

# Aplicación del método Point Estimation para el cálculo de flujo de carga probabilístico en la red de transmisión uruguaya

Vittorio Scopelli

*Instituto de Ingeniería Eléctrica - FI*  
*Universidad de la República*  
Montevideo, Uruguay  
vittorioscopelli@hotmail.com

Pablo Pena

*Instituto de Ingeniería Eléctrica - FI*  
*Universidad de la República*  
Montevideo, Uruguay  
ppena@fing.edu.uy

**Resumen**—Las energías renovables están revolucionando el mercado y las redes eléctricas. Estos cambios presentan un desafío para todos los agentes del sistema eléctrico; en particular, para aquellos que quieren predecir o planificar el estado de la red eléctrica a futuro. En los últimos años, la naturaleza intermitente de estas fuentes de energía se ha vuelto un problema para la planificación que muchos han intentado solucionar, proponiendo distintos métodos. Desde 2013, UTE, la compañía eléctrica nacional de Uruguay, está implementando algoritmos para resolver el cálculo de flujo de carga probabilístico basados en el Método Montecarlo. En este trabajo se propone el uso de Point Estimation, un método alternativo más rápido que Montecarlo, aunque menos preciso, y que cuenta con un fuerte respaldo en publicaciones científicas recientes. Se presenta una aplicación real del algoritmo Point Estimation a la red uruguaya y se lo compara con el Método Montecarlo clásico. Los resultados sobre el sistema uruguayo son prometedores, mostrando que el método permite captar el desempeño general del sistema en un tiempo al menos un orden menor que Montecarlo.

**Palabras clave**—Point Estimation, momentos, Gram-Charlier, flujo de carga probabilístico, transmisión

son los más utilizados actualmente tanto en operación como en planificación.

La necesidad del Flujo de carga probabilístico (PLF) nace, en Uruguay, de la naturaleza impredecible de la potencia instantánea producida por las fuentes renovables más comunes: solar y eólica. En los últimos 5 años la generación renovable en Uruguay pasó, de ser marginal, a ocupar un 35 % de la potencia instalada, y un 41 % de la energía anual [3]. Planificadores de la red de mediano y largo plazo están implementando diversos métodos para poder hacer un análisis de la red eléctrica, y así capturar la nueva naturaleza cambiante de las potencias y tensiones debido al uso de energías renovables. El Método Montecarlo es el que se utiliza comúnmente en estos casos. En la Administración Nacional de Usinas y transmisiones eléctricas (UTE), este método fue implementado a través de la herramienta EPPTRA [4], la cual permite hacer un análisis probabilístico de la red eléctrica procesando aproximadamente un millón de flujos de carga por cada escenario a estudiar. Si bien la herramienta, basada en flujo DC, reduce de varias horas que llevaría resolver el flujo AC para esa cantidad de casos, a escasos minutos para cada topología de red, presenta las limitaciones propias de la aproximación del flujo DC al no considerar las tensiones ni los flujos de potencia reactiva en la red.

Point Estimation (PE) es un método aproximado que permite calcular los primeros momentos estadísticos de todas las variables de salida del flujo de carga. Para esto, el método parte de una cierta cantidad de puntos específicos de la función de densidad de probabilidad de cada variable aleatoria de entrada. Si bien PE tiene la desventaja de que sólo puede dar como resultado los primeros momentos estadísticos de las variables de salida del flujo de carga, mediante la utilización de la aproximación de Gram-Charlier [5] se puede conseguir una pdf aproximada, a partir de esos primeros momentos. Además, PE realiza este trabajo con una rapidez de al menos un orden mayor que el Método Montecarlo [6]–[9].

