



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

PROPUESTA METODOLÓGICA PARA EL ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE
FRECUENCIA EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA CON BAJA INERCIA

TESIS PARA OPTAR POR EL GRADO DE DOCTOR EN
INGENIERÍA ELÉCTRICA

DIEGO EDMUNDO ORTIZ VILLALBA

PROFESORA GUÍA:
CLAUDIA RAHMANN ZÚÑIGA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
RODRIGO MORENO VIEYRA
JOSÉ ESPINOZA CASTRO
DANIEL OLIVARES QUERO

Este trabajo fue financiado parcialmente por el programa: Doctorado nacional para extranjeros
CONICYT/63140112

SANTIAGO DE CHILE
2023

RESUMEN DE TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
DOCTOR EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
REALIZADA POR: DIEGO EDMUNDO ORTIZ VILLALBA
FECHA: 2023
PROFESOR GUÍA: DR. CLAUDIA RAHMANN ZUÑIGA

PROPUESTA METODOLÓGICA PARA EL ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE
FRECUENCIA EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA CON BAJA INERCIA

Varias investigaciones han demostrado que la reducción de inercia en los sistemas eléctricos de potencia (SEP) debido al desplazamiento de los generadores sincrónicos por tecnologías de generación variable, aumenta la frecuencia mínima del sistema luego de una pérdida de generación y lleva a una mayor tasa de cambio de frecuencia.

En esta tesis se propone un marco metodológico práctico para el desarrollo de estudios de estabilidad de frecuencia en SEP reales con baja inercia. Para esto, se desarrolla una herramienta capaz de evaluar la estabilidad de frecuencia de los SEP sin necesidad de realizar simulaciones dinámicas en el dominio del tiempo. La herramienta se basa en técnicas de inteligencia artificial, lo que asegura su aplicación práctica en sistemas reales. La propuesta incluye además un algoritmo capaz de identificar exitosamente puntos de operación críticos desde la perspectiva de estabilidad de frecuencia frente a bajos niveles de inercia utilizando un filtro de alta precisión e indicadores cuasi-estacionarios novedosos. La propuesta metodológica se valida en el ex-Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING) de Chile, donde se muestra que el filtro propuesto logra identificar con un alto nivel de precisión, los peores escenarios que puede enfrentar el sistema frente a bajos niveles de inercia.

RESUMEN DE TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
DOCTOR EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
REALIZADA POR: DIEGO EDMUNDO ORTIZ VILLALBA
FECHA: 2023
PROFESOR GUÍA: DR. CLAUDIA RAHMANN ZUÑIGA

METHODOLOGICAL FRAMEWORK FOR FREQUENCY STABILITY ANALYSIS IN
POWER SYSTEMS WITH LOW INERTIA

Several research works have shown that reduced system inertia due to the displacement of synchronous generators (SGs) by inertia-less variable generation technologies (VGTs), increases the frequency nadir after a loss of generation and leads to a steeper Rate of Change of Frequency. This thesis presents a practical framework to perform frequency stability studies in large power systems with low inertia. The proposal includes the development of a computational tool to assess the stability of frequency in power systems without performing time-domain simulations. The computational tool is based on artificial intelligence techniques to ensure its application in real power systems. Moreover, the methodology includes an algorithm able to identify worst-case operating points and contingencies in terms of frequency stability performance for power systems with low levels of inertia using a novel filter with a high level of accuracy. The effectiveness of the proposed methodology is demonstrated on a case study on the ex- Northern Interconnected System in Chile, where it is shown that the proposed filter is able to identify worst-case scenarios with a high level of accuracy, with representative operating conditions covering a wide range of worst-case frequency responses, thus proving to be a useful tool for frequency stability.

Este trabajo se lo dedico a Negrita (Jacquy),

A mis padres Zonnia y Edmundo,

A mis sobrinitos: Davity, Betito, Mateo, Toñito, Manuchis y Davidcito,

A toda mi familia

AGRADECIMIENTOS

Primero quiero agradecer a Dios por todas las bendiciones recibidas durante este proceso.

Quiero extender mi más sincera gratitud a mi profesora guía Profesora Claudia Rahmann por la confianza depositada en mí, por formarme como investigador, por guiarme en la elaboración de mi tesis y por su amistad. A Ricardo Álvarez por la confianza, por su tiempo, amistad y por su contribución en el desarrollo de este trabajo de investigación. Al profesor Claudio Cañizares por su amabilidad durante mi estadía en la universidad de Waterloo en Canadá y por haberse sumado a contribuir en esta tesis.

A mi esposa, Jacquyta, por su amor, paciencia, por compartir todo este proceso y sueño junto a mí. A mis padres, hermanas sobrinitos que a pesar de la distancia con sus llamadas siempre estuvieron junto a nosotros con sus palabras de aliento y por hacernos sentir que estábamos cerca.

A mi gran amigo Jorge, por su amistad y preocupación, por todas las horas de discusión y consejos. A mis amigos con los cuales coincidimos en este proceso y compartimos muchos momentos agradables: Oscar, Carlitos S., Luis, Juanse, Panchito, Aramis, Leo, Diego, Alex V., Danny, Andrés Ch., Ricardo, Pablito, Rubén, Carito, Nico C., Nico L., Alexander, Juan Carlos, Abu y a Felipe V. por compartir sus conocimientos.

A los amigos del laboratorio de Micro-redes por hacer de los almuerzos entretenidos, Enrique, Manuel, Alex N., Leo, Claudio, Felipe, Mauricio, Erwin y Mati.

A mis amigos de la universidad de Waterloo, Sofi, Ricky, Carlitos, Mohammed, Akram, Matheus, Iván, Mauricio, William, Fabián, Jorge, Walter y Darío, por hacer de mi estadía más amena. A Gloria y Jacques por recibirme con los brazos abiertos en Canadá, fueron muy gratos momentos los que compartimos.

Mil gracias a nuestros buenos amigos que consideramos nuestros herman@s en Chile, Javi, Andresito, Elenita, Natita, Vane y Rossy, gracias por todos los buenos momentos compartidos, por su preocupación, y por estar siempre pendientes de nosotros.

A los amigos del CE, Prof. Rodrigo P., Guillermo, Marcelo, Carlitos, Paolita, Prof. Rodrigo M. y Patricio, gracias por su amistad.

Finalmente, agradezco al gobierno chileno, por la beca CONICYT/63140112 Doctorado Nacional para Extranjeros. Además, al Proyecto: Redes de cooperación internacional 2017 Transmission Expansion Planning considering stability constraints under of high levels of Variable Generation Technologies (VGTs).

Tabla de Contenido

1.	<i>Introducción</i>	1
1.1	<i>Hipótesis</i>	3
1.2	<i>Objetivos</i>	3
1.2.1	<i>Objetivo general</i>	3
1.2.2	<i>Objetivos específicos</i>	3
1.3	<i>Contribuciones</i>	4
1.4	<i>Alcance</i>	4
1.5	<i>Publicaciones</i>	4
1.5.1	<i>Journal Publications</i>	4
1.5.2	<i>Conference Publications</i>	5
1.6	<i>Estructura de la Tesis</i>	5
2.	<i>Estado del Arte</i>	6
2.1	<i>Estabilidad de frecuencia</i>	6
2.1.1	<i>Desbalance de potencia, inercia sistémica, y RoCoF</i>	8
2.1.2	<i>Frecuencia nadir</i>	13
2.1.3	<i>Governor ramp-rate</i>	13
2.1.4	<i>Control Primario de Frecuencia</i>	14
2.1.5	<i>Headroom</i>	15
2.2	<i>Efectos de la baja inercia en la estabilidad de frecuencia de los SEP</i>	16
2.3	<i>Importancia y desafíos de los estudios de estabilidad de frecuencia en SEP reales</i>	17
2.4	<i>Máquinas de Aprendizaje aplicadas al análisis de estabilidad de frecuencia</i>	19
2.4.1	<i>Inteligencia Artificial, Máquinas de Aprendizaje y Deep Learning</i>	20
2.4.2	<i>Clasificación de los algoritmos utilizados en las MA</i>	22
2.4.3	<i>Algoritmos de MA utilizados en estudios estabilidad de frecuencia</i>	25
2.5	<i>Análisis del estado del arte referente a la aplicación de MA para el análisis de estabilidad de frecuencia</i>	30
3.	<i>Metodología</i>	35
3.1	<i>Cálculo de características relevantes</i>	36
3.2	<i>Algoritmo para el cálculo de los indicadores que caracterizan la respuesta primaria en frecuencia</i>	36
3.3	<i>Identificación de características relevantes</i>	38
3.4	<i>Diseño del filtro</i>	42
3.5	<i>Cluster y selección PO representativos</i>	44
4.	<i>Análisis de Resultados</i>	46
4.1	<i>Caso de Estudio</i>	46
4.2	<i>Identificación de los PO con peor desempeño</i>	47
4.3	<i>Selección de PO representativos</i>	50
4.4	<i>Discusión</i>	54
5.	<i>Aplicación de los desarrollos de esta tesis en el proyecto Fondef IDeA: “Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico” ...</i>	55
5.1	<i>Contexto del proyecto FONDEF IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico</i>	55
5.1.1	<i>Metodología del proyecto Fondef IDeA</i>	57
5.2	<i>Desarrollos realizados en el marco de esta tesis que serán utilizados en el proyecto Fondef IDeA</i>	57
5.3	<i>Comentarios del Capítulo V</i>	63
6.	<i>Conclusiones y Trabajos Futuros</i>	65
6.1	<i>Conclusiones</i>	65
6.2	<i>Trabajos Futuros</i>	66

Bibliografía.....	67
ANEXOS.....	71
Anexo A: Lista de Acrónimos.....	71
Anexo B: Resultados con diferentes objetivos de filtro aplicados al ex - SING.....	72
Anexo C: Objetivos y producto final del proyecto: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico.....	76

Índice de Figuras

Figura 1 Respuesta en frecuencia, conceptos y definiciones (recomendaciones de ENTSO-E).....	7
Figura 2 Valores de Inercia característicos de centrales hidráulicas y turbinas a vapor.....	11
Figura 3 Valores de Inercia característicos de centrales nucleares y turbinas de combustión.....	12
Figura 4 Valores de Inercia característicos de centrales que forman parte del SEN (Chile).....	13
Figura 5 Respuesta al escalón (regulador de velocidad).....	14
Figura 6 Respuesta dinámica del regulador de velocidad de un GS.....	15
Figura 7 Clasificación de la IA.....	20
Figura 8 Clasificación general de los algoritmos utilizados en MA.....	21
Figura 9 Diferencias entre MA y Deep Learning.....	22
Figura 10 Clasificación de algoritmos utilizados en las MA.....	23
Figura 11 Identificación de 3 grupos utilizando k-means.....	25
Figura 12 Función Linear Logistic Regression.....	26
Figura 13 Tipos de clusters jerárquicos en función del grado de proximidad.....	27
Figura 14 Clasificador usando SVM.....	27
Figura 15 Clasificador utilizando DTs.....	28
Figura 16 Entrenamiento de diversos clasificadores.....	28
Figura 17 Predicciones basadas en el método del más votado.....	28
Figura 18 Funcionamiento del algoritmo RF.....	29
Figura 19 Estructura de una Red Neuronal de una sola capa.....	30
Figura 20 Estructura de un algoritmo basado en ELM.....	30
Figura 21 Metodología Propuesta.....	35
Figura 22 Sistema de prueba IEEE de 14 barras.....	40
Figura 23 Metodología para el desarrollo del filtro.....	41
Figura 24 Función de distribución acumulada de la fNAD para todos los PO del sistema de prueba IEEE de 14 barras.....	41
Figura 25 Diseño del Filtro.....	43
Figura 26 Histograma con los resultados del filtro para identificar el 20% de los PO con peor desempeño: a) verdaderos positivos (color verde) y falsos positivos (color rojo). b) verdaderos negativos (color verde) y falsos negativos (color rojo).....	44
Figura 27 ex-Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING).....	46
Figura 28 Resultado de 3 características relevantes junto con el desempeño en frecuencia del sistema ex-SING obtenidos utilizando TDS.....	47
Figura 29 Histograma con los resultados del filtro para identificar el 20% de los PO en el ex - SING con peor desempeño: a) verdaderos positivos (color verde) y falsos positivos (color rojo). b) Verdaderos negativos (color verde) y falsos negativos (color rojo).....	48
Figura 30 Selección de puntos representativos utilizando un filtro para identificar el 20% de los PO con peor desempeño.....	49
Figura 31 Porcentaje de las condiciones de operación (horas) y contingencias con peor desempeño identificadas correctamente por diferentes filtros aplicados al ex - SING.....	49
Figura 32 Ejemplo ilustrativo para seleccionar 30 PO representativos usando un filtro diseñado para identificar el 20% de los puntos PO con peor desempeño.....	50
Figura 33 PO representativos usando un filtro diseñado para identificar el 20% de los puntos PO con peor desempeño.....	51
Figura 34 Representación del error obtenido con diferente número de clusters. Las líneas continuas representan el error obtenido para PO identificados con el peor desempeño (tanto correctos como incorrectos), mientras que las líneas discontinuas representan el error para los PO reales con el peor desempeño.....	52

<i>Figura 35 Error de representación obtenido para los PO reales con peor desempeño para diferente número de clusters. Las líneas continuas representan el error obtenido usando el filtro propuesto, mientras que las líneas discontinuas representan el error usando un filtro ideal, sin error de clasificación</i>	53
<i>Figura 36 Resultados obtenidos para representar el 1% de los peores PO usando 20 clusters con varios filtros como objetivo</i>	53
<i>Figura 37 Metodología proyecto Fondef IDeA</i>	57
<i>Figura 38 Metodología Etapa 1 Fondef IDeA</i>	59
<i>Figura 39 Clustering Process</i>	61
<i>Figura 40 Flujograma automatización simulaciones dinámicas (DPL)</i>	63

Índice de Tablas

<i>Tabla 1 Resumen valores de Inercia H [s] centrales hidráulicas y turbinas a vapor</i>	11
<i>Tabla 2 Resumen valores de Inercia H [s] centrales nucleares y turbinas de combustión</i>	12
<i>Tabla 3 Resumen valores de Inercia H [s] centrales que forman parte del SEN (Chile)</i>	13
<i>Tabla 4 Características Candidatas</i>	36
<i>Tabla 5 Ranking de Características del sistema de prueba IEEE de 14 barras</i>	42
<i>Tabla 6 Desempeño del Filtro</i>	44
<i>Tabla 7 Desempeño de la implementación de filtros con diferentes objetivos en el ex - SING</i>	48

Nomenclatura

c_i	Governor ramp-rate del generador i en p.u./s.
c_{sys}	Governor ramp-rate equivalente de todo el SEP en p.u./s.
$c_{sys}^{h,j}$	Estimación de la rampa sistémica “governor ramp rate” durante el despliegue de la respuesta primaria en frecuencia PFR en la hora h debido a la contingencia j
D	Torque amortiguante expresado en p.u.
$FRI^{h,j}$	Índice de la respuesta en frecuencia en la hora h debido a la contingencia j
f	Frecuencia expresada en Hz
f_{NAD}	Frecuencia Nadir expresada en Hz.
$f_{NAD}^{h,j}$	Estimación de la frecuencia nadir en la hora h debido a la contingencia j
f_0	Valor de frecuencia nominal expresada en Hz
H	Constante de inercia expresada en segundos
\bar{H}_i	Constante de inercia del generador i en base común
H_{sys}	Constante de inercia del sistema expresada en s.
H_{sys}^h	Inercia sistémica en la hora h antes de que ocurra la contingencia
$H_{sys}^{h,j}$	Inercia sistémica en la hora h después de ocurrida la contingencia j
HR_i	Headroom o reserva en giro disponible que puede ser utilizada por el regulador de velocidad del generador i expresada en p.u.
$HR^{h,j}$	Reserva total del sistema proporcionada por los GSs en la hora h luego de ocurrida la contingencia j
$NSIP^h$	Porcentaje de penetración de las TGV en la hora h
PFR_i	Control primario de frecuencia proporcionado por cada generador i expresado en p.u.
$PFR^{h,j}$	Estimación de la respuesta primaria en frecuencia en la hora h para la contingencia j (antes de alcanzar la frecuencia nadir)
P_e	Potencia eléctrica expresada en p.u.
P_i	Potencia inyectada por el generador i de acuerdo con el despacho económico expresada en p.u.
P_i^{NAD}	Potencia mecánica del generador i inyectada cuando se alcanza la f_{NAD} en p.u.
$P_i^{t_0}$	Potencia mecánica del generador i antes que ocurra el desbalance de potencia en p.u.
P_m	Potencia mecánica proporcionada por la turbina expresada en p.u.
P_{nom_i}	Potencia nominal del generador i en p.u.
$RoCoF$	Tasa de cambio de frecuencia expresada en Hz/s
$RoCoF^{h,j}$	RoCoF del sistema en la hora h luego de ocurrida la contingencia j
$SG_{PL}^{h,j}$	GS fallado (j) en la hora h
\bar{T}_e	Torque eléctrico del generador i en p.u.
\bar{T}_m	Torque mecánico de la turbina en p.u.
t_{PFR}	Ventana de tiempo donde los controles de velocidad responden ante el desbalance entre carga y generación expresada en s.
t_{NAD}	Ventana de tiempo en la cual se alcanza f_{NAD} expresado en s.
$t_{NAD}^{h,j}$	Estimación del tiempo en el cual se alcanza la frecuencia nadir en la hora h debido a la contingencia j
t_0	Tiempo asociado con la banda muerta del regulador de velocidad (donde la acción de control es nula), expresado en s.

$\Delta H_{sys}^{h,j}$	<i>Variación de la inercia sistémica en la hora h debido a la contingencia j</i>
ΔP	<i>Desbalance de potencia expresado en p.u.</i>
$\Delta P_d^{h,j}$	<i>Desbalance de potencia en la hora h debido a la contingencia j</i>
ω_i	<i>Frecuencia angular del generador i en p.u.</i>

1.Introducción

Las situaciones más críticas que pueden enfrentar los sistemas eléctricos de potencia (SEP) se presentan cuando algún accidente o contingencia puntual (caída de un árbol sobre una línea de transmisión, incendio de un transformador, entre otros), altera la operación normal del sistema y lo lleva a una condición de inestabilidad irrecuperable. La pérdida de estabilidad en un SEP implica el corte de suministro de energía a la población y el sector productivo, con costos sociales tangibles como lo son la alteración de la calidad de vida de la población y las pérdidas económicas directas. A modo de ejemplo, el mayor blackout de la historia de USA (ocurrido el año 2003), involucró una pérdida económica estimada de 7-10 billones de USD, dejando a 50 millones de personas sin electricidad [1]. Problemas similares han ocurrido en diversas partes del mundo incluyendo Italia (2003, 57 millones de personas afectadas, se interrumpieron 180 GW de carga), India (2012, 620 millones de personas afectadas por 2 días), Brasil (2011, 53 millones de personas afectadas durante 16 horas), China (2008, 4 millones de personas afectadas), entre otros. En el sistema eléctrico chileno, los cortes de suministro ocurridos producto de diferentes contingencias durante el año 2018 produjeron un monto total de energía no suministrada igual a 14968 MWh [2] con un costo total estimado de 165 millones de USD. Para enfrentar y resolver los problemas de estabilidad, así como minimizar sus posibles consecuencias en la sociedad, los operadores de red (OR) realizan diferentes estudios con el propósito de definir medidas correctivas apropiadas que permitan mantener la estabilidad del sistema durante contingencias y asegurar así el suministro de energía eléctrica a la población.

La evaluación de la estabilidad de un SEP consiste en determinar la habilidad de este de soportar un conjunto pre-definido de contingencias y transitar hacia una condición de equilibrio (régimen permanente) sin afectar la operación segura del sistema [3]. En la actualidad, para analizar la estabilidad de SEP reales, se deben realizar simulaciones dinámicas en el dominio del tiempo, utilizando modelos dinámicos detallados de los diferentes componentes que forman el SEP. La dinámica de los SEP se modela mediante un conjunto de ecuaciones algebraico-diferenciales que se resuelven mediante métodos numéricos apropiados. A este tipo de estudios se les conoce como Análisis de Seguridad Dinámica fuera de línea (*offline DSA* por sus siglas en inglés).

Si bien los estudios DSA han sido ampliamente utilizados en el sector durante décadas, el modelo de un SEP real puede involucrar miles de ecuaciones diferenciales y algebraicas con dinámicas en escalas de tiempo muy variadas; por lo que estos estudios son altamente demandantes en cuanto a carga computacional y recursos humanos [4]. Debido a esto, los estudios DSA se realizan con una periodicidad en el tiempo relativamente baja y solo consideran una cantidad limitada de escenarios en cuanto a condiciones de operación y contingencias. A modo de ejemplo, en el caso de la Red Europea, los operadores de red y electricidad (ENTSO-E), en el artículo 38 de su normativa “Commission Regulation (EU) 2017/1485, indica que los operadores deberán realizar, al menos una vez al año, estudios de estabilidad fuera de línea con el propósito de identificar límites de estabilidad y posibles problemas de estabilidad que los sistemas de transmisión puedan enfrentar [5]. A nivel nacional, entre los estudios que deben ser desarrollados por el Coordinador Eléctrico Nacional se encuentran el “Estudio para plan de defensa contra contingencias extremas” (cada 4 años), y el “Estudio de restricciones en el sistema de transmisión” (todos los años) [6].

En cuanto a los escenarios considerados en los estudios de DSA, la práctica usual es seleccionarlos en base a la experiencia del operador considerando un criterio de “*peor escenario*” (worst-case-scenario) [7]. La justificación de este enfoque se basa en que, si el SEP es capaz de mantener la estabilidad durante condiciones de operación críticas, entonces también debería ser estable en condiciones de operación menos críticas. A modo de ejemplo, para analizar la estabilidad de

frecuencia (AEF) de un SEP considerando este criterio se asume que:

- La probabilidad de que surjan problemas es mayor durante los periodos de demanda neta mínima, en los cuales un limitado número de GS apoyan la frecuencia durante una contingencia [4], [8].
- Las contingencias críticas para ser consideradas en el análisis son desconexiones intempestivas de grandes unidades de generación [4], [8].

Si bien los peores escenarios utilizados en los diferentes estudios de estabilidad han sido ampliamente aceptados en el sector, diversas investigaciones han mostrado que, en sistemas con baja inercia, estos escenarios podrían ya no ser válidos. En efecto, en sistemas con baja inercia, la alta incertidumbre y variabilidad de las fuentes de generación variable no sólo ocasionan un cambio en las peores condiciones operacionales que los SEP pueden enfrentar desde el punto de vista de estabilidad, sino que además provocan que la cantidad de condiciones de operación críticas aumente significativamente y sean más difíciles de identificar [8]. En consecuencia, el criterio actual de “*peores escenarios*” podría no ser capaz de identificar todas las situaciones críticas en las cuales la estabilidad de los SEP podría verse vulnerada [9]. En estos casos, los estudios de DSA podrían conducir a conclusiones erróneas, con las correspondientes consecuencias económicas y sociales para el país. Si bien una solución sería realizar estudios de estabilidad para una gran cantidad de escenarios, los recursos computacionales y humanos que dichos estudios implicarían impiden su aplicación práctica en sistemas de potencia reales.

La gran importancia económica y social de mantener la estabilidad de los SEP durante contingencias, unido a los grandes avances computacionales experimentados en los últimos años, ha impulsado la investigación de herramientas basadas en máquinas de aprendizaje (MA) para estudiar la estabilidad de los SEP y evitar así la realización de simulaciones dinámicas detalladas en el dominio del tiempo [7]-[10]. El interés recibido por las MA se debe principalmente a sus altas velocidades de respuesta, gran capacidad de generalización, bajos requerimientos de información y alta capacidad de extensibilidad [7], [11]. Dichas características permiten efectuar estudios de estabilidad detallados e incluso considerar aplicaciones en tiempo real [12] y [13]. A diferencia de los métodos analíticos tradicionales, las MA son capaces de capturar la relación no lineal entre la operación del SEP y su estabilidad, utilizando un conjunto de datos predefinidos. Una vez establecida dicha relación, se pueden evaluar nuevas condiciones de operación con un alto grado de precisión y bajo esfuerzo computacional, sin necesidad de resolver el complejo sistema de ecuaciones algebraico-diferenciales no lineales asociado [7]-[10].

En cuanto a los trabajos existentes que abordan el estudio de estabilidad de frecuencia de grandes SEP en base a MA, las pocas propuestas existentes incluyen máquinas de soporte vectorial (SVM) [14], [15], redes neuronales artificiales (ANN) [12], [14], árboles de decisión (DTs) [7], [12], [16] y algoritmos de aprendizaje tipo ensamble (ELA) [10]. Sin embargo, ninguno de estos trabajos considera de manera explícita las características particulares de los SEP considerando bajos niveles de inercia y dinámicas muy rápidas asociadas a las centrales renovables conectadas mediante convertidores de potencia. Estas características no sólo llevan a que estos SEP presenten mayor riesgo inestabilidad sino también a que la naturaleza de sus problemas sea diferente a la de los SEP dominados por GSs. Adicionalmente, las pocas herramientas basadas en MA que se han propuesto han sido validadas en sistemas de prueba pequeños, por lo que no es posible asegurar su correcto desempeño en aplicaciones prácticas utilizando sistemas de potencia reales.

En el contexto anterior, en esta propuesta de investigación se propone desarrollar un marco metodológico que permita llevar a cabo estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas de

potencia reales de gran escala. La metodología incluye el diseño e implementación de varias herramientas computacionales basadas en MA cuyo uso coordinado representa una herramienta práctica para su aplicación en SEP reales en términos de precisión y esfuerzo computacional. La propuesta incluye un algoritmo para la identificación de características relevantes en términos de desempeño de estabilidad de frecuencia, la creación de un filtro en función de un umbral definido por el usuario para la identificación de puntos de operación (*PO*) críticos frente a altos niveles de TGV. Además, la propuesta incluye la implementación de un algoritmo de clustering para la identificación de los *PO* más perversos que atenten contra la estabilidad de frecuencia del SEP, en el escenario que luego de la etapa de filtrado exista aun un número considerable de *PO* críticos, lo que dificulta el desarrollo de estudios de estabilidad en términos de capacidad computacional y disponibilidad de recursos humanos.

La propuesta metodológica se aplica en el ex -Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING) de Chile. Los resultados obtenidos son validados utilizando simulaciones dinámicas en el dominio del tiempo (TDS) considerando distintas condiciones de operación y contingencias que el sistema puede enfrentar durante un año.

1.1 Hipótesis

- H1 En sistemas eléctricos con integración masiva de TGV y baja inercia, la forma tradicional de seleccionar las condiciones de operación para estudios de estabilidad de frecuencia basada en el criterio de peor escenario, no es capaz de identificar todas las condiciones críticas que estos sistemas pueden enfrentar.
- H2 Los indicadores típicamente utilizados para medir la robustez de los SEP frente a desbalances de carga no son suficientes frente a altos niveles de TGV.
- H3 Mediante el uso combinado de MA y conocimiento experto, es posible identificar con un alto nivel de precisión y de manera eficiente todas las condiciones de operación críticas que pueden enfrentar los SEP desde la perspectiva de la estabilidad de frecuencia.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

El objetivo general de esta tesis es desarrollar un marco metodológico práctico que permita el desarrollo de estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas de potencia reales con bajos niveles de inercia.

1.2.2 Objetivos específicos

1. Identificar características sistémicas relevantes que determinan la estabilidad de frecuencia de SEP con bajos niveles de inercia. Proponer indicadores dinámicos capaces de caracterizar la condición de operación de un SEP en términos de su robustez frente a desbalances de carga.
2. Proponer una metodología que permita identificar las condiciones de operación críticas que pueden enfrentar los SEP con baja inercia desde la perspectiva de la estabilidad de frecuencia.
3. Diseñar e implementar una herramienta computacional basada en MA, que sea capaz de determinar puntos de operación críticos de grandes SEP con baja inercia.
4. Diseñar e implementar una herramienta computacional práctica capaz de predecir la estabilidad de frecuencia en SEP reales con niveles de baja inercia.
5. Validar la propuesta de investigación considerando un SEP de tamaño real.

1.3 Contribuciones

Las principales contribuciones de este trabajo de investigación son:

1. Identificación de características sistémicas clave que determinan la respuesta dinámica de la frecuencia en SEP con bajos niveles de inercia.
2. Propuesta de un conjunto de indicadores cuasi-estacionarios novedosos capaces de caracterizar la condición de operación de un SEP en términos de su robustez frente a desbalances de carga.
3. Propuesta de una metodología que desde la perspectiva de la estabilidad de frecuencia permita identificar condiciones de operación adversas a las que se pueden enfrentar los SEP con bajos niveles de inercia.
4. Desarrollo e implementación de una herramienta computacional basada en MA, que sea capaz de determinar *PO* críticos de grandes SEP con bajos niveles de inercia.

1.4 Alcance

La propuesta metodológica fue validada utilizando un sistema real (el ex-Sistema Interconectado del Norte Grande ex -SING), sin embargo, la herramienta computacional desarrollada (algoritmo capaz de identificar exitosamente puntos de operación críticos desde la perspectiva de estabilidad de frecuencia basado en inteligencia artificial) utiliza como datos de entrenamiento y validación los conseguidos a través de simulaciones dinámicas obtenidas en un sistema de prueba que tiene características semejantes a las del sistema real (nivel de penetración renovable, tecnologías de generación, entre otras). Por lo tanto, para validar su generalización, el marco metodológico debería ser aplicado a otros sistemas eléctricos de potencia. Otro limitante que queda propuesto como trabajo futuro es aplicar la metodología en el contexto de sistemas eléctricos con niveles más altos de penetración de energías renovables (> 60%).

1.5 Publicaciones

1.5.1 Journal Publications

D. Ortiz-Villalba, C. Rahmann, R. Alvarez Claudio A. Cañizares and Christoph Strunck, "Practical framework for frequency stability studies in power systems with renewable energy sources," IEEE Access, vol. 8, pp. 202286-202297, 2020.

D. Ortiz-Villalba, J. Llanos, Y. Muñoz, R. Moreno, C. Rahmann and B. Pal, "Optimizing system operation with nadir considerations via simulations of detailed system dynamic responses," Electric Power Systems Research, 212 (2022) 1085332022.

C. Rahmann, S. Chamas, R. Alvarez, H. Chávez, **D. Ortiz** and Y. Shklyarskiy, "Methodological approach for defining frequency related grid requirements in low-carbon power systems," IEEE Access, vol. 8, pp. 161929 – 161942, 2020.

F. Valencia, R. Palma-Behnke, **D. Ortiz-Villalba**, A. De La Quintana, C. Rahmann, and R. Cifuentes, "Special Protection Systems: Challenges in the Chilean Market in Face of the Massive Integration of Solar Energy," IEEE Trans. Power Delivery vol. 8977, no. c, pp. 1-1, ISSN: 1937-4208. 2016.

1.5.2 Conference Publications

C. Rahmann, **D. Ortiz-Villalba**, R. Alvarez and M. Salles, "Methodology for selecting operating points and contingencies for frequency stability studies," in IEEE Power & Energy Society General Meeting, Chicago, IL, USA, 2017.

1.6 Estructura de la Tesis

La tesis se encuentra estructurada de la siguiente manera:

- **Capítulo II** presenta un análisis del problema de estabilidad de frecuencia en los SEP. También se realiza una revisión de los principales factores que influyen en la estabilidad de frecuencia. Además, se incluye un resumen los problemas detectados de estabilidad de frecuencia en SEP con baja inercia. Finalmente, se presenta una revisión de los algoritmos basados en MA, aplicados en el contexto del AEF.
- **Capítulo III** describe en forma detallada la metodología propuesta en esta tesis para aplicarla al desarrollo de estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas eléctricos de tamaño real.
- **Capítulo IV** describe el caso de estudio en donde se aplica la metodología presentada en el capítulo III, además se incluyen los resultados alcanzados con su respectivo análisis.
- **Capítulo V** describe la aplicación de los desarrollos realizados en este trabajo de tesis en el contexto del proyecto de investigación "FONDEF IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico". Este proyecto fue implementado para uso del Coordinador Eléctrico Nacional (CEN) en el transcurso del año 2022.
- **Capítulo VI** se presentan las principales conclusiones de esta tesis, además se presentan posibles trabajos futuros donde se puede aplicar el enfoque metodológico propuesto en este trabajo de investigación.

2. Estado del Arte

En esta sección se resumen los principales trabajos de investigación reportados sobre los temas más importantes relacionados con esta tesis. En la sección 2.1 se analiza la estabilidad de frecuencia en los SEP, en la sección 2.2 se hace una revisión de los efectos en los sistemas con baja inercia en la estabilidad de frecuencia, en la sección 2.3 se resume la importancia y los desafíos que involucran los estudios de estabilidad de frecuencia. En la sección 2.4 se presenta una revisión de los algoritmos de MA, aplicados en el contexto del AEF. Finalmente, en la sección 2.5 se presenta el análisis del estado del arte de la aplicación de las MA en el análisis de estabilidad de frecuencia.

