

Optimización del Flujo de Potencia en Redes Eléctricas mediante Gekko

Ayala-Chauvin, Manuel^{1*}; Avilés-Castillo, Fátima²; Riba-Romeva, Carles³

¹Universidad Tecnológica Indoamérica, Centro de Investigación de Ciencias Humanas y de la Educación - CICHE, Ambato, Ecuador

²Universidad Tecnológica Indoamérica, Facultad de Ingenierías, Ambato, Ecuador

³Universidad Politécnica de Cataluña, Centro de Diseño de Equipos Industriales (CDEI), Barcelona, España

Resumen: La optimización del flujo de potencia en la red eléctrica es fundamental para mejorar la estabilidad y el desempeño de los sistemas de energía. El principal desafío reside en encontrar una distribución óptima de la generación de potencia que cumpla con las restricciones impuestas por la red, tales como los límites de voltaje y las condiciones de estabilidad del sistema eléctrico. El objetivo de esta investigación fue evaluar el desempeño de Gekko en la optimización del flujo de potencia en redes eléctricas. Para ello, se realizó una comparación con SciPy, un marco de referencia ampliamente utilizado en optimización numérica, con el fin de evaluar su eficiencia relativa en problemas con restricciones complejas. La comparación se basa en métricas como precisión de la solución, velocidad de convergencia y número de evaluaciones de la función objetivo. Los resultados mostraron que ambos métodos lograron el mismo valor objetivo: SciPy (19,7) y Gekko (19,7). Sin embargo, SciPy fue ligeramente más rápido (0,01496 segundos frente a 0,0191 segundos), pero requirió 60 evaluaciones de la función objetivo. En contraste, Gekko demostró mayor eficiencia computacional, reduciendo la cantidad de evaluaciones necesarias para la convergencia. Aunque SciPy es más eficiente en problemas pequeños con restricciones explícitas, Gekko ofrece mayor flexibilidad en problemas con restricciones más complejas, lo que lo hace más adecuado para sistemas eléctricos de mayor envergadura.

Palabras clave: Flujo de potencia, Redes eléctricas, Modelos Computacionales, Gekko

Power Flow Optimization in Electrical Networks using Gekko

Abstract: Power flow optimization in the electrical grid is critical to improve the stability and performance of power systems. The main challenge lies in finding an optimal distribution of power generation that meets the constraints imposed by the grid, such as voltage limits and power system stability conditions. The objective of this research was to evaluate the performance of Gekko in power flow optimization in electrical grids. To do so, a comparison was made with SciPy, a widely used benchmark framework in numerical optimization in order to assess their relative efficiency in problems with complex constraints. The comparison is based on metrics such as solution accuracy, convergence speed, and number of objective function evaluations. The results showed that both methods achieved the same objective value: SciPy (19.7) and Gekko (19.7). However, SciPy was slightly faster (0.01496 seconds vs. 0.0191 seconds), but required 60 objective function evaluations. In contrast, Gekko demonstrated greater computational efficiency, reducing the number of evaluations required for convergence. While SciPy is more efficient on small problems with explicit constraints, Gekko offers greater flexibility on problems with more complex constraints, making it more suitable for larger power systems.

Keywords: Power Flow, Electrical Networks, Computational Models, Gekko

1. INTRODUCCIÓN

La optimización del flujo de potencia (OPF, por sus siglas en inglés) en redes eléctricas es un área de investigación dentro de los sistemas energéticos, que impulsa la gestión eficiente de

la generación y distribución de energía (Zhu, 2015). El OPF busca determinar la mejor manera de distribuir la energía de los generadores de manera eficiente, y así garantizar la operación segura de las redes eléctricas modernas, donde la

*mayala@uti.edu.ec
Recibido: 20/11/2024
Aceptado: 15/04/2025
Publicado en línea el 31/05/2025
10.33333/tp.vol55n2.06
CC BY 4.0

integración de fuentes renovables y la creciente electrificación han incrementado la complejidad de la gestión energética.

Tradicionalmente, este problema se ha abordado con métodos como Newton-Raphson y técnicas basadas en gradientes (Saadat, 2010). Sin embargo, investigaciones recientes han explorado técnicas novedosas, como el uso de redes neuronales gráficas para aproximar soluciones de flujo de potencia óptimo en redes de gran escala (Owerko et al., 2020). Además, herramientas computacionales como Pyomo permiten abordar incertidumbres en fuentes renovables y demanda mediante optimización robusta (Ramesh et al., 2022). CasADi ha demostrado ser útil en problemas de control óptimo y optimización no lineal en OPF (Andersson et al., 2018). Estas herramientas han permitido mejorar la estabilidad y confiabilidad de los sistemas eléctricos.

La optimización del flujo de potencia no es un problema sencillo. En la actualidad, diversas investigaciones han explorado múltiples enfoques para abordar el problema del flujo de potencia óptimo, destacándose las técnicas de relajación convexa que han mostrado ser muy prometedoras para alcanzar soluciones óptimas globales, especialmente en redes radiales (Gan et al., 2015). Además, se han desarrollado algoritmos metaheurísticos innovadores que ganan popularidad, tales como la optimización basada en el sistema circulatorio de Levy con partículas Gaussianas de estructura simple (Ghasemi et al., 2023), la optimización inspirada en la disposición de girasoles (Shaheen et al., 2019), y la optimización híbrida que combina métodos de enseñanza-aprendizaje con el flujo turbulento de agua (Alanazi et al., 2022). Estos métodos han sido implementados en una variedad de sistemas de prueba, entre ellos configuraciones estándar de redes eléctricas como los buses del IEEE. Los resultados obtenidos han demostrado su efectividad para reducir los costos de generación, minimizar las desviaciones de voltaje, disminuir las pérdidas de potencia y reducir las emisiones. Además, se ha enfatizado la importancia de incorporar fuentes de energía renovable, tales como turbinas eólicas y sistemas fotovoltaicos, en la formulación de los problemas de flujo de potencia óptimo para optimizar la operación global de los sistemas eléctricos y promover la sostenibilidad energética (Ghasemi et al., 2023).

