Comité de Estúdios C2 Operación y Control de Sistemas de Potencia

Evaluación del desempeño de la respuesta ante fallas de recursos basados en inversores utilizando mediciones sincrofasoriales e inteligencia artificial

Jaime D. Pinzón*
XM S.A. E.S.P. / Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Colombia
jpinzon@xm.com.co

Francisco Santamaria
Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Colombia
fsantamariap@udistrital.edu.co

Álvaro Espinel
Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Colombia
aespinel@udistrital.edu.co

Resumen *– Este artículo presenta una metodología para evaluar el desempeño de la respuesta ante fallas de recursos basados en inversores (Inverter-based Resources, IBR), utilizando algoritmos de inteligencia artificial y datos sincrofasoriales. La metodología analiza el comportamiento de la tensión durante fallas, verificando si los IBR cumplen con los requisitos del código de red, especialmente en términos de su capacidad para mantenerse conectados durante fallas (Fault-Ride-Through, FRT).La metodología se compone de dos etapas principales: la primera etapa implica el entrenamiento de algoritmos de inteligencia artificial para clasificar el desempeño de la respuesta de los IBR, y la segunda etapa se centra en la evaluación del desempeño utilizando mediciones y las máquinas inteligentes entrenadas que clasifican el comportamiento del IBR según los umbrales de respuesta esperada establecidos en el código de red. La metodología se validó con datos reales de plantas solares fotovoltaicas en Colombia, utilizando información de las curvas FRT y los requisitos del código de red colombiano. Se probaron algoritmos como Random Forest, Support Vector Machine y Redes Neuronales. Los resultados muestran que la metodología puede evaluar el desempeño de los IBR y detectar incumplimientos de las curvas FRT. El algoritmo Random Forest tuvo el mejor desempeño, con un error de regresión de entrenamiento menor al 0.22 % y clasificando correctamente los casos analizados con mediciones sincrofasoriales. Esta metodología permite definir acciones de mejora en los sistemas de protección y control de las plantas de generación, garantizando mayor resiliencia y estabilidad en la red eléctrica.*

Palabras clave: Generación renovable - Unidades de medición fasorial - Inteligencia artificial - Evaluación de la operación - Recursos basados en inversores - Seguridad dinámica

1 INTRODUCCIÓN

Los sistemas eléctricos modernos son vulnerables debido al incremento de la carga y la falta de nuevas infraestructuras de transporte para transferir potencia activa y reactiva. En la demanda, el aumento de cargas dinámicas ha exacerbado los problemas de tensión durante contingencias. En la generación, las tecnologías basadas en inversores, como la energía solar fotovoltaica y eólica, incrementan la incertidumbre debido a la variabilidad de los recursos y la capacidad de control de la tensión. Actualmente, los problemas de tensión causados por grandes perturbaciones generan preocupación por la pérdida temporal del control de la tensión en ciertas áreas [1], [2].

A nivel internacional, se están alcanzando marcas en la incorporación de energía renovable. Un ejemplo notable es Colombia, que está en un proceso de transición energética con la integración de recursos basados en inversores, como sistemas fotovoltaicos y eólicos, almacenamiento de energía y sistemas de compensación. Las proyecciones de la Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME) indican que para 2032, la matriz energética estará compuesta por un 39% de generación solar fotovoltaica y un 9% de energía eólica. A enero de 2025, la generación solar y eólica en Colombia cuenta con una capacidad instalada de 2 GW, representando alrededor del 10% de la capacidad total de generación. Esta tendencia refleja un compromiso con la sostenibilidad y subraya la necesidad de evaluar y optimizar el desempeño de estas

* Calle 12 sur # 18-168, Medellín, Colombia – jpinzon@xm.com.co

tecnologías, especialmente en contextos de fallas o interrupciones en el suministro. Este enfoque destaca la posibilidad de avanzar en la adopción de energías limpias y la necesidad de una matriz energética más sostenible y diversificada para satisfacer las demandas futuras.

Simultáneamente, los códigos de red han evolucionado rápidamente debido a tres factores principales: (i) el aumento de la penetración fotovoltaica y eólica, (ii) la obtención de más información por parte de los operadores sobre sus instalaciones, y (iii) los cambios en la topología y las condiciones para el despacho de la demanda y la generación. Entre otros requisitos, estos códigos implican soporte de tensión e inyección de corriente reactiva mediante esquemas bien definidos [3], [4].

En los últimos años, los códigos de operación y regulación en varios países han sido ajustados y modernizados para exigir que estos recursos mantengan su operatividad después de un evento en la red, lo cual es esencial para garantizar un suministro continuo y confiable de energía [5], [6]. La regulación en diversos países, incluyendo Colombia, establece de manera precisa las exigencias de respuesta ante fallas de los sistemas eléctricos. La creciente integración de recursos que utilizan inversores en el sistema eléctrico, abarcando tanto fuentes de energía renovable como tecnologías avanzadas de almacenamiento, plantea desafíos significativos en términos de calidad del servicio. En momentos críticos y de alta demanda, el inversor puede interrumpir la inyección de potencia activa, mientras que las corrientes de falla continúan fluyendo; esta situación podría comprometer la estabilidad y confiabilidad del sistema eléctrico. Evaluar adecuadamente el desempeño de los inversores en tales circunstancias es crucial para asegurar la estabilidad y resiliencia del sistema eléctrico [7].

Los requisitos de soporte de tensión se dividen en estáticos y dinámicos. Los estáticos garantizan el funcionamiento continuo de las centrales fotovoltaicas y eólicas, controlando la potencia reactiva, la calidad de la potencia y el factor de potencia. Los dinámicos permiten que los inversores permanezcan conectados durante fallas transitorias (Fault-Ride-Through, FRT) y controlen la potencia reactiva en situaciones anómalas, asegurando una rápida recuperación de la tensión [8].

