

Análisis de pruebas de vida acelerada aplicadas a un sensor de nivel de gasolina de la industria automotriz

William Ocampo Arvizu, Rey David Molina Arredondo, Roberto Romero López, Manuel Iván Rodríguez Arredondo

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez

Correo: al141552@alumnos.uacj.mx

Resumen: Actualmente las pruebas de degradación acelerada son importantes para el diseño de nuevos productos con el objetivo de estimar la vida de diseño y definir las garantías del producto para el cliente. Las pruebas de degradación acelerada, así como las pruebas de vida acelerada para el sensor de nivel de gasolina fueron desarrolladas con datos obtenidos de la industria automotriz de Ciudad Juárez, Chihuahua, midiendo la degradación del componente de oro de dicho sensor. La estimación de los pseudo tiempos de falla y la estimación de máxima verosimilitud así como las pruebas de bondad y ajuste de Kolmogorov-Smirnov y Anderson Darling nos permiten analizar el comportamiento de los datos obtenidos con el objetivo de seleccionar una distribución que se ajuste y describa los datos de prueba utilizando la función de densidad acumulada. Para poder determinar la vida de diseño del sensor de nivel de gasolina se realizará la evaluación de los diferentes procesos de degradación los cuales son el Proceso Gamma, el Proceso Gaussiano y el Proceso Inverso Gaussiano.

Palabras clave: Pruebas de degradación acelerada, Proceso Gamma, Proceso Gaussiano, Proceso Inverso Gaussiano, iDEMO, MTTF, Estimación de máxima verosimilitud, pseudo tiempos de falla.

1. Introducción

Actualmente los productos que existen en el mercado son altamente confiables debido al avance en el desarrollo tecnológico que han tenido las industrias manufactureras, según (Haghighi, 2014) las pruebas de vida acelerada consisten en diversos métodos cuyo objetivo es medir el tiempo de vida de los productos que frecuentemente son extremadamente confiables bajo condiciones normales de operación. Una manera sencilla de acelerar el tiempo de vida de los diferentes productos es correr el producto bajo condiciones de estrés. Los resultados obtenidos bajo condiciones aceleradas son analizados basándose en un modelo que relaciona el tiempo de

vida con el estrés que fue aplicado. Estos resultados son entonces extrapolados para estimar el tiempo de vida en condiciones de diseño.

De acuerdo con (Elsayed, 2012), las pruebas de los productos representan parte significativa del costo total del producto.

Es importante desarrollar de manera adecuada un plan de prueba de vida acelerada ya que generalmente los recursos son limitados, las variables de decisión así como los parámetros de localización y los tiempos de duración del estrés deben determinarse cuidadosamente en la etapa de diseño del plan de prueba. Estas variables de decisión afectan no sólo el costo experimental, sino también la precisión de la estimación de los parámetros de interés para la vida de diseño (Han, 2014).

Existen diversas metodologías y objetivos para realizar pruebas de confiabilidad, estas incluyen pruebas para determinar los posibles mecanismos de falla, pruebas de aceptación de confiabilidad, predicción de la confiabilidad utilizando pruebas de vida acelerada, pruebas de degradación acelerada, entre otras. Las pruebas de degradación acelerada consisten en una distribución de falla cuyos parámetros están en función de las variables de aceleración y el tiempo de prueba (Nelson, 2015).

La Figura 1 muestra las tres formas generales para las curvas de degradación en unidades arbitrarias de la degradación y el tiempo, las cuales son lineal, convexa y cóncava. La línea horizontal en el nivel de degradación de 0.6 representa el nivel aproximado en el cual se producirá la falla. En algunas aplicaciones puede haber más de una variable de degradación o más de un proceso de degradación subyacente (Meeker y Escobar, 1998).

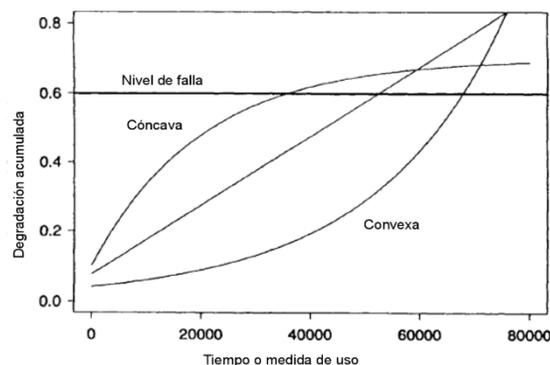


Figura 1. Posibles formas de curvas de degradación univariantes.

Uno de los principales objetivos del análisis estadístico paramétrico es validar la distribución de referencia en la cual se basa este análisis (Member, Ospina, & Tsuyuguchi, 2014). En concreto, hay que verificar la adecuación de ésta distribución a los datos que serán analizados.

Las pruebas de bondad y ajuste se utilizan para evaluar la hipótesis de la adecuación de la distribución o la discrepancia que existe con respecto a un conjunto de datos, donde el vector de

los parámetros que describe la distribución puede ser conocido o desconocido. Las dos pruebas de bondad y ajuste para los modelos de degradación más utilizados son la prueba de Kolmogorov-Smirnov y la prueba de Anderson Darling.

