



**UNIVERSIDAD
DEL AZUAY**

**DEPARTAMENTO DE POSTGRADOS
MAESTRIA EN GESTION DE MANTENIMIENTO
VERSIÓN 3**

Gestión de la información para la elaboración de un plan de mantenimiento basado en condición con monitoreo en línea de la maquinaria del área de vulcanización TT (Truck Tires) en Continental Tire Andina S.A. (2019)

Trabajo de graduación previo a la obtención del título de
Master en Gestión de Mantenimiento

Autor: Ing. Pablo Rodas Peña

Director: Ing. Robert Rockwood Iglesias

Cuenca – Ecuador

2020

Gestión de la información para la elaboración de un plan de mantenimiento basado en condición con monitoreo en línea de la maquinaria del área de vulcanización TT (Truck Tires) en Continental Tire Andina S.A. (2019)

Rodas Peña Pablo

Universidad del Azuay, Cuenca, Ecuador

Email: reneprp@hotmail.com

Resumen—En este trabajo se presenta en primer lugar una revisión de las condiciones de operación, procesos productivos, así como; las técnicas actualmente empleadas para las actividades de mantenimiento en el área de curado de una planta de manufactura de llantas; a partir de este análisis se han identificado oportunidades de mejora, a través del aprovechamiento de los últimos avances tecnológicos, así como de los recursos disponibles en la planta; así se diseñó un plan de mantenimiento basado en condición (CBM por sus siglas en inglés), en base a las recomendaciones de la norma ISO 17359, y de la programación de redes neuronales para el procesamiento de la información recabada por los diferentes sensores ya existentes en la maquinaria, el algoritmo permitirá predecir fallas de manera oportuna, facilitando la toma de decisiones al momento de programar intervenciones de mantenimiento, en miras de incrementar la disponibilidad y la confiabilidad de esta línea de producción.

Abstract

This paper presents, first, a review of the operating conditions, production processes, as well as the current techniques used to maintain the activities in the curing area of a tire manufacturing plant. From this analysis, opportunities for improvement were identified through the use of new technologies advances, and resources available in the plant. With this information a condition-based maintenance plan (CBM) was designed based on the recommendations of ISO 17359, and programming neural networks to process the collected information by the different sensors installed in the machinery. The algorithm allowed the prediction of failures in a timely manner. This facilitated decision-making when scheduling maintenance interventions to increase the availability and reliability of this production line.

Translated by



Pablo Rodas

Index Terms—Mantenimiento preventivo, correctivo, programado, mantenimiento basado en condición, Redes Neuronales, Inteligencia Artificial, prensas, calidad.

I. INTRODUCCIÓN

Actualmente en el área de curado de llantas de camión (TT Truck Tires) de la fábrica Continental Tire Andina S.A. (CTA); existen actividades de mantenimiento: correctivo, preventivo programado, correctivo programado y MTC (Revisión de tolerancias de máquina por sus siglas en inglés: Machine Tolerance Check) para la verificación de las tolerancias de las partes mecánicas; sin embargo, las actividades a realizar no se han optimizado o generado cambios en la forma de su detección y ejecución. En esta misma área desde el año 2018 se cuenta con un nuevo estándar en los sistemas de control, tras la actualización se ve un gran potencial en la aplicación de los conceptos de Inteligencia Artificial, Industria 4.0 e IoT [1], ya que se cuenta con computadoras industriales IPC SIEMENS que permiten un canal de comunicación y el acceso a los datos del proceso y funcionamiento de las prensas, así como de las variables que resultan relevantes para la toma de decisiones.

El mantenimiento periódico se realiza en intervalos regulares según el registro de fallas del equipo. En este caso, el intervalo de mantenimiento no está programado en términos de la condición de deterioro real; sino más bien a las necesidades que desde mantenimiento se observan en el equipo o el efecto negativo que este presenta para la producción eficiente y con calidad. En una estrategia de mantenimiento periódico, las características de falla de la máquina (MTBF Tiempo Medio entre Fallos / MTTR Tiempo Medio entre Reparaciones y tendencias de falla) se calcularán y analizarán a partir del conjunto de datos de tiempo de falla que se almacena en la base de datos de mantenimiento [2].

En la Figura 1 se puede observar el comportamiento del estado de la máquina frente a diferentes estrategias de mantenimiento, en el primero el mantenimiento reactivo; la máquina es llevada hasta el límite de su función, lo cual se justifica si el activo o la falla no representa pérdidas altas ya sea por el costo de parada de la máquina, como de su reparación; sin embargo, esta estrategia no se puede aplicar si el equipo tiene componentes complejos; así como, si existen riesgos que comprometan la seguridad [3]. En el segundo el mantenimiento preventivo sugiere actividades programadas y que previenen posibles fallos a través de verificaciones periódicas; pero, uno de los temas más importantes es definir cuando se debe realizar el mantenimiento. Sin la certeza de conocer cuando un evento de falla se puede presentar, el plan de mantenimiento preventivo puede resultar muy conservador, generando un tiempo perdido innecesario y un costo adicional; injustificado. El mantenimiento preventivo se programa en función de los valores estadísticos de los datos de falla del equipo, recopilados o almacenados. En el tercero el mantenimiento predictivo permite estimar el tiempo antes de la falla de la máquina, conocer este intervalo de tiempo antes de la falla; ayuda a definir el tiempo óptimo de mantenimiento [4].