2.1 Estabilidad de frecuencia

La estabilidad de frecuencia se refiere a la habilidad que posee un SEP para mantener un valor de frecuencia constante luego de una perturbación que resulte en un desequilibrio significativo entre la generación y carga del sistema [1]. Cualquier desbalance entre generación y carga provoca una desviación de frecuencia del sistema respecto a su valor nominal que afecta el funcionamiento de todas las máquinas síncronas (motores y generadores) así como de las diferentes variables del sistema. Teóricamente en cada instante de tiempo, la potencia producida por los generadores de un sistema debe ser igual a la potencia total demandada más las pérdidas. En este contexto, el equilibrio entre la carga y generación se ve constantemente afectado por varios factores: la naturaleza estocástica de la demanda, la variabilidad e incertidumbre de las TGV, y posibles desconexiones intempestivas de unidades de generación o bloques de carga. Si el equilibrio entre carga y generación no se mantiene constante, se podrían presentar desviaciones de frecuencia importantes que lleven, por ejemplo, a la desconexión en cascada de equipos o a su mal funcionamiento.

La Figura 1, ilustra la secuencia de eventos que se presentan luego de ocurrida una contingencia severa. Estos eventos tienen el propósito de contrarrestar la disminución de la frecuencia y restaurarla a su valor nominal [17], [18], [19].

El extremo izquierdo muestra la frecuencia de un sistema eléctrico en funcionamiento normal (50 Hz), luego ocurre una contingencia (“evento” por ejemplo, la desconexión intempestiva de una unidad de generación importante). Para restaurar el equilibrio entre la demanda y la generación, debido al desbalance de potencia producido por la contingencia, los generadores restantes que participan en el despacho convierten su energía cinética rotacional (inercia) en generación de energía eléctrica, lo que se conoce como *respuesta inercial*. Este proceso ralentiza a los generadores y da como resultado una caída en la frecuencia del sistema. La *respuesta inercial* proporciona tiempo para que los generadores que participan del despacho detecten cambios en la frecuencia e inicien el *control primario de frecuencia*, a través de la acción de los reguladores de velocidad. A medida que actúa el *control primario de frecuencia*, el desequilibrio neto llega a cero y la frecuencia deja de disminuir, hasta llegar a un error en estado estacionario (desviación del valor de la frecuencia respecto a su valor nominal). Idealmente, esta secuencia de eventos detendrá la disminución de la frecuencia antes de que se alcance el valor umbral en donde los esquemas de desconexión automático de carga entren en funcionamiento (UFLS). En los segundos y minutos subsiguientes, los operadores de la red envían señales de control a ciertas unidades de generación para que incrementen su potencia con el propósito de restaurar completamente la frecuencia a su valor nominal (50 Hz), es decir, ocurre la activación de las reservas secundarias y terciarias [20].

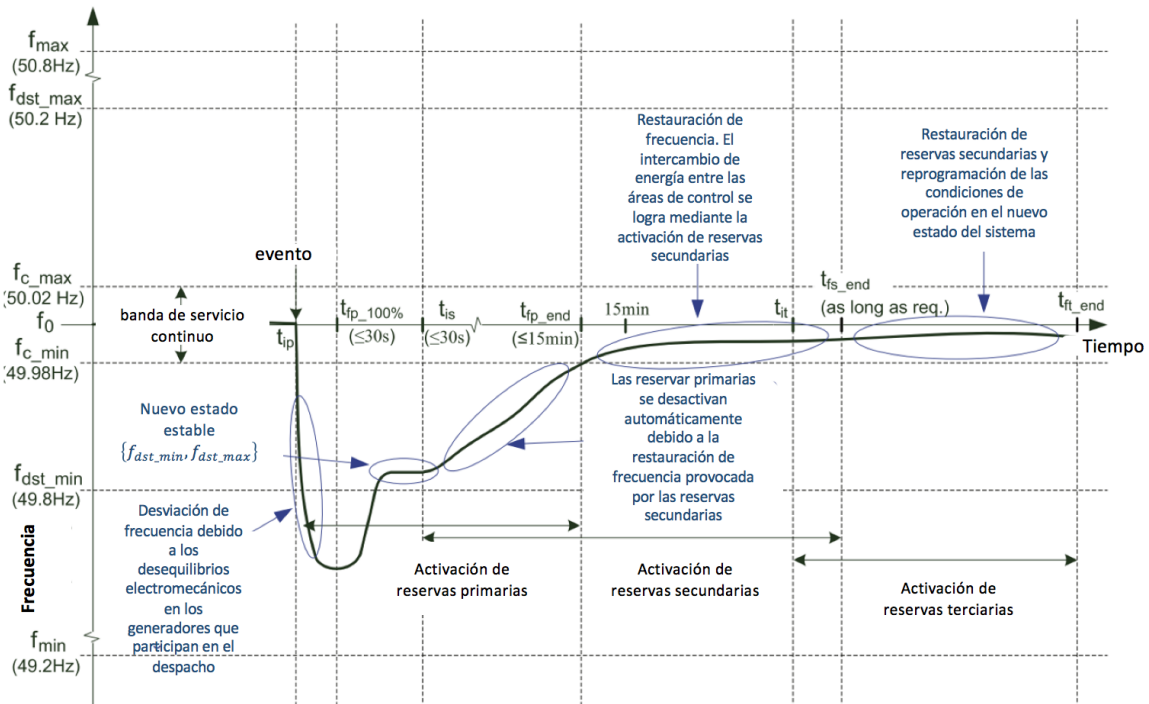


Figura 1 Respuesta en frecuencia, conceptos y definiciones (recomendaciones de ENTSO-E)

Con respecto a los parámetros ilustrados en la Figura 1 es posible además indicar, [17], [19]:

- f_{min} y f_{max} : frecuencia mínima y máxima esperada después de una contingencia (pérdida de carga o desconexión de una unidad de generación) asumiendo condiciones predefinidas del sistema.
- f_{dst_min} y f_{dst_max} : frecuencia mínima y máxima en estado estacionario. Estos límites definen la banda de tolerancia para la frecuencia en estado cuasi-estacionario, luego de ocurrida una perturbación, asumiendo condiciones predefinidas de operación. En el escenario que ocurra una desviación de frecuencia menor al umbral f_{dst_min} , la reserva primaria es utilizada para corregir la desviación.
- f_{c_min} y f_{c_max} : son los límites de la banda muerta de frecuencia para la activación del regulador de velocidad de los GS y por ende para comenzar el despliegue de la reserva primaria de los generadores. Cuando la frecuencia está dentro de estos límites, la reserva primaria no se despliega.
- t_{ip} , t_{is} y t_{it} : máximo tiempo de arranque para la activación de las reservas primaria, secundaria y terciaria respectivamente, a partir del tiempo de detección de la perturbación.
- $t_{fp_{50\%}}$ y $t_{fp_{100\%}}$: máximo tiempo de despliegue para el 50% y 100% del total de reserva primaria a partir del tiempo de detección de la perturbación, respectivamente.
- $t_{fs_{100\%}}$ y $t_{ft_{100\%}}$: máximo tiempo de despliegue para el 100% del total de reserva secundaria y terciaria a partir del tiempo de detección de la perturbación.
- t_{fp_end} , t_{fs_end} y t_{ft_end} : tiempo mínimo de actuación de las reservas primaria, secundaria y terciaria respectivamente.

En el caso de la desconexión intempestiva de una unidad de generación en el SEP, la frecuencia comienza a disminuir debido al desbalance entre el torque eléctrico y mecánico. Durante los primeros segundos después de la falla, la respuesta inercial proporcionada de manera natural por

los GS y motores conectados al SEP ayudan a compensar el desbalance en el sistema mediante la inyección de la energía cinética almacenada en las partes giratorias de las máquinas. En este periodo, la dinámica del sistema se rige de acuerdo con la ecuación de oscilación:

$$\frac{2H_i}{f_n} \frac{df_i}{dt} = P_{m_i} - P_{e_i} = \Delta P_i \quad (1)$$

donde: P_{m_i} es la potencia mecánica proporcionada por la turbina expresada en *p.u.*; P_{e_i} es la potencia eléctrica expresada en *p.u.*; ΔP_i es el desbalance de potencia expresado en *p.u.*; H_i es la constante de inercia expresada en segundos, f_n es el valor de frecuencia nominal y f_i es la frecuencia expresada en Hz.

Durante estos primeros segundos, los reguladores de velocidad de los GS no actúan debido a los retardos en su actuación. Después de a algunos segundos, los reguladores de velocidad inyectan la reserva primaria disponible en las unidades de generación, estas se activan automáticamente mediante el control droop. El sistema recupera el balance entre la potencia mecánica y eléctrica cuando se alcanza la frecuencia mínima f_{NAD} . La acción de los reguladores de velocidad termina cuando la frecuencia alcanza un nuevo valor en estado estable por debajo del valor nominal de frecuencia, es decir, con un error en estado estacionario. A continuación, comienza a actuar el control secundario de frecuencia, que es el encargado de restaurar la frecuencia a su valor nominal, actuando en la ventana de tiempo del orden de los minutos. Los operadores de red activan las reservas secundarias modificando los valores de “set point” de cada uno de los GS. Las acciones de control tomadas por las reservas secundarias generalmente se llevan a cabo a través del control automático de generación (AGC).

La pendiente de la frecuencia tiene gran influencia en el valor de f_{NAD} alcanzado y, por lo tanto, en la activación de los esquemas de desconexión de carga (EDAC). Después de los primeros segundos relacionados con la respuesta inercial, ésta pendiente queda fuertemente determinada por la velocidad de los reguladores de velocidad de las unidades de generación. Mientras más lento respondan los reguladores de los generadores (en término de MW/s), menor será el valor de f_{NAD} que alcance el sistema.

De esta forma, los principales factores que influyen en la estabilidad de frecuencia de los sistemas de potencia durante desbalances de carga se encuentran: la inercia sistémica, el desbalance de potencia, el *RoCoF*, la frecuencia mínima, entre otros. A continuación, se detallan estos factores.

2.1.1 Desbalance de potencia, inercia sistémica, y *RoCoF*

En los SEP dominados por GS, la inercia de las masas rotatorias determina la respuesta inmediata de la frecuencia durante desequilibrios de potencia: cuanto menor sea la inercia del sistema, más rápida será la variación de la frecuencia [1], [21], [22].

La ecuación que describe el movimiento de un único generador i frente a desbalances de carga es la llamada ecuación de movimiento o ecuación del “swing”:

$$2H_i \frac{d\bar{\omega}_i}{dt} = \bar{T}_{m_i} - \bar{T}_{e_i} \quad (2)$$

Donde: \bar{T}_{m_i} es el torque mecánico de la turbina en *p.u.*; \bar{T}_{e_i} es el torque eléctrico del generador i en *p.u.*; $\bar{\omega}_i$ es la frecuencia angular del generador i en *p.u.*; H_i es la constante de inercia del generador i expresada en segundos.

En la ecuación (2) se asume que no existe amortiguamiento, si se desea incluir el efecto amortiguador de las cargas se incorpora un término en la ecuación que asume una característica de amortiguamiento lineal. En dicho caso, la ecuación (2) se puede escribir:

$$2H_i \frac{d\bar{\omega}_i}{dt} = \bar{T}_{m_i} - \bar{T}_{e_i} + D\bar{\omega}_i \quad (3)$$

Los valores de torque amortiguante D típicamente utilizados en estudios de estabilidad se encuentran en el rango de (1 – 3) *p.u.* [5].

Despreciando el efecto de amortiguamiento, la ecuación (4) se puede escribir en *p.u.* como:

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_0} \Rightarrow \frac{2H_i}{\omega_0} \frac{d\omega_i}{dt} = \bar{T}_{m_i} - \bar{T}_{e_i} \quad (4)$$

Donde ω_i y ω_0 se expresan en rad/s.

En el análisis de los SEP, lo que interesa son las desviaciones de frecuencia angular, por lo tanto:

$$\Delta\omega_i = \omega_i - \omega_0 \Rightarrow \Delta\dot{\omega}_i = \dot{\omega}_i \Rightarrow \frac{2H_i}{\omega_0} \frac{d\Delta\omega_i}{dt} = \bar{T}_{m_i} - \bar{T}_{e_i} \quad (5)$$

La ecuación (5) generalmente se escribe en términos de potencia según la ecuación (6):

$$P_{pu} = \frac{\omega}{\omega_0} \cdot T_{pu} \quad (6)$$

Si se asume que el valor de la frecuencia es muy cercano a 1.0 en *p.u.*, es decir, las variaciones de frecuencia angular con respecto a la frecuencia nominal son despreciables (este supuesto es válido en los SEP reales), esto se debe a que la velocidad de un GS normalmente es bastante cercana a la velocidad síncrona [21], de modo que: $\omega \approx \omega_0 \Rightarrow P_{pu} \approx T_{pu}$. Por lo tanto, se puede escribir:

$$\frac{2H_i}{\omega_0} \frac{d\Delta\omega_i}{dt} = \bar{P}_{m_i} - \bar{P}_{e_i} \Rightarrow \frac{d\Delta\omega_i}{dt} = \frac{\omega_0}{2H_i} \cdot (\bar{P}_{m_i} - \bar{P}_{e_i}) \quad (7)$$

Las potencias y la constante de inercia se expresan en *p.u.* en base propia.

A partir de la ecuación (7), definida como la ecuación de movimiento del generador i , se puede obtener la ecuación de movimiento asociada a un sistema de potencia con n generadores operando en sincronismo. Asumiendo que la frecuencia entre las barras del sistema no varía mucho (supuesto que se cumple en los sistemas de potencia reales enmallados (robustos)), se tendrá: $\omega_i = \omega \forall i$. Es decir, se asume que las máquinas están conectadas a una barra común.

La ecuación (8) considera la constante de inercia en base propia de cada generador. Para abordar el problema de n generadores, se deben escribir las constantes de inercia en base común. Asumiendo como base 100 MVA:

$$\Rightarrow \frac{2}{\omega_0} \cdot \left(H_i \cdot \frac{S_{B_i}}{100} \right) \cdot \Delta\dot{\omega}_i = (P_{m_i} - P_{e_i}) \quad (8)$$

$$\Rightarrow \frac{2}{\omega_0} \cdot \tilde{H}_i \cdot \Delta\dot{\omega}_i = (P_{m_i} - P_{e_i}) \quad (9)$$

Además, las potencias mecánicas (P_{m_i}) y eléctricas (P_{e_i}) también deben estar en base común. Utilizando la ecuación (9) para todas las máquinas del sistema y asumiendo que la frecuencia permanece constante para todos los generadores se tiene:

$$\frac{2}{\omega_0} \cdot \sum_{i=1}^n \tilde{H}_i \cdot \Delta\dot{\omega} = \sum_{i=1}^n (P_{m_i} - P_{e_i}) \quad (10)$$

La ecuación (10) se suele expresar en función de unidades totales para el SEP, por lo tanto, se define: $P_m = \sum_{i=1}^n P_{m_i}$ y $P_e = \sum_{i=1}^n P_{e_i}$. Reemplazando estas expresiones en la ecuación de movimiento del sistema de potencia se obtiene:

$$\Rightarrow \Delta\dot{\omega} = \frac{\omega_0}{2 \cdot \sum_{i=1}^n \tilde{H}_i} \cdot (P_m - P_e) \quad (11)$$

Utilizando $\omega = 2\pi f$, la ecuación (11) puede ser definida en función de la frecuencia del sistema, por lo tanto:

$$\Rightarrow \Delta\dot{f} = \frac{f_0}{2 \cdot \sum_{i=1}^n \tilde{H}_i} \cdot (P_m - P_e) \left[\frac{Hz}{s} \right] \quad (12)$$

$$\Rightarrow \Delta\dot{f} = \frac{f_0}{2 \cdot H_{Sys}} \cdot (P_m - P_e) \left[\frac{Hz}{s} \right] \quad (13)$$

En la ecuación (12) las potencias están expresadas en por unidad con base común (100 MVA), la frecuencia nominal del sistema (f_0) está expresada en Hz, y las constantes de inercia de los generadores del sistema eléctrico \tilde{H}_i , en segundos en base común, es decir: $\tilde{H}_i = H_i \cdot \frac{S_{Bi}}{100}$ [s]

La tasa de cambio de frecuencia *RoCoF* es la derivada en el tiempo de la frecuencia del sistema eléctrico ($\frac{df}{dt}$). Frente a altos niveles de TGV, durante desequilibrios importantes de carga, se pueden observar valores de *RoCoF* cada vez más grandes debido a la baja inercia de los sistemas. Considerando que el desbalance total en el SEP se puede definir como: $\Delta P_d = (P_m - P_e)$, la tasa de cambio de frecuencia (*RoCoF*) puede ser expresada como:

$$RoCoF = \frac{d\Delta f}{dt} = \frac{f_0 \cdot \Delta P_d}{2 \cdot H_{Sys}} \quad (14)$$

De las expresiones anteriores se puede concluir que:

- Mientras mayor sea el bloque de generación que sale de servicio ΔP_d , mayor es la desviación de la frecuencia del sistema con respecto a su valor nominal.
- Mientras mayor sea la inercia del sistema H_{Sys} , menor será la desviación de la frecuencia del sistema.

En la Figura 2, se muestran las constantes de inercia de varias centrales hidroeléctricas (Hidro) y turbinas de vapor (TV) con diferentes potencias nominales reportados en [23]. Se puede observar que no hay una consistencia clara en las constantes de inercia para un tipo específico de tecnología o tamaño. La cantidad de inercia de una central eléctrica es muy específica para cada caso y depende en gran medida del diseño tanto del generador como de la turbina. Sin embargo, en [24] se afirma que las centrales térmicas equipadas con un generador síncrono de cuatro polos (1500 rpm en un sistema de 50 Hz) generalmente tienen constantes de inercia más grandes que las unidades que usan un generador de dos polos que funciona a una velocidad más alta (3000 rpm en un sistema de 50 Hz). Para grandes unidades térmicas que utilizan un generador de cuatro polos, la constante de inercia puede incluso excepcionalmente alcanzar valores de hasta 10 s.

Las turbinas aeroderivadas flexibles [8] generalmente pesan considerablemente menos que las de servicio pesado, lo que da como resultado una variación en la constante de inercia en el rango de 2 a 9 s. La constante de inercia de las turbinas de vapor de servicio pesado está en el orden de 4 a 6 s. Es importante señalar que las turbinas y generadores actuales son generalmente más livianos que los desarrollados en los años 70 y 80, lo que resulta en una menor constante de inercia.

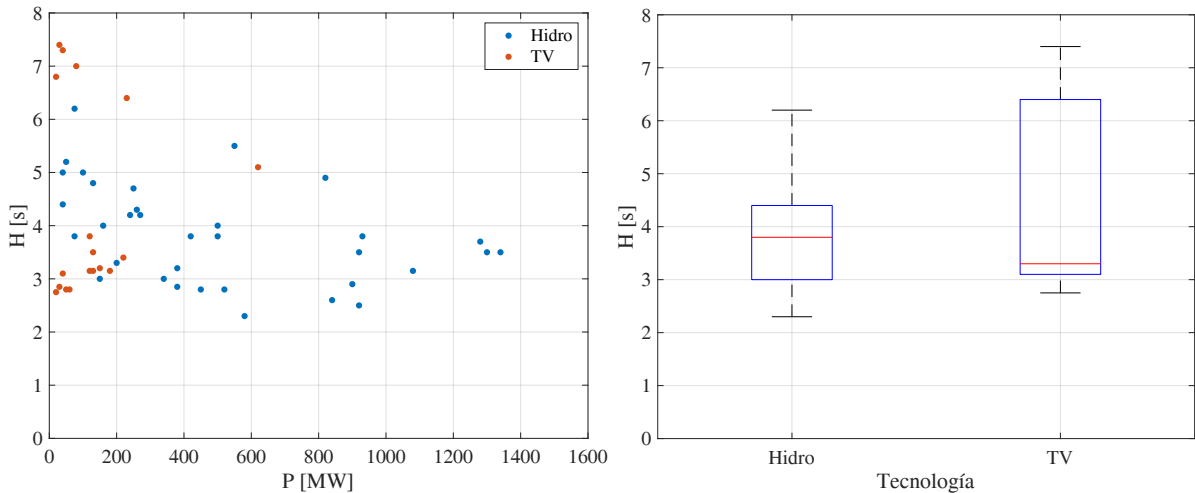


Figura 2 Valores de Inercia característicos de centrales hidráulicas y turbinas a vapor

En la Tabla 1 se resumen los valores de inercia obtenidos para las centrales hidráulicas y turbinas de vapor, como se mencionó anteriormente, la variación de la inercia en las turbinas de vapor es función del tipo de turbina y del año de fabricación, por esta razón existe una considerable diferencia entre los valores de inercia mínima y máxima observada.

Tabla 1 Resumen valores de Inercia H [s] centrales hidráulicas y turbinas a vapor

	Hidro	TV
Mediana	3.8	3.3
Valor Mínimo	2.3	2.75
Valor Máximo	6.2	7.4

Por otro lado, la Figura 3 muestra los valores de inercia de centrales nucleares y turbinas basadas en combustibles fósiles de simple y doble etapa, los valores de inercia fueron recopilados en [25]. Como se puede observar la inercia de las centrales nucleares no varía, independientemente del tamaño del generador. Por otro lado, los valores de inercia reportados para las turbinas basadas en

combustibles fósiles se asemejan a los valores reportados en las turbinas de vapor analizados en la Tabla 1, existe una variación importante en los valores de inercia sobre todo en las turbinas de doble etapa (2.2 a 6.2 s).

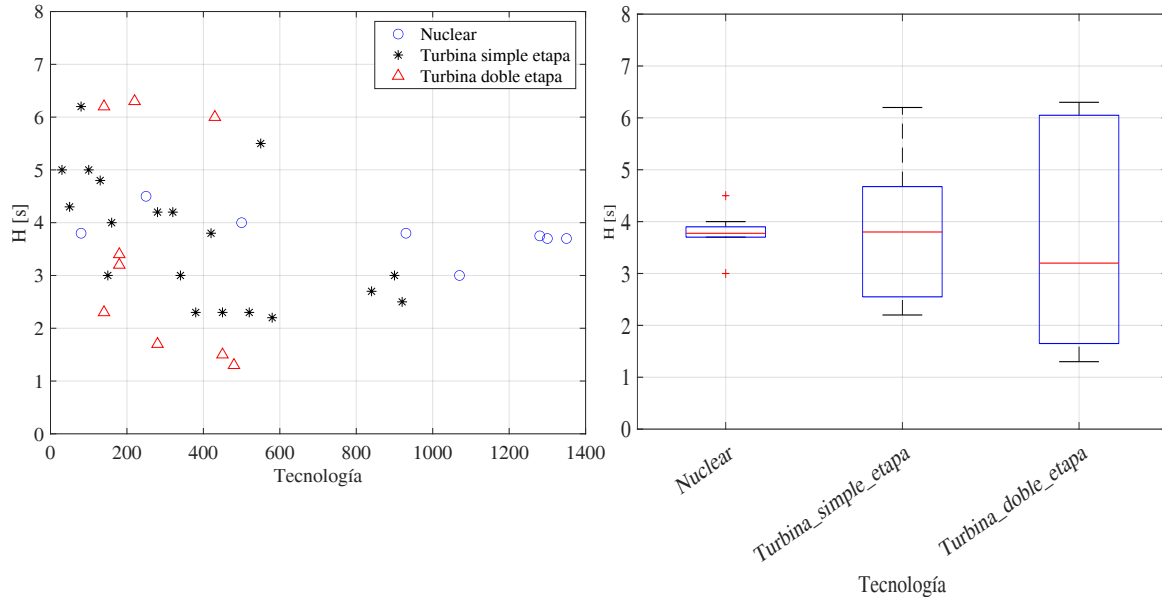


Figura 3 Valores de Inercia característicos de centrales nucleares y turbinas de combustión

En la Tabla 2 se resumen los valores de inercia obtenidos para centrales nucleares y turbinas basadas en combustibles fósiles de simple y doble etapa.

Tabla 2 Resumen valores de Inercia H [s] centrales nucleares y turbinas de combustión

	Nuclear	Turbina Simple Etapa	Turbina Doble Etapa
Mediana	3.77	3.2	3.8
Valor Mínimo	3	1.3	2.2
Valor Máximo	4.5	6.3	6.2

Adicionalmente, la Figura 4 muestra los valores de inercia de los diferentes tipos de centrales de generación que forman parte del SEN (Chile). Se consideraron centrales de generación con una potencia instalada igual o mayor a 30 MW. Se observa gran dispersión en los datos de inercia sobre todo en los generadores basados en tecnología diésel (2-7 s).

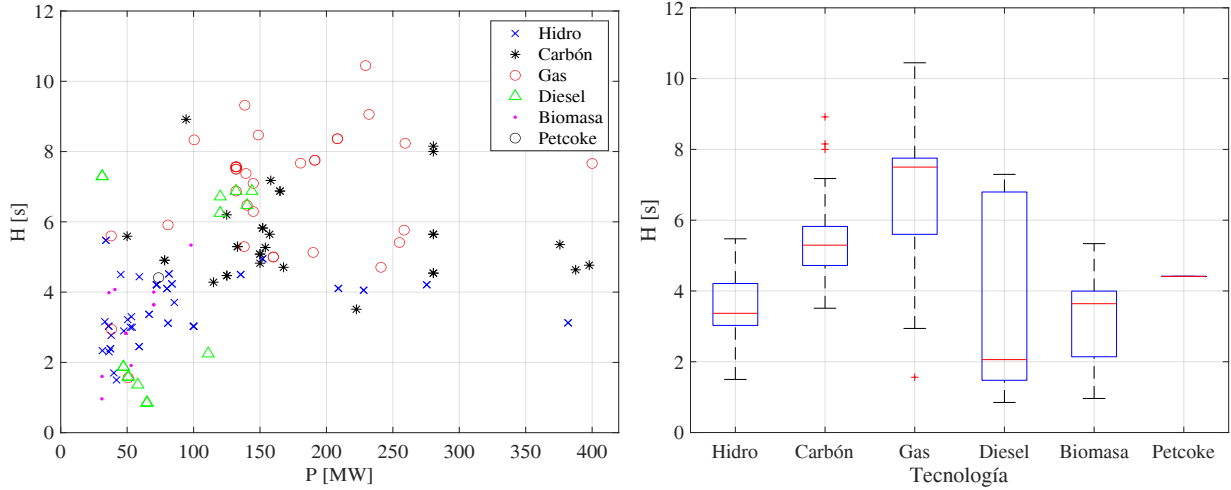


Figura 4 Valores de Inercia característicos de centrales que forman parte del SEN (Chile)

En la Tabla 3 se resumen los valores de inercia para los diferentes tipos de centrales que forman parte del SEN (Chile).

Tabla 3 Resumen valores de Inercia H [s] centrales que forman parte del SEN (Chile)

	Hidro	Carbón	Gas	Diesel	Biomasa	Petcoke
Mediana	3.36	5.29	7.5	2.06	3.64	4.4
Valor Mínimo	1.5	3.51	1.56	0.85	0.96	4.4
Valor Máximo	5.47	8.91	10.44	7.29	5.33	4.4

2.1.2 Frecuencia nadir

La frecuencia Nadir (f_{NAD}) es el valor mínimo de frecuencia que el sistema alcanza luego de una contingencia. Si este valor de la frecuencia excede un cierto umbral, los EDAC se activan con el propósito de recuperar el balance de carga, y evitar así la posibilidad de un “blackout”. Como se puede ver en la ecuación (14), el valor del $RoCoF$ afecta de manera importante el valor de f_{NAD} que el sistema puede alcanzar [18], [19].

2.1.3 Governor ramp-rate

El regulador de velocidad de un GS es un dispositivo de control que, en base a la desviación de velocidad con respecto a un valor de referencia, emite una acción de control que modifica la posición de la válvula/compuerta con el propósito de modificar la velocidad de la unidad de generación ante cambios de frecuencia [26]. El parámetro principal del regulador de velocidad es el “governor ramp-rate (c)”. Este valor es único para cada GS y es uno de los principales factores que influye en el valor de f_{NAD} luego de un desbalance de carga. El “governor ramp-rate (c_i)” para el i^{mo} GS puede ser determinado como [22]:

$$c_i = \frac{\Delta P_i}{\Delta t} = \frac{P_i^{NAD} - P_i^{t_0}}{t_{NAD} - t_0} \quad (15)$$

Donde: $P_i^{t_0}$ es la potencia mecánica antes que ocurra el desbalance de potencia en p.u.; P_i^{NAD} es la potencia mecánica inyectada por cada GS cuando se alcanza la f_{NAD} ; t_0 es el tiempo asociado con la banda muerta del regulador de velocidad (donde la acción de control es nula), y t_{NAD} corresponde a la ventana de tiempo en la cual se alcanza f_{NAD} .

La Figura 5 ilustra la respuesta al escalón de un GS luego de ocurrido un desbalance de potencia (incremento de carga). Como se puede observar, el “governor ramp-rate” (línea segmentada de color magenta) se puede estimar usando la ecuación (15) a través de una aproximación lineal que será descrita en la siguiente sección.

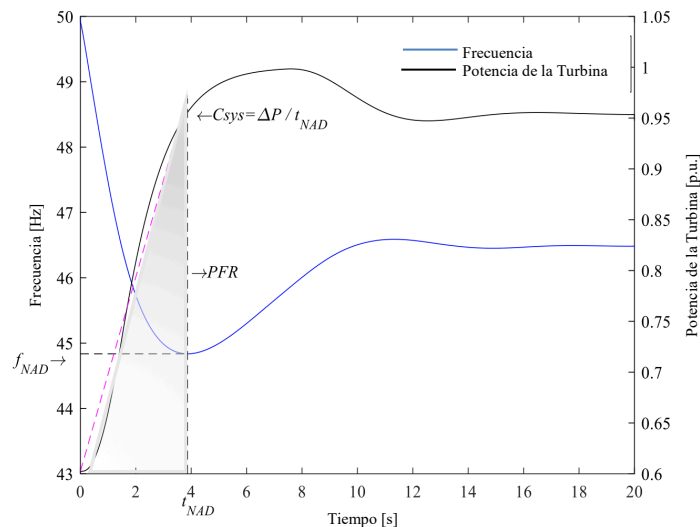


Figura 5 Respuesta al escalón (regulador de velocidad)

2.1.4 Control Primario de Frecuencia

La North American Electric Reliability Corporation (NERC) define el control primario de frecuencia (*PFR*) como las acciones realizadas para contrarrestar y estabilizar la frecuencia en respuesta a las desviaciones producidas por desbalances entre generación y carga [26].

La efectividad de las acciones de control combinadas de todos los GS durante el control primario de frecuencia está determinada principalmente por el retardo en la respuesta de los reguladores de velocidad, así como por la capacidad de toma de carga, la inercia y el “Headroom” (reservas de energía) que posee cada unidad de generación.

La Figura 6 la respuesta dinámica típica de un generador i , en términos de su potencia inyectada $P_i(t)$ después de la desconexión intempestiva de una unidad de generación. De la figura se observa que el valor de P_i aumenta a una velocidad de rampa máxima que puede ser aproximada por un valor constante c_i [22]. La pendiente c_i de la curva y el tiempo de retardo t_F dependen de la tecnología de generación asociada (unidades de gas, carbón o hidráulicas).

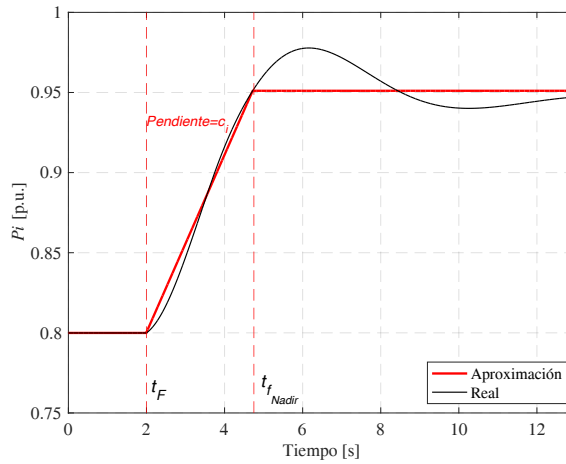


Figura 6 Respuesta dinámica del regulador de velocidad de un GS

La Figura 6 muestra que la reserva total de potencia de los GS disponibles para el control primario de frecuencia y la tasa de toma de carga combinada (rampa sistémica) de todos los GS son dos factores relevantes para PFR . Si bien las reservas de energía se pueden obtener fácilmente a partir del despacho de las unidades de generación, la rampa sistémica es más difícil de evaluar, ya que depende del nivel de carga de cada GS, sus esquemas de control, entre otros [22]. En consecuencia, para caracterizar el desempeño del PFR durante contingencias, se propone utilizar la siguiente estimación:

$$PFR = c_{sys} \cdot t_{PFR} \quad (16)$$

Donde: c_{sys} es el “governor ramp-rate” equivalente de todo el SEP, y t_{PFR} es la ventana de tiempo donde los controles de velocidad responden ante el desbalance entre carga y generación. Es importante mencionar que PFR_i de cada generador depende de su “headroom” de potencia, es decir, de la capacidad de potencia existente que se calcula como la diferencia entre el despacho y la potencia máxima de cada GS. Asumiendo que $PFR \approx \Delta P_d$, se puede estimar t_{PFR} usando la ecuación (16) como: $t_{PFR} = \Delta P_d / c_{sys}$. En esta aproximación, la respuesta inercial y el amortiguamiento proporcionado por las cargas se desprecian con el propósito de estimar la potencia inyectada por cada GS después de ocurrida una contingencia.

