

Herrera, Luis A. ; Damming Quiña, Pablo L. ; Salvatierra, Lucas M. ; Kovalevski, Laura I. ; Razzitte, Adrian C. ; Irurzun, Isabel M. ; Mola, Eduardo E.

Estudio de fallas en dieléctricos aplicando la distribución estadística de Weibull con datos truncados

Energeia, Año 9, N° 9, 2011

Este documento está disponible en la Biblioteca Digital de la Universidad Católica Argentina, repositorio institucional desarrollado por la Biblioteca Central "San Benito Abad". Su objetivo es difundir y preservar la producción intelectual de la institución.

La Biblioteca posee la autorización del autor para su divulgación en línea.

Cómo citar el documento:

Herrera, L. A., Damming Quiña, P. L., Salvatierra, L. M. et al. Estudio de fallas en dieléctricos aplicando la distribución estadística de Weibull con datos truncados [en línea]. *Energeia*, 9(9), 2011. Disponible en:
<http://bibliotecadigital.uca.edu.ar/repositorio/revistas/estudio-fallas-dielectricos-aplicando-distribucion.pdf>

(Se recomienda indicar fecha de consulta al final de la cita. Ej: [Fecha de consulta: 19 de agosto de 2010]).

Estudio de fallas en dieléctricos aplicando la distribución estadística de Weibull con datos truncados

Luis A. Herrera ¹, Pablo L. Dammig Quiña ², Lucas M. Salvatierra ^{1,2}, Laura I. Kovalevski ^{1,2}, Adrian C. Razzitte ³, Isabel M. Irurzun ² y Eduardo E. Mola* ^{1,2}.

(1) Facultad de Química e Ingeniería "Fray Rogelio Bacon", Campus Rosario, Pontificia Universidad Católica Argentina.

(2) Instituto de Investigaciones Fisicoquímicas Teóricas y Aplicadas (INIFTA – CCT LA PLATA-CONICET), Facultad de Ciencias Exactas, Universidad Nacional de La Plata.

(3) Departamento de Química, Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires.

(*) Autor Correspondiente emola@inifta.unlp.edu.ar

RESUMEN

En el siguiente trabajo se presentan resultados preliminares en la implementación de análisis de fallas aplicando una distribución de Weibull a partir del truncamiento de la población considerada. Se muestra adicionalmente cuáles son los esfuerzos orientados tanto experimentalmente como computacionalmente.

PALABRAS CLAVE: Ruptura Dieléctrica, Envejecimiento, Tiempo de Ruptura, Distribución de Weibull truncada.

1. INTRODUCCIÓN

Los aisladores eléctricos cumplen una función protagonista en cualquier intento por querer conducir la electricidad de una forma controlada. Por lo general, su cualidad dieléctrica no influye en el tiempo de vida útil del sistema cuando las tensiones que se encuentran aislando son inferiores a unos cientos de voltios por milímetro. Cuando los gradientes de campo son mayores, por ejemplo, los que se dan en cables subterráneos o en aisladores de torres de transmisión de energía, e incluso en la miniaturización de integrados electrónicos de potencia, el estrés eléctrico comienza a ser protagonista en la longevidad o tiempo de vida útil del mismo.

Distintos enfoques disciplinares han sido aplicados a través de los años. A partir de las primeras evidencias de cuáles son los mecanismos habituales por los que propaga una falla eléctrica en el volumen de un sólido, se ha dado una subdivisión entre intentos experimentales y otros completamente teóricos. En ambas metodologías, investigadores y tecnólogos se han aferrado a la búsqueda de obtener modelos que pudieran llegar a predecir el tiempo de vida útil en función de las condiciones a las que se somete al sistema.

En este trabajo, intentamos mostrar cómo un enfoque más interdisciplinario entre ambas metodologías permite avanzar un escalón más hacia este objetivo. A través de una fructífera trayectoria de los autores en la implementación y el desarrollo de modelos computacionales que describen la propagación de fallas [1-10], y de la reciente apuesta al desarrollo de experiencias controladas, se propondrán algunos de los lineamientos actuales por los que está transitando la línea de investigación.

