



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Departamento de Eléctrica y Electrónica Ingeniería en Electromecánica

“Análisis comparativo de técnicas basadas en máquinas de aprendizaje para predecir la excursión de frecuencia en Sistemas Eléctricos de Potencia”

Andrade Pobeá, Carlomagno Alberto; Endara Sumba, Francisco Sebastián

caandrade20 - fsendara - [@espe.edu.ec]

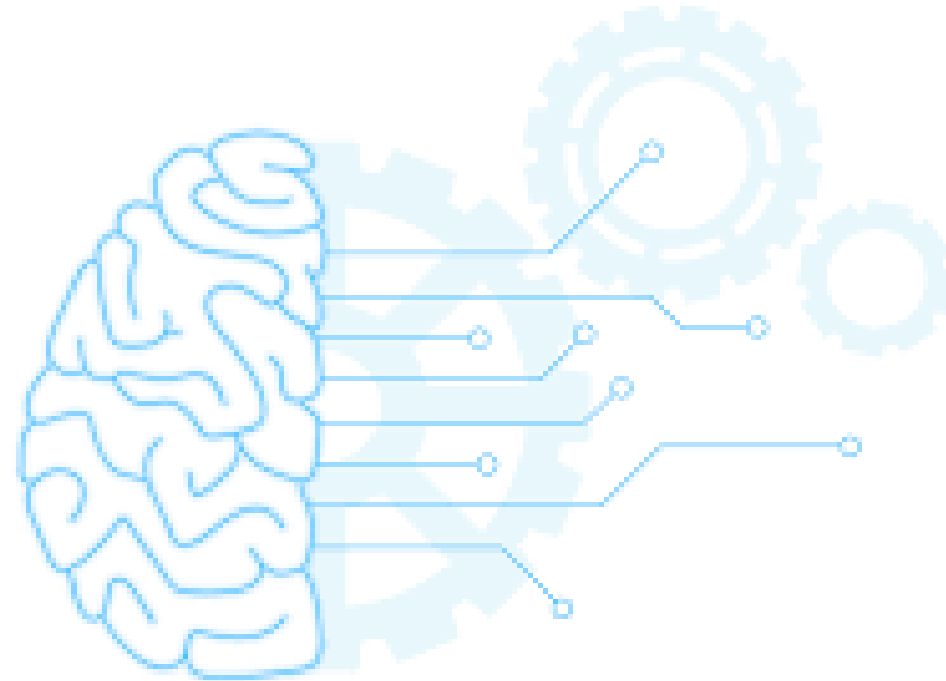
Tutor: Ing. Diego Ortiz Villalba. MSc PhD (c)

ddortiz5 [@espe.edu.ec]



AGENDA

- Introducción
- Objetivos
- Estado del Arte
- Metodología
- Caso de estudio
- Análisis de resultados
- Conclusiones



INTRODUCCIÓN

- Los Sistemas Eléctricos de Potencia (SEP) son redes interconectadas que permiten el transporte de energía a distintos usuarios y se encuentran en constante innovación y desarrollo, con el fin de garantizar la continuidad en el servicio eléctrico, manteniendo al SEP con un servicio confiable y continuo.
- No detectar una falla en el SEP tiene impactos negativos; en algunos casos, el impacto de la falla puede resultar en apagones.
- Los operadores del sistema buscan herramientas computacionales que permitan monitorear el estado del mismo de forma rápida y precisa, mejorando los tiempos de respuesta por parte de los operadores para mantener al sistema en condiciones estables, evitando pérdidas de suministro energético y pérdidas económicas.



INTRODUCCIÓN

- La aplicación de predicción de eventos de fallas, permite realizar un análisis previo a la misma evitando así daños en el sistema, dado que, luego de ocurrida una contingencia, las variables importantes que influyen en el estado del SEP como voltaje y frecuencia se ven afectadas.
- En la actualidad los operadores de red están enfocados en la implementación de modelos basados en Máquinas de Aprendizaje (MA) en la operación del SEP, con el objetivo de predecir el comportamiento de las variables ante fallas que afecten al estado normal y poder implementar medidas correctivas que permitan, en el menor tiempo posible, corregir el funcionamiento del mismo en caso de ser necesario.



OBJETIVOS

- ***Objetivo general***

Desarrollar un estudio comparativo de los distintos modelos de máquinas de aprendizaje para la realización de estudios de estabilidad de frecuencia empleando herramientas computacionales utilizadas en la industria eléctrica

Objetivos específicos

- Implementar un modelo de despacho económico para un periodo de tiempo establecido, de un test system modificado tomando en cuenta la inserción de energías renovables no convencionales mediante el uso de herramientas de optimización para obtener las condiciones de operación del mismo.
- Desarrollar el modelo detallado del test system modificado mediante el uso de una herramienta computacional empleada en el sector eléctrico, con el objetivo de llevar a cabo simulaciones en el dominio del tiempo (TDS) para obtener las señales de las principales variables eléctricas.

OBJETIVOS

Objetivos específicos

- Elegir las variables más relevantes que influyen en la excursión de frecuencia, con el objetivo de tener información adecuada para el correcto entrenamiento de las máquinas de aprendizaje mediante el uso de técnicas de selección de características relevantes.
- Evaluar el desempeño obtenido de las distintas máquinas de aprendizaje a partir de los datos sintéticos del test system modificado y compararlas entre sí para definir el modelo que garantice la mejor predicción del comportamiento de la frecuencia ante contingencias

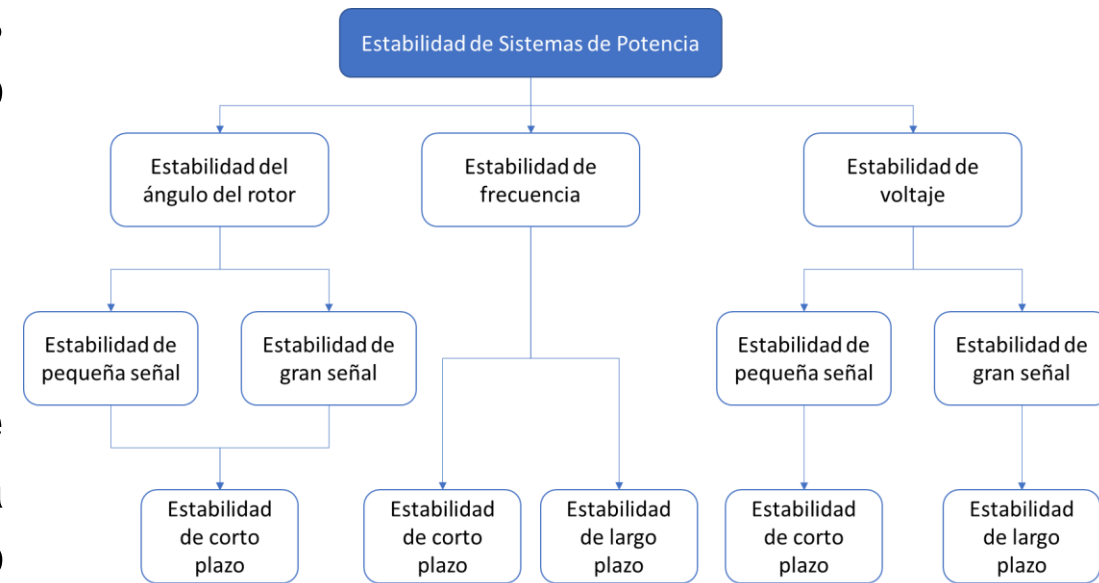
ESTADO DEL ARTE

Estabilidad del SEP

- La estabilidad de un sistema eléctrico de potencia depende de la capacidad del sistema de permanecer en un estado estable en condiciones normales de operación y retornar a un estado normal en caso se sufrir una falla o perturbación.

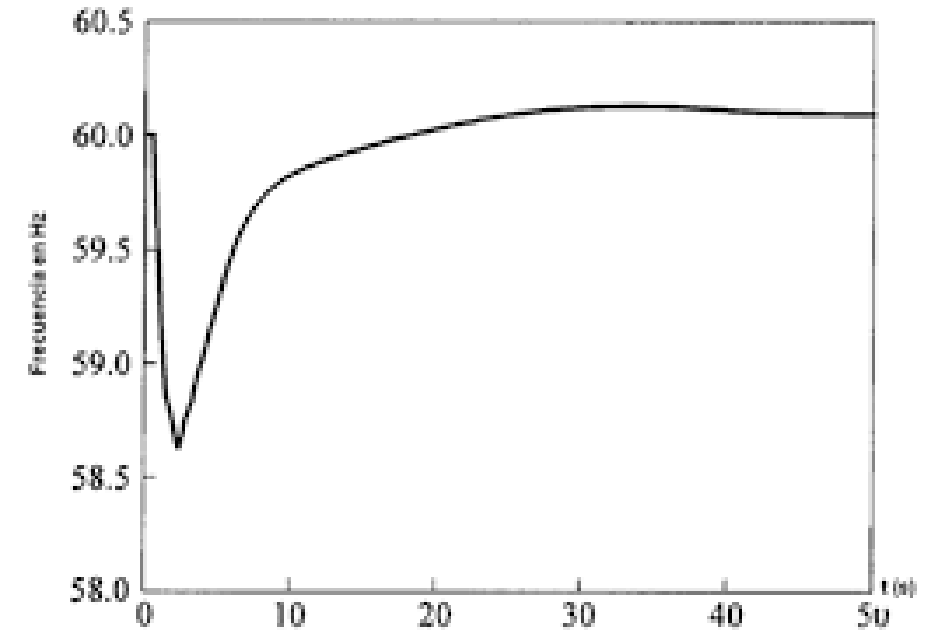
Estabilidad de Frecuencia

- La estabilidad de frecuencia es la capacidad de un sistema de potencia de mantener el valor estable de la frecuencia ante la presencia de una severa perturbación que provoque un significativo desbalance entre la generación y la carga.
- El problema de la estabilidad de la frecuencia se analiza en el corto y largo plazo.