2.1.5 Headroom

Headroom (HR) se define como la reserva en giro disponible que puede ser utilizada por los reguladores de velocidad. El HR se calcula como la diferencia entre la potencia máxima de cada GS y su despacho, es decir:

$$HR_i = P_{nom_i} - P_i \quad (17)$$

Donde: P_{nom_i} es la potencia nominal del i^{mo} GS y P_i es la potencia inyectada por el i^{mo} GS de acuerdo con el despacho económico. Sin embargo, es importante tener en cuenta que el HR efectivo depende de la disponibilidad de los reguladores de velocidad (si están activados o no en las unidades de generación que participan del despacho), y de la velocidad con la que los reguladores de velocidad son capaces de desplegar la reserva en giro disponible (HR) [27].

De esta sub-sección se concluye que los principales factores que afectan la estabilidad de frecuencia de los SEP son la magnitud de desbalance de potencia (el cual depende de la magnitud de la contingencia), la inercia sistémica (la cual afecta al $RoCoF$), la frecuencia nadir (f_{NAD}), la tasa de toma de carga sistémica “governor ramp rate”, y la reserva en giro “Headroom”.

2.2 Efectos de la baja inercia en la estabilidad de frecuencia de los SEP

Los operadores de red deben garantizar transportar la energía a sus clientes de forma confiable y segura. Esta tarea se ve complejizada debido a que ocurren miles de perturbaciones en los SEP las cuales pueden provocar daños severos en los sistemas pudiendo incluso llevar a “blackouts”, lo que implica importantes pérdidas económicas para la sociedad.

En la actualidad la inserción masiva de las TGV alrededor del mundo ha demostrado que la transición hacia matrices de generación netamente renovables es un camino que aún tiene varios desafíos por superar, por ejemplo [28]:

- En los sistemas con baja inercia, el $RoCoF$ es mucho más elevado, lo que imposibilita a los controladores (dependiendo de la tecnología de generación) muchas de las veces tomar acciones correctivas ante desequilibrios entre demanda y generación, esto conlleva a problemas de estabilidad de frecuencia.
- Los convertidores de las TGV introducen dinámicas más rápidas que los controladores convencionales de las unidades de generación sincrónica. Estas dinámicas pueden crear acoplamientos no deseados entre controladores, lo que puede vulnerar la estabilidad de los SEP.

En varios países alrededor del mundo se han reportado “blackouts” debido a problemas asociados a la estabilidad de frecuencia producto de bajos niveles de inercia, los ejemplos que a continuación se describen muestran problemas de desbalance entre generación y demanda lo que conlleva a problemas asociados a la inestabilidad de frecuencia.

Por ejemplo, en agosto del 2020, en California, durante dos días consecutivos ocurrieron varios “blackouts” de corta duración (aproximadamente 4 horas), afectando alrededor de 3 millones de usuarios. Los “blackouts” ocurrieron debido a una ola de calor que provocó el incremento masivo en el consumo a causa del excesivo uso de equipos de aire acondicionado. Es importante mencionar que el 30% de la demanda de energía eléctrica de California es abastecida a partir de TGV. Las autoridades han reconocido que estos eventos demostraron los desafíos que aún hay que superar para asegurar que la transición a matrices de generación limpias no se produzca a expensas de poner en riesgo la seguridad y confiabilidad de los SEP [29]. Otro ejemplo es el caso de Irlanda. En Irlanda, durante el año 2017, hubo varias interrupciones del suministro eléctrico debido a problemas asociados a la estabilidad de frecuencia. Los problemas se atribuyeron principalmente a la falta de respuesta inercial de parte de las TGV instaladas. Es importante mencionar que el índice de penetración de las TGV en las horas en que ocurrieron estos eventos era de alrededor del 60%. Debido a los problemas reportados, el operador de red EirGrid, decidió limitar a un 65% la participación de las TGV en el suministro de energía [28], [30]. Por otro lado, el sistema eléctrico australiano, caracterizado por ser un sistema con alrededor de 5.000 km de longitud de red y una alta penetración de energía TGV (30% de energía eólica y 15% de energía solar), ha tenido inconvenientes similares a los reportados en California e Irlanda. En el 2016 ocurrió un blackout en el sistema eléctrico de South Australia, por lo que el operador de red (AEMO Australian Energy Market Operator), se ha visto obligado a exigir que, en todo momento, al menos tres unidades de generación sincrónica estén en funcionamiento para garantizar una cantidad de inercia mínima [31].

En el contexto nacional, durante los años 2016 y 2017 ocurrieron 24 y 7 fallas respectivamente, en el ex-Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING) por problemas asociados a la estabilidad de frecuencia. Estas fallas provocaron excursiones de frecuencia menores a 49 Hz ($f_{NAD} < 49\text{Hz}$), por lo que ocasionaron la activación de los “esquemas de desconexión automáticos de carga” (EDAC) [32].

En el año 2021 el operador del sistema (Coordinador Eléctrico Nacional) reportó que la potencia instalada total fue de 30.86 GW, de los cuales 3.53 GW (11.5%) corresponden a centrales eólicas, 6.19 GW (20.1%) corresponden a centrales solares, 7.11 GW (23%) centrales hidráulicas, 5.03 GW (16.3%) centrales basadas en gas natural, 5.06 GW (16.4%) centrales basadas en carbón y 1.85 GW (10.7%) centrales basadas en petróleo diésel. En cuanto a la generación de energía bruta durante el año 2021 las TGV produjeron un total de 17996 GWh representando un 22% de un total de 81492 GWh. Es importante señalar que existió un aumento del 87%, en el vertimiento de TGV, registrado por el CEN durante el 2021 en el SEN, llegando a un total de 459 GWh, en comparación a los 245 GWh detectados en 2020 [33].

En el informe de precios de nudo se indican que la potencia instalada TGV seguirá en aumento. De hecho, según el estudio [34], para el 2023 habrán 1.36 GW adicionales de generadores TGV; 1.01 GW de energía solar y 0.35 GW de energía eólica. Debido a esto, el operador del sistema ha realizado diferentes estudios con el propósito de evaluar la estabilidad del SEN. De los estudios de control de frecuencia y restricciones en el sistema de transmisión realizados el 2019 y 2020, el nivel de inercia mínimo observado en la operación real es de 30 GVAs. Con este nivel de inercia se demostró que el sistema al año 2021 funcionaría correctamente, mostrando una respuesta dinámica estable y experimentando *RoCoF* post-contingencia inferiores a 0.6 Hz/s, evitando de esta forma la activación de los EDAC [35]. Para la zona del Norte Grande (ex - SING), se requieren niveles de inercia de 6.07 GVAs (5.84 s) para lograr transferencias de sur a norte de 1500 MW, mientras que, para transferencias de 1500 MW desde el sur, la inercia mínima requerida para el Norte Grande debe ser de 7.76 GVAs (5,64 s), niveles de transferencia superiores requerirán mayor soporte de inercia y reactivos [35].

De estos estudios se concluye que el principal efecto que tendrá el retiro de las centrales a carbón es la reducción de los niveles de inercia del SEN, especialmente en la zona del Norte Grande. De hecho, en los estudios se señala claramente que los niveles de inercia y cortocircuito se verán significativamente disminuidos debido a la participación de las TGV en el despacho, lo que provoca que la estabilidad del sistema podría verse vulnerada.

De esta sección, se concluye que la descarbonización de los SEP mediante TGV, tiene aún grandes desafíos técnicos por superar. Sin embargo, la experiencia tanto a nivel nacional como internacional muestra que la transición hacia sistemas más limpios pone en riesgo la seguridad y confiabilidad de los SEP, si no se desarrollan herramientas de análisis y protocolos de operación apropiados.

2.3 Importancia y desafíos de los estudios de estabilidad de frecuencia en SEP reales

El desarrollo de estudios de estabilidad de grandes SEP ha sido uno de los mayores desafíos que enfrentan los operadores de red y reguladores del sector a nivel mundial desde el inicio de los grandes sistemas interconectados [1]. La estabilidad en los SEP ha sido reconocida como un factor clave para una operación segura de los sistemas. Para prevenir que el SEP pierda estabilidad y se produzca un efecto en cascada que provoque grandes apagones, los operadores de red desarrollan regularmente diferentes estudios de estabilidad con el propósito de detectar situaciones peligrosas

y definir medidas correctivas apropiadas [36]-[37]. Estos estudios tienen como objetivo mantener la integridad del sistema en el caso que ocurran contingencias severas y minimizar su impacto económico en la sociedad.

Para evaluar la estabilidad de los SEP, los fenómenos dinámicos de los diferentes componentes del sistema deben ser modelados para luego simular su operación conjunta. Sin embargo, la alta complejidad de los SEP de tamaño real, con miles de barras y generadores, conlleva a la realización de estudios de estabilidad acotados, donde sólo se evalúan los “peores escenarios” que se pueden enfrentar. En estos estudios, las simulaciones en el dominio del tiempo se realizan únicamente para contingencias y puntos de operación críticos en los cuales la estabilidad del sistema podría verse vulnerada. Por ejemplo, para la evaluación de la estabilidad de frecuencia, el enfoque tradicional considera los siguientes aspectos [38]:

- Los problemas de estabilidad de frecuencia surgen principalmente en periodos de baja demanda y alta inyección de energía por parte de las TGV. Esto se debe a que en dichos casos el SEP experimenta una baja inercia debido al reducido número de GS que contribuyen a la mantención de la estabilidad. En la literatura técnica especializada este punto de operación se conoce como “demanda neta mínima”.
- Dentro de las contingencias críticas que se simulan en los estudios de estabilidad de frecuencia se incluye la desconexión intempestiva de la unidad de generación de mayor capacidad conectada al sistema.

El enfoque del “peor escenario” ha sido justificado debido a que efectuar el análisis dinámico de todas las posibles contingencias y condiciones de operación que un SEP real podría enfrentar, resultaría inviable debido a los esfuerzos computacionales y humanos que involucrarían. Si bien estos estudios acotados han sido ampliamente aceptados a nivel mundial, la transición de los sistemas de energía convencionales dominados por GS a sistemas basados en TGV, ha llevado a que en los últimos años se cuestione la validez de dichos estudios. En efecto, el aumento de las TGV y la disminución de la inercia sistémica conlleva a que la respuesta dinámica de los SEP comience a ser progresivamente más dependiente de dispositivos de electrónica de potencia de respuesta rápida, lo que afecta significativamente la estabilidad del sistema. Los principales desafíos surgen debido a las diferencias fundamentales entre los GS y las grandes centrales TGV:

- Las mayoría de las TGV no contribuyen a la respuesta inercial del sistema durante desequilibrios entre generación y demanda, lo que afecta directamente a la estabilidad de frecuencia.
- Las TGV (generalmente) operan en el MPPT, por lo que no guardan reservas y por ende no contribuyen al control de frecuencia.
- Durante grandes perturbaciones como cortocircuitos, el apoyo para recuperar la tensión proporcionado por las plantas TGV a través de la inyección de corriente reactiva es mucho menor que la contribución por parte de los GS, debido a limitaciones técnicas de los convertidores (corrientes máximas).
- La respuesta dinámica de las TGV, así como su interacción con la red durante contingencias, depende principalmente de las características de la estrategia de control usada y no de las propiedades físicas del convertidor.
- La dinámica de los SEP se vuelve más rápida y compleja debido a las TGV.

El aumento de la complejidad de la dinámica de los SEP ante altos niveles de penetración de TGV dificulta la definición de los “peores escenarios” para el análisis de estabilidad de frecuencia. Más aún, el proceso de definición se dificulta debido a la incertidumbre asociada a este tipo de tecnologías. En consecuencia, los criterios ampliamente aceptados para definir los puntos de

operación y contingencias relevantes para la evaluación de estabilidad, pueden ser incapaces de identificar todas las condiciones críticas en las que la estabilidad de los SEP podría ser vulnerada [39].

En los últimos años varios trabajos reportados en la literatura técnica especializada han mostrado que la reducción de inercia en los sistemas de energía, debido al desplazamiento de los GS por TGV, provoca una disminución en la frecuencia mínima del sistema (f_{NAD}) y un mayor *RoCoF* luego de la desconexión intempestiva de una unidad de generación. Por lo tanto, la dinámica de la frecuencia del sistema se vuelve más rápida [22], [28], [40].

En el contexto del Sistema Eléctrico Nacional (SEN), estimaciones de los escenarios futuros muestran que al 2026, Chile contaría con una potencia instalada de alrededor del 50% (33 GW) basada en TGV de un total de 57 GW, y se estima una participación energética del 72% de estas tecnologías (TGV) en los escenarios con altos índices de penetración renovable. En el contexto anterior, los estudios de estabilidad se hacen cada vez más relevantes, de forma de identificar y definir medidas correctivas apropiadas que permitan mantener una operación segura y confiable del SEP [40].

En el contexto anterior, la gran importancia económica y social de mantener la estabilidad de los SEP durante contingencias, unido a los grandes avances computacionales experimentados en los últimos años, han impulsado la investigación de herramientas basadas en MA para estudiar la estabilidad de los SEP. Las técnicas basadas en MA han mostrado ser capaces de capturar información útil como patrones de grandes volúmenes de datos. A modo de ejemplo, los algoritmos basados en MA pueden capturar la relación no lineal entre la operación del SEP y su estabilidad, lo que facilita el desarrollo de estudios para sistemas de tamaño real. La gran ventaja de las herramientas basadas en MA para evaluar la estabilidad de SEP son los bajos tiempos de cómputo los cuales permiten la evaluación de la estabilidad para un gran número de contingencias con un alto nivel de precisión [7]-[10].

De esta sección se puede concluir que frente a altos niveles de TGV, los estudios de estabilidad basados en el criterio de “peor escenario” podrían entregar resultados y conclusiones incorrectas. Si bien una posible solución sería realizar estudios de estabilidad para una gran cantidad de escenarios (puntos de operación y contingencias), los recursos computacionales y humanos que dichos estudios involucrarían constituyen una limitante. De esta forma surge la necesidad de desarrollar herramientas prácticas que permitan el estudio de estabilidad en SEP reales caracterizados por alta penetración de TGV. De lo anterior surgen los algoritmos basados en MA como alternativa válida para enfrentar los desafíos que impone el estudio de la estabilidad de los sistemas eléctricos modernos con altos niveles de TGV.

2.4 Máquinas de Aprendizaje aplicadas al análisis de estabilidad de frecuencia

Las MA son procesos computacionales que se aplican para capturar información útil como patrones de grandes volúmenes de datos [9], [41]. A diferencia de los métodos analíticos tradicionales, las MA son capaces de capturar las relaciones no lineales entre la operación del sistema de potencia y la estabilidad utilizando un conjunto de datos predefinidos. Una vez que se establece dicha relación, se pueden evaluar nuevas condiciones de operación con un alto grado de precisión, sin tener que resolver complejas ecuaciones algebraicas diferenciales no lineales, lo que implica menores esfuerzos computacionales [7]-[10].

Durante los últimos años, diferentes algoritmos utilizados en las MA han recibido un creciente interés para implementar estudios de estabilidad en grandes sistemas de potencia, debido a su velocidad de cómputo, gran capacidad de generalización, amplia extensibilidad y requerimientos de información razonables [7], [11], [42]. Las MA son capaces de extraer, procesar, y analizar

grandes conjuntos de datos con el propósito de obtener información adecuada por lo que pueden contribuir para el análisis de estabilidad [7]-[10].

En esta sección se desarrolla una introducción a la Inteligencia Artificial (IA). Además, se elabora un resumen de las técnicas y de los trabajos existentes que abordan temas asociados al análisis de estabilidad de frecuencia de los SEP utilizando MA.

2.4.1 Inteligencia Artificial, Máquinas de Aprendizaje y Deep Learning

Los términos Inteligencia Artificial (IA), Máquinas de Aprendizaje (MA) y Deep Learning suelen ser utilizados como sinónimos, lo cual impide tener una perspectiva clara, real y objetiva de lo que significan estas disciplinas, por lo tanto, a continuación, se explican de manera breve las diferentes categorías de algoritmos relacionados con la IA, y sus principales diferencias (ver Figura 7) [42].

Inteligencia Artificial (IA): la IA es la ciencia que permite a las computadoras imitar la inteligencia humana como por ejemplo inteligencia para la toma de decisiones, el procesamiento de textos y percepción visual. La IA es un campo más amplio que contiene varios sub-campos como: el aprendizaje automático, robótica y visión por computadora [41], [42].

Máquinas de Aprendizaje (MA): las MA son un sub-campo de la IA que permite a las máquinas mejorar una tarea determinada basándose en la experiencia. Es importante mencionar que todas las técnicas de MA son clasificadas como técnicas de IA, sin embargo, no todas las técnicas de IA podrían considerarse como MA, ya que algunos motores básicos basados en reglas podrían clasificarse únicamente como IA, estas técnicas no aprenden de la experiencia, por lo tanto, no pertenecen a la categoría de MA [41], [43].

La Figura 8 muestra la clasificación de los algoritmos utilizados en MA de forma general, debido a que en cada una de las subcategorías existe un conjunto de técnicas utilizadas en el contexto de las MA que permiten desarrollar e implementar diferentes tipos de tareas, por ejemplo: clasificación de información, agrupamiento de datos, entre otros.

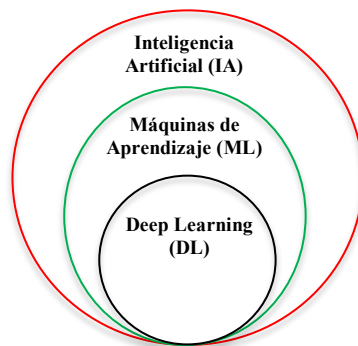


Figura 7 Clasificación de la IA

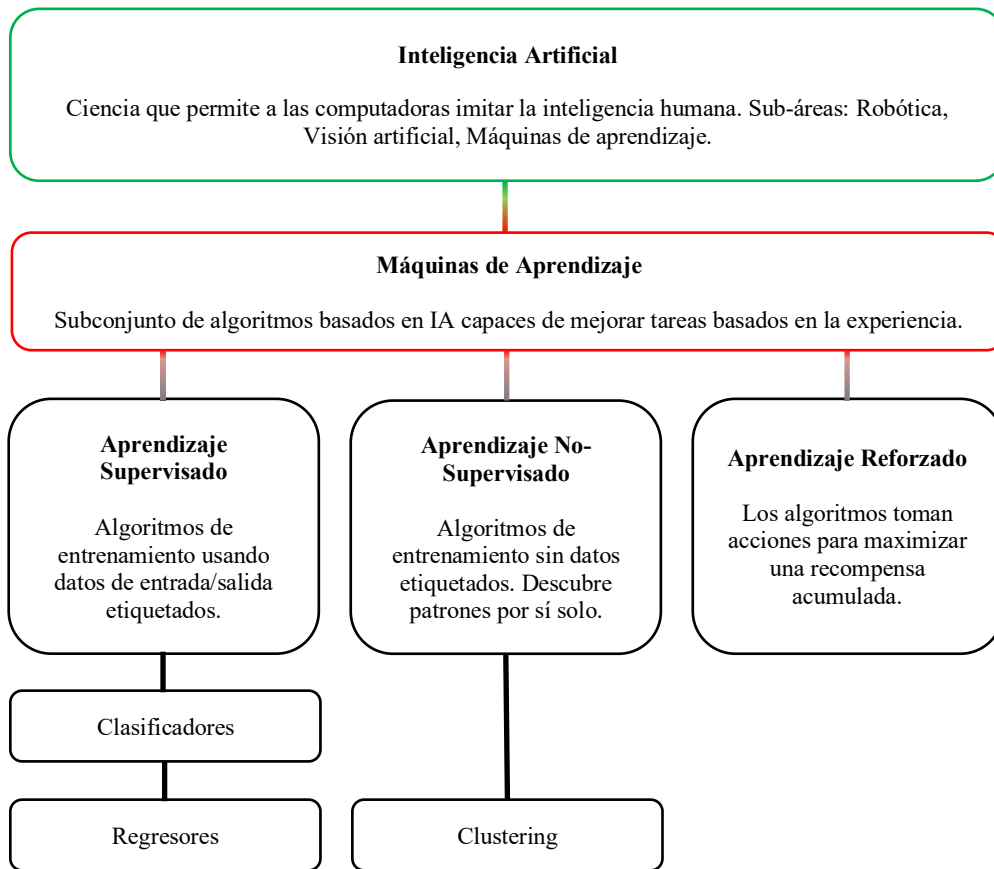


Figura 8 Clasificación general de los algoritmos utilizados en MA

Deep Learning: es un campo especializado de las ML que se basa en el entrenamiento de “Deep Artificial Neural Networks (ANNs)” usando un gran conjunto de datos como imágenes y textos. Las ANNs son modelos aplicados al procesamiento de información inspirados en el comportamiento del cerebro humano [44]. La diferencia entre las técnicas ML y Deep Learning radica en su habilidad para extraer características automáticamente, como se ilustra en el siguiente ejemplo (ver Figura 9):

- Los procesos de ML: 1) se selecciona el modelo para entrenar, 2) se realiza manualmente la extracción de características.
- Deep Learning: 1) se selecciona la arquitectura de red (ANN), 2) las características se extraen automáticamente al ingresar los datos de entrenamiento (por ejemplo, imágenes) junto a la clase destino (etiqueta).

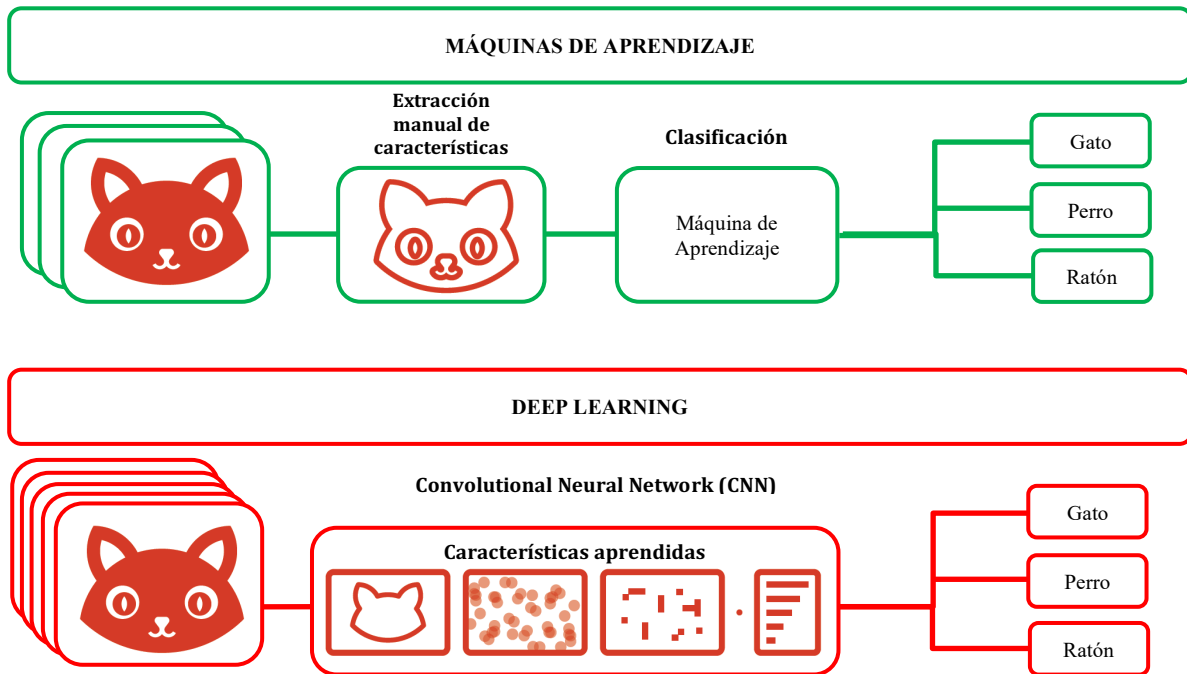


Figura 9 Diferencias entre MA y Deep Learning

2.4.2 Clasificación de los algoritmos utilizados en las MA

Como se mencionó anteriormente las técnicas utilizadas en las MA se aplican para descubrir patrones que no son evidentes. En resumen, las MA son ideales para ser utilizadas en:

- Problemas en donde se requieren muchos ajustes manuales o se tienen largas listas de reglas: un algoritmo de MA a menudo puede simplificar el código y tiene un mejor desempeño.
- Problemas complejos para los que no existe una buena solución utilizando un método tradicional.
- Entornos fluctuantes: un sistema basado en MA puede adaptarse a nuevos datos.
- Obtener conocimientos sobre problemas complejos y grandes cantidades de datos.

Hay muchos algoritmos utilizados en MA, una forma de clasificarlos es en función de la manera como ellos aprenden de los datos de entrada, como se muestra en la Figura 10 [45].

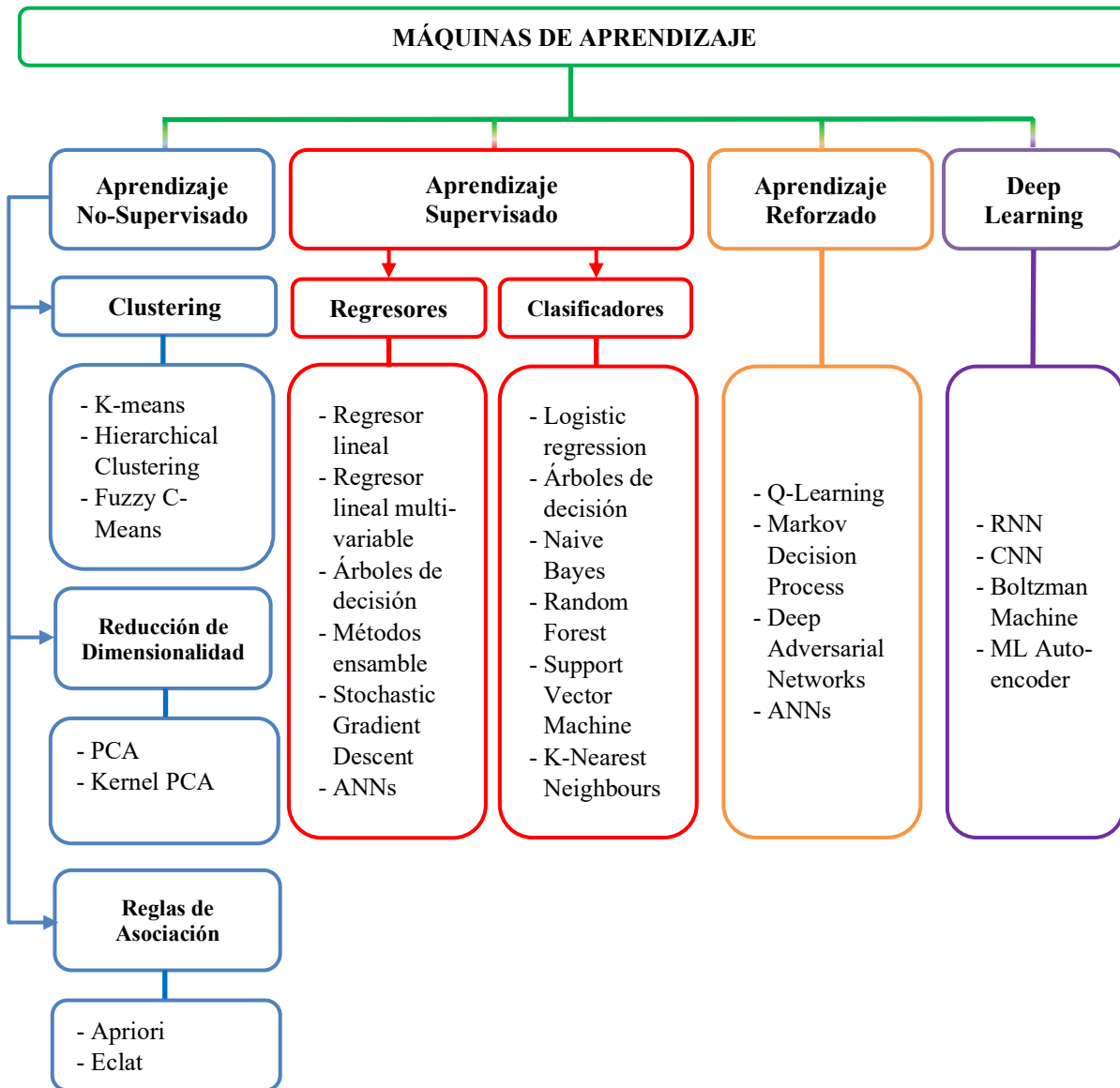


Figura 10 Clasificación de algoritmos utilizados en las MA

Aprendizaje No-Supervisado: El aprendizaje no-supervisado se utiliza para establecer conclusiones de conjuntos de datos que están formados por los datos de entrada sin salidas (respuestas) etiquetadas, es decir, en el aprendizaje no supervisado no se proporciona el resultado deseado [42]-[44]. A continuación, se enlistan algunos de los algoritmos de aprendizaje no supervisados más importantes:

- Clustering:
 - o K-Means
 - o Fuzzy C-means
 - o Hierarchical cluster analysis (HCA)

- Visualización y reducción de dimensionalidad:
 - o Análisis de componentes principales (PCA)
 - o Kernel PCA
 - o Locally-linear embedding (LLE)

- Reglas de aprendizaje por asociación:
 - o Apriori
 - o Eclat

Aprendizaje Supervisado: Las técnicas de aprendizaje supervisado se pueden clasificar en dos categorías principales; clasificación y regresión. En la regresión, la variable de salida toma valores continuos, en la clasificación la variable de salida toma etiquetas de las clases. La clasificación es una técnica de las MA cuyo enfoque se utiliza para pronosticar la membresía del grupo para instancias de datos [43]-[46].

- Regresores:
 - o Regresor lineal
 - o Regresor lineal multi-variable
 - o Árboles de decisión
 - o Métodos de ensamble
 - o Stochastic gradient descent
 - o ANNs

- Clasificadores:
 - o Logistic regression
 - o Árboles de decisión
 - o Naive Bayes
 - o Random Forest (RF)
 - o Máquinas de soporte vectorial (SVM)
 - o Métodos de ensamble
 - o K-Nearest Neighbours

Aprendizaje Reforzado: En este tipo de MA, el sistema de aprendizaje llamado agente, observa el entorno, selecciona y realiza acciones con el objetivo de obtener recompensas a cambio (o sanciones en forma de recompensas negativas). Luego, debe aprender por sí mismo cuál es la mejor estrategia (denominada política), para obtener la mayor recompensa a lo largo del tiempo. Una política define qué acción debe elegir el agente cuando se encuentra en una situación determinada. Entre los principales algoritmos desarrollados en este tipo de MA se encuentran: Q-Learning, Markov decision process, Deep adversarial networks, ANNs [41], [42].

Deep Learning: Los algoritmos de Deep learning poseen varios niveles de abstracción que pueden ayudar a las redes neuronales (ANNs) a aprender y asignar las características de entrada a la salida. El aprendizaje no supervisado juega un papel fundamental en la clasificación al entrenar el modelo de Deep learning con varias capas en redes jerárquicas. Los algoritmos de Deep learning utilizan capas ocultas sucesivas ordenadas jerárquicamente. A los algoritmos se los puede agrupar en: aprendizaje supervisado, aprendizaje no-supervisado y algoritmos híbridos que combina las ventajas de los dos anteriores [44].

Entre los principales algoritmos desarrollados en Deep learning se encuentran:

- Aprendizaje Supervisado:
 - o Convolutional Neural Networks (CNN)
- Aprendizaje No-Supervisado:
 - o Auto-Encoder
 - o Recurrent Neural Network (RNN)
 - o Boltzmann Machine
 - o Sum-Product Network
- Híbrido:
 - o Deep Neural Network (DNN)

2.4.3 Algoritmos de MA utilizados en estudios estabilidad de frecuencia

A continuación, se presenta un resumen de los principales algoritmos utilizados en los estudios de estabilidad de frecuencia reportados en la literatura técnica especializada, incluyendo algoritmos basados en Aprendizaje No-Supervisado y Aprendizaje Supervisado.

K-means: es uno de los algoritmos de aprendizaje no supervisado más simples que resuelve el problema de agrupamiento [41]. El algoritmo clasifica un conjunto de datos dado a través de un número de grupos (“k” grupos) fijados “a priori” lo cual es un inconveniente, debido a que una elección inapropiada de “k” puede resultar en un desempeño deficiente del proceso de agrupación [47], [48]. El “método del codo” y las “gráficas de silueta” [41], son técnicas útiles para evaluar la calidad del agrupamiento y ayudan a determinar el número óptimo de agrupaciones “k”. El algoritmo K-means se utiliza cuando los datos no están etiquetados.