2. DESARROLLO:

Para poder estimar tiempos de vida media en materiales dieléctricos sometidos a campos intensos, es necesario poder diseñar algún tipo de experiencia que permita obtener datos empíricos para ser correlacionados. Si bien la experiencia más sencilla indicaría ser la de una muestra de caras planas paralelas, entre dos electrodos (capacitor plano) sometida a tensión, por lo general, este tipo de disposición sólo permite obtener un valor de rigidez dieléctrica y un tiempo de ruptura con gran aleatoriedad. Si además se quisiera observar el proceso dinámico de la propagación de la falla, probablemente este método sería inapropiado.

Por ello, una disposición de electrodos aguja plano, pasa a ser mucho más interesante en este aspecto. Es bien conocido a partir de la teoría de campos electromagnéticos, cómo el efecto de una punta logra un campo altamente divergente. Si esta punta es controlada entre distintas muestras, entonces la etapa de propagación será comparable. La punta jugará un papel de precursor en la formación de un árbol eléctrico (electrical tree), estructura típica en este tipo de degradación.

El estudio y análisis de estas estructuras de geometría fractal permite obtener parámetros empíricos que nutrirán la construcción de modelos determinísticos o mixtos. Por otra parte, los tiempos de ruptura permitirán también abordar

la problemática haciendo un análisis estadístico. En este sentido, la distribución de Weibull describe muchos fenómenos de interés y es la más utilizada cuando se trata de analizar datos de ensayos de ruptura dieléctrica de aisladores [10-13].

Los parámetros de esta distribución se pueden estimar mediante diversos métodos, pero el método de Máxima Verosimilitud (ML) es probablemente el método más aplicado hoy en día por dos razones fundamentales. Por un lado el ML es relativamente poco sensible a la dispersión de datos y otra ventaja que posee es que requiere para su ejecución de poco esfuerzo computacional. Ahora bien, este método comparte, con muchos otros métodos, la desventaja de que produce estimaciones sesgadas para determinados casos. En la Industria Eléctrica y Electrónica existen diferentes tipos de ensayos de fiabilidad, encaminados específicamente a la obtención de datos cualitativos y cuantitativos sobre la fiabilidad de un aislador [12]. Dentro de estos ensayos, cuando la fiabilidad depende del tiempo, nos encontramos con los denominados ensayos de duración de vida.

2.1 Procedimiento Experimental:

Diversidad de muestras se encuentran siendo sintetizadas a partir de resinas epoxi araldite Huntsman. Se utiliza una configuración punta-plano de electrodos. El campo altamente divergente se controla utilizando como electrodo a agujas OGURA JEWEL de Japón, de un radio de curvatura de $5\mu\text{m}$. El sistema de curado es atmosférico o a través del método APG (gelificación bajo presión). Se utiliza un molde de colada en aluminio maquinado por control numérico, el cual permite el posicionamiento adecuado y normalizado de la aguja como del electrodo a tierra, tanto como el desmolde de la muestra sin esfuerzos mecánicos. La separación entre ambos electrodos fue de 4.8mm y las dimensiones de la muestras de $30\times 30\times 5\text{mm}^3$. El molde es termalizado por resistencias eléctricas que mantienen un gradiente uniforme de temperatura controlada. El tiempo de residencia en molde es de 1h a 140°C , realizando un poscurado externo de 6hs a la misma temperatura.

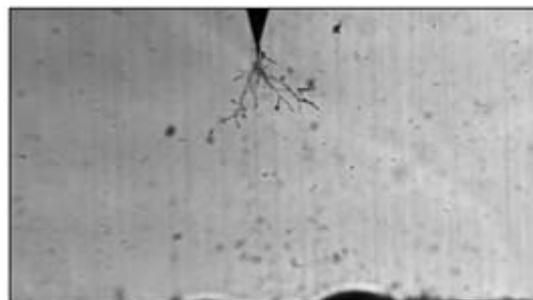
Los envejecimientos y deterioros dieléctricos acelerado se obtienen mediante el uso de un transformador elevador de tensión, relación 0.22/40kV y 2000VA de potencia, marca HOWEST. La señal es medida directamente a través de una punta de alta tensión, marca Tektronix P6015A, de 20kVrms y 40kVp con un ancho de banda de 75MHz, conectada online con un osciloscopio de la misma marca, modelo TDS1012 de 100MHz de ancho de banda y 1GS/s.

