

Artículo de investigación

<https://doi.org/10.47460/athenea.v7i24.144>

## Modelado dinámico no lineal y simulación Monte Carlo de la propagación de fallas en redes energéticas antifrágiles bajo perturbaciones estocásticas

Yomber Montilla López\*

<https://orcid.org/0000-0002-8592-248X>  
ymontillal@uteq.edu.ec  
Universidad Técnica Estatal de Quevedo  
Quevedo, Ecuador

Benjamín Roldan Polo-Escobar  
<https://orcid.org/0000-0001-5056-9957>  
benjamin.polo@untrm.edu.pe  
Universidad Nacional Toribio Rodríguez de  
Mendoza  
Chachapoyas, Perú

Brexys Linares Rodríguez

<https://orcid.org/0009-0003-0423-4971>  
blinares9307@utm.edu.ec  
Universidad Técnica de Manabí  
Portoviejo, Ecuador

Rodolfo Cornejo

<https://orcid.org/0000-0001-9325-6512>  
recpesq@gmail.com  
Facultad de Ingeniería Pesquera y Alimentos,  
Universidad Nacional del Callao; Instituto del  
Mar del Perú (IMARPE)  
Callao, Perú

\*Autor de correspondencia: [ymontillal@uteq.edu.ec](mailto:ymontillal@uteq.edu.ec)

Recibido: (02/03/2026), Aceptado: (06/06/2026)

**Resumen.** Las redes energéticas modernas constituyen sistemas dinámicos complejos caracterizados por incertidumbre operativa y comportamientos no lineales. El objetivo de esta investigación fue desarrollar un marco físico-computacional para analizar la estabilidad y capacidad de adaptación de redes energéticas sometidas a perturbaciones estocásticas. Se empleó un modelo dinámico no lineal basado en ecuaciones diferenciales ordinarias, integrando simulación Monte Carlo, muestreo *Latin Hypercube*, un Índice de Antifragilidad Energética (EAI), análisis de sensibilidad mediante índices de Sobol y análisis de bifurcaciones. Los resultados evidenciaron comportamientos frágiles, resilientes y antifrágiles, con predominio de escenarios resilientes. La intensidad de acoplamiento y la magnitud de las perturbaciones fueron los parámetros de mayor influencia sobre el sistema. Asimismo, se identificó un umbral crítico asociado con la aparición de múltiples estados de equilibrio y transiciones dinámicas. Se concluye que la integración de dinámica no lineal y simulación probabilística permite comprender el comportamiento de sistemas energéticos complejos bajo incertidumbre.

**Palabras clave:** redes energéticas, sistemas dinámicos complejos, simulación Monte Carlo, antifragilidad, bifurcaciones.

### Nonlinear Dynamic Modeling and Monte Carlo Simulation of Failure Propagation in Antifragile Energy Networks under Stochastic Perturbations

**Abstract.** Modern energy networks constitute complex dynamic systems characterized by operational uncertainty and nonlinear behavior. The objective of this research was to develop a physical-computational framework to analyze the stability and adaptive capacity of energy networks subjected to stochastic perturbations. A nonlinear dynamic model based on ordinary differential equations was employed, integrating Monte Carlo simulation, *Latin Hypercube* sampling, an Energy Antifragility Index (EAI), sensitivity analysis using Sobol indices, and bifurcation analysis. The results revealed fragile, resilient, and antifragile behaviors, with resilient scenarios predominating. Coupling intensity and perturbation magnitude were the parameters with the greatest influence on the system. Likewise, a critical threshold associated with the emergence of multiple equilibrium states and dynamic transitions was identified. It is concluded that the integration of nonlinear dynamics and probabilistic simulation makes it possible to understand the behavior of complex energy systems under uncertainty.

**Keywords:** energy networks, complex dynamic systems, Monte Carlo simulation, antifragility, bifurcations.

## I. INTRODUCCIÓN

La creciente complejidad de las redes energéticas modernas ha incrementado la necesidad de desarrollar herramientas de modelado capaces de representar la interacción entre múltiples fuentes de generación, la incertidumbre operativa y la propagación de perturbaciones dentro de sistemas altamente interconectados. La integración de energías renovables, la digitalización de la infraestructura eléctrica y la creciente dependencia de sistemas ciberfísicos han convertido la estabilidad y la capacidad de adaptación de las redes energéticas en temas prioritarios de investigación científica y tecnológica [1], [2].

Diversos estudios han demostrado que las redes energéticas constituyen sistemas dinámicos complejos caracterizados por comportamientos no lineales, dependencias espaciales y temporales, y respuestas emergentes ante perturbaciones externas [2], [3]. En este contexto, las fallas en componentes individuales pueden propagarse a través de la red y generar fenómenos de cascada que comprometen el funcionamiento global del sistema [3], [4]. La comprensión de estos procesos resulta particularmente relevante en escenarios de incertidumbre, eventos extremos y condiciones operativas variables, donde las aproximaciones deterministas tradicionales presentan limitaciones para describir adecuadamente la dinámica del sistema [5].

