Sintonización Adaptativa del Estabilizador de Sistema de Potencia mediante Árboles de Decisión y Optimización Heurística

Oscullo, José ^{1,*} (D); Cepeda, Jaime ¹ (D)

¹Escuela Politécnica Nacional, Departamento de Energía Eléctrica, Quito, Ecuador

Resumen: Este artículo presenta un enfoque novedoso para amortiguar de forma adaptativa las oscilaciones de baja frecuencia mediante un clasificador de árboles de decisión que utilizan como entradas las señales de frecuencia y potencia de las barras de generación sensadas por el sistema de monitoreo de área amplia (WAMS). El ajuste adaptativo de los estabilizadores de sistemas de potencia (PSS) convencionales (p.ej., PSS1A, PSS2A, PSS2B), que se encuentran disponibles en el sistema, se realiza al modificar los parámetros óptimos de sintonización del PSS, mediante el análisis de los modos críticos de los escenarios operativos utilizando el algoritmo de optimización heurística de mapeo mediavarianza (MVMO). Estos parámetros por escenario pueden ser seleccionados mediante un clasificador inteligente basado en árboles de decisión con el objetivo de adaptar la sintonización del PSS a las condiciones de operación. Dicho proceso se implementa en PowerFactory de DIgSILENT mediante la herramienta de análisis modal, se determinan los modos críticos, para el caso de simulación. Mientras en tiempo real, los modos críticos son obtenidos por medio del algoritmo de identificación modal establecido con la matriz Pencil de las señales WAMS. La metodología planteada se aplica al sistema New York-New England de 66-Barras, obteniéndose la mejor respuesta dinámica del sistema con los PSS adaptativos a las diferentes condiciones operativas del sistema. Además, se compara la respuesta con el PSS4B que se caracteriza por monitorear varias frecuencias de los modos de oscilación presentes en la operación del sistema y así presentar los beneficios a la contribución propuesta.

Palabras clave: Estabilidad oscilatoria, Árboles de decisión, Optimización heurística, Máquinas de aprendizaje

Power System Stabilizer Adaptive Tuning Based on Decision Trees and a Heuristic Optimization Process

Abstract:This paper presents a novel approach for adaptively damping low-frequency electromechanical oscillations via the application of decision trees that uses as inputs frequency and power signals of generation buses monitored by the wide-area measurement system (WAMS). This methodology can be applied for adaptive tuning of conventional Power System Stabilizers (e.g., PSS1A, PSS2A, PSS2B), generally available in actual power systems. It is done by adjusting the PSS tuning parameters by analyzing critical oscillation modes for different operational scenarios using the Mean-Variance Mapping Optimization (MVMO) heuristic algorithm. An intelligent classifier selects the PSS's optimal parameters for each scenario based on Decision Trees with the objective of adapting the PSS tuning to the operating conditions. This process uses PowerFactory of DIgSILENT and critical modes are determined using modal analysis for simulation. In real-time, binding modes are derived by modal identification algorithm established with matrix Pencil of WAMS-signals. Such a methodology is applied to the 66-Bus New York-New England test power system, showing an excellent dynamic response in adapting PSS tuning to the different power system conditions. In addition, the response is compared with the PSS4B, which is characterized by monitoring various frequencies of the oscillation modes present in the system operation, thus presenting the benefits of proposed contribution.

Keywords: Oscilatory Stability, Decision Trees, Heuristic Optimization, Machine learning

1. INTRODUCCIÓN

Los estabilizadores del sistema de potencia son dispositivos de control ampliamente utilizados para amortiguar las oscilaciones electromecánicas de baja frecuencia del sistema eléctrico de potencia (SEP), los cuales proporcionan una señal adicional al regu-

lador automático de voltaje (AVR). Las oscilaciones electromecánicas se presentan en el rotor del generador debido principalmente a la dinámica cuasi-estacionaria del sistema dado. Algunos de los factores que producen estas oscilaciones son las variaciones continuas de carga y/o generación y la ocurrencia de grandes perturbaciones o fallas en el sistema (Mondal et al., 2020). Esta situación El análisis de la estabilidad de pequeña señal en los sistemas eléctricos modernos permite identificar la presencia de modos de oscilación críticos, cuya frecuencia compleja tenga una parte real positiva (oscilaciones crecientes) o sean poco amortiguados (parte real negativa, pero de pequeña magnitud) en la operación del SEP. El análisis de estabilidad de pequeña señal en los sistemas eléctricos modernos permite identificar la presencia de modos de oscilación críticos. En particular, la frecuencia oscilatoria compleja en la operación del SEP puede estar constituida por una parte real positiva (oscilaciones crecientes) o una parte real negativa de pequeña magnitud (poca amortiguación). En el escenario en que las oscilaciones no son debidamente amortiguadas luego de una condición particular de operación, se procede a la desconexión de elementos o incluso al colapso del SEP (Ma, 2018).

Mondal et al. (2020) y Ma (2018) clasifican a los modos de oscilación por su frecuencia y el área del sistema en los que son observados, lo cual determina su característica local o global. Específicamente, los modos de oscilación local ocurren entre generadores de una misma área; estos se caracterizan porque las máquinas oscilan unas contra otras, y su rango de frecuencia típico es del orden de 0.7 a 3 Hz. Los modos de oscilación interárea se producen por las oscilaciones de un grupo de generadores de un área del sistema respecto a otra área interconectada a través de líneas que se hallan por lo general congestionadas, siendo su rango típico de frecuencia de 0.1 a 0.7 Hz. Las características de estos modos son complejas y diferentes a aquellas descritas para los modos locales. Este tipo de modos no son tan observables y son difíciles de controlar por medio de PSSs convencionales.Por lo que, es necesario el desarrollo de PSSs que cuenten con un bloque dedicado para este tipo de bajas frecuencias (p.ej., PSS4B denominado multibanda) (Peres et al., 2018) y que sus parámetros sean sintonizados de manera que se adapten a la condición operativa del sistema (Oscullo y Gallardo, 2020).

