

**C1 - Desarrollo y economía del sistema eléctrico****MÉTODOS DE FLUJO DE CARGA PROBABILÍSTICO APLICADOS AL SISTEMA DE TRANSMISIÓN URUGUAYO**

**M. ARTENSTEIN**  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
martenstein@fing.edu.uy

**V. SCOPELLI**  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
vittorioscopelli@gmail.com

**S. GARABEDIAN**  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
sgarabedian@ute.com.uy

**R. PORTEIRO**  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
rporteiro@ute.com.uy

**P. PENA\***  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
ppena@fing.edu.uy

**N. MORALES**  
Facultad de Ingeniería –  
Universidad de la República  
Uruguay  
nmorales@fing.edu.uy

**Resumen** – Se presentan tres métodos de flujo de carga probabilístico orientados a la planificación de la expansión de transmisión en un sistema eléctrico con gran penetración de energías renovables no convencionales: flujos de carga holomorfos multidimensionales, point estimation y redes neuronales. Se compara el desempeño de los métodos aplicados al sistema de transmisión uruguayo, contrastando los resultados con una simulación Montecarlo basada en flujo de cargas AC. Los tres métodos resultaron viables, al menos para redes del tamaño similar a la de Uruguay, obteniendo resultados con una precisión razonable, y en tiempos de cómputo uno a dos órdenes de magnitud menor que el método Montecarlo.

**Palabras clave:** Flujo de Carga Probabilístico – Flujo Holomorfo – Point Estimation – Redes Neuronales – Montecarlo – Planificación de la Expansión de Transmisión

## 1 INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, Uruguay ha concretado un importante cambio en su matriz energética nacional, siendo el sistema eléctrico el principal agente de este cambio. Como consecuencia, el Sistema Interconectado Nacional (SIN) ha sufrido una transformación muy significativa, pasando de ser un sistema basado en unas pocas centrales térmicas e hidráulicas, a un sistema que ha incorporado 1500 MW de generación eólica y 300 MW de generación solar fotovoltaica, representando en total más del 85 % del pico de demanda actual y duplicando el mínimo de demanda del sistema. Acompañando estos cambios, el sistema de transmisión uruguayo está incorporando importantes obras, transformando el sistema puramente radial del norte en una red mallada, anillando el sistema de Extrema Alta Tensión (EAT) y aumentando la capacidad de intercambio de energía con Brasil a través de la instalación de la convertidora de frecuencia de 500 MW.

Históricamente, los estudios de régimen estacionario para la planificación de la red de transmisión en UTE, se han realizado seleccionando un conjunto reducido de peores casos. Estos peores casos, eran configurados de forma de obtener las mayores sobrecargas posibles en los elementos de la red de transmisión, y su configuración se basaba en la experiencia de los especialistas de cómo se distribuyen los flujos de potencia en la red [1].

El cambio de topología y la incorporación de grandes cantidades de Energías Renovables No Convencionales (ERN) en diferentes nodos del SIN, modifican de forma muy significativa los patrones de flujos de potencia

\* Instituto de Ingeniería Eléctrica, Julio Herrera y Reissig 565, Montevideo, Uruguay. – ppena@fing.edu.uy

presentes en la red, introduciendo un gran nivel de incertidumbre en los escenarios de generación y aumentando significativamente la cantidad de posibles casos a considerar en un estudio de planificación de la red de transmisión.

En este contexto, la metodología históricamente empleada, basada en flujos de carga determinísticos, queda obsoleta, motivando a explorar métodos probabilísticos para el análisis de régimen estacionario en la planificación de la expansión de la red de transmisión.

Los conceptos de flujo de carga probabilístico (PLF) han sido presentados en una gran cantidad de trabajos desde la primera publicación de Borkowska [2]. La técnica comúnmente empleada se basa en el método Montecarlo, donde se repiten una serie de simulaciones del sistema (flujo de carga) sorteando las variables aleatorias involucradas que representan el estado del sistema (generación, demanda, elementos fuera de servicio) [3]. En algunas aplicaciones, la gran cantidad de simulaciones requieren un tiempo computacional muy significativo, por lo que se han propuesto en algunos trabajos académicos, distintos métodos analíticos para resolver el problema de flujo de carga probabilístico [4].