Por otra parte, la optimización del flujo de potencia en las redes eléctricas también ha sido abordada mediante una variedad de técnicas evolutivas, donde se destaca la optimización por enjambre de partículas (PSO) como un instrumento potente para minimizar las pérdidas energéticas y mejorar la estabilidad del sistema. Paralelamente, se han utilizado técnicas de programación no lineal para optimizar la gestión de la potencia reactiva, lo que incrementa el desempeño global del sistema eléctrico (Chavez et al., 2016). Igualmente, los enfoques basados en el flujo de red se han aplicado con éxito al despacho de potencia activa, lo que proporciona soluciones eficientes para la asignación óptima de la generación (Carvalho et al., 1988). Los estudios también han incorporado restricciones específicas relacionadas con la estabilidad del voltaje, añadiéndolas a los modelos de flujo de potencia óptimo para garantizar la seguridad y robustez de la red (Granda & Arcos, 2008). Métodos avanzados, como las formulaciones cuadráticas cónicas extendidas, han sido

propuestos para incrementar la eficiencia en los cálculos del flujo de potencia óptimo (Jabr, 2008). De manera adicional, se han implementado algoritmos inspirados en la optimización por colonia de hormigas con el fin de reconfigurar las redes eléctricas. De esta manera, se disminuyen las pérdidas en los sistemas de distribución y se potencia su eficacia operacional (Scenna et al., 2013).

Las herramientas avanzadas, como la librería de optimización Gekko, se han utilizado en la resolución de problemas no lineales y dinámicos, además de optimizar redes eléctricas (Beal et al., 2018). Asimismo, Gekko permite la optimización conjunta de redes de gas natural y electricidad, lo que ofrece un enfoque más holístico que considera los sistemas energéticos urbanos, lo cual promueve el desarrollo sostenible (Seungwon An et al., 2003).

Dentro de las herramientas computacionales modernas, Gekko se ha destacado en la resolución de problemas no lineales y dinámicos aplicados a redes eléctricas. Esta librería de optimización basada en Python permite la solución de problemas de OPF con restricciones de voltaje y balance de potencia activa y reactiva (Beal et al., 2018). Su flexibilidad ha sido clave en aplicaciones que buscan optimizar la eficiencia y confiabilidad del sistema, e incluso se ha empleado en la optimización conjunta de redes de gas y electricidad para mejorar la sostenibilidad energética (Seungwon An et al., 2003).

En 2021, Gates et al. (2021) mostraron el uso de Gekko para resolver problemas complejos de control en redes de energía, lo que sentó un precedente para la optimización del seguimiento de carga, cogeneración y almacenamiento energético. Estudios como los de Lavaei et al. (2014) han investigado la geometría de las regiones de inyección en redes en árbol, y han mostrado que las relajaciones convexas pueden resolver eficientemente el problema de OPF bajo ciertas condiciones.

Las redes neuronales gráficas también se han aplicado para aproximar soluciones de flujo de potencia óptimo en redes a gran escala, lo cual mejora la eficiencia computacional en estos sistemas (Owerko et al., 2020). El método de gradiente reducido generalizado (GRG) ha sido destacado para resolver problemas de flujo de potencia óptimo de alta dimensión, lo cual aprovecha la escasez para mejorar la eficiencia computacional (Peschon et al., 1972). Por otro lado, los enfoques de programación lineal, incluidas las representaciones lineales por partes de las líneas de transmisión, permiten un modelado eficaz de los términos de potencia real y reactiva en funciones de optimización (Mitra, 2019).

Aplicaciones recientes han mostrado enfoques innovadores, como el modelo de flujo de potencia óptimo linealizado para sistemas de distribución desequilibrados, que mejora las decisiones operativas frente a los métodos tradicionales (Molzahn et al., 2015). Los métodos de optimización estocástica también brindan flexibilidad para abordar diversos escenarios operativos dentro de los sistemas de energía (Radziukynas & Radziukyniene, 2009).

El aumento de prosumidores que inyectan energía intermitente a la red ha generado nuevos desafíos en la planificación eléctrica (Damisa, Nwulu, et al., 2019). Para enfrentar estos retos, se propone un modelo de gestión para una microrred de corriente continua, optimizado mediante Gekko. Este modelo muestra cómo la distribución eficiente de recursos, como baterías y cargas flexibles, puede mitigar caídas de voltaje en redes con prosumidores de perfiles similares. Por otra parte, las microrredes exclusivas para prosumidores emergen como una solución prometedora para el futuro de las redes eléctricas (Damisa, Gbadegesin, et al., 2019).

La optimización del flujo de potencia en redes eléctricas es un área crítica de investigación, con estudios recientes que exploran el uso de Gekko para resolver problemas complejos de diseño y control de redes (Gates et al., 2021). Gekko facilita el desarrollo de herramientas como el control predictivo de modelos no lineales y la optimización en tiempo real (Beal et al., 2018). En este estudio se busca aplicar Gekko y comparar su rendimiento frente a SciPy en la optimización de redes eléctricas, donde Gekko ha demostrado ser más eficiente que otros enfoques tradicionales.

El problema del flujo de potencia óptimo (OPF) en redes de distribución puede abordarse desde diferentes perspectivas, incluyendo enfoques matemáticos, heurísticos y de aprendizaje automático. En particular, los métodos matemáticos han sido ampliamente utilizados debido a su capacidad de proporcionar soluciones determinísticas y cumplir con restricciones operativas. Este estudio se enfoca en la aplicación de Gekko para resolver un problema OPF con restricciones de voltaje y balance de potencia activa y reactiva, evaluando su desempeño en términos de precisión, convergencia y eficiencia computacional.

