

Mejora de la Estabilidad de Pequeña Señal en el Sistema New England utilizando Inteligencia Artificial

Gallardo C.* Rosales A.**

* Escuela Politécnica Nacional, Departamento de Energía Eléctrica, Quito,
Ecuador (e-mail: ricardo.fonseca@epn.edu.ec; carlos.gallardo@epn.edu.ec)

** Escuela Politécnica Nacional, Departamento de Automatización y Control
Industrial, Quito, Ecuador (e-mail: andres.rosales@epn.edu.ec)

Resumen: Este trabajo muestra un método sencillo para mejorar la estabilidad en pequeña señal del Sistema Nueva Inglaterra, mejorando el punto de operación del sistema a través del uso de inteligencia artificial. El objetivo es utilizar una red neuronal para predecir los valores propios del sistema, tomando como datos de entrada los voltajes en las barras de los generadores, Potencias Activas y Reactivas, los datos de salida serán los valores propios. Modos inestables y poco amortiguados son identificados, estos modos serán amortiguados. El sistema modifica ciertos parámetros del sistema en tiempo real hasta llegar a un punto de operación más estable. En el caso de un punto de operación estable con un modo oscilatorio poco amortiguado, el objetivo es aumentar el amortiguamiento de dicho modo. Es decir, la linealización del sistema de potencia en el punto de operación es modificada. Las acciones del operador como redespacho de generación, variación de carga, variación de potencia reactiva (voltaje) con frecuencia modifican el punto de operación, el efecto de esto es que transitorios cerca del punto de operación decaerá más rápidamente. Sin embargo, el análisis no trata de enfocar la dificultad de estudiar transitorios de gran señal. La existencia de un punto de operación estable es necesario para la seguridad del sistema, pero no hay ninguna garantía que los transitorios de gran señal van a disminuir en el punto de operación.

Palabras clave: Estabilidad en Pequeña Señal, Inteligencia Artificial, Sistemas Eléctricos de Potencia, Punto de Operación.

Abstract: This paper shows a simple approach to improve small-signal stability in the New England Power Grid, improving the operating point in the power system, using artificial intelligence. The idea is to use a neural network to predict system's eigenvalues, taking as input data voltage at buses, generated power, reactive load, and the output data are the eigenvalues. Unstable and Poorly damped modes are identified and then these modes will be damped. The system modifies the parameters in real-time until reach a stable operating point. In the case of a stable operating point with a poorly damped oscillatory mode, the objective is to increase the damping of that mode. That is, the power system linearization at the operating point is modified. Operator actions such as redispatch, varying load, varying reactive power (voltage) often modify the operating point to do this; the effect of this is that transients near enough to the operating point will decay more quickly. However, the analysis does not attempt the more difficult study of large signal transients. The existence of a stable operating point is of course necessary for system security, but there is no guarantee that large signal transients will result in operation at that operating point.

Keywords: Small Signal Stability, Artificial Intelligence, Electric Power System, Operating Point.

1. INTRODUCCIÓN

Un Sistema Eléctrico de Potencia, puede ser considerado como un gran sistema no lineal, con muchos modos de oscilación electromecánicos poco amortiguados. Si el amortiguamiento de estos modos es pequeño o negativo, las oscilaciones resultantes producidas por una perturbación, pueden causar daños en el equipo o mal funcionamiento

[1]. Oscilaciones entre-áreas se observan como oscilaciones de flujo de potencia entre dos áreas de un sistema de eléctrico de potencia o grupos de generadores [2]. Voltajes y corrientes oscilan con las variaciones de potencia. Oscilaciones grandes pueden disparar, estresar o perturbar los dispositivos de monitoreo. Además, estas oscilaciones pueden causar que los voltajes excedan los límites haciendo que los dispositivos de protección se disparen, forzando

a la salida de elementos del sistema. Tres formas en las que estas oscilaciones pueden presentarse son: oscilaciones espontáneas, aparecen cuando el amortiguamiento se hace negativo por un cambio gradual en las condiciones del sistema. Oscilaciones debido a una perturbación, salida de una línea o de un generador en condiciones desfavorables pueden causar oscilaciones reduciendo repentinamente el amortiguamiento de un modo, y oscilaciones forzadas debido a funcionamiento en isla incompleto o cargas pulsantes [3]. Hay dos tipos importantes de oscilaciones sub-síncronas estas son oscilaciones entre áreas, donde dos áreas del sistema de potencia oscilan una en contra de otra a frecuencias que están entre 0,1 Hz y 1 Hz, y oscilaciones locales, en donde una planta oscila frente al resto del sistema o varios generadores oscilan el uno contra otro a frecuencias que están entre 1 y 2 Hz. Este trabajo se centra en oscilaciones entre área.

Por estas razones, entender estos modos de oscilación del sistema, es importante, de este manera los operadores del sistema serán capaces de llegar a condiciones aceptables y fiables para predecir y controlar estos modos de oscilación.

2. SISTEMA DE PRUEBA

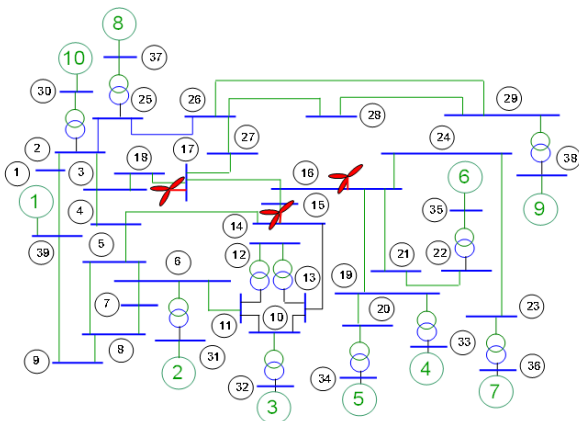


Figura 1: Sistema de Pruebas New England.

