accidente grave con secuelas	Alto	20
Accidente leve	Medio	10
Baja o nula incidencia	Bajo	0

Tabla 3.4.2. Escala propuesta para los diferentes escalones de seguridad en la planta.

Factor disponibilidad: Evalúa la consecuencia de la pérdida funcional de un elemento sobre la capacidad nominal de la instalación. Este factor se mide como la relación entre las horas de funcionamiento de la instalación y el número máximo posible de horas de funcionamiento de esta. Sus niveles: Muy Alto (MA), Alto (A), Medio (M), Bajo (B).

Disponibilidad (40%)		
Criterio	Clasificación	Escala propuesta
Parada de planta	Muy Alto	40
Parada de línea/área	Alto	25
Pérdida de elemento	Medio	10
Baja o nula incidencia	Bajo	1

Tabla 3.4.3. Escala propuesta para los diferentes escalones de disponibilidad en la planta.

Factor Eficiencia: Este factor evalúa el buen funcionamiento de los equipos de la planta sobre la capacidad normal de instalación. Este factor se mide como la relación de lo eficiente que es en realidad la planta produciendo energía y la energía posible que pudiera producir a su máximo funcionamiento. Sus niveles: Muy Alto (MA), Alto (A), Medio (M), Bajo (B).

Eficiencia (20%)		
Criterio	Clasificación	Escala propuesta
100%	Muy Alto	20
100% > e > 66%	Alto	10
66% > e > 33%	Medio	5
33% > e > 0%	Bajo	1

Tabla 3.4.4. Escala propuesta para los diferentes escalones de eficiencia en la planta.

Factor Coste de Mantenimiento: Este factor evalúa las consecuencias de la pérdida funcional de un elemento en los costes de mantenimiento correctivo de este, incluyendo todos los costes asociados. Sus niveles: Muy Alto (MA), Alto (A), Medio (M), Bajo (B).

Coste de MC (20%)		
Coste promedio M Correctivo	Clasificación	Escala propuesta
>5.000 Euro	Muy Alto	20
5.000 > C > 2.000 Euro	Alto	10
2.000 > C > 500 Euro	Medio	5
< 500 Euro	Bajo	1

Tabla 3.4.5. Escala propuesta para los diferentes escalones de coste de mantenimiento en la planta.

Teniendo en cuenta todos estos factores, se calcula la matriz de criticidad que se puede visualizar en la figura 3.4.1. Las casillas de la matriz que se encuentran en verde son las de criticidad baja, las amarillas criticidad media y las rojas criticidad alta.



Figura 3.4.1. Matriz de criticidad obtenida de Excel con los datos de la planta.

Esta matriz se ha obtenido de un Excel con los datos recopilados de la planta. Con las fórmulas que se obtienen de la metodología y realizando cálculos con macros en Excel se forma la matriz de criticidad, en la que se pueden observar los resultados de forma detallada en la hoja “cálculos” de Excel.

De esta matriz se obtiene la conclusión de que, los equipos más críticos y que fallan más son los inversores. Estos equipos son los encargados de transformar la corriente de continua en alterna para transportarla de manera más segura, y un fallo en ellos sería fatal para la planta.

3.5 Selección del Sistema y definición del contexto operacional.

Lo primero que se hace al empezar la metodología RCM es seleccionar y definir bien el sistema al que va a ser aplicado dicha metodología.

3.5.1 Selección del Sistema objeto de estudio

La selección del sistema sigue una serie de criterios entre los que se encuentran los siguientes:

- Los resultados del estudio de criticidad que previamente se ha realizado a todos los sistemas que componen la planta solar fotovoltaica. El sistema que finalmente sea objetivo para que se realice el estudio RCM tiene que ser el de máxima criticidad.
- La complejidad que tenga el sistema propuesto, que debe ser alta, con un diverso número de funcionalidades y modos de fallo.
- Un número elevado de problemas e inconvenientes provocados por el sistema objeto de estudio. Que tenga a su vez un número elevado de gamas de mantenimiento preventivo y que haya posibilidad de que este generando la necesidad de mantenimiento correctivo. El sistema objeto de estudio debe de poder optimizarse

Basando la decisión en estos criterios, el sistema seleccionado mediante la metodología RCM ha sido el inversor de la planta, el cual se someterá a un estudio exhaustivo.

3.5.2 Límites del Sistema y contexto operacional

Este punto se trata en las primeras reuniones, al principio del proyecto, no se debe empezar ninguna otra fase de este hasta que esta fase esté finalizada. Por otra parte, mientras el estudio vaya progresando puede darse la situación de que sea necesario ir retocando algunos de los valores límite de las variables que forman parte del contexto operacional, e incluso puede que sea necesario añadir alguna que no se haya identificado en la primera etapa. También pueden ser modificables los propios límites del sistema, incluyendo o excluyendo algún dispositivo que previamente no se haya tenido en cuenta.

En la imagen 3.5.2.1 se observan los componentes que forman parte del sistema inversor. En dicha imagen también se detallan las entradas y salidas que lo componen, así como las definiciones de los subsistemas.

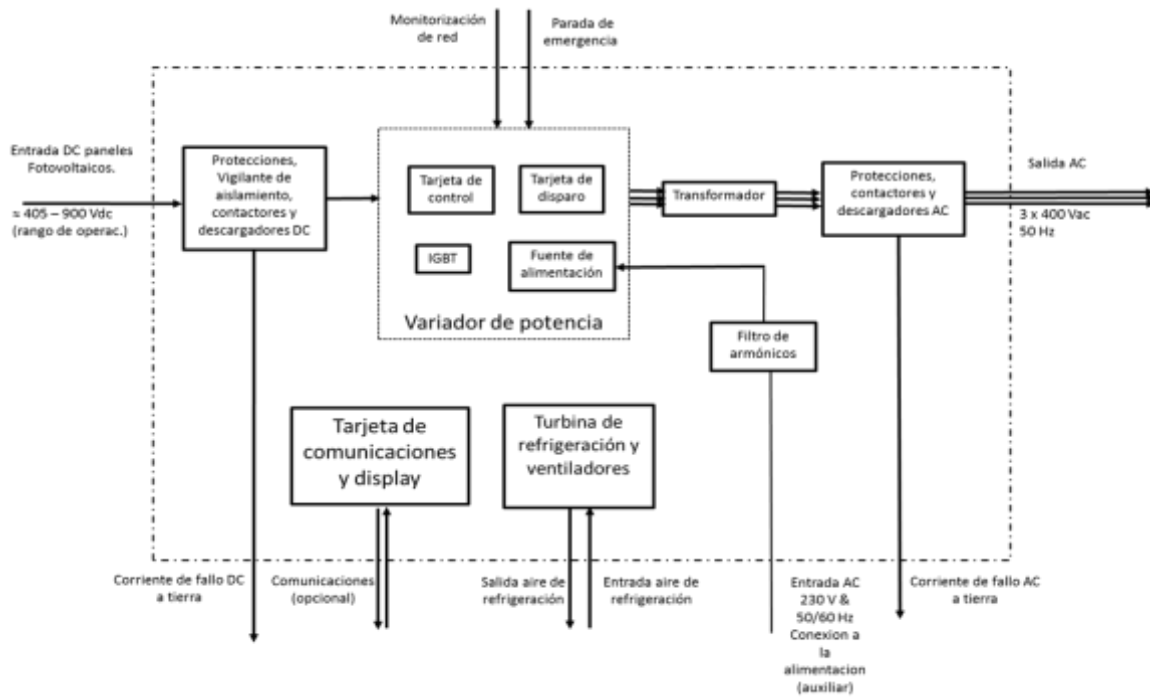


Tabla 3.5.2.1 Elementos, entradas y salidas que componen al sistema inversor.

3.5.3 Definición de los subsistemas que componen el Sistema de estudio

Este apartado, al ser una continuación del anterior, puede requerir también un análisis iterativo si hay necesidad de retocar alguno de los aspectos del contexto operacional hasta que los datos sean coherentes, los del punto previo, con los que se obtienen en el que nos encontramos.

Los subsistemas están definidos según las distintas funciones principales y secundarias del sistema. Por eso también se trata de manera iterativa el procedimiento de determinación de funciones.

3.6 Determinación de funciones del Sistema y de cada subsistema

Se va a definir el concepto de “función” como propósito o misión de los activos en un determinado concepto operacional específico. Otro concepto importante que hay que aclarar es “estándar de operación” que es un parámetro que permite cuantificar, especificar y evaluar de forma sencilla una función. Un sistema o subsistema puede tener más de un estándar de operación en su contexto operacional. Cada subsistema tiene ligado una serie de funciones, pudiendo ser una sola o más de una las que estén relacionadas con cada uno de estos. tabla 3.6.1 están recogidas las funciones que han sido definidas para el sistema general de inversor y sus respectivos subsistemas.

1. Función principal del problema
Transformar la corriente eléctrica continua de entrada al inversor en corriente alterna a la salida de este mismo, con alta calidad y de manera segura.
Entradas :
- Corriente continua de los paneles fotovoltaicos.

<ul style="list-style-type: none"> - Tensión y la frecuencia en alterna para monitorizar el estado en el que se encuentra la red. - Aire de refrigeración. - Parada de emergencia. - Comunicaciones. - Conexión auxiliar a la alimentación.
2. Variador de potencia
Se encarga de la vigilancia de la red y controla la transformación de la corriente continua a corriente alterna, con una adecuada calidad.
3. Protecciones DC
Protege a la instalación y a las personas ante factores de riesgos como por ejemplo podrían ser una sobreintensidad, una sobretensión o una derivación a tierra.
4. Protecciones AC
Protege a la instalación y a las personas ante factores de riesgos como por ejemplo podrían ser una sobreintensidad o una sobretensión en el sistema.
5. Ventilador o turbina
Mantener la temperatura del inversor dentro de unos límites que están establecidos es su función principal, esto se hace para asegurar el buen funcionamiento del sistema.
6. Seta de emergencia
Sirve para parar manualmente el inversor. Es un elemento de emergencia.
7. Fuente de alimentación
La fuente de alimentación solo es necesario activarla de noche, puesto que no existe alimentación procedente del campo solar, y solo sirve para alimentar las fuentes auxiliares.
8. Transformador
Transforma la corriente que recibe de media a alta tensión, en algunos modelos de inversores de encuentra incluido de manera que es interno al sistema, y en otros es externo, queda fuera. El valor establecido para que salga del inversor dependerá de cada modelo de inversor en cuestión.
9. Tarjeta de comunicaciones
Sirve para las comunicaciones con la sala de control.

Tabla 3.6.1. Funciones componen el sistema objeto de estudio.

3.7 Determinación de fallos funcionales

Una vez que la función del sistema y de los subsistemas que se está estudiando ha quedado bien definida dentro de su contexto operacional, lo próximo que hay que hacer es determinar en qué consisten los fallos dentro de esas funciones. Cada una de las funciones puede tener más de un fallo funcional asociado puesto que se puede dar la pérdida total o parcial de la función dependiendo de la gravedad del fallo. Para detectar estos fallos es necesario haber realizado un estudio exhaustivo del sistema a lo largo de un periodo de tiempo razonable identificando cada uno de los fallos que se han producido con los sensores o alarmas que han confirmado estos en el histórico de datos que se posee. De esta manera conocer mejor el sistema y poder diferenciar bien de que modos falla y como identificar estos fallos.

3.8 Análisis de modos de fallo, efecto de fallos y criticidad

Usando esta metodología de análisis de los modos de fallo, los cuales forman parte del RCM, hay que determinar una serie de aspectos de cada uno de los fallos funcionales:

- Cada uno de los modos de fallos (MF), los cuales nos van conduciendo al fallo funcional que estemos considerando.
- Las consecuencias perjudiciales o efectos que va a producir la aparición de cada uno de estos modos de fallo sobre el sistema. Si estamos analizando el inversor, en este caso particular el sistema superior sería la planta solar fotovoltaica.
- Criticidad de cada uno de los modos de fallo.

Hay una manera determinada de proceder que es la siguiente:

- En primer lugar, se definen las funciones de cada uno de los subsistemas y sus estándares de operación.
- En segundo lugar, se definen los fallos funcionales asociándolos a cada función de cada uno de los subsistemas.
- Posteriormente, se definen los modos de fallo que están asociados a cada uno de los fallos funcionales.
- Por último, se lleva a cabo la determinación de las consecuencias y efectos más perjudiciales de cada modo de fallo.

3.8.1 Análisis de modos de fallo

Cada subsistema dentro del estudio está formado por un conjunto de elementos ordenados de acuerdo con una estructura jerárquica de este. Esta estructura previamente mencionada llega hasta el nivel en el que se puedan realizar las políticas de mantenimiento, es decir que los últimos elementos sean reemplazables o mantenibles, en nuestro proyecto este nivel va a ser el denominado “equipo”.

Un factor importante que se debe tener en cuenta es que la pérdida de función requerida de alguno de estos elementos puede suponer ocasionar una pérdida en la función del subsistema al que este equipo pertenece. Dicho esto, para definir los modos de fallo de un sistema determinado hay que proceder de la siguiente manera:

- Definir los equipos o conjunto de estos que se sitúen en el nivel inferior de la jerarquía cuyo problema o fallo provocaría directamente la pérdida de la función requerida del subsistema al que pertenece.
- Determinar los daños o problemas que pueden aparecer en cada uno de estos equipos previamente mencionados y como de críticos son estos daños o problemas.
- Finalmente, cada uno de los modos de fallo ha quedado descrito como una combinación “elemento-atributo”, determinando en primer lugar el equipo del que se está hablando y en segundo lugar el problema o atributo que se sabe que da lugar en este equipo como se ha comprobado en el segundo paso del procedimiento.

Cada uno de los fallos funcionales están estrechamente relacionados con sus modos de fallo, que son la causa de que se origine un fallo funcional. Puede haber uno o varios modos de fallo por cada uno de los fallos funcionales.

3.8.2 Determinación de los efectos perjudiciales y las consecuencias de los modos de fallo

Se van a evaluar a continuación los efectos provocados por los modos de fallo, definiendo de una manera clara las consecuencias que acarren. Posteriormente habrá que hacer una descripción lo suficientemente concreta de los efectos, para esto el equipo de trabajo deberá plantearse las siguientes cuestiones:

- La evidencia o no evidencia del modo de fallo que se está dando. Dicho de otro modo, saber si se tiene un modo de fallo oculto o no.
- Si de alguna manera afecta a la seguridad humana o a la ambiental (SHA).
- El efecto operacional que se produce cuando ocurre el modo de fallo. Hay que describir los síntomas que se dan para cada uno de los modos de fallo.
- Cómo se corrige cada uno de los modos de fallo, es decir la acción correctiva que conlleva.
- Todos estos datos, junto con la frecuencia de fallo/año de cada modo de fallo se recogen en la siguiente tabla para cada uno de los modos de fallo.