En Uruguay, los especialistas dedicados a la planificación de la expansión de la red de transmisión de UTE, han desarrollado diferentes herramientas, métodos y criterios para un análisis de la red, empleando flujo de carga probabilístico basado en Montecarlo. Una de las metodologías, pionera en UTE en el uso de casos generados en base a una simulación energética, estimaba la duración de escenarios en la planificación de la red de transmisión a partir de una simulación del despacho óptimo económico [5]. Posteriormente, el análisis se basó en la resolución de todos los casos, para lo que se exploraron métodos para la resolución de una gran cantidad de casos, utilizando algoritmos clásicos de resolución de flujos de carga AC en PSSE. Los casos surgen de una simulación energética en SimSEE de poste horario, con distintos escenarios posibles, donde se obtiene un millón de casos aproximadamente, para los que se resuelve el flujo AC en PSSE. En base a los resultados del análisis en régimen N, y para la red en contingencia simple (régimen N-1) se resuelven los casos más exigentes por cada elemento del sistema.

Otro de los métodos desarrollados en UTE, que derivaron en una herramienta software denominada EPPTRA, se basó en técnicas de *clustering* para reducir el número de casos a resolver, seleccionando un subconjunto representativo de los patrones de flujos de potencias por la red de transmisión. Los casos seleccionados, son resueltos utilizando algoritmos clásicos de flujos de carga como Newton-Raphson [1,6-8], y también a través del uso de los factores de distribución de la red de transmisión [9].

La gran penetración de ERNC en los sistemas eléctricos de potencia, ha captado el interés de las compañías transmisoras en estas técnicas probabilísticas, al igual que en UTE en Uruguay, con el fin de poder analizar la diversidad de patrones de flujo y su probabilidad asociada, permitiendo un mejor aprovechamiento de la capacidad del sistema de transmisión y aportando mayor información en la toma de decisiones sobre las inversiones requeridas para su expansión.

En sistemas como el de Texas, con una penetración del 41 % de la demanda abastecida por generación eólica, se han investigado y desarrollado métodos probabilísticos que puedan ser incorporados en el proceso de planificación de las redes de transmisión [10], basado en la generación de casos realistas del despacho y el análisis de las contingencias [11], y se han investigado técnicas para la selección de casos representativos, aplicando *clustering* [12], o realizando un muestreo estratificado de casos [13].

En sistemas grandes (TVA de 33000 barras, MISO de 72000 barras) se han investigado métodos probabilísticos de planificación del sistema de transmisión y del análisis del impacto de las incertidumbres y los riesgos en el proceso de decisión de expansión del sistema [14], combinando herramientas del despacho óptimo económico, con herramientas de análisis de contingencias, y en otros (SPP de 6700) se han generado casos a partir de series históricas de viento, generación fotovoltaica y demanda, asignando probabilidades a cada caso [15]. En Canadá, BC Hydro ha evaluado tres alternativas diferentes de expansión de un sistema regional de 138 kV, como demostración de aplicación de una metodología probabilística para el análisis costo/beneficio [16].

Lumbreras & Ramos [17] plantean los desafíos que presenta la integración de ERNC para la planificación del sistema de transmisión en el contexto europeo, realizando una revisión bibliográfica sobre las técnicas empleadas en la búsqueda de la solución óptima de expansión, y detallando una serie de ejemplos de aplicación en esta línea. El proyecto europeo REALISEGRID en particular, desarrolló un herramienta que realiza el flujo de carga óptimo considerando la variación de las condiciones climáticas, la demanda y la eólica mediante un método Montecarlo no secuencial [18]. L'Abbate et al. [19] presentan el caso de aplicación de esta herramienta al análisis de expansión del sistema de transmisión italiano, con penetración de ERNC.

La necesidad de estas técnicas probabilísticas de resolver grandes cantidades de flujo de carga ha puesto el foco en diversas técnicas de flujo de carga que requieran menor tiempo de procesamiento que los algoritmos clásicos iterativos. Algunas técnicas como las aproximaciones denominadas "flujo DC" [20] son comúnmente aplicadas, y existen propuestas prometedoras como la estimación mediante algoritmos de aprendizaje automático [21] o los desarrollos recientes de flujo holomorfo [22-24].

A partir del análisis del estado del arte se identificaron tres métodos con enfoques bien diferentes entre sí, los que se desarrollaron a nivel de prototipo y se probaron en el sistema de transmisión uruguayo: flujos de carga holomorfos multidimensionales, *point estimation*, y redes neuronales. En las secciones siguientes se describe cada uno de los métodos y se comparan los resultados de su aplicación al sistema de transmisión de Uruguay.

