



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

"ANÁLISIS COMPARATIVO DE TÉCNICAS BASADAS EN MÁQUINAS DE APRENDIZAJE PARA PREDECIR LA ESTABILIDAD DE VOLTAJE EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA"

Autores:

Romero Andrade Bryan Alejandro y Palma Valdivieso Santiago Jossue

Tutor:

Ing. Ortiz Villalba, Diego Edmundo. MSc PhD (c)

Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE



AGENDA

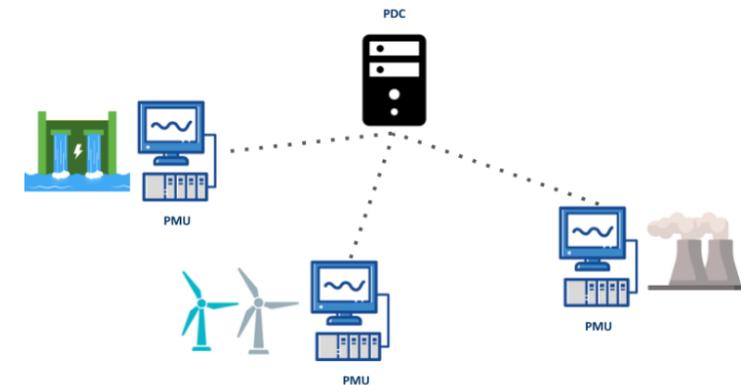
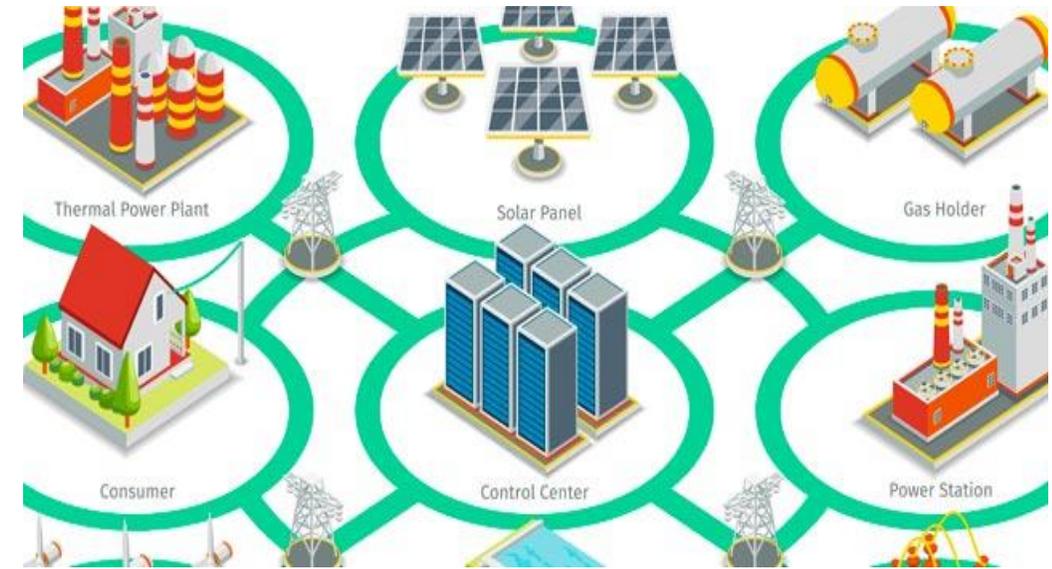
- INTRODUCCIÓN
- OBJETIVOS
- ESTADO DEL ARTE
- METODOLOGÍA
- CASO DE ESTUDIO
- ANALISIS DE RESULTADOS
- CONCLUSIONES



INTRODUCCIÓN

En la actualidad los SEP se han vuelto sistemas cada vez más complejos y esto se debe a que la dinámica va cambiando producto del aumento en los porcentajes de introducción de tecnologías basadas en electrónica de potencia que cuando interactúan con la infraestructura existente dan lugar a fenómenos que pueden llevar a un estado de inestabilidad. Las herramientas para su análisis existentes demandan de mucho recurso computacional, humano y tiempo.

Es por esto que los operadores de red en su afán de dar una respuesta inmediata a estos problemas buscan nuevas herramientas para realizar un correcto análisis del estado del sistema, en un primer paso para solucionar estos problemas han instalado PMU, permitiendo registrar datos importantes sobre el comportamiento del sistema.



INTRODUCCIÓN

Sin embargo en la actualidad estos datos no son aprovechados de forma eficiente, pues en muchos de los casos solo son conservados a manera de archivo. Problema que puede ser solucionado haciendo uso de herramientas de Machine Learning (ML) las cuales pueden ser entrenadas a partir de estos datos.

En esta investigación se propone una nueva metodología para evaluar el desempeño de herramientas de ML en el estudio estabilidad del voltaje luego de ocurrida una contingencia.

Machine Learning



OBJETIVOS

- **Objetivo General**

- ✓ Realizar un análisis comparativo de algoritmos aplicados en ML para el desarrollo de estudios en estabilidad de voltaje mediante el uso de herramientas computacionales utilizadas en la industria eléctrica.

- **Objetivos Específicos**

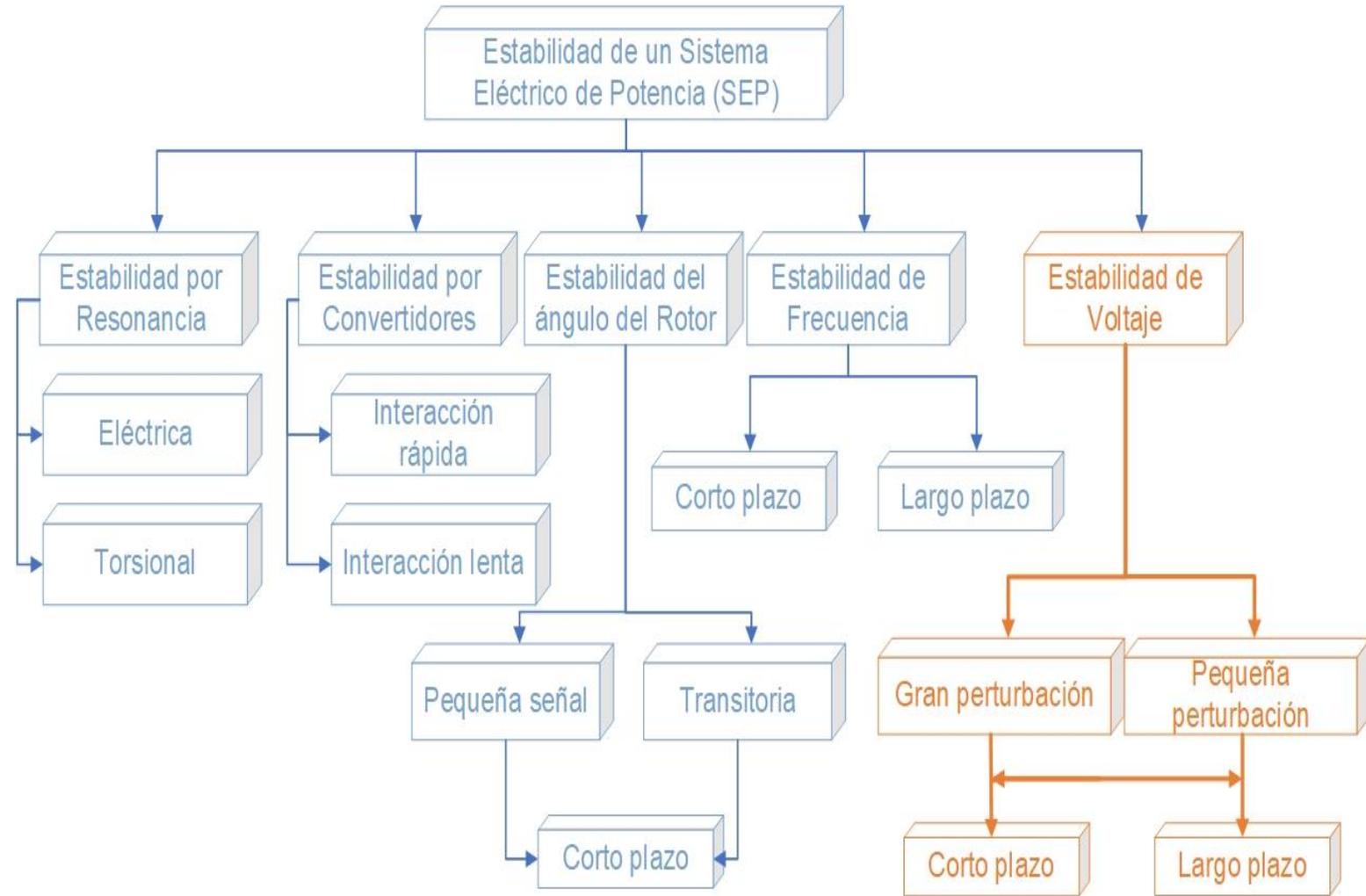
- ✓ Implementar un modelo de despacho económico en un test system modificado considerando la inserción de ERNC utilizando herramientas computacionales de optimización para emular condiciones operacionales de un SEP.
- ✓ Desarrollar un modelo detallado del test system modificado en una herramienta computacional utilizada en el sector eléctrico con el propósito de desarrollar simulaciones dinámicas para la obtención de datos sintéticos.
- ✓ Seleccionar las características más relevantes que influyen en la inestabilidad de voltaje, con el propósito de tener información apropiada para el entrenamiento de las máquinas de aprendizaje utilizando algoritmos que permitan discriminar las variables menos relevantes.
- ✓ Evaluar el desempeño de los diferentes modelos de máquinas de aprendizaje mediante el uso de datos sintéticos obtenidos en los procesos anteriores para poder predecir la inestabilidad de voltaje.



ESTADO DEL ARTE

Estabilidad de un SEP

La estabilidad de un sistema se define como la capacidad del SEP de reaccionar ante una contingencia permitiéndose mantener en condiciones normales. En la actualidad debido a que los SEP constantemente muestran cambios en topología, innovación e incrementos en los porcentajes de inserción de tecnologías renovables basadas en electrónica de potencia, cada vez es más complicado mantenerse en condiciones normales de funcionamiento. Por ello la estabilidad de un SEP necesita ser clasificada de una manera más acorde a los problemas actuales. En este estudio se presenta la clasificación de estabilidad del sistema propuesta en: "Definition and Classification of Power System Stability", elaborada por Hatziagyiou, Milanović, & Rahman, 2020. Donde se observa dos nuevos tipos de estabildades.



