

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

## **FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**

### **EVALUACIÓN DE COHERENCIA ENTRE GENERADORES DEL SNI EMPLEANDO MEDICIONES SINCRÓFASORIALES**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
INGENIERO ELÉCTRICO**

**PAÚL XAVIER GUACÁN TANDAYAMO**

[paul.guacan@epn.edu.ec](mailto:paul.guacan@epn.edu.ec)

**DIRECTOR: DR. ING. NELSON VICTORIANO GRANDA GUTIÉRREZ**

[nelson.granda@epn.edu.ec](mailto:nelson.granda@epn.edu.ec)

**CODIRECTOR: DR. HUGO NEPTALÍ ARCOS MARTÍNEZ**

[hugo.arcos@epn.edu.ec](mailto:hugo.arcos@epn.edu.ec)

**Quito, noviembre 2019**

## **AVAL**

Certificamos que el presente trabajo fue desarrollado por Paúl Xavier Guacán Tandayamo, bajo nuestra supervisión.

---

**Dr. Ing. Nelson Victoriano Granda Gutiérrez**  
**DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

---

**Dr. Hugo Neptalí Arcos Martínez**  
**CODIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

## **DECLARACIÓN DE AUTORÍA**

Yo Paúl Xavier Guacán Tandayamo, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración dejo constancia de que la Escuela Politécnica Nacional podrá hacer uso del presente trabajo según los términos estipulados en la Ley, Reglamentos y Normas vigentes.

---

Paúl Xavier Guacán Tandayamo

## **DEDICATORIA**

Este trabajo está dedicado principalmente a mi familia por haberme brindado su apoyo a lo largo de toda mi carrera universitaria y a lo largo de mi vida. A mi madre, por acompañarme y demostrarme siempre su cariño y apoyo incondicional en cualquier momento. A mi tía Patricia, a quien quiero como a una madre, por estar siempre presente para compartir momentos significativos y dispuesta a escucharme y ayudarme.

## **AGRADECIMIENTO**

Quiero expresar un sincero agradecimiento a todos los docentes miembros de la Escuela Politécnica Nacional que me han dado pautas y una guía durante mi formación profesional, en especial al Dr.-Ing. Nelson Granda y al Dr. Hugo Arcos cuya dirección y colaboración permitió el desarrollo del trabajo.

A todos mis amigos y futuros colegas que me han ayudado de manera desinteresada, gracias por toda su ayuda y buena voluntad.

Finalmente, gracias a mi familia que ha estado a mi lado, apoyándome y brindándome consejo, en cada paso y decisión que he tomado a lo largo de mi vida.

# ÍNDICE DE CONTENIDO

AVAL .....	I
DECLARACIÓN DE AUTORÍA.....	II
DEDICATORIA.....	III
AGRADECIMIENTO.....	IV
ÍNDICE DE CONTENIDO.....	V
RESUMEN .....	IX
ABSTRACT .....	X
1 INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 Objetivos .....	11
1.1.1 Objetivo General .....	11
1.1.2 Objetivos específicos.....	12
1.2 Alcance .....	12
1.3 Justificación.....	13
2 MARCO TEÓRICO .....	14
2.1 Coherencia Dinámica entre Generadores.....	14
2.1.1 Caracterización de la coherencia entre generadores .....	14
2.1.2 Aplicaciones de identificación de grupos de generadores coherentes.....	14
2.1.2.1 Reducción de Sistemas Eléctricos de Potencia .....	14
2.1.2.2 Formación de islas.....	15
2.1.2.3 Ubicación de eventos dinámicos.....	15
2.2 Identificación de Grupos de Generadores Coherentes .....	15
2.2.1 Métodos basados en modelos del sistema .....	16
2.2.1.1 Análisis Modal [12], [13].....	16
2.2.1.2 Coherencia Lenta.....	18
2.2.2 Métodos basados en Mediciones del sistema .....	19
2.2.2.1 Análisis Prony .....	19
2.2.2.2 Técnicas de Agrupamiento – Clustering.....	20
2.3 Técnicas de Minería de datos .....	21
2.3.1 Reducción de Dimensiones de la matriz de datos .....	22
2.3.1.1 Análisis de Componentes Principales.....	22

2.3.2	Métodos de agrupamiento por lotes .....	24
2.3.2.1	Métodos de particionamiento .....	24
2.3.2.2	Métodos jerárquicos .....	27
2.3.2.3	Métodos basados en funciones de densidad.....	30
2.3.3	Métodos Evolucionistas de agrupamiento.....	31
2.3.3.1	Evolving Clustering Method - eCM.....	32
2.3.3.2	Evolving Takagi-Sugeno Clustering – eTS .....	33
2.3.4	Validación de Agrupamiento mediante Índices .....	36
2.3.4.1	Índice de Silueta (SI).....	36
2.3.4.2	Índice Davies-Bouldin (DB).....	37
2.3.4.3	Índice Calinski-Harabasz (CH).....	37
2.3.4.4	Índice Dunn (D).....	38
2.3.4.5	Índice R-Squared (RS).....	38
2.3.4.6	Índice Xie-Beni (XB) .....	38
2.3.4.7	Índice de Partición (P) .....	39
2.3.4.8	Índice de Separación (Sep).....	39
2.3.4.9	Criterios para selección del número óptimo de grupos.....	39
2.4	Tecnología de Medición Sincrofasorial.....	40
2.4.1	Medidas Sincrofasoriales .....	40
2.4.1.1	Medición Fasorial .....	40
2.4.1.2	Medición Sincrofasorial.....	41
2.4.2	Unidades de Medición Sincrofasorial – PMU .....	41
2.4.3	Concentrador de Datos Sincrofasoriales – PDC .....	42
2.4.3.1	Sistemas de Monitoreo de Área Expandida – WAMS .....	43
2.4.3.2	Aplicaciones de WAMS.....	43
2.4.4	WAMS en Ecuador.....	44
2.4.4.1	Ubicación de las PMUs en el SNI .....	44
2.5	Software Empleado .....	46
2.5.1	App Designer - Matlab.....	46
2.5.2	BPA/PNNL Prony Ringdown [49], [50].....	48
2.5.3	DiGSILENT – PowerFactory.....	48
3	METODOLOGÍA.....	49
3.1	Diagrama de bloques de la aplicación desarrollada para agrupamiento de generadores coherentes .....	49

3.2	Interfaz Gráfica para la Identificación de Grupos de Generadores Coherentes .....	50
3.2.1	Etapa de Limpieza de Datos [43].....	51
3.2.2	Etapa de Carga y Selección de Señales.....	52
3.2.2.1	Cargar base de datos.....	52
3.2.2.2	Selección de señales.....	53
3.2.2.3	Normalización de Señales .....	53
3.2.3	Etapa de Identificación Modal .....	54
3.2.3.1	Análisis Prony .....	54
3.2.3.2	Selección modos oscilatorios .....	56
3.2.3.3	Coherencia Lenta.....	57
3.2.4	Etapa de Agrupamiento Offline.....	58
3.2.4.1	Algoritmos de Agrupamiento.....	59
3.2.4.2	Índices de Validación.....	61
3.2.5	Etapa de Resultados .....	62
3.2.6	Etapa de Agrupamiento Online.....	63
3.2.6.1	Selección de Señales .....	63
3.2.6.2	Preprocesamiento de Señales.....	64
3.2.6.3	Algoritmo Evolucionista de Agrupamiento .....	65
4	ANÁLISIS Y EVALUACIÓN DE RESULTADOS .....	67
4.1	Casos de Estudio .....	67
4.1.1	Sistema New England de 39 barras.....	67
4.1.1.1	Caso 1: Falla en la línea 2-3 .....	67
4.1.1.2	Caso 2: Falla en la línea 10-13 .....	75
4.1.1.3	Caso 3: Falla en la línea 21-22 .....	82
4.1.1.4	Resultados para el sistema New England de 39 barras.....	89
4.1.2	Aplicación al Sistema Nacional InterconEctado .....	91
4.1.2.1	Caso 1: 01 de julio de 2016 .....	92
4.1.2.2	Caso 2: 02 de marzo de 2018 .....	103
4.1.2.3	Caso 3: 10 de enero de 2019.....	112
4.1.2.4	Caso 4: 30 de agosto de 2016 .....	121
4.1.2.5	Resultados para el Sistema Nacional Interconectado.....	136
5	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	140
5.1	Conclusiones.....	140
5.2	Recomendaciones.....	141

6	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	143
7	ANEXOS.....	146
	ANEXO I.....	147
	ANEXO II.....	156
	ANEXO III.....	158

## RESUMEN

En el presente trabajo de titulación se emplea la información registrada por los sistemas de Área Extendida (WAMS) basados en Unidades de Medición Sincrofasorial (PMUs) ubicadas en las principales subestaciones del Sistema Nacional Interconectado para determinar y evaluar la coherencia dinámica entre los generadores del sistema.

A partir de las series de tiempo obtenidas, como señales de frecuencia, derivada de la frecuencia, fasor de voltaje o corriente, se aplican técnicas de minería de datos para determinar los grupos de generadores coherentes existentes tanto de manera offline, para análisis post-operativo, como en tiempo real para el control y supervisión del sistema.

Para la evaluación de los grupos obtenidos se emplean índices de validación que miden la calidad de las agrupaciones, en función de la densidad de los datos dentro de un mismo grupo o la distancia entre diferentes grupos. Este proceso se realiza con la finalidad de obtener el número óptimo de grupos coherentes.

La implementación de todo este procedimiento se realiza mediante una interfaz gráfica desarrollada en App Designer del software MATLAB, la cual permite cargar una base de datos con las señales medidas, realizar una limpieza o preprocesamiento de la misma en caso de ser necesario, determinar y evaluar los grupos de generadores coherentes y presentar los resultados obtenidos en cada una de estas etapas.

**PALABRAS CLAVE:** Coherencia dinámica entre generadores, Sistemas de Medición de Área Extendida, Unidad de Medición Sincrofasorial

## ABSTRACT

In this work the information registered by the Wide Area Measurement System (WAMS), based on Synchrophasor Measurement Units (PMUs), is used to determine and evaluate the dynamic coherency among the generators of the Ecuadorian National Interconnected System.

From the time series obtained, such as frequency signals, derivative of the frequency, voltage or current phasor, data mining techniques are applied to determine the groups of existing coherent generators both offline, for post-operative analysis, as in real time for the control and supervision of the system.

For the evaluation of the groups obtained, validation indices are used for measuring the quality of the groupings, depending on the density of the data within the same group or the distance between different groups. This process is carried out in order to obtain the optimal number of coherent groups.

The implementation of this entire procedure is carried out through a graphical interface developed in the App Designer of the MATLAB software, which allows loading a database with the measured signals, cleaning or preprocessing it if necessary, determine and evaluate the groups of coherent generators and present the results obtained in each of these stages.

**KEYWORDS:** Dynamic coherency among generators, Wide Area Measurement Systems, Synchrophasor Measurement Units

# 1 INTRODUCCIÓN

El desarrollo e implementación de los **Sistemas de Medición de Área Extendida (WAMS** – Acrónimo en inglés) basado en **Unidades de Medición Sincrofasorial (PMU)** junto a sistemas de comunicación mejorados ha permitido el desarrollo en el análisis del funcionamiento de **Sistemas Eléctricos de Potencia (SEP)** en tiempo real de una manera prometedora y con una alta precisión. En este sentido, actualmente es posible medir el comportamiento dinámico de los generadores y se hace necesario desarrollar aplicaciones que, haciendo uso de la información entregada por los WAMS, permitan determinar patrones de comportamiento y acciones de control para mejorar la operación del SEP.

Un fenómeno de relevante importancia en la operación de un SEP es la coherencia dinámica entre generadores, cuya identificación puede ser abordada desde varias perspectivas, siendo dos las más reconocidas: modelos del sistema o mediciones del comportamiento real de los generadores frente a un evento. Ante lo expuesto anteriormente, se plantea una metodología que evalúe y valide los grupos de generadores coherentes formados ante diferentes eventos producidos y registrados mediante PMUs en el **Sistema Nacional Interconectado (SNI)** ecuatoriano.

Es así que, en el capítulo 2 se realiza una descripción teórica de la coherencia dinámica entre generadores y las técnicas de identificación de grupos coherentes mediante algoritmos de agrupamiento. Posteriormente, en el capítulo 3 se presenta la metodología propuesta para la identificación y evaluación de áreas coherentes empleando técnicas de agrupamiento en bloque y recursivas. En el capítulo 4, mediciones PMU del sistema New England de 39 barras, simuladas mediante el software DIgSILENT y los eventos suscitados en el SNI el 01 de julio de 2016, el 30 de agosto de 2016, el 02 de marzo de 2018 y el 10 de enero de 2019, registrados a través del sistema WAMS, son analizados y empleados para realizar la evaluación de coherencia. Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones y recomendaciones de este trabajo.

## 1.1 OBJETIVOS

### 1.1.1 OBJETIVO GENERAL

Evaluar la coherencia dinámica entre generadores del Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano (SNI) usando mediciones sincrofasoriales.

### **1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Realizar una base teórica acerca de los diferentes métodos, técnicas propuestas para la evaluación de coherencia entre generadores en sistemas eléctricos de potencia.
- Desarrollar una aplicación en MATLAB para analizar y validar grupos (clustering) usando diferentes algoritmos propuestos en la literatura técnica.
- Contrastar los resultados de métodos basados en el dominio de la frecuencia y métodos basados en el dominio del tiempo, usando mediciones PMU, para la evaluación de coherencia, aplicados al sistema de prueba IEEE - New England de 39 barras y 10 generadores.
- Evaluar la coherencia entre generadores del Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano empleando la aplicación desarrollada.

## **1.2 ALCANCE**

El presente trabajo de titulación se centra en realizar el estudio de algoritmos de agrupamiento propuestos en la literatura técnica y su potencial aplicación para agrupamiento de series de tiempo, como señales de voltaje y corriente obtenidas de los sistemas de medición de área extendida basados en mediciones sincrofasoriales. Además, se estudiarán los índices propuestos para evaluar el desempeño de los diferentes algoritmos de agrupamiento y en base al análisis bibliográfico realizado, se definirán los algoritmos a ser implementados en una herramienta computacional.

Una vez definidos los algoritmos de agrupamiento y los índices de desempeño, se desarrollará una herramienta computacional en Matlab que permita la identificación de grupos de generadores coherentes a partir de mediciones sincrofasoriales. Inicialmente, la herramienta será probada con datos obtenidos mediante simulación, que tengan la misma frecuencia de muestreo de una PMU convencional (60 muestras / segundo). En esta etapa, en base a los índices implementados se determinarán los algoritmos de agrupamiento que mejor desempeño presenten.

En una etapa posterior, los algoritmos antes seleccionados serán aplicados a mediciones sincrofasoriales reales obtenidas del SNI. Se determinará estadísticamente cuantos grupos de generadores coherentes se forman más a menudo frente a fallas registradas en el SNI, esto permitirá reducir el rango de análisis durante la etapa de validación de los algoritmos de agrupamiento y facilitará la aplicación de la metodología en ambientes de tiempo real.

### **1.3 JUSTIFICACIÓN**

Frente a una perturbación en el SEP, tal como la desconexión de una línea, la salida de una unidad de generación o un cambio súbito en la carga, ciertos grupos de generadores oscilan de forma similar, fenómeno que se denomina coherencia dinámica entre generadores. La identificación de estos grupos permite realizar una planificación y tomar medidas de control que aseguren la estabilidad y seguridad en la operación del SEP.

El propósito de este estudio es aportar al conocimiento existente sobre la identificación de coherencia entre generadores mediante el desarrollo de una herramienta computacional que permita el procesamiento de señales digitales conseguidas de unidades de medición sincrofasorial, ya que los registros obtenidos de estos instrumentos reflejan el comportamiento dinámico real del sistema eléctrico ante diferentes eventos y de esta manera se plantea realizar un análisis más certero y pertinente al realizado en base a modelos matemáticos.

Actualmente, la tendencia a emplear las mediciones sincrofasoriales obtenidas de PMUs, para realizar análisis de la dinámica del SEP en tiempo real se encuentra en apogeo, debido a la gran cantidad de información disponible y a la necesidad de explotar esta información de una manera óptima con el fin de que la operación del SEP se vuelva más segura.

Los resultados que se plantean obtener tienen diversas utilidades, como por ejemplo la obtención de modelos dinámicos equivalentes de alta precisión y manteniendo las principales características dinámicas del sistema. Además, permitirá plantear acciones de control preventivas o correctivas ante situaciones de emergencia que puedan conducir a la inestabilidad o colapso del sistema.

## 2 MARCO TEÓRICO

### 2.1 COHERENCIA DINÁMICA ENTRE GENERADORES

#### 2.1.1 CARACTERIZACIÓN DE LA COHERENCIA ENTRE GENERADORES

Un grupo de generadores coherentes, para una determinada perturbación, son aquellas máquinas que se encuentran oscilando con la misma velocidad angular ( $\omega$ ) y con una relación compleja constante de sus voltajes en terminales (E) [1].

$$\frac{\bar{E}_i(t)}{\bar{E}_j(t)} = \frac{E_i(t_0)}{E_j(t_0)} e^{j[\delta_i(t_0) - \delta_j(t_0)]} = \frac{E_i(t)}{E_j(t)} e^{j[\delta_i(t) - \delta_j(t)]} = kte \quad (2.1)$$

$$\omega_i(t) = \omega_j(t) \quad (2.2)$$

Generalmente se dice que dos generadores “i” y “j” son coherentes entre sí cuando al producirse una perturbación estos oscilan al unísono, es decir, su diferencia angular se mantiene constante dentro de un intervalo de tiempo como se puede apreciar en la Ecuación (2.3) [2], [3].

$$|\Delta\delta_i(t) - \Delta\delta_j(t)| \leq \varepsilon \quad (2.3)$$

Donde  $\Delta\delta_i(t)$  es la variación angular del rotor del generador “i”,  $\Delta\delta_j(t)$  es la variación angular del rotor del generador “j” y  $\varepsilon$  es un valor escalar de tolerancia.

En el caso que la tolerancia  $\varepsilon$  sea igual a cero, se dice que dos generadores son perfectamente coherentes, lo cual implica que la respuesta angular del rotor de los generadores es idéntica, y por ende es un caso no realista.

La coherencia dinámica de un generador es un fenómeno observable que depende de la ubicación y la naturaleza de la perturbación [4].

#### 2.1.2 APLICACIONES DE IDENTIFICACIÓN DE GRUPOS DE GENERADORES COHERENTES

##### 2.1.2.1 Reducción de Sistemas Eléctricos de Potencia

El desarrollo y expansión de los sistemas implica un modelo muy complejo conformado por cientos o miles de elementos de este sistema. La carga computacional para la simulación de eventos y estudios a realizar es hasta cierto punto inviable, por lo cual se ve la necesidad de obtener un modelo equivalente que simplifique las ecuaciones dinámicas del sistema y conserve las cualidades dinámicas de este.

El enfoque de equivalentes dinámicos basados en la coherencia entre generadores consiste principalmente de dos etapas:

- Identificación de los grupos de generadores coherentes
- Los nodos de cada grupo de generadores coherentes son reemplazados por un solo nodo equivalente y los modelos de cada máquina del grupo se combinan en uno solo [4], [5].

#### **2.1.2.2 Formación de islas**

“Islanding” es una condición de una cierta parte de un SEP, la cual se mantiene energizada y aislada del resto del sistema. La formación de islas se considera no intencionada cuando se producen de forma no planificada y por lo general implican un impacto negativo a la operación del sistema.

Sin embargo, cuando se las realiza de manera controlada se convierte en una estrategia que permite reducir el impacto de una perturbación, por lo general eventos en cascada, y facilita la restauración del sistema.

Por lo general, las estrategias de formación de islas se aplican en caso de contingencias extremas, en las cuales tanto los sistemas de protección y control, como el sistema de alivio de carga, no sean capaces de evitar un colapso total o parcial del sistema.

“Slow Coherency” o Coherencia lenta es un método ampliamente usado en SEP para determinar los grupos de generadores coherentes y así diseñar un esquema controlado de formación de islas que sea idealmente independiente del estado del sistema y la perturbación producida [6], [7].

#### **2.1.2.3 Ubicación de eventos dinámicos**

En [8] se propone una metodología para determinar la ubicación de eventos dinámicos basado en el agrupamiento jerárquico de generadores en grupos coherentes. Se selecciona una medida representativa por cada grupo formado y se determina la ubicación del evento basándose en identificar el grupo con la mayor oscilación inicial. Esta metodología se basa en el hecho de que las mediciones de ángulo y frecuencia cercanas al punto donde se originó el evento tienden a experimentar las mayores oscilaciones.

## **2.2 IDENTIFICACIÓN DE GRUPOS DE GENERADORES COHERENTES**

La identificación de generadores coherentes es un problema que puede ser abordado desde diferentes perspectivas debido a que el agrupamiento óptimo de estos varía con la topología del sistema y las condiciones operativas del mismo.

En la literatura se pueden encontrar varias metodologías como el método de coherencia lenta o el enfoque de análisis modal, los cuales se pueden aplicar a diferentes condiciones

operativas del sistema. Sin embargo, se necesita contar con un modelo capaz de describir la dinámica del sistema de manera precisa, lo cual no siempre se encuentra disponible en la práctica.

Con el incremento en la cantidad de mediciones sincrofasoriales disponibles en los sistemas eléctricos, la identificación en tiempo real de los grupos de generadores coherentes se ha vuelto cada vez más factible y estudiada [9], [10].

## 2.2.1 MÉTODOS BASADOS EN MODELOS DEL SISTEMA

Estos métodos se basan en la linealización de las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento del sistema eléctrico a partir de los modelos disponibles. Se deben encontrar los autovalores del sistema y así determinar subjetivamente un número óptimo de grupos coherentes [11].

### 2.2.1.1 Análisis Modal [12], [13]

#### - Representación del sistema

El comportamiento dinámico de un SEP puede ser descrito por un conjunto de  $n$  ecuaciones diferenciales no lineales de primer orden descritas como:

$$\dot{x}_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n; u_1, u_2, \dots, u_r; t) \quad (2.4)$$

Donde  $n$  es el orden del sistema,  $r$  es el número de entradas,  $x_i$  son las variables de estado del sistema y  $u_i$  son señales de control externas que influyen en el desempeño del sistema.

La salida del sistema puede ser descrita como:

$$y = g(x; u) \quad (2.5)$$

Donde  $y$  es el vector de las variables de salida y  $g$  es el vector que contiene las funciones no lineales que relacionan las variables de estado con las salidas.

#### - Linealización

Considerando  $x_0$  y  $u_0$  como los vectores de estado inicial alrededor de un punto de equilibrio, el cual debe satisfacer la Ecuación 2.6, se puede analizar el comportamiento del sistema sometido a bajo pequeñas perturbaciones:

$$\dot{x}_0 = f(x_0, u_0) = 0 \quad (2.6)$$

Al perturbar el sistema a partir de este estado de equilibrio se tiene:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_0 + \Delta \mathbf{x} \quad (2.7)$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_0 + \Delta \mathbf{u} \quad (2.8)$$

$$\dot{\mathbf{x}} = \dot{\mathbf{x}}_0 + \Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}[(\mathbf{x}_0 + \Delta \mathbf{x}), (\mathbf{u}_0 + \Delta \mathbf{u})] \quad (2.9)$$

Si se consideran perturbaciones pequeñas, las funciones no lineales pueden ser expresadas mediante series de Taylor; despreciando los términos de mayor orden, en forma matricial el resultado se puede expresar como:

$$\Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u} \quad (2.10)$$

Donde  $\mathbf{A}$  es la matriz de estado o planta y  $\mathbf{B}$  es la matriz de control.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} df_1/dx_1 & \cdots & df_1/dx_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ df_n/dx_1 & \cdots & df_n/dx_n \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} df_1/du_1 & \cdots & df_1/du_r \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ df_r/du_1 & \cdots & df_r/du_r \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

#### - Valores Propios

Los valores propios  $\lambda_i$  de la matriz de estado  $\mathbf{A}$  vienen dados por los valores que satisfagan la ecuación característica:

$$\mathbf{A} \boldsymbol{\phi}_i = \lambda_i \boldsymbol{\phi}_i \quad (2.13)$$

Y para evitar soluciones triviales se emplea:

$$\det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = 0 \quad (2.14)$$

La característica dependiente del tiempo de un modo, dado por el autovalor  $\lambda_i$  esta dada por  $e^{\lambda_i t}$  y por tanto la estabilidad del sistema puede ser analizada como se describe a continuación:

- Un valor propio,  $\lambda_i$ , real corresponde a un modo no oscilatorio. Si la magnitud es negativa significa que el modo está decayendo y mientras mayor sea la magnitud mayor el decaimiento. Si la magnitud es positiva el valor propio representa inestabilidad.
- Valores propios complejos, vienen en pares conjugados y cada uno representa un modo oscilatorio.

#### - Vectores Propios

Para cada valor propio  $\lambda_i$ , el vector columna  $\phi_i$  que satisface la ecuación 2.13 es llamado vector propio derecho de **A** asociado a  $\lambda_i$  y tiene la forma:

$$\phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{1i} \\ \phi_{2i} \\ \vdots \\ \phi_{ni} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

De manera similar, el vector fila  $\Psi_i$  que satisface:

$$\Psi_i A = \lambda_i \Psi_i \quad (2.16)$$

$\Psi_i$  es llamado vector propio izquierdo asociado a  $\lambda_i$  y tiene la forma:

$$\Psi_i = [\Psi_{1i} \ \Psi_{2i} \ \dots \ \Psi_{ni}] \quad (2.17)$$

El vector propio derecho, también conocido como “mode shape”, da la forma del modo y permite medir la actividad relativa de las variables de estado cuando se excita un modo en particular.

El vector propio izquierdo identifica cual combinación de las variables de estado originales se manifiestan en el i-ésimo modo.

Por lo tanto, el k-ésimo elemento del vector propio derecho  $\phi_i$  mide la actividad de la variable de estado  $x_k$  en el i-ésimo modo; mientras el k-ésimo elemento del vector propio izquierdo  $\Psi_i$  pesa la contribución de esta actividad en el i-ésimo modo.

#### - Factores de Participación

La matriz de participación combina al vector propio derecho y al vector propio izquierdo para proporcionar una medida de asociación entre las variables de estado y los modos de oscilación.

$$P_i = \begin{bmatrix} p_{1i} \\ p_{2i} \\ \vdots \\ p_{ni} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{1i} \Psi_{1i} \\ \phi_{2i} \Psi_{2i} \\ \vdots \\ \phi_{ni} \Psi_{ni} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

El elemento  $p_{ki}$  es una medida relativa de la participación neta de la k-ésima variable de estado en el i-ésimo modo.

#### 2.2.1.2 Coherencia Lenta

El concepto de un área con coherencia lenta se basa en la observación de que luego de un transitorio solo algunas máquinas cercanas a la falla responden con oscilaciones

rápidas entre-máquinas, mientras otras máquinas distantes a la falla oscilan juntas en fase con oscilaciones lentas.

Al permitir que las máquinas de una misma área se diferencien en su dinámica rápida se hace posible mantener los mismos grupos independiente de la ubicación de la falla.

La metodología consiste en encontrar los  $r$  modos más lentos del sistema a partir de la determinación de los valores propios asociados a cada generador. Si la magnitud del valor propio es baja, también lo será la frecuencia natural de oscilación de dicho modo, denotando un carácter de modo inter-área. De un vector propio derecho o “mode shape” correspondiente a un modo  $k$ , si los generadores  $i$  y  $j$  tienen valores semejantes entre sí, se puede concluir que este par de generadores son coherentes con respecto a este modo. En otras palabras, los autovectores derechos correspondientes a los autovalores más pequeños deben ser similares entre sí para un grupo de máquinas coherentes [14], [15].

## 2.2.2 MÉTODOS BASADOS EN MEDICIONES DEL SISTEMA

### 2.2.2.1 Análisis Prony

El objetivo de este método es aproximar un conjunto de mediciones a través de una suma de términos exponenciales complejos amortiguados dados por la Ecuación 2.19 [16].

$$y(t) \approx \hat{y}(t) = \sum_{i=1}^n R_i e^{\lambda_i t} \quad (2.19)$$

Donde  $R_i$  es el residuo de salida para el polo de tiempo continuo  $\lambda_i$  y  $n$  es el orden del modelo.

Para un intervalo de tiempo  $\Delta t$ , la Ecuación 2.19 puede ser denotada en forma discreta como:

$$y_k(k) = R_i z_i^k \quad (2.20)$$

Donde  $z_i^k = e^{\lambda_i t}$  y  $\lambda_i = \sigma_i + j\omega_i$

La Ecuación 2.20 puede ser escrita de forma matricial como:

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_1 & z_2 & & z_n \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \dots & z_n^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \dots \\ R_n \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Las  $z_i$  son necesariamente las raíces del polinomio de  $n$ -ésimo orden con coeficientes desconocidos  $a_i$ .

$$z^n - (a_1 z^{n-1} + a_2 z^{n-2} + \dots + a_n z_0) = 0 \quad (2.22)$$

Al multiplicar la Ecuación 2.22 por  $[-a_n, -a_{n-1}, \dots, -a_1, 1, 0, \dots, 0]$  se tiene:

$$[-a_n, -a_{n-1}, \dots, -a_1, 1, 0, \dots, 0] \begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{bmatrix} = 0 \quad (2.23)$$

De la Ecuación 2.23 se puede obtener:

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(n-1) & y(n-2) & \dots & y(0) \\ y(n) & y(n-1) & d & y(1) \\ \vdots & d & \ddots & \vdots \\ y(N-2) & y(N-3) & \dots & y(N-n-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_n \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Se resuelve la Ecuación 2.24 para obtener los coeficientes  $a_i$ , con lo cual se calculan las raíces  $z_i$  de la Ecuación 2.22 y determinar la frecuencia y relación de amortiguamiento de estas.

Finalmente, se resuelve la ecuación 2.21 para encontrar los residuos complejos y así la amplitud y fase inicial de cada modo obtenido.

Una vez determinados los modos oscilatorios del sistema, la identificación de grupos coherentes puede ser realizada mediante la agrupación de los fasores correspondientes a los modos electromecánicos inter-área.

### 2.2.2.2 Técnicas de Agrupamiento – Clustering

El proceso de agrupamiento o “*Clustering*” consiste en agrupar conjuntos de datos acorde a su similitud. Por lo general, este proceso se lo realiza cuando no se dispone de información sobre la pertenencia de los datos a clases predefinidas y por lo tanto se lo clasifica como aprendizaje no supervisado.

El objetivo de este tipo de agrupamiento radica en que los puntos de un mismo grupo sean “similares” entre sí y “disimilares” a puntos de otros grupos. El concepto de similaridad comúnmente se lo relaciona con qué tan cercanos se encuentran dos puntos entre sí en el espacio respecto a una función de distancia [17], [18]. En la Fig. 2.1 se puede observar el ejemplo de un conjunto de datos cuya distribución espacial denota 3 agrupaciones.

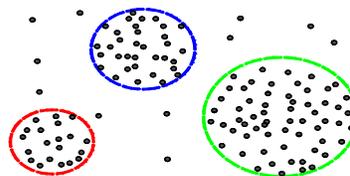


Figura 2.1. Conjunto de datos

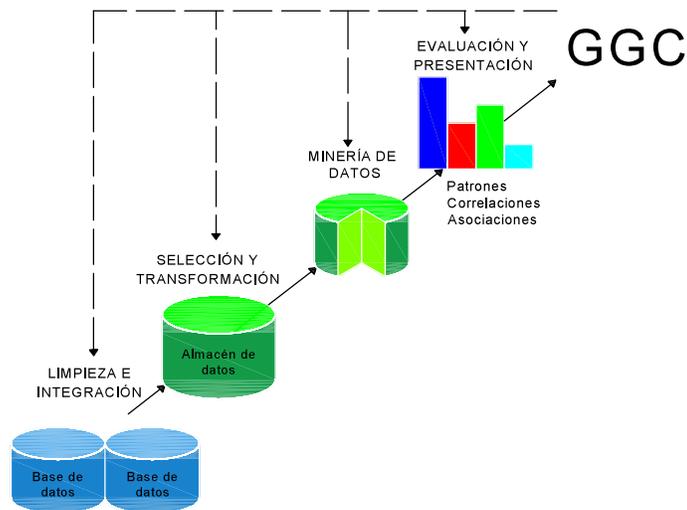
Dicho esto, técnicas de agrupamiento de datos han sido empleadas a lo largo de los últimos años para identificar grupos de generadores coherentes en grandes sistemas de potencia a partir de curvas de oscilación obtenidas mediante sistemas de medición sincrofasorial PMU [19], [20].

## 2.3 TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS

La minería de datos es el proceso de descubrimiento de patrones, asociaciones y correlaciones frecuentes dentro de una gran cantidad de datos. En sí, trata de caracterizar las propiedades del conjunto de datos analizado [18].

En la literatura se puede encontrar que la minería de datos pertenece a un proceso mayor llamado descubrimiento de conocimiento a partir de datos (KDD - Knowledge Discovery from Data) en el cual se trata y analiza la información desde el momento de su obtención hasta el punto final, en el cual se presentan los resultados obtenidos mediante la siguiente secuencia iterativa de pasos, como se presenta en la Fig. 2.2 [17]:

1. **Limpieza de datos:** Consiste en remover ruido y datos inconsistentes de la base de datos.
2. **Integración de datos:** La información de diferentes fuentes puede ser combinada.
3. **Selección de datos:** La información relevante para el proceso de análisis se recupera de la base de datos.
4. **Transformación de datos:** La información es transformada y/o consolidada en formas apropiadas para el análisis, mediante operaciones de agregación o reducción.
5. **Minería de datos:** Proceso en el cual se emplean métodos inteligentes para extraer patrones de los datos.
6. **Evaluación de patrones:** Identifica los patrones más significativos que representan conocimiento a partir del conjunto de datos.
7. **Presentación de conocimiento:** Se presenta el conocimiento obtenido a los usuarios mediante técnicas de representación o visualización. En el presente trabajo el conocimiento obtenido serán los grupos de generadores coherentes (GGC).



**Figura 2.2.** Proceso de descubrimiento de conocimiento a partir de datos

## 2.3.1 REDUCCIÓN DE DIMENSIONES DE LA MATRIZ DE DATOS

### 2.3.1.1 Análisis de Componentes Principales

El Análisis de Componentes Principales (PCA por su acrónimo en inglés) es una de las técnicas de reducción de dimensionalidad más conocidas y empleadas debido a su eficiencia y simplicidad.

Su objetivo principal es reducir las dimensiones de una matriz de datos  $\mathbf{X}$ , con  $n$  mediciones y  $p$  variables, desde sus  $p$  dimensiones originales a un número  $q$ , donde  $q \ll p$ .

La reducción se realiza mediante la búsqueda de combinaciones lineales ortogonales entre sí  $\mathbf{a}'_1\mathbf{x}, \mathbf{a}'_2\mathbf{x}, \dots, \mathbf{a}'_q\mathbf{x}$ , llamadas componentes principales, que sucesivamente tienen la máxima varianza para los datos y no se encuentran correlacionados a previos  $\mathbf{a}'_k\mathbf{x}$ .

Resolviendo el problema de maximización de varianza se encuentran los vectores  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_q$ , los cuales son los autovectores de la matriz de covarianza  $\mathbf{S}$  correspondientes a los  $q$  autovalores más altos [21], [22].

Los principales objetivos de PCA se pueden resumir como:

1. Extraer la información más importante de los datos.
2. Comprimir el tamaño del conjunto de datos, conservando la mayor parte de información.
3. Simplificar la información del conjunto de datos

4. Analizar la estructura de las observaciones y las variables de la base de datos.

A partir de la matriz de datos  $X_{n \times p}$  se obtiene una matriz de datos centrada  $X_c$ , la cual contiene los datos centrados en el eje horizontal con media cero, mediante 2.25.

$$X_c = X - \bar{x} \quad (2.25)$$

Donde  $\bar{x}$  es el valor medio de la matriz de datos  $X$ .

La matriz de covarianza es calculada mediante:

$$S = \frac{1}{n-1} X_c^T X_c \quad (2.26)$$

Se procede al cálculo de los valores y vectores propios de la matriz  $S$ . Los autovalores se encuentran mediante la Ecuación 2.27 para cada  $\lambda_i$

$$|S - \lambda I| = 0 \quad (2.27)$$

Donde  $I$  es una matriz identidad de dimensiones  $p \times p$ . Los vectores propios  $a_i$  se obtienen resolviendo la Ecuación 2.28 bajo la condición que los vectores sean ortonormales (su magnitud debe ser 1) y sean ortogonales entre sí (el producto punto entre dos diferentes vectores propios debe ser cero).

$$(S - \lambda_i I) a_i = 0 \quad (2.28)$$

Cuando se trata de aplicaciones reales no se aplica la descomposición en valores propios, en cambio se aplica la Descomposición en Valores Singulares (SVD – Singular Value Decomposition) debido a que los algoritmos para su cálculo son más eficientes. La descomposición SVD permite obtener vectores singulares que cumplen la condición de ser ortogonales.

Mediante este método, la matriz de covarianza  $S$  se descompone de la siguiente manera:

$$S = U \Sigma W^T \quad (2.29)$$

Donde  $U$  es una matriz cuadrada cuyas columnas son vectores unitarios ortogonales, llamados vectores singulares izquierdos,  $W$  es una matriz cuadrada cuyas columnas son vectores unitarios ortogonales, llamados vectores singulares derechos y  $\Sigma$  es una matriz diagonal rectangular que contiene los valores singulares de  $S$ .

La proyección de la matriz de datos originales  $X$  en el hiper-plano definido por el vector singular derecho  $W$  da como resultado la matriz de componentes principales  $Z$ .

$$Z = X_c W \quad (2.30)$$

Para la selección del número de componentes principales a emplear se recomienda escoger las  $d$  componentes que contengan un cierto porcentaje de la variación total de los datos. Para lo cual se emplea la Ecuación 2.31 en la cual se calcula la Varianza Explicada EV [11].

$$EV = \frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} * 100 \quad (2.31)$$

## 2.3.2 MÉTODOS DE AGRUPAMIENTO POR LOTES

Debido a la gran cantidad de métodos o algoritmos para agrupamiento de datos, es difícil realizar una categorización de todos estos sin que exista una superposición de características de un método en varias categorías.

Sin embargo, los métodos de mayor importancia pueden ser clasificados como se presenta a continuación [17].

### 2.3.2.1 Métodos de particionamiento

Dado un conjunto de  $n$  datos, estos métodos construyen  $k$  particiones, donde cada partición representa un grupo y  $k \leq n$ . Es decir, se forman  $k$  grupos, los cuales contienen por lo menos un objeto del conjunto de datos.

La mayoría de estos métodos se basan en funciones de distancia. Inicialmente se estiman arbitrariamente las particiones y mediante un proceso iterativo se procede a la reubicación de cada objeto en un grupo hasta alcanzar un valor límite o condición de paro.

La desventaja de los métodos de particionamiento es que tienden a encontrar un óptimo local, en lugar del óptimo global, al momento de encontrar las agrupaciones óptimas. Por lo cual estos métodos son apropiados para identificar grupos esféricos en bases de datos pequeñas y medianas [17].

- **K-means**

Es un algoritmo de agrupamiento que busca minimizar una función de distancia entre los puntos de un mismo grupo. Es un método sencillo y con una alta rapidez, sin embargo, no ofrece una alta precisión en la formación de grupos [17].

Algoritmo:

1. Se escoge arbitrariamente  $k$  centros del conjunto de datos  $X$   
 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ .
2. Para cada  $i \in \{1, \dots, k\}$  se establece que el grupo  $C_i$  es el conjunto de puntos de  $X$  que se encuentran más cercanos al centro  $c_i$  que al centro  $c_j$  para  $i \neq j$ .

3. Para cada  $i$ , se establece que  $c_i$  sea el promedio de todos los puntos que conforman el grupo  $C_i$ .
4. Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que no haya más cambios en  $C$ .

Al seleccionar inicialmente los centros de manera aleatoria se puede producir el error de escoger dos puntos que deberían pertenecer al mismo grupo, para lo cual [23] propuso K-means++, el cual implementa un método específico para la selección inicial de centros.

Algoritmo:

Se denomina a  $D(\mathbf{x})$  como la distancia más corta de un punto  $\mathbf{x}$  hacia los centros escogidos.

- 1a. Se escoge aleatoriamente el primer centro  $c_1$  del conjunto de datos en  $X$ .
- 1b. Escoger el siguiente centro  $c_i$  seleccionado  $c_i = \mathbf{x}' \in X$  de tal manera que se maximice  $\frac{D(\mathbf{x}')^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2}$ .
- 1c. Repetir 1b hasta escoger los  $k$  centros.

2 - 4 Proceder con el procedimiento de K-means estándar.

El paso 1b escoge el nuevo centro como el punto más alejado a todos los centros previamente escogidos con el fin de evitar que el algoritmo se estanque y arroje un óptimo local con centros que deberían pertenecer a un mismo grupo.

- **K-Medoids**

A diferencia de k-means, el centro de cada grupo corresponde a un elemento que conforme el mismo, llamado medoide, en lugar del valor medio de todos los elementos del grupo. Este algoritmo tiene como objetivo minimizar la suma de disimilaridades entre cada objeto  $p$  y su correspondiente objeto representativo  $o_i$ . Se emplea un criterio de error absoluto definido como:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} \text{dist}(p, o_i) \quad (2.32)$$

K-medoids es un algoritmo más robusto que k-means ya que en la presencia de ruido y outliers, un medoide es menos influenciado que el valor medio de los objetos de un grupo [17].

- **PAM**

Partitioning Around Medoids es una implementación del algoritmo k-medoids. Aborda el problema de manera iterativa, selecciona los objetos representativos iniciales aleatoriamente y considera si la sustitución de un objeto representativo por un objeto no representativo mejoraría la calidad del agrupamiento.

Se prueban todos los reemplazos posibles hasta que la calidad del agrupamiento resultante no puede ser mejorada. La calidad se mide por una función de disimilitud promedio entre un objeto y el objeto representativo de su grupo [17].

- **Fuzzy C-means (FCM)**

Se presenta como un método alternativo que permite considerar patrones que presentan grados de similitud a más de un grupo. Este método emplea el concepto de participación difusa (fuzzy) incorporando grados de membresías  $\mu = [0,1]$  y un grado de fusividad  $m = [0, \infty]$ , el cual representa el grado en que pueden solaparse los grupos entre sí [24].

Algoritmo:

1. Definir el número de grupos **c** y el grado de fusividad **m**.
2. Calcular los centroides.  $c_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m}$
3. Se calcula la distancia de los objetos al centroide.
4. Actualizar la matriz de membresías difusas.

$$\mu_{ik} = \sum_{j=1}^c \left( \frac{D_{ij}}{D_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \quad (2.33)$$

5. Repetir pasos 2-4 hasta alcanzar la convergencia de la función objetivo.

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (2.34)$$

- **Affinity Propagation (Propagación por Afinidad)**

Es un método que tiene como objetivo encontrar objetos representativos de cada grupo, llamados ejemplares, mediante la técnica “message passing” que consiste en el pase de mensajes entre los candidatos a ejemplares y los puntos que son miembros potenciales a un grupo. Este proceso se realiza en dos pasos alternados llamados responsabilidad y disponibilidad [25].

- Responsabilidad: Se refiere al mensaje,  $r(i, k)$ , enviado desde el punto  $i$  hacia el candidato a ejemplar  $k$ , indicando que tanto se ajusta el punto  $k$  como ejemplar para el punto  $i$ .
- Disponibilidad: Se refiere al mensaje,  $a(i, k)$ , enviado desde el candidato  $k$  hacia el punto  $i$ , indicando que tan apropiado sería para el punto  $i$  escoger al candidato  $k$  como su ejemplar.

Algoritmo:

- Entradas: Se necesitan las medidas de similitud  $\{s(i, k)\}$  de la matriz de datos.
- Inicialización: Se ajustan las disponibilidades en cero  $\forall_{i,k}: a(i, k) = 0$
- Repetir: Actualizar matrices de disponibilidad y responsabilidad hasta alcanzar una convergencia.

$$\forall_{i,k}: r(i, k) = s(i, k) - \max_{k': k' \neq k} [s(i, k') + a(i, k')] \quad (2.35)$$

$$\forall_{i,k}: a(i, k) = \begin{cases} \sum_{i': i' \neq i} \max[0, r(i', k)] & \text{para } k = i \\ \min[0, r(k, k) + \sum_{i' \notin \{i, k\}} \max[0, r(i', k)]] & \text{para } k \neq i \end{cases} \quad (2.36)$$

- Salida: Se realiza las asignaciones de los puntos a sus grupos correspondientes.  $\hat{c} = (c_1, \dots, c_N)$

$$c_i = \operatorname{argmax}_k [a(i, k) + r(i, k)] \quad (2.37)$$

### 2.3.2.2 Métodos jerárquicos

Estos métodos crean una descomposición jerárquica del conjunto de datos. Se dividen en dos enfoques [17].

Enfoque aglomerativo: Empieza con cada objeto formando su propio grupo e iterativamente combina los grupos más cercanos hasta unir todos los objetos en un solo grupo o alcanzar un criterio de paro.

Enfoque divisivo: Todos los objetos empiezan como un solo grupo e iterativamente lo divide en grupos más pequeños.

- **Hierarchichal Single (Jerárquico Simple)**

Es un método jerárquico aglomerativo en el cual, el enlace entre dos grupos se define como la distancia más corta por un solo par de elementos.

Para este método y los descritos a continuación en esta sección se emplea la matriz de proximidad  $D_{N \times N}$  la cual contiene todas las distancias  $d(i, j)$ . Además, las

agrupaciones son asignadas con números de secuencia  $m = [0, \dots, n-1]$  y con el nivel  $L(k)$  para el  $k$ -ésimo agrupamiento [26].

Algoritmo:

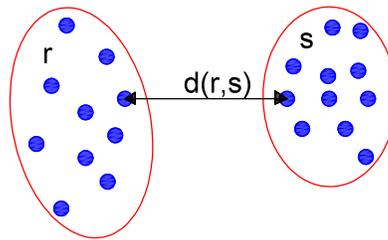
1. Cada objeto empieza como un grupo y con nivel  $L(0) = 0$  y  $m=0$ .
2. Encuentra el par de grupos  $(r), (s)$  más similares que cumplan que su distancia es la mínima entre todos los grupos  $(i), (j)$ .

$$d[(r), (s)] = \min(d[(i), (j)]) \quad (2.38)$$

3. Incrementar el número de secuencia  $m=m+1$  y unir los grupos  $(r)$  y  $(s)$  para formar la agrupación  $m$ . Se establece el nivel del agrupamiento como  $L(m) = d[(r), (s)]$ .
4. Actualizar la matriz de proximidad  $D$  eliminando las filas y columnas correspondientes a los grupos  $(r)$  y  $(s)$  y agregando el nuevo grupo  $(r, s)$ . La proximidad entre el nuevo grupo y un grupo antiguo  $(k)$  se define como:

$$d[(k), (r, s)] = \min(d[(k), (r)], d[(k), (s)]) \quad (2.39)$$

5. Repetir los pasos 2-4 hasta alcanzar un solo grupo o algún valor límite.



**Figura 2.3.** Definición función de distancia para algoritmo HC simple

- **Hierarchichal Complete (Jerárquico Completo)**

Es un método jerárquico aglomerativo en el cual, el enlace entre dos grupos contiene todos los pares de elementos y la distancia entre dos grupos es igual a la distancia entre los dos elementos más alejados [26].

Algoritmo:

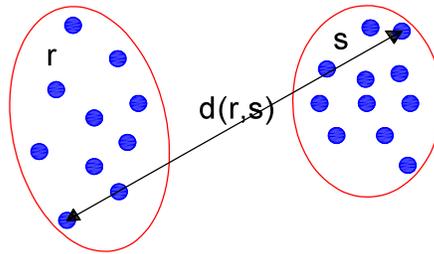
1. Cada objeto empieza como un grupo y con nivel  $L(0) = 0$  y  $m=0$ .
2. Encuentra el par de grupos  $(r), (s)$  más similares que cumplan que su distancia es la mínima entre todos los grupos  $(i), (j)$ .

$$d[(r), (s)] = \max(d[(i), (j)]) \quad (2.40)$$

3. Incrementar el número de secuencia  $m=m+1$  y unir los grupos (r) y (s) para formar la agrupación m. Se establece el nivel del agrupamiento como  $L(m) = d[(r), (s)]$ .
4. Actualizar la matriz de proximidad D eliminando las filas y columnas correspondientes a los grupos (r) y (s) y agregando el nuevo grupo (r, s). La proximidad entre el nuevo grupo y un grupo antiguo (k) se define como:

$$d[(k), (r, s)] = \max(d[(k), (r)], d[(k), (s)]) \quad (2.41)$$

5. Repetir los pasos 2-4 hasta alcanzar un solo grupo o algún valor límite.

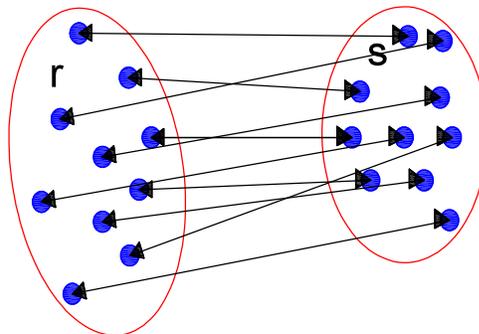


**Figura 2.4.** Definición función de distancia para algoritmo HC complete

- **Hierarchichal Average (Jerárquico Promedio)**

Es un método jerárquico aglomerativo en el cual, la distancia entre dos grupos es igual a la distancia promedio de cada punto de un grupo hacia cada punto en el otro grupo [26].

$$d(r, s) = \frac{1}{n_r n_s} \sum_{i=1}^{n_r} \sum_{j=1}^{n_s} D(x_{ri}, x_{sj}) \quad (2.42)$$



**Figura 2.5.** Definición función de distancia para algoritmo HC centroid

### 2.3.2.3 Métodos basados en funciones de densidad

La idea general consiste en la expansión de un grupo dado mientras la densidad (número de objetos) en la vecindad supere un valor límite (mínimo número de puntos). La ventaja de estos puntos es que permite encontrar outliers, filtrar ruido y determinar grupos de formas arbitrarias [17].

- **DBSCAN [27]**

Es un algoritmo diseñado para encontrar 3 tipos de datos a partir del conjunto de datos suministrado: puntos centrales, puntos de frontera y puntos de ruido u outliers.

Para el funcionamiento del algoritmo es necesario establecer dos parámetros fundamentales, el radio **épsilon** de la vecindad alrededor de un punto y el mínimo de puntos **minpts** para considerar a un punto como centro.