## 2 FLUJOS DE CARGA HOLOMORFOS MULTIDIMENSIONALES

El método de los flujos de carga holomorfos (HELM) es una técnica relativamente nueva de resolución de flujos de carga [22], con ciertas propiedades que la hacen atractiva para resolver grandes cantidades de flujos de carga en forma automática.

En particular, el HELM multidimensional tiene posibles aplicaciones a la resolución eficiente de grandes cantidades de flujos de carga por el método Montecarlo [24] así como a la resolución de flujos de carga probabilísticos (PLF) por métodos analíticos [25].

La idea atrás de estos métodos es que las ecuaciones del flujo de cargas pueden "embeberse" en un conjunto de ecuaciones de variable compleja, de forma que las soluciones del flujo de carga (tensiones, potencias reactivas de los generadores) puedan expresarse como polinomios multidimensionales (en rigor: series de potencia truncadas) en un conjunto de  $D$  variables complejas, cada una de ellas asociada a una de las  $D$  variables aleatorias (generaciones y cargas) que definen cada escenario de flujo de cargas a resolver.

Se desarrollaron programas en ambiente Matlab para implementar ambos métodos, concluyéndose que la aplicación del HELM multidimensional al método Montecarlo no es una alternativa viable, dado que los tiempos de resolución se hacen inmanejables a medida que crece el tamaño de la red y la dimensión  $D$  del problema.

### 2.1 Aplicación del HELM multidimensional a la resolución de PLF por métodos analíticos

La idea atrás de la resolución de PLF por métodos analíticos es que, en lugar de correr una cantidad muy grande de flujos de carga (tantos como escenarios de generación y demanda) y procesar los resultados obtenidos para las variables de salida (tensiones de barra y flujos de rama), se busca obtener directamente la función de densidad de probabilidad (pdf) de las variables de salida a partir de un conjunto de muestras aleatorias o de la pdf de las variables de entrada (cargas y generaciones).

Dadas las dificultades para "transformar" la pdf de las variables de entrada en las pdf de las variables de salida a través de las ecuaciones completas del flujo de cargas (un sistema de ecuaciones fuertemente no lineal), se suelen asumir algunas simplificaciones clásicas en estas ecuaciones.

La simplificación más habitual es linealizar las ecuaciones del flujo de carga por medio de la técnica de flujos de carga dc [20], que sólo puede proporcionar los flujos de activa por las ramas del sistema, pero no los flujos de reactiva ni las tensiones de barra.

Si en vez de modelar los flujos de carga por medio de su aproximación dc, lo hacemos a través del modelo de HELM multidimensional, la solución del flujo de cargas se expresa, como ya se ha dicho, a través de polinomios multidimensionales.

Las variables de salida (módulos de tensión de barra, flujos de potencia activa, reactiva y aparente por las ramas) serán, por lo tanto, funciones polinomiales de las variables de entrada.

El modelo HELM puede verse, como tanto, como un perfeccionamiento de los modelos de flujo de carga lineal: las variables de entrada y salida se relacionan ahora por medio de aproximaciones de mayor orden que la aproximación lineal. El método se esquematiza en la Fig. 1.

Este perfeccionamiento del modelo lineal permite, en particular, procesar en forma adecuada las variables de salida que la aproximación de flujos dc no puede calcular (tensiones de barra, flujos de potencia reactiva y aparente).

Se desarrolló un programa en ambiente Matlab para implementar esta variante del HELM multidimensional, y se lo probó en diversas redes de prueba, inclusive la propia red uruguaya.

A fin de optimizar los tiempos de cálculo se implementó la aproximación de [25] de sólo incluir en el desarrollo los polinomios completos de orden 2, y por encima del orden 2 sólo calcular los términos diagonales.

Las pdf de las variables de entrada se caracterizaron a través de sus cumulantes de orden 6, y las pdf de las variables de salida se reconstruyeron a partir de sus cumulantes por el método Gram Charlier [26]. Se obtuvieron con una precisión razonable las distribuciones de probabilidad de las tensiones de barra y flujos de rama (potencia activa, reactiva y aparente) en los diversos casos analizados. Se concluyó que la metodología de resolución de flujos probabilísticos analíticos por medio de técnicas HELM es una alternativa viable, al menos para redes del tamaño de la red uruguaya.

