



Monitoreo de la estabilidad de tensión usando técnicas de inteligencia artificial

Voltage stability monitoring using artificial intelligence systems

Walter M. VILLA [1](#); Jesús M. LÓPEZ-LEZAMA [2](#)

Recibido: 06/03/2018 • Aprobado: 17/04/2018

Contenido

- [1. Introducción](#)
 - [2. Monitoreo de estabilidad de tensión](#)
 - [3. Monitoreo de la estabilidad de la tensión usando IA](#)
 - [4. Resultados](#)
 - [5. Conclusiones](#)
- [Referencias bibliográficas](#)

RESUMEN:

El monitoreo de la estabilidad de tensión en tiempo real es una tarea compleja debido a los requerimientos en la medición y en la evaluación de la estabilidad. Las técnicas de inteligencia artificial (IA) surgen como una alternativa promisoría en el monitoreo de la estabilidad cubriendo los requerimientos de evaluación en tiempo real. En este artículo se presentan las principales ventajas de la implementación de IA en el monitoreo de la estabilidad de tensión, como también un análisis comparativo de los trabajos relacionados reportados en la literatura técnica.
Palabras-Clave: Inteligencia artificial, mediciones fasoriales sincronizadas, monitoreo de estabilidad de tensión.

ABSTRACT:

Real time voltage stability monitoring is a challenging task due to requirements in both measurement and stability evaluation. Artificial intelligence (AI) techniques emerge as a promising alternative in the stability monitoring by fulfilling the real time evaluation requirements. This paper presents the main advantages of implementing AI in voltage stability monitoring, as well as a comparative analysis of related works reported in the technical literature.
Keywords: Artificial intelligence, synchrophasor measurements, voltage stability monitoring.

1. Introducción

En la actualidad, la característica competitiva de los mercados de energía eléctrica desregulados, los limitados planes de expansión del sistema y las restricciones ambientales han provocado que los sistemas eléctricos de potencia operen muy cerca de sus límites de funcionamiento. Esto ha traído como consecuencia que los sistemas operen cerca de los límites de estabilidad. Uno de estos límites es el de estabilidad de tensión, que resulta violado cuando el sistema de potencia ya no tiene la capacidad de mantener estables las tensiones en todos o algunos de sus nodos después de un disturbio. En la actualidad este tipo de inestabilidad ha sido reconocido como uno de los principales problemas en los sistemas de potencia alrededor del mundo (Chen, 2007; Corsi & Sabelli, 2004; Liscouski & Elliot, 2004).

El aumento de la integración de las energías renovables intermitentes y el desarrollo de redes inteligentes, ha provocado un aumento en la complejidad de la operación y planeamiento del sistema de potencia. El operador del sistema se ve obligado a emplear nuevos métodos de supervisión y evaluación de la estabilidad de tensión en tiempo real. Esta necesidad ha motivado el desarrollo de herramientas robustas y sofisticadas para la supervisión del sistema. La vigilancia de los sistemas de potencia es primordial para garantizar una operación segura, y para una mayor precisión se debe realizar esta vigilancia en tiempo real (CIGRE Working Group, 2007; Prabha Kundur et al., 2004; Savulescu, 2009).

Para realizar el monitoreo de la estabilidad y eliminar el riesgo de apagón en los sistemas de potencia, las empresas operadoras están trasladándose desde los métodos fuera de línea hacia la evaluación de la estabilidad en tiempo real. En las últimas décadas, ha surgido una solución a este problema en la evaluación de la estabilidad en, o cercano al tiempo real que son las herramientas de Inteligencia Artificial (IA). La evaluación de la estabilidad en tiempo real usando IA reduce drásticamente el tiempo de cálculo, eliminando la necesidad de cálculo de las ecuaciones no lineales en línea de los modelos del sistema. La IA usada en la evaluación captura las relaciones entre los diferentes estados del sistema y la información de estabilidad, extrayendo el conocimiento desde la información y determinando el correspondiente estatus de estabilidad (Dong, Xu, Wong, & Wong, 2013) .

Para los centros de supervisión y control, el desafío en el monitoreo en tiempo real es el desarrollo de herramientas apropiadas que permitan extraer, desde las mediciones recibidas, un conocimiento útil para la evaluación de la estabilidad de tensión. La necesidad identificada en la evaluación en tiempo real puede ser solucionada con el desarrollo de sistemas de IA, que permitan la evaluación precisa y confiable de la estabilidad de tensión; disminuyendo el error en la predicción ante diferentes escenarios de demanda y generación, y considerando contingencias en el sistema de potencia (Dong et al., 2013; Savulescu, 2009).

En el monitoreo se requiere tiempos de estimación cortos y los esfuerzos de cálculo mínimos. Para esto se ha utilizado tradicionalmente índices de desempeño del sistema que permiten establecer la distancia entre el punto de operación actual y la frontera de inestabilidad de tensión. La característica primordial de estos índices es que se puedan estimar cuando cambian las condiciones operativas. Además, deben ser predecibles y rápidamente calculables (Cañizares, 2002; Gómez-Expósito, Conejo, & Cañizares, 2008). Un problema en los índices de estabilidad es que varían en forma altamente no lineal y discreta, debido a las características no lineales del sistema y a sus límites de operación (Cañizares, 2002; Gómez-Expósito et al., 2008; Hatziargyriou & Van Cutsem, 1994; Torres, Peralta, & Castro, 2007) . Otros índices requieren de un cálculo altamente intensivo para determinar su valor ante las condiciones cambiantes del sistema.

Los sistemas de adquisición, de supervisión y control (SCADA, por sus siglas en inglés) implementados en los centros de control para monitorear el sistema, dan poca información sobre las dinámicas rápidas del sistema (Liscouski & Elliot, 2004). Por otra parte, con los sistemas de monitoreo de área amplia (WAMs, por sus siglas en inglés) constituidos por unidades de medición fasorial (PMUs, por sus siglas del inglés) se pueden observar las dinámicas del sistema de potencia gracias a la alta tasa de muestreo (Kerin, Heyde, Krebs, & Lerch, 2014). Cada PMU calcula los fasores de tensión y corriente de las mediciones locales con respecto a un ángulo de referencia común para el sistema (Phadke, 1993; Phadke & Thorp, 2008). Esto se logra sincronizando cada PMU en el tiempo por medio de una señal del sistema de posicionamiento global (GPS, por sus siglas en inglés). Las WAMs dan la oportunidad de tener una mejor observación y comprensión de los fenómenos rápidos y pueden ser usadas para evitar la inestabilidad de tensión en el sistema.

Los fasores medidos son datos en bruto; es decir, la información relevante contenida en ellas es diferente según el tipo de inestabilidad que se quiera monitorear. La información debe ser extraída y presentada en forma clara para posibilitar una rápida toma de decisiones. Para esto se deben desarrollar métodos para extraer la información útil desde el conjunto de datos que entregan las PMUs. Un problema actual es saber cómo usar las medidas fasoriales sincronizadas para la evaluación en tiempo real de la estabilidad de tensión del sistema, teniendo en cuenta que esta estabilidad está particularmente influenciada por máxima potencia transferida y por las reservas de potencia reactiva del sistema. El objetivo del método de monitoreo es detectar, tan pronto como sea posible, cuándo el sistema de potencia está en el proceso de perder su estabilidad de tensión, o cercano a tiempo real se debe determinar el margen de estabilidad de tensión del estado de operación del sistema (Lof, Smed, Andersson, & Hill, 1992; Morison, Wang, Moshref, & Edris, 2008; Nguegan, 2009).