K-means es fácil de implementar, además, es computacionalmente muy eficiente en comparación con otros algoritmos de agrupamiento [49]. Cada grupo está representado por un prototipo, que puede ser el centroide (promedio) de puntos similares, o el medoide (el punto más representativo o que ocurre con mayor frecuencia) en el caso de características categóricas [48].

El objetivo del algoritmo es agrupar las muestras en función del grado de similitud de las características. La similitud entre los datos se mide utilizando una métrica que se elige como por ejemplo la “distancia euclídeana”.

La Figura 11 muestra la identificación de 3 grupos utilizando el algoritmo k-means, el algoritmo converge en 4 iteraciones las “+” muestran los centroides o representantes de cada grupo.

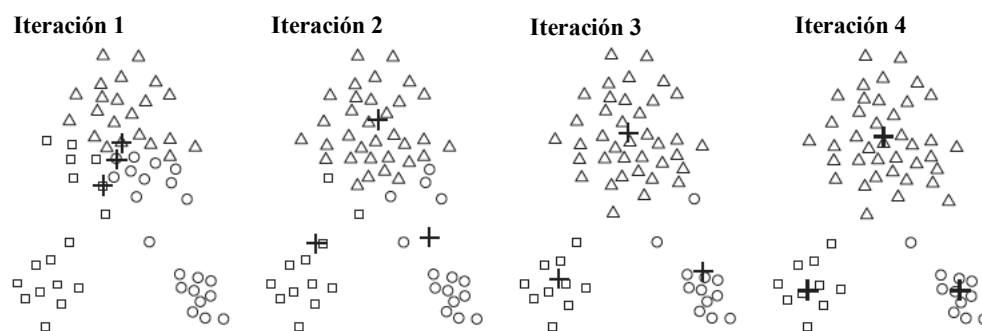


Figura 11 Identificación de 3 grupos utilizando k-means

Linear Logistic Regression (LLR): LLR es una herramienta utilizada como clasificador en las MA. Se utiliza para modelar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. La variable dependiente es binaria, lo que significa que toma uno de dos valores posibles (1 o 0). El objetivo de LLR es predecir el valor de la variable dependiente en función de los valores de las variables independientes. En LLR, la relación entre las variables independientes

y la variable dependiente se modela mediante una función logística. Esta función asigna un rango continuo de valores a un rango de probabilidad entre 0 y 1 [42]. La función logística tiene la forma:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{(1 + \exp(-z))}$$

donde $P(y = 1|x)$ es la probabilidad de que la variable dependiente "y" tome el valor 1 dados los valores de las variables independientes x, y, z es una combinación lineal de las variables independientes: $z = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k$.

donde: $b_0, b_1, b_2, \dots, b_k$ son los coeficientes del modelo lineal.

Los coeficientes se estiman utilizando la estimación de máxima similitud, este es un método para encontrar los valores de los coeficientes que maximizan la similitud de los datos observados dado el modelo. Una vez estimados los coeficientes, se pueden utilizar para predecir la probabilidad de que la variable dependiente tome el valor 1 para nuevos valores de las variables independientes. Se puede establecer un umbral de decisión para convertir las probabilidades en predicciones binarias [41].

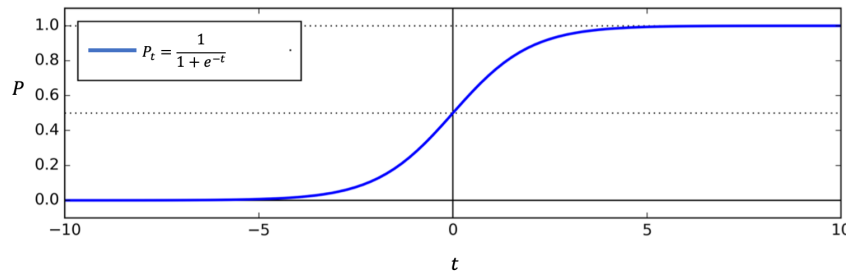


Figura 12 Función Linear Logistic Regression

Hierarchical Clustering: en esta técnica cada objeto representa inicialmente un grupo propio, luego, los clusters se fusionan sucesivamente hasta que se obtiene la estructura de agrupamiento deseada [43]. Esta técnica de aprendizaje no supervisado puede subdividirse en:

- **Agglomerative hierarchical clustering:** cada objeto representa inicialmente un grupo. luego los clusters se fusionan sucesivamente hasta que se obtiene la estructura de agrupamiento deseada.
- **Divisive hierarchical clustering:** todos los objetos pertenecen inicialmente a un grupo, luego, el grupo se divide en subgrupos, que son sucesivamente divididos en sus propios subgrupos. Este proceso continúa hasta que se obtiene la estructura de agrupamiento deseada.

La fusión o división de grupos se realiza de acuerdo con alguna métrica que determina el grado de similitud entre los objetos (como la suma de cuadrados). Las técnicas usadas en Hierarchical clustering se pueden dividir aún más de acuerdo con la forma en que se calcula el grado de similitud [47].

- **Single-link clustering:** este método considera que la distancia entre dos grupos es igual a la distancia más corta desde cualquier miembro de un grupo a cualquier miembro del otro grupo.
- **Complete-link clustering:** este método considera que la distancia entre dos grupos es igual a la distancia más larga desde cualquier miembro de un grupo a cualquier miembro del otro grupo.

- **Average-link clustering:** este método considera que la distancia entre dos grupos es igual a la distancia promedio de cualquier miembro de un grupo a cualquier miembro del otro grupo.

La Figura 13 muestra las técnicas utilizadas en los algoritmos Hierarchical clustering en función de su grado de similitud.

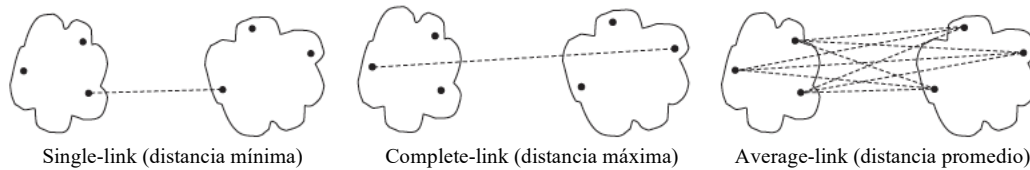


Figura 13 Tipos de clusters jerárquicos en función del grado de proximidad

Support Vector Machines (SVMs): es una técnica de aprendizaje supervisado que está estrechamente relacionada con las redes neuronales tipo perceptrón multicapa [41]. SVM tiene como objetivo de optimización, la maximización del margen. El margen se define como la distancia entre un hiperplano de separación (límite de decisión) y las muestras de entrenamiento más cercanas a este hiperplano, que son los llamados vectores de soporte [42]. El hiperplano separa dos clases de datos minimizando el error de clasificación. La principal ventaja de SVM es su capacidad para tratar una amplia variedad de problemas de clasificación incluyendo problemas de gran dimensión y linealmente no separables [48]. La Figura 14 muestra un clasificador utilizando el algoritmo SVM, las líneas segmentadas representan los vectores de soporte y la línea continua representa el hiperplano que separa las clases.

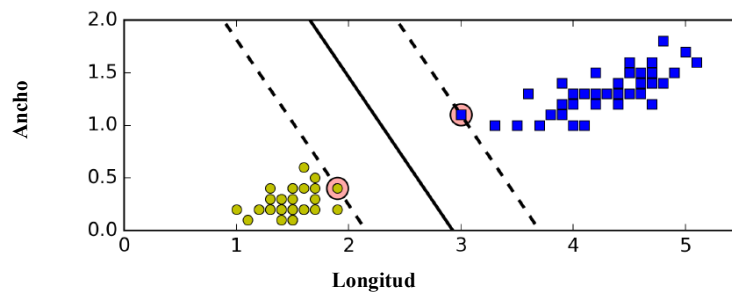


Figura 14 Clasificador usando SVM

Decision Trees (DTs): los árboles de decisión (DTs) clasifican instancias ordenándolas según los valores de las características [42]. Cada nodo en un árbol de decisión representa una característica en una instancia a ser clasificada, y cada rama representa un valor que el nodo puede asumir. Las instancias se clasifican comenzando en el nodo raíz y se ordenan en función de los valores que poseen las características [48]. En la Figura 15 se muestra un clasificador basado en DTs, en el lado izquierdo se representa el conjunto de reglas aplicadas desde el nodo raíz hasta las ramificaciones y en el lado derecho se muestran los resultados alcanzados en la clasificación.

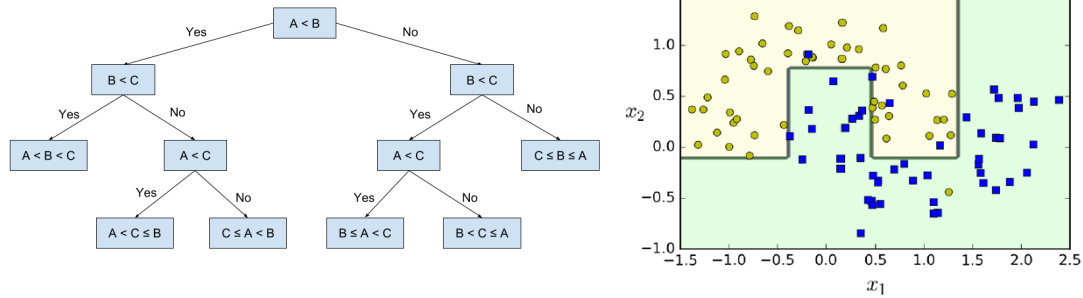


Figura 15 Clasificador utilizando DTs

Ensemble Learning Algorithms (ELA): un algoritmo tipo ensamble combina varios algoritmos utilizados en las MA para obtener una única solución óptima para un determinado problema. ELA es implementado cuando en los problemas a resolver están asociadas incertidumbres en la representación de los datos [42]. En la Figura 16 se muestra el entrenamiento de un clasificador ELA basado en varios algoritmos utilizados en MA.

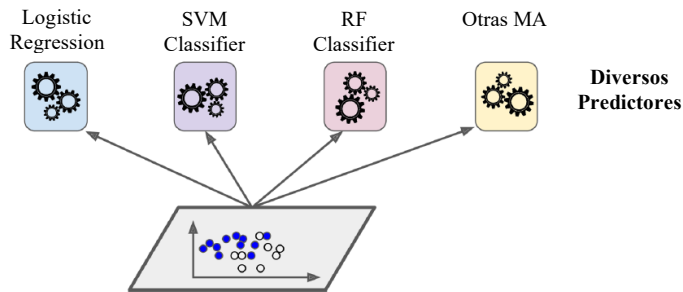


Figura 16 Entrenamiento de diversos clasificadores

Una forma muy sencilla de crear un clasificador es agregar las predicciones de cada clasificador y el resultado de la predicción se basa en la clase que obtiene la mayor cantidad de votos, así como se muestra en la Figura 17.

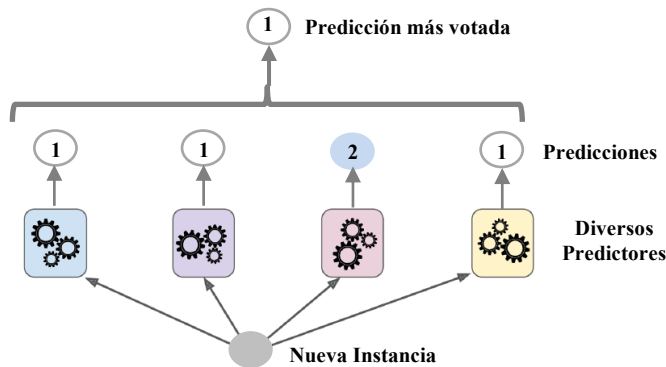


Figura 17 Predicciones basadas en el método del más votado

Random Forest (RF): es un algoritmo tipo ensamble formado por un conjunto de árboles de decisión, la idea detrás de los algoritmos tipo ensamble es combinar modelos débiles (por ejemplo DTs) para construir un modelo más robusto, que posea una mejor capacidad de generalización y que sea menos susceptible al sobreajuste [41]. A pesar de que RF no ofrece el mismo nivel de interpretabilidad que DTs, una gran ventaja de RF es que no se requiere un ajuste de los hiperparámetros. Por lo general, no se requiere podar RF ya que el modelo es bastante robusto al

ruido que poseen los árboles de decisión (DTs individuales). El único parámetro que en la práctica impacta sobre los resultados es el número de árboles “k” que se eligen para su implementación. Por lo general, cuanto mayor sea el número de árboles, mejor será el desempeño del algoritmo a expensas de un mayor costo computacional [42]. Además, RF permite clasificar cada característica de acuerdo con su relevancia, por lo tanto, esta técnica puede ser utilizada para seleccionar características relevantes.

En la Figura 18 se ejemplifica el funcionamiento del algoritmo RF, como se puede observar, en este ejemplo el algoritmo está compuesto por 3 DTs y la instancia más votada es la seleccionada en este caso “A”.

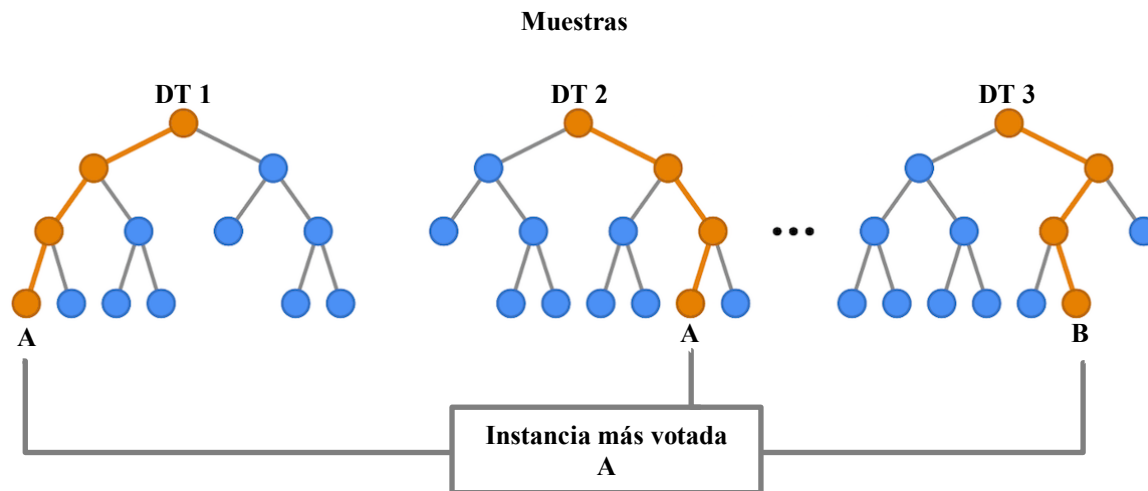


Figura 18 Funcionamiento del algoritmo RF

Artificial Neural Network (ANN): es una de las técnicas de las MA que superan con frecuencia a otras técnicas cuando se trata de solucionar problemas complejos, considerando grandes volúmenes de datos. El incremento en la capacidad computacional hace posible entrenar hoy en día grandes redes neuronales en períodos de tiempo razonables [41], [42]. Además, los algoritmos de entrenamiento han mejorado, estos corresponden a los mismos desarrollados en la década de los 90, pero con ajustes relativamente pequeños que tienen un enorme impacto en la disminución de tiempos computacionales de entrenamiento. Algunas limitaciones teóricas de las ANNs han resultado ser benignas en la práctica, por ejemplo, se pensaba que los algoritmos de entrenamiento de las ANNs podrían quedarse atrapados en óptimos locales, pero resulta que esto es poco común en la práctica y cuando sucede, suelen estar bastante cerca de la óptimo global [41].

Las ANNs dependen de tres aspectos fundamentales, las funciones de entrada y activación, la arquitectura de la red y el peso de cada conexión de entrada. Dado que los dos primeros aspectos son fijos, el comportamiento de la ANN se define por los valores actuales de los pesos. Los pesos de la red se establecen inicialmente con valores aleatorios, y luego las instancias del conjunto de entrenamiento se exponen repetidamente a la red. Los valores para la entrada de una instancia se colocan en las unidades de entrada y la salida de la red se compara con la salida deseada para esta instancia. Luego, todos los pesos de la red se ajustan ligeramente en la dirección que acercaría los valores de salida de la red a los valores de la salida deseados [43]. La Figura 19 muestra la estructura de una red neuronal de una sola capa, compuesta por el conjunto de entradas, la capa oculta en donde se definen los pesos, la función de activación y el valor de la predicción.

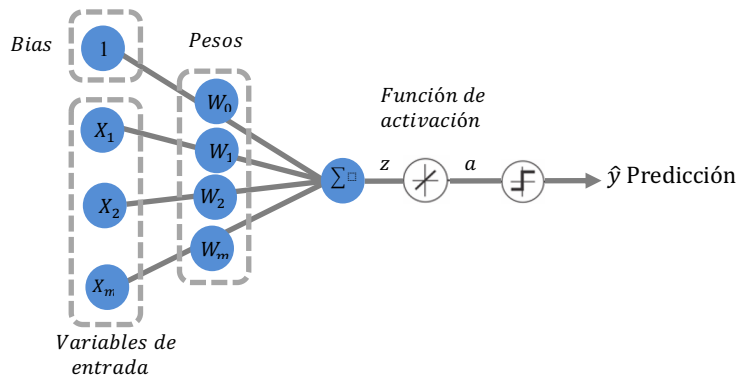


Figura 19 Estructura de una Red Neuronal de una sola capa

Extreme Learnign Machine (ELM): son algoritmos de aprendizaje eficientes basados en ANNs los que incrementan la velocidad de aprendizaje mediante la generación aleatoria de pesos y sesgos para cada uno de los nodos ocultos en lugar de ajustar iterativamente los parámetros de la red utilizando métodos basados en gradiente como por ejemplo back-propagation [50].

En los algoritmos ELM, los pesos de entrada (que vinculan la capa de entrada con la capa oculta) y los sesgos ocultos se eligen al azar, los pesos de salida (que unen la capa oculta con la capa de salida) se calculan analíticamente [51], [52]. En la Figura 20 se ejemplifica la estructura de un algoritmo basado en ELM.

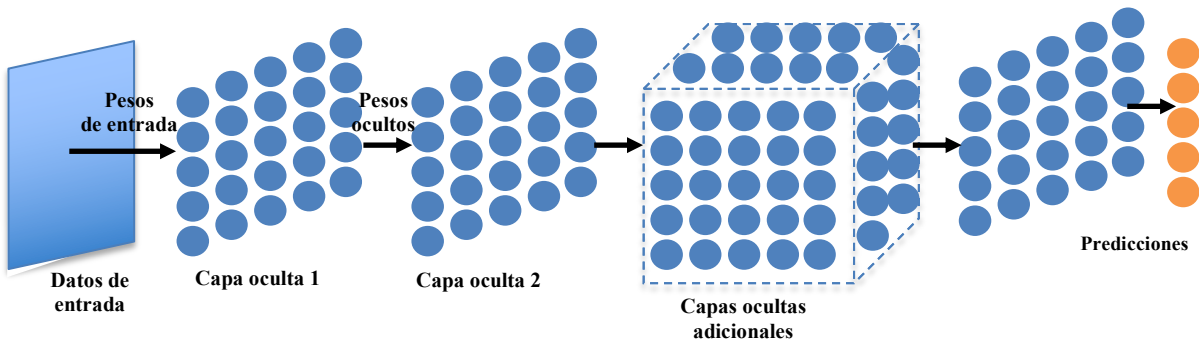


Figura 20 Estructura de un algoritmo basado en ELM

En esta sección se resumen los principios de funcionamiento de los algoritmos basados en MA que han sido reportados en la literatura técnica especializada en el contexto del análisis de estabilidad de frecuencia. Además, se explican las diferencias entre IA, MA y Deep Learning, términos que suelen ser tratados como sinónimos, la sección incluye una clasificación de los algoritmos utilizados en las MA.

2.5 Análisis del estado del arte referente a la aplicación de MA para el análisis de estabilidad de frecuencia

La gran importancia social y económica de mantener la seguridad y confiabilidad de los SEP, junto a los grandes avances computacionales y tecnológicos experimentados en los últimos años, han impulsado el desarrollo e implementación de varias herramientas para el análisis de estabilidad de los SEP. Si bien los avances han sido significativos, la alta complejidad del problema en el caso de sistemas eléctricos reales mantiene esta área como un tema de investigación vigente a nivel mundial [53].

En este contexto, una estrategia que ha cobrado gran relevancia en los últimos años son las aplicaciones basadas en MA para DSA, estos programas computacionales son diseñados de forma

tal que permiten determinar rápidamente la estabilidad del sistema en base a condiciones operacionales del mismo. A diferencia de los métodos tradicionales basados en simulaciones en el dominio del tiempo (TDS), las MA para DSA utilizan un conjunto de datos (datos de entrenamiento) para capturar las relaciones no lineales entre las condiciones operacionales del sistema y su estabilidad, sin necesidad de resolver las ecuaciones algebraico-diferenciales que modelan la dinámica de los SEP [7]-[10]. Una vez que se establecen estas relaciones, los algoritmos basados en MA son capaces de determinar la estabilidad para otras condiciones operacionales del sistema con bajos tiempos de cómputo y con una alta precisión permitiendo la evaluación de la estabilidad para un gran número de condiciones operacionales. En la presente sección se resumen los principales trabajos reportados en la literatura técnica especializada que utilizan algoritmos basados en MA para el estudio de la estabilidad de frecuencia utilizando diferentes técnicas entre las que se destacan: “hierarchical clustering” [39], máquinas de soporte vectorial (SVM) [14], [15], árboles de decisión (DTs) [7], [12], [16], redes neuronales (ANN) [12], [14], “ensemble learning algorithms” (ELA) [11], [10], “extreme learning machine” (ELM) [54], CNN [55]. La sección está organizada considerando la clasificación presentada en la sección 2.4.3.

En [39] se presenta una metodología para la selección de puntos de operación críticos representativos *PO* críticos para desarrollar estudios de estabilidad de frecuencia. La metodología considera factores clave que afectan la estabilidad de frecuencia como atributos para la implementación de un algoritmo de clustering. Estos atributos son: desbalances de potencia, inercia sistémica, f_{NAD} , $RoCoF$, potencia de cortocircuito en el punto donde ocurre la contingencia. El proceso de clustering de los puntos de operación considera los factores clave como características de cada punto de operación, el método de clustering implementado fue el algoritmo complete-linkage clustering. La métrica utilizada para medir la distancia entre dos objetos (por ejemplo, entre dos *PO* críticos) es la distancia Euclídeana entre los vectores que contienen los atributos. La propuesta es validada en el ex-Sistema Interconectado del Norte Grande (ex -SING). Los resultados muestran que la propuesta metodológica es capaz de encontrar *PO*, críticos apropiados para desarrollar estudios de estabilidad de frecuencia.

En [12] se compara el desempeño de 3 algoritmos basados en MA para realizar AEF: árboles de decisión (DTs), redes neuronales (ANN) y “entropy networks” (un modelo híbrido de red neuronal). Los algoritmos fueron desarrollados e implementados para ser aplicados al SEP de Creta en Grecia (SEP real pequeño). Para caracterizar cada punto de operación (*PO*) se seleccionaron los siguientes atributos: tipo de GS (tecnología), potencia activa de las unidades de generación (despacho) y su reserva en giro (“headroom”). Para el proceso de entrenamiento los GS fueron divididos en 5 grupos: GS tipo ciclo-combinado, GS a base de Diésel, GS a base de turbinas a gas (2 grupos), GS tipo turbina de vapor. Las contingencias simuladas consisten en la desconexión del GS a gas más grande y un cortocircuito trifásico en la barra más importante del sistema. Los resultados muestran que los DTs poseen un alto grado de interpretabilidad y un buen desempeño computacional (menor tiempo de ejecución), sin embargo, tiene la menor tasa de acierto (<96.5% en la predicción de la f_{min}) en comparación con las otras MA. En cuanto al desempeño de los otros métodos, tanto las ANNs y las “entropy networks” tienen una tasa de acierto mayor al 97.4%.

Los autores en [14] proponen un predictor usando los algoritmos SVM y ANNs para detectar la máxima desviación de frecuencia luego de ocurrida una contingencia. El desempeño de ambos algoritmos se evaluó en el sistema de prueba IEEE 9-bus. Se simularon varias contingencias para generar los datos entrada-salida con el propósito de generar los conjuntos de prueba y validación. La comparación de ambos modelos muestra que las ANNs tienen mayor precisión en la predicción

de la excursión de la frecuencia luego de ocurrida una contingencia en comparación al modelo utilizando SVM.

Al igual que en [14], los autores en [15] utilizan SVM para predecir la f_{min} luego de ocurrida una contingencia (desconexión del GS más grande), el desempeño de esta MA fue validado en el sistema de prueba IEEE 39-bus. Al igual que en [14], en [15] los autores muestran que SVM tiene un alto grado de precisión para realizar la predicción del valor de f_{min} luego de ocurrida la contingencia, sin embargo, como se concluyó en [14], los modelos basados en ANNs tienen un desempeño superior a SVM.

En [7] se propone desarrollar un sistema para monitorear la estabilidad del SEP en tiempo real basado en un algoritmo adaptivo que utiliza DTs para aplicaciones en tiempo real, la idea principal es determinar el margen de estabilidad del sistema. El algoritmo toma en consideración las condiciones de operación y cambios topológicos de la red. Los atributos que son considerados para desarrollar el algoritmo son: flujos de potencia activa y reactiva por cada una de las líneas que forman parte del sistema de transmisión, magnitud de la corriente en cada una de las líneas de transmisión, magnitud y ángulo de los voltajes de cada una de las barras del sistema. La propuesta fue validada en el sistema de prueba IEEE 39-bus y luego en el sistema “Western Electricity Coordinating Council” (WECC). Si bien es cierto los DTs tienen un buen nivel de interpretabilidad y no requieren grandes esfuerzos computacionales, el inconveniente que presentan es que son inestables, cualquier cambio pequeño en los datos de entrada puede provocar un cambio en el DT y esto puede conllevar a una determinación errónea del margen de estabilidad.

En [16] se utiliza el algoritmo árboles de decisión DTs para estimar el valor de f_{NAD} luego de la salida intempestiva de una unidad de generación. La propuesta es aplicada en el sistema eléctrico de Taipei (Taipower), usando datos históricos de fallas. Los atributos utilizados para realizar la estimación de f_{NAD} son: demanda del SEP, desbalance de potencia (ΔP) debido a la desconexión intempestiva de un GS, la estación del año (debido a que ocurren cambios topológicos en la red según la estación del año), el periodo del día en el que ocurre la contingencia (0-8 horas, 8-17 horas, 17-24 horas). Los resultados muestran que los DTs permiten establecer relaciones simples entre las variables consideradas, sin embargo, son muy sensibles a pequeñas variaciones en los datos de entrada.

En [13], se propone monitorear la estabilidad de un SEP también basado en DTs. El algoritmo también se implementó para el monitoreo en tiempo real utilizando WAMs (real-time Wide Area Measurements). La propuesta fue validada en el sistema eléctrico danés, los resultados mostraron que la reprogramación en el despacho de generación proporcionada por los DTs es capaz de regresar al sistema eléctrico a una región segura, evitando así una disminución en el margen de estabilidad, sin embargo, como se mencionó anteriormente los DTs son sensibles ante cualquier cambio pequeño en los datos de entrada y esto puede conllevar a estimaciones erróneas en el margen de estabilidad del SEP.

“Extreme learning machine” (ELM) es otra MA utilizada para AEF utilizada en los SEP [54]. Como se mencionó anteriormente las ELM son algoritmos de aprendizaje eficientes basados en ANNs, que se caracterizan porque incrementan su velocidad de aprendizaje. En [54] se desarrolla un predictor para estimar el margen de estabilidad de frecuencia del SEP. Las entradas del predictor son un conjunto de parámetros de operación del sistema y la salida es el margen de estabilidad de frecuencia del SEP cuando ocurre una contingencia. El entrenamiento off-line de la ELM se realiza utilizando las siguientes variables operativas del SEP: el despacho de cada GS, la demanda de cada una de las barras del SEP, la demanda y la generación total del sistema. La propuesta se evaluó en el sistema de prueba IEEE 39-bus. A pesar de que los resultados muestran que ELM tiene una velocidad razonable para determinar el margen de estabilidad y su grado de precisión es aceptable,

el desempeño del ELM depende en gran medida de la función de activación, la que define cómo la suma ponderada de la entrada se transforma en una salida de un nodo o nodos en una capa de la ANN. De esta forma, los autores concluyen que una función de activación “inadecuada” podría degradar la capacidad de generalización del modelo.

En [11] se desarrolló una aplicación en tiempo real para DSA basada en ELM. La propuesta incluye un esquema de aprendizaje basado en ELA, es decir fueron entrenados un conjunto de ELMs con el propósito de mejorar la credibilidad de los resultados de DSA. En la etapa de selección de características para entrenar los modelos se utilizó el algoritmo RELIEF [56]. La propuesta se aplicó en el sistema de prueba IEEE de 50 barras y en el sistema eléctrico de China. Los resultados muestran que el método es capaz de efectuar una estimación efectiva del margen de estabilidad del sistema. Sin embargo, el uso de ELM conlleva una alta carga computacional.

Otra técnica utilizada para la predicción de la excursión de frecuencia luego de ocurrida una contingencia es “ensemble learning algorithm” (ELA) basado en “cross-entropy” [10]. “Cross-entropy” se utiliza para cuantificar la contribución de una muestra individual en un conjunto de datos, esta información es utilizada para la evaluación del aprendizaje automático. Además, “Cross-entropy” es un índice que se utiliza para medir el grado de similitud de dos distribuciones, se puede considerar como la "distancia" de dos distribuciones. Es importante destacar que el método de “Cross-entropy” ha sido aplicado con éxito tanto a la optimización combinatoria como a la simulación de eventos poco comunes [57]. El modelo ELA propuesto en [10] es utilizado para predecir la excursión de frecuencia incluye las etapas de entrenamiento off-line, predicción on-line y actualización de la base de datos en tiempo real. Para el desarrollo de esta aplicación (ELA) se utilizaron tres MA: ANN, SVM y ELM. La propuesta se validó en los sistemas de prueba IEEE de 9 y 39 barras. Los resultados muestran que el algoritmo propuesto (ELA) tiene una alta precisión en los dos sistemas bajo estudio. Sin embargo, esta técnica requiere de esfuerzos computacionales altos, añadiendo restricciones como disponibilidad de memoria y aumento en el tiempo de aprendizaje.

En [55], se propone utilizar redes neuronales convolucionales (CNN), uno de los algoritmos que pertenecen al campo de “Deep Learning” para evaluar la seguridad del SEP ante contingencias N-1. La propuesta es validada utilizando una gran base de datos del sistema de prueba NESTA el cual está formado por 162 barras [58]. Los resultados muestran que la propuesta tiene un alto grado de precisión, sin embargo, la etapa de entrenamiento requiere de más de 22 horas de procesamiento el cual es llevado a cabo en un “cluster” de computadores, por lo tanto, la propuesta conlleva una elevada carga computacional para su aplicación.

De la revisión del estado del arte se concluye que en la actualidad se han propuesto varias técnicas basadas en MA para realizar el análisis de estabilidad de los SEP. Sin embargo, muchas de estas técnicas han sido validadas en sistemas de prueba pequeños, por lo que su uso práctico en sistemas reales es limitado. Si bien hay unas pocas MA aplicadas a la evaluación de la estabilidad de frecuencia en sistemas reales (ver por ejemplo [11], [12], [16]), estos han sido diseñados para SEP con realidades muy distintas al sistema eléctrico chileno. Concretamente, el SEP de Chile tiene características únicas, que lo hacen poco robusto, y propenso a presentar diferentes problemas de estabilidad, a saber:

- Topología del sistema extremadamente longitudinal, con líneas muy largas y conexiones débiles entre áreas (red poco enmallada).
- Sistema aislado.
- Sistema con bajos niveles de inercia.

- La localización del potencial eólico y solar en el país, están llevando a que el sistema eléctrico chileno presente altos niveles de TGV concentrado en unas pocas regiones. Más aún, las metas impuestas a nivel nacional en cuanto a penetración de centrales TGV, permiten predecir que a futuro el sistema se podría caracterizar por bajos niveles de inercia.

Por otro lado, en los estudios de planificación, únicamente son considerados un conjunto acotado de condiciones críticas de operación. Además, no existe ninguna garantía que los casos seleccionados sean las condiciones de operación más críticas que pueda experimentar un SEP [59]. Por lo tanto, la definición de puntos de operación críticos requiere mayores esfuerzos para identificar todas las condiciones relevantes de operación en donde la estabilidad del sistema eléctrico podría estar en peligro. En la revisión de la literatura técnica especializada se identificaron muy pocos trabajos en donde las MA dan soporte a los planificadores de red, los trabajos están orientados al monitoreo de los sistemas en tiempo real.

3. Metodología

En esta sección se describe la metodología propuesta, implementada en este trabajo de investigación con el propósito de identificar *PO* representativos para la realización de estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas eléctricos de tamaño real.