Las muestras son sometidas a distintas condiciones de tensión/tiempo, registrando a través de una óptica adecuada y una cámara digital de alta resolución el daño generado. Se procede luego al análisis de los resultados y a su interpretación, obteniendo parámetros como la dimensión fractal, tiempo de ruptura, etc.

En el caso particular de este trabajo, se están obteniendo muestras sintetizadas en iguales condiciones, para ser ensayadas a tensión constante hasta el momento del fallo.

El registro dinámico en tiempo real de la evolución de las estructuras permite un análisis con una resolución temporal de 30 cuadros por segundo. La descomposición cuadro a cuadro y el tratamiento de cada imagen, permite la posterior evaluación a partir de parámetros conocidos o desarrollados especialmente para el caso (dimensión fractal, radio máximo de giro, velocidades de propagación, etc.). En la Figura 1, se muestra una estructura típica con su correspondiente imagen procesada y la obtención de la dimensión fractal respectiva a través del método de box counting.

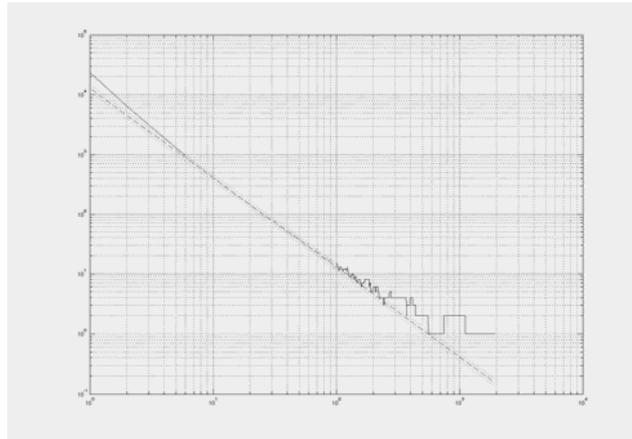
Como se podrá observar en la siguiente sección, la importancia en la realización de estas experiencias es que permiten poder realizar un truncamiento artificial de una población de muestras falladas para analizar las bondades y límites aceptables en la aplicación de un análisis estadístico de Weibull truncado. Esta información será también comparada con el mismo proceso para evoluciones temporales de árboles eléctricos generados computacionalmente a través de distintos modelos [13].



(a)



(b)



(c)

Figura 1: (a) imagen original extraída de un video, (b) imagen pos procesada, (c) obtención de la dimensión fractal a través del método de box counting ($df = 1.4962$).

2.2 Análisis Estadístico:

Los ensayos de duración de vida [11,12] tienen por objeto, en el supuesto de conocerse la distribución del tiempo hasta la falla de la muestra o el aislador, la determinación de los parámetros que definen tal distribución. Los tipos de ensayos de duración de vida que se pueden realizar son ensayos completos, censurados y truncados, los cuales se caracterizan por:

- Ensayos Completos: se agotan todas las unidades de la muestra, así que el ensayo se termina cuando se produce la falla de la última unidad superviviente. Estos ensayos son muy largos y costosos.
- Ensayos Censurados o terminados a las r fallas: se espera solamente la muerte (destrucción del aislador) de r unidades ensayadas.
- Ensayos Truncados o terminados en el instante t : la duración del ensayo (t), está fijada de antemano.

El caso de los ensayos truncados ha despertado en la actualidad una gran atención en la industria dado que, por un lado podemos fijar el tiempo de ensayo de antemano, reduciendo el tiempo de ensayos muy prolongados.

La desventaja que trae asociada este tipo de ensayo es que en definitiva que se trabaja con una distribución estadística (en este caso la distribución de Weibull) truncada [14,15]. Se analiza a continuación la forma de obtener, a pesar del truncamiento generado por el tipo de ensayo implementado, cómo se puede contar con estimadores eficientes que permitan hallar los parámetros característicos de la distribución de fallas.