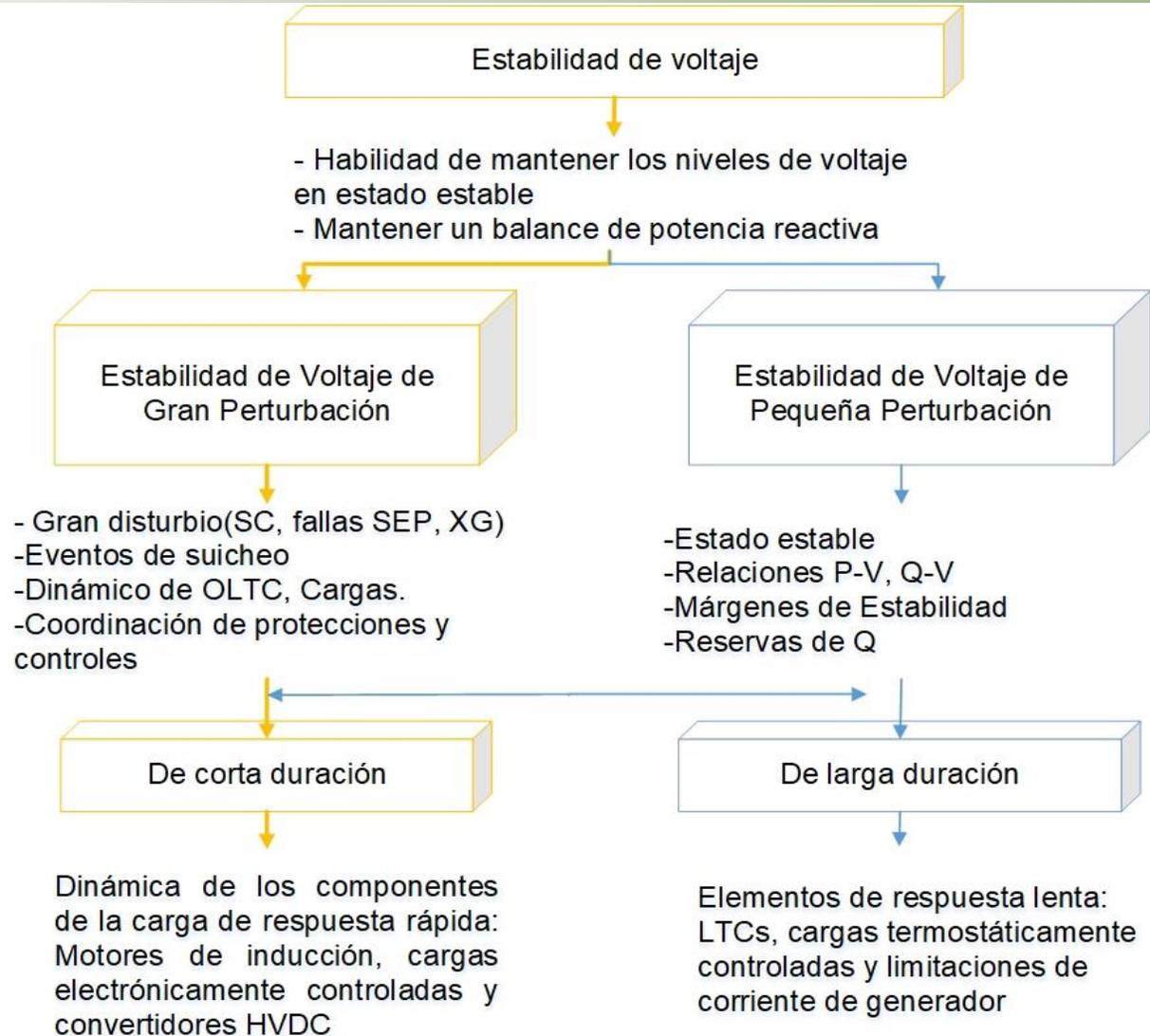
ESTADO DEL ARTE

Estabilidad de voltaje

La estabilidad del voltaje es la capacidad de un SEP para mantener un voltaje aceptable y constante en todos los nodos del sistema en condiciones normales de funcionamiento y después de haber sido sometido a una perturbación.

En la figura se muestra la clasificación de la estabilidad de voltaje, cuyo objetivo es simplificar su análisis identificando las posibles causas.

Cabe recalcar que para este estudio no se considera la estabilidad de larga duración ni de pequeña perturbación.

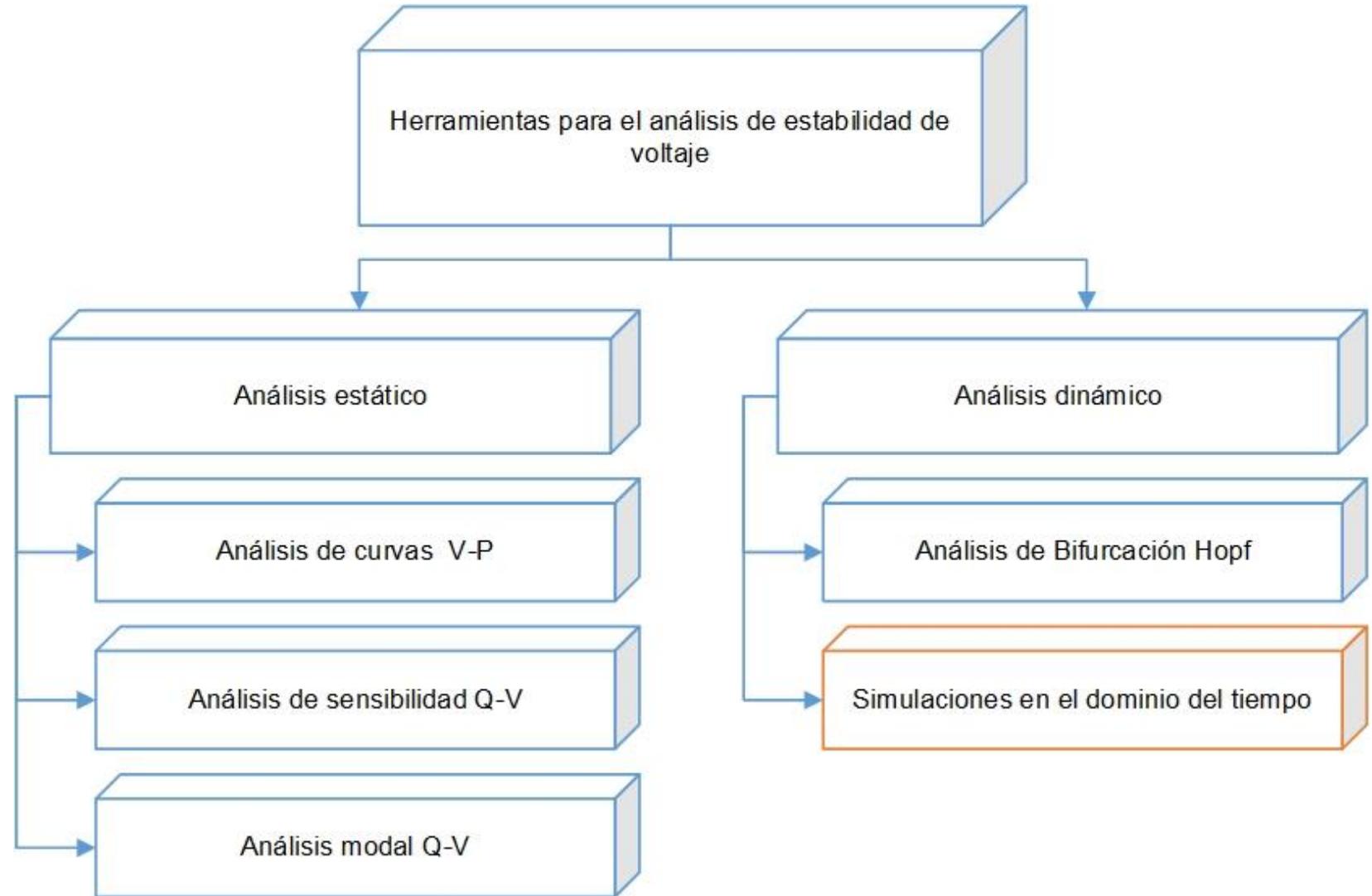


ESTADO DEL ARTE

Herramientas para en análisis de estabilidad de Voltaje.

La estabilidad de voltaje ha sido uno de los temas de estudio que el área eléctrica ha desarrollado por mucho tiempo, por lo que se han propuesto múltiples herramientas para su estudio, a continuación se muestra la clasificación de las herramientas según el tipo de análisis.

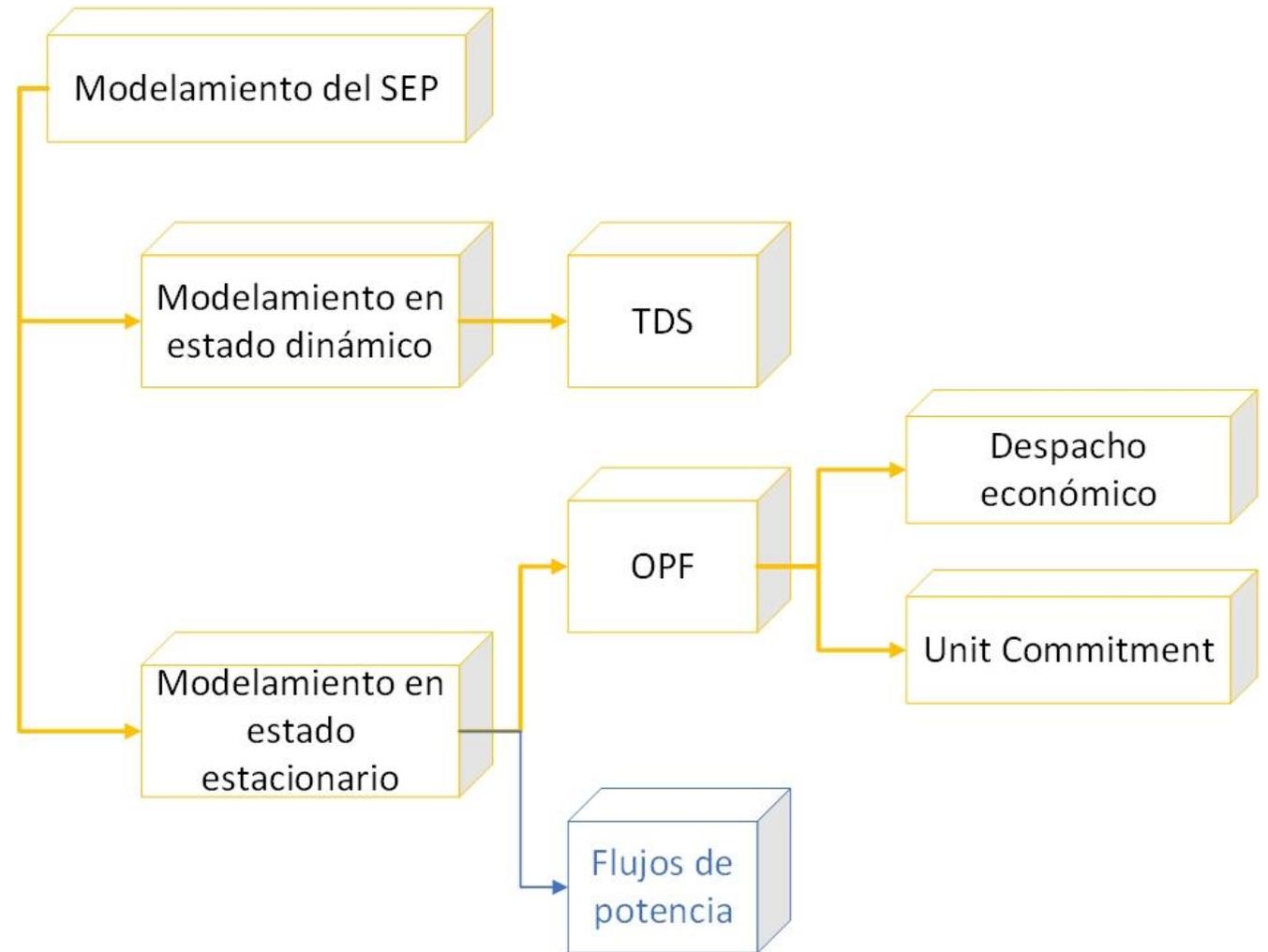
En esta investigación se hace uso de las simulaciones en el dominio del tiempo, la cual es una de las herramientas más utilizadas pues permite observar el comportamiento del sistema y como evolucionan sus señales en un determinado tiempo haciendo uso de ecuaciones diferenciales.



