

# Metodología multiobjetivo para el Planeamiento de la Expansión de la Transmisión considerando incertidumbres en la generación eólica y la demanda

## A Multi-Objective methodology applied to the Transmission Expansion Planning considering wind power and demand uncertainties

DOI: <http://doi.org/10.17981/ingecuc.16.1.2020.20>

Artículo de Investigación Científica. Fecha de Recepción: 08/01/2020. Fecha de Aceptación: 19/02/2020

**Carlos Adrián Correa Flórez** 

Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá, (Colombia)  
carlosa-correaf@javeriana.edu.co

**Alejandro Sánchez Salcedo** 

Universidad de la Salle. Bogotá (Colombia)  
alsanchez@unisalle.edu.co

**Andrés Felipe Panesso Hernández** 

Universidad de la Salle. Bogotá (Colombia)  
afpanesso@unisalle.edu.co

Para citar este artículo:

C. Correa Flórez, A. Sánchez Salcedo y A. Panesso Hernández, "Metodología Multiobjetivo para el Planeamiento de la Expansión de la Transmisión considerando Incertidumbres en la Generación Eólica y la Demanda", INGE CUC, vol. 16, no. 1, pp. 267–284, 2020. DOI: <http://doi.org/10.17981/ingecuc.16.1.2020.20>

### Resumen

**Introducción**– En este documento se presenta una metodología multiobjetivo aplicada al problema del Planeamiento de la Expansión de la Transmisión (PET) cuando se consideran las incertidumbres en la demanda y la generación eólica.

**Objetivo**– Obtener planes de expansión robustos que minimicen los costos de inversión y maximicen el uso del recurso eólico, teniendo en cuenta su incertidumbre y la introducida por la demanda.

**Metodología**– La metodología propuesta se basa en la metodología de Escenario Reducido para representar estas incertidumbres. En la formulación de la metodología se consideraron: el modelo de red en DC, los planes de expansión que minimizan la inversión, la reducción en la carga y la generación eólica. Para obtener el algoritmo multiobjetivo, utilizado para minimizar los costos de expansión y la reducción de la energía eólica, se implementó un NSGA-II mejorado y un conjunto de planes óptimos de expansión de Pareto.

**Resultados**– Se presenta el desempeño de los planes de expansión, los cuales fueron evaluados y comparados con trabajos anteriores para demostrar la solidez del enfoque propuesto. Todas las pruebas se realizaron en los sistemas Garver e IEEE de 24 nodos.

**Conclusiones**– Al observar el número de veces que el plan de expansión lleva a cero el corte de carga y la energía eólica desperdiciada, con respecto a un valor establecido en este trabajo, se tiene que la metodología propuesta presenta un índice de rendimiento superior al 75,16% para el sistema Garver y al 98,97% para el sistema IEEE de 24 nodos.

**Palabras clave**– Incertidumbre; Generación eólica; Optimización multiobjetivo; Planeamiento de la expansión de la transmisión

### Abstract

**Introduction**– This paper presents a multi-objective methodology applied to the Transmission Expansion Planning problem when demand and large wind generation uncertainties are considered.

**Objective**– Obtain robust expansion plans that minimize investment costs and maximize the use of the wind resource, considering its uncertainty and the demand influences.

**Methodology**– The proposed methodology is based on Reduced Scenario Methodology to represent these uncertainties. The proposed methodology considers the DC model of the network, the obtained expansion plans that minimize the investment, the load shedding and the wind generation curtailment, in its formulation. To obtain the multi-objective algorithm, used to minimize expansion costs and wind power curtailment, an enhanced NSGA-II and a set of Pareto optimal expansion plans were implemented.

**Results**– The expansion plans performances were evaluated and compared with previous work, in order to demonstrate the proposed approach robustness. All tests were carried out on Garver and the IEEE 24-bus RTS systems.

**Conclusions**– Observing the number of times that the expansion plan takes to zero the load cut and the wasted wind energy, with respect to a value established in this paper, the proposed methodology has a performance index higher than 75,16% for the Garver system and 98,97% for the IEEE system of 24 nodes.

**Keywords**– Multi-objective optimization; Robust expansion plans; Transmission expansion planning; Uncertainty; Wind generation



## I. INTRODUCCIÓN

El crecimiento constante de la demanda de energía requiere de acciones en el sistema de potencia. En el caso de las redes de transmisión se necesita de una expansión para suministrar energía con criterios económicos, de seguridad y confiabilidad. Y para reforzar estas redes se debe determinar la localización, capacidad y número de elementos, para evitar cortes de carga, con mínima inversión.

### A. Métodos y modelos para solucionar el PET

Se han propuesto diferentes enfoques para abordar el PET: el estático [1]-[2], que presenta una única etapa en el tiempo. Por otro lado, los enfoques dinámicos consideran varias etapas en el tiempo para tomar decisiones de inversión [3]-[4].

El presente trabajo utiliza el modelo DC para representar la red de transmisión [5]. Se trata de un Problema No Lineal Mixto (PNLM), que se ha resuelto mediante varios métodos: programación lineal, programación dinámica, programación no lineal, programación entera mixta y técnicas de descomposición, tales como Benders y Branch and Bound [1], [6]-[10].

También se han utilizado técnicas metaheurísticas para resolver el PET: recocido simulado, búsqueda tabú, algoritmos genéticos y enjambres de partículas, entre otros [2], [11]-[14]. De hecho, se aplican algoritmos heurísticos para la construcción de la población inicial de algoritmos genéticos utilizados para la solución del PET [15].

### B. Incertidumbre en el PET

Con la creciente preocupación por los problemas ambientales y el desarrollo de los Recursos Energéticos Renovables (RER), la planeación de los sistemas eléctricos enfrenta nuevos desafíos, desde el punto de vista regulatorio, operativo y de previsión. En el caso de la generación eólica, la incertidumbre de la velocidad del viento lleva a la inclusión de un componente probabilístico para la planeación del sistema. Al considerar las incertidumbres debidas a los RER o a la demanda, el problema debe ser modificado para reflejar la naturaleza estocástica de las variables.

Existen diferentes maneras de abordar este problema, pero la forma tradicional de involucrar variables inciertas, es la Simulación de Montecarlo (SMC). Bajo este esquema, un muestreo aleatorio permite generar un conjunto de escenarios representativos. Se utiliza SMC combinada con Descomposición de Benders para determinar planes de expansión robustos, considerando las incertidumbres en el viento y la demanda [16]. O empleando SMC con optimización de restricciones aleatorias para encontrar la distribución de probabilidad de la potencia activa en líneas de transmisión, incluyendo las incertidumbres en la carga y la generación eólica [17].

En otros trabajos, se utilizan técnicas metaheurísticas combinadas con técnicas exactas [18] o programación lineal [19]-[20], para resolver el problema del PET cuando se incorporan incertidumbres en la generación, demanda, e incluso contingencias en el modelo.

Otro enfoque relacionado con la optimización estocástica, consiste en utilizar un conjunto de escenarios que permitan cierto nivel de infactibilidad, es decir, la solución óptima es factible solo para la realización del conjunto predefinido de escenarios, permitiendo ciertos niveles de potencia eólica desaprovechada para escenarios diferentes a los iniciales, a costa de encontrar soluciones de menor costo. Estos escenarios se encuentran por métodos tales como: Estimación Puntual, Arreglos Ortogonales de Taguchi (TOAT) o Momento Heurístico Coincidente [21]-[24]. Estas técnicas permiten disminuir el esfuerzo computacional, seleccionando escenarios específicos, a expensas de perder potencialmente cierto grado de robustez. La optimización robusta también se ha utilizado en el proceso de planeación para tratar la incertidumbre. En [25], se propone una solución utilizando la Descomposición de Benders, en la que el proceso iterativo resuelve un problema de inversión maestro y un esclavo dual. Esto hace posible encontrar una solución exacta, teniendo en cuenta las incertidumbres en la demanda y la energía eólica.

Siguiendo una lógica similar, se propone una optimización de tres niveles, que tiene en cuenta el peor escenario operativo asociado a las variables inciertas: generación convencional y demanda [26]. Otro trabajo que utiliza la optimización robusta, incluyendo las incertidumbres en la generación convencional y la demanda, desarrolla un modelo completo para el caso dinámico [27].

### C. Revisión del PET Multiobjetivo, considerando RER

Una metodología que incluye las incertidumbres del viento y la demanda mediante el uso de la agrupación jerárquica aglomerante, emparejando puntos de observación [28]. Este enfoque considera cómo las dos funciones objetivo que deben ser minimizadas, el costo de inversión y el costo total de generación. Para abordar este problema se utiliza el NSGA-II.

Así mismo, se combina una metaheurística multiobjetivo con búsqueda tabú [29]. Esta formulación minimiza el costo de construcción de las líneas y la energía esperada no suministrada, con incertidumbre en la generación de energía eólica. En este trabajo se aborda la incertidumbre mediante la SMC.