El caso analizado es un sistema basado en la red de New England utilizada en varios trabajos sobre análisis de pequeña señal, al que se han añadido tres parques eólicos de velocidad variable. El sistema, representado en la Figura 1, contiene 39 nudos y 10 generadores síncronos. Los generadores síncronos del sistema han sido modelados empleando el modelo subtransitorio de generador síncrono de rotor cilíndrico en ejes d-q, más los modelos de sistema de excitación ESDC1A y de regulador de velocidad TGOV1 de la librería del PSS/E. Las cargas han sido consideradas cargas estáticas compuestas del siguiente modo: para el consumo de potencia activa un 60% de admitancia constante y un 40% de corriente constante; para el consumo de potencia reactiva un 50% de admitancia constante y un 50% de corriente constante.

La herramienta utilizada para modelar el sistema ha sido el PSS/E. En total, el sistema contiene 107 variables de estado. El cálculo de los autovalores ha sido realizado con el paquete computacional PSS/E.

La potencia nominal de cada parque eólico conectado en los nudos 14, 16 y 17 es 250 MW, por lo que funcionando a plena carga proporcionarían un 12% de la carga del sistema. Cada parque eólico ha sido representado mediante el modelo de turbina de velocidad variable Figura 2.

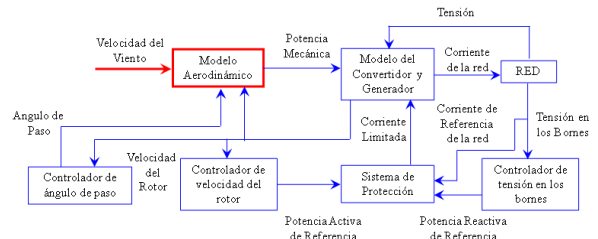


Figura 2: Modelo del Aerogenerador.

Este modelo representa el par mecánico aplicado por la turbina mediante el modelo aerodinámico de disco actuator, en el que las variables de entrada son la velocidad del viento, la velocidad del rotor y el ángulo de pala, y la variable de salida es la potencia mecánica. El modelo representa también los lazos de control del ángulo de pala, y de velocidad del rotor. La conexión eléctrica entre el parque y la red de transporte ha sido establecida de manera que la potencia nominal del parque es un 20% de la potencia de cortocircuito en el nudo de conexión.

3. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Para modelar el comportamiento de sistemas dinámicos [6], a menudo se utiliza un conjunto de n ecuaciones diferenciales ordinarias no lineales de primer orden. Este conjunto comúnmente tiene la forma:

$$\dot{x}_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n; u_1, u_2, \dots, u_r; t) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

Donde n es el orden del sistema y r es el número de entradas. Si las derivadas de las variables de estado no son funciones explícitas del tiempo, la ecuación (1) puede entonces ser reducida a:

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (2)$$

Donde n es el orden del sistema, r es el número de entradas y x, u y f expresan los vectores columna de la forma:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} \quad u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ u_n \end{bmatrix} \quad f = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ f_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

El vector de estado x contiene las variables de estado del sistema de potencia; el vector u contiene las entradas del sistema y \dot{x} contiene las derivadas de las variables de estado con respecto al tiempo. La ecuación que relaciona las salidas con las entradas y las variables de estado puede escribirse como:

$$y = g(x, u) \quad (4)$$

El concepto de estado puede ser ilustrado al expresar la ecuación de cabeceo de un generador en torque por-unidad de la siguiente manera:

$$\frac{2Hd^2\delta}{\omega_o dt^2} = T_m - T_e - K_D \Delta\omega_r \quad (5)$$

Donde H es la constante de inercia a velocidad síncrona ω_r , t es el tiempo, δ es el ángulo del rotor, T_m y T_e son el par mecánico y eléctrico en por-unidad, respectivamente, K_D es el coeficiente de amortiguación en el rotor y $\Delta\omega_r$ es la desviación de la velocidad en por-unidad. Ahora, expresando 5, como dos ecuaciones diferenciales de primer orden se obtiene:

$$\frac{d\Delta\omega_r}{dt} = \frac{1}{2H} (T_m - T_e - K_D \Delta\omega_r) \quad (6)$$

$$\frac{d\delta}{dt} = \omega_o \Delta\omega_r \quad (7)$$

Una vez que el sistema de espacios de estados para el sistema de alimentación está escrito en la forma general dada por (6) y (7), la estabilidad del sistema de pequeña señal puede ser calculado y analizado [7]. El análisis realizado se deduce del método tradicional del lugar de las raíces, utilizando el paquete computacional PSS/E. En primer lugar se calculan los valores propios λ_i para la matriz la A , que son las soluciones no triviales de la ecuación.

$$A\Phi = \lambda\Phi \quad (8)$$

Donde Φ es un vector $n \times 1$. Reordenando (8) para resolver para λ se tiene:

$$\text{Det}(A - \lambda I) \quad (9)$$

De las n soluciones de (9) son los valores propios ($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$) de la matriz A de $n \times n$. Estos valores propios pueden ser reales o complejos y son de la forma $\sigma \pm j\omega$.