Estabilidad de Frecuencia

- En la figura se muestra la oscilación de la frecuencia de un SEP en la que se observa una caída brusca de la frecuencia y su restablecimiento, a partir de los 20s, al valor nominal 60 Hz debido a la acción de la descarga por frecuencia.
- La inestabilidad se muestra a través de una frecuente y sostenida oscilación de la frecuencia que conduce al disparo de unidades generadoras y/o cargas.



ESTADO DEL ARTE

Estabilidad de Frecuencia

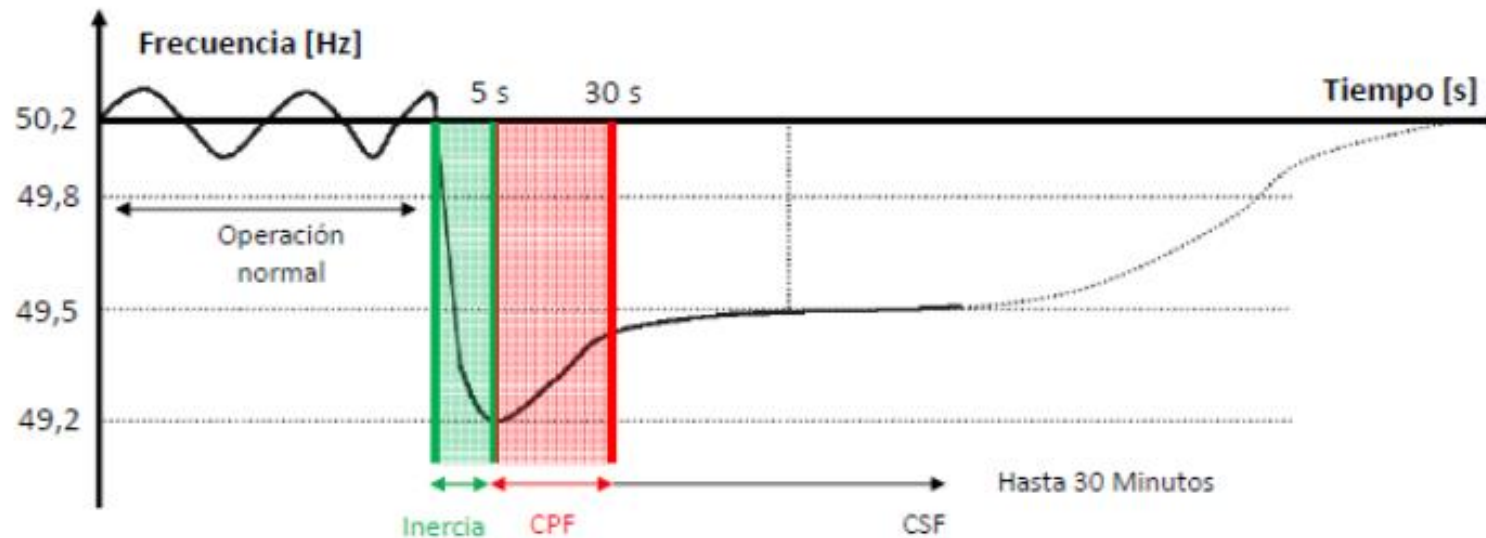
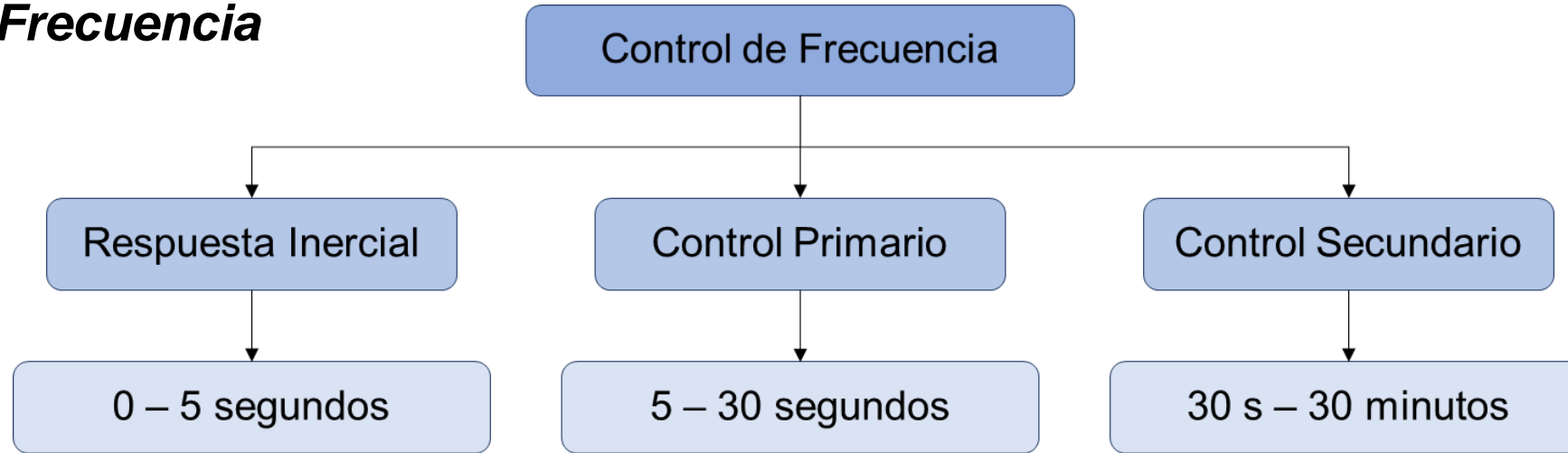
- La estabilidad de frecuencia principalmente está gobernada por:
 - ✓ La inercia de las masas de los rotores de los grupos generadores.
 - ✓ La regulación primaria de frecuencia de los generadores.
 - ✓ El tamaño del sistema y el número de generadores.
- El problema que se tiene actualmente es que debido a la mayor penetración de fuentes de energía renovable no sincrónica provoca principalmente la reducción de la inercia del sistema lo cual afecta directamente a la estabilidad de la frecuencia.
- Para evitar que los desbalances o perturbaciones terminen en un mal funcionamiento operativo de los equipos y al colapso del sistema, existen las respuestas o controles o regulaciones de frecuencia.

Inercia del Sistema

- Luego del desbalance entre carga y generación, la frecuencia del sistema caerá a una tasa determinada principalmente por la inercia total del sistema. A menor inercia del sistema, mayor será la caída de frecuencia del sistema.
- Inmediatamente después de la falla, los generadores sincrónicos no son capaces de producir instantáneamente la potencia adicional requerida para mantener el equilibrio de energía en el sistema debido a los retardos de tiempo de los reguladores de velocidad. La diferencia inicial entre la potencia generada y la carga, está cubierta por energía adicional extraída de la energía cinética de los generadores sincrónicos.

ESTADO DEL ARTE

Control de Frecuencia



ESTADO DEL ARTE

Ecuación de Oscilación (Swing Equation)

La ecuación de oscilación (Swing Equation) es una ecuación diferencial que relaciona el torque de aceleración y la aceleración angular.

Cuando una máquina síncrona se encuentra funcionando en condiciones normales, la diferencia entre la velocidad del rotor y la velocidad síncrona es muy pequeña, pero al presentarse una perturbación en el sistema, la diferencia aumenta y la máquina pierde sincronismo.

$$J \frac{d^2 \theta}{dt^2} = T_a = T_m - T_e$$

$$\omega_m * J \frac{d^2 \delta_m}{dt^2} = \omega_m * T_m - \omega_m * T_e$$

$$M \frac{d^2 \delta_m}{dt^2} = P_m - P_e = P_a$$

$$H = \frac{\frac{1}{2} J \omega_{sm}^2}{S_{mach}}$$

$$\frac{2H}{\omega_{sm}} S_{mach} \frac{d^2 \delta_m}{dt^2} = P_a = P_m - P_e$$

$$\frac{2H}{\omega_{sm}} \frac{d^2 \delta_m}{dt^2} = P_{a.p.u} = P_{m.p.u} - P_{e.p.u}$$

Regulador Automático de Velocidad (Governor)