2.2.1 Muestra de Datos Truncada:

Existen innumerables ocasiones en las que la muestra de datos que se utiliza para estimar una Distribución Estadística está truncada [11]. Si la muestra está truncada, el promedio sólo se basará en una proporción de la muestra y en consecuencia ocurrirá lo que en la práctica se denomina como *sample selection bias*.

Supongamos que la variable aleatoria x está truncada en el nivel a , es decir, solamente se escogen aquellos valores de x tal que $x \geq a$. Se puede demostrar que la esperanza matemática de la variable aleatoria x es:

$$E(x/x \geq a) = E(x) + \sigma_x \lambda; \quad \lambda = \frac{f(x)}{1 - F(a)} \quad (1)$$

En donde, $E(x)$ es la media *INCONDICIONAL* de la variable x , σ_x es el desvío standard *INCONDICIONAL* y λ es lo que normalmente se denomina *Inverse Mills Ratio*. En primer lugar, se puede decir que, el término $\sigma_x \lambda$ es el *SESGO* en la media de x si se intentase estimar la media incondicional de x a través de la muestra truncada de x .

También se observa que el sesgo tiene dos componentes importantes. Primeramente el sesgo es función creciente de σ_x porque cuanto mayor volatilidad exista en la población subyacente, mayor será la heterogeneidad de la misma. En estas circunstancias, el sesgo de truncar una muestra será mayor cuanto más heterogénea sea la población subyacente, debido a que es muy poco representativa de la muestra total.

En segundo lugar, si $\lambda = f(x)/(1 - F(a))$, se puede decir que lo más importante está en el denominador: $1 - F(a)$. Teniendo en cuenta que $F(a)$ mide la probabilidad de que x sea menor que a . Con lo cual, $1 - F(a)$ es una medida de la proporción de la población representada por la muestra truncada.

Cuanto mayor sea a menor será la proporción de la población total representada en la muestra y en consecuencia mayor será el sesgo en la estimación de la media incondicional a partir de la muestra sesgada.

Primera conclusión importante: Cuanto mayor sea el grado de heterogeneidad de la población subyacente (representada por σ_x) y mayor sea el nivel de truncado de la muestra (representado por a) mayor será el sesgo en la estimación de $E(x)$ si la misma se basa en la muestra truncada, de acuerdo con lo enunciado en [11].

También, siguiendo el razonamiento desarrollado en [11], es muy importante tener en cuenta cómo se define una función de densidad *CONDICIONAL*. Si se quiere determinar la probabilidad de ocurrencia de x dado que $x \geq a$. En este caso, la función de densidad condicional es:

$$f(x/x \geq a) = \frac{f(x)}{1 - F(a)} \quad (2)$$

Es importante destacar que $f(x)$ en este caso está definida solamente para aquellos valores de x mayores o iguales que a . Dado que solamente se observan x 's tales que $x \geq a$, para que esta nueva función de densidad sume uno, es necesario cambiar la escala de la función mediante el factor $1 - F(a)$ que casualmente mide la probabilidad de que $x \geq a$. La expresión precedente es la función de densidad de una variable truncada. Hecha esta aclaración, y si se supone que la variable x es continua resulta entonces:

$$\int_{x=a}^{\infty} \frac{f(x)}{1 - F(a)} = 1 \quad (3)$$

El análisis anterior se puede extender al modelo de regresión genérico $\mathbf{Y} = \boldsymbol{\beta}\mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon}$. En este caso, el sesgo está dado porque sólo se seleccionan valores de la variable dependiente tales que $y_i \geq a$. Ahora, se puede corregir un modelo estadístico (nuestro caso de estudio está referido a los modelos de falla) para que a pesar de utilizar una muestra truncada se puedan estimar sin sesgo los parámetros poblacionales $\boldsymbol{\beta}$. El error poblacional se puede expresar de la siguiente forma:

$$\varepsilon_i = y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta} \quad (4)$$