Con la creciente capacidad de generación renovable, es crucial implementar sistemas de monitoreo y control avanzados, como mediciones sincrofasoriales y técnicas de inteligencia artificial [5], [9]. Las unidades de medición fasorial (PMU) proporcionan información en tiempo real sobre la dinámica del sistema, facilitando una evaluación precisa de la respuesta ante fallas y ofreciendo una visión clara del comportamiento de los inversores [10]. Esto es esencial para evaluar el FRT, identificar puntos críticos y entender cómo los fallos afectan la estabilidad del sistema. Además, los algoritmos de inteligencia artificial analizan grandes volúmenes de datos históricos, identificando patrones y anomalías, lo que mejora la comprensión de la respuesta ante fallas y optimiza el rendimiento de los recursos basados en inversores.

En varios sistemas de potencia, se han establecido requisitos de FRT y soporte de tensión para plantas eólicas y solares, mejorando el desempeño dinámico. Estas plantas deben cumplir con los requisitos de desempeño para ayudar a la estabilidad de la red durante fallas. En el estado del arte se ha identificado hasta el momento dos tendencias en aplicaciones de PMU para analizar el desempeño de IBR.

Por un lado, se utilizan PMU para analizar patrones de comportamiento y variables eléctricas con métodos descriptivos y exploratorios. En esta tendencia en [9] se presenta casos de análisis de fallas y su comportamiento FRT con mediciones PMU de forma exploratoria y generando visualizaciones.

En [11], se presenta una herramienta para estimar el ángulo de rotor y la velocidad de generación eólica para verificar el impacto de fallas utilizando mediciones híbridas PMU y RTU. En [12], se analiza el desempeño de control de convertidores en laboratorio con enfoque de PMU para el control de potencia activa de generación eólica, y en [13] para sistemas de almacenamiento de energía con baterías.

Por otro lado, la segunda tendencia es el uso de PMU para la validación de modelos de IBR. En esta tendencia, [14], [15] presentan registros de PMU del desempeño de IBR y los comparan con resultados de modelos, obteniendo modelos validados con respuestas muy cercanas entre lo medido y lo simulado para el análisis del desempeño de los controles.

Actualmente, aunque se utilizan registros de PMU para el análisis del desempeño de la dinámica del sistema de potencia con la integración de IBR, no se ha identificado en la literatura una metodología y herramienta para evaluar de forma automática los requisitos de FRT a partir de mediciones PMU. Para analizar y seguir el cumplimiento de los requisitos de los códigos de red que permiten mantener la estabilidad de la red, se necesita una herramienta que evalúe los datos reales de operación y detecte posibles riesgos operacionales. Este documento presenta una metodología para evaluar el desempeño de las capacidades FRT de los recursos basados en inversores, utilizando mediciones sincrofasoriales e inteligencia artificial.

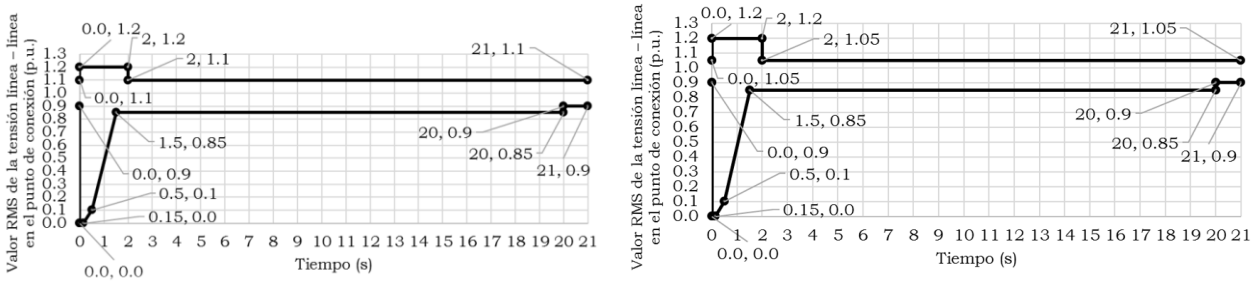
2 Desempeño de recursos basados en inversores

2.1 Interacción de inversores y el sistema de potencia

La adopción de sistemas de inyección de potencia provenientes de fuentes de generación renovable no convencional ha incrementado significativamente la inyección de corriente a través de los inversores conectados al sistema eléctrico. Estos inversores, diseñados para operar en condiciones rigurosas y cambiantes, son elementos críticos para el funcionamiento de la red. Las variaciones en la tensión de la red eléctrica afectan su desempeño, lo que requiere estrategias de control altamente sofisticadas y adaptativas para restablecer sus mecanismos de protección automática y alcanzar un estado óptimo de recuperación. Este proceso es fundamental para asegurar la entrega segura y eficiente de energía eléctrica al sistema interconectado, minimizando riesgos y optimizando la estabilidad del suministro.
La capacidad de estos dispositivos para estabilizarse efectivamente después de un evento de cortocircuito y continuar funcionando de manera óptima determina su capacidad de respuesta ante fallas (FRT). Por tanto, se requiere una evaluación minuciosa del desempeño de los inversores. Esto permitirá no solo identificar las condiciones de operación, sino también establecer medidas correctivas y optimizar la coordinación entre los inversores y los sistemas de potencia, garantizando así una mayor resiliencia en la red eléctrica [16].