Si bien, en la literatura existe una amplia variedad de artículos que analizan el impacto del PSS para mejorar la estabilidad del SEP, a través de diferentes herramientas clásicas de control (Oscullo y Gallardo, 2020) o métodos de optimización (Flores et al., 2017). Sin embargo, las propuestas de métodos de sintonización adaptativa son aún escasas al tener en consideración la disponibilidad tecnológica inherente en el PSS multibanda.

Además de la disponibilidad tecnológica es necesario considerar que existen muchos generadores operativos que disponen únicamente de PSSs convencionales. Cabe mencionar que, la capacidad de amortiguamiento del PSS es limitada a la parametrización fija especificada por el mismo y el hecho de considerar reemplazarlo con un PSS4B conllevaría retos técnicos y/o económicos adicionales, como por ejemplo, adquisición, instalación y una adecuada parametrización, lo que muchas veces vuelve inviable este tipo de proyectos. En estos casos, alternativas de sintonización adaptativas aplicadas a PSSs convencionales resultan atractivas para a ser consideradas. Por otro lado, es necesario resaltar que en el estado del arte no se han realizado comparaciones de la sintonización de los PSSs convencionales que incluyan el uso de técnicas adaptativas con la respuesta del PSS4B, el cual es diseñado para adaptarse de forma natural a un amplio rango frecuencial, es decir, el amortiguamiento obtenido con el PSS4B se caracteriza por manejar bandas de frecuencia para monitorear a los diferentes modos de oscilación. Con base a lo descrito previamente, el presente artículo analiza y presenta una estrategia de sintonización para los PSSs existentes en un sistema, considerando un esquema adaptativo mediante la determinación de los modos críticos de las señales de potencia y frecuencia disponibles en el sistema de monitoreo de área amplia (WAMS). Para tal propósito, se utiliza la metodología de la matriz Pencil para la identificación modal de una señal del sistema y la aplicación de árboles de decisión para la selección de los parámetros del PSS en cada uno de los subespacios operativos.

2. SINTONIZACIÓN ADAPTATIVA DE PSS CONVENCIONALES

2.1 Identificación Modal de Sistemas Eléctricos de Potencia

En general, el análisis modal es una herramienta que permite considerar el modelo dinámico de un SEP representado en espacio de estado por ecuaciones algebraico-diferenciales y usadas en el software de simulación. Sin embargo, este tipo de simulación no puede ser realizada en tiempo real por sus limitaciones relacionadas al tiempo computacional demandado. Por lo tanto, es interesante explotar la capacidad de extraer la información modal directamente de las señales eléctricas disponibles en el sistema WAMS. En este contexto, se han propuesto varios métodos para extraer la información modal de señales que varían en el tiempo, siendo el método de la matriz Pencil ampliamente utilizado en la literatura. Este método permite determinar las frecuencias y el nivel de amortiguamiento de la señal analizada, en un tiempo de procesamiento inferior a otros métodos tales como el Prony. En particular, el enfoque de la matriz Pencil demanda de pocos segundos para el procesamiento de un gran volumen de datos (Almunif et al., 2019; Crow, 2016).

Además, el método de la matriz Pencil ajusta los datos del sistema WAMS obtenidos en un tiempo de muestreo uniforme a una suma de funciones exponenciales. Específicamente, la amplitud, la frecuencia y el nivel de amortiguamiento son los parámetros obtenidos de las señales monitoreadas de la condición operativa del SEP. En la Ecuación (1), se muestra la representación matemática de la estimación modal (Trinh et al., 2019).

$$y(t) \approx \sum_{i=1}^{K} R_i e^{\theta_i t} + n(t) \qquad 0 \le t \le T$$
(1)

Donde y(t) es la señal registrada por el WAMS. Ri es la amplitud mientras que θ_i es la fase del *i*-ésimo modo, el mismo que tiene un nivel de amortiguamiento α_i con una frecuencia compleja j ω_i que representan los valores propios de la matriz de estado A del sistema. Así mismo, t es el tiempo de muestreo de los datos, K es el número de modos a ser estimados, T es el tiempo total de muestreo y n(t) es el posible ruido de los datos.

La señal y(t) puede representarse como en la Ecuación (2) de acuerdo a lo establecido en Crow (2016).

$$y(t) = \sum_{i=1}^{K} R_i e^{\alpha_i t} \cos\left(\omega_i t + \theta_i\right) + n(t) \qquad 0 \le t \le T$$
(2)

El algoritmo de la matriz Pencil busca encontrar los mejores R_i , θ_i y $z_i = e^{(\alpha_i + jw_i t)}$ para el total de muestras analizadas en el periodo T. En una primera instancia, se determinan los z_i que representan los valores propios de la entidad matemática estructurada a través de la combinación de las matrices Y_1 , Y_2 . El parámetro escalar λ como se plantea en la Ecuación (3) es conocido como la matriz Pencil. Cada matriz se forma utilizando los valores muestreados de y(t). En la segunda etapa, utiliza los z_i encontrados para estimar las amplitudes R_i y ángulos de fase θ_i resolviendo un problema de mínimos cuadrados (Trinh et al., 2019).

$$Y_2 - \lambda \cdot Y_1 \tag{3}$$

Los M datos de la unidad de medición fasorial (PMU) que conforma el sistema WAMS, son organizados a través de una matriz Hankel como se establece en la Ecuación (4) (Almunif et al., 2019; Trinh et al., 2019).