4. CREACIÓN DE UN CASO INESTABLE

Con el fin de producir una condición inestable se ha incrementado progresivamente la carga del sistema, ajustando

la generación tanto de los generadores como de los parques eólicos. Se tiene así, en la Tabla 1 los datos de generación y carga para las cuatro condiciones del sistema: mínima, media, máxima e inestable.

Tabla 1: Condiciones de Carga para el Sistema New England.

Nudo Carga	Con Min (MW)	Con Med (MW)	Con Max (MW)	Con Inest (MW)
3	80	172	286	322
4	75	161	269	600
7	90	194	322	351
8	160	344	573	783
12	30	65	107	113
15	100	215	358	480
16	135	290	483	494
18	40	86	143	158
19	35	75	125	150
20	170	366	609	620
21	110	237	394	411
23	65	140	233	248
24	125	269	448	463
25	55	118	197	224
26	30	65	107	139
27	70	151	251	281
28	45	97	161	206
29	75	161	269	284
31	60	129	215	209
39	340	731	1217	1518

La Figura 3 presenta los autovalores calculados para cada condición de carga. Se puede observar que en el caso inestable el autovalor $\lambda = 0.3687 + j2.2225$ está situado a la derecha del eje de ordenadas. Este autovalor corresponde a un modo oscilatorio inestable con una frecuencia de 0.3537 Hz., típica de una oscilación entre áreas.

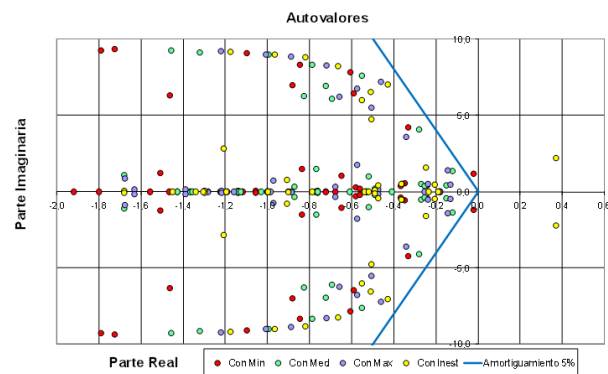


Figura 3: Autovalores cercanos al eje imaginario para cuatro condiciones de carga, New Englan.

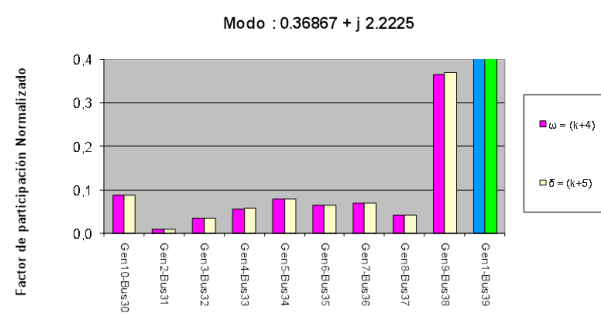


Figura 4: Factores de participación para el autovalor inestable.

En la Figura 4, se pueden observar los factores de participación de las variables de estado velocidad y ángulo de todos los generadores para el modo de oscilación inestable.

El mayor factor de participación corresponde al generador 9, seguido de los generadores 10, 5, 7, 6, 4, 8, 3 y 2.

Es de prever que la actuación sobre los generadores síncronos con un factor de participación más alto provoque un desplazamiento mayor de los autovalores en el plano complejo. Si bien este efecto ha sido comprobado analizando la variación de producción de los 9 generadores del sistema, se presentan únicamente los resultados obtenidos al variar la producción de tres generadores con un factor de participación reducido, medio y elevado respectivamente. En todos los casos, la variación de generación ha sido compensada con la variación en el sentido opuesto de la potencia importada desde el área vecina.

El generador 2 en el nudo 31, tiene un factor de participación 0.00987, que es el más bajo entre todos los generadores. Las figuras 5 y 6 presentan el efecto producido en los autovalores al disminuir la producción de este generador. En este caso, se disminuye la generación desde 507 hasta 57 en pasos de 50, 100, 200 y 100 MW respectivamente. En el paso final, un autovalor aún está localizado al lado derecho del eje imaginario. Este modo inestable corresponde a una inestabilidad oscilatoria de 0.3698 Hz. En este caso, a pesar de reducir la generación en el nudo 31 en un 88.76% no ha sido posible estabilizar el sistema.

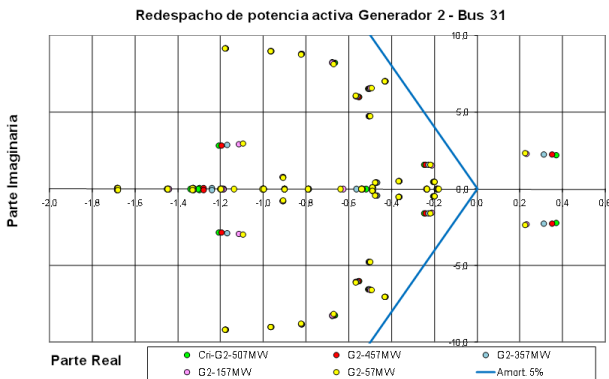


Figura 5: Efecto en los autovalores de resdespacho de Potencia Activa, Generador 2.