Se pueden considerar tres objetivos principales: costo de la inversión, absorción de la inversión privada y confiabilidad [18]. Este modelo propuesto incluye las incertidumbres en la generación de energía eólica y la demanda, que se manejan mediante un flujo de potencia óptimo probabilístico, basado en la estimación puntual. El modelo se resuelve con el algoritmo NSGA-II. También se utiliza la estimación puntual para modelar las incertidumbres y los algoritmos evolutivos multiobjetivo para resolver la formulación matemática completa: NSGA-II [30] y Epsilon [31].

Además se presenta una metodología que considera las incertidumbres de los RER a gran escala, la carga y el precio de mercado [32], utilizando un algoritmo multiobjetivo basado en enjambre de partículas, para maximizar los beneficios y minimizar los costos de inversión y operativos. Las variables inciertas se tratan con SMC. El PET se resuelve utilizando una técnica de Evolución Diferencial Binaria, basada en un conjunto difuso y considerando las incertidumbres en la demanda y las plantas de energía solar/eólica [33]. La incertidumbre se trata utilizando el método de estimación puntual, y el modelo incluye enlaces HVDC para las fuentes renovables. Por otro lado, otra forma es no considerar la incertidumbre de los RER, pero centrándose en el análisis de confiabilidad [34]-[35].

Finalmente, en una reciente revisión bibliográfica del PET [36], se aprecia que la mayor parte del trabajo se centra en enfoques monoobjetivo, a pesar de su naturaleza multicriterio. De ahí que la integración de los RER en el proceso de planeación, en un marco multiobjetivo, es un campo de investigación en curso susceptible de producir contribuciones importantes.

### D. Acerca del presente trabajo

En este artículo se propone una alternativa para resolver el PET, cuando se consideran incertidumbres en la energía eólica y la demanda. Esto se lleva a cabo mediante la creación de un conjunto de escenarios extremos representativos para la generación eólica y la demanda. Como resultado, es necesario analizar múltiples patrones de flujo de potencia para obtener propuestas de inversión que tengan en cuenta las variables inciertas. Para minimizar las funciones objetivo, a saber: costo de inversión y energía eólica desperdiciada; se utiliza un algoritmo multiobjetivo mejorado. Las soluciones proporcionan planes de expansión robustos, con condiciones operativas adecuadas para un rango de valores de energía eólica y demanda. El método propuesto se valida en los sistemas Garver e IEEE de 24 nodos.

Las contribuciones principales del presente trabajo se describen como sigue:

1. Se propone una metodología para obtener un conjunto de planes de expansión robustos. Estos planes son capaces de satisfacer las incertidumbres introducidas por la demanda futura y la producción de energía eólica.
2. Las incertidumbres de la generación eólica y la demanda futura se incluyen en el modelo, para reflejar un proceso de planeación más realista. Esto se logra analizando un conjunto de escenarios extremos para las variables inciertas. De acuerdo con lo consultado por los autores, no existe otro enfoque previo para modelar la incertidumbre, mediante la Metodología de Escenarios Reducidos (MER) propuesta.
3. En lugar de una sola propuesta de expansión, se obtienen varios planes de expansión óptimos de Pareto para ambos sistemas de prueba, mediante un algoritmo multiobjetivo mejorado. Esta metodología difiere de la mayoría de los esquemas tradicionales de planeación y constituye una extensión del enfoque monoobjetivo [37].

## II. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

En esta sección se presenta el modelo matemático para el PET. En primer lugar, se introduce el modelo monoobjetivo sin incertidumbres. Luego, se presenta el modelo matemático con incertidumbres en la demanda y la generación eólica. El modelo presentado en este trabajo se basa en el flujo de carga DC [38], utilizado comúnmente para resolver el PET a largo plazo.

### A. PET monoobjetivo sin incertidumbres

El modelo matemático, cuando se considera generación ficticia para evitar infactibilidades, es el presentado en (1)-(8).

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{i \in N_b} r_i \quad (1)$$

$$\mathbf{S}\mathbf{f} + \mathbf{g} + \mathbf{r} = \mathbf{d} \quad (2)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad (4)$$

$$0 \leq \mathbf{g} \leq \bar{\mathbf{g}} \quad (5)$$

$$0 \leq \mathbf{r} \leq \mathbf{d} \quad (6)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (7)$$

$$ij \in \Omega, n_{ij} \text{ Entero}, i \in N_b \quad (8)$$

Donde, representa la rama entre los nodos  $i$  y  $j$ . En esta rama  $c_{ij}$ ,  $f_{ij}$ ,  $\gamma_{ij}$ ,  $n_{ij}$ ,  $n_{ij}^0$ ,  $\bar{f}_{ij}$  y  $\bar{n}_{ij}$ , representan el costo del circuito, el flujo de potencia, la susceptancia, el número de circuitos adicionales, el número de circuitos en el caso base, el flujo de potencia máximo y el máximo número de circuitos que deben adicionarse, respectivamente.  $\mathbf{S}$  es la matriz de incidencia rama-nodo.  $\mathbf{g}$ ,  $\mathbf{d}$  y  $\mathbf{r}$ , son los vectores de generación, demanda y generación ficticia, respectivamente.  $\mathbf{f}$  es el vector que incluye los flujos  $f_{ij}$ .  $\theta_i$  es el ángulo de voltaje en el nodo  $i$ .  $\Omega$  es el grupo de ramas candidatas y  $N_b$  es el grupo de nodos. El corte de carga es penalizado usando el factor  $\alpha$ . Las ecuaciones (2)-(3) resultan de aplicar la LCK y la LVK al PET, respectivamente.

Este problema se divide, generalmente, en dos subproblemas. El primero es el problema de la inversión, que tiene el objetivo de determinar los planes de expansión que deben ser evaluados. Los planes de inversión pueden tener algún nivel de infactibilidad, que es evaluado por el segundo subproblema: el operativo. Este último, resulta en un problema de Programación Lineal (PL) cuando se conoce la propuesta de inversión, que se resuelve utilizando un método de punto interior [39].

El modelo presentado en (1)-(8), considera redespacho, pero no considera incertidumbres en demanda o generación. Para tener en cuenta estas incertidumbres, el modelo debe ser ajustado incluyendo escenarios seleccionados bajo criterios apropiados, como se describe en los siguientes párrafos.

### B. MER para incluir la incertidumbre

Algunos enfoques para incorporar la generación eólica consideran escenarios aleatorios que deben evaluarse de manera exhaustiva, por ejemplo, con SMC. En otros casos, se utilizan herramientas estadísticas para seleccionar escenarios representativos con incertidumbre, como el TOAT y, en general, otros métodos de agrupación.

Para el presente trabajo se supone que la demanda puede variar entre un máximo y un mínimo, alrededor del valor previsto/nominal. Además, el funcionamiento de las turbinas eólicas, lleva a una potencia de salida que varía desde cero hasta el valor nominal, según la velocidad del viento (Sección III.C). Por lo tanto, para un sistema de energía con nodos de demanda y generadores eólicos, un total de  $N_d + N_w$  variables inciertas están presentes, y los planes de expansión deben soportar cualquier combinación de éstas sin corte de carga ni energía eólica desperdiciada.

Para abordar este problema con un número representativo y suficiente de escenarios, deben hacerse las siguientes conjeturas:

1. Sobre los valores extremos: Las condiciones de operación más críticas están relacionadas con los valores extremos de las variables inciertas [40]. Lo anterior conduce a una idea básica, pero importante: los escenarios deben contener combinaciones de valores máximos y mínimos de variables inciertas, sean o no conocidas las Funciones de Densidad de Probabilidad (FDP). Como resultado, escenarios son generados para establecer todas las combinaciones de generadores eólicos (niveles máximos y mínimos), con la demanda máxima.
2. Sobre la maximización del recurso del viento: Para que la solución del algoritmo tienda hacia la maximización de la energía eólica disponible, se deben desarrollar escenarios extremos. Esto se logra ajustando los generadores eólicos al máximo y ajustando la demanda al mínimo. La lógica de este escenario es tal que, incluso en momentos de baja cargabilidad, la red de transmisión debe proveer los caminos para aprovechar la energía eólica disponible. De esta forma, se evita la energía eólica desperdiciada, incluso si las plantas convencionales pudieran, potencialmente, suministrar carga.
3. Sobre la minimización del corte de carga: Se consideran dos criterios: Primero, los niveles de demanda máximos aumentan los flujos de potencia en el sistema. Por lo tanto, el proceso de optimización tiende a reforzar el sistema para eliminar la congestión. Segundo, los niveles de demanda máximos deben ser asociados a todas las posibles combinaciones de generación eólica. Esto garantiza que la red es reforzada para soportar la carga máxima, a pesar de los diferentes patrones de velocidad del viento.

En la Fig. 1 se describe la lógica para obtener escenarios de acuerdo con la MER. Los  $1+2(N_w)$  escenarios resultantes se muestran con los valores asociados *max-min* (conjeturas 2 y 3) que las variables inciertas deben asumir ( $N_d + N_w$  variables).