Algoritmo:

1. Del conjunto de entrada **X**, selecciona la primera observación **x1** como el punto actual e inicializa el primer grupo **C=1**.
2. Encuentra el conjunto de puntos dentro de la vecindad-épsilon del punto actual y se los denomina vecinos.
  - a. Si el número de vecinos es menor a **minpts** entonces se etiqueta el punto actual como outlier o ruido. Ir a 4
  - b. De otra manera se etiqueta como punto central del clúster **C**.
3. Iterativamente, sobre cada punto vecino (nuevo punto actual) se repite el paso 2 hasta no encontrar nuevos vecinos que puedan pertenecer al grupo actual **C**.
4. Seleccionar el siguiente punto sin etiquetar de **X** como el nuevo punto actual e incrementar el número de grupo **C** en uno.
5. Repetir pasos 2-4 hasta que todos los puntos estén etiquetados.

- **Subtractive Clustering (Agrupamiento subtractivo) [29]**

Este algoritmo es una extensión del método “mountain clustering” propuesto en [28], en el cual se calcula y se elige al punto con el potencial más alto como centro de un grupo, posteriormente se procede a recalcular los potenciales de todos los puntos substrayendo una cierta cantidad de potencial del centro escogido con el fin de descartar puntos de un mismo grupo como se indica a continuación.

Algoritmo:

Se considera un conjunto  $X$  de  $n$  puntos  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  de  $M$  dimensiones, se asume que los puntos han sido normalizados dentro de un hipercubo unitario en cada dimensión de modo que los rangos en cada dimensión sean iguales.

1. Calcular la probabilidad de que cada punto sea definido como un centro de grupo, basado en la densidad de puntos a su alrededor.

$$P_i = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|x_i - x_j\|^2} \quad (2.43)$$

Donde  $\alpha = \frac{4}{r_a}$  y  $r_a$  es una constante positiva definida como el radio de la vecindad.

2. Elige el primer centro como el punto con el potencial más alto.
3. Recalcula los potenciales de cada punto reduciendo un factor proporcional al potencial del actual centro escogido.

$$P_i = P_i - P_1 e^{\beta \|x_i - x_1\|^2} \quad (2.44)$$

Donde:  $\beta = 4/r_b$  y  $r_b$  es el radio de la vecindad de los puntos que tendrán una reducción considerable en su potencial y, por tanto, es poco probable que sean escogidos como centros de nuevos grupos en el siguiente paso.

Para evitar obtener centros demasiado cercanos se escoge  $r_b > r_a$ , por lo general por un factor de 1,5.

4. Se escoge el siguiente punto con el mayor potencial como centro del nuevo grupo.
5. Se repite pasos 3-4 hasta que todos los datos se encuentren dentro del rango de influencia (vecindad) de algún centro.

### 2.3.3 MÉTODOS EVOLUCIONISTAS DE AGRUPAMIENTO

El agrupamiento evolucionista es uno de los principales problemas al procesar datos con etiquetas de tiempo debido a que cada agrupación de la secuencia debe ser similar a la agrupación en el paso de tiempo anterior. Sin embargo, si la estructura de los datos cambia significativamente con el tiempo, las agrupaciones deben ajustarse a dichos cambios a medida que nuevos datos (mediciones) se encuentren disponibles [30].

### 2.3.3.1 Evolving Clustering Method - eCM

Es un algoritmo de agrupamiento de cadenas de datos, basado en distancia. Las agrupaciones se realizan de tal manera que la máxima distancia entre un punto y el centro de su grupo sea menor o igual a un valor límite **Dthr**.

Recursivamente, el algoritmo actualiza tanto los centros **Cc** como los radios **Ru** de los grupos conforme existen nuevos datos disponibles [31].

Algoritmo:

1. Crear el primer grupo **C1** usando la primera muestra de la cadena de datos y asignarlo como centro  $Cc_1$  del mismo, inicializar el radio del grupo  $Ru_1$  con un valor de cero.
2. Si todas las muestras de la cadena de datos se han presentado el proceso termina. Caso contrario, la muestra **xi** se toma para calcular la distancia Euclidiana normalizada  $d(i, j)$  entre esta muestra y los **n** centros actualmente creados **Ccj**.

$$d(i, j) = \|x_i - Cc_j\| \quad j = 1 \dots n \quad (2.45)$$

3. Si existe un grupo **Cm**, con centro  $Cc_m$ , radio  $Ru_m$  y valor de distancia  $d(i, m)$  que cumpla:

$$\|x_i - Cc_j\| = \min[d(i, j)] = \min(\|x_i - Cc_j\|) \quad j = 1 \dots n \quad (2.46)$$

$$Y \quad d(i, m) \leq Ru_m \quad (2.47)$$

Entonces, el punto **xi** pertenece al grupo **Cm** y en este caso no se crea o actualiza ningún centro. Regresar a paso 2.

4. Caso contrario, encontrar un grupo **Ca** con centro  $Cc_a$ , radio  $Ru_a$  y distancia  $d(i, a)$  a partir de los **n** grupos ya existentes mediante el cálculo de las distancias extendidas.

$$S(i, j) = d(i, j) + Ru_j \quad (2.48)$$

5. Si  $S(i, a) > 2 * Dthr$ , la muestra **xi** es asignada como un nuevo grupo, similar al paso 1. Regresar al paso 2.
6. Caso contrario, se actualiza el centro y radio de **Ca**.

$$Ru_a^{new} = \frac{S(i, a)}{2} \quad (2.49)$$

$$Cc_a^{new} = Cc_a^{old} + \frac{x_i - Cc_a^{old}}{|x_i - Cc_a^{old}|} * Ru_a^{new} \quad (2.50)$$

Regresar al paso 2.

El algoritmo evolucionista eCM funciona de acuerdo al diagrama de flujo presentado en la Fig. 2.6.

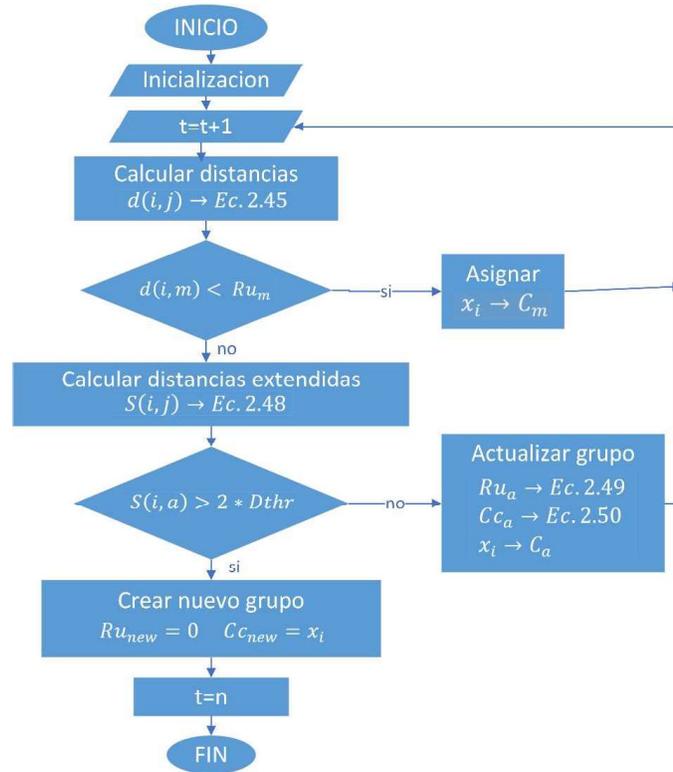


Figura 2.6. Diagrama de flujo del algoritmo Evolutive Clustering Method - eCM

### 2.3.3.2 Evolving Takagi-Sugeno Clustering – eTS

El modelo Takagi-Sugeno es un algoritmo que actualiza recursivamente su estructura y parámetros a medida que existen nuevos datos disponibles.

El presente algoritmo emplea una noción de potencial de las muestras de datos para actualizar los centros de los agrupamientos. Este potencial representa la información de la proximidad espacial acumulada de cada punto mediante una función Cauchi como se describe a continuación:

$$D_t(z_t) = \frac{1}{1 + \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} \sum_{j=1}^{n+m} (z_{tj} - z_{ij})^2} \quad (2.51)$$

$$D_1(z_1) = 1$$

Donde  $D_t(z_t)$  es la densidad de la última observación  $z_t$ , en el instante  $t$ ,  $n$  es la dimensión del vector de entrada y  $m$  es la dimensión del vector de salida.

El cálculo de la densidad de cada muestra se realiza recursivamente, mediante la Ecuación 2.52 y la información respectiva a la distribución espacial se acumula en un pequeño número de variables almacenadas en  $b_t$  y  $c_{tj}$ .

$$D_t(z_t) = \frac{t-1}{(t-1)\left(\sum_{j=1}^{n+m} z_{tj}^2 + 1\right) + b_{t-2} \sum_{j=1}^{n+m} z_{tj} c_{tj}} \quad (2.52)$$

$$D_1(z_1) = 1 \quad t = 2, 3, \dots$$

$$b_t = b_{t-1} + \sum_{j=1}^m x_{(t-1)j}^2 \quad b_1 = 0 \quad (2.53)$$

$$c_{tj} = c_{(t-1)j} + x_{(t-1)j} \quad c_{1j} = 0 \quad (2.54)$$

Si un punto  $z^{i*}$  es seleccionado como centro de grupo se emplea la Ecuación 2.55 para almacenar su potencial y actualizarlo conforme nuevos puntos están disponibles.

$$D_t(z^{i*}) = \frac{t-1}{t-1 + (t-2)\left(\frac{1}{D_{t-1}(z^{i*})} - 1\right) + \sum_{j=1}^{n+m} (z_{tj} - z_{(t-1)j})} \quad (2.55)$$

Donde  $i^*$  representa el  $i$ -ésimo punto central del  $i$ -ésimo grupo [32], [33].

La actualización de los radios se realiza recursivamente mediante la Ecuación 2.56 a medida que los datos ingresan al algoritmo.

$$r_{tj}^i = \alpha * r_{(t-1)j}^i + (1 - \alpha) \vartheta_{tj}^i \quad (2.56)$$

$$r_{1j}^i = 1$$

Donde  $r_{tj}^i$  representa el radio del grupo  $i$  al instante  $t$  en la dimensión  $j$ . La constante  $\alpha$  es la constante de aprendizaje y regula la compatibilidad entre nueva información con respecto a la anterior.  $\vartheta_{tj}^i$  representa la dispersión de los datos en cada dimensión  $j$  dentro del grupo  $S$ , respecto del centro  $X^{i*}$  del mencionado grupo y se calcula mediante:

$$\vartheta_{tj}^i = \sqrt{\frac{1}{S_t^i - 1} \sum_{k=1}^{S_t^i} (X_j^{i*} - x_{kj})^2} \quad (2.57)$$

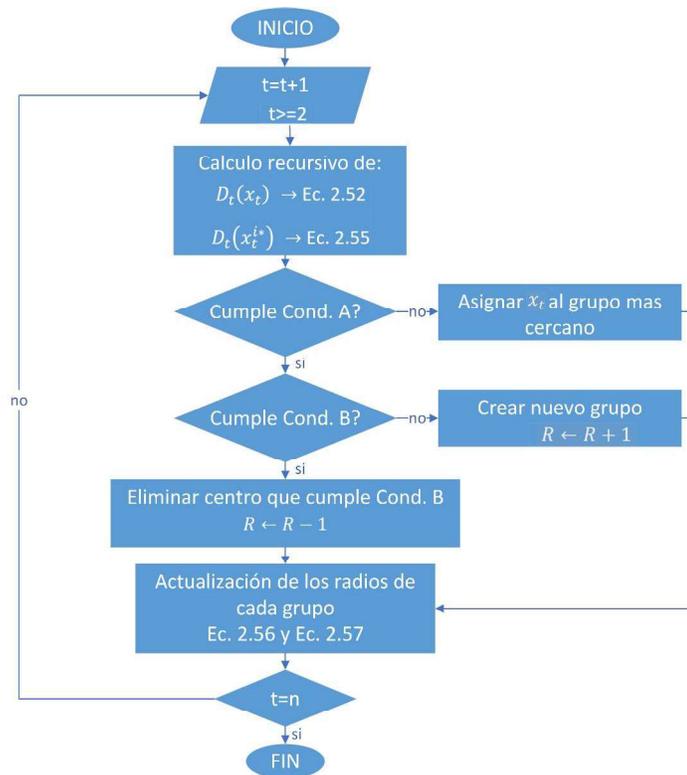
$$\vartheta_{1j}^i = 1$$

Donde  $S_t^i$  es el número de elementos del grupo  $S$  en el instante  $t$ .

Algoritmo:

1. Lee la cadena de datos  $z$ .
2. Inicializa el primer centro con la primera muestra de la cadena de datos y la densidad de este como  $D_1(z_1) = 1$ .
3. Toma la siguiente muestra y calcula recursivamente la densidad del punto mediante la Ecuación 2.52.
4. Actualiza recursivamente la densidad de los puntos focales (centros) mediante la Ecuación 2.55.
5. Condición A: Si  $D_t(z_t) > \max_i D_t(z_t^{i*})$  o  $D_t(z_t) < \min_i D_t(z_t^{i*})$  agregar un nuevo centro  $R \leftarrow R+1$ ,  $z^{i*} \leftarrow z_t$  y  $D_t(z_t^{i*}) = 1$ .
6. Condición B: Si  $\exists i: \mu_i^j(x_t) > e^{-1}, \forall j$  se elimina el centro  $i$  que lo satisfaga.  $R \leftarrow R-1$
7. Actualizar los radios de cada grupo formado mediante Ecuación 2.56 y 2.57
8. Repetir los pasos 3-6 hasta terminar la cadena de datos.

El algoritmo evolucionista eTS funciona acorde al diagrama de flujo presentado en la Fig. 2.7.



**Figura 2.7.** Diagrama de flujo del algoritmo Evolving Takagi-Sugeno - eTS

### 2.3.4 VALIDACIÓN DE AGRUPAMIENTO MEDIANTE ÍNDICES

La validación de agrupaciones es una de las cuestiones más importantes en la identificación exitosa de grupos. Como se mencionó en secciones anteriores, el proceso de agrupamiento es un tipo de aprendizaje no supervisado por lo cual no es posible conocer con total certeza el número de grupos de antemano [33].

La validación de grupos puede ser categorizada en dos clases: validación interna y validación externa.

- Validación externa: se realiza tomando en cuenta información externa que contiene características generales de los grupos o relaciones específicas entre ciertos elementos del conjunto de datos. Esta información puede ser confirmatoria sobre las agrupaciones creadas.
- Validación interna: Consiste en la cuantificación de características como: concentración, separación, homogeneidad, etc. entre cada elemento de un mismo grupo o entre diferentes grupos.

En el presente trabajo, la metodología a emplear se enfocará en la validación interna de las agrupaciones obtenidas mediante diferentes índices propuestos en la literatura [34], [35].

#### 2.3.4.1 Índice de Silueta (SI)

Este índice valida el rendimiento de la agrupación mediante la diferencia entre pares de distancias entre-grupo **b(i)** e intra-grupo **a(i)**.

Cada muestra de cada grupo es asignada con un ancho de silueta, con un valor entre 1 y -1, el cual indica el grado de pertenencia de la *i*-ésima muestra a su grupo mediante:

$$s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max[a(i), b(i)]} \quad (2.58)$$

Donde  $a(i)$  es la distancia media entre la muestra  $\mathbf{x}(i)$  hacia los demás puntos del grupo  $C_k$  al que pertenece.

$$a(i) = \frac{1}{n_k-1} \sum_{\substack{i' \in C_k \\ i' \neq i}} d(x_i, x_{i'}) \quad (2.59)$$

Con  $n_k$  siendo el número de elementos del grupo  $C_k$ .

$b(i)$  es la distancia media mínima de la muestra  $x_i$  hacia los puntos pertenecientes a los demás grupos  $C'_k$ .

$$b(i) = \min \partial(x_i, C'_k) \quad (2.60)$$

$$\partial(x_i, C'_k) = \frac{1}{n_{k'}} \sum_{i' \in C'_k} d(x_i, x_{i'}) \quad (2.61)$$

El valor medio de los anchos de silueta de cada muestra de un mismo grupo es el índice de silueta del grupo,  $s_k$ .

$$s_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in C_k} s(i) \quad (2.62)$$

Finalmente, el índice de silueta global,  $S$ , es el valor medio de los índices de todos los grupos.

$$SI = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_k(k) \quad (2.63)$$

Donde  $K$  es el número de agrupaciones disponibles [34], [35].

### 2.3.4.2 Índice Davies-Bouldin (DB)

Se define  $\delta_k$  como la distancia media de los puntos pertenecientes al grupo  $C_k$  hacia su centro  $G_k$  [34], [35].

$$\delta_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in C_k} \|x_i - G_k\| \quad (2.64)$$

Y también a la distancia entre los centros  $G_k$  y  $G'_k$  de los grupos  $C_k$  y  $C'_k$ , respectivamente, como:

$$\Delta k k' = d(G_k, G'_k) \quad (2.65)$$

Para cada grupo  $k$ , el índice Davies-Bouldin se calcula como:

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max_{k' \neq k} \left( \frac{\delta_k + \delta'_k}{\Delta k k'} \right) \quad (2.66)$$

### 2.3.4.3 Índice Calinski-Harabasz (CH)

Evalúa el rendimiento del grupo mediante el promedio de la suma de las distancias cuadradas intra-grupo  $WGSS_k$  y entre-grupo  $BGSS_k$  [34], [35].

Se define a la dispersión intra-grupo como la suma de las distancias cuadradas entre la muestra  $\mathbf{x}_i$  y el centro  $G_k$  perteneciente al grupo  $C_k$  como:

$$WGSS_k = \sum_{i \in C_k} \|x_i - G_k\|^2 \quad (2.67)$$

Y a la dispersión entre-grupo como la suma ponderada de las distancias cuadradas entre los centros de diferentes grupos, la ponderación se da por un factor  $n_k$  que es el número de elementos del grupo  $C_k$ .

$$BGSS_k = n_k \sum_{k=1}^K \|G_k - G\|^2 \quad (2.68)$$

Finalmente, el índice CH se calcula como:

$$CH = \frac{N-K}{K-1} \frac{BGSS_k}{WGSS_k} \quad (2.69)$$

Donde **N** es el número total de elementos en la matriz de datos **X** y **K** es el número de agrupaciones.

#### 2.3.4.4 Índice Dunn (D)

La distancia entre los grupos  $C_k$  y  $C_{k'}$  se mide mediante la distancia entre sus puntos más cercanos mediante [34], [35]:

$$d_{kk'} = \min_{\substack{i \in C_k \\ j \in C_{k'}}} \|x_i, x_j\| \quad (2.70)$$

Y **dmin** es la más pequeña de estas distancias:

$$d_{min} = \min (d_{kk'}) \quad (2.71)$$

Para cada grupo  $C_k$  se establece  $D_k$  como la mayor distancia que separa dos puntos del mismo grupo.

$$D_k = \max_{\substack{i, j \in C_k \\ i \neq j}} \|x_i - x_j\| \quad (2.72)$$

Y **dmax** es la mayor de esas distancias.

$$d_{max} = \max_{1 \leq k \leq K} D_k \quad (2.73)$$

El índice D, se define como el cociente entre dmin y dmax:

$$D = \frac{d_{min}}{d_{max}} \quad (2.74)$$

#### 2.3.4.5 Índice R-Squared (RS)

Es la relación entre la suma de distancias cuadradas entre-grupo y la suma total de distancias cuadradas de todo el conjunto de datos, lo cual le permite medir el grado de diferencia entre grupos.

$$RS = \frac{(\sum_{i \in D} \|x_i - c\|^2 - \sum_k \sum_{i \in C_k} \|x_i - c_k\|^2)}{\sum_{i \in D} \|x_i - c\|^2} \quad (2.75)$$

Donde **D** representa al conjunto de datos total y **c** es el centro de **D** [34], [35].

#### 2.3.4.6 Índice Xie-Beni (XB)

Se define como el cociente entre el error medio cuadrático y la mínima de las distancias mínimas entre los puntos de cada grupo. El error medio cuadrático corresponde a la media

de la dispersión intra-grupo,  $\frac{1}{N}WGSS_k$ , en otras palabras, es la media de las distancias cuadradas de todos los puntos con respecto al centro del grupo al que pertenecen [34], [35].

De igual manera, la distancia mínima entre cada grupo se define como:

$$d_{kk'} = \min_{\substack{i \in C_k \\ j \in C_{k'}}} \|x_i, x_j\| \quad (2.76)$$

Finalmente, el índice XB se calcula como:

$$XB = \frac{1}{N} \frac{WGSS}{\min_{k < k'} d_{kk'}^2} \quad (2.77)$$

### 2.3.4.7 Índice de Partición (P)

Se calcula mediante la relación de la suma de compactes y separación de los grupos. Es una suma de las medidas de validación individuales de cada grupo normalizadas a través de la cardinalidad difusa de cada grupo.

$$SC = \sum_{i=1}^c \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N_i \sum_{k=1}^c \|v_k - v_i\|^2} \quad (2.78)$$

Donde  $c$  es el número de grupos,  $N$  es el número de muestras en el conjunto de datos,  $\mu_{ij}$  es el grado de membresía de la muestra  $x_j$  en el grupo  $i$ ,  $N_i$  es el número de elementos en el grupo  $i$  y  $m$  es el coeficiente de fusividad [36].

### 2.3.4.8 Índice de Separación (Sep)

A diferencia del índice de partición, el índice de separación emplea la distancia entre el punto más cercano y su centro para validar el grupo [36].

$$Sep = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N \min \|x_j - v_i\|^2} \quad (2.79)$$

### 2.3.4.9 Criterios para selección del número óptimo de grupos

Una vez calculados los índices de validación, la selección del número óptimo de grupos se realiza al escoger el número de grupo que maximice o minimice el valor del índice escogido acorde a la Tabla 2.1 [35].

**Tabla 2.1.** Selección óptima del número de grupos.

Índice	Abreviación	Valor óptimo
Silüeta	S	Máximo
Davies-Bouldin	DB	Mínimo
Calinski-Harabasz	CH	Máximo

Dunn	D	Máximo
R-Squared	RS	Codo de la curva
Xie-Beni's	XB	Mínimo
Partición	P	Mínimo
Separación	Sep	Mínimo

Generalmente, a medida que el número de grupos incrementa, la “calidad” evaluada por estos índices incrementa con ellos y por ende se recomienda seleccionar el número de grupos en el que se dejan de producir variaciones significativas del valor de los mismos. Una manera efectiva de lograr una adecuada selección es escoger el codo de la curva formada por los valores del índice evaluado con diferentes números de grupos.

Dependiendo del número de muestras o señales a agrupar se puede tomar como estrategia seleccionar el primer número de grupos que ocasione una variación significativa en el valor del índice tomando como guía la Tabla 2.1.

## 2.4 TECNOLOGÍA DE MEDICIÓN SINCROFASORIAL

### 2.4.1 MEDIDAS SINCROFASORIALES

#### 2.4.1.1 Medición Fasorial

Un fasor es un número complejo que representa el estado estable de una onda sinusoidal mediante la magnitud y fase angular de la misma en un instante específico de tiempo. El empleo de esta representación se debe a la simplicidad matemática con la que se pueden abordar las ecuaciones que describen el comportamiento del sistema [37].

En un SEP las señales de voltaje y corriente se describen como ondas sinusoidales dadas por:

$$x(t) = X_m \cos(\omega t + \varphi) \quad (2.80)$$

Donde  $\omega$  es la frecuencia angular de la señal,  $\varphi$  es el ángulo de fase y  $X_m$  es la amplitud pico de esta.

La representación angular de estas señales viene dada por:

$$X = \frac{X_m}{\sqrt{2}} e^{j\varphi} \quad (2.81)$$

Donde  $\frac{X_m}{\sqrt{2}}$  es el valor RMS de la señal.

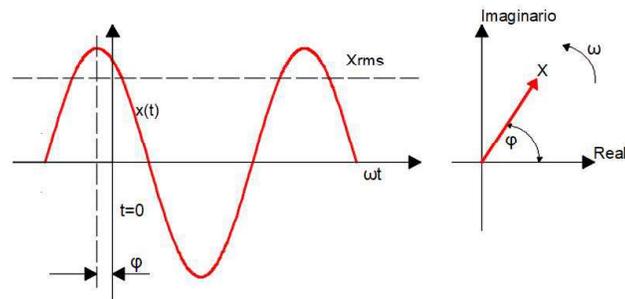


Figura 2.8. Representación fasorial de una senoide

### 2.4.1.2 Medición Sincrofasorial

Una medida sincrofasorial es el resultado del cálculo de una medición fasorial con respecto a una referencia absoluta de tiempo. La referencia de tiempo o referencia angular se obtiene a partir de una onda coseno con frecuencia nominal, sincronizada con el tiempo UTC (Coordinated Universal Time) mediante un GPS [37], [38]. En la Fig. 2.9 se indican dos ejemplos de mediciones sincrofasoriales con diferentes desfases respecto a la referencia absoluta de tiempo.

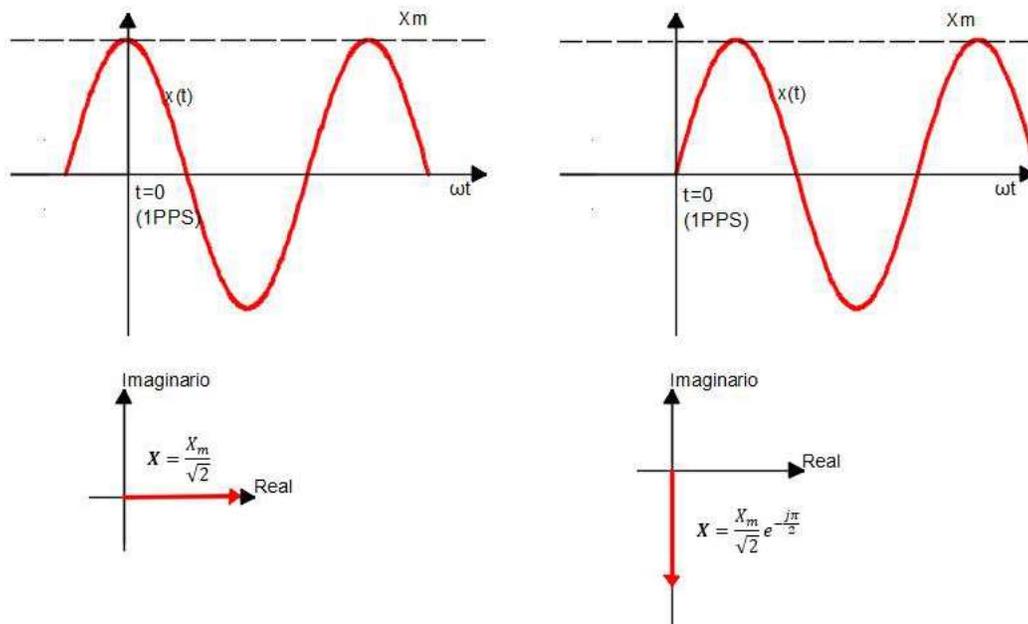


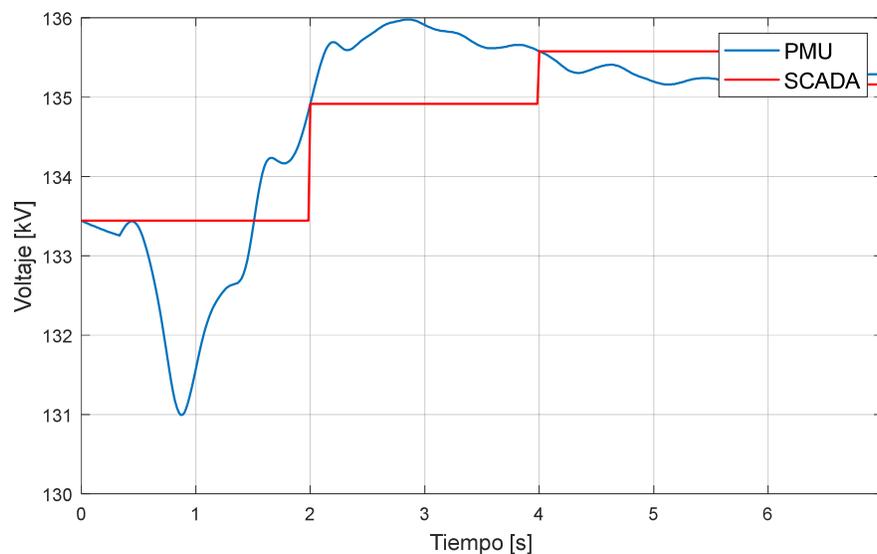
Figura 2.9. Medición sincrofasorial con  $\theta_1 = 0^\circ$  y  $\theta_2 = 90^\circ$

### 2.4.2 UNIDADES DE MEDICIÓN SINCRÓFASORIAL – PMU

Las Unidades de Medición Fasorial (Phasor Measurement Unit) son equipos de medición que, a partir de las magnitudes instantáneas de voltaje y corriente, calculan los fasores de voltaje y corriente y otros parámetros de interés como: frecuencia, tasa de cambio de frecuencia y fase angular. Cada medición fasorial se registra de forma temporal y se

compara con la referencia angular proporcionada por el sistema GPS, convirtiendo cada medición en un sincrofasor.

De esta manera las diferentes mediciones realizadas en diferentes puntos del sistema se sincronizan y pueden combinarse para proporcionar una imagen precisa del sistema eléctrico, la entrega de datos de una PMU es significativamente mayor a la de sistemas SCADA o EMS por lo cual el comportamiento dinámico del sistema puede ser representado de una manera confiable y precisa, en la Fig. 2.10 se indica como el registro de un equipo PMU refleja la dinámica de una señal de voltaje en comparación con un sistema SCADA.



**Figura 2.10.** Comparación de la respuesta dinámica de una PMU y un sistema SCADA frente a una perturbación en el valor RMS de una señal de voltaje

La gran cantidad de información que producen estos dispositivos hace necesario contar con dispositivos que sean capaces de almacenar y gestionar todo el conjunto de información obtenida, además de la construcción de redes de comunicación que sean capaces de transmitir estos de datos de manera segura e instantánea para su utilización en aplicaciones en tiempo real que permitan el monitoreo, protección y control del SEP [37], [39], [40].

### 2.4.3 CONCENTRADOR DE DATOS SINCRÓFASORIALES – PDC

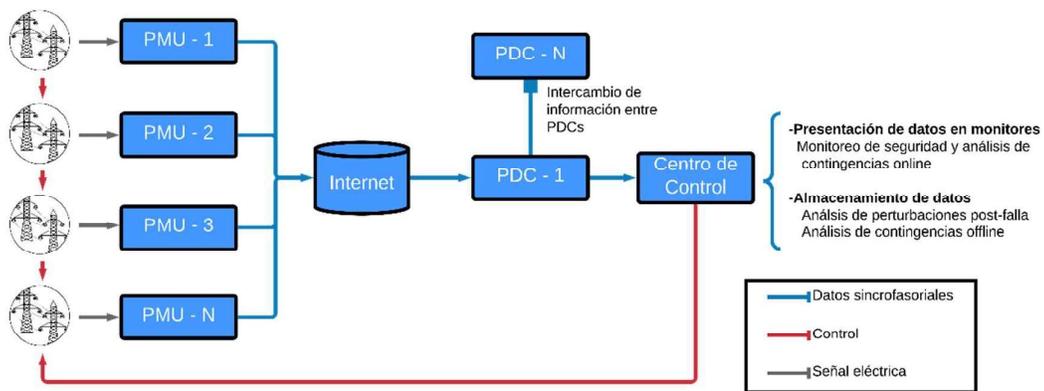
Un Concentrador de Datos Sincrofasoriales (Phasor Data Concentrator) es un dispositivo que recibe la información fasorial proveniente de varias PMUs y por medio de las etiquetas

de tiempo provistas por el sistema GPS las organiza de manera coherente acorde a un mismo instante de tiempo.

Entre otras funciones de estos dispositivos está la revisión de calidad de los datos fasoriales e insertar indicaciones apropiadas dentro del flujo de datos. Además, permite compartir información con otros PDCs ubicados en diferentes áreas de control del sistema [37], [39].

### 2.4.3.1 Sistemas de Monitoreo de Área Expandida – WAMS

El desarrollo e implementación de los Sistemas de Medición de Área Extendida basado en Unidades de Medición Sincrofasorial junto a sistemas de comunicación mejorados permiten conformar un sistema de monitoreo, protección y control que mediante herramientas de análisis permite la rápida detección y respuesta ante diferentes eventos suscitados en el sistema eléctrico [37].



**Figura 2.11.** Esquema general de un sistema de monitoreo de área expandida (WAMS)

### 2.4.3.2 Aplicaciones de WAMS

El desarrollo de estas tecnologías ha sido enfocado en tres direcciones principales:

- Monitoreo, control y protección de los sistemas de transmisión para evitar la propagación de disturbios y sus consecuencias a lo largo del sistema eléctrico.
- Incrementar la capacidad de transmisión en particulares líneas de transmisión, principalmente entre dos mercados eléctricos.
- Mejorar la utilización de los elementos de los sistemas de transmisión al refinar procesos de planeación, operación, control y protección.

En la tabla 2.2 se presentan algunas de las principales aplicaciones en tiempo real que se pueden emplear en un SEP [40].

**Tabla 2.2.** Resumen de aplicaciones para análisis y monitoreo en tiempo real de sistemas de área expandida

<b>Aplicación en tiempo real</b>	<b>Uso de la aplicación</b>
Monitoreo y tasa de cambio de la frecuencia	Acción
Estimador de estado	Monitoreo / Predicción
Medición de estados – Detección de fases abiertas	Protección
Monitoreo de disturbios	Análisis post-falla
Reconocimiento de patrones	Predicción
Monitoreo, detección y control de estabilidad de corto plazo	Acción
Monitoreo, detección y control de estabilidad de largo plazo	Acción
Separación y reconfiguración de islas	Acción

## 2.4.4 WAMS EN ECUADOR

Con el propósito de adaptarse a los nuevos desafíos que implica la operación de un sistema eléctrico de potencia, el Centro Nacional de Control de Energía (CENACE), desde el año 2010 ha emprendido un proyecto para implementar un sistema de medición de área extendida (WAMS) con la finalidad de incrementar la observabilidad del SEP y por ende contar con un monitoreo y supervisión del comportamiento dinámico del sistema [38], [41], [42].

### 2.4.4.1 Ubicación de las PMUs en el SNI

CENACE ubicó las PMUs teniendo como criterio los puntos operativos más relevantes del sistema y aprovechando la experiencia que se tiene respecto a la operación del mismo.

Como estrategia inicial estos sistemas se instalaron en las barras del anillo troncal – 230kV del S.N.I., en subestaciones frontera de interconexiones eléctricas y en barras donde se encuentran los grandes centros de carga del SEP [38], [41], [42].

En la tabla 2.3 se presentan las PMUs instaladas en el S.N.I., mientras en la Figura 2.12 se muestra la distribución geográfica de las mismas.

**Tabla 2.3.** Ubicación de las PMUs en el S.N.I. [43], [44]

<b>SUBESTACIÓN</b>	<b>POSICIÓN</b>	<b>VOLTAJE</b>	<b>PMU</b>
AGOYÁN	BAÑOS 1	138 kV	AGOY_BANO1_138
C. ESMERALDAS	G1	13.8 kV	CESM_G1_13.8
C. JIVINO III	T1	69 kV	CJV3_TV1_13.8
C. PUCARÁ	T2	138 kV	PUCA_T2_138
C. TRINITARIA	TV1	13.8 kV	CTRI_TV1_13.8
COCA CODO	SAN RAFAEL 1	500 kV	COCA_SRAFA1_500
	SAN RAFAEL 2	500 kV	COCA_SRAFA2_500
	U1	500 Kv	COCA_U1_13.8
	U8	500 Kv	COCA_U8_13.8

D. PERIPA	PORTOVIEJO 1	138 kV	DPER_PORT_138
DUE	SAN RAFAEL	230 kV	CDUE_SRAFA_230
INGA	ATI	500 Kv	INGA_ATI_500
	SAN RAFAEL 2	500 kV	INGA_SRAF2_500
	SAN RAFEL 1	500 kV	INGA_SRAF1_500
LOJA	VILLONACO	69 kV	LOJA_VILL_69
MACHALA	SAN IDELFONSO 1	138 kV	MACH_SIDE1_138
MILAGRO	SAN IDELFONSO 1	138 kV	MILA_SIDE1_138
MOLINO	AT1	138 kV	MOLI_AT1_138
	TADAY	230 kV	MOLI_TADAY_230
	PASCUALES1	230 kV	MOLI_PASC1_230
	TOTORAS	230 kV	MOLI_TOTO_230
MONTECRISTI	JARAMIJÓ	138 kV	MONT_JARA_138
PASCUALES	CHONE 1	138 kV	PASC_CHON1_138
	ELECTROGUAYAS	230 kV	PASC_ELEC3
	MOLINO 1	230 kV	PASC_MOLI1_230
	MOLINO 2	230 kV	PASC_MOLI2_230
POMASQUI	JAMONDINO 2	230 kV	POMA_JAMO2_230
	JAMONDINO 3	230 kV	POMA_JAMO3_230
QUEVEDO	ATT	138 kV	QUEV_ATT_138
	PASCUALES 1	230 kV	QUEV_PASC1_230
S. ELENA	C. S. ELENA III	69 kV	SELE_CSEL3_69
SALITRAL	ATR	138 kV	SALI_ATR_138
SAN RAFAEL	COCA CODO 1	500 kV	SRAFA_CC1_500
	COCA CODO 2	500 kV	SRAFA_CC2_500
SANTA ROSA	POMASQUI 1	230 kV	SROS_POMA1_230
	SANTO DOMINGO 1	230 kV	SROS_SDOM1_230
	TOTORAS 1	230 kV	SROS_TOTO1_230
	TOTORAS 2	230 kV	SROS_TOTO2_230
SOPLADORA	ESCLUSAS 4	230 Kv	SOPL_L4ESCL_230
	MILAGRO 5	230 kV	SOPL_L5MILA_230
	U1	230 Kv	SOPL_U1_230
STO. DOMINGO	BABA	230 kV	SDOM_BABA_230
	ESMERALDAS	138 kV	SDOM_ESME1_138
TOTORAS	SANTA ROSA 1	230 kV	TOTO_SROS1_230
ZHORAY	MILAGRO 2	230 kV	ZHOR_MILA2_230

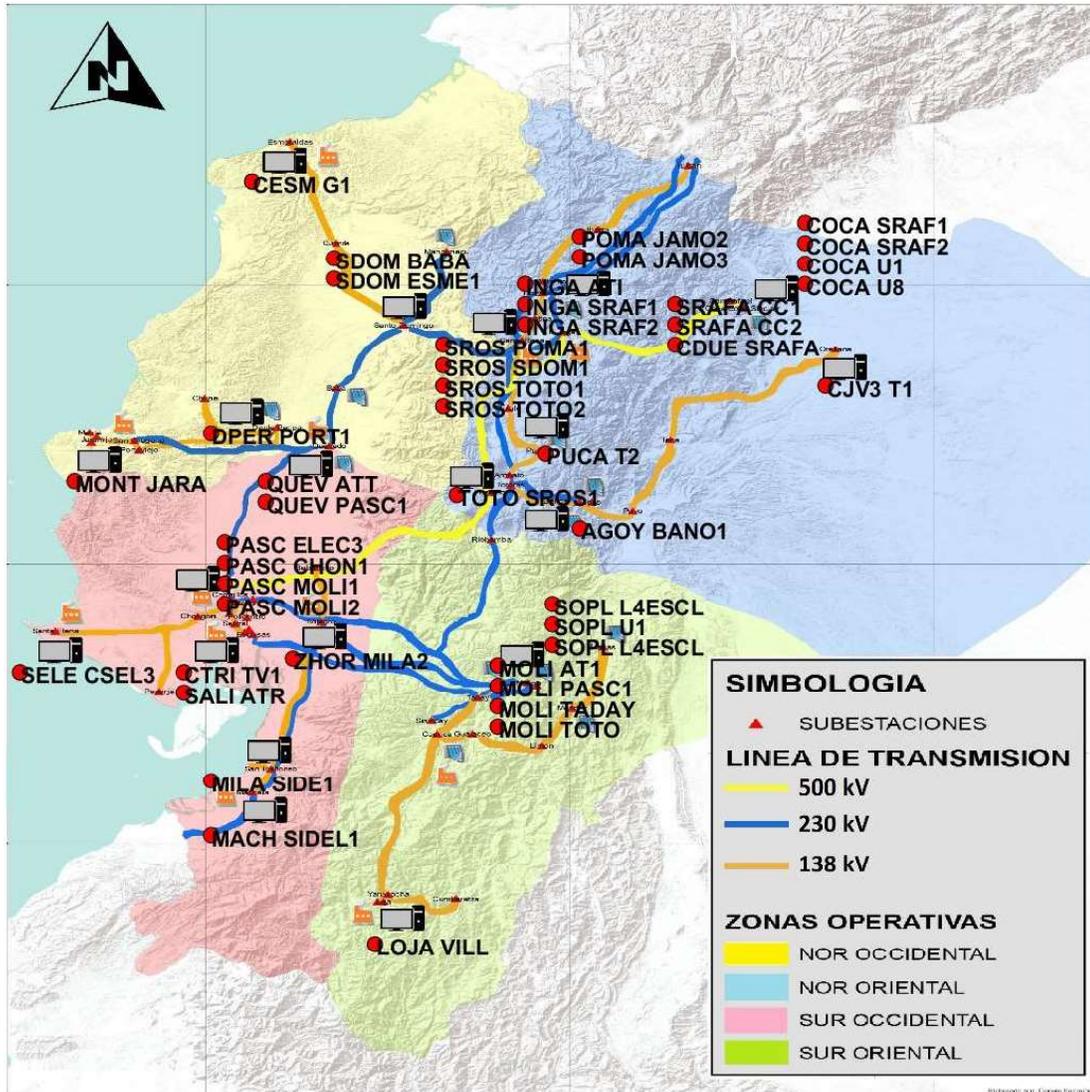


Figura 2.12. Ubicación geográfica de las PMU instaladas en el SNI [45]

## 2.5 SOFTWARE EMPLEADO

### 2.5.1 APP DESIGNER - MATLAB

App Designer es un ambiente especializado en el desarrollo de aplicaciones introducido a Matlab a partir de la versión R2016a. Esta aplicación permite tanto el desarrollo de una interfaz gráfica al arrastrar y soltar componentes visuales dentro del lienzo de diseño, como la escritura del código que controla el comportamiento de la aplicación mediante un editor integrado [46]–[48].

A continuación, se presenta el entorno de App Designer y sus principales componentes.

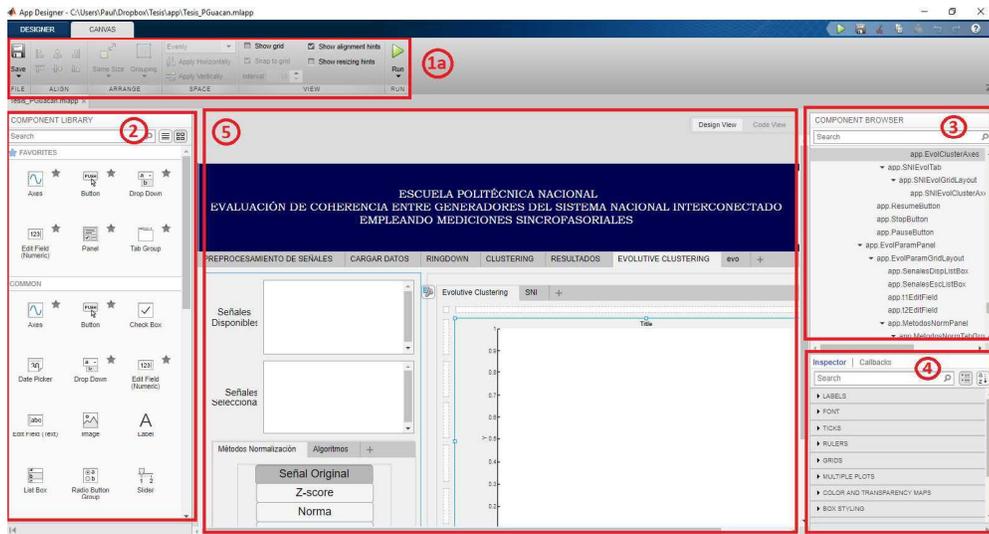


Figura 2.13. Vista de la ventana de diseño de App Designer

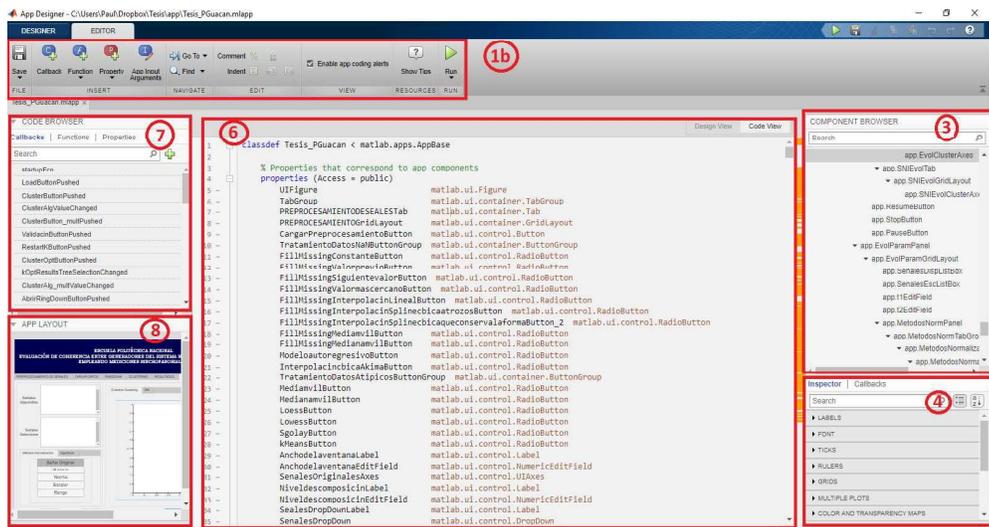


Figura 2.14. Vista de la ventana de código de App Designer

1. Menús: Contiene las principales funciones tanto para la ventana de diseño como para la de código.
  - a. Menú de diseño: Contiene funciones para controlar la ubicación, tamaño, separación, etc de los componentes a emplear en la ventana de diseño.
  - b. Menú de código: Permite crear variables o funciones públicas o privadas que pueden ser empleadas solo dentro de la misma aplicación o compartidas con otras, respectivamente.
2. Librería de componentes: En esta sección se encuentran todos los componentes disponibles para el diseño de la aplicación.
  - a. Componentes Comunes: Incluyen ejes para gráficas, botones, listas, sliders, tablas, listas jerárquicas, etc.
  - b. Componentes Contenedores: Incluye cuadrículas, paneles y grupos de pestañas.
  - c. Herramientas de figura: Consiste en una barra para menús.

- d. Componentes de instrumentación: Incluyen lámparas, interruptores e indicadores visuales.
3. Navegador de componentes: Contiene una lista con el nombre de todos los componentes empleados en la aplicación agrupados jerárquicamente.
4. Propiedades de los componentes: Permite la modificación de las propiedades de cada componente empleado, como su color de fondo, color de texto, tamaño de fuente, posición, etc.
5. Ventana de diseño: Corresponde al lienzo en el cual se disponen todos los componentes visuales que conformarán la interfaz gráfica de la aplicación.
6. Ventana de código: Corresponde a la ventana del editor integrado donde se desarrolla el código que controla el comportamiento de la aplicación.
7. Navegador de código: Contiene una lista de todas las funciones y variables que se emplean en el código.
8. App Layout: Ventana miniatura en la que se puede observar y navegar sobre la ventana de diseño.

### **2.5.2 BPA/PNNL PRONY RINGDOWN [49], [50]**

BPA/PNNL Prony Ringdown es una aplicación con interfaz gráfica desarrollada por Pacific Northwest National Laboratory (PNNL) con contribución de otras entidades gubernamentales y universidades, orientada al análisis de información obtenida de mediciones sincrofasoriales. Su propósito es realizar una estimación de los modos oscilatorios del sistema en estudio, como frecuencia modal y relación de amortiguamiento, mediante el método Prony.

La principal desventaja del uso de esta aplicación es que puede analizar hasta un máximo de 20 señales simultáneamente cuya longitud no puede exceder los 8190 datos.

### **2.5.3 DIGSILENT – POWERFACTORY**

PowerFactory es un software de análisis para sistemas eléctricos de potencia en los campos de generación, transmisión, distribución y sistemas industriales.

Entre las funciones y características principales que tiene este software integradas se cuenta con [51], [52]:

- Flujos de carga
- Análisis de cortocircuitos
- Modelos de equipos de potencia y control
- Análisis de contingencias
- Simulación Quasi-dinámica
- Reducción de red
- Análisis de pequeña señal
- Estimación de estado

### 3 METODOLOGÍA

En el presente capítulo se presenta una descripción detallada de los procesos realizados para la obtención de los grupos de generadores coherentes a partir de mediciones sincrofasoriales.

La metodología desarrollada inicia con la carga de información desde una base de datos preprocesados [43], continua con la selección de las variables /señales a emplear y la posterior aplicación de técnicas de minería de datos para el agrupamiento de los datos tanto de manera offline como online, y finalmente, la validación de dichas agrupaciones.

#### 3.1 DIAGRAMA DE BLOQUES DE LA APLICACIÓN DESARROLLADA PARA AGRUPAMIENTO DE GENERADORES COHERENTES

Se ha desarrollado la aplicación de una manera que cuenta con cinco etapas diferentes durante el proceso de agrupamiento de generadores coherentes. Tres de estas etapas están enfocadas netamente a la determinación de grupos, mientras las dos restantes se enfocan en la selección de las variables y la presentación de resultados obtenidos, tal como se puede observar en la Figura 3.1.



**Figura 3.1.** Bosquejo del diagrama secuencia de funcionamiento de la aplicación

La primera etapa “Cargar Datos” permite al usuario seleccionar una base de datos de mediciones sincrofasoriales que han sido previamente preprocesadas. La siguiente etapa “Identificación Modal” permite encontrar los modos oscilatorios del sistema mediante análisis Prony y determinar los grupos de generadores coherentes empleando la técnica de coherencia lenta. La etapa “Agrupamiento Offline” es la combinación de los algoritmos

de agrupamiento por lote y los índices de validación mencionados en el Capítulo 2. “Agrupamiento Online” es la aplicación de los algoritmos evolucionistas revisados en el marco teórico además de la implementación del algoritmo de agrupamiento de ventana móvil ‘PCA+Subclustering’. En la última etapa “Resultados y Gráficas” se presentan las agrupaciones óptimas obtenidas por cada índice evaluado y por el método de análisis Prony, de encontrarse disponible.