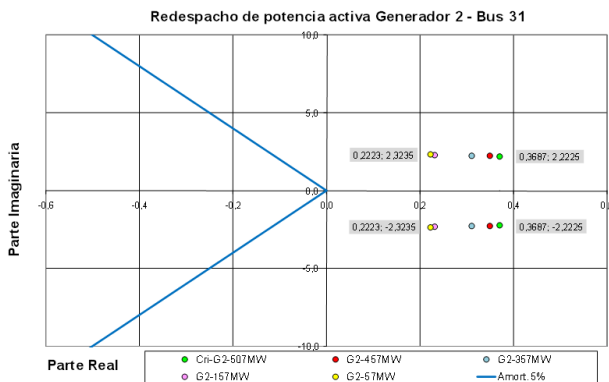


Figura 6: Redespacho de Potencia Activa, Generador 2, movimiento del autovalor inestable.

Las Figuras 7 y 8 presentan el efecto producido en los autovalores al disminuir la producción en el generador 10, cuyo factor de participación es 0.0878. En este caso ha sido posible estabilizar el sistema desplazando el autovalor inestable hasta el semiplano negativo, pero para ello ha sido necesario reducir la producción del generador 10 en un 65.73%.

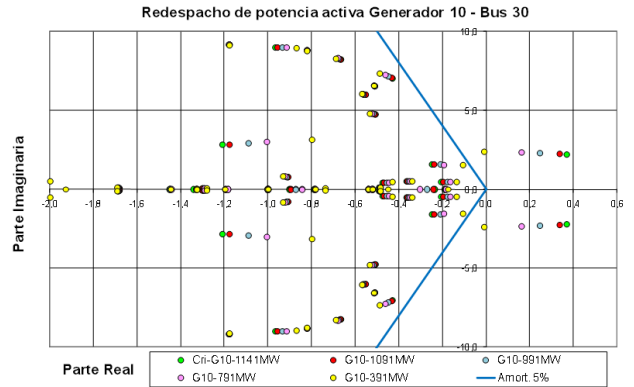


Figura 7: Efecto de los Autovalores del Redespacho de Potencia Activa, Generador 10.

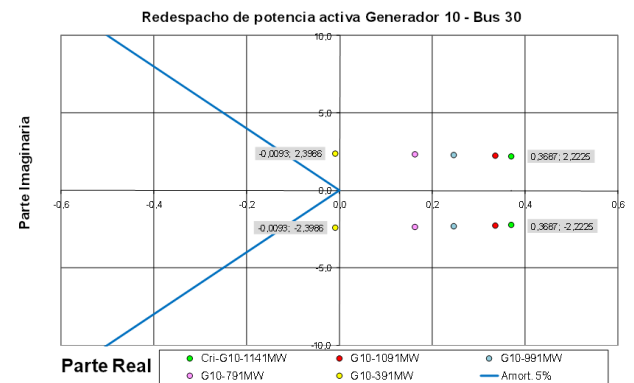


Figura 8: Redespacho de Potencia Activa, Generador 10, movimiento del autovalor inestable.

El generador 9 tiene la más alta participación en el modo inestable, que asciende a 0.3658. Las Figuras 9 y 10 presentan el efecto en los autovalores producido al disminuir la generación en el nudo 38 desde 1121 MW hasta 921 MW, punto en el que se consigue estabilizar el sistema, y además se alcanzan los niveles de amortiguamiento requeridos.

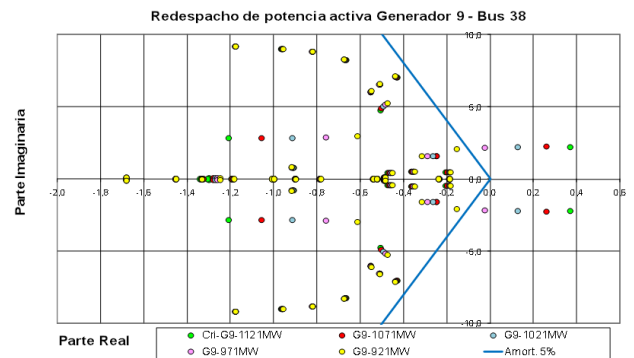


Figura 9: Efecto de los Autovalores del Redespacho de Potencia Activa, Generador 9.

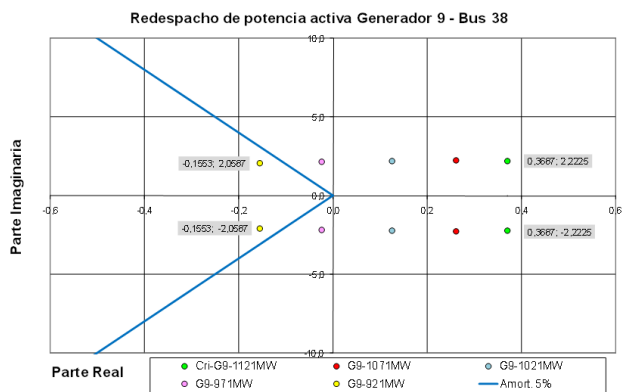


Figura 10: Redespacho de Potencia Activa, Generador 9, movimiento del autovalor inestable.

En el paso final, un autovalor $\lambda = -0.1563 + j2.0587$ está localizado al lado derecho del eje imaginario. Este modo oscila a una frecuencia de 0.3277 Hz, y tiene un amortiguamiento de 0.07522. Como era previsible, reducir la producción en el generador 9 es más efectivo para estabilizar el sistema que reducir la producción en los otros generadores del sistema, debido a que su factor de participación en el modo inestable es mayor.

5. FUNCIÓN DE APROXIMACIÓN CON REDES NEURONALES

La aplicación de los estudios de pequeña señal a los sistemas eléctricos extensos se ve limitada por su gran cantidad de variables de estado, que provoca la necesidad de calcular un elevado número de autovalores. No obstante, sólo algunos de estos autovalores son relevantes para la estabilidad del sistema. En esta parte se aplica una metodología general de diseño de redes neuronales artificiales adaptándola a este caso en particular. El proceso se desarrolla paso a paso para obtener una estructura de red neuronal que permita estimar únicamente los autovalores más importantes del sistema analizado.