En la mayoría de los inconvenientes encontrados en los métodos de monitoreo son los comportamientos altamente no lineales y la necesidad de emplear métodos computacionalmente intensivos. Por lo cual, es necesario reducir el tiempo de cálculo computacional, se propone usar las medidas sincronizadas de fasores combinándolas con técnicas de IA para la evaluación de la estabilidad de tensión en tiempo real (Dong et al., 2013). Para el monitoreo de la estabilidad de tensión en tiempo real lo apropiado y efectivo es construir un método de evaluación de la estabilidad de tensión que considere los diferentes mecanismos de inestabilidad de tensión en el sistema.

En este artículo se presenta una revisión bibliográfica de las diferentes técnicas de IA implementadas para realizar monitoreo de la estabilidad de tensión en tiempo real. La revisión fue realizada a partir del año 2000 consultando publicaciones de revistas de las bases de datos IEEE y ScienceDirect. El análisis presentado en este trabajo muestra las alternativas planteadas en la implementación de sistemas de IA como herramienta de monitoreo de estabilidad de tensión en tiempo real, se exponen las principales fortalezas y debilidades en la implementación realizada. La estructura del documento es

la siguiente: en la segunda sección se presentan los conceptos básicos sobre el monitoreo de la estabilidad de tensión; en la tercera sección se describen y clasifican las técnicas de IA utilizadas para realizar monitoreo; en la cuarta sección se presentan resultados obtenidos en la búsqueda y se identifican las principales características de las implementaciones realizadas. Finalmente, en la quinta sección se presentan las principales conclusiones derivadas del trabajo.

2. Monitoreo de estabilidad de tensión

2.1. Estabilidad de tensión

La estabilidad de tensión “se define para un condición de operación inicial como la capacidad del sistema para mantener las tensiones estables en todas los nodos del sistema después de ser sometido a una perturbación” (Ajarapu, 2006; Cutsem & Vournas, 1998; P. Kundur, 1994; Prabha Kundur et al., 2004; Taylor, 1994) . El factor principal de la estabilidad de tensión de un sistema eléctrico es su capacidad para satisfacer la demanda de potencia reactiva requerida. La fuerza que impulsa a la inestabilidad de tensión es usualmente la demanda eléctrica. En la operación normal del sistema, la potencia generada sigue a la potencia demandada aportando suficiente potencia activa y reactiva a las cargas todo el tiempo. La inestabilidad de tensión se puede manifestar generalmente como una disminución progresiva o como un aumento de la tensión en algunos nodos del sistema de potencia.

En respuesta ante una perturbación, la potencia consumida por la carga tiende a ser restablecida por: la acción de ajuste del deslizamiento en los motores, los reguladores de tensión en la red de distribución, los cambiadores de tomas de los transformadores y los termostatos. Las cargas restablecidas incrementan la potencia sobre la red de alta tensión por el incremento del consumo de la potencia reactiva (disminución de los MVAR aportados por los capacitores de compensación en respuesta a la perturbación) causando la reducción en la tensión. La situación de aumento de carga causa la inestabilidad de tensión cuando las dinámicas de la carga intentan restaurar la potencia consumida más allá de la capacidad del sistema de transmisión y de la generación conectada (Ajarapu, 2006; Cutsem & Vournas, 1998; P. Kundur, 1994; Prabha Kundur et al., 2004; Taylor, 1994).

La estabilidad de tensión se clasifica según el tipo de perturbación (Ajarapu, 2006; Cutsem & Vournas, 1998; P. Kundur, 1994; Prabha Kundur et al., 2004; Taylor, 1994) en: estabilidad de tensión de gran perturbación (cortocircuito, pérdida de generación, salida de líneas o generadores) y estabilidad de tensión de pequeña perturbación (cambios incrementales en la demanda).

En cuanto al intervalo de tiempo en las dinámicas de restauración de la carga, la estabilidad de tensión se clasifica en: estabilidad de tensión de corto alcance o dinámicas rápidas con un periodo del orden de decenas de segundos, y estabilidad de tensión de largo alcance o dinámicas lentas con un periodo de varios o muchos minutos.

2.2. Monitoreo de la estabilidad de tensión en tiempo real

El monitoreo de la estabilidad tensión consiste en la evaluación continua y rápida del sistema en relación a la estabilidad. Para la evaluación en tiempo real los datos de entrada deben reflejar la imagen más reciente de las condiciones del sistema; el tiempo de cálculo o evaluación de la estabilidad debe ser muy corto (típicamente no debe exceder de uno a dos segundos) y los resultados deben estar disponibles casi instantáneamente (Savulescu, 2009) . Tradicionalmente, se ha realizado la evaluación en línea donde el tiempo de cálculo es de alrededor de 5 a 15 minutos, tiempo en el cual se considera que el estado del sistema no cambia significativamente. La evaluación en línea debe completarse dentro de este lapso de tiempo desde el momento de la captura del estado actual del sistema hasta que los resultados están disponibles (Morison, Wang, & Kundur, 2004).

La vigilancia de la estabilidad de tensión del sistema debe ser entendida como un proceso continuo en tiempo real de monitoreo de la distancia entre el punto de operación hasta la frontera de inestabilidad del sistema. En el monitoreo de la estabilidad de un sistema de potencia se siguen tres pasos principales (Nguegan, 2009):

Medición. La captura de la condición del sistema a través de variables relevantes que reflejan la condición más reciente en cada instante de medición.

Análisis de la estabilidad de tensión. Se determina si las condiciones operativas actuales son aceptables desde el punto de vista de la estabilidad de tensión.