## NOMENCLATURA

PLF	Flujo de carga probabilístico.
DLF	Flujo de carga determinístico.
pdf	Función de densidad de probabilidad
cdf	Función de densidad de probabilidad acumulada
PE	Point Estimation
UTE	Administración Nacional de Usinas y Transmisiones Eléctricas

## I. INTRODUCCIÓN

### A. General

Desde que B. Borkowska [1] introdujo por primera vez el concepto de los flujos de carga probabilísticos, muchos han investigado sobre el tema. P. Chen et al. presentan en su trabajo [2] la historia del problema del flujo de carga probabilístico e investigan las diferentes técnicas actuales que existen para resolverlo. Asimismo, exponen las necesidades actuales de realizar PLF como complemento de los DLF, que

## B. Point Estimation en las redes eléctricas

El objetivo del presente trabajo es llevar el método PE  $2m + 1$  a la aplicación real del sistema eléctrico uruguayo. El mapa y los datos del modelo de la red de transmisión de Uruguay se encuentran disponibles en el sitio de UTE [10]. El modelo de la red de transmisión cuenta con aproximadamente 230 barras, 140 cargas y unos 115 generadores. El presente trabajo toma como variables de entrada potencias activas y reactivas de cargas y potencias activas de generadores, y como variables de salida las potencias activas y reactivas de las líneas y el módulo y ángulo de todas las barras.

Su [11] fue el primero que propuso utilizar el algoritmo de PE para la solución de problemas de flujo de carga probabilístico. Este algoritmo luego fue perfeccionado por J. M. Morales y otros coautores en sus artículos [7], [8].

En los trabajos [6]–[9] todos los autores usaron redes estándar IEEE 24 y 118 barras, y variables de entrada basadas en pdf analíticas, es decir, variables de potencias de cargas y generadores con distribuciones de tipo normal, weibull y student-t. Los resultados muestran que cuanto mayor es la varianza, mayor es la imprecisión en la aproximación del método [7].

Para preparar los datos de entrada se siguió el mismo procedimiento utilizado por unidades de planificación de UTE. Se hicieron simulaciones energéticas del sistema eléctrico uruguayo utilizando el software SimSEE [12], series de demanda y generación horarias estimadas para el año 2025, y para 1, 10 y 50 posibles ocurrencias de ese año. Se partió por lo tanto, de  $[8760 * N_{ocurrencias} * (2N_L + N_g)]$  datos de entrada, donde  $N_L$  es la cantidad de líneas y  $N_g$  es la cantidad de generadores del caso. Se comprobó que la diferencia entre tomar 1, 10 y 50 años de simulación energética, no cambia la forma de la cdf de las variables pero sí los casos extremos que se ubican dentro del 1 % menos probable. La figura 1 compara las pdf de la línea YOU-PAY para 1, 10 y 50 crónicas.

## II. FUNDAMENTO MATEMÁTICO DEL MODELO

### A. Definiciones

Para una mayor y más ágil comprensión se presentan a continuación algunas definiciones matemáticas que son la base del método PE. Estas expresiones están basadas en un trabajo amplio [9] en el que se encuentran todas las definiciones presentadas en detalle y también la deducción de la aproximación de Gram-Charlier.

**Momentos Centrales** Los  $n$  momentos centrales de una variable aleatoria  $x$ , con una función de densidad de probabilidad  $f(x)$ , respecto a la media  $\eta$  se definen como:

$$\mu_n = E[(x - \eta)^n] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \eta)^n f(x) dx \quad (1)$$

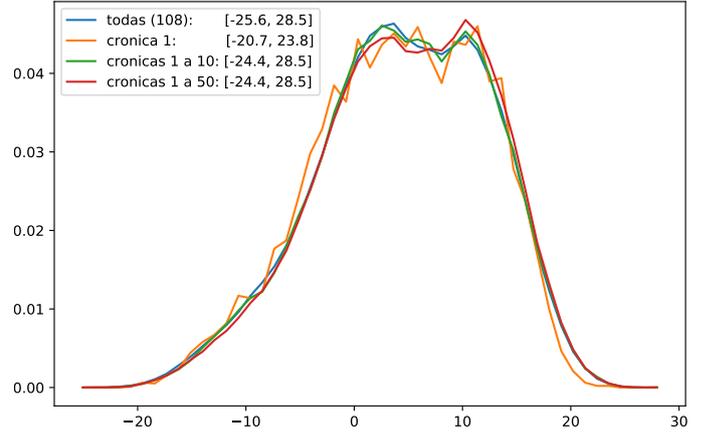


Fig. 1. Ejemplo de pdf de potencia activa de una línea del sistema para distintas cantidades de crónicas