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
1	Transformar la corriente eléctrica continua de entrada en corriente alterna, de forma segura y con calidad.	A	No transformar la corriente continua en corriente alterna.	1A1	Error en la configuración del convertidor AD	0.625	N	Parada total del inversor por un fallo, implica que hay que cambiar la tarjeta electrónica. Sin alarma.	M
				1A2	Fallo en la rama "X"	0.125	N	En la fase en cuestión puede existir un pequeño corte o un contacto hecho de forma incorrecta, provocando pérdidas de energía (fugas) provocando la parada inmediata del inversor, alarma del inversor "fallo en la electrónica de potencia" Esto afecta directamente a los IGBTs que a su vez pueden llegar a afectar a la tarjeta electrónica.	B
				1A3	Saturación del PI de corriente	0	N	Controlador PI se encuentra dentro del firmware que pertenece a la tarjeta electrónica está saturado.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo.

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
				1A4	Daño en el variador	1.375	N	Se daña el variador provocando una parada de la planta.	A
				1A5	Fallo en el filtro de armónicos	0.125	N	Se produce un fallo en los filtros de armónicos, los cuales producen la parada total de la producción.	B
				1A6	Fallo en el filtro de emisiones electromagnéticas	0.125	N	Parada total en la producción motivada al funcionamiento incorrecto del filtro de emisiones electromagnéticas.	B
2	Proteger la instalación frente a una derivación a tierra.	A	No proteger la instalación cuando hay una derivación.	2A1	Daño mecánico en el vigilante de aislamiento ante una o varias derivaciones a tierra.	0	S	Se produce una parada total de la producción, posibilidad de producir lesiones físicas a personas que trabajan en la planta.	B
		B	Daño o disparo del vigilante de aislamiento en ausencia de derivación a tierra.	2B1	Daño mecánico en el vigilante a tierra.	0	N	Se produce una parada de la producción.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
				2B2	Exceso de sensibilidad en el vigilante de aislamiento que provoca que actúe antes de que le corresponda.	0	N	Se produce una parada en la producción.	B
3	Proteger la instalación ante una sobreintensidad a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	A	Fallo de las protecciones cuando se produce una sobreintensidad.	3A1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección ante una sobreintensidad a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	0	N	Se produce una parada en la producción.	B
		B	Disparo de las protecciones cuando no se produce una sobreintensidad.	3B1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	0.25	N	Se produce una parada en la producción.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
4	Proteger la instalación ante sobretensión a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	A	Fallo en las protecciones cuando se produce una sobretensión.	4A1	Daño mecánico en uno o varios descargadores ante que se produzca una sobretensión a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	2	N	Se produce una parada en la producción debido a que se para el inversor. Esto puede afectar a los elementos electrónicos del inversor.	B
				4A2	Daño mecánico en uno o varios varistores ante una sobretensión a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	0	N	Se produce una parada del inversor. Esto puede afectar a los elementos electrónicos del inversor.	B
		B	Disparo de las protecciones cuando no hay una sobretensión.	4B1	Daño mecánico en uno o varios descargadores a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	0	N	Se produce una parada de la producción debido a que se para el inversor.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
				4B2	Daño mecánico en uno o varios varistores a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC.	0	N	Se produce una parada del inversor.	B
5	Proteger la instalación ante el paso de una corriente inapropiada DC.	A	No protege la instalación ante una corriente DC inadecuada.	5A1	Daño mecánico en el contactor DC.			Se produce una para del inversor debido a un fallo en el contactor.	B
6	Monitorizar el estado de la red.	A	Fallo en la tarjeta de control cuando se produce una tensión o frecuencia fuera de rango.	6A1	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una frecuencia fuera de rango, rango de operación [49Hz-51Hz].	0	N	La tarjeta de control no es capaz de detectarte el valor de frecuencia no admisible provocando la destrucción de algún elemento electrónico, principalmente suele afectar a los IGBTs.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
				6A2	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una tensión fuera de rango, rango de operación [195V-253V].	0	N	La tarjeta de control no es capaz de detectarte el valor de tensión no admisible provocando la destrucción de algún elemento electrónico, principalmente suele afectar a los IGBTs, parada inmediata de la producción de energía.	B
		B	Fallo en la tarjeta de control cuando la tensión o frecuencia están dentro de rango.	6B1	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una frecuencia dentro de rango de operación [49Hz-51Hz].	0	N	La tarjeta de control corta la producción ya que recibe los valores de frecuencia de forma errónea y piensa que son incorrectos. Produce parada del inversor.	B
				6B2	Daño mecánico en la tarjeta de control dentro de rango de operación [195V-253V].	0	N	La tarjeta de control corta la producción ya que recibe los valores de tensión de forma errónea y piensa que son incorrectos. Produce parada del inversor.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
7	Parada del equipo en caso de emergencia.	A	No se produce parada de emergencia cuando se requiere.	7A1	Daño mecánico en la seta de emergencia.	0	N	No se produce la parada total del inversor. Puede provocar problemas importantes y serios en la electrónica del inversor.	B
8	Comunicación con el centro de control.	A	El centro de control no recibe señal del estado del equipo.	8A1	Error en la conexión wifi o cualquier otro tipo de conexión.	0	S	No es posible la recepción de datos por parte del inversor.	B
				8A2	Error debido al firmware.	1	S	Parada en las comunicaciones debido a una modificación en el firmware o a la carga del firmware.	A
				8A3	Error en la configuración informática.	0	S	Parada en las comunicaciones.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
9	Refrigeración del sistema, mantenerlo a una temperatura que sea óptima para el trabajo	A	Fallo total de ventilación que provoca una sobre temperatura en el inversor y la parada de este.	9A1	Acumulación de polvo y suciedad.	0	N	La aglomeración de suciedad impide el funcionamiento del ventilador de impulsión, lo que provocaría un aumento progresivo de la temperatura del inversor haciendo que este se pare pudiendo incluso afectar a componentes electrónicos.	B
				9A2	Daño mecánico en el ventilador de impulsión	0.625	N	El ventilador de impulsión funciona de manera inadecuada, elevando la temperatura en el inversor y provocando la parada de este.	B
				9A3	Daño mecánico en el ventilador de extracción.			El ventilador de extracción funciona de manera inadecuada, eleva la temperatura del inversor y provoca la parada de este. Puede afectar también a la electrónica de potencia.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
		B	Ventilación insuficiente, merma en la capacidad de refrigeración del ventilador provocando un calentamiento anómalo del equipo.	9B1	Exceso de suciedad en los conductos de ventilación o rejillas/filtros de ventilación.	0	S	Atasco por suciedad en los conductos o rejillas no permitiendo el correcto funcionamiento del sistema de refrigeración, aumentando así la temperatura del inversor y provocando una caída en su rendimiento.	B
				9B2	Deterioro en el ventilador de impulsión.	1.625	N	Deterioro físico del ventilador de impulsión provocando un funcionamiento inadecuado en el sistema de refrigeración, aumentando la temperatura del inversor y provocando una caída en su rendimiento.	B
10	Alimentación auxiliar del sistema con la tensión y frecuencia deseada.	A	Falta de alimentación al inversor.	10A1	Fallo mecánico en la conexión eléctrica.	0	N	El equipo no obtiene la tensión necesaria para poder funcionar.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
1 1	Proteger la instalación ante una sobreintensidad a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	A	Fallo de las protecciones cuando se produce una sobreintensidad.	11A1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección ante una sobreintensidad a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	0	N	Se produce un fallo en los fusibles, produciendo la parada del inversor.	B
				11A2	Daño mecánico en el magnetotérmico auxiliar de protección ante una sobreintensidad a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	0	N	Se produce un fallo en el magnetotérmico, produciendo una parada del inversor.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
		B	Disparo en las protecciones cuando no hay una sobreintensidad.	11B1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	0.875	N	Se produce un fallo en los fusibles produciendo una parada en el inversor.	B
				11B2	Daño mecánico en el magnetotérmico auxiliar de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	0	N	Se produce un fallo en el magnetotérmico, produciendo una parada del inversor.	B
1 2	Proteger la instalación ante sobretensiones a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	A	Fallo en las protecciones cuando se produce una sobretensión.	12A1	Daño mecánico en uno o más descargadores de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	1	N	Se produce un fallo en los descargadores, produciendo la parada del inversor. Hay posibilidad de que se produzcan fallos en la electrónica del inversor.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Continuación).

#	Función requerida	#	Fallo funcional	###	Modo de fallo	Frecuencia Fallos/año	Oculto (S/N)	Efecto de fallo	Criticidad del fallo
		B	Disparo de las protecciones cuando no hay una sobretensión.	12B1	Daño mecánico en uno o más descargadores de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC.	0	N	Se produce un fallo en los descargadores, produciendo la parada del inversor.	B
1 3	Proteger la instalación ante el paso de una corriente inapropiada AC.	A	No proteger la instalación ante una corriente AC inadecuada.	13A1	Daño mecánico en el contactor AC			Se produce una parada del inversor debido a fallo en el contactor.	B

Tabla 3.8.2.1 Funciones, fallos funcionales efectos y modos de fallo (Fin).

3.9 Políticas de mantenimiento

Una vez que ya se ha realizado el análisis de los modos y los efectos de fallo, hay que seleccionar el tipo de actividad de mantenimiento que se adecua en función de los resultados obtenidos en el apartado anterior. Las actividades en las que se realiza prevención, anticipación o corrección de fallos funcionales, se deben orientar a atacar los modos de fallo que específicamente estén asociados a cada uno de los fallos funcionales oportunos.

La lógica con la que el equipo de trabajo ha elegido las políticas de mantenimiento sigue el criterio del análisis RCM. En la figura 3.9.1 se muestra de forma resumida la manera en la que se toman este tipo de decisiones, en lo que se basa RCM, durante todo el proyecto esta lógica está explicada de una manera más extensa.

Como resultado de aplicar los algoritmos y metodologías de las que se dispone, se obtiene la tabla 3.9.1 en la que quedan recogidos y especificados para cada modo de fallo la acción de mantenimiento que se debe realizar para evitar que este ocurra. También en la tabla queda detallada la frecuencia con la que hay que realizar estas acciones de mantenimiento.

Las acciones de mantenimiento se pueden clasificar de la siguiente forma:

Mantenimiento Preventivo (MP), Mantenimiento basado en Condición (MBC o CBM), Prueba de Fallos Ocultos (PFO) o Correctivo (C). En la última política, mantenimiento correctivo, se deja funcionar al equipo hasta que sucede el fallo.

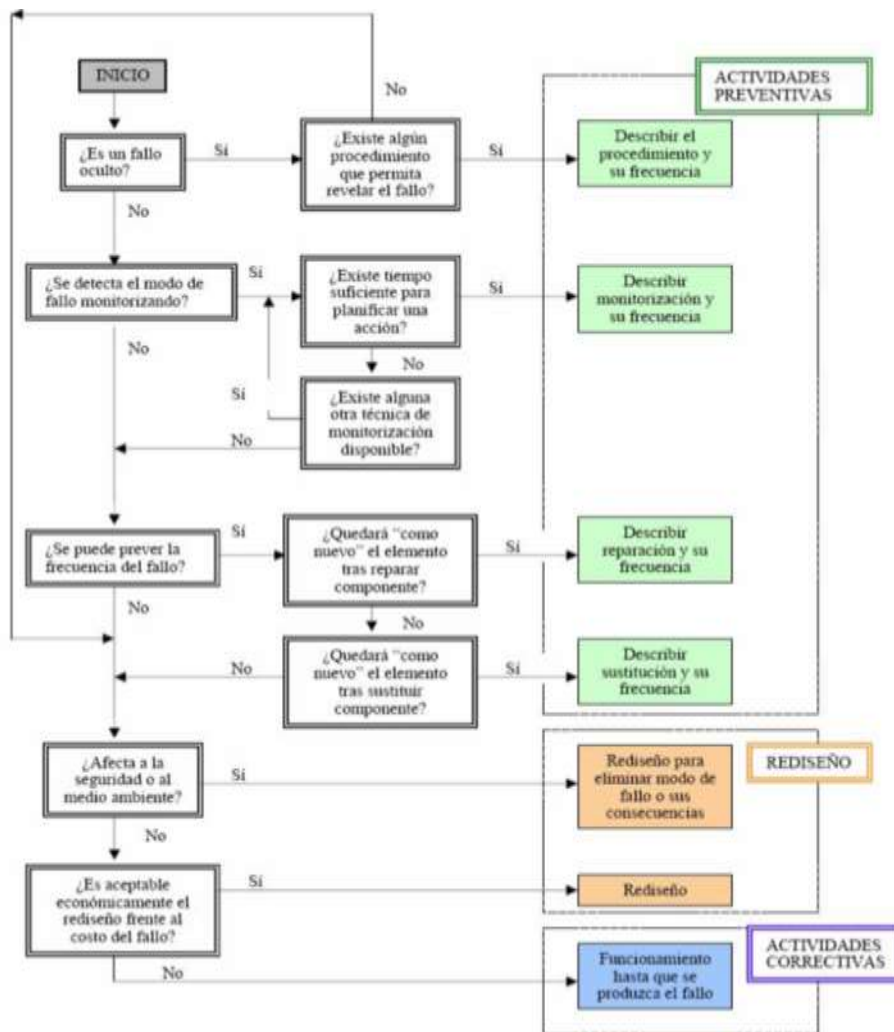


Figura 3.9.1 Lógica de selección de políticas de mantenimiento.

Para mejorar los planes de mantenimiento que están ya impuestos, ayudando a que se seleccionen las mejores políticas, se deben recoger las características principales de los planes de mantenimiento. Por otra parte, también se deben recoger los defectos o carencias que estos tengan en el momento de la recogida de los datos.

La tabla de captura de datos, que es la tabla 3.9.1 incluye columnas que facilitan datos para elegir estas políticas. Las columnas que se incluyen son las siguientes:

- Actividad de mantenimiento actual: donde aparecen las actividades que se realizan actualmente, pudiendo ser: MP (mantenimiento preventivo sistemático), CBM (mantenimiento basado en condición) o MC (mantenimiento correctivo).
- Acción de mantenimiento a ejecutar: Se explica brevemente lo que se tiene que hacer para mejorar las políticas actuales.
- Frecuencia de aplicación: número de veces que se realizan estas políticas al año, ya puede ser de manera trimestral, semestral, etc.
- Comentarios adicionales, Preventivo de CLC: se incluye en esta columna en un breve comentario de los cambios que se van a realizar.

