

# Methodology to Identify Voltage Control Areas in an Electrical Power System by Applying Monte Carlo Simulation

## Metodología para Identificar Áreas de Control de Voltaje en un Sistema Eléctrico de Potencia Aplicando Simulación Monte Carlo

L.E. Bonilla D.E. Echeverría J.C. Cepeda

Operador Nacional de Electricidad - CENACE

E-mail: lbonilla@cenace.org.ec; decheverria@cenace.org.ec; jcepeda@cenace.org.ec

### Abstract

This Document presents a Methodology to Identify the Areas of Voltage Control (ACV) in an electrical power system. The use of data mining and the concept of electric distance have been used in this work to identify the ACV in a power system for different probabilistic scenarios of system operation considering N-1 contingencies, which were formulated by Monte Carlo simulation. ACV identification in power systems allows to identify reactive power resources of each area to establish operational strategies in order to improve the control of the voltage in the system. The proposed methodology has been implemented to identify the ACV in the National Interconnected System of Ecuador.

**Index terms**– Areas of Voltage Control, Electric Distance, Data mining, Monte Carlo simulation.

### Resumen

Este documento presenta una Metodología para Identificar las Áreas de Control de Voltaje (ACV) en un sistema eléctrico de potencia. El uso de minería de datos y el concepto de distancia eléctrica han sido utilizados en este trabajo para identificar las ACV en un sistema de potencia para distintos escenarios probabilísticos de operación del sistema considerando contingencias N-1, los cuales fueron formulados mediante simulación Monte Carlo. La identificación de las ACV en un sistema de potencia permite identificar los recursos de potencia reactiva de cada área y con ello establecer estrategias operativas a fin de mejorar el control del voltaje en el sistema. La metodología planteada ha sido implementada para identificar las ACV en el Sistema Nacional Interconectado de Ecuador.

**Palabras clave**– Áreas de Control de Voltaje, Distancia Eléctrica, minería de datos, simulación Monte Carlo.

Recibido: 01-08-2017, Aprobado tras revisión: 23-11-2017

Forma sugerida de citación: Bonilla, L.; Echeverría, D.; Cepeda, J. (2018). “Metodología para Identificar Áreas de Control de Voltaje en un sistema eléctrico de potencia aplicando simulación Monte Carlo”. Revista Técnica “energía”. No. 14, Pp. 72-79

ISSN 1390-5074

## 1. INTRODUCCIÓN

El crecimiento de la demanda en los últimos años ha provocado que los sistemas eléctricos de potencia (SEPs) operen cada vez más cerca de sus límites de estabilidad y seguridad. Por esta razón es de crucial importancia identificar las áreas débiles del sistema eléctrico de potencia con el objetivo de establecer estrategias de control que permitan mejorar la calidad y la continuidad del servicio eléctrico.

En la evaluación de la estabilidad de voltaje, es de particular interés identificar las áreas críticas del sistema eléctrico de potencia expuestas a déficit de potencia reactiva, que bajo ciertas condiciones de operación darían lugar a un desequilibrio de la potencia reactiva en el sistema, que a la vez podría causar problemas de estabilidad de voltaje. Dado que la estabilidad de voltaje involucra, esencialmente un control local, es recomendable dividir al sistema en zonas o áreas eléctricas (en función del comportamiento del voltaje del sistema), las cuales son conocidas como Áreas de Control de Voltaje (ACV)[1][2][3].

Un Área de Control de Voltaje, está conformada por un grupo de barras del sistema eléctrico que presentan patrones de comportamiento de voltaje similares y están lo suficientemente desacopladas eléctricamente de las barras de otras áreas del sistema. La principal característica de un ACV es que el perfil de voltaje de las barras que conforman esta ACV es controlado fundamentalmente por sus fuentes de potencia reactiva, teniendo mucho menos efecto las acciones de control en las otras áreas [2].

Las barras de generación incluidas en cada ACV conforman la Reserva Reactiva Base (RRB) para esta área. La mayor parte de los incrementos de carga de potencia reactiva dentro de un ACV es suministrada por la RRB, por lo que la RRB desempeña un papel muy importante en la determinación del límite de carga reactiva de cada barra de carga y la reserva de potencia reactiva en cada área. En este sentido, identificar las ACV y sus RRB permite establecer estrategias de supervisión con el fin de mejorar el control y la estabilidad de voltaje del sistema eléctrico [1].

