



# POSGRADOS

## MAESTRÍA EN \_\_\_\_\_ ELECTRICIDAD

RPC-SO-30-No.508-2019

OPCIÓN DE  
TITULACIÓN:

ARTÍCULO PROFESIONAL DE ALTO NIVEL

TEMA:

CLASIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS EN LÍNEAS DE  
TRANSMISIÓN USANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE  
SEÑALES DISPERSAS Y RUIDOSAS

AUTOR:

VERÓNICA MARILÚ NAVARRETE RONQUILLO

DIRECTOR:

MILTON GONZALO RUIZ MALDONADO

GUAYAQUIL - ECUADOR  
2021

***Autores:***



Verónica Marilú Navarrete Ronquillo  
Ingeniera Eléctrica.  
vnavarrete@est.ups.edu.ec

***Director:***



Milton Gonzalo Ruiz Maldonado  
Ingeniero Eléctrico.  
Ingeniero Electrónico  
Magister en Redes de Comunicaciones  
mruizm@ups.edu.ec

**Todos los derechos reservados.**

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto en fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2021 Universidad Politécnica Salesiana.

GUAYAQUIL – ECUADOR – SUDAMÉRICA  
VERÓNICA MARILÚ NAVARRETE RONQUILLO

CLASIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS EN LÍNEAS DE TRANSMISIÓN USANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE SEÑALES DISPERSAS Y RUIDOSAS.

# Clasificación de Fallas Eléctricas en Líneas de Transmisión Usando Técnicas de Procesamiento De Señales Dispersas y Ruidosas

1<sup>st</sup> Verónica Navarrete  
Universidad Politécnica Salesiana  
Guayaquil, Ecuador  
vnavarrete@est.ups.edu.ec

2<sup>nd</sup> Milton Ruiz  
Universidad Politécnica Salesiana  
Quito, Ecuador  
mruizm@ups.edu.ec

**Resumen**—La presente investigación plantea un nuevo proceso de clasificación de fallas eléctricas en líneas de transmisión empleando algoritmos de sensado comprimido como Matching Pursuit para la restauración de señales con pérdida de información originadas por fallas en líneas de transmisión. Matching Pursuit permite recuperar la señal original en un porcentaje superior al 75 % de las muestras aleatorias, el ruido en las señales es eliminado usando filtros de media móvil.

En este artículo se obtiene el diccionario óptimo, se procede a encontrar los números de átomos  $k$ , el número mínimo de muestras  $m$  para poder proceder con la restauración de la señal de la línea 25 – 26. La reconstrucción de la señal utiliza datos aleatorios y dispersos, una vez conocidos los datos de muestras y átomos se procede a la reconstrucción de la señal.

Con base a los resultados se encuentra la diferencia de los puntos máximos de cada ciclo de la señal original con respecto a la señal reconstruida corrigiendo el desplazamiento. A continuación, se realizó el algoritmo de comprensión, obteniendo altos índices de 99,80 % para la tasa de compresión.

Se muestra la detección y clasificación de las fallas por medio de la transformada de Wavelet, utilizando las señales de voltajes y corrientes reconstruidas, ya que estas señales son las que van a presentar perturbaciones en la amplitud y cambio de fase, matemáticamente todas las ondas van a presentar un impulso abrupto en la señal, lo que permite detectar cuando una falla ocurra a través del dominio del tiempo. Mediante los resultados alcanzados es posible detectar una falla con un 100 % de precisión tomando las muestras de la señal. Los tiempos varían entre 0,30ms y 1,20ms en detectar la falla y en clasificar entre el rango de 0,98s y 1,40s.

Se analiza el sistema de transmisión de alto voltaje de 39 barras propuesto en el programa de Power Factory, que está compuesta por líneas cortas, medianas y largas, donde se simulará los tipos de fallas y se procederá a utilizar la técnica de sensado comprimido y el uso de la transformada de Wavelet.

## I. INTRODUCCIÓN

Los sistemas de transmisión se encuentran expuestos a una gran cantidad de fallas siendo uno de los sistemas con mayores incidentes [1], [2], las líneas de transmisión representan una gran importancia en el Sistema Eléctrico de Potencia (SEP) ya que es el vínculo entre generación y los consumidores. El suministro de electricidad es una fuente básica en el ser humano tanto en el desarrollo tecnológico, industrial y residencial en