Si se supone que $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, la función de densidad de ε_i dado que $y_i \geq a$ es:

$$f(\varepsilon_i / y_i \geq a) = \frac{f(y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})}{1 - F(a - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})} = \frac{(1/\sigma\sqrt{2\pi}) \exp[(y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})^2 / (2\sigma^2)]}{[1 - \int_{-\infty}^{a - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta}} (1/\sigma\sqrt{2\pi}) \exp[(y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})^2 / (2\sigma^2)]]} \quad (5)$$

Calculando el logaritmo de la expresión precedente:

$$\ln(f(\varepsilon_i / y_i \geq a)) = \ln\left(\frac{(1/\sigma\sqrt{2\pi}) \exp[(y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})^2 / (2\sigma^2)]}{[1 - \int_{-\infty}^{a - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta}} (1/\sigma\sqrt{2\pi}) \exp[(y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})^2 / (2\sigma^2)]]} \right) \quad (6)$$

Teniendo en cuenta que la log-likelihood resulta en la sumatoria de la expresión precedente:

$$\log - \text{likelihood} : \sum_{i=1}^n \ln(f(\varepsilon_i / y_i \geq a)) \quad (7)$$

De esta forma, la estimación de la “truncated regresión” se realiza mediante la optimización de la expresión precedente respecto a $\boldsymbol{\beta}$ y a σ de la misma forma que para cualquiera de los otros modelos de MLE analizados en [11]:

$$\text{Max}_{\boldsymbol{\beta}, \sigma} : \sum_{i=1}^n \ln(f(\varepsilon_i / y_i \geq a)) \quad (8)$$

También resulta importante, comprender el significado de $\boldsymbol{\beta}$ en este contexto de la regresión truncada (truncated regressions). El vector $\boldsymbol{\beta}$ resulta ser el mismo de siempre, en otras palabras, corresponde a toda la población, este es el vector que se debe estimar en forma insesgada.

El hecho de estimar la función de densidad de Probabilidad a través de una función de densidad condicional *corrige el sesgo inherente a utilizar una muestra que no es aleatoria*. Con lo cual, si se estima el modelo de acuerdo a la expresión precedente, el vector que se obtenga de la optimización, \mathbf{b}^{MLE} , es un estimador “insesgado” del verdadero vector poblacional $\boldsymbol{\beta}$ [11]. Con lo cual, si la muestra es lo suficientemente grande, \mathbf{b}^{MLE} convergerá a $\boldsymbol{\beta}$. Si por el contrario, se ignora el hecho de que la muestra está truncada aplicando, por ejemplo, el método tradicional de mínimos cuadrados (Standard OLS), el vector que se hubiera obtenido de la estimación, \mathbf{b}^{OLS} , hubiera estimado sesgadamente al verdadero vector $\boldsymbol{\beta}$. Con lo cual, aún con una muestra grande, \mathbf{b}^{OLS} no se lograría aproximar al verdadero vector $\boldsymbol{\beta}$. Lo mismo también se aplica para el otro parámetro poblacional estimado σ .

Segunda conclusión importante: el objetivo fue estimar los parámetros de una población que No estuvo representada en la muestra (porque la muestra está truncada) a partir precisamente de datos truncados. Lo interesante de este modelo es que aun violando un supuesto básico (random sampling), la corrección realizada al modelo “Standard” de OLS permite conocer la verdadera población a la cual nunca tuvimos acceso dada nuestra muestra de trabajo [11].

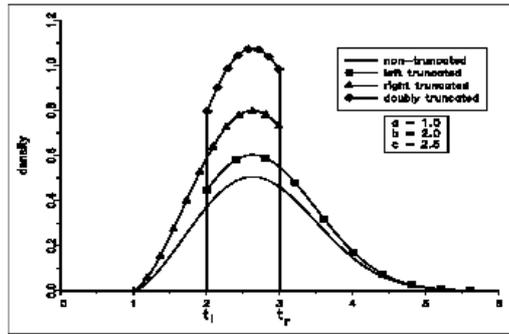


Figura 2: Funciones de Densidad de Distribución de Weibull truncada y no truncada para distintos rangos de la variable aleatoria en cuestión (extraído de [14] “The Weibull Distribution Handbook”).