Donde  $\mu_1 = 0$  y  $\mu_2 = \sigma^2$  es la varianza ( $\sigma$  es la desviación estándar). A los valores  $\mu_3$  y  $\mu_4$  se les llama *skewness* y *kurtosis* respectivamente.

**Aproximación de Gram-Charlier** Esta serie permite aproximar una densidad de probabilidad de una variable aleatoria  $f(x)$ , a partir de coeficientes que dependen de los momentos y de la distribución normal y sus derivadas:

$$f(x) = \sum_{j=0}^{\infty} c_j \varphi^{(j)}(x) \quad (2)$$

donde  $\varphi^{(j)}$  son las  $j$ -ésimas derivadas de la distribución normal estándar. Los primeros coeficientes  $C_j$  en función de los momentos son:

$$C_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j = 0 \\ 0 & \text{if } j = 1 \\ 0 & \text{if } j = 2 \\ \frac{1}{3!} \mu_3 & \text{if } j = 3 \\ \frac{1}{4!} (\mu_4 - 3) & \text{if } j = 4 \\ \text{continúa para } j > 4 \dots \end{cases}$$

### B. Point Estimation

El método Point Estimation es un método de resolución aproximada de problemas probabilísticos en general. Rosenblueth [6] y luego Hong [13] desarrollaron las bases de este algoritmo que permite estimar los momentos de las variables aleatorias de salida de un problema a partir de puntos llamados *concentraciones* de las pdf de las variables aleatorias de entrada del problema. Distintas publicaciones [6]–[8] explican en detalle cómo a partir del resultado de Hong [13] se puede resolver un problema de flujo de carga probabilístico usando PE.

Para comenzar a describir el funcionamiento de PE se define primeramente una función  $F$  tal que:

$$(Z_1, Z_2, \dots, Z_n) = F(p_1, p_2, \dots, p_m) \quad (3)$$

donde los  $p_l \forall l \in (1, \dots, m)$  son las variables aleatorias de entrada de la función y  $Z_j \forall j \in (1, \dots, n)$  son las variables aleatorias de salida.

Para obtener los primeros momentos de las variables  $Z_j$  se parte de ciertos puntos específicos de las pdf de las variables  $p_l$  llamados concentraciones. Hay muchas formas de realizar aproximaciones discretas de una pdf, PE utiliza una que, tal como lo mencionan Miller y Rice en [14], conserva los primeros momentos de la variable inalterados. La figura 2 muestra un gráfico esquemático de una aproximación de una pdf mediante dos concentraciones  $P_1$  y  $P_2$ , las cuales distan  $\xi_{p_1}$  y  $\xi_{p_2}$  veces la desviación estándar desde la media.

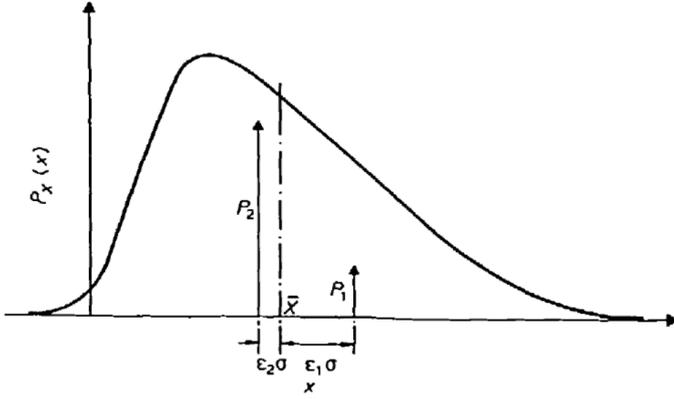


Fig. 2. Aproximación de una pdf por dos concentraciones.