la cual va aumentando paulatinamente el consumo y por lo tanto la generación eléctrica [3], [4]. Las líneas de transmisión aéreas están expuestas a fallas ya sea por averías internas en las líneas, equipos defectuosos, maniobras, operación, mantenimiento y condiciones atmosféricas en donde la probabilidad de fallas ocurridas es mayor [4], [5]. Estas fallas producidas en las líneas aéreas ocasionan grandes consecuencias ya que cubren grandes distancias en comparación con otros equipos del sistema eléctrico [6], las perturbaciones generadas en el funcionamiento normal del sistema conllevan a realizar un análisis de fallas ya que afecta a la confiabilidad del sistema eléctrico causando efectos no deseados provocando pérdidas económicas tanto al sector industrial y residencial. Las fallas en las líneas de transmisión se clasifican en fallas de circuito abierto o serie y fallas de cortocircuito o derivación, en donde las fallas en serie son muy poco probables que ocurran, se pueden identificar con mayor facilidad con un incremento de voltaje en una de las fases, siendo estas fallas causadas por fallas en las líneas aéreas y juntas de cables. Las fallas dan lugar a un desequilibrio en la potencia, voltaje y corriente del sistema [6], [7]. Las fallas de cortocircuito se producen por problemas de aislamiento entre conductores, donde se clasifican en fallas asimétricas y fallas simétricas. Fallas asimétricas son fallas recurrentes que provocan un desequilibrio en el sistema eléctrico están dadas en falla monofásica a tierra, bifásica y bifásica a tierra [7]. Fallas simétricas son fallas equilibradas, pero si se llegan a producir este tipo de fallas ocasionan daños más severos, son originadas cuando existe cortocircuito en las tres fases, por lo tanto, se da en falla trifásica o trifásica a tierra, las posibilidades de que ocurran son muy pocas en un 2 % a 5 % que se den estas fallas en el sistema [6]. Para los investigadores el principal problema son las altas tasas de muestreo que son necesarias para discriminar distintos tipos de fallas, en los últimos años han buscado diferentes técnicas para el procesamiento de señales como la red neuronal, procesamiento automático, sistema de posicionamiento global, teorema de Fourier, teorema de muestreo de Nyquist Shannon y transformada de Wavelet que puede localizar una señal en dominio del tiempo y frecuencia, permitiendo capturar el cambio brusco de la señal

[8], evidenciando que los investigadores han llegado a estudios más complejos para poder tener precisión en sus resultados usando señales de voltaje y corriente que es la que contiene toda la información del sistema [9]. La presente investigación se enfoca en una de las técnicas del sensado comprimido siendo la aplicación principal en reconstruir estas señales con pocas muestras empleando algoritmos de optimización, utilizando señales de corriente y voltaje que contiene toda la información del sistema eléctrico. La técnica del sensado comprimido utiliza como principales parámetros los datos de la medición de la señal y el diccionario que corresponde a una matriz donde contiene múltiples funciones donde las compara y reconstruye en base a la señal original. Se considera el Sensado Comprimido “SC”, ya que es una técnica para el procesamiento de señales dispersas conocido como la teoría de la detección de compresión y recuperación dispersa, es decir que pueden aproximar una combinación lineal en una base vectorial, SC es un método para la detección y adquisición de datos, en la que se toma un registro de una cantidad mínima de muestras de una señal y poder reconstruir por medio de la recopilación de la información de la muestra faltante[10], [11], es considerada matemáticamente un modelo que optimiza el número de muestras, recuperando la señal original. La técnica de compresión está basada en transformadas de Fourier y Wavelet donde mantiene los coeficientes de la energía de la señal concentrada. El presente documento se encuentra dividido de la siguiente manera: sección II descripción de sensado comprimido, sección III formulación del problema, sección IV análisis y resultado, finalmente, se concluye en la sección V.

## II. SENSADO COMPRIMIDO

El sensado comprimido o determinación comprimido es un método matemático que proporciona trabajar con una cantidad reducida de mediciones, SC es una de las técnicas de muestreo de señales unidimensionales a una frecuencia muy baja de Nyquist – Shannon, permitiendo reconstruir la señal mediante la optimización convexa proporcionando un sensado de señales dispersas, obteniendo una reconstrucción de la señal desde proyecciones aleatorias[12], [13]. Dentro del proceso de compresión del SC esta la adquisición de datos, codificación y muestreo, que complementa la compresión, reducción de dimensionalidad y optimización con el objetivo de obtener la reconstrucción de la señal dispersa donde  $X \in R_N$  que se puede recuperar por los componentes  $M \ll N$  de la matriz base  $M * N$  siendo  $X$  un valor escaso y  $K$  diferente de cero  $K \ll N$  [14]–[16].