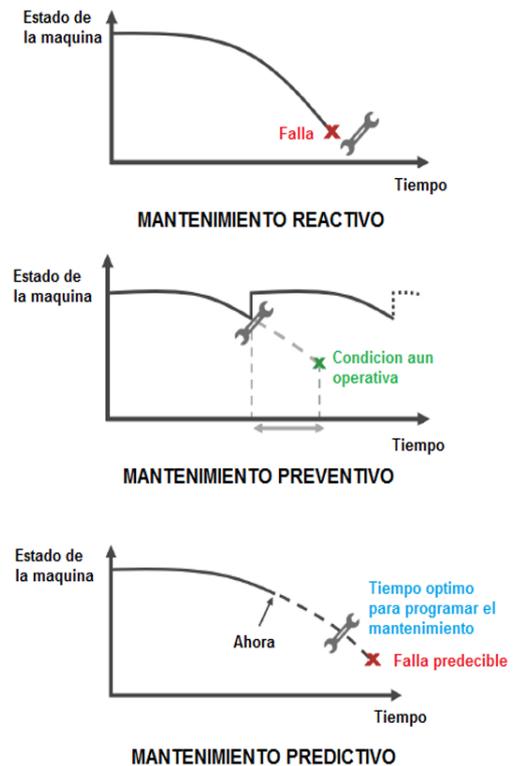


Figura 1. Estrategias de Mantenimiento [4]

El mantenimiento adecuado del equipo puede mejorar el rendimiento de producción y reducir los costos operativos generales. Como se ha visto existen varias estrategias de mantenimiento que se han implementado en varios campos e industrias manufactureras para mejorar el rendimiento de la producción en los últimos años, que se hallan enfocados en la mejora del OEE (Overall Equipment Effectiveness) o Eficiencia Efectiva Total de los equipos [5].

El mantenimiento basado en condición (CBM por sus siglas en inglés) requiere de tecnologías, las destrezas del personal, comunicación y otros; para integrar todos los datos disponibles que describen la condición de un equipo o equipos, tales como: diagnóstico, datos de rendimiento, historiales de mantenimiento, registros del operador y datos de diseño [6], para hacerlos más eficientes en la toma de decisiones.

El presente trabajo busca contribuir a la optimización de las actividades de mantenimiento; en el área de curado TT de CTA, a través de la investigación de la información disponible en este proceso; generada por los sensores instalados en las máquinas; aunque no se hallen destinados para tal efecto. De esta manera, haciendo uso de las técnicas de monitoreo de la arquitectura o diseño original de las máquinas, se lleva a cabo el monitoreo de los instrumentos existentes y sus datos, sin la instalación de elementos adicionales; que provean información del comportamiento dinámico del proceso. Esta

información está disponible en los sistemas HMI (Interfase Hombre Maquina) siendo supervisada por los operadores [7] proveyendo de manera explícita y en tiempo real el estado de los procesos; así como, el diagnóstico y reporte de alarmas y fallas de los equipos.

La información que provee el sistema es manejada como datos históricos; permitiendo visualizar su cambio de comportamiento, tendencias, desviaciones, patrones, etc a través del tiempo [8]. El avance de las tecnologías permite el análisis de estos datos en la industria con diferentes herramientas; entre las más actuales están: inteligencia artificial, industria 4.0, IoT (internet de las cosas) [1] entre otros y permiten la mejora en la gestión de activos, mejora de los procesos, la eficiencia, etc.

II. SELECCIÓN DEL ENFOQUE APROPIADO DE DIAGNOSTICO

De acuerdo con los modelos de enfoque de diagnóstico de la norma ISO 13379-1:2012, generalmente se lleva a cabo por la detección de una anomalía; durante el trabajo normal de una máquina, en los chequeos de rutina o por percepción del operador. La detección es posible al comparar los valores disponibles (reales) del proceso; con las tolerancias o los datos estadísticos disponibles [9].

Para diagnosticar la condición de una máquina se pueden usar 2 enfoques (Figura 2):

II-A. Basado en datos como:

Tendencias, redes neuronales, identificación de patrones, diagrama de Pareto, que no requieren un conocimiento amplio del mecanismo o la iniciación y propagación de la falla, mas se requiere una amplia colección de datos y el entrenamiento de los algoritmos que procesen esta información.

II-B. Basados en conocimientos:

Que analizan los síntomas de las fallas a través de modelos, comportamiento o casos.