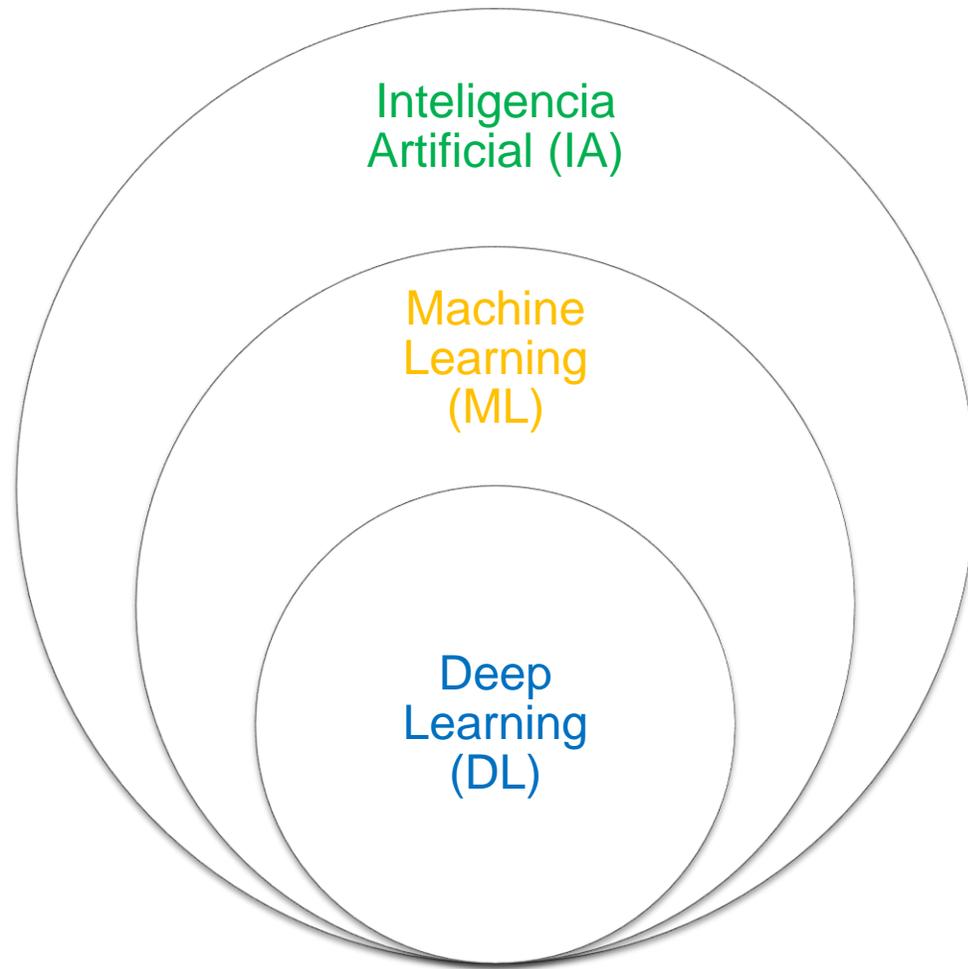
ESTADO DEL ARTE

Modelamiento de un SEP

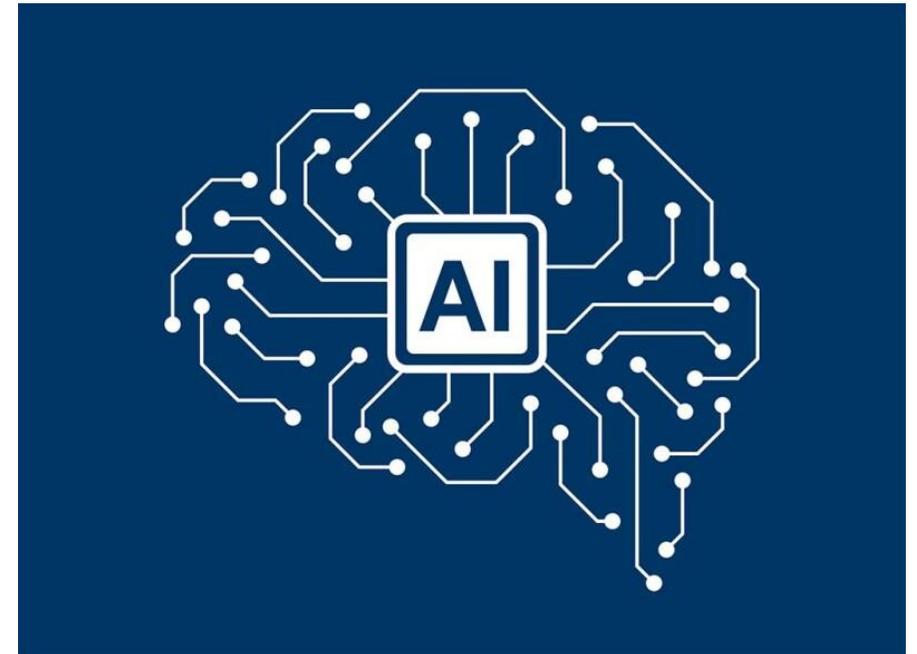
En la industria existen dos tipos de modelamiento, uno en estado estacionario que son capturas instantáneas de las condiciones del sistema. Este modelo es desarrollado utilizando ecuaciones algebraicas que son resueltas utilizando métodos numéricos, El segundo modelamiento es en estado dinámico que involucra la evolución de las variables en función del tiempo después de ocurrida una contingencia. Este análisis se realiza en el orden de los segundos. Para su desarrollo se utilizan múltiples ecuaciones diferenciales.



ESTADO DEL ARTE

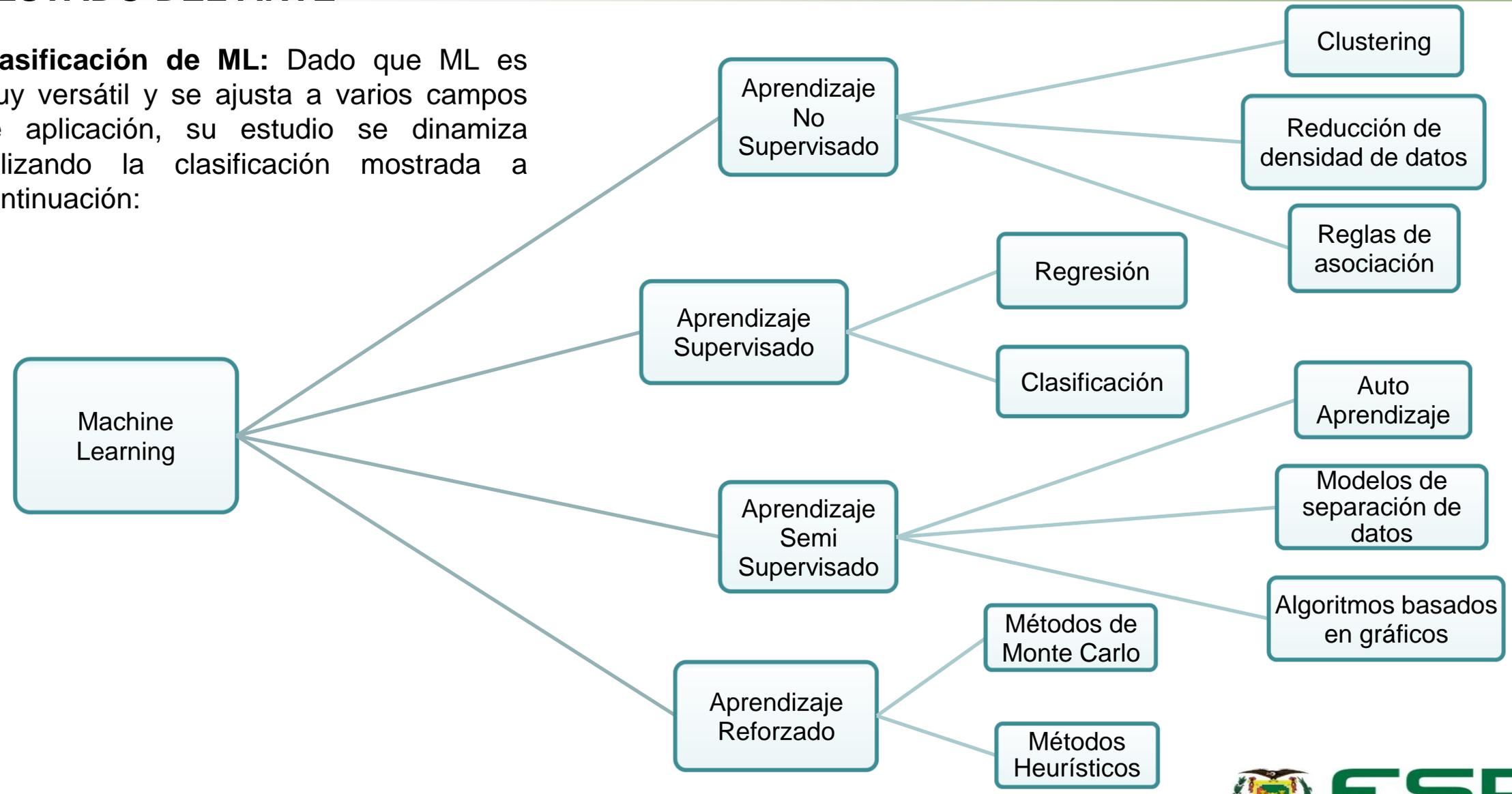


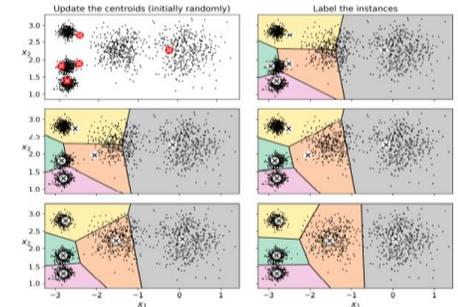
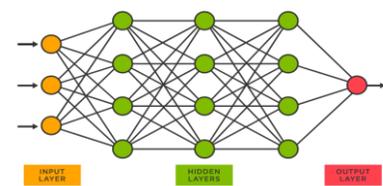
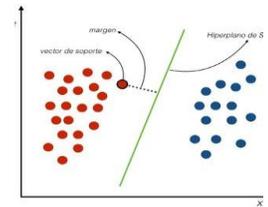
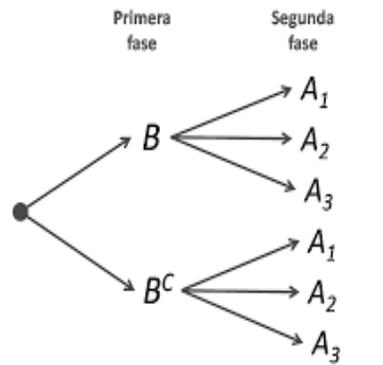
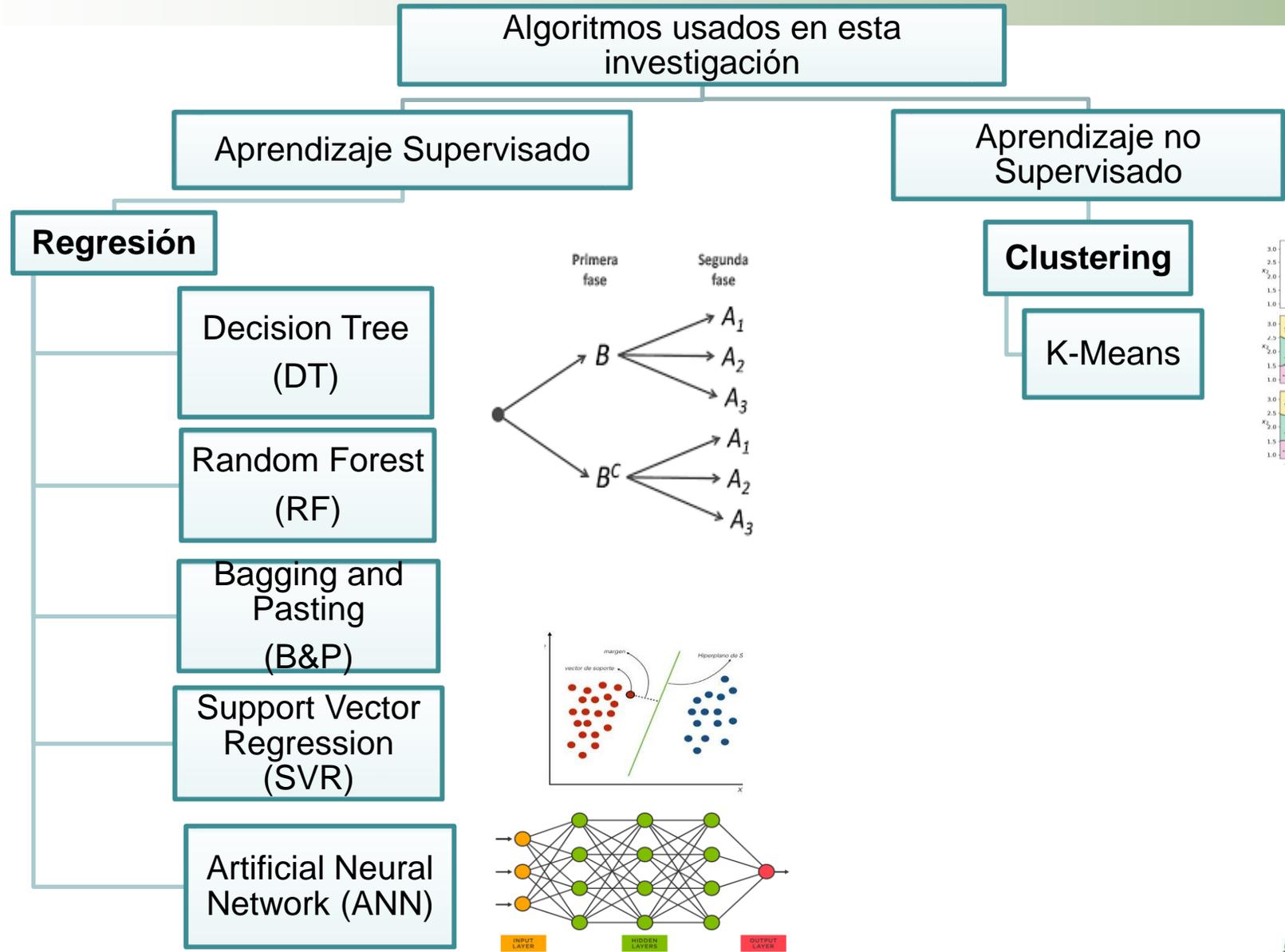
Inteligencia Artificial: Es definida como la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano .