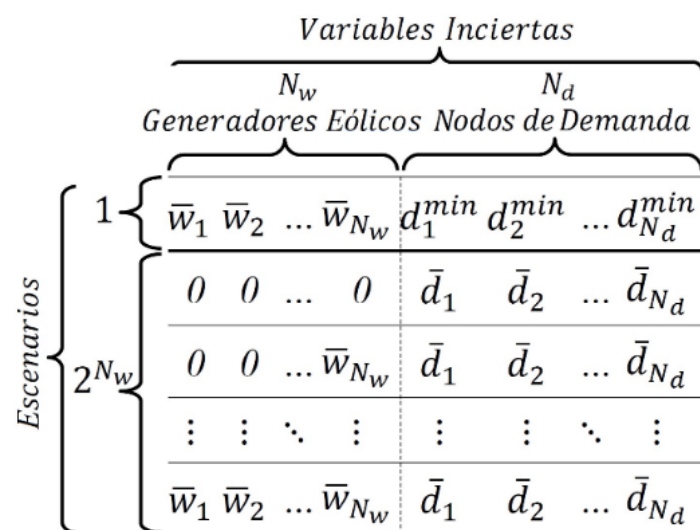


Fig. 1. Estructura de generación de escenarios.  
Fuente: Autores.

En la Tabla 1 se pueden observar los cinco escenarios resultantes para representar la incertidumbre. Las cantidades  $d_i^{max}$  y  $d_i^{min}$  corresponden a los valores máximos y mínimos de la demanda del nodo  $i$ , respectivamente.  $\bar{w}_i$  es la potencia nominal del generador eólico en el nodo  $i$ . Con estos escenarios, la incertidumbre puede ser incluida en el modelo matemático. Por lo tanto, este modelo necesita ser ajustado para reflejar los escenarios y la minimización de la energía eólica desperdiciada.

**TABLA 1.** ESCENARIOS REDUCIDOS PARA UN SISTEMA DE 2 GENERADORES EÓLICOS Y 3 CARGAS.

Escenario	Eólica		Demanda		
1	$w_1^-$	$w_2^-$	$d_1^{min}$	$d_2^{min}$	$d_3^{max}$
2	0	0	$d_1^{max}$	$d_2^{max}$	$d_3^{max}$
3	0	$w_2^-$	$\bar{d}_1^{max}$	$\bar{d}_2^{max}$	$\bar{d}_3^{max}$
4	$w_1^-$	0	$d_1^{max}$	$d_2^{max}$	$d_3^{min}$
5	$w_1^-$	$w_2^-$	$\bar{d}_1^{max}$	$\bar{d}_2^{max}$	$\bar{d}_3^{max}$

Fuente: Autores.

### C. Modelo monoobjetivo del PET, con incertidumbres en la demanda y la generación eólica

En este trabajo se presenta una metodología para incluir la incertidumbre, bajo un esquema de selección de escenarios. Cuando se incluyen estos escenarios y la generación eólica, el modelo DC de la red se cambia al presentado en (9)-(17):

$$\min \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{k \in \Omega_s} \sum_{i \in N_b} (r_i^k + (\bar{w}_i^k - w_i^k)) \quad (9)$$

$$s f^k + g^k + r^k + w^k = d^k \quad (10)$$

$$f_{ij}^k - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i^k - \theta_j^k) = 0 \quad (11)$$

$$|f_{ij}^k| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad (12)$$

$$0 \leq g^k \leq \bar{g} \quad (13)$$

$$0 \leq r^k \leq d^k \quad (14)$$

$$0 \leq w^k \leq \bar{w}^k \quad (15)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (16)$$

$$i \in N_b, ij \in \Omega, k \in \Omega_s, n_{ij} \text{ Entero} \quad (17)$$

$\Omega_s$  representa el conjunto de escenarios. El superíndice  $k$  implica la evaluación de una variable en el escenario correspondiente y  $w$  es la energía eólica. Dado que el corte de carga y la energía eólica desperdiciada son penalizados en cada escenario, un plan óptimo debería tener un costo mínimo, satisfacer la demanda y enviar la energía eólica disponible para todos los escenarios. Desde el punto de vista matemático, este término maximiza el recurso eólico realmente inyectado. La penalización en (9), implica que toda la energía disponible en el generador eólico se despacha en cada escenario.

Esta formulación presenta la estructura de un problema de optimización de dos etapas. La primera corresponde a la decisión de construir líneas de transmisión ( $n_{ij}$ ). La segunda trata del estado de operación de la red para cada uno de los escenarios ( $f^k, r^k, g^k, w^k$ ), después de tomar la decisión de refuerzo.

Una opción para resolver este PNLN, es utilizar una técnica metaheurística que, iterativamente, proponga planes de expansión. De esta manera, después de conocerse  $n_{ij}$ , el modelo se vuelve lineal. Después de resolver tantos PL, como escenarios, se obtiene el punto de operación de la red para cada uno de ellos. Este problema operativo se resuelve usando el método de punto interior, como se describe en [39], que es un flujo de carga óptimo que minimiza el corte de carga y la energía eólica desperdiciada, para cada escenario. La metaheurística que propone los planes de expansión a ser evaluados, se presenta en la sección III.

#### D. Formulación multiobjetivo

La inversión en el PET entra en conflicto con la inyección de recursos eólicos, dado que la red debe ser lo suficientemente robusta como para aprovechar la generación eólica, cada vez que esté disponible. En la formulación multiobjetivo propuesta, se aceptan valores bajos de energía eólica desperdiciada para formar un conjunto de planes de expansión óptimos de Pareto, con diferentes niveles de costo. Esto permite múltiples opciones para los tomadores de decisiones, con respecto a la selección de un plan, de acuerdo con la información de nivel superior.

La formulación matemática completa, se expresa por:

$$\min\{v_1, v_2\} \quad (18)$$

$$v_1 = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{i \in N_b} r_i \quad (19)$$

$$v_2 = \max \left\{ \sum_{i \in N_b} w_i^k \right\} \quad (20)$$

$$\sum_{i \in N_b} w_i^k < L_{max} \quad (21)$$

$$\text{Restricciones: (2) - (8)} \quad (22)$$

$$\text{Restricciones: (10) - (17)} \quad (23)$$

La ecuación (19) calcula la primera función objetivo a minimizar, que es el costo del plan de expansión. Esta es penalizada si el corte de carga en el caso base (sin MER), es diferente de cero. Es importante aclarar, que cuando se analiza cierto plan de expansión  $n_{ij}$ , (20) mide el más crítico de los  $k$  escenarios.

$L_{max}$  en (21), es la energía eólica desperdiciada máxima permitida para una simulación específica. Si se requiere encontrar el plan de expansión más conservador, este valor se puede establecer en cero. Por otro lado, si  $L_{max}$  se establece en valores bajos (se acepta baja energía eólica desperdiciada), se pueden encontrar planes de expansión menos conservadores, lo que lleva a una reducción de costos.

### III. SOLUCIÓN DE LA FORMULACIÓN MULTI OBJETIVO

El presente trabajo propone un esquema de planeación multiobjetivo, que permite niveles bajos de energía eólica desperdiciada. Esta propuesta presenta un primer objetivo a minimizar, que es el costo del plan de expansión, y un segundo objetivo que mide la energía eólica desperdiciada.

Los dos objetivos entran en conflicto, dado que la baja inversión en el sistema de transmisión, tiende a reducir la energía eólica realmente inyectada y viceversa. Esta característica justifica la importancia de utilizar un enfoque multiobjetivo.

Para implementar el algoritmo multiobjetivo, las propuestas de inversión ( $n_{ij}$ ) se evalúan, utilizando (18)-(23), para obtener los valores de ambos objetivos:  $v_1$  y  $v_2$ . Con el fin de obtener un conjunto de soluciones con niveles mínimos de costo y energía eólica desperdiciada, se debe implementar un algoritmo multiobjetivo, como se explica en las siguientes secciones.

#### A. Algoritmo Genético de Clasificación Elitista No Dominada: El NSGA-II Básico

Este algoritmo evolutivo se propuso en el año 2000 [41]-[42], y se utiliza debido a su comprobado desempeño en problemas relacionados con temas eléctricos y energéticos [43]-[44], y su versión mejorada permite disminuir tiempos computacionales especialmente para problemas de gran tamaño como el PET [45]-[46]. En el NSGA-II, el conjunto de descendientes  $Q_t$ , de tamaño  $NP$ , se crea a partir de la población de padres  $P_t$ , también de tamaño  $NP$ . La población de descendientes se crea mediante selección por torneo, cruzamiento y mutación. Después de este proceso, ambas poblaciones se fusionan, para crear una nueva población  $R_t$  de tamaño  $2NP$ . A continuación, las funciones objetivo de  $R_t$  son evaluadas y clasificadas, mediante una

clasificación no dominada, en diferentes frentes de Pareto. Una vez terminado el proceso de clasificación, se genera una nueva población, a partir de las soluciones de los mejores frentes no dominados. Esta nueva población, se crea utilizando las soluciones de los mejores frentes de Pareto, hasta que  $NP$  soluciones conformen el nuevo conjunto. Cuando el tamaño del último frente de Pareto, que ingresa a la nueva población, excede el número de posiciones restantes, se seleccionan aquellos con mayor distancia a sus vecinos, para preservar la diversidad.