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
1A1	Error en la configuración del convertidor AD	MC			
1A2	Fallo en la rama "X"	MP	1) Comprobación de la firmeza de las conexiones del cableado de potencia. 2) Comprobación de oxidaciones o deformaciones. 3) Termografía	1) Trimestral 2) Trimestral 3) Semestral	Vigilar la evolución del resultado de las termografías. Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad en almacén. Realizar mantenimiento basado en condición (MBC), ya que existen variables que pueden ser monitorizadas (temperatura, frecuencia y tensión de fase).
1A3	Saturación del PI de corriente	MC			
1A4	Daño en el variador	MC			
1A5	Fallo en el filtro de	MC			

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos.

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
	armónicos				
1A6	Fallo en el filtro de emisiones electromagnéticas	MC			
2A1	Daño mecánico en el vigilante de aislamiento ante una o varias derivaciones a tierra	MC			
2B1	Daño mecánico en el vigilante a tierra	MC			
2B2	Exceso de sensibilidad en el vigilante de aislamiento que provoca que actúe antes de que le corresponda.	MC			
3A1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección ante una sobreintensidad a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
3B1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección a la entrada del inversor en el	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (continuación).

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
	circuito de corriente DC				
4A1	Daño mecánico en uno o varios descargadores ante una sobretensión a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC	MC			
4A2	Daño mecánico en uno o varios varistores ante una sobretensión a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC	MC			Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad en almacén.
4B1	Daño mecánico en uno o varios descargadores a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC	MC			
4B2	Daño mecánico en uno o varios varistores a la entrada del inversor en el circuito de corriente DC	MC			Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad en almacén.
5A1	Daño mecánico en el contactor DC	MC			

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (continuación).

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
6A1	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una frecuencia fuera de rango, rango de operación [49Hz-51Hz]	MC			
6A2	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una tensión fuera de rango, rango de operación [195V-253V]	MC			
6B1	Daño mecánico en la tarjeta de control ante una frecuencia dentro de rango de operación [49Hz-51Hz]	MC			
6B2	Daño mecánico en la tarjeta de control dentro de rango de operación [195V-253V]	MC			
7A1	Daño mecánico en la seta de emergencia.	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1)Trimestral	
8A1	Error en la conexión (wifi o de cualquier otro tipo)	MP	1) Chequeo de comunicaciones y contadores.	1)Trimestral	Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (continuación).

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
					en almacén.
8A2	Error debido al firmware	MC			Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad en almacén.
8A3	Error en la configuración informática	MC			Al suponer un tiempo de parada de la planta alto, se ha de mantener un stock de seguridad en almacén.
9A1	Acumulación de polvo y suciedad	MP	1) Inspección visual. 2) Limpieza de las rejillas y esteras de los filtros de aire. 3) Limpieza de los filtros.	1) Mensual 2) Trimestral 3) Anual	Realizar mantenimiento basado en condición (MBC), ya que existen variables que pueden ser monitorizadas (temperatura y consumo eléctrico).
9A2	Daño mecánico en el ventilador de impulsión	MP	1)Comprobación del funcionamiento de los ventiladores para refrigeración	1)Trimestral	
9A3	Daño mecánico en el	MC			

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (continuación).

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
	ventilador de extracción				
9B1	Exceso de suciedad en los conductos de ventilación o rejillas/filtros de ventilación	MP	1) Inspección visual. 2) Limpieza de las rejillas y esteras de los filtros de aire. 3) Limpieza de los filtros.	1) Mensual 2) Trimestral 3) Anual	
9B2	Deterioro en el ventilador de impulsión	MP	1) Comprobación del funcionamiento de los ventiladores para refrigeración.	1) Trimestral	
10A1	Fallo mecánico en la conexión eléctrica	MC			
11A1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección ante una sobreintensidad a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
11A2	Daño mecánico en el magnetotérmico auxiliar de protección ante una sobreintensidad a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (continuación).

#	Modo de fallo	Actividad de Mantenimiento actual	Acción de mantenimiento a ejecutar	Frecuencia de aplicación	Comentarios adicionales, Preventivo de CLC
11B1	Daño mecánico en uno o más fusibles de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
11B2	Daño mecánico en el magnetotérmico auxiliar de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
12A1	Daño mecánico en uno o más descargadores de protección ante una sobretensión a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
12B1	Daño mecánico en uno o más descargadores de protección a la salida del inversor en el circuito de corriente AC	MP	1) Prueba funcional de los elementos de seguridad del inversor.	1) Trimestral	
13A1	Daño mecánico en el contactor AC	MC			

Tabla 3.9.1 Modos de fallo y acciones de mantenimiento necesarias para estos fallos (Fin).

3.10 Asignación de señales a modos de fallo críticos

En esta sección en primer lugar se van a estudiar las relaciones que existen entre los modos de fallo, las señales que están monitorizadas y alarmas de las que disponemos. Para esto ha sido necesario realizar un estudio de los tipos de inversores que existen en las plantas y de cada una de las señales, sensores y alarmas de las que estos disponen.

Por otra parte, para cada uno de los diferentes modos de fallos que se han detectado con la metodología previa es muy interesante conocer si se tiene la capacidad de detectarlo con alerta temprana a no, es decir, si hay alguna señal, alarma o sensor que al activarse o desactivarse detecte los detecten. También si las señales que estén relacionadas con ese modo de fallo están también relacionadas con otros o no. El resultado de este estudio en forma de resumen se expone en las tablas 3.10.1.1 y 3.10.2.1.

Esta vinculación previamente comentada de señales con modos de fallo se ha llevado a cabo para todos y cada uno de los modos de fallo, del inversor en este caso, independientemente de su criticidad. En concreto si se observan los modos de fallos críticos, que son dos y los de criticidad media, que es uno, se han elaborado las tablas específicas (3.10.1.1 y 3.10.2.1) que recogen las señales para cada uno de estos modos de fallo, detallando si existe alerta temprana, o posibilidad de que la haya. Por lo tanto, analizando la tabla se encontraría lo siguiente en ella:

En las dos primeras columnas está el código del modo de fallo seguido de la definición del modo de fallo en sí en la columna de su derecha. En la tercera y cuarta columnas se observan las señales y alarmas que están relacionadas con los modos de fallos antes comentados (cuarta columna) y en la columna que la precede (tercera columna) sus códigos.

Tras estas tenemos la columna de “alerta temprana”, esta columna esta rellena con la palabra “Sí” o con “No” e indica si en el modo de fallo que se está considerando se puede detectar antes de que llegue a finalizar el fallo o antes de que hayan comenzado a generarse consecuencias fatales para el dispositivo. Entonces si se puede detectar previamente el fallo se escribe “Sí” y si con las señales existentes no hay manera de detectarlo se escribe “No” en esta columna.

La siguiente columna “Identificación de MF” indica la posibilidad de identificar el fallo y de distinguirlo de cualquiera de los otros, aunque no se disponga de alerta temprana. Hay tres opciones, la primera es que se pueda, por lo que se pone un “Sí” en esa casilla; la segunda es que, aunque se pueda identificar el fallo, no sea fácil o sea imposible distinguirlo de otros modos de fallo que al darse podrían llevar a cabo la misma evolución de las señales; por último si el modo de fallo no se puede identificar con las señales y alarmas existentes en el sistema se deja la casilla en blanco.

La última casilla recoge, si se puede conocer una aproximación de cuánto tiempo llevaría a cabo realizar una reparación si el equipo fallara de la manera que se especifica en dicha fila y por otro lado figuran comentarios de interés, aclaraciones que se han considerado necesarias, acciones o mejoras complementarias que se podrían realizar para identificar mejor un modo de fallo cuando este no quede determinado con las señales de las que se disponen en el momento.

Tras tener en cuenta solo los fallos más críticos se dividen entre modos de fallo con

criticidad alta (A), y modos de fallo con criticidad media (M). Estos van a ser los que se mencionen en el estudio ya que, si ocurrieran, las consecuencias serían catastróficas. Por lo tanto, son los que es más importante que puedan ser detectados antes de que ocurran.

3.10.1 Modos de fallo de criticidad alta

Cod	Modo de fallo (criticidad alta)	Cod	Señales	Alerta Temprana	Identificación MF	Tiempo actuación. Observaciones
1A4	Daño en el variador	AL1	ALARMA_FRAMA	SÍ / NO	No único. 1A2	Se va a poder detectar este modo de fallo ya que tenemos dos alertas asociadas al mismo. Con las señales (corrientes) lo que vamos a hacer es intentar obtener unos rangos de riesgo o estado de alerta para evitar que salten las alarmas. Se tiene la señal que entra de corriente continua en el variador y las tres señales que salen de corriente alterna y una alarma que nos las relaciona, por lo tanto, sería posible obtener una alerta temprana.
		AL2	ALARMA_PI_ANA		No único. 1A3	
		S9	Corriente R		No único. 1A3,1A5,11A1,11A2,11B1	
		S10	Corriente S		No único. 1A3,1A5,11A1,11A2,11B1	
		S11	Corriente T		No único. 1A3,1A5,11A1,11A2,11B1	
		S1	Corriente C.C	No único. 3A1,3B1,4B1,4B2,		
8A2	Error debido al firmware	AL10	ALARMA_RESET	NO	Único	Una de las alarmas indica que el inversor está siendo reiniciado porque ha habido un fallo en el firmware y la otra que se está cargando o modificando el firmware. Con estas alarmas no se va a poder predecir un fallo. No está determinado cuanto tiempo dura una modificación o carga del firmware. No se puede obtener alerta temprana ya que no hay señales que se relacionen con las alarmas de este modo de fallo.
		AL9	ALARMA_CONFIG		Único	

Tabla 3.10.1.1 Detección temprana de fallos para modos de fallo con criticidad Alta.

3.10.2 Modos de fallo de criticidad media

Cod	Modo de fallo (criticidad media)	Cod	Señales	Alerta Temprana	Identificación MF	Tiempo actuación. Observaciones
1A1	Error en la configuración del convertidor AD	--	--	NO	Ninguno	<p>Según los técnicos de mantenimiento de la planta, este modo de fallo no se puede dar una vez que el inversor esté en funcionamiento.</p> <p>Es un error que puede suceder al encenderlo o ponerlo en funcionamiento por primera vez, una vez su funcionamiento sea correcto y habitual no se vuelve a tocar la configuración.</p> <p>Por este motivo, no tiene ni señales ni alarmas que lo identifiquen como error puesto que no se va a dar este fallo.</p>

Tabla 3.10.2.1 Detección temprana de fallos para modos de fallo con criticidad Media

3.11 Justificación de señales empleadas

En la tabla que viene a continuación, la 3.11.1, se presentan todas las señales relevantes monitorizadas y una serie de descripciones o comentarios que se corresponden con su justificación técnica. El procedimiento que se ha llevado a cabo para elaborar la tabla ha sido el siguiente:

- Se han recorrido todos y cada uno de los subsistemas revisando las señales que tienen relación con los modos de fallo de criticidad Media (M) o Alta (A).
- Se han codificado las señales. El código que se sitúa en la primera columna de la tabla aclara con la letra S las señales y con AL las alarmas, de esta manera se diferencian de los modos de fallo que tienen como código primero el número que se correspondería con el subsistema, después las letras que se correspondería una letra con cada fallo funcional, y por último otro número que se corresponde con cada modo de fallo dentro de un mismo fallo funcional. La segunda columna contiene el nombre de cada señal o alarma.
- La última columna se recogen valoraciones que se han considerado de interés y valores umbrales, si nos han dispuesto de ellos.
- También la tabla contiene anotaciones en rojo, donde figuran los datos que no han podido ser obtenidos y son de vital importancia, así como anotaciones en azul, donde se especifica y se detalla la funcionalidad de cada señal o alarma.

Es importante tener en cuenta que esta es una tabla viva, es decir, que va a estar constantemente en revisión conforme vaya pasando el tiempo y conforme se vayan produciendo cambios operacionales, de mantenimiento o monitorización del sistema se irán cambiando los datos que esta contiene. De este modo, la tabla se irá completando a medida que vaya pasando el tiempo ya que se irán haciendo modificaciones e implantando señales nuevas o modos de detectarlas dentro del sistema.

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
AL1	ALARMA_FRAMA	Alarma todo/nada. Se produce la señal de alarma cuando hay cualquier tipo de fallo en cualquiera de las ramas R, S, T. Fallo en la rama "X" de la electrónica de potencia. Indica los modos de fallo 1A2 (Cr B) Y 1A4 (Cr A).
AL2	ALARMA_PI_ANA	Alarma todo/nada. La corriente medida es mucho más baja que la consigna de corriente en esa rama. Indica los modos de fallo 1A3 (Cr B) Y

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción.

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
		1A4 (Cr A).
AL3	ALARMA_PROT_CA	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Error en los varistores de alterna de la AAS0043.</p> <p>El estado del contactor no es el correcto para el estado del inversor.</p> <p>Error en alguna de las protecciones de alterna, descargadores, fusibles...</p> <p>Error magnetotérmico de entrada trifásica (en equipos grandes).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A5(Cr B), 11B1(Cr B), 11B2(Cr B), 12A1(Cr B), 12B1(Cr B) Y 13A1(Cr B).</p>
AL4	ALARMA_VRED	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Tensión fuera de rango (195V-253V).</p> <p>Indica el modo de fallo 6A2(Cr B).</p> <p>La alarma no especifica fallo en la tarjeta de control, solo que si la tarjeta de control ha fallado vemos si la tensión está o no fuera de rango.</p>
AL5	ALARMA_AISL_DC	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Error en los varistores de DC.</p> <p>Indica los modos de fallo 2A1(Cr B) Y 4B2(Cr B).</p>
AL6	ALARMA_PROT_DC	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Fusibles de entrada DC fundidos o descargadores de DC.</p> <p>Indica los modos de fallo 3A1(Cr B), 3B1(Cr B) Y 4B1(Cr B).</p>
AL7	ALARMA_VIN	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Alta tensión de entrada DC.</p> <p>Indica los modos de fallo 4A1(Cr B) Y 4A2(Cr B).</p>
AL8	ALARMA_FRED	<p>Alarma todo/nada.</p> <p>Frecuencia fuera de rango (49Hz-51Hz).</p> <p>Indica el modo de fallo 6A1(Cr B).</p> <p>La alarma no especifica fallo en la</p>

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción (continuación).

