

<https://doi.org/10.23913/ride.v13i25.1361>

*Artículos científicos*

## **Análisis de sobrevivencia de una herramienta mediante un modelo de redes bayesianas-CPH**

*Survival Analysis of a Tool Using a Bayesian Network Model-CPH*

*Análise de sobrevivência de uma ferramenta usando um modelo de rede CPH-  
Bayesiana*

**Jorge Adolfo Pinto Santos**

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

[jorge.ps@itcj.edu.mx](mailto:jorge.ps@itcj.edu.mx)

<https://orcid.org/0000-0001-9614-2764>

**Manuel Arnoldo Rodríguez Medina**

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

[manuel.rm1@cdjuarez.tecnm.mx](mailto:manuel.rm1@cdjuarez.tecnm.mx)

<https://orcid.org/0000-0002-8922-4718>

**Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga**

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de La Laguna, México

[e\\_poblano@yahoo.com](mailto:e_poblano@yahoo.com)

<https://orcid.org/0000-0003-3482-7252>

**Manuel Iván Rodríguez Borbón**

New Mexico State University, U.S.A.

[ivanrodr@nmsu.edu](mailto:ivanrodr@nmsu.edu)

<https://orcid.org/0000-0001-8405-4599>

**Perla Ivette Gómez Zepeda**

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

[perla.gz@cdjuarez.tecnm.mx](mailto:perla.gz@cdjuarez.tecnm.mx)

<https://orcid.org/0000-0002-1767-5982>



## Resumen

Uno de los grandes problemas de la industria es el mantenimiento, y específicamente el cambio de las herramientas típicas de desgaste. Actualmente, las empresas manejan el mantenimiento productivo total, que centra a los técnicos de mantenimiento principalmente en el mantenimiento correctivo y en menor grado, en el mantenimiento preventivo. Sin embargo, muy pocas empresas hacen análisis de manera formal del mantenimiento predictivo. El establecer una metodología para el mantenimiento predictivo requiere analizar los diferentes modelos de degradación de la herramienta mediante la relación de esta con la función de distribución de probabilidad que desarrolla. Este documento contempla el análisis de un electrodo para soldadura de contacto (ultrasonica) a través del comportamiento de su degradación, gracias a lo cual es posible obtener la función de densidad de probabilidad que se ajusta mejor al comportamiento del desgaste de la herramienta. Además, se determinan los factores que influyen en el no cumplimiento en la resistencia a la tensión de las piezas soldadas. Se utiliza el modelo de riesgo proporcional de Cox y las técnicas del diseño de experimentos, lo que se considera como la base para implementar el programa de mantenimiento predictivo.

**Palabras clave:** análisis de degradación, análisis de supervivencia, mantenimiento predictivo, modelo de riesgo proporcional de Cox, red bayesiana.

## Abstract

One of the major problems in the industry is maintenance, and specifically the replacement of typical wear tools. Currently, companies manage total productive maintenance, which focuses maintenance technicians mainly on corrective maintenance and, to a lesser degree, on preventive maintenance. However, very few companies formally analyze predictive maintenance. Establishing a methodology for predictive maintenance requires analyzing the different degradation models of the tool by relating it to the probability distribution function it develops. This paper contemplates the analysis of an electrode for contact (ultrasonic) welding through the behavior of its degradation, thanks to which it is possible to obtain the probability density function that best fits the behavior of tool wear. In addition, the factors influencing non-compliance in the tensile strength of welded parts are determined. The Cox proportional hazard model and design of experiments techniques are used, which is considered as the basis for implementing the predictive maintenance program.

**Keywords:** degradation analysis, survival analysis, predictive maintenance, Cox proportional hazard model, Bayesian network.

## Resumo

Um dos maiores problemas na indústria é a manutenção, e especificamente a substituição de ferramentas de desgaste típicas. Actualmente, as empresas lidam com a manutenção produtiva total, que concentra os técnicos de manutenção principalmente na manutenção correctiva e, em menor medida, na manutenção preventiva. No entanto, muito poucas empresas analisam formalmente a manutenção preditiva. O estabelecimento de uma metodologia de manutenção preditiva requer a análise dos diferentes modelos de degradação da ferramenta, relacionando-a com a função de distribuição de probabilidade que desenvolve. Este artigo considera a análise de um eléctrodo de soldadura por contacto (ultra-sons) através do seu comportamento de degradação, graças ao qual é possível obter a função de densidade de probabilidade que melhor se adapta ao comportamento de desgaste da ferramenta. Além disso, são determinados os factores que influenciam o incumprimento na resistência à tracção das peças soldadas. O modelo de risco proporcional Cox e a concepção de técnicas experimentais são utilizados, o que é considerado como a base para a implementação do programa de manutenção preditiva.

**Palavras-chave:** análise da degradação, análise de sobrevivência, manutenção preditiva, modelo de risco proporcional Cox, rede Bayesiana.