En este trabajo se presenta una metodología para identificar las ACV en un sistema de potencia, en distintos escenarios probabilísticos de operación formulados mediante simulación Monte Carlo, basada en el concepto de Distancia Eléctrica y el uso de minería de datos propiamente la herramienta de agrupación de datos Fuzzy C Means. En la Fig. 1 se muestra el diagrama de flujo de la metodología propuesta en este trabajo. La simulación Monte Carlo empleada en este trabajo fue utilizada como una herramienta para generar escenarios estocásticos de operación, considerando contingencias N-1.

La metodología propuesta fue aplicada al Sistema Nacional Interconectado de Ecuador en donde se consideró el ingreso de las nuevas instalaciones como Coca Codo Sinclair y Sopladora, así como el sistema de 500 kV.

## 2. METODOLOGÍA PARA IDENTIFICAR ACV EN UN SISTEMA ELÉCTRICO DE POTENCIA

Un sistema de potencia dado, puede ser dividido en Áreas de control de Voltaje si las barras coherentes que conforman un ACV están lo suficientemente desacopladas eléctricamente de las barras que integran otra ACV. Existen diferentes metodologías empleadas para dividir al sistema eléctrico de potencia en Áreas de Control de Voltaje. En la referencia [3] se plantea un método efectivo para identificar las ACV para un sistema de potencia en Francia, en donde por primera vez se utiliza el concepto de distancias eléctricas y un análisis topológico de la red. En este trabajo se propone utilizar el método de Simulación Monte Carlo para generar escenarios probabilísticos de operación considerando contingencias N-1, y para cada escenario de operación, identificar las ACV siguiendo la siguiente metodología:

- Cálculo de la matriz de distancias eléctricas.
- Descomposición, de la matriz de distancias eléctricas, en coordenadas principales.
- Agrupación de las barras del sistema en ACV, verificando la conectividad física entre las barras de cada una de estas áreas (ACV), aplicando la técnica de agrupación de datos Fuzzy C Means (FCM).

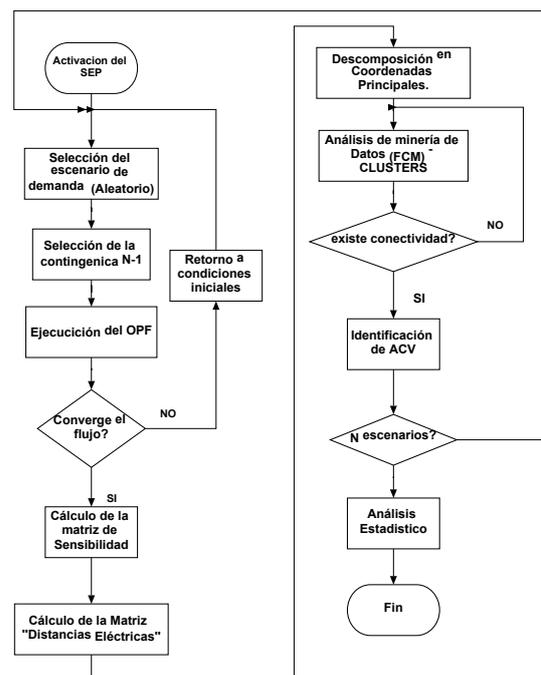


Figura 1: Estructura General de la Metodología Aplicada

En este trabajo se utilizó DigSILENT PowerFactory para seleccionar el escenario aleatorio de demanda, seleccionar la contingencia N-1 y calcular la matriz de sensibilidad de voltaje. Mientras que, para el cálculo de la matriz de distancias eléctricas, así como para identificar las ACV mediante la utilización minería de datos se empleó el software MATLAB.

## 2.1. Simulación de Monte Carlo

Tradicionalmente la solución de flujos de potencia de un sistema eléctrico ha sido obtenida mediante metodologías determinísticas, es decir bajo condiciones de operación preestablecidas. Este tipo de metodologías (determinísticas) no toman en cuenta el comportamiento estocástico o probabilístico que tiene un sistema eléctrico real [4]. El comportamiento estocástico que tiene un sistema eléctrico es de gran importancia para el desarrollo de enfoques integrales, que sean adecuados para hacer frente al aumento de las incertidumbres en la operación y planificación de sistemas eléctricos de potencia [5].

Una las herramientas matemáticas que permite generar escenarios probabilísticos considerando la incertidumbre de un sistema es la técnica de simulación de Monte Carlo, la cual brinda la posibilidad de obtener resultados más reales del comportamiento que tiene el sistema eléctrico de potencia.