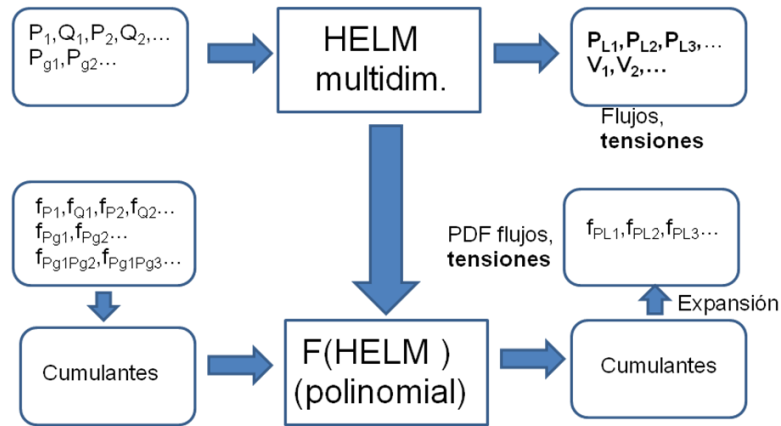


Fig. 1: Esquema del método HELM multidimensional aplicado al flujo de carga probabilístico analítico.

### 3 POINT ESTIMATION

Diferentes autores como Chen et. al [27] y Morales & Perez-Ruiz [28] mencionan el método *Point Estimation* como uno en el cual se podría llegar a obtener resultados de calidades similares a la de una simulación Montecarlo, pero en un tiempo de al menos un orden menor. La definición de calidad es subjetiva, debido a que depende del estudio que se quiera realizar y de la precisión requerida si el método es conveniente o no. En particular para el trabajo de planificación a largo plazo el método demuestra tener un gran potencial. Los autores de los diferentes trabajos prueban el método en redes IEEE estándar, pero muy pocos lo han probado en redes reales, como Kloubert [29], quien lo probó con una mejora para variables multimodales en la red alemana simplificada.

*Point Estimation* (PE) es un método aproximado que permite calcular los primeros momentos estadísticos de todas las variables de salida del flujo de carga: Potencias activas y reactivas por las ramas, además de módulos y ángulos de las barras. 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 se puede conseguir una función de densidad de probabilidad (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, como se indica en [28-30].

Se desarrolló un programa en ambiente Matlab para implementar el método PE (2m+1), como se describe en [31], y se lo probó en la red de transmisión uruguaya.

Se obtuvieron con una precisión razonable las distribuciones de las variables de interés, cuando se compara contra los resultados del método Montecarlo resolviendo todos los flujos AC en PSSE. La aproximación mejora cuanto más parecida sea la distribución de las variables a una distribución representable de la forma de Gram-charlier o a una distribución gaussiana. Este método subestima el peor caso de valor de sobrecarga comparándolo con Montecarlo, lo que representa una desventaja en caso de que esa variable sea la de interés. Para el caso de la red uruguaya, PE requiere resolver aproximadamente 3000 flujos AC, una cantidad 3 órdenes de magnitud menor que el método Montecarlo.

### 4 ESTIMACIÓN DE FLUJO DE CARGA CON REDES NEURONALES

El gran éxito de las redes neuronales en la resolución de problemas de complejidad fue determinante a la hora de aplicar este tipo de modelo al problema de flujos de carga. A su vez, el hecho de contar con herramientas

estándar de resolución de flujo de carga que permiten generar un gran número de datos para entrenar redes neuronales, representa una gran ventaja.

Dos trabajos relevantes aplican técnicas de inteligencia artificial a la resolución del problema de flujo de carga estándar. En el estudio realizado por Paucar [32] se aplican técnicas de perceptrón multicapa en redes eléctricas pequeñas. En un trabajo reciente de Donnot [33], técnicas más complejas de aprendizaje profundo son utilizadas para la resolución de flujos de carga en redes de transmisión reales de tamaño considerable.

Se diseñó un modelo de red neuronal con una arquitectura en tres capas y se implementó en Python, utilizando Tensorflow. El detalle de la herramienta desarrollada y los resultados detallados de su aplicación al sistema de transmisión uruguayo fueron publicados en [34].

El modelo fue entrenado utilizando técnicas de búsqueda de hiperparámetros en una grilla. El análisis experimental realizado consistió en entrenar el modelo propuesto utilizando 40000 escenarios de flujos de carga resueltos con el software PSS/E. Todos los módulos de software utilizados, se ejecutaron en un computador de escritorio con un procesador Intel Core i7-8550U CPU@1.80 GHz 1.99 GHz de 8 núcleos y 32 GB RAM. Para evaluar el modelo se utilizó la métrica *MAPE*. Se analizó el impacto en la calidad del modelo del volumen de datos de entrenamiento y se constató que la utilización de mayores volúmenes de datos mejora los valores *MAPE* obtenidos.

