

EFFECTO DEL MODELAMIENTO DE LA DEMANDA EN ESTUDIOS DE CONFIABILIDAD DE LARGO PLAZO DE SISTEMAS ELÉCTRICOS

RESUMEN

En este artículo, utilizando registros de demanda de 29 años, se construyen algunos de los modelos de demanda más utilizados en estudios de confiabilidad de largo plazo de sistemas eléctricos para valorar su efecto sobre los índices de confiabilidad de dos sistemas de prueba y sobre el tiempo computacional requerido en la técnica de simulación de Montecarlo.

PALABRAS CLAVES: Confiabilidad, sistemas eléctricos de potencia, modelamiento de la demanda, simulación de Montecarlo.

ABSTRACT

In this paper, using load records of 29 years, some of the most used load models for long term power system reliability studies are built in order to assess their effect on the reliability indexes of two test systems and on the required computational time in the sequential Montecarlo simulation technique.

KEYWORDS: Reliability, electrical power systems, load modeling, Montecarlo simulation.

CARLOS J. ZAPATA

Ingeniero Electricista
Profesor Asistente
Universidad Tecnológica de Pereira
cjzapata@utp.edu.co

JULIÁN LÓPEZ

Ingeniero Electricista
Universidad Tecnológica de Pereira
juleche@hotmail.com

ERICKSON RENGIFO

Ingeniero Electricista
Universidad Tecnológica de Pereira
erickson_315@hotmail.com

Proyecto de Investigación 9-05-6

1. INTRODUCCIÓN

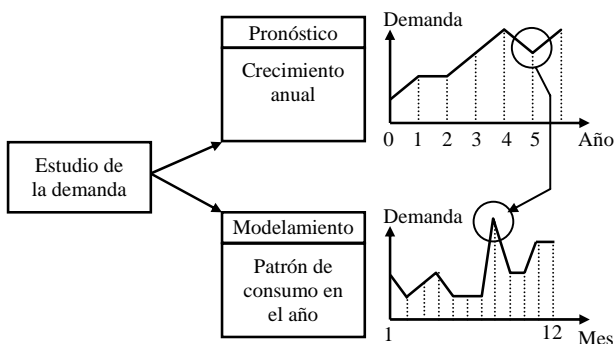


Figura 1. Clases de estudios de la demanda

La demanda de los usuarios de un sistema eléctrico de potencia (SP) es un fenómeno aleatorio, pues no es posible determinar en forma exacta cuál será su valor para ningún instante de tiempo futuro; debe aceptarse entonces, que solo pueden hacerse “predicciones” las cuales están sujetas a un error, que se denomina “incertidumbre”.

De observar el comportamiento histórico de la demanda de los SP, se conoce que:

- La demanda puede crecer o decrecer anualmente, dependiendo principalmente de variables económicas, demográficas, políticas y sociales.
- Existe un patrón típico de consumo mes a mes del año, día a día de la semana y hora a hora del día, lo cual depende principalmente de los hábitos de vida de los usuarios, las actividades productivas y el clima.

Por esta razón, los estudios de la demanda de los SP se dividen en:

- Estudios de pronóstico de la demanda (load forecasting), en los cuales se predice para un año futuro de interés el valor de la demanda máxima activa del sistema bajo estudio.
- Estudios de modelamiento de la demanda (load modeling), en los cuales se pretende capturar el patrón de consumo hora a hora, día a día, mes a mes, etc.

En el esquema de la Fig. 1, se muestra la interrelación entre estos dos tipos de estudios; el valor de demanda pronosticado para un año futuro (año 5 en el ejemplo mostrado) se lleva al modelo de demanda mensual para escalarlo.

En estudios de confiabilidad de largo plazo o “adecuación” de los SP se selecciona un año futuro de interés para el cual se tiene el pronóstico de demanda máxima del sistema y se calculan índices de confiabilidad utilizando modelos de demanda con escala de tiempo no inferiores a la hora.