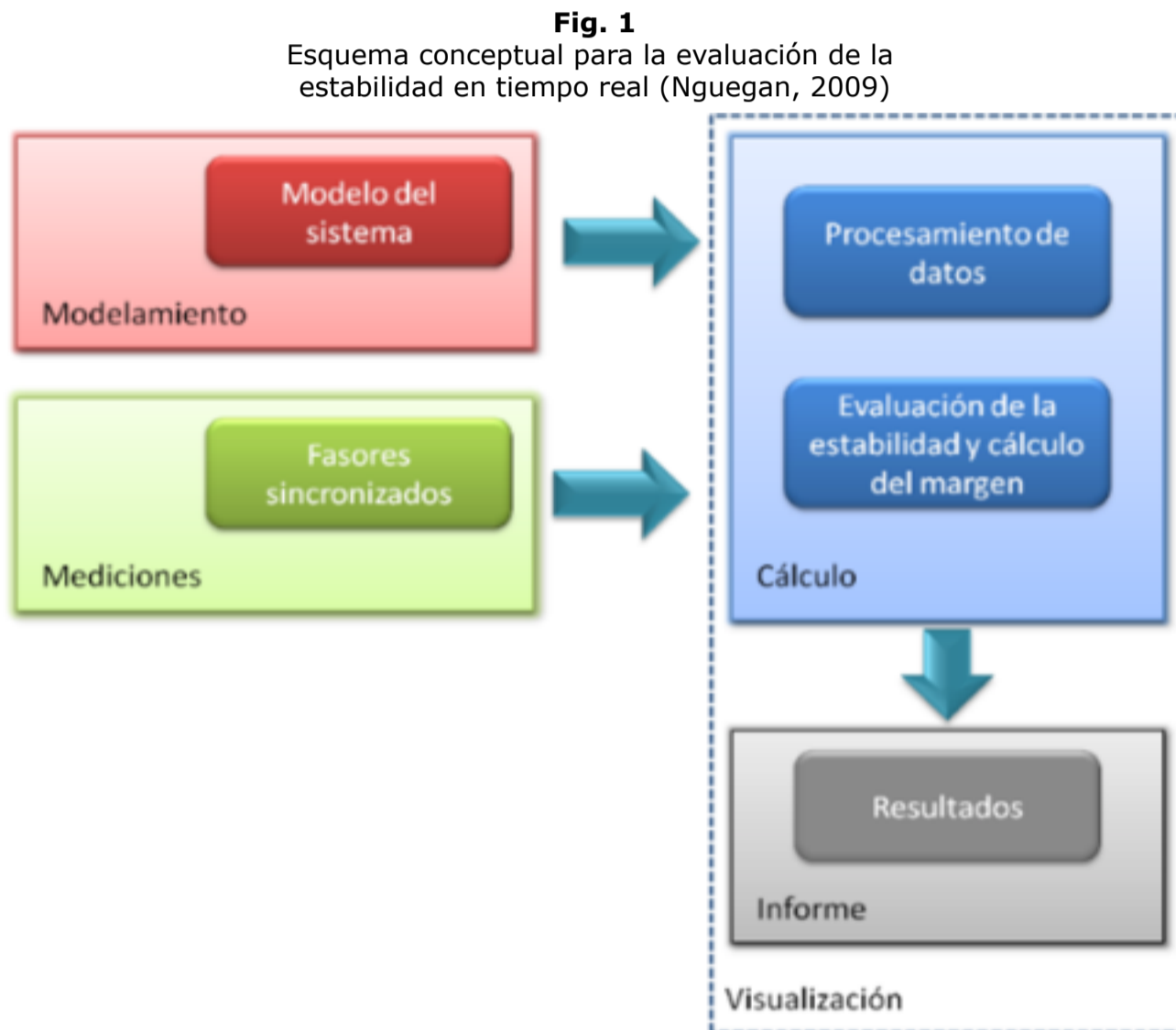
Cálculo del margen de estabilidad de tensión. Se evalúa la distancia del punto de operación actual a la frontera de estabilidad. Se realiza por medio de índices de estabilidad de tensión.

En la figura 1, se muestran los componentes claves para realizar el monitoreo de la estabilidad de tensión. La diferencia entre los distintos diseños conceptuales para la monitoreo se refleja a través de

las funciones que son requeridas en dicho proceso, a través de las interrelaciones entre ellas, y además a través de las diferentes variables de entrada usadas.

En la medición se obtiene una imagen de la condición del sistema provista periódicamente por un conjunto de mediciones relevantes del estado del sistema, constituyendo la fuente principal de datos para el monitoreo. La vigilancia tradicional del sistema de potencia es realizada por los SCADA, que son diseñados para capturar y entregar el comportamiento del sistema en intervalos de 5 a 20 segundos. El SCADA solo captura la operación de estado estacionario, limitado el monitoreo de fenómenos dinámicos debido a que la medida en el SCADA tiene una baja densidad de muestreo y son de carácter asincrónico. Por el contrario, con los dispositivos PMUs se pueden monitorear fenómenos dinámicos en el sistema debido a la alta densidad de muestro del dispositivo (alrededor 50 ó 60 mediciones por segundo).

Para estimar la distancia a la frontera de estabilidad de tensión del sistema de potencia desde los datos de medición se necesitan herramientas que extraigan esa información relevante. Las características que presentan los sistemas de IA los hacen especialmente adecuados para ser usados en ambientes de tiempo real (CIGRE Working Group, 2007; Dong et al., 2013; Morison et al., 2004).



3. Monitoreo de la estabilidad de la tensión usando IA

Las ventajas que hacen la IA una alternativa promisoría para la evaluación en tiempo real de la estabilidad son (Dong et al., 2013): a) Rapidez: Se debe obtener un estatus de la estabilidad del sistema en el punto actual de operación cercano al tiempo real. La IA determina la estabilidad en una fracción de segundo después de recibir los datos de entrada, lo cual permite una respuesta oportuna para controlar o prevenir la inestabilidad. b) Extracción de conocimiento: La IA puede descubrir y extraer información de estabilidad del sistema, esto provee una comprensión de la operación del sistema de potencia. c) Menor cantidad de datos: Para los métodos analíticos o convencionales de evaluación de la estabilidad se requiere información precisa y una descripción completa del sistema, incluyendo los parámetros de todos los componentes que conforman el modelo del sistema. En tiempo real esta información es incierta o aún no disponible. La IA evalúa la estabilidad con solo los parámetros significativos y disponibles. d) Capacidad de generalización: En vez de ejecutar exhaustivamente la evaluación de la estabilidad convencional en cada escenario previamente supuesto, la IA maneja simultáneamente un amplio panorama de escenarios o condiciones del sistema en la evaluación de la estabilidad, estas condiciones pueden ser previamente no previstas. e) Mayor versatilidad: los operadores del sistema pueden diseñar herramientas para predecir el estado de estabilidad (clasificación), o para medir el margen de estabilidad (regresión).

La implementación de la IA se realiza de la siguiente manera: i) Se realiza la construcción de una base de datos de aprendizaje en modo fuera de línea. Dicha base está conformada por las variables eléctricas que permiten determinar el estado del sistema de potencia en tiempo real. ii) Se ejecuta el

entrenamiento de la herramienta de IA con la base de datos que contiene diversas condiciones de operación del sistema. iii) Con la IA entrenada y las medidas disponibles en tiempo real se ingresan a la IA y su salida provee un indicador de la estabilidad de tensión. Se han encontrado algunas técnicas de IA para el monitoreo de la estabilidad de tensión, y se propone la siguiente clasificación:

3.1. Redes neuronales artificiales (RNAs):

Las RNAs son estructuras conexionistas inspiradas en la neurona biológica que imitan la capacidad de procesamiento y aprendizaje humano. Se ha trabajado con RNAs en la estimación de índices de estabilidad de tensión en el largo alcance (Bahmanyar & Karami, 2014; Chakrabarti & Jeyasurya, 2004; Goh et al., 2015; Jeyasurya, 2000; Nakawiro & Erlich, 2008; Subramani, Jimoh, Kiran, & Dash, 2016; Zhou, Annakkage, & Rajapakse, 2010; Zhukov, Tomin, Sidorov, Panasetsky, & Spirayev, 2015). Se busca que para diferentes condiciones de operación del sistema, la RNA identifique las relaciones existentes entre un conjunto de entradas y la salida que es un índice. Se ha encontrado que las magnitudes de tensión en los nodos y sus ángulos son las entradas a la RNA que presentan errores menores en la estimación del índice.