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
		tarjeta de control, solo que si la tarjeta de control ha fallado vemos si la frecuencia está o no fuera de rango.
AL9	ALARMA_CONFIG	Alarma todo/nada. Paro debido a una modificación en el firmware. Paro debido a una carga de firmware. Indica el modo de fallo 8A2 (Cr A).
AL10	ALARMA_RESET	Alarma todo/nada. Indica que el inversor se ha reiniciado por Watch-dog, fallo en el Firmware del inversor. Indica el modo de fallo 8A2 (Cr A).
AL11	ALARMA_TEMPERATURA	Alarma todo/nada. La temperatura de la electrónica de potencia supera los 80°C. El sensor auxiliar de temperatura ha detectado alarma. Indica los modos de fallo 9A1 (Cr B), 9A2 (Cr B), 9A3 (Cr B), 9B1 (Cr B) Y 9B2 (Cr B). La alarma solo especifica que la temperatura supera los 80°C, pero no si ha fallado el ventilador, hay suciedad...Sirve para saber que si hay sobre temperatura se pueden dar uno de estos 5 modos de fallo
AL12	ALARMA_IRED_EFICAZ	Alarma todo/nada. La corriente RMS supera el máximo permitido. Indica los modos de fallo 11A1 (Cr B) Y 11A2 (Cr B). No hace referencia a los fusibles si al magnetotérmico, solo a que la corriente supera el máximo permitido.
S1	Corriente C.C	Corriente de entrada en continua al inversor. Se necesitan los rangos de criticidad

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción (Continuación).

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
		<p>de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>Esta señal es muy importante ya que va a indicar la consigna de corriente para detectar uno de los fallos más críticos.</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_PROT_DC (AL6) Y ALARMA_AISL_DC (AL5).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A4(Cr A), 3A1(Cr B), 3B1(Cr B), 4B1(Cr B) Y 4B2(Cr B).</p>
S2	Tensión C.C	<p>Tensión de entrada en continua al inversor.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_VRED (AL4), ALARMA_VIN (AL7) Y ALARMA_AISL_DC (AL5).</p> <p>Indica los modos de fallo 6A2 (Cr B), 6B2(Cr B), 4A1(Cr B) Y 4A2(Cr B).</p>
S3	Disp. último día	<p>No se utiliza esta señal para ver si el inversor está fallando. No está relacionada directamente con ningún modo de fallo.</p>
S4	Producción Última hora	<p>No se utiliza esta señal para ver si el inversor está fallando. No está relacionada directamente con ningún modo de fallo.</p>
S5	PR inversor	<p>Se trata de una señal que no se tiene relacionada directamente con ningún modo de fallo, con la cual no la utilizamos directamente para ver si hay algún problema en el inversor.</p> <p>Constituye un factor de calidad, al indicar (en porcentaje) la relación entre el rendimiento real y el rendimiento nominal en una instalación FV.</p>

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción.(Continuación)

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
S6	Tensión fase R	<p>Tensión de salida del inversor en alterna por la rama R.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B), 1A3(Cr B), 1A4(Cr A), 1A5(Cr B), 11B2(Cr B), fallo 12A1(Cr B) Y 12B1(Cr B).</p>
S7	Tensión fase S	<p>Tensión de salida del inversor en alterna por la rama S.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B), 1A3(Cr B), 1A4(Cr A), 1A5(Cr B), 11B2(Cr B), fallo 12A1(Cr B) Y 12B1(Cr B).</p>
S8	Tensión fase T	<p>Tensión de salida del inversor en alterna por la rama T.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B), 1A3(Cr B), 1A4(Cr A), 1A5(Cr B), 11B2(Cr B), fallo 12A1(Cr B) Y 12B1(Cr B).</p>

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción (Continuación).

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
S9	Corriente R	<p>Corriente de salida del inversor en alterna por la rama R.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_IRED_EFICAZ (AL12), ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B), 1A3(Cr B), 1A4(Cr A), 1A5(Cr B), 11A1(Cr B), fallo 11A2(Cr B) Y 11B1(Cr B).</p>
S10	Corriente S	<p>Corriente de salida del inversor en alterna por la rama S.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_IRED_EFICAZ (AL12), ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B), 1A3(Cr B), 1A4(Cr A), 1A5(Cr B), 11A1(Cr B), fallo 11A2(Cr B) Y 11B1(Cr B).</p>
S11	Corriente T	<p>Corriente de salida del inversor en alterna por la rama T.</p> <p>Es necesario conocer los rangos de criticidad de esta señal, no están en el manual del inversor (Ingeteam).</p> <p>La inteligencia de algunas alarmas depende de esta señal. ALARMA_IRED_EFICAZ (AL12), ALARMA_FRAMA (AL1), ALARMA_PI_ANA (AL2), ALARMA_VRED (AL4) Y ALARMA_PROT_CA (AL3).</p> <p>Indica los modos de fallo 1A2(Cr B),</p>

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción (Continuación).

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
		1A3 (Cr B), 1A4 (Cr A), 1A5 (Cr B), 11A1 (Cr B), fallo 11A2 (Cr B) Y 11B1 (Cr B).
S12	Potencia Activa	No se usa esta señal para identificar ningún modo de fallo, puesto que no está directamente relacionada con ninguno de ellos.
S13	Factor de Potencia	No se usa esta señal para identificar ningún modo de fallo, puesto que no está directamente relacionada con ninguno de ellos.
S14	Frecuencia Red	Señal que nos indica la frecuencia de red que hay en el inversor. La frecuencia de red en el inversor según el manual tiene que encontrarse entre 49 Hz y 51 Hz para que no se produzca fallo en este. La inteligencia de la alarma ALARMA_FRED (AL8) depende de esta señal entre otras cosas. Indica los modos de fallo 6A1 (Cr B) y 6B1 (Cr B).
S15	Temperatura Caseta	Señal que indica a que Temperatura se encuentra la caseta. La caseta se tiene que encontrar entra -10°C y 45°C para que funcione correctamente. La inteligencia de la alarma ALARMA_TEMPERATURA (AL11) depende de esta señal entre otras cosas. Indica los modos de fallo 9A1(Cr B), 9A2(Cr B), 9A3(Cr B), 9B1(Cr B) y 9B2(Cr B).
S16	Irradiancia Caseta	No se usa esta señal para identificar ningún modo de fallo, puesto que no está directamente relacionada con ninguno de ellos.
S17	Producción instantánea Inv.	Esta señal no se tiene relacionada con ningún modo de fallo, pero hay una pantalla donde están todas las producciones instantáneas de todos

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción (Continuación).

Código	Señal/Alarma	Descripción/Comentario
		los inversores. Cuando no hay problemas están en verde y cuando algo falla se ponen en rojo. Es por lo tanto una señal interesante.
S18	Producción instantánea caseta	Es la suma por caseta de la producción instantánea de los inversores.
S19	Producción instantánea Planta	Es la suma total de la producción instantánea de todas las casetas.

Tabla 3.11.1 Señales monitorizadas, alarmas y descripción.

3.12 Aplicación de técnicas de Machine Learning para la predicción de fallos

3.12.1 Introducción y adaptación de datos

Las plantas fotovoltaicas son sistemas de carga variable, con errores difícilmente detectables asociados a ellas. Una vez se han realizado todo el análisis previo de la planta y se conoce como fallan los equipos críticos y cuáles son sus modos de fallo de mayor criticidad, es el momento de adentrarse en las técnicas de Machine Learning, para dotar a la herramienta de otra referencia u otro indicador para la detección temprana de fallos. De esta manera, estas técnicas proporcionarán la capacidad de anticipar pérdidas de rendimiento mediante una serie de indicadores, y la facilidad para gestionarlas de una manera más eficiente.

En este subcapítulo se pretende encontrar un algoritmo que permita observar anomalías de funcionamiento en cualquiera de los módulos de los inversores de una planta fotovoltaica. Dicho esto, es muy importante demostrar que la no ergodicidad de la flota de inversores (más o menos módulos, fechas de fabricación distintas, condiciones de instalación diferente o distinta potencia por módulo) no influye en la validez del algoritmo que va a diseñarse.

Es importante una vez se haya obtenido el algoritmo, comprobar su validez utilizando datos de diferentes inversores y comprobar su eficiencia variando las variables de entrada.

Los inversores de la planta en cuestión están diseñados para el uso externo y normalmente están soportados por una base que ofrece estabilidad y permite el fácil acceso de los cables de entrada y salida. Cada inversor cuenta con un compartimento de entrada DC y los cables que provienen del campo fotovoltaico se conectan a dicha entrada DC.

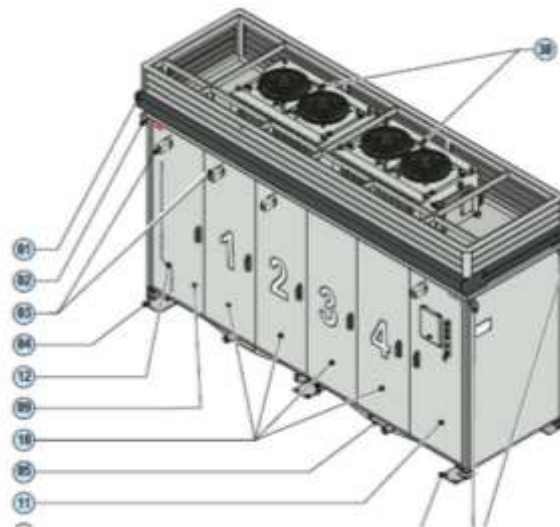


Figura 3.12.1.1 Esquema general del Inversor.

El número de compartimentos de conversión dependen de la potencia de salida del inversor, en este caso hay tres inversores de 1050kW (contienen 3 módulos de conversión) y 3 inversores de 1400 kW (contienen 4 módulos de conversión). Cada módulo de esta conectado a una determinada área de la planta y en el caso de fallo puede ser aislado sin afectar a los demás módulos dentro del mismo inversor. Cada módulo de conversión activa un seguidor de máxima potencia (MPPT) y son independientes entre sí.



Figura 3.12.1.2 Esquema de los modelos de los inversores de 1050 kW (izquierda) y de 1400 kW (derecha).

En el esquema de la figura 3.12.1.2 se aprecia la diferencia real que existe entre los inversores de la planta, de manera que si se consigue demostrar que para el algoritmo es indiferente de qué inversor se obtengan los datos, se verifica que el análisis de los inversores por módulo es real y eficiente.

3.12.2 Variables del algoritmo

Las variables principales que hay que definir son las siguientes (se mantiene la denominación en SCADA):

- **Datetime:** Fecha y hora de los datos.
- **ID:** Nombre del inversor.
- **Availability Inverter:** Variable que indica la disponibilidad del inversor; 1 si esta funcionando y cero en caso contrario.
- **Inverter AC Energy:** Energía producida por el inversor.
- **Yield Inverter:** Es el resultado de dividir (Inverter AC Energy/Potencia Pico del inversor). Es una manera de poder comparar los inversores entre ellos ya que no todos tienen el mismo tamaño.
- **Reactive Power Inverter Module AC [kVar]:** Potencia reactiva producida por el inversor.
- **Voltage Inverter Module DC [Vdc]:** Voltaje a la entrada del inversor.
- **Irradiation_1 [kWh/m2]:** Energía que incide en los paneles solares.
- **Inverter_Humidity:** Humedad relativa en la cabina del inversor.
- **Inverter_Leakage_current:** Corriente de fuga del inversor.
- **D_Current L:** A la salida del inversor están monitorizadas las 3 fases de las corrientes. Esta variable es la diferencia absoluta entre las 3 fases de la corriente de línea a la salida del inversor.
- **D_Voltage L:** A la salida del inversor están monitorizadas las 3 fases de los voltajes. Esta variable es la diferencia absoluta entre las 3 fases del voltaje de línea a la salida del inversor.
- **rto_inverter:** Es la relación entre la potencia de entrada y salida del inversor. Potencia AC [kW] / Potencia DC [kW].
- **D_Temperature:** Es la diferencia entre la temperatura ambiente y la temperatura interna de la cabina del inversor.
- **RUL_MAX:** Nº máximo de ciclos que ese inversor está funcionando antes de la parada.
- **n_cycles:** Contador que indica el número de ciclos que lleva funcionando un equipo. Este contador se reinicia cuando hay una parada.

3.12.3 Datos disponibles de los inversores

Es importante saber con qué información se va a entrenar la red y con cuál se va a comprobar el algoritmo. Los datos que se han obtenido de la planta pertenecen a un año natural, en concreto del 01/08/2018 al 31/08/2018. Como ya se ha explicado previamente hay diferentes tipos de inversores. Para numerar con los que se va a trabajar y los datos de estos es importante saber el tipo de inversor al que nos estamos refiriendo, siendo:

- Inversor 1: 3 Módulos
- Inversor 2: 4 Módulos
- Inversor 3: 3 Módulos
- Inversor 4: 4 Módulos

- Inversor 5: 3 Módulos
- Inversor 6: 4 Módulos

3.12.4 Proceso de generación del algoritmo en Automodel

Una vez se conocen las variables y los datos de los que se van a disponer, se va a utilizar Rapidminer para la predicción de anomalías en base a las variables monitorizadas.

En primer lugar, hay que realizar una limpieza de datos. Para ello se van a eliminar todas las filas en las que la variable availability sea diferente de 1. Esto se hace ya que no interesa entrenar un algoritmo con datos de los momentos en los que el inversor no está funcionando, por tanto, como solo cuando availability=1 el inversor funciona, se filtran los datos y solo quedan las filas que cumplan esta condición.

Por otro lado, se va a utilizar la funcionalidad del automodel (una de las opciones que ofrece rapidminer de utilizar las técnicas de machine learning) para la predicción de diferentes outputs (salidas) en base a las variables de las que se dispone. La ventaja de automodel es que prueba diferentes algoritmos como pueden ser redes neuronales artificiales, árboles de decisión, random forest etc. Una vez los ha probado, indica al usuario la selección más eficaz de estos en términos de error en la predicción y tiempo de ejecución. A continuación, en la figura 3.12.4.1 se muestra la primera pantalla de automodel (con datos sin filtrar) con datos de los seis inversores.

Datetime Date / Time	Inverter AC Energy Number	Availability Inverter Number	Yield Number	Voltage Inv (DC) Number	Irradiation Number	Humidity Number	Leakage Current Number	D_temperature Number
Aug 1, 2018 3:45:00 ...	0	0	0	0	0	0	0	0
Aug 1, 2018 4:00:00 ...	0	0	0	0	0	0	0	0
Aug 1, 2018 4:15:00 ...	0	0	0	0	0	0	0	0
Aug 1, 2018 4:30:00 ...	0	0	0	0	0	0	0	0
Aug 1, 2018 4:45:00 ...	0.040	0	0.000	0	0	0	0	0
Aug 1, 2018 5:00:00 ...	0.315	1	0.001	0	0.001	0	0	0
Aug 1, 2018 5:15:00 ...	0.742	1	0.001	0	0.002	0	0	0
Aug 1, 2018 5:30:00 ...	1644518725	1	0.003	671.430	0.005	0.240	0.510	26.640

Figura 3.12.4.1 Primera pantalla de automodel con datos de los seis inversores.