En la Figura 3.2 se muestra el diagrama de flujo detallado de todo el proceso para agrupamiento y validación de generadores coherentes mediante la aplicación desarrollada.

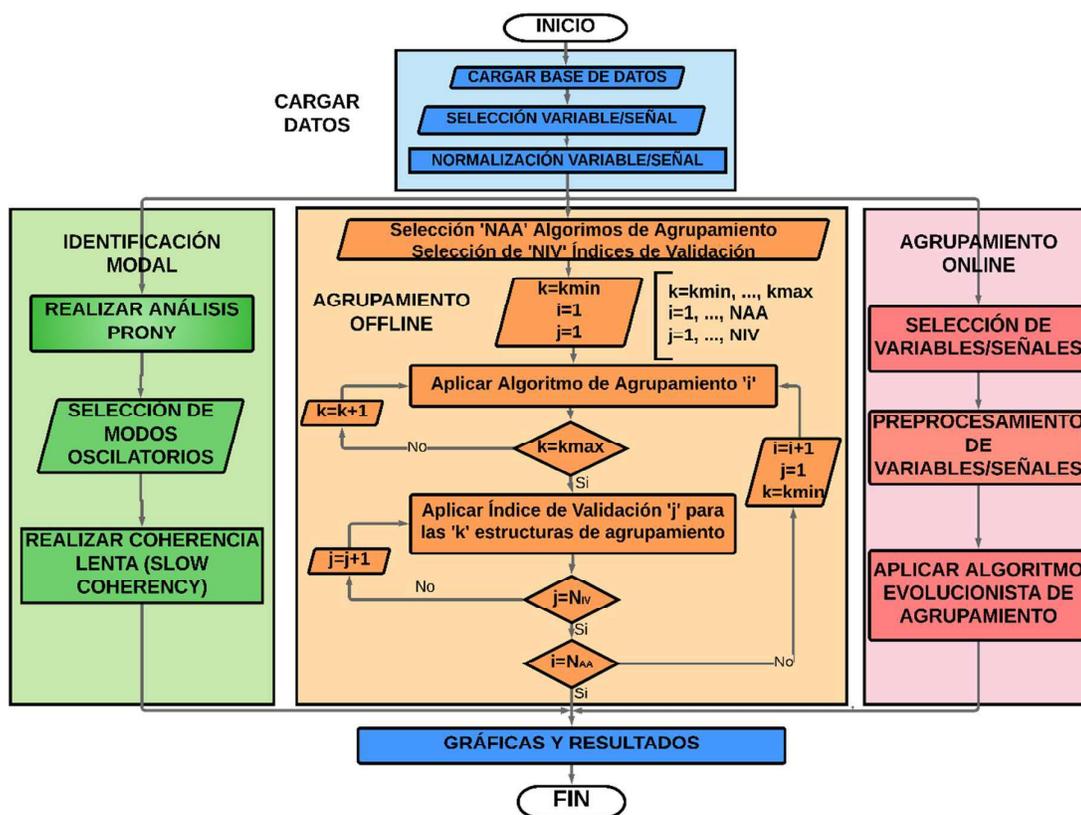


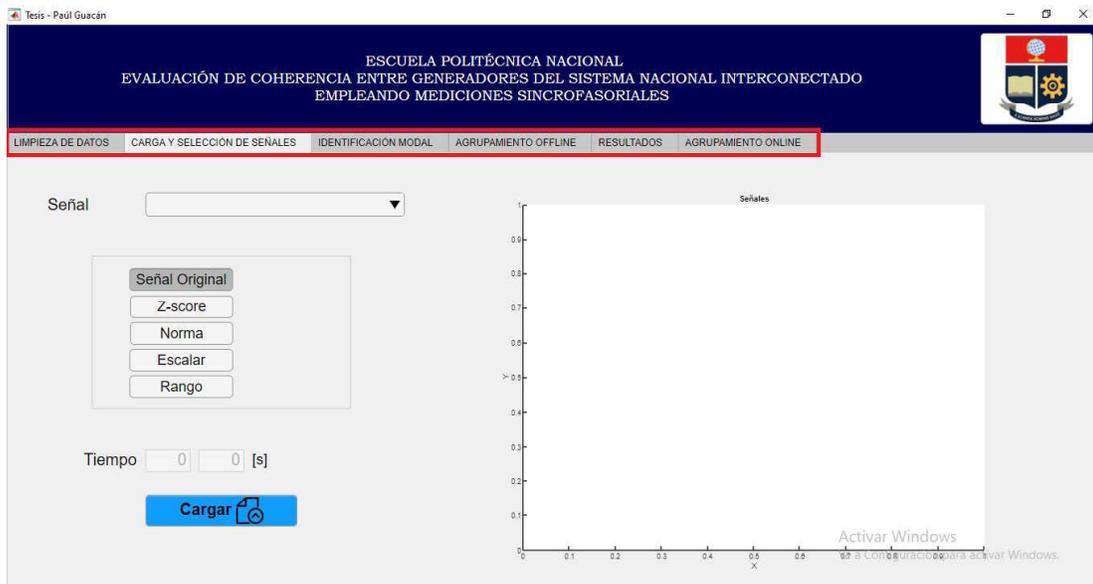
Figura 3.2. Diagrama de bloques de la aplicación desarrollada

### 3.2 INTERFAZ GRÁFICA PARA LA IDENTIFICACIÓN DE GRUPOS DE GENERADORES COHERENTES

La aplicación cuenta con 5 secciones principales para la identificación y validación de grupos de generadores coherentes, además incluye la herramienta de limpieza de datos desarrollada en [43]. Por lo tanto, se cuenta con 6 etapas como se indica en la Figura 3.3:

1. Limpieza de datos

2. Carga y Selección de Señales
3. Identificación Modal
4. Agrupamiento Offline
5. Resultados
6. Agrupamiento Online



**Figura 3.3.** Interfaz gráfica de la aplicación desarrollada

Las secciones principales pueden ser descritas por medio del diagrama de flujo mostrado en la Figura 3.2 y serán detalladas a continuación explicando los métodos empleados en cada una de ellas.

### 3.2.1 ETAPA DE LIMPIEZA DE DATOS [43]

En esta etapa se realiza un preprocesamiento a las mediciones obtenidas de las PMUs con la finalidad de realizar una limpieza y obtener una base de datos con las señales seleccionadas.

El procedimiento de la limpieza de los datos empieza con el “Tratamiento de datos NaN”, que consiste en llenar los datos faltantes en las mediciones recibidas mediante algoritmos que realizan un modelo con los datos disponibles y extrapolan los datos faltantes.

El siguiente paso consiste en realizar un “Filtrado de la señal” el cual tiene como objetivo principal la eliminación de ruido.

Para finalizar se realiza un “Tratamiento de datos atípicos” que consiste en la detección y depuración de datos atípicos de la señal filtrada para su posterior evaluación mediante coeficientes que miden la desviación entre la señal original y su versión reconstruida.

La etapa de limpieza o depuración de los datos actúa acorde al diagrama de flujo presentado en la Fig. 3.4.

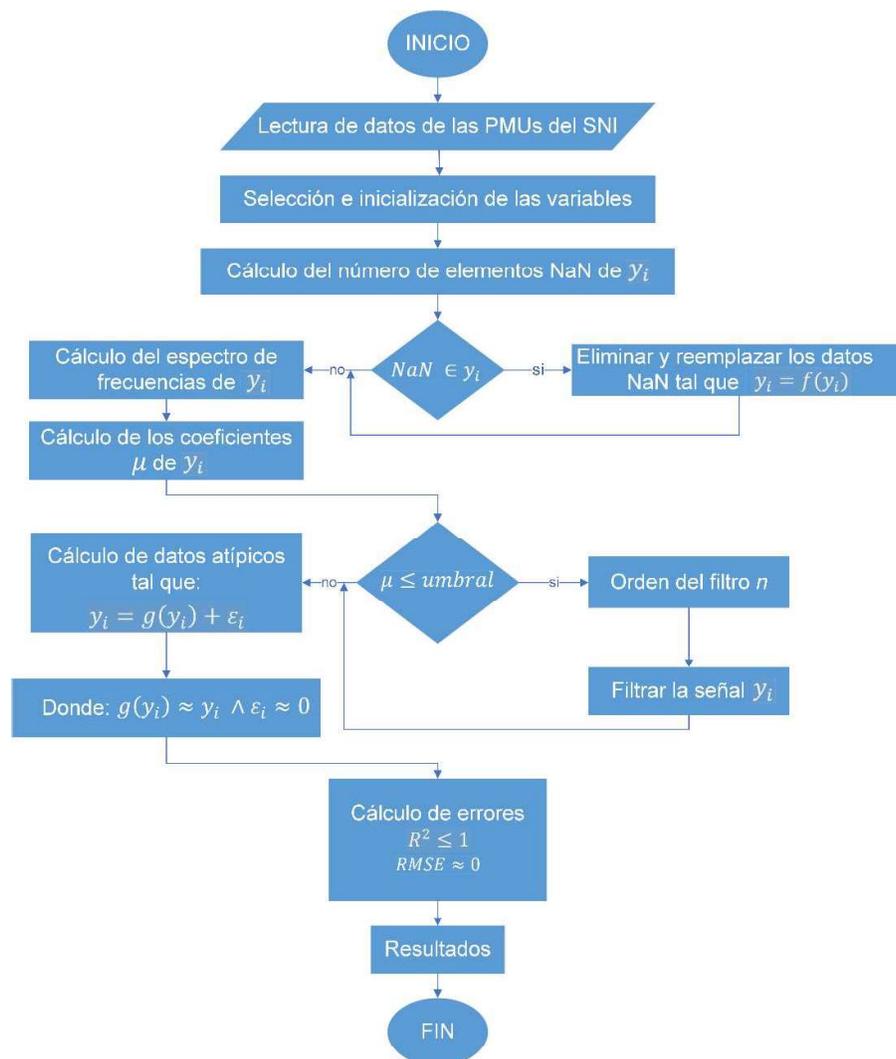


Figura 3.4. Diagrama de flujo del programa de limpieza de datos

### 3.2.2 ETAPA DE CARGA Y SELECCIÓN DE SEÑALES

#### 3.2.2.1 Cargar base de datos

En esta etapa, al usuario se le permite cargar una base de datos que ha sido previamente procesada mediante el software de limpieza propuesto en [43], la cual ha sido implementada en la etapa anterior.

La base de datos se encuentra formada por las mediciones obtenidas por las PMU, las cuales entregan los fasores de voltaje y corriente, frecuencia y derivada de la frecuencia medida en la barra en que se encuentran conectadas.

### 3.2.2.2 Selección de señales

Debido a que los algoritmos de agrupamiento offline son incapaces de analizar más de una variable a la vez, es necesario seleccionar la señal que se analizará y el intervalo de tiempo a considerar.

Dado que el objetivo consiste en determinar los grupos de generadores coherentes, las señales seleccionadas deben estar relacionadas a este fenómeno por lo cual se emplearán las mediciones de frecuencia, derivada de la frecuencia y ángulo del fasor de voltaje obtenidas por PMUs.

### 3.2.2.3 Normalización de Señales

Cuando entre las señales a analizar existe una gran diferencia entre sus magnitudes, se implementa la opción de normalización de las mediciones empleando diferentes métodos [53], detallados a continuación:

- **Z-score:** Centra y escala la señal para que tenga media igual a cero y desviación estándar igual a uno, conservando la forma y propiedades originales.

Para una señal  $\mathbf{X}$ , con media  $\bar{X}$  y desviación estándar  $\mathbf{S}$ , el Z-score para un punto de datos  $\mathbf{x}$  es:

$$z = \frac{x - \bar{X}}{S} \quad (3.1)$$

- **Norma:** Escala la señal mediante la división de su p-norma vectorial. La definición general de la p-norma de un vector  $\mathbf{V}$  con  $\mathbf{N}$  elementos se describe en la Ecuación 3.2.

$$\|\mathbf{V}\|_p = \left[ \sum_{k=1}^N |V_k|^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (3.2)$$

Donde  $\mathbf{p}$  es un valor real positivo y por defecto se empleará un valor igual a 2.

- **Escalar:** Escala la señal al dividirla por el primer elemento de esta.

$$X_{esc} = \frac{X}{x_1} \quad (3.3)$$

- **Rango:** Escala a la señal seleccionada en un rango entre 0 y 1.

$$X_{nor} = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad i = 1 \dots n \quad (3.4)$$

En la Fig. 3.5 se presenta la implementación de la etapa de “Carga y Selección de Señales” en la aplicación desarrollada.

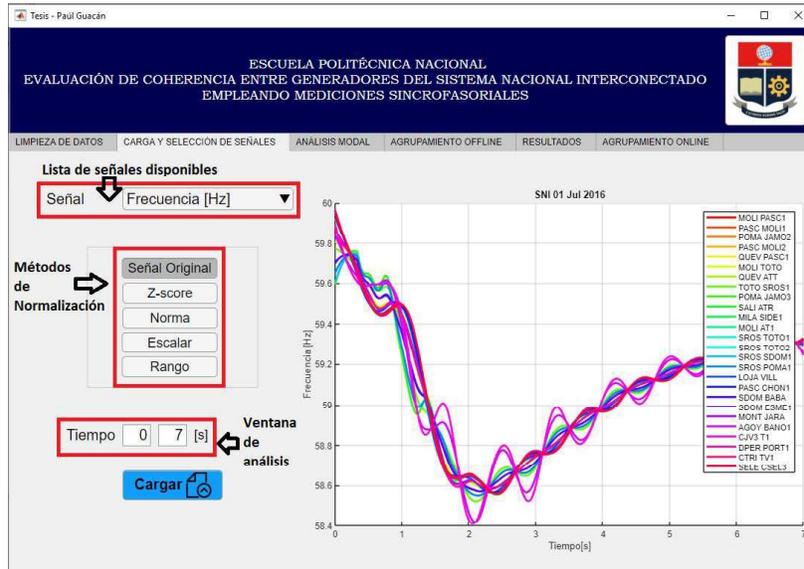


Figura 3.5. Etapa de “Carga y Selección de Señales”

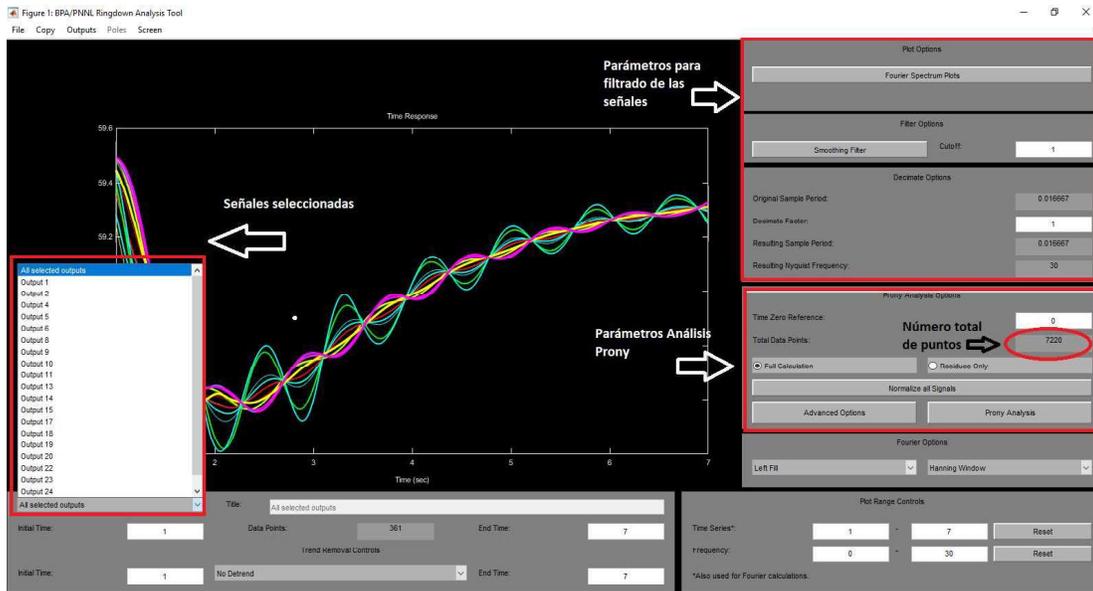
### 3.2.3 ETAPA DE IDENTIFICACIÓN MODAL

#### 3.2.3.1 Análisis Prony

En esta etapa se realizó la implementación del toolbox BPA/PNNL Prony Ringdown [49] que permite el cálculo de los modos oscilatorios del sistema.

BPA/PNNL Prony Ringdown es una interfaz gráfica que consta de dos pantallas:

- **Pantalla de configuración:** Permite realizar la selección de señales y un preprocesamiento a las mismas con el fin de adecuarlas para el Análisis Prony.



**Figura 3.6.** Pantalla de configuración de la herramienta BPA/PNNL Prony Ringdown

El preprocesamiento consiste en el filtrado y normalización de las señales, el cual es innecesario debido a que este procedimiento ha sido realizado en etapas anteriores. Para la selección de las señales a analizar se tiene la desventaja que solo pueden ser seleccionadas hasta 20 señales con un total de 8190 puntos de datos como se indica en la Fig. 3.7.



**Figura 3.7.** Mensajes de error de la herramienta BPA/PNNL Prony Ringdown

- **Pantalla de Resultados:** En esta pestaña se pueden observar las respuestas individuales o combinadas de los modos oscilatorios obtenidos, además de la opción para exportar los resultados.

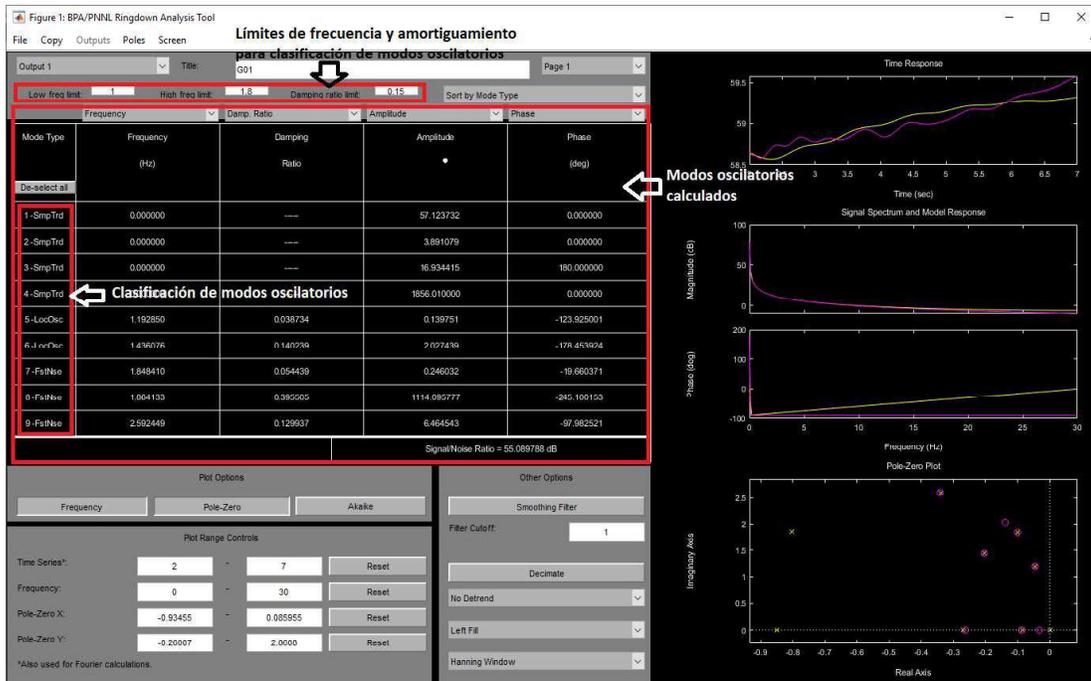


Figura 3.8. Pantalla de resultados de la herramienta BPA/PNNL Prony Ringdown

### 3.2.3.2 Selección modos oscilatorios

Con el objetivo de seleccionar los modos oscilatorios capaces de reflejar la característica de coherencia buscada es necesario determinar aquellas oscilaciones electromecánicas que se encuentren dentro de la categoría de modos inter-área.

Un modo inter-área se define como una oscilación debida a la interacción entre múltiples generadores con comportamiento coherente entre sí, dentro de una misma área, los cuales oscilan en oposición a otro grupo de generadores en un área diferente del sistema. El rango de la frecuencia de estos modos se encuentra entre 0.1 y 1 Hz.

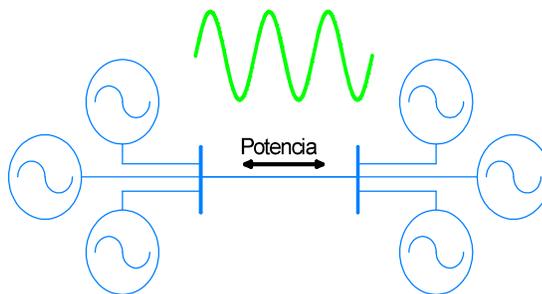


Figura 3.9. Oscilaciones inter-área

Al emplear Análisis Prony para descomponer las señales medidas, en sus modos oscilatorios existe la posibilidad que no se encuentre ningún modo inter-área, para lo cual

se consideran a los modos oscilatorios locales, los cuales se producen debido a que una planta o un generador oscila en contra del resto de generadores y se encuentra dentro de un rango de frecuencia de 0.7 a 2 Hz [54].

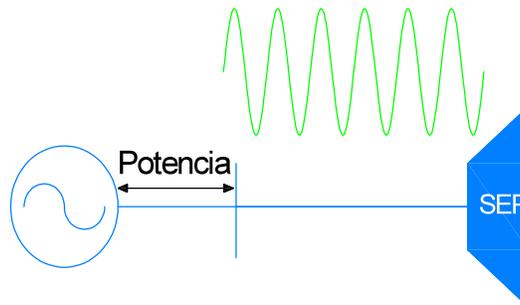


Figura 3.10. Oscilaciones locales

Selección de modos oscilatorios

Modo #	Frecuencia	Relación de Amortiguamiento	Modo
1	0	0	<input type="checkbox"/>
2	0.3150	0.5517	<input type="checkbox"/>
3	0.9649	0.5525	<input type="checkbox"/>
4	1.1388	0.0517	<input checked="" type="checkbox"/>
5	1.3369	0.0615	<input type="checkbox"/>

Límites Modos Interarea

FLIM

DLIM

Anализar Modos Interareas

Límites de frecuencia y amortiguamiento de modos inter-área

Modo: 1

Abrir RingDown

Acceso a interfaz gráfica de BPA/PNNL Prony Ringdown

Figura 3.11. Etapa de “Identificación Modal”

### 3.2.3.3 Coherencia Lenta

Una vez seleccionados los modos inter-área, se procede a realizar las agrupaciones de los generadores en base a los ángulos de estos modos y en caso de ser necesario se puede considerar la magnitud de los mismos.

Para la agrupación de modos similares en grupos coherentes, el usuario tiene la opción de usar la reducción de componentes principales, siendo el caso de considerar más de un modo inter-área, como paso previo al algoritmo de agrupamiento substractivo “Subclustering”, descrito en la sección 2.3.2.3.

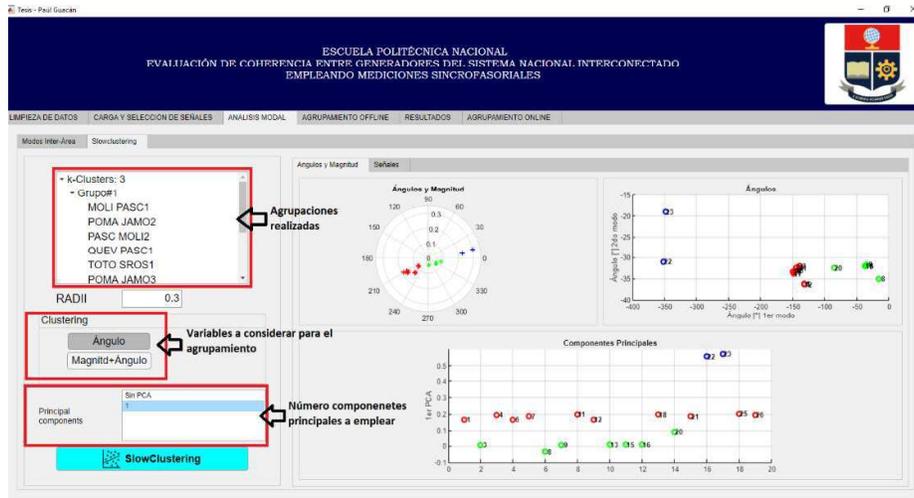


Figura 3.12. Pestaña de agrupamiento mediante análisis Prony

En la Figura 3.12 se puede observar las gráficas de los ángulos y magnitudes de cada PMU correspondiente a los modos oscilatorios seleccionados mientras que en la Figura 3.13 se presentan las señales y las agrupaciones realizadas empleando este método.

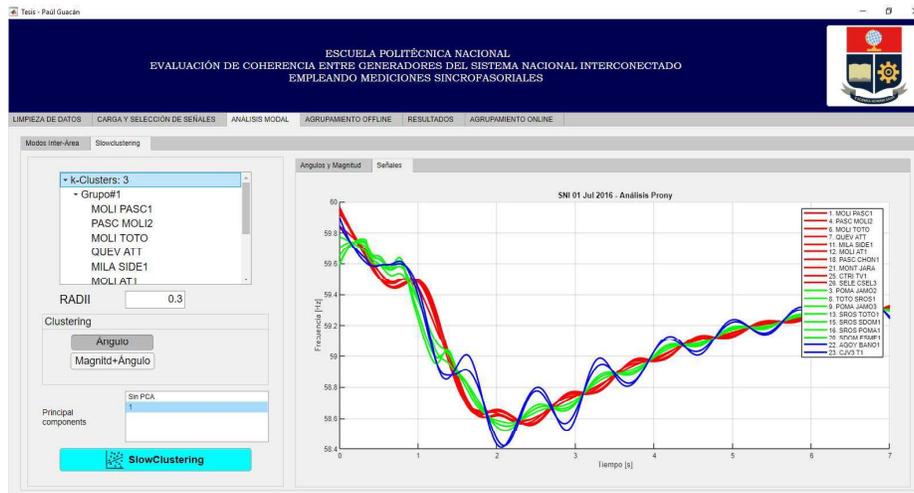


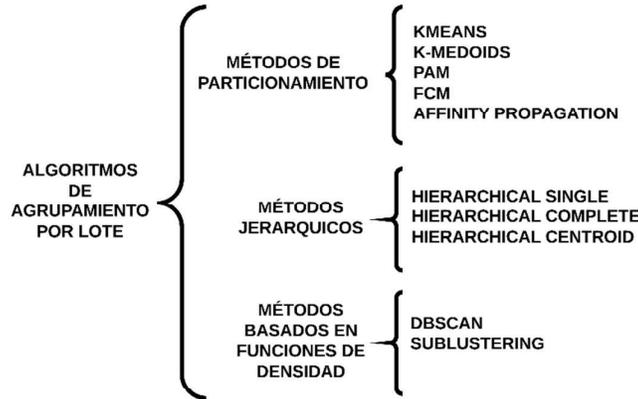
Figura 3.13. Pestaña de resultados para las agrupaciones mediante análisis Prony

### 3.2.4 ETAPA DE AGRUPAMIENTO OFFLINE

En esta etapa se incorporan los algoritmos de agrupamiento por lote mencionados en la sección 2.3.2 y los índices de validación para los agrupamientos resultantes, vistos en la sección 2.3.4.

### 3.2.4.1 Algoritmos de Agrupamiento

En esta sección se evaluará el desempeño de los diferentes algoritmos propuestos, con la finalidad de determinar el más robusto y eficiente en la agrupación de generadores coherentes. En la Figura 3.14 se encuentran los diferentes algoritmos implementados.



**Figura 3.14.** Algoritmos de agrupamiento offline

Los algoritmos de particionamiento (K-means, K-medoids, FCM, Affinity Propagation, PAM) y los métodos jerárquicos (Hierarchical Single, Complete y Average), presentan como desventaja la necesidad de requerir como dato de entrada el número de grupos presentes en la matriz de datos. Además, estos algoritmos tienen como objetivo la optimización de una función basada en distancia, para lo cual se necesita determinar una métrica que defina la distancia entre dos puntos. Existen varias funciones de métricas de distancia, pero en este trabajo se han considerado cuatro pertinentes al tipo de información a analizar.

- a. **Distancia Euclidiana:** Corresponde a la longitud del camino más corta entre dos puntos y se calcula mediante la Ecuación 3.5 [55].

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = (\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2)^{\frac{1}{2}} \quad (3.5)$$

- b. **Distancia Cityblock:** También se conoce como distancia Manhattan y corresponde a la suma de distancias en cada dimensión. La distancia entre dos objetos  $X$  y  $Y$  se define mediante la Ecuación 3.6 [55].

$$d([x_1, x_2, \dots, x_n], [y_1, y_2, \dots, y_n]) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (3.6)$$

- c. **Correlación Pearson:** Es una medida del grado de relación entre dos variables relacionadas linealmente calculada mediante la Ecuación 3.7 [56].

$$d(X, Y) = 1 - \frac{(X-\bar{x})(Y-\bar{y})'}{\sqrt{(X-\bar{x})(X-\bar{x})'(Y-\bar{y})(Y-\bar{y})'}} \quad (3.7)$$

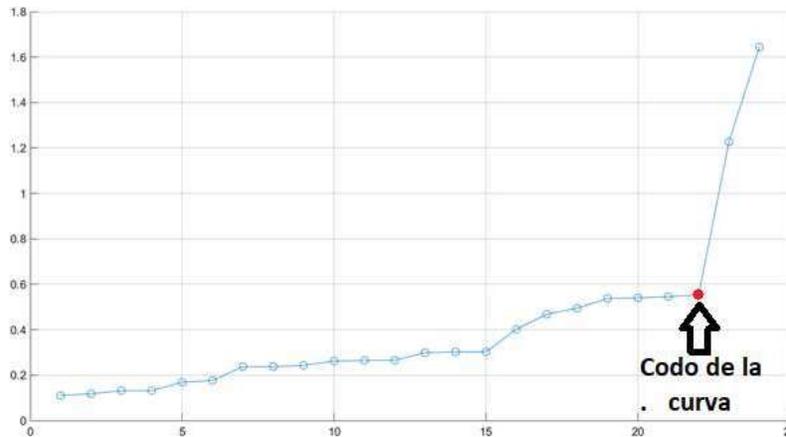
Donde  $\bar{x}$  y  $\bar{y}$  son los puntos medios correspondientes a los vectores X y Y.

- d. Distancia Coseno:** La distancia entre dos puntos se define como el ángulo que hacen los vectores hacia esos puntos. Este ángulo se encuentra entre 0 y 180° independientemente de las dimensiones que el espacio tenga y se define mediante la Ecuación 3.8 [18].

$$d(X, Y) = 1 - \frac{XY'}{\sqrt{(XX')(YY')}} \quad (3.8)$$

En cuanto a los métodos basados en funciones de densidad no es necesario especificar el número de grupos, sin embargo, se debe determinar el radio de búsqueda que emplea cada uno de estos algoritmos.

- **DBSCAN:** La metodología a seguir para determinar el radio de búsqueda en este algoritmo se detalla en [57] y consiste en la determinación de la distancia de cada señal a su k-ésimo vecino más cercano, la gráfica de esta curva permite determinar el codo de la misma que se establece como el valor óptimo del radio eps, un ejemplo se indica en la Fig. 3.15.



**Figura 3.15.** Ejemplo del codo de una curva

Además, es necesario considerar que este algoritmo trabaja con el concepto de puntos centrales, puntos de borde y ruido. Sin embargo, debido a que las señales tratadas son mediciones sincrofasoriales, el concepto de ruido o dato atípico no aplica dentro del proceso de agrupación y se propone que la selección del parámetro de puntos mínimos debe ser igual a uno (minpts=1)

**PCA+SC:** La metodología para la selección del radio de búsqueda en este algoritmo se simplifica a establecer un valor entre 0 y 1 debido a que como se explica en la

sección 2.3.2.3 el conjunto de señales se normaliza a un espacio comprendido entre estos límites.

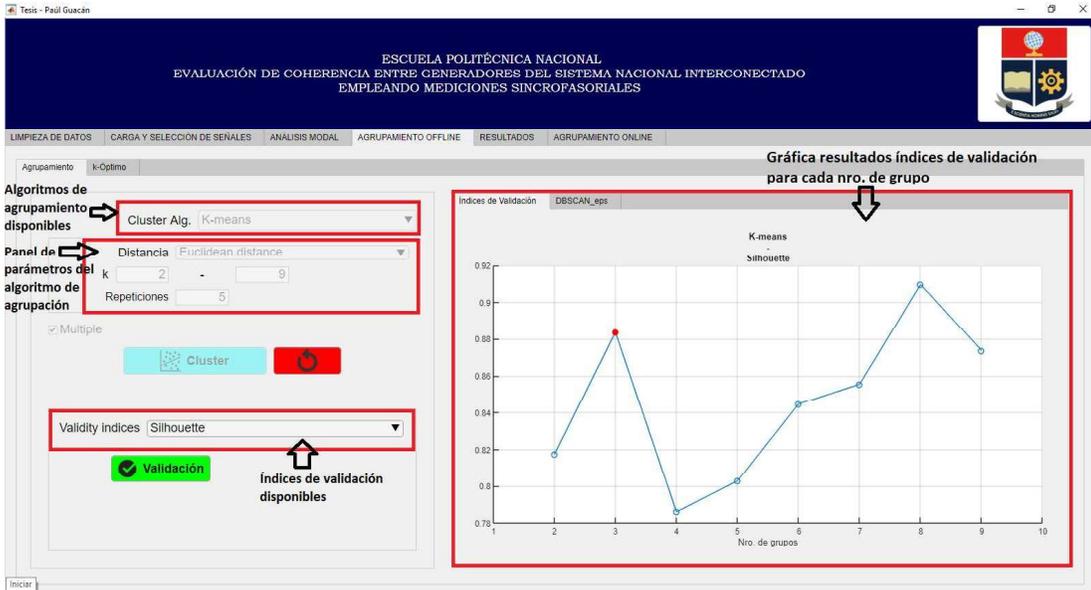
### 3.2.4.2 Índices de Validación

La metodología empleada para determinar el número óptimo de grupos se basa en la evaluación de la calidad de las agrupaciones realizadas mediante el uso de índices de validación. En la Figura 3.16 se muestran los índices que han sido implementados y son descritos en la sección 2.3.4:

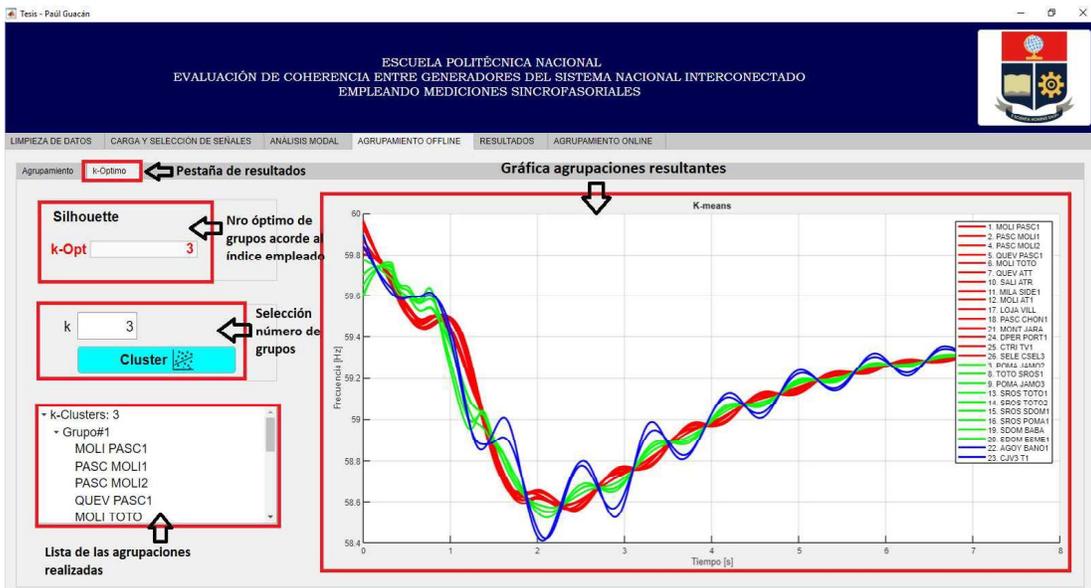


**Figura 3.16.** Índices de validación internos

La metodología planteada en esta etapa consiste en realizar  $k$  agrupaciones de la matriz de datos que contiene las mediciones PMU seleccionada en la etapa de “Carga y Selección de Señales”, mediante el uso iterativo del algoritmo de agrupamiento seleccionado. Una vez realizadas las agrupaciones correspondientes, estas son evaluadas por el índice de validación seleccionado y se obtiene el número óptimo de grupos de generadores coherentes. El número  $k$  de grupos varía desde un valor mínimo  $k_{min}=2$ , hasta un valor máximo  $k_{max}$  que puede llegar a ser igual al número de señales disponibles. De igual manera, el número  $k$  de grupos generados depende del tipo de algoritmo seleccionado, en algoritmos de particionamiento y métodos jerárquicos se define directamente el número de grupos deseados; mientras que los algoritmos basados en funciones de densidad el número de grupos depende del radio que se defina.



**Figura 3.17.** Etapa de “Agrupamiento Offline” – Pestaña para selección de algoritmos de agrupamiento e índices de validación



**Figura 3.18.** Etapa de “Agrupamiento Offline” – Pestaña de resultados

### 3.2.5 ETAPA DE RESULTADOS

Esta etapa consiste en una extensión de la etapa de “Agrupamiento Offline”, la cual tiene la limitación de realizar y presentar los resultados correspondientes a un solo algoritmo de agrupación y un solo índice de validación.

El proceso consiste en la selección y aplicación de  $i$  algoritmos de agrupamiento a la matriz de mediciones PMU con la finalidad de obtener  $k$  estructuras de agrupaciones por cada algoritmo, las cuales serán evaluadas por  $j$  índices de validación y así obtener el número óptimo de grupos para cada índice.

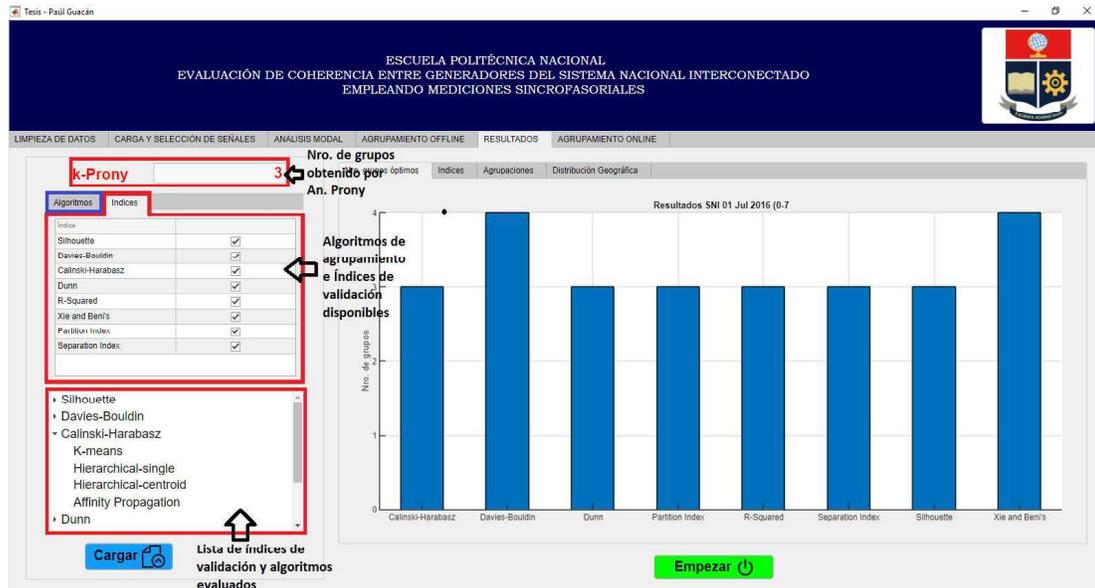


Figura 3.19. Etapa de "Resultados"

### 3.2.6 ETAPA DE AGRUPAMIENTO ONLINE

En esta etapa se realiza la implementación de los algoritmos de agrupamiento evolucionistas descritos en la sección 2.3.3. y se incluye un algoritmo de agrupamiento online de ventana móvil, con la finalidad de superar la necesidad de especificar como dato de entrada el número de grupos presentes y posibilitar el trabajo con flujos de datos en tiempo real, lo cual no es posible con algoritmos de agrupamiento de lote.

#### 3.2.6.1 Selección de Señales

El procedimiento para esta etapa consiste en formación de la matriz de datos  $X$  mediante la selección de un conjunto de señales medidas que sean capaces de describir la característica de coherencia de los generadores.

Debido a que la coherencia dinámica entre generadores es un fenómeno relacionado a las oscilaciones electromecánicas, la matriz  $X$  se forma con señales relacionadas a dicho fenómeno como son: ángulo del voltaje, frecuencia y variación de la frecuencia.

$$X_{n*m} = \begin{bmatrix} \theta_{G1} & f_{G1} & \dots & df_{G1} \\ \theta_{G2} & f_{G2} & \dots & df_{G2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{Gn} & f_{Gn} & \dots & df_{Gn} \end{bmatrix}_{t=tk} \quad (3.9)$$

Donde  $n$  es el número de generadores y  $m$  es el número de variables. Esta matriz contiene las señales medidas en el instante de tiempo  $t_k$ , por lo cual se actualiza constantemente a medida que se dispone de nuevas mediciones; permitiendo de esta manera analizar varias variables a la vez en un solo instante de tiempo.

### 3.2.6.2 Preprocesamiento de Señales

Debido a que estos algoritmos dependen de funciones basadas en distancias, las agrupaciones resultantes son afectadas por las diferentes escalas en que las señales fueron medidas. Por lo cual se implementan varios métodos para la normalización de las señales seleccionadas, las mismas que han sido descritas en la etapa de “Carga y Selección de Señales”.

Posterior a la normalización de las señales seleccionadas se procede a construir de manera recursiva la matriz de similaridad con la finalidad de reducir el tiempo de cálculo requerido por el algoritmo para realizar las agrupaciones, lo cual es esencial en aplicaciones realizadas en tiempo real.

El procedimiento para construir la matriz de similaridad consiste en lo siguiente [11], [58], [59]:

1. Un valor  $X_i(t)$  asociado a una barra  $i$  en el instante de tiempo  $t$  puede ser definido mediante la Ecuación 3.10.

$$X_i(t) = x_i(t) - x_i(t_0) - \bar{X} \quad (3.10)$$

Donde  $x_i(t)$  representa una señal medida en la barra  $i$  al instante  $t$ , mientras  $x_i(t_0)$  representa su valor inicial y  $\bar{X}$  es el valor promedio del sistema al instante  $t$ .

2. El valor  $X_{ij}(t)$  es la diferencia entre dos barras  $i$  y  $j$ , y se calcula mediante:

$$X_{ij}(t) = X_i(t) - X_j(t) \quad (3.11)$$

3. Se calcula la integral en el tiempo del cuadrado de  $X_{ij}(t)$  en un intervalo de tiempo  $T$ , aplicando la regla de integración trapezoidal descrita en 3.12:

$$Y_{ij}(T) = \int_0^T X_{ij}^2(t) dt$$

$$Y_{ij}(T) = \sum_0^T \frac{X_{ij}^2(t_k) + X_{ij}^2(t_{k-1})}{2} \Delta t \quad (3.12)$$

4. De manera recursiva, la integral puede ser calculada mediante 3.13:

$$Y_{ij}(t_k) = Y_{ij}(t_{k-1}) + \frac{X_{ij}^2(t_k) + X_{ij}^2(t_{k-1})}{2} \Delta t \quad (3.13)$$

5. Se calcula el índice de coherencia  $c_{ij}$  mediante la Ecuación 3.14:

$$c_{ij} = \frac{\sqrt{Y_{ij}(t)}}{T} \quad (3.14)$$

6. A partir de los índices  $c_{ij}$ , se forma la matriz de coherencia  $\mathbf{C}$ :

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \dots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

7. Se normaliza la matriz  $\mathbf{C}$ , lo cual permite medir el grado de coherencia entre las señales medidas entre dos generadores.

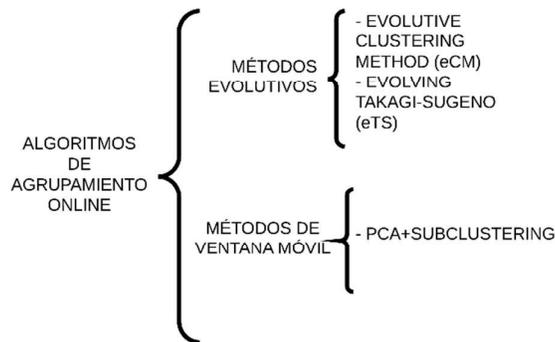
$$\mathbf{C}_{nor} = \frac{\mathbf{C}}{\max(\mathbf{C})} \quad (3.16)$$

8. La matriz de similaridad  $\mathbf{S}$  se obtiene mediante la Ecuación 3.17:

$$\mathbf{S} = \mathbf{I} - \mathbf{C}_{nor} \quad (3.17)$$

### 3.2.6.3 Algoritmo Evolucionista de Agrupamiento

Esta etapa consiste en la aplicación de los algoritmos evolucionistas, descritos en la sección 2.3.3, y un algoritmo de ventana móvil, el cual se deriva del algoritmo de agrupamiento de lote PCA+Subclustering.



**Figura 3.20.** Algoritmos de agrupamiento online

Para los algoritmos evolucionistas eCM y eTS solo es necesario definir el radio límite para la formación de los grupos.

Para el algoritmo PCA+Subclustering es necesario definir el ancho de la ventana de análisis móvil considerando que también se empleará la descomposición en componentes principales y por ende el valor mínimo de esta ventana debe cumplir que el número de

observaciones  $n$  debe ser mayor al número de variables  $m$ . En [11] se propone definir al ancho de la ventana de análisis en función de los modos oscilatorios presentes como dos periodos de la frecuencia de oscilación más baja.

## 4 ANÁLISIS Y EVALUACIÓN DE RESULTADOS

En este capítulo se realiza la determinación y evaluación de grupos de áreas coherentes a partir de la simulación de mediciones sincrofásicas PMU mediante el software DigSILENT para el sistema New England de 39 barras y mediante mediciones reales de las PMU instaladas en el Sistema Nacional Interconectado.

### 4.1 CASOS DE ESTUDIO

#### 4.1.1 SISTEMA NEW ENGLAND DE 39 BARRAS

La simulación de las mediciones sincrofásicas se realiza de manera que se obtienen 60 muestras por segundo, misma tasa de muestreo que una PMU real para un sistema de 60 Hz. El sistema cuenta con todos sus sistemas de control activos (AVR, Governors y PSS) con la finalidad de simular la dinámica de un sistema real.

##### 4.1.1.1 Caso 1: Falla en la línea 2-3

Se simula una falla trifásica franca al 50% de la línea 2-3 con su respectivo despeje en 100 ms para un tiempo de simulación de 10 s. Las señales a analizar serán la frecuencia, la derivada de esta y el ángulo de los voltajes en las barras de baja tensión de cada generador del sistema como se menciona en la metodología en el capítulo anterior.

#### Análisis Prony

Se evalúa la coherencia entre generadores empleando el método de análisis Prony mediante el agrupamiento de los ángulos correspondientes a las componentes modales de los modos oscilatorios inter-área obtenidos mediante la aplicación de la herramienta BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox a las señales de frecuencia.

Se determinó que, para la señal de frecuencia, las componentes modales con frecuencia  $f_1 = 0.67338_{Hz}$  y  $f_2 = 0.96021_{Hz}$  reflejan la característica de coherencia. Se identifican 3 grupos de generadores los cuales se detallan en la tabla 4.1.

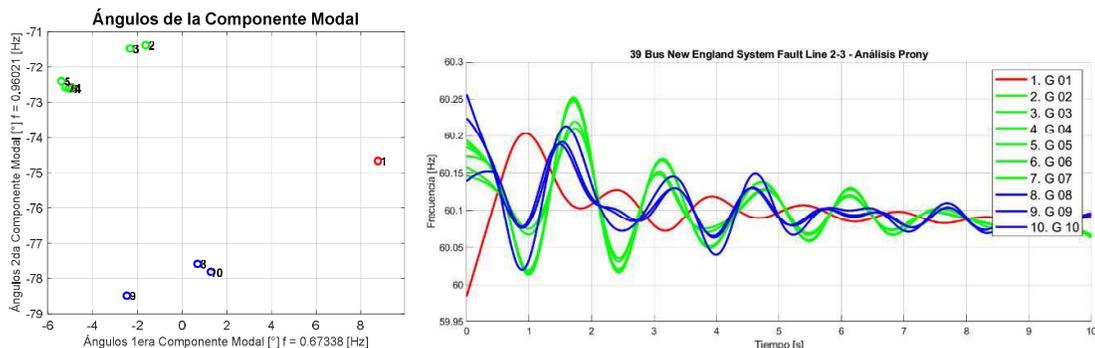


Figura 4.1. Resultados del análisis Prony – Caso falla en L/T 2-3 (frecuencia)

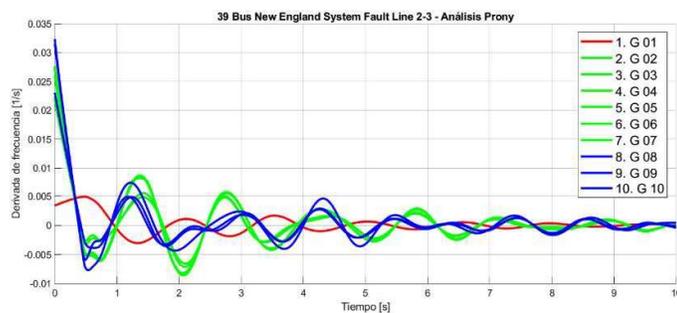
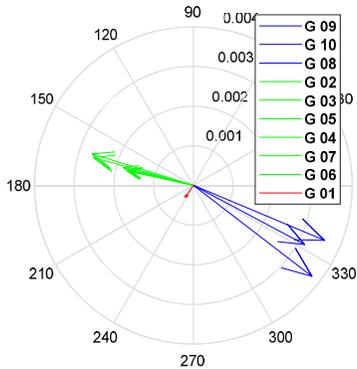
Se repite el procedimiento para las señales de derivada de la frecuencia y ángulos de los fasores de voltaje para determinar los grupos de generadores coherentes. Se obtiene que a las componentes modales adecuadas para el análisis les corresponden las siguientes frecuencias de oscilación  $f_{df} = 0.95127_{Hz}$  y  $f_{\theta} = 0.67985_{Hz}$ . Las agrupaciones correspondientes para cada variable se observan en la tabla 4.1.