ESTADO DEL ARTE

Clasificación de ML: Dado que ML es muy versátil y se ajusta a varios campos de aplicación, su estudio se dinamiza utilizando la clasificación mostrada a continuación:





ETAPA 1.

Modelo estacionario del SEP: Se selecciona el sistema con en el cual se va a realizar el estudio, la información que aquí se proporciona sirve para el modelamiento del SEP en estado estacionario.

Despacho y proceso de agrupación: Con el modelo obtenido, se resuelve un problema de despacho económico y unit commitment, los resultados de estas simulaciones, pasan por un proceso de agrupamiento (Clustering).

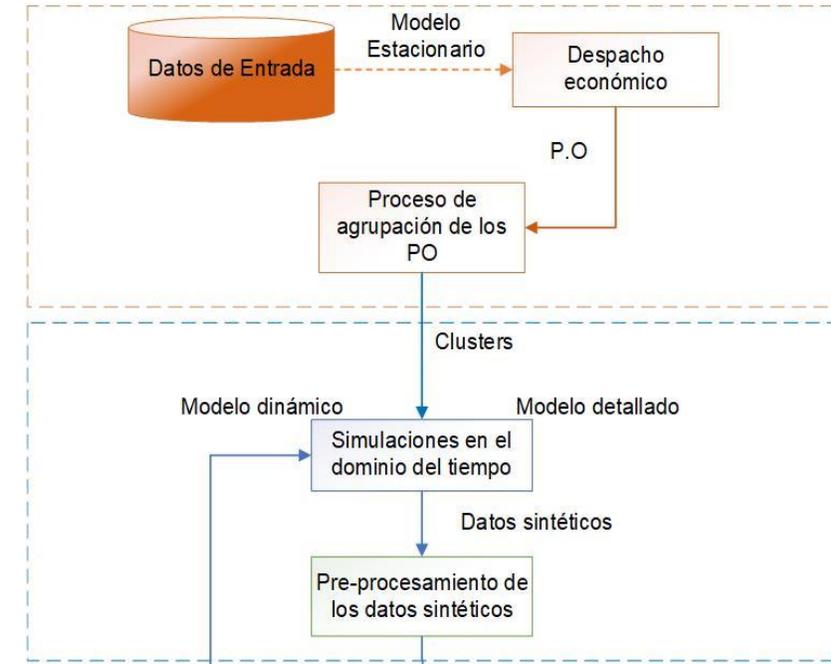
ETAPA 2.

Simulaciones en el dominio del tiempo y Datos sintéticos: El sistema de prueba seleccionado es modelado en estado dinámico donde se incluye el modelo detallado de sus elementos de control relacionados (Ej; AVR, regulador de velocidad, OEL, UEL, entre otros). Para el análisis de estabilidad de voltaje se realizan simulaciones de contingencias de tipo corto circuito.

Productos de estas simulaciones se obtienen los datos sintéticos usados en la siguiente etapa.

1

2

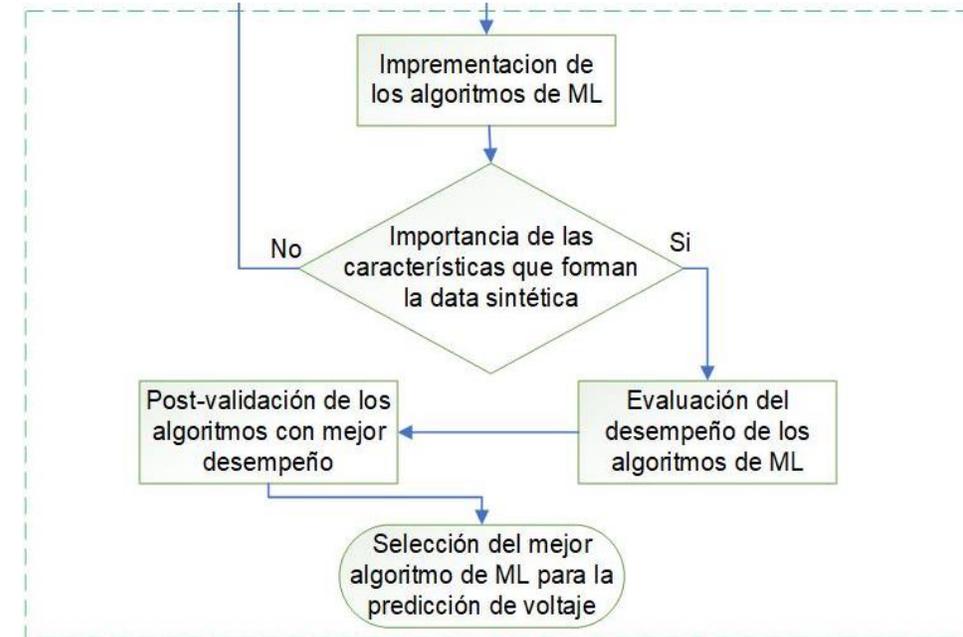
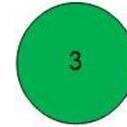


ETAPA 3:

Características relevantes: Consta de dos etapas, en la primera se realiza un selección temprana de posibles características relevantes para la predicción de voltaje, el criterio para la selección de estos datos es basada en investigaciones anteriores. La segunda etapa consiste en la validación de su relevancia en la predicción, mediante el uso de algoritmos, discriminando características que no tienen mayor influencia.

Implementación de los algoritmos de ML: Consiste en el entrenamiento del grupo de algoritmos seleccionados haciendo uso de los datos de las posibles características relevantes obtenidas en el punto anterior. Finalizadas las pruebas se obtiene un porcentaje de efectividad para cada modelo.

Selección del modelo de Machine Learning : En esta etapa se realiza un análisis comparativo del desempeño de cada uno de los algoritmos evaluados mediante el uso del error cuadrático medio, seleccionando así aquel que posea un mejor desempeño.



- En esta etapa se propone el modelamiento del sistema en estado estacionario y se resuelve el problema de despacho económico multi nodal utilizando flujos DC para la obtención de las horas de despacho (P.O).

Modelamiento del SEP en estado estacionario

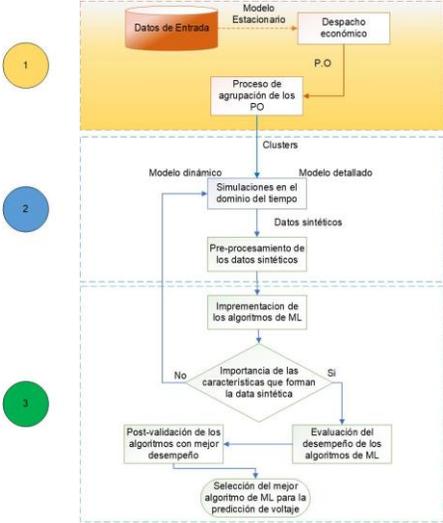


- Parámetros de los generadores sincrónicos.
- Parámetros de los generadores ERNC.
- Parámetros de las LT.
- Parámetros de las cargas.

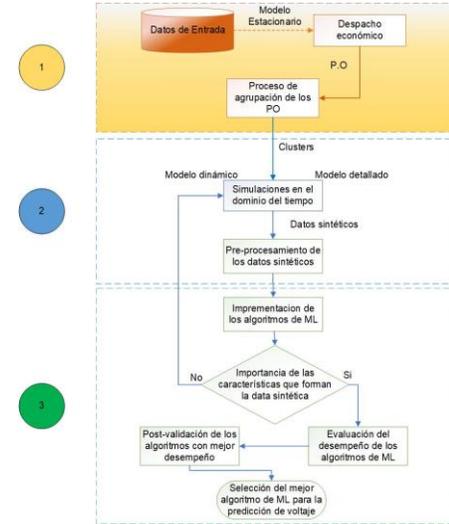


Implementación del problema de despacho económico

- Potencias de despacho para cada generador tanto sincrónicos como renovable.
- Reserva para cada generador sincrónico.
- Flujos para cada LT.
- Ángulos de las barras del sistema.



Al resolver un problema de despacho económico con flujos DC, las horas de despacho obtenidas no consideran la regulación de voltaje en barras ni la regulación de reactivos, ajustes que se deben realizar para cada P.O pues representan las condiciones iniciales para las TDS en la siguiente etapa. Para realizar esta tarea se realiza un proceso de clustering el cual agrupa horas de despacho con características similares, identificando en cada grupo una hora representativa en las que se ajustan las condiciones iniciales del sistema las cuales sirven para todas las demás horas pertenecientes a cada grupo.