2.2 Requisitos de respuesta ante falla de recursos basados en inversores en Colombia

La Resolución CREG 060 de 2019 [17] por la cual se hacen modificaciones al reglamento de operación para permitir la conexión y operación de plantas solares fotovoltaicas y eólicas en el sistema interconectado nacional establece que los recursos basados en inversores, como las plantas solares y eólicas, deben cumplir con requisitos específicos de FRT para garantizar la estabilidad del Sistema Interconectado Nacional (SIN). En Colombia, el FRT se refiere a la capacidad de los inversores para permanecer conectados y operativos durante eventos de falla transitoria en la red eléctrica. Esta capacidad es crucial para evitar desconexiones masivas y asegurar la continuidad del suministro eléctrico. Los inversores deben ser capaces de soportar variaciones de voltaje y frecuencia sin desconectarse, lo que implica la implementación de estrategias de control avanzadas que les permitan adaptarse rápidamente a las condiciones cambiantes de la red y restablecer sus mecanismos de protección automática.
Para asegurar el adecuado funcionamiento de las plantas solares y eólicas, la regulación colombiana establece las curvas FRT, que son gráficas que representan los límites de operación de los inversores durante eventos de falla. Estas curvas definen los niveles de tensión y tiempos que los inversores deben soportar sin desconectarse del sistema. La normativa de la CREG exige que los inversores cumplan con estas curvas para ser declarados en operación comercial. Las curvas FRT son fundamentales para garantizar una operación eficiente y segura del SIN, especialmente en un contexto de creciente integración de fuentes de energía renovable. La normativa establece que, ante fallas simétricas o asimétricas, los inversores deben operar dentro de los límites establecidos por las curvas de comportamiento de depresiones de tensión (LVRT) y sobretensiones (HVRT) para plantas eólicas y solares fotovoltaicas. En la Fig. 1 se presentan las curvas LVRT y HVRT en los diferentes niveles de tensión.



(a) (b)

Fig. 1 Características de LVRT y HVRT para plantas eólicas y solares a) no incluye 500 KV, b) conexión a nivel de 500 KV. Fuente: [17].

3 Metodología propuesta

La metodología y herramienta propuesta consiste en el uso de mediciones sincrofasoriales y algoritmos de inteligencia artificial para evaluar el comportamiento y la capacidad de respuesta ante fallas de recursos basados en inversores (IBR) y el cumplimiento de las curvas FRT. La metodología se compone de dos etapas: la primera etapa implica el entrenamiento de algoritmos de inteligencia artificial para clasificar el

desempeño de la respuesta de los IBR, y la segunda etapa se centra en la evaluación del desempeño utilizando mediciones.

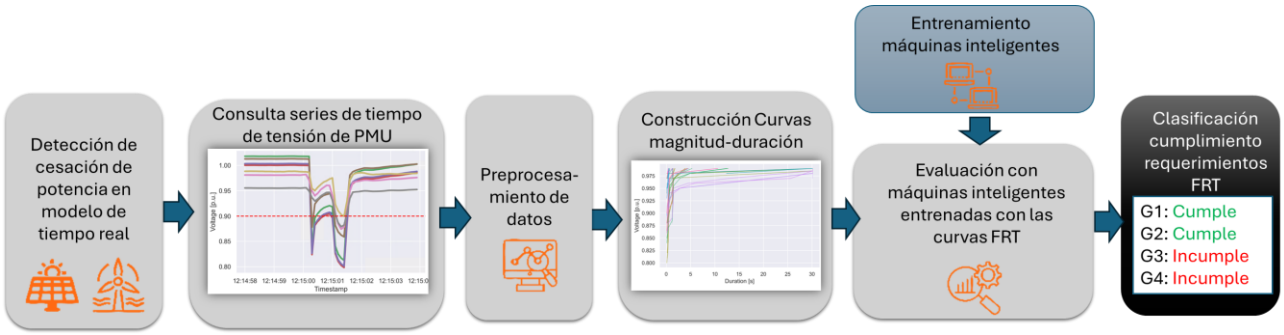


Fig. 2 Metodología de evaluación propuesta.

La metodología de evaluación, presentada en la Fig. 2, se divide en seis pasos. En el primer paso, se detectan problemas de cesación de potencia activa de los IBR mediante un modelo de analítica de datos en tiempo real. En el segundo paso, se consultan los datos de series de tiempo de tensión del punto de conexión de la planta. El tercer paso consiste en el preprocesamiento de los datos de las series de tiempo de la tensión. En el cuarto paso, se realiza una conversión de las series de tiempo de tensión a curvas magnitud-duración, necesarias para evaluar las curvas FRT. En el quinto paso, se evalúa el desempeño utilizando un modelo de inteligencia artificial entrenado en la etapa 1 (ver sección 3.5), que clasifica el comportamiento del IBR. Finalmente, en el sexto paso, se clasifica el cumplimiento de los requisitos de FRT de las plantas analizadas, indicando si la planta tuvo un desempeño adecuado según los umbrales de respuesta esperada establecidos en el código de red para permanecer conectada ante fallas. En las siguientes subsecciones se detallan cada uno de los pasos de la metodología de la Fig. 2.

3.1 Detección de cesación de potencia

Una de las características de incumplimiento de los requerimientos de FRT evaluadas en este artículo es la desconexión de la planta del sistema, lo que resulta en cesación de potencia. En esta propuesta metodológica, se considera el seguimiento a la cesación de potencia de plantas basadas en inversores como el disparador para evaluar el desempeño de la capacidad de respuesta ante fallas de la planta. Esta detección de cesación de potencia utiliza la metodología y lógica presentadas en la Fig. 3 y se implementa en una herramienta que funciona en tiempo real.

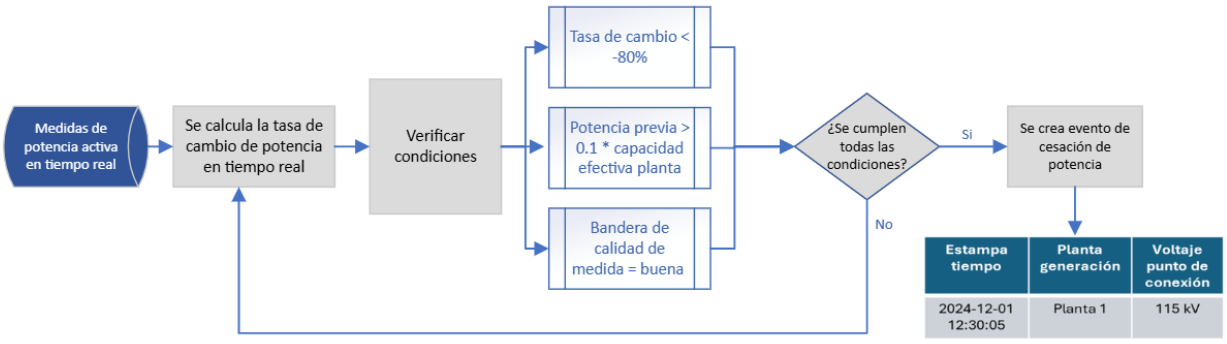


Fig 3. Metodología y lógica para la detección de cesación de potencia de generación basada en inversores.

