

CONFIABILIDAD: HISTORIA, ESTADO DEL ARTE Y DESAFIOS FUTUROS

LUIS A. ESCOBAR R.

*Department of Experimental Statistics, Louisiana State University, Baton Rouge, LA 7080.
luis@lsu.edu.*

ENRIQUE R. VILLA D.

*Probabilidad y Estadística, Centro de Investigación en Matemáticas, Guanajuato, Gto., México.
villadi@cimat.mx*

SERGIO YAÑEZ C.

*Escuela de Estadística, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia.
syc@geo.net.co*

Colaboración especial para la Revista Dyna Nro. 140.

RESUMEN: Durante los últimos cincuenta años, han habido cambios radicales en tecnología, de administración y de mercadeo. Esto ha generado una revolución en el uso de métodos estadísticos para mejorar la calidad de los productos y servicios. Una extensión natural de lo que ha pasado en el mundo de la calidad se manifiesta en un cambio de enfoque hacia la mejora de la confiabilidad. En una forma práctica, confiabilidad se define como "calidad a través del tiempo." Los administradores, ingenieros y los mismos consumidores se han convencido que buena confiabilidad es una característica indispensable para tener la oportunidad de competir en los mercados globalizados, complejos y sofisticados de hoy en día. En este artículo hacemos una breve reseña histórica de la confiabilidad, presentamos algunas herramientas estadísticas usadas en ingeniería de confiabilidad y anticipamos futuros desarrollos de la estadística aplicados a esta rama importante de la ingeniería.

PALABRAS CLAVES: Datos de Confiabilidad, Planes para Estudios de Confiabilidad, Ingeniería Robusta, Ambientes Estocásticos, Datos de Campo..

ABSTRACT: During the past fifty years, there has been tremendous technological, management, and marketing changes. This has generated a revolution in the use of statistical methods for product and service quality. A natural extension of the revolution in product/service quality is to turn focus to product reliability, which is defined as "quality over time." Managers, engineers, and customers now consider good quality an essential characteristic to compete in today's globalized and complex market of manufactured products and services. In this paper we give a brief introduction to the history of reliability, we describe some of the statistical tools used in engineering reliability, and we make predictions for the future of statistics in engineering reliability.

KEYWORDS: Reliability Data, Planning Reliability Studies, Robust Engineering, Stochastic, Environments, Field Data.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

La rama de la confiabilidad aplicada emergió al final de la década de los años cuarenta (1941-1950) después de la segunda guerra mundial.

Parte de la metodología fue desarrollada para estimar el número de repuestos necesarios para mantener equipos electrónicos y mecánicos funcionando en forma intensiva por períodos largos de tiempo durante la guerra, (Coppola, 1984). El inicio de la exploración espacial en los años cincuenta con satélites, sondas y vehículos

tripulados, aumentaron la necesidad de más desarrollo e implementación de la metodología de confiabilidad para componentes y sistemas, (Cohen, 1984). La crisis del petróleo, a principios de la década de los setenta, generó un cambio en la economía mundial y marcó el inicio del liderazgo japonés en la calidad y la confiabilidad de productos y servicios. (Lawless, 1983) para detalles del desarrollo técnico en ese período. Para información adicional sobre la historia de la confiabilidad (Knight, 1991; Villemeur, 1992) y la edición especial de IEEE Transactions on Reliability (3-SP, (47), Septiembre 1998) en celebración de los cincuenta años de la sociedad de confiabilidad de la organización IEEE.

Hoy en día las industrias enfrentan una competencia global intensa, un mercado globalizado y complejo, una presión por ciclos de producción más cortos, restricciones de costo más severas, así como expectativas de mejor calidad y confiabilidad de parte de los consumidores. Este ambiente presenta retos formidables de administración, ingeniería y estadística.

1.2 Confiabilidad

Una definición probabilística común de confiabilidad, (Meeker y Escobar, 1998), es la siguiente: "confiabilidad es la probabilidad de que una unidad realice su función hasta un tiempo especificado bajo las condiciones de uso encontradas." Es importante que esta probabilidad sea evaluada a las condiciones ambientales o de uso encontradas por el producto, en lugar de las condiciones de trabajo para las que el producto fue diseñado.

(Lawless, 2000) dice "la confiabilidad se refiere al funcionamiento adecuado de equipos y sistemas, lo cual incluye factores como software, hardware, humanos y ambientales." Este es un concepto más amplio y muestra la complejidad de lo que se entiende por confiabilidad, su evaluación, el mantenimiento y su mejora.

(Condra, 2001) afirma que "un producto confiable es aquel que hace lo que el usuario quiere que haga cuando el usuario quiere que lo haga." De acuerdo con esto, la confiabilidad es calidad a través del tiempo, por lo tanto un producto confiable debe permanecer dentro de

sus límites de especificación durante su vida tecnológica. Esto es, buena calidad es necesaria pero no suficiente para garantizar buena confiabilidad. Esto plantea otra dificultad, la confiabilidad de un producto se puede evaluar directamente solo después de que ha estado en servicio por algún tiempo, por lo tanto la evaluación y pronóstico de la confiabilidad presenta varios desafíos técnicos.

La confiabilidad es una rama de la ingeniería. La estadística proporciona herramientas importantes para la evaluación, la mejora, el diseño, el pronóstico y el mantenimiento de la confiabilidad. Es pertinente anotar que la confiabilidad se encuentra en su infancia, por lo tanto hay gran variedad de oportunidades y retos para el trabajo interdisciplinario entre administradores, ingenieros y estadísticos para consolidar su desarrollo.

Este artículo está organizado como sigue. La Sección 2 describe características de los datos y modelos de confiabilidad. La Sección 3 delinea la importancia de los ensayos acelerados en estudios de confiabilidad. La Sección 4 da ejemplos de los tipos más importantes de datos de confiabilidad y algunos de los análisis más comunes de esos datos. En la Sección 5 se describe, en general, la importancia del planeamiento de estudios de confiabilidad. La Sección 6 contiene información y referencias para planear algunos estudios especializados de confiabilidad. La Sección 7 brevemente trata sobre algunos de los programas estadísticos (software) disponibles para el análisis de datos de confiabilidad. La Sección 8 trata sobre el papel de la estadística en la práctica actual de la ingeniería de confiabilidad y se anticipan algunos temas en confiabilidad que necesitan más desarrollo aplicado y teórico. Finalmente, la Sección 9 presenta otros comentarios generales.

2. DATOS Y MODELOS DE CONFIABILIDAD

Existen dos áreas grandes e importantes en confiabilidad: (a) sistemas reparables y (b) componentes o unidades reemplazables. En general, el análisis y la modelación de datos de

estas dos áreas requieren de diferentes supuestos acerca de los datos y de diferentes esquemas de muestreo para obtenerlos. Se debe ejercer un cuidado extremo para no confundir estos dos tipos de datos de confiabilidad lo cual puede ocasionar un análisis incorrecto de los mismos. (Ascher y Feingold, 1984) discuten casos de datos de sistemas reparables que violan supuestos básicos usados en el análisis de datos de componentes. Por lo tanto sería incorrecto analizar tales datos usando metodología desarrollada para datos de componentes. Desafortunadamente, este es un error muy frecuente en confiabilidad.

Datos de sistemas reparables describen las tendencias y patrones de falla de un sistema completo. Estos datos requieren herramientas estadísticas especiales y pueden surgir, por ejemplo del monitoreo de un conjunto de unidades reparables donde el evento de interés puede ser la falla de las unidades (para evaluar su confiabilidad), el costo de reparación (para evaluar el costo de operación/mantenimiento) o ambos. (Hoyland y Rausand, 1994; Meeker y Escobar, 1998 y Nelson, 2003a).

Datos de componentes o unidades reemplazables describen tiempos de falla o degradación de unidades que no son reparadas. Entre otras razones, una unidad no es reparada porque es más práctico o económico reemplazarla o es muy difícil repararla. Fuentes de estos datos son: ensayos de laboratorio de materiales o componentes y datos de componentes o subsistemas reemplazables obtenidos de ensayos por monitoreo de sistemas. Aun cuando de una naturaleza distinta, también se incluyen en esta categoría datos de vida correspondientes a la primera falla de un sistema.