Datos de entrada:

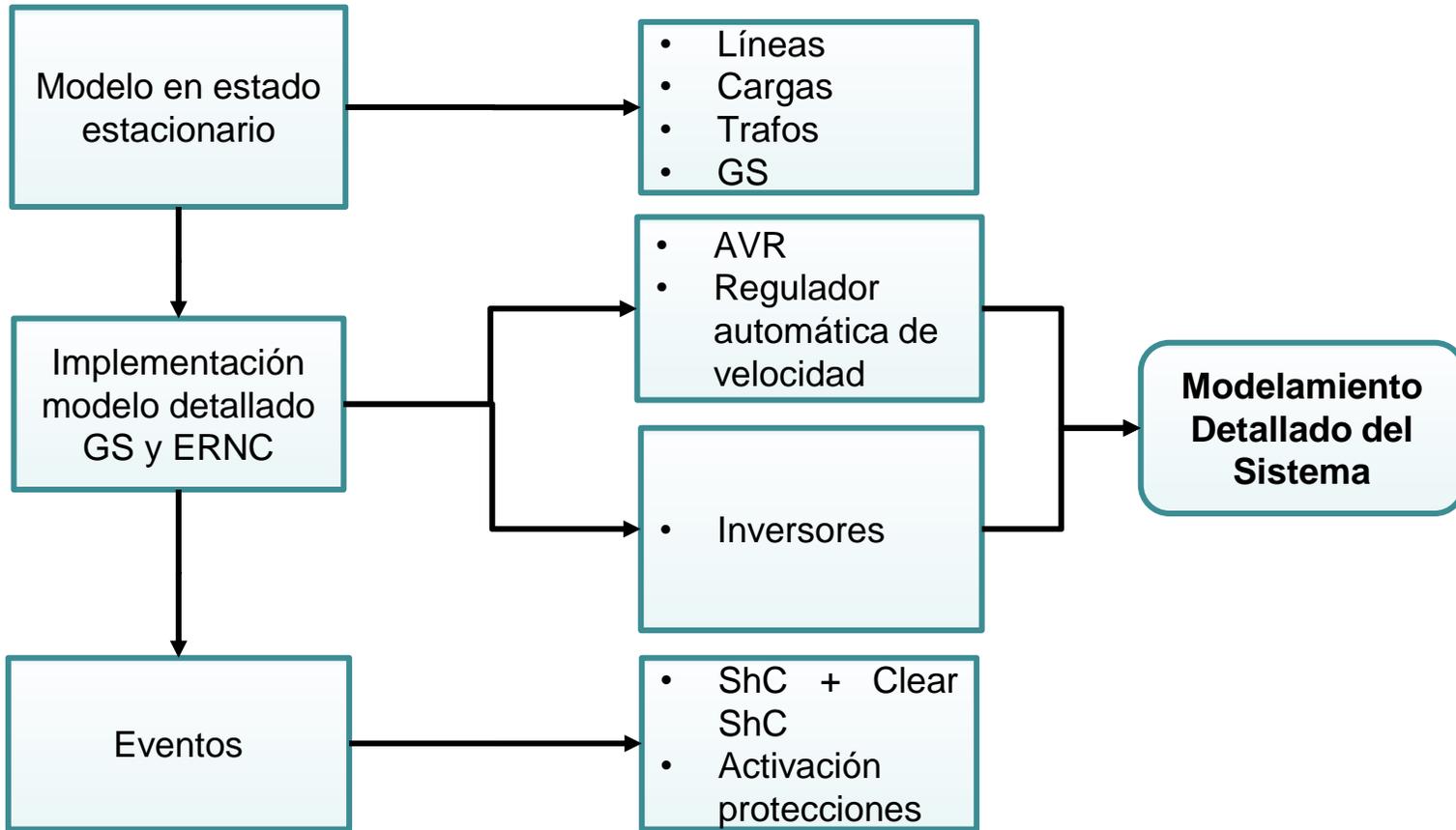
- Potencia de despacho de cada generador de cada tanto sincrónico como renovable.

Clustering implementando el algoritmo K-Means

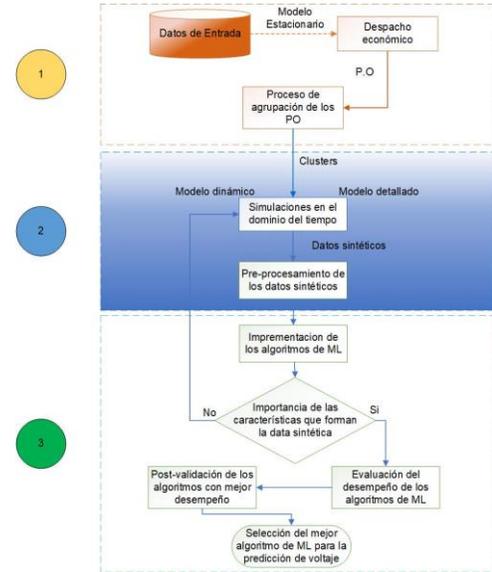
Datos de Salida:

- División de la data en clusters cada uno con su centroide los cuales serán los puntos a ajustar en las TDS

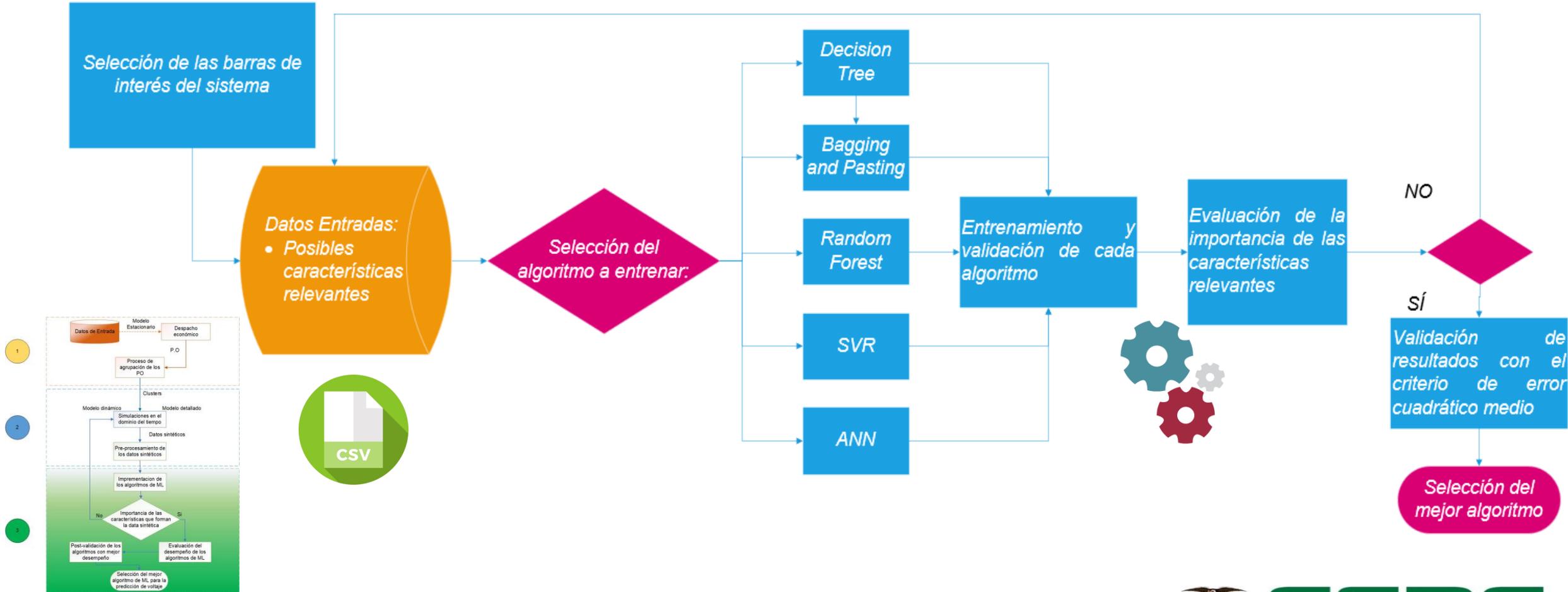
En la siguiente Figura se muestra los paso necesario para la implementación del modelo en estado dinámico.



Obtención de la data sintética



En esta última etapa se propone la implementación de ML haciendo uso de los datos sintéticos obtenidos a partir de las TDS para su posterior validación, donde se mide el desempeño de cada algoritmo en la predicción de la inestabilidad de voltaje seleccionando los algoritmos con mejores resultados.



CASO DE ESTUDIO

Sistema de prueba IEEE de 24 barras

Para el desarrollo de la metodología se utiliza el sistema de prueba de 24 nodos de la IEEE, el cual se modifica añadiendo generación ERNC. El sistema de prueba está compuesto por:

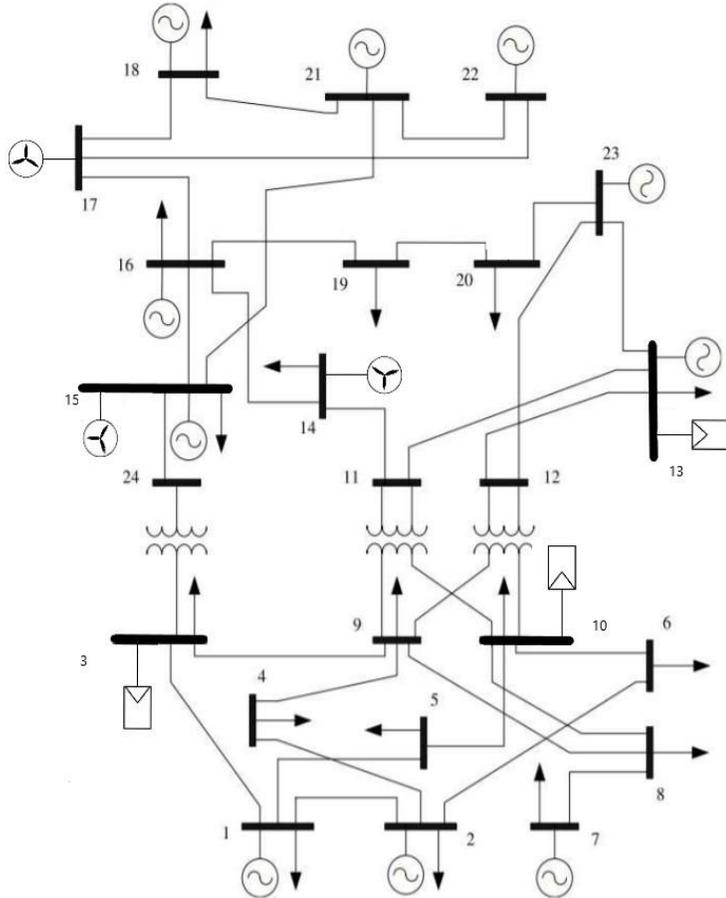
- 13 SG con una potencia total instalada de: 3475 MW.
- 6 ERNC con una potencia total instalada de: 1074 MW es decir 25% de toda la potencia instalada.
- 20 Cargas con un potencia en demanda máxima de 2850 MW
- 34 Líneas de transmisión
- Los voltajes en transmisión son 138 y 230 kV

Perfiles de Irradiancia, Viento y Caudal de agua

Se utilizaron series de tiempo con resolución horaria. Los datos se obtuvieron de bases de datos publicadas en la web.

Perfiles de demanda

Se utiliza un perfil de demanda con resolución horaria, donde los picos máximos se presentan a las 20h00 y 21h00.



Sistema de prueba IEEE de 24 Nodos Modificado

RESULTADOS: ETAPA 1

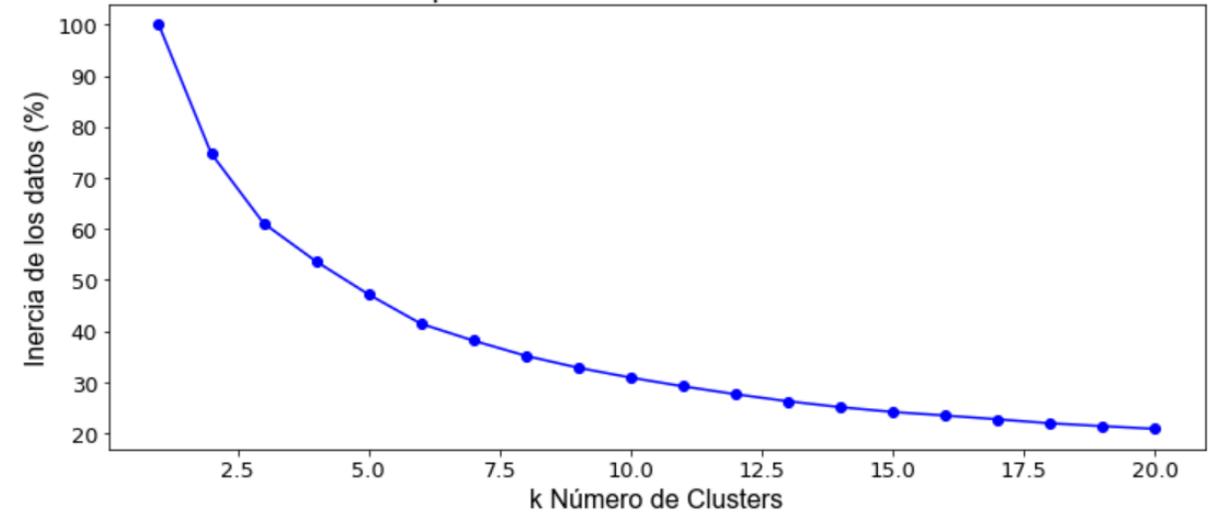
- Se obtiene el modelo estacionario del sistema de prueba modificado con el que se soluciona el problema de despacho, obteniendo los 672 P.O correspondientes a 4 semanas que representan las estaciones del año de manera que reflejen los cambios en el despacho de los generadores renovables producto de las variaciones en la disponibilidad de recurso primario presentes en cada estación.
- Obtención de 15 clusters que agrupan los 672 P.O de tal manera que se pudo encontrar un punto representativo (centroide) utilizado para ajustar las condiciones iniciales del SEP en cada cluster.