**Fecha Recepción:** Abril 2022

**Fecha Aceptación:** Noviembre 2022

---

## Introducción

Ciudad Juárez, Chihuahua, México, es la ciudad que cuenta con la mayor producción de arneses para el sector automotriz en todo el mundo, por lo cual se le considera la capital mundial arnesera. Las operaciones de manufactura clave que se diseñan para la elaboración de un arnés son: corte de cable, desforre, crimpado, moldeo, soldadura, encintado, entre otras. Las operaciones de soldadura generalmente son consideradas críticas, siendo la soldadura ultrasónica la que sistemáticamente produce mayor cantidad de problemas dentro del proceso.

El presente proyecto se realiza en una de las mayores plantas arneseras automotrices de Ciudad Juárez, cuyos clientes principales son compañías como Ford, Chrysler, GM, Honda, Toyota, entre otras. Se plantea como propósito general el mejoramiento en la resistencia a la

tensión de piezas soldadas, debido a que este es el que origina mayores costos de desperdicio y retrabajos en el proceso.

Dentro del proceso de soldadura, el principal problema que se identifica se encuentra en el cambio de la herramienta utilizada, mejor conocida como *Anvil*, la cual debe ser retirada para rectificación antes de que comience a generar piezas con baja resistencia a la tensión y por lo tanto defectuosas. Este documento describe una metodología y las bases para implementar el mantenimiento predictivo en la operación de soldadura ultrasónica.

En este trabajo se considera el uso de técnicas de probabilidad y estadística, especialmente las redes bayesianas, que actualmente tienen un auge importante dentro de la investigación. Por ejemplo, Straub y Der Kiureghian (2012) hacen una combinación de redes bayesianas y métodos de confiabilidad estructural para crear un nuevo marco computacional, denominado *red bayesiana mejorada* (eBN), para el análisis de confiabilidad y riesgo de estructuras e infraestructuras de ingeniería. Por otra parte, Zhang, Qin, Jiang y Huang (2018) proponen un modelo de análisis probabilístico para una red de oleoductos basado en las redes bayesianas con la finalidad de realizar un análisis sensible de accidentes. Mientras que Kraisangka y Druzdzel (2018) proporcionan un método para codificar el conocimiento de los modelos de riesgos proporcionales de Cox (CPH, por sus siglas en inglés) existentes para redes bayesianas, y concluyen que estas redes interpretadas a partir del modelo CPH pueden ser más útiles en la práctica que la estimación Kaplan-Meier o a las redes bayesianas aprendidas de los datos. Los resultados que aquí se presentan respaldan lo anterior, puesto que la aplicación de redes bayesianas-CPH resultó exitosa en el proceso de soldadura al generar ahorros por la cantidad de 270 000 dólares.

## Materiales y métodos

La metodología descrita en este documento implica primeramente la obtención de datos del proceso de soldadura resultantes de la prueba de jalón (prueba destructiva) mediante un dinamómetro, cuyo sistema de medición se ha verificado previamente mediante un análisis de repetibilidad y reproducibilidad (R&R). Los datos fueron procesados para obtener su función de densidad de probabilidad: la distribución Weibull fue la de mejor ajuste.

El siguiente paso fue determinar los factores significantes en la resistencia a la tensión de las partes soldadas. Para ello se diseñó un experimento considerando los factores más importantes del proceso de soldadura, los cuales son: energía, presión y amplitud. Se trató de un

experimento con tres factores en siete niveles cada uno (73), el cual fue corrido y analizado sin considerar interacciones.

Posteriormente, se diseñó una red bayesiana para el análisis que permitió hacer mejores inferencias y como consecuencia mejorar significativamente el proceso de soldadura. La mejora que se considera más importante fue determinar el tiempo de cambio de la herramienta (Anvil), gracias a lo cual fue posible anticiparse a la falla, es decir, que aparecieran piezas con baja resistencia al jalón. La intención principal del proyecto fue determinar la distribución de falla de la resistencia a la tensión de las piezas soldadas y relacionar esta con los factores significantes del proceso, para posteriormente analizar y mejorar el proceso mediante controles establecidos, y con ello, finalmente, determinar el tiempo de cambio de los electrodos de soldadura.

### **Marco teórico**

Kraisangka y Druzdzel (2018) y Allison (2010) mencionan que el análisis de supervivencia es un conjunto de métodos estadísticos que auxilian en el modelado de las relaciones entre un conjunto de variables predictores y una variable de salida, además de ayudar a pronosticar cuándo un evento ocurrirá. Cai, Liu, Liu, Chang y Jiang (2020) consideran que la confiabilidad es la probabilidad de que un artículo desempeñe su función requerida bajo las condiciones de operación dadas para un intervalo de tiempo establecido. Cabe señalar, además, que esta puede ser evaluada usando técnicas de inferencia estadística apropiadas, tales como árbol de fallas, diagramas de bloques de confiabilidad, modelos de Markov, método de Montecarlo vía cadenas de Markov (MCMC, por sus siglas en inglés), metodología de superficies de respuesta, métodos de confiabilidad de primer orden y redes bayesianas.

### **Redes bayesianas**

Las redes bayesianas son una herramienta de modelado gráfico que permite especificar las distribuciones de probabilidad de un conjunto de variables relacionadas entre sí que pueden representar una situación específica (Bermejo, 2019). Una red bayesiana es un medio de representación que tiene como objetivo organizar el conocimiento de una situación particular en un coherente “todo”.