$$Y = \begin{bmatrix} y(o) & y(1) & \dots & y(L) \\ y(1) & y(2) & \dots & y(L+1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y(M-L-1) & y(M-L) & \dots & y(M-1) \end{bmatrix}$$
(4)

Donde, L se conoce como el parámetro de Pencil, el cual puede ser seleccionado arbitrariamente en el intervalo $\left[\frac{M}{3}, \frac{M}{2}\right]$ a través del cual se crean las submatrices Y_1 de la Ecuación (5) y Y_2 de la Ecuación (6) (Trinh et al., 2019). De acuerdo con Crow (2016), al considerar la Ecuación (1) y Ecuación (2) es posible construir las matrices Y_1 y Y_2 en función del R_i y z_i como:

$$Y_{1} = \begin{bmatrix} y(o) & y(1) & \dots & y(L-1) \\ y(1) & y(2) & & y(L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y(M-L-1) & y(M-L) & \cdots & y(M-2) \end{bmatrix} = Z_{1}RZ_{2}$$
(5)

$$Y_{2} = \begin{bmatrix} y(1) & y(2) & \dots & y(L) \\ y(2) & y(3) & \dots & y(L+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(M-L) & y(M-L+1) & \dots & y(M-1) \end{bmatrix} = Z_{1}RZ_{0}Z_{2}$$
(6)

Donde:

$$Z_{1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_{1} & z_{2} & & z_{k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{1}^{M-L-1} & z_{2}^{M-L-1} & \dots & z_{k}^{M-L-1} \end{bmatrix}$$
(7)

$$Z_{2} = \begin{bmatrix} 1 & z_{1} & \dots & z_{1}^{L-1} \\ 1 & z_{2} & \dots & z_{2}^{L-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & z_{k} & \dots & z_{k}^{L-1} \end{bmatrix}$$
(8)

$$Z_{0} = \begin{bmatrix} z_{1} & 0 & & 0\\ 0 & z_{2} & & 0\\ & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & z_{k} \end{bmatrix}$$
(9)

$$R = \begin{bmatrix} R_1 & 0 & & 0 \\ 0 & R_2 & & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & R_k \end{bmatrix}$$
(10)

Una vez determinadas las matrices, es posible calcular la magnitud de la componente exponencial de la Ecuación (2) al resolver la Ecuación (11) (Trinh et al., 2019). Por lo que, se obtiene:

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \vdots \\ y(M-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_1 & z_2 & & z_k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1^{M-1} & z_2^{M-1} & \dots & z_k^{M-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_k \end{bmatrix}$$
(11)

2.2 Adaptabilidad del PSS por medio de árboles de decisión

El algoritmo de árbol de decisión forma parte de las llamadas máquinas de aprendizaje. En nuestra propuesta, los árboles de decisión utilizados se basan en una partición del conjunto de datos en los denominados subespacios basado en variables de frecuencia y potencia del sistema WAMS. Con la ayuda de estas variables se puede establecer árboles de clasificación para la condición operativa a ser analizada. Posteriormente, el clasificador permite establecer para una nueva condición operativa del sistema el conjunto de parámetros del PSS determinados en cada subespacio, a lo cual en el estudio se denominan árboles de regresión.

Los árboles de clasificación posibilitan determinar las reglas de partición de cada subespacio, mientras que con los árboles de regresión identifican el subespacio a cuál corresponden las variables de interés bajo análisis. La operación diaria de un sistema eléctrico se relaciona con las variaciones en las condiciones operativas. En la Figura 1, se muestra la esquematización de la división en varios subespacios (E_i), los cuales son determinados a través de las condiciones operativas (generación y carga) por medio del clasificador establecido por el árbol de decisión. Para el caso de un nuevo grupo de datos obtenidos desde el sistema WAMS, se aplica el árbol de regresión con el cual se determina el subespacio al que pertenecen estos datos. Finalmente, se selecciona el conjunto de parámetros con los que son sintonizados los PSSs.

La estructuración del árbol de decisión para las etapas de clasificación y regresión requiere del monitoreo de múltiples condiciones



Figura 1. Esquematización de la construcción de subespacios considerando las condiciones operativas

de operación del SEP para evaluar la dinámica de los modos de oscilación presentes en la condición operativa del sistema. De esta manera, los PSSs pueden ser presintonizados fuera de línea mediante múltiples condiciones de operación y sus parámetros pueden ser modificados de forma adaptativa. La modificación depende del subespacio que sea determinado por el árbol de regresión al utilizar las mediciones del sistema WAMS en línea. Es decir, el árbol de decisión permite identificar el subespacio de interés para determinar qué conjunto de parámetros de los PSSs es el óptimo para las condiciones operativas monitoreadas en ese instante de tiempo.

Wang et al. (2020) presenta el proceso de clasificación para el árbol de decisión, el mismo que comienza desde el nodo raíz superior y en cada nivel los subconjuntos se dividirán de acuerdo con las reglas de división óptimas. Las reglas de división son de la forma "si-entonces-que". Para el caso de estudio en este documento, cada nodo terminal representa un subespacio de la condición de operación, determinada por la potencia y la frecuencia de la barra de los generadores de interés. El conjunto de datos de operación contiene múltiples mediciones (p.ej., para el caso de análisis se utiliza m_i y m_j).