Si bien existen técnicas como la programación cuadrática (QP), la programación semidefinida (SDP) y métodos heurísticos como los algoritmos genéticos (GA) y optimización por enjambre de partículas (PSO), este trabajo se centra en analizar el rendimiento de Gekko en comparación con SciPy (SLSQP), que se utiliza como referencia (Yang et al., 2023). SciPy es una herramienta ampliamente empleada en optimización numérica y proporciona un punto de comparación objetivo para evaluar la eficiencia de Gekko en términos de convergencia, número de evaluaciones de la función objetivo y tiempo de ejecución. Aunque otros métodos podrían servir como referencia, SciPy permite contrastar de manera reproducible el desempeño de Gekko en problemas de optimización con restricciones.

2. METODOLOGÍA

2.1 Formulación del problema de Flujo de Potencia Óptimo (OPF)

Este estudio se basa en la optimización del flujo de potencia en redes eléctricas mediante el uso de Gekko. Para ello, se formularon las ecuaciones de equilibrio de potencia activa (Ecuación 6) y reactiva (Ecuación 7) para cada nodo de la red, y se tomaron en cuenta las magnitudes de voltaje (Ecuación 3) y los ángulos de fase (Ecuación 8).

Las restricciones incluyeron límites en la magnitud del voltaje, en los ángulos de fase aseguran que las condiciones operativas se mantengan dentro de los límites establecidos, y las capacidades de los generadores. El objetivo principal fue resolver el problema del flujo de potencia óptimo (OPF), respetando las restricciones operativas y garantizando una solución eficiente. Con ese propósito, se utilizó el solver APOPT de Gekko, una herramienta especializada en la resolución de problemas no lineales de optimización.

Como referencia, se consideró el método SLSQP de SciPy, ampliamente empleado en optimización numérica, con el fin de contextualizar el rendimiento de Gekko en términos de convergencia y eficiencia computacional. La red utilizada para el caso de estudio incluyó tres nodos y tres líneas, con parámetros específicos definidos para las condiciones iniciales. Los resultados de ambos métodos se compararon para evaluar su eficiencia y capacidad de resolución en este contexto.

El problema del flujo de potencia óptimo (OPF) tiene como objetivo determinar la cantidad de potencia que debe producir cada generador, de manera que se cubra la totalidad de la demanda con el menor costo operativo posible, y que además cumpla con todas las restricciones técnicas y operativas de la red (Ecuaciones 9, 10 y 11). Estas restricciones incluyen límites relacionados con la capacidad de los generadores, así como restricciones de seguridad y confiabilidad que deben ser consideradas para asegurar una operación estable y eficiente de la red (Ecuaciones 12 a 17).

Más allá de cubrir la demanda, es importante que los niveles de voltaje a lo largo de la red se mantengan dentro de rangos aceptables para garantizar la calidad del suministro eléctrico. Asimismo, la transmisión de potencia reactiva es un factor crítico, ya que debe ser gestionada de manera eficiente para satisfacer los requerimientos de los distintos puntos de la red. En el marco de la optimización, la potencia activa neta que llega a cada nodo, definida como la diferencia entre la generación y la demanda en ese punto, debe ser representada en función de los voltajes y los ángulos de fase en toda la red, lo que añade una capa adicional de complejidad al problema de OPF al requerir un modelado preciso y detallado de las interacciones eléctricas entre los diferentes nodos.

La Figura 1 describe la metodología para mejorar el flujo de energía dentro de las redes eléctricas, y hace hincapié en la fusión de Gekko, los algoritmos de optimización, el análisis de datos y las técnicas de simulación. Gekko se emplea para abordar los desafíos del flujo de energía no lineal, con el respaldo de sofisticados algoritmos destinados a minimizar los costos y, al mismo tiempo, cumplir con las restricciones del sistema. El análisis de datos facilita la modificación de los parámetros esenciales, y las simulaciones confirman la eficacia operativa de la solución optimizada en aplicaciones prácticas. En conjunto, estos elementos contribuyen al avance de la distribución eficiente de la energía.

Dicho esto, el método describe los principios fundamentales para la optimización del flujo de potencia (OPF) en redes eléctricas, cuyo objetivo es minimizar los costos de operación y cumple con las restricciones propias de la red, como la

demanda de potencia activa y reactiva, las magnitudes de voltaje, y las capacidades de los generadores.

Optimización del flujo de potencia

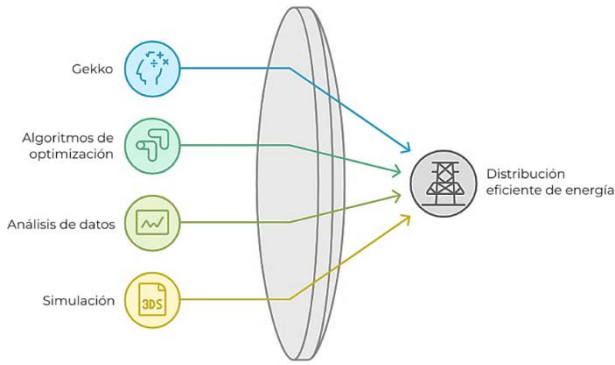


Figura 1. Metodología de análisis

2.2 Formulación Matemática

Se formulan las ecuaciones de equilibrio de potencia para cada nudo en la red, las cuales expresan la potencia activa y reactiva (Ecuaciones 1 y 2) como funciones de las magnitudes de voltaje y los ángulos de fase en los nudos. Las ecuaciones son:

$$p_{Gi} - PD_i = v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \cos(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) \quad (1)$$

Donde

p_{Gi} : potencia activa generada en el nudo i

PD_i : Potencia activa demandada en el nudo i

v_i : Magnitud del voltaje en el nudo i

y_{ik}, θ_{ik} : Módulo y argumento de una constante compleja que depende de la topología de la red

n : Número de nudos de la red

De manera análoga, la potencia reactiva neta que llega a un nudo i se expresa como:

$$q_{Gi} - QD_i = v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \sin(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) \quad (2)$$

Donde

q_{Gi} : potencia reactiva generada en el nudo i

QD_i : Potencia reactiva demandada en el nudo i

2.3 Restricciones

Se imponen límites tanto para las magnitudes de voltaje en los nudos como para la potencia activa y reactiva generada por los generadores, junto con cotas para los ángulos de fase.