En los últimos años, el concepto de antifragilidad ha despertado un creciente interés en el estudio de sistemas complejos debido a su capacidad para explicar situaciones en las que determinados sistemas no solo resisten perturbaciones, sino que también pueden reorganizarse y mejorar su desempeño después de experimentar condiciones adversas [2], [6]. Este enfoque ha sido aplicado en el diseño de sistemas energéticos renovables [6], en la sincronización de osciladores en redes complejas [7] y en el análisis de la resiliencia de infraestructuras críticas [8]. Sin embargo, la incorporación de principios de antifragilidad en el estudio dinámico de redes energéticas continúa siendo limitada, particularmente en investigaciones que integren simultáneamente incertidumbre paramétrica, análisis probabilístico y exploración de transiciones dinámicas.

Paralelamente, las investigaciones recientes han evidenciado la importancia de la simulación computacional para evaluar la respuesta de sistemas complejos ante perturbaciones y condiciones de incertidumbre [5]. Los modelos estocásticos, las simulaciones probabilísticas y las técnicas de propagación de fallas han permitido identificar configuraciones vulnerables, mecanismos de recuperación y estrategias de mitigación en sistemas energéticos de gran escala [4], [9], [10]. Asimismo, el empleo de grafos de propagación de fallas y modelos de acoplamiento ha contribuido a comprender la evolución de eventos en cascada y la interacción entre múltiples subsistemas energéticos [10], [11].

A pesar de estos avances, persiste una brecha de investigación relacionada con el desarrollo de marcos físico-computacionales que permitan analizar, de manera integrada, la dinámica no lineal, la incertidumbre estocástica y la aparición de comportamientos emergentes en redes energéticas complejas. En particular, son escasos los estudios que combinan simulación Monte Carlo, análisis global de sensibilidad y técnicas de bifurcación para identificar parámetros dominantes, umbrales críticos y posibles transiciones cualitativas en el comportamiento del sistema.

En respuesta a esta necesidad, el presente estudio propuso un marco de modelado dinámico no lineal para el análisis de redes energéticas sometidas a perturbaciones estocásticas. La investigación integró simulación Monte Carlo, análisis global de sensibilidad mediante índices de Sobol y análisis de bifurcaciones con el propósito de evaluar la estabilidad, la recuperación y la posible aparición de comportamientos frágiles, resilientes y antifrágiles. Se planteó la hipótesis de que la intensidad de acoplamiento y la magnitud de las perturbaciones constituyen parámetros dominantes capaces de inducir cambios cualitativos en la dinámica del sistema y de generar múltiples regímenes de comportamiento bajo condiciones de incertidumbre.

## II. MARCO TEÓRICO

### A. Redes energéticas como sistemas dinámicos complejos

Las redes energéticas modernas constituyen sistemas altamente interconectados cuya dinámica depende de la interacción simultánea entre generación, transmisión, consumo y mecanismos de control. La incorporación de energías renovables, sistemas ciberfísicos y múltiples fuentes distribuidas ha in-

crementado la complejidad estructural y funcional de las redes eléctricas, favoreciendo la aparición de fenómenos emergentes, comportamientos no lineales y procesos de autoorganización [1], [2].

Desde la perspectiva de la física de sistemas complejos, las redes energéticas pueden representarse como conjuntos de nodos acoplados cuyos estados evolucionan en función de interacciones locales y perturbaciones externas. Bajo determinadas condiciones operativas, pequeñas variaciones en la conectividad o en la demanda pueden producir cambios significativos en el comportamiento global del sistema, dando lugar a respuestas dinámicas que no pueden explicarse únicamente a partir del análisis individual de sus componentes [2], [3]. Asimismo, las fallas localizadas poseen la capacidad de propagarse mediante mecanismos de cascada y comprometer la estabilidad del sistema energético completo [3], [11].

#### *B. Antifragilidad y comportamiento emergente en sistemas complejos*

El concepto de antifragilidad ha adquirido creciente relevancia en el estudio de sistemas complejos debido a que describe la capacidad de ciertos sistemas para mejorar su desempeño después de experimentar perturbaciones o situaciones adversas [2]. A diferencia de la robustez, que implica resistencia al cambio, y de la resiliencia, que supone recuperación hacia un estado previo, la antifragilidad se caracteriza por la posibilidad de adaptación y reorganización positiva como consecuencia de la exposición a la incertidumbre [6].

Las investigaciones recientes han demostrado que la antifragilidad puede manifestarse en sistemas energéticos y redes complejas mediante procesos de redistribución de cargas, sincronización adaptativa y reorganización de las interacciones entre nodos [6], [7]. En particular, los estudios sobre sincronización de osciladores en redes complejas han evidenciado que determinadas configuraciones de acoplamiento favorecen respuestas emergentes capaces de mejorar la estabilidad global del sistema después de la ocurrencia de perturbaciones [7]. Sin embargo, la identificación de condiciones que permitan distinguir entre comportamientos frágiles, resilientes y antifrágiles continúa representando un desafío en el análisis de redes energéticas bajo incertidumbre [2].