Una vez se han filtrado los datos y completado el proceso de automodel, se intenta predecir en primer lugar la energía que produce el inversor ya que es una variable interesante, en este experimento no hay éxito ya que se obtiene que la Energy AC del inversor tiene un error de predicción muy alto (más del 60% de error) con todos los modelos con los que la predice el automodel, esto se observa en la figura 3.12.4.2, en el panel de resultados. Esta gráfica aporta la calidad del dato en función de los siguientes parámetros:

- Missing: Número de valores que no están disponibles en la columna del dato entre número de filas de datos.

- Infinite: Número de valores que son infinitos en la columna del dato entre número de filas de datos.
- ID-ness: Número de valores diferentes en la columna del dato entre número de filas de datos.
- Stability: el recuento de los valores más frecuentes para esta columna (que no sea que no hay valor) dividido por el número de filas.
- Valid: Fracción de valores de la columna que no son contados como “missing”, “infinite”, “ID-ness” o “Stability”.

Estas predicciones se obtienen de turbo-prep, que filtra y hace una limpieza de datos para las variables que se requiera. Se va a experimentar con otras variables que también son interesantes a ver si el error de predicción en alguna de ellas disminuye.

< > Inverter AC Energy_I1M1

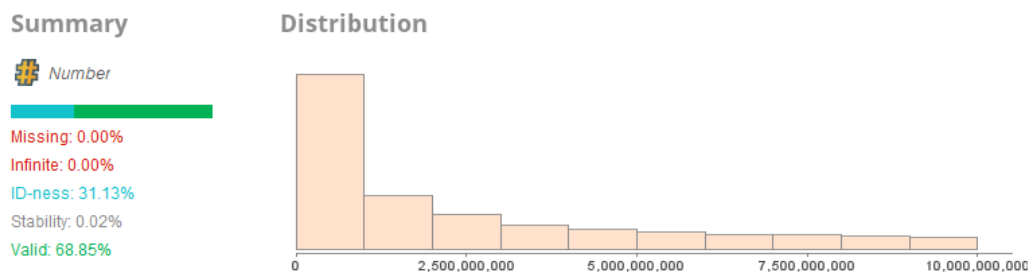


Figura 3.12.4.2 Distribución en la variable Energy AC.

Para comprobar que se pueden estudiar todos los inversores con los mismos criterios, se va a estudiar como output la variable Yield Inverter, que es el resultado de dividir (Inverter AC Energy/Potencia Pico del inversor). Para esta variable se obtiene un error del 9,8%, aunque más bajo que la energía, no es una predicción lo suficientemente buena. También se usan otras variables como salida, entre los mejores resultados está Leakage current (corrientes de fuga del inversor) con un error de un 15%, que sigue siendo alto.

< > Yield Inverter_I1M1

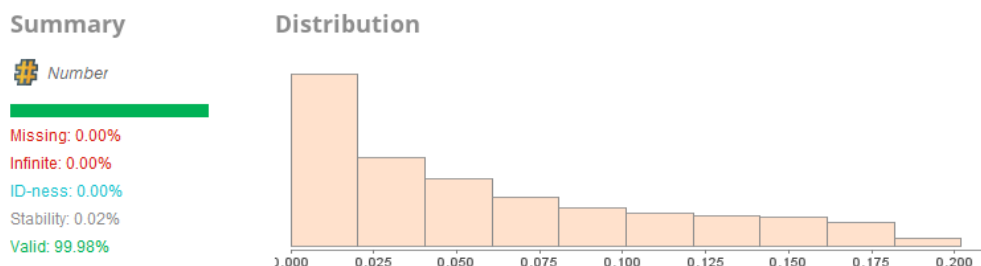


Figura 3.12.4.3 Distribución en la variable Yield Inverter.

Finalmente se va a realizar una predicción del rendimiento del inversor comparándose un algoritmo de ANN frente a Decision tree, Generalized Linear Model y Random Forest. Se obtienen los siguientes resultados de cada uno:

- ANN 1,16%

- D Tree 1,3 %
- R Forest 1,4 %
- G linear Model 2,4 %

De este modo, se obtiene como resultados que el algoritmo con menor error son las redes neuronales (Artificial Neuronal Network (ANN)), obteniéndose un 1,16% de error en la predicción del rendimiento, lo que es considerablemente bajo si lo comparamos a otros outputs con las que se había experimentado previamente.

< > RTO

Summary

Number

Missing: 0.00%

Infinite: 0.00%

ID-ness: 0.00%

Stability: 0.04%

Valid: 99.96%

Distribution

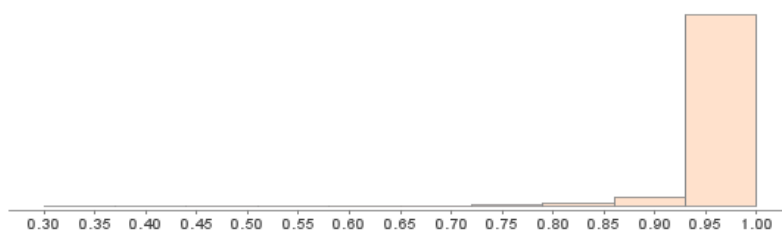


Figura 3.12.4.4 Distribución en la variable Rendimiento.

3.12.5 Experimentos con los algoritmos en Rapidminer

Una vez se ha investigado con automodel cuales son las variables más interesantes para poner de salidas de las predicciones. Ahora se van a realizar algunos experimentos en rapidminer. En primer lugar, se va a realizar un entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2 como se observa en la figura 3.12.5.1:

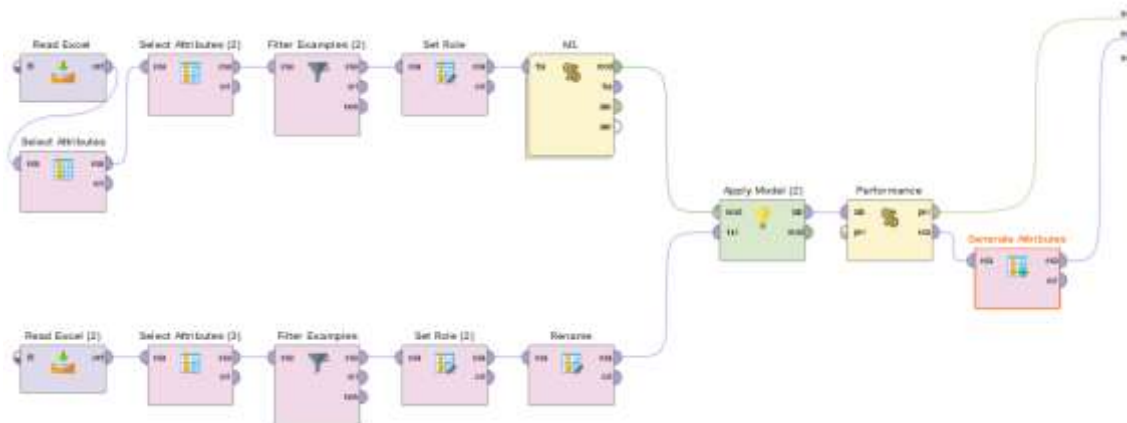


Figura 3.12.5.1 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2.

Analizando los resultados y la predicción del rendimiento, ya que como se ha comprobado en el automodel es la mejor variable para predecir, se obtienen los siguientes resultados. En primer lugar, un root mean squared error: 0.038 +/- 0.000 (error cuadrático medio) y una calidad de la predicción, basándonos en las variables que se han comentado previamente, muy buena:

< > prediction(rto_inverter_I1M1)

Summary

Number

Missing: 0.00%

Infinite: 0.00%

ID-ness: 0.00%

Stability: 0.01%

Valid: 99.99%

Distribution

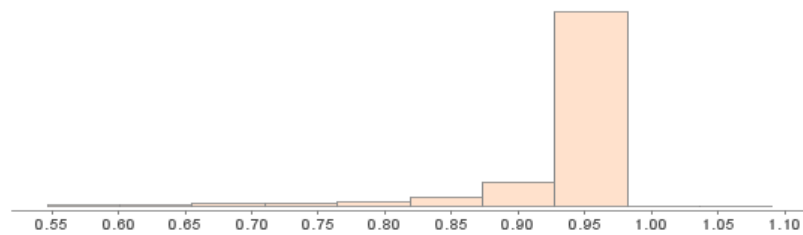


Figura 3.12.5.2 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2 (predicción rendimiento).

Estos resultados son de gran utilidad ya que se puede comprobar en los archivos de la empresa que en octubre de 2018 y en mayo de 2019 hubo fallos como se puede observar en la figura 3.12.5.3. Antes de los fallos, el error absoluto entre predicción y real empieza a aumentar hasta que, con la máquina parada es cero el tiempo del error.

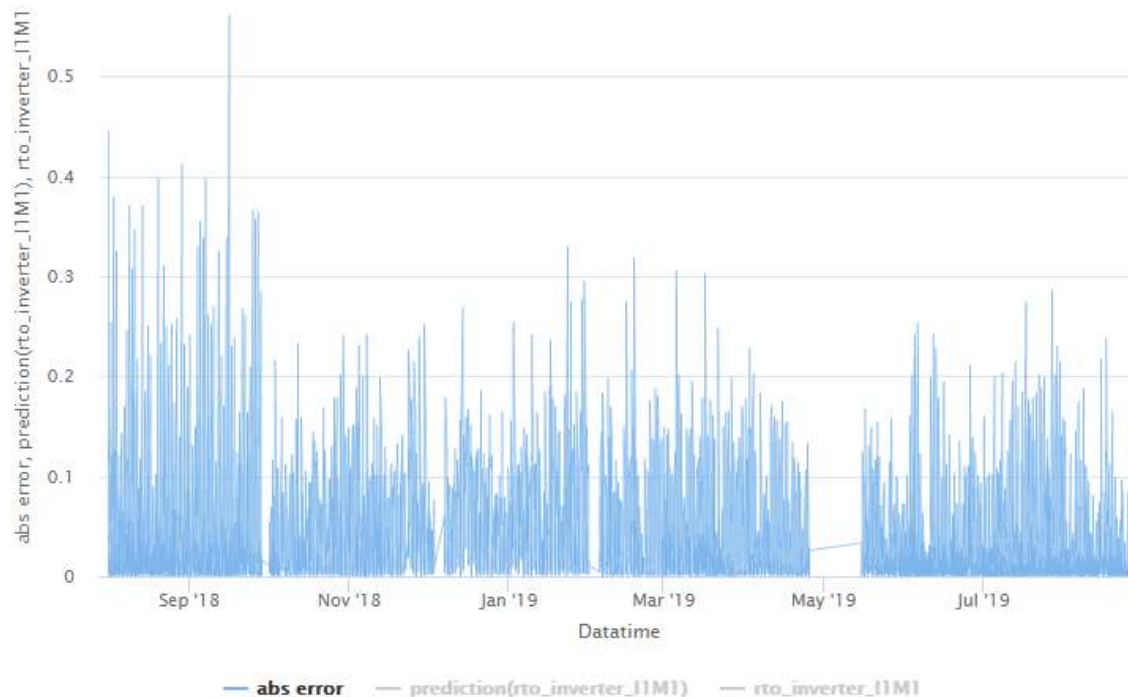


Figura 3.12.5.3 Entrenamiento de la ANN con datos del I1M1 para ser aplicada a los datos del I1M2 (valor absoluto del error).

El siguiente experimento que se va a realizar es el entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicado a los datos del I6:

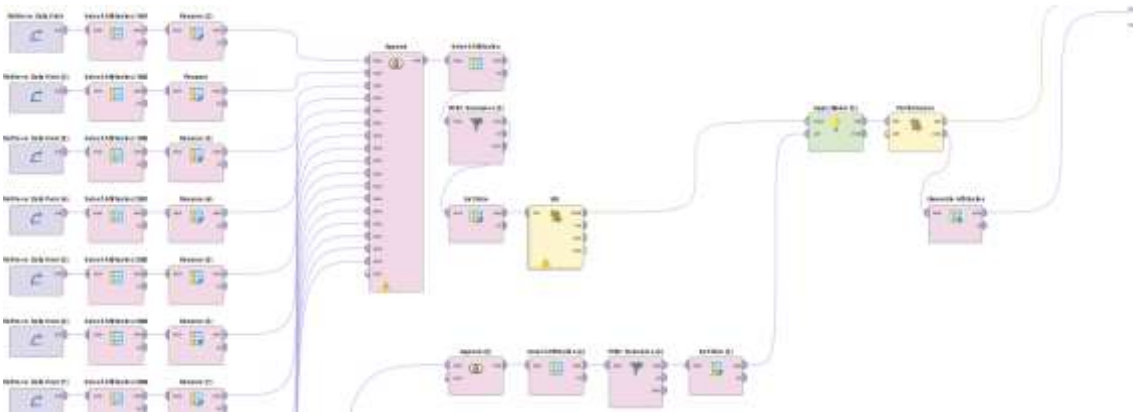


Figura 3.12.5.4 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6.

De este experimento se obtienen los siguientes resultados y diferentes conclusiones. En primer lugar, se tienen los resultados de cómo influye cada una de las variables en la predicción. Por un lado ordenadas de más a menos importancia están las variables que influyen de manera directamente proporcional: Voltage inv, Irradiation, Yield, Leakage Current. Por el contrario, las que influyen de manera Inversamente proporcional en la predicción como se puede observar en la figura 3.12.5.5.

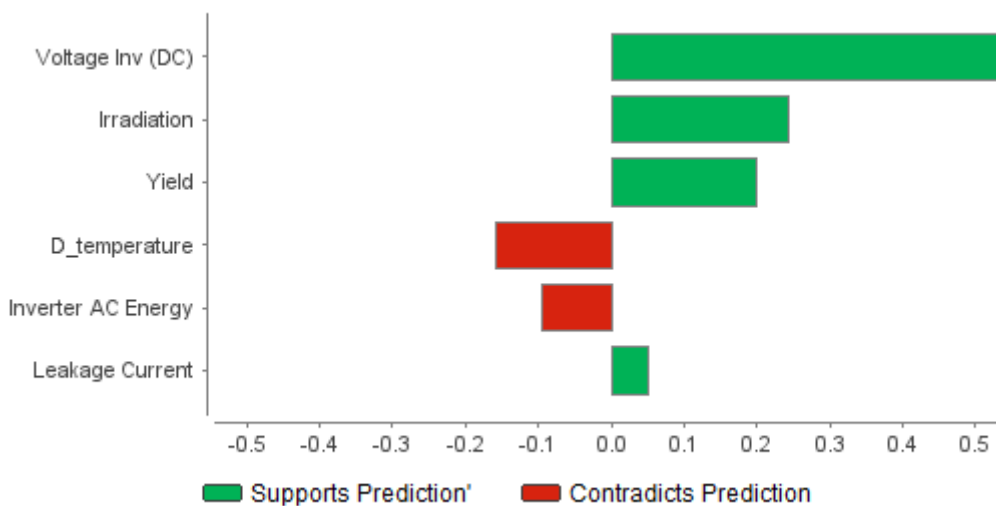


Figura 3.12.5.5 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6(predicción rendimiento).