1.1 Prueba Kolmogorov-Smirnov

La prueba de Kolmogorov-Smirnov utiliza la Función de Densidad Acumulada para determinar el ajuste de la distribución, con ésta prueba es posible comparar el comportamiento de la degradación de las diferentes distribuciones y evaluar si ambas tienen la misma función de densidad acumulada o aproximada. Es decir, si las dos funciones de densidad acumulada son estadísticamente iguales el valor P tenderá a 1; de lo contrario, si las funciones de densidad acumulada son diferentes estadísticamente, entonces el valor P tenderá a 0 (Cong, Chen, & Pan, 2010).

1.2 Prueba de Anderson Darling

La prueba de bondad y ajuste de Anderson Darling, al igual que la prueba de Kolmogorov-Smirnov utiliza la Función de Densidad Acumulada Empírica y la compara con la distribución de los datos bajo prueba asumida (Member et al., 2014).

El objetivo es evaluar los modelos de degradación seleccionando el modelo que mejor se ajuste a los datos de las pruebas de degradación acelerada para los sensores de nivel de gasolina de la industria automotriz mediante las diferentes pruebas que se realizarán durante el análisis de los datos. Actualmente se realiza un estudio exploratorio de las pruebas de degradación acelerada en el cual se obtuvieron datos preliminares para realizar la evaluación de los procesos de degradación.

2. Método

El factor de estrés significativo que se determinó con base en estudios preliminares es la temperatura.

Para las pruebas de degradación acelerada del sensor de nivel de gasolina se cuenta con dos tanques de prueba, con la capacidad de probar 10 especímenes simultáneamente en cada tanque. Como se mencionó anteriormente los especímenes se someterán a prueba a una temperatura de uso de 23°C en un tanque, y a temperatura de 60°C en el segundo tanque. Asimismo la corriente eléctrica se estableció en 75mA que es la corriente a la que opera el sensor usualmente. En la Tabla 1 se muestran los parámetros para la prueba de degradación acelerada.

Tabla 1. Parámetros de la prueba de degradación acelerada.

Temperatura	Corriente
23°C	75mA
60°C	75mA

El tamaño de la muestra se determinó considerando las restricciones de costos, equipo disponible, personal requerido y especímenes de prueba disponibles. Se establece el tiempo de muestreo, en este caso se realizó cada 344,000 ciclos después de los primeros 258,000 ciclos iniciales después de los cuales se comienza a tener una degradación considerable al realizar las mediciones de los especímenes.

El componente del sensor de nivel de gasolina en el cual se desea medir la degradación es el material conductor que contiene dicho sensor, que está compuesto de oro ya que es el mejor conductor de corriente eléctrica siendo la unidad de medida de degradación el micrón.

Para llevar a cabo el análisis de los datos obtenidos de la prueba de degradación acelerada se utilizará el software R (R Development Core Team, 2012), y el paquete iDEMO (Integrated Degradation Models) (Cheng & Peng, 2012), para realizar la simulación y el análisis de los datos obtenidos de la industria automotriz.

En la Tabla 2 y en la Tabla 3 se muestran los datos obtenidos de la prueba de degradación acelerada para cada nivel de la variable de aceleración que es la temperatura.

Tabla 2. Datos de degradación del sensor de nivel de gasolina 23°C.

Ciclos	Pieza1	Pieza2	Pieza3	Pieza4	Pieza5	Pieza6	Pieza7	Pieza8	Pieza9	Pieza10
258000	16.51	5.90	22.40	22.41	43.63	21.23	10.61	16.49	10.62	35.89
602000	21.20	17.69	35.38	37.74	67.21	28.31	12.97	24.74	23.57	53.58
946000	38.92	24.76	40.09	40.09	77.83	33.02	24.76	30.62	33.01	64.19
1290000	40.04	33.01	48.34	49.53	80.16	49.45	37.73	42.38	36.55	65.36
1634000	47.17	40.08	51.88	62.46	83.72	54.25	55.40	47.15	44.78	75.98
1978000	55.36	57.56	63.66	69.53	88.43	66.04	69.55	60.12	51.84	85.35
2322000	58.97	60.15	70.75	81.37	96.69	68.40	86.08	66.02	54.24	88.95
2666000	61.32	61.32	80.19	84.91	101.41	76.65	96.69	68.37	63.68	91.31
3010000	64.86	62.51	82.54	87.27	104.94	79.01	97.87	73.09	67.22	92.47
3354000	67.22	63.69	89.62	89.62	109.67	84.89	101.41	75.45	71.94	94.85
3870000	68.39	64.86	93.14	96.68	113.18	87.27	103.73	86.06	79.01	98.37
4214000	73.12	66.02	96.69	97.88	115.54	89.56	104.94	90.78	80.18	99.56
4988000	77.83	69.58	97.88	99.04	117.90	95.52	107.31	94.31	81.37	103.05
5332000	80.17	71.93	103.77	103.77	119.09	97.86	113.20	95.49	88.44	106.64
5676000	81.32	74.30	106.09	109.65	121.45	101.42	119.03	102.45	92.92	109.00
6622000	86.07	77.83	108.48	113.21	123.87	106.14	121.46	112.00	103.78	111.35

Tabla 3. Datos de degradación del sensor de nivel de gasolina 60°C.