En este artículo se presentan los resultados de un estudio en el cual, utilizando registros de demanda máxima mensual de 29 años, se construyen algunos de los modelos de demanda más utilizados en estudios de adecuación de SP para valorar su efecto sobre los índices de confiabilidad de dos sistemas de prueba y sobre el tiempo computacional requerido en la técnica de simulación de Montecarlo secuencial [1] sincrónica y asincrónica; esta técnica es utilizada pues es la única que permite incorporar cualquier tipo de modelo de la demanda.

2. NORMALIZACIÓN DE DATOS Y ESCALA DE TIEMPO DE LOS MODELOS DE DEMANDA

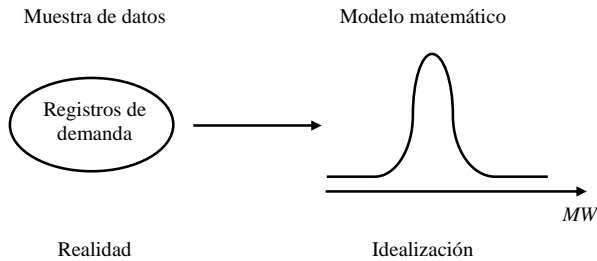


Figura 2. Construcción de modelos para la demanda

Los modelos de la demanda se construyen a partir de registros de años anteriores. Estos registros constituyen una muestra de datos de la realidad y los modelos una idealización, tal como se muestra en la Fig. 2.

2.1 Normalización de los datos

El crecimiento de la demanda no se da en saltos anuales como es comúnmente asumido en los estudios de los SP; por el contrario, este es un proceso continuo distribuido a lo largo del año.

Cuando se tienen los registros de demanda de varios años, los datos de cada año se normalizan dividiéndolos por el valor máximo de demanda activa registrado en el respectivo año. Con esta operación, los datos quedan en una misma base comparativa, se pueden agrupar y se elimina la tendencia (crecimiento/decrecimiento).

2.2 Escala de tiempo de los modelos de la demanda

La escala de tiempo se refiere a la unidad de medida a la cual corresponden los datos de demanda; su selección depende de:

1. La granularidad de los datos: es decir, del tipo de muestreo con que se tomaron los registros, cada hora, cada día, cada semana, cada mes, etc.
2. El tipo de estudio al cual se incorporará el modelo [2]: transitorios eléctricos (μs a ms), transitorios electromecánicos o "estabilidad" (s a min), flujo de carga (hora, día, mes, año), adecuación (hora, día, mes, año), etc.
3. El nivel de precisión requerido para el estudio.

La comparación entre diferentes modelos de demanda tiene que hacerse bajo la misma escala de tiempo, pues al cambiar el cálculo de los índices de confiabilidad de un SP de una escala de tiempo a otra, puede haber una variación muy grande. En un ejemplo de la Ref. [6], se muestra que al cambiar el cálculo del índice LOLE de un sistema de generación de una escala diaria a horaria y de anual a horaria, los resultados varían 42% y 76.5%, respectivamente.

3. MODELOS DE DEMANDA MÁS UTILIZADOS EN ESTUDIOS DE ADECUACIÓN

3.1 Modelo discreto basado en promedios

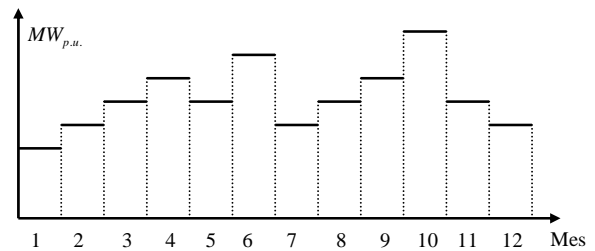


Figura 3. Modelos discreto basado en promedios mensuales

Es el modelo más simple; se construye con los promedios estadísticos de los registros correspondientes a cada subperiodo de tiempo, tal como se muestra en la Fig. 3.