Existen tres métodos principales que se utilizan para la modelación de situaciones mediante redes bayesianas. El primer método es mayormente subjetivo, pues refleja el conocimiento propio y el de otros en la red. El segundo sintetiza el conocimiento de otro tipo

de conocimiento formal. Estos dos métodos mencionados anteriormente son conocidos como *aproximación de la representación del conocimiento* (KR, por sus siglas en inglés). El tercer método está basado en aprender las redes a partir de datos, tales como datos de confiabilidad humana, confiabilidad de *software*, diagnósticos médicos, entre otros.

En la época actual, las redes bayesianas han sido usadas para representar modelos en diferentes campos, principalmente en aquellos que presentan cierto grado de incertidumbre. Esto es: las redes bayesianas son modelos gráficos acíclicos dirigidos (DAG, por sus siglas en inglés) probabilísticos que pueden ser utilizados para el análisis de la incertidumbre. Cai *et al.* (2020), Khorshidi, Gunawan y Ibrahim (2016) y Darwiche (2009) proponen la siguiente definición de red bayesiana:

Una red bayesiana para variables  $Z$  es un par  $(G, \Theta)$  donde:

- $G$  es un DAG sobre las variables  $Z$ , llamada la *estructura* de la red.
- $\Theta$  es un conjunto de tablas de probabilidad condicional (CPT, por sus siglas en inglés), una para cada variable en  $Z$ , llamada la *parametrización* de la red.

El conjunto  $\Theta_{X|U}$  será usado para representar los CPT para la variable  $X$  y sus padres  $U$ , refiriéndose al conjunto  $XU$  como una *red familia*. Los parámetros de la red, representados por  $\theta_{X|U}$ , serán los valores asignados mediante CPT  $\Theta_{X|U}$  a la probabilidad condicional  $\Pr(\theta_{X|U})$ . La  $\sum_X \theta_{X|U} = 1$  para cualquier instanciación de padres  $U$ .

Cai *et al.* (2020) establecen que las redes bayesianas usan nodos para representar variables y arcos para representar dependencias directas significantes entre los nodos unidos, además de probabilidades condicionales para cuantificar las dependencias.

Consideremos  $n$  variables aleatorias  $X_1, X_2, \dots, X_n$  y un DAG con  $n$  nodos, donde el nodo  $j(1 \leq j \leq n)$  es asociado con la variable  $X_j$ , y el gráfico es la red bayesiana representando las variables involucradas mediante:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{j=1}^n P(X_j | pa(X_j))$$

Ahí,  $pa(X_j)$  denota el conjunto de todas las variables  $X_j$  y un arco conectará al nodo  $i$  con el nodo  $j$  en el gráfico.

Ahora, sea una red bayesiana con vértices  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ . Entonces especifica una distribución de probabilidad conjunta única  $P(X)$  dada por todas las CPT especificadas en la misma red bayesiana.

Usando la regla de la cadena y los supuestos de independencia condicional, se pueden calcular las probabilidades conjuntas de las variables  $U = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  mediante:

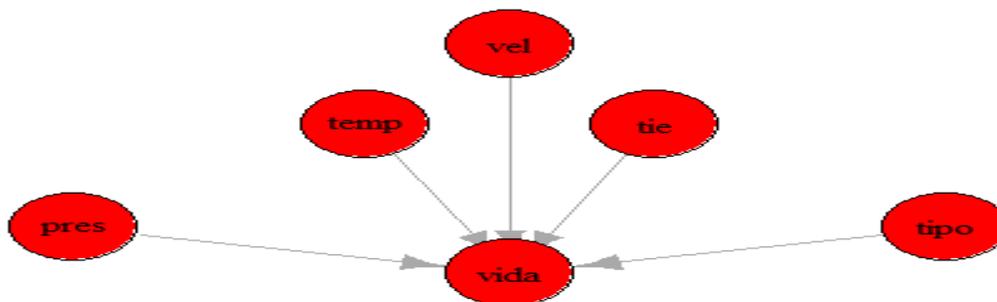
$$P(U) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i))$$

Es decir, los productos de las probabilidades condicionales de  $X_i$  y sus padres.

Enseguida se muestra un conjunto de códigos para la construcción gráfica de la red bayesiana una vez determinadas las variables (nodos) y sus relaciones (arcos). La figura 1 muestra el resultado del código de acuerdo con el paquete bnlearn de R (Scutari, 2010).

```
library(igraph, warn.conflicts = FALSE)
gr2 <- graph(c(1,6, 2,6, 3,6, 4,6, 5,6))
plot(gr2, vertex.label = c('pres', 'temp', 'vel', 'tie', 'tipo', 'vida'),
layout = matrix(c(-15,200, -5,650, 0,1000, 5,650, 15,200, 0,0), byrow = TRUE, ncol = 2),
vertex.size = 30, vertex.color = 'red', vertex.label.cex = 1,
vertex.label.color = 'blue', vertex.frame.color = 'black', asp = 0.5, edge.arrow.size = 1)
```

**Figura 1.** Ejemplo de red bayesiana



Fuente: Elaboración propia

### Modelo de riesgo proporcional de Cox

De acuerdo con Kraisangka y Druzdzal (2018), el modelo de CPH es una de las técnicas que más popularidad tiene en el análisis de supervivencia. El modelo de CPH se puede comparar a una técnica de regresión lineal múltiple en la que se analiza la relación entre el riesgo y las variables explicativas relacionadas durante un período de tiempo. El análisis de supervivencia se enfoca principalmente en modelar las ocurrencias del tiempo transcurrido hasta que se presenta el evento.