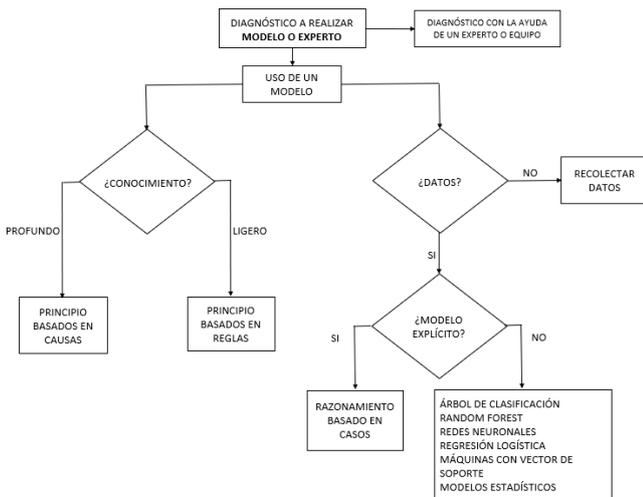


Figura 2. Enfoque general para la selección de un modelo de diagnóstico [9]

En el desarrollo de este trabajo se hace uso de las redes neuronales por las ventajas que presentan en los procesos de manufactura; en donde los sistemas de sensores, transductores de presión y temperatura, ofrecen resultados favorables como una herramienta robusta que sustenta las actividades del mantenimiento predictivo [10]. En el caso de la manufactura de llantas y el proceso de curado, la mejora de la Calidad, reducción de Scrap (desechos de llantas), reducción de costos por paradas innecesarias, etc., presentan ventajas adicionales para su aplicación.

III. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA's) son un método de inteligencia artificial que forma parte del listado de técnicas para el manejo de datos en la norma ISO 13379-1:2012; las RNA's se usan en su mayoría para: asociación, clasificación, agrupamiento, reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes, control, optimización y modelado [10]. La estructura básica de una RNA tiene tres capas como se puede observar en la Figura 3: capa de entrada, capa oculta que puede tener más de una capa ya que es aquí en donde se realizan la mayoría de cálculos y la capa de salida.

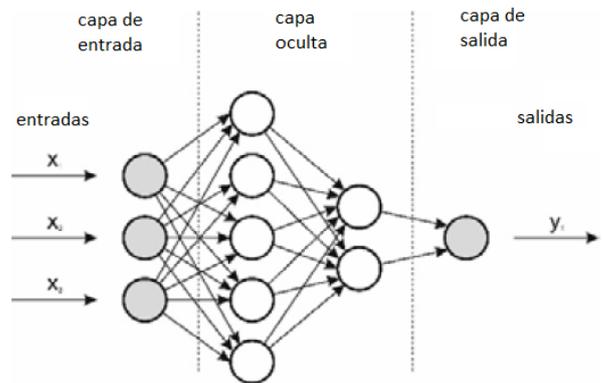


Figura 3. Capas de una Red Artificial Neuronal [10]

III-A. Estructura de la Red:

Una red neuronal aprende por su característica de aprendizaje iterativo, que se logra a través del procesamiento paralelo, el conocimiento logrado se almacena y se propaga desde un estado randómico inicial a un estado fijo debido al proceso de aprendizaje. Una red neuronal Backpropagation es una red típica compuesta por varias unidades de procesamiento interconectadas, el proceso de entrenamiento consta de 3 etapas [11]:

1. Feedforward (avance del patrón de entrenamiento)
2. Cálculo y Backpropagation (propagación hacia atrás del error)
3. Ajuste (ajuste de los pesos de acuerdo al error)

De esta manera la red converge y minimiza el error a la salida

IV. METODOLOGÍA

Para la ejecución del presente trabajo, se debe mencionar que se tuvo la propuesta generada desde la Gerencia de Ingeniería de Planta de CTA, decisión que se tomó una vez analizados los tiempos perdidos por daños en esta sección de la planta; de esta manera se llevaron a cabo las siguientes actividades: a) estudio de las prensas ofensores por reportes de daños, generado a través de la información disponible, b) Identificación de las fallas mas recurrentes y críticas, c) análisis de causa raíz del Top Tres de ofensores de las fallas, d) una vez identificado las posibles causas y los elementos actuadores que se relacionan a ellas, se han identificado de acuerdo a los planos y programas de las maquinas los sensores relacionados a estas variables, e) con los señales identificadas se han recolectado los datos disponibles y entras se han generado nuevas bases de datos (señales discretas), f) se ha procedido con el análisis a través de las RNA's, definidos como una de las herramientas de acuerdo a la norma ISO 13379-1:2012

En el desarrollo de este trabajo se identificaron las fallas más comunes y que mayor cantidad de reportes han presentado en el período enero - octubre de 2019 en las prensas de curado TT de CTA y los registros de los daños en la herramienta SAP-PM (Figura 4); además, de los reportes de tiempos perdidos que se obtienen de los datos de la herramienta SIM (Sistema Integrado de Manufactura) y que se utilizan como base por el departamento de Ingeniería de Planta para los cálculos del Tiempo Medio entre Fallos y el Tiempo Medio entre Reparaciones.

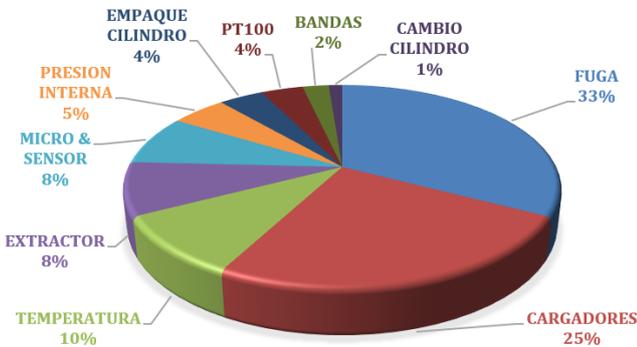


Figura 4. Daños Reportados 2019

Basados en la norma ISO 17359:2018 se pueden definir los componentes a considerar en el monitoreo de la condición, relacionados con: el performance, criterios de calidad, etc. [12], se requiere además el análisis de causa raíz de los fallos; permitiendo la vinculación de las fallas, con las variables de proceso existentes y con la revisión a detalle de esta información (Figura 4), se ha verificado en la arquitectura física de las prensas y el programa de los PLC's; determinando que se tienen un sensor o sensores que se pueden monitorear. Estas variables o sensores normalmente grafican o miden una curva o parámetro en respuesta a los elementos