Aunque se asume que la demanda en cada subperiodo es fija, se debe recordar que la demanda variará con respecto a este valor en una cantidad dada por la desviación estándar.

Como desventaja de este modelo se tiene que al promediar se pierde el valor máximo (valor 1.0), por lo cual, no produce el valor de demanda máxima pronosticada para el año bajo estudio.

3.2 Función matemática ajustada a promedios

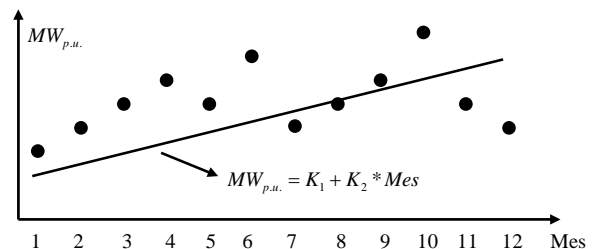


Figura 4. Función matemática ajustada a promedios mensuales

Es una extensión del modelo anterior y consiste en ajustar una función matemática a los valores promedios de cada subperiodo, como se muestra en la Fig. 4. Los parámetros de la función (K_1 , K_2) se determinan con el método de mínimos cuadrados [7], [14]; como el ajuste se hace a valores promedios, que son variables aleatorias, los parámetros hallados no son fijos, éstos se mueven dentro de un intervalo de confianza o aceptación [7].

Para medir el grado de ajuste se utiliza el coeficiente de correlación r^2 ; si éste es mayor o igual a +0.8 se acepta la función propuesta. Si varias funciones cumplen este criterio, se selecciona la de mayor coeficiente de correlación o la de menos parámetros (principio de la parsimonia).

Este modelo tampoco produce el valor máximo pronosticado; tiene como ventaja que permite interpolar.

3.3 Distribución de probabilidad de la curva de duración de carga

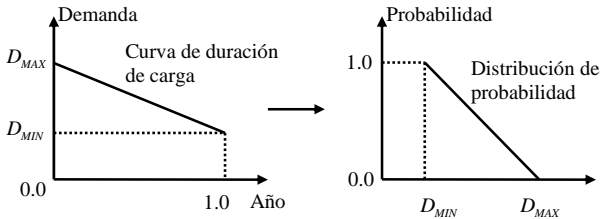


Figura 5. Curva de duración de carga y su distribución

La curva de duración de carga se obtiene ordenando de mayor a menor los datos que conforman la muestra anual, tal como se muestra en la Fig. 5.

Volteando la curva de duración de carga, se obtiene la distribución mostrada en la Fig. 5, la cual entrega la probabilidad de que la demanda supere en un año un valor dado D ; matemáticamente:

$$P[\text{Demanda} > D] = a + b * D \quad (1)$$

Los parámetros de este modelo se pueden obtener mediante análisis de regresión, caso en el cual a y b se obtienen por el método de mínimos cuadrados, ó empíricamente aplicando [3], [6]:

$$a = -D_{MAX} / (D_{MIN} - D_{MAX}) \quad (2)$$

$$b = 1 / (D_{MIN} - D_{MAX}) \quad (3)$$

En este modelo se pierde la secuencia cronológica en que ocurren los valores de la demanda.

El ajuste puede hacerse a los valores promedios de los subperiodos que conforman un año ó a cada año de los registros y luego promediar las constantes obtenidas para definir un único modelo.

3.4 Distribución de probabilidad

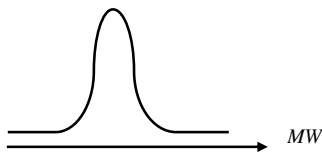


Figura 6. Distribución de probabilidad para modelar la demanda

Este modelo se construye ajustando la muestra de datos de cada subperiodo o del año a una función de distribución de probabilidad continua (Normal Gamma, Weibull, etc) la cual entrega la probabilidad de que la demanda sea menor o igual a un valor dado D . El procedimiento de ajuste puede consultarse en libros de estadística, por ejemplo, las Ref. [4], [5], [7] y [14].