La metodología emplea mediciones de potencia activa de cada planta solar y eólica conectada al Sistema Interconectado Nacional (SIN) para calcular la tasa de cambio de potencia de la medición actual con respecto a la medición previa en tiempo real. Posteriormente, se verifican tres condiciones: 1) que la tasa de cambio sea menor a -80 %, 2) que la potencia de la medición previa sea mayor a 0.1 veces la capacidad efectiva de generación de la planta, y 3) que la calidad de las medidas recibidas a través del protocolo de comunicación

sea adecuada. Si se cumplen todas las condiciones, se crea y almacena un registro de evento de cesación de potencia que incluye información sobre la estampa de tiempo de ocurrencia del evento, la planta de generación y el nivel de tensión del punto de conexión.

3.2 Consulta series de tiempo de tensión de PMU

Teniendo en cuenta la estampa de tiempo de cesación de potencia se consultan los datos de la tensión en el punto de conexión de la planta basada en inversores para evaluar su capacidad de respuesta ante fallas. La consulta de datos e realiza con la metodología y herramienta de consulta de datos de PMU detallada en [18], con la cual se puede parametrizar la consulta con la selección de las variables eléctricas y las fecha de consulta de datos, entre otras.

3.3 Preprocesamiento de datos

Se realiza preprocesamiento de datos en la que se realiza una limpieza de datos, análisis de valores atípicos, transformación de datos (cálculo de tensiones de fase a tensiones de línea) y filtrado.

3.4 Construcción de curvas magnitud-duración

Para la construcción de las curvas magnitud-duración se utilizan la metodología presentada en la Fig 4. como entrada se requiere las series de tiempo de la tensión de PMU consultadas con el paso anterior. Particularmente, se debe definir los umbrales de magnitudes de supresión y sobre tensión para posteriormente para estos umbrales calcular la duración, es decir el tiempo que estuvo por debajo (para las supresiones) o por encima (para las sobretensiones) de umbral definido. Con el resultado de las magnitudes de tensión definidas y el cálculo de las duraciones se construye la curva magnitud-duración para cada serie de tiempo.

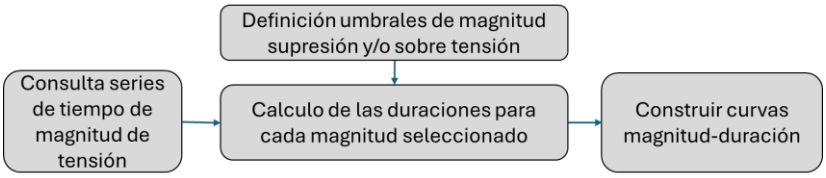


Fig. 4. Metodología de construcción de curvas magnitud-duración.

Para este artículo se proponen los siguientes umbrales de cálculo:

1. Supresiones de tensión: De 0.01 p.u. a 1 p.u. cada 0,01
2. Sobretensiones: De 1,01 p.u. a 2 p.u. cada 0,01

3.5 Evaluación con máquinas inteligentes entrenadas con las curvas FRT

Para la evaluación, es necesario completar previamente la etapa 1, que consiste en el entrenamiento de máquinas inteligentes para evaluar el comportamiento de las curvas magnitud-duración de tensión monitoreadas con PMU. Este entrenamiento se realiza para cada curva FRT. Si el sistema de potencia y el país incluyen en su reglamentación una curva para LVRT y otra para HVRT, se requiere el entrenamiento de máquinas inteligentes para ambas. La metodología de entrenamiento y el uso de la máquina entrenada con datos reales se presentan en la Fig. 5.
Durante el entrenamiento, se utiliza cada curva FRT como entrada para una máquina inteligente de regresión. Para evaluar su desempeño, se emplean indicadores como el error cuadrático medio (MSE) y el porcentaje de error al evaluar el modelo con los datos de entrenamiento. Esta evaluación se realiza para diferentes algoritmos de inteligencia artificial, seleccionando el modelo que presente el menor error para cada curva FRT. Este modelo se conocerá como la máquina entrenada.
En el proceso de evaluación con datos reales, se utilizan las curvas magnitud-duración de la tensión calculadas previamente a partir de las series de tiempo de PMU. Con la máquina entrenada, se determina si los valores de la curva magnitud-duración están dentro o fuera de la curva FRT evaluada. La herramienta proporciona información sobre el MSE y el porcentaje de error respecto a la regresión, cuántas PMU

incumplieron las curvas FRT y cuál curva fue incumplida. Además, entrega resultados gráficos de las series de tiempo de tensión que están fuera de las curvas FRT.

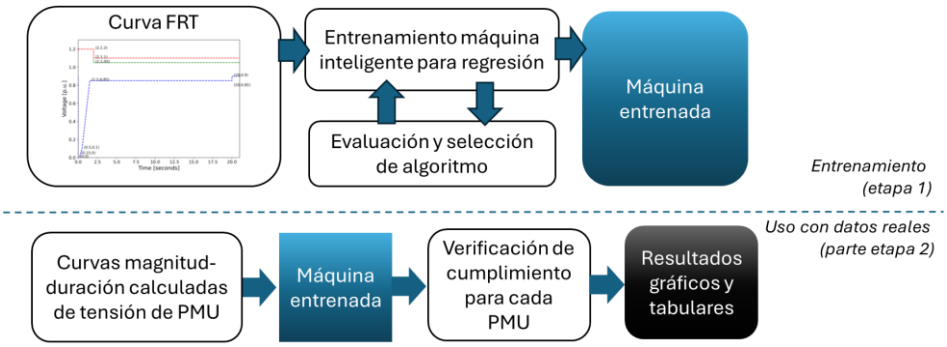


Fig. 5 Entrenamiento de máquina inteligente y su uso con datos reales.