En cada grupo de datos, se puede obtener la media μ y la covarianza \sum de las mediciones. Así, la división óptima entre las diferentes clases del grupo de datos (que representan múltiples mediciones de la operación), hace posible establecer una línea de clasificación entre los mismos. Para el caso de contar con más de una medición se establece un hiperplano en lugar de una línea, donde para cada hiperplano es posible determinar un vector normal W, el cual establece la mayor varianza entre cada grupo. Con este proceso se construye la regla de clasificación S mediante la maximización de la diferencia entre las clases de los datos de acuerdo a la Ecuación (12) (Fisher, 1936).

$$S = \frac{\left(W^T(\mu_i - \mu_j)\right)^2}{W^T(\Sigma_i + \Sigma_j)W}$$
(12)

A partir de la Ecuación (12), es posible determinar la distancia de cualquier punto de operación del hiperplano, mediante el vector ϕ compuesto por los puntos de operación respecto a los puntos medios de cada grupo. De esta forma, se determina el hiperplano π , de acuerdo con la Ecuación (13).

$$\pi: W. \ (\phi - \mu_m) = 0 \tag{13}$$

Mediante la Ecuación (13), el vector $\phi_i = (x_i, y_i, ...)$ permite determinar la distancia del punto de operación clasificado en el subespacio E_i al hiperplano π en base a la Ecuación (14).

$$d_i = \frac{W.(\phi_i - \mu_m)}{\|W\|} \tag{14}$$

Donde d_i es la variable de entrada para el árbol de decisión por medio del cual se realiza el proceso de clasificación para determinar las reglas de división de subespacios. Al establecer estas reglas, se puede llevar adelante el proceso de regresión, con el cual se logra identificar el subespacio al que pertenece el punto operativo analizado.

3. PROPUESTA DE AMORTIGUAMIENTO DE LAS OSCILACIONES CON PSS

3.1 Esquema de control adaptativo del amortiguamiento con PSSs convencionales instalados en el sistema

Como se indicó anteriormente, los PSSs existentes en el SEP son de tipo convencional ya sean los denominados PSS1A o PSS2B. El instalar en el sistema un PSS tipo PSS4B (cuyas características se explican más adelante) representa retos técnicos y gastos económicos-financieros adicionales. Específicamente, la adquisición del equipo, así como su instalación e implementación de una adecuada sintonización. Por lo que, los proyectos relacionados con este reemplazo tecnológico por lo general no suelen ser viables.En vista de lo indicado, el esquema de control adaptativo busca mantener la estabilidad oscilatoria haciendo uso de la funcionalidad de los árboles de decisión aplicado a las mediciones de frecuencia y potencia monitoreadas en el sistema WAMS. Con este proceso, se determinan adaptativamente los parámetros de los PSSs según sean las condiciones de operación del sistema.

En este trabajo, se propone la metodología de cuatro etapas, como se muestra en la Figura 2. El proceso de sintonización adaptativa, inicia con una sintonización coordinada de los PSSs realizada fuera de línea. En la primera etapa, el universo operativo del sistema de potencia se divide en diferentes subespacios operativos de acuerdo con la condición de carga, la cual es variada a través de una simulación de Montecarlo. En la segunda etapa, para cada subespacio, se determinan, mediante análisis modal, los modos de oscilación críticos de la condición operativa (si es una condición de operación viable obtenida mediante un flujo de potencia óptimo), para cada modo crítico se calculan los residuos a través de los cuales es se selecciona el PSS del generador *i*-ésimo a ser activado.

Con lo indicado anteriormente, se selecciona el PSS del *i*-ésimo generador a través del residuo del *k*-ésimo modo y en conjunto con el nivel de amortiguamiento deseado. De esta forma, se determina la función objetivo del problema de optimización planteado mediante la Ecuación (15). La solución del problema se obtiene por medio del algoritmo heurístico mapeo media-varianza (MVMO) (Cepeda et al., 2014). Con este enfoque, se determina el conjunto de parámetros óptimos para la sintonización de los PSSs para cada subespacio de operación. Matemáticamente, el problema de optimización es planteado como:

$$\min \left| \zeta_{min} - \zeta_{sys} \right|$$

$$\zeta_{sys} = \min_{i=1...n} \left\{ \min_{p=1...k} \left(\zeta_{ip} \right) \right\}$$
(15)

$$x = [K_i, T_1, \dots, T_4, T_{L_1}, \dots, T_{L_6}, T_{I_1}, \dots, T_{I_6}, T_{H_1}, \dots, T_{H_6}]$$

$$x_{min} < x_i < x_{max}$$

Donde ζ_{min} es el nivel mínimo de amortiguamiento alcanzado por el sistema, ζ_{sys} es el nivel de amortiguamiento mínimo deseado para el sistema (en el estudio se establece como límite 10%). Mientras que, x es un vector que contiene los diferentes parámetros de los PSSs (ganancias y constantes de tiempo), dentro de los límites correspondientes.

El algoritmo heurístico MVMO permite obtener los parámetros óptimos de sintonización de los PSSs, a través de los cuales se busca alcanzar la menor desviación del nivel de amortiguamiento presente en el sistema respecto al nivel de amortiguamiento deseado. En cada iteración, el algoritmo incrementa el nivel de amortiguamiento de los modos de oscilación por el cambio de parámetros de los PSSs seleccionados por medio del residuo para la condición operativa analizada. Para estos escenarios, es necesario considerar que los parámetros determinados para los PSSs seleccionados se almacenan en cada subespacio que representa múltiples condiciones operativas.

En la tercera etapa, se construye el modelo de hiperplanos para la clasificación de los subespacios, estableciéndose las reglas de división del árbol de decisión óptimo. La cuarta etapa corresponde al uso de la información del sistema WAMS junto con los resultados de la identificación modal realizada por medio de la matriz Pencil, la cual es seleccionada en conjunto a los parámetros de los PSS. La regresión determina a qué nodo terminal del árbol de decisión (subespacio) del punto de operación corresponde el estado operativo actual del sistema.