En este modelo también se pierde la secuencia cronológica en que ocurren los valores de la demanda.

4. METODOLOGÍA DEL ESTUDIO

Utilizando registros mensuales de demanda se construyeron los modelos de la sección anterior para incorporarlos a la valoración de confiabilidad de dos sistemas de prueba [8].

4.1 Sistema de prueba 1

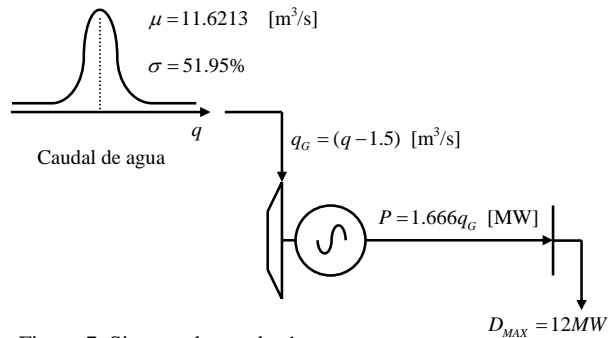


Figura 7. Sistema de prueba 1

El primer sistema de prueba consiste en la instalación de generación a filo de agua de la Fig. 7. Se asume un generador totalmente confiable que es movido por una turbina con límites técnicos mínimo y máximo de 0.5 y 9.0 m³/s, respectivamente.

Para valorar la confiabilidad se utiliza simulación de Montecarlo secuencial sincrónica; el algoritmo de solución y los índices de confiabilidad LOLE, LOLP y EENS se explican en las Ref. [6] y [11].

4.2 Sistema de prueba 2

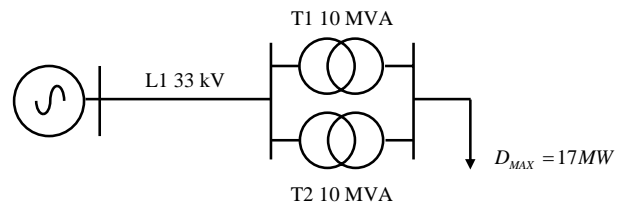


Figura 8. Sistema de prueba 2

El segundo sistema de prueba consiste en la instalación de transmisión – distribución de la Fig. 8. En la Tabla 1 se presentan las distribuciones que definen los modelos de confiabilidad de dos estados de los componentes; el tiempo en estas distribuciones se mide en años.

Para valorar la confiabilidad se utiliza simulación de Montecarlo secuencial asincrónica; el algoritmo de solución y los índices de confiabilidad λ , U y XL OL se explican en las Ref. [6], [9], [10], [12] y [13].

		Tiempo para falla		Tiempo para reparación	
		α	β	α	β
L1	Gamma	0.4154	71.0895	Lognormal	-2.9935 2.5453
T1	Gamma	0.4141	293.9713	Lognormal	-5.2816 1.3300
T2	Gamma	0.4141	293.9713	Lognormal	-5.2816 1.3300

