

## ADQUISICIÓN DE DATOS PARA EL CÁLCULO DE VIDA ÚTIL EN ALEACIONES

D.A. Aguilera-Pérez<sup>1</sup>, C.G. Nava-Dino<sup>1</sup>, J.G. Chacon-Nava<sup>2</sup>, C. Barraza-Bolivar<sup>1</sup>, G. Vazquez-Olvera<sup>2</sup>,  
R.A. Acosta-Chavez<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidad Autónoma de Chihuahua, Facultad de Ingeniería. Investigación y Posgrado. Circuito Universitario Campus II., Campus Universitario 2 Chihuahua, Chih. CP. 31125. México.  
Tel. (52) 614- 442-95

<sup>2</sup>Departamento de Integridad y Diseño de Materiales Compuestos. Centro de Investigación en Materiales Avanzados. S.C. CIMAV. Miguel de Cervantes No 120 Complejo Industrial Chihuahua, C.P 31109, Chihuahua, Chih. México.  
Tel. 614-4-39-11-45, Fax +52 (614) 439 4823

ndino@uach.mx

### RESUMEN.

La adquisición de datos es comúnmente utilizada para la investigación de mediciones y análisis, apoyándose principalmente en el hardware y el software. En la industria Termoelectrica, existe la necesidad de calcular la vida útil de las tuberías en las calderas de alta presión. Siendo la temperatura un factor importante para el cálculo de la vida útil del material y debido a las condiciones del ambiente de adquisición, fue necesario desarrollar una interfaz hardware-software para su obtención. El objetivo de este trabajo es crear una interfaz capaz de ofrecer la realización del cálculo de vida útil de la aleación, así como la adquisición de temperatura en ambientes donde se presenta alta temperatura, aislamiento de ondas electromagnéticas, humedad y espacios cerrados y distantes a su punto de control. La temperatura de las muestras fue obtenida por medio de un termopar tipo K introducido por un orificio colocado dentro de una cámara de prueba. Para la obtención de información adicional a las muestras como presión y tipo de aleación, se desarrolló una interfaz en el lenguaje de programación Java con un algoritmo de aprendizaje de máquina que permite observar resultados adicionales como características ya preestablecidas de las muestras a analizar. Los resultados experimentales han arrojado buena respuesta para la obtención de información de los materiales bajo exposición industrial y de laboratorio. El sistema es capaz de calcular la vida útil, límites de exposición y el monitoreo de temperatura de distintas aleaciones.

**Palabras Clave:** Adquisición de Datos, Aprendizaje de Maquina, LabVIEW, Programación en Java.

### ABSTRACT.

Data acquisition is commonly used for the investigation of measurement and analysis, relying primarily on hardware and software. In the thermoelectric industry, there is a need to calculate the service life of the pipes in high pressure boilers. Temperature being important for the calculation of the lifetime of the material due to acquisition environment conditions, it was necessary to develop a hardware-software interface for obtaining them. The aim of this work is to create an interface able to provide the realization of Lifetime calculation of the alloy, and the

acquisition of temperature in environments where there is high temperature, insulation of electromagnetic waves, humidity and closed spaces and distant from its control point. The temperature of the samples was obtained by a K type thermocouple inserted through a hole placed inside a test chamber. To obtain additional information from the samples as pressure and type alloy, an interface was developed in the Java programming language with a machine learning algorithm that allows observing other outcomes such as pre-established characteristics of the samples analyzed. Experimental results have yielded good response for obtaining information about materials which are subject to industrial and laboratory exposure. The system is able to calculate the lifetime, exposure limits and temperature monitoring in different alloys.

**Keywords:** Data Acquisition, Machine Learning, LabVIEW, Java Programming.

### 1.INTRODUCCIÓN

La realización de pruebas de campo en diversas industrias ha provocado la necesidad de desarrollar software. Dicho software adicional al que se encuentra en los laboratorios, que permita generar estudios y mediciones reales en el área propia de actividad de la industria que requiera pruebas de caracterización, manufactura o análisis químico y/o electrónico.

Los requerimientos de comunicación en tiempo real, las técnicas de sincronización y la adquisición de datos a alta velocidad han permitido desarrollar diversas arquitecturas y herramientas para la obtención de datos en situaciones de pruebas industriales, las cuales permiten que en paralelo se siga efectuando la producción en la rama industrial.