En (Subramani et al., 2016) se realiza la estimación del índice de estabilidad tensión global para la evaluación de la estabilidad usando RNAs como herramienta de estimación. En este caso se usó una RNA multicapa de propagación hacia atrás en combinación con la RNA de función básica radial, las cuales fueron utilizadas para estimar el índice de estabilidad propuesto. En (Goh et al., 2015) se considera el uso de una RNA con propagación hacia atrás para el monitoreo de la estabilidad, esto con fin de proveer una señal de alarma antes del que sistema colapse. Se usan índices de estabilidad de tensión tipo línea, que solo identifican la línea de transmisión más crítica debido a la cual el sistema puede experimentar inestabilidad. Un inconveniente del método presentado es que las RNAs demanda bastante tiempo tanto en la fase entrenamiento como en su fase de actualización ante nuevas condiciones de operación no previstas.

En (Bahmanyar & Karami, 2014) se propone una RNA con un conjunto reducido de variables de entrada para afrontar el problema del monitoreo de la estabilidad. El monitoreo se realiza por medio de la estimación del margen de estabilidad de tensión (VSM, por sus siglas en inglés); esto es, la distancia desde el punto actual del sistema a la frontera de estabilidad. La reducción del conjunto de variables de entrada se logra por medio de un proceso de ortogonalización de Gram – Schmidt junto con una técnica de análisis de sensibilidad basada en una RNA. Solo se tienen en cuenta las contingencias más críticas del sistema, la criticidad es definida por el nivel de reducción del VSM; es decir, la contingencia más crítica corresponde al menor VSM. Esta forma de considerar las contingencias no cubre las contingencias que son menos críticas, pero que tienen mayor probabilidad de que ocurran en el sistema. Por otra parte, como variables de entrada solo se emplea la magnitud de las tensiones nodales y no se incluye la información que pueda entregar el ángulo de fase de los nodos.

En (Bulac, Triștiu, Mandiș, & Toma, 2015) se plantea una RNA multicapa para el monitoreo en línea de la estabilidad. El índice de estabilidad empleado para el monitoreo es el valor singular de la matriz Jacobiana del modelo de flujo de potencia. Esta RNA es entrenada para aprender la correlación de entradas claves que caracterizan el fenómeno de estabilidad de tensión y el índice propuesto. Aunque el índice de estabilidad basado en valor singular es un índice global tiene la desventaja principal de no entregar información precisa de que tan cerca se encuentra el sistema de la frontera de inestabilidad. Las entradas empleadas para entrenar la RNA no contemplan el uso de las tensiones y corrientes complejas tomadas desde las PMUs. Otro inconveniente es que la RNA consume bastante tiempo tanto en el entrenamiento como la actualización de la red ante nuevas condiciones del sistema que no fueron consideradas a priori.

Para mejorar el monitoreo de la seguridad de tensión de los sistemas de potencia se ha propuesto un esquema híbrido de RNAs en (Zhukov et al., 2015) . El esquema híbrido combina habilidad de clasificación de la red Kohonen de los estados de operación del sistema (estable o inestable), y la salida de esta red es usada como entrada en la RNA de propagación hacia atrás para la identificación de estados de alarma que resultan peligrosos para la seguridad del sistema, y para estimar la desviación de voltaje en los nodos del sistema se emplea una red recurrente tipo Elman. Entre los inconvenientes que se presentan en este esquema se tiene que la RNA Kohonen presenta problemas en la clasificación de los estados. Esto sucede cuando no se cuenta con variables de entrada adecuadas, dificultando la labor de clasificación. Entre las variables de entrada se tiene la magnitud de las tensiones, potencias activas y reactivas, variables que dependen de los sistemas de estimación de estado y de los dispositivos de medición PMUs. Como es un esquema híbrido de RNAs los tiempos de la fase de entrenamiento son considerables debido a la gran cantidad de variables de entrada, esto se presenta para sistemas de potencia de mediano y gran tamaño.

En (Hashemi & Aghamohammadi, 2013) proponen ejecutar la evaluación en tiempo real de la

estabilidad usando la herramienta de extracción de características (transformada Wavelet), combinada con una RNA de función radial base. Se realiza la estimación del VSM aplicando la técnica de Multiresolución Wavelet (MRWT, por su sigla en inglés), después se aplica el Análisis de Componentes Principales (ACP) para seleccionar las características más relevantes entregadas por MRWT. La RNA de función radial es aplicada para la estimación del VSM, usando las características más relevantes entregadas por las técnicas anteriores. Estas entradas están constituidas por el perfil de tensiones de los nodos tomados por las PMUs. No se realiza una evaluación de cómo los cambios topológicos debido a las contingencias afectan el método propuesto para la evaluación de la estabilidad.

En (Rahi, Yadav, Malik, Azeem, & Kr, 2012) se propone un método para determinar la estabilidad de tensión de estado estable de los nodos de carga, donde se consideran diferentes condiciones de carga y se identifican los nodos que están propensos al colapso de tensión. Se realiza la predicción del índice de estabilidad denominado "L", para cada nodo de carga con una RNA de propagación hacia atrás. El nodo con índice L más alto es el nodo más vulnerable del sistema, lo que permite identificar áreas débiles en el sistema de potencia. En el método propuesto no se tienen en cuenta las contingencias ni un gran número de escenarios de generación y demanda. El índice L está relacionado con la máxima capacidad de transferencia por las líneas del sistema, pero no tienen en cuenta como las reservas de potencia reactiva afectan la estabilidad de tensión del sistema.

En (Innah & Hiyama, 2011) se construye una base de datos de estabilidad con los valores de las tensiones en los nodos y el correspondiente índice de estabilidad. Luego se entrena la RNA para que realice la predicción del índice L. Se realizó un análisis de sensibilidad sobre el número de PMU usada en la predicción, se concluye que medidas con valores constantes de magnitud no entregan información relevante para la RNA. Por otra parte, el índice L está relacionado con la máxima capacidad de transferencia por las líneas del sistema, pero no tiene en cuenta como las reservas de potencia reactiva afectan la estabilidad.

En (Zhou et al., 2010) se propone la estimación del VSM usando RNAs del tipo de propagación hacia atrás. Para diferentes condiciones de operación la RNA identifica las relaciones existentes entre un conjunto de entradas y el VSM. Se ha encontrado que las magnitudes de tensión en los nodos y sus ángulos son las variables de entradas a la RNA, que presentan errores menores en la estimación del VSM. La principal desventaja del método propuesto yace en que la precisión de la IA es directamente proporcional al número de PMUs instaladas en el sistema, para lo cual se propone una selección de la ubicación por medio de una técnica de optimización, o una reconstrucción del estado del sistema a partir de un número limitado de PMUs instaladas en el sistema.