Tabla 1. Modelos de confiabilidad de los componentes

5. DATOS DE PRUEBA

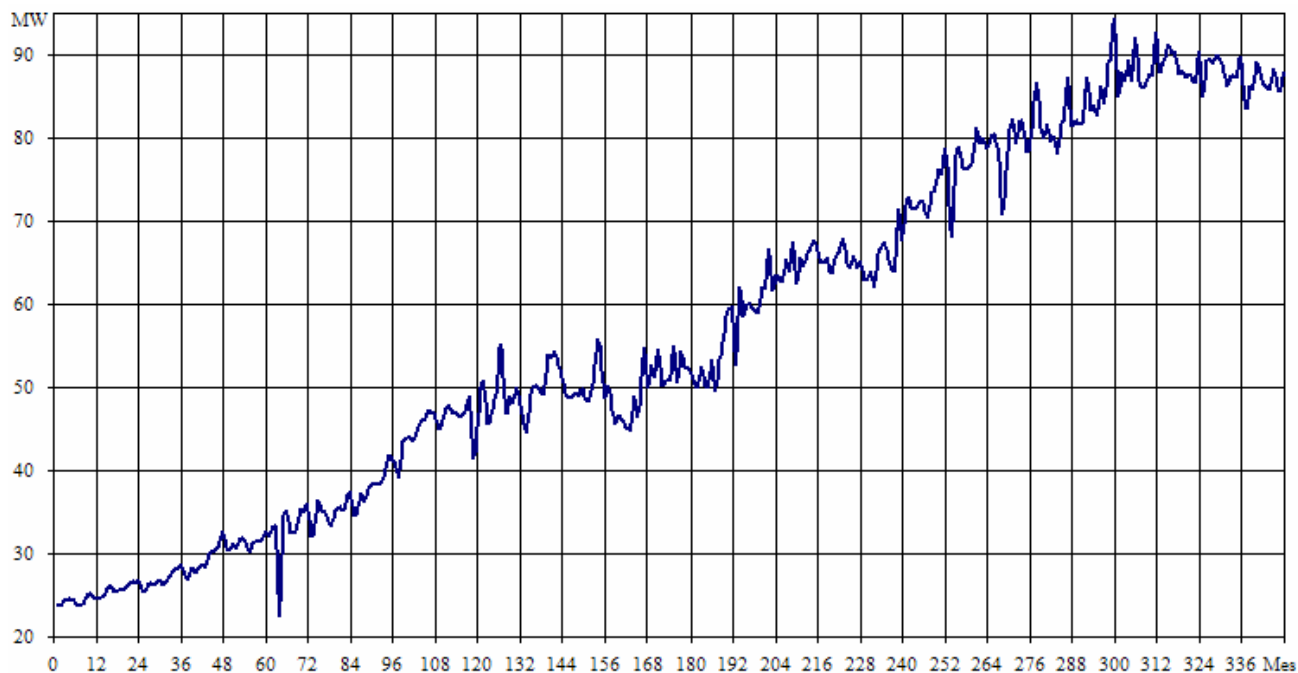


Figura 9. Registros de demanda máxima mensual de la ciudad de Pereira en el periodo 1970 - 1998