Se definen las concentraciones de las variables de entrada como:

$$p_{l,k} = \mu_{p_l} + \xi_{p_l,k} \sigma_{p_l} \quad (4)$$

donde  $k$  es el subíndice que identifica las concentraciones. Por ejemplo, dadas 3 concentraciones  $k \in [1, 2, 3]$ ;  $\mu$  es el valor medio de las variables aleatorias,  $\sigma$  es la desviación estándar y  $\xi$  indica el grado de desviación de la concentración con respecto a la media de la variable.

Miller y Rice [14] exponen un método de hallar  $\xi_{p_l,k}$  para las  $K$  concentraciones que se deseen, basado en soluciones de sistemas lineales. Es importante destacar que si el número de concentraciones es tres y además una de las concentraciones coincide con la media  $\xi_{l,3} = 0$  la ecuación a despejar  $\xi_{l,1}$  y  $\xi_{l,2}$  se simplifica [7]:

$$\xi_{l,k} = \frac{\lambda_{p_l,3}}{2} + (-1)^{3-k} \sqrt{\lambda_{p_l,4} - \frac{3}{4} \lambda_{p_l,3}^2}, \quad k = 1, 2 \quad (5)$$

$$\xi_{l,k} = 0, \quad k = 3 \quad (6)$$

donde  $\lambda_{p_l,3}$  y  $\lambda_{p_l,4}$  son los terceros y cuartos momentos estándar de la variable  $p_l$  respectiva.

Luego de obtenidas las concentraciones de todas las variables de entrada se procede a despejar cada uno de los momentos de las variables de salida  $Z_j$  mediante la siguiente fórmula:

$$m_i = E[Z_j^i] \simeq \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^3 w_{l,k} F(\mu_{p_1}, \mu_{p_2}, \dots, \mu_{p_{l-1}}, p_{l,k}, \mu_{p_{l+1}}, \dots, \mu_{p_m})^i \quad (7)$$

Donde el índice  $i$  indica el momento estadístico crudo  $i$ . Por ejemplo, si  $i = 1$ , se está calculando el valor medio de  $Z_j$ ; si  $i = 2$ , la varianza; y así sucesivamente con el resto de los momentos de salida. La expresión  $F(\mu_{p_1}, \mu_{p_2}, \dots, \mu_{p_{l-1}}, p_{l,k}, \mu_{p_{l+1}}, \dots, \mu_{p_m})^i$  indica que la función  $F$  se evalúa con todas las variables de entrada en su valor medio excepto la variable  $p_l = p_{l,k}$ , que será evaluada en sus concentraciones. Los pesos  $w_{l,k}$  son calculados según Hong [13] como:

$$w_{l,k} = \frac{(-1)^{3-k}}{\xi_{l,k} (\xi_{l,1} - \xi_{l,2})}, \quad k = 1, 2 \quad (8)$$

$$w_{l,k} = \frac{1}{m} - \frac{1}{\lambda_{p_l,4} - \lambda_{p_l,3}^2}, \quad k = 3 \quad (9)$$

Como se puede ver en la expresión (7) este cálculo implicaría  $3m$  evaluaciones de  $F$ . Si se toma una de las concentraciones como el valor medio de las variables quedan  $m$  evaluaciones en el mismo punto. Por esta razón el método es conocido como Point Estimation  $2m + 1$ .

Cuanto más concentraciones se tome, más preciso será el resultado. Sin embargo, con más de tres concentraciones el tiempo computacional y el riesgo de no tener resultados reales aumenta. Algunos autores plantean que con el método  $2m + 1$  se llega a un buen resultado en términos de calidad-velocidad [7].

Poniendo como referencia la ecuación (7), las variables de entrada  $p_l$  corresponden con las potencias activas y reactivas de las cargas y las potencias activas de los generadores. La función  $F$  aplicado a los puntos de evaluación corresponde a calcular el flujo de carga seteando todas las variables antedichas en su media menos la variable  $p_l$  en la concentración respectiva.