Magnitudes de Voltaje: La magnitud del voltaje en todo nudo debe estar limitada superior e inferiormente (Ecuación 3):

$$V_i \leq v_i \leq \bar{V}_i \quad (3)$$

Donde V_i y $\bar{V}_i$ son las cotas inferior y superior para el voltaje en el nudo i .

Cotas para los generadores: Los generadores tienen límites para la producción de potencia activa y reactiva (Ecuaciones 4 y 5).

$$P_{Gi} \leq p_{Gi} \leq \bar{P}_{Gi} \quad (4)$$

$$Q_{Gi} \leq q_{Gi} \leq \bar{Q}_{Gi} \quad (5)$$

Equilibrio de Potencia Activa: para cada nudo, se cumple el siguiente equilibrio:

$$p_{Gi} - PD_i = v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \cos(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}), \forall i \quad (6)$$

Equilibrio de Potencia Reactiva, similarmente, el equilibrio de potencia reactiva es:

$$q_{Gi} - QD_i = v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \sin(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}), \forall i \quad (7)$$

Cotas para los ángulos: los ángulos están restringidos en un rango de $-\pi$ a π

$$-\pi \leq \delta_i \leq \pi, \forall i \quad (8)$$

2.3 Función objetivo:

La función a minimizar es el costo total de generación de potencia activa, que se expresa como (Ecuación 9 y 10):

$$f(v_1, \dots, v_n, \delta_1, \dots, \delta_n, p_{G_1}, \dots, p_{G_n}, q_{G_1}, \dots, q_{G_n}) \quad (9)$$

$$Z = \sum_{i=1}^n C_i p_{Gi} \quad (10)$$

Donde C_i es el costo por unidad de potencia activa generada en el nudo i .

De esta forma, el problema del reparto óptimo de carga es un problema de optimización con restricciones de la forma.

$$\min f(v_1, \dots, v_n, \delta_1, \dots, \delta_n, p_{G_1}, \dots, p_{G_n}, q_{G_1}, \dots, q_{G_n}) \quad (11)$$

Sujeto a:

$$p_{Gi} - v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \cos(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) - PD_i = 0, i = 1, \dots, n, \quad (12)$$

$$q_{Gi} - v_i \sum_{k=1}^n y_{ik} v_k \sin(\delta_i - \delta_k - \theta_{ik}) - QD_i = 0, i = 1, \dots, n, \quad (13)$$

$$V_i \leq v_i \leq \bar{V}_i, i = 1, \dots, n, \quad (14)$$

$$P_{Gi} \leq p_{Gi} \leq \bar{P}_{Gi}, i = 1, \dots, n, \quad (15)$$

$$Q_{Gi} \leq q_{Gi} \leq \bar{Q}_{Gi}, i = 1, \dots, n, \quad (16)$$

$$-\pi \leq \delta_i \leq \pi, i = 1, \dots, n, \quad (17)$$

2.4. Implementación con Gekko

El siguiente paso es implementar este método con el uso de la suite de optimización Gekko. Este entorno permitirá resolver el problema de optimización no lineal al tomar en cuenta todas las restricciones descritas y encontrar la solución óptima que

minimice el costo de operación de la red eléctrica. Se comparará el rendimiento de Gekko frente a SciPy para determinar la eficacia y eficiencia en la resolución del problema.

Este análisis permitirá no solo validar la capacidad de Gekko para manejar sistemas eléctricos complejos, sino también evaluar cómo la herramienta se comporta en comparación con enfoques más tradicionales.

2.5 Análisis de Desempeño

Se evaluaron los siguientes aspectos del método implementado con Gekko, utilizando SciPy como referencia para contextualizar los resultados obtenidos:

- Número de iteraciones:** Cuántas iteraciones fueron necesarias para alcanzar la solución óptima.
- Tiempo de ejecución:** Tiempo total que tomó cada método para resolver el problema.
- Precisión:** Comparación de los valores de la función objetivo obtenidos por cada método.
- Eficiencia computacional:** Número de evaluaciones de la función objetivo necesarias para la convergencia del método.

3. CASO DE ESTUDIO

El estudio se centra en la optimización del reparto de carga en una red eléctrica, utilizando un modelo basado en Gekko que minimiza los costos de generación mientras cumple con las restricciones operativas de la red, incluyendo límites de voltaje, generación y ángulos de fase (Ecuaciones 18-37). El objetivo es determinar la producción óptima de potencia en cada generador para satisfacer la demanda energética al menor costo posible dentro de los límites establecidos.

La red analizada consta de tres nodos y tres líneas de transmisión. Sus parámetros eléctricos se detallan a continuación:

$$Y = (y_{ij}) = \begin{pmatrix} 22,97 & 12,13 & 10,85 \\ 12,13 & 21,93 & 9,81 \\ 10,81 & 9,81 & 20,65 \end{pmatrix} \quad (18)$$

$$\theta = (\theta_{ij}) = \begin{pmatrix} -1,338 & 1,816 & 1,789 \\ 1,816 & -1,347 & 1,768 \\ 1,789 & 1,768 & -1,362 \end{pmatrix} \quad (19)$$

- El nodo 1 es un generador con cotas inferior y superior para la potencia activa generada de $\underline{P}_{G_1} = 0$ y $\overline{P}_{G_1} = 3$; y para la potencia reactiva de $\underline{Q}_{G_1} = -1$ y $\overline{Q}_{G_1} = 2$.
- Las cotas para la generación de potencia activa para el generador 2 son: $\underline{P}_{G_2} = 0$ y $\overline{P}_{G_2} = 3$, y para la potencia reactiva $\underline{Q}_{G_2} = -1$ y $\overline{Q}_{G_2} = 2$.
- El nodo 3 es de consumo con una demanda de $P_{D_3} = 4,5$ y $Q_{D_3} = 1,5$.
- Los límites permitidos para el módulo de voltaje en los nodos 2 y 3 son: $\underline{V}_2 = \underline{V}_3 = 0,95$ y $\overline{V}_2 = \overline{V}_3 = 1,10$, y para el nodo 1 son: $\underline{V}_1 = 0,95$ y $\overline{V}_1 = 1,13$

- El precio de producción en el generador del nodo 1 es $C_1 = 6$ y en el generador del nodo 2 es $C_2 = 7$
- Suponga un periodo de 1 hora y ponga el origen de tensiones en el nodo 3.