Como podemos observar en la fig. 1 se muestra en detalle el proceso de reconstrucción de la señal, considerando que siempre se debe conocer una cantidad reducida de datos de la señal para poder realizar una representación dispersa. La Eq.1, denota la expresión matricial lineal para encontrar un problema de adquisición dispersa, representando una matriz de detección  $\Phi$  sobre la señal  $x$  dada por:

$$y = \Phi x + n \quad (1)$$

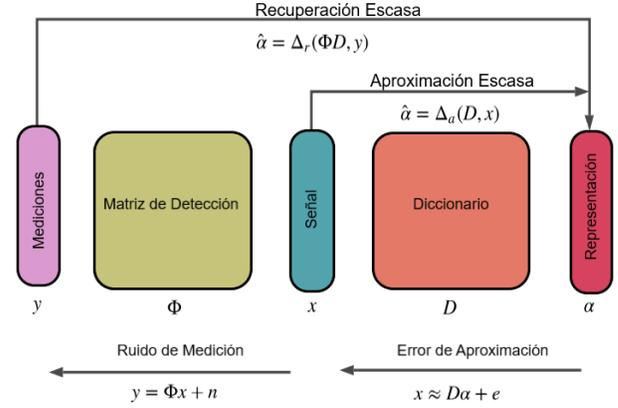


Figura 1: Modelo estándar del Sensado Comprimido[13], [17].

Donde:

- $y$  es el vector de muestra  $M \times 1$ .
- $\Phi$  es la matriz de detección de dimensionalidad  $M \times N$ .
- $x$  conocido como vector de dispersión, es la representación de la señal que se desea reconstruir es la de mayor interés ya que va a contener los datos obtenidos a través de la medición que se realiza en el sistema eléctrico, el vector dispersión se encuentra constituida por un vector columna  $N \times 1$  que contiene los datos de las mediciones con valores reales[18]–[20].
- $n$  es la aportación aditiva al ruido  $N \times 1$ .
- $D$  es la matriz diccionario contiene infinitas señales, teniendo una dimensionalidad  $M \times N$  [19], la que permite la comparación y reconstrucción de la señal y está constituida por diferentes elementos de formas de ondas a partir de una variedad de funciones básicas.

La matriz de detección  $\Phi$  dimensionalidad  $M \times N$  representa  $M$  mediciones realizadas en la señal  $x$  y cada fila de la matriz  $\Phi$  representa un valor lineal.  $M$  se conoce como el vector de medición y  $N$  el espacio de la señal.

El punto principal es poder recuperar la señal  $x$  que es  $K$ -escasa donde se conoce  $\Phi$  y  $D$ , primero procedemos a calcular la representación escasa  $\alpha$  y a continuación podemos calcular  $x = D\alpha$ , si  $M \geq N$ .

Siendo el caso  $k \leq M \ll N$ , es indicar, que el número de muestras sea menor del espacio de la señal y mucho menor que el nivel de dispersión  $k$ . La parte más compleja es como poder recuperar  $x$  si tiene dimensionalidad de  $N \times 1$ , donde  $N$  es igual a  $K$ -escasa. Se podría representar por la siguiente expresión de matriz lineal[13]:

$$y = \Phi x + n = \Phi D\alpha = (\Phi D)\alpha \quad (2)$$

Se llama la matriz detección  $\Theta = \Phi\Psi$ , la que el sensado comprimido va a recuperar el vector disperso  $S$  de la observación del vector  $y$ , reconstruyendo así la señal original  $\hat{X} = \Phi\hat{S}$  [24].

- $S$  es un vector coeficiente que tiene dimensionalidad de  $N \times 1$  [18].

- Siendo la matriz de la señal de reconstrucción  $\Theta$  la que va a contener las propiedades de restricciones isométricas RIP punto clave del sensado comprimido, teniendo una dimensionalidad  $M \times N$  [21]

Las propiedades de la restricción isométricas (RIP) pueden recuperar señales escasas, encontrándose en las matrices aleatorias que contengan un excelente RIP, el teorema establece un límite inferior con respecto a  $M$ , pero no hay dependencia de  $M$  para la constante RIP  $\delta_{2k}$ , siempre se tendrá un orden de  $2K$  con respecto a cualquier constante. La restricción de  $\delta_{2k} \leq 1/2$  es parcial y se hace más bien por elección, se puede establecer límites y poder trabajar en función de  $0 < \delta_{2k} \leq \delta_{max} < 1$  [13].