FICO®

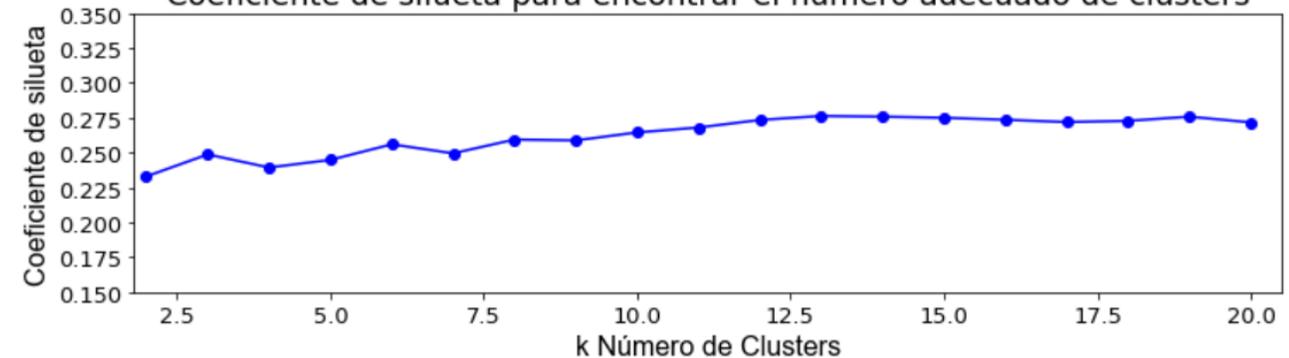

PYTHON

Resultados del criterio del codo y silueta para la obtención del número de clusters correcto

Método del codo para encontrar el número adecuado de clusters



Coefficiente de silueta para encontrar el número adecuado de clusters



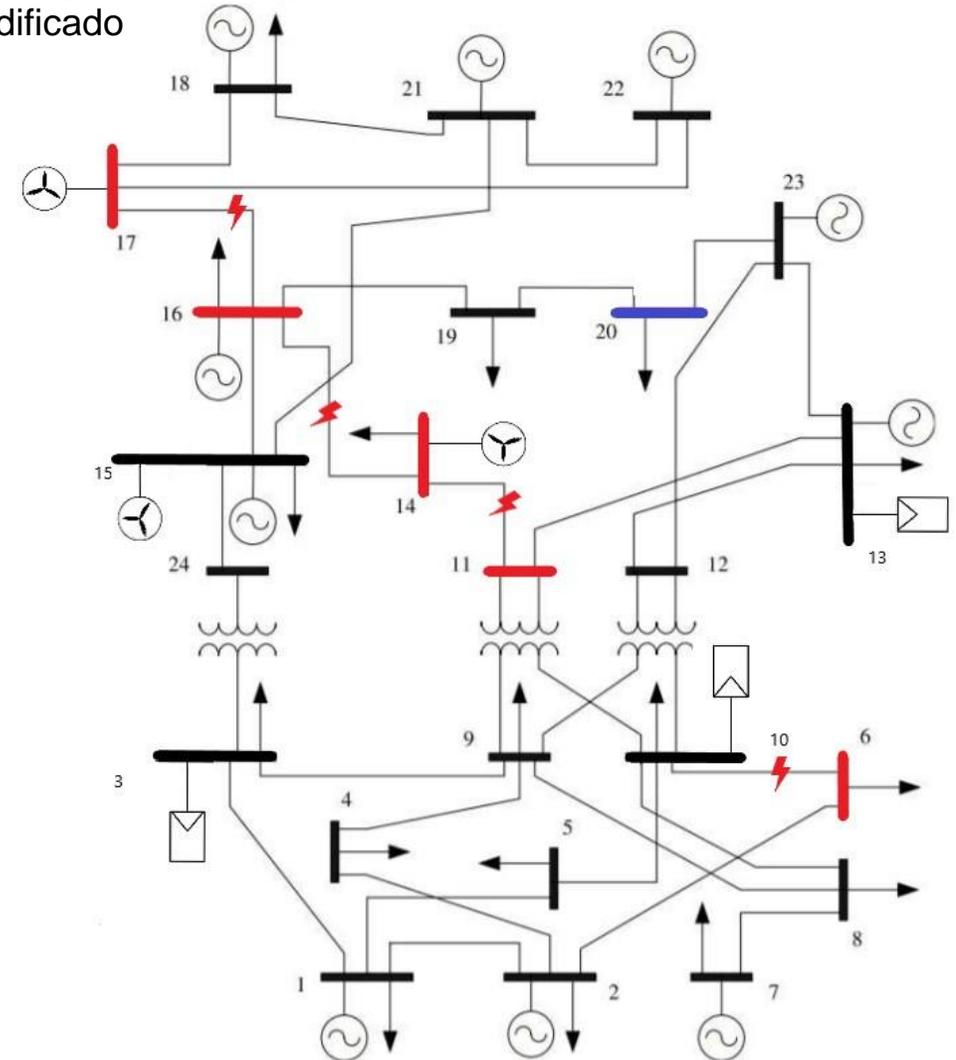
RESULTADOS: ETAPA 2

- Obtención del modelo dinámico del sistema de pruebas de 24 barras con el que se implementan simulaciones de cortocircuito (ShC) en L/T con cargabilidad del 60% o superior.
- Obtención de los datos sintéticos a partir de las TDS los cuales están conformados por: voltaje en barras, potencia reactiva de los generadores síncronos y ángulo en barras.
- Selección de las barras de interés las cuales poseen en su mayoría los peores caídas de voltaje producto de los cortocircuitos.



Las barras y L/T de interés para este caso de estudio se muestran en la Figura.

Barras y L/T de interés en el sistema de prueba IEEE de 24 Nodos Modificado



RESULTADOS: ETAPA 2

El entrenamiento de los algoritmos se realizó para cada una de las barras de interés con un total de 719 contingencias por cada una de ellas.

Debido a que el número de contingencias a simular fue elevado y que la cargabilidad de las líneas tendrá diferentes valores en función del PO a analizar, las caídas de voltaje producto de estas contingencias tendrán distintos valores, por lo que para proveer de un mejor contexto en la evaluación del desempeño de los algoritmos, así como se muestra en la tabla.

Caídas de voltaje en [pu]	Número de contingencias por barra					
	Barra_6	Barra_11	Barra_14	Barra_16	Barra_17	Barra_20
0-0.2	201	0	477	316	315	0
0.2-0.4	403	491	40	188	188	0
0.4-0.55	115	208	0	13	7	342
0.55-0.7	0	20	202	0	7	175
0.7-0.99	0	0	0	202	202	202
Total de contingencias	719	719	719	719	719	719



RESULTADOS: ETAPA 3



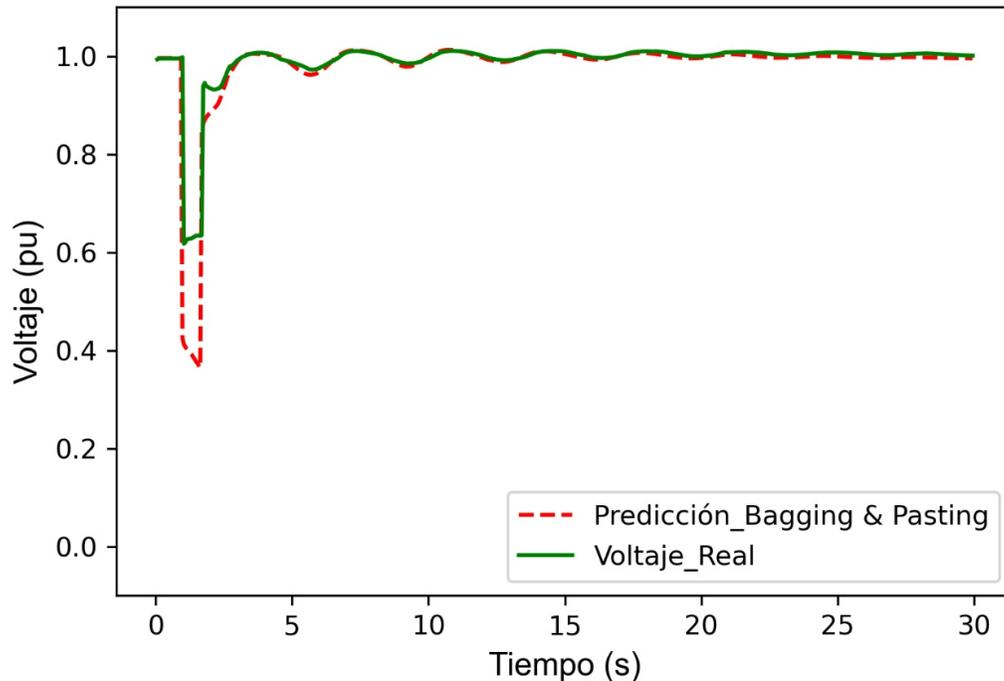
Una vez implementados los algoritmos en cada una de las barras de interés, sus predicciones son evaluadas con el criterio de RMSE. Para su análisis se tomó en cuenta el valor promedio de su desempeño en todas las barras.

Como se muestra en la Figura, las mejores predicciones de voltaje se obtuvieron de: RF con un desempeño del 99.95%, DT con un 99.91%, seguida de ANN con un desempeño de 95.82%, dejando en último puesto a B&P con un desempeño de 78.42%, muy por debajo de los demás resultados obtenidos.



RESULTADOS: ETAPA 3

Resultados de la predicción utilizando Bangging & Pastig



Equipo	Procesador	Memoria RAM
Equipo 1	Intel core i5 de séptima generación a 2.5 GHz	8 GB DDR4
Equipo 2	Intel core i7 de séptima generación a 2.7 GHz	8 GB DDR4

