

Transient Stability Analysis Using the Concept of Inertia and Data Mining

Análisis de Estabilidad Transitoria Utilizando el Concepto de Inercia y Minería de Datos

N.R. Noroña¹  0009-0002-7799-2880
 M.S. Chamba¹  0000-0001-6843-7151

E.J. Cajas¹  0000-0003-0656-7334
 C.X. Lozada²  0000-0002-6036-3124

¹Pontificia Universidad Católica del Ecuador, Esmeraldas, Ecuador
 E-mail: nrnorona@pucese.edu.ec, ejcajas@pucese.edu.ec, mschamba@pucese.edu.ec

²Operador Nacional de Electricidad, CENACE, Quito, Ecuador
 E-mail: clozada@cenace.gob.ec

Abstract

This work proposes a methodology for evaluating transient stability in power systems using the time series clustering algorithm TimeSeriesKMeans, based on the Dynamic Time Warping (DTW) metric. A custom Python script is developed and integrated with DIgSILENT PowerFactory, allowing the extraction of rotor angles from each generator based on simulations carried out on the 39-bus, 10-generator New England test system. These angles are referenced to the Center of Inertia (COI), and the Python environment is used to apply the unwrapping technique, which corrects abrupt phase signal changes by eliminating discontinuities in the range from $-\pi$ to π .

Subsequently, the TimeSeriesKMeans algorithm with DTW is employed to cluster the generating units according to their transient response, enabling the identification of critical and non-critical units.

Since DIgSILENT PowerFactory only allows the visualization of rotor angles relative to a single reference machine, this restricts the ability to fully observe the system's dynamic behavior. To overcome this limitation, the results obtained through the proposed methodology are implemented directly within DIgSILENT PowerFactory. The processed outputs, generated in Python, are then visualized within the DIgSILENT environment, contributing to more efficient decision-making in the operation and planning of Power Systems (PS).

Index terms— Center of Inertia, clustering K-means, Dynamic Time Warping, Python, PowerFactory

Resumen

Este trabajo propone una metodología para evaluar la estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia mediante el algoritmo clustering de series temporales (TimeSeriesKMeans) utilizando la métrica Dynamic Time Warping (DTW). Se desarrolla un código mediante el lenguaje de programación Python integrado con DIgSILENT Power Factory, el cual permite extraer los ángulos del rotor de cada uno de los generadores basado en simulaciones en el sistema de New England de 39 barras y 10 generadores y referenciarlos al Centro de Inercia (COI, Center Of Inertia) y con el uso de Python aplicar la técnica de “unwrapping” que es una técnica que corrige los cambios bruscos de las señales de fase, eliminando así las discontinuidades existentes entre el rango de $-\pi$ a π .

Posteriormente, se emplea el algoritmo TimeSeriesKMeans basado en DTW para segmentar las unidades de generación según su respuesta transitoria, permitiendo identificar unidades críticas y no críticas.

Dado a que DIgSILENT Power Factory solo permite representar los ángulos del rotor con respecto a una unidad de referencia, se limita del comportamiento del sistema. Para abordar esta limitación, se implementan los resultados de este trabajo directamente en DIgSILENT Power Factory, cuyas gráficas de resultados se procesan en Python y desplegadas en el entorno de DIgSILENT Power Factory, lo que contribuye a la toma de decisiones más eficientes en la operación y planificación del Sistemas Eléctricos de Potencia (SEP).

Palabras clave— Centro de Inercia, agrupamiento K-means, Dynamic Time Warping, Python, PowerFactory

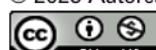
Recibido: 28-03-2025, Aprobado tras revisión: 04-07-2025

Forma sugerida de citación: Noroña, N; Cajas, E; Chamba, M; Lozada, C. (2025). “Análisis de Estabilidad Transitoria Utilizando el Concepto de Inercia y Minería de Datos”. Revista Técnica “energía”. No. 22, Issue I, Pp. 1-11

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

Doi: <https://doi.org/10.37116/revistaenergia.v21.n2.2025.700>

© 2025 Autores



Esta publicación está bajo una licencia internacional Creative Commons Reconocimiento – No Comercial 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)



1. INTRODUCCIÓN

En los Sistemas Eléctricos de Potencia cada vez toma mayor importancia el análisis dinámico de frecuencia, debido a factores como: el crecimiento, incertidumbre y dinámica de la demanda de energía, la integración de fuentes renovables con generación intermitente y el desarrollo de redes inteligentes [1]. Estos cambios han alterado las dinámicas de operación del sistema, generando la necesidad de utilizar metodologías avanzadas que garanticen la seguridad operativa en un contexto de incertidumbre y evolución constante [2].

Dentro del análisis de estabilidad en SEP, la estabilidad transitoria es un aspecto crítico que determina la capacidad del sistema para mantener el sincronismo tras una perturbación severa, como un cortocircuito o la pérdida de generación [3]. Estas perturbaciones inducen variaciones en los ángulos de los rotores de los generadores y en la velocidad del sistema, lo que puede llevar la pérdida del sincronismo si no se controla adecuadamente.

Tradicionalmente, el análisis de estabilidad transitoria se ha abordado mediante métodos como la simulación en el dominio del tiempo que tiene como fin resolver numéricamente las ecuaciones algebraico-diferenciales del sistema para evaluar su respuesta ante perturbaciones. Además, otro enfoque clásico es el basado en las funciones de energía, como el método del criterio de áreas iguales en sistemas de una sola máquina contra una barra infinita (SMIB), comparando las áreas bajo las curvas de potencia para determinar la estabilidad [4]. Adicionalmente, entre otros, se tiene el método basado en ángulos de rotor que consiste en evaluar la diferencia máxima del ángulo entre generadores y establecer límites críticos de estabilidad (generalmente 180°) [5]. También existe el método Lyapunov que permite analizar la estabilidad transitoria mediante una función de energía que describe el comportamiento del sistema tras una perturbación. Si esta energía disminuye con el tiempo, el sistema es estable; de lo contrario, puede volverse inestable. Este enfoque es ampliamente utilizado en la evaluación de la respuesta de los generadores ante fallas, por que proporciona criterios claros para determinar la estabilidad [6]. Por otro lado, los métodos mixtos combinan las ventajas de los anteriores, en donde integra simulación en el dominio del tiempo con técnicas de energía, buscando reducir el tiempo de cálculo sin sacrificar precisión.