2.2.2 Estimación de parámetros con una muestra de datos truncada:

Se genera una matriz que contiene un conjunto de datos de prueba (10.000 renglones, cuatro columnas) de acuerdo con [17] para obtener un proceso estocástico del cual se estiman sus parámetros. Se debe tener en cuenta que existen tres grupos de hipótesis a considerar para un modelo de regresión, las cuales son:

- hipótesis sobre el término de perturbación.
- hipótesis sobre las variables explicativas.
- hipótesis sobre los parámetros del modelo.

Se considera que este modelo de regresión cumple con las condiciones de Gauss – Markov (el teorema de Gauss-Markov contempla las hipótesis de que el error sea de media cero y que la matriz de covarianzas del error tenga la estructura de la matriz identidad escalada por la varianza del error). Es de destacar que el Teorema de Gauss - Markov demuestra que los estimadores mínimo-cuadráticos son los mejores, en el sentido de que son insesgados y de mínima varianza. Bajo estas condiciones, el teorema nos proporciona la expresión del estimador óptimo lineal e insesgado de mínima varianza, así como también, la matriz de covarianza de este estimador.

Contando ya con un conjunto de datos que cumplen las condiciones de Gauss - Markov, vamos a utilizar el método de ML para estimar los parámetros del modelo y el desvío estándar. También estableceremos un procedimiento que nos permita truncar esta matriz de datos (ahora tenemos 6.501 renglones y cuatro columnas) y utilizaremos, en primera instancia, la rutina de ML para calcular sus parámetros característicos.

Vemos que el resultado está sesgado, debido al truncado de la muestra de datos. Con el fin de superar la bondad de esta estimación, se recurre a una nueva rutina de Matlab que permite calcular los parámetros de una distribución truncada. Se puede así establecer un cuadro comparativo de los resultados, tal como en la siguiente tabla:

Tabla 1: Cuadro comparativo de los parámetros estimados

Parámetros del Modelo	Estimación sin Truncamiento	Estimación con Truncamiento	Estimación Corregida
β_1	0.2107	0.4211	0.1973
β_2	0.1393	0.0743	0.1546
β_3	0.0484	0.0186	0.0394
β_4	0.0926	0.0491	0.1010
σ	0.0100	-0.058	0.0986

Mediante esta función de optimización se pueden obtener los siguientes estimadores de parámetros, en donde se utiliza una realización de tamaño que va cambiando de 1000 en 1000, de acuerdo con [15,16] y con parámetros Weibull definidos inicialmente (parámetro alfa = 0.3 y parámetro beta = 0.2). Se puede observar en la Tabla 2 que la aproximación mejora a medida que aumenta el tamaño de la muestra.

Tabla 2: parámetros estimados de la distribución Weibull

N	Parámetro alfa	Parámetro Beta
1000	0.3022088	0.2176790
2000	0.2925867	0.1899831
3000	0.3041757	0.2073564
4000	0.3010619	0.2094630
5000	0.2925809	0.2106983
6000	0.3044468	0.2100563
7000	0.3003856	0.1975434
8000	0.2985493	0.1945890
9000	0.3026067	0.1982835
10000	0.3007505	0.1849511

3. Comentarios finales:

Naturalmente, la forma de la estructura, así como el tiempo que tarda en producirse la ruptura dieléctrica, son únicos para cada experimento que se realice. Si se preparan dos muestras exactamente iguales y se las somete al mismo estrés eléctrico en idénticas condiciones, se obtendrán dos árboles eléctricos y dos tiempos de propagación diferentes.

Esto obliga a pensar en cómo deben clasificarse las rupturas dieléctricas, en particular los árboles de ruptura y los tiempos de propagación. Es evidente que estos experimentos requieren y exigen indagar en conceptos y herramientas de naturaleza estadística.

El estudio minucioso y sistemático hecho sobre cientos de muestras indica que la dimensión fractal es un buen parámetro para clasificar las estructuras de ruptura [2]. Para el tiempo de propagación en cambio, resulta adecuado el estudio de la probabilidad acumulativa de falla, que usualmente adopta una forma correspondiente a una distribución de Weibull. Además, ahora podemos llegar a calcular en forma estadística una distribución de Weibull truncada, permitiendo esto poder implementar ensayos acotados en el tiempo [18].