Cuando las submatrices de  $k$  columnas de la matriz  $\Phi$  estén mal condicionadas es probable que las señales dispersas se asignen a vectores de mediciones casi iguales, dando una probabilidad de inestabilidad para recuperar la señal, donde se formuló una constante isométrica restringida de una matriz como la cantidad más pequeña  $\delta_k$  para poder expresar lo siguiente[17]:

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2 \quad \forall x : \|x\|_0 \leq k \quad (3)$$

Por lo tanto, se necesita que se cumpla que  $\delta_{2k} < 1$  para la recuperación de  $k$  señales escasas, ya que se necesita que  $2k$  columnas sea inversa o no singular. Se puede demostrar que  $\delta_{2k} \leq 0,1$  con respecto a las mediciones podemos obtener un alto porcentaje de recuperación de  $x$  [22].

#### II-A. Matching Pursuit

El Matching Pursuit (MP) es un algoritmo codicioso que encuentra las mejores proyecciones de coincidencia de datos de señales multidimensionales y aproximaciones lineales, expandiéndolas sobre una serie de ondas o átomos seleccionadas por el diccionario  $D$  que está compuesta por infinitas señales[2], [23], [24]. El algoritmo 1 muestra que la señal de entrada  $f(t)$  puede representarse a partir de un espacio vectorial  $H$  aproximándola a partir de las funciones infinitas del diccionario  $D$ .

#### ALGORITMO 1: MATCHING PURSUIT [17].

Paso1:

Entrada: señal de la función  $f(t)$ , diccionario  $D$  con matriz de decisión  $g_i$

Paso2: Salida: lista de coeficientes  $(a_n)_{n=1}^N$  e índices de átomos  $\gamma(n)_{n=1}^N$

Inicialización

Repetir

$R_1 \leftarrow f(t)$ ;

$n \leftarrow 1$ ; sucesivo

Producto interno máximo  $|\langle R_n, g_{\gamma_n} \rangle| \text{ de } D$ ;

$a_n \leftarrow |\langle R_n, g_{\gamma_n} \rangle|$ ;

$R_{n+1} \leftarrow R_n - a_n g_{\gamma_n}$ ;

$n \leftarrow n + 1$ ;

Retornar

### III. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

En la formulación del problema las líneas de transmisión se utilizará el sensado comprimido usando unas de las técnicas que es el Matching Pursuit que permite reconstruir señales aleatorias y dispersas, una alta probabilidad de reconstrucción, una cantidad de datos aleatorios, algoritmos no lineales y haciendo el uso correcto del diccionario para el procesamiento de la señal, estableciendo la utilización de las restricciones RIP y detección comprimida, siendo este nuestro punto principal de estudio. Una vez reconstruida nuestra señal utilizamos la transformada de Wavelet para la clasificación de falla.

El caso de estudio utilizado es el sistema de la IEEE de 39 barras para las respectivas simulaciones en Power Factory. Se simularon los 11 tipos de fallas obteniendo señales de voltajes y corrientes, siendo estas señales las que van a sufrir perturbaciones de armónicos que se presentan en un tiempo corto en milisegundos, las mismas que serán utilizadas para la reconstrucción de la señal en sensado comprimido.

### IV. ANÁLISIS Y RESULTADOS

#### IV-A. Señales de Falla

Para la obtención de las señales de falla analizaremos el sistema de transmisión de alto voltaje de 39 barras propuesto en el programa Power Factory, donde se generarán fallas en la cual se va a producir perturbaciones en las señales de voltaje y corriente.

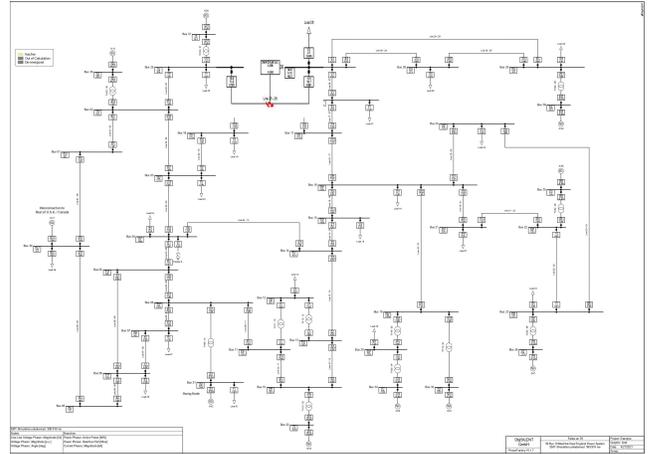


Figura 2: Sistema de potencia IEEE de 39 barras.

Utilizado en el análisis de falla en la fig. 2, con una reactancia de falla de 10 ohm, la señal es simulada con una duración total de 200 ms, correspondiente a los 100 ms de prefalla hasta alcanzar 100 ms de la falla, la falla se produce al 50% de la línea.