Cabe recalcar que, para las señales de ángulo del voltaje se realizó una estandarización previa al análisis Prony debido a la gran diferencia entre las magnitudes de las mismas.

**Tabla 4.1.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 2-3

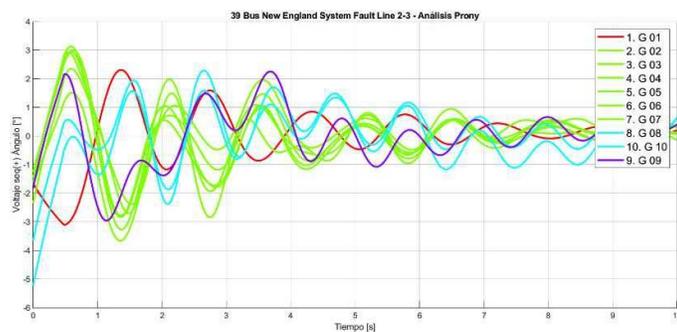
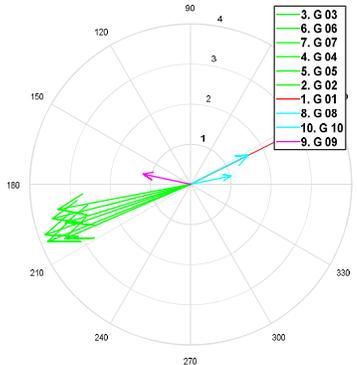
Variable	Nro. grupos	Grupos
$f$	3	{1} – {2,3,4,5,6,7} – {8,9,10}
$df$	3	{1} – {2,3,4,5,6,7} – {8,9,10}
$\theta$	4	{1} – {2,3,4,5,6,7} – {8,10} – {9}

Fasores de la Componente Modal  $f = 0.95127$  [Hz]



**Figura 4.2.** Resultados del análisis Prony – Caso falla en L/T 2-3 (derivada de la frecuencia)

Fasores de la Componente Modal  $f = 0.68211$  [Hz]

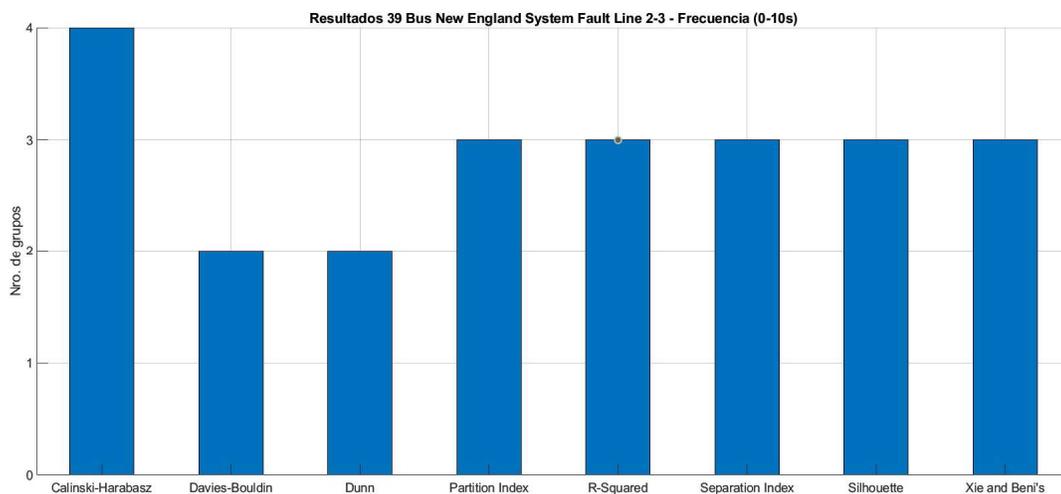


**Figura 4.3.** Resultados del análisis Prony – Caso falla en L/T 2-3 (ángulo del voltaje)

Los resultados obtenidos de la tabla 4.1 muestran que las señales de frecuencia, derivada de la frecuencia y ángulo del voltaje describen la coherencia del sistema de manera similar con la diferencia que la variable del ángulo de voltaje separa al generador 9 en un nuevo grupo.

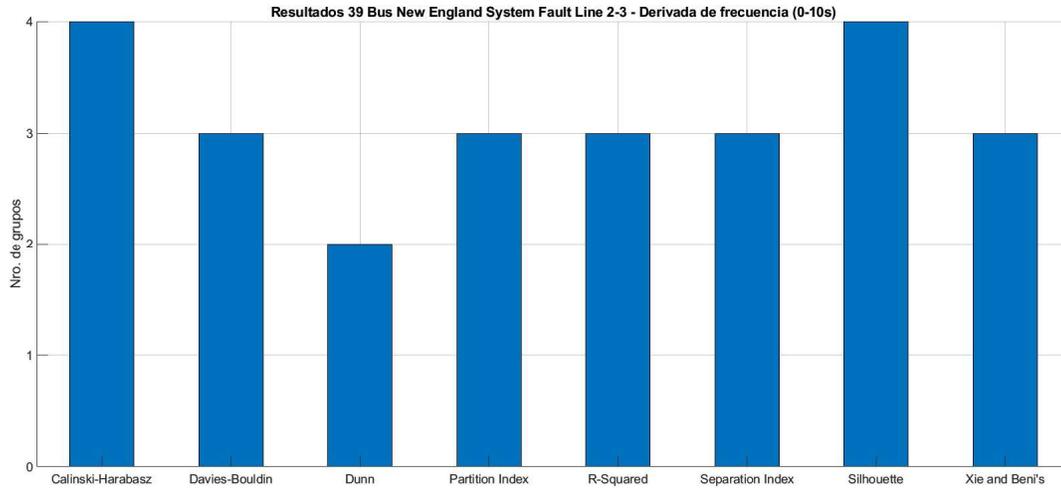
### Agrupamiento Offline

El número óptimo de grupos que se determina al aplicar los algoritmos de agrupamiento e índices de validación a las mediciones de frecuencia se muestran en la Figura 4.4, la mayoría de los índices evaluados concuerdan en que existen 3 agrupaciones en el conjunto de datos de frecuencia.



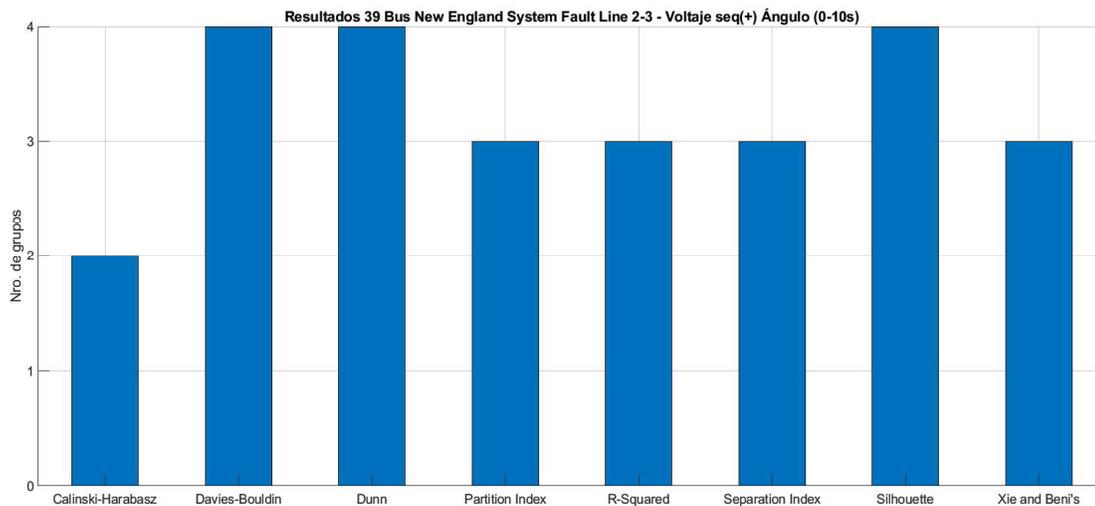
**Figura 4.4.** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lotes – Caso falla en L/T 2-3 (frecuencia)

Se repite el procedimiento tanto para las señales de derivada de la frecuencia como para el ángulo de voltaje y los resultados se observan en las Figuras 4.5 y 4.6 respectivamente.



**Figura 4.5.** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lotes – Caso falla en L/T 2-3 (derivada de la frecuencia)

Para la variable de derivada de la frecuencia se determina que existen 3 agrupaciones, de manera similar a la variable de frecuencia.



**Figura 4.6.** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lotes – Caso falla en L/T 2-3 (ángulo del voltaje)

Para la señal de ángulo del voltaje es necesario estandarizar las señales debido a la diferencia de la magnitud en cada una de ellas, lo cual es un inconveniente para los algoritmos de agrupamiento basados en funciones de distancia. Los resultados obtenidos a las señales tratadas muestran que el número óptimo de grupos es tres. Sin embargo, las agrupaciones identificadas no describen la coherencia del sistema.

En la tabla 4.2 se muestran los resultados al aplicar todos los algoritmos de agrupamiento considerando un mismo número de grupos para las tres variables bajo análisis. Se considera como 3 al número óptimo de grupos existentes debido al análisis realizado mediante la aplicación de los índices de validación.

**Tabla 4.2.1** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lotes – Caso falla en L/T  
2-3

Variable	Nro. grupos	PAM	K-Means	FCM	K-Medoids	Affinity Propagation
$f$	3	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}
$df$	3	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}
$\theta$	3	{1} {2,3,4,5,6,7,9} {8,10}	{1,8,10} {2,3,4,6,7} {5,9}	{1,8,10} {2,3,4,6,7} {5,9}	{1,8,10} {2,3,4,6,7} {5,9}	{1} {2,3,4,5,6,7,9} {8,10}

**Tabla 4.2.2** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lotes – Caso falla en L/T  
2-3

Variable	Nro. grupos	Hierarchical Single	Hierarchical Complete	Hierarchical Centroid	DBSCAN	PCA + Subclustering
$f$	3	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}
$df$	3	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}	{1} {2,3,4,5,6,7} {8,9,10}
$\theta$	3	{1} {2,3,4,5,6,7,9} {8,10}	{1,8,10} {2,3,4,6,7} {5,9}	{1} {2,3,4,5,6,7,9} {8,10}	{1} {2,3,4,5,6,7,9} {8,10}	{1,10} {2,3,4,6,7,8} {5,9}

Los resultados obtenidos en esta etapa muestran que, para las variables de frecuencia y su derivada, las agrupaciones determinadas son exactamente las mismas para cada algoritmo de agrupamiento aplicado y caracterizan la propiedad de coherencia del sistema adecuadamente. Sin embargo, las agrupaciones obtenidas para la señal del ángulo de voltaje no representan la coherencia del sistema, por lo cual para la siguiente etapa esta señal no será empleada.

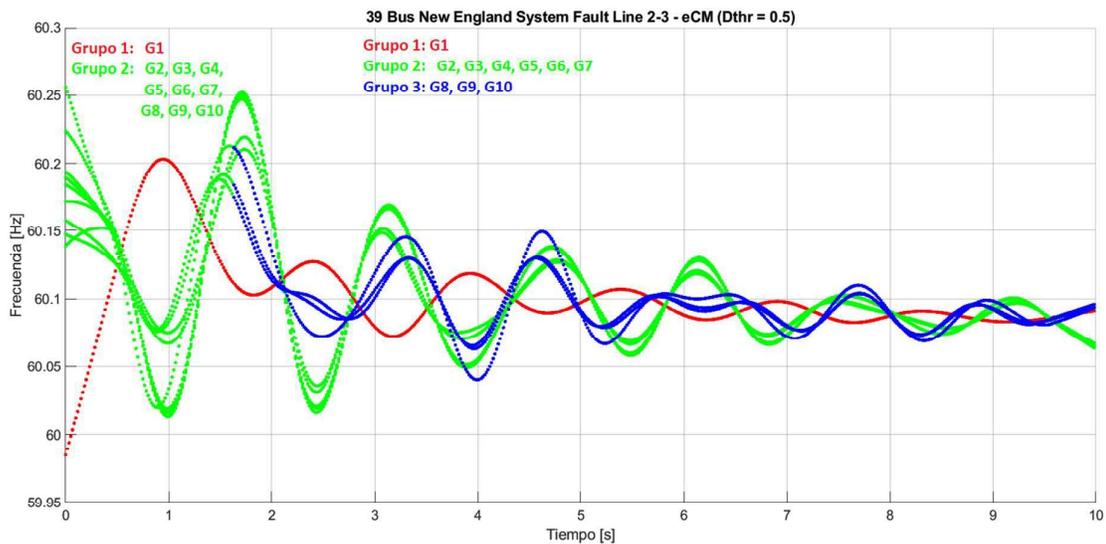
### Agrupamiento Online

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** Se emplean las señales de frecuencia y derivada de la frecuencia para crear la matriz de entrada. Debido a que las escalas de estas dos señales difieren en gran medida es necesario realizar la estandarización de las mismas empleando el método Z-score y posteriormente se emplea la matriz de similitud con la finalidad de

obtener mejores agrupaciones. Las señales de frecuencia agrupadas se muestran en la Figura 4.7 mientras que en la tabla 4.3 se detallan las agrupaciones realizadas en diferentes intervalos de tiempo.

**Tabla 4.3.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla en L/T 2-3

Tiempo	Nro. grupos	Agrupaciones
0 – 1.6 <sub>s</sub>	2	{1} - {2,3,4,5,6,7,8,9,10}
1.6 – 10 <sub>s</sub>	3	{1} - {2,3,4,5,6,7} – {8,9,10}

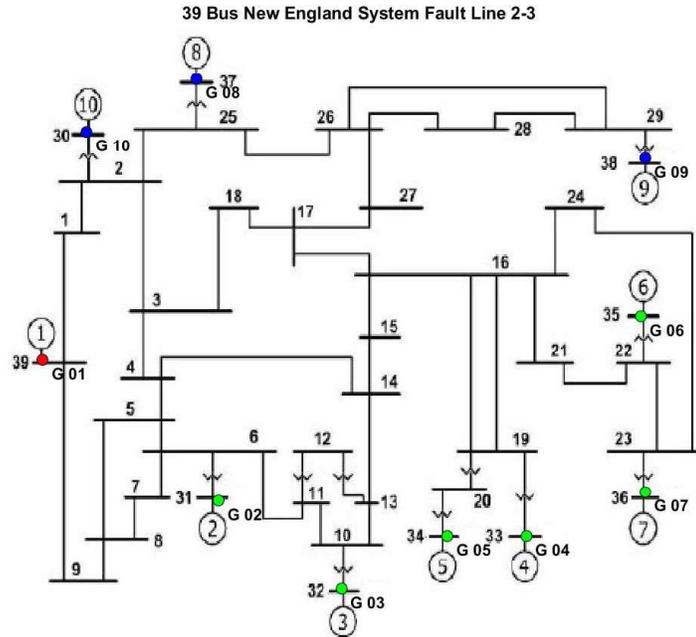


**Figura 4.7.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla en L/T 2-3

Los resultados muestran que el algoritmo determina 2 grupos durante los primeros 2 segundos seguidos a la falla simulada, lo cual es apropiado para la dinámica descrita durante ese lapso. A medida que nuevas mediciones ingresan al algoritmo y la dinámica del sistema cambia a partir del segundo 1.7 se crea un nuevo grupo el cual se mantiene hasta el final del periodo bajo análisis.

El comportamiento del algoritmo es el esperado para el análisis en tiempo real de la coherencia del sistema, adaptándose a los cambios que existan en la dinámica del mismo y por ende realizando las mejores agrupaciones posibles.

En la Figura 4.8 se observa que las agrupaciones encontradas separan al sistema en tres grupos de manera geográfica, indicando que estas agrupaciones contienen generadores cercanos entre sí.



**Figura 4.8.** Distribución geográfica de los grupos resultantes – Caso falla en L/T 2-3

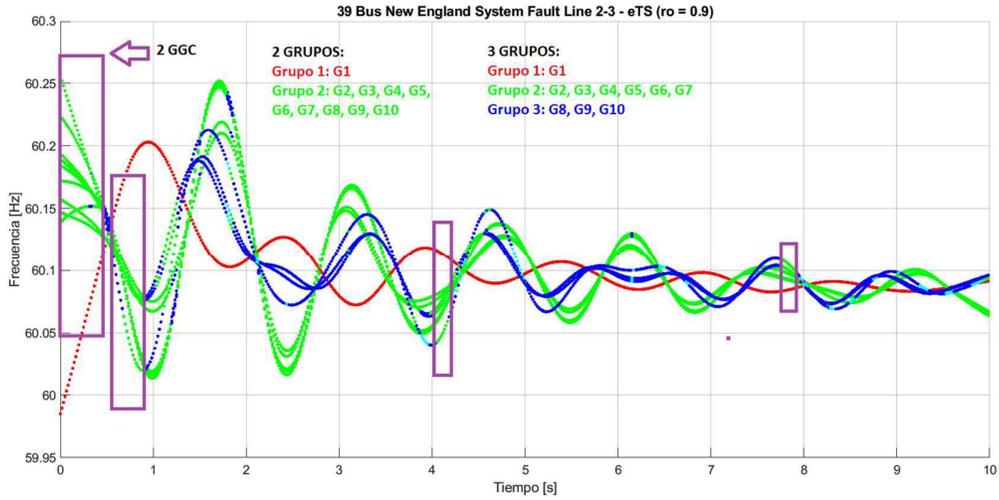
**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** Para la aplicación de este algoritmo se procede de manera similar al método anterior, empleando las señales estandarizadas de frecuencia y su derivada para la formación de la matriz de entrada de cada instante de tiempo, con la diferencia que no se emplea la matriz de similitud.

En la Figura 4.9 se puede observar las agrupaciones realizadas a la señal de frecuencia, las cuales tienden a cambiar a lo largo del intervalo de tiempo analizado, en especial donde las señales tienen cambios en su dinámica a los que el algoritmo trata de adaptarse. Principalmente se observan 2 diferentes agrupaciones, la primera, no tan común, es la formación de dos grupos de generadores (rojo y verde), mientras que en la gran mayoría del intervalo de tiempo se observa la existencia de tres grupos diferentes (rojo, verde y azul).

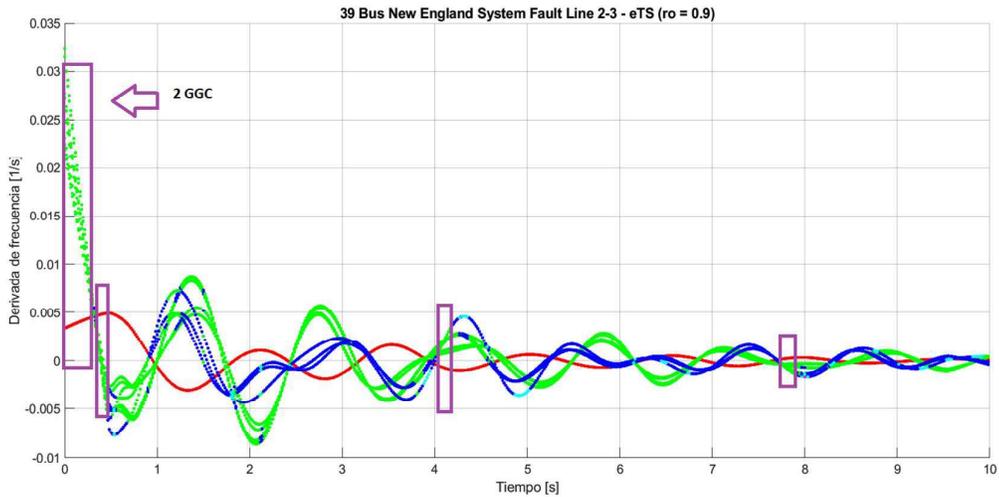
En la Figura 4.10 se observan las señales de la derivada de la frecuencia en las cuales se aprecia de mejor manera la formación de 2 grupos en ciertos lapsos que eventualmente son corregidos por el mismo algoritmo conforme cambia la dinámica del sistema.

**Tabla 4.4.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 2-3

Nro. grupos	Agrupaciones
2	{1} - {2,3,4,5,6,7,8,9,10}
3	{1} - {2,3,4,5,6,7} - {8,9,10}



**Figura 4.9.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 2-3 (frecuencia)



**Figura 4.10.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 2-3 (derivada de la frecuencia)

Los resultados obtenidos son idénticos a los obtenidos por algoritmo eCM y a su vez a los resultados obtenidos por los algoritmos de agrupamiento por lote analizados en la etapa anterior.

**PCA+Subclustering:** Para la aplicación de este método se define al ancho de la ventana como dos periodos de la frecuencia de oscilación del modo empleado en el análisis Prony.

$$f_{osc} = 0.95127_{Hz}$$

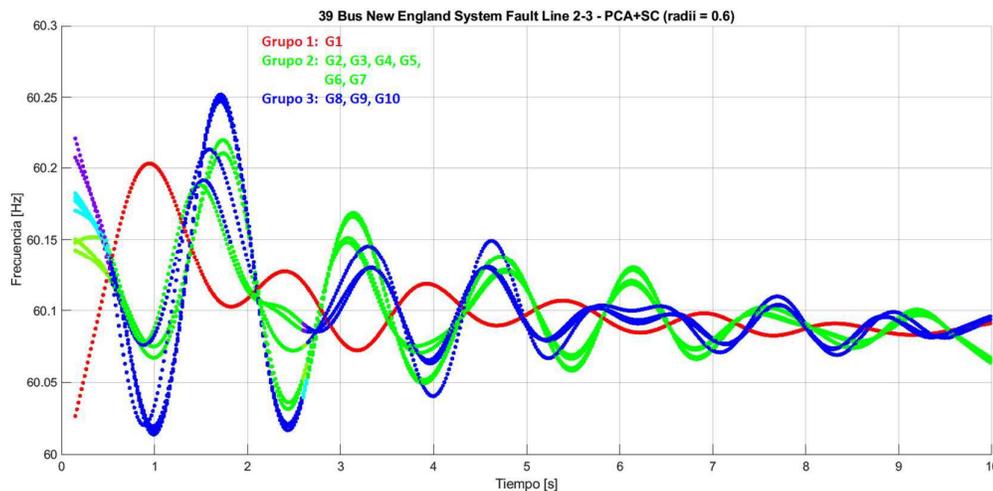
$$ancho\ ventana = \left( \frac{1}{0.95127_{Hz}} \right) * 2 \approx 2.1_s$$

Las señales empleadas para crear la matriz de entrada son la frecuencia y su derivada, a las cuales se las trató con el método de estandarización Z-score. Las agrupaciones resultantes se muestran en la Figura 4.11.

Al seleccionar el ancho de la ventana como 2.1s el algoritmo realiza las agrupaciones con la cantidad de datos que tenga disponibles hasta alcanzar la cantidad suficiente y mantener una ventana constante, por lo cual durante los primeros segundos las agrupaciones realizadas no cuentan con una buena calidad y a partir del instante 2.6s se identifican claramente 3 grupos como se indica en la tabla 4.5.

**Tabla 4.5.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla en L/T 2-3

Tiempo	Nro. grupos	Agrupaciones
2.6 – 10 <sub>s</sub>	3	{1} - {2,3,4,5,6,7} - {8,9,10}



**Figura 4.11.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla en L/T 2-3

Los resultados obtenidos para este tipo de algoritmo de tipo ventana móvil inicialmente presenta errores hasta que alcanza un número adecuado de observaciones y la ventana de análisis es constante a lo largo del intervalo de análisis.

#### 4.1.1.2 Caso 2: Falla en la línea 10-13

Se simula una falla trifásica franca en el 50% de la línea 10-13 con su respectivo despeje en 100 ms.

Las señales a analizar serán la frecuencia, la derivada de esta y el ángulo de los voltajes en las barras de bajo voltaje de cada generador del sistema como se menciona en la metodología en el capítulo anterior.

## Análisis Prony

Se procede a emplear la herramienta BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox aplicada a las señales de frecuencia, derivada de la frecuencia y ángulo del voltaje para determinar los modos oscilatorios y encontrar los grupos de generadores coherentes del sistema.

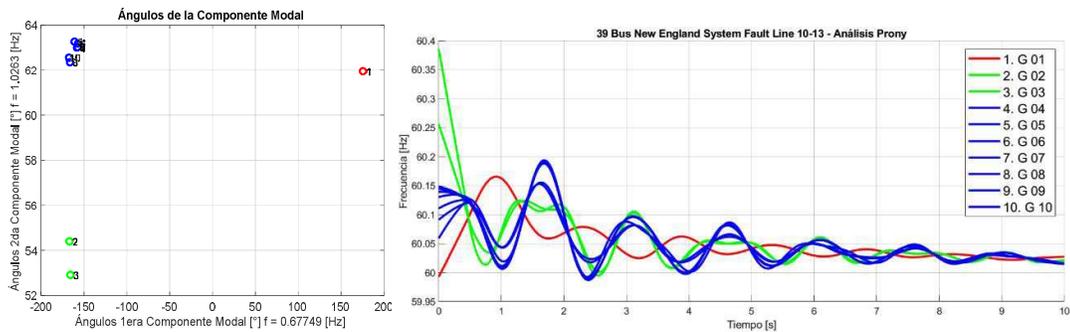
Los resultados de este análisis dieron como respuesta la necesidad de emplear dos modos oscilatorios para describir la característica de coherencia del sistema.

**Tabla 4.6** Resultados de BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox

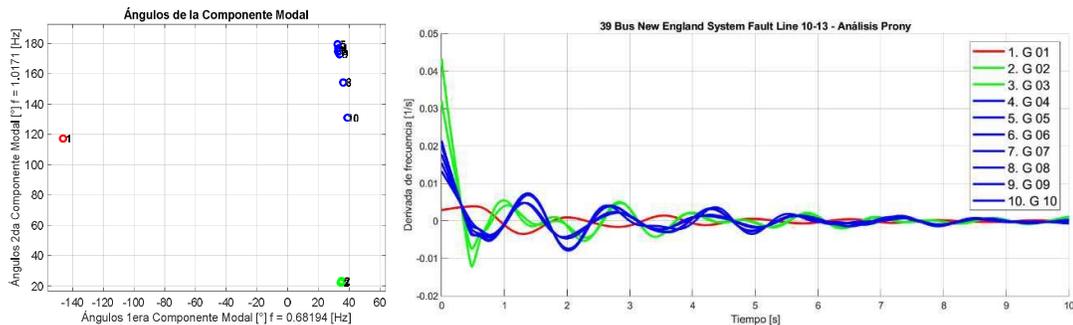
Variable	Frecuencia del modo oscilatorio [Hz]	
$f$	0.67749 <sub>Hz</sub>	1.0263 <sub>Hz</sub>
$df$	0.68194 <sub>Hz</sub>	1.0171 <sub>Hz</sub>
$\theta$	0.6839 <sub>Hz</sub>	1.02 <sub>Hz</sub>

**Tabla 4.7.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 10-13

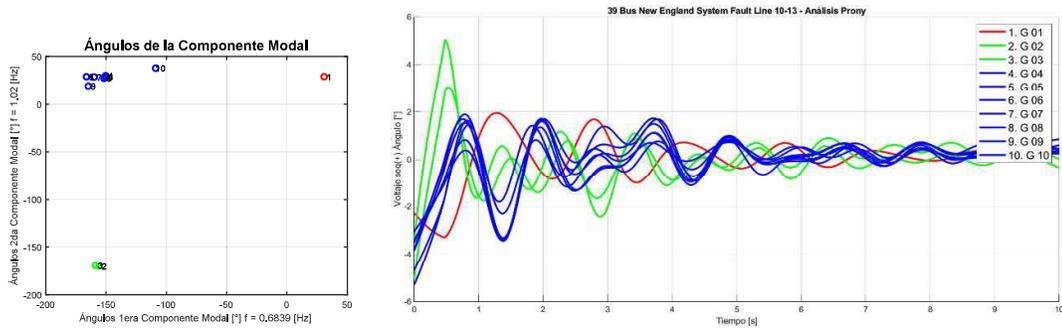
Variable	Nro. grupos	Grupos
$f$	3	{1} – {2,3} – {4,5,6,7,8,9,10}
$df$	3	{1} – {2,3} – {4,5,6,7,8,9,10}
$\theta$	3	{1} – {2,3} – {4,5,6,7,8,9,10}



**Figura 4.12.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 10-13 (frecuencia)



**Figura 4.13.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 10-13 (derivada frec.)

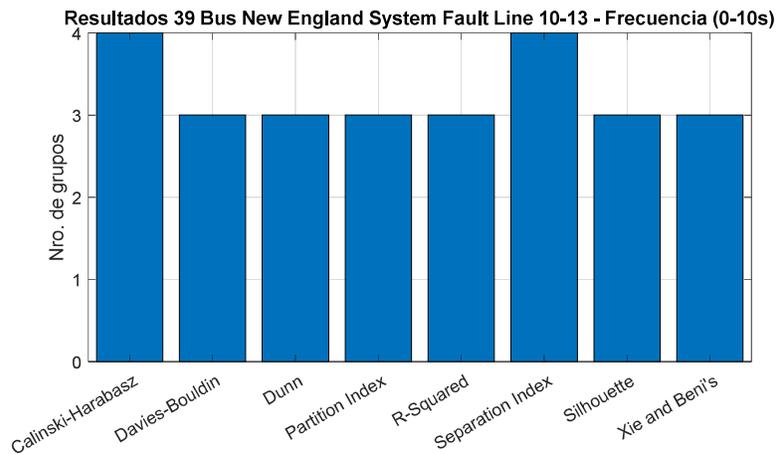


**Figura 4.14.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 10-13 (ángulo del voltaje)

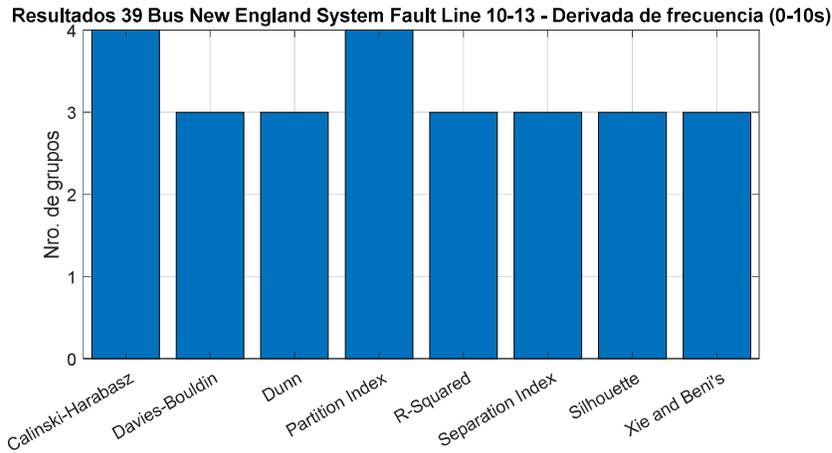
Los resultados obtenidos para este caso muestran que existen 3 grupos de generadores coherentes y que todas las señales bajo análisis son capaces de describir adecuadamente la coherencia del sistema. De manera similar al caso de estudio anterior, la señal de ángulo del voltaje fue estandarizada.

### Agrupamiento Offline

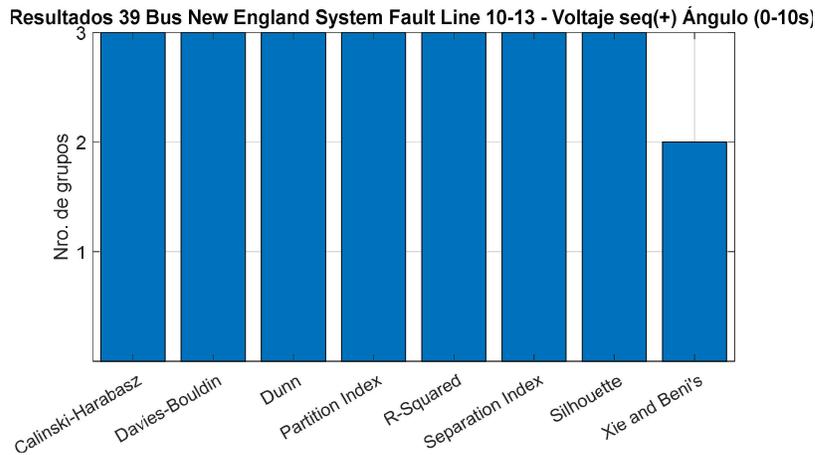
Se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento por lote a las tres señales a analizar y posteriormente se evalúan las agrupaciones obtenidas con la finalidad de determinar el número óptimo de grupos. En las Figuras 4.15, 4.16 y 4.17 se muestran los resultados de los índices de validación aplicados y el número óptimo de grupos determinados.



**Figura 4.15.** Resultados de índices de validación – Caso falla L/T 10-13 (frecuencia)



**Figura 4.16.** Resultados de índices de validación – Caso falla L/T 10-13 (derivada de la frecuencia)



**Figura 4.17.** Resultados índices de validación – Caso falla L/T 10-13 (ángulo del voltaje)

La gran mayoría de estos índices determinó que 3 es el número óptimo de agrupaciones, por lo cual se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento con un mismo número de grupos a las 3 variables, los resultados se muestran en la tabla 4.8.

**Tabla 4.8.1.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso falla L/T 10-13

Variable	PAM	K-Means	FCM	K-Medoids	Affinity Propagation
$f$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}
$df$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}
$\theta$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}

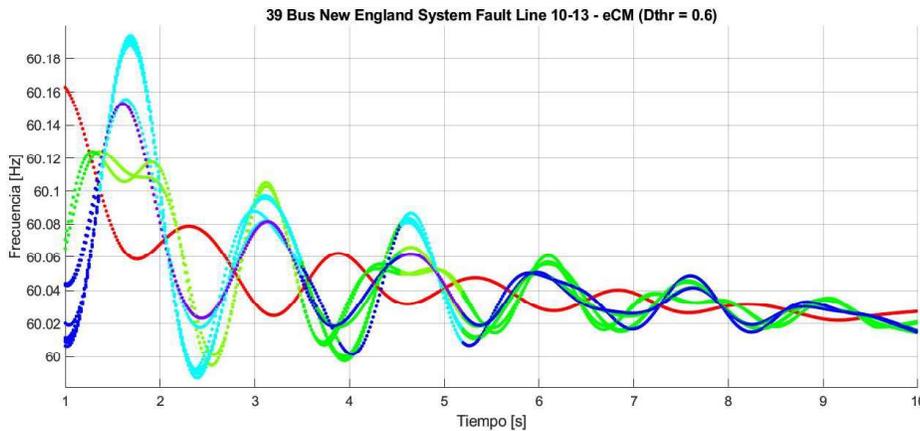
**Tabla 4.8.2.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso falla L/T 10-13

Variable	Hierarchical Single	Hierarchical Complete	Hierarchical Centroid	DBSCAN	PCA + Subclustering
$f$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}
$df$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}
$\theta$ GGC=3	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}	{1} {2,3} {4,5,6,7,8,9,10}

Las agrupaciones obtenidas con cada algoritmo de agrupamiento para cada variable analizada concuerdan con los resultados del análisis Prony. Por lo cual se emplearán las tres señales en la siguiente etapa para evaluar la coherencia del sistema de manera online.

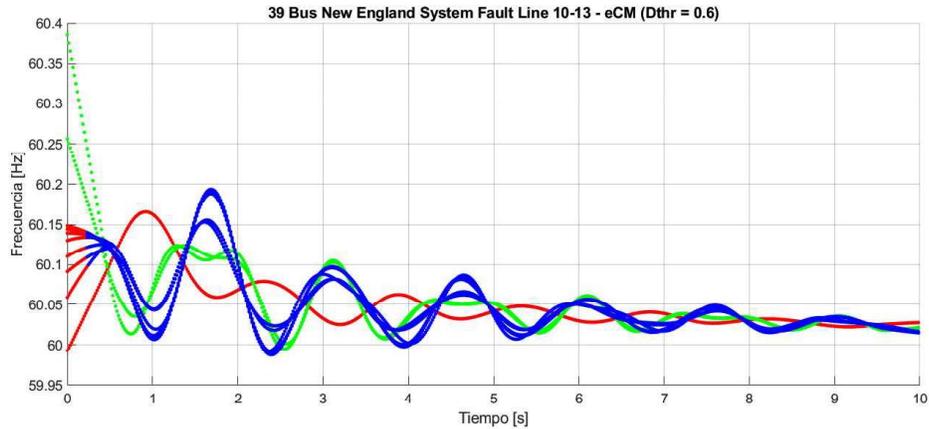
### Agrupamiento Online

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** La matriz de entrada en primera instancia será conformada por las señales de frecuencia, derivada de la frecuencia y ángulo del voltaje, las cuales serán estandarizadas por el método Z-score.



**Figura 4.18.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla L/T 10-13 (matriz de entrada:  $f, df$  y  $\theta_v$ )

En la Figura 4.18 se observa que las agrupaciones presentan errores cambiando el patrón de agrupamiento durante todo el intervalo de análisis. Como solución se elimina la variable del ángulo de voltaje de la matriz de entrada y se presentan los resultados en la Figura 4.19.

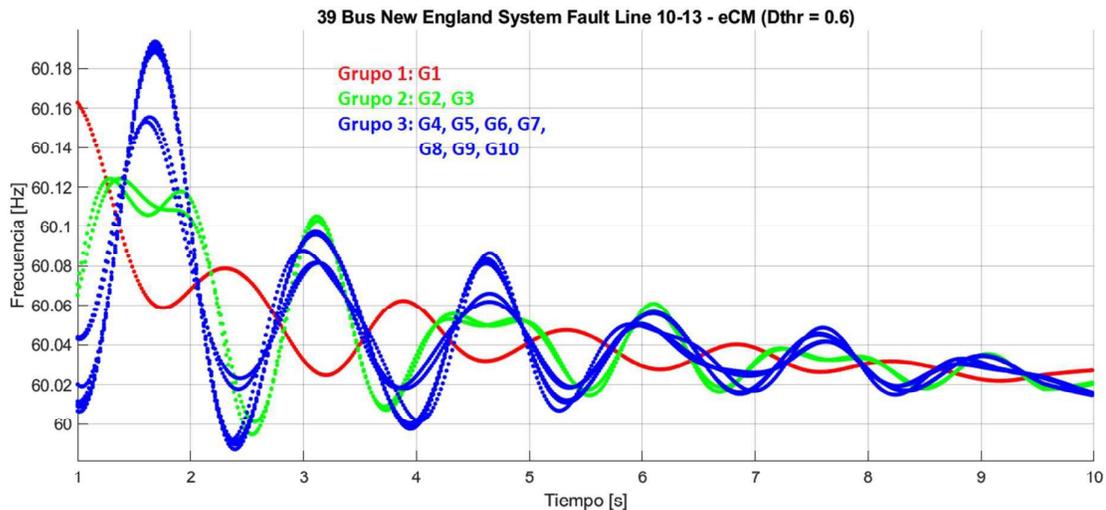


**Figura 4.19.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla L/T 10-13 (matriz entrada:  $f, df$ )

Con la nueva matriz de entrada, el algoritmo es capaz de identificar claramente la existencia de 3 grupos de generadores en el sistema de prueba como se detalla en la tabla 4.9 y en la Figura 4.20 se presenta un acercamiento a las agrupaciones realizadas a partir del primer segundo.

**Tabla 4.9.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla en L/T 10-13

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3} - {4,5,6,7,8,9,10}

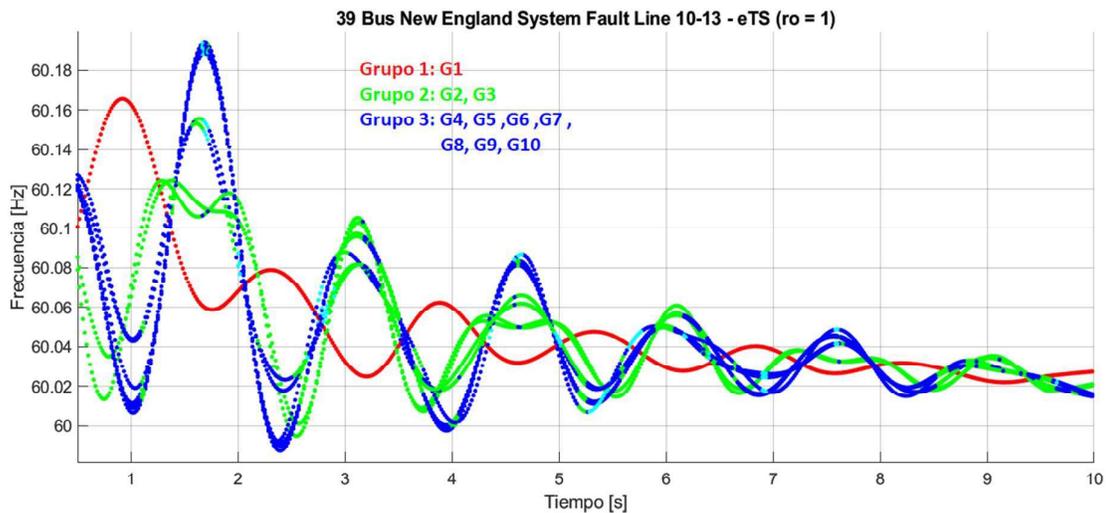


**Figura 4.20.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla L/T 10-13 (matriz entrada:  $f, df$ )

Los resultados obtenidos concuerdan perfectamente con los correspondientes al análisis Prony y al de los algoritmos de agrupamiento por lote definiendo 3 grupos de generadores.

Sin embargo, estas agrupaciones fueron obtenidas al considerar solamente las señales de frecuencia y su derivada como datos de entrada al algoritmo.

**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** La matriz de entrada para este algoritmo se forma empleando las señales de frecuencia y su derivada como en el caso anterior, debido a que al considerar el ángulo del voltaje las agrupaciones obtenidas resultan erróneas. En la Figura 4.21 se presentan las agrupaciones resultantes apreciando que se producen cambios en la formación de grupos a lo largo del tiempo variando principalmente entre 2 y 3 grupos acorde a los cambios que se presentan en la dinámica del sistema.



**Figura 4.21.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla L/T 10-13

En la gran mayoría de tiempo los resultados obtenidos por este algoritmo son de tres grupos de generadores, los cuales coinciden con los resultados de los análisis previos realizados a este caso de estudio.

**Tabla 4.10.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 10-13

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3} - {4,5,6,7,8,9,10}

**PCA+Subclustering:** La definición del ancho de la ventana de análisis se la realiza en función de los modos oscilatorios obtenidos mediante el análisis Prony realizado en etapas anteriores. Para el caso de estudio actual se determinó lo siguiente:

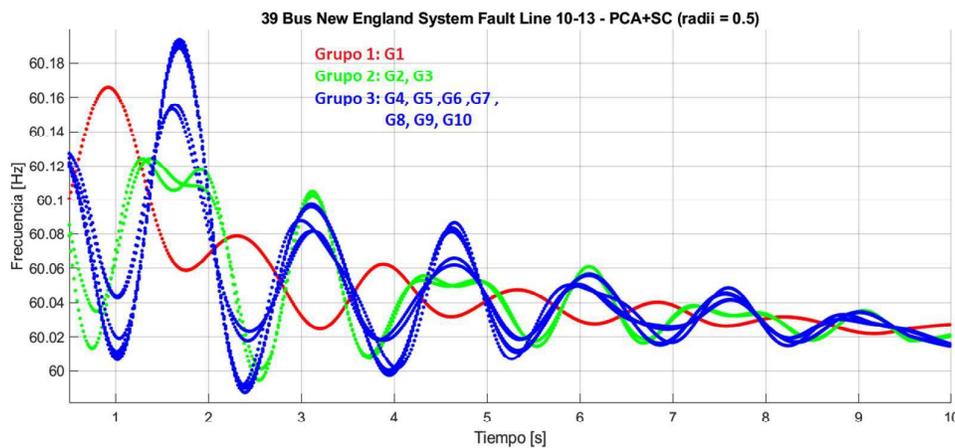
$$f_{osc} = 0.67749_{Hz} \quad ancho\ ventana = 2 * \left( \frac{1}{0.67749_{Hz}} \right) \approx 2.95_s$$

Para la formación de la matriz de entrada se realiza una estandarización a las señales de frecuencia y su derivada para cada instante de tiempo, además se empleará la matriz de similitud con el fin de obtener mejores agrupaciones y un mejor desempeño del algoritmo de agrupamiento.

Los resultados obtenidos en la Figura 4.22 muestran perfectamente la identificación de tres grupos de generadores, los cuales se detallan en la tabla 4.11 y son exactamente iguales a los resultados obtenidos en las etapas anteriores.

**Tabla 4.11.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla en L/T 10-13

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3} - {4,5,6,7,8,9,10}



**Figura 4.22.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla L/T 10-13

#### 4.1.1.3 Caso 3: Falla en la línea 21-22

Se simula una falla franca trifásica al 50% de la línea 21-22, lo cual provoca la desconexión de la misma a los 70 ms. El tiempo de simulación es de 10 s. Las señales a analizar serán la frecuencia, derivada de la frecuencia y el ángulo del voltaje.

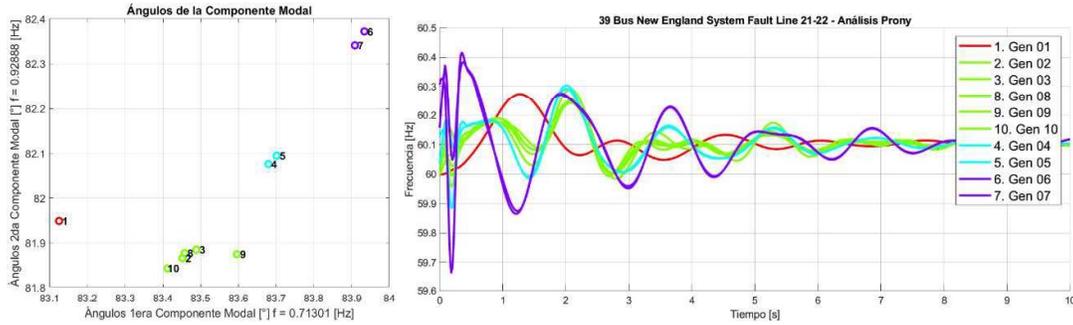
#### Análisis Pronyl

Se procede a emplear la herramienta BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox aplicada a las señales de frecuencia, derivada de la frecuencia y ángulo del voltaje para determinar los modos oscilatorios y encontrar los grupos de generadores coherentes del sistema.

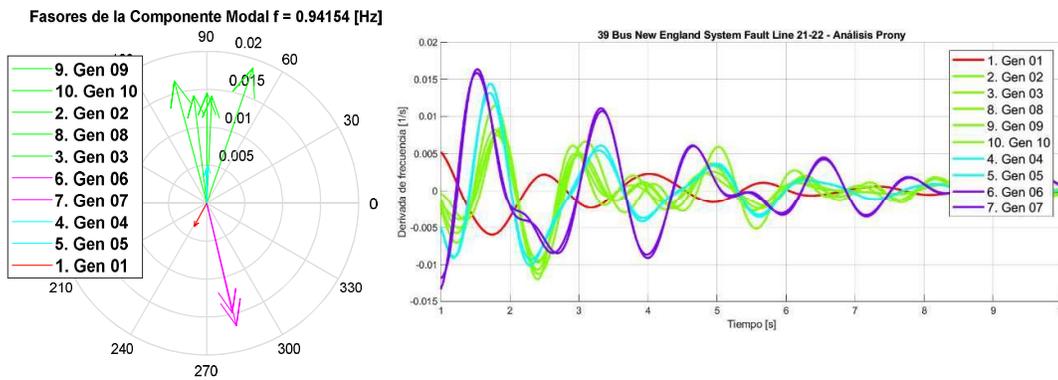
En la tabla 4.12 se presentan los modos oscilatorios empleados con cada variable para la identificación de los grupos de generadores coherentes.

**Tabla 4.12.** Resultados de BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox

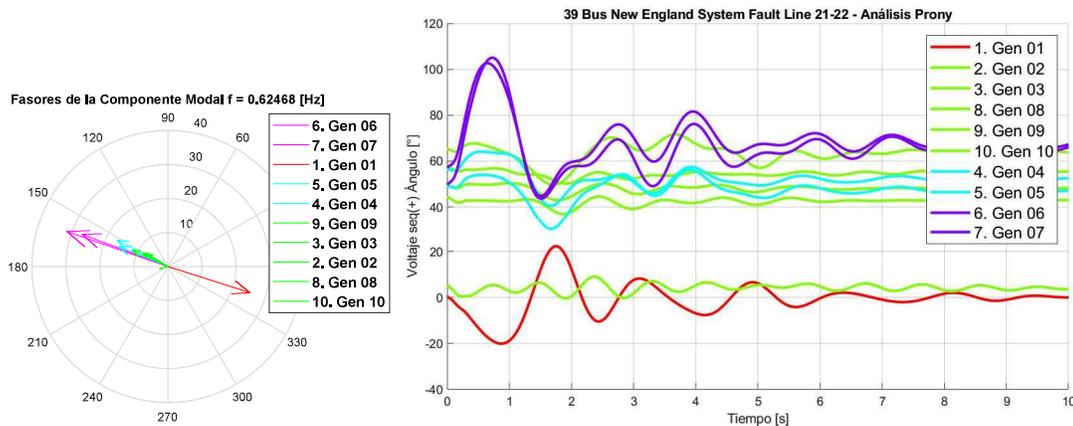
Variable	Frecuencia del modo oscilatorio [Hz]	
$f$	0.71301 <sub>Hz</sub>	0.92888 <sub>Hz</sub>
$df$	0.94154 <sub>Hz</sub>	
$\theta$	0.62468 <sub>Hz</sub>	



**Figura 4.23.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 21-22 (frecuencia)



**Figura 4.24.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 21-22 (derivada de la frecuencia)



**Figura 4.25.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 21-22 (ángulo del voltaje)

**Tabla 4.13.** Resultados del Análisis Prony – Caso falla en L/T 21-22

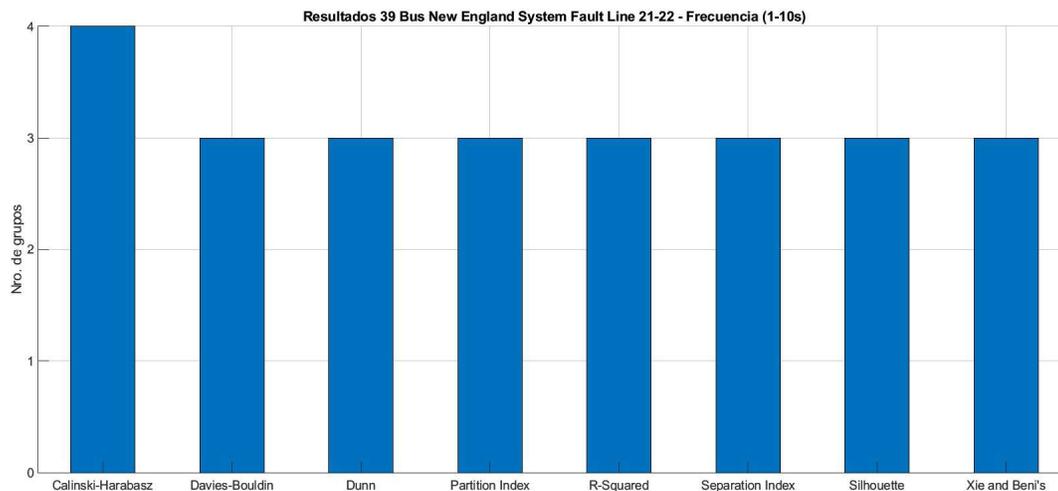
Variable	Nro. grupos	Grupos
$f$	4	{1} – {2,3,8,9,10} – {4,5} – {6,7}
$df$	4	{1} – {2,3,8,9,10} – {4,5} – {6,7}
$\theta$	4	{1} – {2,3,8,9,10} – {4,5} – {6,7}

Los resultados obtenidos muestran que existen 4 grupos de generadores coherentes en el sistema de prueba, siendo identificados de igual manera por las tres variables bajo estudio.