2.1 Características de los datos de confiabilidad

En la mayoría de los estudios de confiabilidad se tienen respuestas que son intrínsecamente positivas: tiempos de falla, niveles de degradación, resistencia de materiales, plasticidad de un adhesivo, número de eventos en un período de tiempo, etc. Con frecuencia los datos son censurados o truncados debido a

restricciones de tiempo o de recursos. Por lo tanto,

- Análisis gráficos y no paramétricos de los datos son absolutamente necesarios.
- Debido a que los valores observados son positivos, la modelación usualmente supone una distribución no-normal. Es común el uso de distribuciones como la lognormal, la Weibull, las de Valores Extremos, la Gama, la Poisson, etc.
- El análisis está basado en una combinación de métodos gráficos, métodos no paramétricos y estimaciones de máxima verosimilitud para ajustar modelos paramétricos. En general, los métodos tradicionales de mínimos cuadrados son altamente ineficientes tanto para la estimación como para la inferencia y el pronóstico.
- Algunas métricas de interés son tasas de falla, cuantiles, probabilidades de falla, confiabilidades y tasas de recurrencia. Los parámetros del modelo tales como la media y la varianza son de poco interés.
- Frecuentemente se requiere de la extrapolación, e.g., se tienen datos de un semestre para una muestra de unidades observadas a temperatura elevada y se necesita predecir una función de riesgo para unidades en uso a temperatura baja. En estos casos se debe ser cauteloso con el uso de modelos empíricos y tratar, en lo posible, de usar modelos físico/químicos que expliquen las fallas.

2.2 Modelos de confiabilidad

Como se mencionó antes, extrapolaciones basadas en modelos o datos defectuosos pueden ser muy riesgosas. Un buen principio para hacer extrapolaciones útiles y efectivas es contar con buenos modelos basados en experiencias previas relacionadas con el problema a resolver. La situación más favorable es cuando se cuenta con modelos físico/químicos que describen el mecanismo de fallas. Algunos modelos de falla han sido estudiados detalladamente en las décadas pasadas (por ejemplo, desgaste en sistemas mecánicos y mecanismos que causan

fallas en aplicaciones de la microelectrónica). El desarrollo de tales modelos es difícil, costoso y puede demandar mucho tiempo y esfuerzo. Sin embargo, una vez que los modelos están disponibles, se pueden usar en forma reiterada generando grandes beneficios a largo plazo.

Un modelo basado en la física de fallas:

Uno de los modelos físico/químicos más usados es la relación de Arrhenius que describe el efecto que tiene la temperatura sobre la tasa de una reacción química. Esta relación supone que el mecanismo de falla puede ser modelado adecuadamente como un proceso químico o de difusión de primer orden. Este modelo puede ser expresado como

$$R(temp) = \gamma_o \exp\left(\frac{-E_a \times 11605}{temp \ K}\right) \quad (1)$$

Donde

R es la tasa de la reacción o la difusión,
 $temperatura \ K = temp. \ C + 273.15$ es la temperatura en la escala Kelvin absoluta,
 E es la energía efectiva de activación medida en electrón volts (eV) y

$1/11605$ es la constante de Boltzmann, k_B dada en electrón volts por $^{\circ}C$, i.e., $k_B = 8.6171 \times 10^{-5} = 1/11605$.

Los parámetros E_a γ_a característicos del producto o material y del modo de falla. Es supremamente importante que el parámetro E_a no sea dependiente de la temperatura.

Un modelo empírico útil:

Un modelo empírico para la aceleración por voltaje es la "relación de potencia inversa" (también conocida como la "regla de potencia inversa" y la "ley de potencia inversa"), (Meeker y Escobar, 1998). En principio, no debería usarse la palabra "ley" para describir un modelo, porque todos los modelos son aproximaciones al comportamiento de procesos reales, y uno puede incorrectamente comenzar a pensar que es la "ley" (o sea el modelo) la que describe el proceso y no los datos.

Si $T(volt)$ y $T(volt_v)$ son los tiempos de falla que resultarían para una unidad ensayada a voltaje

aumentado y en condiciones normales de uso, el modelo de relación de potencia inversa es

$$Tvol = \left(\frac{volt}{volt_v}\right)^{\beta_1} T(volt_v) \quad (2)$$

En general, $\beta_1 < 0$, lo cual originó el nombre de potencia inversa para el modelo.

Para una discusión detallada de estos y otros modelos útiles en confiabilidad, (Meeker y Escobar, 1998).

3. ENSAYOS ACELERADOS

La mayoría de los productos modernos están diseñados para operar sin falla por períodos largos de tiempo. Entonces, solo un número reducido de unidades fallará o se degradará apreciablemente en un ensayo de duración práctica, en condiciones normales de operación o uso. Por ejemplo, en el diseño y construcción de un cable de comunicaciones solo se tienen seis meses para probar componentes que se espera estén en servicio por quince o veinte años. Para tales aplicaciones, los Ensayos Acelerados (EAs) son ampliamente usados en las industrias manufactureras. EAs son útiles para obtener información oportuna sobre la confiabilidad de componentes simples y de materiales. La mayoría de los ensayos de vida de laboratorio son acelerados de una u otra forma.

Considere los siguientes métodos de aceleración de un ensayo de confiabilidad, ver (Meeker y Escobar, 1998) para los detalles:

- Aumentar la tasa de uso del producto. Por ejemplo, en un ensayo de vida de la tapa de una lavadora de ropa, se podría usar la tapa 100 veces al día. Suponiendo un perfil típico de trabajo, de un ciclo de uso por día, un ensayo con una duración de 12 días podría estimar la distribución de vida correspondiente a 1200 días (más de 3 años). Este método de aceleración supone que la tasa de uso se puede modelar adecuadamente por ciclos de operación y la tasa de uso

(frecuencia) no afecta la distribución de los ciclos de falla.

- Muchas fallas son originadas por la degradación química. Con frecuencia la tasa de degradación puede acelerarse haciendo el ensayo a temperaturas más altas que la usual. Por ejemplo, la fortaleza (adhesividad) de un adhesivo puede acelerarse probando el adhesivo a temperatura más altas. En este caso se supone que el mecanismo de falla del adhesivo es el mismo a todas las temperaturas usadas en el experimento.
- Las unidades pueden probarse a niveles de esfuerzo más altos que el usual (como esfuerzos mecánicos, esfuerzos de voltaje, o presión). Una unidad fallará cuando su resistencia descienda por debajo del nivel de esfuerzo al que la unidad está sometida. Por lo tanto una unidad sometida a un esfuerzo alto fallará más rápidamente que una unidad trabajando a un esfuerzo bajo.

Todos estos métodos asumen la existencia de un modelo que relaciona la variable aceleradora con la vida útil de la unidad lo cual permite extrapolación a condiciones de uso usando los resultados observados a condiciones aceleradas. La base para la extrapolación es, preferiblemente, un modelo físico/químico para las fallas, pero con frecuencia no se tiene tal conocimiento físico/químico detallado. En su lugar, se usa un modelo empírico basado en experiencias previas y quizás información básica de ingeniería.

Por supuesto, en aplicaciones prácticas, modelos sencillos de aceleración como la relación de Arrhenius en (1) y el de potencia inversa en (2) pueden ser inadecuados. El uso de modelos físicos/químicos mas complicados implican una función de transformación del tiempo difícil de validar con los datos disponibles en un experimento de tamaño práctico (Meeker y Escobar; 1998; Meeker y LuValle, 1995).

4. ALGUNOS TIPOS IMPORTANTES DE DATOS DE CONFIABILIDAD

Esta sección muestra una serie de ejemplos para describir e ilustrar algunos de los tipos

importantes de datos de confiabilidad y algunos modelos que podrían usarse para el análisis de esos datos. Los análisis fueron hechos con SPLIDA, que es un conjunto de funciones S-PLUS para el análisis de datos de vida, (Meeker y Escobar, 2003).

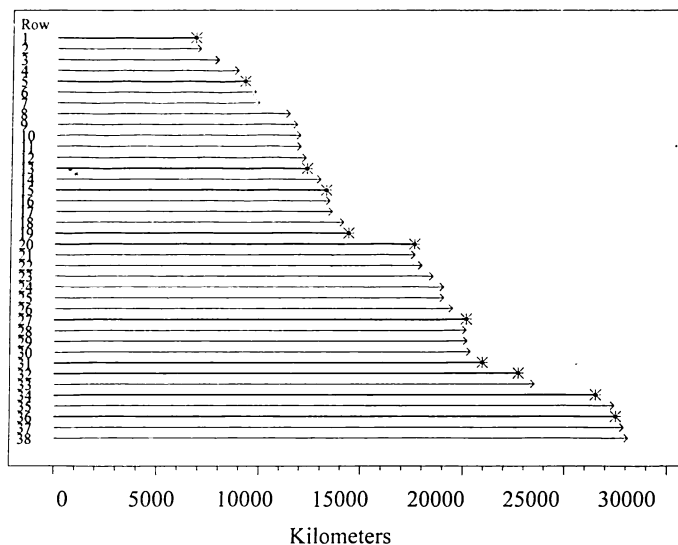


Figura 1. Patrón de falla para los datos del amortiguador de automóvil.