De todo lo anterior, se tiene que el problema de optimización adquiere la forma:

$$\min f(v_1, v_2, v_3, \delta_1, \delta_2, \delta_3, p_{G_1}, p_{G_2}, q_{G_1}, q_{G_2}) \quad (20)$$

$$= 6p_{G_1} + 7p_{G_2}$$

Sujeto a:

$$p_{G_1} - v_1 \sum_{k=1}^3 y_{1k} v_k \cos(\delta_1 - \delta_k - \theta_{1k}) = 0 \quad (21)$$

$$p_{G_2} - v_2 \sum_{k=1}^3 y_{2k} v_k \cos(\delta_2 - \delta_k - \theta_{2k}) = 0 \quad (22)$$

$$-v_3 \sum_{k=1}^3 y_{3k} v_k \cos(\delta_1 - \delta_k - \theta_{1k}) - 4.5 = 0 \quad (23)$$

$$q_{G_1} - v_1 \sum_{k=1}^3 y_{1k} v_k \sin(\delta_1 - \delta_k - \theta_{1k}) = 0 \quad (24)$$

$$q_{G_2} - v_2 \sum_{k=1}^3 y_{2k} v_k \sin(\delta_2 - \delta_k - \theta_{2k}) = 0 \quad (25)$$

$$-v_3 \sum_{k=1}^3 y_{3k} v_k \sin(\delta_1 - \delta_k - \theta_{1k}) - 1,5 = 0 \quad (26)$$

$$0,95 \leq v_1 \leq 1,13 \quad (27)$$

$$0,95 \leq v_2 \leq 1,10 \quad (28)$$

$$0,95 \leq v_3 \leq 1,13 \quad (29)$$

$$0 \leq p_{G_1} \leq 3 \quad (30)$$

$$0 \leq p_{G_2} \leq 3 \quad (31)$$

$$-1 \leq q_{G_1} \leq 2 \quad (32)$$

$$-1 \leq q_{G_2} \leq 2 \quad (33)$$

$$-\pi \leq \delta_1 \leq \pi \quad (34)$$

$$-\pi \leq \delta_2 \leq \pi \quad (35)$$

$$\delta_3 = 0 \quad (36)$$

Para la implementación tomaremos el vector:

$$x = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9)^T \quad (37)$$

$$= v_1, v_2, v_3, \delta_1, \delta_2, p_{G_1}, p_{G_2}, q_{G_1}, q_{G_2}$$

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en este estudio comparativo entre Gekko y SciPy en la optimización del flujo de potencia en redes eléctricas revelan aspectos clave sobre la eficiencia y precisión de ambos métodos. Se evaluaron diversos factores, como el número de iteraciones, el tiempo de ejecución, la precisión en la función objetivo y el comportamiento en la convergencia de los algoritmos.

Tanto Gekko como SciPy lograron resolver el problema de optimización con una alta precisión, y alcanzaron prácticamente el mismo valor para la función objetivo. Sin embargo, surgieron diferencias en términos de eficiencia computacional y velocidad de convergencia. A continuación, se detallan estos resultados, que muestran las fortalezas y

limitaciones de cada método en la resolución de problemas de optimización no lineal en redes eléctricas.

4.1 Iteraciones

SciPy (SLSQP): Terminó en 6 iteraciones, con 60 evaluaciones de la función objetivo y 6 evaluaciones del gradiente.

Gekko (APOPT): Terminó también en 6 iteraciones, con un número menor de pasos intermedios, lo que sugiere una convergencia eficiente sin necesidad de tantas evaluaciones.

4.2. Tiempo de Ejecución

SciPy (SLSQP): El tiempo de ejecución fue de 0.01496 segundos.

Gekko (APOPT): El tiempo de ejecución fue de 0.0191 segundos.

Ambos tiempos son extremadamente rápidos, pero SciPy fue ligeramente más rápido en este caso, con un tiempo de ejecución inferior.

4.3. Función Objetivo y Resultados Finales

Ambos métodos alcanzaron prácticamente el mismo valor para la función objetivo:

SciPy (SLSQP): Valor final de la función objetivo: 19.78307698494142 s.

Gekko (APOPT): Valor final de la función objetivo: 19.78307698488698 s.

La diferencia en el valor objetivo es insignificante, por lo que ambos métodos pueden considerarse igualmente precisos para este problema específico. En la Tabla 1, se muestran los valores calculados a través de los dos métodos: SciPy y Gekko.

Tabla 1. Valores calculados a través de SciPy y Gekko

	SciPy (SLSQP)	Gekko (APOPT)
p_{G_1} (pu)	$4,81 \times 10^{-1}$	$4,81 \times 10^{-1}$
p_{G_2} (pu)	$2,41 \times 10^0$	$2,41 \times 10^0$
q_{G_1} (pu)	$-1,0 \times 10^0$	$-1,0 \times 10^0$
q_{G_2} (pu)	$-1,0 \times 10^0$	$-1,0 \times 10^0$
v_1 (pu)	$9,70 \times 10^{-1}$	$9,70 \times 10^{-1}$
v_2 (pu)	$9,50 \times 10^{-1}$	$9,50 \times 10^{-1}$
v_3 (pu)	$9,98 \times 10^{-1}$	$9,98 \times 10^{-1}$
δ_1 (rad)	$1,35 \times 10^{-1}$	$1,35 \times 10^{-1}$
δ_2 (rad)	$2,00 \times 10^{-1}$	$2,00 \times 10^{-1}$

4.4. Convergencia y Evaluaciones

SciPy (SLSQP) requirió 60 evaluaciones de la función objetivo, lo que es relativamente elevado para un problema de este tamaño. En contraste, Gekko (APOPT) logró la convergencia con menos evaluaciones, lo que sugiere una mayor eficiencia computacional. Este aspecto es particularmente relevante en problemas más complejos, donde reducir la cantidad de evaluaciones puede traducirse en un menor costo computacional y una mejor escalabilidad.