Finalmente, en (Leonardi & Ajjarapu, 2010) se usan modelos de regresión multi-lineal y una RNA para estimar la distancia a la frontera de estabilidad. Los modelos de regresión permiten relacionar la reserva de la potencia reactiva de los generadores con VSM, y la RNA selecciona de los modelos lineales de acuerdo con la condición operativa real existente en el sistema. No se considera que al sobrepasar la máxima capacidad de transferencia por las líneas se da inicio a la inestabilidad de tensión.

3.2. Árboles de decisión (AD)

Los ADs son una técnica de representación de datos basada en el principio de "divide y vencerás", consiste de nodos y ramas. En los nodos se realizan las pruebas de los atributos (entradas) y las ramas son el resultado de la prueba que conducen a otro nodo. Se han aplicado AD en la estimación del VSM, los atributos de decisión probados en varios de los nodos del árbol son los datos colectados de las PMUs en puntos de operación del sistema después de iniciarse el evento o disturbio. Diferentes atributos o entradas son usados como: las diferencias de los ángulos de voltaje entre los nodos, las magnitudes de voltaje en los nodos, las caídas de tensión en las líneas, el flujo de potencia reactiva en las líneas, las corrientes en las líneas y la potencia reactiva en los generadores (Diao et al., 2009; Karki, 2009; Vittal, 2008).

El mejor desempeño que se ha obtenido se logra con el uso combinado de las magnitudes de corriente en las ramas y la información de fallas. Los árboles son actualizados cada hora con el fin de tener en cuenta los cambios de estado del sistema. El principal inconveniente de este método es la capacidad de conformar un conjunto de aprendizaje representativo, en el contexto de la estabilidad de tensión, este debe involucrar una variedad de puntos de operación y disturbios incluyendo escenarios estables e inestables, al igual que se debe considerar diferentes topologías debida a la consideración de contingencias N-1.

3.3. Máquinas de Soporte Vectorial (MSV):

La MSV pertenece a un conjunto de algoritmos denominados métodos de kernel, y usan la

minimización de riesgo estructural como principio de optimización, como un clasificador es capaz de formar una frontera de decisión alrededor del dominio de los datos de aprendizaje con muy poco conocimiento de los datos fuera de esta frontera. Los datos son mapeados por medio del kernel a un espacio dimensional más alto, donde se busca la máxima separación entre clases. Esta función de frontera, cuando es traída de regreso al espacio de entrada separa los datos en todas las clases distintas.

En (Duraipandy & Devaraj, 2014) se propone una MSV de mínimo cuadrático para la evaluación de la estabilidad de tensión en línea, con un conjunto reducido de variables de entrada para la IA. Para reducir el conjunto de entrada se plantea reducir la dimensión de las variables de entrada usando técnicas como ACP combinada con una técnica de selección de característica basada en Información Mutua (MI). Para realizar el monitoreo de la estabilidad se usa el VSM. Se consideran únicamente las contingencias más severas que impactan de forma negativa el VSM del sistema. Las variables de entrada seleccionadas por el método propuesto son las potencias activas y reactivas de los nodos de carga del sistema, no se consideran tensiones fasoriales de los nodos del sistema. Para la estimación de VSM no se consideran los límites de potencia reactivas de los generadores del sistema.

En (AbAziz, Rahman, & Zakaria, 2014) se plantea un esquema híbrido de IA compuesto por una MSV y un sistema inmune artificial (SIA) para realizar la predicción de la estabilidad de tensión. Se presenta el índice de condición de estabilidad de tensión (VSCI, por sus siglas en inglés) como herramienta de evaluación de la estabilidad de los nodos de carga del sistema, la MSV se utiliza para estimar el VSCI y el SIA se utiliza para optimizar los parámetros del MSV. El índice de estabilidad VSCI propuesto es un índice de estabilidad tipo línea, que solo vigila la inestabilidad causada por los vínculos de transmisión. Para realizar la estimación del VSCI se necesita la potencia activa y reactiva no se tienen en cuenta las mediciones de los fasores de tensiones de los nodos del sistema.

En (Suganyadevi & Babulal, 2014) se propone una regresión de soporte vectorial (RSV), es una variante de MSV, para estimar el VSM del sistema en condiciones normales de operación y diferentes direcciones de crecimiento de la demanda. No se consideran como las contingencias afectan la estimación del VSM; es decir, las condiciones post falla del sistema. También no se tiene claridad sobre si la estimación del VSM se realiza considerando los límites de potencia reactivas de las fuentes del sistema. Además, dentro de las variables de entrada para la MSV no se consideran las tensiones fasoriales de los nodos del sistema entregadas por las PMUs.

Para el monitoreo en línea de la estabilidad de tensión se ha propuesto el uso combinado de una MSV y un algoritmo genético (Sajan, Kumar, & Tyagi, 2015). La MSV se emplea como herramienta de estimación y el algoritmo genético se utiliza para mejorar la precisión y tiempo de entrenamiento de la MSV. Se utilizan como entradas para la MSV las tensiones complejas de los nodos proporcionada por las PMUs y la salida es el VSM. No se tiene en cuenta la ocurrencia de contingencias y el impacto de estas en el VSM. Por otra parte, solo se tienen en cuenta la distancia a la frontera de estabilidad debida a la máxima transferencia del sistema, y no se considera la inestabilidad causada por la deficiencia de la potencia reactiva desde las fuentes.

3.4. Máquinas de Aprendizaje Extremo (MAE)

Una MAE es una RNA con una sola capa o múltiples capas ocultas, donde los parámetros de los nodos ocultos (los pesos que conectan las entradas a los nodos ocultos) no necesitan sintonizarse. Estos nodos ocultos se pueden asignar aleatoriamente y nunca se actualizan, los pesos de salida de los nodos ocultos generalmente se entrenan en un solo paso. En (Velayati, Amjady, & Khajevandi, 2015) se desarrolla una nueva alternativa para determinar la categoría de estabilidad de tensión (clasificación de la estabilidad) basado en un proceso de pronóstico. La evaluación de la estabilidad se realiza por medio de herramientas de análisis de bifurcación de tipo Hof (HB, por sus siglas en inglés) y de límite inducido (LIB, por sus siglas en inglés). La estrategia de pronóstico se realiza usando técnicas de selección de características combinado con MAE y búsqueda en línea.