#### *C. Incertidumbre y simulación probabilística en redes energéticas*

La operación de sistemas energéticos contemporáneos se encuentra influenciada por múltiples fuentes de incertidumbre asociadas con la variabilidad de la demanda, la intermitencia de las energías renovables, las fallas de componentes y los eventos extremos [4], [5]. Debido a la naturaleza estocástica de estos fenómenos, los enfoques deterministas tradicionales presentan limitaciones para representar adecuadamente la evolución dinámica de las redes energéticas.

En este contexto, la simulación probabilística se ha consolidado como una herramienta de gran utilidad para evaluar el comportamiento de sistemas complejos bajo diferentes escenarios operativos [5]. Los modelos estocásticos y los marcos probabilísticos han permitido analizar la propagación de fallas, estimar niveles de riesgo y explorar estrategias de mitigación en redes energéticas sometidas a perturbaciones de distinta naturaleza [3], [4], [9]. Asimismo, las técnicas de simulación basadas en múltiples escenarios han demostrado ser particularmente útiles para identificar configuraciones vulnerables y evaluar la capacidad de recuperación de sistemas de gran escala [4], [10].

#### *D. Sensibilidad paramétrica y transiciones dinámicas*

La respuesta de un sistema dinámico complejo depende no solo de la magnitud de las perturbaciones externas, sino también de la interacción entre los parámetros que gobiernan su evolución temporal. En consecuencia, la identificación de parámetros dominantes constituye un aspecto fundamental para comprender la estabilidad y la capacidad adaptativa de las redes energéticas [2], [11]. Los análisis globales de sensibilidad permiten cuantificar la contribución individual de los parámetros y determinar cuáles de ellos poseen mayor influencia sobre las variables de salida del sistema. Esta información resulta especialmente relevante en modelos no lineales, donde pequeñas variaciones paramétricas pueden generar respuestas desproporcionadas y cambios cualitativos en la dinámica global [2], [7].

De manera complementaria, la teoría de sistemas dinámicos establece que determinados parámetros de control pueden inducir transiciones entre diferentes estados de equilibrio, generando regiones de estabilidad, inestabilidad y comportamientos emergentes [2]. La identificación de umbrales críticos y

cambios de régimen constituye un elemento esencial para comprender la evolución de redes energéticas complejas, particularmente en escenarios caracterizados por incertidumbre y propagación de perturbaciones [3], [10], [11].

### III. METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, computacional y explicativo, orientado al modelado del comportamiento dinámico de una red energética sometida a perturbaciones estocásticas. El estudio no tuvo como propósito reproducir una red eléctrica nacional completa, sino construir un marco físico-computacional controlado que permitiera analizar la estabilidad, recuperación y capacidad adaptativa de un sistema energético ante fallas, variaciones de carga e incertidumbre en la generación. Esta delimitación permitió mantener la coherencia entre la complejidad matemática del modelo, la capacidad de simulación y la interpretación física de los resultados.

#### A. Modelado dinámico de la red energética

El sistema energético se representó mediante una red de  $N$  nodos interconectados, donde cada nodo correspondió a una fuente de generación, una carga o un elemento de almacenamiento energético. La evolución temporal del sistema se describió mediante un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias no lineales:

$$\frac{dx(t)}{dt} = F(x(t), u(t), \theta) + \xi(t) \quad (1)$$

donde  $x(t)$  es el vector de estados del sistema,  $u(t)$  representa las entradas de control,  $\theta$  corresponde a los parámetros físicos y operativos, y  $\xi(t)$  representa la perturbación estocástica. La formulación no lineal permitió representar respuestas transitorias, recuperación parcial, pérdida de estabilidad y sensibilidad a variaciones paramétricas.

#### B. Representación topológica de la red

La estructura de la red se definió mediante una matriz de adyacencia ponderada:

$$A = [a_{ij}], \quad i, j = 1, \dots, N \quad (2)$$

donde  $a_{ij}$  representó la intensidad de conexión entre los nodos  $i$  y  $j$ . El término de acoplamiento energético se expresó como:

$$C_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} [x_j(t) - x_i(t)] \quad (3)$$

Esta formulación permitió modelar la propagación de perturbaciones y el intercambio energético entre nodos sin recurrir a modelos completos de flujo de potencia AC, lo cual habría incrementado considerablemente la complejidad computacional.