Es importante denotar que los resultados proporcionados en la fig. 3 de corriente y voltajes están dado en valores [p.u], terminal  $i$  y  $j$  de corriente y voltaje con respecto al tiempo, una vez obtenido dichas fallas podemos vincular los resultados del Power Factory al software de Matlab donde contiene los algoritmos para la reconstrucción de la señal por medio del

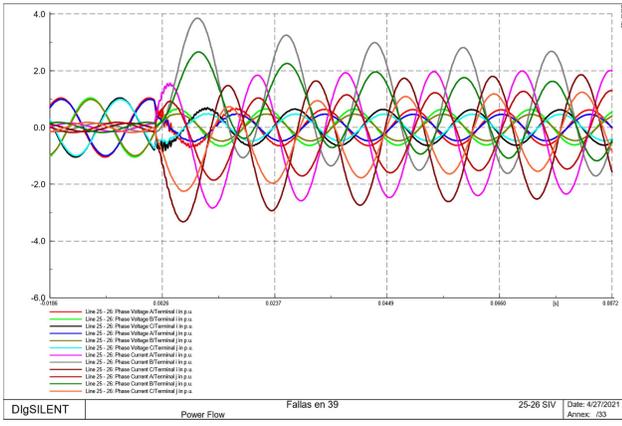


Figura 3: Señales de una falla trifásica de corriente y voltaje de la línea 25-26.

sensado comprimido y así podemos analizar los resultados de la señal original con base a la señal reconstruida. Cuando se produzca una señal con ruido antes de reconstruirla por el método de sensado comprimido se hace el uso del filtro de media móvil que tiene como objetivo suavizar la señal de entrada produciendo cambios lentos en los datos. El suavizado es la manera de poder descubrir patrones en nuestros datos para omitir el ruido que se encuentre en la señal. En la fig.4 se muestra una señal de voltaje de falla sin ruido y con ruido.

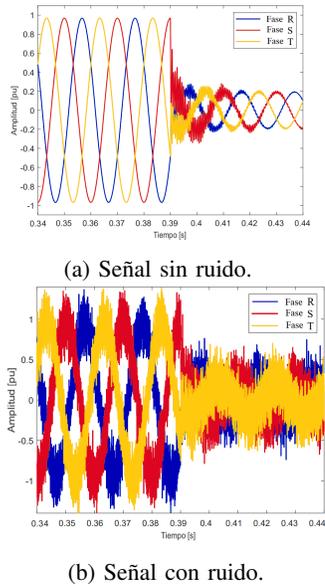


Figura 4: Señal de voltaje de falla.

En este ejemplo se planteo una señal de voltaje de falla con ruido, donde se aplica el filtro de media móvil para poder calcular el promedio sobre un vector de datos. La siguiente ecuación define el filtro de media móvil, donde  $x(n)$  es la señal de entrada,  $y(n)$  señal de salida y  $N$  toma el promedio de cada ciclo de la onda. La siguiente ecuación define el filtro de media móvil:

$$y(n) = \frac{1}{N} (x(n) + x(n-1) + \dots + x(n-(N-1))) \quad (4)$$

Quando se presenta una pérdida de información en las muestras de la señal de falla con una amplitud cero, se procede a la reconstrucción por medio del SC, el algoritmo 2 muestra la reconstrucción de la señal. Los parámetros empleados para medir la fiabilidad en la reconstrucción de señal son: Porcentaje de Energía Retenida (PER), Error Cuadrado Medio Normalizado (ECMN) y Correlación (COR). El número de muestras de la señal se almacenan en la Señal Original de Fila (SOF) y los datos adquiridos en la Señal Original (SO).

#### ALGORITMO 2: RECONSTRUCCIÓN DE LA SEÑAL [17].

- Primero: Calcular el número de señales y número de muestras por cada señal.
- Se almacenan en las variables J y K
- $[L, M] = \text{Tamaño}(SVC)$   
Segundo : Se crea los bucles FOR
- for i = 1 : M Permite la reconstrucción de toda la señal
- for ii = 1 : (SOF/E(i)) Indica el tamaño real de cada señal y hasta qué punto debe llegar la reconstrucción de las señales.
- for iii = 1 : max(Ind(:, i)) Máximo número de índices de la señal
- ni = Ind(ii, i) Los índices representan el número de señales periódicas repetidas y el orden de repetición.
- SC = SCW(E(i) ni, i) Almacena los ciclos de la señal SVC
- if iii == ni Si el valor de la variables iii es igual al índice ni, se coloca el ciclo de la señal SC
- SR(E(i) ni, i) = SC
- end
- end
- end

Finalmente se calcula los índices de relación entre la señal original y la reconstruida para su respectiva verificación.