Si bien estos métodos han demostrado ser eficaces, presentan limitaciones cuando se aplican a sistemas multi-máquina de gran escala, su alto costo computacional y la dificultad para identificar patrones globales han motivado la exploración de nuevas metodologías basadas en minería de datos y aprendizaje automático [7]. En este contexto, el concepto COI (Center of Inertia) se ha utilizado como un marco de referencia físico que permite representar la estabilidad transitoria en sistemas multi-máquina. En esta

metodología, los ángulos relativos al COI han sido empleados como indicadores importantes para detectar la pérdida de sincronismo y evaluar la distribución de la energía cinética en el sistema [8].

Por otro lado, el agrupamiento (clustering, en inglés) de series temporales, en particular el algoritmo TimeSeriesKmeans basado en la métrica DTW (Dynamic Time Warping), ha surgido como una herramienta prometedora para analizar la estabilidad transitoria, lo cual permite agrupar generadores con dinámicas similares, facilitando la identificación de regiones vulnerables y optimizando estrategias de control. Según [9], el conglomerado (clustering) permite estructurar grupos de generadores según medidas de disimilitud, mejorando la interpretación del comportamiento del sistema ante perturbaciones.

Con estos antecedentes, el presente artículo tiene como objetivo evaluar la estabilidad transitoria en el SEP combinando el concepto de Centro de Inercia y técnicas de clustering de series temporales. Para ello, se desarrolló un script en el lenguaje de programación Python, utilizando bibliotecas como tslearn y scikit-learn y, se realizan simulaciones de fallas en líneas eléctricas en el software DIgSILENT PowerFactory, esto permite analizar la evolución de los ángulos de fase de los generadores. Finalmente, se generarán representaciones gráficas en Python y DIgSILENT PowerFactory, permitiendo visualizar detalladamente el comportamiento de los ángulos del rotor y facilitando la identificación de generadores críticos en términos de estabilidad.

Los resultados de esta investigación contribuirán a mejorar los métodos tradicionales de análisis de estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia, integrando técnicas avanzadas de clustering de series de tiempo y el concepto de COI. El análisis de estabilidad transitoria utilizando el COI y minería de datos permite identificar patrones en el comportamiento dinámico de los generadores tras una perturbación. Primero, se modela el sistema eléctrico o se utiliza un sistema eléctrico existente modelado y se simulan eventos de contingencia en DIgSILENT PowerFactory. Luego, se calcula el Centro de Inercia para obtener los ángulos relativos de los generadores. Posteriormente, se aplica el algoritmo TimeSeriesKmeans utilizando DTW para agrupar generadores con respuestas dinámicamente similares. Esto permite clasificar máquinas críticas y no críticas, facilitando la evaluación de la estabilidad del sistema.

2. MARCO TEÓRICO

Para el análisis de la estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia, se emplean técnicas como el centro de inercia que consiste en evaluar la estabilidad transitoria global del sistema.

Por otro lado, para optimizar este análisis se pueden utilizar técnicas de minería de datos, por ejemplo, clustering de series temporales, permitiendo identificar patrones en la dinámica de los generadores.

Recientemente, el uso de técnicas de minería de datos, como el agrupamiento en series temporales, algoritmos como K-means y su variación TimeSeriesKmeans agrupan generadores con comportamientos similares, mejorando la interpretación de la estabilidad transitoria y optimizando la toma de decisiones en la planificación y operación de SEP conjuntamente con herramienta de simulación como DIgSILENT PowerFactory y entorno de procesamiento como Python.

En esta sección se presentan los fundamentos teóricos que sustentan la metodología propuesta.

2.1 Centro de Inercia (COI)

El Centro de Inercia es un punto de referencia en un sistema eléctrico de potencia que representa el comportamiento colectivo de los generadores, tomando en cuenta su inercia y las velocidades angulares.

El cálculo del COI es importante para analizar el estado dinámico de las unidades de generación y de los sistemas eléctricos durante la ocurrencia de perturbaciones. En lugar de analizar los ángulos de rotor de cada generador de forma individual, el COI brinda una perspectiva al combinar la inercia y velocidad angular en todas las unidades de generación que conforman el SEP, facilitando de esta manera, el estudio del comportamiento de la dinámica de los ángulos de rotor del sistema completo durante una perturbación.

Según[7], el ángulo del rotor equivalente del COI del sistema se calcula de la siguiente forma:

$$\theta_{COI_{system}} = \frac{1}{M_T} \sum_{i=1}^n M_i \delta_i \quad (1)$$

$$\frac{1}{M_T} = \sum_{i=1}^n M_i \quad (2)$$

Donde:

- $\theta_{COI_{system}}$: es el ángulo del rotor equivalente del COI del sistema.
- n : es el número total de generadores.
- M_T : es el momento de inercia total del sistema
- δ_i : es el ángulo del rotor del generador i

El análisis de estabilidad transitoria puede realizarse de manera directa utilizando la referencia angular con respecto al COI, sin que la elección de la máquina de referencia en el software PowerFactory afecte los resultados [6].}

En este artículo, el cálculo del COI se integra al análisis computacional mediante scripts desarrollados en Python una vez que se extraen los ángulos de los generadores de DIgSILENT PowerFactory. La evolución del ángulo de cada generador se referencia al COI en cada instante simulado, facilitando el análisis comparativo y la aplicación posterior de técnicas de minería de datos como el clustering de series temporales, lo cual se explica en detalle en la sección metodológica.

2.2 Minería de Datos en el Análisis de Estabilidad Transitoria

La minería de datos aplicada a la estabilidad transitoria, según [11], permite identificar las máquinas críticas en un sistema de potencia tras una contingencia, analizando los ángulos de rotor de los generadores en un periodo post-falla. En tal virtud, se considera máquinas críticas, aquellos generadores que pierden sincronismo, es decir, cuyos ángulos de rotor presenta una separación significativa respecto al centro de inercia (COI), a esto se suma la aplicación de clustering donde los generadores forman grupos claramente diferenciados. Esta desestabilización durante una perturbación puede causar una inestabilidad generalizada, afectando la frecuencia y el equilibrio de energía del sistema como se advierte en [10]

La minería de datos en el análisis de estabilidad transitoria se refiere al uso de técnicas de análisis de datos para extraer patrones y comportamientos clave en el sistema eléctrico durante y después de una perturbación. Mediante el uso de algoritmos de clustering como el TimeSeriesKmeans y usando la métrica Dynamic Time Warping, se pueden identificar grupos de generadores con comportamientos dinámicos similares.