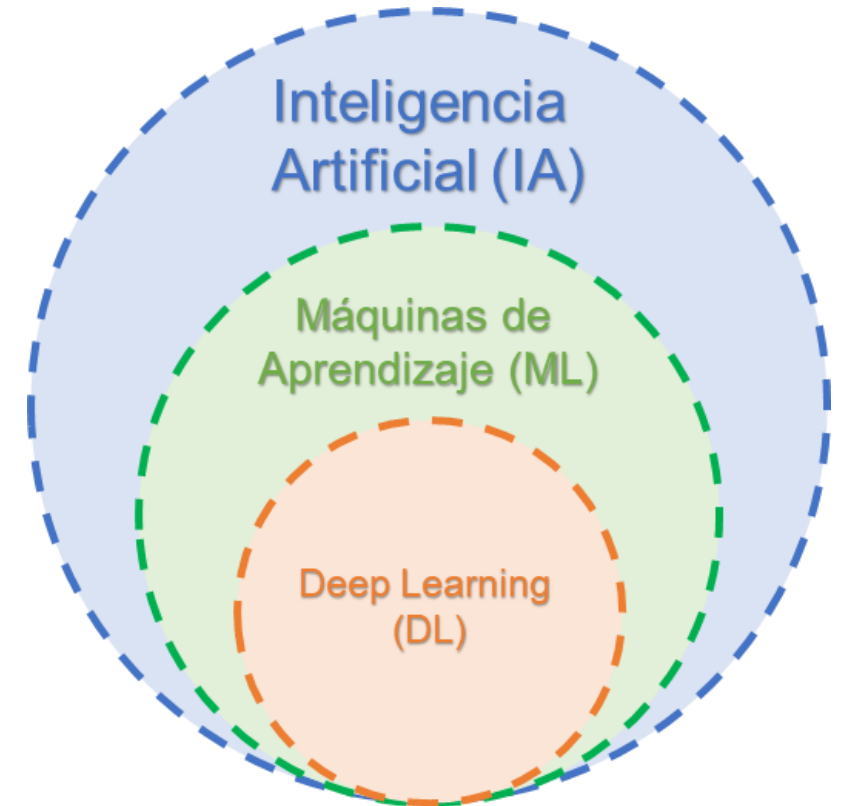
- La Comisión Electrotécnica Internacional (IEC), establece al governor como la asociación de varios dispositivos y mecanismos que detecta el cambio de velocidad de la turbina y permite variar el curso del servomotor principal.
- El governor permite conseguir el balance entre la energía consumida y la energía generada, mediante una señal de activación. En centrales térmicas el governor cambia la posición de una válvula de vapor y en centrales hidráulicas la apertura de las compuertas.
- Idealmente una red eléctrica debería operar con precisión a su frecuencia nominal, pero tiene variaciones de frecuencia en torno a su valor nominal, debido a las variaciones de carga.

ESTADO DEL ARTE

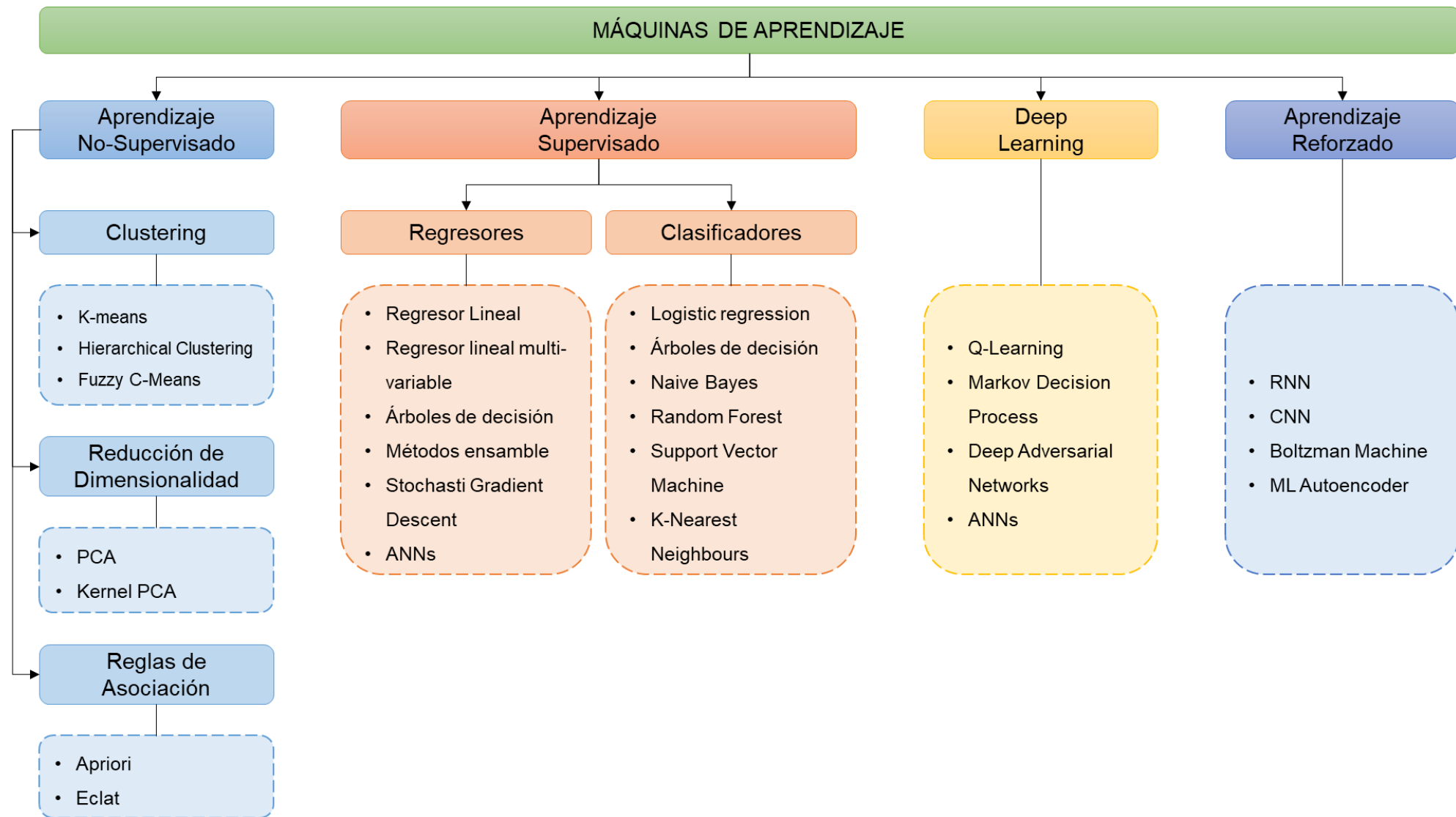
Máquinas de Aprendizaje

Las máquinas aprendizaje son un conjunto de métodos que los ordenadores utilizan para hacer y mejorar predicciones o comportamientos basados en datos.

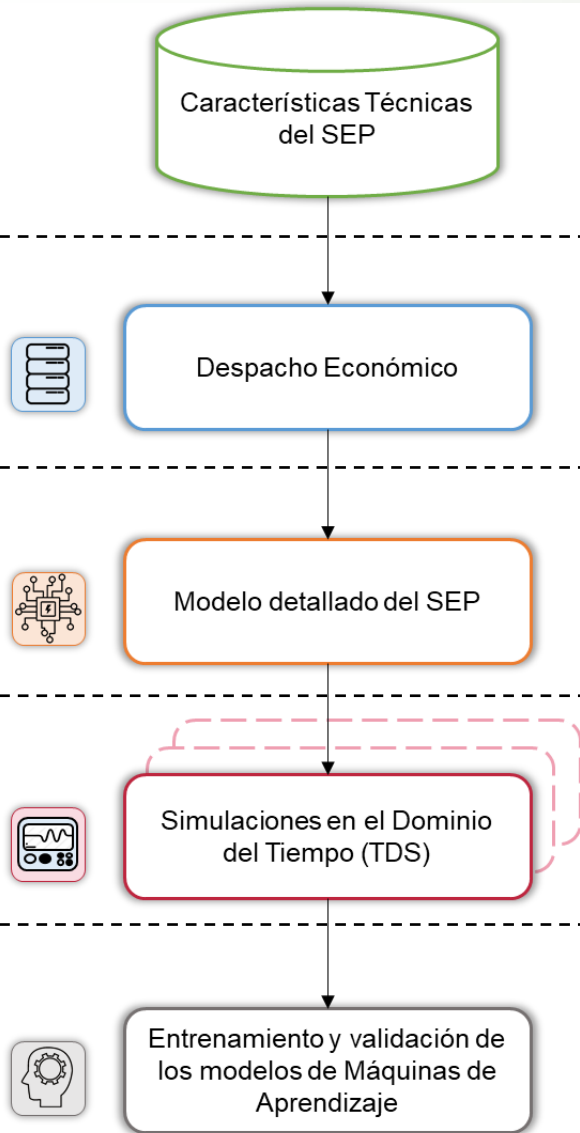
- Resolver problemas cuyas soluciones tradicionalmente requerirían una larga y precisa programación o una gran lista de reglas y restricciones.
- Es capaz de cambiar de ámbito, se adaptan fácilmente a nuevas bases de datos y a la constante actualización de las mismas. Además, proveen información interna sobre los problemas que se encuentran resolviendo ya que se puede acceder a su base de datos.



ESTADO DEL ARTE



METODOLOGÍA



Modelamiento del SEP

Implementación de un modelo de despacho económico para un periodo de tiempo definido.

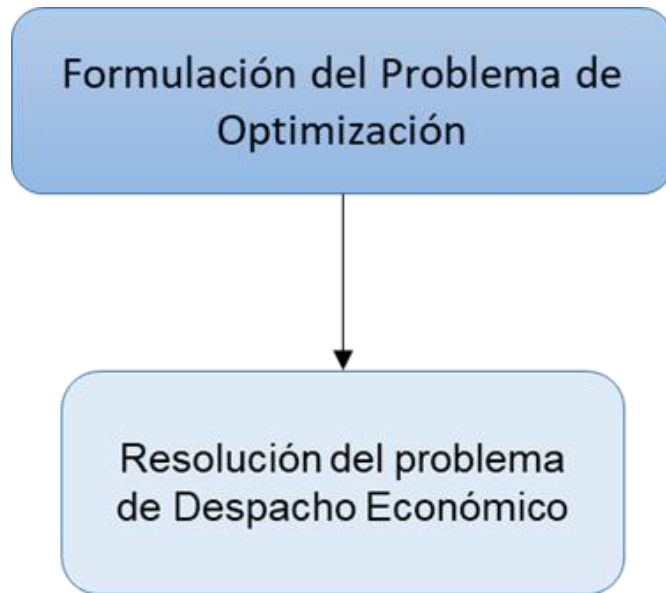
Modelamiento de los modelos de planta de las unidades de generación, siendo generación tradicional y ERNC.