El método de simulación de Monte Carlo es un proceso repetitivo que consiste en evaluar, en cada iteración, la respuesta ( $v$ ) que tiene el sistema a través de una función de incertidumbre ( $h$ ), usando entradas variables ( $z$ ) las cuales son generadas aleatoriamente en función de su distribución de probabilidad [4].

$$v=h(z) \tag{1}$$

En ocasiones el método Monte Carlo ha sido utilizado para obtener resultados estadísticos (representados generalmente por su valor medio y desviación estándar), sin embargo en este trabajo no se pretende usar la simulación Monte Carlo para obtener información estadística. El objetivo del presente trabajo es usar esta técnica probabilística para generar una gran cantidad de escenarios de operación mediante la variación aleatoria de la carga en función de una distribución de probabilidad y la selección de contingencias N-1 en líneas de transmisión, y de esta manera determinar la matriz de sensibilidad (para cada escenario) a partir de la solución de flujos de potencia.

## 2.2. Distancia Eléctrica

El concepto de distancia eléctrica involucra a la matriz  $dQ/dV$ , la cual forma parte de la matriz

Jacobiano de un SEP. A la matriz inversa se la conoce como matriz de sensibilidad de voltaje  $dV/dQ$ . Las 2 matrices mencionadas son reales y no simétricas [2].

Los elementos de la matriz  $dV/dQ$  reflejan la propagación de la variación de voltaje en las barras del sistema ante la inyección de potencia reactiva en una barra. A partir de la matriz  $dV/dQ$  se puede obtener la matriz de atenuaciones cuyos elementos, escritos como  $\alpha_{ij}$ , representan el acoplamiento de voltaje entre las barras del SEP. Estas atenuaciones son obtenidas dividiendo los elementos de cada columna de la matriz  $dV/dQ$  para cada término de la diagonal de esta matriz. Por lo tanto se tiene [2]:

$$\Delta V_i = \alpha_{ij} \Delta V_j \tag{2}$$

$$\alpha_{ij} = \left( \frac{\partial V_i}{\partial Q_j} \right) / \left( \frac{\partial V_j}{\partial Q_j} \right) \tag{3}$$

Generalmente,  $\alpha_{ij} \neq \alpha_{ji}$ , con el fin de tener una propiedad simétrica en la distancia eléctrica, la siguiente formulación se utiliza para definir la distancia eléctrica entre dos nodos  $i$  y  $j$  [2]:

$$D_{ij} \cdot D_{ji} \cdot -\text{Log}(\alpha_{ij} \cdot \alpha_{ji}) \tag{4}$$

El elemento  $D_{ij}$  representa la distancia eléctrica entre los nodos  $i$  y  $j$ , este elemento es positivo y simétrico ( $D_{ij}=D_{ji}$ ). Esta distancia eléctrica es influenciada directamente por los cambios de voltaje ocurridos en las barras del sistema y también es una buena medida de la observabilidad y controlabilidad del sistema [2]. Para normalizar las distancias eléctricas se sigue la siguiente formulación:

$$D_{ij} = D_{ij} / \text{Max}(D_{i1}, \dots, D_{iN}) \tag{5}$$

## 2.3. Técnicas de Minería de Datos

El concepto de minería de datos ha sido creado principalmente para el análisis de datos multivariante. Dentro de las técnicas utilizadas en este trabajo son análisis de componentes principales y el método de agrupación de datos Fuzzy C Meas (FCM).

### 2.3.1 Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales es una técnica de análisis multivariante, para reducir las variables de un conjunto de datos, sin perder la información proporcionada por las variables originales. Esta técnica permite transformar las variables originales, por lo general correlacionadas entre sí, en nuevas pocas variables (no correlacionadas) conocidas como componentes principales (PCs). Las

componentes principales están ordenadas de tal forma que las primeras componentes retienen las máximas variaciones presentes en las variables originales. Una generalización de las componentes principales son las coordenadas principales. El cálculo de las coordenadas principales de un conjunto de datos ( $\mathbf{X}$ ) puede ser obtenida a partir de una matriz de distancias  $\mathbf{D}$  (matriz cuadrada de dimensión  $n \times n$ , en donde  $n$  representa el número de elementos u observaciones del conjunto de datos, que para el presente trabajo representa el número de barras o nodos del sistema que son considerados en el análisis).