A diferencia de otros criterios, este algoritmo ofrece una característica más precisa del comportamiento dinámico del sistema, además, el análisis de series temporales mediante la métrica DTW permite comparar curvas que presentan desfases temporales, lo cual facilita la segmentación de eventos y detecciones de patrones, optimizando la evaluación mediante modelos pre-entrenados y reducción de datos.

2.3 Algoritmos de Minería de Datos

2.3.1 Número de cluster en TimeSeriesKmeans

El número de clusters, k, debe ser definido antes de ejecutar el algoritmo TimeSeriesKmeans, este valor determina cuántos grupos o clusters el algoritmo generará a partir de los datos, sin embargo seleccionar el número óptimo de clusters no es una tarea sencilla, porque depende de las características específicas de los datos y de los objetivos del análisis.

En [15] se destaca que, uno de los métodos más utilizados para determinar el número óptimo de agrupamiento (clusters) es el método del codo, el mismo que evalúa la inercia intra-cluster, es decir, la suma de distancias cuadráticas de cada punto a su centroide el



error cuadrático medio dentro de los clusters, para distintos valores de k y busca el punto en el que la reducción del error se vuelve menos significativa. Esta técnica, en el presente trabajo, permite seleccionar un número óptimo de cluster que represente adecuadamente la dinámica de los generos tras una contingencia, lo que resulta fundamental para clasificar entre comportamiento críticos y no críticos

2.3.2 TimeSeriesKmeans para series temporales

TimeSeriesKmeans es una variante del algoritmo de aprendizaje no supervisado K-means que se adapta a clustering en series de tiempo, el cual permite agrupar series temporales en K-Clusters, su principal objetivo permite minimizar la variabilidad de cada clúster, agrupando todos los datos de entrada entre datos similares basado en una medida de distancia [12].

El uso del algoritmo TimeSeriesKmeans es una adaptación de K-means que utiliza la métrica de distancia Dynamic Time Warping, una métrica que permite medir la similitud entre series de tiempo, alineando secuencias que puedan estar desplazadas en el tiempo. Esto permitirá agrupar las series temporales de los ángulos de rotor de generadores de forma eficiente, identificando patrones de comportamiento transitorio de manera rápida y efectiva en los sistemas eléctricos de potencia.

El parámetro k en [13] se utiliza para conocer la cantidad de cluster en los que se dividirán los datos, es decir, la series temporales se agrupan en k grupos según su similitud. Para ello, el algoritmo sigue estos pasos: primero, selecciona aleatoriamente k series temporales del conjunto de datos como centroides iniciales. Luego, asigna el cluster cuyo centroide minimiza la distancia con la serie utilizando la métrica DTW, el cual permite alinear series que puedan estar desfasadas en el tiempo, como se visualiza en la Figura 1 el alineamiento de dos series temporales.

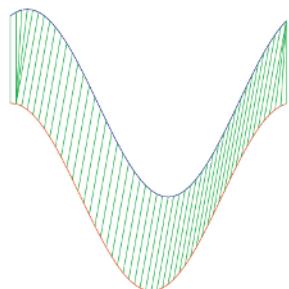


Figura 1: Dos secuencias unidimensionales alineadas con Dynamic Time Warping (DTW) [14]

Según [14] y [16] la métrica de DTW (Dynamic Time Warping) es una técnica que mide la similitud entre dos series temporales que pueden no estar alineadas en el tiempo y se utiliza para comparar y alinear datos temporales desfasados. Además, el análisis de datos utilizando DTW debe realizar la comparación entre vectores de referencia X y un vector en análisis Y .

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m \ \dots \ x_M] \quad (3)$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n \ \dots \ y_N] \quad (4)$$

$$DTW(X, Y) = \min_{\pi} \sum_{(m,n) \in \pi} d(x_m, y_n) \quad (5)$$

Donde, π es la ruta de alineación óptima y $d(x_m, y_n)$ es la distancia entre los puntos alineados, dado por:

$$d(x_m, y_n) = \sqrt{(x_m - y_n)^2}$$

Por otro lado, en la métrica de similitud dinámica DTW, el análisis utiliza la correspondencia de multipunto. La métrica DTW es una programación dinámica cuyo objetivo es encontrar el valor mínimo de DTW entre los dos vectores, mejorando la similitud.

$$D_{m,n} = d(x_m, y_n) + \min \left\{ \begin{array}{l} D_{(m-1,n)} \\ D_{(m,n-1)} \\ D_{(m-1,n-1)} \end{array} \right\} \quad (6)$$

El elemento $D(m - 1, n)$ es el elemento de la fila superior de $D(m, n)$ mientras que el elemento $D(m, n - 1)$ es el elemento a la izquierda de $D(m, n)$. Por otro lado, el elemento $D(m - 1, n - 1)$ está situado diagonalmente arriba a la izquierda de $D(m, n)$.

Como se ilustra en la Fig. 2, el algoritmo DTW comienza la evaluación en $D_{M,N}$ y termina en $D_{1,1}$ o viceversa. La trayectoria, representada por las muestras $D_{M,N}$, será los posibles caminos durante el procesamiento del algoritmo DTW. Cuanto más cerca esté la trayectoria de la diagonal principal de la matriz más similares serán los vectores X , Y . Si los vectores son idénticos, la trayectoria es la propia diagonal principal de la matriz; por tal motivo, el valor de la medida de similitud es la suma de todos los elementos de la trayectoria.

| | | $y = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_n \ \dots \ y_N]$ | | | | | | |
|---|-----------------|---|-----------|-----------|---------|-----------|---------|-----------|
| | | n-ésima muestra | | | | | | |
| $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_m \ \dots \ x_M]$ | n-ésima muestra | $D_{1,1}$ | $D_{1,2}$ | $D_{1,3}$ | \dots | $D_{1,n}$ | \dots | $D_{1,N}$ |
| | | $D_{2,1}$ | $D_{2,2}$ | $D_{2,3}$ | \dots | $D_{2,n}$ | \dots | $D_{2,N}$ |
| | | $D_{3,1}$ | $D_{3,2}$ | $D_{3,3}$ | \dots | $D_{3,n}$ | \dots | $D_{3,N}$ |
| | | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| | | $D_{m,1}$ | $D_{m,2}$ | $D_{m,3}$ | \dots | $D_{m,n}$ | \dots | $D_{m,N}$ |
| | | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| | | $D_{M,1}$ | $D_{M,2}$ | $D_{M,3}$ | \dots | $D_{M,n}$ | \dots | $D_{M,N}$ |

Figura 2: Matriz DTW [16]

Adicional, el algoritmo TimeSeriesKMeans que forma parte de la librería de tslearn, está diseñado para trabajar con datos en formato tridimensional, esto permite al algoritmo aplicar operaciones de alineación temporal y cálculo de distancias con la métrica DTW de forma vectorizada. Sin esta estructura tridimensional, la implementación interna del algoritmo no podría procesar correctamente las secuencias.