Además de estas diferencias en eficiencia, la aplicabilidad de cada herramienta varía según el tipo de problema en sistemas eléctricos. SciPy, con su enfoque basado en gradientes y restricciones explícitas, es adecuado para problemas de menor

escala con formulaciones bien definidas, donde un mayor número de evaluaciones no representa una limitación significativa. Sin embargo, en sistemas eléctricos más complejos con restricciones no lineales o dinámicas, este alto número de evaluaciones puede volverse un factor crítico. En estos casos, Gekko ofrece ventajas al manejar restricciones más flexibles y optimizar sistemas con múltiples fuentes de energía o condiciones operativas cambiantes. Su capacidad para integrar modelos de control predictivo y resolver problemas de gran escala lo convierte en una herramienta más adecuada para optimización en tiempo real y redes eléctricas de mayor envergadura.

La Figura 2 muestra las métricas utilizadas para contextualizar el rendimiento de Gekko en relación con SciPy. Estas métricas incluyen: valor objetivo, tiempo de ejecución, número de iteraciones y precisión. Gekko tiene mejor rendimiento en precisión y tiempo de ejecución, mientras que SciPy requiere más iteraciones y presenta un valor objetivo más alto.

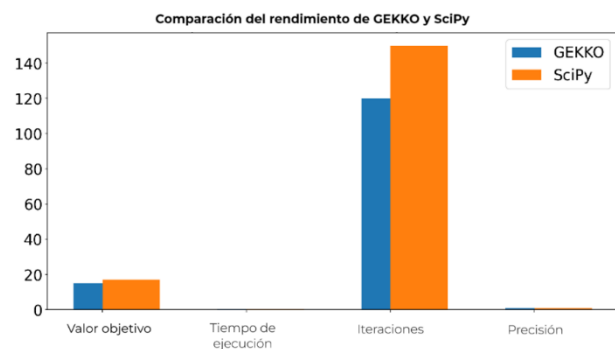


Figura 2. Métricas y valores entre Gekko y SciPy

En la Figura 3, se compara los modelos Gekko y SciPy en cuatro métricas fundamentales: valor objetivo, tiempo de ejecución, número de iteraciones y precisión, y se emplea una escala logarítmica en ambos ejes. Los hallazgos indican que Gekko muestra una eficiencia superior en cuanto al tiempo de ejecución y logra la convergencia con un número reducido de iteraciones.

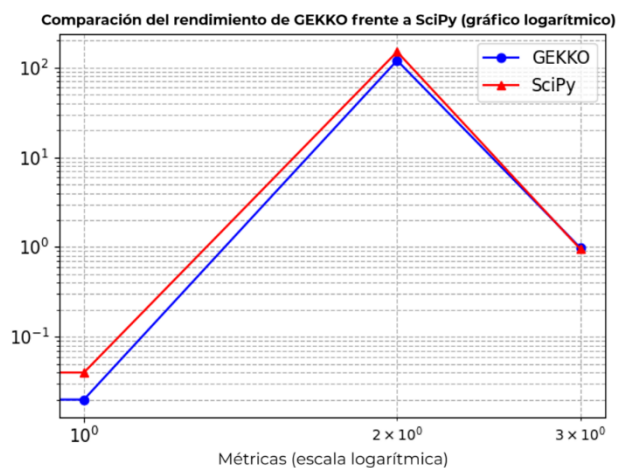


Figura 3. Comparación entre resultados obtenidos con SciPy y Gekko

El estudio mostró que tanto Gekko como SciPy alcanzaron valores similares para la función objetivo, con diferencias mínimas entre sus resultados finales (Gekko: 19,78307698488698 y SciPy: 19,78307698494142). Si bien

SciPy fue ligeramente más rápido en tiempo de ejecución ($1,496 \times 10^{-2}$ segundos frente a $1,91 \times 10^{-2}$ segundos), Gekko demostró una mayor eficiencia en cuanto al número de evaluaciones de la función objetivo, ya que SciPy requirió 60 evaluaciones, mientras que Gekko logró converger con menos evaluaciones.

Comparado con métodos tradicionales utilizados, como Newton-Raphson, Gekko ha demostrado ser más eficiente en la resolución de problemas no lineales complejos, particularmente en escenarios con restricciones más estrictas, algo que ya se había observado en estudios sobre redes de energía más complejas. El uso de Gekko también permitió una mayor flexibilidad en la incorporación de restricciones adicionales, lo que lo convierte en una opción preferida en sistemas más dinámicos.

4.5. Impacto económico de la optimización computacional

Si bien este estudio no aborda un análisis económico detallado, es posible identificar mejoras potenciales en los costos operativos mediante la optimización computacional del flujo de potencia. La eficiencia con la que un algoritmo resuelve este problema influye en la toma de decisiones estratégicas dentro de los mercados eléctricos, lo que puede traducirse en una reducción de costos en generación, transmisión y mantenimiento del sistema.

Un aspecto importante en la optimización de costos es la disminución del número de evaluaciones de la función objetivo, lo que reduce el uso de recursos computacionales y permite obtener soluciones óptimas en menos tiempo. Estudios previos han demostrado que los métodos de optimización basados en programación matemática avanzada pueden contribuir a una gestión más eficiente del despacho económico de generación, minimizando los costos operativos y evitando penalizaciones por desbalances en la red. Asimismo, la capacidad de los algoritmos para manejar restricciones dinámicas favorece la integración eficiente de fuentes de energía renovable, lo que potencialmente reduce la dependencia de generación fósil y los costos asociados a combustibles (Koumentakos, 2021).