Se puede apreciar que los grupos 3 y 4 se forman con los generadores más cercanos a la falla simulada.

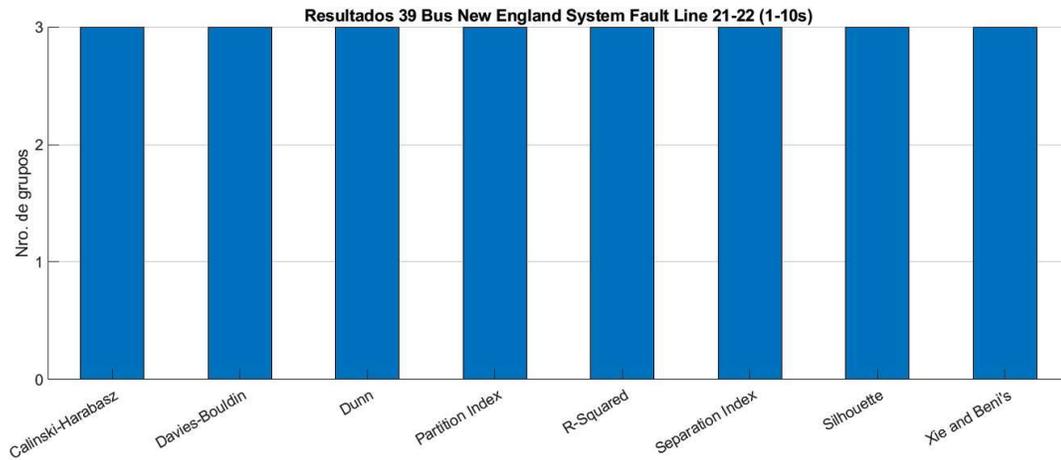
### Agrupamiento Offline

Se procede con la siguiente etapa que consiste en determinar y evaluar los grupos existentes en el sistema de prueba mediante algoritmos de agrupamiento por lote y los diferentes índices de validación propuestos en la metodología. Para este caso de estudio se realizará el análisis respectivo a partir del primer segundo (1 s) debido a que el efecto de la falla simulada produce cambios bruscos en la dinámica del sistema y entorpece a los algoritmos de agrupamiento. De esta manera las agrupaciones realizadas tendrán una mejor calidad.



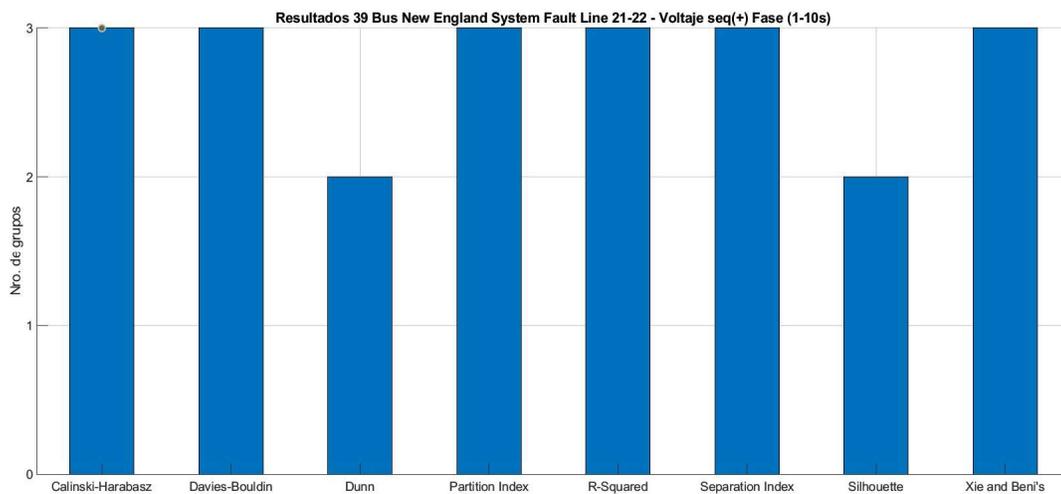
**Figura 4.26.** Resultados de los índices de validación – Caso falla en L/T 21-22 (frecuencia)

Como se observa en la Figura 4.26 los índices de validación determinan que para las señales de frecuencia existen 3 grupos de generadores. El índice CH muestra que existen 4 grupos, los cuales corresponden a los encontrados mediante el análisis Prony.



**Figura 4.27.** Resultados de los índices de validación – Caso falla en L/T 21-22 (derivada de la frecuencia)

Para la señal de derivada de la frecuencia todos los índices de validación han determinado que el número óptimo de grupos es 3, de manera similar a la señal de frecuencia.



**Figura 4.28.** Resultados de los índices de validación – Caso falla en L/T 21-22 (ángulo del voltaje)

Para la señal de ángulo del voltaje los índices de validación determinan en su mayoría que existen 3 grupos de generadores. Sin embargo, como se mostrará a continuación las agrupaciones encontradas para esta señal mediante la metodología aplicada no son adecuadas.

A partir de los resultados obtenidos por los índices de evaluación para las señales de frecuencia y su derivada se determina que existen 3 grupos de generadores coherentes en

el sistema de prueba, para lo cual se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento con este número de grupos para las tres señales bajo análisis.

Los resultados se muestran en la tabla 4.14 donde se aprecia que, para la frecuencia y su derivada, la segunda agrupación es la combinación de los grupos GGC2 y GGC3 correspondientes al análisis Prony: GGC1={Gen 1}, GGC2={Gen 2, Gen 3, Gen 8, Gen 9, Gen 10}, GGC3={ Gen 4, Gen 5} y GGC4={ Gen 6, Gen 7}.

En cambio, para la señal de ángulo de voltaje las agrupaciones realizadas no tienen un patrón definido y no describen la característica de coherencia del sistema.

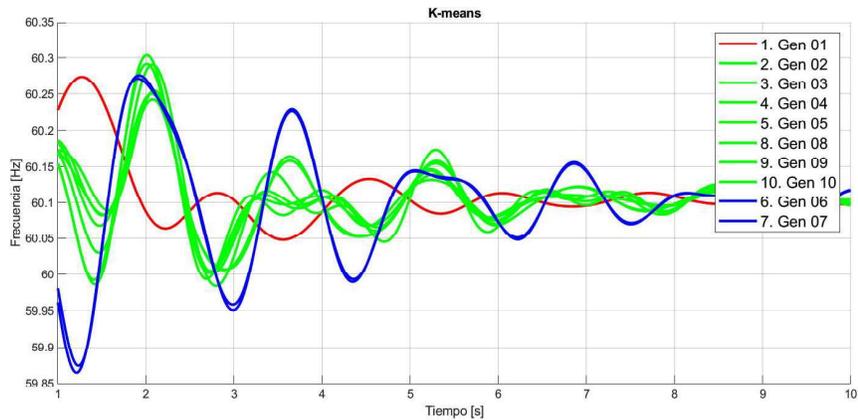
**Tabla 4.14.1.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote—Caso falla en L/T 21-22

Variable	PAM	K-Means	FCM	K-Medoids	Affinity Propagation
$f$ GGC=3	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}
$df$ GGC=3	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}
$\theta$ GGC=3	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}

**Tabla 4.14.2.** Resultados algoritmos de agrupamiento por lote – Caso falla en L/T 21-22

Variable	Hierarchical Single	Hierarchical Complete	Hierarchical Centroid	DBSCAN	PCA + Subclustering
$f$ GGC=3	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1,2,3,4,5,8,9,10} {6} {7}
$df$ GGC=3	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}	{1} {2,3,4,5,8,9,10} {6,7}
$\theta$ GGC=3	{1} {2,3,4,5,6,7,8,9} {10}	{1} {2,3,8,10} {4,5,6,7,9}	{1} {2,3,4,5,6,7,8,9} {10}	{1} {2,3,4,5,6,7,8,9} {10}	{1,5,9} {2,3,8,10} {4,6,7}

A diferencia del análisis Prony, el cual evalúa la similitud entre los ángulos correspondientes a los modos oscilatorios inter-área; los resultados obtenidos mediante los algoritmos de agrupamiento por lote evalúan la similitud de toda la señal durante todo el intervalo de tiempo, por lo cual la determinación de 3 grupos generadores, en lugar de 4, se debe a que durante este periodo existen pocos intervalos en los cuales las señales pueden ser identificadas como grupos totalmente diferentes y en general pertenecen al mismo grupo. En la Figura 4.29 se presenta las agrupaciones resultantes para 3 grupos.



**Figura 4.29.** Resultados del algoritmo k-means para 3 grupos – Caso falla en L/T 21-22

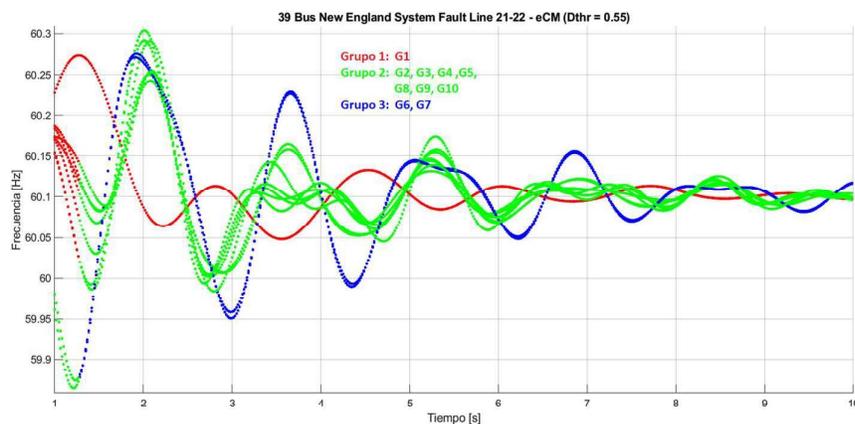
Para la siguiente etapa solo se considerarán las señales de frecuencia y su derivada para la formación de la matriz de entrada de cada algoritmo evolucionista y el de ventana móvil.

### Agrupamiento Online

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** La matriz de entrada de este algoritmo contiene las señales estandarizadas de frecuencia y derivada de la frecuencia en cada instante de tiempo a las cuales se aplicará la matriz de similitud. En la Figura 4.30 se encuentran las agrupaciones obtenidas por este algoritmo, el cual presenta errores durante los primeros segundos debido a picos y cambios bruscos en las señales producidos por la falla simulada los cuales se comportan como datos atípicos que afectan la calidad de las agrupaciones realizadas y que eventualmente son corregidos por el mismo algoritmo.

**Tabla 4.15.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla en L/T 21-22

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3,4,5,8,9,10} - {6,7}



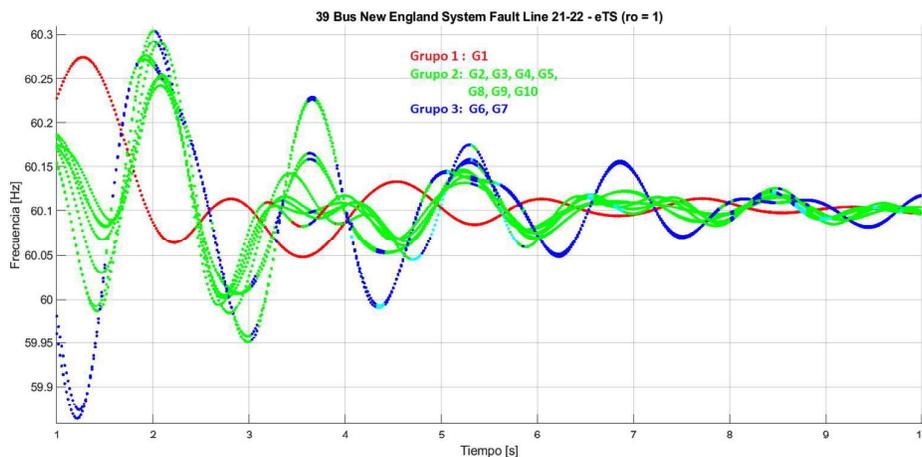
**Figura 4.30.** Resultados del algoritmo eCM – Caso falla en L/T 21-22

**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** La formación de la matriz de entrada se realiza con las señales estandarizadas de frecuencia y su derivada para cada generador del sistema en cada instante de tiempo.

En la Figura 4.31 se presentan los resultados del agrupamiento, el algoritmo aplicado a la señal de frecuencia define 3 grupos de generadores como se describe en la tabla 4.16. Sin embargo, a lo largo del tiempo y a medida que la dinámica del sistema cambia, el algoritmo trata de adaptarse a estos cambios y sus agrupaciones no son del todo adecuadas durante ciertos lapsos.

**Tabla 4.16.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 21-22

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3,4,5,8,9,10} - {6,7}



**Figura 4.31.** Resultados del algoritmo eTS – Caso falla en L/T 21-22

**PCA + Subclustering:** El ancho de la ventana se escoge de manera que cubra dos periodos del modo de oscilación mas lento determinado en el análisis Prony.

$$f_{osc} = 0.62468_{Hz}$$

$$ancho\ ventana = 2 * \left( \frac{1}{0.62468_{Hz}} \right) \approx 3.2_s$$

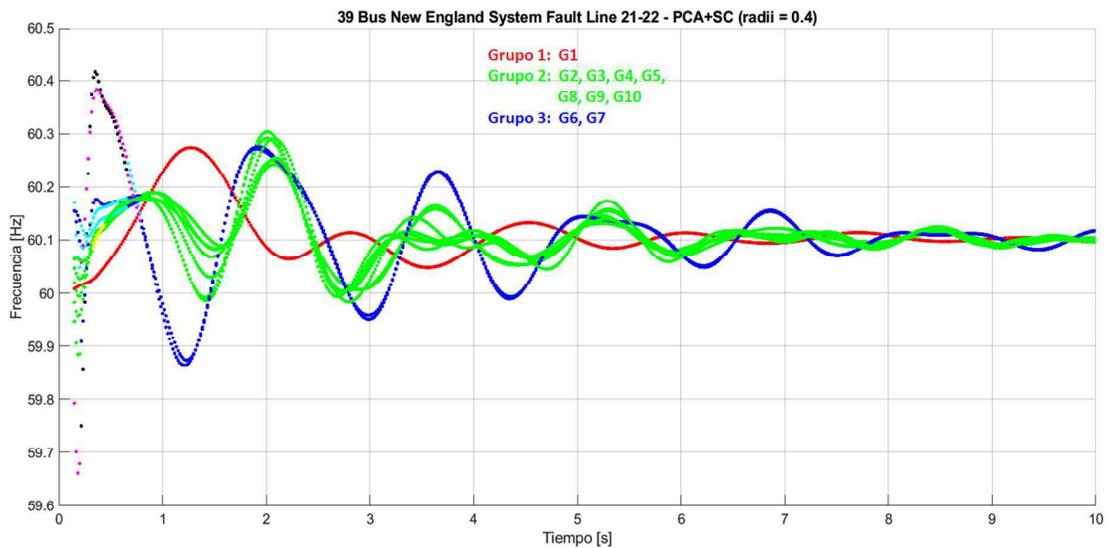
La matriz de entrada se forma empleando las señales de frecuencia y su derivada, las cuales son estandarizadas mediante el método Z-score y posteriormente se aplica la matriz de similitud.

Las agrupaciones resultantes se muestran en la Figura 4.32, en la cual se definen claramente 3 grupos, los cuales mantienen un comportamiento dinámico similar a lo largo

del intervalo de análisis. Durante los primeros instantes, las agrupaciones son erróneas debido a que el ancho de la ventana aún no es suficiente para completar el valor establecido y además los picos de la señal durante ese intervalo pueden ser considerados como datos atípicos lo cual afecta el desempeño del algoritmo.

**Tabla 4.17.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla en L/T 21-22

Nro. grupos	Agrupaciones
3	{1} - {2,3,4,5,8,9,10} - {6,7}



**Figura 4.32.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso falla en L/T 21-22

#### 4.1.1.4 Resultados para el sistema New England de 39 barras

A partir de los resultados obtenidos de los 3 casos de estudio del sistema New England de 39 barras y 10 generadores se puede observar que:

- La identificación de coherencia mediante análisis Prony requirió en varios de los casos considerar más de un solo modo oscilatorio e incluso se empleó la magnitud de los fasores de las componentes modales con la finalidad de obtener agrupaciones de mejor calidad.
- Para la aplicación de algoritmos de agrupamiento por lote se deben emplear las mediciones posteriores a la falla con la finalidad de mejorar la calidad de las agrupaciones realizadas, ya que los cambios bruscos en las señales no representan la dinámica total del sistema.
- Las algoritmos de agrupamiento por lote empleados han demostrado ser eficaces al momento de realizar las agrupaciones tanto para las señales de frecuencia como

para su derivada. Sin embargo, para las señales de ángulo de voltaje cuyas magnitudes difieren en gran medida es necesario realizar una normalización a las mismas, pero debido a la gran variabilidad de las señales las agrupaciones resultantes no son de buena calidad en varios casos. En la tabla 4.18 se indican los tiempos de cálculo para cada algoritmo de agrupamiento.

**Tabla 4.18.** Tiempo computacional para cada algoritmo de agrupamiento en bloque

Tiempo de ejecución por algoritmo de agrupamiento [ms]										
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS
<b>L/T 2-3</b>	0,47	16,18	7,83	26,32	0,61	0,72	0,78	32,00	5,78	1,40
<b>L/T 10-13</b>	1,61	14,53	7,74	24,56	1,34	1,19	4,09	53,73	10,26	3,26
<b>L/T 21-22</b>	0,58	9,97	6,07	25,77	0,51	0,53	0,63	43,37	4,49	0,75
<b>Promedio</b>	0,89	13,56	7,21	25,55	0,82	0,82	1,83	43,03	6,84	1,80

Estos resultados muestran que los algoritmos de agrupamiento jerárquicos sobresalen en su velocidad al momento de realizar una agrupación a partir de la matriz de datos.

- Los índices de validación aplicados a estas señales presentan resultados aceptables coincidiendo la gran mayoría de estos en un solo número óptimo de grupos para cada caso y las agrupaciones realizadas también son adecuadas. En la tabla 4.19 se presenta el cálculo promedio de los tiempos de cómputo de cada índice de validación para las diferentes agrupaciones obtenidas por los algoritmos de agrupamiento. En el anexo 2 se encuentra a detalle los tiempos de ejecución para cada caso de estudio.

**Tabla 4.19.** Tiempo de ejecución promedio por cada índice de validación acorde a las agrupaciones obtenidas por cada algoritmo de agrupamiento

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Promedio
<b>SI</b>	16.74	8.32	7.93	6.81	7.06	7.80	7.26	8.14	10.61	5.71	8.64
<b>DB</b>	53.91	51.67	47.65	49.57	54.47	44.64	45.64	43.27	59.03	33.28	48.31
<b>CH</b>	23.35	6.99	9.41	11.20	9.01	7.10	7.17	7.40	12.62	9.30	10.36
<b>D</b>	51.46	49.21	53.12	48.24	40.64	48.80	46.60	45.73	59.07	32.61	47.55
<b>RS</b>	47.91	43.48	44.72	43.37	41.76	43.82	42.20	46.51	56.28	30.36	44.04
<b>XB</b>	9.40	7.53	5.51	4.60	4.33	5.12	3.84	4.08	8.58	3.86	5.68
<b>P</b>	7.97	5.61	4.57	4.31	4.50	3.90	4.29	4.65	7.49	3.45	5.07
<b>Sep</b>	6.56	7.03	4.42	8.65	4.18	4.09	4.66	8.02	9.65	3.44	6.07

De la tabla 4.19 se puede apreciar que, sin importar el tipo de algoritmo de agrupamiento, a los índices de validación les toma aproximadamente el mismo tiempo de computo en evaluar las agrupaciones obtenidas. De estos índices, por su velocidad, destacan el índice Xie Beni, el índice de Partición y el índice de Separación.

- Al aplicar la metodología de algoritmos evolucionistas se supera el problema de establecer el número de grupos presentes en la matriz de datos ya que estos algoritmos determinan automáticamente los grupos en cada instante de tiempo. Para los algoritmos de ventana móvil es necesario contar con un análisis previo de los modos oscilatorios presentes para definir el ancho de la ventana de datos, lo cual vuelve a este algoritmo dependiente del estado operativo del sistema. En caso de no contar con información de los modos oscilatorios se ha determinado que una ventana de al menos 2s provee suficiente información para obtener agrupaciones adecuadas. En la tabla 4.20 se presenta el tiempo promedio que le toma a cada algoritmo realizar un agrupamiento a cada conjunto de mediciones de un mismo instante de tiempo.

**Tabla 4.20.** Tiempo de ejecución promedio por algoritmo de agrupamiento en línea

<b>Tiempo de ejecución promedio por algoritmo en línea [ms]</b>				
	<b>L/T 21-22</b>	<b>L/T 10-13</b>	<b>L/T 2-3</b>	<b>Promedio</b>
<b>eCM</b>	1.31	1.75	1.36	1.47
<b>eTS</b>	2.27	2.16	2.33	2.25
<b>PCA+SC</b>	1.65	1.64	1.74	1.68

- Para la evaluación de coherencia en tiempo real, las señales de frecuencia y derivada de la frecuencia son suficientes para categorizar adecuadamente los grupos de generadores existentes en el sistema de prueba. La normalización de estas señales mediante el método Z-score resultó en una mejora de las agrupaciones encontradas de igual manera que la aplicación de la matriz de similaridad.

#### **4.1.2 APLICACIÓN AL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO**

A partir de las mediciones obtenidas por las PMUs instaladas en el SNI se realizará el análisis y evaluación de los grupos coherentes ante diferentes fallas registradas en el sistema. Cabe indicar, que el análisis permitirá encontrar “áreas coherentes”, por cuanto NO se cuenta con mediciones sincrofasoriales en bornes de los generadores del SNI.

#### 4.1.2.1 Caso 1: 01 de julio de 2016

El 01 de Julio de 2016 alrededor de las 10h30 se produjo una falla en el reactor del circuito 1 de la línea de transmisión El Inga – San Rafael de 500 kV ocasionando la apertura de la misma y por ende la salida de la central Coca Codo Sinclair. Los eventos producidos provocaron la desconexión del enlace de 230 kV entre Colombia - Ecuador debido a la actuación del Esquema de Separación de Áreas y posteriormente la desconexión de carga debido al Esquema de Alivio de Carga por baja frecuencia.

La base de datos de este evento consiste de las mediciones de frecuencia, derivada de la frecuencia, fasores de voltaje y fasores de corriente registradas por las PMUs instaladas en las respectivas barras del sistema durante 7s posteriores a la falla.

#### Análisis Prony

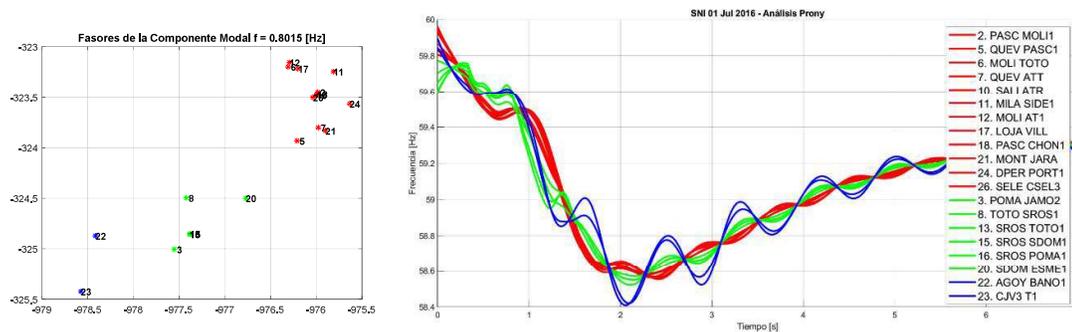
Se procede con la identificación de coherencia para el caso de estudio actual mediante análisis Prony, para lo cual se emplea la herramienta BPA/PNNL Ringdown Analysis Tool. Sin embargo, una de las limitaciones de esta herramienta es el límite de señales que se pueden analizar simultáneamente, por lo cual se procede a descartar 6 señales de la base de datos. En la tabla 4.21 se muestran las señales seleccionadas para continuar con el análisis Prony y las señales descartadas.

**Tabla 4.21.** Señales seleccionadas para análisis Prony – Caso 1 jul 2016

<b>Señales seleccionadas</b>	<b>Señales descartadas</b>
1. Pascuales – Molino 1	1. Molino – Pascuales 1
2. Pomasqui – Jamondino 2	2. Pascuales – Molino 2
3. Quevedo – Pascuales 1	3. Pomasqui – Jamondino 3
4. Molino – Totoras	4. Santa Rosa – Totoras 2
5. Quevedo - ATT	5. C. Trinitaria – TV1
6. Totoras – Santa Rosa 1	6. Santo Domingo – Baba
7. Salitral - ATR	
8. Milagro – San Idelfonso 1	
9. Molino - AT1	
10. Santa Rosa – Totoras 1	
11. Santa Rosa – Pomasqui 1	
12. Loja – Villonaco	
13. Pascuales – Chone 1	
14. Santo Domingo – Esmeraldas	
15. Montecristi – Jaramijó	
16. Agoyán – Baños 1	
17. C. Jivino III - T1	
18. Daule Peripa – Portoviejo 1	
19. Santa Rosa – Santo Domingo 1	
20. Santa Elena – C. Santa Elena 3	

Una vez seleccionadas las señales se procede a calcular los modos oscilatorios que se emplearán para determinar la coherencia del sistema.

En la Figura 4.33 se observa que para las mediciones de frecuencia obtenidas por las PMUs instaladas en el sistema el modo oscilatorio con frecuencia  $f_1 = 0.8015_{Hz}$  refleja la característica de coherencia de manera apropiada.



**Figura 4.33.** Resultados análisis Prony – Caso 01 jul 2016 (frecuencia)

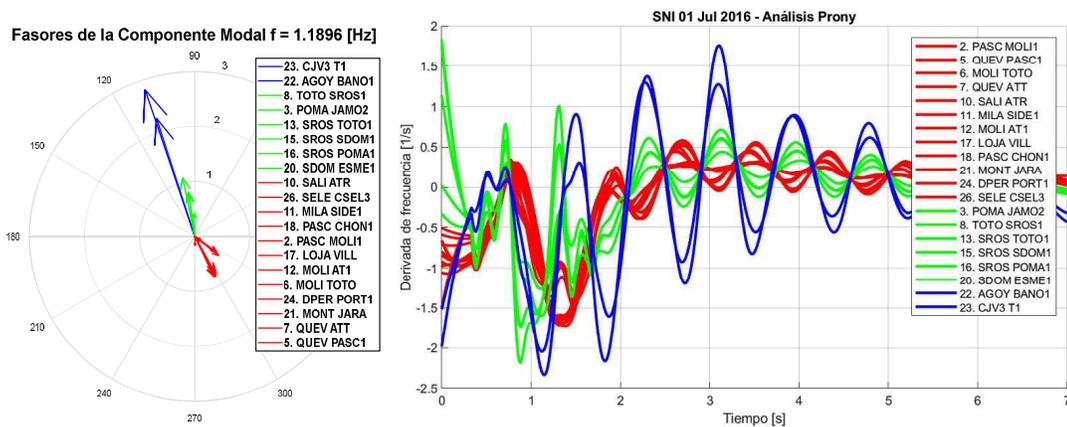
**Tabla 4.22.** Resultados del Análisis Prony – Caso 01 jul 2016 (frecuencia)

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Milagro	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral			

Para las mediciones de derivada de la frecuencia el modo oscilatorio con frecuencia  $f = 1.19_{Hz}$  identifica claramente la existencia de 3 agrupaciones, las cuales se detallan en la tabla 4.23 y resultan tener la misma composición que las agrupaciones de las mediciones de frecuencia.

**Tabla 4.23.** Resultados del Análisis Prony – Caso 01 jul 2016 (derivada de la frecuencia)

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Milagro	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral			

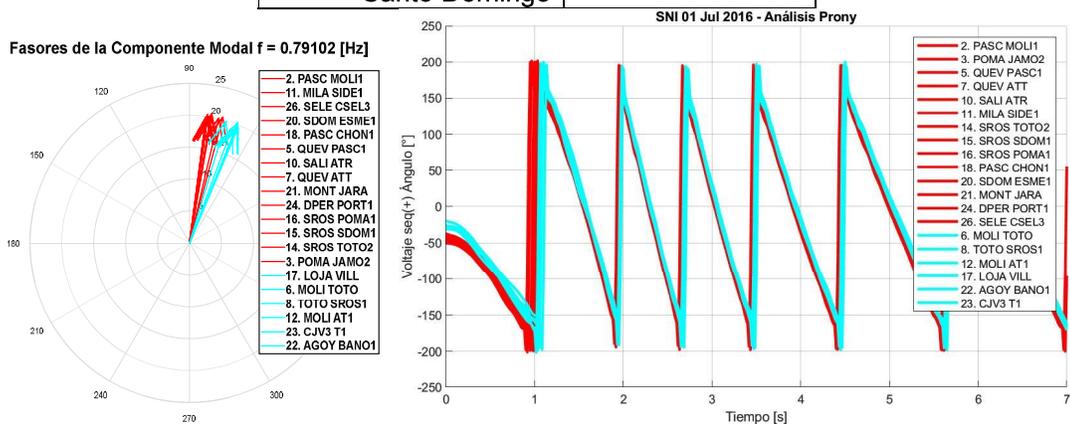


**Figura 4.34.** Resultados análisis Prony – Caso 01 jul 2016 (derivada de la frecuencia)

Para las mediciones del ángulo de voltaje se determinó la existencia de dos grupos. A pesar de que las señales de cada grupo son similares entre sí, estas agrupaciones no representan la coherencia del sistema a diferencia de las dos señales anteriores.

**Tabla 4.24.** Resultados del Análisis Prony – Caso 1 jul 2016 (ángulo del voltaje)

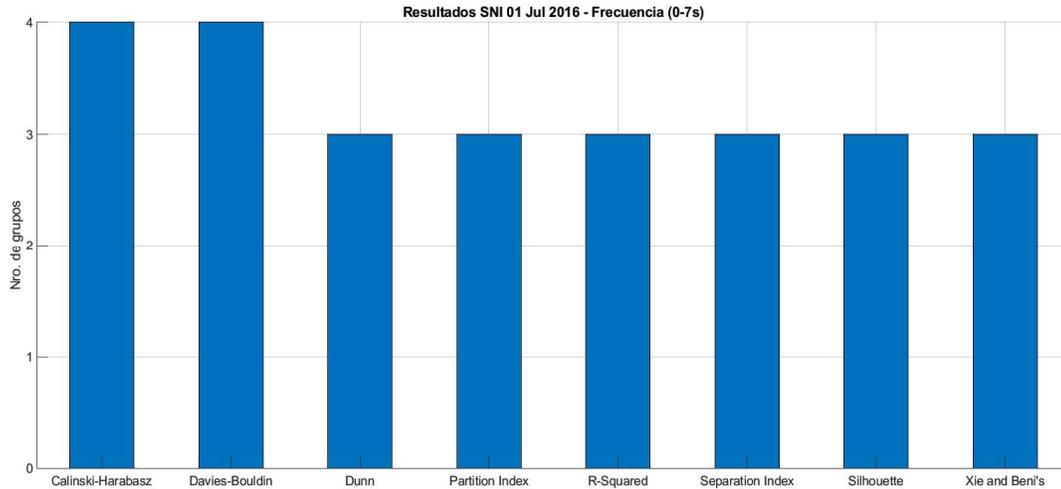
Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Santo Domingo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Loja</li> <li>• Totoras</li> <li>• Jivino</li> <li>• Agoyán</li> </ul>



**Figura 4.35.** Resultados análisis Prony – Caso 01 jul 2016 (ángulo del voltaje)

## Agrupamiento Offline

Se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento por lote y los índices de validación a las mediciones de frecuencia para determinar el número de grupos óptimos que existen en la matriz de datos del caso de estudio. La gran mayoría de los índices determinan la existencia de 3 grupos coherentes entre sí y las agrupaciones obtenidas son idénticas a los resultados del análisis Prony.

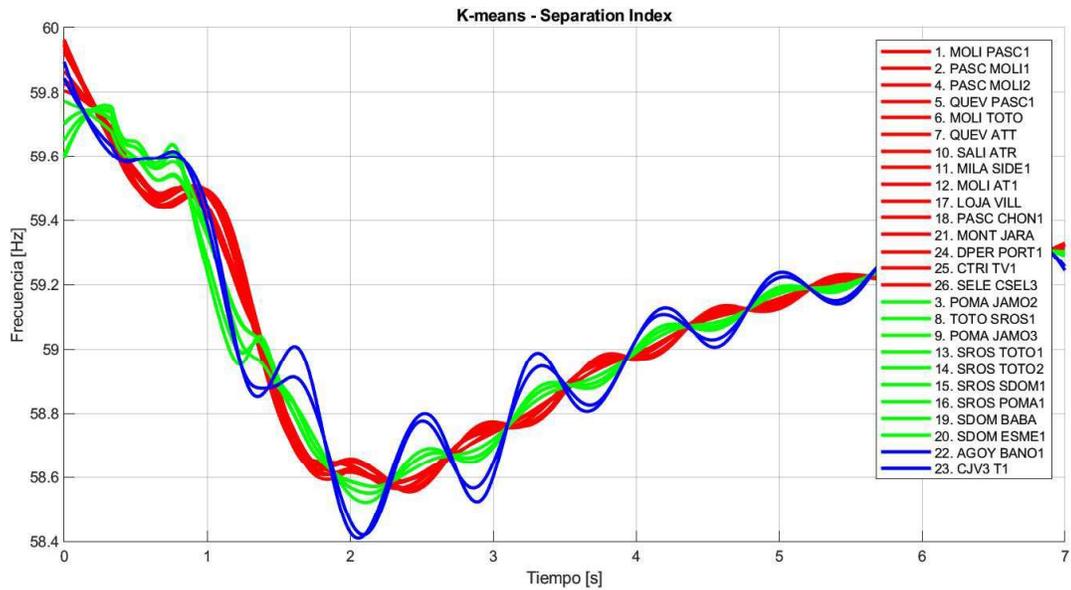


**Figura 4.36.** Resultados de los índices de validación – Caso 01 jul 2016 (frecuencia)

Los índices CH y DB determinaron que en la matriz de datos de frecuencia existen 4 grupos, no obstante, estas agrupaciones resultan ser la descomposición de un grupo mayor determinado por los demás índices y se encuentra innecesaria esta separación. En la Figura 4.37 se presentan las agrupaciones realizadas para las mediciones de frecuencia considerando 3 grupos coherentes en el sistema.

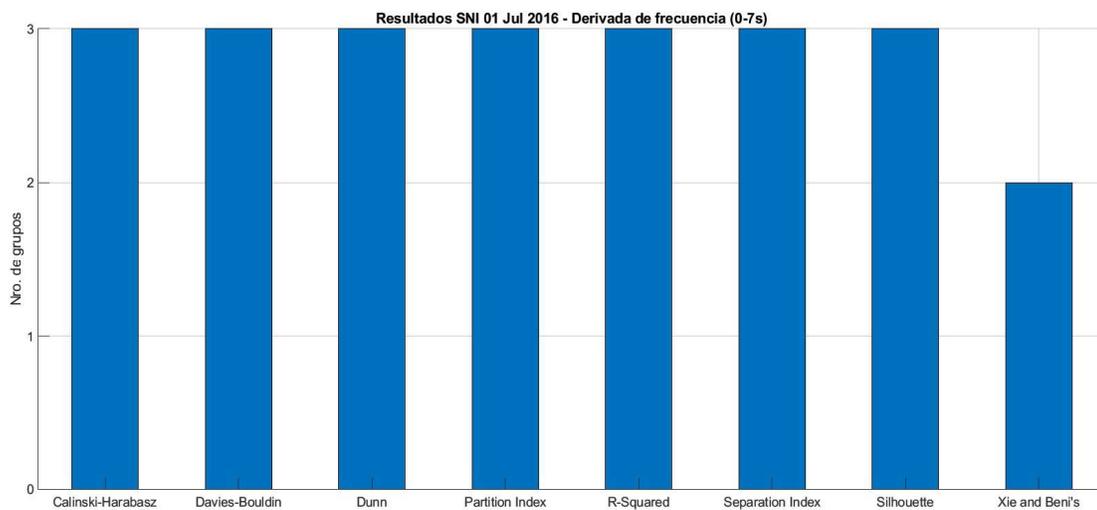
**Tabla 4.25.** Resultados algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 1 jul 2016 (frecuencia)

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Trinitaria	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral	• Milagro		

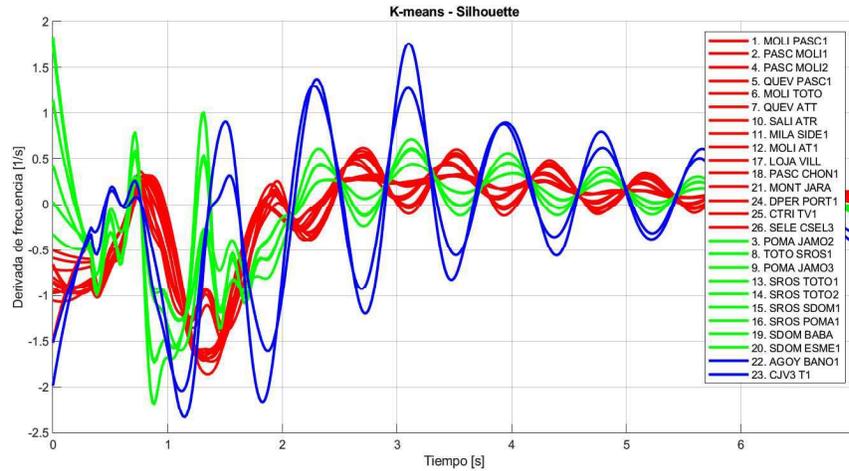


**Figura 4.37.** Resultados del algoritmo k-means para 3 grupos – Caso 01 jul 2016 (frecuencia)

Los resultados obtenidos para las mediciones de la derivada de la frecuencia muestran que el número óptimo de grupos presentes es de igual manera 3 y la composición de sus agrupaciones son idénticas a los resultados anteriores.



**Figura 4.38.** Resultados de los índices de validación – Caso 01 jul 2016 (derivada de la frecuencia)

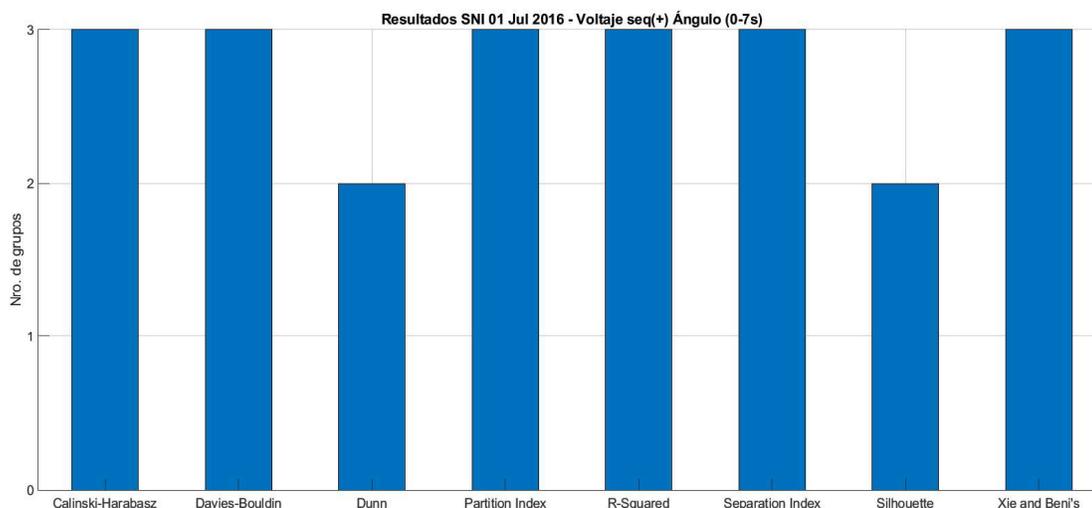


**Figura 4.39.** Resultados del algoritmo k-means para 3 grupos – Caso 01 jul 2016 (derivada de la frecuencia)

**Tabla 4.26.** Resultados algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 1 jul 2016 (derivada de la frecuencia)

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Trinitaria	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral	• Milagro		

Acorde a los índices de validación aplicados a las mediciones de ángulo de voltaje, el número óptimo de grupos es 3. Sin embargo, la mayoría de las agrupaciones realizadas por cada algoritmo son inconsistentes entre sí y no representan la coherencia del sistema, por tal razón esta variable no puede ser utilizada para determinar los grupos coherentes en tiempo real en la siguiente etapa.



**Figura 4.40.** Resultados de los índices de validación – Caso 01 jul 2016 (ángulo del voltaje)

Considerando que el número óptimo de grupos es 3, se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento planteados en la metodología y en la tabla 4.27 se indica para cada variable cuales algoritmos han realizado de manera correcta las agrupaciones descritas en la tabla 4.25.

**Tabla 4.27.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 01 jul 2016

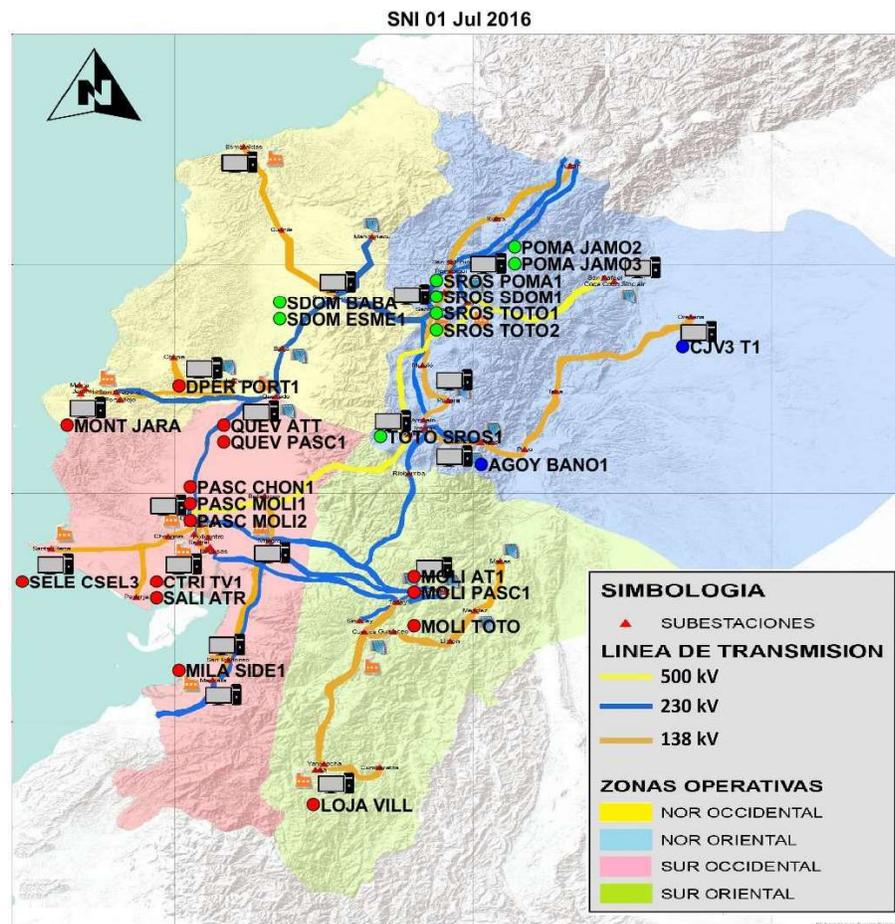
	PAM	K-means	FCM	K-medoids	HC single	HC complete	HC centroid	AP	PCA +SC	DBS
$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓
$df$	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✓
$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗

Para la señal de frecuencia solamente el algoritmo de agrupamiento PCA+Subclustering no fue capaz de realizar una agrupación adecuada considerando que existen 3 grupos de generadores coherentes; mientras que el resto de los algoritmos determinaron adecuadamente las agrupaciones.

Para la variable de derivada de la frecuencia, el algoritmo de agrupamiento basado en funciones de densidad, PCA+Subclustering, no fue capaz de determinar las agrupaciones adecuadas, al igual que el algoritmo jerárquico Hierarchical Single. Sin embargo, el resto de los algoritmos de agrupamiento determinan los grupos que se detallan en la tabla 4.26 y son idénticos a los resultados de la variable de frecuencia y a los obtenidos por análisis Prony.

Como se mencionó previamente, la variable de ángulo de voltaje no presenta el patrón de coherencia del sistema por lo cual ningún algoritmo realizó las agrupaciones descritas por las demás variables.

En la Figura 4.41 se presenta la distribución geográfica de las agrupaciones determinadas mediante esta metodología aplicada a este caso en particular. Los resultados tienen relación a la ubicación física de las PMU en el SNI en el cual se puede identificar la formación de 3 grupos.

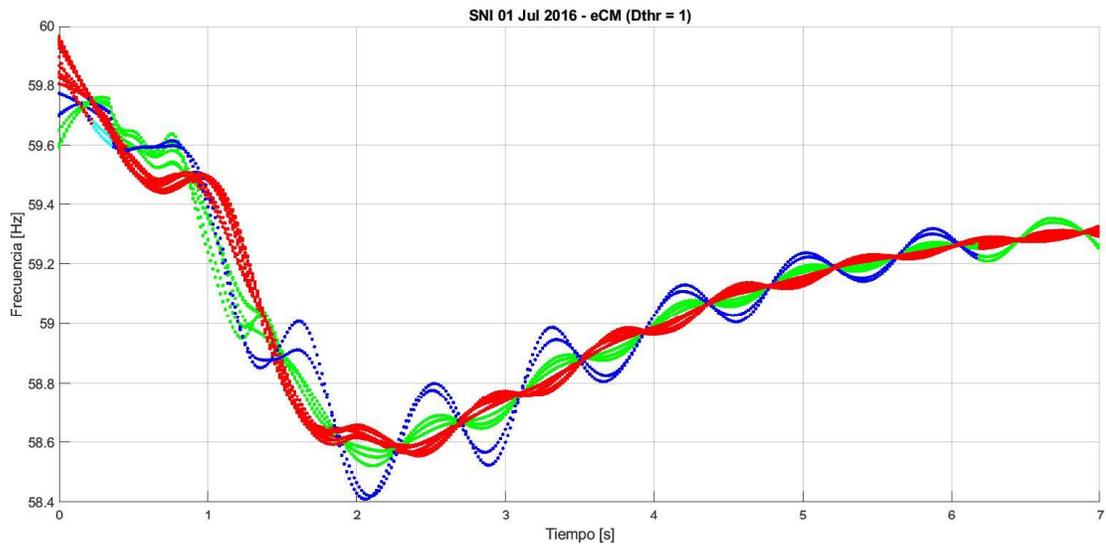


**Figura 4.41.** Distribución geográfica de las PMU en el SNI – Caso de falla 01 jul 2016

### Agrupamiento Online

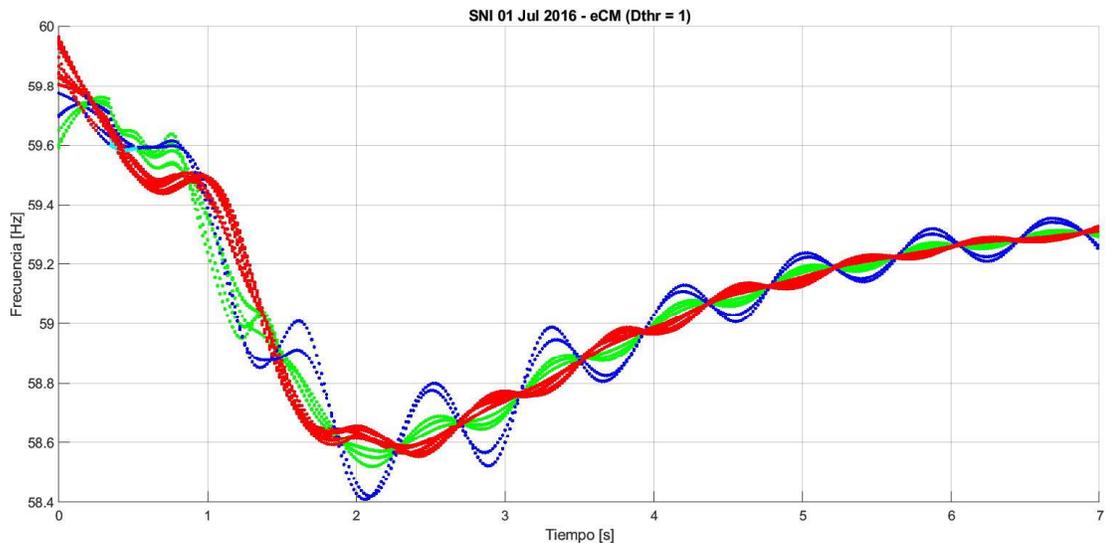
**Evolving Clustering Method (eCM):** Se emplean las señales estandarizadas por el método Z-score de frecuencia y derivada de la frecuencia para evaluar la coherencia del sistema de prueba en tiempo real. Con el objetivo de obtener mejores agrupaciones a lo largo del tiempo se emplea la matriz de similitud.