2.3.3 Técnica de unwrapping

Se aplica principalmente en el análisis de señales de fase, particularmente en situaciones donde los ángulos de fase sufren discontinuidades por saltos de 360° . En [17] se menciona que, este fenómeno es común en el estudio de señales de fase en sistemas eléctricos de potencia, donde los ángulos de rotor de los generadores pueden variar de manera abrupta debido a perturbaciones.

Al medir la fase de una señal, los valores de fase están restringidos a un rango de 0° a 360° (2π). Esto provoca que, al alcanzar valores cercanos a 360° o 0° , se genere un salto repentino, un fenómeno conocido como "envuelto" o (wrapping). Este salto puede complicar el análisis y la interpretación de las señales, porque no muestra de manera continua cómo varía la fase.

El proceso de unwrapping implica ajustar estos saltos discontinuos, sumando o restando múltiplos de 360° (2π), con el fin de que la fase se mantenga continua y fluida a lo largo del tiempo.

2.3.4 Aplicación de Python en el procesamiento de datos de los sistemas eléctricos de potencia

La aplicación de Python en el estudio de la estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia ha optimizado el procesamiento y la interpretación de grandes conjuntos de datos dinámicos. Su compatibilidad con plataformas de simulación como DIgSILENT PowerFactory facilita la obtención y el análisis de información, permitiendo evaluar la respuesta de los generadores frente a la perturbación.

De esta manera, para el proyecto de investigación la combinación de Python con DIgSILENT PowerFactory se fundamenta en la automatización mediante secuencias de comandos que proporciona la interfaz de programación de aplicaciones (API) de Python de DIgSILENT PowerFactory[19]. Esta integración posibilita la ejecución de simulaciones, la extracción de datos de los modelos eléctricos y el procesamiento avanzado de la información mediante bibliotecas especializadas en análisis y visualización de datos en Python.

Según lo mencionado por [18], el procedimiento estándar para emplear Python junto con DIgSILENT PowerFactory se puede resumir en los siguientes pasos:

- Cargar el módulo de PowerFactory y los paquetes auxiliares dentro del entorno de Python .
- Iniciar el proyecto y seleccionar el caso de estudio.
- Establecer las variables de entrada y salida.
- Ejecutar los cálculos en modo motor, como un flujo de carga básico.
- Extraer y guardar las variables de salida.

En el contexto del análisis de estabilidad transitoria, Python se usa para calcular el Centro de Inercia con datos extraídos de DIgSILENT PowerFactory y se aplica los conceptos de clustering para clasificar generadores en grupos dinámicamente similares para posterior analizar las oscilaciones de fase e identificar máquinas críticas (generadores que pierden estabilidad). Se elige Python debido a su flexibilidad y capacidad de integrar técnicas de procesamiento de datos, análisis numérico y aprendizaje automático, que no están disponibles de manera nativa en DIgSILENT PowerFactory

3. METODOLOGÍA

La presente metodología sigue una secuencia estructurada para evaluar la estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia, integrando el concepto de Centro de Inercia y técnicas avanzadas de minería de datos. El proceso inicia con el tratamiento y organización de datos, donde se recopila información sobre los ángulos de rotor de los generadores y otros parámetros relevantes obtenidos mediante simulaciones en DIgSILENT PowerFactory.

Una vez que los datos están procesados, se realiza el unwrapping de las series temporales de los ángulos de los generadores. Este paso es importante porque los ángulos de fase en los sistemas eléctricos de potencia pueden experimentar cambios discontinuos debido a las perturbaciones. La técnica de unwrapping permite transformar las señales en cambio continuas, facilitando el análisis dinámico y evitando saltos erróneos que pudieran interferir en el análisis.

Posteriormente, se procede con el cálculo del COI mediante la formulación mostrada en la ecuación (1), donde se ponderan los ángulos del rotor en función de la inercia de cada generador. Este paso permite definir un sistema de referencia común, posibilitando la evaluación de la desviación angular de cada generador respecto a una referencia que varía con el comportamiento dinámico del sistema.

Una vez obtenidos estos valores, se efectúa la transformación de los datos en series temporales en un formato tridimensional requerido por el algoritmo TimeSeriesKMeans y explicado anteriormente, asegurando que la información se estructure de manera adecuada para su posterior análisis. Esto facilita la aplicación de algoritmos de clusterización, en combinación con la métrica DTW, que permiten identificar patrones dinámicos dentro del sistema. En este punto, el método del codo se utiliza para determinar el número óptimo de clúster en el algoritmo de agrupamiento TimeSeriesKmeans. Este método consiste en evaluar la variabilidad intra-clúster a medida que el número de clúster aumenta y, mediante la identificación del "codo" en la curva, se elige el número de clúster que minimiza la variabilidad sin sobreajustar el modelo. Esta segmentación ayuda a identificar aquellas unidades que



presentan variaciones con respecto al COI y agruparlos en función al comportamiento de cada generador

Finalmente, los resultados obtenidos se representan gráficamente para facilitar la interpretación del comportamiento de los generadores ante perturbaciones. Las visualizaciones en DIGSILENT PowerFactory muestran la evolución de los ángulos relativos al COI y la segmentación obtenida por clustering, lo que permite identificar generadores con mayor riesgo de perder el sincronismo y evaluar estrategias de control para mejorar la estabilidad del sistema eléctrico de potencia, ver Figura 3

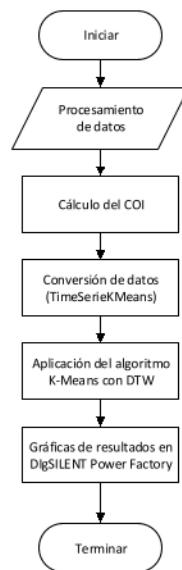


Figura 3: Diagrama de flujo evaluación estabilidad transitoria basado en series de tiempo

4. ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Se presenta la evaluación de estabilidad transitoria del sistema eléctrico mediante el uso del COI y análisis de pérdida de sincronismo por el método de clustering basado en Dynamic Time Warping. Para este propósito, se ha realizado las simulaciones en el sistema de potencia de prueba de New England de 39 barras y 10 generadores presentado en la Figura 4.