Las salidas de la red neuronal son seis números reales correspondientes a las coordenadas en el plano complejo de los tres autovalores más significativos desde el punto de vista de la estabilidad. Estos autovalores son aquellos que ocupan una posición inestable o, en su defecto, los que presentan un menor amortiguamiento. Como entradas a la red neuronal se elige un conjunto de variables que permitan definir el estado del sistema, con especial interés por aquellos parámetros sobre los que el operador del sistema puede actuar para mejorar la estabilidad. Las entradas seleccionadas son las siguientes:

- La potencia eólica generada.
- Las potencias activas generadas en cada planta convencional.
- Las potencias reactivas generadas en cada planta convencional.

En total, suman 21 variables de entrada. La potencia eólica se ha considerado una única entrada por suponer que los tres parques se encuentran próximos entre sí, y por tanto existe una elevada correlación entre su producción. En caso contrario, sería posible destinar una entrada diferente para cada uno de ellos. Las potencias activa y reactiva generadas en las plantas convencionales son especialmente interesantes porque, además de suministrar información sobre el estado del sistema, son variables sobre las que el operador del sistema puede actuar directamente a través de un redespacho de carga o de una variación de las consignas de control de reactiva.

A. Criterio de Parada

Para determinar el instante de parada del entrenamiento de la red neuronal se utiliza la curva de error del conjunto de validación, representada en la Figura 11. La red neuronal debe detener la actualización de los pesos en el mínimo valor de error de validación. Este criterio asegura la convergencia de la red y permite eliminar el sobreentrenamiento, fenómeno al que es susceptible el algoritmo de retropropagación.

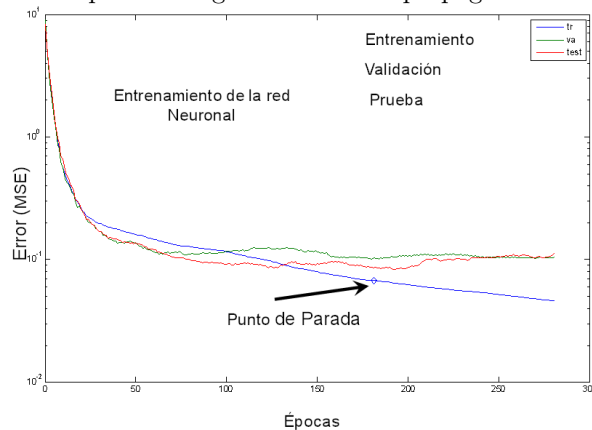


Figura 11: Aprendizaje de la Red Neuronal.

B. Determinación del Número de Épocas

Para conocer el valor de las épocas necesarias para que el error de entrenamiento sea el mínimo, se ha aplicado un método heurístico en el que se ha analizado el comportamiento de la red neuronal a través de los parámetros de error de validación y de prueba. Para ello se ha partido de una estructura de red [21, 24, 12, 6], sobre la que se han simulado redes de 100, 200 y 500 épocas. En la Tabla 2 se muestra la comparación de los valores de entrenamiento para cada uno de los casos anteriormente señalados. El número de épocas a considerar en el diseño de la red neuronal es de 100, utilizando como criterio de parada el descrito anteriormente.

Tabla 2: Determinación del Número de Épocas.

Épocas	Entrenamiento	Validación	Prueba	Parada
100	0,0269	0,0276	0,0175	22
200	0,0269	0,0276	0,0175	22
500	0,0269	0,0276	0,0175	22

C. Determinación del Número de Neuronas en la Capas Ocultas

Para determinar el número de neuronas en las capas ocultas se han considerado tres estructuras posibles y se han realizado 5 simulaciones sobre cada una de ellas. En la Tabla 3 se resumen los resultados obtenidos.

Tabla 3: Determinación del Número de Neuronas de la Capa Oculta.

Red Neuronal	Entrenamiento	Validación	Test	Promedio (Test)	Tiempo (seg.)
[21,24,12,6]	0,0271	0,0473	0,0198	0,0168	0,0657
	0,0175	0,0852	0,0101		0,0568
	0,0387	0,0237	0,0219		0,0357
	0,0226	0,0356	0,0189		0,0412
	0,0207	0,0297	0,0135		0,1571
[21,48,24,6]	0,0269	0,0276	0,0175	0,0193	0,0641
	0,0435	0,0455	0,0245		0,0399
	0,0286	0,0622	0,0216		0,0537
	0,011	0,0557	0,0144		0,0774
	0,0145	0,0384	0,0185		0,2444
[21,96,48,6]	0,0497	0,1532	0,1305	0,0632	0,0756
	0,0106	0,1039	0,0807		0,0917
	0,0159	0,1384	0,0303		0,0803
	0,0165	0,1584	0,017		0,0797
	0,0394	0,1479	0,0576		0,1607

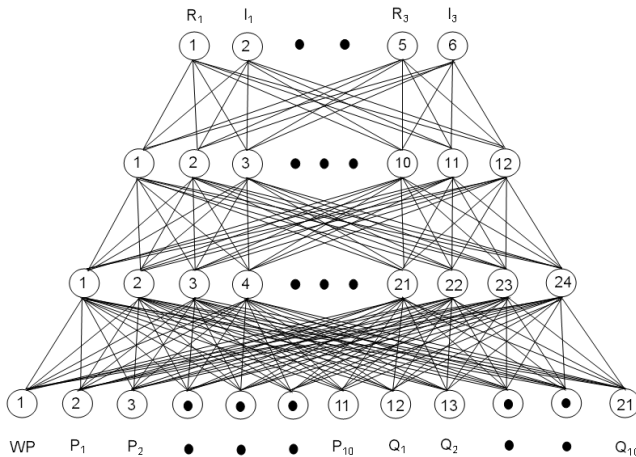


Figura 12: Estructura de Red Neuronal para el sistema de New England.