Usando el lenguaje gráfico de programación LabVIEW, permite de una manera más amigable obtener adquisición de datos y procesamiento, así como obtener varios beneficios al usuario como posibilidad de almacenamiento y procesamiento de información [1]. Algunos investigadores han desarrollado para este tipo de pruebas industriales con apoyo de FPGA otro

tipo de software adicional que permita caracterizar la parte del material en cuestión [2]. Inclusive para análisis de materiales no terrestres se han utilizado herramientas de LabVIEW, construyendo sistemas de control de temperatura evitando contaminación de los mismos [3].

Para el caso de esta investigación se implementó un software en Java que mediante un algoritmo básico de aprendizaje de máquina facilita la predicción del comportamiento de calderas industriales, en conjunto con la adquisición de temperatura mediante termopares adheridos a la superficie de la tubería. Recientes investigaciones demuestran que es viable este tipo de predicción en plantas eléctricas [4].

## 2. DESARROLLO DE SOFTWARE EN JAVA

### 2.1 Interfaz de vida útil de material.

Java es una herramienta de programación que permite interactuar con su calidad de multiplataforma en diversos sistemas operativos. Esto ayuda a desarrollar software donde no se pueden estandarizar los dispositivos a utilizar [5]. Debido a la utilización de diversos sistemas operativos en las diferentes industrias donde se emplean calderas para generar energía eléctrica, se optó por utilizar el lenguaje de programación Java. Al realizar pruebas de temperatura en calderas, es necesario conocer el tipo de material del cual está hecha la tubería, los límites de temperatura, espesor inicial, diámetro externo y velocidad de corrosión en milímetros por año, para así poder calcular un estimado de la vida útil del material. Se desarrolló un programa computacional mostrado en la Figura 1., donde se observa una imagen de la interfaz gráfica de usuario para el cálculo de vida útil.



Figura 1. Aplicación en Java para el cálculo de vida útil de la aleación.

### 3. Adquisición de datos.

En las Centrales Termoeléctricas (CTE) se utilizan los ciclos de potencia generados por el vapor, con el propósito de obtener energía eléctrica. El vapor que se genera en la caldera se encuentra a alta temperatura y presión; el entorno aislante, debido al agua y metal, hace más reducidas las opciones para adquirir la temperatura.

A partir de la dificultad para efectuar las mediciones en una caldera industrial, se realizó un trabajo de adquisición en una cámara de prueba, con un termopar tipo K, controlado por el dispositivo MAX31855 de la marca MAXIM, como lo muestra el diagrama en la Figura 2., el cual, por medio del estándar de comunicación SPI (Serial Peripheral Interface) se comunica con un Arduino UNO R3.

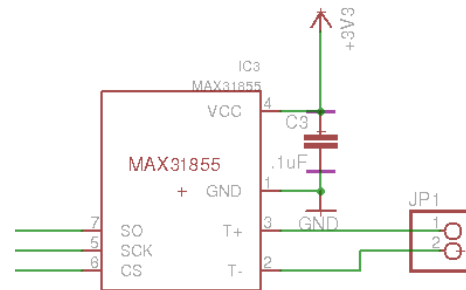
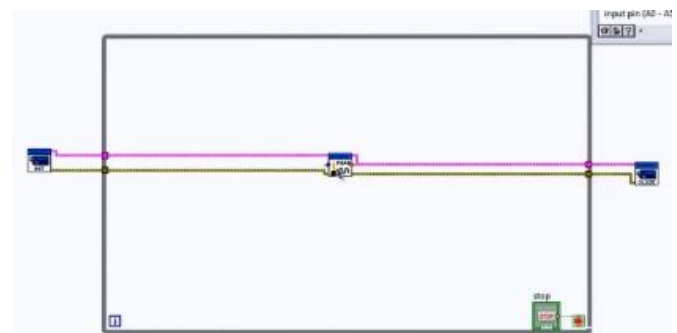


Figura 2. Conexión del controlador MAX31855.

La adquisición de los datos en el Arduino se procesa con un



instrumento virtual de LabVIEW, el cual se interconecta por NI LabVIEW Interface for Arduino Toolkit, como se muestra en la Figura 3.

Figura 3. Instrumento virtual utilizado para conexión Arduino UNO con LabVIEW.