La probabilidad de supervivencia de un dispositivo, después un tiempo determinado  $t$ , o bien la función de supervivencia se define como:

$$S(t) = \Pr(T > t) \quad (1)$$

En este caso,  $T$  es una variable que representa el momento en que ocurre un evento de interés. La probabilidad de supervivencia de inicio, representada por  $t_0$ , puede ser igual a uno o alguna probabilidad de supervivencia de línea base, la cual descenderá a cero con el tiempo.

La función de riesgo está dada por:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{PR(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)}{\Delta t} \quad (2)$$

$T$  es una variable de tiempo que representa el riesgo de que ocurra un evento en el tiempo  $t$ . El riesgo es medido en un intervalo de tiempo pequeño  $\Delta t$ . A  $\lambda(t)$  se le denomina *función o tasa de riesgo* y se define como la tasa de eventos en el tiempo  $t$  condicionada a la confiabilidad hasta el tiempo  $t$  o posterior a este (Rodríguez, Rodríguez, Rodríguez, Alvarado y Sha 2017). Asimismo, la tasa de riesgo indica el número de eventos por intervalo de tiempo (Cox, 1972).

La relación entre la tasa de riesgo y la función de supervivencia se describe a continuación:

$$\lambda(t) = -\frac{d}{dt} \log S(t) \quad (3)$$

O bien:

$$S(t) = e^{\int_0^t \lambda(u) du} \quad (4)$$

La ecuación 4 muestra que se puede calcular la función de supervivencia a partir de la función de riesgo. La función acumulada de falla y la función de supervivencia son funciones complementarias. Por lo tanto:

$$F(t) = 1 - S(t) = 1 - e^{\int_0^t \lambda(u) du} \quad (5)$$

En el análisis de supervivencia, la función de riesgo se puede representar mediante cualquier distribución de probabilidad, o se puede modelar mediante técnicas de regresión. El modelo CPH brinda una evaluación de la supervivencia basada en factores de riesgo que están asociados con los eventos indicados en el modelo. Un modelo CPH simple consiste en factores de riesgo independientes del tiempo. La función de riesgo en un modelo CPH se expresa como:

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) e^{\beta'X} \quad (6)$$

El modelo de riesgo se compone de principalmente de dos partes: la función de riesgo base  $\lambda_0(t)$  y el conjunto de efectos del parámetro  $\beta' \cdot X = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$ .

La función de riesgo base determina las amenazas en un nivel fundamental de las variables explicativas, por ejemplo, cuando los factores de riesgo están ausentes.

La función de riesgo denota que el riesgo para el individuo  $i$  en el tiempo  $t$  es el producto de dos factores (Allison, 2010):

- a) Una función  $\lambda_0(t)$  que no se especifica, excepto que no puede ser negativa.
- b) Una función lineal de un conjunto de  $k$  covariables fijas, que luego se exponencia.

La función  $\lambda_0(t)$  se puede considerar como la función de riesgo para un individuo cuyas covariables todas tienen valores de cero.

Tomando el logaritmo de ambos lados, podemos reescribir el modelo como:

$$\log \lambda(t) = \log \lambda_0(t) + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Si  $\log \lambda_0(t) = \alpha(t)$ , entonces se obtiene:

$$\log \lambda(t) = \alpha(t) + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (7)$$

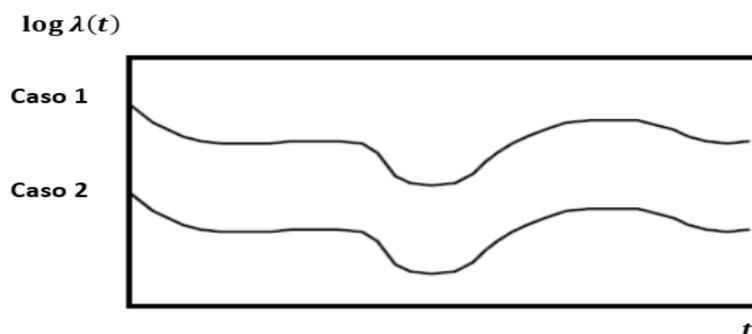
Ahora, si tomamos la razón de riesgo para dos individuos  $i$  y  $j$  en la ecuación 6, se obtiene:

$$\gamma = \frac{\lambda_i(t)}{\lambda_j(t)} = \frac{\lambda_0(t) \exp(\beta_{in}' \cdot X_{in})}{\lambda_0(t) \exp(\beta_{jn}' \cdot X_{jn})} = \frac{e^{\beta_{in}' \cdot X_{in}}}{e^{\beta_{jn}' \cdot X_{jn}}}$$

$$\gamma = e^{\beta_1(x_{i1}-x_{j1})+\dots+\beta_n(x_{in}-x_{jn})} \quad (8)$$

Con esto se obtiene la proporción de riesgos constante en el tiempo; a esta ecuación se le llama *modelo de riesgos proporcionales*. Este modelo tiene como característica que, al graficar el logaritmo para cada uno de los individuos, dichas funciones de riesgo deben ser estrictamente paralelas (figura 2).