A partir de una matriz de distancias se puede construir la matriz de similitud  $\mathbf{Q}$  (similar a la matriz de covarianza) la cual representa la variabilidad entre elementos, y puede ser obtenida de la siguiente manera [4] [6]:

$$\mathbf{Q} = -\frac{1}{2} \left[ \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}' \right] \mathbf{D} \left[ \mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}' \right] \quad (6)$$

En donde  $\mathbf{I}$ , de dimensión  $n \times n$ , representa la matriz identidad;  $\mathbf{1}$ , de dimensión  $n \times 1$ , es un vector columna de unos y  $\mathbf{1}'$  es el vector transpuesto del vector  $\mathbf{1}$ .

La matriz de coordenadas principales,  $\mathbf{Y}_r$ , puede ser obtenida a partir de los valores ( $\Lambda_r$ ) y vectores propios ( $\mathbf{V}_r$ ) de  $\mathbf{Q}$ , de la siguiente manera [4] [6]:

$$\mathbf{Y}_r = \mathbf{V}_r \Lambda_r^{1/2} \quad (7)$$

En donde la matriz  $\mathbf{V}_r$ , contiene los vectores propios de  $\mathbf{Q}$  y  $\Lambda_r$ , representa la diagonal de valores propios de  $\mathbf{Q}$ .

### 2.3.2 Método de agrupación de datos Fuzzy C Means

La gran cantidad de datos e información que se dispone actualmente ha hecho necesario contar con técnicas que permitan extraer información implícita en enormes bases de datos. Para manejar una gran cantidad de datos surge las técnicas de agrupación de datos, las cuales son técnicas analíticas diseñadas con el objetivo de detectar patrones de comportamiento consistentes entre diferentes variables de tal manera que esta información pueda ser agrupada o clasificada de acuerdo a algún comportamiento [7]. Dentro de las técnicas utilizadas para la agrupación de datos se encuentra la técnica Fuzzy C Means (FCM) cuyo algoritmo de clasificación se describe a continuación [7] [8]:

El algoritmo FCM asigna a cada dato, un valor de pertenencia (valores entre 0 y 1) a cada uno de los clusters formados, entonces un valor pertenece a un cluster específico si su valor de pertenencia es mayor al grado de pertenencia de los otros clusters. La suma

de los grados de pertenencia de un dato específico en todos los clusters es igual a 1.

FCM se basa en la minimización de la función  $J$ :

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{cl} u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (8)$$

En donde:

$u_{ij}$ : es el grado de pertenencia o membrecía de la  $i$ -ésima observación al  $j$ -ésimo cluster.

$n$ : es el número de datos.

$cl$ : es el número total de clusters.

$m = [1, \infty)$ : es el peso que determina el grado en el cual los miembros parciales de un cluster afectan al resultado (generalmente  $m=2$ ).

$d_{ij} = \|x_i - c_j\|$ : representa la distancia euclidiana entre la  $i$ -ésima observación ( $x_i$ ) y el centroide del  $j$ -ésimo cluster ( $c_j$ ).

La función  $J$  se minimiza si cumple con las ecuaciones (9) y (10):

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (9)$$

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^{cl} \left( \frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (10)$$

En este trabajo se utilizó la técnica FCM para agrupar las barras en ACV, sin embargo, dado que el algoritmo de FCM es una herramienta de análisis de datos, el mismo no considera la configuración natural de la red eléctrica, de hecho, los grupos de barras que resultan de la aplicación de la FCM no corresponden necesariamente a las áreas eléctricas reales, por lo que es necesario añadir una rutina adicional al algoritmo de agrupamiento que compruebe la conectividad de las barras.

En este sentido, con el objetivo de identificar la conectividad de las barras se utiliza un algoritmo que emplea la teoría de Goderya [9]. A continuación se presenta un resumen del algoritmo.

Sea  $\mathbf{Ar}(m \times n)$  la matriz de incidencia de un área  $r$  del sistema de potencia, de dimensión  $n \times m$  ( $m$  es el número de ramas o líneas de un área  $r$  y  $n$  es el número de barras de la misma área  $r$ ) entonces la matriz de conectividad  $\mathbf{Cr}(n \times n)$  puede ser definida como sigue:

$$C_r = A_r^T \cdot A_r \quad (11)$$

$Q_r(n \times n)$  y  $R_r(n \times n)$  representan la descomposición ortogonal-triangular de la matriz  $C_r$ , por lo tanto:

$$C_r = Q_r \cdot R_r \quad (12)$$

Basado en la matriz  $R_r$ , es posible definir el vector columna de verificación de conectividad  $c_v(n \times 1)$  como sigue:

$$c_v^i = \sum_{j=i+1}^n R_r^{(i,j)} \quad (13)$$

Donde  $i$  representa la fila y  $j$  representa la columna de la matriz  $R_r$ , y  $R_r(i,j)$  es el elemento  $(i,j)$  de  $R_r$ . El número de elementos nulos de  $c_v$  representa el número de sub-áreas formadas dentro del área  $r$  debido a la falta de conectividad.