Como se puede observar en la Figura 4.42 el algoritmo de agrupamiento bajo el método de normalización mencionado diferencia 3 grupos durante los primeros 6.17s y posteriormente disminuyen a 2 debido a que las distancias entre estas señales se reducen lo suficiente para que el algoritmo las considere como un solo grupo.



**Figura 4.42.** Resultados del algoritmo eCM (Z-score) – Caso 01 jul 2016

En la Figura 4.43. se presenta un segundo caso de este algoritmo, en el cual se normalizan las señales dentro de un rango de 0 a 1. Los resultados obtenidos para este caso son que las tres agrupaciones se mantienen a lo largo de todo el intervalo de tiempo bajo estudio. Las agrupaciones realizadas se describen en la tabla 4.28.



**Figura 4.43.** Resultados del algoritmo eCM (Rango)– Caso 01 jul 2016

**Tabla 4.28.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 01 jul 2016

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Trinitaria	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral	• Milagro		

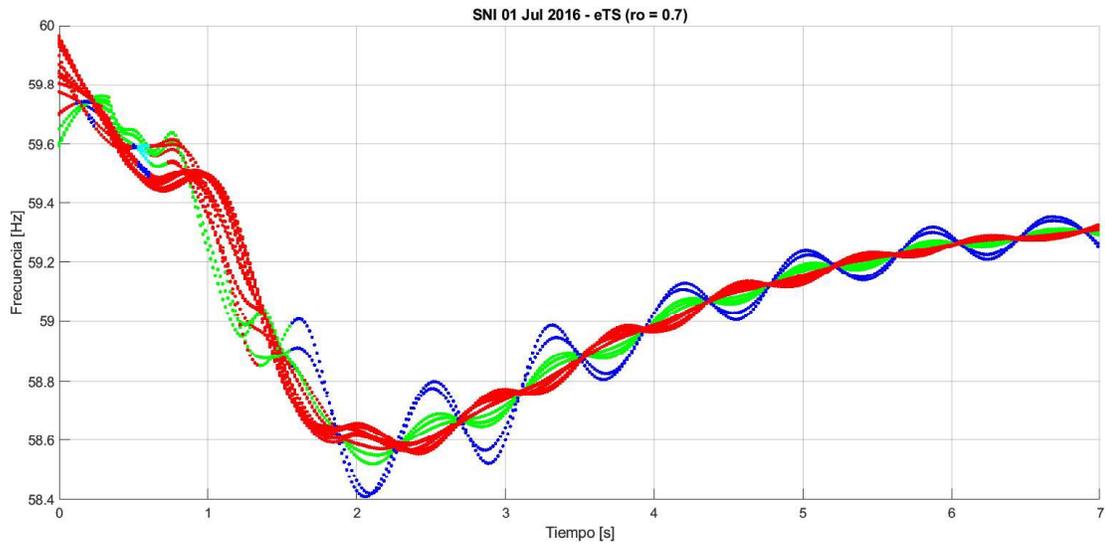
**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** Se realiza la implementación de este algoritmo mediante la normalización de las mediciones de frecuencia y derivada de la frecuencia empleando el método Rango y la matriz de similaridad. Para la matriz de entrada resultante el algoritmo evolucionista identifica inicialmente 2 grupos existentes y eventualmente se corrige a sí mismo con el cambio en la dinámica del sistema para identificar las 3 agrupaciones que se detallan en la tabla 4.29.

**Tabla 4.29.1** Resultados del algoritmo eTS para  $t = 0_s - 1.55_s$

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)
• Quevedo	• Trinitaria	• Pomasqui
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa
• Pascuales	• Santa Elena	
• Loja	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Totoras	
• Salitral	• Jivino	
• Milagro	• Agoyán	

**Tabla 4.29.2.** Resultados del algoritmo eTS para  $t = 1.55_s - 7_s$

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
• Quevedo	• Santa Elena	• Pomasqui	• Jivino
• Molino	• Montecristi	• Santa Rosa	• Agoyán
• Pascuales	• Trinitaria	• Santo Domingo	
• Daule Peripa	• Loja	• Totoras	
• Salitral	• Milagro		

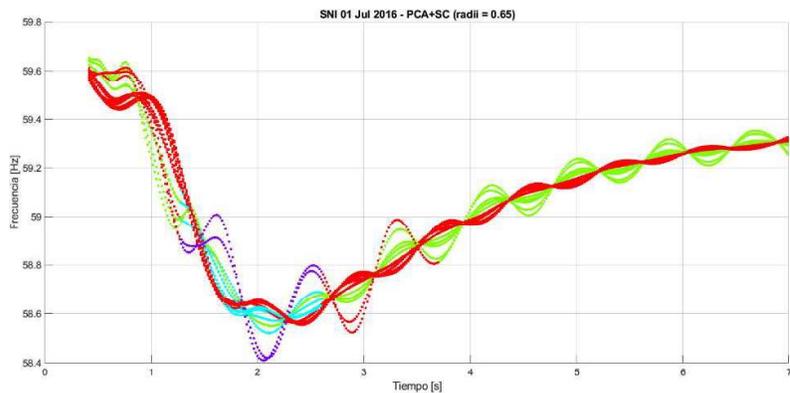


**Figura 4.44.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 01 jul 2016

**PCA+Subclustering:** Acorde al análisis Prony realizado en la etapa anterior, la frecuencia de oscilación más baja es de 1.1127 Hz, con lo cual el ancho de la ventana se calcula como se indica a continuación:

$$f_{osc} = 1.1127_{Hz} \qquad ancho\ ventana = 2 * \left( \frac{1}{1.1127_{Hz}} \right) \approx 1.8_s$$

El preprocesamiento de la matriz de entrada, formada por las mediciones de frecuencia y derivada de la frecuencia, ha sido sometida a los diferentes métodos de normalización sin obtenerse agrupaciones adecuadas. El algoritmo de ventana móvil resultó no ser adecuado para determinar la coherencia en este caso, esto era de esperarse ya que en la etapa de agrupación offline se obtuvieron resultados similares para los algoritmos basados en funciones de densidad. En la Figura 4.45 se puede observar un ejemplo de las agrupaciones realizadas.



**Figura 4.45.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 01 jul 2016

#### 4.1.2.2 Caso 2: 02 de marzo de 2018

El 02 de marzo de 2018 alrededor de las 15h21 se produjo una falla en el SNI, la cual provocó la separación del sistema en dos islas independientes.

La base de datos de este evento consiste de las mediciones de frecuencia, fasores de voltaje de secuencia positiva, negativa y cero, fasores de corriente de secuencia positiva, negativa y cero, potencia activa y potencia reactiva registradas por las PMUs instaladas en las respectivas barras del sistema. El tiempo registrado para este evento es de 150s.

#### Análisis Prony

Para el caso de estudio actual no se cuenta con mediciones de la derivada de la frecuencia, razón por la cual en la presenta etapa solo se evaluarán las señales de frecuencia y ángulo del voltaje. Señales de las cuales se determinan los modos oscilatorios inter-área y se identifican los grupos de generadores coherentes.

En la tabla 4.30 se muestran las señales seleccionadas para continuar con el análisis Prony y las señales descartadas.

**Tabla 4.30.** Señales empeladas para Análisis Prony – Caso 02 mar 2018

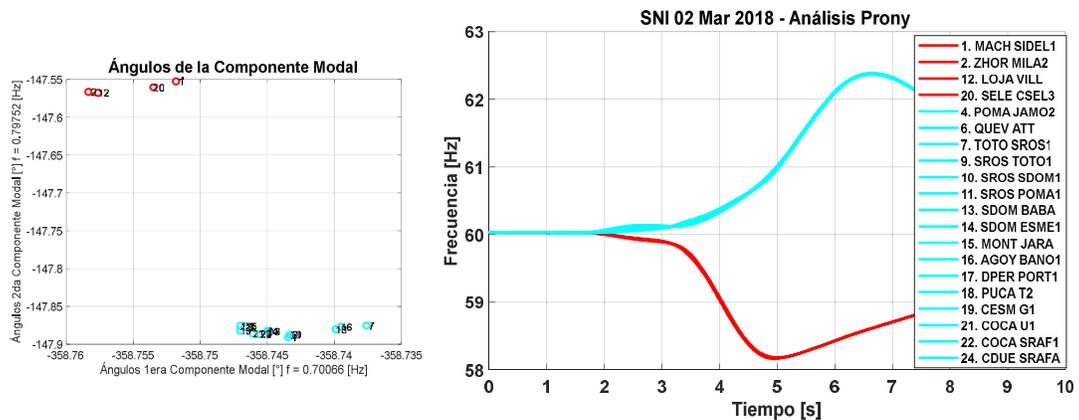
<b>Señales seleccionadas</b>	<b>Señales descartadas</b>
1. Machala – San Idelfonso 1	1. Quevedo – Pascuales 1
2. Zhoray – Milagro 2	2. Pomasqui – Jamondino 3
3. Santa Rosa – Santo Domingo 1	3. Santa Rosa – Totoras 2
4. Pomasqui – Jamondino 2	4. Coca Codo – San Rafael 2
5. Quevedo – ATT	
6. Totoras – Santa Rosa 1	
7. Santa Rosa – Totoras 1	
8. Santa Rosa – Pomasqui 1	
9. Loja – Villonaco	
10. Santo Domingo – Baba	
11. Santo Domingo – Esmeraldas 1	
12. Montecristi – Jaramijó	
13. Agoyán – Baños 1	
14. Daule Peripa -Portoviejo 1	
15. Pucará – T2	
16. C. Esmeraldas – G1	
17. Santa Elena – C. Santa Elena 3	
18. Coca Codo – U1	
19. Coca Codo – San Rafael 1	
20. C. Due – San Rafael	

Mediante análisis Prony, se determinó que para la señal de frecuencia las componentes modales que reflejan la característica de coherencia les corresponde las siguientes

frecuencias  $f_1 = 0.70066_{Hz}$  y  $f_2 = 0.79752_{Hz}$ . Se identifican dos grupos de generadores los cuales se detallan en la tabla 4.31.

**Tabla 4.31.** Resultados del Análisis Prony – Caso 02 mar 2018 (frecuencia)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Machala</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Loja</li> <li>• Santa Elena</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> <li>• Esmeraldas</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>



**Figura 4.46.** Resultados del Análisis Prony – Caso 02 mar 2018 (ángulo del voltaje)

Para las mediciones de ángulo de voltaje el modo oscilatorio con frecuencia  $f_1 = 0.086991_{Hz}$  identifica claramente 2 grupos entre las señales bajo análisis. Las agrupaciones realizadas coinciden con las obtenidas con la señal de frecuencia como se indica en la tabla 4.32.

**Tabla 4.32.** Resultados del Análisis Prony – Caso 02 mar 2018 (ángulo del voltaje)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Machala</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Loja</li> <li>• Santa Elena</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> <li>• Esmeraldas</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>

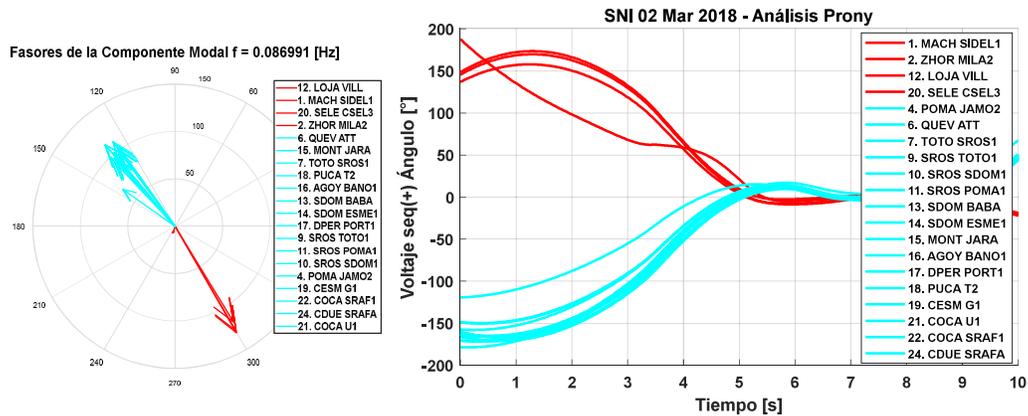


Figura 4.47. Resultados del Análisis Prony – Caso 02 mar 2018 (ángulo del voltaje)

### Agrupamiento Offline

La evaluación de coherencia para el presente caso de estudio se la realizará a los primeros 10s registrados por las unidades de medición sincrofasorial, lapso suficiente para caracterizar la coherencia dinámica del sistema.

Al aplicar la metodología correspondiente a esta etapa se identificó que para las mediciones de frecuencia existen 2 grupos de generadores coherentes acorde a la mayoría de los índices de validación.

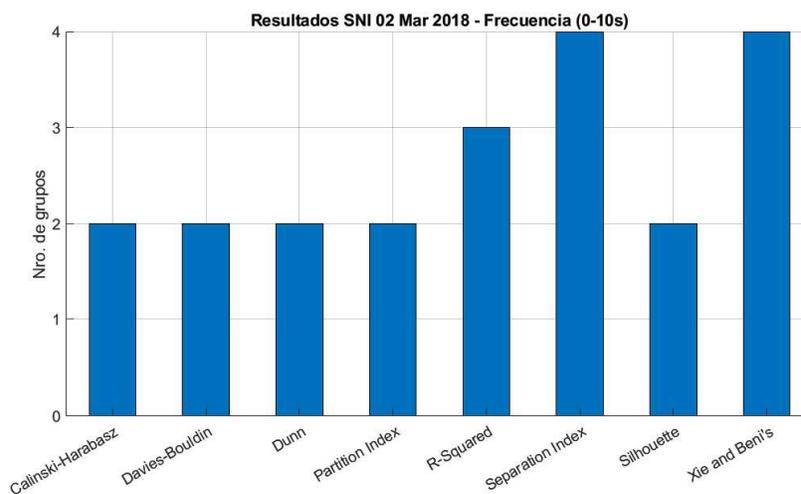
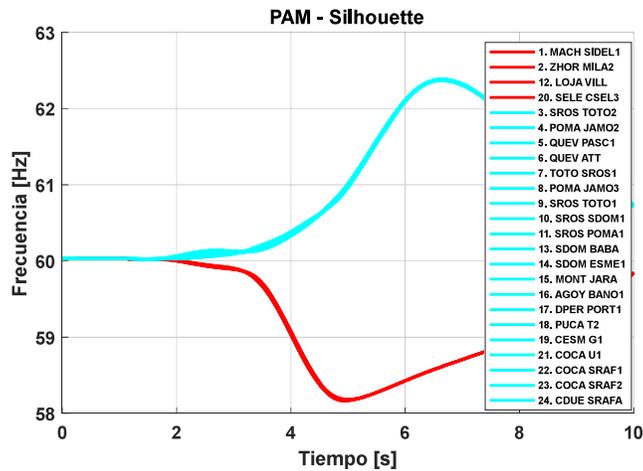


Figura 4.48. Resultados de los índices de validación – Caso 02 mar 2018 (frecuencia)

Como se puede observar en la Figura 4.48 las agrupaciones realizadas son idénticas a las obtenidas mediante análisis Prony y las señales que fueron excluidas en dicha etapa son agregadas adecuadamente en la etapa actual.

**Tabla 4.33.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 02 mar 2018  
(frecuencia)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (celeste)	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Machala</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Loja</li> <li>• Santa Elena</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> <li>• C. Esmeraldas</li> </ul>



**Figura 4.49.** Resultados de PAM para 2 grupos – Caso 02 mar 2018 (frecuencia)

Para las mediciones de ángulo del voltaje el número de grupos óptimos difiere entre 2 y 4 grupos, esto se debe a que dentro de la matriz de mediciones existen 2 señales que, al momento inicial de la falla registrada, la medición de sus ángulos difiere considerablemente del resto de señales. En la tabla 4.33 se presentan las agrupaciones respectivas para los 4 grupos encontrados. La señal de la PMU Coca U1 puede ser agregada perfectamente con el grupo 3 y la señal de Zhoray – Milagro 2 puede unirse con el grupo 1.

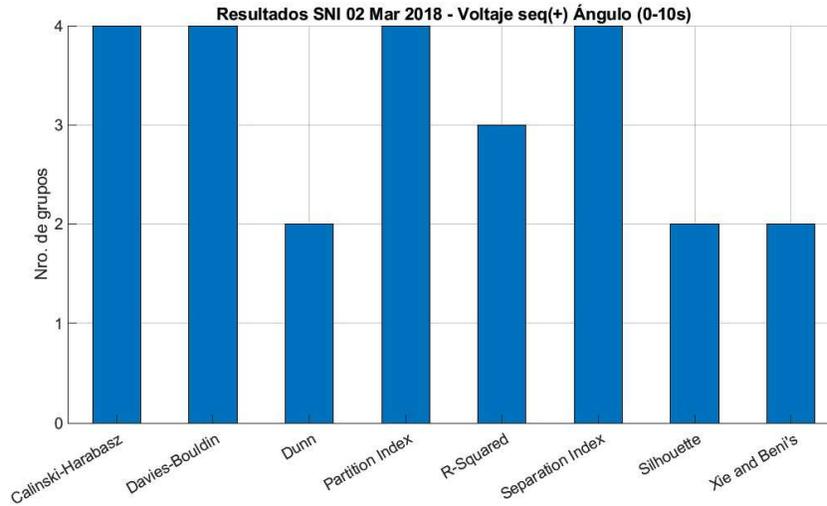


Figura 4.50. Resultados de los índices de validación – Caso 02 mar 2018 (ángulo de voltaje)

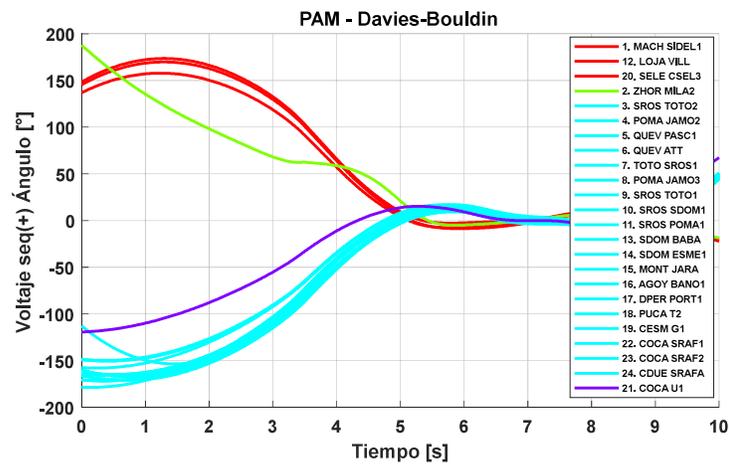


Figura 4.51. Resultados de PAM para 4 grupos – Caso 02 mar 2018 (ángulo del voltaje)

Tabla 4.34. Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 02 mar 2018 (ángulo del voltaje)

Grupo A		Grupo B		
Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (celeste)		Grupo 4 (morado)
<ul style="list-style-type: none"> <li>Machala</li> <li>Loja</li> <li>Santa Elena</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Zhoray</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Santa Rosa</li> <li>Pomasqui</li> <li>Quevedo</li> <li>Totoras</li> <li>Santo Domingo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Montecristi</li> <li>Agoyán</li> <li>Daule</li> <li>Peripa</li> <li>Pucará</li> <li>Esmeraldas</li> <li>Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Coca Codo-U1</li> </ul>

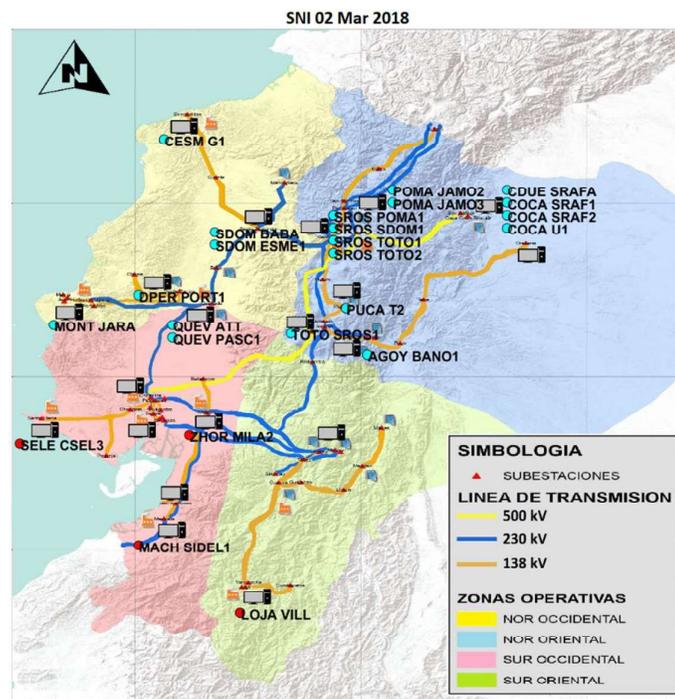
Considerando que el número óptimo de grupos es 2, se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento planteados en la metodología y en la tabla 4.35 se indica para cada variable cuales algoritmos han realizado de manera correcta las agrupaciones descritas en la tabla 4.33.

**Tabla 4.35.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 02 mar 2018

	PAM	K-means	FCM	K-medoids	HC single	HC complete	HC centroid	AP	PCA +SC	DBS
$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
$\theta_v$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Tanto para la variable de frecuencia como para el ángulo del voltaje todos los algoritmos realizaron las agrupaciones descritas en la tabla 4.33 indicando que cuando los grupos de la matriz de datos se encuentran bien diferenciados entre sí, estos algoritmos no tienen ningún problema en realizar las agrupaciones respectivas.

Finalmente, en la Figura 4.52 se presenta la distribución geográfica de las PMUs agrupadas mediante esta metodología. Se puede apreciar como las PMUs de las zonas operativas Noroccidental y Nororiental forman el primer grupo de generadores coherentes, mientras las PMUs ubicadas en las Zonas Operativas Sur Oriental y sur Occidental del SNI forman el segundo grupo.

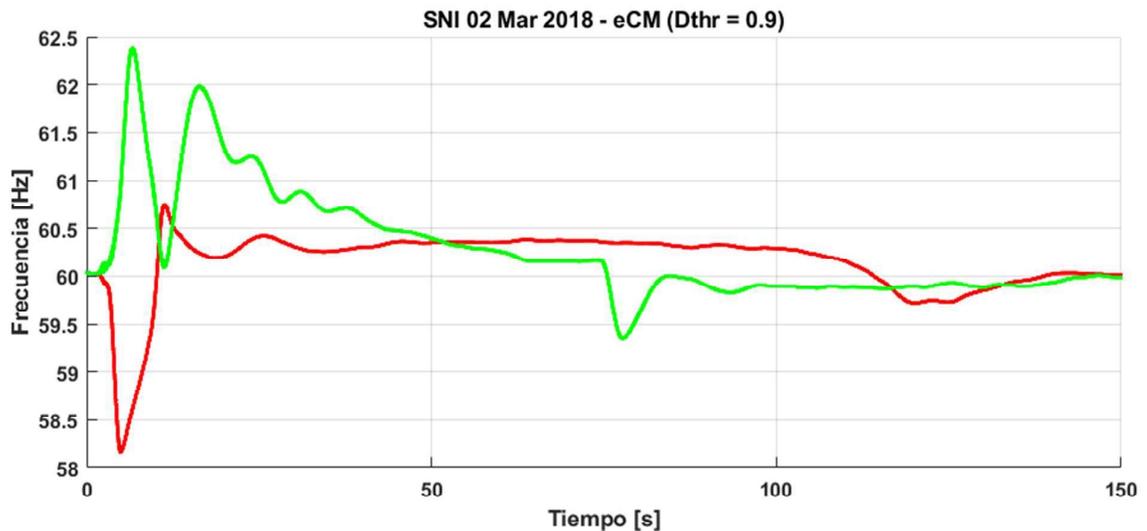


**Figura 4.52.** Ubicación geográfica de las PMU en el SNI - Caso 02 mar 2018

## Agrupamiento Online

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** La aplicación de este algoritmo evolucionista se realiza mediante la estandarización de las señales de frecuencia y ángulo del voltaje medidos en sus respectivas barras, mediante el método Z-score, adicionalmente se aplica la matriz de similitud para obtener mejores agrupaciones.

En la Figura 4.53 se observa como este algoritmo determina la existencia de las dos agrupaciones existentes, las cuales son consistentes a lo largo del intervalo de tiempo registrado debido a un buen preprocesamiento de la matriz de entrada.

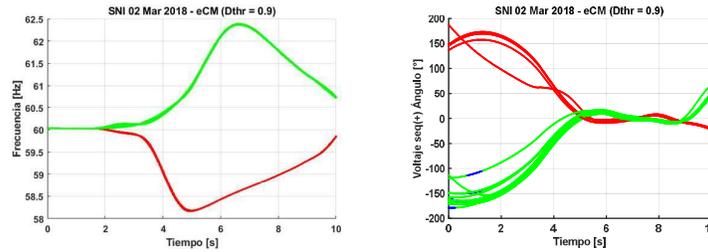


**Figura 4.53.** Resultados del algoritmo eCM - Caso 02 mar 2018

En la Figura 4.54 se presenta un acercamiento a los primeros 10s de las mediciones tanto de frecuencia como de ángulo del voltaje, en las cuales se aprecia como durante estos primeros segundos las agrupaciones realizadas presentan ciertos errores debido a la señal del ángulo del voltaje, en la cual se identifican dos grupos desde el primer instante y la señal de la unidad 1 de Coca Codo (Coca Codo – U1) intenta separarse de grupo en uno propio, lo cual es corregido por el mismo algoritmo y alrededor de 1.25s se identifican claramente las dos agrupaciones.

**Tabla 4.36.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 02 mar 2018

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	
• Machala	• Santa Rosa	• Montecristi
• Zhoray	• Pomasqui	• Agoyán
• Loja	• Quevedo	• Daule Peripa
• Santa Elena	• Totoras	• Pucará
	• Santo Domingo	• C. Esmeraldas
	• Coca Codo	



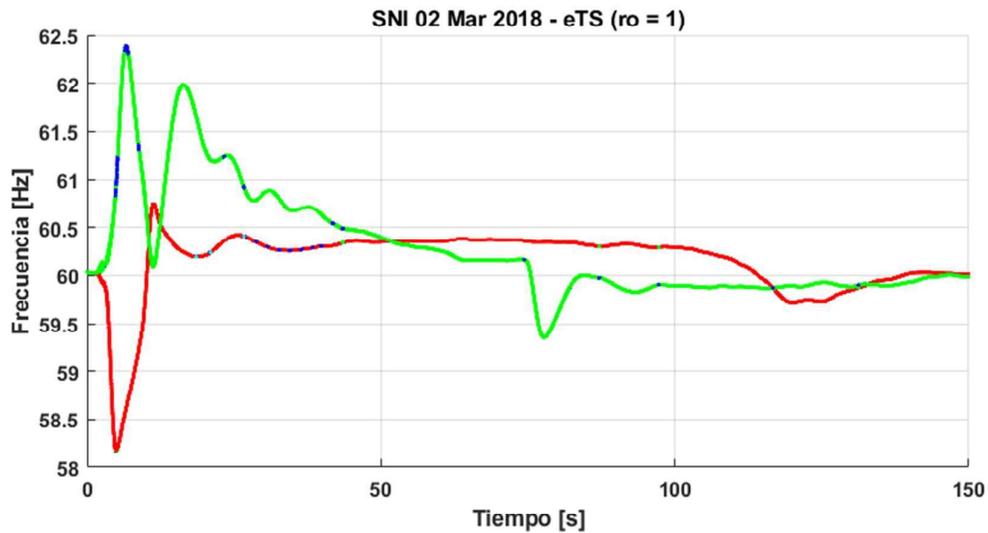
**Figura 4.54.** Resultados del algoritmo eCM - Caso 02 mar 2018 (frecuencia y ángulo del voltaje)

**Evolving Takagi-Sugeno:** En una primera instancia se emplearon las mediciones estandarizadas, por Z-score, de frecuencia y ángulo del voltaje: dando como resultado agrupaciones inconsistentes a lo largo del tiempo.

Como solución se calcula e incorpora a la matriz de entrada la variable de la variación de la frecuencia respecto al tiempo (derivada de la frecuencia) con la finalidad de obtener mejores agrupaciones, de manera similar se estandariza cada medición mediante Z-score y en la Figura 4.55 se observa los resultados obtenidos. Durante todo el intervalo de tiempo existen pequeños lapsos donde el algoritmo intenta crear un nuevo grupo, dicho comportamiento se debe a las señales de las PMU Zhoray – Milagro 2 o la PMU Coca Codo – U1, las cuales han sido mencionadas en la etapa de Agrupamiento Offline causando problemas similares. No obstante, a lo largo de todo el periodo registrado, el algoritmo fue capaz de identificar los 2 grupos de generadores coherentes.

**Tabla 4.37.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 02 mar 2018

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	
• Machala	• Santa Rosa	• Montecristi
• Zhoray	• Pomasqui	• Agoyán
• Loja	• Quevedo	• Daule Peripa
• Santa Elena	• Totoras	• Pucará
	• Santo Domingo	• C. Esmeraldas
	• Coca Codo	



**Figura 4.55.** Resultados del algoritmo eTS- Caso 02 mar 2018

**PCA+Subclustering:** El ancho de la ventana móvil de los datos se calcula en función de los modos oscilatorios obtenidos mediante la etapa de análisis Prony como se indica a continuación:

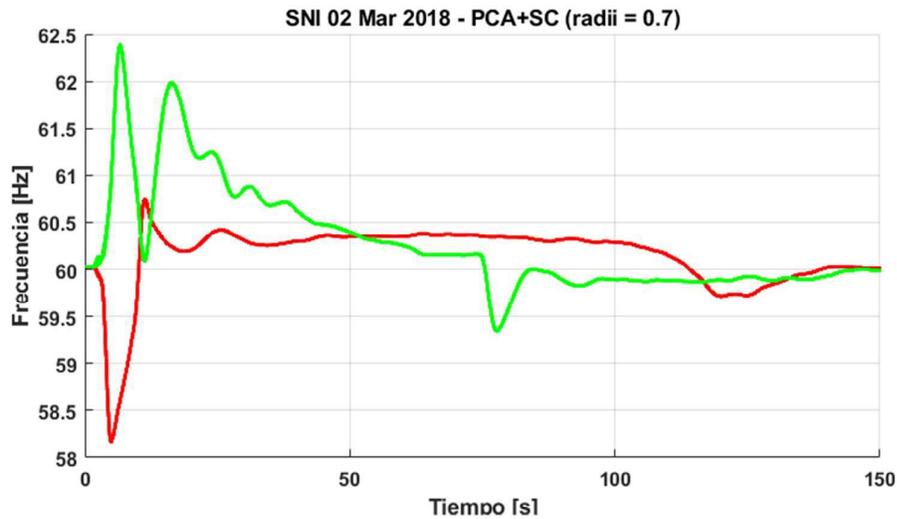
$$f_{osc} = 0.69282_{Hz}$$

$$ancho\ ventana = 2 * \left( \frac{1}{0.69282_{Hz}} \right) \approx 2.9_s$$

Se construye la matriz de entrada para este algoritmo con las mediciones de frecuencia y ángulo del voltaje registradas por las PMU, no se realiza ninguna normalización a las variables, pero se emplea la matriz de similitud. Los resultados obtenidos se observan en la Figura 4.56 y se detallan en la tabla 4.38.

**Tabla 4.38.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 02 mar 2018

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	
• Machala	• Santa Rosa	• Montecristi
• Zhoray	• Pomasqui	• Agoyán
• Loja	• Quevedo	• Daule Peripa
• Santa Elena	• Totoras	• Pucará
	• Santo Domingo	• C. Esmeraldas
	• Coca Codo	



**Figura 4.56.** Resultados del algoritmo PCA+SC- Caso 02 mar 2018

#### 4.1.2.3 Caso 3: 10 de enero de 2019

El 10 de enero de 2019, alrededor de las 19h30 se produjo un evento que fue registrado por las PMUs del SNI, la base de datos de este evento consiste de las mediciones de frecuencia, fasores de voltaje de secuencia positiva y fasores de corriente de secuencia positiva. El tiempo registrado para este evento es de 30s.

#### Análisis Prony

La base de datos disponible no cuenta con mediciones de la derivada de la frecuencia, razón por la cual en esta etapa y la siguiente solo serán analizadas las señales de frecuencia y el ángulo del voltaje.

En total se cuenta con las mediciones de 30 PMUs por lo cual en la tabla 4.38 se indican cuales serán empleadas en esta etapa.

**Tabla 4.39.** Señales empeladas para Análisis Prony – Caso 10 ene 2019

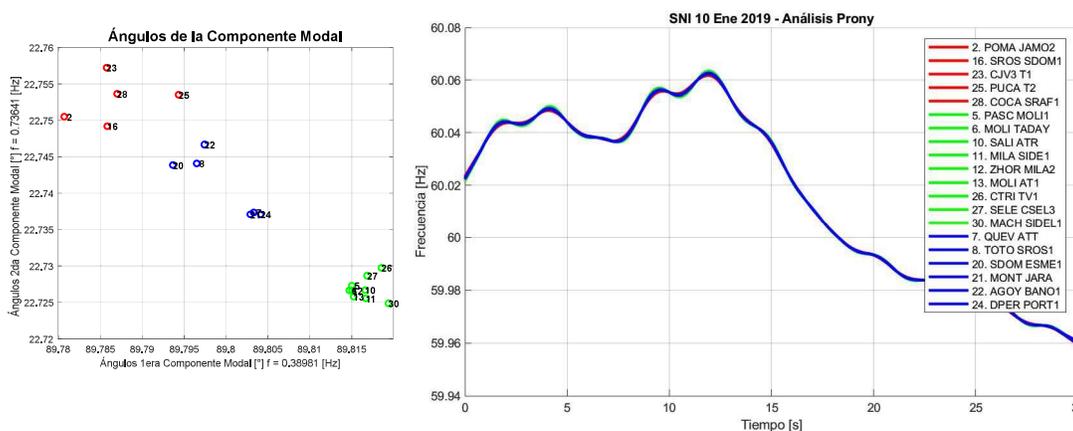
<b>Señales seleccionadas</b>	<b>Señales descartadas</b>
1. Pomasqui – Jamandino 2	1. Molino – Pascuales 1
2. Pascuales – Molino 2	2. Pascuales – Molino 2
3. Molino – Taday	3. Quevedo – Pascuales 1
4. Quevedo – ATT	4. Pomasqui – Jamandino 3
5. Totoras – Santa Rosa 1	5. Santa Rosa – Totoras 2
6. Salitral – ATR	6. Santa Rosa – Totoras 1
7. Milagro – San Idelfonso 1	7. Santa Rosa – Pomasqui 1
8. Zhoray – Milagro 2	8. Pascuales – Chone 1
9. Molino – AT1	9. Santo Domingo – Baba
10. Santa Rosa – Santo Domingo 1	10. Coca Codo – San Rafael 2
11. Santo Domingo – Esmeraldas 1	
12. Montecristi – Jaramijó	

13. Agoyán – Baños 1 14. C. Jivino III – T1 15. Daule Peripa – Portoviejo 1 16. Pucará – T2 17. C. Trinitaria – TV1 18. Santa Elena – C. Santa Elena 3 19. Coca Codo – San Rafael 1 20. Machala – San Idelfonso	
--	--

Una vez seleccionadas las señales se procede a determinar los grupos coherentes acorde a los modos oscilatorios obtenidos mediante análisis Prony. Para la señal de frecuencia, los fasores correspondientes a las componentes modales con  $f_1 = 0.38981_{Hz}$  y  $f_2 = 0.73641_{Hz}$  determinan la existencia de 3 grupos como se indican en la tabla 4.40.

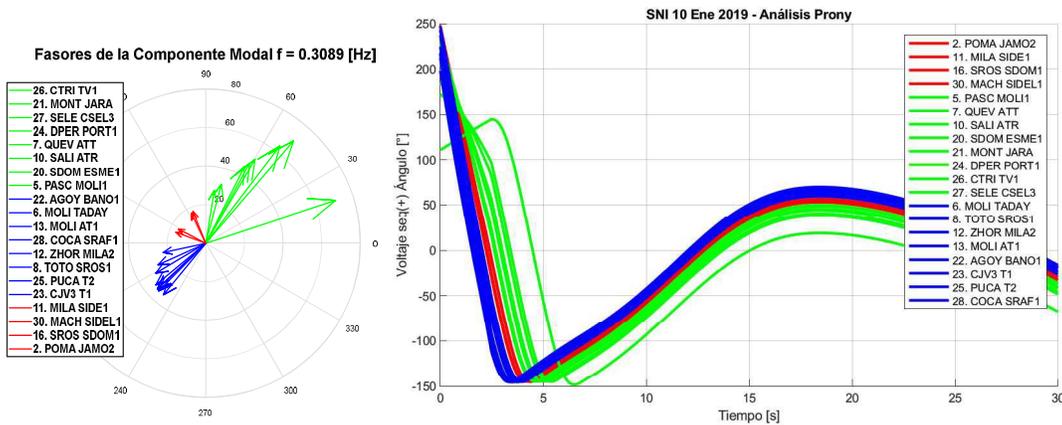
**Tabla 4.40.** Resultados del Análisis Prony – Caso 10 ene 2019 (frecuencia)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Jivino III</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Pucará</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pascuales</li> <li>• Molino</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quevedo</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> </ul>



**Figura 4.57** Resultados del análisis Prony – Caso 10 ene 2019 (frecuencia)

Para la señal del ángulo del voltaje se ha determinado la existencia de 3 grupos. Como se puede observar en la Figura 4.58 las señales correspondientes a cada grupo son similares entre sí. Sin embargo, ninguna de estas agrupaciones representa la coherencia dinámica del sistema.



**Figura 4.58.** Resultados del análisis Prony – Caso 10 ene 2019 (ángulo del voltaje)

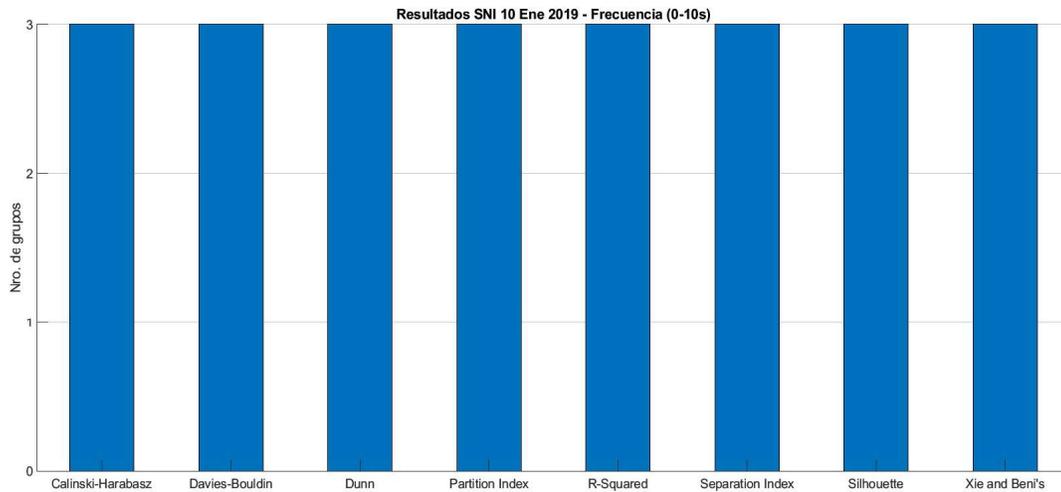
### Agrupamiento Offline

Para esta etapa se considerarán solo los 10 primeros segundos del evento registrado debido a que en este lapso se aprecia la mayor variación de las señales medidas.

Al aplicar la metodología de algoritmos de agrupamiento por lote e índices de validación a la señal de frecuencia se determinó que existen 3 grupos en la matriz de datos analizados, estas agrupaciones presentan ligeras diferencias entre sí, sin embargo, los algoritmos basados en distancias o densidad son capaces de distinguirlos y separarlos adecuadamente. En la tabla 4.41 se detallan la composición de cada grupo.

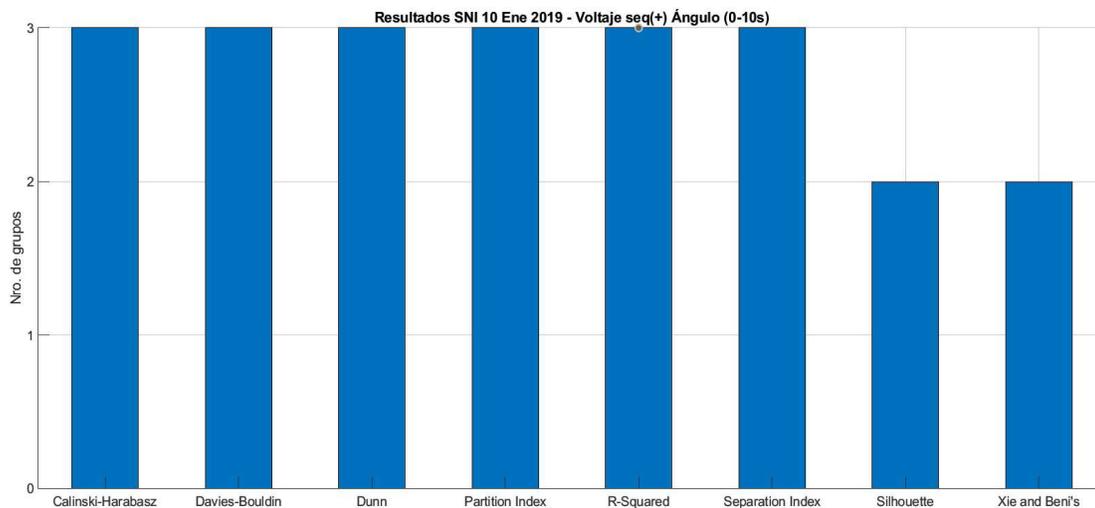
**Tabla 4.41.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 10 ene 2019 (frecuencia)

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Jivino</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> </ul>



**Figura 4.59.** Resultados de los índices de validación – Caso 10 ene 2019 (frecuencia)

Se procede a analizar la variable del ángulo del voltaje medido por cada PMU y los resultados se muestran en la Figura 4.60, al igual que en el análisis Prony esta variable no representa la coherencia del SEP, aunque las agrupaciones encontradas sean similares entre sí, su distribución geográfica en el SNI las descarta como grupos coherentes del mismo.



**Figura 4.60.** Resultados de los índices de validación – Caso 10 ene 2019 (ángulo del voltaje)

Considerando que el número óptimo de grupos es 3, se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento planteados en la metodología. En la tabla 4.42 se indica para cada variable cuales algoritmos han realizado de manera correcta las agrupaciones descritas en la tabla 4.41.

**Tabla 4.42.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 10 ene 2019

	PAM	K-means	FCM	K-medoids	HC single	HC complete	HC centroid	AP	PCA+SC	DBS
$f$	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗
$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗

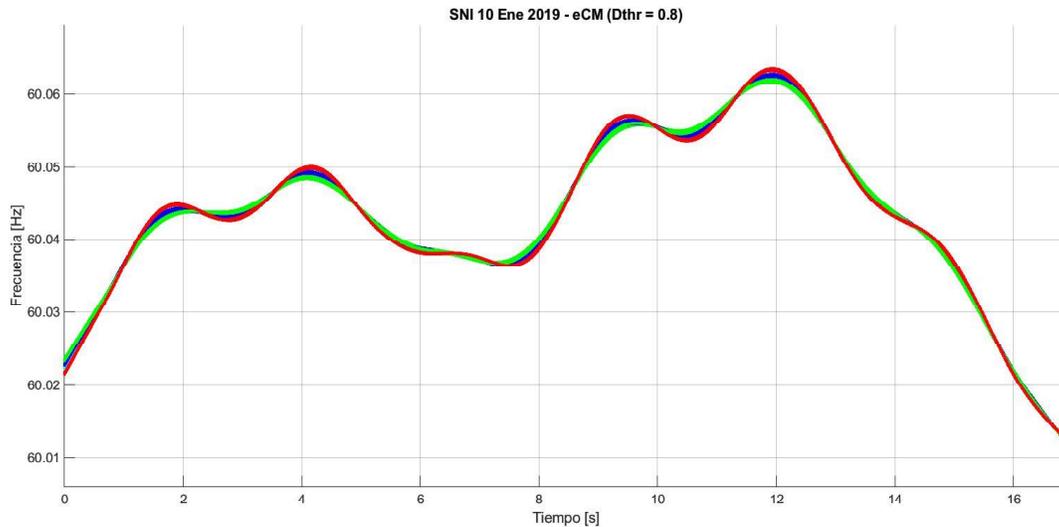
Para las mediciones de frecuencia, la mayoría de los algoritmos determinaron adecuadamente las agrupaciones; mientras PCA+SC, DBSCAN y K-medoids obtuvieron como resultado agrupaciones muy similares a las descritas en la tabla 4.41 con la diferencia que las barras de Santo Domingo y Pucará pasaron del Grupo 3 al Grupo 2, estos resultados siguen siendo de muy buena calidad comparadas a los obtenidos en el análisis Prony.

### Agrupamiento Online

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** La formación de la matriz de entrada se realiza con las mediciones de frecuencia y adicionalmente se calcula la variación de esta con respecto al tiempo (derivada de la frecuencia), se realiza la estandarización de las señales y se aplica la matriz de similaridad. Los resultados obtenidos se dividen en 2 periodos de tiempo, el primer periodo comprende desde 0s hasta 16.9s en los cuales se determinan 3 agrupaciones detalladas en la tabla 4.43 y presentados en la Figura 4.61. El siguiente periodo comprende desde los 16.9s hasta los 30s y presenta agrupaciones idénticas al periodo anterior con la diferencia que la barra Pucará – T2 pasa a formar parte del Grupo 2.

**Tabla 4.43.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 10 ene 2019

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Jivino</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> </ul>



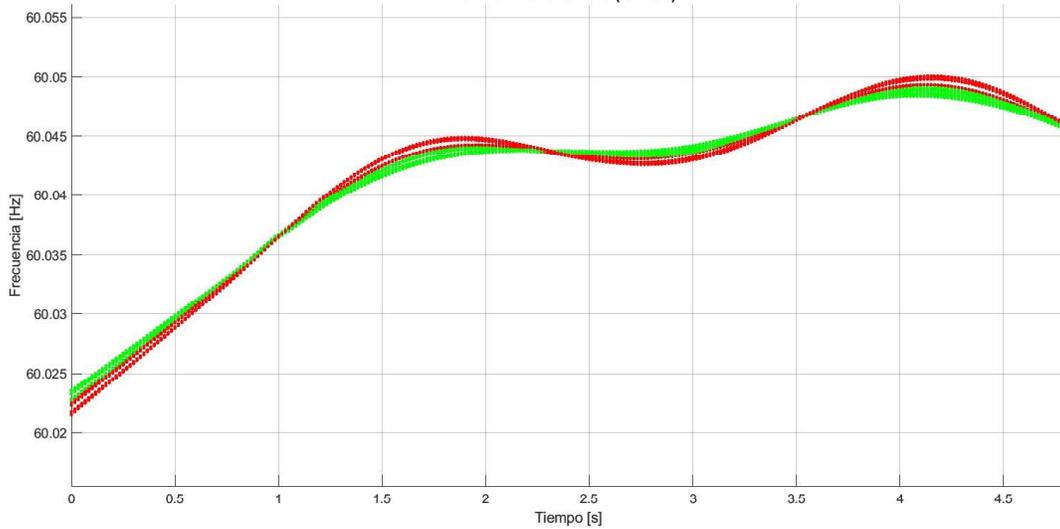
**Figura 4.61.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 10 ene 2019 (frecuencia)

**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** Al aplicar el algoritmo evolucionista eTS a las mediciones estandarizadas, mediante Z-score, de frecuencia y derivada de la frecuencia se identifican 2 agrupaciones a lo largo del tiempo. Sin embargo, algunas de las señales cambian de grupo produciéndose 3 intervalos.

El primer intervalo corresponde al tiempo entre 0s y 4.8s, durante este lapso el algoritmo trata de determinar los grupos existentes en la matriz de datos cometiendo algunos errores de agrupación hasta eventualmente corregirlos como se muestra en el siguiente intervalo.

**Tabla 4.44.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 10 ene 2019 para  $t = 0_s - 4.8_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Daule Peripa</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Jivino</li> <li>• Coca Codo</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Pucará</li> <li>• Totoras</li> </ul>

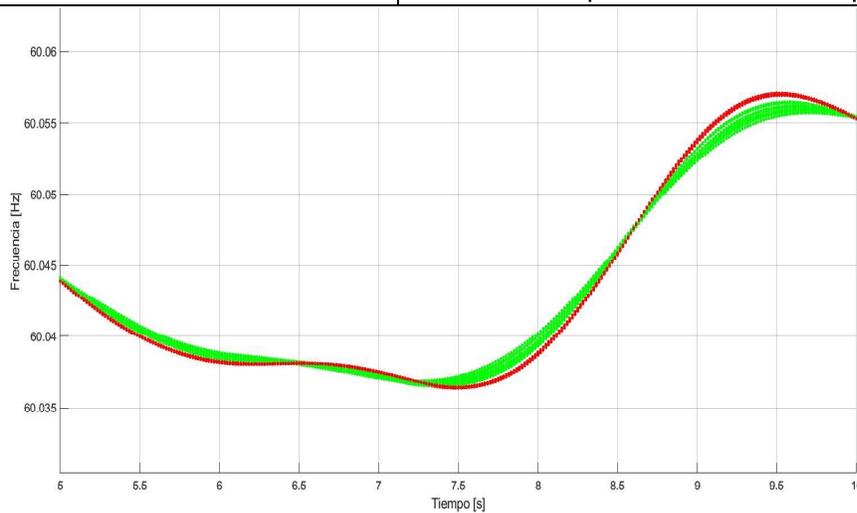


**Figura 4.62.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 10 ene 2019 para  $t = 0_s - 4.8_s$

En el segundo intervalo de tiempo entre 4.8s y 23.7s las barras de Montecristi, Quevedo y Daule Peripa cambian de grupo adaptándose a la dinámica de las mediciones. En la Figura 4.63 se observa como las nuevas agrupaciones tienen una mejor calidad.