4.1 Datos de tiempos de falla

Los datos de tiempos de falla son el tipo más común de datos de confiabilidad. En un caso particular, la información consiste de los tiempo de falla para unidades que fallaron y los tiempos de uso para unidades que no fallaron (censuradas). La Figura 1 es una gráfica de eventos (una flecha "→" indica una observación censurada y una asterisco "*" indica una falla) para un amortiguador usado en un tipo de automóvil. Los datos provienen de O'Connor, Newton y Bromley (2002).

Las distribuciones de tipo log-localización y escala son muy usadas para modelar datos de confiabilidad. Esta familia de distribuciones incluye a las distribuciones Weibull y lognormal. La función de distribución acumulada (FDA) de la familia log-localización y escala es

$$F(t; \mu, \sigma) = \phi\left(\frac{\log(t) - \mu}{\sigma}\right) \quad t > 0 \quad (3)$$

Donde $\sigma > 0$ y μ puede tomar valores positivos y negativos.

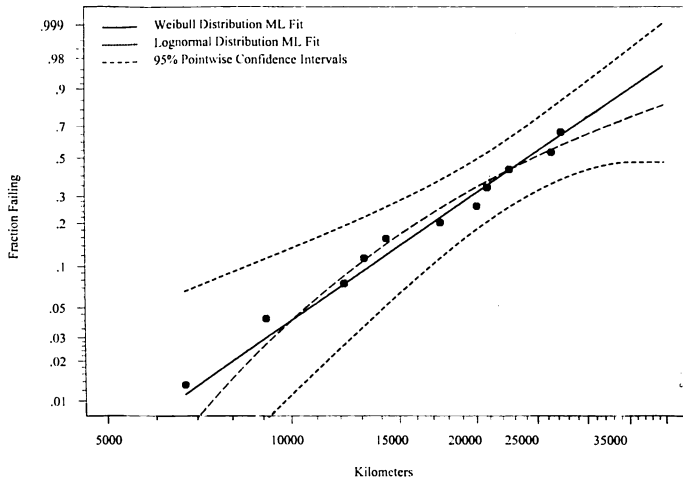


Figura 2. Gráfica de probabilidad Weibull de los datos del amortiguador de automóvil

En particular, cuando

$$\phi(z) = \phi_{sev}(z) = 1 - \exp[-\exp(z)]$$

la FDA de valor extremo mínimo estándar, $F(t; \mu, \sigma)$ es la distribución Weibull (con parámetro de escala $\eta = \exp(\mu)$ y parámetro de forma $\beta = 1/\sigma$) y cuando $\phi(z) = \phi_{norm}(z)$ la FDA normal estándar, $F(t; \mu, \sigma)$ es una distribución lognormal (con mediana $\exp(\mu)$ y parámetro de forma σ). En algunos casos hay una justificación físico/química para el uso de algunas de estas distribuciones (Meeker y Escobar, 1998). Muchas otras distribuciones han sido derivadas de procesos físico/químicos específicos (e.g., la distribución Birnbaum-Saunders para fallas de tipo fatiga-fractura). Otras distribuciones han sido sugeridas como generalizaciones más flexibles de distribuciones existentes (e.g., la distribución Gama Generalizada). Generalmente, una distribución es elegida porque se ajusta bien a los datos o porque tiene una larga historia de buen ajuste para datos de confiabilidad generados por un cierto tipo de proceso.

La Figura 2 es una gráfica de probabilidad Weibull, para los datos de amortiguadores descritos anteriormente, dando la proporción de fallas como una función de los kilómetros de uso.

Los puntos graficados son una estimación modificada del estimador de Kaplan-Meier (KM) (i.e., los puntos corresponden a la mitad de la altura del salto del estimador KM en cada falla) y la línea recta es la correspondiente FDA Weibull estimada por máxima verosimilitud (MV). La línea curva que pasa a través de los puntos es la FDA lognormal estimada usando MV. También se exhiben en la gráfica intervalos de confianza puntuales para la distribución Weibull, expresando la incertidumbre estadística de la estimación. Es interesante notar que no hay una gran diferencia entre los ajustes de las distribuciones Weibull y lognormal para los datos. Sin embargo, la diferencia entre ellas se hace mayor cuando extrapolamos a kilometrajes extremos, bien sean altos o bajos; en estos casos la distribución Weibull predice más fallas que la distribución lognormal.

Combinando (1) y (2) con $\phi(z) = \phi_{norm}(z)$ resulta el modelo de vida acelerada de potencia inversa-lognormal, que puede expresarse como

$$Pr[T(volt) \leq t] = \phi_{nor} \left[\frac{\log(t) - \mu(x)}{\sigma} \right] \quad (4)$$

Donde:

$\mu_{(x)} = \beta_0 + \beta_1 x, x = \log(volt)$, β_0 y β_1 son parámetros desconocidos. La Figura 3 muestra el modelo de potencia inversa-lognormal ajustado a un subconjunto de datos de un ensayo de vida acelerada para un aislante de mylar-poliuretano (originalmente analizados por (Kalkanis y Rosso, 1989), pero también analizados en el (Meeker y Escobar, 1998). Para el ajuste en esta figura, los datos de falla obtenidos en el experimento al nivel más alto de voltaje, 361.4 kV/mm, fueron omitidos porque parecen ser inconsistentes con el resto de los datos. Si se incluyen los datos correspondientes a 361.4 kV/mm en el ajuste, la vida estimada del aislante a niveles bajos de voltaje, que es la región de interés, sería muy optimista y probablemente errada.

4.2 Datos de degradación destructiva

En ensayos (experimentos) con productos de alta confiabilidad se obtienen pocas fallas y es común

observar que todas las unidades sobreviven la duración del ensayo. En algunas aplicaciones es posible medir variables de degradación que permiten modelar el proceso de degradación y relacionarlo con el tiempo de falla. Esto da una estimación indirecta de la distribución de tiempos de falla. La modelación de la degradación también nos acerca al proceso físico/químico de la falla, proporcionando mejor información para evaluar la capacidad descriptiva de los modelos propuestos.

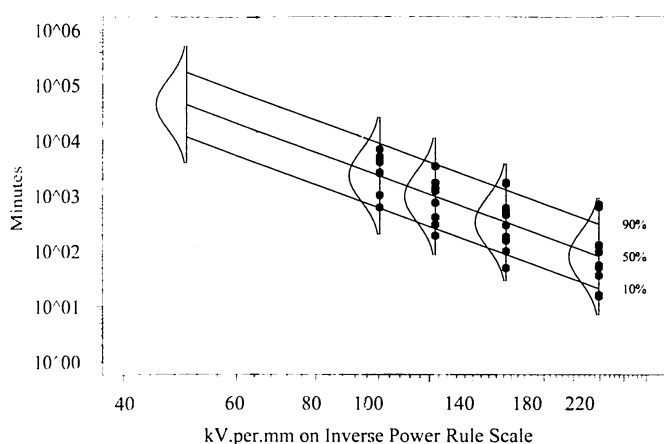


Figura 3. Modelo de potencia inversa-lognormal para un subconjunto de los datos de un ensayo acelerado de un aislante de mylar-poliuretano.

La Figura 4 muestra datos de degradación destructiva de un ensayo acelerado de un adhesivo usado en la manufactura de cartuchos de tinta para impresoras. Los datos provienen de Escobar, Meeker, Kugler y Kramer (2003). El Cuadro 1 muestra el diseño experimental

El método que se usa para medir la fortaleza (adhesividad) del adhesivo destruye la unidad y solo se obtiene una observación por unidad. La adhesividad (en Newtons) de las 8 unidades al tiempo 0 fueron medidas al inicio del experimento antes de que sufrieran deterioro debido al efecto del tiempo y la temperatura. Las otras 80 unidades fueron envejecidas a temperaturas más altas que la temperatura de uso y sus adhesividades fueron medidas en los tiempos indicados en el Cuadro 1.