### 3. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA AL SISTEMANACIONALINTERCONECTADO.

La aplicación de la metodología propuesta se aplicó al Sistema Nacional Interconectado (S.N.I.) de Ecuador para lo cual se consideraron las barras de 230 kV y 500 kV que se muestran en la Tabla 1. En la Fig. 2 se muestra el diagrama unifilar del S.N.I. de Ecuador.

Los casos de estudio considerados en el análisis corresponden a la modelación del S.N.I. en DIGSILENT PowerFactory (plan de expansión de 2017) en hidrología alta y baja. Las contingencias seleccionadas corresponden a desconexiones de líneas de doble circuito a nivel de 230 y 500 kV.

Adicionalmente, las ACV fueron identificadas sin contingencias a fin de realizar una comparación entre las ACV identificadas en estado estable y en casos de emergencia (considerando contingencias N-1).

Tabla 1: Numeración de las Barras del S.N.I.

#Número de la barra	Nombre de la barra	#Número de la barra	Nombre de la barra
1	B Inga_500	17	B Milagro_230
2	B San_Rafael_500	18	B Pascuales_230
3	B San_Rafael_230	19	B Dos_Cerritos_230
4	B Coca_Codo_Sinclair_500	20	B Totoras_230
5	B Shushufindi_230	21	B San_Francisco_230
6	B Nueva_Jivino_230	22	B Pomacqui_230
7	B Tisaleo_500	23	B Nueva_Proserpina_230
8	B Tisaleo_230	24	B Trinitaria_230
9	B Chorrillos_500	25	B Esclusas_230
10	B Chorrillos_230	26	B Sinicay_230
11	B Sopladora_230	27	B Machala_230
12	B Quevedo_230	28	B El_Inga_230
13	B Baba_230	29	B San_Bartolo_230
14	B Santo_Domingo_230	30	B Santa_Rosa_230
15	B Molino_230	31	B Riobamba_230
16	B Zhoray_230	32	B Manduriacu_230

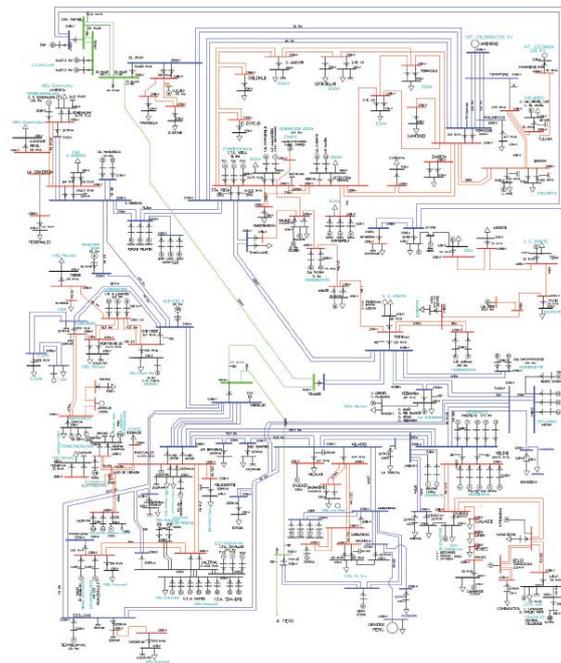


Figura 2: Diagrama Unifilar del S.N.I. de Ecuador

### 4. RESULTADOS

#### 4.1. Resultados en Estado Estable

Mediante la Simulación Monte Carlo se formularon 500 escenarios de Operación en estado estable (sin considerar contingencias, únicamente considerando variaciones aleatorias de la carga) para cada uno de los casos de estudio (hidrología alta y baja), y se observa, como se muestra en las Fig. 3 y 4, que se formaron en su gran mayoría 7 ACV, conformadas por las barras que se muestra en la Tabla 2.