actuadores (válvulas on-off, servo válvulas, cilindros, etc.) y se hallan relacionados con los daños reportados; por ende, son susceptibles de mantenimiento y a través de la información disponible se podrán diagnosticar; por ejemplo, si se analiza las fallas reportadas por fugas (Figura 5), se puede encontrar en el Cuadro I que estas fallas corresponden a:

Cuadro I
TIPO DE FUGA Y SENSORES RELACIONADOS

SEÑAL DE SENSOR	DISPONIBLE	NO DISPONIBLE
33% Fuga de N2 o Fuga de Nitrógeno	Sensor de presión de N2	
19% Fuga de Vapor	Sensores de presión para Vapor Interno y Externo	
17% Fuga de Cilindro	Se define un sensor analógico para generar información.	
16% Fuga de Aire		No existen sensores disponibles
15% Fuga de Agua		No existen sensores disponibles

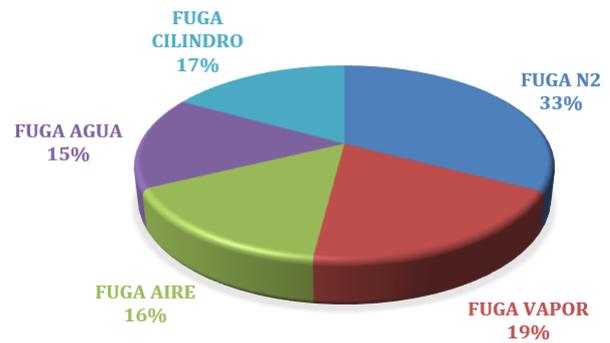


Figura 5. Tipo de Daños por Fugas 2019

IV-A. Obtención de Datos

Los datos recopilados corresponden a las 19 prensas de TT, existentes en la planta de CTA; las mismas están divididas en dos zanjas, la zanja G con 6 prensas y la zanja H con 13 prensas; las prensas con las que se cuenta son de 3 tipos o modelos diferentes: 2 prensas NRM, 3 prensas GRM y 14 prensas BOM (KRUPP); cada prensa tiene 2 cavidades (L - R left - right por sus siglas en ingles) y en cada una de ellas la instrumentación para medir y graficar el estado actual del proceso (Figura 6).

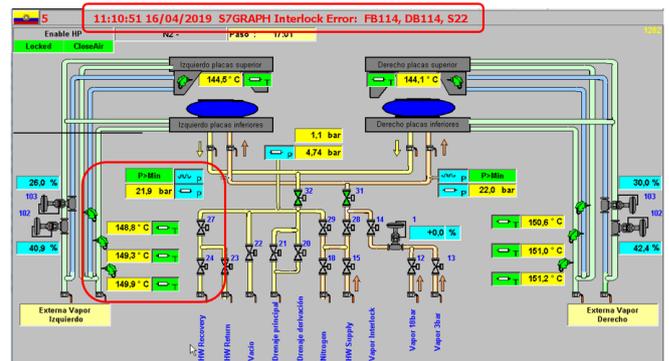


Figura 6. Esquema del HMI de las Variables Prensas TT

El listado final de variables a evaluar comprende 5 variables de sensores analógicos (Cuadro II) y un resumen de 75 señales

discretas internas al PLC; de un total de 650 disponibles (alarmas, tolerancia, falla de máquina, etc.) las mismas que han sido revisadas por su posible aporte para mantenimiento; de las variables tanto analógicas, como discretas se obtienen muestras con intervalos de 6 segundos. Para la composición de un ciclo de cura completo se requieren de 300 datos por cada curva a evaluar; el período de análisis corresponde a un trimestre, desde agosto a octubre del 2019 y los datos se registran en un archivo con formato *.CSV; que se genera automáticamente al final de cada ciclo completo para la variables analógicas y una vez por día para los archivos discretos; además, se cuenta con la información registrada de manera manual por los dinamómetros (Figura 7) usados para medir la fuerza de cerrado de las prensas; esta variable se ha registrado con un dato por semana durante el período de evaluación trimestral; cabe mencionar que todos los instrumentos utilizados para la recolección de datos, cuentan con el certificado del departamento metrológico y se hallan dentro del plan de revisión que lleva el departamento de Calidad, debido a la influencia que estos tienen en la calidad del producto.