Por otra parte, con el mejor modelo desarrollado se obtuvo un valor de  $MAPE = 2.6\%$  considerando flujos mayores a 1 MVA. Se tomó como modelo de referencia el de *Flujo DC*, para el cual el valor  $MAPE = 12.6\%$  considerando flujos mayores a 1MVA. El tiempo de ejecución del modelo de red neuronal fue de 0.015 milisegundos por caso y la resolución del *Flujo AC* realizada por PSS/E ejecuta en un tiempo de 30 milisegundos por caso. El tiempo de entrenamiento requerido fue de 13 minutos.

El modelo desarrollado permite resolver flujos de carga sobre una topología fija con una muy buena precisión, aproximando pérdidas y con un tiempo de ejecución adecuado. Esto implica que los estudios eléctricos realizados hoy en día se pueden enriquecer con este modelo, ya que las herramientas actuales presentan como limitante principal los tiempos de ejecución. Se puede concluir que los resultados obtenidos son muy prometedores.

## **5 COMPARACIÓN DE LOS MÉTODOS APLICADOS AL SISTEMA DE TRANSMISIÓN DE URUGUAY**

En la Tabla I se comparan los tres métodos investigados, aplicados sobre el sistema de transmisión uruguayo, y como referencia el método Montecarlo basado en flujo de cargas AC.

Para comparar el desempeño de los distintos métodos se partió de una misma simulación energética de poste horario de SimSEE [35] para un período de un año, considerando exportación, importación y la variabilidad de las ERNC, en 108 crónicas hidrológicas, con lo que se obtienen 946080 casos de generación y demanda. En todos los métodos se utilizó el sistema de transmisión uruguayo modelado en PSS/E y publicado por UTE, que modela la red de transmisión completa, incluyendo las estaciones de transformación 150 kV / MT, hasta la frontera con el distribuidor en media tensión, y un equivalente del sistema argentino.

### **5.1 Procesamiento de las variables de entrada**

El método basado en redes neuronales y el método elegido de referencia se utilizan directamente las variables de entrada (potencia de cada generación y demanda por caso) para resolver el flujo en PSS/E con el modelo de red completo, mientras que los métodos HELM y PEM requieren un pre-procesamiento de las variables de entrada.

En el método HELM los tiempos de cálculo son muy dependientes del número *D* de variables de entrada, por lo que se requiere reducir el modelo a efectos de no considerar aquellas que no son propiamente aleatorias o barras ficticias. Para las variables reducidas se requiere calcular los cumulantes y la matriz de covarianzas.

Para el método PEM se requiere calcular los momentos de las variables de entrada y la matriz de covarianzas. Este pre-procesamiento, tanto en el método HELM como en PEM, se realiza por única vez para una simulación energética dada, permaneciendo invariante para cada topología de red a analizar, por lo que no representa un esfuerzo de cálculo significativo.

### **5.2 Cantidad de flujos AC a resolver**

Los métodos PEM y redes neuronales requieren la resolución de algunos miles de flujos AC en cada topología de red a analizar. Si bien es una cantidad varios órdenes de magnitud menor en comparación con el método

Montecarlo, igualmente se presenta la dificultad de los casos en los que no se alcanza la convergencia, en particular, cuando se analizan contingencias.

El método HELM presenta una gran ventaja en este sentido, el proceso de cálculo de los cumulantes de salida no requiere correr ningún flujo de cargas, por lo que no es iterativo ni requiere utilizar ningún criterio de convergencia.

TABLA I. COMPARACIÓN DE LOS MÉTODOS DE FLUJO DE CARGA PROBABILISTICOS APLICADOS AL SISTEMA DE TRANSMISIÓN URUGUAYO

Método PLF	Procesamiento de las variables de entrada	# flujos AC requeridos	Resultados de red	Tiempos por topología [s]
<b>Flujos Holomorfos Multidimensionales (HELM)</b>	Cálculo de cumulantes y matriz de covarianzas Reducción de variables de entrada	0	Distribuciones de probabilidad aproximadas: <ul style="list-style-type: none"> <li>• potencia activa</li> <li>• potencia reactiva</li> <li>• potencia aparente</li> <li>• tensión en las barras</li> </ul>	1400
<b>Point Estimation 2m+1 (PEM)</b>	Cálculo de momentos y matriz de covarianzas	3000	Distribuciones de probabilidad aproximadas: <ul style="list-style-type: none"> <li>• potencia activa</li> <li>• potencia reactiva</li> <li>• potencia aparente</li> <li>• tensión en las barras</li> </ul>	100
<b>Redes Neuronales Totalmente Conectadas</b>	-	4000	Montecarlo basado en estimación de flujo AC por caso: <ul style="list-style-type: none"> <li>• potencia activa</li> <li>• potencia reactiva</li> <li>• potencia aparente</li> <li>• pérdidas por rama</li> <li>• tensión en las barras</li> </ul>	914
<b>Referencia: Montecarlo basado en flujos AC</b>	-	946080	Montecarlo basado en resultados de flujo AC por caso: <ul style="list-style-type: none"> <li>• potencia activa</li> <li>• potencia reactiva</li> <li>• potencia aparente</li> <li>• pérdidas por rama</li> <li>• tensión en las barras</li> </ul>	>15000