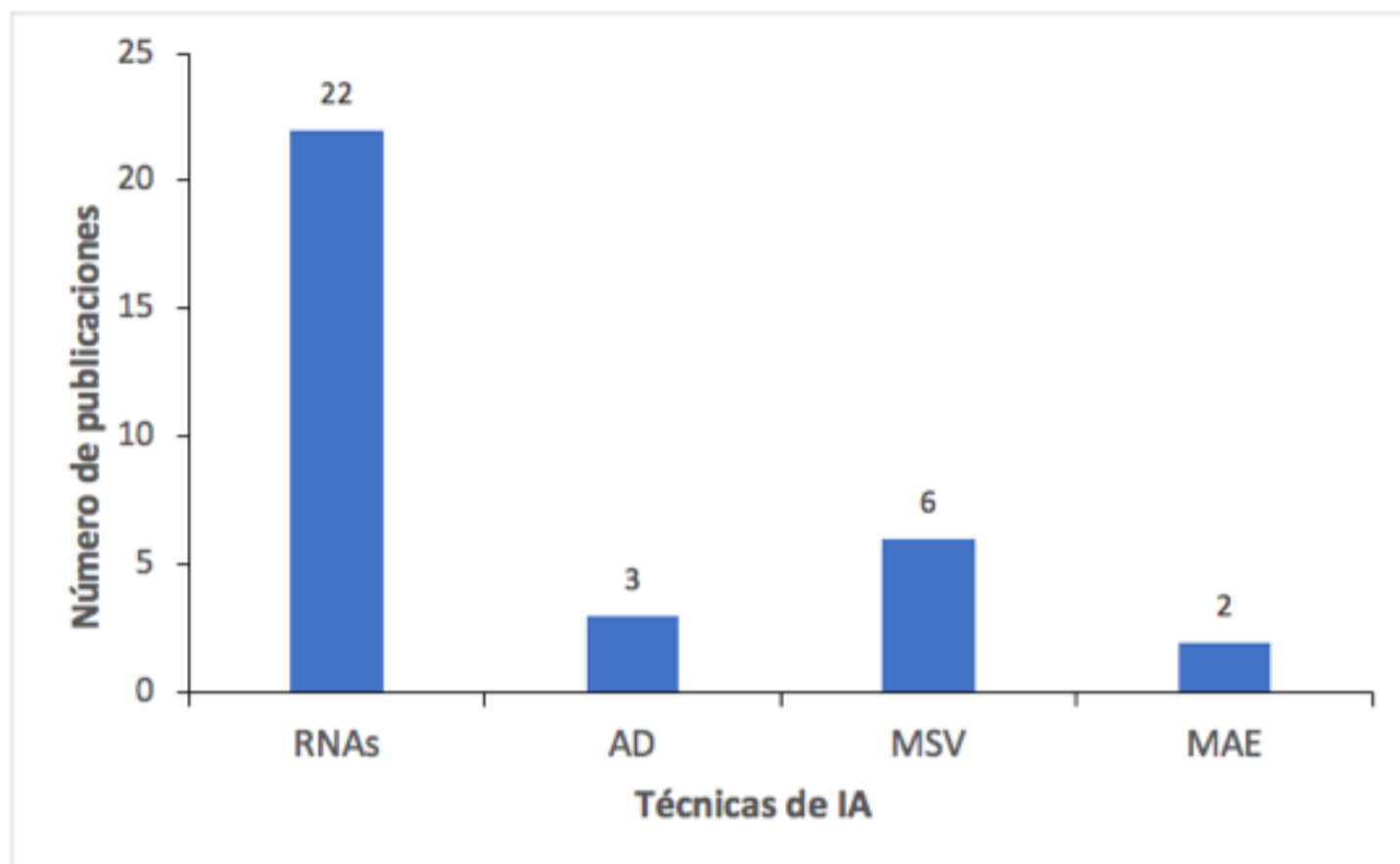
En (Zhang, Xu, Dong, Zhang, & Wong, 2013) se propone el uso de MAE para la predicción de VSM. Debido a la complejidad del problema que se quiere solucionar se encontraron problemas de generalización, es decir, sobreestimación o subestimación que aumenta el error en la respuesta de la MAE. Debido a los problemas de generalización de una MAE se propone construir un conjunto de MAEs para solucionar el problema. Con el método propuesto se mejora la respuesta en la predicción de VSM pero el inconveniente más importante es el aumento de los tiempos de entrenamiento de las MAE.

4. Resultados

En el análisis de la literatura técnica se evaluaron las ventajas y las características de la implementación de la IA para monitorear la estabilidad de tensión. Se encontró que se ha aplicado técnicas IA como: RNAs, AD, MSV y MAE e incluso combinadas con herramientas de optimización

metaheurísticas. La aceptación que tienen las técnicas de IA para el monitoreo de la estabilidad de tensión se evidencia en un número razonable de publicaciones en revistas especializadas y conferencias. En la figura 2 se observa que las RNAs es la técnica que tiene mayor cantidad de artículos publicados. Esto se debe a que es una de las primeras IAs que se desarrollaron, y se posee un conocimiento pleno de su funcionamiento y aplicabilidad.

Figura 2
Número de publicaciones por técnica de IA usadas en el monitoreo de estabilidad de tensión.



En la tabla 1 se presenta una síntesis de los trabajos más relevantes que se encontraron, se realiza un análisis donde se presenta la forma de monitorear el sistema, correspondiente al índice de estabilidad usado; la técnica de IA implementada y se identifican los principales inconvenientes o problemas no resueltos encontrados en el monitoreo de la estabilidad de tensión.

Tabla 1
Resumen de la implementación de técnicas de IA para monitoreo de la estabilidad de tensión.

Referencia	Implementación	IA	Problemas no resueltos
Subramani et al., 2016.	Monitoreo realizado a través de la estimación de índice de estabilidad global, usando una RNA de propagación hacia atrás.	RNAs	La implementación propuesta es afectada por la cantidad de PMUs, para un sistema de potencia mediano o grande se presenta problemas de generalización.
Goh et al., 2015	Monitoreo con un índice de estabilidad tipo línea usando una RNA de propagación hacia atrás, provee una señal de alarma.	RNAs	Sólo se identifica la línea más crítica que cause la inestabilidad, la RNA demanda bastante tiempo tanto en la fase de entrenamiento como en la actualización de la RNA ante nuevas condiciones.
Bahmanyar & Karami, 2014	Se realiza el monitoreo con el índice VSM y un perceptrón simple, se combina con una técnica para reducir de las entradas a la RNA.	RNAs	En las contingencias evaluadas no consideran las menos críticas, pero con mayor probabilidad ocurrencia.
Bulac, Triştiu, Mandiş, & Toma, 2015	El índice para el monitoreo es el valor singular de la matriz Jacobiana, se usa una RNA perceptron multicapa	RNAs	El índice usado no entrega información de la distancia a la frontera de inestabilidad. Las entradas de la RNA no son las tensiones y corrientes complejas.
Zhukov et al., 2015	Se propone un esquema híbrido de RNA (Kohonen, propagación hacia atrás y Elman) para estimar el índice de	RNAs	La RNA Kohonen presenta problema en la clasificación de los estados, los tiempos de entrenamiento son considerables debido a la