Cuadro II
VARIABLES ANALÓGICAS A SER EVALUADAS

PRENSAS BOM	
BLOQUE	DESCRIPCION
DB28.DBD78	EXT. TEMP. TOP (LE)
DB28.DBD148	EXT. TEMP. BOTTOM (LE)
DB28.DBD288	INT. TEMP (LE)
DB28.DBD568	INT. PRESS - HP (LE)
DB28.DBD638	INT. PRESS - LP (LE)



Figura 7. Dinamómetro

Las curvas que se observan en la Figura 8, se han obtenido por el registro de la fuerza de cierre medidos en las prensas BOM (KRUPP) de la zanja H y los daños presentados en el periodo de análisis (Figura 9), muestran que el trabajo por tiempo prolongado (mayores a una semana) con valores fuera del set-point de operación; están vinculados, ya que la presión de cierre especificada es de 650000 libras/fuerza aunque puede variar de acuerdo al tipo de molde; sin embargo, los valores máximos no deben ser mayores; en este seguimiento se encontraron 3 cavidades con valores mayores a la presión

máxima de cierre: la cavidad H6L, que presento daños en los pernos de sujeción del cilindro al molde; la cavidad H7R, en donde se presentó el daño en el vástago de sujeción del cilindro de los moldes y la cavidad H12L que requirió cambio del instrumento de medición ya que mostraba una solo medida fuera de rango, que no era real.

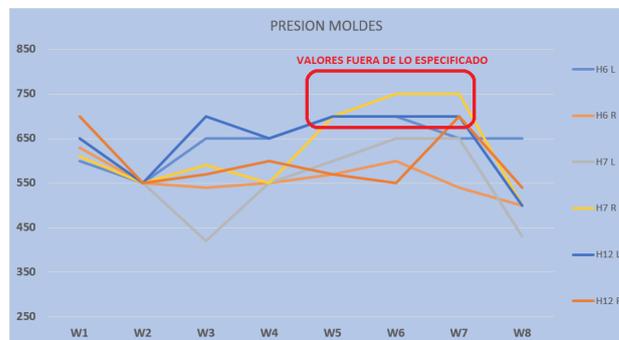


Figura 8. Presion de Moldes Zanja H



Figura 9. Daños en Cilindros

La Figura 10 muestra la curva acumulada de presión interna de nitrógeno de la prensa H8 (L - R) en el período propuesto (agosto a octubre), donde se tiene un total de 578100 datos; que corresponden a 1927 ciclos de cura; el valor de evaluación de esta variable se realiza desde los 22 bares; que esta por encima del set-point en el ciclo de curado, para este paso; esto permite evaluar la curva en los valores que resultan en una anomalía del instrumento o el actuador. Al igual que esta variable; se tienen las curvas por todas las variables de la Cuadro II, con los datos acumulados del trimestre analizado, en el cual lo que va a cambiar es el rango de evaluación de las curvas; ya que les corresponde diferentes valores de set point para cada variable y la cantidad acumulada o el número total de ciclos por la operación de cada máquina que depende del: tiempo de ciclo (dependiente del tipo de artículo), ticket de producción, tiempo disponible operativo, etc.

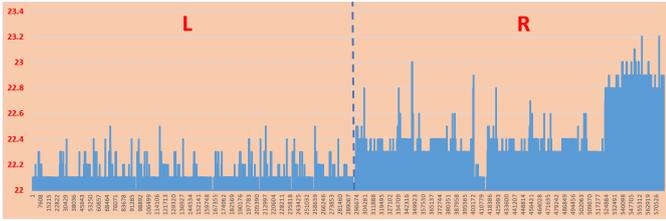


Figura 10. Curva Presión Interna Prensa H8 (L - R)

Además, en la Figura 11 se pueden observar: a) una curva correspondiente a un solo ciclo de nitrógeno correcto; es decir, sin anomalías de la prensa H3 y b) una curva de un solo ciclo de nitrógeno de la prensa G1, pero en donde se puede apreciar una anomalía relacionado con el comportamiento del actuador (válvula on-off).

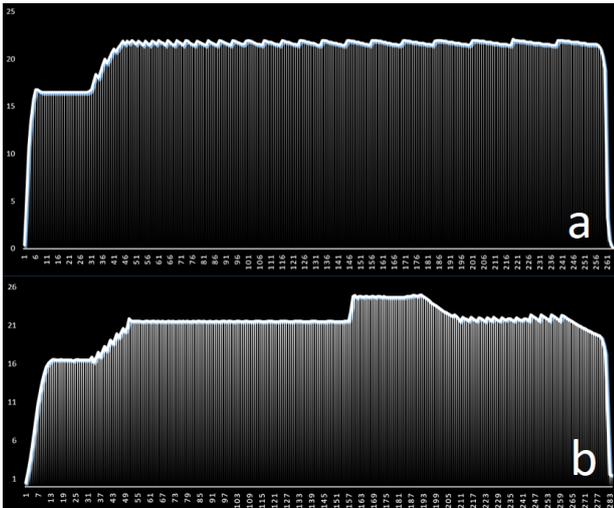


Figura 11. Curva de Presión Interna a) Prensa Normal y b) Anómala

IV-B. Dicotomía

Se debe considerar que tanto los valores de entrada como de salida puedan ser manejados como dicotómicos (0 ó 1) o el fraccionamiento dentro de estos valores, lo cual es óptimo cuando se usan redes neuronales; para ello se necesita seleccionar un rango apropiado para el análisis de los datos. En el caso de no poder estandarizar las variables entre 0 y 1 si se tienen múltiples modos de falla, será necesario usar una serie de modelos, con un control de supervisión que clasifica la salida como normal o anormal y esto a su vez acoplado con un conjunto de modelos que clasifican la respuesta o salida como: “falla uno” o uno de todos los fallos restantes, “falla dos” o todos los fallos restantes, etc. [9]. La dicotomía por ende permite de esta manera simplificar y mejorar el procesamiento de los datos, la estabilidad y disminuir decisiones erróneas.