Simulación en el dominio de tiempo permite obtener los datos sintéticos del SEP, utilizando el modelo detallado del sistema y mediante la automatización del mismo.

Configuración y validación de los modelos de máquinas de aprendizaje, mediante los datos obtenidos, lo cual permitirá predecir excursiones de frecuencia del SEP.

METODOLOGÍA

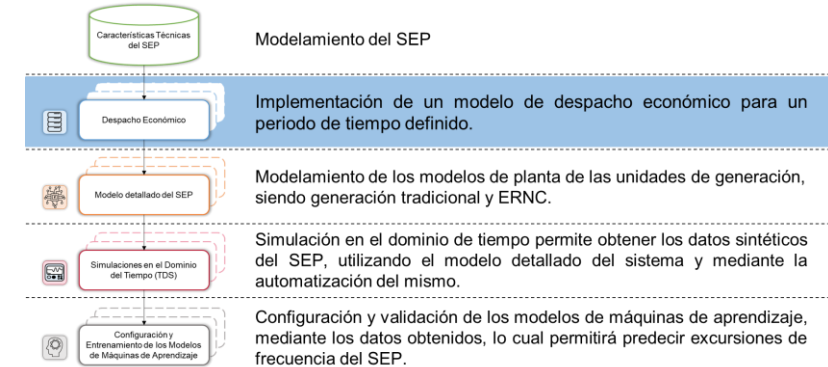
Despacho Económico



FICO® Xpress Optimization

El problema de optimización que consiste en realizar un despacho económico multinodal

El principal objetivo del despacho económico es distribuir la demanda total del sistema, de forma óptima entre los generadores disponibles



METODOLOGÍA

Despacho Económico – Formulación del Problema de Optimización

Ecuación de balance

$$Balance(i, t): \sum_0^{N^{\circ} L/T} MI_{LT}(i) * FL_{LT}(t) + \sum_0^{N^{\circ} Gen} MI_G(i) * P_G(t) = \sum_0^{N^{\circ} Dem} MI_{Dem}(i) * P_{Dem}(t) - \sum_0^{N^{\circ} Dem} MI_{Dem}(i) * ENS(t)$$

Restricciones del sistema

$$P_{gen} + R_{gen} \leq P_{max}$$

$$P_{gen} \geq P_{min}$$

$$R_{gen} \leq R_{max}$$

$$P_{gen}(t) - P_{gen}(t-1) \leq R_{up}$$

$$P_{ERNC} \leq \text{Recurso Disponible}$$

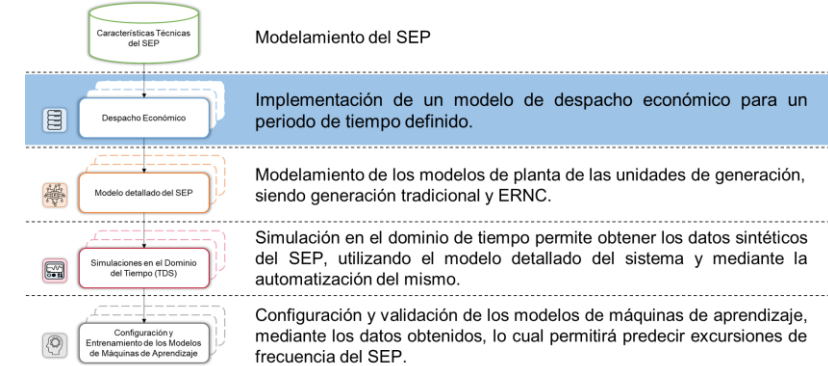
$$V_{ERNC} = \text{Recurso Disponible} - P_{ERNC}$$

$$f_E \leq Fmax$$

$$f_E \geq -Fmax$$

Función objetivo a minimizar:

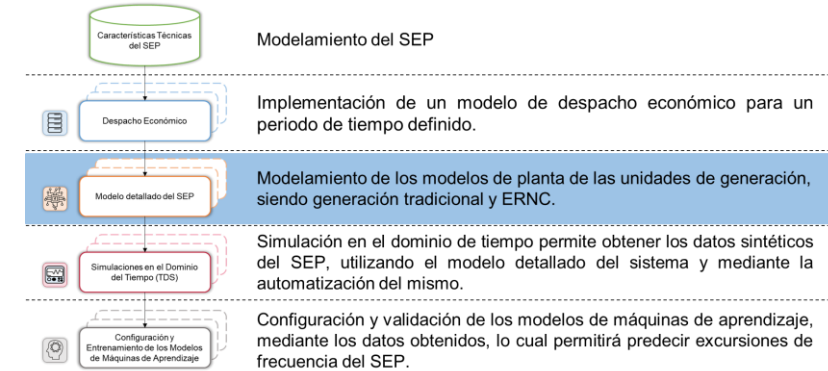
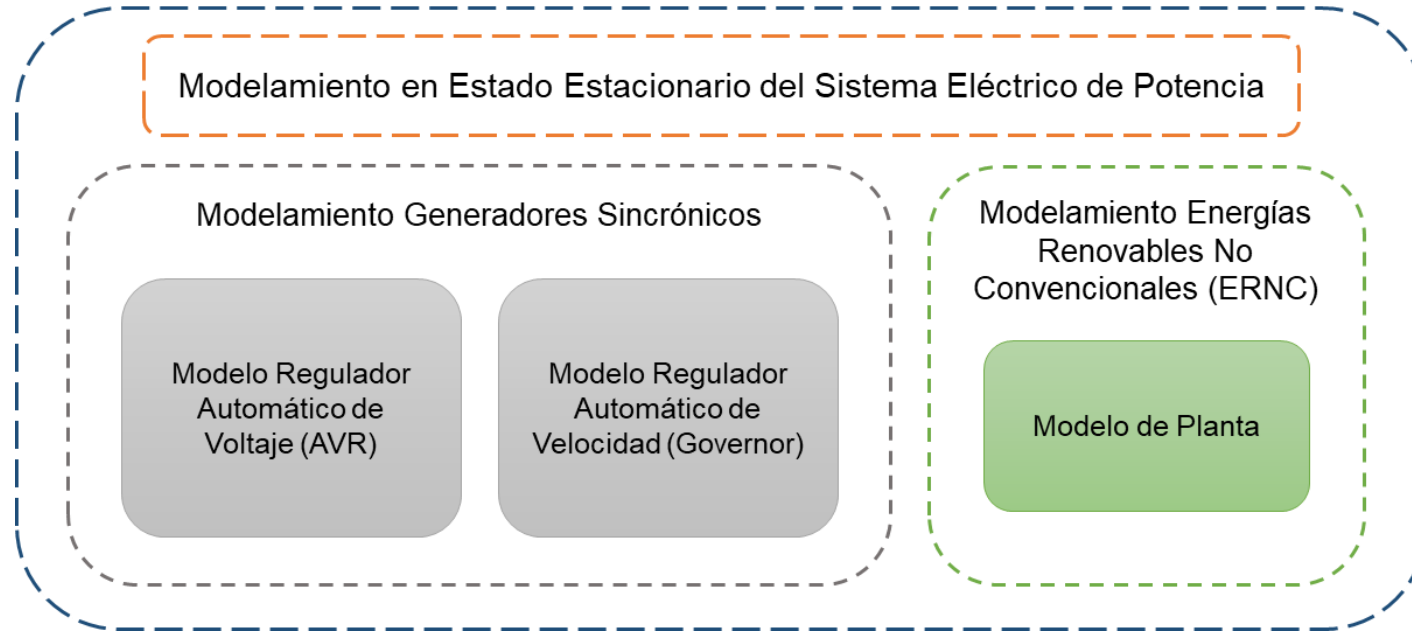
$$\sum P_G \text{ Diesel} * Costo_{Diesel} + \sum P_G \text{ Gas} * Costo_{Gas} + \sum P_G \text{ Carbón} * Costo_{Carbón} \\ + \sum V_{Hidro} * Costo_{V_{Hidro}} + \sum V_{Solar} * Costo_{V_{Solar}} + \sum V_{Eólico} * Costo_{V_{Eólico}} + \sum ENS * Costo_{ENS}$$