3.6 Clasificación de cumplimiento de requerimientos de FRT

Con la clasificación de las series de tensión respecto a las curvas FRT, se determina para cada generador el cumplimiento de los requisitos de permanecer conectado ante fallas de la siguiente manera:

1. Si el generador ha tenido cesación de potencia y las series de tiempo de tensión demuestran que están fuera de alguna de las curvas FRT, se declara que el generador cumplió y se podía desconectar.
2. Si el generador ha tenido cesación de potencia y las series de tiempo de tensión demuestran que están dentro de las curvas FRT, se declara que el generador incumplió con el requisito de permanecer conectado ante fallas, ya que no se debía desconectar.
3. Si el generador no ha tenido cesación de potencia, independientemente del comportamiento de las series de tiempo de tensión, se declara que el generador cumplió.

4 Implementación y resultados

La metodología propuesta para la evaluación del desempeño de la respuesta ante fallas de IBR se implementó en Python y se validó mediante el análisis de datos reales de mediciones PMU del sistema WAMS del sistema interconectado colombiano. Los datos PMU se monitorean y almacenan en el sistema de históricos con una tasa de muestreo de 10 muestras por segundo, lo que permite el análisis de las curvas FRT de tensión.

El algoritmo se ejecutó en una estación de trabajo con un procesador Intel® Core™ i5-1245U a 1.60 GHz y 32 GB de memoria RAM. En el análisis de una serie de tiempo de magnitud de tensión, el desempeño de cada tarea del algoritmo codificado se presenta en la Tabla I. El tiempo total de entrenamiento es de 0.3652 segundos y el tiempo total de evaluación del desempeño del IBR, considerando el preprocesamiento, cálculo de curvas magnitud-duración, evaluación de LVRT y HVRT, es de 2.9632 segundos. Estos tiempos son muy cortos y óptimos para la evaluación de la operación, incluso dentro de los tiempos de operación en tiempo real.

TABLA I. DESEMPEÑO EJECUCIÓN HERRAMIENTA DESARROLLADA

Tarea Etapa 1	Tiempo [s]
Entrenamiento curva LVRT	0.1854
Entrenamiento curva HVRT	0.1798
Tiempo total de entrenamiento	**0.3652**

Tarea Etapa 2	Tiempo [s]
Preprocesamiento	0.0156
Cálculo de curvas magnitud-duración	1.5276
Evaluación LVRT	0.8061
Evaluación HVRT	0.6139
Tiempo total de evaluación	**2.9632**

4.1 Consulta y preprocesamiento de datos

Se realiza la consulta de datos a través de una herramienta desarrollada por los autores para extraer los datos del PDC de forma automatizada a partir de los requisitos de usuario. Para el caso de los requerimientos de

esta herramienta se consultan los datos de las tensiones de todas las PMU operativas y conectadas al PDC de los IBR considerando la hora del evento de cesación de potencia, se toma como hora de inicio de la consulta la hora del evento menos 10 segundos y final la hora del evento más 30 segundos. El resultado de la consulta y el preprocesamiento es un conjunto de datos con una estructura como se muestra en la Tabla II.

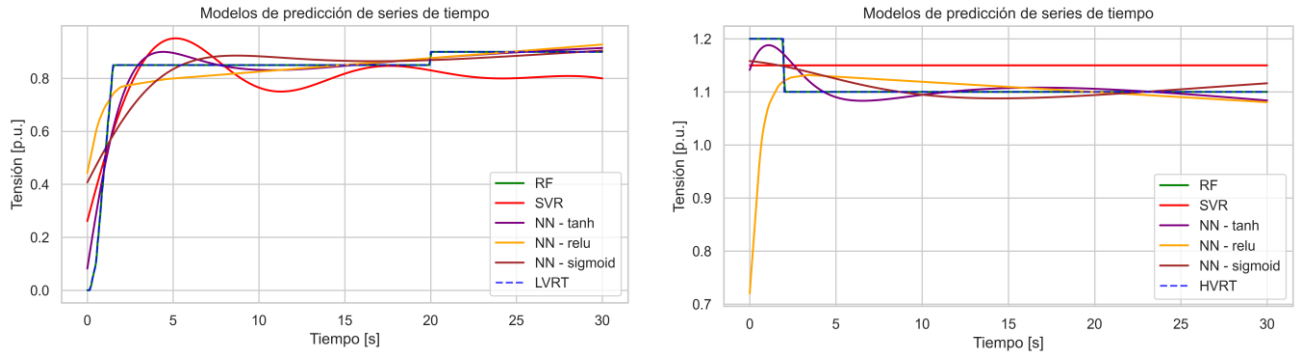
TABLA I. ESTRUCTURA DE CONJUNTOS DE DATOS CONSULTADOS DE PMU.

Estampa de tiempo	V_IBR_1 [V]	V_IBR_2 [V]	….	V_IBR_n [V]
2024-12-05 12:41:50 GMT+5	230152	229545	…	230642
…	…	…	…	…
2024-12-05 12:42:30 GMT+5	229236	228625	…	229678

4.2 Entrenamiento de máquinas inteligentes y selección de algoritmo

Durante el entrenamiento de máquinas inteligentes, se utilizaron las curvas FRT de tensión de la reglamentación de Colombia para analizar modelos de predicción de las curvas LVRT, HVRT y HVRT de 500 kV. Se experimentó con cinco algoritmos de predicción de series de tiempo en la tarea de regresión: Random Forest Regression (RF), Support Vector Regressor (SVR) y Redes Neuronales (NN) con tres diferentes funciones de activación (tanh, relu y sigmoid).