En la Figura 21 se presenta el enfoque metodológico propuesto en este trabajo de investigación.

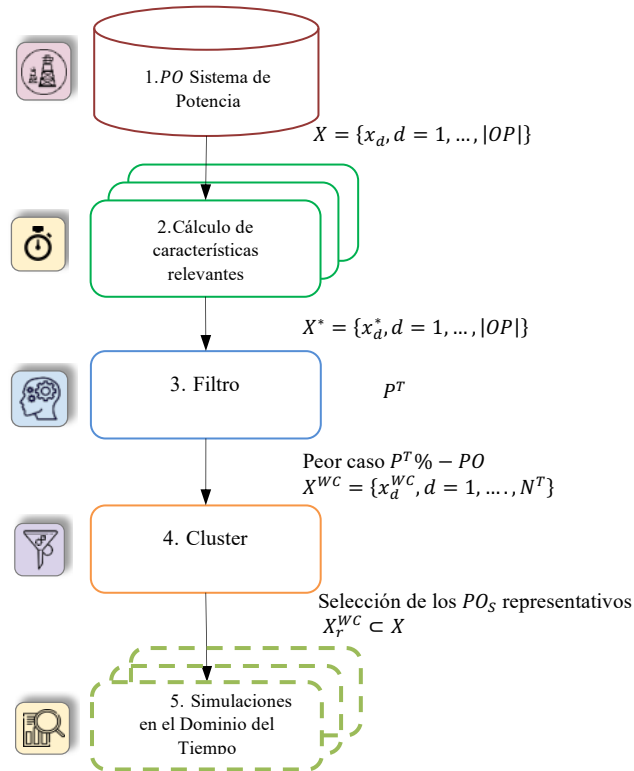


Figura 21 Metodología Propuesta

A continuación, se presenta una breve descripción de las etapas que conforman la metodología propuesta:

1. POs Sistema de Potencia: En esta etapa de la metodología se modela el SEP y se obtienen los *POs* del sistema los cuales dependen del despacho económico.
2. Cálculo de las características relevantes: En esta etapa se determinan las características relevantes, para caracterizar los *PO* en términos de su desempeño dinámico desde el punto de estabilidad de frecuencia.
3. Filtro: Utilizando un filtro se realiza la identificación de los *PO* con peor desempeño en términos de estabilidad de frecuencia de entre todos los posibles casos y se eliminan los *PO* que tienen buen desempeño.
4. Cluster: Con la implementación de un método de “clustering” se selecciona el *PO* más crítico. Los datos de entrada del “cluster” son el conjunto de puntos que poseen la condición de operación del sistema, para cada *PO* identificado por el filtro.
5. Simulaciones en el dominio del Tiempo: Se calcula el valor del f_{Nadir} , utilizando simulaciones en el dominio del tiempo para cada uno de los puntos representativos.

3.1 Cálculo de características relevantes

En función del análisis realizado en la sección 2.1 los 7 factores que influyen en la estabilidad de frecuencia son: la magnitud del desbalance de potencia (ΔP), que es función del tamaño de la contingencia (potencia inyectada por el generador que sufre la contingencia), inercia sistémica (H_{Sys}), $RoCoF$, frecuencia nadir (f_{NAD}), la tasa de toma de carga sistémica “governor ramp rate” (c_{Sys}), la respuesta primaria en frecuencia (PFR) y el tiempo en el que la frecuencia alcanza el valor de la frecuencia Nadir (t_{NAD}).

Sin embargo, con el propósito de incrementar la información que maneja la MA, se agregaron otros indicadores adicionales para mejorar la precisión del algoritmo utilizado en el proceso de clasificación. Estos indicadores son: el porcentaje de penetración renovable ($NSIP$), el generador convencional en falla (SG_{PL}), el valor de la inercia sistémica antes y luego de ocurrida la contingencia ($H_{Sys-Pre}$ y $H_{Sys-Post}$), la variación de la inercia sistémica (ΔH_{Sys}), y reserva en giro “Headroom” (HR).

La Tabla 4 muestra el conjunto de características candidatas que son utilizadas, con el objetivo de caracterizar un punto de operación en términos del desempeño dinámico desde el punto de vista de la estabilidad de frecuencia, ante una contingencia.

Tabla 4 Características Candidatas

Característica	Descripción
$SG_{PL}^{h,j}$	GS fallado (j) en la hora h
$NSIP^h$	Porcentaje de penetración de las TGV en la hora h
$\Delta P_d^{h,j}$	Desbalance de potencia en la hora h debido a la contingencia j
H_{sys}^h	Inercia sistémica en la hora h antes de que ocurra la contingencia
$H_{sys}^{h,j}$	Inercia sistémica en la hora h después de ocurrida la contingencia j
$\Delta H_{sys}^{h,j}$	Variación de la inercia sistémica en la hora h debido a la contingencia j
$RoCoF^{h,j}$	$RoCoF$ del sistema en la hora h luego de ocurrida la contingencia j
$HR^{h,j}$	Reserva total del sistema proporcionada por los GSs en la hora h luego de ocurrida la contingencia j
$PFR^{h,j}$	(*) Estimación de la respuesta primaria en frecuencia en la hora h para la contingencia j (antes de alcanzar la frecuencia nadir)
$f_{NAD}^{h,j}$	(*) Estimación de la frecuencia nadir en la hora h debido a la contingencia j
$t_{NAD}^{h,j}$	(*) Estimación del tiempo en el cual se alcanza la frecuencia nadir en la hora h debido a la contingencia j
$c_{sys}^{h,j}$	(*) Estimación de la rampa sistémica “governor ramp rate” durante el despliegue de la respuesta primaria en frecuencia PFR en la hora h debido a la contingencia j

(*) Son los indicadores que son calculados en la metodología propuesta

3.2 Algoritmo para el cálculo de los indicadores que caracterizan la respuesta primaria en frecuencia

El cálculo exacto de la respuesta dinámica de un sistema de potencia real es complejo e implica una alta carga computacional debido a que se requiere solucionar complejos sistemas de ecuaciones algebraico-diferenciales. Para superar estos inconvenientes, en esta sección se describe un enfoque práctico para calcular los índices presentados en la Tabla 4 relacionados con la respuesta primaria en frecuencia. La dinámica de la frecuencia del sistema después de ocurrida la contingencia j es descrita de manera simplificada por la ecuación (18), donde $H_{sys}^{h,j}$ es la inercia del sistema luego de ocurrida la contingencia (desconexión de la unidad j). P_j es la potencia entregada por la unidad j antes de que ocurra la contingencia y ΔP_i^j es la variación de potencia en la unidad de generación

i (respuesta del regulador de velocidad) debido al desbalance de potencia producido por la desconexión de la unidad de generación j .

$$\frac{\partial f}{\partial t}(t) = \frac{f_0}{2 \cdot H_{sys}^{h,j}} \cdot \left(-P_j + \sum_{i \neq j}^{N_g} \Delta P_i^j(t) \right) \quad (18)$$

Con el propósito de resolver la ecuación (18), se realiza una aproximación de la respuesta del regulador de velocidad de cada generador, ΔP_i^j , durante la desconexión de la unidad de generación j :

$$\Delta P_i^j(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t \leq t_d^i \\ c_i \cdot (t - t_d^i) & \text{if } t_d^i < t \text{ and } r_i(t - t_d^i) < R_i \\ R_i & \text{if } r_i \cdot (t - t_d^i) \geq R_i \end{cases} \quad (19)$$

Donde: t_d^i es el tiempo de retardo en el cual el regulador de velocidad reacciona, c_i es la tasa de toma de carga (rampa) y R_i es el nivel de reserva de la unidad i . De (19) se puede observar que cada GS modifica su potencia de salida después del tiempo de retardo t_d^i . Luego, el generador comienza a aumentar la potencia de salida con una pendiente constante c_i hasta que se agote su reserva R_i .

Para estimar la respuesta PFR del sistema, se resuelven las ecuaciones (20) y (21) implementado el método numérico de Euler hasta que se alcanza f_{NAD} . Como resultado, se obtiene para cada condición de operación en la hora h y contingencia j , una estimación de la frecuencia nadir $f_{NAD}^{h,j}$ y además una estimación del tiempo cuando se alcanza la frecuencia mínima $t_{NAD}^{h,j}$. Luego, se estima la respuesta primaria en frecuencia del sistema $PFR^{h,j}$ y la tasa de toma de carga (rampa efectiva) del sistema en términos de despliegue de reservas de energía $c_{sys}^{h,j}$, estas estimaciones se realizan utilizando las siguientes expresiones:

$$PFR^{h,j} = \sum_{i=1; i \neq j}^{N_g} \Delta P_{i,t_{NAD}^{h,j}} \quad (20)$$

$$c_{sys}^{h,j} = \frac{\Delta P_d^{h,j}}{t_{NAD}^{h,j}} \quad (21)$$

Finalmente, se presenta un nuevo indicador llamado índice de respuesta en frecuencia (FRI) para representar el desempeño general de la frecuencia del sistema. Este índice que captura las variables más relevantes que afectan la estabilidad de frecuencia del sistema, se calcula de la siguiente manera:

$$FRI^{h,j} = \frac{c_{sys}^{h,j} \cdot H_{sys}^{h,j}}{\Delta P_d^{h,j}} \quad (22)$$

El indicador FRI combina los valores: rampa sistémica, inercia del sistema luego de ocurrida la contingencia j y ΔP el desequilibrio de potencia. Un FRI grande muestra un sistema más robusto en términos de estabilidad de frecuencia. Este indicador es agregado al conjunto de indicadores presentados en la Tabla 4 con el propósito de caracterizar el punto de operación en términos del desempeño dinámico de la estabilidad de frecuencia.

Es importante mencionar que, aunque se requiere un método de integración numérica para estimar los índices propuestos, las simplificaciones asumidas permiten estimarlos con un esfuerzo computacional significativamente menor, en comparación con simulaciones detalladas en el dominio del tiempo.

Además, debido a las simplificaciones adoptadas, los índices representan una aproximación del desempeño en frecuencia de cada condición de operación y contingencia analizada. Sin embargo, estos indicadores, junto con los de estado estacionario mostrados en la Tabla 4, proporcionan información útil que puede ser utilizada por la etapa de filtrado para identificar “a priori” condiciones de operación representativas de “*peor escenario*”.

3.3 Identificación de características relevantes

El objetivo de esta etapa es identificar y seleccionar características relevantes de entre todas las características candidatas presentadas en la Tabla 4 y la subsección 3.2, para caracterizar los PO en términos de su desempeño dinámico desde el punto de vista de estabilidad de frecuencia. Es importante señalar, que no es posible utilizar todos los indicadores propuestos en las secciones anteriores para la creación de la MA, porque el desempeño del algoritmo podría verse afectado en términos de precisión, algunos indicadores propuestos podrían entregar información errónea a la MA.

Para la identificación de características relevantes se definen los siguientes datos de entrada:

- El conjunto X^* con las características relevantes de cada PO calculado de forma simplificada utilizando la propuesta presentada en la subsección 3.2.
- Un conjunto $F = \{f_{NAD}^d, d = 1, \dots, |PO|\}$ con el f_{NAD} real de cada PO , calculado utilizando simulaciones en el dominio del tiempo empleando un modelo dinámico detallado del sistema.

Para la identificación de características relevantes existen dos técnicas que son utilizadas para reducir la dimensionalidad del problema y obtener un conjunto con características relevantes, estas son: *técnicas de selección de características* y *extracción de características*.

Si bien la *selección de características* tiene como objetivo seleccionar un subconjunto de entre todas las características consideradas, la *extracción de características* deriva información de las características consideradas y construye un nuevo sub-espacio, es decir, se derivan nuevas características.

En este trabajo fueron implementadas dos técnicas para *selección de características* con el propósito de identificar características relevantes: “Linear Logistic Regresion” (LLR) combinada con una técnica para eliminar características no relevantes “Recursive Feature Elimination” (RFE) [42], y “Random Forest” (RF) [41].

Se eligió utilizar la estrategia de *selección de características* en lugar de una *extracción de características*, ya que la primera proporciona información útil sobre la influencia que cada característica tiene sobre el desempeño de la frecuencia del sistema, mientras que las características que se obtienen utilizando técnicas de *extracción de características*, no poseen un significado físico, lo que implica el riesgo de perder información valiosa.

LLR es un modelo de clasificación lineal generalizado que estima la probabilidad que una muestra determinada (en este caso un PO) pertenezca a una determinada clase binaria, dadas sus

características. Para centrarnos en los PO con peor desempeño, se define la clase binaria en función de un umbral deseado, en este caso para una determinada frecuencia nadir f_{NAD}^{mo} . De este modo, cada PO crítico se etiqueta de acuerdo con f_{NAD}^{mo} de la siguiente manera:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } f_{NAD}^i < f_{NAD}^{mo}, \forall i = 1, \dots, |PO| \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases} \quad (23)$$

Donde f_{NAD}^i es la frecuencia nadir para el i –ésimo PO .

El modelo LLR adoptado en este trabajo es utilizado para calcular la probabilidad de que un PO_i dado, pertenezca a la clase 1, es decir:

$$p(y_i = 1 | \vec{x}_i) = \frac{1}{1 + \exp(\vec{x}_i^T \vec{\beta})} \quad (24)$$

donde: $\vec{\beta}$ es un vector con los pesos de cada característica. Si la probabilidad para un determinado PO crítico i es superior al 50%, es decir, $(y_i = 1 | \vec{x}_i) > 0.5$, el PO correspondiente se etiqueta como 1.

La estrategia RFE para identificar características efectivas utilizando el modelo LLR mencionado anteriormente funciona de la siguiente manera: primero se construye un modelo LLR con todas las funciones. Luego, la característica con el peso más bajo se elimina del conjunto y luego se construye un nuevo modelo LLR con las características restantes. Este procedimiento se realiza hasta que la precisión alcanza un valor mínimo, en este trabajo se estableció un límite del 95%.

La segunda estrategia implementada fue basada en RF, el cual es un algoritmo tipo ensamble, formado por un conjunto de árboles de decisión (DT) [41]. Un clasificador tipo DT utiliza las características de entrada para aprender una serie de preguntas con el objetivo de inferir la etiqueta de la clase de las muestras (en este caso particular, el verdadero valor de y_i para cada PO). El algoritmo DT comienza en la raíz del árbol y divide los datos con el propósito de obtener la mayor ganancia de información. Este procedimiento se repite en un proceso iterativo en cada nodo secundario hasta que las hojas sean puras (por ejemplo, cuando se alcance la estimación final). En consecuencia, en un modelo DT, es probable que las características importantes aparezcan más cerca a la raíz del árbol, mientras que las características con menor importancia a menudo aparecerán más cerca de las hojas. Por lo tanto, es posible estimar el grado de importancia de las características calculando la profundidad promedio en la que aparece una característica en todos los árboles del bosque [41].

Un modelo RF consta de una gran cantidad de DT que funcionan como un conjunto. Un modelo RF mejora el desempeño de un clasificador que consta de un solo DT mediante la combinación de DT individuales, utilizando la técnica del voto mayoritario, es decir, la etiqueta estimada corresponde a la obtenida por mayoría entre todos los DT. Un modelo RF permite clasificar cada característica de acuerdo con su relevancia, por lo tanto esta técnica puede ser utilizada para seleccionar características relevantes.

El modelo RF implementado consta de un número determinado de DT, donde cada DT fue entrenado de la siguiente manera: comenzando en la raíz del árbol, en cada nodo se selecciona n características al azar y se divide el nodo con la característica que proporciona la mejor división de la información.

Para identificar las características relevantes, se implementaron las dos técnicas de *selección de características* mencionadas anteriormente con diferentes valores de f_{NAD}^{mo} , los cuales fueron seleccionados con el propósito de identificar una amplia gama de PO con el peor desempeño desde el punto de vista de la estabilidad de frecuencia, estos valores van en un rango del 5% al 50% de *peores casos*.

Para la identificación de las características relevantes, se utilizó el sistema de prueba IEEE de 14 barras definido en [60], con una turbina eólica de 50 MW añadida en la barra 6 y una planta fotovoltaica de 150 MW en la barra 1. Para este propósito, se implementaron los modelos de planta de cada unidad de generación en Power Factory DIgSILENT [61], para simular el comportamiento dinámico del sistema para múltiples contingencias (modelo detallado del sistema). El modelo existente de 60 Hz se adaptó a 50 Hz para que coincida con la frecuencia de funcionamiento en Chile, para efectos de comparación y evaluación, los modelos de planta incluyen reguladores automáticos de voltaje (AVR), reguladores de velocidad, entre otros. La Figura 22 muestra el sistema de prueba IEEE de 14 barras.

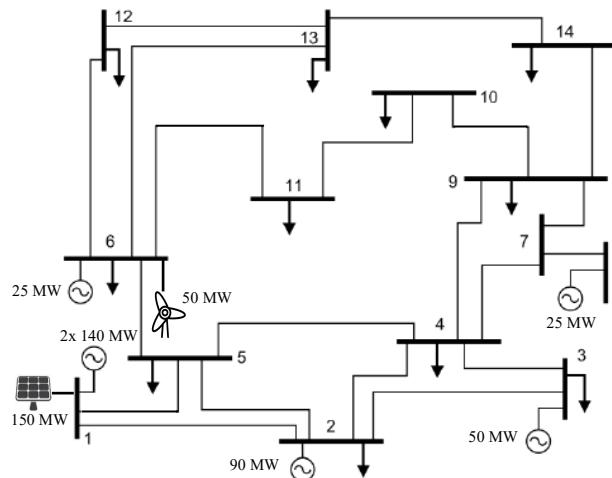


Figura 22 Sistema de prueba IEEE de 14 barras

Para simular la operación anual del sistema de prueba con resolución horaria, se utilizó la metodología presentada en [62].

Por lo tanto, siguiendo el procedimiento ilustrado en la Figura 23, en la etapa “Simulaciones en el dominio del tiempo”, se desarrollan las simulaciones dinámicas para cada PO por cada hora del año, considerando una única contingencia, esto es que cada GS en funcionamiento es desconectado en cada hora. Estas simulaciones generan un conjunto $F = \{f_{NAD}^d, d = 1, \dots, |OP|\}$ cuyos elementos son las frecuencias nadir obtenidas a partir de las simulaciones en el dominio del tiempo.

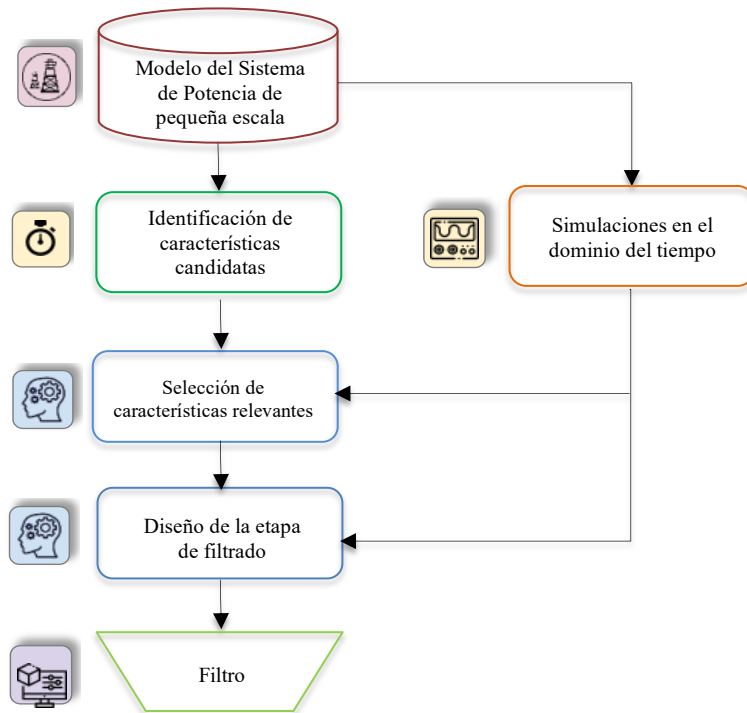


Figura 23 Metodología para el desarrollo del filtro

La Figura 24 muestra la función de distribución acumulada del f_{NAD} para todos los 18677 PO . En el siguiente paso, los valores de cada una de las características candidatas detalladas en la Tabla 4 y la subsección 3.2 se calculan para cada PO , lo que genera el conjunto X^* con los valores de las características candidatas para todos los 18677 PO . Es importante mencionar que los 18677 PO se los obtiene, en función del commitment de cada una de las 8760 horas del año y en función de los GS que se desconectan para simular la contingencia.

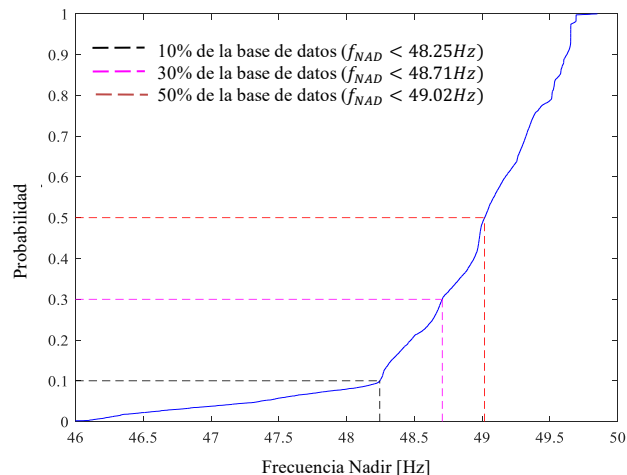


Figura 24 Función de distribución acumulada de la f_{NAD} para todos los PO del sistema de prueba IEEE de 14 barras

Luego, se utiliza una técnica de reducción de dimensión para identificar las características más efectivas para caracterizar los PO en función del desempeño en términos de estabilidad de frecuencia. Esto permite mejorar la eficacia del filtro eliminando datos redundantes y altamente correlacionados, evitando así el sobreajuste. Después de seleccionar las *características efectivas*, se consideran varios modelos para caracterizar los PO en términos de desempeño de estabilidad de frecuencia, que se utilizan para elegir “a priori” el peor de los PO para un porcentaje específico determinado de PO .

Para fines ilustrativos, la Tabla 5 presenta los resultados obtenidos usando $f_{NAD}^{mo} = 48.71Hz$, en cuyo caso el 30% de todos los PO están etiquetados como 1. Como se observa en la Tabla 5, ambos modelos son consistentes con respecto a las *características efectivas* para caracterizar los PO . De hecho, todas las características identificadas como relevantes por el modelo LLR + RFE tienen una relevancia superior al 5% según el modelo RF. Además, ambos modelos lograron un buen nivel de precisión en el etiquetado de los PO . Mientras que el modelo LLR + RFE logró una precisión del 96,7%, el modelo RF logró una precisión del 97,6%. Es importante señalar que se obtuvieron resultados similares para otros valores de f_{NAD}^{mo} .

En base a los resultados presentados en la Tabla 5, se seleccionan las características relevantes.

Tabla 5 Ranking de Características del sistema de prueba IEEE de 14 barras

Características Candidatas	LLR + RFE ¿Característica Relevante? [Si/No]	RF Relevancia [%]
$SG_{PL}^{h,i}$	No	2.8
$NSIP^h$	No	0.66
$\Delta P^{h,j}$	Si	9.72
H_{sys}^h	Si	<1
$H_{sys}^{h,j}$	Si	4.81
$\Delta H_{sys}^{h,j}$	No	4.85
$RoCoF^{h,j}$	Si	12.47
$HR^{h,j}$	Si	1.0
$PFR^{h,j}$	Si	6.94
$f_{NAD}^{h,j}$	Si	20.26
$t_{NAD}^{h,j}$	Si	4.41
$c_{sys}^{h,j}$	Si	1.63
$FRI^{h,j}$	Si	28.37

Las características más relevantes seleccionadas por las MA son:

$$PO^{h,j} = \{\Delta P^{h,j}, RoCoF^{h,j}, PFR^{h,j}, f_{NAD}^{h,j}, FRI^{h,j}\}$$

3.4 Diseño del filtro

En esta sección se describen las etapas desarrolladas para diseñar e implementar la etapa de filtrado de datos con el objetivo de identificar los PO con peor desempeño en términos de estabilidad de frecuencia. Para diseñar el filtro se utiliza el conjunto X^+ que contiene los valores de las *características efectivas* para cada PO y el conjunto F con la frecuencia nadir calculada en base a simulaciones dinámicas, también para cada PO . Para fines de generalización, cada característica fue normalizada, de modo que cada una de ellas adopta un valor entre 0 y 1.

El filtro se ensambla utilizando dos tipos de modelos de MA empleados para clasificación: RF y ANN.

Básicamente, para un porcentaje específico P^T de PO con peor desempeño que se desea identificar, se entrena un modelo RF y una ANN para identificar si un PO pertenece o no al porcentaje P^T de PO con un mal desempeño desde el punto de vista de estabilidad de frecuencia. El desempeño en frecuencia durante los desequilibrios de potencia se mide en función de la frecuencia nadir. Como resultado, cada modelo indica la probabilidad de que un PO pertenezca al porcentaje P^T de los peores casos de entre todos los PO evaluados.

Finalmente, cada PO se clasifica en orden descendente de acuerdo con la probabilidad promedio y se elige el número N^T de PO con la mayor probabilidad de pertenecer al porcentaje P^T de PO con el peor desempeño, con $N^T = \lceil P^T |OP| \rceil$.

En la Figura 25 se ilustra una descripción general de la estructura interna del filtro para su uso en SEP con diferentes características. Los datos de entrada del filtro son el conjunto X^\dagger con *características efectivas* para cada PO y el porcentaje objetivo P^T de PO con el peor desempeño que requiere ser identificado. Como se describió anteriormente, primero se normalizan las *características efectivas* y luego el filtro utiliza los modelos RF y ANN correspondientes, diseñados para el valor específico de P^T , para estimar, la probabilidad de que cada PO , pertenezca al porcentaje P^T de los PO con peor desempeño. Finalmente, los PO con el peor desempeño se seleccionan utilizando la probabilidad promedio entre ambos modelos.

El filtro desarrollado está disponible en Python y se puede encontrar en [41]. Este filtro fue diseñado para identificar PO con el peor desempeño, que van en un rango desde el 5% hasta el 50% del total de PO bajo estudio.

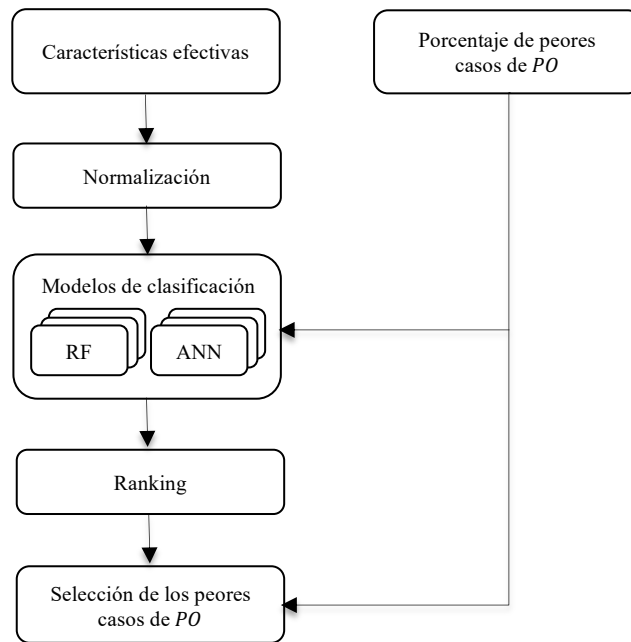


Figura 25 Diseño del Filtro

Con fines ilustrativos, la Figura 26 muestra el desempeño del filtro en el sistema de prueba IEEE de 14 barras modificado para identificar el 20% de los PO con el peor desempeño. En este caso, el umbral de frecuencia es de $f_{NAD}^{mo} = 48.47\text{Hz}$. Esto significa que los PO seleccionados deben estar por debajo de este umbral y esto representa el 20% de todos los PO existentes.

La Figura 26 a) muestra la identificación de los verdaderos positivos (TP) y los falsos positivos (FP) en verde y rojo respectivamente, mientras que la Figura 26 b) muestra los verdaderos negativos (TN) y los falsos negativos (FN), en verde y rojo respectivamente.

El umbral de la frecuencia nadir f_{NAD}^{mo} se representa con la línea vertical segmentada. De esta figura se puede observar que el filtro es capaz de identificar la mayoría de los *PO* con el peor desempeño. En cuanto a los *PO* que se clasificaron erróneamente, su frecuencia nadir está muy cerca del umbral de la frecuencia objetivo, como se puede ver en la Figura 26 b). Por ejemplo, el *PO* con la frecuencia nadir más baja que el filtro clasificó erróneamente tenía una frecuencia de 46.64 Hz, que es 1.83 Hz por debajo del umbral y 3.97 Hz más alto que la frecuencia nadir más baja entre todos los *PO*. También se desarrollaron otros filtros para identificar otros porcentajes de *PO* con el peor desempeño. Un resumen de estos resultados se presenta en la Tabla 6, se puede observar que el filtro diseñado para identificar el 50% de los *PO* con el peor desempeño logró el mejor rendimiento en términos de precisión.

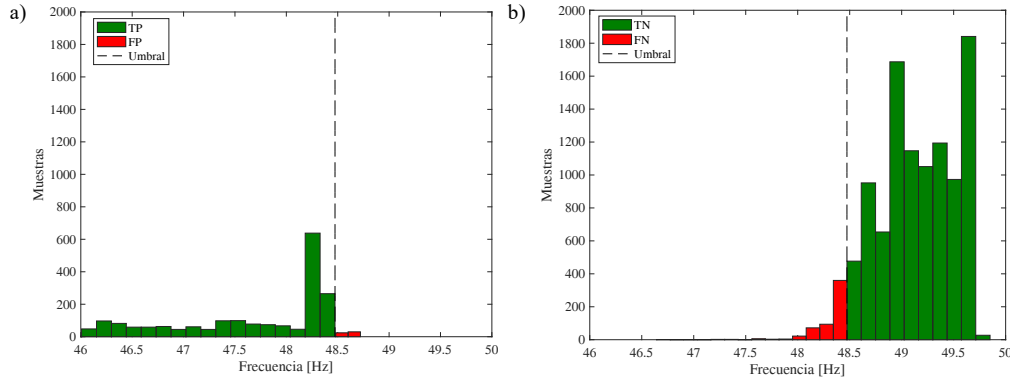


Figura 26 Histograma con los resultados del filtro para identificar el 20% de los PO con peor desempeño: a) verdaderos positivos (color verde) y falsos positivos (color rojo). b) verdaderos negativos (color verde) y falsos negativos (color rojo)

Tabla 6 Desempeño del Filtro

Objetivo de Filtrado (% de <i>POCs</i> con peor desempeño)	TP	TN	FP	FN	Precisión (%)
50%	6259	6272	14	27	99.8
40%	4769	7528	16	259	99.7
30%	3566	8761	40	205	98.9
20%	1836	10023	35	678	98.1
10%	1028	11220	95	229	91.5
5%	30	11943	1	598	96.8

*TP: true positives. TN: true negatives. FP: false positives. FN: false negatives

Es importante señalar que para cada objetivo umbral (5%, 10%, 20%, 30%, 40% o 50% de los *PO* con peor desempeño) se diseña un filtro, basado en MA, como se mencionó anteriormente, específicamente se utilizó un algoritmo tipo ensamble basado en RF y ANN. Los filtros fueron creados utilizando el 70% de los datos (70% de los 18677 *PO*) para entrenar los modelos (filtros) y el 30% de los datos fueron utilizados para validar los modelos.

Los filtros obtenidos en esta etapa de la metodología fueron utilizados e implementados directamente en el caso de estudio real.

3.5 Cluster y selección *PO* representativos

Esta es la última etapa de la metodología principal presentada en la Figura 21 para evaluar la estabilidad de frecuencia. Esta etapa se implementa debido a que el conjunto de *PO* críticos obtenido por el filtro aún podría ser muy grande para estudios de estabilidad en SEP reales, por lo tanto, se requiere reducir el número de *PO* críticos e identificar los más representativos para desarrollar estudios de estabilidad.

Los *PO* obtenidos por el Filtro se agrupan mediante clusters, una vez agrupados los elementos se obtiene un elemento representativo (centroide) que representa a los miembros de cada grupo.

Los datos de entrada del “cluster” son el conjunto de *PO* identificados como críticos por el filtro, es decir, es decir, $X^{WC} \subset X$.

Para seleccionar el *PO* más crítico (representativo), se implementa un método de “clustering” conocido como “complete linkage” [63], este método utiliza la distancia más lejana que existe entre los objetos de dos grupos como se muestra en la ecuación (25), se utiliza la distancia euclidiana como métrica de la medida de proximidad para calcular la distancia entre los objetos (es decir, dos *PO*), como se muestra en la ecuación (26). Se seleccionó este algoritmo porque es el que con menos cantidad de “clusters” agrupa los *PO* con menor tasa de error que el resto de los algoritmos que fueron evaluados.

$$d_{(r,s)} = \max \left(\|x_{ri}, x_{sj}\|_2 \right), i \in (1, \dots, n_r), j \in (1, \dots, n_s) \quad (25)$$

$$d_{ij} = \|x_i - x_j\|_2 \quad (26)$$

Para un número específico de grupos, se elige un *PO* representativo por cada grupo (centroide), en este caso el *PO* que tiene el *RoCoF* más elevado de acuerdo con la ecuación (14).