METODOLOGÍA

Modelo Detallado del SEP

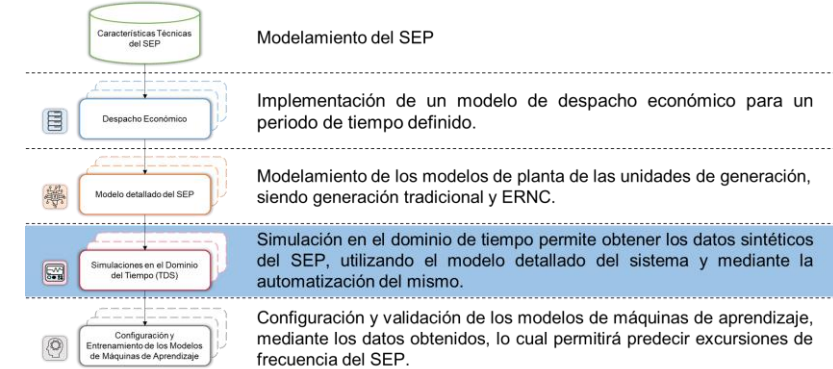
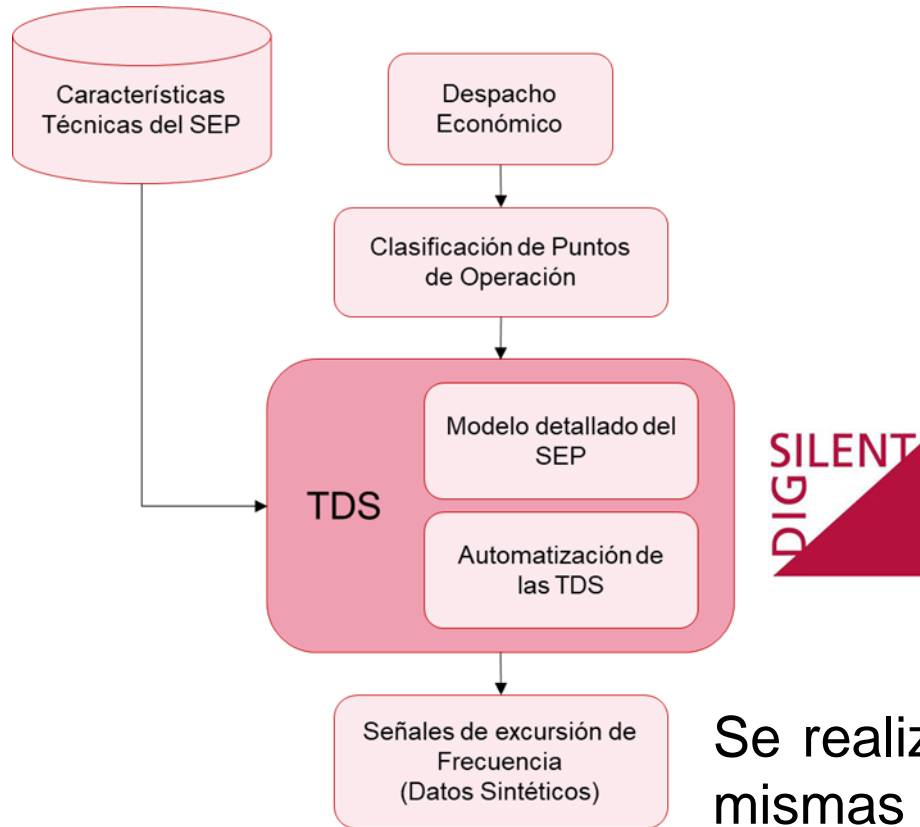
Modelo Detallado del Sistema Eléctrico de Potencia



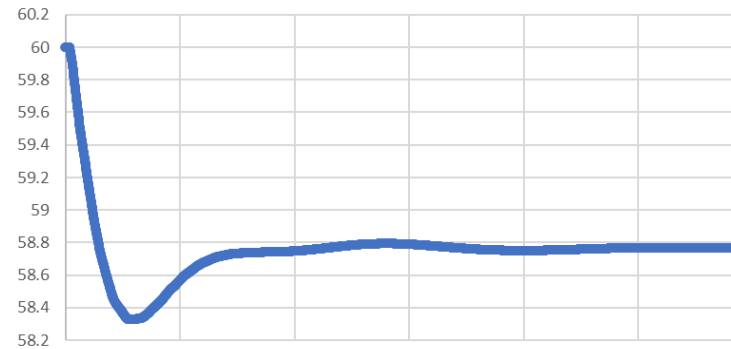
El modelamiento detallado de un SEP, quiere decir, que además de modelar las características principales de los elementos del SEP, se incluye el modelo de sus controladores.

METODOLOGÍA

Simulaciones en el Dominio del Tiempo



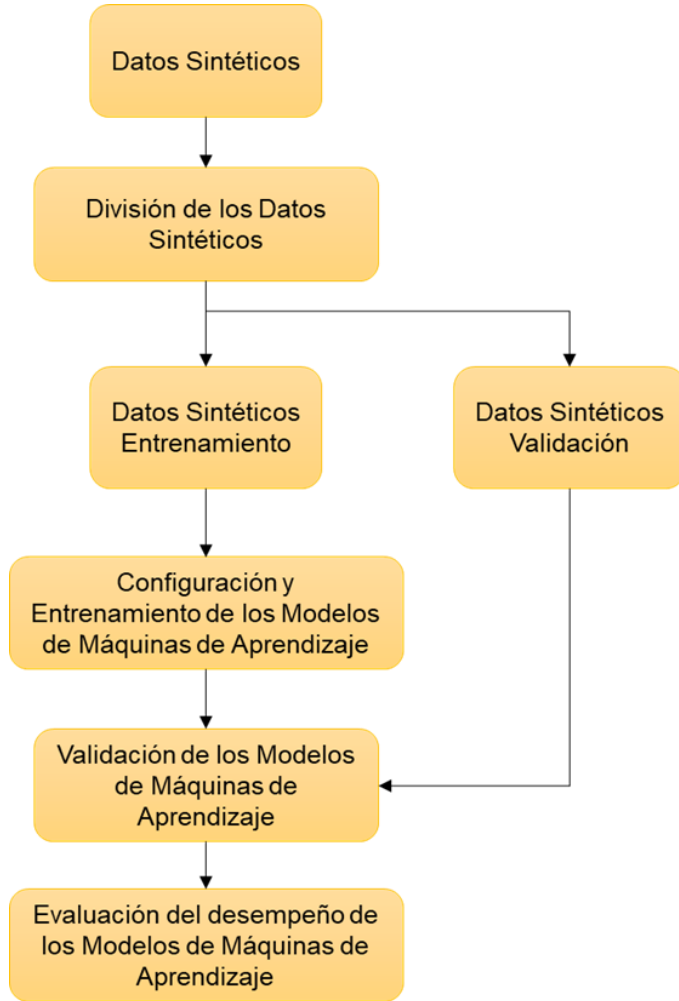
Señal de excursión de Frecuencia



Se realizan las simulaciones en el dominio del tiempo (TDS) las mismas que permiten obtener los datos sintéticos del sistema mediante programación permitiendo automatizar los distintos eventos de las TDS

METODOLOGÍA

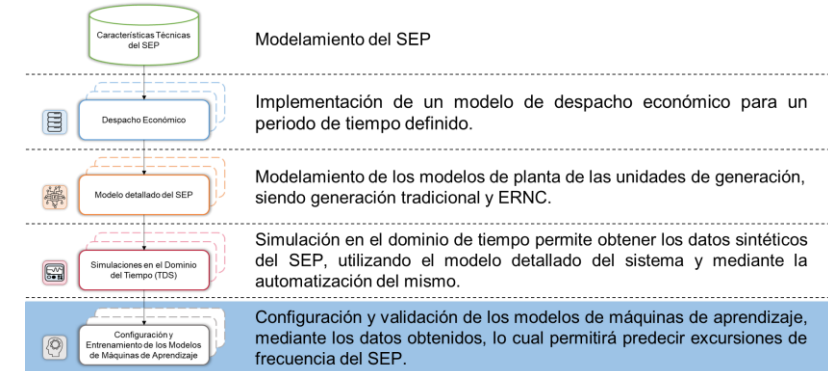
Máquinas de Aprendizaje



Los datos sintéticos y las características relevantes seleccionadas se utilizan para el entrenamiento y evaluación de los distintos modelos de máquinas de aprendizaje como:

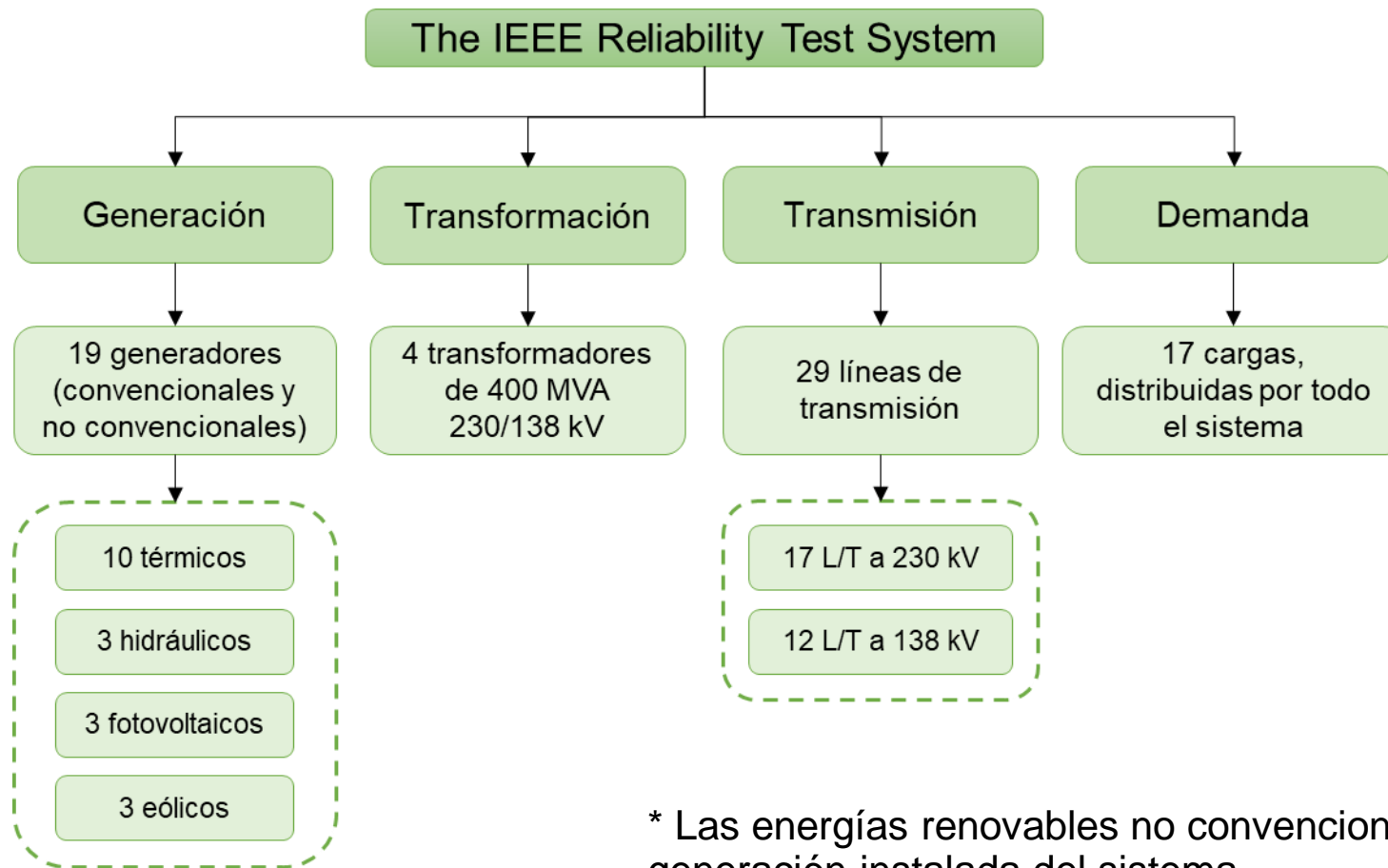
- Decision Tree
- Random Forest
- Support Vector Machine, entre otros.