Usando luego la red de UTE importada en MATPOWER [15] se definen como variables de salida a todos los flujos de activa y reactiva de las líneas y todos los módulos y ángulos de las barras. De esta forma quedan definidos todos los parámetros del problema planteado en la ecuación (7) y solo resta aplicar el método Montecarlo, y en paralelo aplicar el PE  $2m + 1$  con las concentraciones de las variables de entrada y comparar los resultados.

### C. Correlaciones de variables

Hasta este punto en ningún momento se tuvo en cuenta la correlación entre las variables de entrada, indispensable para un análisis realista de la red eléctrica, ya sea entre las cargas como también entre generadores. Un esquema de PE  $2m + 1$  implementado sin correlación se puede ver en [7], y otro teniendo en cuenta la correlación lineal en [8]. Uruguay,

al ser un país con pocos accidentes geográficos y distancias cortas entre parques eólicos, presenta una correlación alta entre las velocidades de viento, y la generación solar fotovoltaica tiene una correlación muy cercana a uno. También existen correlaciones entre distintas fuentes de generación. El impacto de las correlaciones entre la energía solar fotovoltaica y eólica en Uruguay ha sido estudiado en [16]. En este trabajo se considera sólo la covarianza entre las variables, despreciando las correlaciones de mayor orden. El método se basa en el trabajo de Morales et al. [8].

La idea central del método con correlaciones es hacer una transformación ortogonal de las variables aleatorias correlacionadas de entrada  $p_1..p_m$  de forma de obtener  $q_1..q_m$  variables no correlacionadas. La relación se expresa:

$$q = Bp \quad (10)$$

$B = L^{-1}$ , donde  $L$  es la matriz triangular inferior proveniente de la descomposición de Cholesky de la matriz de correlaciones del vector de variables aleatorias  $p$ ,  $C_p = LL^{-1}$ .

Con estas nuevas variables  $q$  se calculan las concentraciones y se aplica la ecuación (7) de la forma:

$$m_i = E[Z_j^i] \simeq \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^3 w_{l,k} F(B^{-1}(\mu_{q_1}, \mu_{q_2}, \dots, \mu_{q_{l-1}}, q_{l,k}, \mu_{q_{l+1}}, \dots, \mu_{q_m}))^i. \quad (11)$$

El efecto de multiplicar por  $B^{-1}$  correlaciona nuevamente cada uno los puntos de evaluación previo a ejecutar el flujo de carga.

### III. RESULTADOS

#### A. Exactitud

La exactitud del método PE  $2m+1$  se verifica comparándola con la simulación del Método Montecarlo, tomando como datos de entrada un año de simulación energética horaria.

La comparación entre métodos realizada en este trabajo se basa en visualizar la diferencia entre los primeros momentos de salida de cada variable y las diferencias entre las curvas cdf, usando Gram-Charlier a partir de los momentos antes mencionados.

La comparación de los momentos de las variables de salida se presentan en la tabla I, donde se muestra para cada momento el promedio del error relativo de aproximación de todas las variables de salida del flujo de carga. El promedio del error relativo es calculado según la ecuación (12),

$$Error_{relativo} = \frac{1}{N} \sum_j^N \frac{Momento_{MC_j} - Momento_{PE_j}}{Momento_{MC_j}} \quad (12)$$

donde  $N$  es la cantidad de variables de salida del flujo de carga: potencia activa y reactiva de todas las líneas del

sistema, módulo y ángulo de todas las barras. Este error se calcula para los primeros ocho momentos. La aproximación en general empeora cuanto mayor es el orden del momento. Esto es evidente por la naturaleza del método, ya que la definición del mismo [13] implica una aproximación por Taylor de la variable de entrada centrada en la media. Este error de menos del 1 % en los primeros momentos es suficientemente preciso como para realizar un análisis a gran escala de la red eléctrica.