	seguridad que vigila los flujo de potencia.		gran cantidad de variables de entrada.
Hashemi & Aghamohammadi, 2013	Se ejecuta el monitoreo usando la extracción de características y ACP, combinada con una RNA de función radial base para la estimación de VSM.	RNAs	No se realiza una evaluación de cómo las salidas de líneas afectan el método propuesto y solo se evaluó un sistema pequeño.
Rahi, Yadav, Malik, Azeem, & Kr, 2012	Se usa índice L para cada nodo de carga, identificando los nodos propensos a la inestabilidad, se usa la RNA con propagación hacia atrás	RNAs	El índice L vigila la máxima capacidad de transferencia en las líneas. No se tienen en cuenta las contingencias y consideran pocos escenarios de generación y demanda.
Innah & Hiyama, 2011	Proponer una RNA de función radial para evaluar la estabilidad de tensión usando el índice L .	RNAs	El índice L vigila la máxima capacidad de transferencia en las líneas, no tienen en cuenta las reservas de potencia reactiva afectan la estabilidad.
Zhou et al., 2010	Se estima el VSM usando RNAs de propagación hacia atrás.	RNAs	La precisión de la RNA es proporcional al número de PMUs instaladas en el sistema.
Leonardi, 2010	Se estima VSM basado en modelos de regresión multilínea y la reserva de potencia, la RNA selecciona el modelo lineal de acuerdo a la condición operativa.	RNAs	No se tiene en cuenta como los límites transferencia en las líneas afectan la estabilidad.
Diao et al., 2009	Se realiza el monitoreo usando el índice VSM, con los ADs se estima el índice para diversas condiciones de operación.	AD	No se conformó un conjunto representativo para el aprendizaje del AD, no se consideraron contingencias.
Duraipandy & Devaraj, 2014	Para el monitoreo se usa el VSM y una MSV de mínimo cuadrático, con un conjunto reducido de variables de entrada por medio del ACP y MI.	MSV	Se consideran contingencias más severas del sistema, en la estimación de VSM no se consideran los límites de reactiva de generadores.
AbAziz, Rahman, & Zakaria, 2014	Se realiza monitoreo por medio del VSCI, se estima con MSV combinada con SIA para optimizar los parámetros de la IA.	MSV	El VSCI es un índice que solo vigila la inestabilidad causada por los vínculos de transmisión. No se consideran las mediciones de los fasores de tensiones.
Suganyadevi & Babulal, 2014	Se vigila la estabilidad usando el índice VSM y el sistema inteligente RSV.	MSV	No se consideran la influencia de las contingencias en el VSM, tampoco se consideran las tensiones fasoriales.
Sajan, Kumar, & Tyagi, 2015	Se propone el uso combinado de una MSV y un algoritmo genético para el monitoreo.	MSV	No se tiene en cuenta contingencias y el impacto en VSM. No se considera la inestabilidad causada por la deficiencia de la potencia reactiva desde las fuentes.
Velayati, Amjady, & Khajevandi, 2015	Se clasifica la estabilidad usando el análisis de bifurcación HB y LIB, combinada con una herramienta de selección de características y MAE.	MAE	Se aborda como un problema de clasificación, no se obtiene un margen de la estabilidad.
Zhang, et al., 2013	Se realiza el monitoreo usando el índice VSM, y se estima con una MAE.	MAE	Se presentan problemas de generalización en la IA, al combinar varias IAs se incrementa el tiempo de entrenamiento.

5. Conclusiones

Se presentó una revisión sobre la implementación de técnicas IA en el monitoreo de la estabilidad de tensión de largo alcance en sistemas de potencia. En el análisis realizado se encontró que la implementación de IAs para monitoreo de la estabilidad, tales como: redes neuronales, máquinas de soporte vectorial y de aprendizaje extremo se presentan como una alternativa promisoría que brinda robustez, adaptabilidad y flexibilidad.

Se evidencia un interés en usar las técnicas de IA en el monitoreo de la estabilidad de tensión, esto se justifica con los trabajos de investigación e implementación que se han realizado desde el año 2000; las técnicas IA son una herramienta atractiva para alcanzar la meta de realizar el monitoreo superando los desafíos que esta tarea obliga a encarar.

Dentro de las implementaciones de IA encontradas en la revisión se observó una amplia aceptación de las RNAs en aplicación de monitoreo de estabilidad, se encontraron esquemas híbridos que combinan diferentes tipos de RNAs e incluso con herramientas de minería de datos para mejorar la respuesta de la red. Las RNAs fueron unas de las primeras IA en concebirse y aplicarse a problemas del mundo real, en la actualidad ha surgido contra herramientas con mejor desempeño como las MSV y MAE. Estas últimas han surgido como una mejora de la RNA, tanto en la reducción del tiempo de entrenamiento como el desempeño en problemas de regresión o clasificación.

En la revisión bibliográfica se encontró que la implementación de la IA se utiliza índices para la evaluación de la estabilidad de tensión, se debe tener especial cuidado en el índice usado debido a que dependiendo del tipo de índice se vigila un mecanismo de inicio de la estabilidad, esto es, inestabilidad por deficiencia de reserva de potencia reactiva o por superar la máxima transferencia de potencia en las líneas de transmisión.

Referencias bibliográficas

- AbAziz, N. F., Rahman, T. K. A., & Zakaria, Z. (2014). Voltage stability prediction by using Artificial Immune Least Square Support Vector Machines (AILSVM). En *Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2014 IEEE 8th International* (pp. 613-618). <https://doi.org/10.1109/PEOCO.2014.6814501>
- Ajjarapu, V. (2006). *Computational Techniques for Voltage Stability Assessment and Control*. Springer.
- Bahmanyar, A. R., & Karami, A. (2014). Power system voltage stability monitoring using artificial neural networks with a reduced set of inputs. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 58*, 246-256. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.01.019>
- Bulac, C., Triștiu, I., Mandiș, A., & Toma, L. (2015). On-line power systems voltage stability monitoring using artificial neural networks. En *2015 9th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE)* (pp. 622-625). <https://doi.org/10.1109/ATEE.2015.7133884>
- Cañizares, C. A. (2002). *Voltage Stability Assessment: Concepts, Practices and Tools, IEEE/PES Power System Stability Subcommittee*. Tech. Rep. SP101PSS.
- Chakrabarti, S., & Jeyasurya, B. (2004). On-line voltage stability monitoring using artificial neural network. En *2004 Large Engineering systems Conference on Power Engineering, 2004. LESCOPE-04* (pp. 71-75). <https://doi.org/10.1109/LESCPE.2004.1356271>
- Chen, C. L. Y. S. and X. (2007). Analysis of the Blackout in Europe on November 4, 2006. Presentado en International Power Engineering Conference, IPEC.
- CIGRE Working Group, C. 60. (2007). *CIGRE Technical Brochure on Review of On Line Dynamic Security Assessment Tools and Techniques*.
- Corsi, S., & Sabelli, C. (2004). General blackout in italy sunday september 28, 2003, h. 03: 28: 00. En *Power Engineering Society General Meeting, 2004. IEEE* (pp. 1691-1702). Recuperado a partir de http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1373162
- Cutsem, T. van, & Vournas, C. (1998). *Voltage Stability of Electric Power Systems*. Springer.
- Diao, R., Sun, K., Vittal, V., O'Keefe, R. J., Richardson, M. R., Bhatt, N., ... Sarawgi, S. K. (2009). Decision tree-based online voltage security assessment using PMU measurements. *Power Systems, IEEE Transactions on, 24(2)*, 832-839.
- Dong, Z., Xu, Y., Wong, K., & Wong, K. (2013). Using IS to Assess an Electric Power System's Real-Time Stability. *IEEE Intelligent Systems, 28(4)*, 60-66. <https://doi.org/10.1109/MIS.2011.41>
- Duraipandy, P., & Devaraj, D. (2014). On-line voltage stability assessment using least squares support vector machine with reduced input features. En *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)* (pp. 1070-1074). <https://doi.org/10.1109/ICCICCT.2014.6993119>
- Goh, H. H., Chua, Q. S., Lee, S. W., Kok, B. C., Goh, K. C., & Teo, K. T. K. (2015). Evaluation for