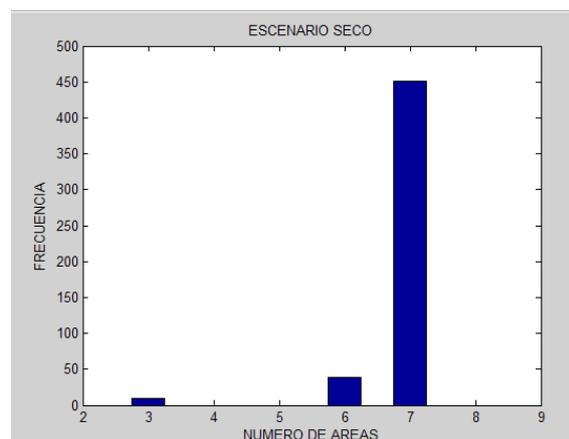


Figura 3: Histograma de Frecuencia del Número de ACV identificadas en Hidrología Baja

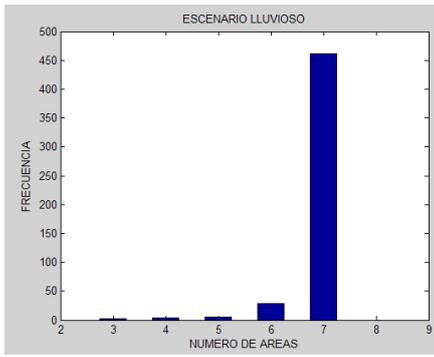


Figura 4: Histograma de Frecuencia del Número de ACV identificadas en Hidrología Alta

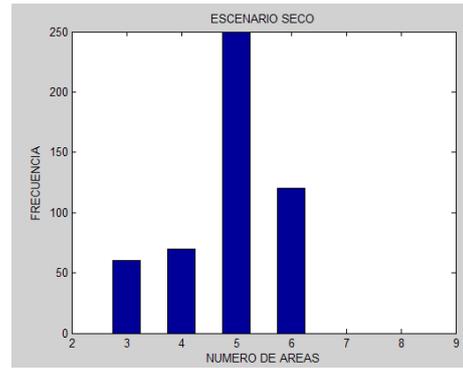


Figura 6: Histograma de Frecuencia del número de ACV identificadas en Hidrología Baja

Tabla 2: ACV más probables identificadas en el S.N.I. en Estado Estable

ACV1	ACV2	ACV3	ACV4
B San Rafael 500	B Inga 500	B Tisaleo 500	B Quevedo 230
B San Rafael 230	B Pomaspqui 230	B Tisaleo 230	B Baba 230
B Coca Codo Sinclair 500	B El Inga 230	B Totoras 230	B Santo Domingo 230
B Shushufindi 230	B Santa Rosa 230	B San Francisco 230	B Manduricacu 230
B Nueva Jivino 230		B Riobamba 230	

ACV5	ACV6	ACV7
B Molino 230	B Sopladora 230	B Chorrillos 500
B Zhoray 230	B Milagro 230	B Chorrillos 230
B Sinincay 230	B Machala 230	B Pascuales 230
	B San Bartolo 230	B Dos Cerritos 230
		B Nueva Prosperina 230
		B Trinitaria 230
		B Esclusas 230

Tabla 3: ACV identificadas en el S.N.I. considerando Contingencias N-1 (Alta Hidrología)

ACV1	ACV2	ACV3	ACV4	ACV5
B Tisaleo 230	B Quendo 230	B Inga 500	B San Rafael 500	B Chorrillos 500
B Totoras 230	B Baba 230	B Tisaleo 500	B San Rafael 230	B Chorrillos 230
B San Francisco 230	B Santo Domingo 230	B Pomaspqui 230	Coca Codo Sinclair 500	B Sopladora 230
B Riobamba 230	B Manduricacu 230	B El Inga 230	B Shushufindi 230	B Molino 230
	B Santa Rosa 230	B Nueva Jivino 230	B Zhoray 230	B Molino 230
				B Milagro 230
				B Pascuales 230
				B Dos Cerritos 230
				B Nueva Prosperina 230
				B Trinitaria 230
				B Esclusas 230
				B Sinincay 230
				B Machala 230
				B San Bartolo 230

Tabla 4: ACV identificadas en el S.N.I. considerando Contingencias N-1 (Baja Hidrología)

ACV1	ACV2	ACV3	ACV4	ACV5
B San Rafael 500	B Chorrillos 500	B Sopladora 230	B Inga 500	B Molino 230
B San Rafael 230	B Chorrillos 230	B Milagro 230	B Tisaleo 500	B Zhoray 230
B Coca Codo Sinclair 500	B Quevedo 230	B Machala 230	B Tisaleo 230	B Sinincay 230
B Shushufindi 230	B Pascuales 230	B San Bartolo 230	B Baba 230	B Riobamba 230
B Nueva Jivino 230	B Dos Cerritos 230		B Santo Domingo 230	
	B Nueva Prosperina 230		B Totoras 230	
	B Trinitaria 230		B San Francisco 230	
	B Esclusas 230		B Pomaspqui 230	
			B El Inga 230	
			B Santa Rosa 230	
			B Manduricacu 230	