TABLA I  
COMPARACIÓN MONTECARLO-PE ERRORES RELATIVOS EN LOS MOMENTOS

Momento	Error Relativo
1	0.25 %
2	0.41 %
3	0.15 %
4	3.10 %
5	5.36 %
6	9.23 %
7	12.72 %
8	16.69 %

En general, la utilización de más de 4 momentos de salida para construir la cdf usando Gram-Charlier no mejora la aproximación para el nivel de certeza que se plantea (1 %). En la figura 3 se muestra el resultado del método PE y cómo se ve la cdf a partir de cada uno de los primeros 8 momentos de salida que da el método. La variable flujo de potencia activa de la línea YOU-PAY fue tomada al azar, para el resto de las variables la conclusión fue la misma.

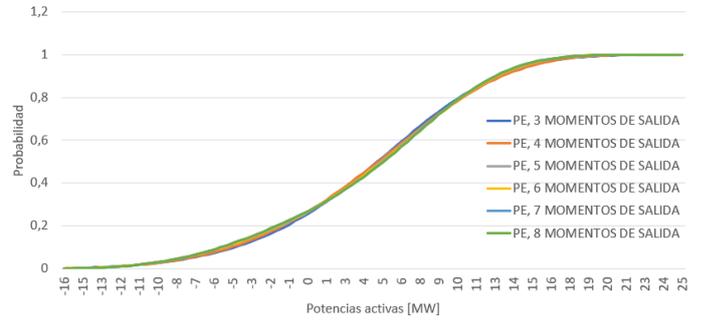


Fig. 3. cdf construidas a partir de varios momentos de salida con Gram-Charlier

En cuanto a la comparación de ambas pdf y cdf para ambos métodos, se presenta un ejemplo en la figura 4, donde nuevamente se compara la potencia activa de la línea YOU-PAY.

En la tabla II se muestra el error absoluto promedio para cada grupo de variables de salida. Se utiliza un error absoluto según la ecuación (13) en lugar del error relativo debido a que cerca de cero los errores relativos presentaban malos resultados numéricos a causa de las divisiones entre números pequeños. En este caso el error absoluto se puede definir directamente como un error en la estimación de la probabilidad. Esto es, la diferencia entre la probabilidad de un evento estimada por Montecarlo y por PE. En la tabla II se

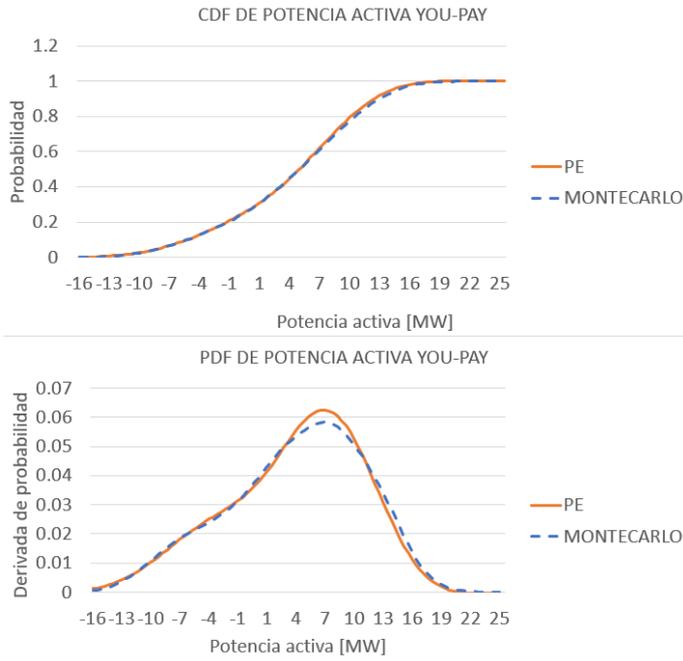


Fig. 4. cdf y pdf construidas a partir de Gram-Charlier para comparar métodos. Figura ejemplo para ver la comparación de potencias activas para la línea YOU-PAY.

puede ver que para todas las variables de salida el promedio del error fue menor al 3 %.