Los resultados que se obtienen a partir del análisis de contingencias en DIGSILENT PowerFactory permiten evaluar el impacto por la pérdida de un único elemento (N-1) o múltiples elementos y también considerando 3 zonas del sistema eléctrico de prueba [20]. Para el presente análisis se ha contemplado realizar simulaciones considerando fallas de corriente de corto circuito trifásico, ubicadas al 50% de la longitud en las siguientes líneas: Línea 26 – 27, Línea 21 – 22, Línea 06 – 07.

Las líneas seleccionadas son la que mayores efectos adversos provoca en el sistema cuando se presentan la contingencia ante fallas trifásicas, debido a su impacto en la estabilidad operativa, particularmente en la cargabilidad de los equipos y violación de voltajes tanto

máximos como mínimos.

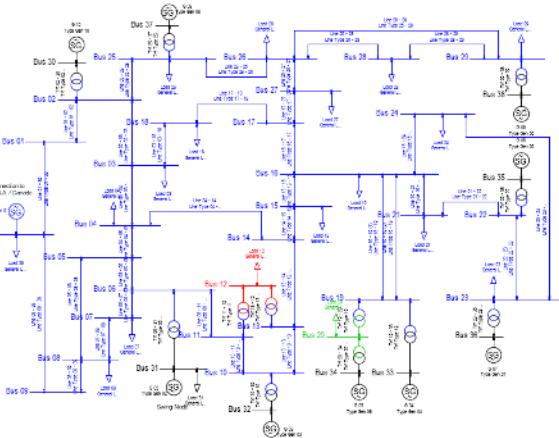


Figura 4: Sistema IEEE de 39 buses, 10 unidades 10[19]

4.1 Estabilidad Transitoria y Análisis del COI

En el sistema de prueba de 10 unidades de generación, se llevó a cabo dos simulaciones variando la máquina de referencia: primero G_02 y luego G_09 y utilizando la misma contingencia: falla trifásica al 50% de la longitud de la línea 26-27 con despeje manual a los 300ms sin intervención de protecciones eléctricas. Este evento permite analizar el comportamiento dinámico del sistema frente a una contingencia severa, en donde el tiempo de despeje se configura a fin de provocar una separación angular entre generadores que supera el ángulo crítico de estabilidad.

El objetivo es analizar la discontinuidad especialmente cuando superan los 180° (o π), corrigiéndolos mediante la técnica de unwrapping, aunque en operación real en un sistema eléctrico no es común que un generador alcance estos desplazamientos angulares altos y únicamente en simulaciones sin protecciones es posible que estas condiciones existan

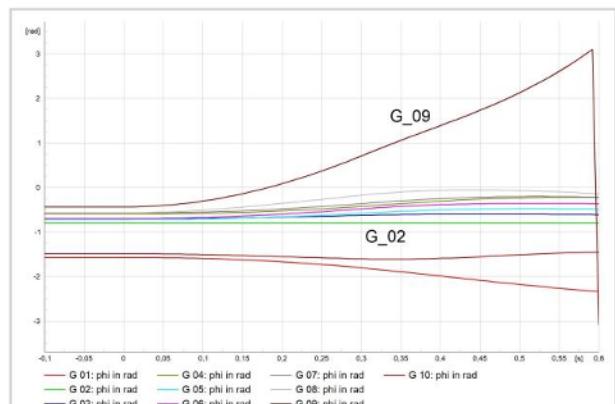


Figura 5: Ángulos referenciados a la máquina G_02

En la Figura 5, los ángulos de las unidades de generación están referidos al G_02, se muestra la evolución de los ángulos en el tiempo, es notable que la unidad G_09 muestra una desviación angular creciente,

es decir, la unidad tiende a separarse del sistema, indicando posiblemente una estabilidad crítica tras la falla.

En la Figura 6 los ángulos de las unidades de generación están referidos al G_09, se muestra de igual forma la evolución de los ángulos en el tiempo. La selección del G_09 como barra de referencia fue realizar de forma arbitraria para ilustrar como varían los ángulos de los demás generadores respecto a este. Se observa que, la unidad G_09 mantiene la estabilidad pues no presenta una variación angular, ni grandes oscilaciones en el dominio del tiempo; mientras que, el resto de las unidades presentan oscilaciones marcadas en el tiempo. Al comparar estas dos simulaciones, se demuestra que los ángulos de rotor de los generadores son relativos y dependen del punto de referencia que sea seleccionado. En tal virtud, es necesario utilizar el Centro de Inercia como punto de referencia de todas las unidades de generación, el cual proporciona una media más representativa de la dinámica general del sistema, a diferencia de seleccionar de manera arbitraria un generador como referencia.

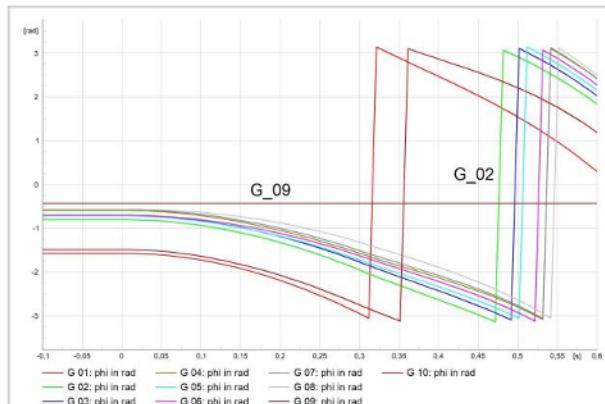


Figura 6: Ángulos referenciados a la máquina G_09

Según [6], en los sistemas eléctricos de potencia la evaluación de estabilidad transitoria puede analizarse de manera más precisa utilizando el COI, como referencia. El COI proporciona una referencia que permite identificar las unidades de generación crítica analizando los ángulos del rotor con respecto a la inercia total del sistema. En este sentido, cuando el desplazamiento angular en relación con el COI excede un límite crítico, normalmente situado entre 90° y 120°, esto varía según las propiedades del sistema, investigaciones como [10] han presentado este umbral, basándose en el examen del ángulo comparativo entre las máquinas y el COI para identificar situaciones de pérdida de sincronización.

4.2 Visualización de Resultados

En el entorno de DIgSILENT Power Factory los gráficos de los ángulos de rotor se generan tomando en cuenta una máquina de referencia seleccionada dentro del sistema modelado.