Tabla 5: ACV identificadas en el S.N.I. considerando Contingencias N-1 (Alta y Baja Hidrología)

ACV1	ACV2	ACV3
B Quevedo 230	B San Rafael 500	B Chorrillos 500
B Baba 230	B San Rafael 230	B Chorrillos 230
B Santo Domingo 230	B Coca Codo Sinclair 500	B Pascuales 230
B Manduricacu 230	B Shushufindi 230	B Dos Cerritos 230
	B Nueva Jivino 230	B Nueva Prosperina 230
		B Trinitaria 230
		B Esclusas 230

ACV4	ACV5	ACV6
B Tisaleo 500	B Sopladora 230	B Inga 500
B Tisaleo 230	B Molino 230	B Pomaspqui 230
B Totoras 230	B Zhoray 230	B El Inga 230
B San Francisco 230	B Milagro 230	B Santa Rosa 230
B Riobamba 230	B Sinincay 230	
	B Machala 230	
	B San Bartolo 230	

Cabe notar que la barra de la central Sopladora, si bien físicamente se encuentra cerca de la central Molino, eléctricamente está conectada a la subestación Milagro, es por ello que se justifica que la barra de la central Sopladora forme un ACV con Milagro, Machala y San Bartolo (ver ACV6 de la Tabla 2).

#### 4.2. Resultados considerando Contingencias N-1

Mediante la Simulación Monte Carlo se formularon 500 escenarios de Operación para cada uno de los casos de estudio (hidrología alta y baja), en donde se consideró escenarios estocásticos de demanda, además, de contingencias N-1 con la salida de líneas de transmisión de doble circuito a nivel de 500 kV y 230 kV. En las Tablas 3, 4 y 5 se presentan las ACV más probables identificadas en el S.N.I considerando contingencias N-1. En las Fig. 5 y 6 se presenta los histogramas de frecuencia del número de ACV formadas tanto en hidrología alta como en hidrología baja.

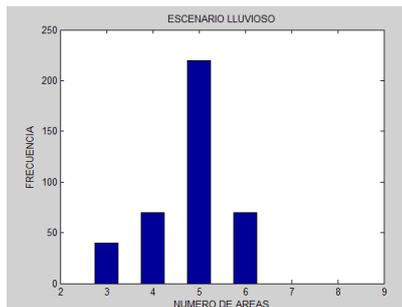


Figura 5: Histograma de Frecuencia del número de ACV identificadas en Hidrología Alta

### 5. CONCLUSIONES

El método de simulación Monte Carlo, en este trabajo, fue empleado para generar escenarios probabilísticos de operación considerando contingencias N-1 a fin de determinar la matriz de sensibilidad de voltaje en cada uno de estos escenarios generados.

A partir de la matriz de sensibilidad se pudo determinar las distancias eléctricas entre las barras del sistema y mediante minería de datos se pudo identificar las ACV del S.N.I.

Las ACV identificadas en estado estable en el S.N.I. prácticamente permanecen constantes, conformadas por las barras que se muestran en la Tabla 2. En los escenarios en que se consideró contingencias N-1 el área de control de voltaje que se presentó en todos los escenarios de estudio fue la conformada por las barras de: Coca Codo Sinclair 500 kV, San Rafael 500 kV, San Rafael 230 kV, Shushufindi 230 kV y Nueva Jivino 230 kV.

Considerando contingencias N-1, cuando se formaron 6 Áreas de Control de voltaje, tanto en hidrología alta como en baja, estas se conformaron por las barras que se muestran en la Tabla 5.

La barra de la central Sopladora, si bien físicamente se encuentra cerca de la central Molino, eléctricamente está conectada a la subestación Milagro, es por ello que se justifica que en todos los escenarios simulados la barra de la central Sopladora y las barras de Milagro, San Bartolo y Machala siempre se encontraban en una misma Área de Control de Voltaje.

## 6. RECOMENDACIONES

Las Áreas de Control de Voltaje identificadas en un sistema eléctrico de potencia permiten identificar las reservas de potencia reactiva de cada Área y con ello se puede determinar las zonas con déficit de potencia reactiva que podrían causar problemas de estabilidad de voltaje. Es por ello que se recomienda para trabajos futuros diseñar una metodología para determinar automáticamente las reservas de potencia reactiva en función de cada una de las ACV identificadas en el S.N.I.