Ciclos	Pieza1	Pieza2	Pieza3	Pieza4	Pieza5	Pieza6	Pieza7	Pieza8	Pieza9	Pieza10
258000	24.76	31.86	33.02	9.43	13.84	10.61	24.77	20.05	10.61	5.90
602000	49.46	40.11	38.89	16.46	16.19	15.33	37.74	28.30	28.30	22.41
946000	55.42	42.47	42.42	20.04	17.24	16.51	44.82	30.67	41.27	28.30
1290000	57.78	49.51	47.06	24.76	18.50	27.12	47.17	35.38	45.77	35.58
1634000	63.68	58.95	49.44	33.00	26.74	40.10	51.89	37.74	47.17	42.45
1978000	70.75	61.34	51.88	44.80	33.87	42.45	66.02	40.10	50.70	47.17
2322000	79.01	63.70	62.50	54.24	36.25	58.95	79.02	46.00	60.13	49.53
2666000	81.36	67.21	68.39	66.03	37.43	77.83	81.37	57.77	63.67	56.60
3010000	83.72	68.41	71.93	67.21	42.13	83.74	82.53	62.51	66.04	57.78
3354000	89.62	69.59	79.01	69.57	44.51	84.91	84.91	67.22	73.11	58.96
3870000	90.78	73.11	82.54	73.10	49.22	90.80	86.07	71.94	74.24	67.15
4214000	91.97	74.31	84.88	75.43	52.76	95.52	89.62	75.48	78.92	73.11
4988000	93.11	75.47	88.43	77.80	56.25	97.87	94.34	78.99	83.72	76.65
5332000	94.29	76.65	90.80	86.08	61.02	100.24	96.70	83.73	84.88	81.37
5676000	98.94	81.36	93.13	91.93	64.49	103.66	101.42	94.32	87.21	87.25
6622000	103.77	85.93	95.50	96.69	68.06	107.31	106.13	101.40	89.61	91.95

Una vez obtenidos los datos de las pruebas de degradación acelerada, se evaluarán los 3 procesos de degradación que contiene iDEMO, para determinar el proceso que mejor se ajuste a los datos obtenidos en ambos niveles de la variable de aceleración.

Al obtener el proceso que mejor se ajuste, se aplicará la metodología para analizar las pruebas de vida acelerada, propuesta por (Meeker, W.Q.; and Escobar, 1998), la cual propone un análisis gráfico de los datos, utilizando gráficos de probabilidad para analizar cada conjunto de datos y, posteriormente ajustar un modelo que describa la relación vida esfuerzo. La metodología requiere los siguientes pasos:

1. Examinar un gráfico de dispersión de los pseudo tiempos de falla contra la variable de aceleración.

2. Ajustar las distribuciones individualmente a los datos en niveles separados de la variable de aceleración. Trazar las líneas de máxima verosimilitud ajustadas en un gráfico de probabilidad múltiple junto con las estimaciones no paramétricas individuales en cada nivel de la variable de aceleración.

Utilice los puntos trazados y las líneas ajustadas para evaluar la razonabilidad de la distribución de vida correspondiente y la constante supuesta. Repetir con gráficos de probabilidad para diferentes distribuciones de tiempos de falla asumidas.

3. Ajustar a un modelo con la relación vida esfuerzo propuesta.

4. Comparar el modelo del paso 3 con el análisis individual del paso 2 para comprobar si hay evidencia de falta de ajuste para el modelo general.

5. Realizar un análisis de residuales y otras pruebas de diagnóstico de los supuestos del modelo.

6. Evaluar la razonabilidad de los datos de la prueba de vida acelerada para hacer las inferencias deseadas.

3. Resultados

El límite de degradación establecido para el sensor de nivel de gasolina es de 433.36 micrones, por lo que cualquier medición que tenga un valor inferior a este límite representa una falla en el producto.

Se evaluaron tres diferentes procesos de degradación que contiene el paquete iDEMO, los cuales son el Proceso Gaussiano, el Proceso Gamma y el Proceso Inverso Gaussiano. El objetivo es seleccionar el modelo que mejor se ajuste de acuerdo con los coeficientes de las pruebas de bondad y ajuste Kolmogorov-Smirnov y Anderson Darling. Los resultados se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4. Comparación de los coeficientes de las pruebas de bondad y ajuste para los modelos de degradación.

	23°C				60°C			
	Kolmogorov-Smirnov		Anderson Darling		Kolmogorov-Smirnov		Anderson Darling	
	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value
Proceso Gaussiano	0.12917	0.98828	0.27646	0.95418	0.57777	0.00107	4.38997	0.00593
Proceso Inverso Gaussiano	0.52762	0.00402	6.05979	0.00100	0.66216	0.00007	6.47568	0.00066

Como se puede apreciar en la Tabla 4 el modelo de degradación que mejor se ajusta para ambas temperaturas es el Proceso Gaussiano de acuerdo con el valor P de las pruebas de Kolmogorov-Smirnov y Anderson Darling. Para estas pruebas un valor P cercano a 1 es mejor ya que la probabilidad de que el modelo se ajuste mejor a los datos de degradación es mayor. Los diferentes parámetros que utilizan los modelos de degradación son η que es la tasa de cambio, $\sigma\eta$ que es la variación de unidad a unidad, σB que es la estructura dependiente del tiempo o coeficiente de difusión y $\sigma\epsilon$ que es el la estimación del error. Una vez que se determinó que se utilizará el Proceso Gaussiano, se realizará un análisis de los cinco diferentes modelos de degradación disponibles para este proceso, variando los parámetros η , $\sigma\eta$, σB y $\sigma\epsilon$.