- $$PER(:, i) = \frac{\sum_{n=0}^{SOF} SO[n]^2}{\sum_{n=0}^{SOF} SR[n]^2}$$

- $$\text{EnergyRecovery}(\%)(:, i) = \frac{100\|SR\|}{\|SO\|}$$

- $$ECMN(:, i) = \frac{\|SO - SR\|_2}{\|SO\|_2}$$

- $$COR(:, i) = \frac{SO^T * SR}{SO^T * SO}$$

- end
- Return

#### IV-B. Resultados Matching Pursuit

En la solución del problema de restaurar la señal mediante la búsqueda coincidente es establecer los números de átomos denominados  $k$ , estos átomos en la señal representa la cantidad mínima de la señal completa. En la fig. 5 se muestra el valor óptimo de la señal en condiciones de falla, en este caso la cantidad de muestras aleatorias que debe de tener el átomo es de 371 en un tiempo de ejecución menor de 4s, para que el algoritmo pueda obtener el valor óptimo del átomo( $k$ ).

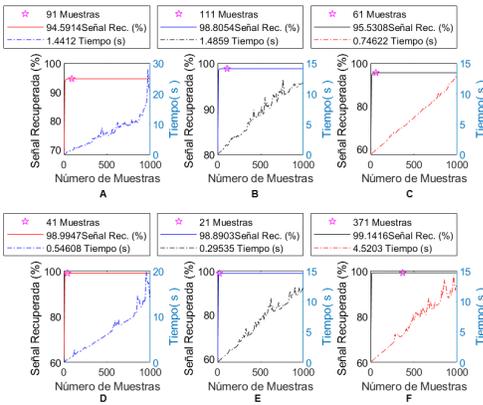


Figura 5: Procesamiento del número de átomos  $k$  vs tiempo (A-C) voltaje y (D-E) corriente en el bus 25-26.

En la fig. 6, nos proporciona la cantidad de muestras necesarias para la reconstrucción de la señal, donde podemos observar el número de muestras para reconstruir la señal en un 90 % de la señal original. La gráfica que se encuentra en el literal D es la que tiene mayor número, que requiere de  $m$  muestras aleatorias de 621 que representa un 85 % de datos de la señal original y un tiempo de 12s para que el algoritmo pueda procesar.

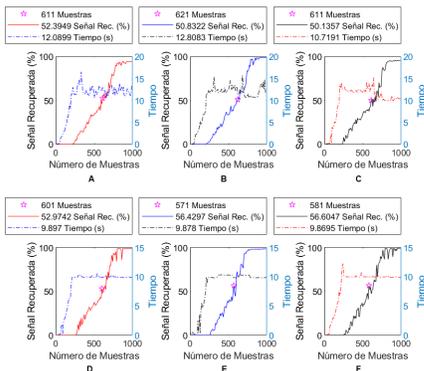


Figura 6: Procesamiento del número de muestras para la reconstrucción de la señal vs tiempo (A-D) voltaje y (E-F) corriente en el bus 25-26.

Una vez obtenida la cantidad de muestras y el número de átomo de la señal original procedemos finalmente a obtener la

señal reconstruida de la falla eléctrica, en este caso la señal base es de  $k=371$  que representa en un 35 % y el número de muestras  $m=621$  de un 85 %. La fig. 7 se observa la señal reconstruida obtenida por el número de átomos  $k=371$  y cantidad de  $m$  muestras a partir del 85 %, donde la señal que se encuentra de color naranja elimina el ruido producido en el espaciamiento de la muestra, con un tiempo menor de 4s del valor óptimo de  $k$ .

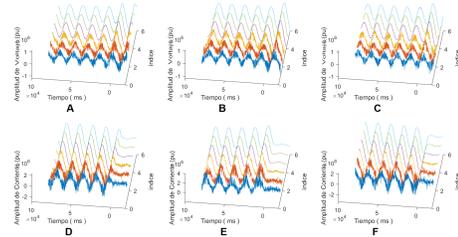


Figura 7: Señal reconstruida obtenida por el número de átomos  $k$  y  $m$  muestras vs tiempo (A-D) voltaje y (E-F) corriente en el bus 25-26.