**Figura 2.** Funciones paralelas de Log Riesgo del modelo de riesgos proporcionales



Fuente: Allison (2010)

## Función de verosimilitud parcial

En el modelo de regresión de Cox los parámetros  $\beta = (\beta_1 \cdots \beta_p)$  se estiman maximizando el logaritmo de la denominada *función de verosimilitud parcial*. La maximización de dicha función  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_1 \cdots \hat{\beta}_p)$  se realiza mediante métodos numéricos y de esta forma se obtiene la estimación.

Esta función considera solo las probabilidades de los tiempos de falla, y no las de tiempo de datos censurados.

$$L_{t_{(i)}}(\beta_1 \cdots \beta_p) = \frac{\exp(\sum_{j=1}^p \beta_j X_{(i)j})}{\sum_{l \in R(t_{(i)})} \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j X_{(l)j})} \quad (9)$$

Esto suponiendo que tenemos  $k$  tiempos de muerte y que no hay empates. Por lo tanto, se tienen  $n - k$  tiempos censurados. Los tiempos de muerte ordenados se denotan por  $t_{(1)}, \dots, t_{(k)}$ , y  $R(t_{(i)})$  el conjunto de los sujetos a riesgo en el tiempo  $t_{(i)}$  para  $i = 1, \dots, k$ . Se denomina  $L_{t_{(i)}}(\beta_1 \cdots \beta_p) = L_i$  a las porciones de la verosimilitud total debidas a la aportación de los diferentes tiempos de muerte  $t_{(i)}$ .

## Resultados

El proyecto se desarrolló en una planta fabricante de arneses en Ciudad Juárez, donde específicamente se seleccionó un arnés de batería, el cual presentaba problemas de desprendimiento al realizar la prueba de jalón efectuada a la salida del proceso de soldadura ultrasónica. La tabla 1 muestra los resultados de la prueba de jalón efectuada durante un periodo de tiempo establecido. Al analizar los datos, se encontró que el comportamiento (función de densidad de probabilidad) era de acuerdo con una distribución Weibull (véase la figura 3).

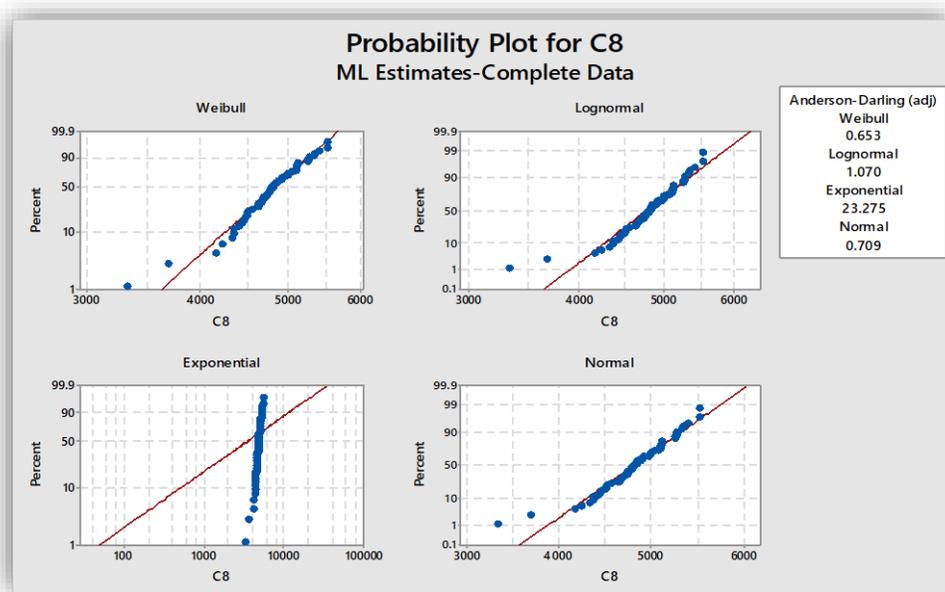
## Construcción del modelo CPH

**Tabla 1.** Datos de resistencia a la tensión a las condiciones de trabajo actuales

5095.78	4560.86	4441.27	4741.64	5111.89	4512.83
5254.37	4821.02	3336.39	5261.59	4796.66	4696.92
4794.13	4985.84	4842.66	5523.42	4526.90	5347.55
5116.25	5001.84	4667.58	4359.99	5073.24	5276.86
4741.62	4680.51	5404.55	4847.42	4359.61	3686.19
4460.56	4824.47	5277.39	4508.32	4417.93	5334.00
5095.43	5094.03	4643.70	5113.57	4993.39	4963.89
4755.26	4910.01	4644.68	4493.22	4704.40	4847.95
4877.71	4236.22	5523.66	4776.01	4921.23	4337.76
5047.88	4173.46	4640.07	4905.87	4748.45	4768.42

Fuente: Elaboración propia

**Figura 3.** Determinación del comportamiento de los datos para establecer la línea base mostrando que los datos siguen una distribución Weibull



Fuente: Elaboración propia

## Diseño de experimentos

Para comprobar la significancia de los factores se diseñó un experimento con tres factores en siete niveles cada uno (73). Se corrieron las 343 combinaciones del diseño. Los niveles se tomaron de pruebas realizadas y de la bitácora de los técnicos, cuya experiencia indicaba que podían soldarse piezas que cumplieran con la especificación mínima. Los factores y sus niveles se muestran en la tabla 2.