IV-C. Redes Neuronales

Para poder proyectar el comportamiento de las curvas referentes a las prensas antes mencionadas se utilizó una red neuronal artificial convencional con una estructura de red

feedforward backpropagation junto con el método de entrenamiento Levenberg Marquart (Figura 12) el cual presenta un comportamiento idóneo en su entrenamiento en cuanto se empleen datos con características temporales, la red neuronal busca converger al mínimo error; empleando la retropropagación del error, junto con el método de Levenberg Marquardt el cual tiende a aumentar la velocidad de convergencia conforme avanza el entrenamiento de la red. La red neuronal contiene 50 entradas referentes a 10 curvas con una cantidad de 300 datos discretos cada una de las entradas, para el entrenamiento se utilizó una capa oculta con 15 neuronas en ella con una respuesta de 5 salidas referentes a las curvas de la cura de nitrógeno. Estas curvas son proyectadas con el fin de prevenir fallas potenciales en los elementos del sistema (piping, válvulas, instrumentación, etc.) bajo el análisis del software y criterio técnico calificado.

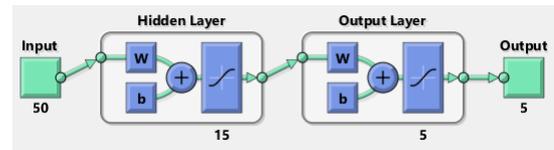


Figura 12. Red Levenberg Marquart

IV-D. Prueba de Hipótesis

La prueba de hipótesis busca determinar si la propuesta sugerida es consistente con los datos obtenidos una vez que se ha realizado la investigación. Si la hipótesis no es consistente con los datos obtenidos, la misma es rechazada. [13]. Los pasos para probar la hipótesis son:

1. Formular la hipótesis: la hipótesis nula H_0 y la hipótesis alterna H_A
2. Elegir la prueba estadística adecuada.
3. Definir el nivel de significancia.
4. Recolectar los datos con una muestra representativa.
5. Estimar la desviación estándar de la distribución muestral de la media.
6. Decisión estadística
7. Conclusión

IV-E. Correlación (Coeficiente de Pearson)

Se trata de una prueba estadística que analiza la relación entre dos variables medidas en un nivel por intervalos o de razón. En este caso la hipótesis investigada señala que la correlación es significativa [14]. En esta prueba las variables no se consideran como independiente y dependiente, la causa y efecto se establece teóricamente, pero la prueba no asume la causalidad. El coeficiente “r” de Pearson puede variar de -1.00 a +1.00 (Figura 13) en donde los valores negativos muestran un cambio inversamente proporcional en las variables, pero constante; es decir, ante un incremento de X la variable Y disminuye un valor constante y viceversa; para los valores de “r” positivos los incrementos entre las variables es directamente proporcionales; es decir, ante un incremento de X la variable Y aumenta un valor constante y viceversa.

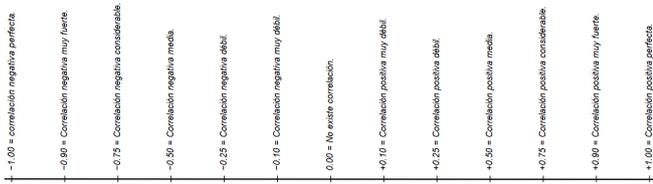


Figura 13. Constante de Pearson

V. RESULTADOS

De manera preliminar para el análisis de los resultados se puede considerar las curvas de la Figura 8 en donde los registros semanales permiten el seguimiento de las cavidades y su correlación con las anomalías presentadas en los pistones de las mismas. Este resultado parece evidente, pero se debe mencionar que para el mismo no existía ningún tipo de registro o seguimiento.

Si se realiza el análisis de comparación visual entre a Figura 11a que corresponde a una curva de presión interna normal o estándar y la Figura 14 que corresponde a una curva de presión interna de la cavidad G1L versus su curva proyectada se puede determinar una gran similitud; este patrón se ha podido evidenciar en las todas prensas evaluadas a través de la red neuronal, prensas: H1, H5, H10, G1, G4, G5, de las cuales 4 son del tipo BOM (KRUPP) y 2 del tipo GRM (Hidráulicas), que corresponden al 31,5 por ciento del universo total de prensas en el área de curado de TT.