La Fig. 6 presenta los resultados de la evaluación del desempeño de los algoritmos en la predicción de las series de tiempo: en (a) para la predicción de la curva LVRT y en (b) para la curva HVRT. Los resultados de la predicción de la curva HVRT de 500 kV son similares a los de la HVRT en cuanto al desempeño de los algoritmos, por lo que no se incluye la gráfica correspondiente.



(a) (b)

Fig. 6 Evaluación de desempeño de algoritmos de predicción de series de tiempo. (a) Predicción de curva LVRT. (b) Predicción de curva HVRT.

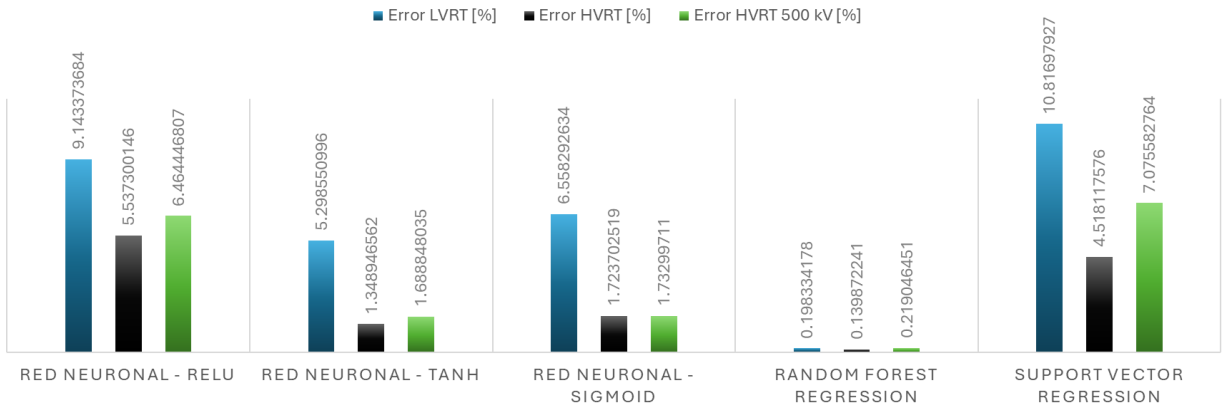


Fig. 7 Porcentaje de error en la evaluación de desempeño con diferentes algoritmos de predicción para las curvas LVRT, HVRT y HVRT 500 KV.

Para la curva LVRT, se observa que el algoritmo con mayor error en la predicción es el SVR, con un 10.816 % de error, seguido por NN-relu, NN-sigmoid y NN-tanh. Finalmente, el RF es el algoritmo con mejor

desempeño para predecir la curva LVRT, con un error de 0.198 % y un MSE de 2.78E-06. En (a), se puede observar que la predicción de RF tiene un error muy bajo, ya que está sobrepuesta a la curva LVRT.
La Fig. 7 presenta un resumen de los errores de predicción para los diferentes algoritmos y para las tres curvas FRT. Se observa que, para este problema de regresión, el algoritmo con mejor desempeño es RF en la predicción de las curvas LVRT, HVRT y HVRT de 500 kV. Los errores de predicción fueron de 0.198 % para LVRT, 0.139 % para HVRT y 0.219 % para HVRT de 500 kV. Esto indica que el modelo de máquina inteligente seleccionado, considerando el mínimo error de predicción, es el RF para las tres curvas.

4.3 Casos de estudio con mediciones PMU reales

Se analizan dos series de tiempo reales monitoreadas con PMU de IBR con el fin de evaluar el cumplimiento de las curvas FRT de la reglamentación. En la Fig. 10 se presentan las dos series de tiempo de tensión de estos casos de estudio que corresponden las dos al nivel de tensión de 230 KV el punto de conexión.

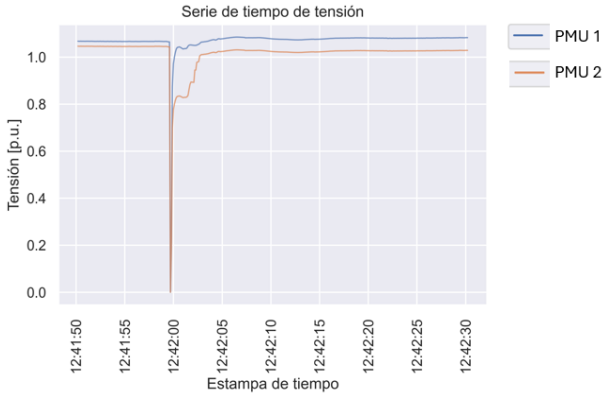
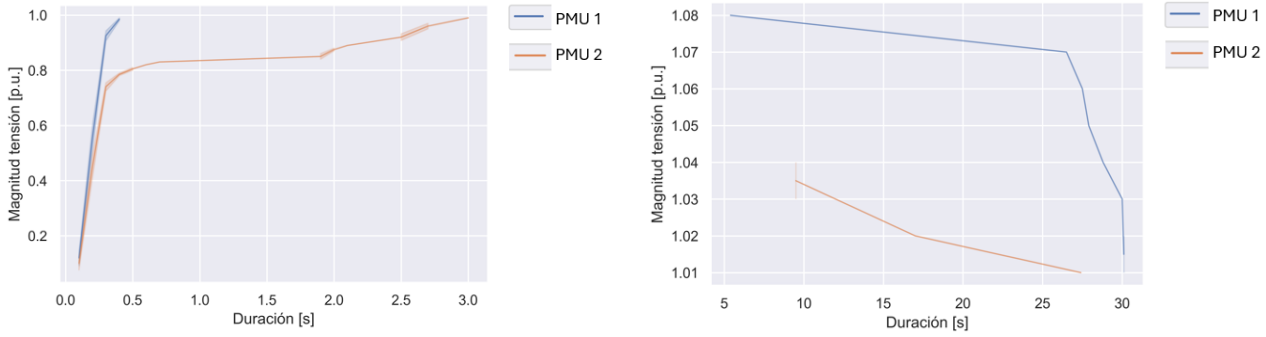