**Tabla 2.** Factores y niveles del diseño de experimentos.

Factor	Niveles	Valores						
		Presión	7	2.65	2.67	2.70	2.73	2.76
Amplitud	7	0.58	0.64	0.71	0.77	0.84	0.90	0.97
Energía	7	154	786	1419	2051	2684	3317	3950

Fuente: Elaboración propia

En el análisis de los resultados, se eliminaron todas las interacciones posibles de dos y tres factores. Los resultados se muestran en la tabla 3 con el análisis de varianzas.

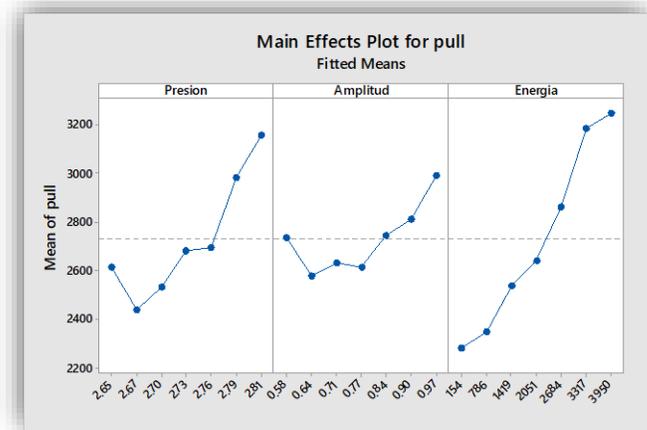
**Tabla 3.** Análisis de varianzas

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Model	18	68 236 028	3 790 890	24.69	0
Linear	18	68 236 028	3 790 890	24.69	0
Presión	6	18 871 084	3 145 181	20.48	0
Amplitud	6	5 977 604	996 267	6.49	0
Energía	6	43 387 340	7 231 223	47.09	0
Error	324	49 753 867	153 561		
Total	342	117 989 895			
Model Summary					
S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)		
391.869	57.83 %	55.49 %	52.74 %		
Regression Equation					
pull = -8519 + 3702 Presión + 747 Amplitud + 0.2766 Energía					

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla, los tres factores, presión, amplitud y energía, resultaron significantes ( $p\text{-value} < 0.05$ ). En la figura 4 se muestran las gráficas factoriales donde se observa que los niveles recomendados fueron: presión = 0.81, amplitud = 0.97 y energía = 3950.

**Figura 4.** Gráfica de los efectos principales: presión, amplitud y energía

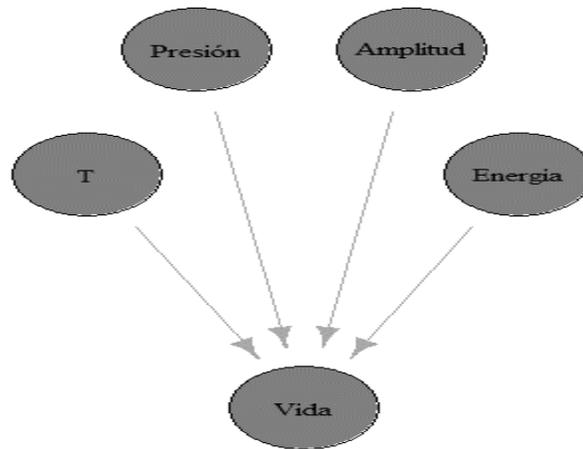


Fuente: Elaboración propia

En lo siguiente se muestra el código R para la construcción de la red bayesiana de los factores significantes y la red bayesiana resultante (figura 5).

```
library(igraph, warn.conflicts = FALSE)
gr1 <- graph(c(1,5, 2,5, 3,5, 4,5))
plot(gr1, vertex.label = c('T', 'Presión', 'Amplitud', 'Energía', 'Vida'), layout = matrix(c(-40,650, -20,1000, 20,1000, 40,650, 0,0), byrow = TRUE, ncol = 2), vertex.size = 70, vertex.color = 'blue', vertex.label.cex = 1, vertex.label.color = 'black', vertex.frame.color = 'black', asp = 1.5, edge.arrow.size = 0.75)
```

**Figura 5.** Construcción de la red bayesiana con los factores significantes



Fuente: Elaboración propia

En la tabla 4 se pueden observar los valores más altos de tasa de riesgo de la energía, presión y amplitud, así como los niveles de cada uno de ellos. Asimismo, se muestran los valores altos de supervivencia en cada uno de los niveles de los diferentes factores. Un resultado de gran importancia, el cual fue la principal motivación para la realización de las actividades antes mencionadas.