Las ventajas que ofrece el Proceso Gaussiano es que con los diferentes modelos se puede tomar en cuenta la variación de unidad a unidad, la opción de no tomar en cuenta la variación de unidad a unidad y la medición del error simultáneamente. En el modelo de degradación M0, diferentes valores de los parámetros deben generar diferentes distribuciones de probabilidad de las variables observadas, el modelo M1 se basa en el modelo de efectos aleatorios convencional, el modelo M2 se basa en el Proceso Wiener, el modelo M3 se basa en el modelo de degradación sin tomar en cuenta la medición del error, el modelo M4 se basa en el modelo de regresión tradicional y es utilizado para comparar los demás modelos de degradación (Cheng, 2012). En la Tabla 5 se pueden observar los diferentes modelos de degradación, así como sus parámetros.

Tabla 5. Modelos de degradación para el Proceso Gaussiano de iDEMO.

Modelo	Fuentes de variación			
	η	$\sigma\eta$	σB	$\sigma\epsilon$
M0	x	x	x	x
M1	x	x		x
M2	x		x	
M3	x	x	x	
M4	x			x
M5	x		x	x

A continuación se obtiene la Tabla 6, la cual muestra la comparación de los coeficientes de los estadísticos de prueba y el valor P para cada uno de los modelos de degradación presentados en la Tabla 5.

Tabla 6. Coeficientes de la pruebas de bondad y ajuste para los diferentes modelos de degradación.

	23°C				60°C			
	Kolmogorov-Smirnov		Anderson Darling		Kolmogorov-Smirnov		Anderson-Darling	
	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value	Statistic	p-Value
M0	0.474114	0.01384	4.4156743	0.00577	0.57777	0.00107	4.38997	0.00593
M1	0.129170	0.98828	0.2764662	0.95418	0.17851	0.85399	0.56980	0.67262
M2	0.474000	0.01387	4.4121714	0.00579	0.57794	0.00107	4.39401	0.00591
M3	0.474006	0.01387	4.4123052	0.00579	0.57777	0.00107	4.38997	0.00593
M5	0.474114	0.01384	4.4156753	0.00577	0.57777	0.00107	4.38997	0.00593

Con base en los resultados obtenidos de la Tabla 6, se selecciona el modelo de degradación que mejor se ajusta para el Proceso Gaussiano. En este caso se selecciona el modelo M1 para ambos niveles de la variable de aceleración, ya que tiene los mayores coeficientes del valor P en ambas pruebas de bondad y ajuste respecto a los otros modelos de degradación.

Una vez seleccionado el modelo M1 para el proceso Gaussiano se detalla la obtención de los parámetros así como su análisis. En la Tabla 7 y en la Tabla 8 se muestran las estimaciones de los pseudo tiempos de falla en ciclos para el modelo seleccionado en ambos niveles de la variable de aceleración.

Tabla 7. Estimación de los pseudo tiempos de falla 23°C.

Pieza1	Pieza2	Pieza3	Pieza4	Pieza5
8815417	9579384	6886030	6645079	5628965
Pieza6	Pieza7	Pieza8	Pieza9	Pieza10
7181224	6220258	7335648	8079065	6351667

Tabla 8. Estimación de los pseudo tiempos de falla 60°C.

Pieza1	Pieza2	Pieza3	Pieza4	Pieza5
6824475	8335919	7572827	8287236	11971616
Pieza6	Pieza7	Pieza8	Pieza9	Pieza10
7063569	6917716	8280778	8118720	8721898

En la Tabla 9 se muestran los resultados obtenidos para la estimación de los parámetros MTTF y mediana t (0.5) en ambos niveles de la variable de aceleración.

Tabla 9. Estimación de los parámetros MTTF y mediana t(0.5).

23°C		60°C	
MTTF	t (0.5)	MTTF	t (0.5)
7230838	7099013	8145653	8016738

Los coeficientes de las pruebas de bondad y ajuste de Kolmogorov-Smirnov y Anderson Darling se muestran en la Tabla 10.

Tabla 10. Pruebas de bondad y ajuste.

	23°C		60°C	
	Statistic	P-Value	Statistic	P-Value
Kolmogorov-Smirnov	0.1291702	0.9882889	0.1785125	0.8539997
Anderson Darling	0.2764662	0.9541886	0.5698023	0.6726243

Se puede apreciar que para este modelo seleccionado M1, los valores de P son muy cercanos a 1, lo cual indica que se tiene una alta probabilidad de que el modelo se ajuste a los datos de degradación.

El algoritmo de optimización que se utilizó para este modelo de degradación es el de Nelder-Mead.

A continuación se obtuvieron los gráficos correspondientes para la temperatura de 23°C.

La función de densidad acumulada se muestra en la Figura 2, donde el ajuste de la distribución se adecua al proceso Gaussiano para el modelo de degradación M1, ya que los pseudo tiempos de falla están muy cercanos a la trayectoria de la gráfica de densidad acumulada. En la Figura 3 se muestra la gráfica de Densidad de Probabilidad para el modelo M1 del proceso Gaussiano, donde se puede observar que los pseudo tiempos de falla se concentran en el rango de (5,628,965 - 9,579,384) que es de 3,950,419 ciclos. En la Figura 4 se muestran las trayectorias de degradación las cuales describen la degradación de unidad a unidad sobre el tiempo. En la Figura 5 se muestra el gráfico de cajas para los datos de degradación de la prueba realizada.