De esta forma, el algoritmo propuesto activa y determina los parámetros de los PSSs de cada subespacio clasificado mediante el árbol de decisión. En este punto, es necesario indicar que, el sistema WAMS permite el envío en línea de comandos remotos, facilitando realizar en línea la actualización de los parámetros de los PSSs, a través de modulación de señales (He et al., 2009). Este escenario descrito no es abordado en el presente documento, por lo que, se asume que en la simulación los parámetros de sintonización del PSS se actualizan de manera automática.



Figura 2. Propuesta para la sintonización adaptativa de PSSs

3.2 Algoritmo heurístico MVMO

El algoritmo de optimización de mapeo de media varianza pertenece a los métodos de optimización heurística basados en el comportamiento poblacional, tal como se presenta en la Figura 3. En particular, en este método, se establece una función de mapeo a través de la media y varianza de la mejor población alcanzada en cada iteración (p.ej., en general constituida como máximo por los cinco mejores individuos) mediante la evaluación de la función objetivo del problema analizado. Este proceso en cada iteración permite mutar la población entre los mejores individuos. Una condición necesaria en el algoritmo es normalizar las variables a optimizar en el rango [0,1] con lo cual se garantiza que la solución sea dentro de sus límites [min., máx.]. Mediante este mecanismo de control de la descendencia a través de la función de mapeo a lo largo del proceso de búsqueda, permite al algortimo MVMO alcanzar una ponderación entre su diversificación y la cantidad de individuos en la búsqueda de la solución óptima, situación que se traduce en un comportamiento de rápida convergencia con mínimo riesgo de convergencia anticipada del algoritmo (Cepeda et al., 2014).

Inicic Inicializa el algoritmo y parámetros del problema de optimización Normaliza variables \boldsymbol{x} de optimización \boldsymbol{k} al rango [0 - 1] Evaluación de la aptitud usando variables dese-normalizadas SI Criterio de fi-Pare nalización sa tisfecho? NO Almacena la n-mejor población Aptitud x_k x_1 x 2 Asignación de padres: mejor población $\rightarrow x_{hes}$ El xbest se conoce como el padre Generación de descendencia Selección: Selecciona m (m<k) dimensiones de x Para el cálculo de *m* dimensiones seleccionadas variables de mapeo S_{i1}, S_{i2} y \bar{x}_i Mapeo: **H-Función** Parámetros: Si1. Si2 V \bar{x}_i $x^* = rand()$ Cruce: Para las dimensiones restantes de x, use valores de xbes

Figura 3. Algoritmo MVMO Cepeda et al. (2014)

3.3 PSS Multibanda

En esta sección, se presentan las bondades del PSS multibanda, el cual fue propuesto en virtud de los diferentes rangos de frecuencia de los modos de oscilación existentes en un sistema eléctrico. Las oscilaciones no pueden ser compensados de forma simultánea por un PSS convencional con parámetros fijos. Así, este tipo de PSSs se estructura en tres bandas, a saber, baja, media y alta frecuencia. Estas bandas permiten monitorear los modos de oscilación del sistema, de este modo, la salida de cada una de las bandas es sumada para formar la señal de salida final del PSS. Todo este mecanismo, permite al PSS multibanda realizar una compensación de fase dentro de un mayor rango frecuencial de los diferentes modos críticos presentes en el sistema de potencia. Este proceso hace posible incrementar el amortiguamiento del sistema.





$$T_{L2} = T_{L7} = \frac{1}{2\pi . F_L . \sqrt{R}}$$
(16)

$$T_{L1} = \frac{T_{L2}}{R} \tag{17}$$

$$T_{L8} = T_{L7} * R \tag{18}$$

$$K_{L1} = K_{L2} = \frac{(R^2 + R)}{R^2 - 2R + 1}$$
(19)

Donde:

 T_b corresponde a las diferentes constantes de tiempo de la estructura del PSS multibanda de la Figura 4.

 K_b denota las diferentes ganancias de la estructura del PSS multibanda de la Figura 4.

Además, en la Figura 4 se observa la estructura del PSS4B implementada en PowerFactory, la cual permite analizar los rangos de frecuencia, denotados como: baja (L) de 0.01-0.1 Hz, intermedia (I) de 0.1-1 Hz y alta (H) de 1-4 Hz. En IPE Society (2016), se presenta un conjunto de datos típicos para la sintonización de este tipo de PSS, como ejemplo, para el caso de la banda baja se presentan las ecuaciones (16) a (19). En estas expresiones en las cuales se considera el parámetro R=1,2 que muestra ser el de mejor respuesta, tal como lo identificó Shanka y Gurrala (2020). Finalmente, el procedimiento de sintonización de esta clase de PSSs, se orienta a alcanzar una amortiguación óptima para las distintas frecuencias.

4. SISTEMA DE ESTUDIO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

La metodológica propuesta se aplica al sistema eléctrico New York-New England que consta de tres áreas fuertemente malladas, 66 barras, 16 generadores, 28 transformadores, 52 líneas de transmisión, las cargas se consideran de potencia constante. El diagrama esquemático del SEP se ilustra en la Figura 5, donde las constantes de tiempo T_w y T_{w1} se consideran de 10 segundos. Además, para cada subespacio se realiza el análisis eléctrico para determinar su factibilidad, a fin de cumplir adecuadamente, las condiciones operativas de voltaje y cargabilidad de elementos. Para la simulación dinámica del SEP se utiliza PowerFactory de DIg-SILENT versión 15.1.7, software de ingeniería para estudios de flujo de potencia, estabilidad de pequeña señal y simulaciones en el dominio del tiempo. Este software en conjunto con herramientas desarrolladas en Python, permiten llevar adelante las diferentes etapas de la metodología propuesta.