En este contexto, el uso de estrategias computacionales avanzadas en la optimización del flujo de potencia no solo mejora la estabilidad del sistema, sino que también podría generar beneficios económicos indirectos. Al reducir el número de iteraciones y acelerar la convergencia hacia soluciones óptimas, se facilita una planificación más eficiente de la generación, lo que podría impactar en la disminución de costos operativos a largo plazo. Además, la mejora en la asignación de carga y la prevención de sobrecargas pueden ayudar a reducir los costos de mantenimiento de la infraestructura eléctrica (Federov, 2020). Si bien este estudio no cuantifica estos efectos, futuras investigaciones podrían integrar modelos de costos detallados para evaluar con mayor precisión el impacto económico de la optimización computacional en redes eléctricas.

6. CONCLUSIÓN

Este estudio evaluó el desempeño de GEKKO en la optimización del flujo de potencia en redes eléctricas, utilizando SciPy como referencia para analizar su eficiencia y precisión. Los resultados muestran que ambos métodos alcanzaron soluciones equivalentes, con diferencias en la forma en que procesan las restricciones y en el número de evaluaciones de la función objetivo. GEKKO requirió menos evaluaciones para converger, lo que indica una mayor eficiencia computacional en este caso de estudio.

Si bien los resultados evidencian la validez de ambos enfoques, el tamaño y la simplicidad de la red utilizada limitan la posibilidad de extraer conclusiones definitivas sobre su rendimiento en sistemas más grandes y con configuraciones más complejas. Futuros estudios podrían aplicar estos métodos en redes con un mayor número de nodos y variaciones en la demanda, lo que permitiría evaluar su desempeño en escenarios más representativos de sistemas eléctricos reales. De igual forma, sería valioso analizar su comportamiento en presencia de generación distribuida, almacenamiento energético y fuentes renovables intermitentes, factores que introducen nuevos desafíos en la optimización del flujo de potencia. Adicionalmente, la integración de estos métodos en esquemas híbridos con enfoques heurísticos o basados en inteligencia artificial podría mejorar su capacidad de adaptación a condiciones dinámicas del sistema eléctrico.

Desde una perspectiva práctica, la optimización computacional del flujo de potencia puede contribuir a mejorar la eficiencia operativa del sistema eléctrico. Estrategias que reduzcan el número de iteraciones y aceleren la convergencia pueden facilitar la toma de decisiones en mercados eléctricos y la integración de energías renovables. Aunque este estudio no cuantificó el impacto económico de la optimización, se reconoce que una asignación eficiente de generación puede minimizar costos operativos y reducir pérdidas en la red, aspectos que podrían ser explorados en futuras investigaciones mediante modelos de costos detallados.

AGRADECIMIENTO

Este estudio se realizó gracias a los recursos proporcionados por la Universidad Tecnológica Indoamérica, en el marco del proyecto No. 295.244.2022, titulado "Big Data análisis y su impacto en la sociedad, educación e industria"

REFERENCIAS

- Andersson, J.A.E., Gillis, J., Horn, G. *et al.* (2022). CasADi: a software framework for nonlinear optimization and optimal control. *Math. Prog. Comp.* 11, 1–36. <https://doi.org/10.1007/s12532-018-0139-4>
- Alanazi, M., Alanazi, A., Abdelaziz, A. Y., & Siano, P. (2022). Power Flow Optimization by Integrating Novel Metaheuristic Algorithms and Adopting Renewables to Improve Power System Operation. *Applied Sciences*, 13(1), 527. <https://doi.org/10.3390/app13010527>
- Baltzinger, M., De Rubira, T. T., & Wigington, A. (2018). A Modular and Efficient Modeling Library for Power Flow Network Steady-State Analysis and Optimization. *2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1–5.