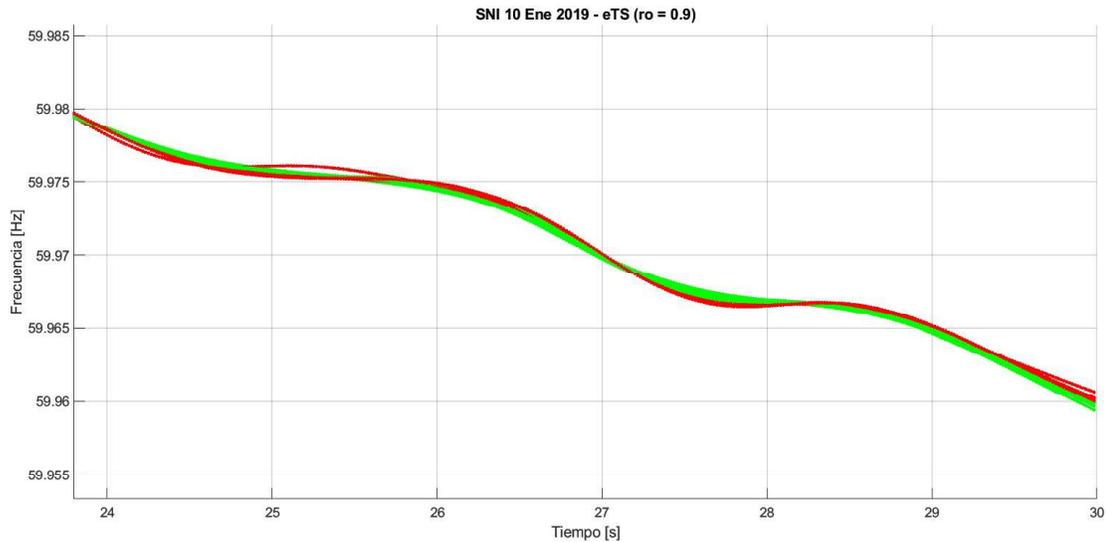
**Tabla 4.45.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 10 ene 2019 para  $t = 4.8_s - 23.7_s$

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)	
• Molino	• Zhoray	• Pomasqui	• Agoyán
• Pascuales	• Trinitaria	• Santa Rosa	• Pucará
• Salitral	• Santa Elena	• Jivino	• Totoras
• Milagro	• Machala	• Coca Codo	• Quevedo
		• Santo Domingo	• Montecristi
		• Daule Peripa	• Daule Peripa



**Figura 4.63.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 10 ene 2019 para  $t = 5_s - 10_s$

Finalmente, en el último intervalo estas mismas barras regresan a su grupo inicial debido a que la distancia entre las nuevas mediciones empieza a disminuir. Durante este intervalo se vuelven a apreciar errores en las agrupaciones realizadas durante ciertos lapsos que terminan corrigiéndose.



**Figura 4.64.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 10 ene 2019 para  $t = 24_s - 30_s$

**PCA+Subclustering:** La ventana de análisis se calcula en base al modo oscilatorio considerado en el análisis Prony de la señal de frecuencia como se indica a continuación:

$$f_{osc} = 0.75201_{Hz}$$

$$ancho\ ventana = 2 * \left( \frac{1}{0.75201_{Hz}} \right) \approx 2.7_s$$

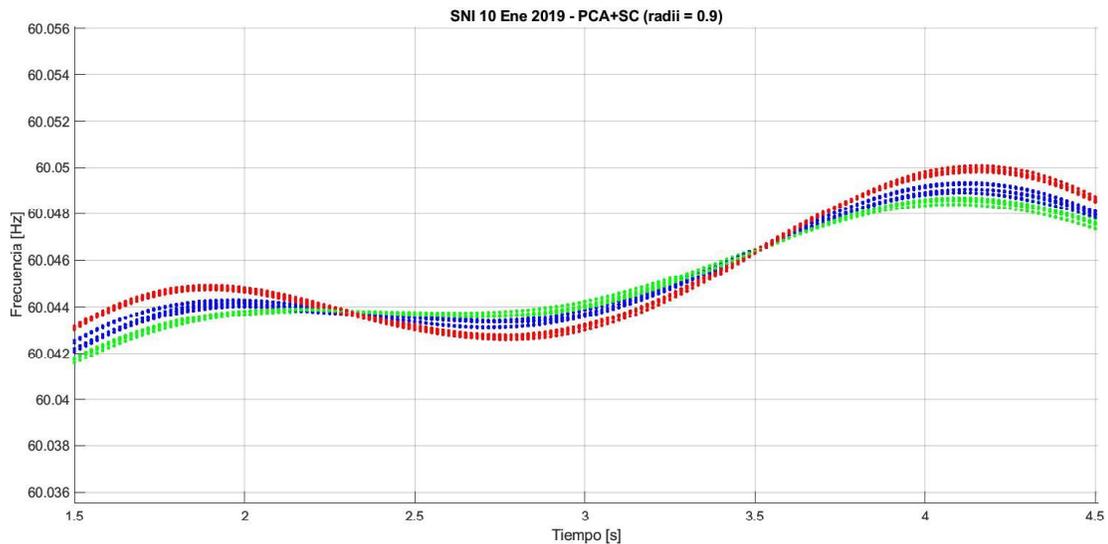
Las variables consideradas para la matriz de entrada del algoritmo son las mediciones de frecuencia y el cálculo de la derivada de la frecuencia, el preprocesamiento de dichas señales solo consistirá en aplicar la matriz de similitud sin ninguna normalización.

Las agrupaciones resultantes son de muy buena calidad y consistentes a lo largo del intervalo de estudio. El algoritmo de ventana móvil identifica 3 grupos durante dos intervalos.

El primero intervalo corresponde al lapso de 0s hasta 4.8s, en la figura 3 se presenta una muestra de las agrupaciones realizadas y en la tabla 4.46 se detallan las mismas.

**Tabla 4.46.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 10 ene 2019 para  $t = 0_s - 4.8_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Jivino</li> <li>• Coca Codo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> </ul>

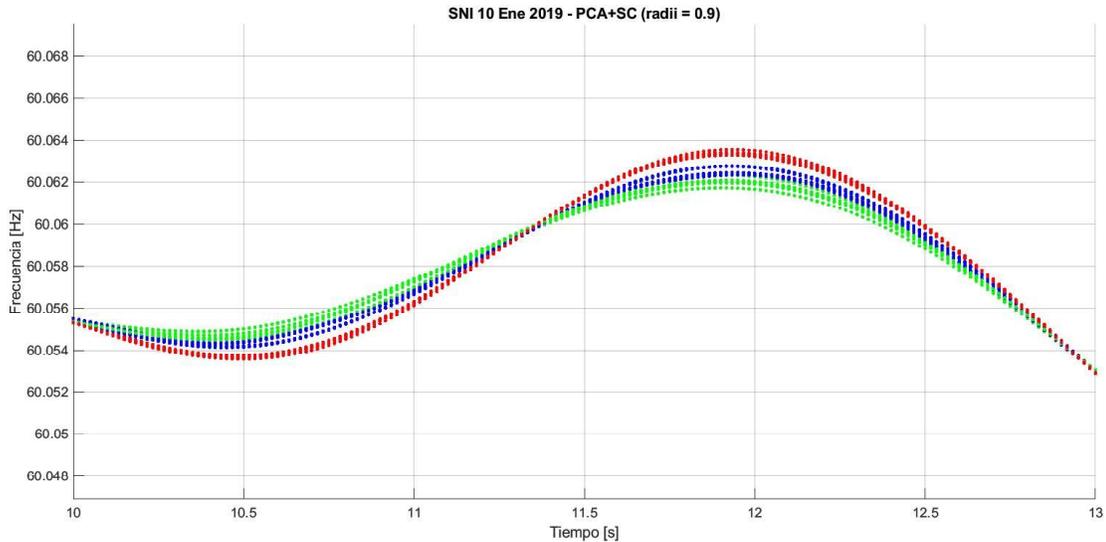


**Figura 4.65.** Resultados del algoritmo PCA +SC– Caso 10 ene 2019 para  $t = 0_s - 4.8_s$

En el siguiente intervalo, correspondiente al resto del tiempo de análisis, la barra de Santo Domingo cambia al Grupo 2 y estas agrupaciones se mantienen estables durante todo el tiempo registrado.

**Tabla 4.47.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 10 ene 2019 para  $t = 4.8_s - 30_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Milagro</li> <li>• Zhoray</li> <li>• Trinitaria</li> <li>• Santa Elena</li> <li>• Machala</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Jivino</li> <li>• Coca Codo</li> <li>• Santo Domingo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Quevedo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Pucará</li> </ul>



**Figura 4.66.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 10 ene 2019 para  $t = 4.8_s - 30_s$

#### 4.1.2.4 Caso 4: 30 de agosto de 2016

El 30 de agosto del 2016, alrededor de las 14h57 se produjo una baja súbita en la generación de la central Coca Codo Sinclair, evento que produjo una baja en la frecuencia del sistema provocando la actuación del Esquema de Alivio de Carga hasta su tercer paso y que la interconexión Jamondino – Pomasqui 230 kV se disparase como respuesta del Esquema de Separación de Áreas. El evento registrado empieza pocos segundos antes que ocurra la falla y dura alrededor de 13 minutos, durante los cuales el operador del sistema – CENACE realiza maniobras para recuperar la estabilidad del sistema.

La base de datos de este evento consiste de las mediciones de frecuencia, derivada de la frecuencia, fasores de voltaje de secuencia positiva y fasores de corriente de secuencia positiva. El tiempo registrado para este evento es de 800s.

#### Análisis Prony

Para este caso de estudio se evaluará la coherencia dinámica correspondiente a la pérdida de generación en la central Coca Codo produciendo una disminución en la frecuencia, dicho evento se refleja en el intervalo entre 115s y 125s.

Las señales seleccionadas para llevar a cabo el análisis se describen en la tabla 4.48.

**Tabla 4.48.** Señales empeladas para Análisis Prony – Caso 30 ago 2016

Señales seleccionadas	Señales descartadas
1. Agoyán – Baños 1	1. Molino – Pascuales 1
2. C. Jivino III – T1	2. Molino Totoras
3. Daule Peripa – Portoviejo 1	3. Pascuales – Molino 2

4. Loja – Villonaco	4. Quevedo – Pascuales 1
5. Milagro – San Idelfonso 1	5. Santo Domingo – Esmeraldas 1
6. Molino – AT1	6. Santa Rosa – Totoras 1
7. Montecristi – Jaramijó	7. Santa Rosa – Totoras 2
8. Pascuales – Chone 1	
9. Pascuales – Molino 1	
10. Pomasqui – Jamondino 2	
11. Pomasqui – Jamondino 3	
12. Pucará – T2	
13. Quevedo – ATT	
14. Salitral – ATR	
15. Santo Domingo – Baba	
16. Santa Elena – C. Santa Elena 3	
17. Santa Rosa – Pomasqui 1	
18. Santa Rosa – Santo Domingo 1	
19. Totoras – Santa Rosa 1	
20. Zhoray – Milagro 1	

Al aplicar la metodología descrita previamente se determina que para las mediciones de frecuencia existen 3 grupos como se puede observar en la figura 4.67 la composición de las agrupaciones determinadas es de buena calidad y tienen consistencia respecto a la ubicación de cada PMU en el sistema.

**Tabla 4.49.** Resultados de BPA/PNN Ringdown Analysis Toolbox

Variable	Frecuencia del modo oscilatorio [Hz]	
$f$	0.52522 <sub>Hz</sub>	0.66851 <sub>Hz</sub>
$df$	0.93824 <sub>Hz</sub>	
$\theta$	0.56706 <sub>Hz</sub>	

**Tabla 4.50.** Resultados del Análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (frecuencia)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Agoyán</li> <li>• C. Jivino</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

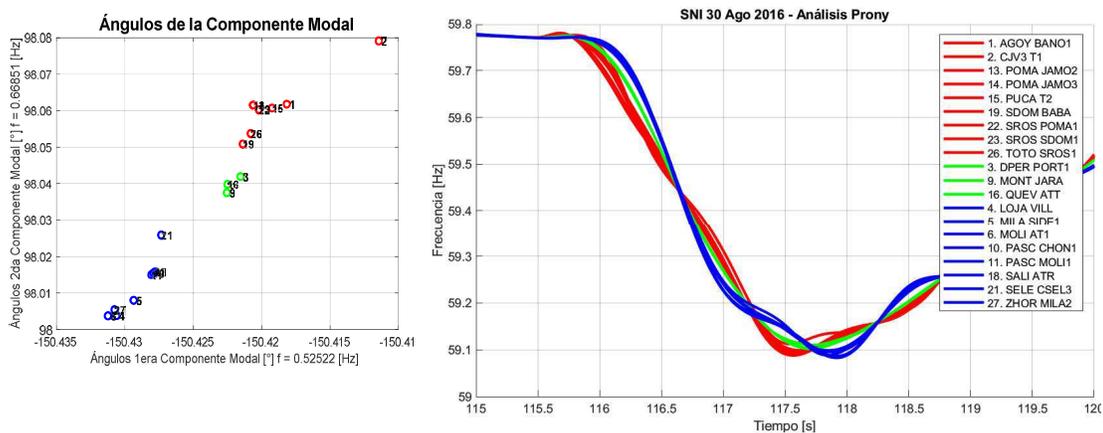


Figura 4.67. Resultados del análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (frecuencia)

Para las mediciones de la derivada de la frecuencia se obtienen agrupaciones similares, e incluso, son mucho más notorias para esta variable.

Tabla 4.51. Resultados del Análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (derivada de la frecuencia)

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Agoyán</li> <li>• C. Jivino</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

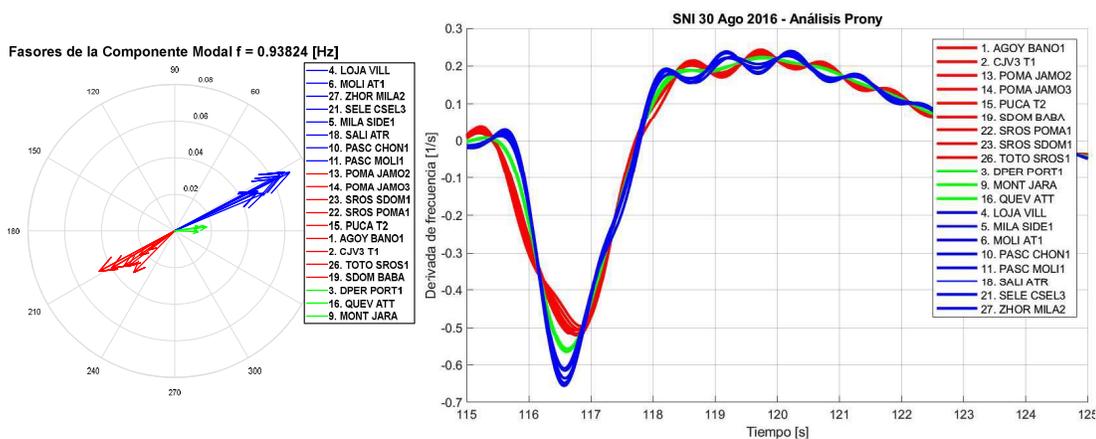
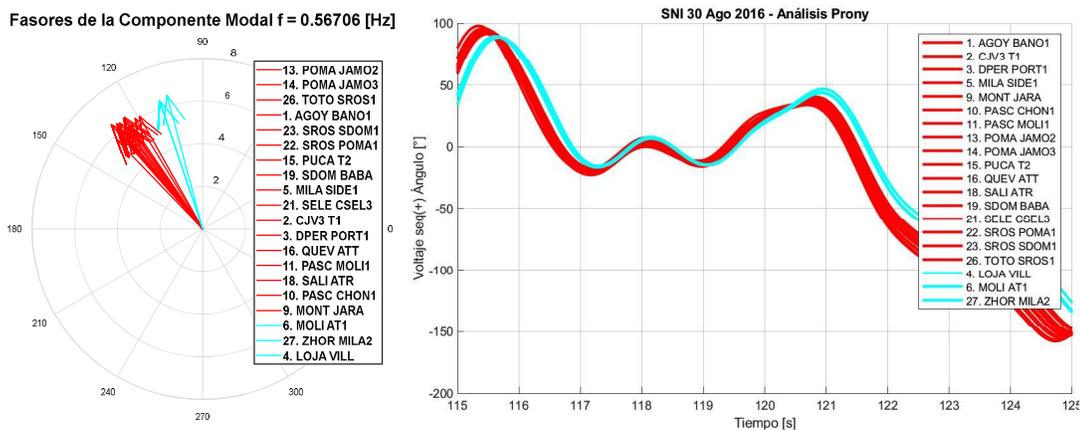


Figura 4.68. Resultados del análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (derivada de la frecuencia)

Las agrupaciones identificadas para el ángulo del voltaje; a pesar de ser de buena calidad, no describen la coherencia dinámica del sistema de igual manera que las dos mediciones analizadas previamente y similar a los casos anteriores.

**Tabla 4.52.** Resultados del Análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (ángulo del voltaje)

Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (celeste)
• Agoyán	• Pucará	• Loja
• C. Jivino	• Quevedo	• Molino
• Daule Peripa	• Totoras	• Zhoray
• Montecristi	• Santo Domingo	
• Pascuales	• Santa Rosa	
• Pomasqui	• Salitral	
• Milagro	• Pascuales	
• C. Santa Elena		



**Figura 4.69.** Resultados del análisis Prony – Caso 30 ago 2016 (ángulo del voltaje)

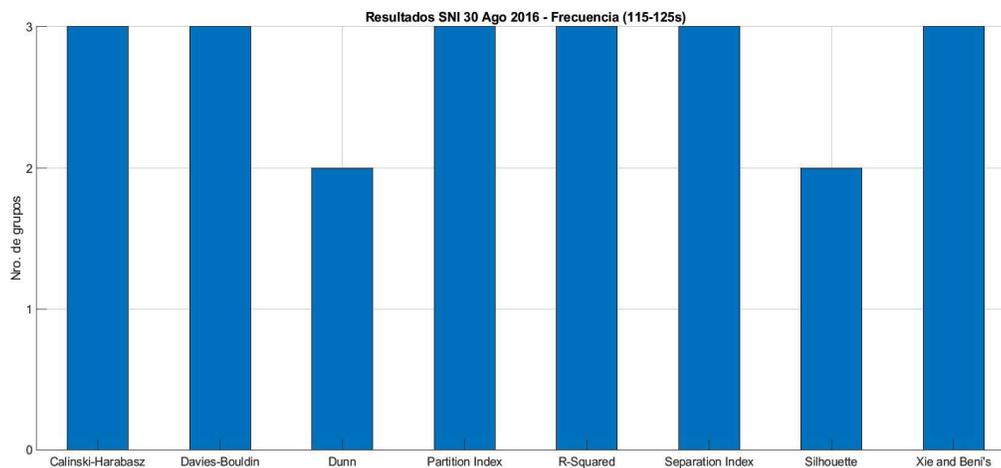
### Agrupamiento Offline

En esta etapa se continúa el análisis de la evaluación de coherencia para la falla descrita al inicio de este caso de estudio. Se emplea una matriz de datos correspondiente al intervalo de tiempo entre 115s y 125s.

Al emplear la metodología de algoritmos de agrupamiento por lote y posteriormente los índices de validación a las mediciones de frecuencia se determina que el número óptimo de grupos es 3 y la composición de las agrupaciones es idéntica a los resultados obtenidos por análisis Prony.

**Tabla 4.53.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 30 ago 2016  
(frecuencia)

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Agoyán</li> <li>• C. Jivino</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

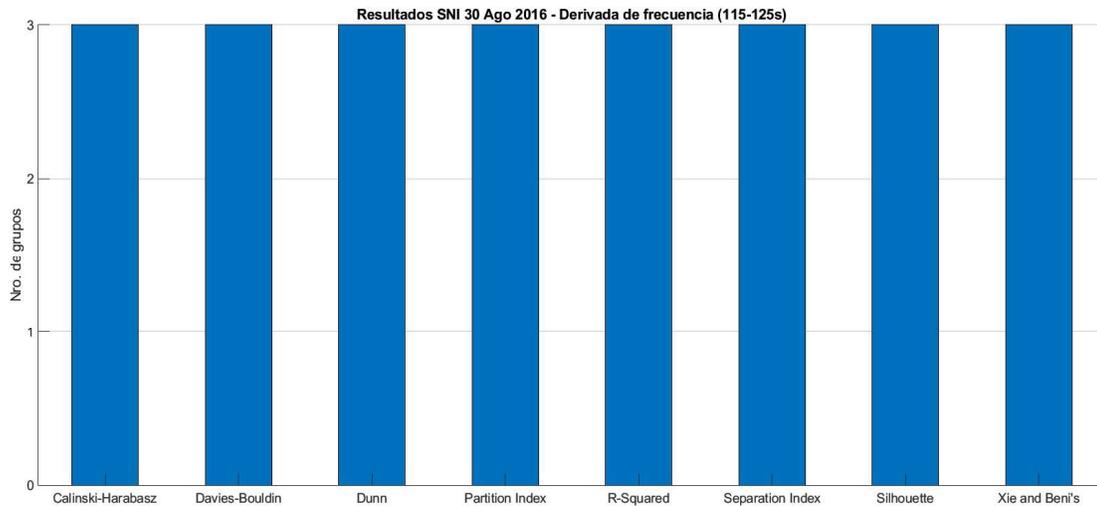


**Figura 4.70.** Resultados de los índices de validación – Caso 30 ago 2016 (frecuencia)

Para las mediciones de derivada de la frecuencia los resultados indican de manera semejante la existencia de 3 grupos, cada uno de estos con composición idéntica a la variable de frecuencia. Para este caso todos los índices coinciden en 3 agrupaciones debido a que en la matriz de datos la separación entre señales es más notoria, en comparación a la frecuencia.

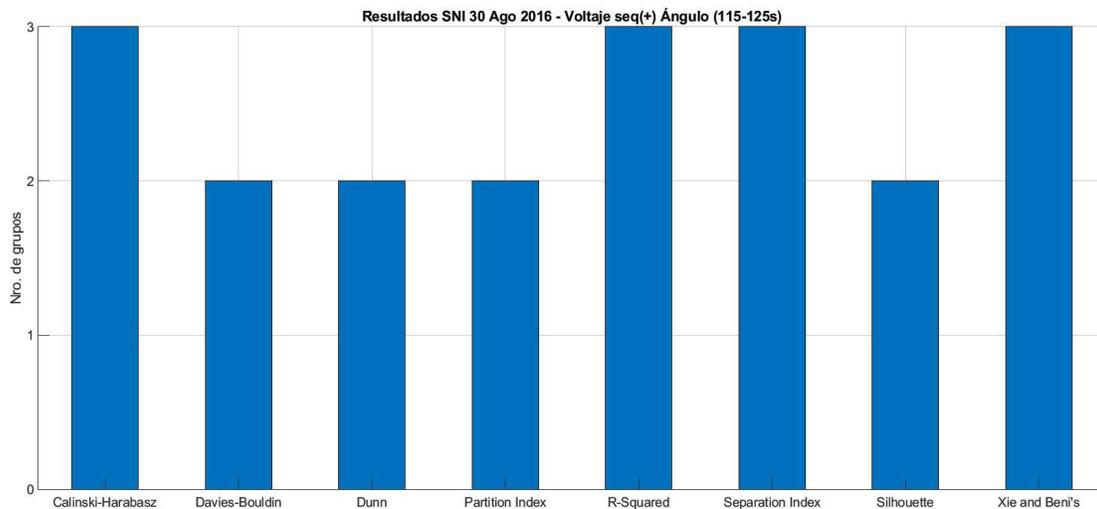
**Tabla 4.54.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 30 ago 2016  
(derivada de la frecuencia)

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Agoyán</li> <li>• C. Jivino</li> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>



**Figura 4.71.** Resultados de los índices de validación – Caso 30 de ago 2016 (ángulo del voltaje)

Los resultados obtenidos para la señal del ángulo de voltaje indican la existencia de 2 o 3 grupos. Sin embargo, ninguna de las agrupaciones obtenidas representa la coherencia del sistema por lo cual esta señal no es apta para evaluar la coherencia del sistema en tiempo real.



**Figura 4.72.** Resultados de los índices de validación – Caso 30 de ago 2016 (ángulo del voltaje)

Considerando que el número óptimo de grupos es 3, se procede a aplicar los algoritmos de agrupamiento planteados en la metodología. En la tabla 4.54 se indica para cada variable cuales algoritmos han realizado de manera correcta las agrupaciones descritas en la tabla 4.53.

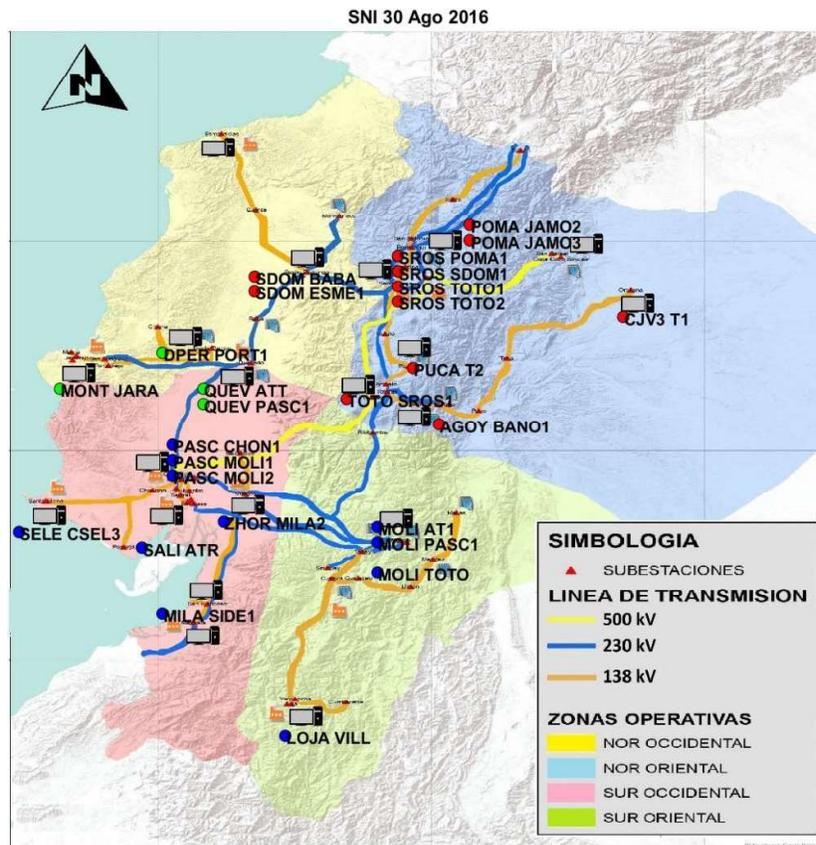
**Tabla 4.55.** Resultados de algoritmos de agrupamiento por lote – Caso 30 ago 2016

	PAM	k-means	FCM	K-medoids	H. single	H. complete	H. centroid	AP	PCA+ SC	DBS
$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓
$df$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗

Para la señal de frecuencia se obtuvo que todos los algoritmos de agrupamiento realizaron adecuadamente las agrupaciones a excepción de PCA+Subclustering. La matriz de datos para este algoritmo es demasiado compacta, razón por la cual identifica erróneamente los grupos.

Para la variable de frecuencia, todos los algoritmos, sin excepción, determinaron adecuadamente la composición de las 3 agrupaciones.

En la Figura 4.73 se indica que las agrupaciones determinadas, para el intervalo de tiempo correspondiente a la pérdida de generación de Coca Codo, tienen relación con la ubicación geográfica de cada PMU del SNI.



**Figura 4.73.** Distribución geográfica de las PMU en el SNI – Caso 30 de ago 2016

### Agrupamiento Online

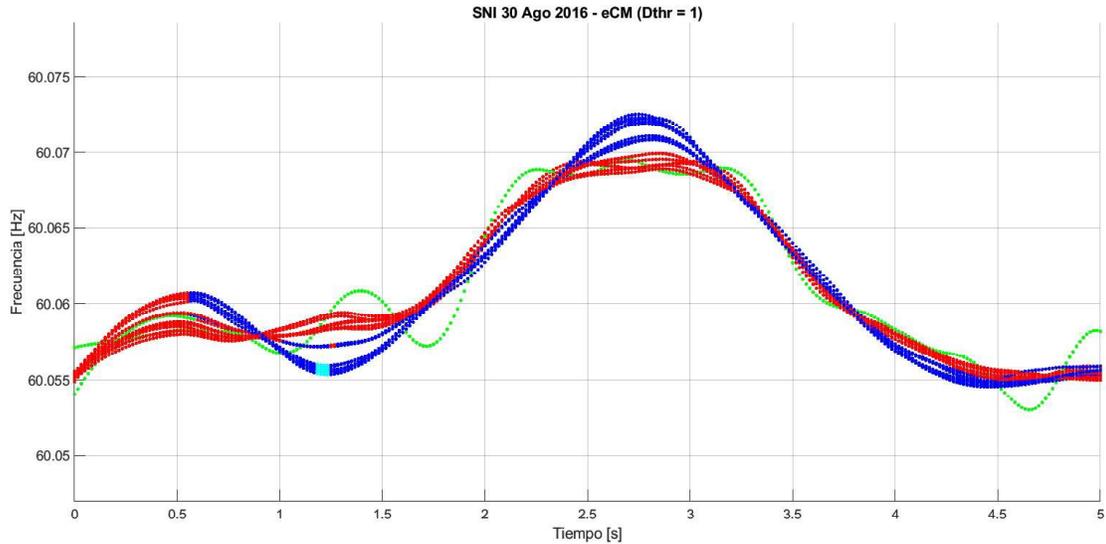
Debido al gran tamaño de la muestra de datos, la evaluación de coherencia será separada en 3 intervalos, uno para cada algoritmo de agrupamiento, con la finalidad de realizar un análisis completo a todas las mediciones registradas.

**Evolutionary Clustering Method (eCM):** La aplicación de este algoritmo de agrupamiento se la realizará a las mediciones de frecuencia y derivada de la frecuencia. Debido a la diferencia en las magnitudes de las señales se emplea el método Z-score para estandarizar las mediciones en cada instante de tiempo de la cadena de datos. Además, se emplea la matriz de similitud como medida para incrementar la eficacia del algoritmo. Se analizará el lapso comprendido entre 0s y 266s.

Las agrupaciones iniciales identificadas por el algoritmo muestran tener una buena calidad como se puede observar en la Figura 4.74, inicialmente se identifican 2 grupos y segundos después son separados para formar 3 agrupaciones como se indica en la tabla 4.56.

**Tabla 4.56.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016

$t = 0_s - 0.55_s$	Grupo 1 (rojo)		Grupo 2 (verde)
$t = 0.55_s - 5_s$	Grupo 1 (rojo)	Grupo 3 (azul)	Grupo 2 (verde)
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Jivino III</li> </ul>



**Figura 4.74.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 0_s - 5_s$

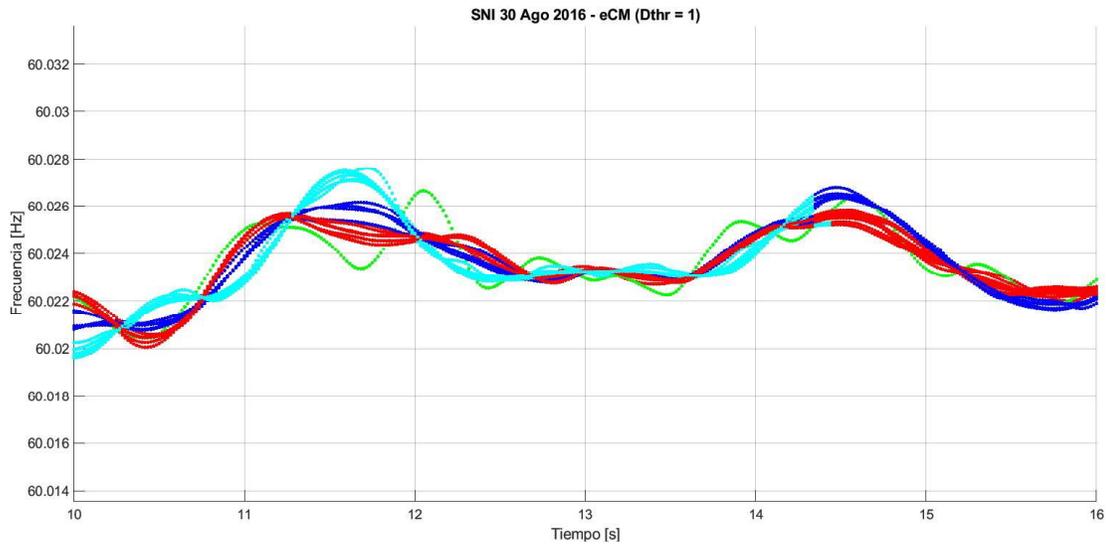
En la Figura 4.75 se presenta la creación de un nuevo grupo, el cual eventualmente es eliminado conforme la dinámica de las mediciones cambia. Este resultado es el esperado ante un algoritmo evolucionista, el cual se adapta a los cambios en las mediciones tratando siempre de mantener una constancia en las agrupaciones realizadas.

**Tabla 4.57.1.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 10_s - 14.33_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)	Grupo 4 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

**Tabla 4.57.2.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 14.33_s - 16_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

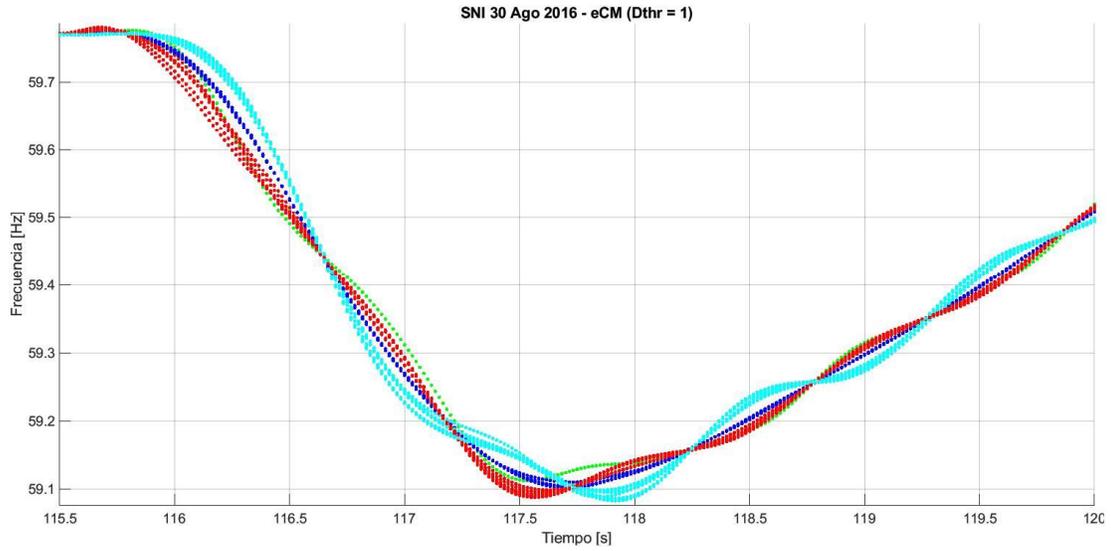


**Figura 4.75.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 10_s - 14.33_s$

En la Figura 4.76 se observa la respuesta de coherencia del sistema ante la pérdida de generación de la central CCS, las agrupaciones son las mismas obtenidas en el análisis Prony y con el Agrupamiento Offline a diferencia que la barra de C. Jivino III es considerada como un nuevo grupo. Esto se debe al efecto de la matriz de similaridad, la cual permite considerar el comportamiento previo de las señales y no solamente la medición en ese instante, como se observó en los dos intervalos anteriores, esta barra cuenta con un comportamiento oscilatorio diferente a las demás, el cual se mantiene durante este intervalo.

**Tabla 4.58.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 115_s - 120_s$

<b>Grupo 1 (rojo)</b>	<b>Grupo 2 (verde)</b>	<b>Grupo 3 (azul)</b>	<b>Grupo 4 (celeste)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule</li> <li>• Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• C. Santa Elena</li> <li>• Zhoray</li> </ul>

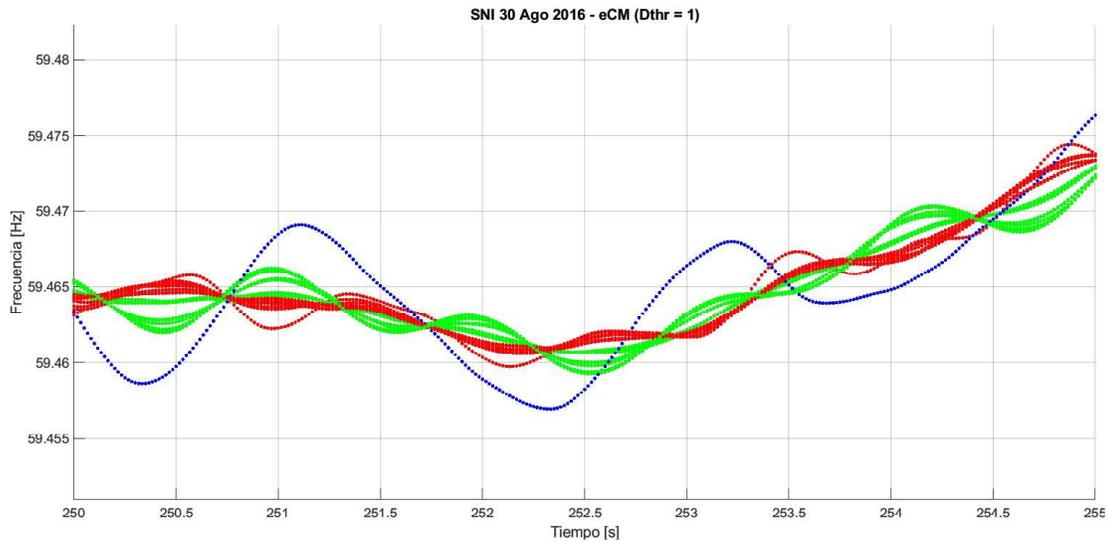


**Figura 4.76.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 115_s - 120_s$

En el intervalo de 250s a 255s se identifican 3 agrupaciones, con la diferencia que la señal de la barra de Santa Elena tiene un comportamiento oscilatorio ajeno al resto de señales por lo cual el algoritmo la ha colocado en su propio grupo.

**Tabla 4.59.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016 para  $t = 250_s - 255_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Daule</li> <li>• Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Zhoray</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Santa Elena</li> </ul>

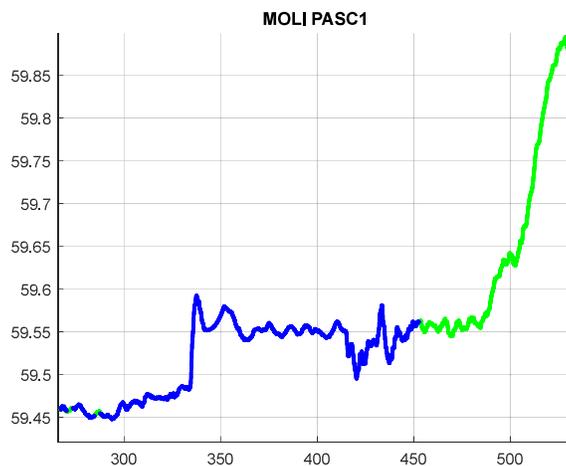


**Figura 4.77.** Resultados del algoritmo eCM – Caso 30 ago 2016  $t = 250_s - 255_s$

**Evolving Takagi-Sugeno (eTS):** Mediante este algoritmo se evaluarán las señales de frecuencia y derivada de la frecuencia durante el intervalo de tiempo de 267s hasta 533s.

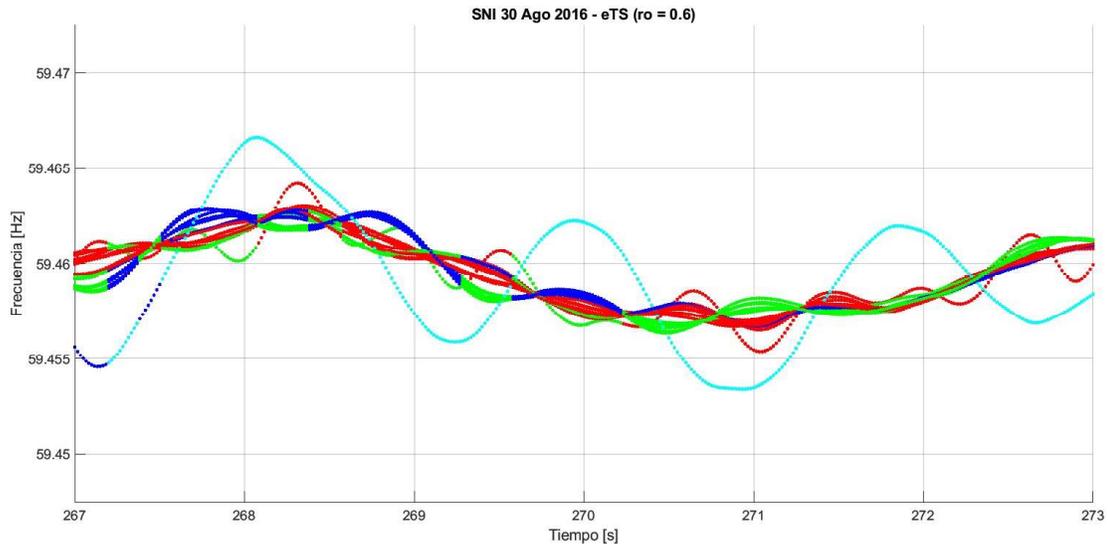
El preprocesamiento para la matriz de entrada será la estandarización de las señales empleando el método Z-score, además se empleará la matriz de similitud.

En la Figura 4.78 se presenta los cambios en las agrupaciones de la señal de Molino – Pascuales 1 durante todo el tiempo de análisis, como se puede observar hay 3 periodos destacados de tiempo, el primero consiste de un intervalo de inicialización donde las agrupaciones no están claramente definidas, en el segundo intervalo estas agrupaciones se estabilizan permaneciendo constantes hasta llegar a un instante de tiempo donde la dinámica del sistema cambia y consigo las agrupaciones.



**Figura 4.78.** Señal de frecuencia de la PMU Molino-Pascuales1

Como se puede observar en la Figura 4.79, las agrupaciones iniciales realizadas por el algoritmo no son consistentes a lo largo del intervalo analizado. Debido a la concentración de las señales, al algoritmo no le es posible identificar los grupos claramente como lo hace con la señal de C. Santa Elena (Celeste).

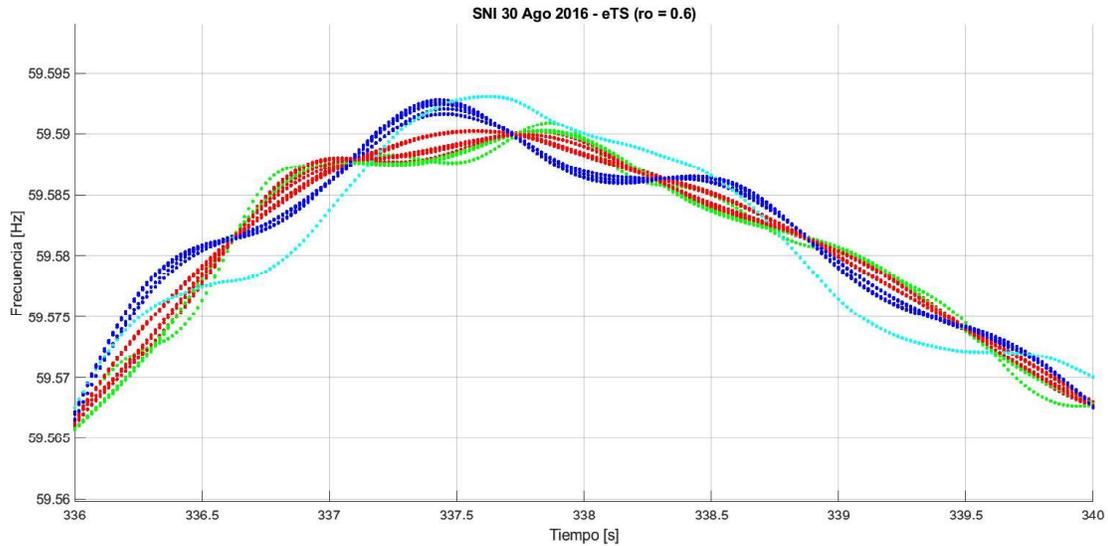


**Figura 4.79.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 30 ago 2016  $t = 267_s - 273_s$

Una vez el algoritmo evolucionista logra estabilizar sus agrupaciones, mediante la matriz de similitud, en la Figura 4.80 se puede observar que estas agrupaciones cuentan con una buena calidad. En la tabla 4.60 se indican las agrupaciones identificadas para cada barra del sistema; se debe señalar que la barra de C. Jivino III debería formar su propio grupo, sin embargo, se la añade al grupo 2 debido a que esta señal oscila, como una envolvente, alrededor de las barras de Santa Rosa y Pomasqui causando que el algoritmo la incluya en este grupo.

**Tabla 4.60.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 30 ago 2016  $t = 336_s - 340_s$

Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)	Grupo 4 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Zhoray</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Santa Elena</li> </ul>

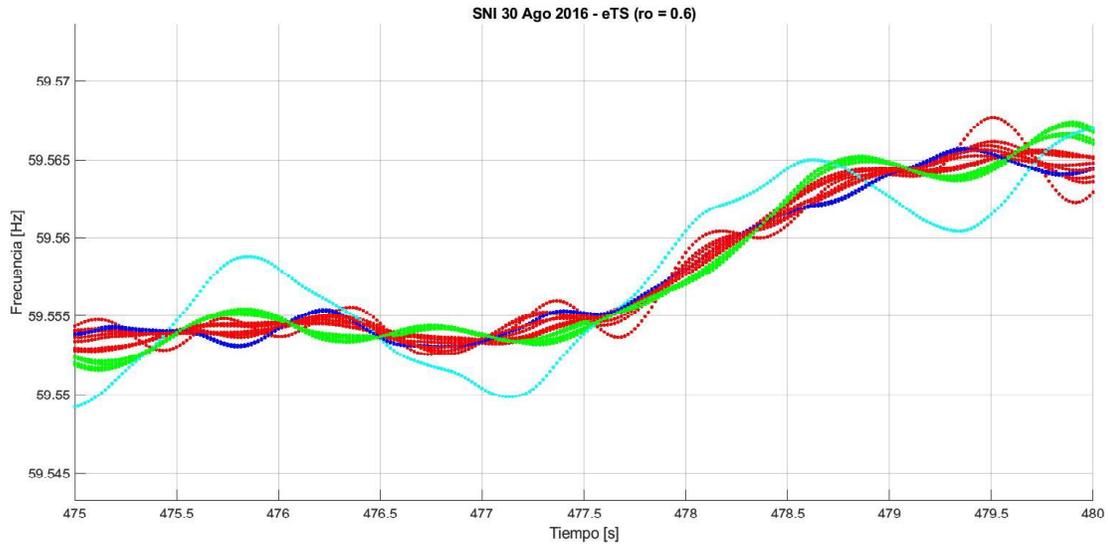


**Figura 4.80.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 30 ago 2016  $t = 336_s - 340_s$

En el último periodo de análisis la barra de C. Jivino III pasa a formar parte del primer grupo; mientras el resto de las agrupaciones se mantienen iguales. Debido al uso de la matriz de similaridad, a medida que una señal se mantiene en un grupo al algoritmo le toma mayor tiempo realizar un cambio en la composición de las agrupaciones; sin embargo, siempre se corrige a si mismo buscando las mejores agrupaciones posibles.

**Tabla 4.61.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 30 ago para  $t = 475_s - 480_s$

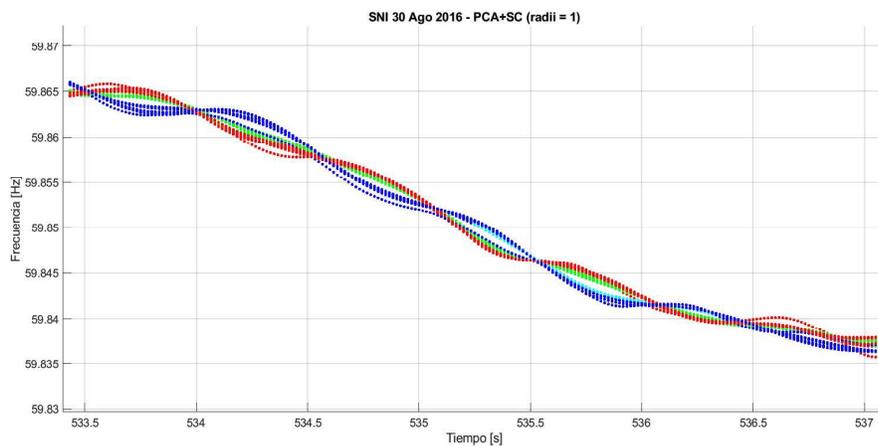
Grupo 1 (rojo)	Grupo 2 (verde)	Grupo 3 (azul)	Grupo 4 (celeste)
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pucará</li> <li>• Santo Domingo</li> <li>• Totoras</li> <li>• Agoyán</li> <li>• Daule Peripa</li> <li>• Montecristi</li> <li>• Quevedo</li> <li>• C. Jivino III</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Loja</li> <li>• Milagro</li> <li>• Molino</li> <li>• Pascuales</li> <li>• Salitral</li> <li>• Zhoray</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pomasqui</li> <li>• Santa Rosa</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• C. Santa Elena</li> </ul>



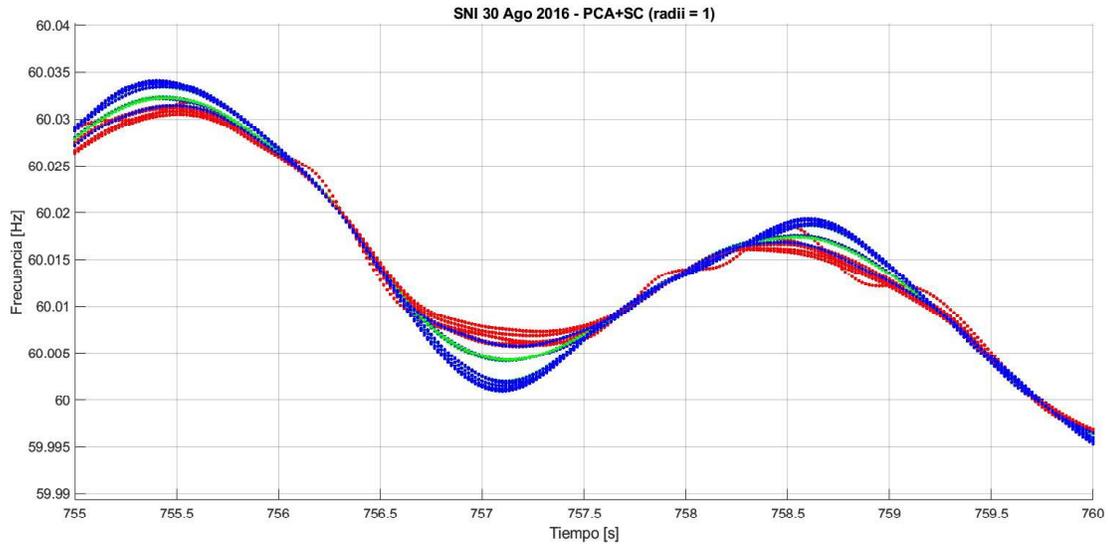
**Figura 4.81.** Resultados del algoritmo eTS – Caso 30 ago 2016  $t = 475_s - 480_s$

**PCA+Subclustering:** Empleando el algoritmo de ventana móvil se procede a evaluar el último periodo de la matriz de datos de este caso de estudio. Se emplean las mediciones de frecuencia y derivada de la frecuencia para la formación de la matriz de entrada. El preprocesamiento a las señales solo consistirá en emplear la matriz de similitud.