Figura 5. Sistema New York-New England de 66 Barras

Para considerar múltiples condiciones operativas, en el estudio se establece una variación de la carga en un 5% y un evento en la línea BC debido a un cortocircuito trifásico ocurrido en 1 segundo de la simulación y despejado a los 1,1 segundos. Los resultados obtenidos mediante la simulación en PowerFactory, con un tiempo de muestreo de 0,01667s (similar al establecido en la PMU que presenta una tasa de muestreo de 60 muestras por segundo), permiten reproducir los registros de frecuencia y potencia que se obtendrían del sistema WAMS.

En cada subespacio, a través del análisis modal y la matriz Pencil para los registros en el dominio del tiempo, se determinan los modos críticos, como se muestra en la Tabla 1. Aquí, se presentan los modos obtenidos en el subespacio 3, apreciándose la alta similitud en los parámetros de los modos obtenidos por cada método. De esta forma, se verifica la eficacia de la matriz Pencil para estimar los modos oscilatorios a partir de señales del sistema. Por lo tanto, estos valores de frecuencia y nivel de amortiguamiento pueden ya ser usados en el proceso de clasificación en tiempo real.

Tabla 1. Modos de oscilación sin PSSs						
Mada	Análisis Modal Matriz Pencil					
Mouo	Frecuencia [Hz]	Amort.[%]	Frecuencia [Hz]	Amort.[%]		
1	0,841	7,837	0,861	8,002		
2	0,678	0,596	0,657	0,557		
3	0,529	7,444	0,602	6,643		

En la Tabla 2, se observa como la variación de las condiciones operativas tienen impacto en los modos de oscilación. A partir de los datos presentados, note que existen tres modos críticos para cada subespacio. Los modos críticos están definidos como los valores propios que tienen un nivel de amortiguamiento menor al 10%. Se observa que, en algunos subespacios el modo 2 se halla en la zona inestable (amortiguamiento negativo). Esta situación demuestra la necesidad de que el sistema cuente con PSSs y con una sintonización que se adapte a las condiciones operativas. En la etapa fuera de línea, el conjunto de aprendizaje para construir el árbol de clasificación es generado con 1000 simulaciones del sistema de prueba para cada subespacio, considerando las contingencias de manera estocástica. Así mismo, para el caso de 10 subespacios se determina una muestra de aprendizaje de 10000 simulaciones para el árbol de decisión.

Tabla 2. Modos de Oscilación del Si

Subespacio	Condición de carga (MW)	Modos	1	2	3
1	10206	Amort. (%)	7,661	-0,037	5,579
1	10290	freq. (Hz)	0,861	0,464	0,494
2	10911	Amort. (%)	7,775	-0,158	5,541
2	10011	freq. (Hz)	0,841	0,674	0,518
2	10010	Amort. (%)	7,837	0,596	7,444
5	10910	freq. (Hz)	0,841	0,678	0,529
4	11000	Amort. (%)	7,852	0,468	7,267
4	11009	freq. (Hz)	0,842	0,679	0,531
5	11109	Amort. (%)	7,860	0,333	7,075
5	11106	freq. (Hz)	0,843	0,679	0,533
6	11207	Amort. (%)	7,863	0,198	6,877
0	11207	freq. (Hz)	0,844	0,679	0,534
7	11204	Amort. (%)	7,857	0,069	6,677
/	11504	freq. (Hz)	0,844	0,679	0,535
o	11402	Amort. (%)	7,845	-0,053	6,475
0	11402	freq. (Hz)	0,845	0,679	0,536
0	11400	Amort. (%)	7,826	-0,166	6,271
9	11499	freq. (Hz)	0,846	0,678	0,536
10	11505	Amort. (%)	7,800	-0,267	6,061
10	11393	freq. (Hz)	0,846	0,677	0,536

El cambio de las condiciones operativas es monitoreado por el árbol y mediante esta información los PSSs se sintonizan para cada subespacio obtenido fuera de línea. Las medidas utilizadas para determinar los subespacios con el árbol de decisión son la frecuencia de la barra y la potencia del generador que presente el mayor residuo. Por medio del monitoreo de estas variables, se alcanza una mayor controlabilidad y observabilidad para cada modo de oscilación crítico. En este estudio, los generadores A_{1aG} , A_{6G} , B_{10G} , C_{2G} , C_{7G} y C_{12G} son los que presentan el mayor residuo.

Debido al gran volumen de datos del modelo, se busca un compromiso en el tamaño del árbol de clasificación. Así, considerar uno de tamaño pequeño no permitirá capturar la dinámica del comportamiento del conjunto de datos. Por el contrario, uno de tamaño grande puede llevar a un sobre ajuste, situación que podría llevar a una incorrecta identificación de los subespacios (Qsutra, n.d.). Por lo tanto, la selección de un tamaño adecuado del árbol determina la precisión de la clasificación. Para el presente estudio, el número óptimo del árbol de decisión es establecido en 10 subespacios por medio del cual se alcanza 0,0792 que representa una probabilidad de 92,1 % en la selección del subespacio correcto para la condición operativa analizada. La Figura 6 muestra la estructura del árbol de decisión formado para el sistema de prueba analizado, en donde se establecen las reglas de división en cada nodo y se determinan 10 nodos terminales que representan los 10 subespacios de operación.