El poder trabajar experimentalmente con ensayos registrados en función del tiempo, permite el truncamiento artificial de las muestras, deteniendo ficticiamente en poblaciones truncadas al tiempo t_1 , t_2 , t_i y estudiando el comportamiento de los ajustes en función del truncamiento de datos. De todas maneras, igualmente implica un gran número de muestras experimentales. Por otra parte, poblaciones de ensayos generados computacionalmente, pueden ser utilizadas con igual propósito para este tipo de estudio.

4. Conclusiones y trabajos futuros:

Estimar una población a partir de una muestra truncada suele presentar dificultades, pero si se considera analíticamente el efecto de truncado en la función de distribución de probabilidad y además de esto se recurre a un método eficiente de estimación (ML, por ejemplo) pueden superarse estas dificultades y obtener los parámetros de la función de distribución buscada. Los esfuerzos actuales y futuros se hallan orientados a generar y compaginar la información experimental y computacional necesaria para estimar un modelo de falla a través del Análisis Weibull con una muestra de datos truncada.

Referencias:

- 1) A. C. Razzitte, Ph.D. thesis, La Plata University, 1997.
- 2) J. L. Vicente, A. C. Razzitte, M. C. Cordero, E. E. Mola, Physica A 261, 309, 1998.
- 3) J. L. Vicente, A. C. Razzitte, M. C. Cordero, and E. E. Mola, Phys. Rev. E 57, R1, 1998.

- 4) J. L. Vicente, A. C. Razzitte, R. Castiglione, M. C. Cordero, and E. E. Mola, Phys. Rev. B 60, 5300, 1999.
- 5) I. M Irurzun, J. L. Vicente, M. C. Cordero, E. E. Mola, Phys. Rev. E 63, 016110, 2000.
- 6) F. Peruani, G. Solovey, I. M. Irurzun, E. E. Mola, A. Marzocca, J. L. Vicente, Phys. Rev. E 67, 066121, 2003.
- 7) P. Bergero, F. Peruani, G. Solovey, I. M. Irurzun, J. L. Vicente, and E. E. Mola, Phys. Rev. E 69, 016123, 2004.
- 8) I. M. Irurzun, P. Bergero, V. Mola, M. C. Cordero, J. L. Vicente, and E. E. Mola, Chaos, Solitons Fractals 13, 1333, 2002.
- 9) P. L. Dammig Quiña, L. Herrera, I. M. Irurzun and E. E. Mola, Comput. Mater. Sci. 44, 330, 2008.
- 10) P. L. Dammig Quiña, I. M. Irurzun, L. M. Salvatierra, and E. E. Mola, Phys. Review E, 82, 041106, 2010.
- 11) Cohen A. C., "Truncated and Censored Samples: Theory and Applications", Marcel Dekker, New York, 1991.
- 12) Fothergill J. C. and Dissado L. A., "Electrical Degradation and Breakdown in Polymers", Peregrinus Press for IEEE, 1992.
- 13) P. L. Dammig Quiña, PhD Thesis, INIFTA-CONICET UNLP 2009.
- 14) Rinne Horst, "The Weibull Distribution Handbook", Ed. Taylor and Francis Group, 2009.
- 15) Ross R., "Formulas to Describe the Bias and Standard Deviation of the ML-estimated Weibull Shape Parameter" IEEE Trans. Electr. Insul. Vol. 1 pp 247-253, 1994.
- 16) Mathews J. H. and Fink K. D. "Numerical Methods: Using Matlab", Third Edition, Prentice Hall, 1999.
- 17) Nelson B. L., "Stochastic Modeling, Analysis and Simulation", Ed. McGraw Hill, 1995.
- 18) Yokogawa S. and Tsuchiya H. "Statistical Analysis of Lifetime Distribution of Time-Dependent Dielectric Breakdown", Japanese Journal of Applied Physics 49, 2010.