Para las representaciones de la cavidad G1L (Figura 14) y para todas las cavidades investigadas, se realizaron un total de 110 experimentos por cada cavidad, considerando 15 ciclos de cura para cada experimento y en cada uno de ellos se usaron los 300 datos de los que se compone cada curva, como se mencionó anteriormente esto se realiza para cada variable de la Cuadro II y debemos recordar que cada cavidad tiene la misma lista de variables. Al realizar el promedio de todos estos experimentos se tiene

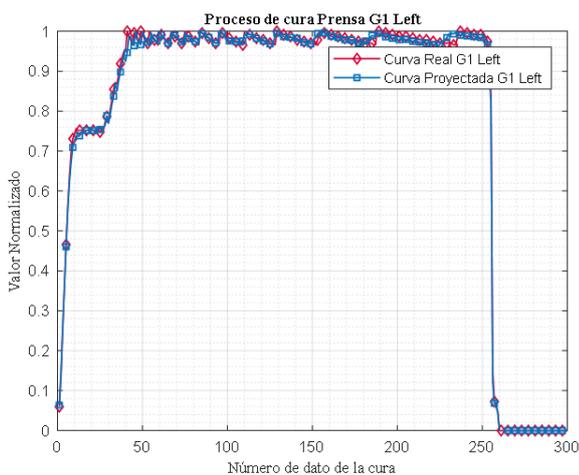


Figura 14. Curva Real y Proyectada cavidad G1L

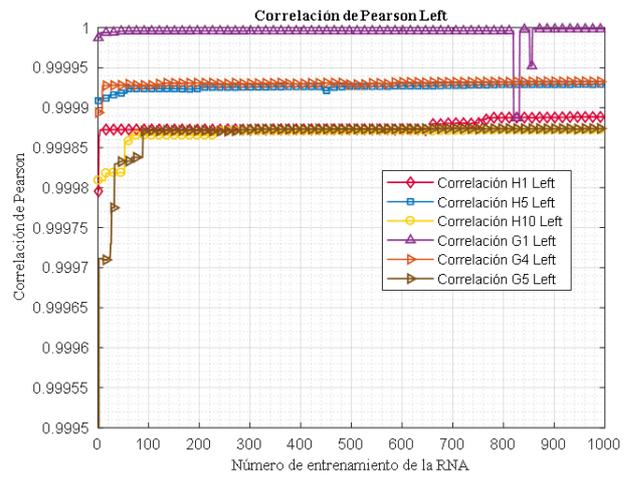


Figura 15. Curvas de Correlación

Si se plantea como hipótesis nula H_0 : “Las curvas reales y las curvas proyectadas no son semejantes” y como hipótesis alterna H_A : “Las curvas reales y las curvas proyectadas son semejantes” y además, si se selecciona como prueba estadística el Coeficiente de Correlación de Pearson, se puede notar que el valor de correlación de 0 a 600 muestras (Figura 15), presentan una correlación positiva muy fuerte ya que llega a valores superiores a 0,90; si se consideran los datos restantes las curvas se aproximan a una correlación casi perfecta. Se nota además que el error (Figura 16); según avanza el entrenamiento de la red neuronal va disminuyendo.

Con respecto a la predicción que realiza el sistema las curvas de la H1 comparadas con la H5 ambas muestran una correlación positiva muy fuerte sin embargo la prensa H1 se encuentran mayores problemas en las curas en la cual el mantenedor experto evaluará las mismas y tomará la decisión o la validación de la información disponible de los sensores, bases de datos, etc.

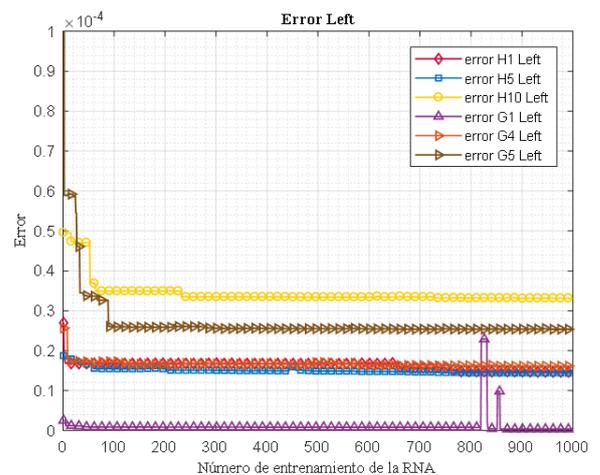


Figura 16. Curvas de Error

VI. CONCLUSIONES

Si se comparan las actividades de mantenimiento actuales en el área de curado de TT: mantenimiento preventivo, mantenimiento correctivo y mantenimiento correctivo programado; el sistema de mantenimiento basado en condición es sin duda una alternativa poderosa desde el punto de vista de costos operativos, ya que se incrementa el tiempo disponible de los equipos y por ende el OEE, además de contar con datos ya almacenados y que brindan información importante del proceso; es decir, a través de la gestión de la información, habilitada o que se puede generar de manera manual para el área de vulcanización.

Con el entrenamiento realizado para el presente trabajo el período de predicción es de un ciclo de cura para cada cavidad; sin embargo, se pueden re-entrenar la red neuronal y mejorar el algoritmo de cálculo y ajuste de error para mejorar el desempeño; con lo cual se puede predecir con una proyección de 4 curas, si se quiere incrementar el intervalo de predicción se deben incrementar el número de datos a procesar de igual manera incrementar el número de entradas y el número de salidas; todo ello requiere equipos y tiempos de procesamiento mayores para lograr, por ejemplo; proyectar 20 curas que significaría un día de predicción.