Rapidminer también ofrece otra gráfica como resultado que muestra los valores reales frente a las predicciones obtenidas del algoritmo. Se obtiene un error cuadrático: 0.001 +/- 0.000 (promedio: 0.001 +/- 0.005) y un error relativo : 1.54% +/- 0.01% (promedio : 1.54% +/- 2.76%).

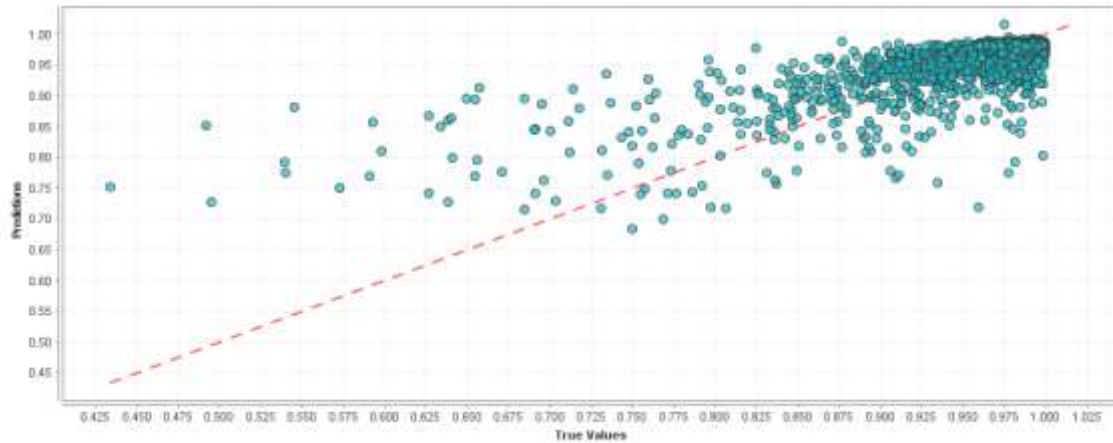


Figura 3.12.5.6 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6 (predicción frente a dato reales).

Al igual que sucede en el experimento anterior se pueden observar crecimientos considerables del error absoluto entre dato real y predicción antes de que ocurra un fallo en el equipo en la figura 3.12.5.7

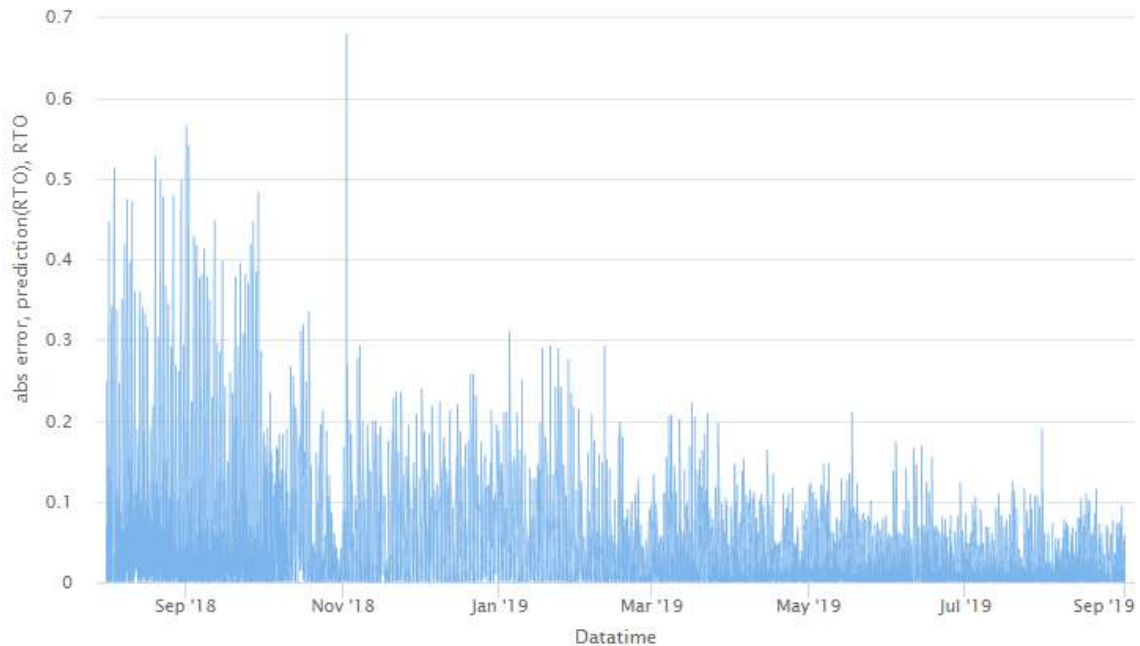


Figura 3.12.5.7 Entrenamiento de la ANN con datos del I1 hasta el I5 para ser aplicada a los datos del I6(error absoluto).

3.12.6 Conclusiones obtenidas del Algoritmo

En primer lugar, hay que mencionar que ha sido posible tras muchos experimentos la predicción del rendimiento de los inversores (con su división por módulos) con un algoritmo general, superando el problema de la no ergodicidad que se ha encontrado en este tipo de equipos.

En segundo lugar, ha sido posible predecir con un error relativo del 1,2% el valor de una variable (en este caso el rendimiento) para detectar la desviación entre la predicción y el valor real. De esta manera se pueden identificar errores antes de que sucedan y optimizar el funcionamiento de los equipos.

Por último, no se tienen muchos datos acerca de la naturaleza de las paradas, no se ha sabido en algunos casos si estaban asociadas a paradas para el mantenimiento preventivo o a algún tipo determinado de error. Esto ha dificultado la asociación de las paradas a los aumentos del error absoluto entre dato real y predicción.

4. PUESTA EN PRODUCCIÓN DE LA HERRAMIENTA DE SOPORTE A LA GESTIÓN DE ACTIVOS EN LA NUBE

4.1 Introducción

Una vez se ha finalizado el capítulo anterior, ahora se va a implementar todo el modelo en la herramienta OPTIRAIL, una herramienta de la industria 4.0 en la nube. El objeto de esto es poder concentrar un trabajo muy extenso en una herramienta integral que facilite el mantenimiento en un entorno de gestión de activos.

4.2 Inicialización de OPTIRAIL

Lo primero que se observa cuando se abre la plataforma con el usuario y contraseña pertinentes es una pantalla donde se puede seleccionar personal o proyectos. En la de personal constan las personas que tienen acceso y pueden introducirse en la plataforma. Si se clicca en proyectos, se accede a la otra pantalla, una vez se entra en la pantalla de proyectos, se selecciona en el que vamos a trabajar y se accede a él. Una vez se está dentro del proyecto en cuestión, se visualiza la pantalla principal. En este caso en particular el proyecto se llama "PLANTA FV" en la herramienta y la pantalla principal del proyecto se observa en la figura 4.2.1. Desde este nivel se puede acceder a diversas utilidades de OPTIRAIL ya que este punto conecta todas las principales acciones. Si se accede a cualquiera de las partes de la herramienta, para cambiar a otra utilidad hay que volver a esta pantalla y desde aquí volver a acceder a las diferentes partes. Por lo tanto, esta pantalla hay que tenerla en cuenta, también por que indica todas las utilidades que tiene esta.

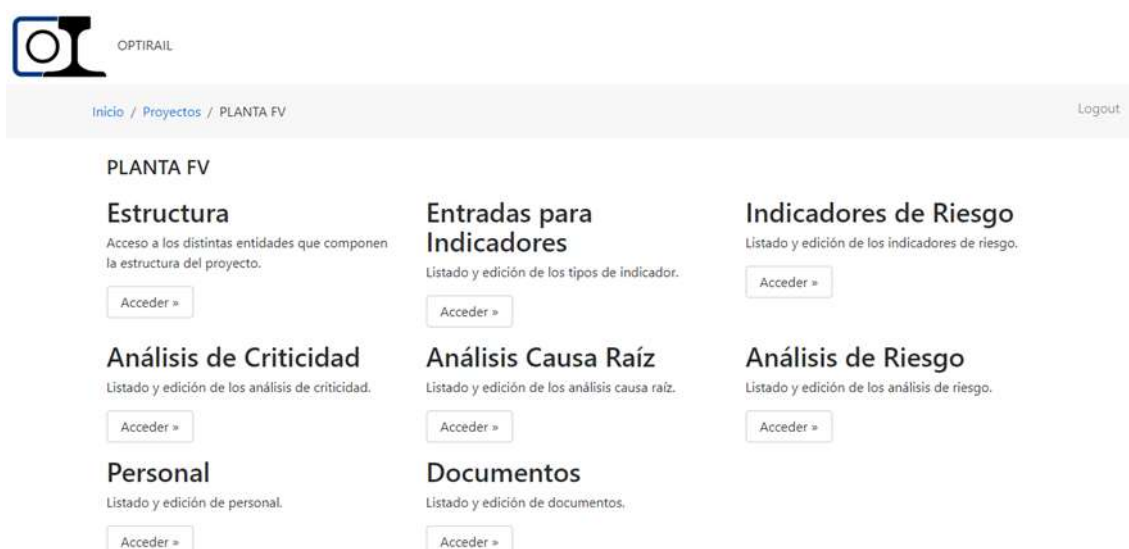


Figura 4.2.1 Pantalla principal de OPTIRAIL.

4.3 Introducción de Datos en OPTIRAIL

4.3.1 Definición de Estructura técnica

Lo primero que se hará en la plataforma será introducir la estructura técnica de forma que quede totalmente claro como está distribuida la planta. Por lo tanto, se entra en la pestaña de estructura. Dentro de esta pestaña se van a encontrarlas cuatro siguientes como se puede observar en la figura 3.12.1.1:

- Modelos de estructura técnica.
- Estructura técnica.
- Jerarquía de clases.
- Datos adicionales para ubicaciones técnicas.



Figura 4.3.1.1 Pantalla de estructura técnica de OPTIRAIL.

Para introducir la estructura lo primero que se hace es introducir el modelo, el cual nos genera una plantilla en hoja Excel. Esta plantilla debe ser rellena con los datos que hayan sido proporcionados por la empresa, la propietaria de la planta en este caso, y después subida en la pestaña de estructura técnica. Una vez se ha obtenido esto, ya está introducida en la plataforma la estructura sobre la que se va a trabajar. También hay que mencionar la jerarquía de clases que atribuye una categoría de equipo o subequipo a cada una de las ubicaciones técnicas que existen en el Sistema. Es necesario introducir la jerarquía puesto que es vital para otras acciones que se van a realizar posteriormente.

En el apartado "Datos adicionales para ubicaciones técnicas" se añadirían datos, como especificaciones de lo que significa cada atributo. Si un producto está o no terminado. En este caso en particular no se ha añadido ningún dato adicional ya que no se tenían variables o atributos que no estuvieran definidos.

4.3.2 Análisis de criticidad en OPTIRAIL

El siguiente paso es el análisis de criticidad, el cual es un punto importante del proyecto. Una vez se ha accedido a esta pestaña, aparece la siguiente pantalla:



Figura 4.3.2.1 Pantalla de análisis de criticidad de OPTIRAIL.

Se da paso al análisis que se está realizando, en este caso se le ha llamado “AC Planta FV” (análisis de criticidad de la planta fotovoltaica). Accediendo a este análisis se van a encontrar diferentes apartados y opciones dentro de este como se puede observar en la figura 4.3.2.2:



Figura 4.3.2.2 Pantalla de análisis de criticidad (segundo nivel) de OPTIRAIL.

El primer campo que hay que rellenar es el de frecuencia de fallos, donde se van a incluir los criterios que se siguen a la hora de clasificar un fallo como muy crítico o nada crítico.

El criterio que se ha usado particularmente en este proyecto es el que se muestra en la figura 4.3.2.3:

				Nombre	Código	Descripción	Valor	
		Frecuencia	<	1.0	BAJO	B	1.0	✎ ✕
1.0	≤	Frecuencia	≤	2.0	MEDIO	M	1.25	✎ ✕
2.0	<	Frecuencia	≤	8.0	ALTO	A	1.75	✎ ✕
8.0	<	Frecuencia			MUY ALTO	MA	2.0	✎ ✕

Figura 4.3.2.3 Pantalla de análisis de criticidad (frecuencia de fallos) de OPTIRAIL.

Dentro del análisis de criticidad, lo último que se tiene que completar manualmente son los umbrales de criticidad. Los campos que no se han nombrado previamente van a rellenarse automáticamente con los que ya se han rellenado de manera manual, de esta forma se puede observar de manera clara la matriz de criticidad como queda y las ubicaciones técnicas de los elementos a partir de conocer en qué medida son críticos o no. Los umbrales quedarían de la siguiente forma como se observa en la figura 3.12.2.4:

				Nombre	
0.0	≤	Criticidad	≤	50.0	BAJO
50.0	≤	Criticidad	<	90.0	MEDIO
90.0	≤	Criticidad			ALTO

Figura 4.3.2.4 Pantalla de análisis de criticidad (Umbral de criticidad) de OPTIRAIL.

Y en el campo de matriz de criticidad, uno de los más importantes, se puede contemplar la matriz de criticidad que quedaría de la forma que se ve en la figura 3.12.1.5, estando en verde los elementos menos críticos, en amarillos los intermedios y por último en rojo

los que sean más críticos para el funcionamiento de la planta:

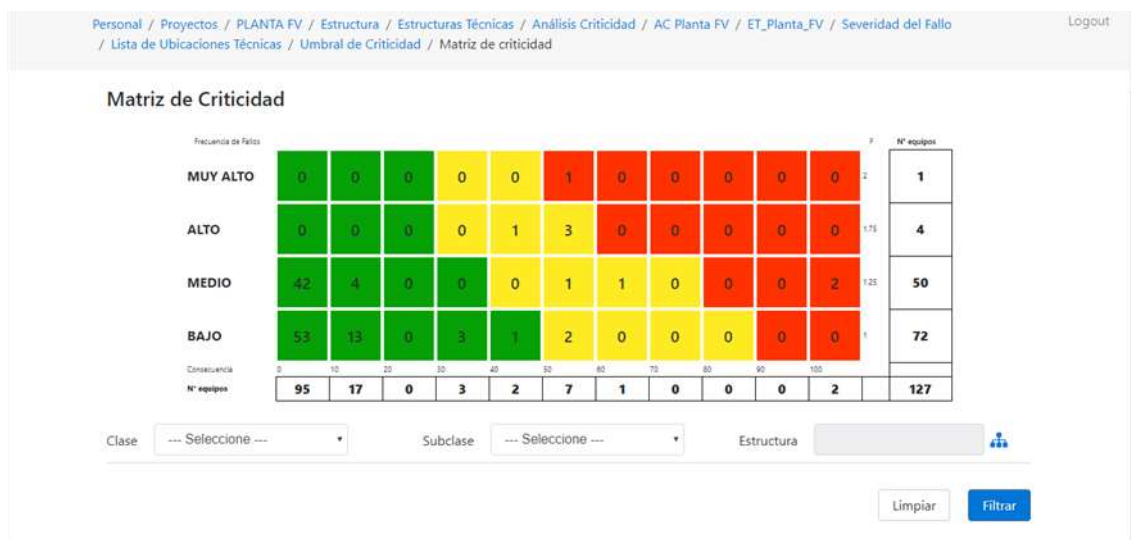


Figura 4.3.2.5 Pantalla de análisis de criticidad (Matriz de criticidad) de OPTIRAIL.