Figura 6. Clasificación de los subespacios por el árbol de decisión

La metodología al calcular los modos oscilatorios de las señales, obtenidos de la condición operativa analizada, busca emparejar los mismos con aquellos modos obtenidos en el análisis modal. Este proceso en sí, constituye la regresión aplicada en el árbol de decisión para determinar el subespacio de los modos analizados. De esta manera, se obtienen los parámetros del PSS para esta condición operativa. Sin embargo, al hacer uso de un proceso heurístico, es bien conocido que, se podría encontrar otro subespacio subóptimo que presente modos de oscilación muy cercanos. Así, para ejemplificar esta situación se presenta la matriz de confusión de la selección de los subespacios en la Tabla 3, los cuales fueron obtenidos para el sistema bajo análisis. Para este experimento, se consideró para cada subespacio una simulación de 520 diferentes puntos de operación, de los cuales existen 357 casos en los que no son adecuadamente clasificados. Este resultado representa una precisión de clasificación del 92,9 %. Los escenarios de clasificación errónea se deben principalmente a que, la condición operativa presenta modos de oscilación muy similares entre los subespacios involucrados.

	Tabla 3. Matriz de	Confusión de	e los Subes	pacios para	a el Sistema
--	--------------------	--------------	-------------	-------------	--------------

						-				
Sub	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
E1	497	24	0	0	0	0	0	0	0	0
E2	20	483	18	0	0	0	0	0	0	0
E3	3	10	481	17	0	0	0	0	0	0
E4	0	3	21	480	35	4	0	0	0	0
E5	0	0	0	22	479	20	0	0	0	0
E6	0	0	0	1	6	486	26	5	0	0
E7	0	0	0	0	0	14	481	12	0	0
E8	0	0	0	0	0	0	13	482	15	13
E9	0	0	0	0	0	0	0	21	489	21
E10	0	0	0	0	0	0	0	0	16	486

Por otro lado, en todos los subespacios, el sistema presenta un nivel de amortiguamiento positivo, lo que determina que, aunque exista la posibilidad de clasificación a un subespacio que no corresponda (este error se da principalmente entre los subespacios adyacentes) el sistema puede contar con un nivel adecuado de amortiguamiento. Para todos los modos de oscilación críticos el sistema alcanza un nivel de amortiguamiento superior o igual al 10%, como se observa en la Tabla 4. Aquí, se detalla el nivel de amortiguamiento alcanzado por el sistema para cada uno de los tipos de PSSs. Note que, el de mayor nivel de amortiguamiento es obtenido con el PSS2B propuesto en este estudio, seguido del PSS Multibanda y PSS convencional.

Tabla 4. Nivel	de amortiguamiento	alcanzado por el Sistema
----------------	--------------------	--------------------------

Tipo de PSS	Nivel de amortiguamiento %
Sin PSS	-3.75
PSS Multibanda	9.95
PSS Convencional	9.56
PSS2B	11.04

A continuación, se introduce la respuesta dinámica del sistema analizado, el cual es obtenido con la metodología propuesta. En la Figura 7, se presenta la respuesta dinámica derivada a partir del generador B_{3G} para los casos que contemplan el PSS1A (convencional), los PSS2B con el método propuesto y el PSS Multibanda. A partir de las curvas de esta figura, se puede observar que, cuando se consideran los PSS adecuadamente sintonizados el sistema cuenta con un nivel de amortiguamiento para las oscilaciones. Además, el enfoque de mejor respuesta es el PSS2B que considera los parámetros obtenidos por medio del árbol de decisión, gracias a una sintonización adaptativa seguido del PSS multibanda.

De acuerdo con la metodología utilizada, el conjunto de parámetros de sintonización del PSS2B puede ser modificado de forma adaptativa, considerando el punto de operación, en la búsqueda de mejorar el nivel de amortiguamiento del sistema. Cabe recalcar que, este tipo de técnicas no ha sido aplicado en virtud de que existe una solución ya ampliamente usada como son los PSS multibanda, como se mencionó a lo largo del documento. Sin embargo, esta alternativa puede ser atractiva en los casos en los que se cuenta con un PSS de menores prestaciones (como lo son PSS1A y PSS2B), mismos que se hallan operativos en una central. Al considerar la expansión del sistema, el mismo podría necesitar un PSS multibanda (p.ej., en el sistema eléctrico del Ecuador se ha determinado que esto efectivamente ha sucedido). Sin embargo, por restricciones presupuestarias no es factible el reemplazo por otra



Figura 7. Respuesta dinámica del sistema con los métodos de sintonización

tecnología más sofisticada (el cambio tecnológico se ha estimado puede costar hasta 2 millones de dólares por unidad). Además, en el caso de Ecuador, al existir un sistema WAMS en operación comercial, la alternativa planteada en este trabajo podría ser una opción a considerar.

En la Figura 8, se muestra la respuesta dinámica ante incrementos sucesivos de carga, donde la curva punteada corresponde a la respuesta considerando la sintonización fija de los PSSs correspondiente al subespacio 5. Mientras que, la curva sólida denota la respuesta de la selección adaptativa del conjunto de PSSs de acuerdo con las condiciones operativas. En esta figura también se observa una mejor respuesta del nivel de amortiguamiento del sistema al considerar el método adaptativo ante las múltiples condiciones operativas.



Figura 8. Respuesta dinámica del sistema considerando la adaptación del PSS

5. CONCLUSIONES

En la actualidad, se mostró que es posible monitorear la dinámica del SEP mediante el uso de tecnología de medición fasorial, a través de registros obtenidos de PMUs como parte de un sistema WAMS. Esta disponibilidad permite plantear metodologías alternativas que conlleven a mejorar la estabilidad de pequeña señal del sistema, las cuales están siendo motivo de investigación. Esta premisa ha sido utilizada en este trabajo para definir una metodología de sintonización adaptativa de PSSs que usa las bondades de los árboles de decisión. Este nuevo enfoque ha permitido determinar el subespacio operativo en el cual se encuentra el sistema en tiempo real. De esta forma, fue posible seleccionar los parámetros óptimos de los PSSs definidos previamente en una etapa de sintonización fuera de línea que mejor se adapten a las condiciones operativas.