TABLA II  
COMPARACIÓN MONTECARLO-PE DE PROMEDIO DE ERRORES ABSOLUTOS

VARIABLES DE SALIDA	Error Absoluto
Potencias activas	-0,026
Potencias reactivas	-0,019
Módulo de tensiones	0,006
Ángulo de tensiones	0,013

$$Error_{absoluto} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N CDF_{Montecarlo_j} - CDF_{PE_j} \quad (13)$$

En la figura 5 se presenta el histograma de los errores absolutos de potencia activa de todas las líneas. El 50 % de los casos presentó un error menor al 1 % y el 96 % de los casos un error menor al 10 %.

### B. Tiempos de ejecución

En cuanto a la velocidad de ejecución, el método PE presenta varias ventajas frente al Método Montecarlo. Para hacer una simulación de este último con niveles de precisión aceptables para análisis de redes se necesita del orden de varios miles de simulaciones, que en el caso de un análisis N-1 podrían fácilmente transformarse en cientos de miles. Si además se está haciendo un análisis de planificación de la red

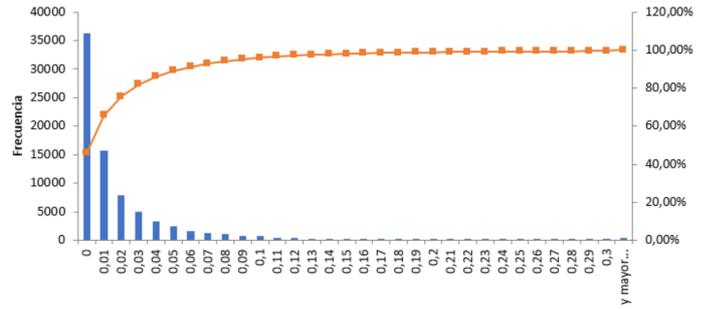


Fig. 5. Histograma de errores absolutos de aproximación Montecarlo-PE entre CDFs para todas los valores de potencias activas de todas las líneas del sistema.

donde se tienen en cuenta nuevas líneas y nodos en diferentes configuraciones, el problema se hace incalculable rápidamente.

PE requiere por única vez que se calculen los primeros momentos de las variables de entrada e invertir la matriz de covarianzas. Finalizado este cálculo, por cada escenario, se necesitarán calcular solo  $2m + 1$  flujos de cargas, donde  $m$  es la cantidad de variables de entrada para obtener los momentos de todas las variables de salida. La ejecución de la ecuación (11) representa un tiempo despreciable en el cálculo frente al cálculo de los flujos de carga.

## CONCLUSIONES

En este trabajo se probó el método de Point Estimation en el sistema de transmisión uruguayo. Los resultados son prometedores para el análisis del desempeño de la red en horizonte de mediano plazo, permitiendo obtener formas aproximadas de las funciones de distribuciones de las variables de interés con errores reducidos, cuando se compara contra los resultados del método de Montecarlo. La aproximación mejora cuanto más parecido sea la distribución de las variables a una distribución representable de la forma de Gram-charlier o a una distribución gaussiana.

Este nuevo método subestima el peor caso de valor de sobrecarga comparándolo con Montecarlo, lo que indica que no se debe usar este método en caso de que esa variable sea la de interés.

Para el análisis habitual de la planificación de la expansión del sistema de transmisión, con el método PE se requieren la resolución de aproximadamente 3000 flujos de carga, lo que representa una ventaja importante en cuanto tiempos de computo, si se compara con el método de Montecarlo actualmente empleado en UTE que requiere la resolución de un millón de flujos de carga.

## TRABAJO FUTURO

Se analizará cómo mejora la precisión de las aproximaciones aumentando el número de concentraciones, aunque demasiadas concentraciones también podrían llevar a resultados no realistas [7].

Todos los flujos de carga que se procesaron fueron AC y en todos los casos convergía la simulación. Se investigará en escenarios o contingencias de la red en la que el flujo de cargas no converja para contrastar los resultados del método PE.