#### IV-C. Detección y Clasificación de Falla

Una vez reconstruida la señal por medio del sensado comprimido como se puede observar en la fig. 7 de la señal reconstruida obtenidas por el número de átomos  $k$  y  $m$  muestras, posteriormente procesamos las señales de voltaje por medio del teorema de Wavelet, obteniendo las señales que se encuentra en la fig. 8c y 9c, donde se proyecta los disturbios en las señales de voltaje, donde la señal va a disminuir su amplitud de pico a pico cuando ocurra la falla. En la fig. 8c se muestra las señales de tensión de las fases R, S y T, observando que la falla se produce en las tres fases, presentando que la magnitud de voltaje se reduce tanto en R, S y T, considerando que el método de detección de falla debe aislar cuando se presente una perturbación en una de las fases y poder abrir solo la fase defectuosa.

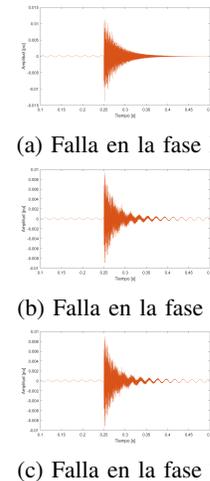
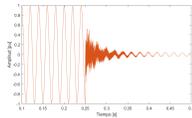
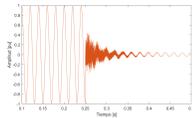


Figura 8: Señal de voltaje

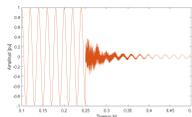
En la figura 8 muestra la transformada de Wavelet en un escenario de falla trifásica en todas las fases de R, S y T, en repuesta de la ondícula con amplitud entre 0,015 y 0,01 [pu], la amplitud varía entre 0.004 a 0.008[pu] cuando se da una pequeña perturbación.



(a) Transformada Wavelet de la fase R



(b) Transformada Wavelet de la fase S



(c) Transformada Wavelet de la fase T

Figura 9: Detección de falla

El método del árbol de decisión se elige de manera lineal, a medida que se va seleccionando se van cerrando las otras opciones, por medio del uso del 0 y 1, por la cual 1 representa la falla y 0 un sistema con normalidad, se va a obtener los resultados para la clasificación de las fallas eléctricas haciendo uso de los resultados de la señal de Wavelet. El cruce de ceros es un punto donde cambia el signo tanto negativo y positivo formando una onda sinusoidal u otras ondas simples es donde se va a tomar los ciclos de cada señal ya sea de corriente o voltaje tanto del terminal i y j donde podemos observar en la tabla 1. que toma con respecto en consideración los datos de la línea 25-26, la señal de falla reconstruida dándonos una matriz de ceros y unos tomando por ciclos de la señal.

Cuadro I: Matriz de ceros y uno de los ciclos de la señal de falla.

VRi	VSi	VTi	VRj	VSj	VTj	CRi	CSi	CTi	CRj	CSj	CTj	Número De Ciclos
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	2
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	3
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	4
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	5
0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	6

Se puede apreciar en la tabla 1. que la falla inicia en el primer ciclo de la señal de corriente y en el ciclo dos inicia la falla en la señal de voltaje, donde podemos apreciar que se va formando la matriz de ceros y uno. Obteniendo nuestro resultado que es una falla trifásica en este caso de la línea 25-26 por medio la transformada de Wavelet.

#### IV-D. Resultados

Se sintetiza los resultados de este trabajo para la detección y clasificación de falla en la línea 25-26 de transmisión. La tabla 2. muestra los tiempos empleados por los algoritmos desarrollados en el caso propuesto, para la prueba de los 11 tipos de fallas en el sistema eléctrico, sin embargo, es importante tomar en cuenta que si ocurre una falla monofásica, puede ocurrir perturbaciones en las otras dos fases del sistema, se indica cuando No se Detecta Falla (NDF).

Cuadro II: Tiempo de detección y clasificación de fallas.

Tipo De Falla	Tiempo De Detección (ms)			Tiempo De Clasificación De Falla (s)	Resultado De Clasificación De Falla
	R	S	T		
Monofásica a Tierra	0,352E-03	0,401E-03	0,312E-03	0,98456	R
	0,304E-03	0,326E-03	0,301E-03	1,36871	S
	0,341E-03	0,282E-03	0,340E-03	0,98177	T
Bifásica	0,403E-03	NDF	0,290E-03	1,08345	RS
	0,351E-03	NDF	0,324E-03	0,97893	ST
	NDF	0,361E-03	0,332E-03	0,98210	RT
Bifásica a Tierra	0,368E-03	NDF	0,326E-03	0,96385	RS
	0,319E-03	NDF	0,347E-03	0,94811	ST
	0,302E-03	0,321E-03	NDF	0,97855	RT
Trifásica	0,308E-03	1,321E-03	0,309E-03	0,91288	RST
Trifásica a Tierra	0,431E-03	0,321E-03	0,605E-03	0,90258	RST

#### CONCLUSIONES

El algoritmo heurístico desarrollado para la obtención del número de átomo k y el número de muestras aleatorias, demuestra la reconstrucción de la señal original entre un 70 % a 85 % de la señal y teniendo en referencia si tenemos una mínima cantidad de muestra aleatorias, el tiempo en obtener la reconstrucción seria mayor.