En la Figura 4 la degradación (adhesividad en Newtons) está en la escala logarítmica y el tiempo (semanas) está en la escala de raíz cuadrada. Las transformaciones correspondientes

a estas escalas fueron determinadas empíricamente como aquellas que linealizaron la relación degradación contra tiempo en los diferentes niveles de temperatura, posteriormente se encontró una justificación físico/química basada en procesos de difusión que justifican tales transformaciones.

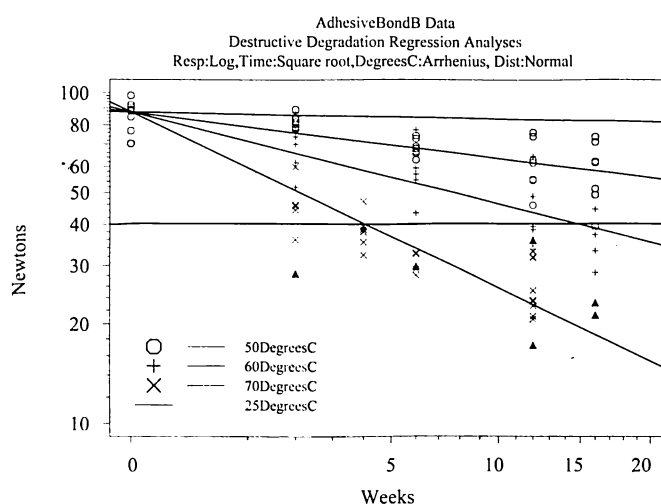


Figura 4. Ensayo de degradación destructiva acelerada para un Adhesivo B.

Cuadro 1. Plan de ensayo para el adhesivo B.

Temperatura °C	Semanas de envejecimiento						Total
	0	2	4	6	12	16	
70		6	6	4	9	0	25
60		6	0	6	6	6	24
50		8	0	8	8	7	31
--	8						8
Total	8	20	6	18	23	13	8

La Figura 4 sugiere que la tasa de degradación depende de la temperatura y el modelo supone que la dependencia es explicada por una relación de Arrhenius. Esto nos lleva al siguiente modelo para la distribución de la degradación de la adhesividad como una función del tiempo y la temperatura

$$F_Y(y; \tau, x) = P(y; \tau, x) = \phi \left[\frac{y - \mu(\tau; x, \beta)}{\sigma} \right]$$

Donde

$$\mu(\tau; x, \beta) = \beta_0 + \beta_1 \exp(\beta_2 x) \quad \tau, y = \log(\text{Newtons}),$$

$$\tau = \sqrt{\text{semanas}} \quad y \quad x = \frac{-11605}{^\circ\text{C} + 273.15}$$

Uno de los objetivos del experimento fue estimar la distribución del tiempo de falla a una temperatura de uso de 25°C. La Figura 4 muestra la línea de degradación predicha para 25°C. Cuando la adhesividad se degrada a 40 *Newtons*, la unidad se define como una falla. Con esta definición, la distribución de degradación implica una distribución de tiempos de falla dada por

$$F_T(t; x, \beta) = Pr(T \leq t) = F_Y(\mu, x, \beta) = \phi\left(\frac{\tau - v}{\varsigma}\right), \quad (4)$$

Cuando $t \geq 0$

Donde

$$v = \frac{(\beta_0 - \mu_f) \exp(-\beta_2 x)}{|\beta_1|}, \quad \varsigma = \frac{\sigma \exp(-\beta_2 x)}{|\beta_1|},$$

$$\mu_f = \log(40)$$

4.3 Datos de medidas repetidas de degradación

En contraste con los datos de degradación destructiva, discutidos en la Sección 4.2, en algunas aplicaciones es posible medir en forma repetida la degradación a través del tiempo, obteniendo información útil de la confiabilidad aun cuando no se observen fallas. (Meeker y Escobar, 1998), ilustran y describen métodos para analizar datos de medidas repetidas de degradación.

La Figura 5 muestra los resultados de un ensayo de degradación y vida con unidades prototipos de rayos láser diseñadas para proveer una salida constante de luz. Con el correr del tiempo las unidades pierden eficiencia y un mecanismo de retroalimentación dentro del láser aumenta la corriente para poder mantener la salida de luz constante. Algunas unidades defectuosas fallaron catastróficamente al inicio de su vida (indicado por líneas verticales en la Figura 5). Unidades para las cuales el incremento de corriente excede un 10% del nivel inicial se consideran una falla (esta es una falla "suave", en oposición a las fallas catastróficas que se denominan fallas "duras", debido a que el

láser deja de trabajar con estas fallas). Unidades para las cuales el incremento corriente esta por debajo del 10% del nivel inicial se consideran censuradas en el último tiempo en el cual fueron observadas. Suponiendo que las fallas catastróficas podrían ser eliminadas haciendo un cambio en el diseño del producto o del proceso (realmente esto fue lo que se hizo en esta aplicación), entonces un modelo razonable para la degradación del láser asume que la tasa de degradación varía aleatoriamente de unidad a unidad.

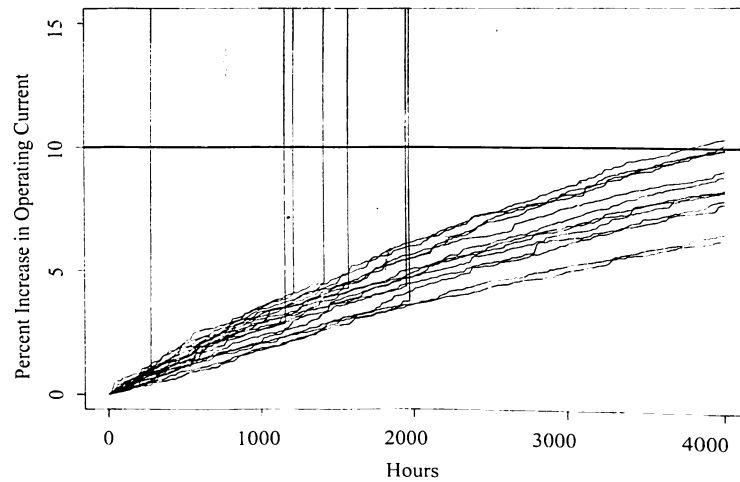


Figura 5. Incremento porcentual de la corriente de operación de unidades láser GaAs observadas a 80 °C (condiciones de uso 10 °C).

La Figura 6 muestra los datos de medidas repetidas de degradación de un ensayo acelerado de un amplificador de potencia de frecuencia de radio (RF) diseñado para ser instalado en un satélite.

El experimento y el análisis de los datos se explican con más detalle en Meeker, Escobar y Lu (1998). El objetivo del ensayo fue estimar la distribución del tiempo de falla a 80°C, donde la definición de falla fue el punto en el tiempo donde la caída de potencia alcanzó el valor de -0.5 dB. El modelo de la trayectoria de degradación que se ajustó a los datos fue derivado de la energía cinética de la reacción química que causa la falla. La solución de un sistema sencillo de ecuaciones diferenciales da

$$D(t) = D_{\infty}[1 - \exp(-Rt)]$$

Donde

D_{∞} y R se considera que varían aleatoriamente de unidad a unidad. La tasa de degradación R fue modelada, como una función de la temperatura, con la relación de Arrhenius. Aunque también fue posible estimar la distribución usando tiempos de falla, se consideró más apropiada la estimación basada en el modelo de degradación. Entre otras razones, el método de análisis de datos de degradación empleó más efectivamente la información de las unidades a 150°C que estaban próximas a fallar.

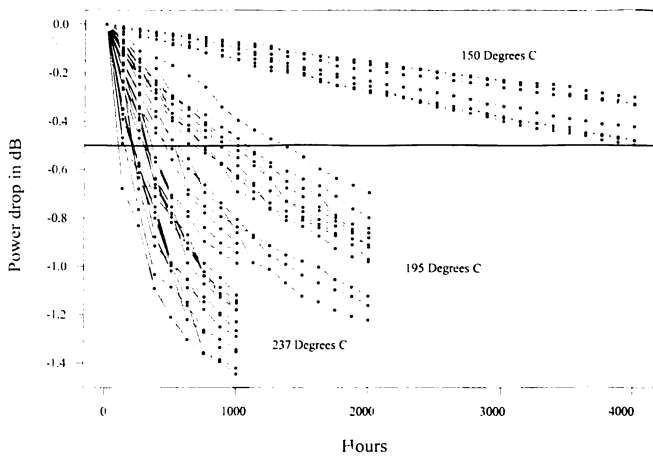


Figura 6. Caída de potencia en el Dispositivo-B en ensayos de degradación acelerada a 150°C , 195°C y 237°C (condiciones de uso 80°C).