### B. Algoritmo multiobjetivo mejorado

En este artículo se propone un algoritmo multiobjetivo mejorado, basado en las principales ventajas del NSGA-II y el Algoritmo Genético de Chu-Beasley (CBGA). Para el NSGA-II original se genera un esfuerzo computacional importante, debido a la necesidad de calcular  $NP$  funciones objetivo para el conjunto  $Q_t$  en cada ciclo. Para reducir el esfuerzo computacional y mejorar el rendimiento del enfoque multiobjetivo, se incluyen algunas de las características del CBGA, que crea solamente un descendiente por ciclo y mantiene el tamaño de la población constante, por tanto, reduce el número de veces que se calcula la función objetivo. La solución encontrada en cada ciclo se incluye como un padre, basado en la teoría de optimalidad de Pareto, como se describe:

1. *Inicialización heurística*: El proceso comienza resolviendo el problema no lineal (PNL) del PET, que es una versión relajada del modelo (9)-(17) [39] (la integralidad de  $n_{ij}$  es relajada). Luego, se obtienen los valores reales de las adiciones  $n_{ij}$ . Dada la estructura continua del problema, estas trayectorias tienen una relación baja costo/transferencia de potencia, y son también relevantes para aliviar problemas de corte de carga. Aunque la solución continua muestra una indicación de caminos importantes, no es seguro que todos ellos estarán presentes en la solución final, dado que esto resulta de una versión relajada del problema original. La decisión de añadir una línea donde  $n_{ij} \neq 0$ , es tomada aleatoriamente. Así, el individuo tiene líneas adicionales en algunas de las rutas con  $n_{ij} \neq 0$ . Después de este paso, cada individuo se genera bloqueando las rutas con  $n_{ij} \neq 0$  y resolviendo otro PNL. Esto conduce a descubrir otros caminos importantes, que no están presentes en la solución base y que también pueden tener importancia en el proceso de planeación. La generación de los individuos restantes es entonces, un proceso cíclico de caminos bloqueados, ejecutando el PNL, y asignando adiciones de circuito.
2. *Verificación de la diversidad*: Después de la creación de la población, se realiza la verificación de la diversidad entre los individuos, comparando cada una de las soluciones y asegurándose de que sean diferentes, en al menos bits. Este procedimiento asegura una inicialización controlada, para esparcir las soluciones en el espacio de búsqueda y evitar el atascamiento en óptimos locales.
3. *Selección*: Se realizan dos torneos por distancia de apilamiento para seleccionar dos padres. En cada torneo  $kk$ , los padres están compitiendo, y uno de ellos se selecciona de acuerdo con el operador de selección de torneos de apilamiento, que se basa en el rango  $r_i$  de los padres seleccionados, y la distancia de apilamiento asociada  $d_i$ , como se muestra en el [Algoritmo 1](#).

**ALGORITMO 1.** SELECCIÓN DE TORNEOS POR APILAMIENTO.

---

```

for  $i = 1 : 2$  do
   $Q_1, Q_2, \dots, Q_{kk} \leftarrow \text{Random}(P)$ 
   $j \leftarrow \min(r_1, r_2, \dots, r_{kk})$ 
   $Q^{best} \leftarrow Q_j$ 
  if  $|Q^{best}| = 1$  then
     $Parent_i \leftarrow Q^{best}$ 
  else
     $o \leftarrow \min(d_1, d_2, \dots, d_{kk})$ 
     $Parent_{kk} \leftarrow Q_o$ 
  end if
   $i \leftarrow i + 1$ 
end for

```

---

Fuente: [47].



4. *Cruzamiento*: Este trabajo utiliza cruzamiento monopunto, para la combinación de padres. En este enfoque mejorado, no se predefine la probabilidad de cruzamiento, dado que la población ( $P$ ) permanece igual y solo se permite que un individuo ingrese a la población, si se cumplen las condiciones óptimas de diversidad y Pareto. Después del cruzamiento de los padres, se generan y analizan dos soluciones de descendencia para mantener una sola, de acuerdo con la metodología de rango y distancia, seguida en la etapa de selección. Esto se hace comparando ambos descendientes con toda la población  $P_t$  y ordenando este conjunto temporal extendido. Luego, se selecciona el descendiente con las mejores características, desde el punto de vista óptimo de Pareto y el punto de vista de la lógica de distancia. El otro es ignorado. Así la descendencia mantiene la característica de elitismo del NSGA-II original.
5. *Mutación*: Se seleccionan al azar  $\rho_{mut}$  ramas, para añadir o eliminar circuitos. La decisión de añadir o quitar un circuito también se basa en un parámetro aleatorio. En el caso de este trabajo, se eligió una probabilidad del 50%.
6. *Mejoramiento*: También se propone un procedimiento de mejoramiento consistente en analizar el resultado de la solución de la etapa de mutación. El descendiente está sujeto a un análisis de redundancia de circuitos, para determinar si la optimalidad de Pareto puede ser mejorada, retirando temporalmente circuitos y verificando si  $Q$  es aún factible. El inconveniente de este proceso es el aumento del esfuerzo computacional, pero es posible llevar el algoritmo hacia regiones de alta calidad, como se describe en el [Algoritmo 2](#).

**ALGORITMO 2.** MEJORAMIENTO.

---

```

if  $Q$  infeasible then
   $Ordered \leftarrow$  short circuit costs in descending order
   $Q_{original} \leftarrow Q$ 
  for  $j = 1 : Branches$  do
     $Q(Ordered(j)) \leftarrow Q_{original}(Ordered(j)) - 1$ 
    if  $Q$  infeasible then
       $Q(Ordered(j)) \leftarrow Q_{original}(Ordered(j))$ 
    end if
     $i \leftarrow i + 1$ 
  for
  end if

```

---

Fuente: [47].

7. *Promoción*: Para incluir un descendiente  $Q$  en la población, se deben cumplir una serie de criterios para asegurar que se promuevan soluciones de buena calidad en los próximos ciclos generacionales. En este caso, tanto los criterios óptimos de Pareto, como los de diversidad, se toman en cuenta como se muestra en el [Algoritmo 3](#). Para mantener el tamaño de la población constante, cuando el candidato  $Q$  cumple con los criterios de promoción, se elimina el peor individuo de la población (la distancia más baja, en el peor frente de Pareto).

**ALGORITMO 3.** PROMOCIÓN

---

```

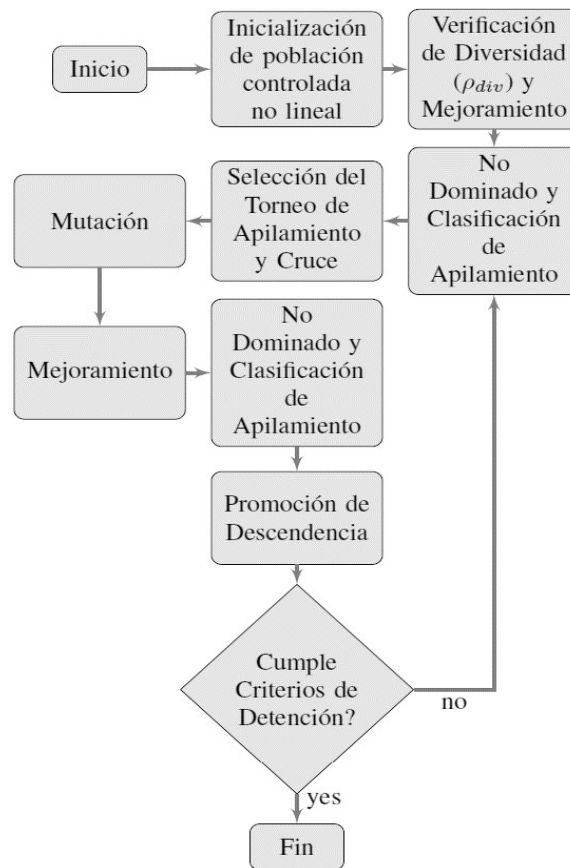
if  $Q \in P_t$  then
   $P_{t+1} \leftarrow P_t$ 
else
  if  $r_Q = 1$  then
     $P_{t+1} \leftarrow include(Q)$ 
  else
    if  $r_Q < rank^{max}$  and  $Q$  diverse then
       $P_{t+1} \leftarrow include(Q)$ 
    else
       $P_{t+1} \leftarrow P_t$ 
    end if
  end if
end if

```

---

Fuente: [47].