#### C. Formulación energética y análisis de estabilidad

La energía equivalente del sistema se estimó mediante:

$$E(t) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{1}{2} C_i V_i^2(t) + \frac{1}{2} L_i I_i^2(t) \right) \quad (4)$$

donde  $C_i$  representa la capacitancia equivalente,  $L_i$  la inductancia equivalente,  $V_i(t)$  la tensión normalizada e  $I_i(t)$  la corriente normalizada. La estabilidad dinámica se evaluó mediante una función de Lyapunov:

$$V_L(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i(t) - x_i^*)^2 \quad (5)$$

donde  $x_i^*$  representó el estado de equilibrio del nodo  $i$ . La evolución temporal de esta función permitió identificar la tendencia del sistema hacia condiciones de estabilidad o inestabilidad después de la aplicación de perturbaciones.

#### D. Construcción de escenarios estocásticos

Se consideraron tres escenarios de perturbación: fluctuaciones leves de carga modeladas mediante ruido gaussiano de baja amplitud; eventos moderados asociados con variaciones simultáneas de generación y demanda; y fallas severas que incluyeron desconexión temporal de nodos y reducción de la capacidad de transmisión. Las perturbaciones se generaron mediante:

$$\xi(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (6)$$

donde  $\sigma$  representó la intensidad de la incertidumbre.

#### E. Simulación Monte Carlo y muestreo probabilístico

La incertidumbre de los parámetros se incorporó mediante simulación Monte Carlo y muestreo *Latin Hypercube*. Cada parámetro incierto se definió como:

$$\theta_i \sim f_i(\mu_i, \sigma_i) \quad (7)$$

donde  $f_i$  correspondió a una distribución probabilística apropiada para cada parámetro. Se generaron 1000 escenarios independientes, obteniendo trayectorias temporales del sistema bajo diferentes combinaciones de intensidad de acoplamiento, amortiguamiento, variabilidad de carga, severidad de falla y capacidad de recuperación.

#### F. Indicadores de recuperación dinámica

El tiempo de recuperación se definió como:

$$T_R = \min\{t : |x_i(t) - x_i^*| < \varepsilon, \forall t \geq T_R\} \quad (8)$$

donde  $\varepsilon$  representó una banda de tolerancia alrededor del equilibrio. La probabilidad de recuperación se calculó mediante:

$$P_R = \frac{n_R}{N_s} \quad (9)$$

donde  $n_R$  corresponde al número de simulaciones recuperadas y  $N_s$  al número total de simulaciones.

#### G. Índice de Antifragilidad Energética

Como aporte metodológico se propuso el Índice de Antifragilidad Energética, denominado *Energy Antifragility Index* (EAI):

$$EAI = \frac{P_{post} - P_{pre}}{S + \delta} \quad (10)$$

donde  $P_{pre}$  representa el desempeño previo a la perturbación,  $P_{post}$  el desempeño posterior a la recuperación,  $S$  la severidad de la perturbación y  $\delta$  una constante positiva pequeña. La interpretación se estableció de la siguiente manera:  $EAI < 0$  indicó comportamiento frágil;  $EAI \approx 0$ , comportamiento resiliente; y  $EAI > 0$ , comportamiento antifrágil.

#### H. Entropía dinámica del sistema

El grado de desorden inducido por las perturbaciones se cuantificó mediante:

$$H(t) = - \sum_{k=1}^m p_k(t) \ln p_k(t) \quad (11)$$

donde  $p_k(t)$  representó la probabilidad de ocurrencia del estado discretizado  $k$ .

### I. Análisis global de sensibilidad

La contribución individual de cada parámetro se estimó mediante índices de Sobol de primer orden:

$$S_i = \frac{\text{Var}_{\theta_i}(\mathbb{E}[Y|\theta_i])}{\text{Var}(Y)} \quad (12)$$

donde  $Y$  representó una salida del modelo, como el tiempo de recuperación, la energía disipada o el índice EAI.

### J. Implementación computacional

La implementación se desarrolló en R, utilizando procedimientos de resolución numérica de ecuaciones diferenciales, simulación Monte Carlo, muestreo *Latin Hypercube*, análisis de sensibilidad global y construcción de mapas de estabilidad y recuperación. Las simulaciones que presentaron divergencias numéricas, soluciones no físicas o valores fuera de los rangos establecidos fueron excluidas del análisis y se reportó su proporción respecto al total de escenarios generados.

### K. Análisis de bifurcaciones y comportamiento dinámico global

Con el propósito de identificar cambios cualitativos en la dinámica de la red energética, se realizó un análisis de bifurcaciones mediante la variación sistemática de parámetros de control asociados con la intensidad de acoplamiento energético, la tasa de amortiguamiento y la severidad de las perturbaciones. Los puntos de equilibrio del sistema se obtuvieron imponiendo:

$$F(x^*, u, \theta) = 0 \quad (1)$$

La estabilidad local de dichos equilibrios se evaluó mediante la matriz Jacobiana:

$$J = \left. \frac{\partial F}{\partial x} \right|_{x=x^*} \quad (13)$$

cuyos autovalores fueron calculados para cada escenario paramétrico. La condición de estabilidad local se estableció como:

$$\text{Re}(\lambda_i) < 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (14)$$

mientras que la pérdida de estabilidad se identificó cuando al menos un autovalor satisfizo:

$$\text{Re}(\lambda_i) \geq 0 \quad (15)$$

La variación de los autovalores permitió detectar la posible aparición de transiciones dinámicas, regiones de inestabilidad y cambios cualitativos en el comportamiento del sistema.