Se plantea como trabajo futuro para la adquisición, adecuar el Arduino UNO con su complemento *Arduino Ethernet Shield*, esto último con alimentación tipo PoE (Power over Ethernet) para que sea posible la adquisición en el ambiente termoeléctrico.

#### 4. Aprendizaje de Máquina.

Los algoritmos de aprendizaje de máquina- *machine learning* (ML) permiten estimar una dependencia desconocida entre entradas, la cual es independiente entre las variables y la salida, la cual es una variable dependiente del conjunto de datos [6]. Existen varias propuestas en cuanto a cómo resolver el aprendizaje de máquina, desde algoritmos complicados con usos de lógica difusa, redes neurales hasta algoritmos sencillos que pueden dar una buena predicción del comportamiento del sujeto de estudio [7].

En esta investigación para realizar los cálculos en Java de la vida útil de la aleación, se consideró la siguiente fórmula en el siguiente algoritmo:

Se obtiene el Esfuerzo

$$DI = DE - (2 * E0)$$

$$S = ((DI - E0) * P) / (2 * E0)$$

Se calculamos la fracción de tiempo

$$TF = (A * E^{(B - (C * S))^T}) * S^D$$

Condición para el incremento de tiempo

Si

$$TF > E0 / VC_i$$

Entonces

$$DT = (0.001 * E0) / VC_i$$

De lo contrario

$$DT = 0.001 * TF$$

Se realiza el cálculo de fracción de tiempo

$$DTF = DT / TF$$

Se reinicia contador de tiempo

$$TX = 0$$

Ciclo de iteraciones para el cálculo de la fracción de tiempo

Hacer

$$TX = TX + DT$$

$$E = E0 - (VC_i * TX)$$

$$S = ((DI + E) * P) / (2 * E0)$$

$$TF = (a * e^{(b - (c * S))^T}) * S^d$$

$$DTF = DTF + (DT / TF)$$

Mientras

$$DTF = DTF < 1$$

Realizar el cálculo de vida útil

$$VU = TX + DT - TF * (DTF - 1)$$

Dónde:

S = Esfuerzo

P = Presión atmosférica

T = Temperatura

DI = Diámetro interno de la tubería

DE = Diámetro Externo de la tubería

E0 = Espesor Inicial de la tubería

a, b, c, d = Constantes del material

VC<sub>i</sub> = Velocidad de corrosión, elegida en el programa

TF = Fracción de tiempo

DT = Incremento de tiempo

DTF = Incremento de fracción de tiempo

TX = Contador de tiempo

VU = Vida útil calculada

Para el manejo del aprendizaje de máquina, se utilizó la herramienta *RapidMiner* [8]. Dicha aplicación es compatible con Java, debido a que ha sido desarrollada en dicho lenguaje. Utilizando aprendizaje automático supervisado, ya que permite tomar el conjunto de datos creando un modelo clasificador del problema.

La minería de datos permite realizar un análisis automático de grandes cantidades de registros de temperaturas adquiridas. Específicamente la minería por reglas de asociación, facilita encontrar factores comunes en la base de datos, ayudando a hacer una buena predicción acerca de la adquisición futura. A mayor alimentación de datos, mayor precisión en la predicción.

Debido a la dificultad para hacer pruebas en los ambientes de la industria termoeléctrica, el crear una base de datos con todos los conjuntos posibles de algunos casos con distintos materiales y con ayuda de un algoritmo de aprendizaje de máquina en Java, podemos predecir con éxito el valor de la temperatura en las tuberías de las calderas industriales, ahorrando dinero, tiempo y evitando accidentes.

Desafortunadamente en la actualidad no se cuenta con un registro de adquisiciones de temperatura lo suficientemente grande para realizar una predicción precisa.

Se pretende obtener los valores de la temperatura en diferentes casos con la tarjeta de adquisición en distintas termoeléctricas para el llenado de la base de datos. Con dichos datos se probará el algoritmo de aprendizaje de máquina en java.

#### RESULTADOS.

A temperaturas que exceden los 343 °C los aceros sufren un gradual decrecimiento de su tenacidad y de su resistencia a la rotura. La fatiga en el material es función de las tensiones aplicadas, del tiempo que permanece el material en el entorno de trabajo y de la temperatura.