En la Figura 4.82 se presentan las agrupaciones resultantes para este algoritmo, como se puede observar los resultados presentan algunos errores en la conformación de los grupos. En la Figura 4.83 se presenta otro intervalo de tiempo, de manera similar las agrupaciones no son de muy buena calidad. Para grupos de datos donde las señales están muy concentradas entre sí y los grupos no se encuentran muy diferenciados los algoritmos basados en densidad no son del todo adecuados como se puede apreciar en este caso de estudio.



**Figura 4.82.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 30 ago 2016  $t = 533.5_s - 537_s$



**Figura 4.83.** Resultados del algoritmo PCA+SC – Caso 30 ago 2016  $t = 755_s - 760_s$

#### 4.1.2.5 Resultados para el Sistema Nacional Interconectado

A partir de los resultados obtenidos del análisis de los 4 casos de estudio, con mediciones reales obtenidas del PMUs instaladas en el SNI se puede observar que:

- Al emplear análisis Prony para una adecuada identificación de coherencia a partir de mediciones reales del SNI, en varios casos se vio la necesidad de considerar más de un modo oscilatorio e incluso emplear modos oscilatorios locales en lugar de modos inter-área ya que estos últimos no eran capaces de describir el patrón de coherencia dinámica del sistema por si solos.
- Para cada caso de estudio, los resultados de los índices de validación identifican adecuadamente el número de grupos existentes en las matrices de datos bajo análisis. Tanto las señales de frecuencia y derivada de la frecuencia, en caso de disponer de esta última, identifican el mismo numero óptimo de agrupaciones dando concordancia al análisis realizado. Sin embargo, la señales del ángulo del voltaje para 3 de los 4 casos analizados no presentan el mismo patron de coherencia y por ende sus agrupaciones, a pesar que coincidan el número de grupos, la composición de las mismas no es adecuada como se indicará más adelante. En la tabla 4.62 se presenta un resumen de los índices de validación que identificaron de manera adecuada el número óptimo de grupos, acorde a cada señal analizada durante la etapa de identificación modal empleando análisis Prony.

**Tabla 4.62.** Resultados de los índices de validación para cada caso de estudio del SNI

	CH			DB			D			P			RS			Sep			SI			XB		
	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$	f	df	$\theta_v$
1-jul-16 GGC=3	x	✓	✓	x	✓	✓	✓	✓	x	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	x	✓	x	✓
2-mar-18 GGC=2	✓	-	x	✓	-	x	✓	-	✓	✓	-	x	x	-	x	x	-	x	✓	-	✓	x	-	✓
10-ene-19 GGC=3	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	x	✓	-	x
30-ago-16 GGC=3	✓	✓	x	✓	✓	x	x	✓	x	✓	✓	x	✓	✓	x	✓	✓	x	x	✓	x	✓	✓	x

- El tiempo promedio de ejecución de cada índice de validación se presenta en la tabla 4.63, de los cuales destacan el índice Xie Beni, el índice de Partición y el índice de Separación debido a su alta velocidad para evaluar los grupos obtenidos. En el Anexo 3 se presenta a mayor detalle los tiempos obtenidos

**Tabla 4.63** Tiempo de ejecución promedio por cada índice de validación acorde a las agrupaciones obtenidas por cada algoritmo de agrupamiento

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Promedio
SI	22.26	26.61	20.24	25.79	21.15	22.33	20.97	29.49	21.21	27.92	23.80
DB	44.87	41.40	41.25	40.57	36.88	38.61	43.82	40.48	30.96	52.66	41.15
CH	7.53	7.91	7.84	8.19	8.93	9.71	8.10	8.20	9.63	12.49	8.85
D	43.17	38.03	42.05	36.75	39.57	39.70	39.68	39.34	33.18	55.90	40.74
RS	40.08	40.68	39.28	38.77	37.42	40.50	39.04	39.76	31.76	55.15	40.24
XB	4.92	4.26	4.41	4.35	4.06	4.98	4.38	4.32	6.64	9.17	5.15
P	4.48	3.80	4.69	3.92	4.24	4.48	3.96	3.44	5.75	8.87	4.76
Sep	4.09	3.98	4.41	5.77	4.61	4.42	4.75	3.62	6.34	8.35	5.03

- Una vez determinado el número óptimo de grupos para cada caso de estudio, mediante los algoritmos de agrupamiento por lote planteados en la metodología se determinó la composición de las agrupaciones, en la tabla 4.64 se presenta un resumen de los resultados obtenidos. Los algoritmos de agrupamiento basados en particionamiento y los basados en métodos jerárquicos obtienen agrupaciones de buena calidad y con composición idéntica a los resultados del análisis Prony tanto para las mediciones de frecuencia como para la derivada de la frecuencia. Los algoritmos basados en funciones de densidad, en especial Subclustering, no presentan buenos resultados cuando las señales de la matriz de datos se encuentran muy concentradas entre sí dificultando la identificación adecuada de grupos.

**Tabla 4.64.** Resultados de los algoritmos de agrupamiento por lote para cada caso de estudio del SNI

		PAM	k-means	FCM	K-medoids	HC single	HC complete	HC centroid	AP	PCA+SC	DBS
1-jul-16 GGC=3	$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓
	$df$	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✗	✓
	$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
2-mar-18 GGC=2	$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	$\theta_v$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
10-ene-19 GGC=3	$f$	✓	✓	✓	✗	✓	✓	✓	✓	✗	✗
	$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗
30-ago-16 GGC=3	$f$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓
	$df$	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	$\theta_v$	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗

- Los tiempos de ejecución para cada algoritmo de agrupamiento en cada caso de estudio se indican en la tabla 4.65. A partir de estos resultados los algoritmos que sobresalen debido a su velocidad son aquellos basados en métodos jerárquicos.

**Tabla 4.65.** Tiempo computacional para cada algoritmo de agrupamiento en bloque

Tiempo de ejecución por algoritmo de agrupamiento [ms]										
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS
<b>1-jul-16</b>	2.80	39.35	21.77	45.23	2.94	2.74	2.12	57.57	8.39	4.29
<b>2-mar-18</b>	4.99	28.85	5.02	43.72	6.30	3.20	1.86	37.49	21.70	3.55
<b>10-ene-19</b>	2.00	21.61	24.92	42.54	3.19	3.27	3.05	44.13	33.96	6.26
<b>30-ago-16</b>	9.27	15.87	6.91	40.12	14.86	1.58	2.67	50.89	11.68	4.88
<b>Promedio</b>	4.77	26.42	14.66	42.90	6.82	2.70	2.43	47.52	18.93	4.75

- Las mediciones del ángulo del voltaje, en general, no contienen el patrón de coherencia del sistema por lo cual no es factible emplearlas para la identificación de grupos coherentes en tiempo real.
- Los resultados obtenidos mediante la aplicación de los algoritmos de agrupamiento evolucionista y el algoritmo de ventana móvil a las mediciones de frecuencia y derivada de la frecuencia describen adecuadamente la coherencia dinámica del sistema. eCM mostró resultados de excelente calidad y consistente a lo largo del tiempo de análisis. eTS mostró ser sensible a los cambios en la dinámica de las mediciones agregando y eliminando grupos como sea necesario con la finalidad de adaptarse y arrojar los mejores resultados. PCA+Subclustering presento resultados

similares que en la etapa de agrupamiento offline, si las mediciones de la matriz de datos se encuentran demasiado concentradas entres sí este algoritmo basado en densidad no es capaz de identificar adecuadamente los grupos existentes. Los tiempos de cálculo que le toma a cada algoritmo de agrupamiento se presenta en la tabla 4.66, el tiempo de cómputo empieza a medirse desde el proceso de normalización del conjunto de mediciones hasta que se obtienen las etiquetas correspondientes a cada grupo.

**Tabla 4.66.** Tiempo de ejecución promedio por algoritmo de agrupamiento en línea

<b>Tiempo de ejecución promedio por algoritmo en línea [ms]</b>					
	<b>1-jul-16</b>	<b>2-mar-18</b>	<b>10-ene-19</b>	<b>30-ago-16</b>	<b>Promedio</b>
<b>eCM</b>	2.03	2.44	2.69	2.60	2.44
<b>eTS</b>	4.35	4.50	6.48	3.51	4.71
<b>PCA+SC</b>	-	2.39	2.55	2.30	2.41

- Los mejores resultados se obtuvieron debido al correcto preprocesamiento de la matriz de entrada para los algoritmos evolucionistas y de ventana móvil destacando la normalización mediante los métodos Z-score y Rango además de la utilización de la matriz de similaridad.

## 5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 5.1 CONCLUSIONES

- Como conclusión general se puede decir que la aplicación desarrollada cumple con el objetivo de determinar y evaluar los grupos de generadores coherentes del SEP de una manera correcta mediante la aplicación de técnicas de minería de datos a partir de las mediciones sincrofasoriales tanto simuladas mediante el software PowerFactory de DigSILENT como mediciones reales obtenidas por equipos PMU instalados en el SNI.
- En la etapa de análisis fuera de línea, se probaron varios algoritmos de agrupamiento en bloque, de cuales los algoritmos: K-means, Affinity Propagation (AP), Hierarchical Complete (HC) y Hierarchical Average (HA) en conjunto con los índices de validación: Silhouette (SI), Dunn (D), Davies – Bouldin (DB) y R-Squared (RS) presentan un desempeño sobresaliente, identificando adecuadamente tanto el número óptimo de grupos como la composición de los mismos. En cuanto a la velocidad de computo de estos algoritmos, los métodos jerárquicos sobresalieron frente al resto de algoritmos de agrupamiento aplicados a las mediciones sincrofasoriales del SNI.
- Los algoritmos de agrupamiento basados en funciones de densidad no resultaron confiables debido a la alta variabilidad de las señales, estos algoritmos son eficaces cuando los grupos se encuentran claramente definidos, caso poco probable luego de un disturbio en el sistema, donde la dinámica del mismo es muy variable.
- Las agrupaciones obtenidas mediante la metodología aplicada tienen la tendencia de ser conformadas por generadores que se encuentran dentro de una misma Zona Operativa (Nororiental, Noroccidental, Sur Oriental y Sur Occidental) del SNI, reflejando que la característica de coherencia se produce entre grupos de generadores que se encuentran conectados mediante enlaces eléctricos débiles en comparación a los enlaces entre generadores de un mismo grupo.
- El análisis realizado mediante los índices de validación planteados en la metodología, determinan que para el caso de estudio del SNI, este tiene la tendencia a separarse en 3 grupos de generadores coherentes, y hasta en 4 o 5 grupos bajo condiciones en que las que no fue posible recuperar la estabilidad del sistema en un corto periodo de tiempo, como es el caso del evento suscitado el 30 de agosto del 2016.

- Se determinó que las señales de frecuencia y derivada de la frecuencia son las indicadas para caracterizar el patrón de coherencia del sistema, el cual es extraído adecuadamente mediante la aplicación de los algoritmos evolucionistas planteados, eCM y eTS, presentando resultados de buena calidad que son capaces de adaptarse a los cambios del comportamiento dinámico del sistema y realizar exitosamente la evaluación de coherencia en tiempo real. Además, se determinó que los algoritmos de ventana móvil basados en funciones de densidad no presentan buenos resultados cuando las agrupaciones presentes en la matriz de datos no se encuentran muy diferenciadas entre sí.
- Los mejores resultados de la evaluación de coherencia en tiempo real se presentaron cuando a la matriz de entrada para los algoritmos de agrupamiento se le realizó un tratamiento previo. La normalización o estandarización de esta matriz resulta importante al tratar más de una variable simultáneamente, destacando, para las señales analizadas, los métodos Z-score y Rango. Además, la aplicación de la matriz de similitud permite obtener agrupaciones constantes a medida que se disponga de nuevas mediciones sin perder la propiedad de adaptación del algoritmo.
- El tiempo computacional que le toma a cada algoritmo de agrupamiento en línea en realizar un agrupamiento a la matriz de mediciones, considerando la normalización de las mismas y cálculo de la matriz de similitud, se encuentra alrededor de 3 ms; tiempo mas que adecuado para ser incorporado en una aplicación de tiempo real ya que la tasa de muestro de una PMU instalada en el SNI es de aproximadamente 17 ms. El algoritmo evolucionista eCM obtuvo los tiempos de cómputo más veloces, además de contar con una capacidad excelente para determinar la composición de cada grupo.

## 5.2 RECOMENDACIONES

- Previo a la utilización de la aplicación desarrollada para la identificación y evaluación de coherencia se recomienda emplear el programa de limpieza de datos desarrollado por [43], ya que la metodología empleada en este trabajo es sensible a datos atípicos y sin una base de datos confiable los resultados no serán correctos.
- La evaluación de coherencia en tiempo real puede ser mejorada al implementar un algoritmo que permita variar el parámetro del radio, con el que se realizan las agrupaciones, de manera automática conforme a los cambios en la dinámica del sistema.

- Se recomienda que la aplicación de los algoritmos de agrupamiento por lotes se la realice dentro de un rango en el que se espera que se encuentre el número óptimo de agrupaciones con la finalidad de minimizar los tiempos de cálculo de los algoritmos y facilitar la evaluación de los índices de validación y así obtener mejores resultados en menor tiempo.

## 6 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. J. Germond and R. Podmore, "Dynamic Aggregation of Generating Unit Models," vol. 4, pp. 1060–1069, Jul. 1978.
- [2] A. M. Gallai and R. J. Thomas, "Coherency Identification for Large Electric Power Systems," vol. 11, pp. 777–782, 1982.
- [3] G. Peponides and J. H. Choe, "Area Aggregation of Network Systems," vol. 3, p. 141, Jul. 1978.
- [4] F. F. Wu and N. Narasimhamurthi, "Coherency Identification for Power System Dynamic Equivalents," vol. 4, p. 1060, 1983.
- [5] J. I. P. Arriaga, "Selective Modal Analysis with applications to electric Power Systems," pp. 381–382, 1981.
- [6] José Munsch, "Formación intencional de islas en sistemas eléctricos de potencia con generación eólica," pp. 3,11-13, 2014.
- [7] X. Wang, "Slow coherency grouping based islanding using minimal cutsets and generator coherency index tracing using the continuation method," pp. 11–15, 2005.
- [8] K. Mei, S. M. Rovnyak, and C.-M. Ong, "Clustering-Based Dynamic Event Location Using Wide-Area Phasor Measurements," vol. 23, no. 2, p. 673, May 2008.
- [9] Hasan UI Banna *et al.*, "Online Coherence Identification Using Dynamic Time Warping for Controlled Islanding."
- [10] Ni Xiang-ping and Mei Sheng-wei, "A New Coherency-based Dynamic Equivalence Algorithm with Complex Network Theory."
- [11] N. Granda, "Esquema Adaptable de Separación Controlada en Islas para Sistemas Eléctricos," Dec. 2015.
- [12] A. Quinaluiza, "Análisis de estabilidad de pequeña señal utilizando mediciones sincrofasoriales PMU," Jun. 2014.
- [13] P. Kundur, *Power System Stability And Control*. McGraw-Hill, 1994.
- [14] G. Rogers, *Power System Oscillations*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [15] J. H. Chow, Ed., *Power System Coherency and Model Reduction*, vol. 94. New York, NY: Springer New York, 2013.
- [16] I. HR, R. J. Best, and D. J. Morrow, "Identification of small signal oscillation mode parameters from simulated and actual PMU ringdown data."
- [17] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Elsevier, 2011.
- [18] J. Leskovec, A. Rajaraman, and J. D. Ullman, "Mining of Massive Datasets," pp. 241–242, 2014.
- [19] H. A. Alsafih and R. Dunn, "Determination of coherent clusters in a multi-machine power system based on wide-area signal measurements," in *IEEE PES General Meeting*, Minneapolis, MN, 2010, pp. 1–8.
- [20] Davodi *et al.*, "Coherency Identification Using Hierarchical Clustering Method in Power Systems," presented at the The International Conference on Electrical Engineering, Okinawa, Japón, 2008.
- [21] H. Abdi and L. J. Williams, "Principal component analysis," *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, vol. 2, no. 4, pp. 433–459, Jul. 2010.
- [22] Ian Jolliffe, "Principal Component Analysis," pp. 1094–1096.
- [23] D. Arthur and S. Vassilvitskii, "k-means++: The Advantages of Careful Seeding," 2006.
- [24] J. A. Ramírez, H. O. Sarmiento, and J. M. López-Lezama, "Diseño de un Clasificador Difuso para el Establecimiento de los Estados Funcionales de un Sistema de Producción de Aire Medicinal," 2017.
- [25] D. Dueck, "Affinity Propagation: Clustering data by passing messages," Ph.D. dissertation, University of Toronto, Toronto, 2009.
- [26] P. S. Badase, G. P. Deshbhratar, and A. P. Bhagat, "Classification and analysis of clustering algorithms for large datasets," in *2015 International Conference on*

- Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*, Coimbatore, India, 2015, pp. 1–5.
- [27] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, “A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise,” 1996.
- [28] R. R. Yager and D. Filev, “Generation of Fuzzy Rules by Mountain Clustering,” 1994.
- [29] S. L. Chiu, “Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation,” pp. 268–269.
- [30] D. Chakrabarti, R. Kumar, and A. Tomkins, “Evolutionary Clustering.”
- [31] Q. Song and N. Kasabov, “ECM - A Novel On-line, Evolving Clustering Method and Its Applications,” Aug. 2002.
- [32] P. Angelov, “Evolving Takagi-Sugeno Fuzzy Systems from Streaming Data (eTS+),” in *Evolving Intelligent Systems*, P. Angelov, D. P. Filev, and N. Kasabov, Eds. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2010, pp. 21–50.
- [33] P. Angelov and D. Filev, “On-line Design of Takagi-Sugeno Models,” in *Fuzzy Sets and Systems — IFSA 2003*, vol. 2715, T. Bilgiç, B. De Baets, and O. Kaynak, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 576–584.
- [34] B. Desgraupes, “Clustering Indices,” Nov. 2017.
- [35] Y. Liu, Z. Li, H. Xiong, X. Gao, and J. Wu, “Understanding of Internal Clustering Validation Measures,” 2010.
- [36] B. Balasko, J. Abonyi, and B. Feil, “Fuzzy Clustering and Data Analysis Toolbox.”
- [37] C. M. Orallo, P. G. Donato, and I. Carugati, “Unidades de medición fasorial: ¿qué son y para qué sirven?”
- [38] J. Cepeda, P. Verdugo, and G. Argüello, “Monitoreo de la Estabilidad de Voltaje de Corredores de Transmisión en Tiempo Real a partir de Mediciones Sincofasoriales,” vol. 33, no. 3, Jan. 2014.
- [39] C. Lozano and F. Castro, “Unidades de medición fasorial (PMU),” 2012.
- [40] C. Martinez, M. Parashar, J. Dyer, and J. Coroas, *Phasor Data Requirements for Real Time Wide-Area Monitoring, Control and Protection Applications*. 2005.
- [41] J. Cepeda, D. Echeverría, and G. Argüello, “CENACE’s Experiences on Implementing a Wide Area Monitoring System (WAMS) in the Ecuadorian Power System,” 2014.
- [42] A. D. L. Torre, J. Cepeda, and J. C. Herrera, “Implementación de un sistema de monitoreo de área extendida WAMS en el Sistema Nacional Interconectado del Ecuador SNI.”
- [43] D. F. Guevara, “Preprocesamiento de los datos de las Unidades de Medición Sincofasorial (PMUs) utilizando la técnica limpieza de datos - Aplicación al Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano,” Jan. 2019.
- [44] R. E. Cubillo, “Caracterización de la Estabilidad Oscilatoria del Sistema Eléctrico Ecuatoriano mediante la identificación de patrones de oscilación a partir de Mediciones Sincofasoriales,” Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador, 2018.
- [45] “CELEC EP.” [Online]. Available: <https://www.celec.gob.ec/transelectric/>. [Accessed: 30-Oct-2019].
- [46] “Getting Started with App Designer.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/videos/app-designer-overview-1510748719083.html>. [Accessed: 15-Jun-2019].
- [47] “MATLAB App Designer.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/products/matlab/app-designer.html>. [Accessed: 15-Jun-2019].
- [48] “Matlab: App Building R2019a,” 2019.
- [49] F. Tuffner, L. Marinovici, J. Hauer and N. Zhou, “Prony Ringdown GUI (CERTS Prony Ringdown, part of the DSI Tool Box),” Pacific Northwest National Laboratory, Feb. 2014.
- [50] “Dynamic System Identification Toolbox | North American SynchroPhasor Initiative.” [Online]. Available: <https://www.naspi.org/node/490>. [Accessed: 15-Jun-2019].
- [51] “DIGSILENT - Basic Functions and Integrated Features.” [Online]. Available: <https://www.digsilent.de/en/features.html>. [Accessed: 15-Jun-2019].

- [52] "DlG SILENT PowerFactory 15: Manual de Usuario," Jul. 2014.
- [53] "Normalize data - MATLAB normalize." [Online]. Available: [https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/double.normalize.html#mw\\_a45727ad-ed25-4720-91fc-c47d5cd792d1](https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/double.normalize.html#mw_a45727ad-ed25-4720-91fc-c47d5cd792d1). [Accessed: 17-Jun-2019].
- [54] L. Kumar and N. Kishor, "Wide area monitoring of sustained oscillations using double-stage mode decomposition," *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 28, no. 6, p. e2553, Jun. 2018.
- [55] S. Paul and P. Maji, "City block distance and rough-fuzzy clustering for identification of co-expressed microRNAs," *Mol BioSyst*, vol. 10, no. 6, pp. 1509–1523, 2014.
- [56] "Correlation (Pearson, Kendall, Spearman)," *Statistics Solutions*.
- [57] M. N. Gaonkar and K. Sawant, "AutoEpsDBSCAN : DBSCAN with Eps Automatic for Large Dataset."
- [58] Shu-Chen Wang and Pei-Hwa Huang, "Fuzzy C-Means Clustering for Power System Coherency," in *2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Waikoloa, HI, USA, 2005, vol. 3, pp. 2850–2855.
- [59] I. Kamwa, A. K. Pradhan, G. Joos, and S. R. Samantaray, "Fuzzy Partitioning of a Real Power System for Dynamic Vulnerability Assessment," vol. 24, no. 3, Aug. 2009.

## **7 ANEXOS**

ANEXO I. Manual de Usuario

ANEXO II. Tiempos de ejecución de los índices de validación para los casos de estudio del sistema New England de 39 barras

ANEXO III. Tiempos de ejecución de los índices de validación para los casos de estudio del Sistema Nacional Interconectado ecuatoriano

# ANEXO I

## Manual de Usuario

Nota 1: La aplicación fue desarrollada bajo Matlab 9.6 y debido a las rutinas empleadas se necesita la instalación de:

- Signal Processing Toolbox
- Statistics and Machine Learning Toolbox
- Fuzzy Logic Toolbox
- Wavelet Toolbox

### CONTENIDOS DE LA APLICACIÓN:

Las etapas desarrolladas en la aplicación son:

Etapa 1: Limpieza de datos

Etapa 2: Carga y Selección de Señales

Etapa 3: Identificación Modal

Etapa 4: Agrupamiento Offline

Etapa 5: Resultados

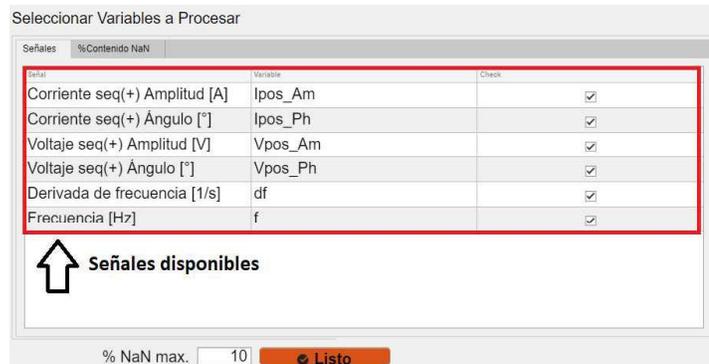
Etapa 6: Agrupamiento Online

### ETAPA 1: LIMPIEZA DE DATOS

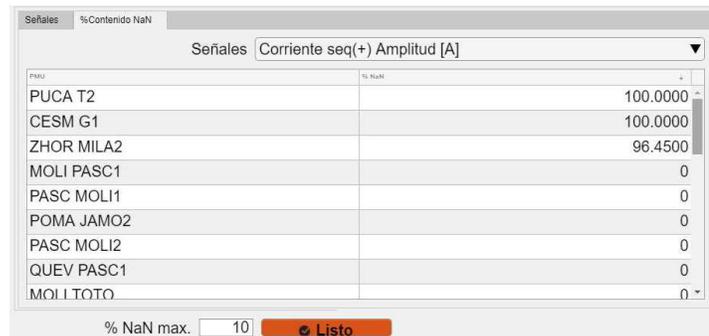
- Cargar archivo: La extensión del archivo debe ser Excel y en la primera fila debe contener los encabezados de cada PMU, a continuación se muestra un ejemplo (las filas con encabezados diferentes serán ignoradas).

PMU:AGOY\_BANO1\_138/Feeders/Feeder/f [Hz]

El botón  permite cargar el archivo que contiene las mediciones PMU registradas, una vez la aplicación lea el archivo, en la interfaz gráfica se mostrarán las señales disponibles para procesar. Este proceso puede realizarse durante cualquier instante de esta etapa.



En la pestaña %Contenido NaN se presenta una tabla con el porcentaje de mediciones faltantes de todas las PMU por cada variable medida. En el campo %NaN max. se ingresa el porcentaje máximo aceptable de datos faltantes por señal para continuar con el tratamiento de limpieza.



Una vez seleccionadas las variables a tratar y el % de datos faltantes con el que se trabajará se presiona el botón **Listo** para continuar.

- Tratamiento de Datos NaN: Permite reemplazar las mediciones faltantes mediante los siguientes métodos.
  - Interpolación lineal
  - Interpolación Spline cúbica a trozos
  - Interpolación Spline cúbica que conserva la forma
  - Media móvil (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - Modelo autoregresivo
  - Interpolación cúbica Akima
- Filtrado de la Señal: Se emplean los siguientes métodos:

- Transformada de Fourier (se necesita especificar el orden del filtro)
  - YuleWalk
  - Butter
  - FIR
- Transformada Wavelet (se necesita especificar el nivel de descomposición)
- Tratamiento de Datos Atípicos: Se cuenta con los siguientes métodos:
  - Media móvil (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - Mediana móvil (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - Loess (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - Lowess (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - Sgolay (necesita especificar el ancho de la ventana)
  - K-means
- Guardar Base de Datos: Una vez terminado el proceso de tratamiento de datos se presentan los indicadores  $RMSE$  y  $R^2$ , los cuales miden la desviación entre la señal original y su versión reconstruida. Mediante el botón  se finaliza el proceso y la base de datos procesadas se almacenan en un archivo \*.mat con el formato necesario para emplearse en las siguientes etapas. En el campo editable Nombre del archivo se escoge el nombre con el cual se almacenará la base de datos.

En caso de que exista una base de datos con el mismo nombre las señales repetidas se sobrescribirán, eliminando las anteriores, y las nuevas señales serán añadidas.

Nota 1: El botón  se puede emplear durante toda esta etapa para regresar al proceso anterior.

Nota 2: El botón  se puede emplear desde Filtrado de la Señal para saltar el actual proceso, una vez se ha guardado la base de datos al presionar este botón se regresa a la selección de señales y se repite toda la etapa.

## ETAPA 2: CARGA Y SELECCIÓN DE SEÑALES

- Cargar archivo

Formato de la base de datos: El archivo debe tener extensión \*.mat y contener las mediciones de las PMU en forma de tablas. Los nombres para cada variable se observan en la siguiente tabla en la columna Signal\_PMUs. Además, debe contener dos celdas de strings Signal\_PMUs y NSignal\_PMUs con los nombres y abreviaturas correspondientes a las variables medidas y que se encuentran en el archivo.

Name	Value	
df	422x26 table	Variables medidas
f	422x26 table	
Ipos_Am	422x26 table	
Ipos_Ph	422x26 table	
NSignal_PMUs	1x6 cell	Nombres de las variables
Signal_PMUs	1x6 cell	
Tiempo	1x422 double	Tiempo de análisis

Signal_PMUs	NSignal_PMUs	Signal_PMUs	NSignal_PMUs
f	Frecuencia [Hz]	Stot_Im	Potencia Activa [W]
df	Derivada de la frecuencia [1/s]	Stot_Re	Potencia Reactiva [VAr]
Ipos_Am	Corriente seq(+) Amplitud [A]	Vpos_Am	Voltaje seq(+) Amplitud [V]
I0_Am	Corriente seq(0) Amplitud [A]	V0_Am	Voltaje seq(0) Amplitud [V]
Ineg_Am	Corriente seq(-) Amplitud [A]	Vneg_Am	Voltaje seq(-) Amplitud [V]
Ipos_Ph	Corriente seq(+) Ángulo [°]	Vpos_Ph	Voltaje seq(+) Ángulo [°]
I0_Ph	Corriente seq(0) Ángulo [°]	V0_Ph	Voltaje seq(0) Ángulo [°]
Ineg_Ph	Corriente seq(-) Ángulo [°]	Vneg_Ph	Voltaje seq(-) Ángulo [°]

Formato de las tablas con las mediciones de cada variable: Cada columna contiene las mediciones de una PMU, los encabezados de cada columna se emplean en la aplicación para crear la leyenda en cada gráfica.

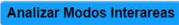
	1	2	3	4
	MOLI_PASC1	PASC_MOLI1	POMA_JAMO2	PASC_MOLI2
1	59.9535	59.9255	59.5932	59.9255
2	59.9357	59.9121	59.6122	59.9120
3	59.9181	59.8987	59.6300	59.8986
4	59.9007	59.8853	59.6467	59.8852
5	59.8836	59.8719	59.6622	59.8719
6	59.8667	59.8585	59.6766	59.8585
7	59.8501	59.8452	59.6899	59.8451

- Normalización de las señales

La lista desplegable Señal Frecuencia [Hz] permite escoger entre las señales disponibles en la base de datos. La señal seleccionada puede ser normalizada mediante uno de los siguientes métodos:

- Z-score: Centra y escala la señal para que tenga una media igual a cero y una desviación estándar de uno.
- Norma: Escala la señal mediante la división de su p-norma vectorial.
- Escalar: Escala la señal al dividirla por el primer elemento de esta.
- Rango: Escala a la señal seleccionada en un rango entre 0 y 1.

### ETAPA 3: IDENTIFICACIÓN MODAL

- Análisis Prony: Mediante el botón  se accede a la herramienta BPA/PNNL Prony Ringdown la cual permite determinar los modos oscilatorios de las señales bajo análisis y exportarlos a un archivo \*.mat que se carga en la aplicación.
- Selección Modos Oscilatorios: Mediante el botón  se carga el archivo con los resultados de la herramienta BPA/PNNL Prony Ringdown y se presentan en una tabla dinámica que permite seleccionar los modos oscilatorios que se consideren necesarios.

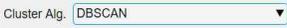
Modos Encontrados		Modos Inter-área		
Modo #	Frecuencia	Relación de Amortiguamiento	Modoint	
1	0	Inf	<input type="checkbox"/>	
2	0.1544	0.8742	<input checked="" type="checkbox"/>	
3	0.7249	0.4819	<input checked="" type="checkbox"/>	
5	1.1180	-0.0214	<input type="checkbox"/>	
4	1.5913	0.1408	<input type="checkbox"/>	

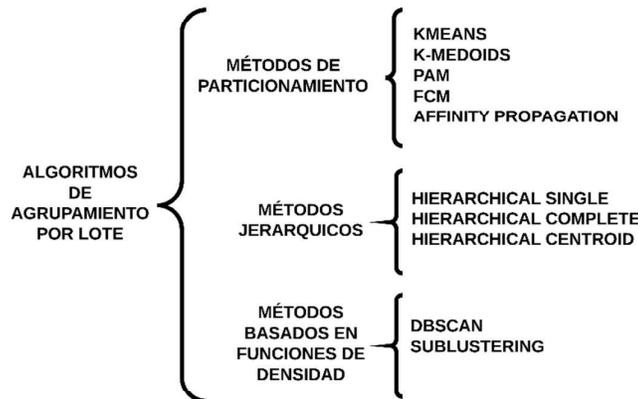
- Slowclustering: Una vez seleccionados los modos oscilatorios, en la pestaña Slowclustering mediante el botón  se realiza el agrupamiento de los fasores correspondientes a cada PMU en cada modo seleccionado.

Nota 1: Las agrupaciones se realizan en base a los ángulos de los modos oscilatorios seleccionados y en caso de ser necesario se puede considerar la magnitud de los mismos.

Nota 2: El usuario tiene la opción de seleccionar el número de componentes principales a emplear para el agrupamiento, en caso de considerarlo conveniente.

#### ETAPA 4: AGRUPAMIENTO OFFLINE

- Selección algoritmo de agrupamiento: Se emplea la lista desplegable  para seleccionar uno de los diferentes algoritmos disponibles.

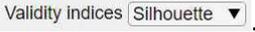


Para los algoritmos de particionamiento y jerárquicos se necesita especificar el rango del número de grupos a realizar y la métrica de distancia a emplear.

Para los algoritmos basados en densidad se necesita especificar el rango de los radios con los cuales se formarán las agrupaciones.

Mediante la casilla  Multiple el usuario especifica si se realizaran varias agrupaciones simultáneamente (rango de numero de grupos).

Al presionar el botón  se realizan las agrupaciones con el algoritmo seleccionado para el rango de grupos establecido. Una vez realizadas las agrupaciones la lista desplegable de algoritmos, al igual que el panel con sus parámetros correspondientes se bloquea para proseguir con la validación de los grupos. Para seleccionar otro algoritmo se debe presionar  con lo cual se borran los resultados obtenidos hasta el momento.

- Selección del índice de validación: Una vez realizadas las agrupaciones, un índice de validación puede ser seleccionado de la lista desplegable .

ÍNDICES DE  
VALIDACIÓN  
INTERNOS

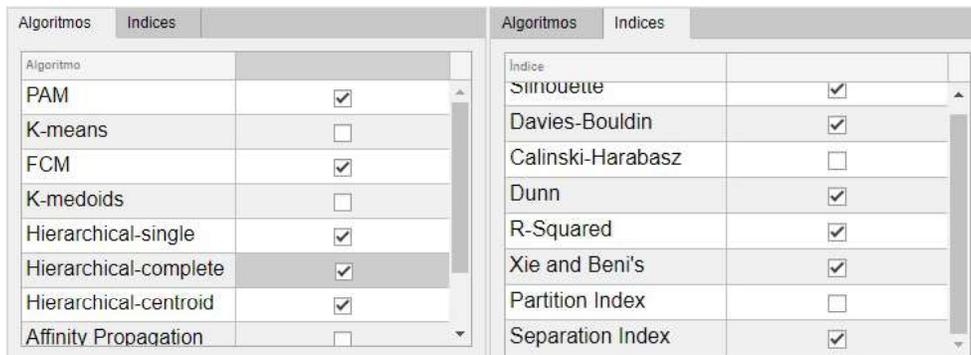
SILUETA  
DAVIES-BOULDIN  
CALINSKI-HARABASZ  
DUNN  
R-SQUARED  
XIE-BENI'S  
PARTICIÓN  
SEPARACIÓN

Nota 1: Las agrupaciones realizadas pueden ser revisadas en la pestaña k-Óptimo. En esta pestaña también se observará el número óptimo de grupos determinado por el índice seleccionado.

#### ETAPA 5: RESULTADOS

Esta etapa consiste en una aplicación iterativa y automática de la etapa 4. Además, permite contrastar los resultados obtenidos del análisis Prony con los resultados de los algoritmos de agrupamiento.

La selección de los algoritmos de agrupamiento y los índices de validación se realiza mediante tablas dinámicas. Una vez seleccionados el proceso empieza al presionar el botón **Empezar** .

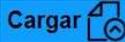


Algoritmos	Indices
Algoritmo	
PAM	<input checked="" type="checkbox"/>
K-means	<input type="checkbox"/>
FCM	<input checked="" type="checkbox"/>
K-medoids	<input type="checkbox"/>
Hierarchical-single	<input checked="" type="checkbox"/>
Hierarchical-complete	<input checked="" type="checkbox"/>
Hierarchical-centroid	<input checked="" type="checkbox"/>
Affinity Propagation	<input type="checkbox"/>

Algoritmos	Indices
Indice	
Silhouette	<input checked="" type="checkbox"/>
Davies-Bouldin	<input checked="" type="checkbox"/>
Calinski-Harabasz	<input type="checkbox"/>
Dunn	<input checked="" type="checkbox"/>
R-Squared	<input checked="" type="checkbox"/>
Xie and Beni's	<input checked="" type="checkbox"/>
Partition Index	<input type="checkbox"/>
Separation Index	<input checked="" type="checkbox"/>

Al finalizar el proceso se crea un archivo \*.mat que contiene los resultados del análisis, tales como los nombres de los algoritmos de agrupamiento e índices de validación empleados, el número óptimo de grupos obtenidos por cada índice para cada algoritmo, la estructura de las agrupaciones realizadas, la métrica de distancia empleada y los resultados del análisis Prony (en caso de haberse realizado).

El nombre del archivo tiene el siguiente formato Resultados SNI 02 Mar 2018 - Voltaje seq(+) Ángulo (0-10s).mat.

Mediante el botón  se puede cargar un archivo de resultados anterior correspondiente al caso de estudio seleccionado en la Etapa 2.

Nota 1: Si el archivo de Resultados no coincide con el nombre del caso de estudio un mensaje de error se presentará.

Nota 2: Las agrupaciones se realizarán con los parámetros establecidos en la pestaña Agrupación Offline.

#### ETAPA 6: AGRUPAMIENTO ONLINE

- Selección de las señales: Mediante una tabla dinámica se presentan todas las señales disponibles en la base de datos, las cuales pueden ser seleccionadas para formar la matriz de entrada para los algoritmos de agrupamiento online.

	Señal	Derivada
Corriente seq(+) Amplitud [A]	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Corriente seq(+) Fase [°]	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Voltaje seq(+) Amplitud [V]	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Voltaje seq(+) Fase [°]	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Derivada de frecuencia [1/s]	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Frecuencia [Hz]	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

En caso de considerarse necesario se puede seleccionar la casilla de derivada para calcular e incorporar la variación de una señal con respecto al tiempo (derivada de la señal) a la matriz de entrada.

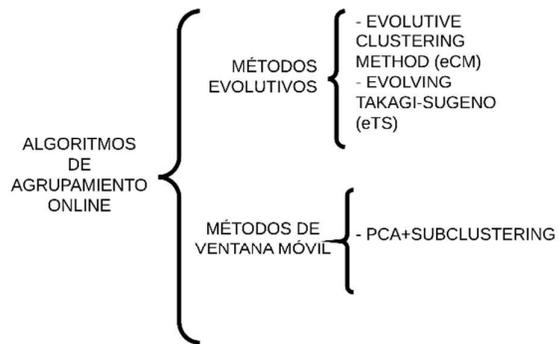
- Preprocesamiento: Se cuenta con métodos de normalización para las diferentes señales de la matriz de entrada:
  - Z-score
  - Escalar
  - Norma
  - Rango

La casilla  Matriz Similaridad se forma con los coeficientes de coherencia, calculados recursivamente, de cada PMU.

La casilla  Ordenar mediciones ordena la matriz de entrada acorde a su magnitud.

- Selección de algoritmos de agrupamiento: Una vez establecidos los parámetros para formar la matriz de entrada, mediante la lista desplegable

Cluster Alg.  se escoge el algoritmo de agrupamiento online.



Para los algoritmos evolucionistas solo es necesario establecer el radio de los grupos; mientras que para el método de ventana móvil también es necesario determinar el ancho de la ventana de datos.

## ANEXO II

Tiempos de ejecución de los índices de validación para los casos de estudio del sistema  
New England de 39 barras

**Tabla 1** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio falla  
en L/T 2-3

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	35.72	9.12	10.80	6.74	7.94	8.22	4.25	8.79	12.04	5.86	10.95
<b>DB</b>	67.32	64.90	47.99	54.25	51.14	49.33	48.48	51.83	71.55	30.80	53.76
<b>CH</b>	47.67	6.67	6.27	9.92	9.49	6.38	7.05	8.84	15.92	5.42	12.36
<b>D</b>	64.16	55.37	61.14	55.91	46.24	49.07	49.25	50.83	67.97	38.73	53.87
<b>RS</b>	54.68	47.58	46.56	48.99	44.96	47.74	42.70	55.89	62.84	29.20	48.11
<b>XB</b>	20.59	13.69	6.10	4.33	5.77	5.46	4.05	3.86	6.33	3.07	7.33
<b>P</b>	15.53	7.07	4.64	3.91	3.55	4.24	3.16	4.42	6.82	4.66	5.80
<b>Sep</b>	8.23	11.43	3.96	17.43	5.31	3.86	3.86	4.14	12.38	3.19	7.38

**Tabla 2** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio falla  
en L/T 10-13

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	8.29	9.11	8.12	7.82	6.97	8.13	8.92	8.18	10.59	5.73	8.19
<b>DB</b>	51.14	49.98	44.32	51.02	74.06	42.36	44.01	36.06	54.24	33.69	48.09
<b>CH</b>	10.08	7.61	4.73	9.77	9.04	6.28	9.26	7.01	8.98	18.31	9.11
<b>D</b>	41.85	43.94	51.56	43.35	37.33	53.93	47.67	47.16	56.14	29.70	45.26
<b>RS</b>	44.36	46.82	42.34	36.49	42.93	45.16	44.79	43.37	53.06	34.43	43.38
<b>XB</b>	4.28	5.00	4.65	3.97	4.45	4.53	3.39	4.12	9.80	5.74	4.99
<b>P</b>	4.42	5.11	4.10	5.16	5.09	3.87	5.57	4.93	7.24	2.64	4.81
<b>Sep</b>	7.48	4.11	4.76	4.28	3.04	4.31	3.41	12.79	9.32	3.78	5.73

**Tabla 3** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio falla en L/T 21-22

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	6.21	6.72	4.88	5.86	6.28	7.06	8.62	7.45	9.20	5.52	6.78
<b>DB</b>	43.27	40.13	50.63	43.43	38.20	42.23	44.43	41.93	51.31	35.34	43.09
<b>CH</b>	12.31	6.69	17.22	13.92	8.50	8.64	5.21	6.35	12.95	4.17	9.60
<b>D</b>	48.38	48.31	46.66	45.47	38.34	43.38	42.87	39.19	53.11	29.40	43.51
<b>RS</b>	44.71	36.04	45.27	44.64	37.40	38.55	39.09	40.27	52.93	27.44	40.63
<b>XB</b>	3.33	3.90	5.79	5.49	2.78	5.36	4.06	4.28	9.61	2.77	4.74
<b>P</b>	3.95	4.66	4.97	3.86	4.86	3.59	4.13	4.60	8.39	3.05	4.61
<b>Sep</b>	3.96	5.55	4.53	4.23	4.20	4.09	6.72	7.14	7.25	3.33	5.10

**Tabla 4** Tiempo de ejecución promedio por cada índice de validación para el caso de estudio del sistema New England

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	6.21	6.72	4.88	5.86	6.28	7.06	8.62	7.45	9.20	5.52	6.78
<b>DB</b>	43.27	40.13	50.63	43.43	38.20	42.23	44.43	41.93	51.31	35.34	43.09
<b>CH</b>	12.31	6.69	17.22	13.92	8.50	8.64	5.21	6.35	12.95	4.17	9.60
<b>D</b>	48.38	48.31	46.66	45.47	38.34	43.38	42.87	39.19	53.11	29.40	43.51
<b>RS</b>	44.71	36.04	45.27	44.64	37.40	38.55	39.09	40.27	52.93	27.44	40.63
<b>XB</b>	3.33	3.90	5.79	5.49	2.78	5.36	4.06	4.28	9.61	2.77	4.74
<b>P</b>	3.95	4.66	4.97	3.86	4.86	3.59	4.13	4.60	8.39	3.05	4.61
<b>Sep</b>	3.96	5.55	4.53	4.23	4.20	4.09	6.72	7.14	7.25	3.33	5.10

## ANEXO III

Tiempos de ejecución de los índices de validación para los casos de estudio del Sistema Nacional Interconectado

**Tabla 1** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio 01-jul-2016

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	38.65	40.81	24.50	44.54	29.28	32.37	23.80	40.99	53.84	46.05	37.48
<b>DB</b>	43.54	43.46	47.48	42.58	35.34	43.26	55.71	43.63	55.78	44.11	45.49
<b>CH</b>	11.72	12.16	12.89	13.38	12.41	12.11	10.21	12.32	27.09	17.40	14.17
<b>D</b>	49.43	45.20	44.26	30.80	40.90	49.92	43.80	47.58	64.37	45.58	46.18
<b>RS</b>	47.57	46.47	43.39	41.30	40.35	51.13	42.53	49.44	64.95	50.85	47.80
<b>XB</b>	8.08	7.06	7.03	7.26	6.79	6.97	7.18	7.06	17.92	11.57	8.69
<b>P</b>	7.49	7.19	6.62	6.90	6.86	6.82	7.21	4.92	16.73	11.20	8.19
<b>Sep</b>	6.83	6.75	7.57	12.77	7.01	6.81	7.16	7.11	17.49	11.60	9.11

**Tabla 2** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio 02-mar-2018

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
<b>SI</b>	19.52	35.98	26.75	31.28	25.01	25.87	34.01	48.89	12.87	33.74	29.39
<b>DB</b>	58.03	57.17	58.63	58.66	54.52	57.04	55.00	56.14	22.08	74.68	55.20
<b>CH</b>	8.93	9.21	9.50	10.14	11.92	11.45	11.31	11.04	3.42	17.96	10.49
<b>D</b>	59.67	48.94	61.21	57.47	58.92	51.91	53.81	55.35	20.34	83.94	55.16
<b>RS</b>	56.37	60.90	54.59	56.81	51.43	54.18	56.37	54.76	21.02	72.02	53.85
<b>XB</b>	6.26	3.64	5.88	5.84	5.73	5.48	3.67	5.27	3.12	8.62	5.35
<b>P</b>	5.20	2.73	7.26	4.07	5.86	6.28	4.17	4.49	2.29	11.63	5.40
<b>Sep</b>	5.39	4.50	5.24	4.91	5.29	5.45	7.02	3.71	2.58	9.63	5.37

**Tabla 3** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio  
10-ene-2019

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
SI	9.44	7.31	7.78	7.40	10.23	9.41	9.22	8.83	8.42	7.88	8.59
DB	42.64	19.36	18.26	19.56	20.18	18.29	21.28	18.61	23.66	28.15	23.00
CH	2.98	4.05	2.59	3.38	4.13	4.45	3.25	2.86	4.07	4.74	3.65
D	22.80	19.43	18.30	18.28	18.23	18.39	20.19	16.15	23.76	30.32	20.59
RS	15.09	16.21	18.25	15.43	18.70	19.31	16.19	16.47	21.63	36.72	19.40
XB	1.80	1.66	1.19	1.61	1.11	1.72	1.37	1.54	2.80	5.84	2.06
P	1.42	1.53	1.12	1.61	1.23	1.20	1.39	1.68	1.90	3.63	1.67
Sep	1.17	1.71	1.20	1.76	1.49	1.57	1.56	1.55	2.60	3.82	1.84

**Tabla 4** Tiempo de ejecución por cada índice de validación para el caso de estudio  
30-ago-2018

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
SI	21.43	22.35	21.95	19.94	20.08	21.69	16.86	19.23	9.73	24.03	19.73
DB	35.26	45.62	40.61	41.47	37.46	35.86	43.28	43.52	22.32	63.71	40.91
CH	6.49	6.22	6.39	5.86	7.27	10.82	7.61	6.59	3.94	9.85	7.10
D	40.76	38.56	44.43	40.44	40.21	38.57	40.93	38.26	24.24	63.74	41.01
RS	41.30	39.13	40.89	41.56	39.23	37.37	41.06	38.36	19.45	61.00	39.93
XB	3.55	4.67	3.52	2.66	2.61	5.75	5.29	3.40	2.71	10.64	4.48
P	3.82	3.74	3.73	3.10	3.02	3.62	3.07	2.67	2.08	9.02	3.79
Sep	2.97	2.95	3.63	3.62	4.66	3.85	3.25	2.10	2.69	8.35	3.81

**Tabla 5** Tiempo de ejecución promedio por cada índice de validación para los casos de estudio del SNI ecuatoriano

Tiempo de ejecución por índice de validación [ms]											
	PAM	K-means	FCM	K-medoid	HS	HC	HA	AP	PCA+SC	DBS	Prome_dio
SI	22.26	26.61	20.24	25.79	21.15	22.33	20.97	29.49	21.21	27.92	23.80
DB	44.87	41.40	41.25	40.57	36.88	38.61	43.82	40.48	30.96	52.66	41.15
CH	7.53	7.91	7.84	8.19	8.93	9.71	8.10	8.20	9.63	12.49	8.85
D	43.17	38.03	42.05	36.75	39.57	39.70	39.68	39.34	33.18	55.90	40.74
RS	40.08	40.68	39.28	38.77	37.42	40.50	39.04	39.76	31.76	55.15	40.24
XB	4.92	4.26	4.41	4.35	4.06	4.98	4.38	4.32	6.64	9.17	5.15
P	4.48	3.80	4.69	3.92	4.24	4.48	3.96	3.44	5.75	8.87	4.76
Sep	4.09	3.98	4.41	5.77	4.61	4.42	4.75	3.62	6.34	8.35	5.03