## IV. RESULTADOS

### A. Comportamiento dinámico de la red energética bajo perturbaciones estocásticas

Se ejecutaron múltiples simulaciones del sistema energético mediante el modelo dinámico no lineal propuesto, considerando diferentes niveles de perturbación y variabilidad paramétrica. Los resultados mostraron que la red presentó una respuesta estable frente a perturbaciones de baja intensidad, caracterizada por desviaciones transitorias moderadas y tiempos de recuperación relativamente cortos. Sin embargo, al incrementarse la severidad de las perturbaciones, se observaron mayores oscilaciones en las variables de estado, acompañadas de incrementos en la dispersión de las trayectorias temporales.

La Figura 1 mostró la evolución temporal de la variable de estado normalizada para diferentes escenarios estocásticos. En condiciones de perturbación leve, las trayectorias convergieron rápidamente hacia el equilibrio. Por el contrario, los escenarios de alta incertidumbre produjeron respuestas transitorias prolongadas y una recuperación más lenta del sistema.

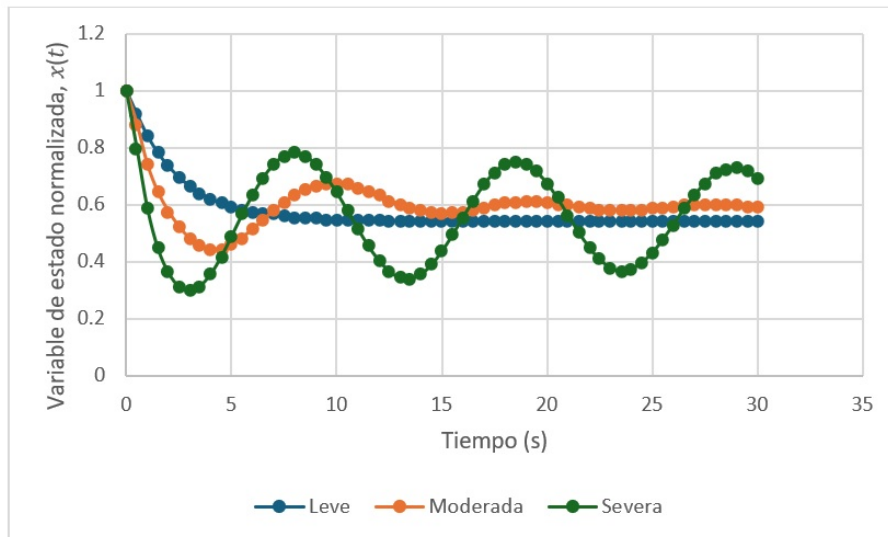


Fig. 1. Respuesta dinámica de la red energética bajo diferentes niveles de perturbación.

Los comportamientos oscilatorios observados en escenarios severos sugirieron la existencia de umbrales dinámicos asociados con cambios cualitativos en la estabilidad del sistema. Por tal motivo, se realizó un análisis de bifurcaciones para identificar regiones críticas de operación. Los escenarios presentados correspondieron a los tres niveles de perturbación definidos en la metodología: fluctuaciones leves de carga, eventos moderados y fallas severas.

De manera consistente con la teoría de sistemas dinámicos, el incremento de la incertidumbre generó un aumento en la amplitud de las oscilaciones y una reducción progresiva del margen de estabilidad. No obstante, la red mantuvo capacidad de recuperación en un porcentaje importante de las simulaciones, lo que sugiere que el sistema presentó características de resiliencia frente a perturbaciones moderadas.

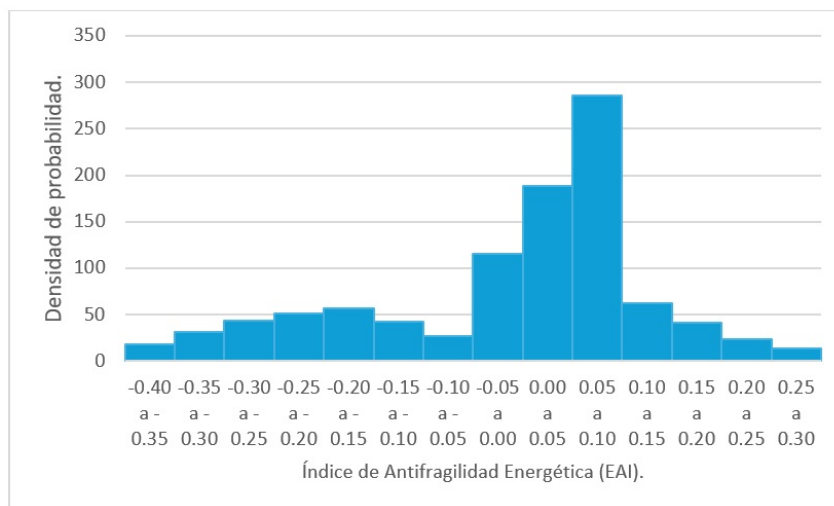
#### B. Simulación Monte Carlo e incertidumbre paramétrica

Se generaron 1000 escenarios mediante simulación Monte Carlo utilizando combinaciones aleatorias de los parámetros físicos y operativos definidos en el modelo. La distribución de resultados evidenció que la mayoría de las simulaciones se concentró alrededor de estados de desempeño intermedios, mientras que una fracción menor presentó comportamientos extremos asociados con tiempos de recuperación prolongados y mayores pérdidas de desempeño.