Se realiza un análisis comparativo de los modelos en términos de desempeño para predecir la excursión de frecuencia luego de ocurrida una contingencia en el SEP



CASO DE ESTUDIO

La metodología propuesta es desarrollada en un test system modificado de 24 Barras, conocido en la literatura como “The IEEE Reliability Test System”.



Barra	SG	Unit Type	P. instalada
1	3	Térmico	152
2	4	Térmico	152
15	5	Térmico	155
16	6	Térmico	155
23	7	Térmico	310
23	8	Térmico	350
7	9	Térmico	350
13	10	Térmico	295.5
13	11	Térmico	295.5
15	12	Térmico	60
18	1	Hidráulico	400
21	2	Hidráulico	400
22	13	Hidráulico	400
3	14	PV	179
10	15	PV	179
13	16	PV	179
14	17	Eólico	179
15	18	Eólico	179
17	19	Eólico	179

* Las energías renovables no convencionales representan el 25% del total de la generación instalada del sistema.

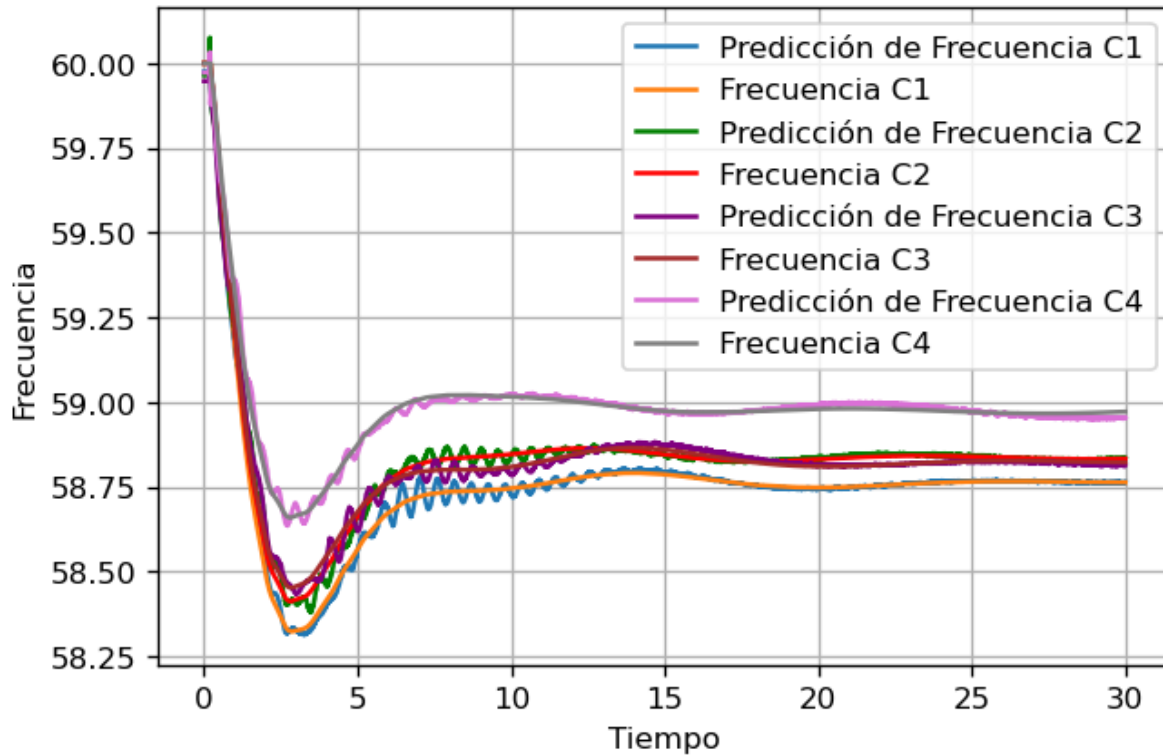
ANÁLISIS DE RESULTADOS

A continuación se presenta los resultados obtenidos de Ensemble Learning y SVM en varios puntos de operación.

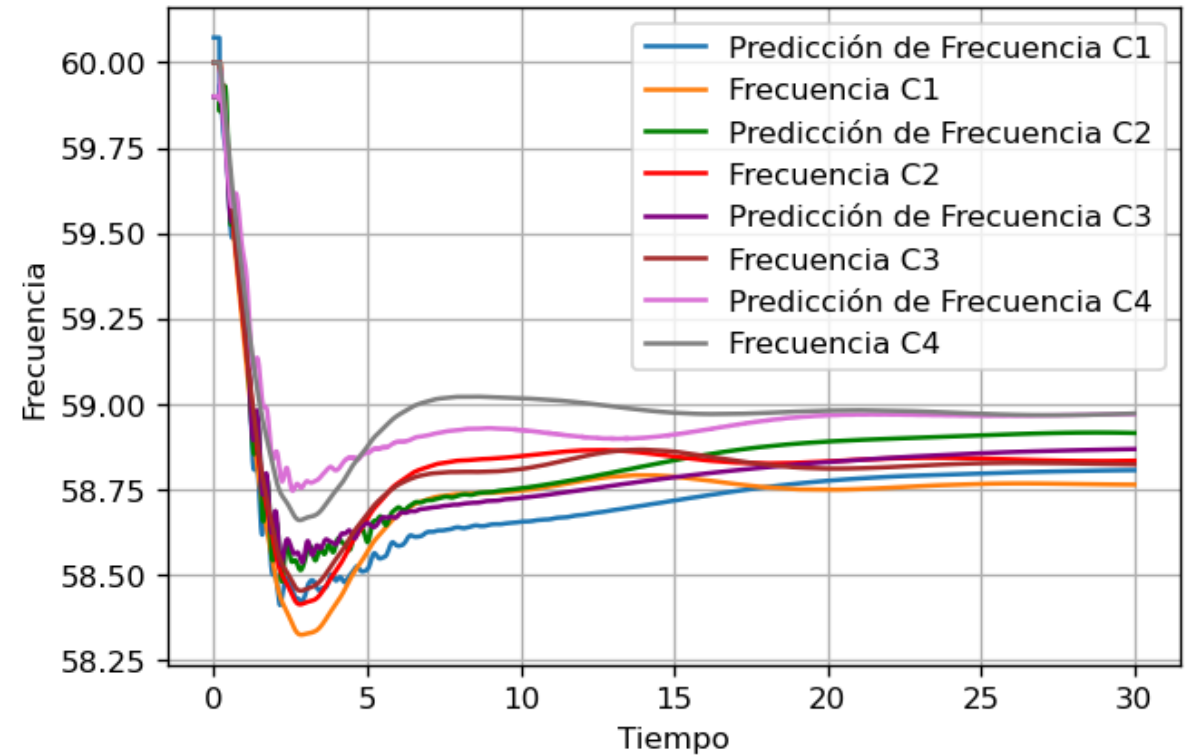
Promedio del desempeño de los modelos de ML