4.4 Datos recurrentes

Los datos recurrentes surgen en varias aplicaciones importantes de la confiabilidad, particularmente en el análisis de datos de garantía, de datos de sistemas y de datos de campo. Datos recurrentes surgen cuando una unidad (o un grupo de tales unidades) es monitoreada a través del tiempo y un evento particular (o grupo de eventos) ocurre en varios puntos del período de observación. Ejemplos de esto son acciones de mantenimiento de sistemas reparables, fallas de sistemas y transacciones con clientes. Cada evento puede ser asociado con una o varias medidas que lo describen con más detalle (e.g., el costo de una acción de mantenimiento, o el tamaño de una order solicitada). Las preguntas de interés incluyen el

valor de la tasa de recurrencia (o la tasa del costo acumulado) como una función del tiempo y el si esta tasa es creciente, decreciente o constante (también como función del tiempo). El número acumulado medio de eventos por unidad como una función del tiempo (o costo acumulado medio) es de interés primordial. Tales funciones acumuladas son llamadas, genéricamente, una función acumulada media (FAM). (Nelson, 2003a) describe un gran número de aplicaciones y métodos para analizar estos datos.

Como un ejemplo, la Figura 7 es una gráfica de eventos de datos de reparación de las transmisiones de 34 automóviles de una clase de autos compactos Chrysler modelo 1995, (Nelson, 2003a). El ensayo se llevó a cabo en condiciones aceleradas, en donde cada milla de ensayo equivale a 5.5 millas del usuario. En esta gráfica las historias están ordenadas de acuerdo a la orden de producción del auto (ID system). La gráfica sugiere que los primeros autos producidos tienen más reparaciones que los autos manufacturados al final del ciclo.

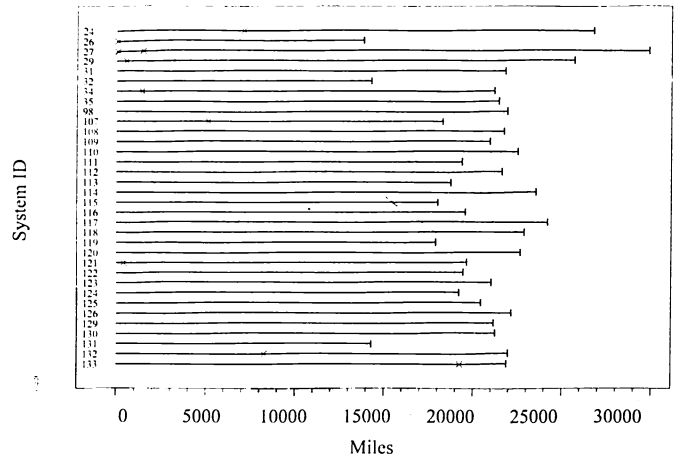


Figura 7. Eventos de reparación de transmisiones.

Los ingenieros estaban interesados en (a) el número acumulado medio de reparaciones por auto por cada 24,000 millas de ensayo y (b) determinar si la tasa de recurrencia de las reparaciones crece o decrece con el envejecimiento de la población.

La Figura 8 es una estimación de la función acumulada media (FAM), dando un estimado de el número esperado de reparaciones por

transmisión como una función del número de millas. El estimado de la FAM a las 24,000 millas es 31%. Esta función puede ser usada directamente para responder a las preguntas de los ingenieros y administradores. La gráfica también muestra un intervalo de confianza aproximado (95 %) para la FMA. El cálculo del estimador de FAM y de los intervalos de confianza es complicado (Meeker y Escobar, 1998) debido a la desigualdad en los tiempos de observación para las unidades en servicio (como se observa en la Figura 7).

La línea curva (línea punteada) en la Figura 9 muestra un proceso de Poisson no homogéneo de potencia (Meeker y Escobar, 1998) ajustado a los datos de reparación de transmisiones junto con el estimador noparamétrico y los intervalos de confianza para la función FAM. En este caso no hay suficiente información para evaluar el modelo de Poisson ajustado y solo se hizo para ilustrar el ajuste de un modelo paramétrico a los datos.

Los datos y algunos otros detalles del análisis se describen más ampliamente en Nelson (2003a).

4.5 Datos de garantía

Existe una literatura muy extensa sobre el uso de los datos de garantía. Los libros editados por Blischke y Murthy (1994, 1996) cubren un amplio rango de tópicos. (Robinson y McDonald, 1991; Lawless y Kalbfleisch, 1992; Lawless, 1998) describen métodos estadísticos disponibles para el análisis de este tipo de datos.

Hasta ahora los programas de garantías han estado más relacionadas al mercadeo que a la confiabilidad. Los costos de garantías debidos a mala calidad y confiabilidad son considerables en muchas industrias (e.g., la industria automotriz). Las bases de datos de garantías existen en principio gracias a la importancia que tienen para los reportes financieros. Sin embargo, cada vez más compañías empiezan a reconocer que los datos de garantía pueden ser útiles para: (a) Retroalimentación del diseño de la siguiente generación de productos. (b) Prevenir problemas de campo inesperados (Wu y Meeker, 2002). (c) Establecer una conexión entre la confiabilidad

estimada en los ensayos de laboratorio y la confiabilidad observada en el campo.

En general, los datos de garantía son muy complejos y presentan serios retos para una interpretación y análisis adecuados. Directamente, los datos de garantía se relacionan con el efecto negativo de la mala calidad/confiabilidad en las finanzas de la compañía (otra componente importante, que es más difícil de medir, es la pérdida de clientes e imagen cuando un producto tiene problemas de confiabilidad).

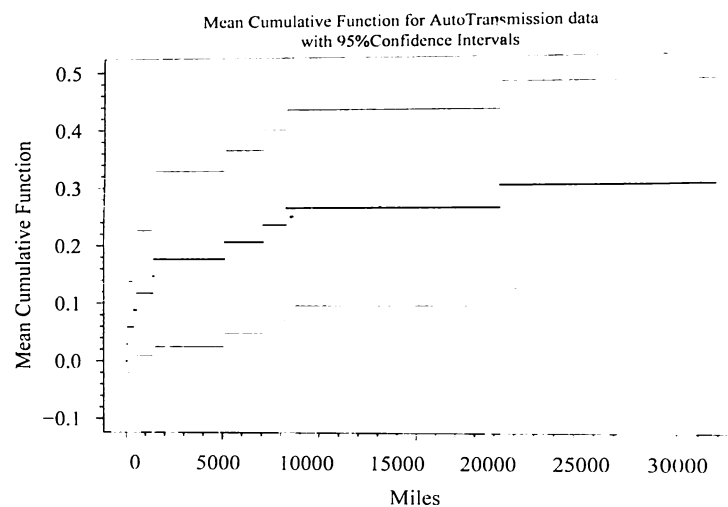


Figura 8. Reparaciones acumuladas promedio para las transmisiones.

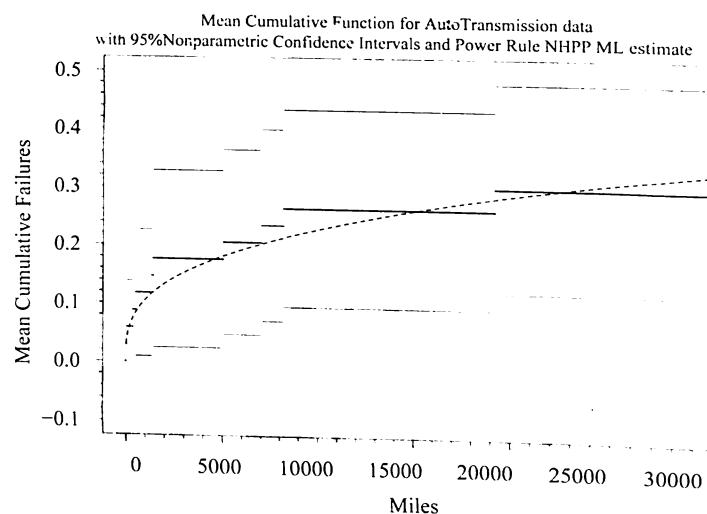


Figura 9. Proceso de Poisson no homogéneo de potencia ajustado para las trasmisiones.