- Voltage Stability Indices in Power System Using Artificial Neural Network. *Procedia Engineering*, 118, 1127-1136. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.08.454>
- Gómez-Expósito, A., Conejo, A. J., & Cañizares, C. (2008). *Electric Energy Systems: Analysis and Operation* (1st ed.). New York: CRC Press.
- Hashemi, S., & Aghamohammadi, M. R. (2013). Wavelet based feature extraction of voltage profile for online voltage stability assessment using RBF neural network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 49, 86-94. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.12.019>
- Hatziargyriou, N. D., & Van Cutsem, T. (1994). *Indices predicting voltage collapse including dynamic phenomena*. CIGRE.
- Innah, H., & Hiyama, T. (2011). A real time PMU data and neural network approach to analyze voltage stability (pp. 1263-1267). IEEE. <https://doi.org/10.1109/APAP.2011.6180572>
- Jeyasurya, B. (2000). Artificial neural networks for on-line voltage stability assessment. En *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2000* (Vol. 4, pp. 2014-2018 vol. 4). <https://doi.org/10.1109/PSS.2000.866956>
- Karki, M. J. (2009). *Methods for On Line Voltage Stability Monitoring*. Iowa State, Iowa.
- Kerin, U., Heyde, C., Krebs, R., & Lerch, E. (2014). Real-time dynamic security assessment of power grids. *The European Physical Journal Special Topics*, 223(12), 2503-2516. <https://doi.org/10.1140/epjst/e2014-02272-1>
- Kundur, P. (1994). *Power System Stability and Control*. McGraw-Hill.
- Kundur, P., Cañizares, C., Paserba, J., Ajjarapu, V., Anderson, G., Bose, A., ... Vittal, V. (2004). Definition and Classification of Power System Stability. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2), 1387-1401. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2004.825981>
- Leonardi, B., & Ajjarapu, V. (2010). *Real-Time Security Assessment of Angle Stability and Voltage Stability Using Synchrophasors* (Final Project Report, Part II). PSERC.
- Liscouski, B., & Elliot, W. (2004). Final report on the august 14, 2003 blackout in the united states and canada: Causes and recommendations. *A report to US Department of Energy*, 40.
- Lof, P.-A., Smed, T., Andersson, G., & Hill, D. J. (1992). Fast calculation of a voltage stability index. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 7(1), 54-64.
- Morison, K., Wang, L., & Kundur, P. (2004). Power system security assessment. *Power and Energy Magazine, IEEE*, 2(5), 30-39.
- Morison, K., Wang, X., Moshref, A., & Edris, A. (2008). Identification of Voltage Control Areas and Reactive Power Reserve; An Advancement in On line Voltage Security Assessment. Presentado en IEEE Power And energy Society General Meeting, Conversion and Delivery Electrical Energy in the 21st Century.
- Nakawiro, W., & Erlich, I. (2008). Online voltage stability monitoring using Artificial Neural Network. En *Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008. DRPT 2008* (pp. 941-947). <https://doi.org/10.1109/DRPT.2008.4523542>
- Nguegan, Y. (2009). *Real Time Identification and Monitoring of the Voltage Stability Margin using Synchronized Phasor Measurements*. Kassel.
- Phadke, A. (1993). Synchronized phasor measurements in power systems. *IEEE Computer Applications in Power*, 6(2), 10-15. <https://doi.org/10.1109/67.207465>
- Phadke, A., & Thorp, J. S. (2008). *Synchronized Phasor Measurements and Their Applications*. Springer Science & Business Media.
- Rahi, O. P., Yadav, A. K., Malik, H., Azeem, A., & Kr, B. (2012). Power System Voltage Stability Assessment through Artificial Neural Network. *Procedia Engineering*, 30, 53-60. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.833>
- Sajan, K. S., Kumar, V., & Tyagi, B. (2015). Genetic algorithm based support vector machine for on-line voltage stability monitoring. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 73, 200-208. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.05.002>
- Savulescu, S. C. (2009). *Real Time Stability Assessment in Modern Power Systems Control centers*. (S. C. Savulescu, Ed.). Piscataway, NJ 08855: John Wiley & Sons.
- Subramani, C., Jimoh, A. A., Kiran, S. H., & Dash, S. S. (2016). Artificial neural network based voltage stability analysis in power system. En *2016 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT)* (pp. 1-4). <https://doi.org/10.1109/ICCPCT.2016.7530255>
- Suganyadevi, M. V., & Babulal, C. K. (2014). Support Vector Regression Model for the prediction of Loadability Margin of a Power System. *Applied Soft Computing*, 24, 304-315.

<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.07.015>

Taylor, C. W. (1994). *Power System Voltage Stability*. California: McGraw-Hill.

Torres, S. P., Peralta, W. H., & Castro, C. A. (2007). Power system loading margin estimation using a neuro-fuzzy approach. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 22(4), 1955–1964.

Velayati, M. H., Amjady, N., & Khajevandi, I. (2015). Prediction of dynamic voltage stability status based on Hopf and limit induced bifurcations using extreme learning machine. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 69, 150-159. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.01.005>

Vittal, V. (2008). *Decision Tree Based Online Voltage Security Assessment Using PMU measurements* (No. científico) (p. 52). PSERC Report 08-26.

Zhang, R., Xu, Y., Dong, Z. Y., Zhang, P., & Wong, K. P. (2013). Voltage stability margin prediction by ensemble based extreme learning machine. En *2013 IEEE Power Energy Society General Meeting* (pp. 1-5). <https://doi.org/10.1109/PESMG.2013.6672489>

Zhou, D. Q., Annakkage, U. D., & Rajapakse, A. D. (2010). Online Monitoring of Voltage Stability Margin Using an Artificial Neural Network. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(3), 1566-1574. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2009.2038059>

Zhukov, A., Tomin, N., Sidorov, D., Panasetsky, D., & Spirayev, V. (2015). A hybrid artificial neural network for voltage security evaluation in a power system. En *2015 5th International Youth Conference on Energy (IYCE)* (pp. 1-8). <https://doi.org/10.1109/IYCE.2015.7180828>

1. Estudiante de Maestría en Ingeniería, Ingeniero Electricista. Docente del Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia. Grupo en Manejo Eficiente de la Energía - GIMEL. E-mail: walter.villa@udea.edu.co

2. Doctor en Ingeniería Eléctrica, Docente del Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia. E-mail: jmaria.lopez@udea.edu.co

Revista ESPACIOS. ISSN 0798 1015
Vol. 39 (Nº 33) Año 2018

[Índice]

[En caso de encontrar un error en esta página notificar a [webmaster](#)]

©2018. revistaESPACIOS.com • ®Derechos Reservados