Para solventar este límite y mejorar la interpretación de los criterios de estabilidad, se emplea la API de Python integrada en Power Factory [19], la misma que, mediante el uso del script personalizados, permite que la obtención de datos sea procesada y visualizada en el entorno de DIgSILENT Power Factory, como se podrá observar más adelante.

4.3 Falla Trifásica Línea 26-27

Para una falla trifásica en la línea 26-27, se aplica el algoritmo de clustering TimeSerieKmeas con métrica DTW para agrupar los generadores según el comportamiento transitorio. Para determinar el número óptimo del clúster se utiliza el método del codo, ver Fig. 7.

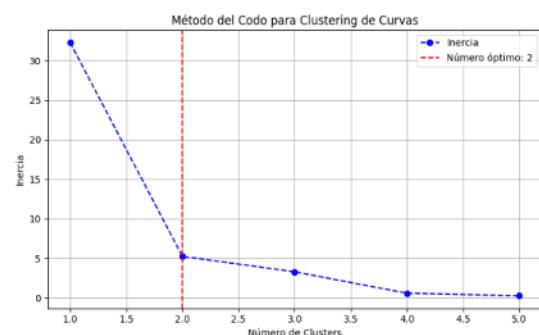


Figura 7: Método del Codo para Clustering

En la Fig. 7 se observa una mayor caída relativa de la inercia al pasar de 1 a 2 clústeres, mientras que el cambio entre 2 y 3 clústeres es mucho más moderado. Este fenómeno se confirma mediante la segunda derivada de la curva, donde se identifica un máximo que refuerza la elección de dos clústeres como la opción más representativa y eficiente. Este número también presenta coherencia física, ya que en el contexto de estabilidad transitoria suele observarse una separación natural entre generadores no críticos y críticos.

Con el número de clúster se aplica el análisis de clustering de series de tiempo basado en Dynamic Time Warping (DTW) y con la ayuda del algoritmo TimeSeriesKMeans, cuyo propósito es identificar agrupamiento de generadores con comportamientos similares.

Este procedimiento facilita la identificación entre generadores críticos y no críticos. Los generadores críticos son aquellos que presentan una desviación angular significativa respecto al COI, y por ende, una mayor probabilidad de pérdida de sincronismo con el sistema y; por otra parte, los generadores no críticos oscilan de menor amplitud y más coherente con la dinámica general del sistema. Si bien no se representa gráficamente el centro de inercia (COI), todas las curvas y por ende la desviación angular de cada generador han sido referenciados a este punto.

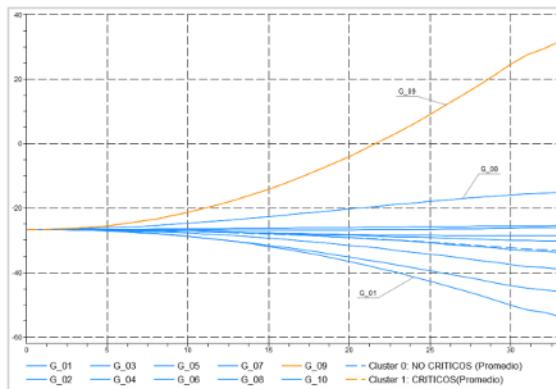


Figura 8: Clustering de generadores basados en COI y DTW

La segmentación de los generadores en clúster “CRÍTICOS” y “NO CRÍTICOS”, permite identificar grupos coherentes de máquinas. En la Figura 8, se observa como los generadores han sido agrupados en función de su comportamiento dinámico, el grupo de generadores críticos, representados en línea naranja, muestra una clara divergencia angular con respecto al resto de unidades de generación, dentro de este grupo el generador 09 (G 09) se identifica como el más inestable.

Por otro lado, los generadores no críticos (líneas azules) representan una menor desviación angular y se mantienen estables.

En la Fig. 9, se puede identificar que la unidad de generación G_09, posee una alta probabilidad de perdida de sincronismo.

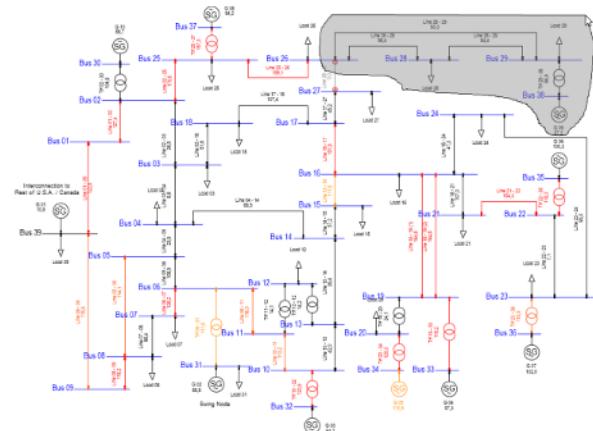


Figura 9: Segmentación dinámica basado en clúster - falla línea 26-27

Al identificar los generadores que presentan un comportamiento con un incremento en desviación angular respecto al COI con la utilización del análisis del centro de inercia y clustering con DTW, se puede establecer medidas de mitigación y control, tales como preventivas: re-despacho de unidades de generación, correctivas: ajuste de los controladores de control de potencia activa - reactiva y de emergencia: desconexión selectiva mediante el sistema de protecciones.

4.4 Falla trifásica Línea 21-22

En esta simulación, se introduce una falla de similar característica a la presentada en el ítem 4.3. En la Fig. 10 y Fig. 11 se demuestran la utilidad de la herramienta computacional implementado en un script de Python y automatizado en DIgSILENT Power Factory, lo que permite la extracción y procesamiento de datos para asegurar un agrupamiento de unidades de generación. En este caso los generadores G_06 y G_07 conforman el clúster de unidades “críticas” mientras que el resto de las unidades corresponde al clúster de unidades “no críticas”. Por otro lado, en la Figura 11 (zona gris) se nota la región conformada por los dos generadores que pierden sincronismo.