Fig. 10. Series de tiempo de la tensión monitoreadas con PMU 1 y PMU 2

4.3.1 Construcción de curvas magnitud-duración

Con las series de tiempo de tensión monitoradas con PMU se realiza el cálculo de las curvas magnitud duración, obteniendo así dos tipos de curvas las curvas de supresioens de tensión para evaluar LVRT y las curvas de sobretensiones para evaluar HVRT. Los resultados del cálculo de las curvas magnitud -duración de supresiones de tensiones de las dos PMU se presentan en la Fig. 11-(a) mientras que para las sobretensiones se presentan en (b).



(a) (b)

Fig. 11. Curvas magnitud-duración construidas de las series de tiempo de la tensión monitoreadas con las PMU 1 y 2 (a) supresiones de tensión y (b) sobretensión.

4.3.2 Evaluación con máquinas inteligentes

Las curvas Magnitud-duración del paso anterior son las entregan a los modelos de RF entrenados con las curvas LVRT y HVRT. De esta forma el resultado del modelo RF de LVRT determina que la PMU1 cumple los requerimientos mientras que la PMU 2 tiene puntos de magnitud-duración pro fuera de la curva LVRT por lo que incumple los requerimientos de desempeño. Para el caso del modelo RF de HVRT determina que

tanto la PMU 1 como la PMU 2 están por debajo de la curva HVRT en todos los puntos y por tanto cumple los requisitos de HVRT. LA Fig. 12 muestra la comparación gráfica de las curvas magnitud-duración monitoreadas y la predicción de las curvas FRT; en (a) y (b) para la evaluación de LVRT con la PMU 1 y PMU 2, respectivamente, y en (c) y (d) para la evaluación de HVRT con la PMU 1 y PMU 2, respectivamente. En estas gráficas se observan las regiones sombreadas en las que es permitido desconectarse (región roja) y en las que debe permanecer conectado (región verde).

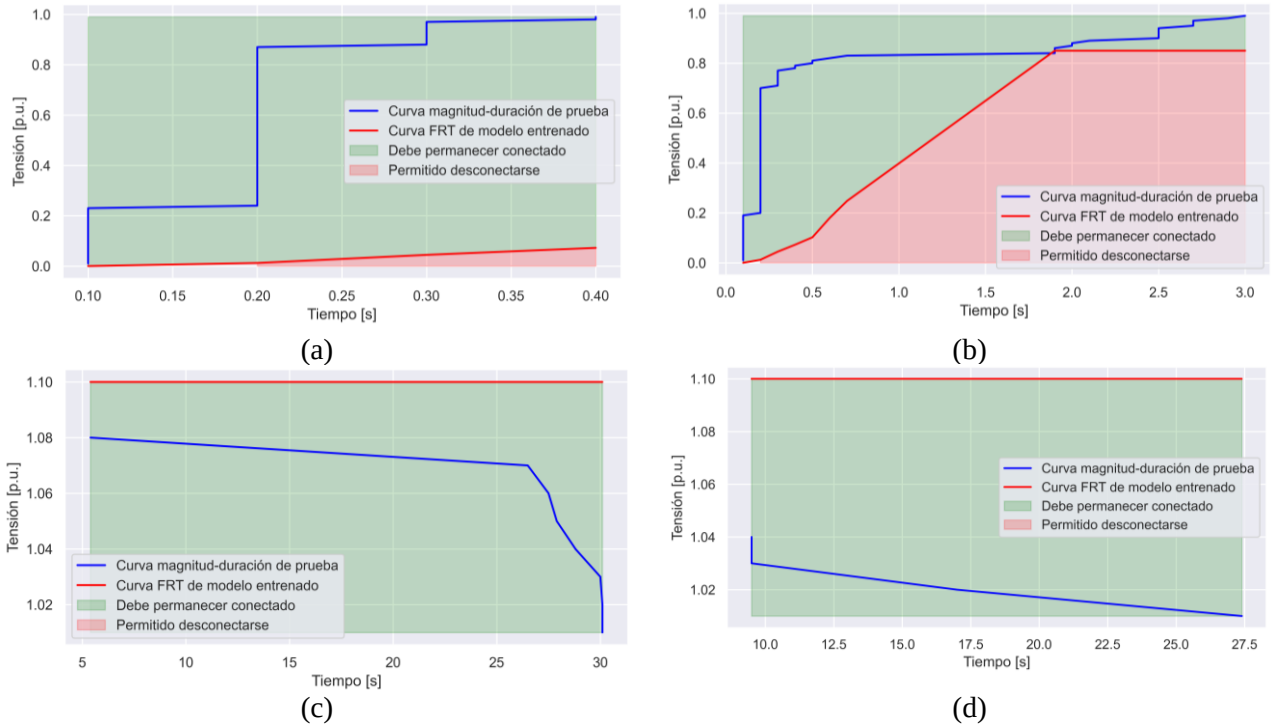


Fig. 12. Evaluación gráfica de la comparación de la curva magnitud-duración de PMU y el resultado de la predicción de la curva FRT con el modelo entrenado RF (a) Modelo LVRT y PMU 1, (b) Modelo LVRT y PMU 2, (c) Modelo HVRT y PMU 1, (d) Modelo HVRT y PMU 2.

4.3.3 Clasificación de cumplimiento de IBR

Considerando que, para los dos casos, tanto PMU 1 y PMU 2, se presentó cesación de potencia de los IBR conectados al sistema de potencia. Es posible determinar que para el IBR monitoreado con la PMU 1 la tensión estuvo dentro de las curvas FRT (regiones verdes de LVRT y de HVRT) por el que el IBR incumplió el requisito de permanecer conectado; para el caso del IBR monitoreado con la PMU 2 la tensión estuvo por debajo de la curva LVRT (región roja) por lo que el IBR tenía permitido desconectarse y con ello el IBR cumplió con los requerimientos de las curvas FRT.