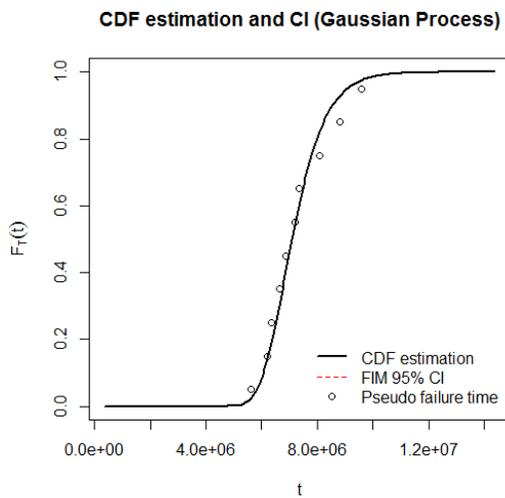


Figura 2. Función de densidad acumulada.

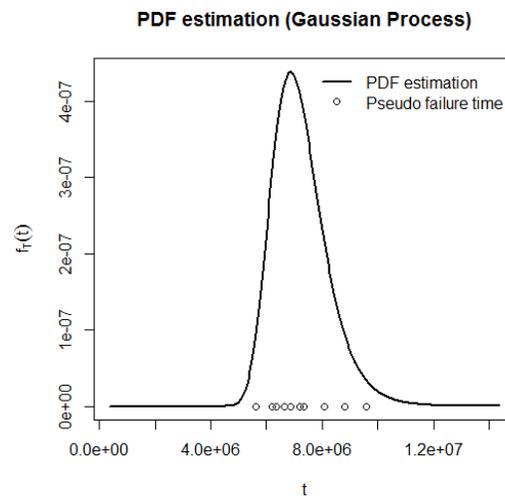


Figura 3. Función de densidad de probabilidad.

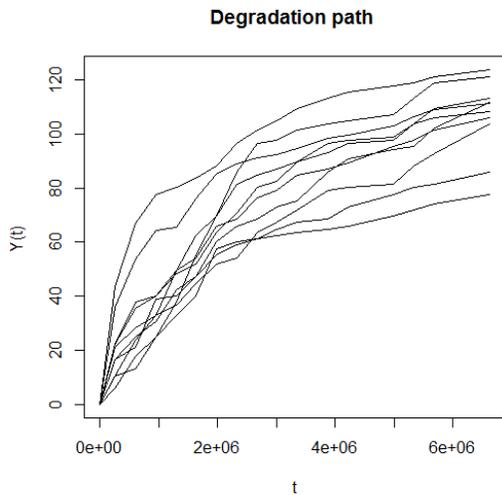


Figura 4. Trayectorias de degradación.

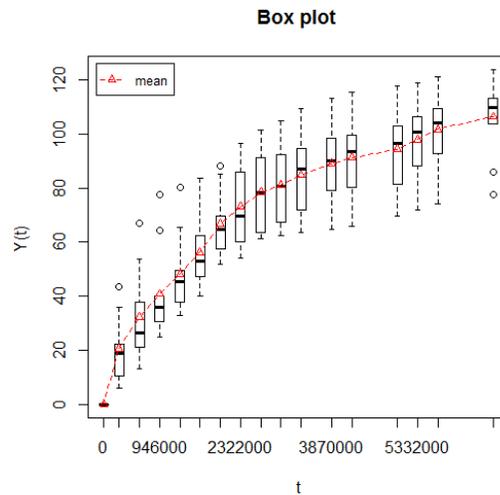


Figura 5. Gráfico de cajas.

Figura

Posteriormente, para la temperatura de 60°C obtuvimos los siguientes gráficos. La función de densidad acumulada se muestra en la Figura 6, donde el ajuste de la distribución se adecua al proceso Gaussiano para el modelo de degradación M1, ya que los pseudo tiempos de falla están muy cercanos a la trayectoria de la gráfica de densidad acumulada. En la Figura 7 se muestra la gráfica de Densidad de Probabilidad para el modelo M1 del proceso Gaussiano, donde se puede observar que los pseudo tiempos de falla se concentran en el rango de (6,824,475 – 11,971,616) que es de 5,147,141 ciclos. En la Figura 8 se muestran las trayectorias de degradación las cuales describen la degradación de unidad a unidad sobre el tiempo. En las Figuras 9 se muestra el gráfico de cajas para los datos de degradación de la prueba realizada.

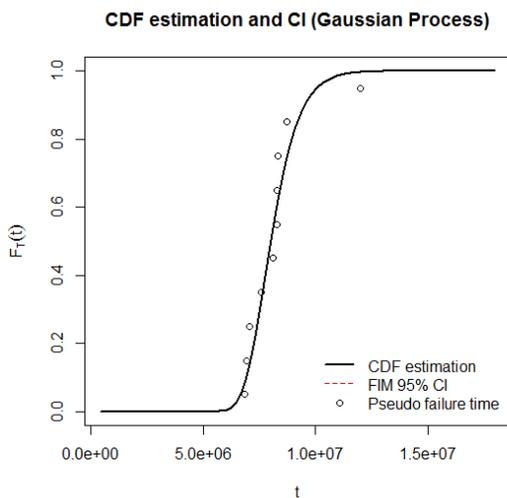


Figura 6. Función de densidad acumulada.