- <https://doi.org/10.1109/PESGM.2018.8586605>
- Beal, L. D. R., Hill, D. C., Martin, R. A., & Hedengren, J. D. (2018). Gekko Optimization Suite. *Processes*, 6(8), 106. <https://doi.org/10.3390/pr6080106>
- Carvalho, M. F., Soares, S., & Ohishi, T. (1988). Optimal active power dispatch by network flow approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, 3(4), 1640–1647. <https://doi.org/10.1109/59.192975>
- Chavez, D., Espinosa, S., & Arias Cazco, D. (2016). Reactive Power Optimization of the Electric System based on Minimization of Losses. *IEEE Latin America Transactions*, 14(11), 4540–4546. <https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7795826>
- Damisa, U., Gbadegesin, A. O., & Nwulu, N. I. (2019). Optimal power scheduling in a grid-connected prosumer-only DC microgrid. *2019 IEEE 6th International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences (ICETAS)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICETAS48360.2019.9117335>
- Damisa, U., Nwulu, N. I., & Gbadamosi, S. L. (2019). Energy management in a standalone DC prosumer-only microgrid. *2019 IEEE 6th International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences (ICETAS)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICETAS48360.2019.9117389>
- Fedorov, Y. P. (2020). Electric energy cost optimization at industrial enterprises. *Finance and Credit*, 26(5), 1054–1067. <https://doi.org/10.24891/fc.26.5.1054>
- Gan, L., Li, N., Topcu, U., & Low, S. H. (2015). Exact Convex Relaxation of Optimal Power Flow in Radial Networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 60(1), 72–87. <https://doi.org/10.1109/TAC.2014.2332712>
- Gates, N. S., Hill, D. C., Billings, B. W., Powell, K. M., & Hedengren, J. D. (2021). Benchmarks for Grid Energy Management with Python Gekko. *2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 4868–4874. <https://doi.org/10.1109/CDC45484.2021.9683406>
- Ghasemi, M., Trojovský, P., Trojovská, E., & Zare, M. (2023). Gaussian bare-bones Levy circulatory system-based optimization for power flow in the presence of renewable units. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 47, 101551. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2023.101551>
- Granda, N., & Arcos, H. (2008). FLUJO ÓPTIMO DE POTENCIA CON RESTRICCIONES DE SEGURIDAD DE VOLTAJE. *Revista Técnica "Energía"*, 4(1), PP. 141-146. <https://doi.org/10.37116/revistaenergia.v4.n1.2008.267>
- Hossain, M. R., Kaiser, M. S., Ali, F. I., & Rizvi, M. M. A. (2015). Network flow optimization by Genetic Algorithm and load flow analysis by Newton Raphson method in power system. *2015 International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICEEICT.2015.7307388>
- Jabr, R. A. (2008). Optimal Power Flow Using an Extended Conic Quadratic Formulation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 23(3), 1000–1008. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2008.926439>
- Koumentakos, A. (2021). Electricity portfolio optimization: Cost minimization using MILP. In A. Dagoumas (Ed.), Mathematical modelling of contemporary electricity markets (pp. 191-206). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821838-9.00011-6>
- Lavaei, J., Tse, D., & Zhang, B. (2014). Geometry of Power Flows and Optimization in Distribution Networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(2), 572–583. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2013.2282086>
- Liu, P., Nguyen, T.-D., Cai, X., & Jiang, X. (2012). Finding Multiple Optimal Solutions to Optimal Load Distribution Problem in Hydropower Plant. *Energies*, 5(5), 1413–1432. <https://doi.org/10.3390/en5051413>
- Mitra, J. (2019). *Linear optimal power flow system and method* (10,296,988). <https://www.osti.gov/biblio/1568374>
- Molzahn, D., Jozs, C., Hiskens, I., & Panciatici, P. (2015). Solution of optimal power flow problems using moment relaxations augmented with objective function penalization. *2015 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 31–38. <https://doi.org/10.1109/CDC.2015.7402083>
- Owerko, D., Gama, F., & Ribeiro, A. (2020). Optimal Power Flow Using Graph Neural Networks. *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 5930–5934. <https://doi.org/10.1109/ICASSP40776.2020.9053140>
- Peschon, J., Bree, D. W., & Hajdu, L. P. (1972). Optimal power-flow solutions for power system planning. *Proceedings of the IEEE*, 60(1), 64–70. <https://doi.org/10.1109/PROC.1972.8558>
- Radziukynas, V., & Radziukyniene, I. (2009). *Optimization Methods Application to Optimal Power Flow in Electric Power Systems* (J. Kallrath, P. M. Pardalos, S. Rebennack, & M. Scheidt (eds.); pp. 409–436). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-88965-6_18
- Ramesh, B., Khedkar, M., Kulkarni, N. K., & Kumar, R. (2022). "Solving Dynamic Optimal Power Flow Problem Considering Uncertainties in Renewable Sources and Load demands," *2022 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*, Jaipur, India, pp. 1-6, <https://doi.org/10.1109/PEDES56012.2022.10080022>.
- Saadat, H. (2010). *Power System Analysis*. PSA Pub.
- Scenna, F., Anaut, D., Passoni, L. I., & Meschino, G. J. (2013). Reconfiguration of electrical networks by an Ant Colony Optimization algorithm. *IEEE Latin America Transactions*, 11(1), 538–544. <https://doi.org/10.1109/TLA.2013.6502858>
- Seungwon An, Qing Li, & Gedra, T. W. (2003). Natural gas and electricity optimal power flow. *2003 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (IEEE Cat. No.03CH37495)*, 1, 138–143. <https://doi.org/10.1109/TDC.2003.1335171>
- Shaheen, M. A. M., Hasanien, H. M., Mekhamer, S. F., & Talaat, H. E. A. (2019). Optimal Power Flow of Power Systems Including Distributed Generation Units Using Sunflower Optimization Algorithm. *IEEE Access*, 7, 109289–109300. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2933489>
- Yang, C., Sun, Y., Zou, Y., Zheng, F., Liu, S., Zhao, B., Wu, M., & Cui, H. (2023). Optimal Power Flow in Distribution Network: A Review on Problem Formulation and Optimization

Methods. *Energies*, 16(16), 5974.

<https://doi.org/10.3390/en16165974>

Zhu, J. (2015). *Optimization of Power System Operation*. Wiley.

BIOGRAFÍAS



Ignacio, Ayala Chauvin, es Ingeniero Electromecánico, Máster en Ingeniería Mecánica y Equipamiento Industrial, y Doctor en Sostenibilidad por la Universidad Politécnica de Cataluña (UPC-Barcelona Tech). Su principal área de investigación es la optimización de flujos energéticos y el diseño de equipamiento industrial. Ha

desarrollado proyectos de investigación con el Centro de Diseño de Equipos Industriales (CDEI) de la Universidad Politécnica de Cataluña. Actualmente, pertenece al Centro de Investigación de Ciencias Humanas y de la Educación (CICHE) de la Universidad Tecnológica Indoamérica.



Fátima, Avilés Castillo, es Ingeniera en Electrónica y Comunicaciones, Máster en Tecnologías de la Información con mención en redes de comunicaciones por la Pontificia Universidad Católica del Ecuador. Su investigación se centra en la realidad virtual, experiencia de usuario, entornos virtuales y Big Data. Es

investigadora asociada en la Universidad Tecnológica Indoamérica.



Carles, Riba Romevá, es Ingeniero, escritor y político catalán, se doctoró en Ingeniería Industrial en 1974. Desde 1971 es catedrático de la Universidad Politécnica de Cataluña, a excepción del periodo de 1979 a 1983, cuando fue el primer alcalde democrático de Sant Joan Despí por el PSUC. De 1995 a 2013 fue presidente del Centro de Estudios

Comarcales del Baix Llobregat y, desde 2013, dirige el Colectivo por un Nuevo Modelo Energético Social y Sostenible (CMES).