La distribución probabilística del Índice de Antifragilidad Energética (EAI) mostró predominio de valores cercanos a cero, indicando que la mayoría de los escenarios simulados se comportó de manera resiliente, recuperando sus condiciones operativas sin mejoras sustanciales respecto al estado inicial. Sin embargo, se identificó un subconjunto de simulaciones con valores positivos de EAI, correspondientes a escenarios en los que determinadas combinaciones de parámetros permitieron una reorganización dinámica más eficiente después de la perturbación.

De forma igualmente relevante, se identificaron escenarios con valores negativos del índice, reflejando comportamientos frágiles en los cuales la red no logró recuperar completamente su desempeño previo. Este resultado evidenció que la respuesta del sistema dependió significativamente de la interacción entre la intensidad de las perturbaciones y la configuración paramétrica de la red.

La distribución probabilística del Índice de Antifragilidad Energética (EAI), presentada en la Figura 2, mostró una marcada concentración de escenarios en el intervalo comprendido entre 0,00 y 0,10, indicando que la mayoría de las configuraciones simuladas exhibió un comportamiento predominantemente resiliente. Asimismo, se identificó una fracción menor de simulaciones con valores negativos del índice, asociadas con respuestas frágiles y pérdidas de desempeño posteriores a la perturbación. Finalmente, se observó una cola positiva decreciente correspondiente a escenarios con características antifrágiles, lo que sugiere que la mejora posterior al evento adverso dependió de combinaciones específicas de parámetros físicos y operativos.



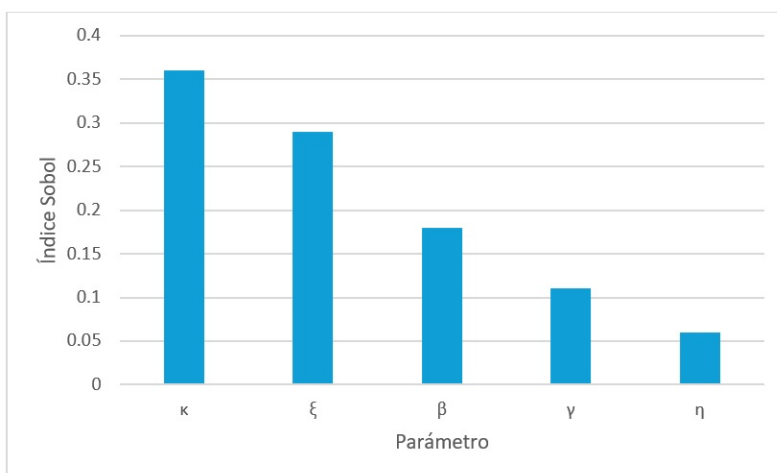
**Fig. 2.** Distribución probabilística del Índice de Antifragilidad Energética (EAI).

*C. Análisis global de sensibilidad de los parámetros del modelo*

Con el propósito de identificar los parámetros con mayor influencia sobre el comportamiento del sistema, se realizó un análisis global de sensibilidad mediante índices de Sobol de primer orden. La evaluación se efectuó considerando como variable de salida el Índice de Antifragilidad Energética (EAI), debido a que este indicador integró los efectos de la estabilidad, la capacidad de recuperación y el desempeño posterior a las perturbaciones.

La Figura 3 muestra los índices de sensibilidad obtenidos para los principales parámetros del modelo. Los resultados evidenciaron que la intensidad de acoplamiento ( $\kappa$ ) constituyó el factor de mayor influencia sobre la variabilidad del EAI, alcanzando un índice de Sobol de 0,36. Este resultado indicó que pequeñas variaciones en la conectividad energética entre los nodos produjeron modificaciones significativas en la capacidad de adaptación y recuperación de la red.

La intensidad de las perturbaciones ( $\xi$ ) presentó el segundo mayor nivel de influencia, con un índice de sensibilidad de 0,29. Este comportamiento sugirió que la magnitud de las fluctuaciones externas desempeñó un papel determinante en la evolución dinámica del sistema, particularmente en escenarios de elevada incertidumbre. Por su parte, la capacidad de recuperación ( $\beta$ ) exhibió una contribución intermedia de 0,18, indicando que los mecanismos internos de restablecimiento energético participaron de manera relevante, aunque con menor incidencia que la estructura de acoplamiento y las perturbaciones.