La estructura completa del algoritmo propuesto se muestra en la Fig. 2, y los criterios de parada consisten en un número predeterminado de PL, sin alterar el frente de Pareto para cada sistema de prueba, como se detalla en la siguiente sección. Además de la disminución del número de problemas operativos, calculados en cada iteración, la complejidad computacional se reduce a  $O(M(1 + N/2)^2)$ , mientras que en el NSGA-II original es  $O(MN^2)$ . El rendimiento computacional, el desempeño y análisis comparativo del algoritmo se encuentra ampliamente desarrollado en las referencias [40], [45].



**Fig. 2.** Esquema del NSGA-II Mejorado.  
Fuente: Autores.

### C. Evaluación del desempeño de los planes de expansión

Obtenidos los planes de expansión robustos con el algoritmo descrito, se lleva a cabo una evaluación del desempeño para determinar la capacidad de la red, de soportar los valores de energía eólica y demanda, generados aleatoriamente. La SMC se utiliza para producir valores de generación eólica y demanda y, por tanto, determinar la cantidad de escenarios aleatorios que presentan corte de carga o energía eólica desperdiciada.

Para generar los valores aleatorios de energía eólica ( $w$ ), las velocidades del viento ( $V_{wind}$ ) se generan mediante una FDP de Weibull. Entonces, la salida de la turbina eólica se calcula (24):

$$w = \begin{cases} 0 & \text{if } 0 \leq V_{wind} \leq V_{ci} \\ w_r \frac{V_{wind} - V_{ci}}{V_r - V_{ci}} & \text{if } V_{ci} \leq V_{wind} \leq V_r \\ w_r & \text{if } V_r \leq V_{wind} \leq V_{co} \\ 0 & \text{if } V_{co} \leq V_{wind} \end{cases} \quad (24)$$

Donde  $V_{ci}$  y  $V_{co}$  son las velocidades de inicio (*cut-in*) y parada (*cut-out*) de la turbina, respectivamente.  $V_r$  y  $w_r$  son los valores nominales de velocidad y potencia activa. La FDP de Weibull, junto con (24), se utiliza para evaluar los planes de expansión. Además, los valores de demanda en cada nodo, se generan usando la distribución normal, con el valor medio tomado como carga nominal.

Después de obtener los valores de demanda ( $d^{*m}$ ) y energía eólica ( $w^{*m}$ ), debe resolverse el siguiente PL:

$$\min \sum_{k \in \Omega_s} \sum_{i \in N_b} (r_i^m + (\bar{w}_i^m - w_i^m)) \quad (25)$$

$$sf^m + g^m + r^m + w^m = d^m \quad (26)$$

$$f_{ij}^m - \gamma_{ij}(n_{ij}^0 + n_{ij})(\theta_i^m - \theta_j^m) = 0 \quad (27)$$

$$|f_{ij}^m| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad (28)$$

$$0 \leq g^m \leq \bar{g} \quad (29)$$

$$0 \leq r^m \leq d^m \quad (30)$$

$$0 \leq w^m \leq \bar{w}^m \quad (31)$$

Donde el superíndice  $m$  varía desde 1 hasta un valor máximo  $M$ , que es el total de simulaciones con SMC. En este PL,  $n_{ij}$  es un valor conocido, y corresponde a las adiciones de circuito del plan de expansión examinado. Cuando el valor óptimo de este problema es cero, significa que el plan de expansión analizado presenta un funcionamiento factible (sin corte de carga) y ningún desperdicio de viento. El desempeño de un cierto plan de expansión es evaluado por el índice:

$$\beta = M_s / M \quad (32)$$

Donde  $M_s$  es el número de veces que el plan de expansión lleva a cero el corte de carga y la energía eólica desperdiciada.  $M$  se fija en 16600 [25], para un error en la proporción estimada de éxito menor al 1%.

Es importante mencionar que para el caso del presente artículo se utiliza el índice  $\beta$  para medir el desempeño de las soluciones en lugar de los índices clásicos para optimización estocástica como el Value of Stochastic Solution (VSS), por los siguientes motivos.

En primer lugar, las variables de primera etapa (*here-and-now*) se asocian al costo de inversión y las variables operativas se asemejan a las de segunda etapa (*wait-and-see*); debido a que no se le puede asignar directamente un costo coherente a cada MW eólico desperdiciado para ser sumado aritméticamente con el costo, no es posible obtener un valor esperado único de la función objetivo (EV, *Expected Value*).

En segundo lugar, existe una condición operativa para cada escenario y por lo tanto un valor acumulado (en lugar de esperado, a diferencia del planteamiento clásico de optimización estocástica) de potencia desperdiciada. Este valor de potencia desperdiciada, relacionado con lo que sería un valor de segunda etapa, es el que se usa como objetivo 2 para la formulación multi-objetivo. Debido a este hecho es que este enfoque no calcula directamente el VSS, y en su lugar se calcula el índice  $\beta$ .

#### IV. RESULTADOS

El problema descrito en (18)-(23) se resuelve con el algoritmo multiobjetivo mejorado (secciones III.A y III.B), codificado en Matlab R2014a. Se utilizaron dos sistemas de prueba: Garver de 6 nodos e IEEE de 24 nodos, cuyos datos se presentan en [8], [48]-[50].

Los valores de  $d^{min}$  y  $d^{max}$ , son del 95% y 105% de los valores nominales, respectivamente. Los generadores eólicos se incluyen como se explica en [21], [25], para poder compararlos. Para evaluar el desempeño de los planes de expansión, se generan escenarios aleatorios con parámetros establecidos de escala (11,0086 m/s) y forma (1,9622 m/s); además, de los valores  $V_{ci} = 4$  m/s,  $V_r = 13,61$  m/s y  $V_{co} = 25$  m/s.

##### A. Sistema de Garver

Este sistema tiene 6 nodos (5 de demanda) y 15 ramas. El sistema original se modifica con la inclusión de un aerogenerador de 360 MW en el nodo 3. Además, la generación máxima en el nodo 1 se incrementa a 300 MW. Los parámetros para el algoritmo son: *población* = 40,  $\rho_{div} = 1$  y  $\rho_{mut} = 1$ .

Cuando el sistema Garver refleja la inclusión de la energía eólica, los escenarios correspondientes se pueden crear de acuerdo con la [Tabla 1](#) (con  $N_w = 1$  y  $N_d = 5$ ).

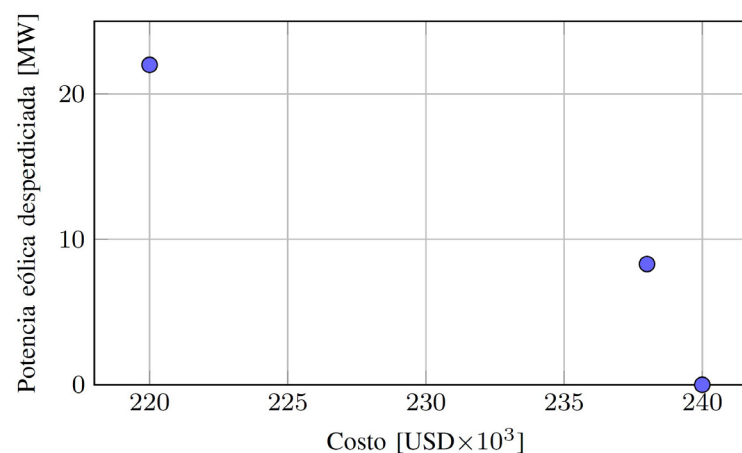
Con los escenarios presentados en la [Tabla 2](#), se asegura la maximización de la energía eólica inyectada. Esto es forzado por la inclusión del escenario 1, dado que la fijación de la energía eólica en *max* y la demanda en *min*, lleva a agregar los circuitos necesarios para aprovechar todos los recursos renovables, incluso cuando la demanda es baja. Por otro lado, la fijación de la demanda en *max*, junto con todas las combinaciones extremas de generación eólica (escenarios 2 y 3), conduce a refuerzos en la transmisión, capaces de soportar el flujo que pudiera resultar de las fluctuaciones en la generación, durante períodos de alta carga.

**TABLA 2.** ESCENARIOS REDUCIDOS PARA EL SISTEMA GARVER.

Escenario	Eólica (MW)	Demanda por nodo (MW)				
		1	2	3	4	5
1	360	76	228	38	152	228
2	0	84	252	42	168	252
3	360	84	252	42	168	252

Fuente: Autores.

Después de que el algoritmo multiobjetivo mejorado se utiliza para resolver el problema, con  $L_{max}$  establecido en 10% de la demanda total (76 MW), se encuentra el frente de Pareto, mostrado en la [Fig. 3](#). El plan de expansión, con cero energía eólica desperdiciada y costo de  $240 \times 10^3$  USD, tiene tres alternativas óptimas. Las adiciones de circuito correspondientes para los cinco planes, se muestran en la [Tabla 3](#). El escenario más crítico para cada plan, oscila entre 22 y 0 MW, y el costo varía de  $220 \times 10^3$  a  $240 \times 10^3$  USD, respectivamente.



**Fig. 3.** Frente de Pareto para el sistema Garver.

Fuente: Autores.