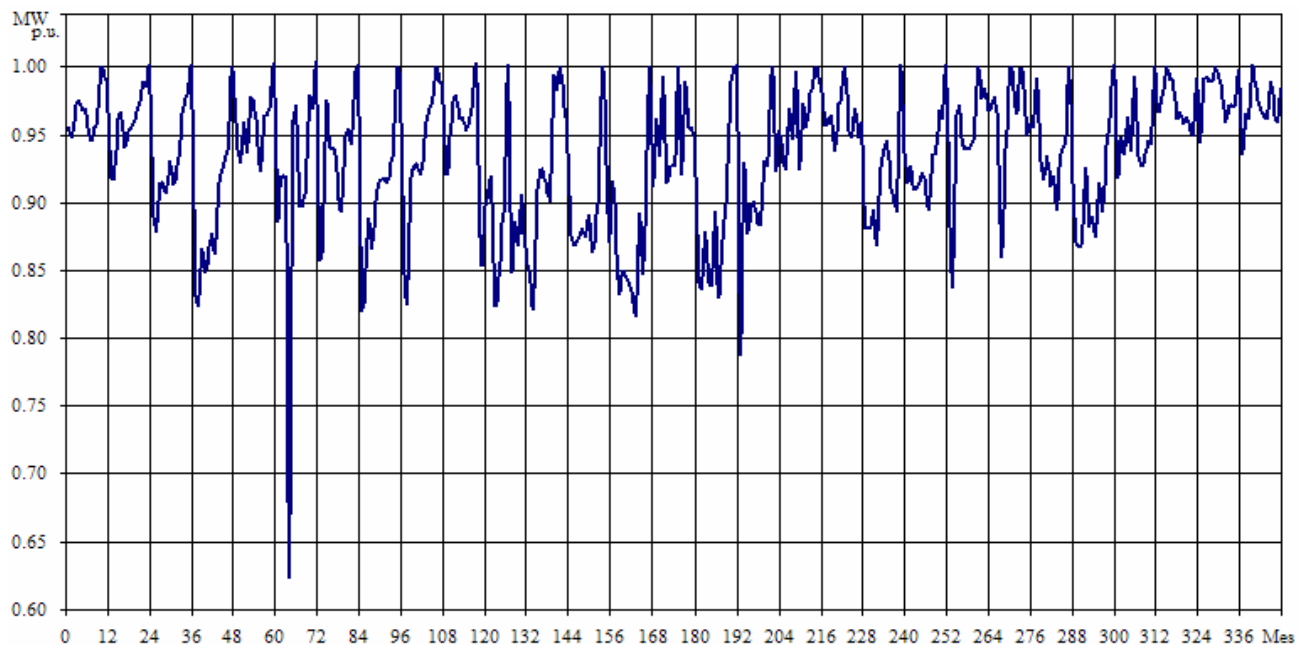


Figura 10. Registros normalizados de demanda máxima mensual de la ciudad de Pereira en el periodo 1970 – 1998.

En las Figuras 9 y 10 se presenta la muestra de datos utilizada para el estudio, antes y después de normalizar.

Se observa en la Fig. 9 que la demanda presenta tendencia creciente con el paso de los años.

Se observa en la Fig. 10 que la normalización elimina la tendencia y que los datos son periódicos con dos picos anuales; también se observa que, con solo dos excepciones, la demanda máxima mensual siempre ha tomado un valor entre 0.8 y 1.0 p.u.

6. MODELOS OBTENIDOS

6.1 Modelo discreto basado en promedios mensuales

Mes	Valor promedio [MWp.u.]	Desviación estándar [%]
Enero	0.90382	5.29
Febrero	0.90843	5.86
Marzo	0.92690	5.23
Abril	0.91085	8.07
Mayo	0.92874	4.74
Junio	0.93156	4.20
Julio	0.92884	5.39
Agosto	0.93211	3.41
Septiembre	0.94623	3.89
Octubre	0.96419	3.39
Noviembre	0.96671	3.36
Diciembre	0.96778	4.07

Tabla 2. Modelos discreto basado en promedios mensuales

Se observa que los datos se desvían muy poco con respecto al valor promedio. Este modelo no produce el valor máximo de la demanda pronosticada pues no existe el valor 1.0 en ninguno de los meses.

6.2 Función ajustada a los promedios mensuales

$$Demanda = 0.0059 * Mes + 0.8966 \quad (4)$$

Se toma como modelo la función lineal (4) que presenta un $r^2 = 0.8931$. Este modelo tampoco produce el valor máximo de la demanda pronosticada.

6.3 Distribución de la curva de duración de carga

Versión	a	b
Distribución de la curva de duración de carga de los promedios mensuales ajustada con el método de los mínimos cuadrados.	12.6977	-13.0055
Distribución empírica de la curva de duración de carga. Se hallan las constantes para cada año y luego se promedian.	9.5028	-9.5028