**Fig. 3.** Índices globales de sensibilidad de Sobol para los parámetros del modelo.

En contraste, la tasa de amortiguamiento ( $\gamma$ ) y la variabilidad de carga ( $\eta$ ) mostraron índices de sensibilidad relativamente bajos, con valores de 0,11 y 0,06, respectivamente. Aunque estos parámetros influyeron sobre la dinámica del sistema, su contribución individual al comportamiento global del EAI resultó considerablemente menor en comparación con los parámetros dominantes.

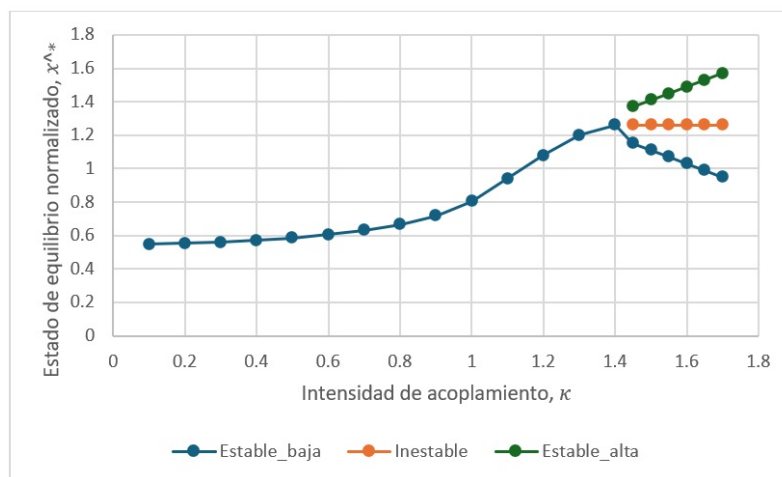
Los resultados del análisis de sensibilidad indicaron que la dinámica de la red energética estuvo gobernada principalmente por la intensidad de acoplamiento y por la magnitud de las perturbaciones estocásticas. Estos hallazgos sugirieron que modificaciones relativamente pequeñas en la conectividad del sistema podrían inducir cambios significativos en su estabilidad y capacidad de adaptación. Debido a la elevada influencia observada para el parámetro de acoplamiento ( $\kappa$ ), se consideró pertinente analizar su comportamiento mediante un estudio de bifurcaciones, con el propósito de identificar la posible existencia de umbrales críticos y transiciones cualitativas en la dinámica del sistema.

#### D. Análisis de sensibilidad y bifurcaciones dinámicas

El análisis global de sensibilidad mostró que la intensidad de acoplamiento entre nodos y la severidad de las perturbaciones fueron los parámetros con mayor influencia sobre el comportamiento del sistema. Los índices de Sobol indicaron que ambos factores explicaron la mayor proporción de la variabilidad observada en el tiempo de recuperación y en el índice EAI.

Adicionalmente, el análisis de bifurcaciones reveló la existencia de regiones críticas en las cuales pequeñas variaciones paramétricas produjeron cambios cualitativos en la dinámica de la red. Para valores reducidos de la intensidad de acoplamiento, el sistema presentó un único estado de equilibrio estable. Sin embargo, al superar un umbral crítico, se observaron transiciones hacia regímenes oscilatorios y estados múltiples de equilibrio.

La Figura 4 mostró el diagrama de bifurcación obtenido al variar sistemáticamente el parámetro de acoplamiento. Los resultados indicaron la presencia de regiones de estabilidad, zonas de transición y dominios caracterizados por comportamientos dinámicos más complejos. Estos hallazgos sugirieron que la estabilidad de la red energética no dependió exclusivamente de la magnitud de las perturbaciones, sino también de la posición del sistema respecto a determinados umbrales paramétricos.



**Fig. 4.** Diagrama de bifurcación de la red energética en función de la intensidad de acoplamiento ( $\kappa$ ).

Desde la perspectiva de la ingeniería energética, la identificación de estos puntos críticos constituye un resultado de especial relevancia, ya que permite reconocer configuraciones operativas susceptibles de experimentar pérdidas abruptas de estabilidad ante cambios relativamente pequeños en las condiciones del sistema. El análisis de los autovalores de la matriz Jacobiana indicó modificaciones en las condiciones de estabilidad alrededor de  $\kappa \approx 1,45$ , coincidiendo con la aparición de múltiples estados de equilibrio observados en el diagrama de bifurcación.

## CONCLUSIONES

La investigación permitió desarrollar un marco de modelado físico-computacional para el análisis de redes energéticas sometidas a perturbaciones estocásticas, integrando ecuaciones dinámicas no lineales, simulación Monte Carlo y análisis global de sensibilidad. Los resultados mostraron que el sistema presentó diferentes patrones de respuesta en función de la intensidad de las perturbaciones, desde trayectorias con rápida convergencia hacia el equilibrio hasta comportamientos oscilatorios persistentes asociados con escenarios de mayor incertidumbre. Estos hallazgos evidenciaron que la estabilidad de la red no dependió únicamente de la magnitud de las perturbaciones, sino también de la interacción entre las condiciones de operación y la estructura de acoplamiento del sistema.