**TABLA 3.** PLANES DE EXPANSIÓN PARA EL SISTEMA GARVER CON DEMANDA FIJA.

Costo (USD)	$r_g$ (MW)	Circuitos adicionados
Plan 1: 240	0,0	$n_{1.5} = n_{2.3} = 1, n_{2.6} = 4, n_{3.5} = 1, n_{4.6} = 2$
Plan 2: 240	0,0	$n_{1.5} = 1, n_{2.6} = 4, n_{3.5} = 2, n_{4.6} = 2$
Plan 3: 240	0,0	$n_{1.5} = 1, n_{2.3} = 2, n_{2.6} = 4, n_{4.6} = 2$
Plan 4: 238	8,6	$n_{1.5} = 1, n_{2.6} = 3, n_{3.5} = n_{3.6} = 1, n_{4.6} = 2$
Plan 5: 220	22,0	$n_{1.5} = 1, n_{2.6} = 4, n_{3.5} = 1, n_{4.6} = 2$

Fuente: Autores.

Luego, los 5 planes de expansión obtenidos se someten al análisis de desempeño, por medio de la metodología presentada en la sección III.C. Este procedimiento tiene como objetivo encontrar el porcentaje de escenarios aleatorios, con cero energía eólica desperdiciada y corte de carga. Los resultados se muestran en la [Tabla 4](#). Los valores aleatorios de la generación eólica se basan en la distribución de Weibull. Para la demanda, se utiliza distribución normal con desviación estándar del 5%. Esto impone una condición crítica para la evaluación del desempeño, dado que muchos escenarios pueden devolver valores para la demanda, fuera del rango  $[0,95d - 1,05d]$ .

TABLA 4. DESEMPEÑO DE LOS PLANES DE EXPANSIÓN OBTENIDOS PARA EL SISTEMA GARVER.

Configuración	$\beta$ (%)
Plan 1	100,0
Plan 2	99,43
Plan 3	98,26
Plan 4	77,42
Plan 5	75,16

Fuente: Autores.

### B. Discusión de los resultados para el sistema Garver

Cuando se utiliza MER, se pueden encontrar los tres planes de expansión alternativos con energía eólica desperdiciada cero [21]. Los resultados de la MER, presentados en este trabajo, muestran que es posible obtener soluciones comparables en desempeño a otras metodologías, con la ventaja de tener un número reducido de escenarios. La MER, es incluso capaz de encontrar el Plan 1, que tiene 100% de rendimiento. Los resultados demuestran las conjeturas en las que se basa esta metodología (Sección II.B).

Se puede observar que hay un impacto en el costo de los planes de expansión, cuando se utiliza una metodología multiobjetivo. Una vez que se permite cierto nivel de energía eólica desperdiciada, la posibilidad de ahorro puede ser analizada por un tomador de decisiones, o inversionista. En este caso, podrá haber un 8,3% de reducción de costos si se selecciona el Plan 5, con una contraparte de 22 MW de energía eólica desperdiciada máxima, y un 75% de desempeño. También es interesante señalar que el Plan 4 y el Plan 5 están muy cerca en desempeño, pero hay una diferencia de 7,5% en el costo, lo que puede llevar a pensar que el Plan 5 podría ser una alternativa interesante, desde el punto de vista de reducción de costos.

Es importante resaltar que el frente de Pareto obtenido permite visualizar soluciones que teniendo costos cercanos, impactan significativamente sobre la energía eólica desaprovechada. Este hecho puede servir de métrica para un tomador de decisiones que prefiera alternativas de expansión que acepten ciertos niveles de energía desaprovechada y costos alejados de la solución ideal de cero MW desaprovechados, que en términos prácticos pueden resultar demasiado costosas para el sistema y la posterior remuneración de activos.

### C. Sistema de prueba IEEE de 24 nodos

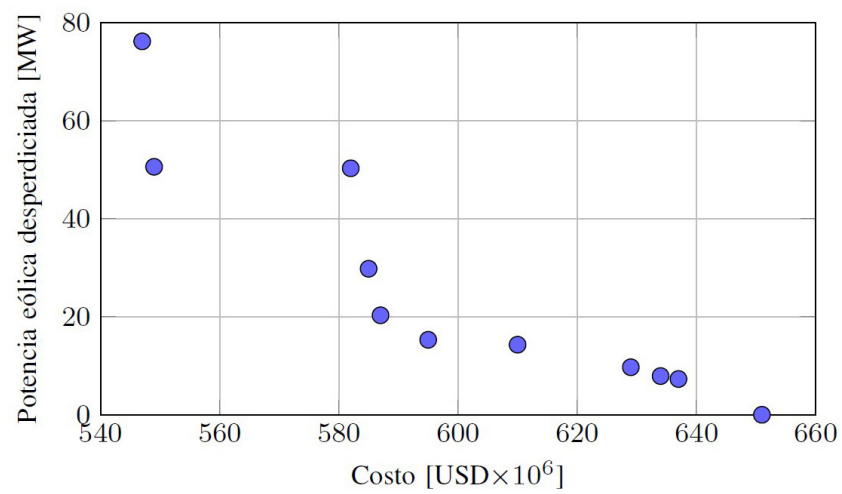
Este sistema tiene 24 nodos (17 de demanda) y 41 ramas. Para incluir la energía eólica, este sistema se modifica de acuerdo con [21], [25] aumentando 3 veces la demanda y 3,3 veces la generación máxima en cada nodo. Los generadores eólicos están incluidos en los nodos 7 y 22, con una capacidad máxima de 990 MW. En este caso, se generan 5 escenarios reducidos, de acuerdo con las combinaciones presentadas en la Fig. 1, y se muestran en forma compacta en la Tabla 5. Por motivos de espacio, no se muestran los valores de demanda.

TABLA 5. ESCENARIOS REDUCIDOS PARA EL SISTEMA DE PRUEBA IEEE DE 24 NODOS.

Escenario	Eólico-7 (MW)	Eólico-22 (MW)	Demanda
1	990	990	$(d^{min})^T$
2	0	0	$(d^{max})^T$
3	0	990	$(d^{max})^T$
4	990	0	$(d^{max})^T$
5	990	990	$(d^{max})^T$

Fuente: Autores.

Al ejecutar el algoritmo con  $L_{max}$  ajustado a 99 MW (10% de la potencia nominal de la turbina), se obtiene el frente de Pareto de la Fig. 4. El plan de energía eólica desperdiciada cero, tiene un costo de  $651 \times 10^6$  USD, con las adiciones:  $n_{7-8} = 3$ ,  $n_{8-10} = 2$ ,  $n_{10-12} = 2$ ,  $n_{12-13} = 1$ ,  $n_{15-24} = 1$ ,  $n_{21-22} = 1$ ,  $n_{2-8} = 1$  y  $n_{14-23} = 1$ . Para este plan de expansión el rendimiento es  $\beta = 98,97\%$  que muestra una vez más la robustez del esquema propuesto. La comparación de este plan de expansión con trabajos anteriores, se muestra en la Tabla 6.



**Fig. 4.** Frente de Pareto para el sistema IEEE de 24 nodos.  
Fuente: Autores.

**TABLA 6.** COMPARACIÓN DE RESULTADOS PARA EL SISTEMA DE PRUEBA IEEE DE 24 NODOS CON TRABAJOS ANTERIORES.

Metodología	Costo × 10 <sup>6</sup>	$\beta$ (%)
MER	651	98,97
[25]: Descomposición de Benders	692	100,0
[21]: Opción 1 TOAT	637	94,22
[21]: Opción 2 TOAT	627	97,83
[21]: Opción 3 TOAT	619	96,99

Fuente: Autores [25], [21].

La metodología de descomposición de Benders presenta una robustez del 100%, aunque con un costo mayor. En cambio, la propuesta en este trabajo presenta un alto índice de rendimiento (98,97%), para el caso de energía eólica desperdiciada cero, a pesar de evaluar solo 5 escenarios. Este resultado demuestra que este enfoque, a pesar de lo simple, no pone en peligro la robustez en niveles críticos. También se observa que el TOAT, a pesar de la disminución de los costos, disminuye también la capacidad de manejo de la incertidumbre en 5,78%. El TOAT genera 20 arreglos ortogonales para las 19 variables inciertas [21], sin embargo, no supera a la MER en el índice de rendimiento  $\beta$ .

Cuando otras soluciones del frente de Pareto se someten a un análisis de desempeño, tales como la solución:  $n_{3-24} = n_{6-10} = n_{2-8} = n_{12-13} = n_{15-24} = n_{14-23} = 1$ ,  $n_{8-10} = n_{10-12} = n_{16-17} = 2$ ,  $n_{7-8} = 3$ , ( $\beta = 93,63\%$ ), se observa que ésta presenta una reducción en el costo de 3,3%, cuando se compara con la solución de energía eólica desperdiciada a cero, y una disminución importante del 9,7% frente a la solución reportada [25]. Por supuesto, existe una contraparte en el rendimiento, que es lo esperado para el modelo multi-objetivo. Para el caso de este sistema de prueba la solución encontrada no alcanza un desempeño del 100% a diferencia de métodos basados en la contraparte robusta, lo cual puede representar una desventaja de esta propuesta en la medida en la que los sistemas de hagan más grandes o el tomador de decisiones no acepte valores diferentes de cero para la potencia eólica desperdiciada. Además, otro aspecto que puede restar eficiencia de la propuesta MER es la existencia de un número importante de generadores eólicos, ya que el número de escenarios resultantes aumentaría en  $2N_w$  y para valores altos de  $N_w$  el modelo puede perder tractabilidad computacional.