4. Análisis de Resultados

4.1 Caso de Estudio

La metodología propuesta fue aplicada al ex -Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING) de Chile. El sistema se caracteriza por una mezcla de generación térmica basada en carbón, petróleo y gas natural, tiene una capacidad instalada de 5908 MW. La carga máxima es de 2532 MW. La demanda del sistema se caracteriza por poseer alrededor de 90% de carga industrial (industria minera), mientras que el 10% restante corresponde a clientes residenciales [64].

El (ex-SING) está ubicado en medio del desierto de Atacama, por lo tanto, es un buen ejemplo de un sistema de energía que exhibe un potencial solar excepcional para proyectos fotovoltaicos. Sin embargo, algunas limitaciones técnicas relacionadas con sus unidades de generación convencional, como los bajos niveles de inercia, las tasas de toma de carga limitadas y los tiempos de reacción lentos de las máquinas, podrían dificultar la integración de TGV a la red, debido a problemas relacionados a la estabilidad de frecuencia. De hecho, debido a que los GS convencionales tienen una capacidad muy limitada para proporcionar soporte de frecuencia durante contingencias, los esquemas de desconexión automáticos de carga (EDAC) son activados cuando la frecuencia del sistema cae por debajo de 49 Hz, con el propósito de mantener el sistema estable, cuando ocurren grandes desequilibrios de potencia entre carga y la generación debido a las desconexiones imprevistas de unidades de generación. El modelo de red implementado está compuesto por 80 generadores sincrónicos, más de 1800 barras, 300 líneas de transmisión y 260 cargas. La operación real del sistema fue obtenida del operador del sistema, el despacho está compuesto por 8760 horas que corresponden al año 2016. La Figura 27 muestra el diagrama unifilar del sistema eléctrico ex-SING [65].

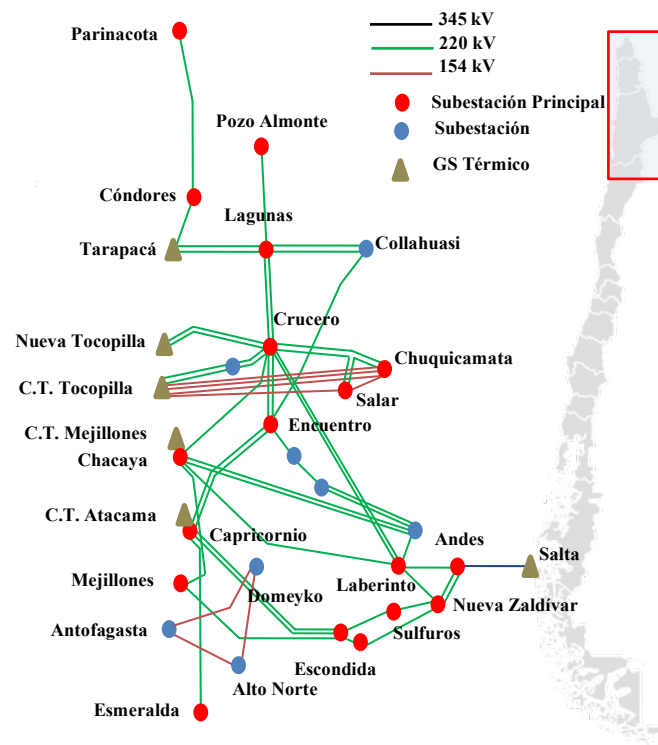


Figura 27 ex-Sistema Interconectado del Norte Grande (ex-SING)

Para determinar la condición operativa del SEP, se utilizó una herramienta computacional que incluye el “unit commitment” así como también el despacho económico para determinar las consignas de las unidades de generación para la operación de un año con resolución horaria (8760 horas). Para analizar la estabilidad de frecuencia del sistema, se toma en consideración la desconexión intempestiva de cada una de las unidades de generación disponibles en cada hora (20 contingencias para cada PO) y se calculan los valores de las características relevantes presentadas en la Tabla 5 para un total de 47,144 PO utilizando el enfoque presentado en la sección 3.2.

Para validar la metodología propuesta y analizar su desempeño, se realizaron simulaciones en el dominio del tiempo (TDS) para cada PO utilizando el modelo detallado del ex-SING, las simulaciones fueron realizadas utilizando el software Power Factory DIgSILENT. La Figura 28 ilustra los resultados de los desequilibrios de potencia ΔP , el $RoCoF$ teórico calculado utilizando la ecuación (14) y el índice FRI de acuerdo con la ecuación (22). En color verde se muestran los PO donde la frecuencia nadir se encuentra sobre 49 Hz, este valor corresponde al umbral para la activación de los EDAC en Chile, en rojo se muestran los PO con peor desempeño, donde el valor de la frecuencia nadir está por debajo del umbral. De esta figura se observa que, aunque los índices permiten diferenciar entre PO críticos y no críticos, hay una región donde no es posible su identificación.

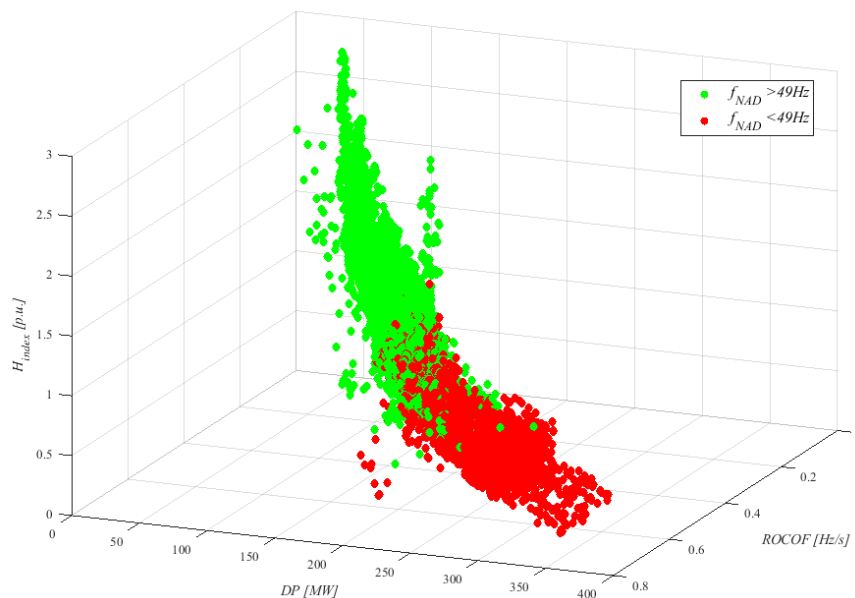


Figura 28 Resultado de 3 características relevantes junto con el desempeño en frecuencia del sistema ex-SING obtenidos utilizando TDS

4.2 Identificación de los PO con peor desempeño

Según las condiciones de funcionamiento del sistema para cada hora del año y según las características relevantes calculadas para cada uno de los 47,144 PO , a priori se identificaron los PO con peor desempeño, utilizando el filtro para diferentes objetivos. Los PO se definen en función del f_{NAD} , es decir, PO que conducen a valores de f_{NAD} más bajos se consideran más críticos que los PO que conducen a valores de f_{NAD} más elevados. Con fines ilustrativos la Figura 29 muestra los resultados de aplicar un filtro para identificar el 20% de los PO con peor desempeño en el sistema eléctrico ex-SING. Es importante mencionar que el filtro únicamente utiliza indicadores basados en el análisis estacionario y cuasi-estacionario, mientras que para obtener resultados reales de f_{NAD} para cada PO se requieren desarrollar TDS, en la práctica éstas requieren de grandes esfuerzos computacionales (2 meses en este caso). Para el sistema bajo estudio, el

umbral de la frecuencia nadir en este caso es de 48.89 Hz, que está justo por debajo del umbral para la activación de los esquemas de desconexión automáticos de carga (EDAC) en Chile.

De esta figura se puede evidenciar que el filtro permite identificar la mayoría de los *PO* con peor desempeño, así como también permite descartar una gran cantidad de *PO* no críticos según el umbral de frecuencia que se haya definido. A pesar de que ocurrieron algunos casos que fueron mal identificados, la frecuencia nadir de estos *PO* está muy cerca del umbral de frecuencia objetivo. De hecho, el *PO* con la frecuencia nadir más baja que el filtro clasificó erróneamente tenía un f_{NAD} de 48.69 Hz, que es 0.14 Hz más alto que la f_{NAD} del *PO* más crítico (con una f_{NAD} de 48.55 Hz) y solo 0.2 Hz por debajo del umbral.

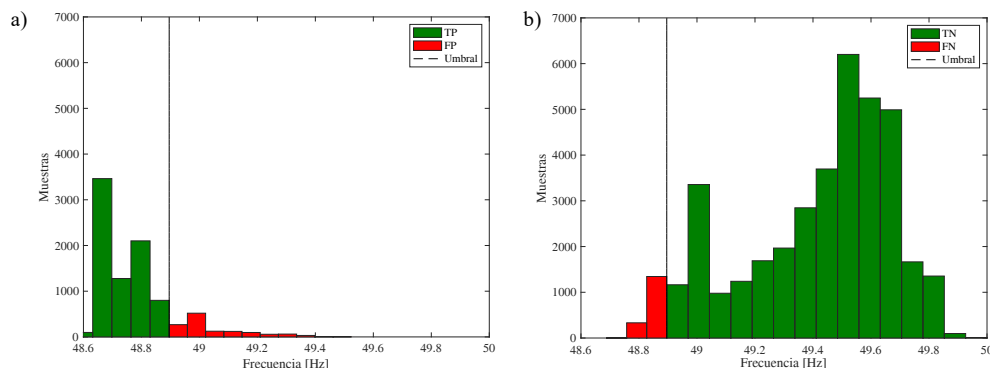


Figura 29 Histograma con los resultados del filtro para identificar el 20% de los PO en el ex - SING con peor desempeño: a) verdaderos positivos (color verde) y falsos positivos (color rojo). b) Verdaderos negativos (color verde) y falsos negativos (color rojo)

En la Tabla 7 se presenta un resumen de los resultados de la aplicación de diferentes filtros con diferentes objetivos. De esta tabla se puede observar que el filtro ajustado para identificar el 20% de los *PO* con el peor desempeño en términos de su f_{NAD} logra un mejor desempeño en términos de precisión. Una disminución significativa en la precisión se observa cuando el umbral se define en 5% y 10% de los *PO* con peor desempeño. Es importante mencionar que el error de clasificación obtenido por el filtro no afecta el desempeño general de la metodología propuesta, la principal razón es que la f_{NAD} de los *PO* mal clasificados están próximos al umbral de frecuencia impuesto como objetivo, por lo tanto, el filtro aún es capaz de identificar la mayoría de los *PO* reales con peor desempeño para cada uno de los objetivos definidos.

Tabla 7 Desempeño de la implementación de filtros con diferentes objetivos en el ex - SING

Objetivo de Filtrado (% de <i>POCs</i> con peor desempeño)	TP	TN	FP	FN	Precisión
50%	17672	18787	4835	5950	79%
40%	13285	25012	3335	5612	80%
30%	10486	30839	2232	3687	82%
20%	7767	36503	1293	1681	85%
10%	3560	40478	2042	1144	64%
5%	81	44829	53	2281	60%

Como se explicó anteriormente para el sistema ex -SING se consideró la operación del año 2016 (8760 horas), considerando las contingencias (desconexión intempestiva de unidades de generación) que pueden ocurrir en cada hora, se obtiene como resultado 47244 *PO*. Luego de aplicar el filtro para identificar el 20% de los *PO* con peor desempeño el número de *PO* se reduce

a: 7767 PO. En la Figura 30 a) se muestran los 47244 PO de los cuales en verde se representan aquellos que no son críticos y en rojo los 7767 PO que representan el 20% con peor desempeño. En b) se muestran los PO identificados luego de aplicar el filtro.

a)

b)

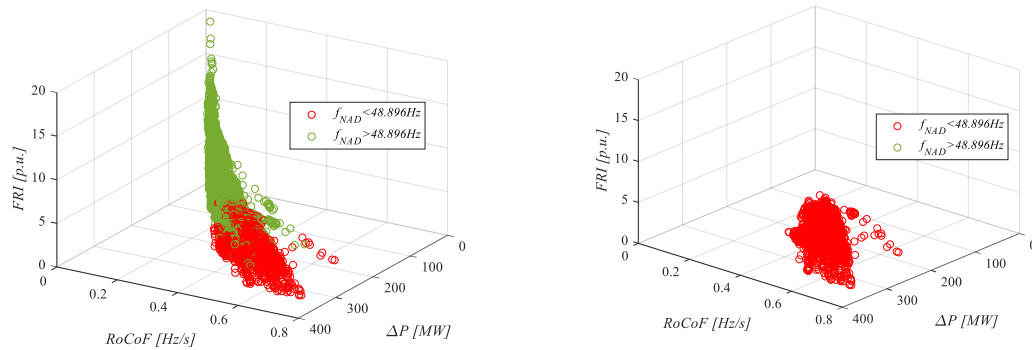


Figura 30 Selección de puntos representativos utilizando un filtro para identificar el 20% de los PO con peor desempeño

Además, se analizó la efectividad del filtro para identificar las condiciones operativas del sistema con peor desempeño (así como las peores contingencias). Una hora con pobre desempeño desde el punto de vista de la estabilidad de frecuencia, es considerada si para cualquier contingencia el f_{NAD} resultante se encuentra por debajo del umbral definido. De la misma manera, se considera que una contingencia es relevante a ser analizada, si en cualquier condición operativa, la f_{NAD} resultante está por debajo del umbral definido. Los resultados de este análisis para diferentes filtros se presentan en la Figura 31.

Esta figura muestra el porcentaje de horas y contingencias en las que los diferentes filtros identificaron correctamente el peor de los casos. De esta figura se puede observar que los filtros pueden identificar con éxito las peores condiciones de operación. Es importante señalar que para los filtros que tienen como objetivo un valor límite menor al 10%, se identifican en un 100% las fallas que tienen una excursión de frecuencia por debajo del umbral definido, en el caso de las horas críticas existe pérdida de información no obstante las horas identificadas por el filtro también poseen frecuencias por debajo del umbral definido.

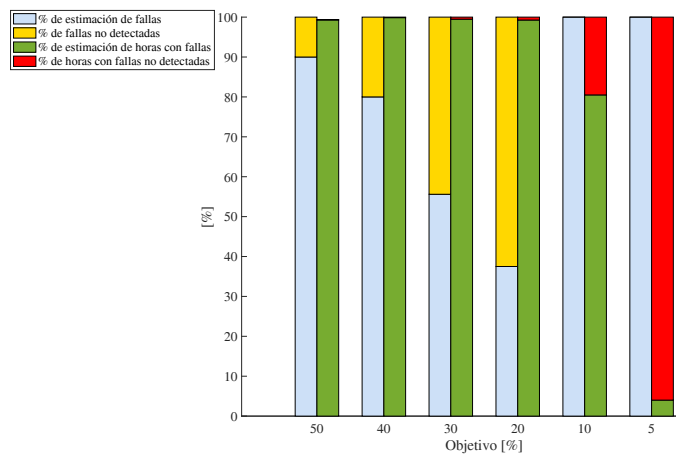


Figura 31 Porcentaje de las condiciones de operación (horas) y contingencias con peor desempeño identificadas correctamente por diferentes filtros aplicados al ex - SING.

4.3 Selección de PO representativos

El último paso consiste en seleccionar los PO con peor desempeño a partir de los casos representativos, entre todos los PO identificados como críticos. Un PO se considera crítico si, para cualquier contingencia, la frecuencia nadir del PO se encuentra por debajo del umbral deseado.

Para seleccionar PO representativos, se implementó el algoritmo de agrupamiento "complete linkage clustering" [66]. Los datos de entrada para aplicar el algoritmo son la condición de funcionamiento del sistema de todos los PO , utilizando la distancia euclidiana como medida de proximidad entre dos PO [41], [66]. Para cada grupo (clúster), el PO representativo es aquel que tiene el $RoCoF$ más elevado según la ecuación (14). La etapa de clustering se implementa con el objetivo de viabilizar el número de simulaciones en el dominio del tiempo que deben ser consideradas para el desarrollo de estudios de estabilidad de frecuencia.

A modo ilustrativo, la Figura 32 muestra los resultados obtenidos al seleccionar 30 PO representativos después de implementar un filtro con un objetivo del 20%. La Figura 32 muestra la frecuencia nadir de todos los PO , entre todas las contingencias, ordenadas desde el mayor al menor valor. En color rojo se muestran los PO representativos seleccionados utilizando la metodología propuesta y en color negro se representa el PO que normalmente es seleccionado mediante un enfoque tradicional de peor caso, en este caso particular utilizando el criterio de demanda neta mínima. Como se puede observar el enfoque tradicional de peor caso hubiese entregado un PO NO crítico en la realidad $f_{NAD} = 49.23$ HZ, esto provocaría que se emitan conclusiones erróneas en un estudio.

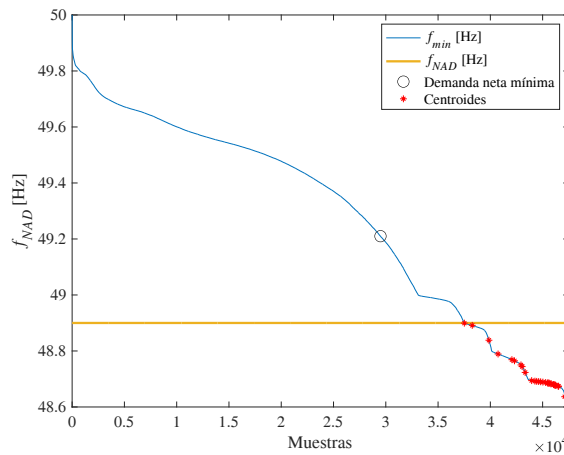


Figura 32 Ejemplo ilustrativo para seleccionar 30 PO representativos usando un filtro diseñado para identificar el 20% de los puntos PO con peor desempeño

La Figura 32 demuestra la eficacia de la propuesta, ya que los PO seleccionados no solo cubren un amplio rango de condiciones críticas, sino también la frecuencia nadir está por debajo del umbral deseado en todos ellos. Estos resultados demuestran que el marco metodológico propuesto permite seleccionar en la práctica, los PO representativos, sin la necesidad de implementar simulaciones en el dominio del tiempo las cuales implican grandes esfuerzos computacionales y consumen muchos recursos. Utilizando los PO representativos seleccionados se puede desarrollar un análisis de estabilidad de frecuencia completo, lo que permite utilizar los recursos disponibles de forma eficaz centrándose en las peores condiciones que conducen a problemas de estabilidad de frecuencia.

Con el propósito de evaluar la influencia del número de PO representativos en la precisión de la representación de todos los casos más desfavorables, se realiza el proceso de clustering utilizando un número diferente de grupos, para cada caso. Se cuantificó la precisión de los PO con peor desempeño representados por su correspondiente PO representativo (centroide). Para cada número

de clusters, se determina la distancia entre todos los PO con peor desempeño pertenecientes a un grupo y su correspondiente PO representativo, el valor máximo se utiliza como una métrica del error de agrupamiento.

La Figura 33 muestra los 30 PO representativos seleccionados luego de ser aplicado el cluster y considerar el máximo $RoCoF$ como el PO representativo de cada grupo (PO crítico) para el desarrollo de estudios de estabilidad de frecuencia. En el Apéndice 2 se muestran los resultados alcanzados al aplicar diferentes objetivos del filtro.

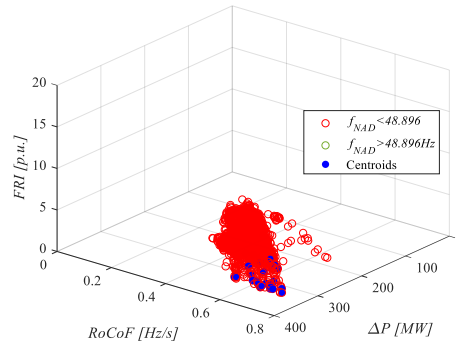


Figura 33 PO representativos usando un filtro diseñado para identificar el 20% de los puntos PO con peor desempeño

Con fines ilustrativos, la

Figura 34 muestra los resultados del error cuadrático medio (RMSE) obtenido para los objetivos del filtro de 5%, 20% y 50% con diferente número de clusters. Con líneas continuas se representa el valor RMSE obtenido considerando únicamente los PO con peor desempeño identificados por el filtro (PO correctos e incorrectos) y las líneas discontinuas representan el RMSE obtenido para los PO reales con peor desempeño, para este último, se considera cada PO con peor desempeño omitido por el filtro.

A partir de estos resultados, se puede concluir que el error de clasificación del filtro (ver Tabla 7) tiene relativamente bajo impacto en la precisión de la representación del PO con peor desempeño del caso real (diferencia entre líneas continuas y discontinuas). Además, el error de representación del 5% real con peor desempeño incluso es menor que el error de representación obtenido para el 5% de PO con peor desempeño de los casos identificados por el filtro (tanto correctos como incorrectos). Esto se debe a la estrategia utilizada para seleccionar el PO representativo para cada grupo, ya que en lugar de usar el centroide (es decir, el PO que se encuentra más cerca de el centro de gravedad del cluster), se seleccionó el PO con el $RoCoF$ más elevado de acuerdo con la ecuación (14). Esto significa que, en cada grupo, el PO con el peor desempeño a priori en términos de estabilidad de frecuencia se seleccionó como el PO representativo de cada grupo, este a su vez resulta en una mejor representación de los verdaderos PO con el peor desempeño.

La

Figura 34 muestra el número de clusters necesarios para lograr un determinado nivel de precisión en la representación de PO con peor desempeño. Por ejemplo, son necesarios alrededor de 17 clusters para representar el 5% de los PO con peor desempeño, con un RMSE de menos de 0,05. Del mismo modo, los resultados de la metodología propuesta indican que alrededor de 28 clusters deben representar el 20% de los PO con peor desempeño con un RMSE inferior a 0,05. Sin embargo, en este caso, para lograr el mismo nivel de precisión para representar el 20% real con peor desempeño de los PO (línea azul discontinua), se requieren alrededor de 32 clusters. Los resultados muestran cómo se puede elegir un número apropiado de PO representativos con peor desempeño para lograr el nivel deseado de precisión.

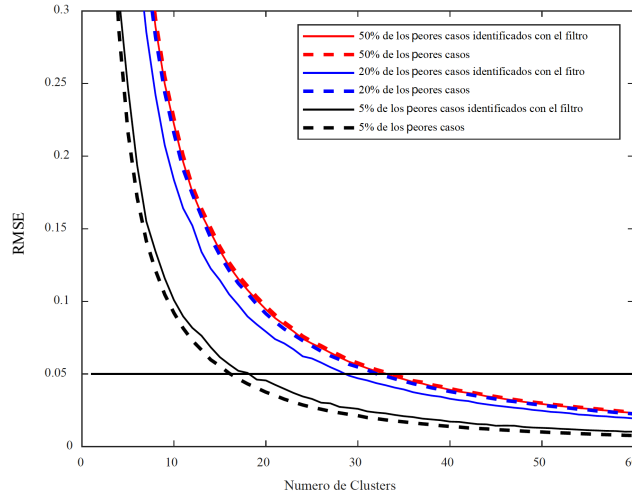


Figura 34 Representación del error obtenido con diferente número de clusters. Las líneas continuas representan el error obtenido para PO identificados con el peor desempeño (tanto correctos como incorrectos), mientras que las líneas discontinuas representan el error para los PO reales con el peor desempeño

Además, con el propósito de analizar el impacto del error de clasificación obtenido por el filtro, el proceso de clasificación se ejecutó asumiendo un filtro ideal, es decir, uno teórico que no tiene error de clasificación. Con este fin, los datos de entrada utilizados para el proceso de agrupamiento fueron *PO* reales con el peor desempeño para cada objetivo. Los resultados obtenidos para este caso se presentan en la Figura 35 para filtros con objetivos del 5%, 20% y 50%, con líneas continuas se representa el RMSE de los *PO* reales con peor desempeño, obtenidos cuando se utiliza un filtro (es decir, con error de clasificación) y las líneas discontinuas corresponden a los valores RMSE obtenidos cuando se utiliza un filtro ideal sin error de clasificación. De esta figura se puede observar que el impacto de los errores de clasificación del filtro presentados en la Tabla 7 es despreciable. Por lo tanto, aunque el uso de un filtro perfecto sin error de clasificación conduce a una mejor representación de los *PO* con peor desempeño para el mismo número de clusters, como se esperaba, requeriría, en todos los casos, como máximo 2 *PO* representantes adicionales para contrarrestar este impacto negativo y lograr el mismo nivel de precisión de representación que se habría obtenido si se contase con un filtro perfecto. Estos resultados demuestran la solidez de la metodología propuesta para seleccionar *PO* representativos con peor desempeño, a pesar de los errores de clasificación incurridos por el filtro.

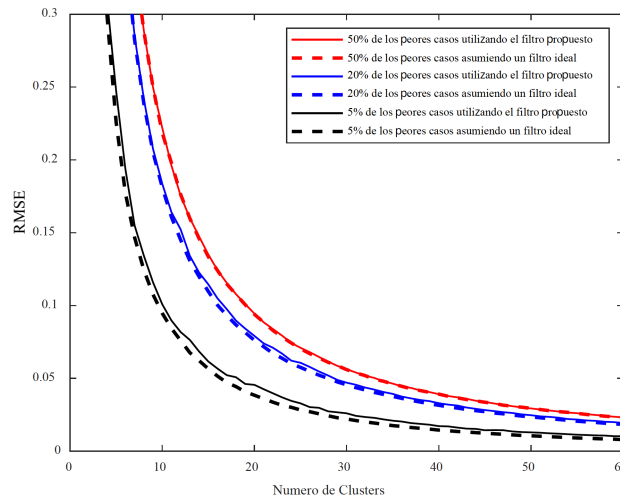


Figura 35 Error de representación obtenido para los PO reales con peor desempeño para diferente número de clusters. Las líneas continuas representan el error obtenido usando el filtro propuesto, mientras que las líneas discontinuas representan el error usando un filtro ideal, sin error de clasificación

Finalmente, se realizó un estudio para evaluar la precisión de la propuesta para representar el 1% real de los *PO* con “peor desempeño”. Para ello, se implementa el filtro con diferentes objetivos, que van desde el 5% hasta el 50%, con el propósito de agrupar los *PO* identificados con peor desempeño en 20 grupos (20 grupos para cada objetivo de filtro). Los resultados de este estudio se presentan en la Figura 36, en la que muestra los valores mínimos, medios y máximos de RMSE obtenidos para cada objetivo de filtro, así como los cuantiles del 25% y 75% para cada caso (cajas azules). Estos resultados demuestran el alto desempeño de la metodología propuesta para representar el 1% de los *PO* reales con el peor desempeño, independientemente del filtro objetivo que se está utilizando. La única diferencia entre los objetivos del filtro es con respecto al valor medio de RMSE; mientras que los valores RMSE medios más bajos se obtienen al filtrar objetivos de 5%, 10% y 30%, los valores medios más altos se obtienen con objetivos de filtrado del 20%, 40% y 50%. Los resultados confirman además que las tasas de identificación errónea del filtro tiene un bajo impacto en la precisión de la representación de los *PO* con peor desempeño. De hecho, se puede concluir que para lograr una mejor precisión para representar el 1% de los *PO* con peor desempeño, la mejor estrategia es utilizar el filtro con objetivos más bajos (por ejemplo, 5% y 10%), a pesar de su mayor tasa de identificación errónea en comparación con los obtenidos con el uso del filtro con objetivos superiores.

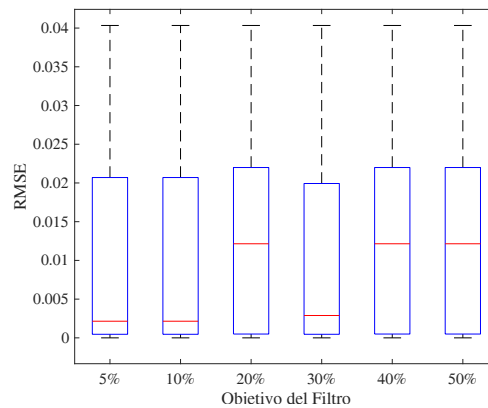


Figura 36 Resultados obtenidos para representar el 1% de los peores PO usando 20 clusters con varios filtros como objetivo

4.4 Discusión

Los resultados demuestran que la metodología propuesta en este trabajo de investigación es capaz de identificar puntos y condiciones de operación que atentan contra la estabilidad de frecuencia del sistema de potencia.

Se ha demostrado que los algoritmos utilizados (MA) son capaces de caracterizar *PO* con el propósito de identificar condiciones que podrían vulnerar la estabilidad de frecuencia, sin embargo, también se demostró que es necesario identificar de manera previa cuáles son las características relevantes que caracterizan el fenómeno de estabilidad de frecuencia, con el propósito que los algoritmos basados en MA sean capaces de cumplir con la tarea de identificar *PO* críticos.

El indicador *FRI*, propuesto como característica candidata, fue seleccionado por los algoritmos MA como una de las características relevantes que permite la identificación de los *PO* que vulneran la estabilidad de frecuencia.

El filtro desarrollado en este trabajo de investigación basado en MA es capaz de identificar la mayoría de los *PO* con peor desempeño desde el punto de vista de estabilidad de frecuencia. El filtro funciona sobre la base de un porcentaje específico de *PO* que requieren ser identificados, es decir se define un objetivo (f_{NAD} umbral) para eliminar aquellos *PO* que no son de interés analizarlos.

Además, luego que el filtro fue aplicado al conjunto de datos, se utilizó una técnica de agrupamiento “clustering” con el propósito de encontrar puntos representativos para el análisis de estabilidad de frecuencia, con el objetivo de viabilizar el número de simulaciones en el dominio del tiempo que deben ser desarrolladas. Los resultados demuestran que efectivamente los puntos encontrados por la técnica de “clustering”, es decir los centroides, logran representar efectivamente a los elementos que pertenecen al conjunto y por lo tanto logran representar al total de *PO*.

La metodología propuesta fue aplicada a un sistema real, el sistema bajo estudio fue el ex-Sistema Interconectado del Norte grande de Chile ex-SING, con ello se valida la escalabilidad y aplicabilidad de la propuesta metodológica presentada en este trabajo de investigación. Para el ex-SING, se tenían un total de 8760 *PO* con aproximadamente 20 contingencias en cada *PO*, dando como resultado un total de 47244 *PO* a analizar. La metodología propuesta reduce de 47244 *PO* a 20 *PO* dependiendo del umbral, para este caso particular el umbral definido fue del 20%.

El worst-case escenario (demanda neta mínima) hubiese entregado un *PO no crítico* en la realidad ($f_{NAD} = 49.23 \text{ Hz}$), esto provocaría que se emitan conclusiones erróneas en un estudio. Los 20 *PO* que fueron identificados por la metodología propuesta muestran un peor desempeño que al utilizar el criterio tradicional en términos de estabilidad de frecuencia.

Con el propósito de evaluar la estabilidad global del sistema de potencia, esta metodología podría ser extendida hacia otros estudios, por ejemplo, para la evaluación de estabilidad transitoria o estabilidad de voltaje.

5. Aplicación de los desarrollos de esta tesis en el proyecto Fondef IDeA: “Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico”

En esta sección se resume la aplicación de los desarrollos realizados en este trabajo de tesis en el contexto del proyecto de investigación “FONDEF IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico”. Este proyecto será implementado para uso del Coordinador Eléctrico Nacional (CEN) en el transcurso del año 2022.

5.1 Contexto del proyecto FONDEF IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico

Como se ha señalado anteriormente, los operadores de red realizan varios estudios de estabilidad con el objetivo de detectar condiciones de operación que pongan en riesgo la seguridad del sistema para tomar acciones correctivas. Sin embargo, las simulaciones dinámicas requieren grandes esfuerzos computacionales, por lo que el número de casos de estudio a analizar son reducidos. Idealmente únicamente los “peores casos” desde el punto de vista de la estabilidad deben ser identificados y evaluados. Sin embargo, la complejidad de los SEP junto con el incremento de las TGV, y la disminución progresiva de la inercia han provocado que la identificación de los puntos críticos sea más compleja.

La gran importancia económica y social de mantener la estabilidad de los SEP durante su operación real, unido a los grandes avances computacionales experimentados en los últimos años, ha impulsado el desarrollo e implementación de sistemas para determinar la seguridad dinámica (DSA) en tiempo real [7], [67].

En el marco del proyecto Fondef, se desarrollará un programa computacional que permita determinar rápidamente la estabilidad del sistema en base a las condiciones operacionales del mismo. A diferencia de los métodos tradicionales basados en simulaciones dinámicas, los SIs para DSA utilizan un conjunto de datos (llamados datos de entrenamiento) para capturar las relaciones no lineales entre las condiciones operacionales del sistema y su estabilidad, sin necesidad de resolver complejos sistemas de ecuaciones algebraico-diferenciales que modelan la dinámica de los SEP. Una vez que se establecen estas relaciones, el SI es capaz de determinar la estabilidad para otras condiciones operacionales del sistema con muy bajos tiempos de cómputo (del orden de cientos de milisegundos) y con una alta precisión [7].