Tabla 3. Modelos discreto basado en promedios mensuales

6.4 Distribuciones de probabilidad

Mes	Distribución	μ [MWp.u.]	σ [MWp.u.]
Enero	Gausiana	0.9038	0.0478
Febrero	Gausiana	0.9084	0.0533
Marzo	Gausiana	0.9269	0.0485
Abril	Gausiana	0.9109	0.0735
Mayo	Gausiana	0.9287	0.0440
Junio	Gausiana	0.9316	0.0392
Julio	Gausiana	0.9288	0.0500
Agosto	Gausiana	0.9321	0.0318
Septiembre	Gausiana	0.9462	0.0368
Octubre	Gausiana	0.9642	0.0327
Noviembre	Gausiana	0.9667	0.0325
Diciembre	Gausiana	0.9678	0.0394

Tabla 4. Distribuciones de probabilidad de los datos mensuales

La distribución de probabilidad que ajusta a la muestra global de los 29 años es Weibull con parámetros $\alpha = 2.9906$ [MWp.u.] y $\beta = 24.5061$.

7. CASOS DE ESTUDIO Y RESULTADOS

Caso	Modelo de demanda
1	Discreto con base en promedios
2	Función lineal ajustada a promedios mensuales
3	Distribución de la curva de duración de carga de los promedios mensuales ajustada con el método de los mínimos cuadrados
4	Distribución empírica de la curva de duración de carga.
5	Distribución de probabilidad de los datos mensuales
6	Distribución de probabilidad de la muestra global

Tabla 5. Casos de estudio

Para ambos sistemas de prueba se definen los casos de estudio presentados en la Tabla 5. Se toma el caso 1 como base para la comparación de resultados. En las Tablas 6 y 7 se presentan las diferencias porcentuales en los resultados de los casos 2 a 6 con respecto al caso base; los resultados detallados pueden consultarse en la Ref. [8].

Caso	$\Delta LOLE$ [%]	$\Delta LOLP$ [%]	$\Delta EENS$ [%]	Δ Tiempo de simulación [%]
2	+0.5286	+0.5224	+0.1050	-4.3746
3	-0.2643	-0.2612	+0.7168	+43.7461
4	+1.3184	+1.3060	+3.0526	-16.6975
5	-0.1306	-0.1119	+0.0062	+41.2816
6	+1.0541	+1.0448	+0.6303	+81.3925

Tabla 6. Diferencia en resultados – Sistema de prueba 1

Caso	$\Delta \lambda$ [%]	ΔU [%]	$\Delta XLLOL$ [%]	Δ Tiempo de simulación [%]
2	0.00	0.00	-0.465	-1.395
3	0.00	0.00	+0.634	-1.412
4	0.00	0.00	+2.093	-1.854
5	0.00	0.00	+0.027	-1.909
6	0.00	0.00	+0.188	+9.353

Tabla 7. Diferencia en resultados – Sistema de prueba 2

En los resultados se observa que:

- Para ambos sistemas de prueba, las diferencias porcentuales en la estimación de los índices de confiabilidad son muy pequeñas al cambiar el modelo de la demanda, pues en ningún caso superan el 3.05%. Esto llevaría a recomendar, por el principio de la parsimonia, el utilizar los modelos más simples.
- Sin embargo, se observa que sí existen diferencias porcentuales importantes en el tiempo computacional requerido al cambiar el modelo de la demanda. Estas diferencias son mayores cuando se utiliza la simulación sincrónica (Sistema de prueba 1)
- Los índices que no están basados en la demanda, como λ y U , no están influenciados por el tipo de modelamiento utilizado.
- En ambos tipos de simulación, el modelo de demanda que requiere más tiempo computacional es la distribución de probabilidad ajustada a la muestra global de datos de la demanda (Caso 6).

8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

De los resultados del presente estudio se concluye que no existe diferencia apreciable en la estimación de los índices de confiabilidad de un sistema eléctrico cuando se utilizan los modelos de demanda más comunes; esto sin importar si la simulación secuencial es sincrónica o asincrónica.