### 5.3 Resultados de PLF

Los resultados de PLF de estos métodos se pueden clasificar en dos tipos: 1) distribuciones de probabilidad aproximadas de las variables de salida y 2) resultados del tipo Montecarlo de las variables de salida. A partir de los resultados de Montecarlo es posible estimar también las distribuciones de probabilidad de las variables de salida, por lo tanto, todos los métodos permiten obtener este resultado, esencialmente para las mismas variables. La desventaja de los métodos analíticos, HELM y PE, es que al obtener únicamente las pdf de las variables de salida, no se pueden determinar los valores extremos.

Los métodos basados en Montecarlo, tanto la estimación de los flujos empleando redes neuronales, como la resolución del flujo AC, presentan además la ventaja de poder reproducir cualquier caso que resulte de interés, como por ejemplo el que produzca un valor máximo de sobrecarga en una determinada línea, o una sobretensión en una barra, lo que resulta particularmente útil en el proceso de planificación de la expansión del sistema de transmisión.

## 5.4 Tiempos por topología

Al comparar los tiempos de cómputo de cada método debe tenerse en cuenta que las herramientas *software* se desarrollaron a nivel de prototipo, en leguajes interpretados, y el *hardware* sobre el que se probó fue distinto en cada caso.

En el método PEM el tiempo cómputo es básicamente el requerido para resolver los  $2m+1$  flujos AC (3000 en la red uruguaya), resultando el método más ágil, dos órdenes de magnitud menor que el método Montecarlo.

Para el método de redes neuronales se requiere resolver una cantidad similar de flujos AC que en PEM, pero se suma el tiempo de entrenamiento de la red neuronal (13 minutos), resultando en un tiempo total un orden de magnitud mayor que el método PEM.

El método HELM multidimensional requiere un tiempo similar a la estimación con redes neuronales, también más lento que PEM, pero un orden de magnitud menor que el método Montecarlo.

## 6 CONCLUSIONES

Se desarrollaron tres métodos adecuados para el análisis de redes de transmisión en régimen estacionario considerando una gran diversidad de patrones de flujo: *point estimation*, flujos holomorfos multidimensionales y redes neuronales. Los métodos se aplicaron sobre la red uruguaya, a partir de herramientas software a nivel de prototipo desarrolladas para cada uno, que permitieron evaluar su desempeño.

El método de flujo de carga probabilístico *point estimation* permite obtener, con una precisión razonable, las distribuciones de probabilidad de las tensiones en las barras, y flujos de potencias activa y reactiva por las ramas, a partir de la resolución de flujos de carga AC de los momentos de las variables de entrada (potencias de generadores y demandas). Los tiempos de simulación para la red uruguaya se reducen significativamente en comparación a la estimación por Montecarlo, requiriendo resolver aproximadamente 3000 flujos de carga, en lugar de aproximadamente 1000000 como es habitual, y en un tiempo dos órdenes de magnitud menor que Montecarlo.

El método HELM multidimensional se aplicó exitosamente a la resolución eficiente de grandes cantidades de flujos de carga por el método Montecarlo, en redes de tamaño pequeño (hasta 14 barras). Se concluyó, no obstante, que esta técnica no es una alternativa viable para resolver en forma eficiente grandes cantidades de flujos de carga en redes de tamaño mediano a grande. Esto se debe a que la dimensión del problema crece fuertemente con el tamaño de la red y con el número de variables aleatorias de entrada (cargas y generaciones), por lo que los tiempos de resolución se hacen inmanejables.

La variante del método HELM multidimensional a la resolución del flujo de carga probabilístico analítico resultó exitosa en su aplicación en la red uruguaya, concluyendo que es una alternativa viable, al menos para redes del tamaño de la red uruguaya. Los tiempos de cálculo son aceptables, pero más grandes que los que emplea el método también analítico *point estimation*. Estos tiempos son muy dependientes del número  $D$  de variables aleatorias de entrada. Si  $D$  crece, los tiempos “se disparan”.