Para el caso específico de los sobre calentadores de las calderas, las fallas debidas al sobrecalentamiento a corto plazo o corto tiempo, son el resultado de la exposición de los tubos a

temperaturas significativamente superiores a la indicada por diseño, o debido a la sucesión de eventos anormales. En la Figura 4 se muestra una gráfica del cálculo de la vida útil del acero en una caldera. Con las herramientas establecidas para calcular la vida útil y empleándolas como datos para el aprendizaje de máquina se puede efectuar un pronóstico del comportamiento de la caldera, sin la extrema necesidad de estar llevando a cabo pruebas reales en la misma.

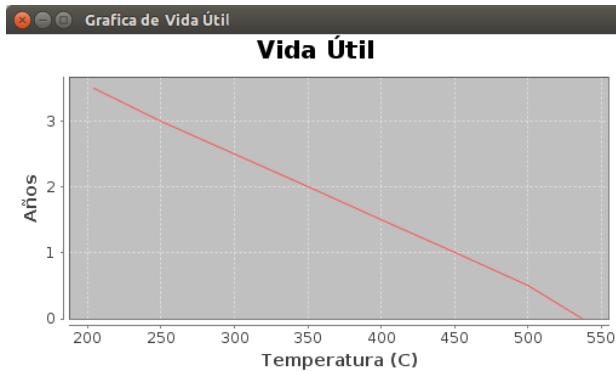


Figura 4. Gráfica del cálculo de la vida útil de acero en una caldera.

En la Figura 5, se puede observar los cálculos de la temperatura máxima, el cálculo del espesor mínimo y el cálculo de vida útil.

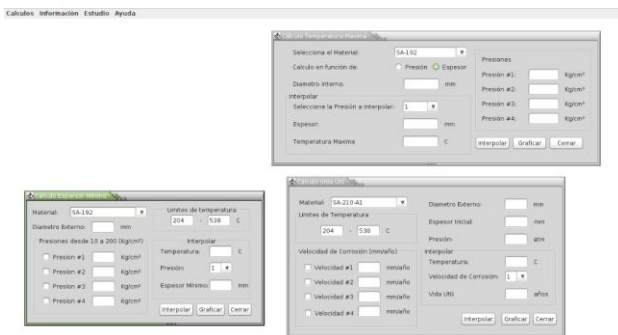


Figura 5. Entrada a la pantalla principal el sistema.

## CONCLUSIONES.

El utilizar herramientas de computación en casos industriales como en esta investigación relativa a calderas, favorece ampliamente para predecir casos de riesgos, fallas, envejecimiento, deterioro y degradación de los materiales con los cuales fueron elaboradas; permitiendo implementar estrategias en cuestión de mantenimiento.

## REFERENCIAS.

- [1]Ye Yu, Yangan Zhang, Xueguang Yuan, Qingxiang Hou, *A LabVIEW-based real-time measurement system for polarization detection and calibration*, Optik 125, pp.2256–2260, 2014.
- [2]J.S. Laird, R. Szymanski, C.G. Ryan, I. Gonzalez-Alvarez, *A Labview based FPGA data acquisition with integrated stage and beam transport control*, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B 306, pp.71–75, 2013.
- [3]Takahito Osawa, Mikihiko Kobayashi, Takeshi Konno, Mitsuru Egashira, Ryuji Okazaki, Yayoi N. Miura, Keisuke Nagao, *Temperature control system for laser heating: Application for minute asteroidal materials*, Measurement 50, pp.229–235, 2014.
- [4]Pinar Tufekci, *Prediction of full load electrical power output of a base load operated combined cycle power plant using machine learning methods*, Electrical Power and Energy Systems 60, pp. 126–140, 2014.
- [5]Gaddis Tony, *Starting Out with Java: From Control Structures through Objects*, Addison-Wesley, 2012.
- [6]Guoqiang Li, Peifeng Niu, Yunpeng Ma, Weiping Zhang, *Tuning extreme learning machine by an improved artificial bee colony5 to model and optimize the boiler efficiency*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2014.04.042>, 2014.
- [7]Alexandre Rafael Lenz, Aurora Pozo, Silvia Regina Vergilio, *Linking software testing results with a machine learning approach*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 26, pp.631–1640, 2013.
- [8] Software libre: <http://rapidminer.com/download-rapidminer/>

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue desarrollado gracias al financiamiento del proyecto PROMEP #OF-13-7029-UACH-PTC-29 y a la asistencia técnica del Lic. Jair Lugo Cuevas, al M.C. Adán Borunda Terrazas y Perla Cordero De los Ríos.