Sin embargo, el tipo de modelamiento utilizado para la demanda si tiene gran efecto sobre el tiempo computacional requerido para la simulación, lo cual es un factor de selección determinante para sistemas eléctricos de gran tamaño. Estas diferencias son muy grandes en la simulación sincrónica, entre -17% y +81%, mientras que en la simulación asincrónica varían entre -2% y +10%.

La secuencia cronológica en que se producen los datos de demanda no tiene efecto alguno sobre la estimación de los índices de confiabilidad de un sistema eléctrico.

El tipo de modelamiento de la demanda solo tiene efecto sobre los índices de confiabilidad que se definen basados en ella. Otros índices, como por ejemplo, la tasa de fallas y la indisponibilidad anual, no se ven afectados porque dependen únicamente de las características de confiabilidad de los componentes.

9. AGRADECIMIENTOS

Los autores manifiestan su agradecimiento al ingeniero Fernando Valencia, Jefe de Planeamiento Operativo de la Empresa de Energía de Pereira, por suministrar la información para realizar este estudio.

10. BIBLIOGRAFÍA

[1] CIGRE Task Force, "Sequential probabilistic methods for power system operation and planning", Electra, No. 179, 1998.

[2] IEEE Task Force, "Load representation for dynamic performance analysis", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2, 1993.

[3] BILLINTON R, ALLAN R, "Reliability evaluation of power systems", Plenum Press, 1996.

[4] LAW A. M, KELTON W. D, "Simulation modeling and analysis", Mc-Graw Hill, 2000.

[5] ZAPATA C. J, "Análisis probabilístico y simulación", Universidad Tecnológica de Pereira, 2005.

[6] ZAPATA C. J, "Confiabilidad de sistemas eléctricos", Universidad Tecnológica de Pereira, 2005.

[7] MILLER I. R, FREUND J. E, JOHNSON R, "Probability and statistics for engineers", Prentice Hall, 1992.

[8] LÓPEZ J, RENGIFO E, "Modelamiento de la demanda para estudios de confiabilidad", Proyecto de Grado, Universidad Tecnológica de Pereira, 2006.

[9] ZAPATA C. J, PIÑEROS L. C, CASTAÑO D. A, "El método de simulación de Montecarlo en estudios de confiabilidad de sistemas de distribución de energía eléctrica", Revista Scientia et Technica, No. 24, 2004.

[10] GARCÉS L. P, ZAPATA C. J, GÓMEZ O, "Análisis de confiabilidad del sistema compuesto generación – transmisión de la ciudad de Pereira", II Congreso Internacional IEEE de la Región Andina, 2004.

[11] ZAPATA C. J, CAMPOS E. L, "Valoración de confiabilidad de sistemas de generación con recursos limitados de energía utilizando simulación de Montecarlo", Revista Scientia et Technica, No. 29, 2005.

[12] ZAPATA C. J, GÓMEZ O, "Valoración de confiabilidad de sistemas de distribución desbalanceados utilizando simulación de Montecarlo", Revista Scientia et Technica, No. 30, 2006.

[13] ZAPATA C. J, GÓMEZ V. D, "Valoración de confiabilidad de subestaciones eléctricas utilizando simulación de Montecarlo", Presentado a la Revista Scientia et Technica, No. 31, 2006.

[14] TORRES A, "Probabilidad, variables aleatorias, confiabilidad y procesos estocásticos en ingeniería eléctrica", Universidad de los Andes, 1996.

11. ANEXO: ECUACIONES DE LAS DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD

Distribución	Función de densidad de probabilidad
Gausiana	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} * \sigma} * e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ (5)
Lognormal	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} * \beta * x} * e^{-\frac{[\ln(x)-\alpha]^2}{2\beta^2}}$ (6)
Gamma	$f(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} * x^{\alpha-1} * e^{-\frac{x}{\beta}}$ (7)
Weibull	$f(x) = \alpha * \beta * x^{\beta-1} * e^{-\alpha * x^\beta}$ (8)

Tabla 8. Distribuciones de probabilidad utilizadas