4.3.3 Introducción y conexión de señales

Una vez se haya salido de la parte de análisis de criticidad, es momento de introducir las entradas para indicadores, donde van a figurar todas las señales y alarmas que se hayan podido obtener del sistema, en este caso el inversor de la planta. Las que figuran del inversor Ingeteam aparecen en las figuras 3.12.3.1, 3.12.3.2, 3.12.3.3 y 3.12.3.4 y son las siguientes:

Entradas para Indicadores +

Nombre	Código	Descripción	Acciones
ALARMA_FRAMA	AL1		
ALARMA_PI_ANA	AL2		
ALARMA_PROT_CA	AL3		
ALARMA_VRED	AL4		
ALARMA_AISL_DC	AL5		
ALARMA_PROT_DC	AL6		
ALARMA_VIN	AL7		
ALARMA_FRED	AL8		
ALARMA_CONFIG	AL9		
ALARMA_RESET	AL10		

Mostrando de 1 a 10 , total 31 resultados

Anterior 1 2 3 4 Siguiente

Figura 4.3.3.1 Pantalla de entrada de indicadores (1) de OPTIRAIL.

Entradas para Indicadores +

Nombre	Código	Descripción	Acciones
ALARMA_TEMPERATURA	AL11		✎ ✖
ALARMA_RED_EFICAZ	AL12		✎ ✖
Corriente C.C.	S1		✎ ✖
Corriente C.C.	S2		✎ ✖
Diap. último día	S3		✎ ✖
Producción Última hora	S4		✎ ✖
PR Inversor	S5		✎ ✖
Tensión fase R	S6		✎ ✖
Tensión fase S	S7		✎ ✖
Tensión fase T	S8		✎ ✖

Anterior 1 2 3 4 Siguiente

Figura 4.3.3.2 Pantalla de entrada de indicadores (2) de OPTIRAIL.

Entradas para Indicadores +

Nombre	Código	Descripción	Acciones
Corriente R	S9		✎ ✖
Corriente S	S10		✎ ✖
Corriente T	S11		✎ ✖
Potencia Activa	S12		✎ ✖
Factor de Potencia	S13		✎ ✖
Frecuencia Red	S14		✎ ✖
Temperatura Caseta	S15		✎ ✖
Irradiancia Caseta	S16		✎ ✖
Producción instantánea Inv.	S17		✎ ✖
Producción instantánea caseta	S18		✎ ✖

Mostrando de 21 a 30 , total 31 resultados

Anterior 1 2 3 4 Siguiente

Figura 4.3.3.3 Pantalla de entrada de indicadores (3) de OPTIRAIL.

Nombre	Código	Descripción	Acciones
Producción Instantánea Planta	S19		Editar Eliminar

Mostrando de 31 a 31, total 31 resultados

Anterior 1 2 3 4 Siguiente

Figura 4.3.3.4 Pantalla de entrada de indicadores (4) de OPTIRAIL.

4.3.4 Indicadores de riesgo

tras introducir la entrada para indicadores, que es una de las opciones de la pantalla principal, se procede ahora a la siguiente fase del proceso. Esta fase es la de los indicadores de riesgo, los cuales van asociados a las entradas previamente introducidas. Estos indicadores van a medir el riesgo de manera directa o derivada con los umbrales que se han obtenido de las indicaciones técnicas de los inversores que se están tratando. Estos son de la empresa ingeteam, modelo Ingecon Sun 100 TL. Para los modos de fallo más críticos ha sido necesario cargar los siguientes indicadores:

Nombre	Código	Descripción	Acciones
Tensión C.C.	S2	Tensión de entrada en continua	Editar Eliminar
ALARMA_FRAMA	AL1	Fallo en la rama 'R' de la electrónica de potencia	Editar Eliminar
ALARMA_PLANA	AL2	La corriente medida es mucho más baja que la asignada de corriente en esa rama	Editar Eliminar
Corriente C.C.	S1	entrada de corriente continua	Editar Eliminar
Corriente R	S9	Corriente de salida en alarma en la fase R	Editar Eliminar
Corriente T	S11	Corriente de salida en alarma en la fase T	Editar Eliminar

Figura 4.3.4.1 Pantalla de indicadores de riesgo (1) de OPTIRAIL.



Indicador	ID	Descripción	Acciones
Corriente S	S10	Corriente de salida en alterna en la fase S	[Iconos]
Tensión R	R6	Tensión de salida en alterna en la fase R	[Iconos]
Tensión S	S7	Tensión de salida en alterna en la fase S	[Iconos]
Tensión T	T8	Tensión de salida en alterna en la fase T	[Iconos]

Mostrando de 1 a 10, total 10 resultados

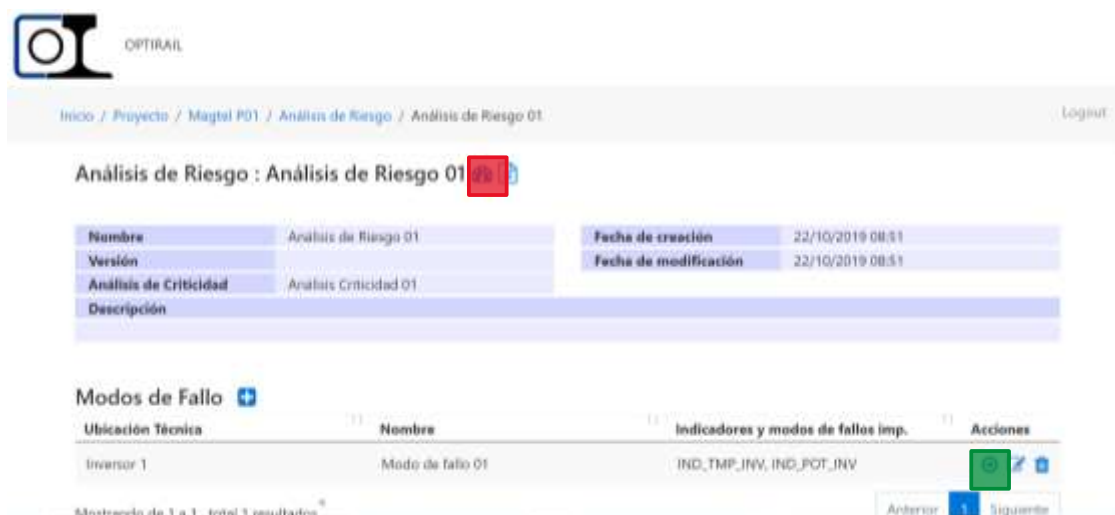
Anterior 1 Siguiente

Figura 4.3.4.2 Pantalla de indicadores de riesgo (2) de OPTIRAIL.

4.4 Conexión real de señales

Una vez que se ha introducido todo en la plataforma, el siguiente paso ha sido conectar en tiempo real las señales más significativas que se pueden obtener de la planta a la herramienta. A modo de prueba experimental, las señales que se han conectado han sido las de Temperatura del inversor y Potencia del inversor.

Para ver las señales a tiempo real en la plataforma se tiene que acceder a través de la pantalla de análisis de riesgo, la cual se observa en la figura 4.4.1:



OPTIRAIL

Inicio / Proyecto / Magtal P01 / Análisis de Riesgo / Análisis de Riesgo 01 Logout

Análisis de Riesgo : Análisis de Riesgo 01 [Icono]

Nombre	Análisis de Riesgo 01	Fecha de creación	22/10/2019 08:51
Versión		Fecha de modificación	22/10/2019 08:51
Análisis de Criticidad	Análisis Criticidad 01		
Descripción			

Modos de Fallo +

Ubicación Técnica	Nombre	Indicadores y modos de fallos imp.	Acciones
Inversor 1	Modo de fallo 01	IND_TMP_INV, IND_POT_INV	[Iconos] [Icono]

Mostrando de 1 a 1, total 1 resultados

Anterior 1 Siguiente

Figura 4.4.1 Inicio pantalla análisis de riesgo de OPTIRAIL.

Una vez se ha accedido a la pestaña de análisis de riesgo se tienen dos opciones:

- Editar el análisis de riesgo. Para hacer esto en la imagen superior se debe de hacer clic en el botón que está señalizado con un recuadro verde en la figura 4.4.1. Una vez se ha accedido se van a visualizar las pantallas en las que se encuentran las fórmulas que integran en sí mismas los criterios previamente

estudiados como se observa en la figura 4.4.2.

Figura 4.4.2 Criterios del análisis de riesgo de OPTIRAIL.

- Visualizar los datos en tiempo real obtenidos de la planta y el estado en el que se encuentra cada equipo. Para acceder a esto, se tendría que buscar en la figura 4.4.1 el recuadro rojo y clicar en el botón que este señala, de manera que apareciera la siguiente pantalla ilustrada en la figura 4.4.3 con las respuestas del sistema objeto de estudio según los criterios introducidos.

Fecha	POT_INV	TMP_INV	IND_POT_INV	IND_TMP_INV	Modo de fallo 01
20/02/2020 01:34:27	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 02:34:16	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 03:32:59	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 04:34:06	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 05:33:44	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 06:34:03	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 07:33:24	0.0	31.0	Grave (0.0)	Normal (31.0)	Grave
20/02/2020 08:33:38	0.264	22.0	Grave (0.264)	Normal (22.0)	Grave

- **Figura 4.4.3** Pantalla con resultados del análisis de riesgo de OPTIRAIL.

Hay que remarcar que la imagen 4.4.3 se indica un modo de fallo grave, aunque este no está teniendo lugar. Esto se debe a la hora a la que se ha realizado la captura de pantalla. Al ser de madrugada, los inversores no están en funcionamiento, por lo tanto, la potencia generada es cero. Como este valor sale del umbral aceptable para el buen funcionamiento del equipo, el programa lo notifica como *grave* y de este modo se genera el modo de fallo y la herramienta comunica la alarma de que el modo de fallo 1 tiene un fallo con criticidad alta o grave como se puede ver en la última columna de la imagen 4.4.3.

Para este experimento realizado, ante la necesidad de conocer si el sistema

funciona correctamente, solo se ha introducido un modo de fallo para analizar. Dicho esto, ya que el sistema funciona según lo previsto, se podrían introducir en tiempo real todas las señales y modos de fallo que se precisen para analizar de manera óptima el sistema que se esté estudiando.

4.5 Introducción de la predicción de Rapidminer en OPTIRAIL

Este apartado no se ha podido desarrollar dentro de OPTIRAIL ya que al finalizar las prácticas antes de terminar de completar el algoritmo en Rapidminer, se ha dejado de tener acceso a la herramienta, por lo tanto, se va a explicar como se implementaría puesto que sí se puede implementar.

Una de las últimas actualizaciones de OPTIRAIL incluye una sección de redes neurales en la que hay que especificar qué datos se introducen en la red, en este caso serían:

- Voltage
- Irradiation
- Yield
- Temperature
- AC Energy
- Leakage current

También hay que introducir qué variable se quiere predecir, que según los experimentos realizados la que nos ofrece un menor error es el rendimiento, y el algoritmo da un resultado de la predicción. De esta forma, como se puede observar en la figura 4.5.1 se crea el indicador Error absoluto o desviación, se determinan unos umbrales para los que el riesgo sea bajo, medio o alto y se genera una regla, que se haría en el apartado de análisis de riesgo, como se ha visto en la imagen 4.4.1 y 4.4.2. El error en la predicción de rendimiento según se ha obtenido en Rapidminer es de 1,2% por lo tanto el indicador de riesgo que aporta esta predicción tiene una fiabilidad alta, y a mayor sea el error absoluto o desviación entre el rendimiento real y la predicción, mayor riesgo de fallo o parada existe.

Hay que guardar un registro de cuando se van a parar los equipos para realizar mantenimiento preventivo por que este programado y de cuando falla el inversor por que se ha producido un error para observar cómo varía la desviación ante los diferentes tipos de parada.

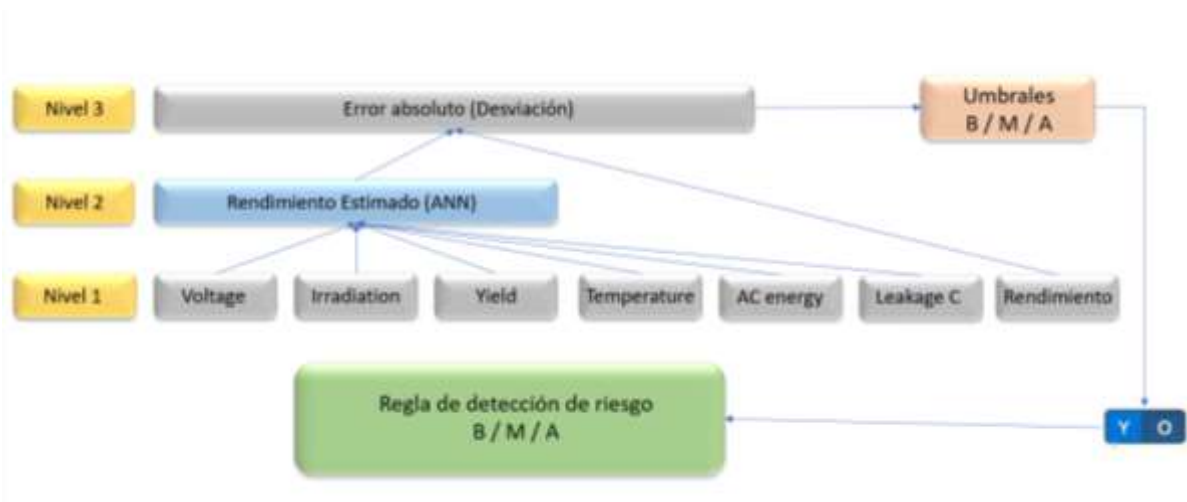


Figura 4.5.1 Generación de indicador de riesgo en OPTIRAIL basado en Machine learning.