Aprovechando los diferentes tipos de PSSs existentes en un sistema de potencia, la propuesta presentada constituye una alternativa viable y económica, ya que se obtiene un similar amortiguamiento para los modos críticos existentes, que el que se obtuviese mediante un PSS Multibanda. Además, este enfoque demostró ser confiable sin la necesidad de incurrir en costos adicionales relacionados con la adquisición, instalación y sintonización de este equipo, factores que vuelven inviables este tipo de proyectos.

A través de la propuesta, se consiguió un apropiado nivel de amortiguamiento de los modos críticos, con un valor superior o igual al establecido como límite objetivo para todos los modos de oscilación. Estos resultados positivos justifican el estudio realizado y se constituyen en un punto inicial para continuar con el análisis de otros métodos de control de oscilaciones para aplicarlos a los sistemas de energía eléctrica.

REFERENCIAS

- Almunif, A., Fan, L., & Miao, Z. (2019). A tutorial on data-driven eigenvalue identification: Prony analysis, matrix pencil, and eigensystem realization algorithm. Wiley International Transaction Electrical Energy System, 1(1), 1-17. http://doi.org/10.1002/2050-7038.12283
- Cepeda, J., Rueda, L., Erlich, I., Korai, W., & Gonzalez-Longatt, F. (2014). Mean-Variance Mapping Optimization Algorithm for Power System Applications in DIgSILENT. PowerFactory PowerFactory Applications for Power System Analysis.New York, USA: Springer.
- Crow, M. (2016). Computational Methods for Electric Power Systems. Boca Raton, USA: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Flores, H., Cepeda, J., & Gallardo, C. (2017). Optimum Location and Tuning of PSS devices considering Multimachine criteria and a Heuristic Optimization Algorithm. *IEEE/PES/ISGT Latin America*, 1(1), 1-6. http://doi.org/10.1109/ISGT-LA.2017.8126712
- Fisher, R. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Wiley Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188. http://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x
- Grondin R., Kamwa, I., Trudel, G., Gerin-Lajoie, L., & Taborda, J. (2003). Modeling and closed-loop validation of a new PSS concept, the Multiband PSS. *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 1(1), 1804-1809. http://doi.org/10.1109/PES.2003.1267430

- He, J., Lu, C., Wu, X., Li, P., & Wu, J. (2009). Design and experiment of wide area HVDC supplementary damping controller considering time delay in China southern power grid. *IET Generation Transmission and Distribution*, 3(1), 17-25. http://doi.org/10.1049/iet-gtd:20080129
- IPE, Society (2016). IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Stability Studies, *IEEE Standard Board*, 1(1), 75-76. http://doi.org/10.1109/IEEESTD.2016.7553421
- Ma, J. (2018). Power System Wide-Area Stability Analysis and Control. Beijing, China: Wiley Science Press.
- Mondal, D., Chakrabarti, A., & Sengupta, A. (2020).*Power System Small Signal Stability and Control*. London, United Kingdom: Elsevier Academic Press.
- Oscullo, J., & Gallardo, C. (2020). Adaptive tuning of power system stabilizer using a damping control strategy considering stochastic time delay. *IEEE Access*, 8(1), 1-11. http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3004067
- Oscullo, J., & Gallardo, C. (2020). Residue Method Evaluation for the Location of PSS with Sliding Mode Control and Fuzzy for Power Electromechanical Oscillation Damping Control. *IEEE Latin America Transactions*, *95*(1), 24-31. http://doi.org/10.1109/TLA.2020.9049458
- Peres, W., Junior, I., & Passos-Filho, J. (2018). Gradient based hybrid metaheuristics for robust tuning of power system stabilizers. *Electrical Power and Energy Systems*, 18(1), 47-72. http://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.08.014
- Qsutra (n.d.). Classification and regression trees. Obtenido de: http://qsutra.com/explore/classification and regression trees. (Enero, 2022).
- Shanka A., & Gurrala, G. (2020). A Systematic Tuning Approach for Multi-Band Power System Stabilizers (PSS4B). *IEEE International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, 1*(1), 628-633. http://doi.org/10.1109/SPEEDAM48782.2020.9161835
- Trinh, W., Shetye, K., & Overbye, T. (2019). Iterative Matrix Pencil Method for Power System Modal Analysis. *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences*, 1(1), 3669-3678. http://doi.org/10.24251/HICSS.2019.443
- Wang, D., Rueda, J., Rakhshani, E., & Meijden, M. (2020). MVMO-Based Identification of Key Input Variables and Design of Decision Trees for Transient Stability Assessment in Power Systems with High Penetration Levels of Wind Power. *Frontiers in Energy Research*, 8(41), 1-19. http://doi.org/10.3389/fenrg.2020.00041

BIOGRAFÍA





José Antonio Oscullo, Doctor en Ingeniería eléctrica por la Escuela Poltécnica Nacional en 2022. Profesor del Departamento de Energía Eléctrica de la Facultad de Ingeniería Eléctricas y Electrónica de la Escuela Politécnica Nacional. Sus intereses científicos incluyen el uso de minería de datos para la simulación y análisis de estabilidad de un sistema eléctrico

Jaime Cristóbal Cepeda, Doctor en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Nacional de San Juan en 2013. 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, es profesor de progra-

mas de Maestría y Doctorado de la Escuela Politécnica Nacional. Sus áreas de interés incluyen los sistemas de medición fasorial, la evaluación de vulnerabilidad en tiempo real y el desarrollo de Smart Grids.