Figura

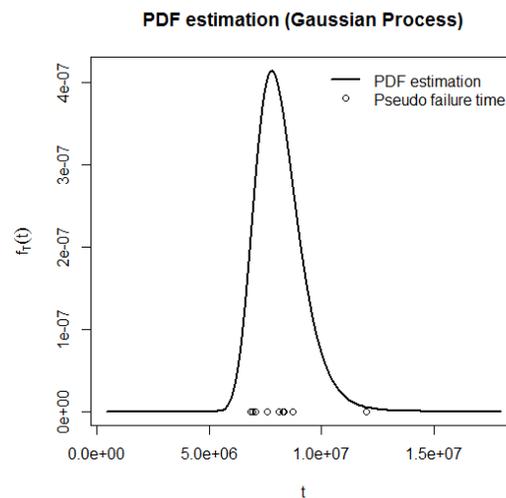


Figura 7. Función de densidad de probabilidad.

Figura

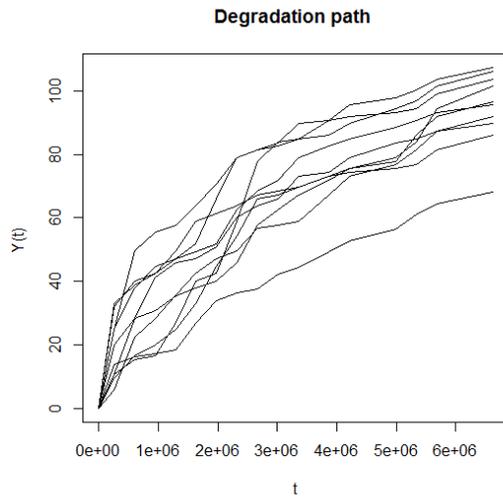


Figura 8. Trayectorias de degradación.

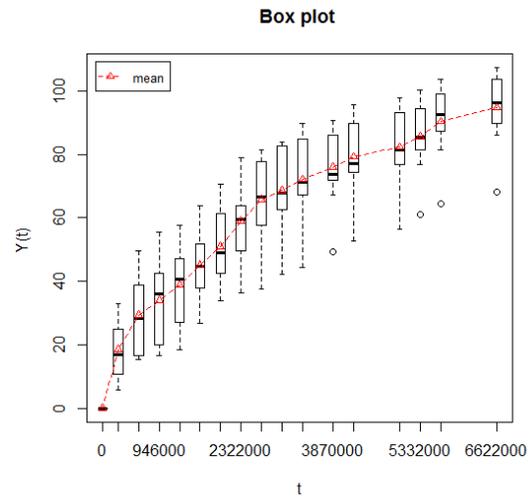


Figura 9. Gráfico de cajas.

Fi

A continuación se realizó el análisis de las pruebas de vida acelerada para las temperaturas de 23°C y 60°C respectivamente, mediante un análisis gráfico utilizando el software Minitab 17. En la Figura 10 podemos observar el gráfico de la prueba de probabilidad para los pseudo tiempos de falla, siendo la distribución Lognormal la que mejor se ajusta de acuerdo con la magnitud del coeficiente de Anderson Darling, asimismo en la Figura 11 se muestra el análisis para la distribución Lognormal en la cual podemos observar el comportamiento de los gráficos de función de densidad acumulada y su ajuste a ésta distribución.

En la Figura 12 podemos observar un gráfico de probabilidad de los pseudo tiempos de falla donde la distribución Lognormal se ajusta ya que los datos están distribuidos dentro de los intervalos de confianza.

Asimismo, para la temperatura de 60°C observamos los gráficos en las Figuras 13, 14 y 15.

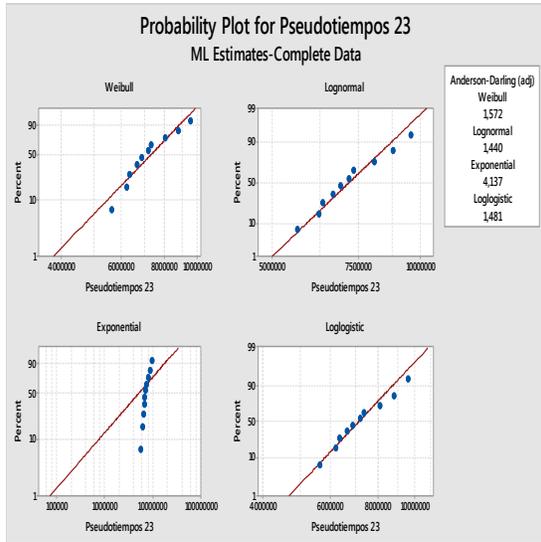


Figura 10. Gráfico de probabilidad para los pseudo tiempos de falla.

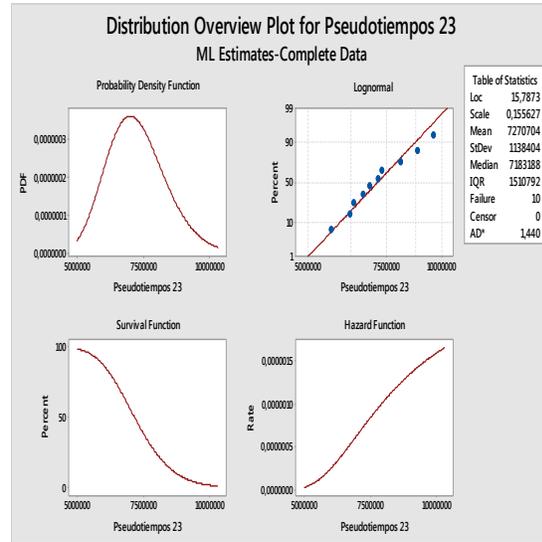


Figura 11. Gráfico de visión general de la distribución para los pseudo tiempos de falla.