A la vista de los resultados, se ha seleccionado la estructura [21, 24, 12, 6], que proporciona el mínimo error de test (0.0168). En la Figura 12, se muestra la estructura final de la red neuronal.

D. Análisis del rendimiento de la red neuronal

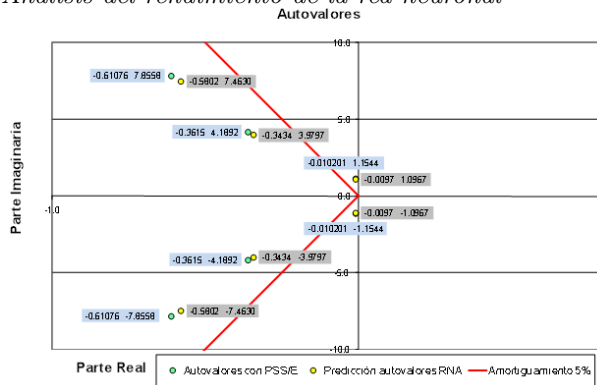


Figura 13: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso 1.

La Tabla 4 muestra los resultados obtenidos al aplicar la red neuronal a las 12 muestras reservadas para prueba. El error cuadrático medio obtenido es 0.01876.

A modo de ejemplo, las Figuras 13 a 16 muestran los autovalores predichos por la red neuronal junto con los calculados a través del software PSS/E en cuatro casos diferentes, correspondientes a puntos de operación alejados entre sí. Como puede observarse, la diferencia entre ambos es pequeña.

Tabla 4: Simulaciones de la Red Neuronal Propuesta.

Simulación	Entrenamiento	Validación	Prueba
1	0,02710	0,04730	0,01980
2	0,01750	0,08520	0,01090
3	0,03870	0,02370	0,02190
4	0,02260	0,03560	0,01890
5	0,02070	0,02970	0,01350
6	0,03150	0,04700	0,01250
7	0,04660	0,05790	0,02230
8	0,04240	0,02370	0,01980
9	0,01800	0,08270	0,01670
10	0,01550	0,02110	0,01290
11	0,03050	0,03560	0,01330
12	0,05900	0,09710	0,03420
13	0,05870	0,09250	0,02630
14	0,02330	0,02190	0,02090
15	0,02630	0,08510	0,02680
16	0,01930	0,03180	0,01350
17	0,03060	0,03570	0,01280
18	0,01480	0,03810	0,02700
19	0,02970	0,08060	0,01490
20	0,03810	0,03870	0,01630
Promedio	0,03055	0,05055	0,01876

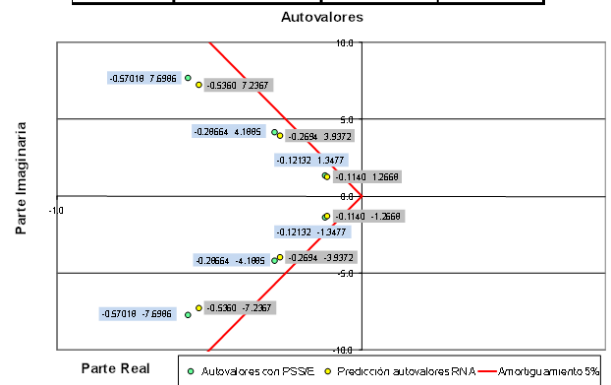


Figura 14: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso 2.

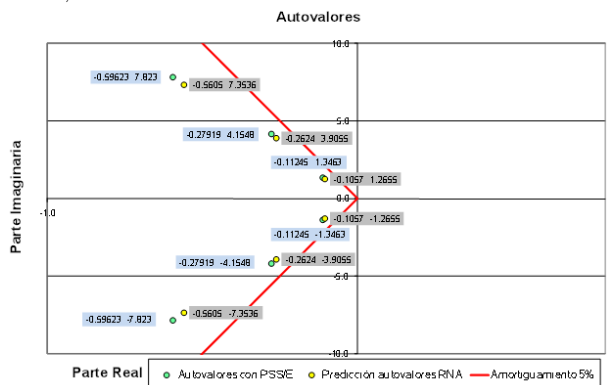


Figura 15: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso 3.

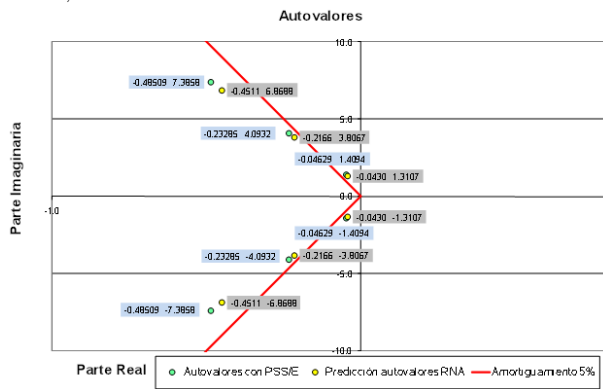


Figura 16: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso 4.