Considerando que la estabilidad de voltaje de un sistema eléctrico de potencia es un fenómeno esencialmente local, se recomienda utilizar las ACV identificadas en el S.N.I. para realizar estudios eléctricos de estabilidad de voltaje.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] W. Villa, J. Rueda, S. Torres, W. Peralta, "Identification of Voltage Control Areas in Power Systems with Large Scale Wind Power Integration", Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA), IEEE/PES, Montevideo, September 2012.
- [2] J. Zhong, E. Nobile, A. Bose and K. Bhattacharya, "Localized Reactive Power Markets Using the Concept of Voltage Control Areas", IEEE Trans. Power Syst., vol. 19, no. 3, pp. 1555-1561 Aug. 2004.
- [3] P.Lagonotte, J.C. Sabonnadiere, J.-Y.Leost, and J.-P. Paul, "Structural analysis of the electrical system: application to secondary voltage control in France," IEEE Trans Power Syst, vol4, no.2, pp. 479 – 486, May 1989.
- [4] J. Cepeda, "Evaluación de la Vulnerabilidad del Sistema Eléctrico de Potencia en Tiempo Real usando Tecnología de Medición Sincrofasorial", Tesis de Grado para obtener el título de Doctor en Ingeniería Eléctrica, Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, San Juan, Argentina, Diciembre 2013, ISBN: 978-987-33-4328-5.
- [5] F.Gonzales and J.Cepeda, "PowerFactory Application for Power System Analysis", Agosto 2014.
- [6] D. Peña, Análisis de Datos Multivariantes, Editorial McGraw-Hill, España, cap. 1 – 8, Enero 2002.
- [7] J. Rojas Julio Chavarro, Ricardo Laverde "Técnicas de Lógica Difusa aplicadas a la minería de datos", Universidad Tecnológica de Pereira. ISSN 0122-1701.
- [8] K .Hammouda, and F. Karray, "A Comparative Study of Data Clustering Techniques", University of Waterloo, Ontario, Canada.
- [9] F. Goderya, A. Metwally, and O. Mansour, "Fast Detection and Identification of Islands in Power Systems", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, pp. 217 – 221, 1980.



**Luis E. Bonilla Guerrero.-**  
Nació en Ambato, Ecuador en 1989. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Escuela Politécnica Nacional de Quito en Septiembre de 2017. Actualmente trabaja en el Operador Nacional de Electricidad CENACE de

Ecuador en la subgerencia de Análisis de la Operación. Sus campos de interés son: Estabilidad y Control de sistemas Eléctricos de Potencia, y sistemas de medición Sincrofasoriales PMU's.



**Diego E. Echeverría Jurado.-**  
Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Escuela Politécnica Nacional de Quito en 2006. Se encuentra realizando sus estudios de doctorado en Ingeniería Eléctrica en el Instituto de Energía Eléctrica (IEE), de la Universidad Nacional de San

Juan. Actualmente trabaja en el Operador Nacional de Electricidad CENACE de Ecuador en la subgerencia Nacional de Investigación y Desarrollo. Sus Áreas de interés son: Estabilidad de Sistemas Eléctricos de Potencia en tiempo Real, Sistemas de medición sincrofasoriales PMU's y control de Emergencia de sistemas de Potencia.



**Jaime Cepeda Campaña.-**  
Nació en Latacunga, Ecuador en 1981. Recibió el título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional de Ecuador en 2005, y el de Doctor en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Nacional de San Juan en 2013. Entre 2005

y 2009 trabajó en Schlumberder y en el CONELEC. Colaboró como investigador en el instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, Argentina y en el Instituto de Sistemas Eléctricos de Potencia, Universidad Duisburg-Essen, Alemania entre 2009 y 2013. Actualmente se desempeña como Subgerente Nacional de Investigación y Desarrollo del CENACE y como Profesor a tiempo Parcial en la Escuela Politécnica Nacional. Sus Áreas de interés incluyen la evaluación de vulnerabilidad en tiempo real y el desarrollo de Smart Grids. Actualmente, trabaja en el Operador Nacional de Electricidad CENACE de Ecuador en la subgerencia Nacional de Investigación y Desarrollo. Sus Áreas de interés son: Estabilidad de Sistemas Eléctricos de Potencia en tiempo Real, Sistemas de medición sincrofasoriales PMU's y control de Emergencia de sistemas de Potencia.