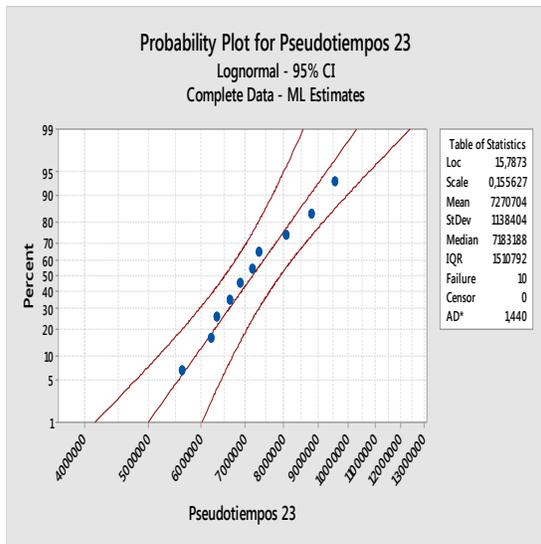


Figura 12. Gráfico de probabilidad de los pseudo tiempos de falla.

Para la temperatura de 60°

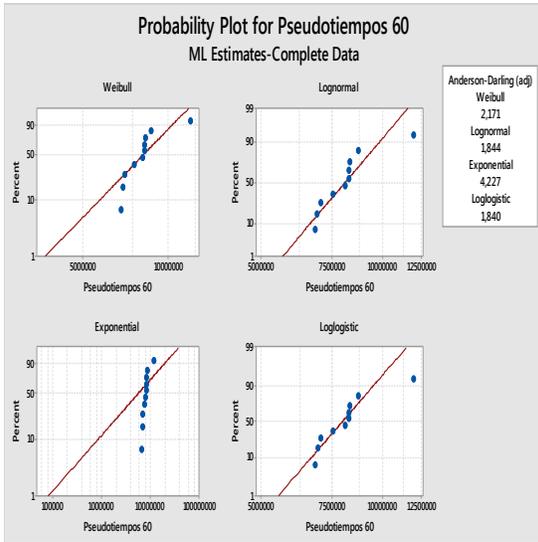


Figura 13. Gráfico de probabilidad para los pseudo tiempos de falla.

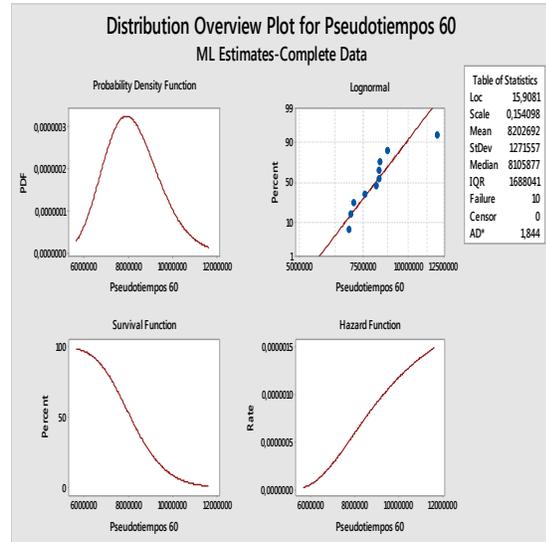


Figura 14. Gráfico de visión general de la distribución para los pseudo tiempos de falla.

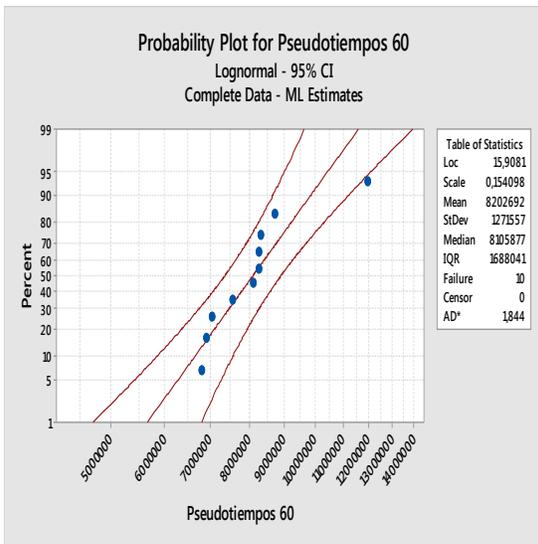


Figura 15. Gráfico de probabilidad de los pseudo tiempos de falla.

Para concluir con el análisis de las pruebas de vida acelerada en la Figura 16 observamos un gráfico de probabilidad de los pseudo tiempos de falla donde se ajustan a la distribución

Lognormal obteniendo los parámetros de la distribución para cada nivel de la variable de aceleración. En la Figura 17 se observa un gráfico probabilidad de residuales asumiendo una distribución Lognormal que se ajusta correctamente quedando dentro de los intervalos de confianza.