5. PLANES PARA ESTUDIOS DE CONFIABILIDAD

Aunque muchas de las ideas clásicas del diseño experimental son importantes y útiles para planear estudios (ensayos) de confiabilidad, las necesidades especiales, que surgen como consecuencia de temas como la censura e inferencia con extrapolaciones, requieren métodos y herramientas especiales. Algunos principios generales utilizados para guiar a los usuarios en la planeación de estudios de confiabilidad son las siguientes: (a) Se necesitan objetivos bien definidos acerca de lo que se quiere estimar y al menos una idea general del grado de precisión requerida para la estimación. (b) Se requiere información acerca del modelo de fallas y los valores de los parámetros del modelo. En general, cuando el modelo es no-lineal, el mejor plan experimental depende en gran medida de esta información. Esta información de planeación se obtiene de una combinación de experiencia previa con productos similares, conocimiento físico/químico relacionado con el mecanismo de falla e información de ingeniería acerca del producto o proceso. (c) Antes de proceder con un estudio de confiabilidad, se debe tener una idea de los resultados que se esperan del estudio (e.g., utilizando simulación de Monte Carlo) y entender bien los métodos de análisis que pudieran utilizarse.

La información de planeación (i.e., el modelo y los valores para los parámetros del modelo) es utilizada para evaluar las propiedades de los planes de ensayo propuestos utilizando uno o ambos de los siguientes métodos:

1. Evaluación directa de las propiedades, exactas o aproximadas, de los planes de ensayo propuestos (e.g., errores estándar de las estimaciones MV de cantidades que se van a estimar o métricas de precisión relacionadas). En general, estas evaluaciones requieren del uso de aproximaciones basadas en muestras grandes, las cuales tienden a ser adecuadas si la probabilidad de cero fallas es pequeña.
2. Evaluación de planes de ensayo por medio de simulación. Un plan de ensayo propuesto es simulado un número grande de veces. El

número de evaluaciones depende del error Monte Carlo que se puede tolerar y es difícil dar una regla a seguir. En general, cuando el tiempo es un factor importante, se necesitan por lo menos 1000 simulaciones en estudios complicados y 5000 simulaciones en estudios sencillos. Los resultados de la simulación son usados para evaluar errores muestrales y la precisión potencial de las estimaciones.

5.1 Información para la planeación de ensayos de vida

Para planear un ensayo o experimento de confiabilidad se necesita información sobre el modelo y sus parámetros. Como se dijo anteriormente, la información de planeación es obtenida usualmente de una combinación de experiencia previa, información de ingeniería, ensayos preliminares y teoría físico/química. Debido a la incertidumbre de estas fuentes de información, es importante llevar a cabo un análisis de sensibilidad para evaluar el efecto de la información de planeamiento sobre los planes de ensayo propuestos.

Para un ensayo de vida simple, digamos para estimar el cuantil $t_{0.10}$ (tiempo que tarda en fallar el 10% de la población) la información de planeación puede presentarse gráficamente trazando una línea sobre una gráfica de probabilidad similar a la de la Figura 10.

5.2 Aproximaciones basadas en muestras grandes y herramientas para tamaños de muestra

En la mayoría de los problemas de análisis de datos de confiabilidad es posible obtener expresiones y algoritmos para calcular errores estándar aproximados de estimadores usando teoría estadística para muestras grandes (e.g., Escobar y Meeker 1994, 1998). Tales algoritmos se usan para desarrollar herramientas que permitan el cálculo de tamaños de muestra como una función de la precisión especificada. Por ejemplo, usando la información de planeación dada en la Figura 10, la Figura 11 da el tamaño de muestra (aproximado) en función de la

precisión especificada para estimar el cuantil $t_{0.10}$ en un ensayo de vida para la evaluación de un aislante.

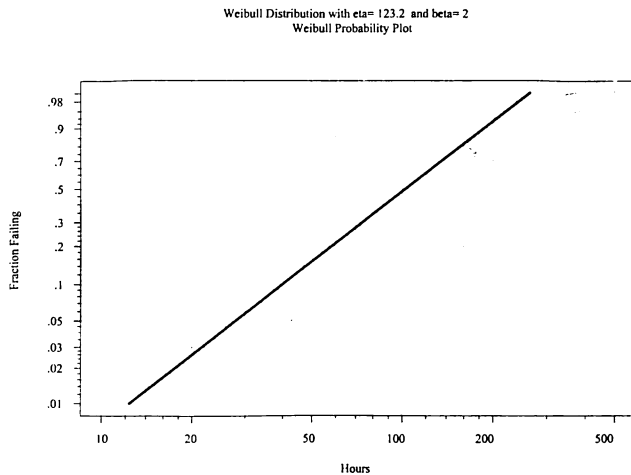


Figura 10. Información de planeación.

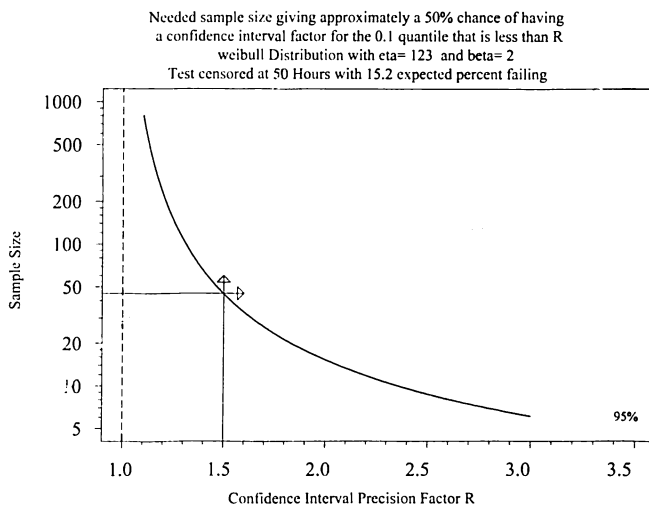


Figura 11. Tamaño de muestra necesario para un ensayo de vida.

5.3 Simulación de un plan propuesto

La Figura 12 exhibe resultados de un estudio de simulación de un experimento para estimar $t_{0.10}$. La información de planeamiento fue dada en la Figura 10 y se usó una muestra de 45 unidades calculada en la Figura 11. La distribución de vida que corresponde a la información de planeación es dada por la línea más larga y oscura en el centro de la figura. Se hicieron 1000

simulaciones pero la figura solo muestra 25 de las distribuciones estimadas.

El tiempo de censura para este estudio es de 50 horas. La media geométrica del factor de precisión $\hat{R} = 1.56$ obtenida en la simulación es consistente con el factor de precisión objetivo $\hat{R} = 1.5$ requerido en el estudio. Observe que la probabilidad de que una unidad no falle durante el ensayo es igual a $\exp[-(50/123)^2] = 0.84$ y la probabilidad de cero fallas en el estudio es $0.84^{45} = 0.6 \times 10^{-3}$. Para disminuir esta probabilidad se puede alargar la longitud del estudio.

Las líneas cortas en la figura representan las estimaciones MV de la distribución de fallas del aislante en 25 de los ensayos de vida simulada. Estas líneas permiten visualizar el error muestral que estará asociada con un plan de ensayo dado. La línea horizontal al nivel 0.10, por ejemplo, permite una evaluación de la distribución muestral del estimador MV del cuantil $t_{0.10}$ de la distribución de fallas. Para detalles adicionales sobre este tipo de estudios y de software para los cálculos, (Meeker y Escobar, 1998, 2001).

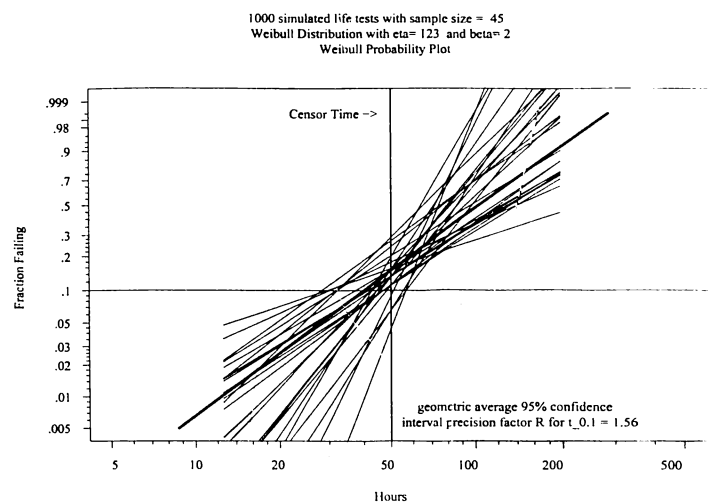


Figura 12. Ensayo de vida simulada para estimar $t_{0.10}$. Tamaño de muestra $n=45$.