Tabla 5: Errores absolutos de las muestras.

Muestras	Error Parte Real	Error Parte Imaginaria
Caso 1	0,0124	0,0123
Caso 2	0,0374	0,0172
Caso 3	0,0122	0,0128
Caso 4	0,0135	0,0195
Caso 5	0,0262	0,0147
Caso 6	0,0270	0,0138
Caso 7	0,0080	0,0150
Promedio	0,0195	0,0150
Promedio Total		0,0173

A la vista de los resultados, se ha seleccionado la estructura [21, 24, 12, 6], que proporciona el mínimo error de test (0.0168). En la Figura 12, se muestra la estructura final de la red neuronal.

E. Aplicación a la Estabilización del Sistema New England

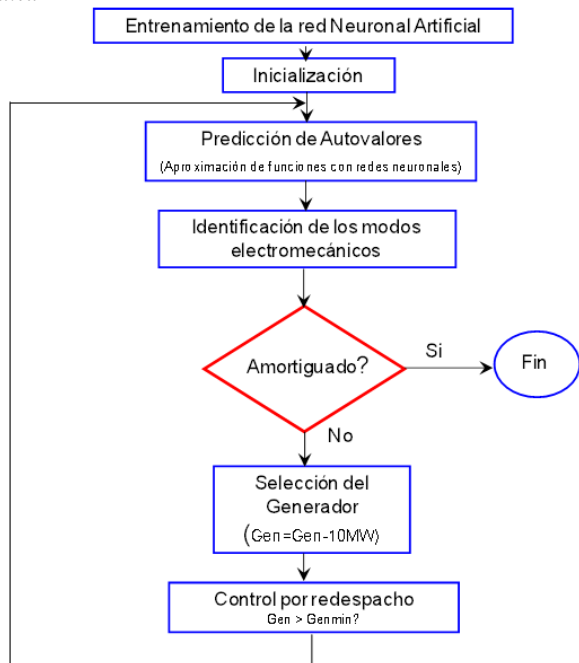


Figura 17: Flujoograma de la Metodología Propuesta.

La red neuronal propuesta puede ser utilizada para ayudar al operador del sistema a estabilizar la red a partir de una situación inestable o poco amortiguada.

Para ello esta sección propone un método basado en el redespacho de carga y en la identificación a través de la red neuronal del generador que más influencia tiene sobre el autovalor que se desea amortiguar.

La Figura 17 presenta el flujoograma del algoritmo propuesto, que consiste en los siguientes pasos:

- i) **Inicialización:** Los datos del sistema son enviados a la red neuronal. Los datos de entrada de la red neuronal son, como se indicó anteriormente, las potencias activas y reactivas de los generadores, la generación eólica y un indicador del nivel de carga.
- ii) **Predicción de autovalores:** Como la red neuronal ha sido ya entrenada, el sistema predice los 3 autovalores de mayor interés para el punto de operación.
- iii) **Identificación de los modos electromecánicos:** Una vez que la red neuronal ha predicho los autovalores, es posible calcular el amortiguamiento y la frecuencia de oscilación para estos autovalores. Si existen autovalores inestables o con amortiguamiento menor al 5%, deben ser amortiguados.
- iv) **Selección del generador:** Para identificar el generador con mayor influencia sobre los modos de oscilación a amortiguar se disminuye 10MW a cada generador, y se aplica la red neuronal para calcular nuevamente los autovalores. Se comparan las partes reales y se selecciona qué generador hizo más negativa la parte real del autovalor más inestable o menos amortiguado. A modo de ejemplo, la Figura 18 muestra el movimiento de un autovalor al disminuir 50MW la producción de los distintos generadores, observando que el generador 9 es el que más desplazamiento provoca en el autovalor.

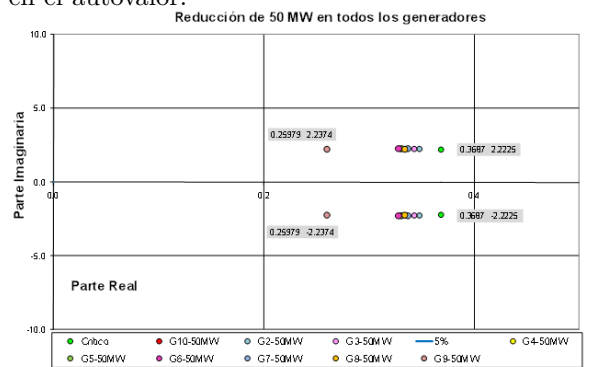


Figura 18: Sensibilidad de los Generadores, Caso Inestable.

- v) **Control por redespacho:** El generador con mayor participación decrece su producción en pasos de 10MW y se repite nuevamente el proceso, hasta desplazar a todos los autovalores a la zona con el amortiguamiento requerido.

F. Comparación de los resultados

A modo de ejemplo, el procedimiento anterior ha sido aplicado a tres casos correspondientes a una situación de carga valle y dos puntas, una de ellas inestable. La Tabla 6 presenta el despacho inicial de generación en cada caso.

En el caso valle, el procedimiento reduce la generación en el nudo 30 en 180 MW, hasta alcanzar un punto amortiguado. En el caso punta estable la red predice los autovalores pero no realiza ninguna variación de los generadores porque el sistema es estable y amortiguado. En el caso inestable el procedimiento reduce la generación en el nudo 38 hasta alcanzar un sistema estable y después sigue reduciéndola hasta que el sistema es amortiguado, quedando en el nudo 38 finalmente con una generación de 940 MW.