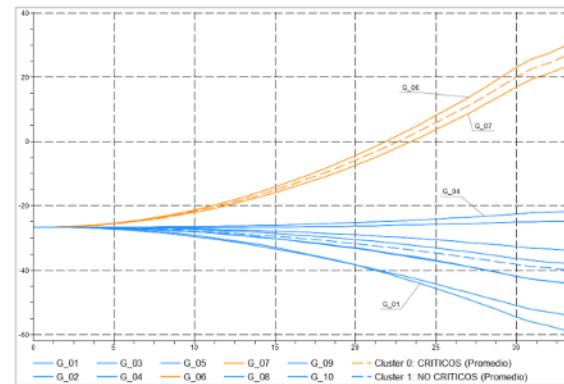


Figura 10: Clustering de generadores falla 3F-Línea 21-22

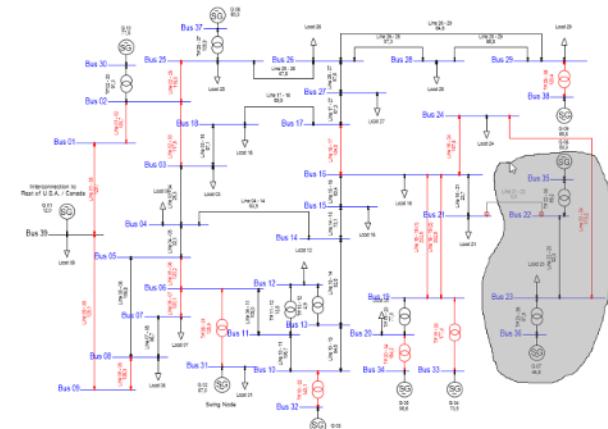


Figura 11: Segmentación dinámica basado en clúster falla 21-22

4.5 Falla Trifásica Línea 06-07

Como comprobación final, se presentan los resultados del análisis de clustering aplicado a una falla en la línea 06-07. Se identifica que los ángulos del rotor de las unidades de generación G_02 y G_03 se separan del resto de las unidades de generación del sistema, clasificándolas como unidades “críticas” dentro del sistema, ver Fig. 12 y Fig. 13.

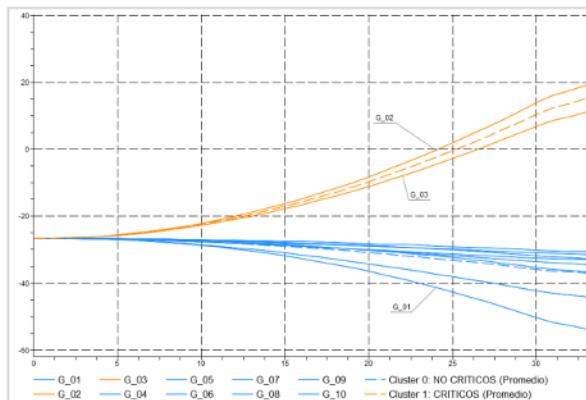


Figura 12: Clustering de generadores falla 3F-Linea 06-07

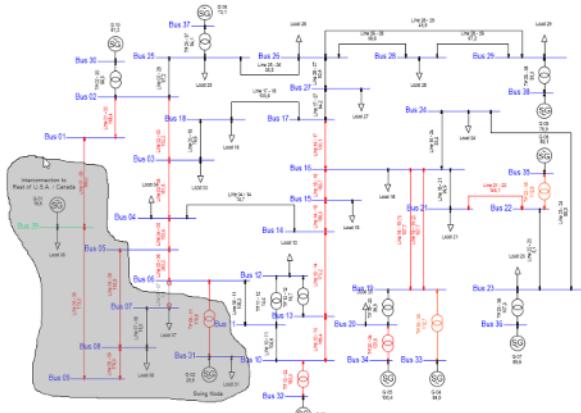


Figura 13: Clustering de generadores falla 3F-Linea 06-07

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Con el concepto del Centro de Inercia (COI) y la utilización de minería de datos, específicamente conceptos de conglomerados basados en Dynamic Time Warping (DTW) se puede identificar generadores críticos con posible pérdida de sincronismo, los cuales pueden llevar al sistema eléctrico a la inestabilidad transitoria. En este sentido, los generadores críticos en función de su ubicación permiten caracterizar generadores críticos en el sistema eléctrico.

La metodología usada e implementada en Python y DIgSILENT Power Factory permitió realizar un análisis automático, facilitando la identificación de unidades de generación vulnerables y obteniendo generadores de riesgo en el sistema eléctrico de potencia. Esto permite anticipar o a su vez a realizar análisis predictivos para evitar colapso del sistema, implementando estrategias de control, tales como: actualización el sistema de protecciones, alivio de carga, control del flujo de potencia e incluso una planificación en la redistribución de la generación ubicación de dispositivos FACTS (Flexible Alternating Current Transmission Systems)

Además, para garantizar evaluaciones más precisas las empresas del sector eléctrico e industriales, se recomienda adopten como un criterio adicional la referencia del rotor de los generadores al Centro de Inercia (COI) y combinado con el criterio de técnicas de

clustering basadas en DTW (Dynamic Time Warping) lo que facilita la identificación de grupos de generadores con comportamientos similares. Al aplicar estos enfoques, conjuntamente con la herramienta DIgSILENT Power Factory, fortalece la capacidad de análisis de la respuesta dinámica del sistema y la coherencia en los estudios de estabilidad.

La actuación de protecciones es un factor importante en el análisis ante una de estas contingencias. Es importante complementar estos análisis con un desbalance entre generación y carga, porque una inadecuada compensación podría desencadenar en un desastre de carga, esto como medida para preservar la estabilidad del sistema eléctrico.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. C. Cepeda, J. L. Rueda, D. G. Colomé, and D. E. Echeverría, “Evaluación de estabilidad transitoria en tiempo real basada en la estimación del centro de inercia a partir de registros de unidades de medida fasoriales,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 8, no. 8, pp. 1363–1376, 2014, doi: 10.1049/iet-gtd.2013.0616.
 - [2] U. Castro Legarza and E. Álvarez Pelegry, “Redes de distribución,” *Inst. Vasco Compet.*, vol. 1, pp. 19–24, 2013, [Online]. Available: <http://nanacamilpa.gob.mx/contenidos/nanacamilpa/pdfs/EspecifZTecnicZMANUALZDEZAGUAZPOTABLEZRedesZdeZdistribucin.pdf>.
 - [3] M. R. Salimian and M. R. Aghamohammadi, “Un nuevo índice basado en la proximidad de la oscilación entre áreas al punto UEP para predecir el momento adecuado de isla controlada,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 104, no. March 2018, pp. 383–400, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.07.004.
 - [4] J. G. Calderón-Guizar, “Estudios de estabilidad transitoria en sistemas eléctricos industriales con generación propia interconectados con el sistema de transmisión,” *Ing. Investig. y Tecnol.*, vol. 11, no. 4, pp. 445–451, 2010, doi: 10.22201/fi.25940732e.2010.11n4.038.
 - [5] S. García, M. Héctor, and G. Jorge, “Transitorios electromecánicos en sistemas de potencia industriales,” *Nov. Sci.*, vol. 7, no. 2007–0705, pp. 116–132, 2015, [Online]. Available: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-07052015000300116&lng=es&tLng=es.
 - [6] W. M. Haddad y V. S. Chellaboina, *Nonlinear Dynamical Systems and Control: A Lyapunov-Based Approach*, Princeton, NJ: Princeton University Press, 2008.
 - [7] J. C. Cepeda, “Evaluación de Estabilidad Transitoria de Sistemas de Potencia utilizando el concepto de Centro de Inercia,” no. 14, pp. 54–63, 2018.