**Tabla 4.** Factores de riesgo y sus niveles: tasas de riesgo, razones de riesgo y supervivencia

Factor de riesgo	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6	Nivel 7
Energía	154	786	1419	2051	2684	3817	3950
Tasa de riesgo $\lambda$	0.0143	0.016	0.00229	0.0103	0.00563	0.0025	0.00241
Razón de riesgo $\gamma$	347	400	56	251	137	61	58
Supervivencia (S)	0.0306	0.018	0.5699	0.080	0.2524	0.542	0.5544
Presión	2.65	2.67	2.70	2.73	2.76	2.79	2.81
Tasa de riesgo $\lambda$	0.0045	0.1015	0.0075	0.00293	0.00219	0.001129	0.00908
Razón de riesgo $\gamma$	112	247	182	71	53	28	22
Supervivencia (S)	0.3228	0.0835	0.1509	0.4879	0.1590	0.7583	0.8001
Amplitud	0.53	0.64	0.71	0.77	0.84	0.90	0.97
Tasa de riesgo $\lambda$	0.00238	0.00608	0.00745	0.0069	0.0019	0.003313	0.00254
Razón de riesgo $\gamma$	58	148	182	168	46	49	62
Supervivencia (S)	0.558	0.2253	0.1609	0.1838	0.6280	0.6220	0.3360

Fuente: Elaboración propia

## Discusión

La industria ensambladora en México, principalmente la automotriz, se ha convertido en una de las principales fuentes de divisas en México. Que los productos de la industria maquiladora funcionen correctamente asegura, en primer lugar, la permanencia de la industria en el país. La mejor forma de lograr lo anterior es mediante la utilización de herramientas estadísticas consideradas dentro de la ingeniería de confiabilidad, como el análisis de confiabilidad, la ingeniería de mantenibilidad y el análisis de degradación. De acuerdo con Marjanović, Kvašček, Tadić y Đurović (2011), la confiabilidad de los sistemas es uno de los principales problemas en la industria actual, por lo que el desarrollo de técnicas avanzadas de mantenimiento del sistema es una tarea relevante. Uno de los aspectos que se evalúan dentro del mantenimiento es el desgaste de los elementos que configuran un mecanismo, lo que implica no solo detectar piezas que provocan el paro de los equipos, sino analizar el comportamiento de su degradación.

El análisis de degradación consiste en verificar, de una manera continua, la función específica de la operación para determinar el cambio del comportamiento, y relacionar el cambio con las herramientas que presentan desgaste, lo que permite determinar la necesidad de un

cambio o de una rectificación. El análisis de la degradación podría conducir a la obtención de una función de degradación, y determinando parámetros necesarios para la programación del mantenimiento, como el tiempo medio de reparación y los tiempos ideales para cambios de herramientas, principios básicos del mantenimiento predictivo, anticiparse a la falla. Existen otros métodos dentro de la literatura como el mantenimiento basado en condiciones que contribuye a reducir fallas inesperadas con mínimos costos, como lo mencionan Chen, Ye, Xiang y Zhang (2015), y que utiliza la información de la degradación, sin embargo, los resultados encontrados en esta investigación fueron relevantes en su aplicación y en los beneficios calculados.

El proyecto descrito en este documento arrojó un ahorro de 270 000 dólares, el cual se considera puede extenderse a un ahorro anual, solamente en esa operación, es decir, en esa línea de producción, una de las siete líneas similares que existen en la planta, en las cuales se inició el análisis siguiendo esta metodología.

Es importante aclarar que el éxito alcanzado del proyecto se debió, básicamente, al apoyo de la gerencia, en este caso el gerente de mejora continua, sin el cual no se hubiera logrado. Se menciona esto porque la falta de apoyo para la realización, que implica el tiempo de máquina, los recursos humanos, los materiales necesarios y el acceso a las instalaciones, son de los principales impedimentos que este tipo de proyectos tienen.

## Conclusión

Los resultados obtenidos mediante la introducción de conceptos de mayor complejidad para el mejoramiento de procesos, tales como el modelo de CPH, el análisis de degradación, la inferencia bayesiana y el análisis mediante redes bayesianas, logran básicamente reducir la incertidumbre en las inferencias establecidas. También la introducción de un *software* programable permite un buen análisis de resultados, esto desde el punto de vista confiable, precisamente por la programación y la utilización de simulaciones mediante el método de MCMC cuando se utilizan redes bayesianas.

Los proyectos de este tipo en la industria generalmente arrojan excelentes resultados, pero el problema más recurrente para la implementación de metodologías que requieren tiempo de máquina, materiales y recursos humanos es el apoyo de la administración, debido a que lo ven como pérdidas económicas y no, a través de una aplicación efectiva, como una forma de generar importantes ahorros a través del tiempo. Es por esto por lo que siempre es necesario

realizar un análisis costo-beneficio para evaluar la factibilidad económica-financiera en este tipo de proyectos.

### **Futuras Líneas de investigación**

El área de control de calidad, la ingeniería de confiabilidad y actualmente la inferencia bayesiana han generado una amplia gama de futuros proyectos para la mejora de productos y procesos. El área de la confiabilidad y la mantenibilidad ofrecen grandes oportunidades para el desarrollo de proyectos. Específicamente, el OEE = Disponibilidad x Rendimiento x Calidad es uno de los indicadores más importantes en las plantas manufactureras, y es posible mejorarlo utilizando los conceptos antes mencionados y aplicando las herramientas estadísticas que estas conllevan.