La gran ventaja de desarrollar un programa basado en SI para DSA en línea es que los bajos tiempos de cómputo permiten la evaluación de la estabilidad del sistema para un gran número de contingencias en forma mucho más precisa que los métodos directos. Para el desarrollo e implementación de estos sistemas en tiempo real ha sido fundamental el desarrollo e implementación de la tecnología de sincrofasores (PMU, por sus siglas en inglés) para determinar la condición de operación real del SEP. Una PMU es un dispositivo que mide ondas de voltaje y corriente en las barras en donde está instalada con una alta precisión y elevada tasa de muestreo [68], [69]. Una de las grandes ventajas es que utilizan una referencia de tiempo común, sincronizada con GPS, lo que les permite sincronizar las señales medidas en distintos puntos de la red y obtener así un modelo sistémico con bastante exactitud [68]. De esta forma, los SI que realizan DSA en línea obtienen las señales en tiempo real de las PMUs y, en base a ellas, determinan la estabilidad del SEP.

En la actualidad se han propuesto un sinnúmero de técnicas asociadas a SI para realizar DSA en línea. Sin embargo, muchos de ellos han sido validados en sistemas de prueba pequeños, por lo que su uso práctico en sistemas reales puede ser limitado [15], [70]. El sistema eléctrico nacional (SEN) tiene características únicas, que lo hacen muy distinto a otros SEP, a saber:

- La topología del sistema chileno es extremadamente longitudinal, con líneas largas y conexiones débiles entre áreas, lo que sumado a su condición de sistema aislado hace que sea particularmente propenso a tener problemas de estabilidad.
- El sistema chileno se caracteriza por tener bajos niveles de inercia, lo que repercute fuertemente en la estabilidad de frecuencia.
- A diferencia de otros SEP, en Chile aún existen pocas PMU's instaladas.

En el contexto anterior, el desarrollo e implementación de un SI para realizar DSA en línea en Chile involucra varios desafíos. Por un lado, el SI debe considerar las características y desafíos particulares del sistema chileno, en especial en cuanto a la estabilidad. Además, la poca cantidad de PMU's instaladas en el sistema y los pocos registros históricos que se tienen introducen un desafío adicional. Las técnicas y metodologías actuales de los SI para DSA en SEP reales dependen de dos características fundamentales de los SEP: 1) que cuenten con una gran cantidad de datos históricos para entrenar los modelos y capturar así las relaciones no lineales entre los estados operacionales del SEP y su estabilidad y 2) que tengan una gran cantidad de PMU's, instaladas en puntos estratégicos del sistema, con el propósito de disponer en línea el valor real de las variables relevantes que afectan a la estabilidad. Ninguno de los dos puntos anteriores se cumple en el SEN. Esto hace que las técnicas y metodologías actuales no sean aptas para el desarrollo de un SI para DSA en el SEN. En efecto, la poca cantidad de datos históricos no permite asegurar que el desarrollo de un SI entrenado con estos datos pueda predecir la excursión de las señales principales en un amplio rango de condiciones operacionales con un nivel de confiabilidad aceptable. En cuanto a las PMU's, la poca cantidad de estos dispositivos instalados no permite asegurar que todas las variables relevantes del sistema para la predicción de estabilidad estén siendo monitoreadas.

En resumen, un SI para DSA en el SEN debe reunir las siguientes condiciones:

- Considerar las características y desafíos particulares del SEN, en especial en cuanto a la estabilidad.
- Debe ser capaz de predecir la estabilidad del sistema en base a un número reducido de datos de entrada, los que provienen de las PMU's instaladas a lo largo del SEN.

En el Apéndice 3 se adjuntan los objetivos del proyecto y el producto final a ser desarrollado en la ejecución del proyecto.

5.1.1 Metodología del proyecto Fondef IDeA

Para la implementación del SI en el contexto del proyecto Fondef IDeA, se propone implementar la metodología que se presenta en la Figura 37.

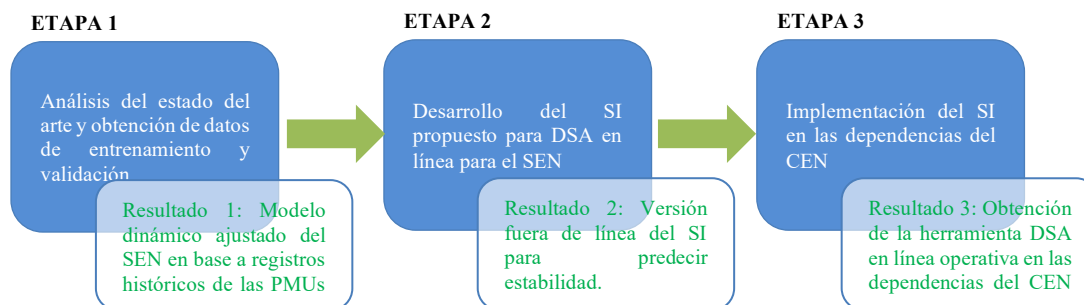


Figura 37 Metodología proyecto Fondef IDeA

A continuación se describe en forma resumida cada una de las etapas de la metodología.

Etapa 1. Análisis del estado del arte y obtención de datos de entrenamiento y validación

En esta etapa se crearán las bases sobre las cuales se desarrollarán e implementarán todos los modelos y técnicas de este proyecto. Se analizará el estado del arte de indicadores de estabilidad y de SI basados en Inteligencia Artificial para estimar la seguridad dinámica de los SEP en línea. El resultado del análisis del estado del arte se utilizará para el desarrollo del módulo de DSA de esta propuesta, y para el desarrollo de un sistema inteligente de referencia, el que servirá para comparar y evaluar el desempeño del sistema propuesto. Por otro lado, se obtendrán los datos de entrenamiento y validación que se utilizarán para desarrollar todos los modelos considerados en este proyecto. Para ello, primero se simulará la operación económica del SEN para un año completo con resolución horaria, con y sin los límites operacionales actuales para asegurar la estabilidad, y luego se realizarán simulaciones en el dominio del tiempo (TDS) detalladas durante contingencias en un modelo ajustado del SEN en el software Power Factory DIGSILENT. Al término de esta etapa se obtendrán TDS detalladas, que caracterizarán el comportamiento dinámico del SEN durante un conjunto de contingencias para un año de operación con resolución horaria.

Etapa 2. Desarrollo del SI propuesto para DSA en línea para el SEN

En esta etapa se desarrollará el SI propuesto para estimar el nivel de seguridad dinámica del SEN en línea. El SI estará basado en técnicas de Inteligencia Artificial. El SI consta de varios modelos predictivos, los que se combinan entre sí para permitir su uso práctico en el SEN.

Etapa 3. Implementación de herramienta en dependencias del CEN para su uso en tiempo real

En esta etapa se implementará la herramienta desarrollada en la etapa 2, en un servidor virtual ubicado en las dependencias del CEN, para su uso en tiempo real. Es importante señalar que la herramienta podrá ser actualizada en forma permanente, para incorporar los nuevos datos registrados por las PMUs, así como futuras PMUs que se instalarán a lo largo del sistema.

5.2 Desarrollos realizados en el marco de esta tesis que serán utilizados en el proyecto Fondef IDeA

Los desarrollos realizados en este trabajo de tesis contribuyen principalmente a la etapa 1 y 2 de la metodología descrita en el punto anterior. A continuación se describen con mayor detalle las actividades que se desarrollarán en la etapa 1 de la metodología propuesta en el contexto del proyecto Fondef IDeA. Esta etapa tiene como principal objetivo obtener los datos de entrenamiento

y validación para el SI.

En la actualidad existen alrededor de 50 PMUs instaladas en Chile por lo que no existen datos históricos (reales) suficientes para entrenar y validar un modelo del SEN que sea capaz de predecir su estabilidad en tiempo real. Además, si bien el CEN cuenta con un modelo dinámico detallado del SEN en el software PowerFactory DIgSILENT, este modelo sigue siendo únicamente una representación del sistema real, por lo que los resultados de las simulaciones dinámicas con este modelo no necesariamente coinciden con la respuesta real del sistema.

En el contexto anterior, si los datos disponibles para entrenar el SI no representan correctamente la respuesta real del SEP durante contingencias, el SI entregará resultados erróneos en términos de la estabilidad del sistema. Para abordar este desafío y generar los datos de entrenamiento y validación necesarios en cuanto a cantidad y calidad para el desarrollo del SI, se propone un enfoque metodológico práctico y novedoso en base a los datos y herramientas disponibles. La Figura 38 ilustra el enfoque propuesto.

1. La primera etapa consiste en ajustar el modelo del SEN que posee el CEN en Power Factory DIgSILENT considerando los datos históricos de fallas medidos mediante las PMUs, con el propósito de obtener un modelo cuya respuesta dinámica durante contingencias coincida con la del sistema real.
2. La segunda etapa consiste en realizar la expansión del SEN al año 2022, considerando el “informe de precio de nudo” [40], con el objetivo que el SI al momento de su implementación posea el modelo de sistema real.
3. Una vez obtenido el modelo ajustado, la tercera etapa consiste en simular el despacho económico del SEN considerando el año en el cual se ejecutó la expansión del sistema con resolución horaria, utilizando las mismas herramientas y procedimientos que utiliza el CEN (utilizando el software PLP para la programación de la operación de largo plazo y el software Plexos para la programación de la operación diaria). Dado que el despacho económico de los generadores se realiza considerando simplificaciones importantes (topología del sistema reducida, flujos de potencia DC (sin reactivos), entre otras), la convergencia de los flujos de potencia AC para estudios de estabilidad resulta un gran desafío, requiriendo por ende una gran cantidad de recursos humanos y tiempo.
4. Para automatizar la convergencia de los flujos de potencia AC de 8760 *PO*, en la cuarta etapa se utiliza una técnica de clustering desarrollada por el grupo de investigación que agrupa condiciones operacionales similares y selecciona puntos de operación (*PO*) representativos del sistema.
5. Una vez obtenidos los *PO* representativos, en la quinta etapa se automatiza la convergencia de los flujos AC de forma que se ajusten a la Norma Técnica de Calidad y Seguridad de Servicio (NTSyCS) [71] usando modelos en régimen permanente de la red. Dentro de las acciones que se realizan en esta etapa están el ajuste de las posiciones de los tap de los transformadores, condensadores, y reactores, así como el ajuste del nivel de tensión en bornes en los generadores que controlan tensión, entre otras.
6. Finalmente, en la sexta etapa se realizan simulaciones dinámicas para diferentes contingencias en el modelo ajustado del SE, para todas las condiciones operacionales

obtenidas del despacho económico. Es importante destacar que el enfoque propuesto para obtener los datos de entrenamiento y validación es el mismo que el grupo de investigación utilizó para generar los datos en los proyectos previos [39], [72]. La propuesta representa un enfoque práctico que permitirá automatizar en Power Factory DIgSILENT la gran cantidad de simulaciones dinámicas necesarias para desarrollar el SI para DSA.

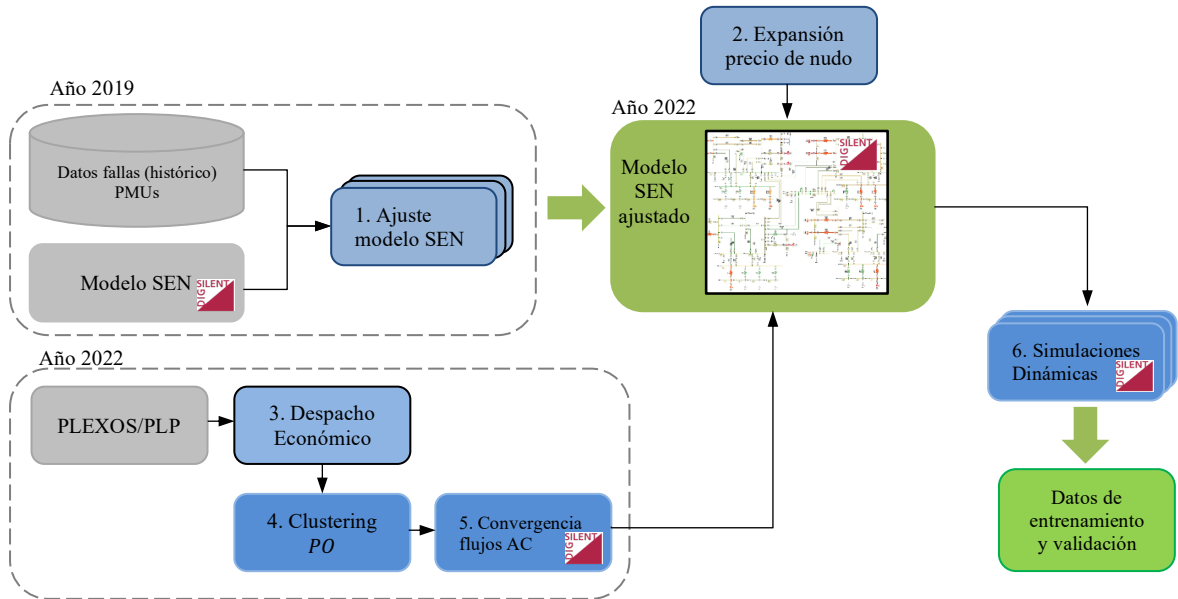


Figura 38 Metodología Etapa 1 Fondef IDeA

Las contribuciones de este trabajo de tesis se enmarcan específicamente en las actividades 4) y 6) de la metodología de la Etapa 1 mostrada en la Figura 38, las cuáles serán descritas con mayor detalle a continuación.

Clustering PO.- El objetivo del cluster es agrupar las horas del despacho que se asemejen con el objetivo de identificar horas representativas (centroides). Los centroides (horas representativas) son ajustados para lograr que el flujo de potencia converja, entre los principales ajustes que se realizan para lograr convergencia se encuentran: ajuste de taps de transformadores, activación de bancos de compensación reactiva, activación de reactores, ajuste de consignas de tensión en los GS que controlan voltaje en ciertas barras del sistema, entre otras medidas. El objetivo es que estos ajustes sobre la infraestructura de red sean los mismos que requieren el resto de horas que son miembros de cada grupo identificado en la etapa del cluster.

Es importante señalar que en la etapa 6) de la metodología presentada en la Figura 38, se ejecutan las simulaciones dinámicas para cada PO que es miembro del grupo identificado por el cluster.

En la Figura 39 se resume las etapas que forman parte para la implementación del cluster, las cuales se explican en detalle a continuación:

1. Pre-procesamiento de datos: el preprocesamiento de los datos es uno de los pasos más cruciales en cualquier aplicación basada en inteligencia artificial. Dentro de las técnicas de pre-procesamiento que se aplican a un conjunto de datos se destacan [41]:
 - a. *Convertir datos categóricos a numéricos:* en muchos conjuntos de datos de entrada las características utilizadas en los procesos de clustering suelen estar formadas por datos categóricos (datos tipo “cadena de caracteres”), estos datos no pueden ser procesados

- matemáticamente por los algoritmos utilizados en los procesos de clustering, por esta razón estos datos deben ser convertidos a datos numéricos para facilitar su tratamiento.
- b. *Corrección y relleno de datos*: los conjuntos de datos de entrada suelen tener datos faltantes o erróneos los cuales deben ser corregidos. Una opción para completar los datos faltantes es utilizar el valor medio del conjunto de datos que definen la característica, otra opción es calcular la mediana y utilizar este valor para los valores faltantes, otra opción para los datos que están correlacionados temporalmente es promediar el valor predecesor al dato faltante con el posterior y utilizar este resultado para completar el dato faltante. En el caso de estudio del despacho se utilizó esta última técnica para completar el conjunto de datos.
 - c. *Normalización o estandarización de datos*: los algoritmos de clustering requieren que las características seleccionadas estén en la misma escala para un desempeño óptimo del algoritmo, lo que a menudo se logra transformando las características en el rango $[0, 1]$, lo que se conoce como normalización de los datos. Otra técnica es transformando la característica con una distribución normal estándar con media cero y varianza unitaria, lo que se conoce como estandarización de los datos. Para aplicar el algoritmo de clustering en el conjunto de datos de despacho se utilizó la técnica de normalización.
2. Clustering process: clustering es una técnica de aprendizaje no supervisada que permite descubrir estructuras ocultas en los datos. El objetivo del clustering es encontrar una agrupación natural en los datos de modo que los elementos de un mismo grupo sean lo más similares entre sí, que los elementos que forman parte del resto de grupos. Entre los principales métodos de clustering se destacan: k-Means, Hierarchical cluster analysis, DBSCAN [41]. Luego de realizar varias pruebas utilizando los diferentes métodos de clustering disponibles en la literatura técnica especializada, el método complete-linkage fue el seleccionado para la aplicación. Este método corresponde a un tipo de cluster jerárquico (Hierarchical cluster), la métrica utilizada para medir la distancia entre dos objetos (por ejemplo, entre dos PO) es la distancia Euclídeana, es decir con esta configuración se determina la distancia entre dos horas de despacho. Es importante mencionar que el vector de datos para determinar la distancia está formado por los despachos de los GS.
 3. Evaluación del Cluster: uno de los principales desafíos del aprendizaje no supervisado es que no se conoce a priori la respuesta definitiva, por lo que se requiere cuantificar la calidad del agrupamiento efectuado. Para la evaluación del cluster se utilizan métricas intrínsecas, como por ejemplo el “método del codo”, este es utilizado para estimar el número óptimo “k” de conglomerados (grupos). La idea detrás del método del codo es identificar el valor de k donde la distorsión comienza a aumentar rápidamente, lo que se observa en forma más clara cuando se grafica la distorsión para diferentes valores de k, si aumenta el valor de k la distorsión disminuirá, esto se debe a que las muestras estarán más cerca de los centroides a los que están asignadas, esta técnica se basa en la sumatoria de los errores cuadráticos [42]. En esta etapa se evalúa la calidad del agrupamiento para diferente número de clusters objetivo, con el propósito de disminuir el número de PO que requieren ser ajustados desde el punto de vista del flujo de potencia.

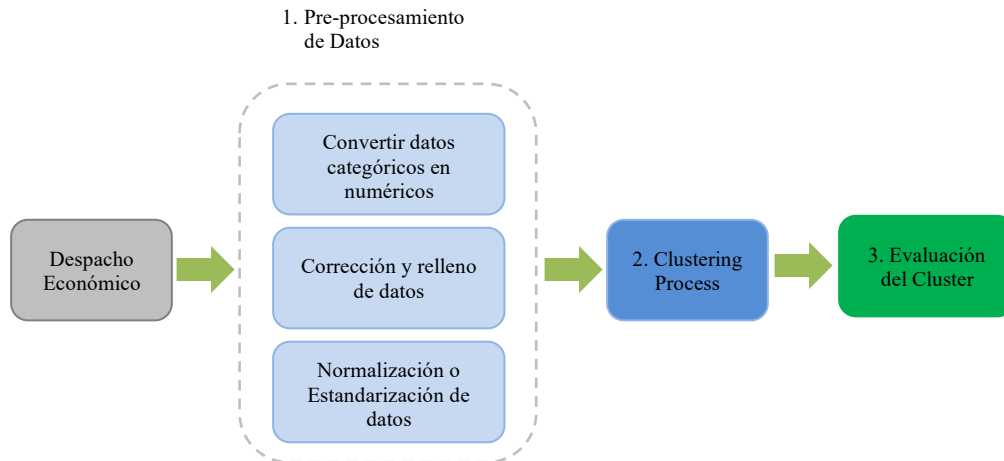


Figura 39 Clustering Process

Simulaciones Dinámicas.- Para automatizar el proceso de generación de datos sintéticos, para obtener los datos de entrenamiento y validación que son utilizados en el desarrollo del SI, se programó un algoritmo que fue implementado en DIgSILENT Program Language (DPL) [61]. En la Figura 40, se muestra en resumen el flujograma del programa para automatizar el proceso de generación de datos sintéticos, es importante señalar que este programa se ejecuta por cada grupo generado en la etapa anterior (Clustering *PO*).

A continuación se explican en detalle cada una de las etapas del flujograma:

1. GS (Despacho + Commitment): esta subrutina toma los datos del despacho, en este caso particular commitment y despacho de las unidades de generación convencional y asigna esta información a cada uno de los elementos modelados en la base de datos del SEN proyectada al año 2022, para cada *PO* bajo análisis.
2. TGV (Despacho): al igual que la subrutina 1, esta sección del código asigna el despacho para cada una de las unidades TGV modeladas en la base de datos del SEN proyectada al año 2022, para cada *PO* bajo análisis.
3. Cargas (Demanda + factor de potencia): esta subrutina es utilizada con el propósito de asignar los datos del despacho relacionados con las cargas (valor de la demanda, factor de potencia de las cargas, tipo de cargas, es decir si son capacitivas o inductivas). Al igual que la subrutina 1 y 2, esta información es asignada a cada una de las cargas modeladas en la base de datos del SEN proyectadas al año 2022, para cada *PO* bajo análisis.
4. Activación modelos de planta (DSL): esta subrutina está asociada a la activación de los modelos de planta (DIgSILENT Simulation Language DSL) de cada una de las unidades de generación que participan del despacho económico. Esta etapa del código permite activar los modelos de control de las unidades de generación (por ejemplo governor y AVR) con el objetivo que las unidades de generación participen dinámicamente en la contingencia al realizar las TDS.

5. Definición de elementos de red a monitorear: esta sección del código permite definir los elementos de red que deben ser monitoreados en función del commitment de las unidades de generación convencional que participan en el despacho. Esta subrutina se implementó con el objetivo de optimizar el uso de memoria y recursos computacionales (a mayor elementos de red a monitorear, mayor es el esfuerzo computacional que se requiere al ejecutar las TDS y mayor es la memoria que el sistema operativo asigna a esta actividad).
6. Definición de eventos: esta subrutina permite definir las fallas bajo estudio en cada *PO* en función del conjunto de GS que fueron seleccionados como contingencias a simular, tomando en consideración el commitment.
7. Simulaciones en el dominio del tiempo (TDS): ejecuta en forma automática las TDS para un horizonte de tiempo definido (en este caso particular 30s) con el propósito de generar las señales requeridas por el SI (datos sintéticos).
8. Recuperación de datos de las TDS: esta subrutina rescata los datos ubicados en los contenedores de resultados de la base de datos de Power Factory DIgSILENT de cada una de las variables de interés monitoreadas del *PO* bajo estudio. Esta información es almacenada en matrices considerando el formato que utilizan los archivos de salida.
9. Escritura sobre archivos de salida: esta subrutina almacena en el disco duro los resultados del *PO* bajo estudio. Es importante mencionar que a los archivos de salida Power Factory DIgSILENT los accede cada vez que finaliza las simulaciones (TDS) asociadas al *PO* con el propósito de optimizar el uso de memoria. Los archivos de salida están en formato Excel.

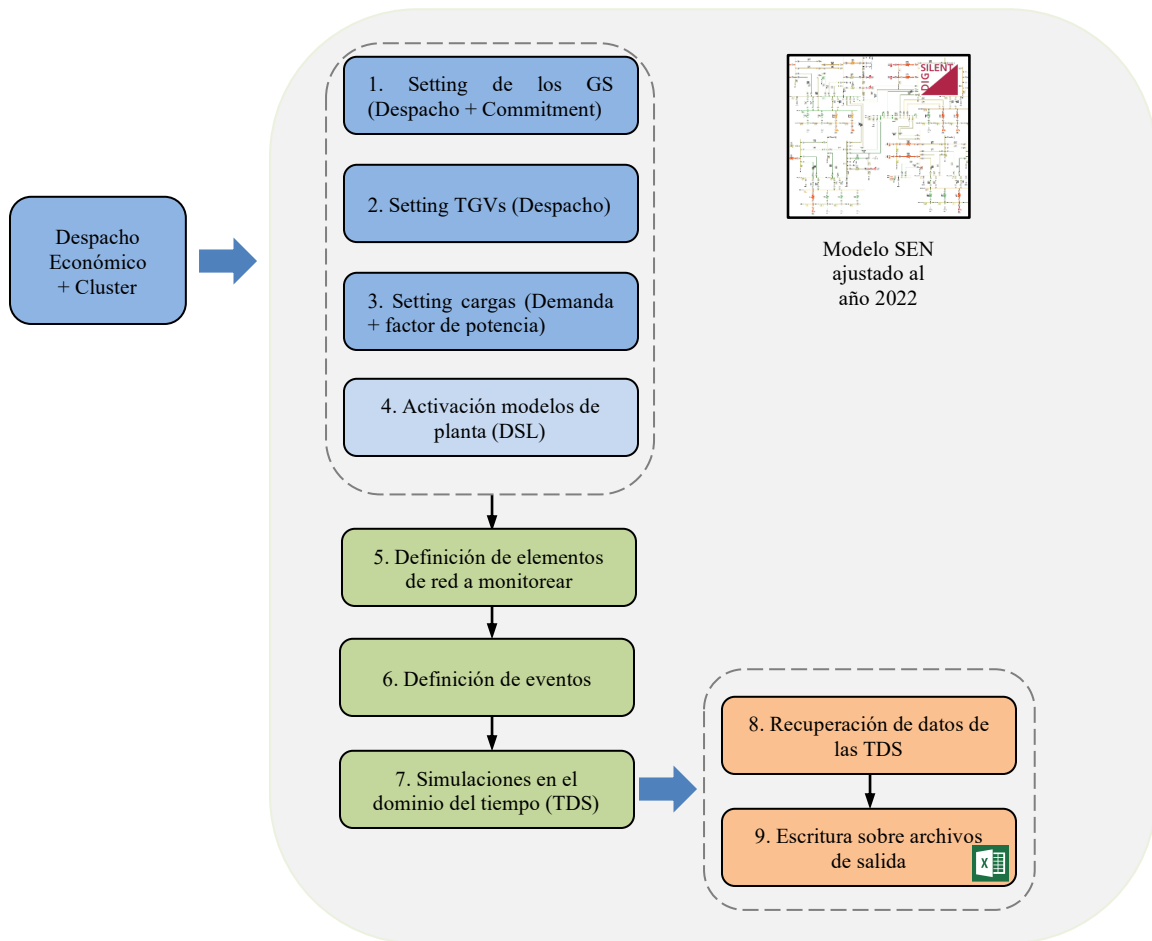


Figura 40 Flujograma automatización simulaciones dinámicas (DPL)

En cuanto a las contribuciones de esta tesis en la implementación de la etapa 2, mostrada en la Figura 37, para el desarrollo Sistema Inteligente Base (SI-B) se utilizarán las características relevantes identificadas en la sección 3.3, es decir la estimación del $RoCoF^{h,j}$, el valor del desbalance de potencia $\Delta P^{h,j}$, la estimación de la frecuencia nadir $f_{NAD}^{h,j}$, la estimación de la respuesta primaria en frecuencia del sistema $PFR^{h,j}$, el indicador índice de respuesta en frecuencia ($FRI^{h,j}$). Estos indicadores calculados a partir del estado estacionario y simulaciones cuasi-estacionarias serán utilizados como parte de las entradas del algoritmo que estima la excursión de frecuencia en el SEN, debido a que resultados preliminares demostraron que la inclusión de estos indicadores mejora la estimación disminuyendo el error por parte de los algoritmos basados en IA.

5.3 Comentarios del Capítulo V

En el presente capítulo se resumió y explicó la metodología a ser implementada en el contexto del proyecto Fondef IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico. Además se mostraron y explicaron algunas de las contribuciones de este trabajo de tesis que fueron aplicadas para el desarrollo e implementación del proyecto Fondef IDeA (etapas 1 y 2). Una vez que culmine el proyecto, la herramienta desarrollada estará disponible y operando en línea en las dependencias del CEN, sus beneficios se reflejarán de manera directa en una mejora en los niveles de seguridad y calidad de suministro de la energía abastecida por el SEN, impactando a cerca de 16 millones de chilenos y a un sinnúmero de empresas del sector productivo, comercial, industrial y minero.

Además se está preparando una publicación con todos los desarrollos implementados en la Etapa 1 del proyecto, los que incluyen: la sintonización de los modelos de planta que constan en la base de datos oficial del SEN modelada en Power Factory DIGSILENT considerando las mediciones de las PMUs instaladas a lo largo del SEN, además en el artículo se incluye la propuesta y resultados obtenidos por el Clustering *PO*. La publicación se titula: **”Practical Framework for the Generation of Power Network Data to Train AI Algorithm”**.

6. Conclusiones y Trabajos Futuros

6.1 Conclusiones

Los sistemas de energía futuros dominados por TGV se caracterizarán por poseer una baja inercia, una dinámica de frecuencia más rápida y una excursión de frecuencia más frecuente y más grande después de que ocurran desequilibrios de energía. En este contexto, debido a los elevados índices de penetración de las TGV que alcanzarán los SEP, los altos niveles de incertidumbre y la variabilidad de los recursos, llevará a los sistemas a un aumento del número de condiciones de riesgo en las que la estabilidad del sistema podría verse vulnerada.

Las prácticas actuales para evaluar la estabilidad de frecuencia del sistema de potencia utilizadas por los operadores de red proponen desarrollar TDS para algunos escenarios, que son seleccionados siguiendo el enfoque del “peor caso”. Sin embargo, en los sistemas con baja inercia debido a los altos niveles de incertidumbre y variabilidad asociados a las TGV se evidencia que las prácticas actuales ya no son válidas. Para superar este problema, en esta tesis se presenta un marco metodológico práctico para identificar los peores escenarios a considerar en los estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas de potencia con baja inercia. Una característica clave de los desarrollos realizados en esta tesis es la utilización de un filtro diseñado específicamente para proporcionar una primera identificación de los *PO* con peor desempeño en términos de estabilidad de frecuencia, lo que permite elegir escenarios para estudios de estabilidad de frecuencia de manera eficiente y con bajos esfuerzos computacionales.

Los resultados obtenidos basados en el caso de estudio ex-SING demostraron la alta eficiencia de la propuesta: los *PO* representativos seleccionados no solo cubren una amplia gama de *PO* con peor desempeño en términos de estabilidad de frecuencia, sino que todos representan los peores casos, demostrando así su eficiencia. La metodología permitió la identificación de una amplia gama de *POC* en términos de estabilidad de frecuencia, se demostró que los *PO* obtenidos utilizando el método tradicional de peor caso (inercia mínima del sistema) no necesariamente conduce a las condiciones más críticas. La metodología propuesta tiene la capacidad de identificar con éxito todas las condiciones de riesgo que pueden amenazar la estabilidad de frecuencia de los SEP con baja inercia. Es importante mencionar que las simulaciones presentadas en esta tesis fueron implementadas en una computadora con un procesador Intel Core i7 4890HQ (4 núcleos) y 16 GB de memoria RAM. En cuanto al tiempo de procesamiento utilizado para el diseño del filtro, este fue de alrededor de 3 minutos. Una vez que el filtro ya se encuentra diseñado, la aplicación de esta herramienta en el caso de estudio tiene tiempos inferiores a los 30 segundos para obtener resultados.

La metodología propuesta representa una contribución significativa para los estudios de estabilidad de frecuencia en sistemas de energía reales, ya que proporciona a los operadores de red y a los reguladores una herramienta útil para seleccionar *PO* que se considerarán para realizar TDS de manera eficiente con bajos esfuerzos computacionales. Esta contribución es relevante considerando la gran carga computacional que implica realizar TDS, las que son esenciales para realizar una evaluación integral de la estabilidad de frecuencia del sistema.

Finalmente, los desarrollos realizados en este trabajo de tesis contribuyen al desarrollo de las actividades de la Etapa 1 en el contexto del proyecto Fondef IDeA: “Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico”, proyecto que será implementado para ser utilizado por el Coordinador Eléctricos Nacional (CEN).

6.2 Trabajos Futuros

- Luego de haber desarrollado este trabajo de tesis se proponen los siguientes trabajos:
- Utilizar MA junto con las características relevantes para efectuar la predicción de la evolución de las principales variables del sistema eléctrico ante contingencias con el objetivo de tomar acciones de control para mitigar fenómenos asociados a la inestabilidad de los sistemas de energía.
- Además, la metodología propuesta será utilizada como soporte en la operación en tiempo real del SEN. En este contexto, aparecen varios desafíos como capacidad de procesamiento de datos, filtrado de datos erróneos y señales con ruido, lidiar con la instrumentación limitada disponible para monitorear la operación del sistema actual, que generalmente se realiza utilizando unidades de medición sincro-fasoriales (PMU).
- Aplicar la metodología en el contexto de sistemas eléctricos con niveles más altos de penetración de energías renovables que el estudiado ($> 60\%$).