La ventaja del método HELM es que el proceso de cálculo de los momentos/ cumulantés de salida no requiere correr ningún flujo de cargas, por lo que no es iterativo ni requiere utilizar ningún criterio de convergencia.

El método basado en las redes neuronales totalmente conectadas permitió estimar los flujos de carga sobre una topología fija de la red uruguaya con una muy buena precisión, aproximando pérdidas y con un tiempo de ejecución adecuado. El tiempo de entrenamiento requerido fue de pocos minutos, y el tiempo de estimación de flujo para cada caso resultó tres órdenes de magnitud menor que con el flujo AC en PSS/E, resultando un tiempo total por topología un orden de magnitud menor que el método Montecarlo.

La red neuronal totalmente conectada presenta una desventaja estructural que requiere volver a entrenar la red neuronal subyacente ante cambios en la topología de la red. Para poder estimar los flujos de carga para cualquier topología, sin necesidad de reentrenamiento ante cambios en la red eléctrica, se continúa como línea de investigación la aplicación de redes neuronales en grafos (GNN).

## 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.

## REFERENCIAS

- [1] Pena, P.; Morales, N.; Zoppolo, C.; Pizzini, A.; Arstenstein, M. Probabilistic power flow for the transmission system expansion planning considering distributed generation variability, *Cigre Science and Engineering*, v.: N° 8 p.:138 - 143, 2017. ISSN: 12861146
- [2] Borkowska, B. Probabilistic load flow. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-93(3), 1974.
- [3] Li, W. Probabilistic transmission system planning (Vol. 65). John Wiley & Sons, 2011.
- [4] Usaola J., Probabilistic load flow with wind production uncertainty using cumulants and Cornish–Fisher expansion, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Volume 31, Issue 9, Pages 474-481, ISSN 0142-0615, Oct 2009.
- [5] Alvarez, D., Ruiz, A., & Tasende, D. Metodología de cálculo de duraciones de escenarios para planificación de la red de transmisión. In *Energy Trends in Latin America: Towards Regional Integration and Sustainability*, International Association for Energy Economics 2013.
- [6] Pena, P.; Morales, N.; Zoppolo, C. Flujo de carga probabilístico para estudios de conectividad con gran penetración de generación distribuida, Congreso Iberoamericano de energía IntegraCIER, 2014.
- [7] Pena, P.; Morales, N.; Arstenstein, M.; Pizzini, A.; Zoppolo, C. Planning in Transmission Systems with a Great Level of Penetration of Distributed Generation, *IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies Latin America*, 2015.
- [8] Morales, N.; Pena, P.; Zoppolo, C. Flujo de carga probabilístico para estudios de planificación de mediano plazo de la red de transmisión, XVI Encuentro Regional Iberoamericano de Cigré, 2015.
- [9] Pena, P.; Morales, N.; Pizzini, A.; Arstenstein, M. Experiencia en la planificación de la expansión del sistema de transmisión uruguayo con gran penetración de generación renovable, XVII ERIAC Decimoséptimo Encuentro Regional Iberoamericano de Cigré, 2017.
- [10] ERCOT. Probabilistic Transmission Planning Approach.  
[http://www.ercot.com/content/wcm/key\\_documents\\_lists/81141/Probabilistic\\_Transmission\\_Planning\\_Approach.pptx](http://www.ercot.com/content/wcm/key_documents_lists/81141/Probabilistic_Transmission_Planning_Approach.pptx)
- [11] Bernecker, J., Kang, S. W., Billo, J., Gaikwad, A., Wintermantel, N., & Carden, K. Probabilistic transmission planning at ERCOT. In *Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 2016 (pp. 1-5). IEEE. doi: 10.1109/PESGM.2016.7741720
- [12] Aryal, D.P. (2019). Analysis and Planning of Power Transmission System Subject to Uncertainties in the Grid. Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University.
- [13] Mulcahy, D. (2017). Probabilistic Transmission Planning: Framework, Sample Analysis , & Tools. Retrieved from <https://www.freedm.ncsu.edu/wp-content/uploads/2017/09/Mulcahy-PES-RB-Planning-1.pdf>
- [14] PRA White Paper – A White Paper on the Incorporation of Risk Analysis into Planning Processes White Paper on the Incorporation of Risk Analysis into Planning Processes General Reliability. EISPC 2015.
- [15] A Study on Probabilistic Risk Assessment for Transmission and Other Resource Planning. EISPC 2015.
- [16] Li W. Framework of probabilistic power system planning, in *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 1-8, March 2015, doi: 10.17775/CSEEJPES.2015.00001.
- [17] Lumbreras, S., & Ramos, A. The new challenges to transmission expansion planning. Survey of recent practice and literature review. *Electric Power Systems Research*, 134, 19–29. 2016. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2015.10.013>
- [18] REALISEGRID D3.3.3, REMARK, Tool for the assessment of benefits given by the expansion of transmission infrastructures, WP3.3 - Implementation of a comprehensive framework to assess technical economic and strategic benefits of transmission expansions, RSE, 2011
- [19] A. L'Abbate, F. Careri and G. Migliavacca, "Transmission expansion planning in presence of large RES penetration: The case of Italy," 2013 IEEE Grenoble Conference, Grenoble, 2013, pp. 1-6. doi: 10.1109/PTC.2013.6652476
- [20] B. Stott, J. Jardim and O. Alsac, "DC Power Flow Revisited," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 1290-1300, Aug. 2009. doi: 10.1109/TPWRS.2009.2021235
- [21] Li, S., Li, Q., Tylavsky, D., Shi, D., & Form, A. H. E. M. C.. Robust Padé Approximation Applied to the Holomorphic Embedded Power Flow Algorithm. 2018 North American Power Symposium (NAPS), (5455), 1–6.