Ensemble Learning	0.9904
SVM	0.8722

Ensemble Learning



SVM



ANÁLISIS DE RESULTADOS

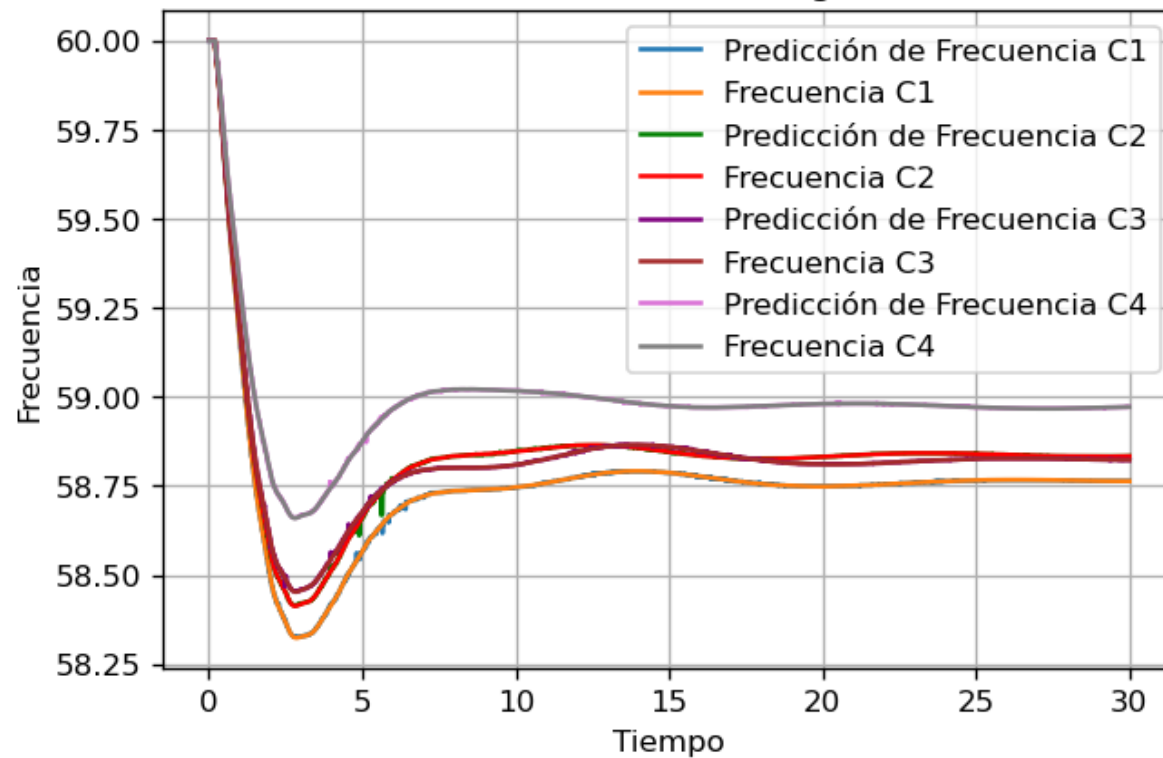
A continuación se presenta los resultados obtenidos de Gradient Boosting y Decision Tree en varios puntos de operación.

Promedio del desempeño de los modelos de ML

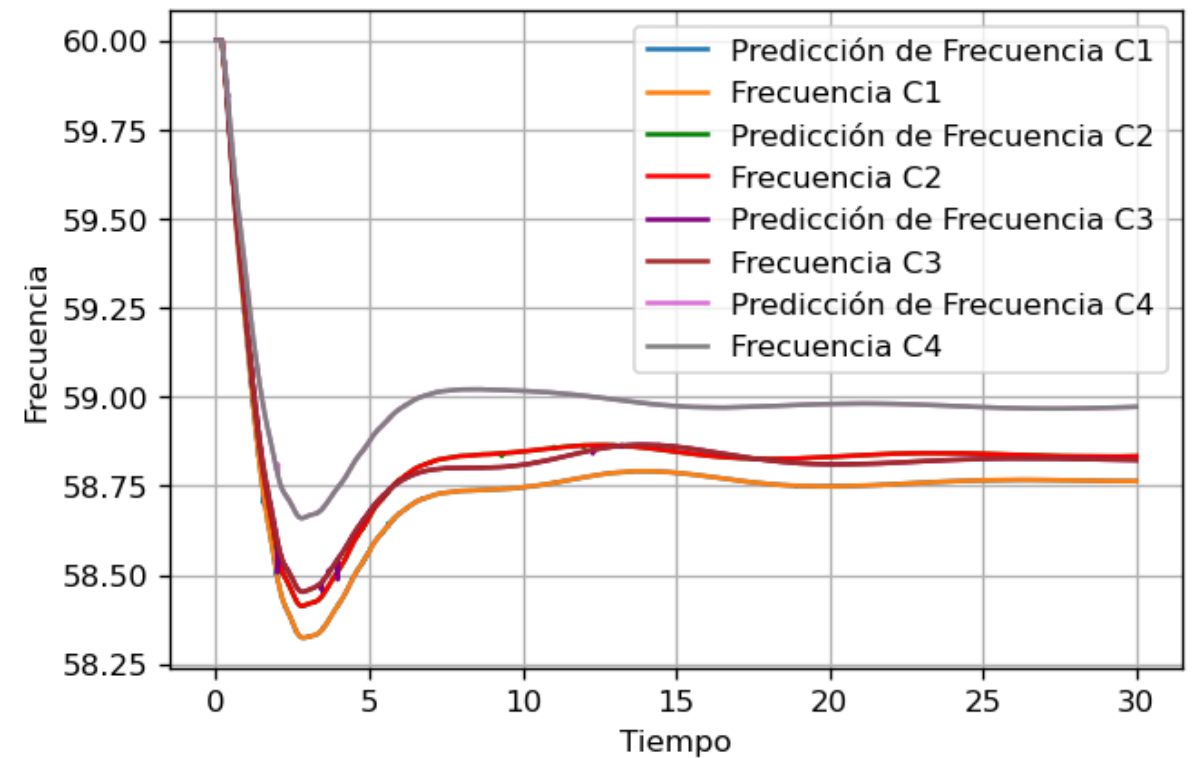
Gradient Boosting 0.9997

Decision Tree 0.9997

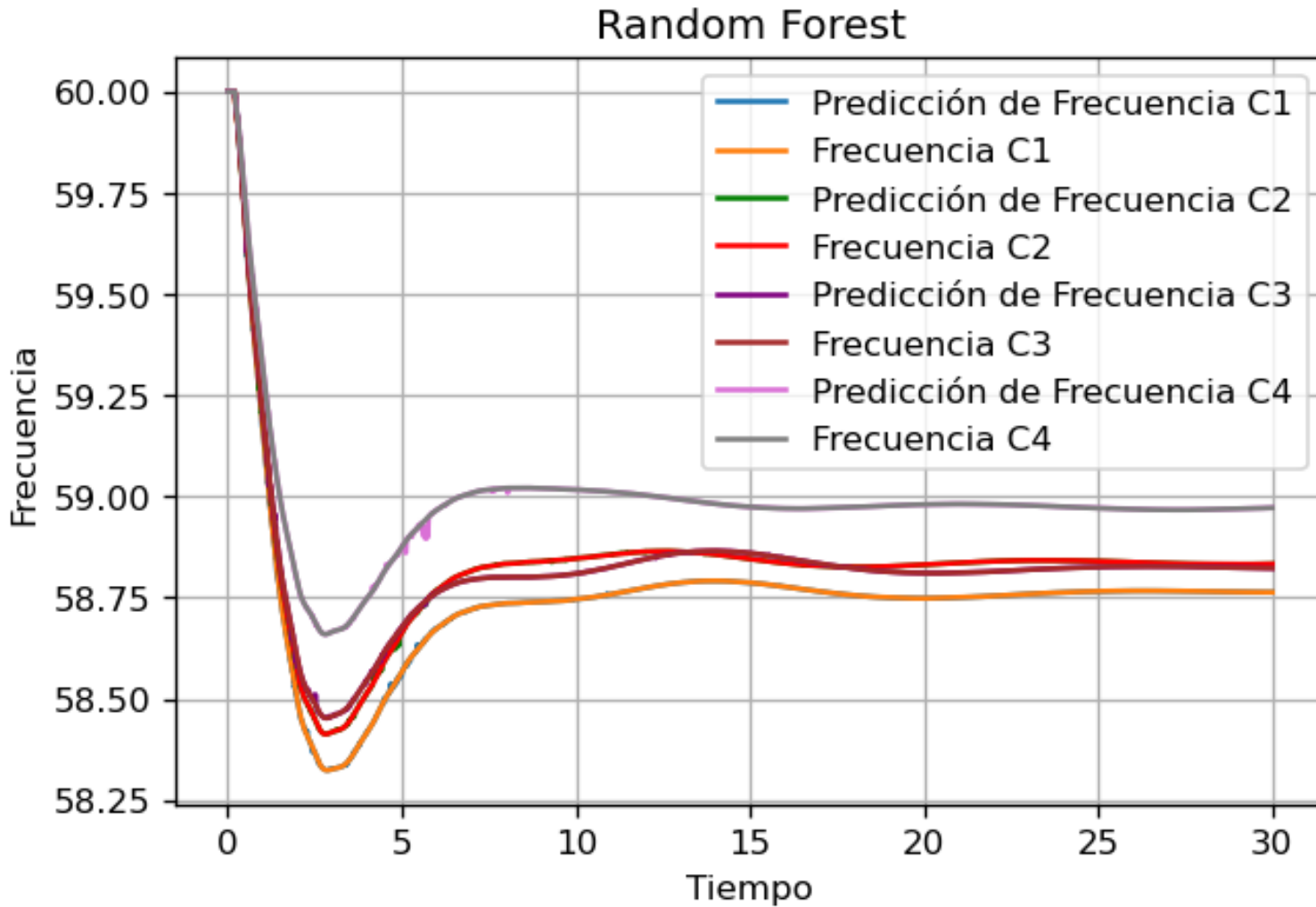
Gradient Boosting



DECISION TREE



ANÁLISIS DE RESULTADOS



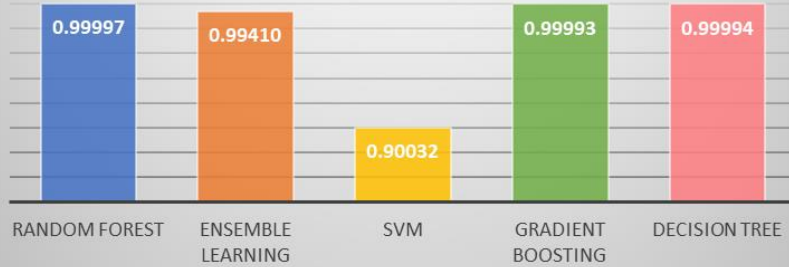
Una vez implementados varios modelos de máquinas de aprendizaje, para el caso de estudio, Random Forest obtuvo el mejor desempeño, en comparación a Decision Tree y Gradient Boosting.