La distribución probabilística del Índice de Antifragilidad Energética (EAI) reveló la coexistencia de comportamientos frágiles, resilientes y antifrágiles, predominando los escenarios resilientes caracterizados por la recuperación del desempeño sin mejoras sustanciales posteriores al evento adverso. Asimismo, la presencia de una fracción reducida de escenarios antifrágiles sugirió que determinadas configuraciones paramétricas permitieron una reorganización dinámica más eficiente de la red después de la perturbación. Estos resultados indicaron que la capacidad de adaptación del sistema emergió de combinaciones específicas de parámetros físicos y operativos, más que de la mera exposición a eventos extremos.

El análisis global de sensibilidad identificó la intensidad de acoplamiento y la magnitud de las perturbaciones como los principales factores responsables de la variabilidad del comportamiento dinámico del sistema. La elevada influencia del parámetro de acoplamiento justificó la realización del análisis de bifurcaciones, el cual permitió identificar un umbral crítico asociado con la aparición de múltiples estados de equilibrio y cambios cualitativos en la dinámica de la red. En conjunto, los resultados sugirieron que el estudio de las transiciones dinámicas y de los parámetros dominantes constituye una herramienta de gran utilidad para comprender la estabilidad de sistemas energéticos complejos bajo incertidumbre.

Finalmente, el marco propuesto presentó una aproximación reproducible para la exploración de relaciones entre estabilidad, recuperación y comportamiento emergente en redes energéticas complejas. No obstante, debido a que el modelo se desarrolló sobre una representación simplificada del sistema energético, los resultados deben interpretarse como evidencia inicial de carácter físico-computacional y no como una descripción exhaustiva de redes eléctricas reales. Se recomienda que investigaciones futuras incorporen topologías energéticas específicas, datos operativos reales y mecanismos adaptativos de mayor complejidad, con el propósito de profundizar en el estudio de las transiciones críticas y del comportamiento dinámico de sistemas energéticos sometidos a incertidumbre.

## REFERENCIAS

- [1] O. P. Ovidiu, B. Dragos, and C. Emil, "Fractal and markov-based load modeling for multi-generator dispatch and protection in urban networks," *Annals of the West University of Timisoara. Physics Series*, vol. 67, no. 1, pp. 13–34, 2025.
- [2] C. Axenie, O. López-Corona, M. A. Makridis, M. Akbarzadeh, M. Saveriano, A. Stancu, and J. West, "Antifragility in complex dynamical systems," *npj Complexity*, vol. 1, no. 1, p. 12, 2024.
- [3] X. Gao, M. Peng, K. T. Chi, and H. Zhang, "A stochastic model of cascading failure dynamics in cyber-physical power systems," *IEEE Systems Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 4626–4637, 2020.
- [4] H. Liang, B. Moya, F. Chinesta, and E. Chatzi, "A multi-model probabilistic framework for seismic risk assessment and retrofit planning of electric power networks," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 268, p. 112001, 2025.
- [5] P. Saisridhar, M. Thuerer, and B. Avittathur, "Assessing supply chain responsiveness, resilience and robustness (Triple-R) by computer simulation: a systematic review of the literature," *International Journal of Production Research*, vol. 62, no. 4, pp. 1458–1488, 2024.
- [6] D. Coppitters and F. Contino, "Optimizing upside variability and antifragility in renewable energy system design," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 9138, 2023.
- [7] M. A. Polo-González, A. P. Riascos, and L. K. Eraso-Hernandez, "Antifragility and response to damage in the synchronization of oscillators on networks," *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, vol. 58, no. 22, p. 225002, 2025.

- [8] Z. Hu, J. Hou, Y. Su, Y. Wang, W. Dai, and J. Yang, "Public health safety governance and system resilience in petrochemical plants based on STAMP/STPA and complex networks: A case study from china," *Sustainability*, vol. 18, p. 3754, 2026.
- [9] X. Wu, Y. Cao, H. Wu, S. Qi, M. Zhao, Y. Feng, and Q. Yu, "Hybrid learning-based fault prediction and cascading failure mitigation in multi-network energy systems," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, p. 33938, 2025.
- [10] C. Zhang, Y. Xu, Y. Chen, and Y. Gan, "Coupling modelling and fault propagation simulation method for power grid-centric urban lifeline systems under extreme disasters," *Energy Internet*, vol. 2, no. 3, pp. 255–273, 2025.
- [11] B. Li, D. Liu, J. Fang, X. Zhang, and C. K. Tse, "Failure propagation graphs for studying cascading failure propagation in power networks," *IEEE Systems Journal*, vol. 19, no. 1, pp. 258–269, 2025.