Tabla 6: Casos de Prueba de la Red Neuronal.

Nudo Gen	Valle		Punta estable		Punta inestable	
	P (MW)	Q (MVAR)	P (MW)	Q (MVAR)	P (MW)	Q (MVAR)
14-16-17 - WP	150	0	540	0	750	0
30-G10	300	106	1074	355	1141	572
31-G2	130	583	465	711	527	800
32-G3	165	155	591	292	722	453
33-G4	150	141	537	233	702	320
34-G5	110	160	394	217	564	266
35-G6	175	169	627	316	722	431
36-G7	180	60	644	173	822	268
37-G8	150	18	537	79	599	149
38-G9	230	10	823	149	1121	299
39 Oscil-G1	150	133	534	344	384	615

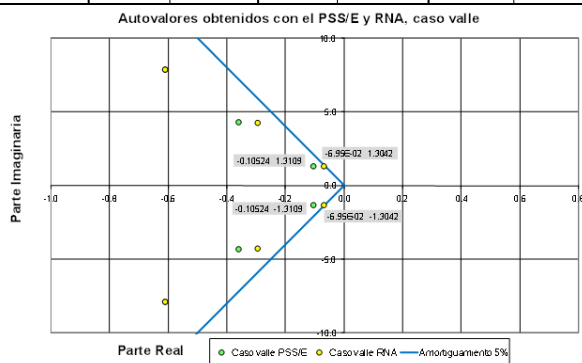


Figura 19: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso Valle.

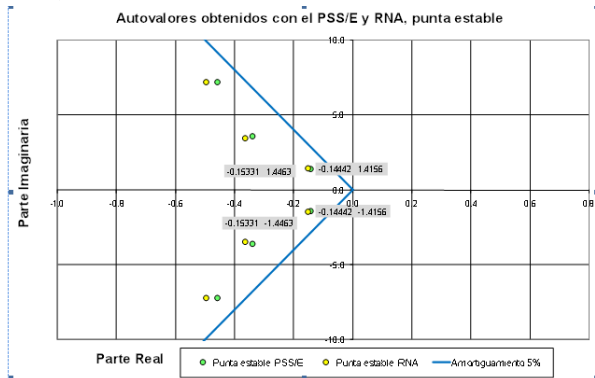


Figura 20: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso Punta Estable.

Las Figuras 19, 20 y 1121 muestran los autovalores finales en cada uno de los tres casos, obtenidos tanto mediante la red neuronal como a través del software PSS/E.

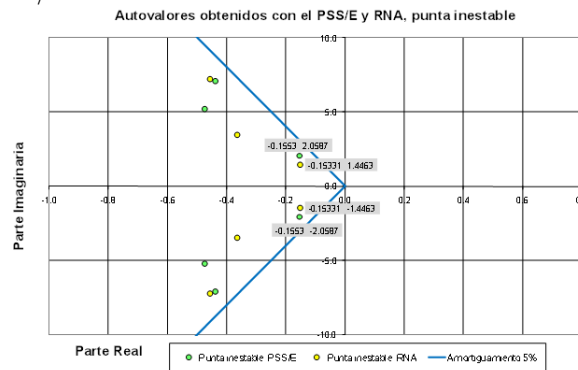


Figura 21: Comparación de la Red Neuronal con los Datos Reales, Caso Punta Inestable.

REFERENCIAS

- [1] P.M. Anderson, A.A. Fouad, Power System Control and Stability, Iowa State University Press, Ames Iowa, 1977.
- [2] IEEE Power Engineering Society System Oscillations working group, inter-area Oscillations in Power Systems, IEEE Publication 95 TP 101, October 1994.
- [3] P.W. Sauer, M.A. Pai, Power System Dynamics and Stability, Prentice-Hall, Englewood Cliffs NJ, 1988.
- [4] J.G. Slootweg, S.W.H. de Haan, H. Polinder, W.L. Kling, Aggregated modelling of wind parks with variable-speed wind turbines in power system dynamic simulations, 14th Power Systems Computation Conference, Sevilla, 24-28 June 2002.
- [5] P. Kundur, Power System Stability and Control, McGraw-Hill, NY, 1993.
- [6] IEEE Power Engineering Society Systems oscillations working group, Inter-area Oscillations in Power Systems, IEEE Publication 95TP 101, October 1994.
- [7] I.J. Perez-Arriaga, G.C Verghese and F.C. Scheweppe, Selective modal analysis with applications to electric power systems, Part I and II, IEEE transactions on power Apparatus and Systems, vol. PAS 101, no 9, 1982, pp. 3117-3134.
- [8] IEEE Power System engineering committees Eigenanalysis and frequency domain methods for system dynamic performance, IEEE Publication 90TH0292-3-PWR, 1989.
- [9] K. Kim, H. Schattler, V. Venkatasubramanian, J. Zaborsky, P. Hirsch, Methods for calculating Oscillations in large power systems, IEEE Transactions on power systems, vol 12, no4, November 1997, pp. 1639-1648.
- [10] S. Abe, "Learning by Parallel Forward Propagation," Proc. Int'l Joint Conf. Neural Networks, vol. 3, pp 257-261, 1990.

- [11] Dunford, Nelson, and Schwartz, Jacob T., Linear Operators, Part 1, 3rd Printing, wiley Interscience Publishers, New York, 1966.
- [12] M. Hagiwara, "Novel Back Propagation Algorithm for Reduction of Hidden Units and acceleration of Convergence Using artificial selection, "Proc. Int'l Joint conf. Neural Networks, vol 1, pp. 625-630, 1990.