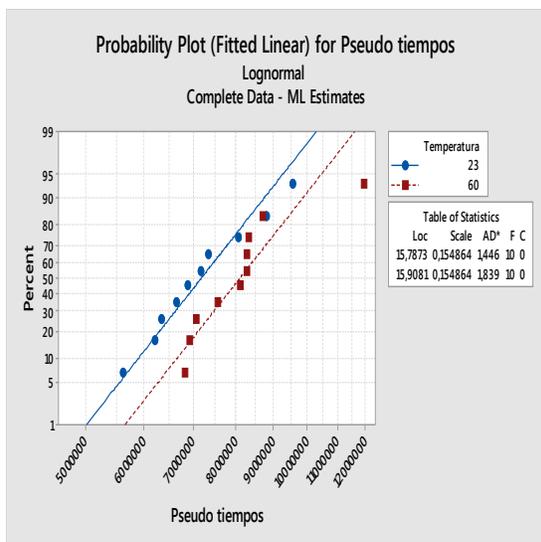


Figura 16. Gráfico de probabilidad de los pseudo tiempos de falla asumiendo una distribución Lognormal.

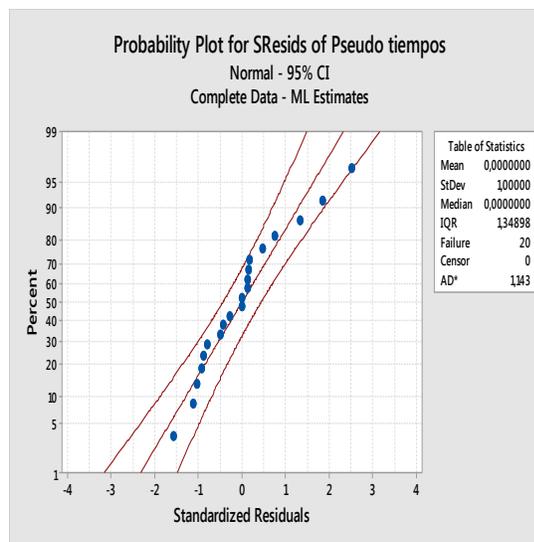


Figura 17. Gráfico de probabilidad de los residuales estandarizados asumiendo una distribución Lognormal.

4. Conclusiones

Al realizar el análisis para los tres procesos de degradación los cuales son el Proceso Gamma, el Proceso Gaussiano y el Proceso Inverso Gaussiano que contiene el paquete iDEMO, se seleccionó el Proceso Gaussiano debido a que es el proceso que mejor se ajusta a los datos obtenidos de la prueba de degradación acelerada. Dentro del Proceso Gaussiano se tienen cinco modelos de degradación, los cuales tienen diferentes parámetros y fueron evaluados para obtener el mejor resultado realizando las pruebas de bondad y ajuste de Kolmogorov-Smirnov y Anderson Darling, así como la estimación de máxima verosimilitud. Una vez mencionado lo anterior descartamos los otros modelos y se trabajará con el Modelo de degradación M1 ya que es adecuado para modelar los pseudo tiempos de falla de la prueba de degradación acelerada realizada. De acuerdo con el análisis realizado con el software Minitab 17, la distribución que describe mejor el comportamiento de los datos de la prueba de degradación acelerada es la Lognormal con los parámetros estimados para cada nivel de la variable de aceleración, lo cual se muestra en la Figura 17 quedando los datos distribuidos dentro de los intervalos de confianza.

5. Recomendaciones

Durante el desarrollo de la investigación se pretende realizar una validación de los resultados de las pruebas de vida acelerada, dentro de la industria automotriz para aplicar el plan de prueba propuesto para otros componentes automotrices con el objetivo de estandarizar las pruebas de vida acelerada, las cuales son fundamentales para garantizar un periodo de vida útil, así como el periodo de garantías a los diferentes clientes.

6. Referencias

1. Cheng, Y. (2012). Integrated Degradation Models in R Using iDEMO, *49*(2).
2. Cheng, Y., & Peng, C. (n.d.). iDEMO : integrated DEgradation MODels iDEMO LICENSE, (2012), 1–40.
3. Cong, F., Chen, J., & Pan, Y. (2010). Kolmogorov – Smirnov test for rolling bearing performance degradation assessment and prognosis, (800). <http://doi.org/10.1177/1077546310384003>
4. Elsayed, E. a. (2012). Overview of reliability testing. *IEEE Transactions on Reliability*, *61*(2), 282–291. <http://doi.org/10.1109/TR.2012.2194190>
5. Haghghi, F. (2014). Optimal design of accelerated life tests for an extension of the exponential distribution. *Reliability Engineering & System Safety*, *131*, 251–256. <http://doi.org/10.1016/j.ress.2014.04.017>
6. Han, D. (2014). Optimum Constant-Stress and Step-stress Accelerated Life Tests under Time and Cost Constraints.
7. Meeker, W.Q.; and Escobar, L. A. (1998). *Statistical Methods for Reliability Data*. New York, NY, USA.: John Wiley and Sons.
8. Member, S., Ospina, R., & Tsuyuguchi, A. (2014). Goodness-of-Fit Tests for the Birnbaum-Saunders Distribution With Censored Reliability Data, *63*(2), 543–554.
9. Nelson, W. B. (2015). *An Updated Bibliography of Accelerated Test Plans*.
10. R Development Core Team (2012). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>.