## V. CONCLUSIONES

Se presenta una metodología para obtener planes de expansión robustos. La robustez reside en el hecho de que las adiciones de circuitos, son capaces de soportar cualquier patrón de flujo de potencia, resultante de las incertidumbres en la energía eólica y la demanda. La metodología se basa en una selección de escenarios reducidos, para representar variables inciertas.

La reducción de escenarios se justifica al encontrar soluciones con mejores niveles de desempeño tanto en costo o en corte de carga con respecto a otros enfoques, como se evidencia

en la [Tabla 4](#). Además de lo anterior, para enfoques basados en escenarios, el número de escenarios propuesto es menor que trabajos previos [21], en el que se llegó a un sistema ya reducido de 8 escenarios para Garver, y 20 para IEEE-24. No obstante, la propuesta MER contiene propuestas finales que superan en alguno o varios de los indicadores a la solución reportada [21]. Para el caso comparativo [25], nuestra propuesta supera dicha solución solo para el costo final, lo cual es un resultado esperado ya que dicho trabajo presenta un modelo de optimización robusta a través de la contraparte robusta (basado en el teorema de dualidad fuerte) que tiene en cuenta el escenario más conservador de incertidumbre.

Los escenarios se incluyen en un modelo multiobjetivo para el PET. Este modelo de optimización minimiza el costo y la energía eólica desperdiciada. El algoritmo utilizado para resolver el problema es un NSGA-II mejorado, que combina algunas características del CBGA. Esta característica permite encontrar un conjunto de planes óptimos de Pareto, en lugar de una única solución. Estos planes de expansión múltiples deben ser analizados por un tomador de decisiones, con información de nivel superior.

El enfoque multiobjetivo permite encontrar planes de expansión con menor costo, y ciertos niveles (bajos) de energía eólica desperdiciada. El análisis de rendimiento conduce a concluir, que las soluciones obtenidas son capaces de enfrentarse a cualquier combinación aleatoria, para las variables inciertas, con alto porcentaje de operación factible, comprobando la robustez de la MER.

El tratamiento presentado de la incertidumbre puede ser ajustado a otros problemas con variables inciertas. Una vez definidos los valores extremos para las variables, y una lógica particular para seleccionar un número reducido de escenarios, no es necesario conocer las FDP del conjunto de dichas variables.

Por último, la metodología presentada puede ser ampliada y utilizada en contextos de penetración de otras fuentes no convencionales con características de intermitencia y alto componente de incertidumbre, como la solar Fotovoltaica (PV). En particular, la metodología se ajusta de manera especial a esta tecnología, ya que la creación de escenarios, tiene en cuenta niveles mínimos de generación y máximos de demanda, que en el caso de fuentes PV coincide con lo que sucede en sistemas reales en los que los picos de demanda suceden en horas de la noche (~8pm) coincidiendo con ausencia de generación PV. Debido a que los niveles mínimos de generación PV, pueden también coincidir con niveles mínimos de demanda (horas de la madrugada), es posible introducir un escenario de este tipo, y prescindir del primer escenario propuesto en la [Fig. 1](#), para tener en cuenta así las características propias de la generación PV. De esta forma, dadas las características propias de un sistema eléctrico, se puede ajustar la metodología para reflejar la particularidad de los sistemas PV, como en el caso de Colombia [20], donde los niveles de generación máxima (alrededor del medio día) no coinciden necesariamente con niveles de demanda máxima, dadas las horas de ocurrencia de ambos fenómenos y, los niveles de generación mínima (cero) van a estar asociados a demandas pico (alrededor de las 8pm) y además, a demandas mínimas (madrugada), hecho que posibilita la redefinición de nuevos escenarios.

#### FINANCIAMIENTO

Artículo de investigación científica derivado del proyecto de investigación “Expansión robusta de la Red de Transmisión Eléctrica incorporando incertidumbres en la Generación Eólica”, financiado por la Universidad de La Salle bajo el proyecto VRIT-CIV15119. Año de inicio: 2015, año de finalización: 2018.

#### REFERENCIAS

- [1] R. Villasana, L. Garver & S. Salon, “Transmission network planning using linear programming,” *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-104, no. 2, pp. 349–356, Feb. 1985. <https://doi.org/10.1109/TPAS.1985.319049>
- [2] R. Hemmati, R. Hooshmand & A. Khodabakhshian, “State of the art of transmission expansion planning: Comprehensive review,” *Renew. Sust. Energ. Rev.*, vol. 23, no. 0, pp. 312–319, Jul. 2013. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.015>

- [3] H. Zhang, V. Vittal, G. Heydt & J. Quintero, “A mixed-integer linear programming approach for multi-stage security-constrained transmission expansion planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 2, pp. 1125–1133, May. 2012. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2011.2178000>
- [4] M. Da Rocha & J. Saraiva, “A discrete evolutionary PSO based approach to the multiyear transmission expansion planning problem considering demand uncertainties,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 45, no. 1, pp. 427–442, Feb. 2013. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.09.009>
- [5] A. Escobar, R. Gallego & R. Romero, “Multistage and coordinated planning of the expansion of transmission systems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 2, pp. 735–744, May. 2004. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2004.825920>
- [6] L. Garver, “Transmission network estimation using linear programming,” *IEEE Trans. Power App. Syst.*, vol. PAS-89, no. 7, pp. 1688–1697, Sept. 1970. <https://doi.org/10.1109/TPAS.1970.292825>
- [7] L. Bahiense, G. Oliveira, M. Pereira & S. Granville, “A mixed integer disjunctive model for transmission network expansion,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 3, pp. 560–565, Aug. 2001. <https://doi.org/10.1109/59.932295>
- [8] R. Romero & A. Monticelli, “A zero-one implicit enumeration method for optimizing investments in transmission expansion planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no. 3, pp. 1385–1391, Aug. 1994. <https://doi.org/10.1109/59.336126>
- [9] S. Binato, M. Pereira & S. Granville, “A new benders decomposition approach to solve power transmission network design problems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 2, pp. 235–240, May. 2001. <https://doi.org/10.1109/59.918292>
- [10] S. Haffner, A. Monticelli, A. García, J. Mantovani & R. Romero, “Branch and bound algorithm for transmission system expansion planning using a transportation model, Generation, Transmission and Distribution,” *IEEE Proc.*, vol. 147, no. 3, pp. 149–156, Sept. 2000. <https://doi.org/10.1049/ip-gtd:20000337>
- [11] R. Gallego, A. Monticelli & R. Romero, “Comparative studies on nonconvex optimization methods for transmission network expansion planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, no. 3, pp. 822–828, Aug. 1998. <https://doi.org/10.1109/59.708680>
- [12] R. Gallego, R. Romero & A. Monticelli, “Tabu search algorithm for network synthesis,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 15, no. 2, pp. 490–495, May. 2000. <https://doi.org/10.1109/59.867130>
- [13] R. A. Gallego, “Planejamento a longo prazo de sistemas de transmissao usando tecnicas de otimizacao combinatorial,” *Ph.D. dissertação*, FECC DSEE, Unicamp, Campinas, BR, 1997. Disponível em <http://repositorio.unicamp.br/jspui/handle/REPOSIP/260615>
- [14] J. Silva & H. Gil, “Transmission planning based on heuristic methods”, in *VII SEPOPE*, SEPOPE, Curitiba, BR, 21-26 May. 2000.
- [15] A. Escobar, R. Gallego & R. Romero, “Aplicación de algoritmos heurísticos en la construcción de la población inicial de algoritmos genéticos que resuelven el problema de planeamiento de la expansión de la transmisión,” *Ing. Invest.*, vol. 31 no. 1, pp. 127–143, Abr. 2011. Disponible en <http://www.bdigital.unal.edu.co/23559/2/20534-127631-2-PB.htm>
- [16] G. Orfanos, P. Georgilakis & N. Hatziaargyriou, “Transmission expansion planning of systems with increasing wind power integration,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1355–1362, May. 2013. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2012.2214242>
- [17] H. Yu, C. Chung, K. Wong & J. Zhang, “A chance constrained transmission network expansion planning method with consideration of load and wind farm uncertainties,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp. 1568–1576, Aug. 2009. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2009.2021202>
- [18] R. Bolaños & C. Correa, “Planeamiento de la transmisión considerando seguridad e incertidumbre en la demanda empleando programación no lineal y técnicas evolutivas,” *Tecnura*, vol. 18, no. 39, pp. 62–76, Ene. 2014. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2014.1.a05>
- [19] J. López, R. Romero & L. Gallego, “Planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión considerando contingencias y demanda incierta,” *Rev. Fac. Ing. Univ. Ant.*, vol. 48, pp. 188–200, Jun. 2009. Disponible en <http://hdl.handle.net/10495/5427>
- [20] A. Domínguez, A. Escobar & R. Gallego, “Metodología de solución para planeamiento de la transmisión considerando incertidumbre en la demanda y propuestas de diferentes conductores,” *Rev. EIA*, vol. 11, no. 21, pp. 99–112, Jun. 2014. <http://dx.doi.org/10.24050/reia.v11i21.623>
- [21] H. Yu, C. Chung & K. Wong, “Robust transmission network expansion planning method with Taguchi’s Orthogonal Array Testing,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 3, pp. 1573–1580, Aug. 2011. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2010.2082576>
- [22] A. Arabali, M. Ghofrani, M. Etezadi-Amoli, M. Fadali & M. Moeini-Aghtaie, “A multi-objective transmission expansion planning framework in deregulated power systems with wind generation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, no. 6, pp. 3003–3011, Nov. 2014. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2014.2316529>
- [23] M. Moeini-Aghtaie, A. Abbaspour & M. Fotuhi-Firuzabad, “Incorporating large-scale distant wind farms in probabilistic transmission expansion planning; Part I: Theory and algorithm,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 3, pp. 1585–1593, Aug. 2012. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2011.2182363>
- [24] J. Li, L. Ye, Y. Zeng & H. Wei, “A scenario-based robust transmission network expansion planning method for consideration of wind power uncertainties,” *CSEE J. Power Energy Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 11–18, Marc. 2016. <https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2016.00004>
- [25] R. Jabr, “Robust transmission network expansion planning with uncertain renewable generation and loads,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 4558–4567, Nov. 2013. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2013.2267058>