6. PLANEACIÓN DE OTROS ENSAYOS PARA ESTUDIOS DE CONFIABILIDAD

Existen muchos otros problemas de planeación que surgen en estudios de confiabilidad de productos. En esta sección se hace un breve

recuento de algunas técnicas de planeación de interés.

6.1 Ingeniería robusta para el mejoramiento de la confiabilidad

Ingeniería robusta es un concepto importante pero aún poco utilizado en calidad y confiabilidad. La robustez estadística puede definirse como la habilidad (de un producto o proceso) para realizar su función propuesta, de una manera efectiva, bajo una variedad de condiciones operativas y ambientales (incluyendo desgaste y degradación a largo plazo). Operacionalmente el reto es diseñar un producto o proceso tal que sea robusto a los "ruidos" ambientales y humanos que un producto/proceso encontrará durante su manufactura y operación y hacerlo de una manera que sea eficiente en tiempo y económicamente. Estos métodos fueron concebidos inicialmente para el mejoramiento de la calidad, pero es claro que pueden tener un lugar importante en el mejoramiento de la confiabilidad. En efecto, la mayoría de las aplicaciones que han sido documentadas tienen que ver con el mantenimiento de productos o procesos dentro de especificaciones a través del tiempo, que como se discutió en la Sección 1.2, es el principal propósito de la confiabilidad.

El diseño robusto de productos, que es una rama de la ingeniería robusta, usa diseño de experimentos en la etapa de diseño de un producto y durante el proceso de manufactura para determinar los parámetros de diseño que maximizan su calidad. Las ideas operacionales y técnicas base de la robusticidad se derivan de importantes ideas de la ingeniería propuestas por Genichi Taguchi. Taguchi sugirió una metodología, basadas en las ideas de diseños estadísticos experimentales, para reducir la transmisión de variabilidad y mejorar diseños de productos y procesos. Muchos individuos han contribuido a explicar y refinar estos conceptos y existen numerosas publicaciones al respecto. Una pequeña selección de autores incluye: (Phadke, 1989; Grove y Davis, 1992; Logothetis y Wynn, 1994; Wu y Hamada, 2000; Condra, 2001). También (Meeker y Escobar, 2004) para ejemplos, referencias y una discusión general.

6.2 Planeando ensayos de vida acelerada

La planeación de ensayos de vida acelerada es un campo amplio y complejo en el área de la confiabilidad. (Nelson, 1990) discute modelos estadísticos, planes de ensayo y análisis de datos para ensayos acelerados. (Meeker y Escobar, 1998) describen la evaluación de propiedades de un plan específico, la selección de un plan para optimizar un criterio particular y además dan detalles y ejemplos acerca de como planear ensayos acelerados con una y varias variables aceleradoras.

6.3 Probabilidad de demostración exitosa

(McKane, Escobar y Meeker, 2002) desarrollan métodos exactos, basados en expresiones pivotales, para ayudar en la selección del tamaño de muestra adecuado y del número de fallas a observar para ensayos de demostración de confiabilidad. La metodología asume estudios con censura de acuerdo al número de fallas (el final del experimento ocurre tan pronto como se observa un número predeterminado de fallas) y distribuciones de vida del tipo log-localización y escala.

6.4 Probabilidad de selección correcta

(Pascual, Escobar y Meeker, 2002) describen la planeación de ensayos para comparar dos o más poblaciones de log-localización y escala que solo difieren en el parámetro de localización. La metodología es para datos con censura por fallas.

6.5 Planeación de ensayos de degradación destructiva acelerada

(Escobar y Meeker, 2003) discuten este tipo de experimentos para una clase de modelos de degradación.

Los métodos descritos en esta sección usan simulación y/o aproximación de muestras grandes en forma similar a los métodos de distribución simple descritos en las Secciones 5.2 y 5.3. (Nelson, 2003b) da una bibliografía detallada y excelente sobre ensayos acelerados.

7. SOFTWARE PARA ESTUDIOS DE CONFIABILIDAD

Por la naturaleza complicada de los datos y modelos que se encuentran frecuentemente en estudios de confiabilidad, los métodos estadísticos y el software necesario para el análisis apropiado no están tan bien desarrollados como los métodos y el software usado en el análisis de diseños experimentales y los estudios observacionales. Sin embargo, existe software especializado desarrollado para satisfacer las necesidades primordiales en el área de confiabilidad.

SPLIDA (SPlus Life Data Analysis) es un conjunto de funciones S-PLUS con una interfase gráfica (GUI) diseñada para el análisis de datos de confiabilidad. Estas funciones ofrecen capacidades básicas para ajustar algunos de los modelos (físicos o empíricos) apropiados para los datos de confiabilidad más comunes. SPLIDA también provee herramientas para planear varios tipos de estudios de confiabilidad, procedimientos que hacen uso eficiente de las herramientas modernas de simulación y numerosos recursos gráficos para la visualización de datos, resultados, análisis y simulaciones. Al nivel de comandos, SPLIDA tiene una colección de funciones que pueden ser usadas como bloques de construcción para desarrollar nuevos métodos de análisis y técnicas de planeación. (Meeker y Escobar, 2001), da más información sobre SPLIDA.

La versión más reciente de SPLIDA puede ser obtenida directamente en la página www.public.iastate.edu/~splida.

Existen otros programas de software con alguna capacidad para el análisis de datos de confiabilidad, por ejemplo:

- JMP™ (www.jmpdiscovery.com),
- SAS (www.sas.com/statistics),
- MINITAB (www.minitab.com)
- ReliaSoft's ALTA 6 (www.ReliaSoft.com).
- CARA-Fault tree

(www.sydvest.com/Products/Cara)

es un software de confiabilidad para evaluar el desempeño de sistemas, la importancia de sus componentes, y métricas del sistema tales como mantenibilidad y disponibilidad.

8. TENDENCIAS Y RETOS EN EL USO DE LA ESTADÍSTICA EN LA CONFIABILIDAD

Como mencionamos en la Sección 1.2, la Confiabilidad es en principio una disciplina de la Ingeniería. No obstante la Estadística desempeña un papel importante en el apoyo de la confiabilidad. Los problemas de confiabilidad generan problemas estadísticos importantes e interesantes los cuales tienen que ser investigados, divulgados e implementados. Es fácil predecir que los métodos estadísticos continuarán creciendo y evolucionando para la solución de nuevos problemas de confiabilidad. Algunos cambios y desarrollos futuros que afectarán el uso de la Estadística en el área de la Ingeniería de la Confiabilidad incluyen:

8.1 Promoción y extensión de la metodología existente

- Lograr lo más pronto posible, durante la etapa de diseño de un proceso/producto, una identificación clara de los problemas claves de confiabilidad y obtener la mejor información para asegurar la confiabilidad deseada.
- Un uso más frecuente de datos y modelos de degradación, incluyendo modelos estocásticos.
- Uso generalizado de métodos estadísticos para lograr diseños robustos de productos y procesos.
- Un uso más eficiente de modelos, experimentos computacionales y simulación para reducir los costos de experimentación física en cuanto esto sea posible.
- Un mejor conocimiento y modelaje de las condiciones ambientales del uso de los productos que permitan el desarrollo de productos robustos para esos ambientes (e.g., a través del uso de productos con "chips inteligentes" que registran como y en que ambiente se usa el producto).
- La disponibilidad (a través de sensores remotos y una comunicación digital moderna) de información en tiempo real

sobre el estado operacional y ambiental de los sistemas operativos.

- Mayores esfuerzos para combinar datos de diferentes fuentes (laboratorio, campo, garantías, etc.) y otra información (ingeniería, física de fallas, experiencia previa, etc.) a través del uso de métodos Bayesianos apropiados para combinar información de diferentes fuentes.

8.2 Algunos otros retos tecnológicos

Existen muchos otros problemas tecnológicos en la área de confiabilidad. Aquí describimos algunas áreas potenciales para investigación y desarrollo. Para una discusión más detallada (Lawless, 2000).

- Confiabilidad de sistemas en ambientes heterogéneos. Este es un tema de gran interés y requiere de modelos, bases de datos y métodos de inferencia.
- Minería de datos de campo. Estos datos pueden ser de gran utilidad para la administración de costos y mejorar la confiabilidad. Es importante saber los factores o variables que se deben considerar, las escalas de medida a usar y como modelar los datos.
- Sistemas complejos y redes incluyendo confiabilidad de software. Esta es un área que requerirá mucho trabajo. Un problema complejo va a ser el desarrollo de métodos y modelos para la recopilación de datos.