Un agradecimiento al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo brindado a través de becas nacionales en los estudios doctorales y posdoctorales.

- Jorge A. Pinto Santos beneficiario de becas nacionales para estudios de posgrado (2017)
- Eduardo R. Poblano Ojinaga beneficiario de estancia posdoctoral por México (2022)

## Referencias

- Allison, P. D. (2010). *Survival Analysis Using SAS: A Practical Guide* (2<sup>nd</sup> ed.). Cary, United States: SAS Institute.
- Bermejo, Q. G. 2019. *Aplicación de redes bayesianas en el análisis de supervivencia*. (Tesis de maestría). Centro de Investigación en Matemáticas, Guanajuato. Recuperado de <http://cimat.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1008/1055>.
- Cai, B., Liu, Y., Liu, Z., Chang, Y. and Jiang, L. (2020). Application of Bayesian Networks in Reliability Evaluation. In *Bayesian Networks for Reliability Engineering* (pp. 1-25). Singapore: Springer. Retrieved from [https://doi.org/10.1007/978-981-13-6516-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-981-13-6516-4_1).
- Chen, N., Ye, Z. S., Xiang, Y. and Zhang, L. (2015). Condition-based maintenance using the inverse Gaussian degradation model. *European Journal of Operational Research*, 243(1), 190-199. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.11.029>.
- Cox, D. R. (1972). Regression Models and Life-Tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 34(2), 187-202.
- Darwiche, A. (2009). *Modeling and Reasoning with Bayesian Networks*. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press. Retrieved from <https://doi.org/10.1017/cbo9780511811357>.
- Khorshidi, H. A., Gunawan, I. and Ibrahim, M. Y. (2016). Data-Driven System Reliability and Failure Behavior Modeling Using FMECA. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(3), 1253-1260. Retrieved from <https://doi.org/10.1109/TII.2015.2431224>.
- Kraisangka, J. and Druzdzel, M. J. (2018). A Bayesian network interpretation of the Cox's proportional hazard model. *International Journal of Approximate Reasoning*, 103, 195-211. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2018.09.007>.
- Marjanović, A., Kvašček, G., Tadić, P. and Đurović, Ž. (2011). Applications of predictive maintenance techniques in industrial systems. *Serbian Journal of Electrical Engineering*, 8(3), 263-279. Retrieved from <https://doi.org/10.1.1.1053.7344>.
- Rodríguez, M. I., Rodríguez, M. A., Rodríguez, L. A., Alvarado, A. and Sha, N. (2017). Reliability Estimation for Accelerated Life Tests Based on a Cox Proportional Hazard Model with Error Effect. *Quality and Reliability Engineering International*, 33(7), 1407-1416. Retrieved from <https://doi.org/10.1002/qre.2113>.

- Scutari, M. (2010). Learning Bayesian Networks with the bnlearn R Package. *Journal of Statistical Software*, 35(3), 1-22. Retrieved from <https://doi.org/10.18637/jss.v035.i03>.
- Straub, D. and Der Kiureghian, A. (2012). Bayesian Network Enhanced with Structural Reliability Methods: Application. *Journal of Engineering Mechanics*, 136(10). Retrieved from [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)EM.1943-7889.0000170](https://doi.org/10.1061/(ASCE)EM.1943-7889.0000170).
- Zhang, C., Qin, T., Jiang, B. and Huang, C. (2017). A comprehensive probabilistic analysis model of oil pipelines network based on Bayesian network. Paper presented at the 3<sup>rd</sup> International Conference on Advances in Energy Resources and Environment Engineering. Harbin, December 8-10, 2017.

Rol de Contribución	Autor(es)
Conceptualización	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga (que apoya).
Metodología	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Salvador Noriega Morales (que apoya).
<i>Software</i>	Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (principal), Manuel Iván Rodríguez Borbón (que apoya), Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga (que apoya).
Validación	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Salvador Noriega Morales (que apoya).
Análisis formal	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Rafael García Martínez (igual), Salvador Noriega Morales (que apoya).
Investigación	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga (que apoya).
Recursos	Manuel Iván Rodríguez Borbón (principal), Jorge Adolfo Pinto Santos (que apoya).
Curación de datos	Jorge Adolfo Pinto Santos (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Salvador Noriega Morales (que apoya).
Escritura - Preparación del borrador original	Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (principal), Manuel Iván Rodríguez Borbón (que apoya).
Escritura - Revisión y edición	Salvador Noriega Morales (principal), Jorge Adolfo Pinto Santos (igual), Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga (que apoya).
Visualización	Eduardo Rafael Poblano Ojinaga (principal), Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (igual), Manuel Iván Rodríguez Borbón (que apoya).
Supervisión	Rafael García Martínez (principal), Salvador Noriega Morales (igual), Vianey Torres Argüelles (que apoya).

Administración de proyectos	Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (principal), Eduardo Rafael Poblano-Ojinaga (que apoya).
Adquisición de fondos	Manuel Iván Rodríguez Borbón (principal), Jorge Adolfo Pinto Santos (que apoya).