Promedio del desempeño de los modelos de ML

SVM	0.8722
Decision Tree	0.9997
Random Forest	0.9998
Gradient Boosting	0.9997
Ensemble Learning	0.9904

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Evaluación del desempeño de los modelos de Máquinas de Aprendizaje
Caso 1



Evaluación del desempeño de los modelos de Máquinas de Aprendizaje
Caso 2



Evaluación del desempeño de los modelos de Máquinas de Aprendizaje
Caso 3

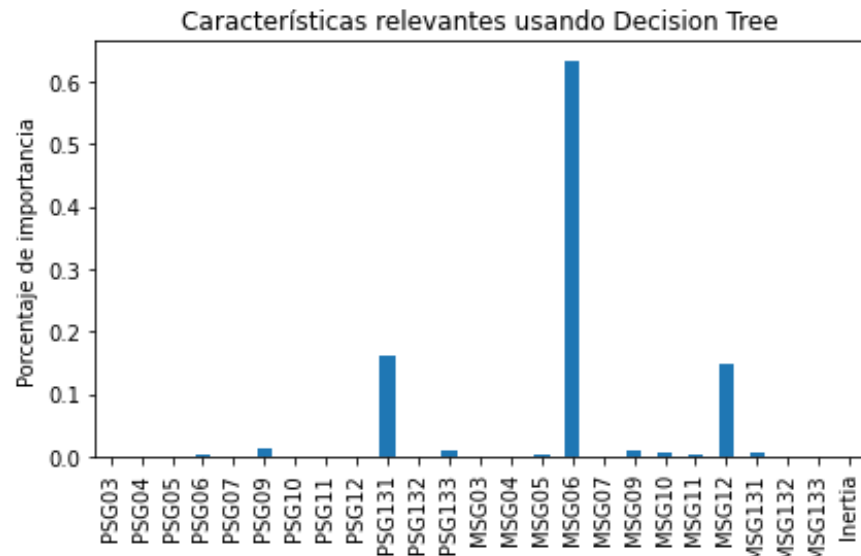
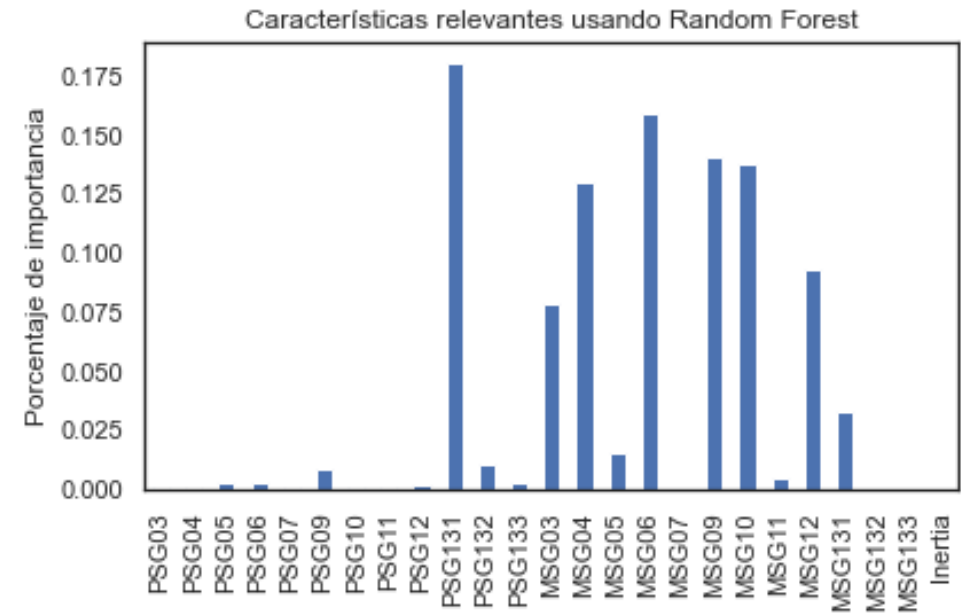
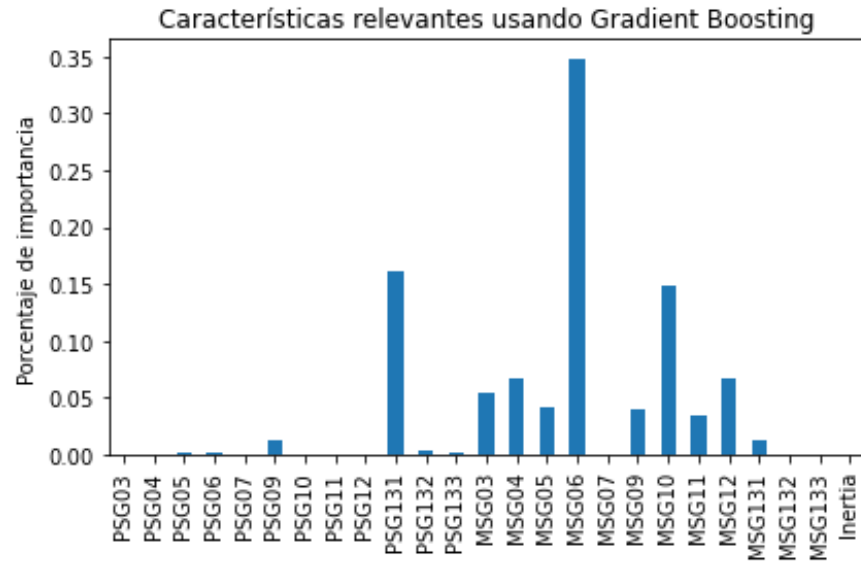


Evaluación del desempeño de los modelos de Máquinas de Aprendizaje
Caso 4



Random Forest es la MA que tiene mejor desempeño a excepción en el caso 3 ya que Decision Tree presenta un mejor desempeño que el resto de MA.

ANÁLISIS DE RESULTADOS



Dependiendo de la máquina de aprendizaje la importancia de las variables de decisión se distribuye de diferente forma, Decision Tree considera entre 3 a 5 características, pero Random Forest considera entre 5 a 8.

CONCLUSIONES

- La metodología propuesta y desarrollada en este trabajo de investigación, permite realizar un análisis comparativo entre los diferentes modelos de MA y seleccionar el mejor modelo para predecir excursiones de frecuencia que presenta un SEP luego de ocurrida una contingencia (desconexión intempestiva de generación).
- Random Forest obtuvo el mejor desempeño en comparación con las distintas máquinas de aprendizaje evaluadas en 650 punto de operación con falla obteniendo un desempeño del 99.98%, por otro lado, SVM es la máquina de aprendizaje que tiene un menor desempeño con un 87.22% de precisión. DT obtuvo un porcentaje del 99.97 % cercano a RF, pero DT es considerado casuístico pues al introducir nuevos datos tiende a fallar debido a que no maneja las incertidumbres asociadas al fenómeno.
- Se desarrolló e implementó el modelo detallado del sistema de prueba modificado el cual permitió realizar simulaciones dinámicas relacionadas a desconexiones intempestivas de las unidades de generación.

CONCLUSIONES

- Para este caso de estudio se implementó un despacho económico multinodal para el sistema de prueba 24 barras del IEEE modificado; se obtuvo series de datos de las 4 estaciones del año, una semana por cada estación, obteniendo un total de 672 horas o puntos de operación con el fin de obtener niveles de generación variada para el modelamiento de las energías renovables no convencionales siendo estas energías eólica y solar fotovoltaica que representan el 25% de la generación total del sistema.
- Mediante el uso de las simulaciones en el dominio del tiempo se logró obtener los datos sintéticos del sistema de prueba modificado, además se seleccionaron las características relevantes que intervienen en el entrenamiento de las máquinas de aprendizaje, estas son: potencia eléctrica, potencia mecánica e inercia del sistema debido a su estrecha relación con la estabilidad de frecuencia.

CONCLUSIONES

- El desempeño de los algoritmos utilizados fue evaluado mediante el criterio del error cuadrático medio, de una total de 650 fallas del conjunto de validación, obteniendo los siguientes resultados: SVM con el 87.22%, Ensemble Learning con el 99.04%, Gradient Boosting con el 99.97%, Decision Tree con el 99.97% y finalmente Random Forest con el 99.98%.

RECOMENDACIONES

- Para el modelamiento de las centrales de generación renovables no convencionales, se recomienda seleccionar datos representativos y de diferentes estaciones del año, que permitan tener niveles de generación variada que aporten al sistema.
- Se recomienda el uso de la máquina de aprendizaje Random Forest para futuros trabajos, debido a la estructura propia del algoritmo que distribuye los datos de entrenamiento y agrupa los resultados, compensando los errores entre sí y obteniendo mejores niveles de predicción.
- Para obtener resultados válidos de las distintas máquinas de aprendizaje, se recomienda considerar la correcta configuración de los hiper-parámetros que conforman cada máquina, ya que se podrían obtener predicciones erróneas.
- Para el desarrollo de simulaciones en el dominio del tiempo, se recomienda el uso de equipos con niveles de procesamiento elevados, debido a que permitirán optimizar el tiempo de implementación.

Gracias