8.3 Unificación de la metodología

En la Sección 4 se presentaron varios tipos de datos de confiabilidad y algunos modelos para el análisis de esos datos. Es posible usar procesos estocásticos y análisis de historia de eventos para generalizar y presentar todos estos aspectos de confiabilidad en una forma unificada. Hasta ahora no ha habido un esfuerzo para hacer la teoría accesible a una audiencia de ingenieros y científicos interesados en la generalización y aplicación de la metodología. Sin embargo, es

fácil anticipar que ésta va a ser una área de gran desarrollo y con un potencial de gran impacto en confiabilidad.

(Lawless, 2000) presenta una descripción unificada de datos de confiabilidad que incluye: datos de falla, datos de ensayos acelerados, datos de degradación, datos recurrentes, datos de garantía, sistemas dependientes, confiabilidad en ambientes heterogéneos, etc. El desarrollo es basado en modelaje de funciones de intensidad para procesos estocásticos puntuales multivariados en conjunto con la historia de eventos del proceso. En síntesis, si hay J tipos de eventos de interés, las funciones de intensidad para esos eventos están definidas por

$$\lambda_j = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{Pr[N_j(t, t + \Delta) = 1 | H(t)]}{\Delta t}, \quad j = 1, \dots, J.$$

Donde

$N_j(t, s)$ es el número de eventos de tipo j en el intervalo de tiempo (t, s) y $H(t)$ es la parte informativa de la historia de eventos anterior al tiempo t . Se puede demostrar, bajo supuestos muy generales, que las funciones λ_j definen el proceso de ocurrencia de eventos los cuales a su vez determinan la distribución de cualquier sucesión

de eventos. Por lo tanto el problema de modelaje se reduce a modelar las funciones de intensidad. Para detalles, interrelaciones, y referencias acerca de los desarrollos en este tópico (Crowder, 2001; Lawless, 2000; Andersen, et al, 1993; Fleming y Harrington, 1991, Andersen y Borgan, 1985; Borgan, 1984; Gill, 1984.

9. CONCLUSIONES

El área de la ingeniería de confiabilidad y la metodología estadística relacionada han estado creciendo continuamente durante los últimos 50 años. Sin embargo, se necesita desarrollar más métodos estadísticos, procedimientos de recolección de información, planes de ensayo y herramientas enfocadas a la confiabilidad de sistemas y componentes. Con el cambio continuo de la tecnología, el conocimiento científico

creciente y las nuevas fuentes de información y datos, surgen nuevos problemas y retos de gran interés. La estadística continuará desempeñando un papel fundamental en el área de la confiabilidad.

REFERENCIAS

- Andersen, P. y Borgan, O., 'Counting Process models for Life History Data: a Review,' *Scandinavian Journal of Statistics*, 12, pp. 97-158, 1985.
- Andersen, P. et al., *Statistical Models Based on Counting Processes*, New York: Springer-Verlag, 1993.
- Ascher, H. y Feingold, H., *Repairable Systems Reliability*, New York: Marcel Dekker, 1984.
- Blischke, W. y Murthy, D. *Warranty Cost Analysis*, New York: Marcel Dekker, 1994.
- Blischke, W. y Murthy, D., *Product Warranty Handbook*, New York: Marcel Dekker, 1996.
- Borgan, O. Maximum Likelihood Estimation in Parametric Counting Process Models, with Applications to Censored Survival Data *Scandinavian Journal of Statistics*, 11, 1-16, 1984.
- Cohen, H. Space Reliability Technology: A Historical Perspective, *IEEE Transactions on Reliability*, 33, 36-40, 1984.
- Condra, L. *Reliability Improvement with Design of Experiments*, Second Edition, New York: Marcel Dekker, 2001.
- Coppola, A. Reliability Engineering of Electronic Equipment: A Historical Perspective, *IEEE Transactions on Reliability*, 33, 29-35, 1984.
- Crowder, M. *Classical Competing Risks*, New York: Chapman & Hall, 2001.
- Escobar, L. y Meeker, W. Fisher information matrix for the extreme value, normal, and logistic distributions and censored data, *Applied Statistics*, 43, 533-540, 1994.
- Escobar, L. y Meeker, W., Planning Accelerated Destructive Degradation Tests, Preprint, Department of Statistics, Iowa State University, 2003.
- Escobar, L. et al., Accelerated Destructive Degradation Tests: Data, Models, and Analysis. Preprint 2003-01, Department of Statistics, Iowa State University, 2003.
- Fleming, T. y Harrington, D. *Counting Processes and Survival Models*, New York: John Wiley & Sons, 1991.
- Gill, R. Understanding Cox's Regression Model: A Martingale Approach, *J. of the American Statistical Association*, 79, 441-447, 1984.
- Grove, D. y Davis, T., *Engineering, Quality and Experimental Design*, Longman, 1992.
- Ho yland, A. y Rausand, M. *System Reliability Theory: Models and Statistics Methods*, New York: John Wiley & Sons, 1994.
- Kalkanis, G. y Rosso, E., The Inverse Power Law Model for the Lifetime of a Mylar-Polyurethane Laminated DC HV Insulating Structure, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A281, 489-496, 1989.
- Knight, C. Four Decades of Reliability Progress, *Proceedings Annual Reliability and Maintainability Symposium*, 156-159, 1991.
- Lawless, J. Statistical Methods in Reliability, *Technometrics*, 25, 305-316, 1983.
- Lawless, J. Statistical Analysis of Product Warranty Data, *International Statistical Review*, 66, 41-60, 1998.
- Lawless, J. Statistics in Reliability, *Journal of the American Statistical Association*, 95, 989-992, 2000.
- Lawless, J. y Kalbfleisch, J. Some Issues in the Collection and Analysis of Field Reliability Data, in *Survival Analysis: State of the Art*, Editors J. P. Klein and P. K. Goel, Kluwer Academic Publishers, 141-152, 1992.
- Logothetis N. y Wynn, H., *Quality Through Design*, Oxford: Clarendon Press, 1994.
- McKane, S., et al. Sample Size and Number of Failure Requirements for Demonstration Tests with Log-Location-Scale Distributions and Type-II Censoring, Preprint, Department of Statistics, Iowa State University, 2002.
- Meeker, W. y Escobar, L. *Statistical Methods for Reliability Data*, New York, 1998.
- Meeker, W. y Escobar, L. "Software for Reliability Data Analysis and Test Planning," *Brazilian Journal of Probability and Statistics*, 15, 169-200, 2001.
- Meeker, W. y Escobar, L. *SPLIDA (S-PLUS Life Data Analysis)*. www.public.iastate.edu/~splida, 2003.

- Meeker, W. y Escobar, L. Reliability: The Other Dimension of Quality, *Quality Technology & Quality Management Journal*, 1, 1-25, 2004.
- Meeker, W. et al., Accelerated Degradation Tests: Modeling and Analysis, *Technometrics*, 40, 89-99, 1998.
- Meeker, W. y LuValle, M., 'An Accelerated Life Test Model Based on Reliability Kinetics,' *Technometrics*, 37, 133-146, 1995.
- Nelson, W. *Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans, and Data Analyses*, New York: John Wiley & Sons, 1990.
- Nelson, W., *Recurrent Events Data Analysis for Product Repairs, Disease Recurrences, and Other Applications*, (ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability), ASA-SIAM, 2003a.
- Nelson, W. Bibliography on Accelerated Test Plans. Available from the author, WNconsult@aol.com, 739 Huntingdon Dr., Schenectady, NY 12309-2917, 2003b.
- O'Connor, P. et al., *Practical Reliability Engineering*, New York, 2002.
- Pascual F. et al. Probability of Correct Selection when Comparing k Populations Based on Type II Censored Data, Preprint, Department of Statistics, Iowa State University, 2002.
- Phadke, M. *Quality Engineering Using Robust Design*, Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1989.
- Robinson, J. y McDonald, G. Issues Related to Field Reliability and Warranty Data, *Data Quality Control: Theory and Pragmatics*, Editors Gunar E. Liepins and V. R. R. Uppuluri, Marcel Dekker, 69-89, 1991.
- Villemeur, A. *Reliability, Maintainability and Safety Assessment, Vol. 1: Methods and Techniques*, New York: John Wiley & Sons, 1992.
- Wu, C. y Hamada, M. *Experiments: Planning, Analysis, and Parameter Design Optimization*, New York: John Wiley & Sons, 2000.
- Wu, H. y Meeker, W. Early Detection of Reliability Problems Using Information from Warranty Data Bases, *Technometrics*, 44, 120-133, 2002.