- [22] Trias, A. "The Holomorphic Embedding Load Flow Method", IEEE Power and Energy Society General Meeting 2011, 22–26 July 2012
- [23] Trias, A. Fundamentals of the holomorphic embedding load-flow method. arXiv preprint arXiv:1509.02421.
- [24] Liu Ch., "Multidimensional Holomorphic Embedding Method to solve AC power Flows", IEEE Access, Vol.5, N°1, December 2017
- [25] Liu Ch. et al. "Probabilistic power flow analysis using Multidimensional Holomorphic Embedding and Generalized Cumulants", IEEE Transactions on Power Systems, Vol.33, N°6, November 2018
- [26] P.Zhang et al, "Probabilistic load flow computation using the method of combined cumulants and Gram-Charlier expansion", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 19, no. 1, pp. 676-682, Feb. 2004.
- [27] Chen, P; Chen, Z.; Bak-Jensen, B.. (2008). Probabilistic load flow: A review. 3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2008. 1586 - 1591. 10.1109/DRPT.2008.4523658.
- [28] Morales J. & Perez-Ruiz J., "Point Estimate Schemes to Solve the Probabilistic Power Flow," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 22, no. 4, pp. 1594-1601, Nov. 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.907515
- [29] Kloubert, M.-L (2020). "Fast Point Estimate Method for Correlated Multimodally Distributed Input Variables," 2020 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), pp. 1-6, doi: 10.1109/PMAPS47429.2020.9183681.
- [30] Rosenblueth, E. (1981). Point estimates for probability. Applied Mathematical Modelling - APPL MATH MODEL. 5. 329-335. 10.1016/S0307-904X(81)80054-6.
- [31] V. Scopelli and P. Pena, "Aplicación del método Point Estimation para el cálculo de flujo de carga probabilístico en la red de transmisión uruguaya" 2020 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T&D LA), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/TDLA47668.2020.9326163.
- [32] V. L. Paucar y M. J. Rider, "Artificial neural networks for solving the power flow problem in electric power systems", Electric Power Systems Research, vol. 62, no. 2, pp. 139–144, 2002.
- [33] B. Donnot, "Deep learning methods for predicting flows in power grids: novel architectures and algorithms" Ph.D. dissertation, 2019.
- [34] Garabedian, S; Porteiro, R; Pena, P. "Redes neuronales artificiales para la predicción de flujos de carga aplicadas al sistema de transmisión de Uruguay". Tecnología en Marcha. Vol. 34, especial. Congreso de Alta Tensión y Aislamiento Electrónico Redes (ALTAE), diciembre 2021, Costa Rica. Pág 186-196. doi: 10.18845/tm.v34i7.
- [35] Casaravilla G., Chaer R., Alfaro P., "SimSEE : Simulador de Sistemas de Energía Eléctrica". Proyecto PDT 47/12 Technical Report 7, Universidad de la República (Uruguay). Facultad de Ingeniería. Instituto de Ingeniería Eléctrica, Number 7 - Dec. 2008.