Bibliografía

- [1] M. Eremia and M. Shahidehpour, *Handbook of electrical power system dynamics*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- [2] Coordinador Eléctrico Nacional (CEN-Chile), “Informe de fallas Coordinados,” 2018.
- [3] R. Liu, G. Verbic, J. Ma, and D. J. Hill, “Fast Stability Scanning for Future Grid Scenario Analysis,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 514–524, 2017, doi: 10.1109/tpwrs.2017.2694048.
- [4] N. W. Miller, M. Shao, and S. Venkataraman, “California ISO (CAISO) Frequency Response Study,” 2011. [Online]. Available: <http://www.uwig.org/Report-FrequencyResponseStudy.pdf>
- [5] P. Kundur, *Power System Stability and Control*. New York: McGraw-Hill Inc., 1994.
- [6] Coordinador Eléctrico Nacional (CEN-Chile), “Plan de Defensa contra contingencias extremas,” 2018.
- [7] M. He, J. Zhang, and V. Vittal, “Robust online dynamic security assessment using adaptive ensemble decision-tree learning,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 4, pp. 4089–4098, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2266617.
- [8] Pieter Tielens, Pierre Henneaux, and Stijn Cole, “Penetration of renewables and reduction of synchronous inertia in the European power system – Analysis and solutions,” 2018. [Online]. Available: <https://asset-ec.eu/>
- [9] J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani, “The Elements of Statistical Learning Preface to the Second Edition,” 2008.
- [10] Y. Tang, H. Cui, and Q. Wang, “Prediction model of the power system frequency using a cross-entropy ensemble algorithm,” *Entropy*, vol. 19, no. 10, 2017, doi: 10.3390/e19100552.
- [11] Y. Xu, Z. Y. Dong, J. H. Zhao, P. Zhang, and K. P. Wong, “A reliable intelligent system for real-time dynamic security assessment of power systems,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 3, pp. 1253–1263, 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2183899.
- [12] E. S. Karapidakis, “Machine learning for frequency estimation of power systems,” *Applied Soft Computing Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 105–114, 2007, doi: 10.1016/j.asoc.2005.04.002.
- [13] C. Liu *et al.*, “A systematic approach for dynamic security assessment and the corresponding preventive control scheme based on decision trees,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 717–730, 2014, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2283064.
- [14] M. Alizadeh and T. Amraee, “Adaptive scheme for local prediction of post-contingency power system frequency,” *Electric Power Systems Research*, vol. 107, pp. 240–249, 2014, doi: 10.1016/j.epsr.2013.10.014.
- [15] Q. Bo, X. Wang, and K. Liu, “Minimum frequency prediction of power system after disturbance based on the ν -support vector regression,” *POWERCON 2014 - 2014 International Conference on Power System Technology: Towards Green, Efficient and Smart Power System, Proceedings*, no. Powercon, pp. 614–619, 2014, doi: 10.1109/POWERCON.2014.6993789.
- [16] R. F. Chang, C. N. Lu, and T. Y. Hsiao, “Prediction of frequency response after generator outage using regression tree,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 4, pp. 2146–2147, 2005, doi: 10.1109/TPWRS.2005.857259.
- [17] F. Díaz-González, M. Hau, A. Sumper, and O. Gomis-Bellmunt, “Participation of wind power plants in system frequency control: Review of grid code requirements and control methods,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 34, pp. 551–564, 2014, doi: 10.1016/j.rser.2014.03.040.
- [18] ENTSO-E, “Frequency Stability Evaluation Criteria for the Synchronous Zone of Continental Europe - Requirements and Impacting Factors,” *ENTSO-e Publication*, p. 25, 2016, [Online]. Available: https://docstore.entsoe.eu/Documents/SOC_documents/RGCE_SPD_frequency_stability_criteria_v10.pdf
- [19] ENTSO_E, “Operational handbook; policies: Load-Frequency Control and Performance,” 2009. [Online]. Available: <https://www.entsoe.eu>
- [20] P. Denholm, T. Mai, R. W. Kenyon, B. Kroposki, and M. O’malley, “Inertia and the Power Grid: A Guide Without the Spin,” 2020. [Online]. Available: www.nrel.gov/publications.

- [21] J. Machowski, J. W. Bialek, and J. R. Bumby, *Power System Dynamics: Stability and Control*, Second. Wiley, 2008. doi: 6.
- [22] H. Chavez, R. Baldick, and S. Sharma, “Governor rate-constrained OPF for primary frequency control adequacy,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 3, pp. 1473–1480, 2014, doi: 10.1109/TPWRS.2014.2298838.
- [23] Cigre Working Group C1.04, “Application and required developments of dynamic models to support practical planning,” 2007.
- [24] Math Bollen and Fainan Hassan, *Integration of Distributed Generation in the Power System*, vol. 1. 2011.
- [25] P. Tielens and D. Van Hertem, “The relevance of inertia in power systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 55. Elsevier Ltd, pp. 999–1009, Mar. 01, 2016. doi: 10.1016/j.rser.2015.11.016.
- [26] NERC, “Reliability Guideline Primary Frequency Control,” no. June, 2016.
- [27] C. Seneviratne and C. Ozansoy, “Frequency response due to a large generator loss with the increasing penetration of wind/PV generation - A literature review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, pp. 659–668, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.12.051.
- [28] F. Milano, F. Dorfler, G. Hug, D. J. Hill, and G. Verbič, “Foundations and challenges of low-inertia systems (Invited Paper),” *20th Power Systems Computation Conference, PSCC 2018*, pp. 1–25, 2018, doi: 10.23919/PSCC.2018.8450880.
- [29] CAISO, “Root Cause Analysis Mid- August 2020 Extreme Heat Wave,” 2021.
- [30] A. Bloom *et al.*, “It’s Indisputable,” *IEEE power & energy magazine*, no. December, 2017.
- [31] AEMO, “Update Report – Black System Event in South Australia on an Update To the Preliminary Operating Incident Report for the National Electricity Market .,” 2016.
- [32] Coordinador Eléctrico Nacional (CEN-Chile), “Desempeño de la Operación del EDAC por Evento,” *Report*, 2017. http://cdec2.cdec-sing.cl/pls/portal/cdec.pck_eaf_star_rep_pub.f_buscar_resp_obs_2%3Fp_tipo_rpt%3DDDS
- [33] Coordinador Eléctrico Nacional (CEN-Chile), “Reporte de Sostenibilidad 2021.”
- [34] Comisión Nacional Energía (CNE-Chile), “FIJACIÓN DE PRECIOS DE NUDO DE CORTO PLAZO Enero 2022.”
- [35] Coordinador Eléctrico Nacional (CEN-Chile), “Análisis de la Operación y Abastecimiento del Sistema Eléctrico Nacional de Chile en un escenario de retiro total de centrales a carbón al año 2025,” Santiago de Chile, Chile, 2020. [Online]. Available: <https://www.coordinador.cl/desarrollo/documentos/estudios-de-planificacion/estudio-de-operacion-y-desarrollo-del-sen-sin-centrales-a-carbon/informes-estudio-operacion-y-desarrollo-sen-sin-centrales-a-carbon/>
- [36] P. Kundur *et al.*, “Definition and Classification of Power System Stability IEEE/CIGRE Joint Task Force on Stability Terms and Definitions,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 3, pp. 1387–1401, 2004, doi: 10.1109/TPWRS.2004.825981.
- [37] J. Machowski, P. Kacejko, S. Robak, P. Miller, and M. Wancorz, “Power system stability screening for long-term planning of transmission network development,” *12th International Conference on Environment and Electrical Engineering, EEEIC 2013*, no. 1, pp. 100–105, 2013, doi: 10.1109/EEEIC.2013.6549598.
- [38] C. Rahmann and A. Castillo, “Fast frequency response capability of photovoltaic power plants: The necessity of new grid requirements and definitions,” *Energies (Basel)*, vol. 7, no. 10, pp. 6306–6322, 2014, doi: 10.3390/en7106306.
- [39] C. Rahmann, D. Ortiz-Villalba, R. Álvarez, and M. Salles, “Methodology for Selecting Operating Points and Contingencies for Frequency Stability Studies,” in *IEEE PES General Meeting*, 2017, pp. 1–5.
- [40] Comisión Nacional de Energía, “Fijación de precios de nudo de corto plazo - Informe técnico definitivo enero 2020,” 2020. [Online]. Available: <http://www.cne.cl/wp-content/uploads/2015/08/ITD-SIC-OCT15.pdf>
- [41] S. Raschka, *Python Machine Learning Essentials*. 2015. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.

- [42] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, First. O'Reilly Media: Sebastopol, CA, USA, 2017.
- [43] A. J. Osisanwo F., Akinsola J., Awodele O., Hinmikayie J., Olakanmi O., "Supervised Machine Learning Algorithms: Classification and Comparison," *International Journal of Computer Trends and Technology*, vol. 48, no. 3, pp. 128–138, 2017, doi: 10.14445/22312803/ijctt-v48p126.
- [44] A. Manimaran, D. Chandramohan, S. G. Shrinivas, and N. Arulkumar, "A comprehensive novel model for network speech anomaly detection system using deep learning approach," *Int J Speech Technol*, vol. 23, no. 2, pp. 305–313, 2020, doi: 10.1007/s10772-020-09693-z.
- [45] G. Wang, P. Pu, and T. Shen, "An efficient gene bigdata analysis using machine learning algorithms," *Multimed Tools Appl*, vol. 79, no. 15–16, pp. 9847–9870, 2020, doi: 10.1007/s11042-019-08358-7.
- [46] A. Soofi and A. Awan, "Classification Techniques in Machine Learning: Applications and Issues," *Journal of Basic & Applied Sciences*, vol. 13, pp. 459–465, 2017, doi: 10.6000/1927-5129.2017.13.76.
- [47] H. Frigui, "Clustering: Algorithms and applications," *2008 1st International Workshops on Image Processing Theory, Tools and Applications, IPTA 2008*, 2008, doi: 10.1109/IPTA.2008.4743793.
- [48] M. J. Zaki and W. Meira, "Fundamental concepts and Algorithms," 2014.
- [49] F. Sohail, M. U. Sohali, and J. Shabbir, "An introduction to statistical learning with applications in R," *Stat Theory Relat Fields*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.1080/24754269.2021.1980261.
- [50] J. Tang, D. Chenwei, and H. Guang-Bin, "Extreme Learning Machine for Multilayer Perceptron," *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, vol. 27, pp. 809–821, 2016.
- [51] N. AlDahoul, R. Akmeiliawati, and Z. Z. Htike, "Feature Fusion: H-ELM based learned features and hand-crafted features for human activity recognition," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 10, no. 7, pp. 509–514, 2019, doi: 10.14569/ijacsa.2019.0100770.
- [52] J. Wang, S. Lu, S. Wang, and Y. Zhang, "A review on extreme learning machine," *Multimed Tools Appl*, Jan. 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11007-7>.
- [53] Z. Y. Dong, Y. Xu, P. Zhang, and K. P. Wong, "Using is to assess an electric power system's real-time stability," *IEEE Intell Syst*, vol. 28, no. 4, pp. 60–66, 2013, doi: 10.1109/MIS.2011.41.
- [54] Y. Xu, Y. Dai, Z. Y. Dong, R. Zhang, and K. Meng, "Extreme learning machine-based predictor for real-time frequency stability assessment of electric power systems," *Neural Comput Appl*, vol. 22, no. 3–4, pp. 501–508, 2013, doi: 10.1007/s00521-011-0803-3.
- [55] J.-M. Hidalgo-Arteaga, F. Hancharou, F. Thams, and S. Chatzivasileiadis, "Deep Learning for Power System Security Assessment," 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1904.09029>
- [56] K. Kira and L. A. Rendell, *A Practical Approach to Feature Selection*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1992. doi: 10.1016/b978-1-55860-247-2.50037-1.
- [57] Y. Wang, X. Ma, Z. Chen, Y. Luo, J. Yi, and J. Bailey, "Symmetric cross entropy for robust learning with noisy labels," *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, vol. 2019-Octob, no. Iccv, pp. 322–330, 2019, doi: 10.1109/ICCV.2019.00041.
- [58] C. Coffrin, D. Gordon, and P. Scott, "NESTA, The NICTA Energy System Test Case Archive," pp. 1–26, 2014, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1411.0359>
- [59] C. Rahmann, D. Ortiz-Villalba, R. Álvarez, and M. Salles, "Methodology for Selecting Operating Points and Contingencies for Frequency Stability Studies," in *IEEE PES General Meeting*, 2017, pp. 1–5.
- [60] Washington University, "Power Systems Test Case Archive," 2019. <http://labs.ece.uw.edu/pstca/> (accessed Feb. 04, 2019).
- [61] Power-Factory, "DigSilent," 2018. <http://www.digsilent.de> (accessed Jan. 30, 2022).
- [62] H. Pandzic, T. Qiu, and D. S. Kirschen, "Comparison of state-of-the-art transmission constrained unit commitment formulations," *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1–5, 2013, doi: 10.1109/PESMG.2013.6672719.
- [63] C. Aggarwal and C. Reddy, *Data Clustering Algorithms and Applications*. 2013.
- [64] Comisión Nacional de Energía (CNE-Chile), "Comisión Nacional de Energía CNE," *Estadísticas Electricidad*, 2019. <https://www.cne.cl/estadisticas/electricidad/> (accessed Feb. 04, 2019).

- [65] CDEC-SING, “Base de Datos DigSilent CDEC-SING,” 2016. <http://www.cdecsic.cl/informes-y-documentos/fichas/base-de-datos-digsilent/> (accessed Jun. 30, 2016).
- [66] D. Hand, H. Mannila, and P. Smyth, *Principles of data mining*. MIT, 2001.
- [67] A. Kaci, I. Kamwa, L. A. Dessaint, and S. Guillon, “Phase angles as predictors of network dynamic security limits and further implications,” *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, vol. 2014-Octob, no. October, pp. 1–6, 2014, doi: 10.1109/PESGM.2014.6939281.
- [68] A. G. Phadke and T. Bi, “Phasor measurement units, WAMS, and their applications in protection and control of power systems,” *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 6, no. 4, pp. 619–629, 2018, doi: 10.1007/s40565-018-0423-3.
- [69] A. G. Phadke and J. S. Thorp, *Synchronized Phasor Measurements and Their Applications*, Second. Springer, 2017.
- [70] M. Boudour and A. Hellal, “Combined use of supervised and unsupervised learning for power system dynamic security mapping,” *Eng Appl Artif Intell*, vol. 18, no. 6, pp. 673–683, 2005, doi: 10.1016/j.engappai.2005.01.005.
- [71] Comisión Nacional de Energía (CNE), “Norma Técnica de Seguridad y Calidad de Servicio,” Santiago de Chile, Chile, 2020.
- [72] D. Ortiz-Villalba, C. Rahmann, R. Alvarez, C. A. Canizares, and C. Strunck, “Practical Framework for Frequency Stability Studies in Power Systems with Renewable Energy Sources,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 202286–202297, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3036162.

ANEXOS

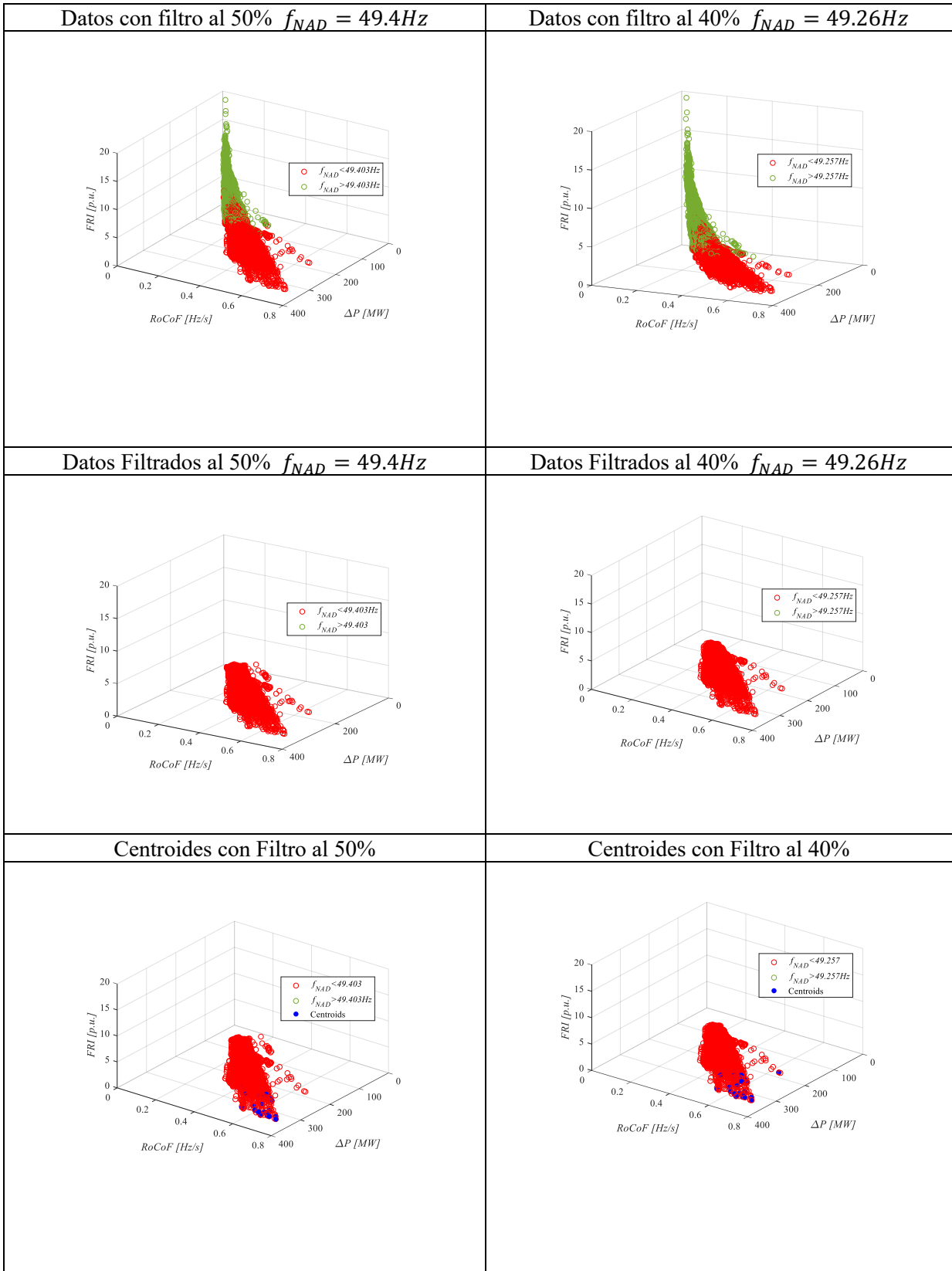
Anexo A: Lista de Acrónimos

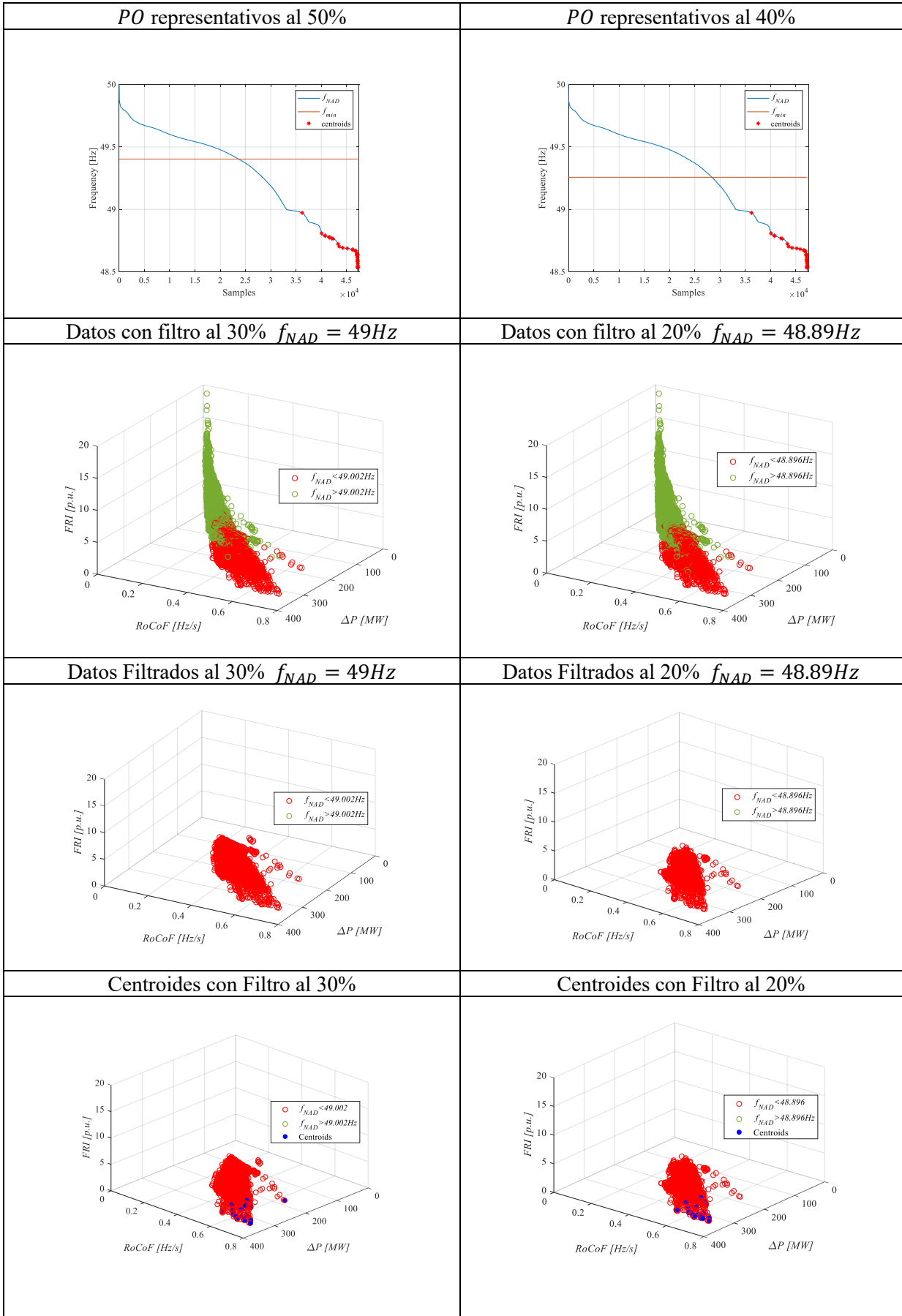
El Anexo A muestra la lista de acrónimos utilizados a lo largo de esta tesis.

<i>AEF</i>	<i>Análisis de estabilidad de frecuencia</i>
<i>AGC</i>	<i>Control automático de generación (Automatic generation control)</i>
<i>ANN</i>	<i>Redes neuronales (Artificial neural network)</i>
<i>CEN</i>	<i>Coordinador eléctrico nacional</i>
<i>DTs</i>	<i>Árboles de decisión (Decision trees)</i>
<i>DSA</i>	<i>Dynamic Security Assessment</i>
<i>EDAC</i>	<i>Esquemas de desconexión automáticos de carga</i>
<i>ELA</i>	<i>Algoritmos tipo ensamble (Ensemble learning algorithms)</i>
<i>ELM</i>	<i>Máquinas de aprendizaje extremo (Extreme learning machines)</i>
f_{NAD}	<i>Frecuencia nadir</i>
<i>GS</i>	<i>Generador sincrónico</i>
<i>LLR</i>	<i>Linear logistic regression</i>
<i>MA</i>	<i>Máquinas de aprendizaje</i>
<i>PMU</i>	<i>Unidades de medición sincro-fasoriales (Phasor measurement unit)</i>
<i>PO</i>	<i>Punto de operación</i>
<i>RF</i>	<i>Bosques aleatorios (Random forest)</i>
<i>RFE</i>	<i>Recursive feature elimination</i>
<i>RoCoF</i>	<i>Rate of Change of Frequency</i>
<i>SEP</i>	<i>Sistema eléctrico de potencia</i>
<i>SEN</i>	<i>Sistema eléctrico nacional (Chile)</i>
<i>SING</i>	<i>Sistema interconectado del Norte Grande de Chile</i>
<i>SVM</i>	<i>Máquinas de soporte vectorial (Support vector machine)</i>
<i>TDS</i>	<i>Simulaciones en el dominio del tiempo (Time domain simulations)</i>
<i>TGV</i>	<i>Tecnologías de generación variable</i>

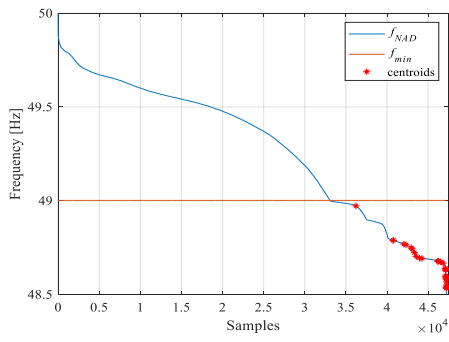
Anexo B: Resultados con diferentes objetivos de filtro aplicados al ex - SING

El Anexo B muestra los resultados alcanzados al definir diferentes objetivos de filtro aplicados al ex - SING.

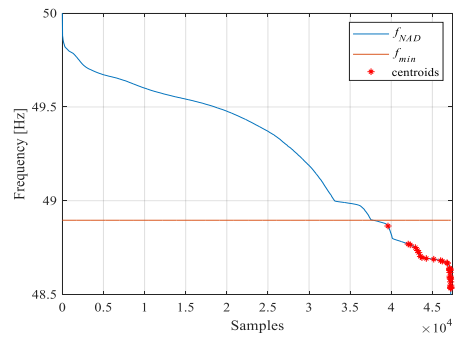




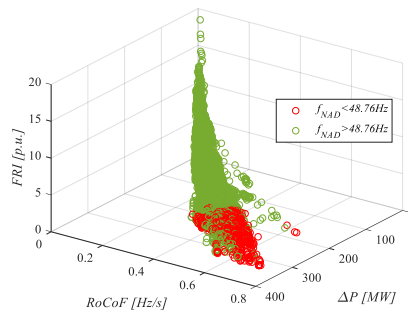
PO representativos al 30%



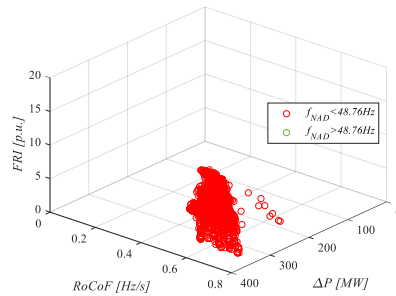
PO representativos al 20%



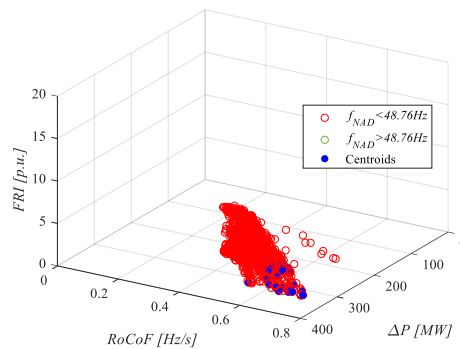
Datos con filtro al 10% $f_{NAD} = 48.76\text{Hz}$



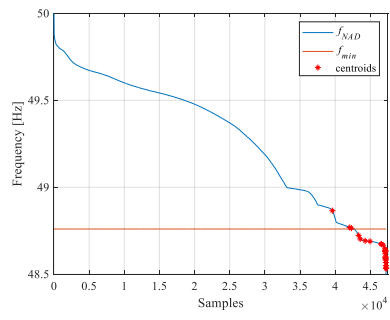
Datos Filtrados al 10% $f_{NAD} = 48.76\text{Hz}$



Centroides con Filtro al 10%



PO representativos al 10%



Anexo C: Objetivos y producto final del proyecto: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico

El Anexo C muestra los objetivos generales y específicos del proyecto Fondef IDeA: Desarrollo e implementación de un sistema de monitoreo en línea de la seguridad dinámica del sistema eléctrico.

Objetivo general del proyecto Fondef IDeA

El objetivo general del proyecto es desarrollar una herramienta para el monitoreo en línea de la seguridad dinámica del SEN de Chile e implementarla en las instalaciones del Coordinador Eléctrico Nacional.

La herramienta recopilará, en forma periódica y automática, los datos de las señales de los sincrofasores (PMUs) disponibles en el SEN, evaluará la seguridad dinámica del sistema para un conjunto de contingencias preestablecidas y desplegará en una pantalla el nivel de seguridad dinámica y el margen de estabilidad del SEN.

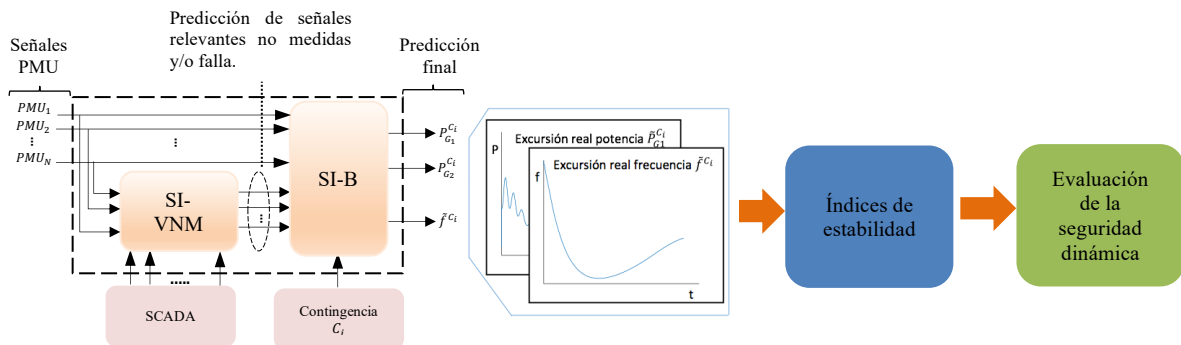
Objetivos específicos del proyecto Fondef IDeA

Los objetivos específicos del proyecto son:

1. Obtener un modelo ajustado del SEN en el software PowerFactory DIgSILENT considerando datos históricos de fallas de forma tal que el comportamiento dinámico del modelo durante contingencias coincida con la respuesta real del sistema registrada por las PMU en fallas reales.
2. Realizar un estudio de estabilidad fuera de línea del SEN utilizando el modelo desarrollado en el objetivo 1 para un año de operación con resolución horaria, con y sin límites operacionales de estabilidad.
3. Desarrollar un sistema inteligente de referencia para DSA en línea, basado en la mejor técnica reportada en la literatura técnica especializada.
4. Desarrollar un Sistema Inteligente capaz de predecir la excursión de las variables relevantes que afectan a la estabilidad del SEN durante contingencias en base a las señales de las PMU disponibles y datos provenientes del SCADA.
5. Desarrollar una herramienta que permita estimar el margen de estabilidad del SEN por zonas en base a las predicciones hechas por el Sistema Inteligente desarrollado en el objetivo 4.
6. Implementar una versión fuera de línea (off-line) de la herramienta desarrollada, a modo de simulador, para que tanto el CEN como la Comisión Nacional de Energía (CNE) puedan realizar diferentes estudios que apoyen su quehacer en el marco de la seguridad del SEN.
7. Implementar la herramienta para DSA desarrollada en las dependencias del CEN, para su uso en tiempo real.

Producto final del proyecto Fondef IDeA

El funcionamiento de la herramienta computacional ha desarrollado se sintetiza en la figura (Esquema general del funcionamiento del sistema para DSA en el SEN). El Sistema Inteligente Definitivo (SI-D) permite predecir la trayectoria de las señales relevantes para la estabilidad durante contingencias en condiciones de información limitada, es decir, en base a los datos en tiempo real de las PMU disponibles y el resultado del Estimador de Estado del SCADA del CEN.



Esquema general del funcionamiento del sistema para DSA en el SEN

Como se puede ver en la figura (Esquema general del funcionamiento del sistema para DSA en el SEN), para predecir el comportamiento real de las señales relevantes del SEN, se utilizan dos subsistemas: el Sistema Inteligente Base (SI-B) y el sistema inteligente para predecir el estado operacional de las variables relevantes no disponibles (SI-VND).

El SI-B, tiene como objetivo predecir la trayectoria de cada una de las señales relevantes del sistema durante contingencias. Para desarrollar el SI-B se utilizarán como datos de entrenamiento y validación los resultados de las simulaciones dinámicas obtenidos en el modelo ajustado del SEN en Power Factory DIgSILENT.

El SI-VND, es utilizado debido a que puede existir una falla en alguna PMU y/o canal de comunicación, o porque alguna variable no está siendo medida por las PMUs. El SI-VND utiliza como datos de entrada las señales de las PMUs en tiempo real, junto con los resultados del Estimador de Estado del Sistema de Supervisión, Control y Adquisición de Datos (SCADA) del CEN.

El SI permitirá estimar el nivel de seguridad dinámica del SEN en línea. El funcionamiento en tiempo real del sistema se resume a continuación:

- Recopilación periódica y automática de datos de PMUs y SCADA.
- Evaluación de la seguridad dinámica del SEN para un conjunto de contingencias preestablecidas.
- Outputs en tiempo real:
 - o Estimación del margen de seguridad (se desplegará en pantalla).

Señal de alarma en caso de detectarse que una contingencia puede ocasionar una situación inestable o reducción significativa del margen de seguridad.