- [26] C. Ruiz & A. Conejo, "Robust transmission expansion planning," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 242, no. 2, pp. 390–401, Apr. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.030>
- [27] R. García-Bertrand & R. Mínguez, "Dynamic robust transmission network expansion planning," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 32, no. 4, pp. 2618–2628, Jul. 2017. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2016.2629266>
- [28] F. Ugranli & E. Karatepe, "Multi-objective transmission expansion planning considering minimization of curtailed wind energy," *JEPE*, vol. 65, pp. 348–356, Feb. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.jepes.2014.10.031>
- [29] H. Mori & H. Kakuta, "Multi-objective transmission network expansion planning in consideration of wind farms," in *2nd IEEE PES, ISGT Europe 2011*, Manchester, UK, 5-7 Dec. 2011. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2011.6162676>
- [30] S. Abbasi & H. Abdi, "Multiobjective transmission expansion planning problem based on ACOPF considering load and wind power generation uncertainties," *Int. T. Electr. Energy*, vol. 27, no. 6, pp. 1687–1697, Dec. 2016. <https://doi.org/10.1002/etep.2312>
- [31] Y. Hu, Z. Bie, Y. Lin, G. Ning, M. Chen & Y. Gao, "Multiobjective Transmission Network Planning considering the Uncertainty and Correlation of Wind Power," *J. Appl. Math.*, no. 2, pp. 1–2, Jul. 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/207428>
- [32] C. Zhang, Q. Wang, Y. Ding & J. Østergaard, "A multi-objective model for transmission planning under uncertainties," in *IEEE EPEC 2014*, EPEC, Calgary, AB, 12-14 Nov. 2014, pp. 42–47. <https://doi.org/10.1109/EPEC.2014.8>
- [33] H. Doagou, H. Rastegar & G. Gharehpetian, "Probabilistic multi-objective HVDC/AC transmission expansion planning considering distant wind/solar farms," *IET Sci. Meas. Technol.*, vol. 10, no. 2, pp. 140–149, Feb. 2016. <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2015.0173>
- [34] M. Javadi, M. Saniei, H. Mashhadi & G. Gutierrez-Alcaraz, "Multi-objective expansion planning approach: distant wind farms and limited energy resources integration," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 7, no. 6, pp. 652–668, Nov. 2013. <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2012.0218>
- [35] J. Qiu, Z. Dong, K. Meng, Y. Xu, J. Zhao & Y. Zheng, "Multi-objective transmission expansion planning in a smart grid using a decomposition-based evolutionary algorithm," *IET Gener. Transm. Dis.*, vol. 10, no. 16, pp. 4024–4031, Dec. 2016. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2016.0259>
- [36] S. Lumbreras & A. Ramos, "The new challenges to transmission expansion planning. survey of recent practice and literature review," *Electr. Pow. Syst. Res.*, vol. 134, pp. 19–29, May. 2016. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2015.10.013>
- [37] C. Florez, G. Garcia & A. Salcedo, "Expansion of transmission networks considering large wind power penetration and demand uncertainty," *IEEE Lat. Am. T.*, vol. 14, no. 3, pp. 1235–1244, Mar. 2016. <https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7459604>
- [38] R. Romero, A. Monticelli, A. Garcia & S. Haffner, "Test systems and mathematical models for transmission network expansion planning, Generation, Transmission and Distribution," *IEEE Proc.*, vol. 149, no. 1, pp. 27–36, Jan. 2002. <https://doi.org/10.1049/ip-gtd:20020026>
- [39] C. Correa, R. Bolaños & A. Garcés, "Environmental transmission expansion planning using non-linear programming and evolutionary techniques," in *IEEE SIFAE 2012*, SIFAE, Barranquilla, CO, 25-26 Oct, 2012. <https://doi.org/10.1109/SIFAE.2012.6478893>
- [40] C. Correa, R. Bolaños & A. Escobar, "Multi-objective transmission expansion planning considering multiple generation scenarios," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 62, pp. 398–409, Nov. 2014. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.04.063>
- [41] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap & T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *Technical report*, KanGAL, IITs, Kanpur, IN.
- [42] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal & T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE T. Evolut. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, May. 2002. <https://doi.org/10.1109/4235.996017>
- [43] Y. Hu, Z. Bie, T. Ding & Y. Lin, "An NSGA-II based multi-objective optimization for combined gas and electricity network expansion planning," *App. Energy*, vol. 167, pp. 280–293, Apr. 2016. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.10.148>
- [44] G. Aghajani & N. Ghadimi, "Multi-objective energy management in a micro-grid," *Energy Rep.*, vol. 4, pp. 218–225, Nov. 2018. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2017.10.002>
- [45] C. Correa, R. Bolaños & A. Garcés, "Enhanced multiobjective algorithm for transmission expansion planning considering N-1 security criterion," *Int. Trans. Electr. Energ. Syst.*, vol. 25, no. 10, pp. 2225–2246, Jun. 2014. <https://doi.org/10.1002/etep.1958>
- [46] C. A. Flórez, "Planeamiento multiobjetivo de la expansión de la transmisión considerando múltiples escenarios de generación," *M.S. Disertación*, UTP, Pereira, CO, 2008.
- [47] K. Deb, *Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. New York, USA: Wiley, 2001.
- [48] R. Romero, A. Monticelli, A. Garcia & S. Haffner, "Test systems and mathematical models for transmission network expansion planning, Generation, Transmission and Distribution," *IEEE Proc.*, vol. 149, no. 1, pp. 27–36, Aug. 2002. <https://doi.org/10.1049/ip-gtd:20020026>
- [49] R. Fang & D. Hill, "A new strategy for transmission expansion in competitive electricity markets," *IEEE Trans. Power. Syst.*, vol. 18, no. 1, pp. 374–380, Feb. 2003. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2002.807083>
- [50] R. Romero & A. Monticelli, "A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning," *IEEE Trans. Power. Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 373–380, Feb. 1994. <https://doi.org/10.1109/59.317588>

**Carlos Alberto Correa Flórez** es Ingeniero y Magíster en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Tecnológica (Pereira, Colombia). Doctor en Energía y Procesos del MINES Paris-Tech (Francia). Actualmente es profesor asistente en la Pontificia Universidad Javeriana (Bogotá, Colombia). Sus áreas de interés incluyen optimización matemática, planeamiento de sistemas de potencia, energías renovables y smart-grids. <https://orcid.org/0000-0002-7590-1976>

**Alejandro Sánchez Salcedo** es Ingeniero y Magíster en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Nacional de Colombia (Bogotá, Colombia). Actualmente es profesor asociado en la Universidad de La Salle (Bogotá, Colombia). Sus áreas de interés incluyen ingeniería de alto voltaje y compatibilidad electromagnética. <https://orcid.org/0000-0001-7182-9180>

**Andrés Felipe Panesso Hernández** es Ingeniero y Magíster en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Tecnológica de Pereira (Colombia). Actualmente es profesor asistente en la Universidad de La Salle (Bogotá, Colombia). Sus áreas de interés incluyen el análisis y localización de fallas, sistemas de distribución de energía y desarrollo rural. <https://orcid.org/0000-0003-3798-4659>