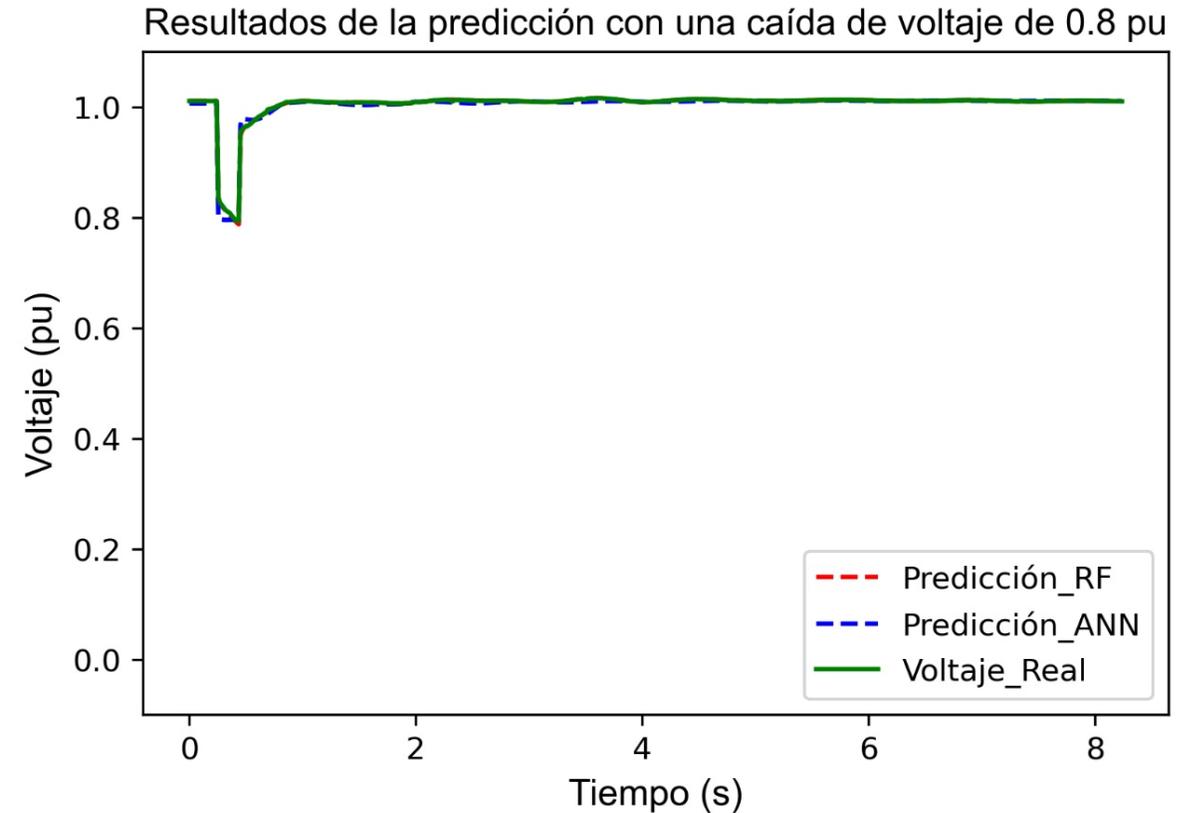
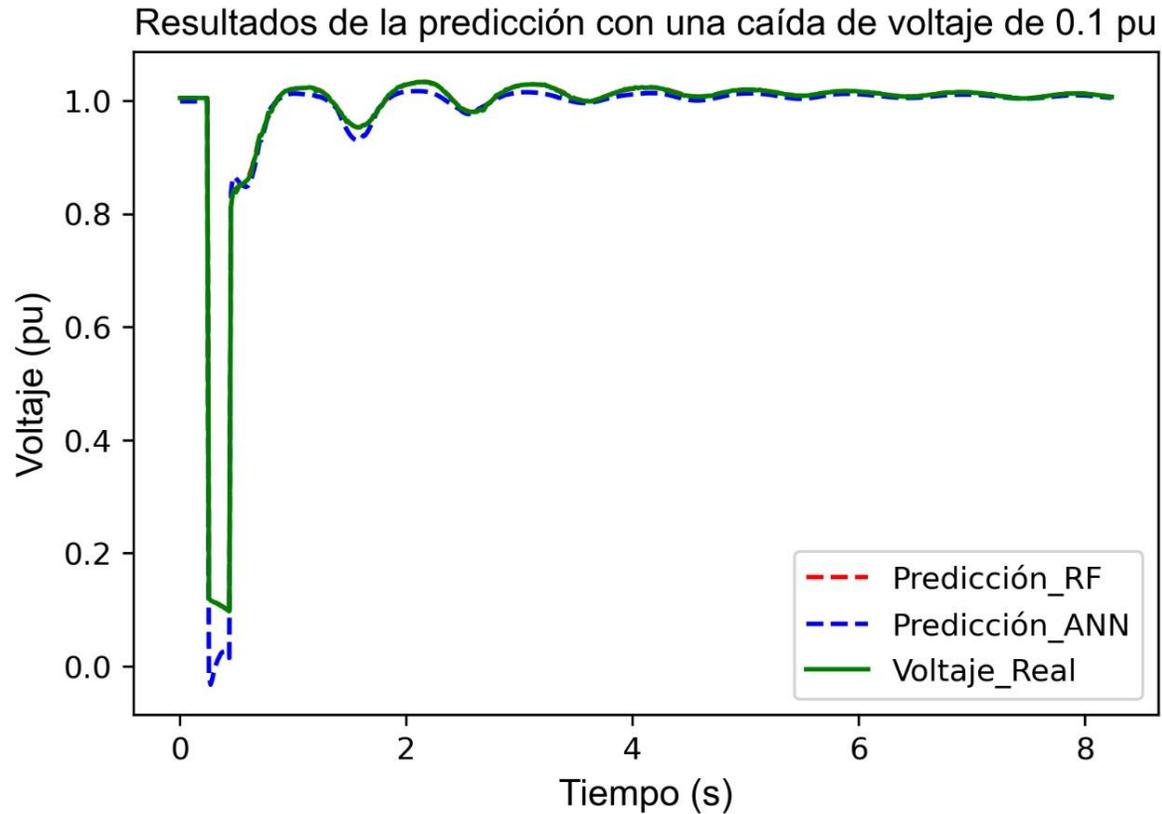
Recursos computacionales implementados

En la Figura se muestra los resultados de B&P en una predicción de voltaje, la cual es comparada con los valores reales que el algoritmo debía predecir. Confirmando así que su bajo desempeño se da porque tiene problemas para predecir las caídas de voltaje, pero la predicción del fenómeno en general se realiza de manera correcta.

En cuanto a SVR no se muestran resultados, debido a que este algoritmo presenta ciertos problemas propios de su diseño al momento de manejar grandes cantidades de datos. Esto se comprueba dado que para este caso de estudio se contó con un total de 15 728 535 datos que no permitieron que el algoritmo converja incluso después de 48 horas continuas de simulación usando los recursos computacionales mostrados en la Tabla.



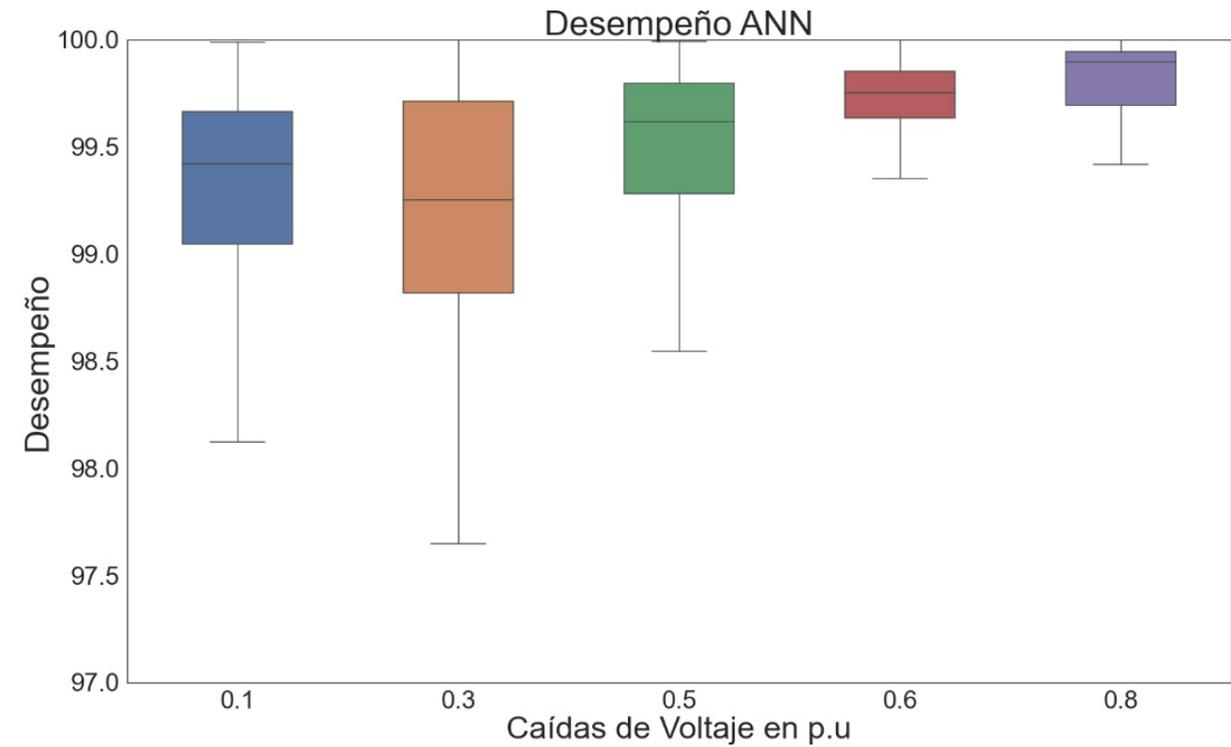
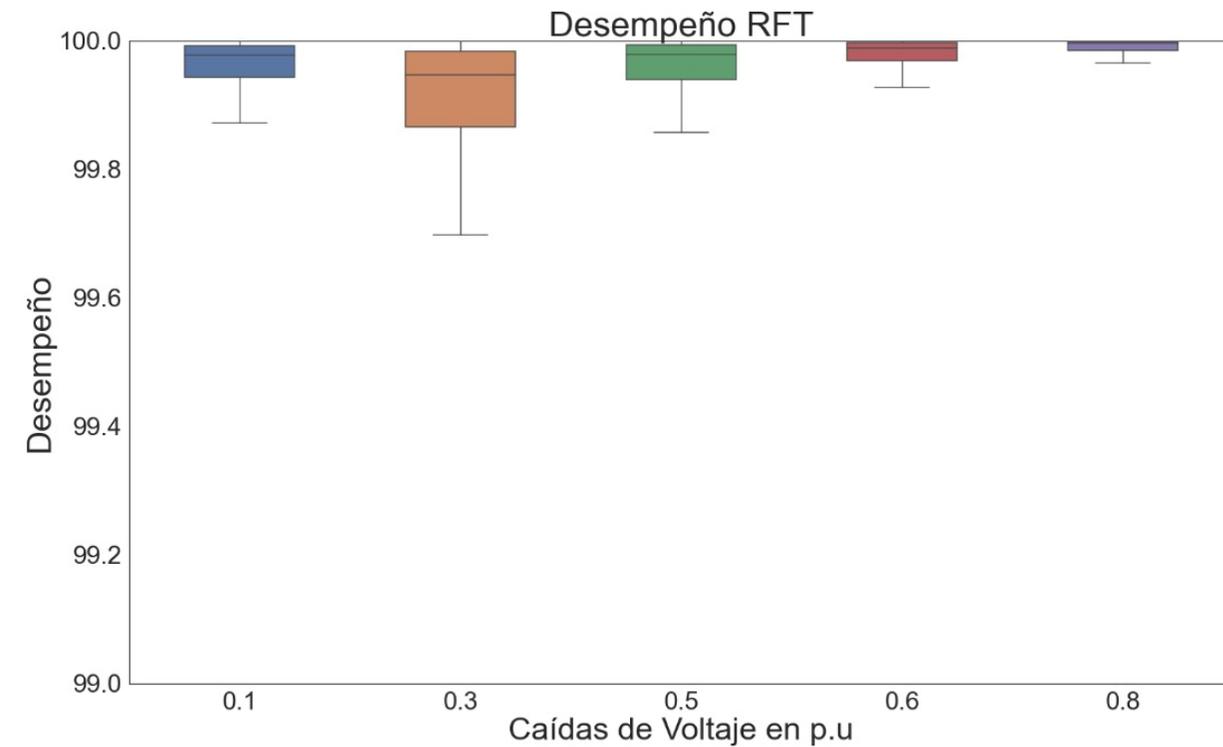
RESULTADOS: ETAPA 3



Al revisar los resultados se puede concluir que RF presenta un excelente desempeño sin importar la magnitud de la caída de voltaje puesto que su gráfica prácticamente se sobrepone a la real, mientras que en el caso de ANN se puede observar que su desempeño va mejorando a medida que la caída de voltaje es menos severa pues se observa como en las caídas de voltaje más severas se le dificultan más, sin embargo el resto del fenómeno se predice con un buen desempeño.