Esta es la manera en la que se introducen en la herramienta los avances que se pueden obtener de las técnicas de machine learning. Se ha introducido este indicador puesto que es con el que mejor resultado (menor error) se ha obtenido, si se siguieran realizando experimentos y se obtuvieran mejores resultados se podrían incluir todos los indicadores que fueran necesarios para la mayor eficiencia de la planta.

5 . RESUMEN DE RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En este proyecto se ha elaborado un plan completo de mantenimiento en un entorno de gestión de activos. Se ha ido llevando a cabo en una planta real de la empresa Magtel operaciones, durante unas prácticas extracurriculares. El objetivo principal del proyecto ha sido poder introducir todo el plan de mantenimiento previamente elaborado y las predicciones que se han obtenido utilizando machine learning, en una herramienta integral de gestión de activos en la nube.

En primer lugar, se analizó la estructura técnica del sistema y se realizó un análisis de criticidad a la planta. Para realizar este primer análisis fue necesaria una recogida masiva de datos y un claro resumen de los factores y escalas que se utilizaron para llevarlo a cabo. De este primer estudio se obtiene la matriz de criticidad, la cual nos indica qué equipos son los más críticos. Para el sistema objeto de estudio en concreto estos equipos son los inversores (encargados de transformar la corriente continua en alterna para transportarla).

El siguiente paso es realizar un análisis RCM (Reliability Centred Maintenance) a la planta, con esto se consigue diseñar un plan de mantenimiento de manera exitosa en una planta industrial. El objetivo fundamental del RCM es aumentar la disponibilidad de la planta y disminuir el coste de mantenimiento de esta, para esto se definen subsistemas dentro del principal y se especifica un contexto operacional. A continuación, hay que determinar los fallos funcionales del sistema, los modos de fallo en los que ocurren estos fallos, efectos que tienen estos en el sistema y criticidad de los fallos.

Una vez se ha llegado a este punto, hay que definir de manera clara, para cada modo de fallo las políticas de mantenimiento que se están utilizando. Estas pueden ser MP (mantenimiento preventivo), CBM (mantenimiento basado en la condición) o MC (mantenimiento correctivo). Esto es necesario para conocer la situación actual del sistema.

Una vez se conoce el contexto en el que se encuentra la planta, se ha hecho un estudio exhaustivo de los manuales de los inversores que están instalados en ella para comprobar qué alarmas traían incorporadas los equipos y cuál era la utilidad de estas en el estudio que estaba siendo llevado a cabo.

Una vez fueron localizados los equipos más críticos, sus modos de fallos, las políticas que estos modos de fallos tenían implantadas y la capacidad de los responsables de anticiparse a los fallos, este proyecto trató de ir un paso más hacia delante implantando aplicaciones de técnicas de machine learning para la predicción de fallos en los equipos de la planta. Con la herramienta automodel, de Rapidminer, primero se estudió que variable era más factible para predecir con menos error en este sistema, el resultado de esto fue el rendimiento, con un error menor del 1,2% entre real y predicción. Una vez clara la variable que se quería predecir, con Rapidminer se creó un algoritmo que se entrenó con datos de 5 inversores y se comprobó con los datos de un sexto en el cual se conocía cuando había tenido lugar los fallos. Con esto se obtuvo que la diferencia en

valor absoluto entre el rendimiento real y el que se predice aumenta de manera notoria antes de una parada. De ahí se obtiene un indicador para la predicción de fallos.

Una vez ha sido completado todo este proceso, el cual se desarrolla en el capítulo tercero de este proyecto, ahora se va a cubrir el objetivo principal, la puesta en producción de la herramienta de gestión de activos en la nube. Para ello se dedica el cuarto capítulo. En primer lugar, se lleva a cabo la introducción de datos en OPTIRAIL. Se tuvo que introducir el análisis de estructura técnica de la planta, también los factores y escalas determinantes para que la herramienta lleva a cabo el análisis de criticidad y se introdujeron también las señales y las alarmas que se tenían monitorizadas. Por último, para el análisis de riesgo en la planta, se introdujeron los umbrales para las variables que se determinó que es necesario puesto que influyen en los modos de fallo más graves de los equipos críticos. Estos umbrales van a crear alarmas cuando la variable no se encuentre en valores normales, de esta manera se tiene mucho más controlado el sistema.

En este proyecto he encontrado algunas dificultades, para empezar, la herramienta OPTIRAIL no está terminada de desarrollar y a mitad de proyecto, para comprobar si podíamos obtener señales a tiempo real en la herramienta un grupo de informáticos externos tuvieron que conectar el sistema de monitorización del que dispone la planta (SCADA) con la herramienta OPTIRAIL, lo cual les llevó dos semanas y cuando se finalizó este proceso mis prácticas ya habían terminado con lo cual no podía acceder a la herramienta, pude hacer una captura de pantalla de cómo se recibirían los datos pero nada más, aparte como era un proyecto experimental solo se conectaron las variables de potencia y temperatura.

Otra de las dificultades ha sido que con machine learning, en el proyecto se explica cómo se introduciría el indicador de la predicción y como se generaría la regla, ya que una nueva última actualización con redes neuronales en la propia herramienta OPTIRAIL proporciona la predicción, pero tampoco se ha podido llevar a cabo ya que no dispongo de acceso.

Una conclusión importante a la que llegué tras estudiar en profundidad los manuales de los inversores es que, al ser diferentes unos de otros, las alarmas que traen instaladas son diferentes, y si se generan indicadores en OPTIRAIL que dependan de estas alarmas puede darse el caso de que algunos de los inversores no cuenten con ellas con lo cual ante las mismas circunstancias en un tipo de inversor sería posible predecir un fallo y en otro tipo no. Este problema se solventa sin embargo con las técnicas de machine learning, ya que se soluciona el problema de la no ergodicidad y se pueden generar indicadores en OPTIRAIL válidos para cualquier tipo de inversor. Sería por lo tanto interesante, seguir haciendo experimentos en Rapidminer con diferentes inversores de plantas de todo el mundo para poder llegar a conclusiones más precisas.

REFERENCIAS

- [1] LAMIGUEIRO, Oscar Perpiñán. Energía solar fotovoltaica. Creative Commons ebook, 2013.
- [2] ESPEJO MARÍN, Cayetano. La energía solar fotovoltaica en España. 2004.
- [3] DE TELECOMUNICACIÓN, Colegio Oficial de Ingenieros. Energía solar fotovoltaica. Editorial Ibergraphi, España, 2002.
- [4] SOLAR, Energía. Energía solar fotovoltaica. 2019.
- [5] RASERO, Carlos Montoya. Energía solar fotovoltaica. *Energía solar fotovoltaica, situación actual*, 2011.
- [6] MESA, Juan David; MEJIA, Andres Escobar; ISAZA, Ricardo A. Hincapie. Descripción y análisis del efecto fotovoltaico en la región. *Scientia et technica*, 2009, vol. 15, no 42, p. 327-332.
- [7] DÍAZ, Jaime Agredano. Tecnología fotovoltaica. *Boletín Instituto de Investigaciones eléctricas*, 2008.
- [8] DIAS, Joao Batista; KRENZINGER, Arno; PRIEB, César Wilhelm Massen. Análisis del comportamiento de una instalación fotovoltaica conectada a la red eléctrica de distribución. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 2005, vol. 9.
- [9] CANTOS SERRANO, Julian. Configuración de instalaciones solares fotovoltaicas. Ediciones Paraninfo, SA, 2016.
- [10] MÁRQUEZ, Adolfo Crespo. The maintenance management framework: models and methods for complex systems maintenance. Springer Science & Business Media, 2007.
- [11] LOMBARDERA, Luis. Trabajar en la era digital: tecnología y competencias para la transformación digital. Editorial Almuzara, 2015.
- [12] BARRERA, JUAN CARLOS; DE PROYECTOS, Evaluación. Análisis de criticidad. Obtenido de <http://www.slideshare.net/mantonline/anlisis-de-criticidad-presentation>, 2008.
- [13] DEL CASTILLO-SERPA, A. M.; BRITO-BALLINA, M. L.; FRAGA-GUERRA, E. Análisis de criticidad personalizados//Analysis of Criticity Personalized. *Ingeniería*

- Mecánica*, 2009, vol. 12, no 3, p. 1-12.
- [14] PRAT PLANAS, Miquel. Análisis de fiabilidad, criticidad, disponibilidad, mantenibilidad y seguridad de una impresora digital industrial. 2014.
- [15] MENDOZA, R. Huerta. El análisis de criticidad, una metodología para mejorar la confiabilidad operacional//Criticality analysis, a methodology to improve the operational reliability. *Ingeniería Mecánica*, 2000, vol. 3, no 4, p. 13-19.
- [16] UNZUETA-ARANGUREN, Gorka, et al. Aplicación de un sistema de gestión del mantenimiento basado en un RCM adaptado. *DYNA-Ingeniería e Industria*, 2014, vol. 89, no 3.
- [17] CORREA CORREA, Edwin Adrián. Metodología para mejorar el comisionamiento de plantas nuevas integrando las normas ISO 55000: 2014 e ISO 14224: 2016, Caso de estudio: Plantas de Generación eléctrica solar fotovoltaica y eólica. 2016.
- [18] ARANCIBIA FUENTES, JAVIER IGNACIO. ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD CONDICIONAL Y VIDA REMANENTE ESPERADA EN PANELES SOLARES FOTOVOLTAICOS PARA LA APLICACIÓN DE MODELO DE MANTENIMIENTO BASADO EN CONDICIÓN. 2019.
- [19] AGUILAR-OTERO, José R.; TORRES-ARCIQUE, Rocío; MAGAÑA-JIMÉNEZ, Diana. Análisis de modos de falla, efectos y criticidad (AMFEC) para la planeación del mantenimiento empleando criterios de riesgo y confiabilidad. *Tecnología, Ciencia, Educación*, 2010, vol. 25, no 1, p. 15-26.
- [20] MÁRQUEZ, Adolfo Crespo; DEL CASTILLO, Adolfo Crespo; FERNÁNDEZ, Juan F. Gómez. Integrando técnicas de inteligencia artificial y modelado de simulación en tiempo continuo. Análisis predictivo práctico para la eficiencia energética y la detección de fallas. *Computadoras en la industria* , 2020, vol. 115, pág. 103164.
- [21] Guillén, A. J., Crespo, A., Gómez, J. F., & Sanz, M. D. (2016). A framework for effective management of condition-based maintenance programs in the context of industrial development of E-Maintenance strategies. *Computers in Industry*, 82, 170-185
- [22] MENÉNDEZ, Manuel, et al. Desarrollo de un marco inteligente basado en el conocimiento para apoyar las decisiones de mantenimiento de infraestructura en corredores ferroviarios. *Procedimientos de investigación de transporte*, 2016, vol. 14, p. 1987-1995.
- [23] YEBRA PÉREZ, Jaume, et al. análisis y diseño de un sistema scada para paneles solares fotovoltaicos. 2006.
- [24] COLLADO, Albert. Herramientas ETL, una solución para la integración de datos. *Estrategia financiera*, 2007, no 237, p. 62-64.

- [25] MATOS, Guillermo; CHALMETA, Ricardo; COLTELL, Oscar. Metodología para la extracción del conocimiento empresarial a partir de los datos. *Información tecnológica*, 2006, vol. 17, no 2, p. 81-88.
- [26] ARÉVALO, Juan; MARTÍNEZ IZQUIERDO, César; SIMONAZZI DOMÍNGUEZ, Walter. *BeETLe: Herramienta ETL geoespacial libre*. 2010.
- [27] PENIN, Aquilino Rodríguez. *Sistemas Scada*. Marcombo, 2011.
- [28] GONZÁLEZ RODRÍGUEZ, Andrés Felipe, et al. Modelo para la predicción de la radiación solar a partir de redes neuronales artificiales. 2013. Tesis Doctoral. Universidad EIA.
- [29] FERRERO BERMEJO, Jesús. Mejora de la Eficiencia Energética de una Planta Fotovoltaica con la Detección Temprana de Fallos Mediante el Uso de Modelos Predictivos de Redes Neuronales Artificiales. *Trabajo Fin de Máster en Organización Industrial y Gestión de Empresas (pp. 134)*, 2014.
- [30] IZAURIETA, Fernando; SAAVEDRA, Carlos. Redes neuronales artificiales. *Departamento de Física, Universidad de Concepción Chile*, 2000.
- [31] SALAS, Rodrigo. Redes neuronales artificiales. *Universidad de Valparaíso. Departamento de Computación*, 2004, vol. 1.
- [32] OLARTE, María Sonia Terreros. Nuevos modelos de predicción a corto plazo de la generación eléctrica en plantas basadas en energía solar fotovoltaica. 2017. Tesis Doctoral. Universidad de La Rioja.
- [33] RODRÍGUEZ, CRISTIAN PAUL FABARA. Predicción de la Generación de Potencia para un Sistema Fotovoltaico mediante la aplicación de técnicas de Minería de Datos. *Revista Técnica "energía"*, 2019, vol. 16, no 1, p. 64-72.
- [34] Breiman, Leo. Bosques al azar. *Aprendizaje automático*, 2001, vol. 45, no 1, pág. 5-32.
- [35] GONÇALVES, Leonardo Macedo, et al. A Transformação do Mercado de Energias Renováveis Utilizando a Análise de Dados. *Caleidoscópio*, 2020, vol. 11, no 1, p. 36-40.
- [36] FABARA, C. P., et al. Predicción de la Generación para un Sistema Fotovoltaico mediante la aplicación de técnicas de Minería de Datos. *Revista Técnica Energía*, 2019, vol. 16, no 1.
- [37] KOTU, Vijay; DESHPANDE, Bala. *Analítica predictiva y minería de datos: conceptos y práctica con rapidminer*. Morgan Kaufmann, 2014.
- [38] JUNGGERMANN, Felix. Extracción de información con rapidminer. En *Actas del*

GSCL Symposium'Sprachtechnologie und eHumanities. 2009. p. 50-61.

- [39] PEÑA, Javier Castillo. Métodos de aprendizaje automático para el pronóstico del consumo eléctrico de prosumidores Machine Learning Methods for Forecasting Electricity Consumption of Prosumers.
- [40] VIEIRA, DIONE JOSE ABREU. APLICAÇÕES DE CONTROLE PREVENTIVO BASEADAS EM ÁRVORE DE DECISÃO PARA AUMENTAR A CAPACIDADE DE SOBREVIVÊNCIA A AFUNDAMENTOS DE TENSÃO DOS GERADORES DE INDUÇÃO.
- [41] MYKLEBUST, Thor y col. Cubre los requisitos de mantenimiento y mantenibilidad mediante el uso de herramientas. En 2014 Simposio de Confiabilidad y Mantenibilidad . IEEE, 2014. pág. 1-6.