En la evaluación de las gráficas se puede notar que a través del tiempo existen variaciones relacionadas al comportamiento de los elementos actuadores, que guían en la toma de decisiones sobre los potenciales fallos; sin embargo, no todos los casos se pueden evaluar de esta manera; ya que existen daños de los elementos del conjunto mecánico no previstos, como la rotura de bladders por ejemplo y que no presentan una degradación en el tiempo sino el fallo; para estos casos el sistema presenta limitaciones en la evaluación del riesgo de daño.

Basados en los resultados analizados en la sección anterior, se puede concluir que el uso de sistemas de predicción son efectivos y fiables, reducen significativamente la incertidumbre ante la toma de decisiones, si bien la disminución del error como se evidencia en la Figura 15, nos permite concluir en la fiabilidad de los datos proyectados y por ende en las predicciones del sistema a través de las redes neuronales; se requiere del seguimiento y validación de un experto o equipo de expertos que revise la respuesta del sistema, todo esto para aprobar el diagnóstico.

VII. RECOMENDACIONES

En la recolección de los datos acumulados para las variables analógicas, se nota una variación entre las cavidades izquierda y derecha, la misma que se pone de manifiesto en las prensas BOM (KRUPP) de la zanja H y G; sin embargo en las prensas GRM (Hidráulicas) de la zanja G, el comportamiento es simétrico e independiente por cada cavidad, esto se debe a los elementos de control disponibles en cada tipo de prensas, para las BOM existe una sola válvula para las presiones internas y el lazo de feedback se cierra con los sensores de la cavidad izquierda, de tal manera que se observa la asimetría de la Figura 10, al revisar todas curvas se tiene una media de 0.2

a 0.3 bares y en la temperatura de 1°C a 2°C calibraciones que se pueden realizar a través de un offset, con lo cual se disminuiría el número de reportes errados o falsos.

Como se nota a lo largo de este trabajo, es importante contar con el recurso humano para analizar, procesar y tomar las decisiones con respecto a la información con la que se cuenta, está es una recomendación importante para el organigrama de la planta; ya que no se cuenta con el personal asignado a esta actividad a tiempo completo.

AGRADECIMIENTOS

Primero que nada doy gracias a Dios, por permitirme cumplir esta meta personal y profesional.

Agradezco a mi esposa Paola, mis hijas Daniela y Sofia y mi Familia; quienes siempre me apoyan a quienes dedico este trabajo.

Un agradecimiento especial al Ing. Robert Rockwood por su ayuda en la dirección del presente trabajo.

Agradezco a Continental Tire Andina S.A. por la oportunidad y el soporte recibido por el personal de Mantenimiento del área de curado de Truck Tires y al personal de Laboratorio Electrónico por sus valiosos aportes técnicos y de conocimientos, en especial al Sr. Pablo Urgiles

REFERENCIAS

- [1] Y.-C. Chiu, F.-T. Cheng, and H.-C. Huang, "Developing a factory-wide intelligent predictive maintenance system based on industry 4.0," *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, vol. 40, no. 7, pp. 562–571, 2017.
- [2] R. Ahmad and S. Kamaruddin, "A review of condition-based maintenance decision-making," *European journal of industrial engineering*, vol. 6, no. 5, pp. 519–541, 2012.
- [3] A. T. Dagnew, "Optimization of periodic maintenance using condition monitoring techniques and operational data," Master's thesis, University of Stavanger, Norway, 2012.
- [4] A. Mattes, U. Schöpka, M. Schellenberger, P. Scheibelhofer, and G. Leditzky, "Virtual equipment for benchmarking predictive maintenance algorithms," in *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2012, pp. 1–12.
- [5] R. Ali, "Condition based maintenance in the manufacturing industry from strategy to implementation," *Malardalen University, Sweden*, 2017.
- [6] I. A. E. Agency, *Implementation Strategies and Tools for Condition Based Maintenance at Nuclear Power Plants. IAEA TECDOC Series*. International Atomic Energy Agency, 2007.
- [7] E. Pérez-López, "Los sistemas scada en la automatización industrial," *Revista Tecnología en Marcha*, vol. 28, no. 4, pp. ág–3, 2015.
- [8] J. A. RAMÍREZ, H. O. SARMIENTO, and J. M. LÓPEZ-LEZAMA, "Diagnóstico de fallas en procesos industriales mediante inteligencia artificial," *Diagnóstico*, vol. 39, no. 24, 2018.
- [9] BSI, "Condition monitoring and diagnostics of machines - data interpretation and diagnostics of machines iso 13379-1:2012," *BSI Standards Publication*, 2012.
- [10] J. Krenek, K. Kuca, P. Blazek, O. Krejcar, and D. Jun, "Application of artificial neural networks in condition based predictive maintenance," in *Recent Developments in Intelligent Information and Database Systems*. Springer, 2016, pp. 75–86.
- [11] A. E. Smith, D. W. Coit, and Y.-C. Liang, "A neural network approach to condition based maintenance: case study of airport ground transportation vehicles," *IMA Journal of Management Mathematics on Maintenance, Replacement and Reliability*, 2003.
- [12] ISO, "Condition monitoring and diagnostics of machines - general guidelines. iso 17359:2018 (e)." 2018.
- [13] C. A. Bernal, *Metodología de la investigación*. Pearson., 2006, no. 001.42 B4564m Ej. 1 022619.
- [14] R. Hernández, C. Fernandez, "Metodología de la investigación," *McGraw-Hill*, 2014.