- [8] C. Gallardo and D. Andagoya, "Análisis de Estabilidad Angular del Sistema Eléctrico Ecuatoriano," Esc. Politécnica Nac. Fac. Ing. Eléctrica y Electrónica, vol. 33, no. 3, p. 11, 2014, [Online]. Available: https://revistapolitecnica.epn.edu.ec/ojs2/index.php/revista_politecnica2/article/download/116/pdf/1688
- [9] F. R. Serrano, "Clustering aplicado a condiciones de operación en diseño de esquemas de protecciones especiales en sistemas eléctricos de potencia," 2024.
- [10] N. I. A. Wahab and A. Mohamed, "Índice de ángulo del rotor basado en COI basado en áreas para evaluación de estabilidad transitoria y control de sistemas de energía," Abstr. Appl. Anal., vol. 2012, 2012, doi: 10.1155/2012/410461.
- [11] M. Chamba, W. Vargas, and J. Cepeda, "Evaluación probabilística de la estabilidad transitoria considerando la incertidumbre de la demanda y gestión del riesgo," Rev. Técnica "energía," vol. 15, no. 1, pp. 1–10, 2018.
- [12] D. Giordano, M. Mellia y T. Cerquitelli, "K-MDTSC: K-Multi-Dimensional Time-Series Clustering Algorithm," Electronics, vol. 10, no. 10, pp. 1–18, 2021, doi: 10.3390/electronics10101166.
- [13] F. Martínez-álvarez, P. De Energ, and F. Mart, "Aplicación de Técnicas de Clustering a la Serie Temporal de los Precios de la Energía en el Mercado Eléctrico," no. September, 2007.
- [14] F. Petitjean, A. Ketterlin, and P. Gançarski, "A global averaging method for dynamic time warping, with applications to clustering," Pattern Recognition, vol. 44, no. 3, pp. 678–693, 2011, doi: 10.1016/j.patcog.2010.09.013.
- [15] C. A. Yajure Ramírez, "Aplicación de la metodología de Ciencia de Datos para analizar datos de facturación de energía eléctrica. Caso de estudio: Uruguay 2000-2022," Rev. Investig. Sist. e Informática, vol. 15, no. 1, pp. 127–138, 2022, doi: 10.15381/risi.v15i1.23544.
- [16] Paulo Victor Lopes Pires, Eder Barboza Kapisch, Leandro Rodrigues Manso Silva, Carlos Augusto Duque, and Paulo Fernando Ribeiro, "Detecção de Novidades Baseada nas Métricas de Similaridades Dinâmicas: DTW, EDR e TWED, Aplicadas em Sinais de Qualidade de Energia," Proceedings do XXIV Congr. Bras. Automática, pp. 3098–3105, 2022, doi: 10.20906/cba2022/3596.
- [17] M. Costantini, "A Novel Phase Unwrapping Method Based on Network Programming," October, vol. 36, no. 3, pp. 813–821, 1998.
- [18] J. Jiménez-Ruiz, A. Honrubia-Escribano, and E. Gómez-Lázaro, "Uso combinado de Python y DIgSILENT PowerFactory para el análisis de sistemas eléctricos con una gran cantidad de generación renovable variable," Electron., vol. 13, no. 11, 2024, doi: 10.3390/electronics13112134.
- [19] DIgSILENT GmbH, "PowerFactory - Python Function Reference", Revision 4, Feb. 3, 2021. [Online]. Available: <https://www.digsilent.de>
- [20] T. Athay, R. Podmore, and S. Virmani, "A practical method for the direct analysis of transient stability", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-98, no. 2, pp. 573–584, Mar. 1979. doi: 10.1109/TPAS.1979.319407.
-
-  **Rolando Noroña Lucero.** - Nació en Quito, Ecuador en 1985. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional en 2011 y Master Universitario en Dirección y Administración de Empresas de la Universidad Internacional de la Rioja, España en 2018, se encuentra cursando sus estudios de Maestría en Electricidad con mención Energías Renovables en la Pontificia Universidad del Ecuador. Actualmente se desempeña como supervisor eléctrico en la empresa EP Petroecuador: Sus áreas de interés son: evaluación mediante estudios eléctricos y desarrollo de ingeniería para sistemas eléctricos de medio y bajo voltaje.
-  **Edgar Javier Cajas Oña.** - Nació en Saquisilí en 1987. Recibió su título de Ingeniero en Electrónica e Instrumentación de la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, Latacunga en 2015; de Master en Docencia Universitaria de la Universidad Internacional Iberoamericana, México 2023. Actualmente trabaja en el Instituto Superior Universitario SUCRE como Docente y Coordinador de Prácticas Preprofesionales, y su campo de investigación se encuentra relacionado con la Automatización e Instrumentación.
-  **Marlon Santiago Chamba.** - Nació en Loja, Ecuador en 1982. Obtuvo el título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional, Ecuador en el 2007. En el año 2016, obtuvo el título de Doctor en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Nacional de San Juan, Argentina. Actualmente trabaja en la Subgerencia Nacional de Investigación y Desarrollo

del CENACE. Sus áreas de investigación son: Mercados de Energía, Transacciones Internacionales de Electricidad, Confiabilidad, Análisis de la seguridad de sistemas de potencial.



Carlos Xavier Lozada. -Nació en Quito en 1995, Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Escuela Politécnica Nacional en el 2020; se encuentra cursando sus estudios de Maestría en Electricidad Mención Redes Eléctricas Inteligentes. Actualmente se desempeña como Ingeniero de Investigación y Desarrollo en la Subgerencia Nacional de Investigación y Desarrollo de CENACE. Sus áreas de interés son: Sistemas Eléctricos de Potencia, Protecciones Eléctricas y Optimización Aplicada.