El modelo de red de UTE tiene representadas todas las centrales generadores que se conectan a una misma barra de transmisión, así como las demandas de en la fronteras de 31.5 kV y 63 kV. Se evaluará el impacto de reducir el modelo en cuanto a los requerimientos de cómputo del método PE.

Se evaluará como complemento a Gram-Charlier la aproximación Cornish-Fisher, que podría reducir los errores en los valores extremos. [5]

#### AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue parcialmente financiado por la Agencia Nacional de Investigación e Innovación (ANII), bajo el proyecto del Fondo Sectorial de Energía FSE-1-2018-1-153061.

Al Prof. MSc. Michel Artenstein por su asistencia para la preparación de este trabajo.

A Franco Scopelli por su ayuda con la redacción.

#### REFERENCIAS

- [1] B. Borkowska, "Probabilistic load flow," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-93, no. 3, pp. 752–759, may 1974.
- [2] P. Chen, Z. Chen, and B. Bak-Jensen, "Probabilistic load flow: A review," in *2008 Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies*. IEEE, apr 2008.
- [3] (2018) Informe anual 2018. ADME. [Online]. Available: [https://adme.com.uy/db-docs/Docs\\_secciones/nid\\_526/Informe\\_Anual\\_2018\\_V8.pdf](https://adme.com.uy/db-docs/Docs_secciones/nid_526/Informe_Anual_2018_V8.pdf)
- [4] P. Pena, N. Morales, C. Zoppolo, A. Pizzini, and M. Artenstein, "Probabilistic power flow for the transmission system expansion planning considering distributed generation variability," *CIGRE Science & Engineering- Jun. 2017*, vol. 8, pp. 138 – 143, Jun. 2017.
- [5] J. Usaola, "Probabilistic load flow in systems with high wind power penetration," 2008. [Online]. Available: <https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/2845/stochLF.pdf>
- [6] E. Rosenblueth, "Two-point estimates in probabilities," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 5, no. 5, pp. 329–335, oct 1981.
- [7] J. M. Morales and J. Perez-Ruiz, "Point estimate schemes to solve the probabilistic power flow," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, no. 4, pp. 1594–1601, nov 2007.
- [8] J. Morales, L. Baringo, A. Conejo, and R. Miñquez, "Probabilistic power flow with correlated wind sources," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 4, no. 5, p. 641, 2010.
- [9] M.-L. Kloubert and C. Rehtanz, "Enhancement to the combination of point estimate method and gram-charlier expansion method for probabilistic load flow computations," in *2017 IEEE Manchester PowerTech*. IEEE, jun 2017.
- [10] Modelo de la red de Trasmisión. UTE. [Online]. Available: <https://portal.ute.com.uy/institucional/ute/utei/mapas-y-datos-para-realizar-simulaciones-de-carga>
- [11] C.-L. Su, "Probabilistic load-flow computation using point estimate method," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 4, pp. 1843–1851, nov 2005.
- [12] Instituto de Ingeniería Eléctrica, FI, UdelaR, "Simsee," 2019. [Online]. Available: <https://simsee.org/>
- [13] H. Hong, "An efficient point estimate method for probabilistic analysis," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 59, no. 3, pp. 261–267, mar 1998.
- [14] A. C. Miller and T. R. Rice, "Discrete approximations of probability distributions," *Management Science*, vol. 29, no. 3, pp. 352–362, mar 1983.

- [15] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sanchez, and R. J. Thomas, "MAT-POWER: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19, feb 2011.
- [16] M. Gurín, E. Cornalino, A. Guggeri, R. Alonso Suárez, G. Giacosa, G. Abal, R. Terra, and R. Chaer, "Complementariedad de los recursos renovables (solar-eólico) y su correlación con la demanda de energía eléctrica", MIEM-DNE PT 005," MIEM-DNE, Tech. Rep., 2016. [Online]. Available: <https://iie.fing.edu.uy/publicaciones/2016/GCGAGATC16>