5 Conclusiones

Se presentó una metodología para evaluar el desempeño de la respuesta ante fallas de IBR utilizando mediciones sincrofasoriales y modelos de inteligencia artificial. Se validó el desempeño en el entrenamiento de las curvas FRT con diferentes algoritmos de regresión: Random Forest (RF), Support Vector Regressor (SVR) y Redes Neuronales (NN) con funciones de activación tanh, relu y sigmoid. Los resultados del análisis de desempeño de los algoritmos mostraron que el algoritmo RF tiene el menor error en la predicción de las curvas LVRT, HVRT y HVRT de 500 kV, todas con un error menor al 0.22 %.

Se evaluaron casos de estudio con dos series de tiempo monitoreadas con PMU para determinar el desempeño del algoritmo. Comparando los resultados gráficos y los resultados de la clasificación de cumplimiento de los requerimientos de desempeño de las curvas, se obtuvo que la metodología fue capaz de clasificar correctamente los casos de estudio en relación con el cumplimiento de las curvas LVRT y HVRT.

6 Referencias

[1] D. J. Pinzón y D. GracielaColomé, «Fault-Induced Delayed Voltage Recovery Assessment based on Dynamic Voltage Indices», en *2018 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T&D-LA)*, 2018, pp. 1-5. doi: 10.1109/TDC-LA.2018.8511712.

[2] D. Vukadinović, «Recent Advances in Power Quality Analysis and Robust Control of Renewable Energy Sources in Power Grids», *Energies*, vol. 17, n.º 9, p. 2193, 2024.

[3] V. Boscaino *et al.*, «Grid-connected photovoltaic inverters: Grid codes, topologies and control techniques», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 189, p. 113903, 2024.

[4] A. M. Moheb, E. A. El-Hay, y A. A. El-Fergany, «Comprehensive review on fault ride-through requirements of renewable hybrid microgrids», *Energies*, vol. 15, n.º 18, p. 6785, 2022.

[5] A. Q. Al-Shetwi, M. Z. Sujod, F. Blaabjerg, y Y. Yang, «Fault ride-through control of grid-connected photovoltaic power plants: A review», *Sol. Energy*, vol. 180, pp. 340-350, 2019.

[6] N. Mansouri, A. Lashab, D. Sera, J. M. Guerrero, y A. Cherif, «Large photovoltaic power plants integration: A review of challenges and solutions», *Energies*, vol. 12, n.º 19, p. 3798, 2019.

[7] K. Kyriakou, L. Hadjidemetriou, y C. Panayiotou, «Review of Fault Ride Through Support Schemes and a New Strategy for Low-Inertia Power Systems», presentado en 2023 IEEE Belgrade PowerTech, IEEE, 2023, pp. 1-6.

[8] J. D. Pinzón, H. A. V. G., D. G. Colomé, y M. G. Molina, «Assessment of Dynamic Voltage Support Control Schemes for Photovoltaic Generators Connected to Power Systems», en *2019 IEEE 4th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, 2019, pp. 1-6. doi: 10.1109/CCAC.2019.8921006.

[9] P. Mahish, P. Kundu, y S. Mishra, «Wide Area Control of Inverter based Power Grids», *IEEE Trans. Sustain. Energy*, 2024.

[10] J. D. Pinzón y V. Meza, «Detección Automática de Fenómenos de Recuperación Lenta de Tensión en el Sistema Interconectado de Colombia usando Mediciones PMU-WAMS», en *XIX Encontro Regional Ibero-Americano do CIGRE-ERIAC*, Foz do Iguaçu - Brasil, 2023, pp. 1-8.

[11] C. Ekechukwu, «Improving Low Voltage Ride-Through Requirements (LVRT) Based on Hybrid PMU, Conventional Measurements in Wind Power Systems», 2014.

[12] J. R. Torres *et al.*, «Power hardware-in-the-loop-based performance analysis of different converter controllers for fast active power regulation in low-inertia power systems», *Energies*, vol. 14, n.º 11, p. 3274, 2021.

[13] Y. Zuo, Z. Yuan, F. Sossan, A. Zecchino, R. Cherkaoui, y M. Paolone, «Performance assessment of grid-forming and grid-following converter-interfaced battery energy storage systems on frequency regulation in low-inertia power grids», *Sustain. Energy Grids Netw.*, vol. 27, p. 100496, 2021.

[14] D. Ramasubramanian *et al.*, «Techniques and Methods for Validation of Inverter-Based Resource Unit and Plant Simulation Models Across Multiple Simulation Domains: An Engineering Judgment-Based Approach», *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 22, n.º 2, pp. 55-65, 2024.

[15] S. Biswas, F. Tuffner, J. Follum, y T. Wall, «Inverter Model Validation and Calibration Using Phasor Measurement Unit Data», *IEEE Access*, 2024.

[16] P. M. Tripathi, A. Mishra, y K. Chatterjee, «Fault ride through/low voltage ride through capability of doubly fed induction generator–based wind energy conversion system: a comprehensive review», *Model. Control Dyn. Microgrid Syst. Renew. Energy Resour.*, pp. 275-311, 2024.

[17] CREG, «Resolución 060 - 2019 Por la cual se hacen modificaciones y adiciones transitorias al Reglamento de Operación para permitir la conexión y operación de plantas solares fotovoltaicas y eólicas en el SIN». 2019.

[18] J. D. Pinzón, F. Santamaria, y Á. Espinel, «Parallel Computing-based PMU Measurements Big Data Query Tool to Analyze the Colombian Power System Dynamic Performance», en *2023 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America)*, 2023, pp. 1-5.