RESULTADOS: ETAPA 3



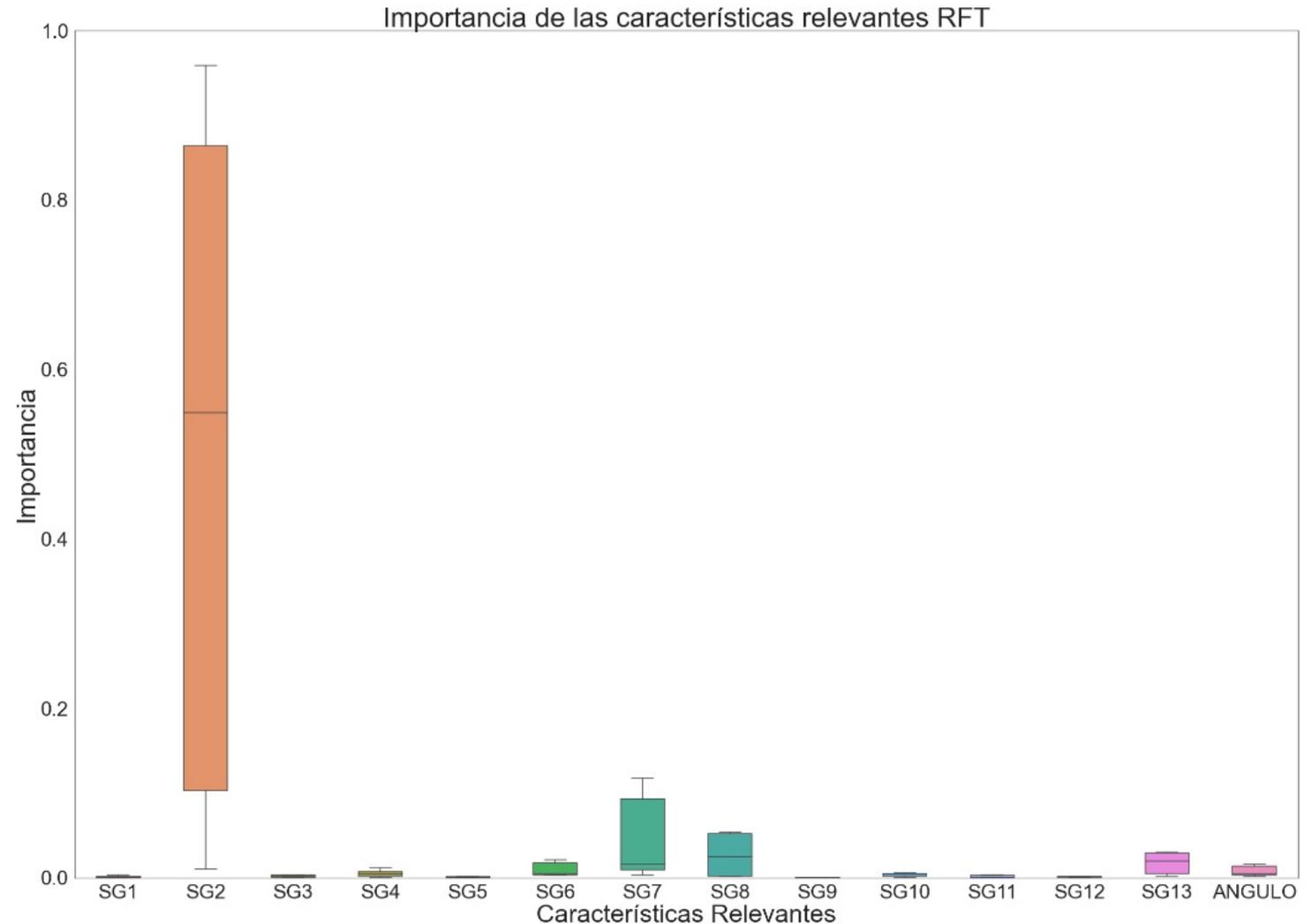
Como un análisis adicional se obtienen los diagramas de cajas generados a partir de los valores de RMSE promedio, los cuales muestran como para ambos algoritmos la media es menor en las fallas con caídas de voltaje bajas, encontrándose en un valor aproximado de 99.9% para RF y de 99.7% para ANN. Sin embargo en las fallas de 0.1, 0.3 y 0.5 en p.u, se ve como RF tiene medias menores de alrededor de 99.8% con valores mínimos de error que no decaen del 99.5%, mientras que ANN si bien también posee valores medios de error de alrededor de 99.3% sus valores mínimos de desempeño llegan hasta valores de 97.5% confirmando que tiene problemas cuando se trata de fallas severas.



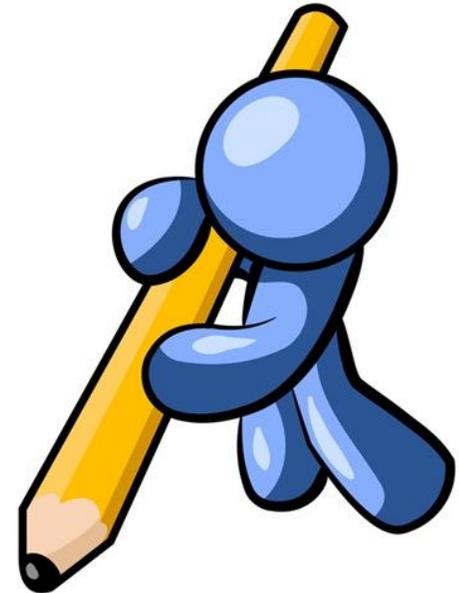
RESULTADOS: ETAPA 3

Importancia de las características

Se puede observar que para RF son irrelevantes las potencias reactivas de los generadores: 1,3,4,5,9,10,11,12. Esto se debe a que sus valores máximos, mínimo y medio tienden a cero. El motivo de este comportamiento es porque muchos de ellos no participan en el despacho debido al costo de su recurso primario (diésel y carbón), mientras que otros tienen capacidad de potencia instalada inferior en comparación a otros generadores del sistema. Una peculiaridad que se puede observar es que al existir 2 o más generadores iguales (Ej: SG1 y SG2), el algoritmo lo detecta, discriminando uno de ellos pues lo considera una característica repetida.



- La metodología desarrollada en este caso de estudio es capaz de realizar un análisis comparativo entre los diferentes algoritmos de ML, y seleccionar el mejor para realizar predicciones de voltaje
- Se implementó un despacho económico multi nodal con flujos DC para el sistema de prueba de 24 barras de la IEEE modificado, donde se considera inserción de generación ERNC que corresponde al 25% de la potencia total instalada, el horizonte de tiempo considerado fue de 4 semanas del año, una por cada estación, obteniendo un total de 672 P.O.
- Se desarrolló un modelo detallado del sistema permitiendo realizar simulaciones dinámicas referentes a cortocircuitos en líneas cuya cargabilidad superó el 60%, logrando registrar la evolución en el tiempo de las señales de interés generando así una base de datos que refleje el comportamiento del SEP ante estas contingencias.
- Para este caso de estudio las características más relevantes son la potencia reactiva de los generadores y el ángulo en barra pues dada su estrecha relación con el voltaje son las que más influyen al momento de predecir su inestabilidad, la relevancia de estas características fue evaluada con herramientas propias de los algoritmos implementados, las cuales adicionalmente mostraron que para esta metodología la potencia reactiva de los generadores más grandes del sistema es mucho más relevante que de aquellos que poseen potencias inferiores y que el ángulo de barra.

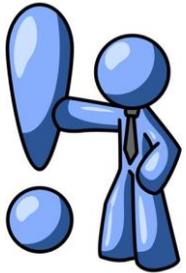


- El desempeño de los algoritmos implementados fue evaluado bajo el criterio del RMSE, donde los mejores resultados para este caso de estudio al momento de predecir la inestabilidad de voltaje se obtuvieron de: RF con un desempeño del 99.9%, seguido de ANN con un desempeño del 95.8%.
- En el caso de Decision Tree a pesar que para este caso de estudio tuvo un buen desempeño, su baja capacidad de manejar la incertidumbre no lo hace apto para aplicaciones más complejas en el área eléctrica.



RECOMENDACIONES

- No se recomienda el uso de SVR en estudios de estabilidad donde la base de datos supere los 6 millones si se poseen recursos computacionales similares a los usados en este caso de estudio. Pero si la base de datos es menor a este valor el algoritmo presenta muy buenos resultados.
- En posteriores estudios de predicción en la estabilidad de voltaje se recomienda usar como datos de entrada los valores de ángulo de las 2 barras que estén conectadas a la línea en la que sucede una contingencia pues en un SEP real los PMU miden la diferencia entre estas magnitudes.
- Para estudios posteriores se recomienda el uso de esta metodología en aplicaciones de tiempo real referentes a la operación de un SEP, (Ej. Esquemas de protección dinámicos).



REFERENCIAS

- Jiawei, H., & Kamber, M. (2007). Data Mining: Concepts and Techniques. Champaign, Illinois, USA. University of Illinois.
- Kiril, E., & Potenves, H. (2020). Machine Learning from A-Z: Hands on. USA: Udemy.
- Kotari, D., & Nagra, J. (2008). SISTEMAS ELECTRICOS DE POTENCIA. MEXICO: MC GRAW HILL.
- Kundur, P. (2009). POWER SYSTEM STABILITY AND CONTROL. Toronto: McGraw-Hill.
- Li, H., Yeo, H., L, B., & T, J. O. (2017). The Creation and Validation of Load Time Series Synthetic Electric Power Susters. University Collage of Londo.
- Liu, F. (2018). Predictability of Failure Event Occurrences in Decentralized Discrete-Event Systems and Polynomial-Time Verification. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATION SCIENCE AND ENGINEERING, 16(1), 498-504.
- Llanos, J., & Ortiz, D. (2016). Economic Dispatch for Optimal Management Isolated Micro-grids. 2016 IEEE 36th Central American and Panama Convention (CONCAPAN XXXVI).
- López, L. (2008). ANALISIS DE ESTABILIDAD DE TENSIÓN EN EL SISTEMA DE TRANSMISION REGIONAL (STR). Pereira.
- Ortiz, D., Rahmann, C., Alvarez, R., Canizares, C., & Chritoph, S. (2020). Practical Framework for Frequency Stability Studies in Power Systems With Renewable Energy Sources. IEEE Access.
- Oviedo, U. (octubre de 2003). isa.uniovi.es. Obtenido de http://isa.uniovi.es/~idiaz/ADSTel/Tema2a_ADS.pdf
- Rahmann, C., Ortiz, D., Villalba, R., & Álvarez, M. (2017). Methodology for Selecting Operating Points and Contingencies for Frequency Stability Studies .
- Riad, J., Chen, J., Sánchez-Sinencio, d., & Li, P. (2020). Variation-Aware Heterogeneous Voltage Regulation for Multi-Core Systems-on-a-Chip with On-Chip Machine Learning . 21st Int'l Symposium on Quality Electronic Design. Texas.



REFERENCIAS

- Pereira: UNIVERSIDAD TECNÓLOGICA DE PEREIRA FACULTAD DE TECNOLOGÍAS PROGRAMA DE TECNOLOGÍA ELÉCTRICA.
- Chamba, M., Vargas, W., & Cepeda, J. (2018). Probabilistic assessment of transient stability considering the uncertainty of the demand and risk management. CELEC EP.
- Chih-Wen, L., Chang, C.-S., & Su, M.-C. (1998). Neuro-Fuzzy networks for voltage security monitoring based on synchronized phasor measurements. IEEE Transactions on Power Systems, 13(2), 326-332.
- Chile. (2017). Explorador Eólico. Obtenido de <https://eolico.minenergia.cl/inicio>
- Cisa, A. (2015). Instituto de energía Eléctrica. Obtenido de <https://ie.fing.edu.uy/potencia/es/modelado-y-simulacion-de-sistemas-electricos-de-potencia/>
- CONELEC. (2008). regulacion.gob.ec. Obtenido de <https://www.regulacionelectrica.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2016/02/Regulacion-No.-CONELEC-006-08.pdf>
- Constantino, A., & Aquino, D. (2021). Control de Voltaje y Estabilidad del SEP. Universidad Tecnológica de Puebla.
- DiGSILENT Power Factory. (10 de febrero de 2022). www.digsilent.de. Obtenido de <https://www.digsilent.de/en/products.html>
- FICO. (10 de febrero de 2022). www.fico.com. Obtenido de <https://www.fico.com/en/products/fico-xpress-optimization>
- Géron, A. (2019). Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow. Canadá: Kiwisoft S.A.S.
- Hatziagyiou, N., Milanović, J., & Rahmann, C. (2020). Definition and Classification of Power System Stability – Revisited & Extended. IEEE, 1-12.