Los resultados obtenidos muestran que es posible generar un diccionario óptimo de las señales donde va a contener la información relevante de los diferentes tipos de fallas.

Matching pursuit es la herramienta que se debe implementar debido a que la respuesta en la reconstrucción de la señal original es muy rápida y este algoritmo reconstruye la señal con un número de muestras aleatorias, aproximadamente en un 85 %, lo que muestra que casi reconstruye en su totalidad con respecto a la señal original.

Como lo demuestra los resultados de la clasificación de falla por medio de la transformada de Wavelet, podemos demostrar que hay un margen de error mínimo y es un método excelente a los de mayor grado de complejidad.

Uno de los principales problemas es la pérdida de información en las señales eléctricas que puede ser causada por sensores o problemas en la transmisión de información, los datos se pueden degradar o perder es en este punto donde podemos aplicar la metodología propuesta y se puede poner en práctica. Finalmente, se ha demostrado que el algoritmo es 100 %

confiable tanto en detección y clasificación de la señal con ruido en un tiempo de repuesta de detección menor de 1 milisegundos.

## REFERENCIAS

- [1] V. H. Ferreira, R. Zanghi, M. Z. Fortes, S. Gomes, y A. P. Alves da Silva, «Probabilistic transmission line fault diagnosis using autonomous neural models», *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 185, p. 106360, ago. 2020, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106360.
- [2] E. U. Haq, H. Jianjun, K. Li, F. Ahmad, D. Banjerdpongchai, y T. Zhang, «Improved performance of detection and classification of 3-phase transmission line faults based on discrete wavelet transform and double-channel extreme learning machine», *Electr. Eng.*, nov. 2020, doi: 10.1007/s00202-020-01133-0.
- [3] B. Chatterjee, S. Debnath, «Cross correlation aided fuzzy based relaying scheme for fault classification in transmission lines», *Engineering Science and Tecnolog*, 2019, doi.org/10.1016/j.jestch.2019.07.002.
- [4] A. Prasad y J. B. Edward, «Application of Wavelet Technique for Fault Classification in Transmission Systems», *Procedia Comput. Sci.*, vol. 92, pp. 78-83, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.07.326.
- [5] C. M. Furse, M. Kafal, R. Razzaghi, y Y.-J. Shin, «Fault Diagnosis for Electrical Systems and Power Networks: A Review», *IEEE Sens. J.*, vol. 21, n.o 2, pp. 888-906, ene. 2021, doi: 10.1109/JSEN.2020.2987321.
- [6] R.-A. Tirnovan y M. Cristea, «Advanced techniques for fault detection and classification in electrical power transmission systems: An overview», en *2019 8th International Conference on Modern Power Systems (MPS)*, Cluj Napoca, Romania, may 2019, pp. 1-10. doi: 10.1109/MPS.2019.8759695.
- [7] A. Raza, A. Benrabah, T. Alquthami, y M. Akmal, «A Review of Fault Diagnosing Methods in Power Transmission Systems», *Appl. Sci.*, vol. 10, n.o 4, p. 1312, feb. 2020, doi: 10.3390/app10041312.
- [8] D. K. J. S. Jayamaha, N. W. A. Lidula, y A. D. Rajapakse, «Wavelet-Multi Resolution Analysis Based ANN Architecture for Fault Detection and Localization in DC Microgrids», *IEEE Access*, vol. 7, pp. 145371-145384, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2945397.
- [9] K. Chen, C. Huang, y J. He, «Fault detection, classification and location for transmission lines and distribution systems: a review on the methods», *High Volt.*, vol. 1, n.o 1, pp. 25-33, abr. 2016, doi: 10.1049/hve.2016.0005.
- [10] M. Testa y E. Magli, «Compressive Bayesian K-SVD», *Signal Process. Image Commun.*, vol. 60, pp. 1-5, feb. 2018, doi: 10.1016/j.image.2017.08.009.
- [11] Mohammad Babakmehr, «Compressive power systems: applications of compressive sensing and sparse recovery in the analysis of smart power grids» *Univ. Colorado School of Mines*, pp. 143, 2017.
- [12] G. Pope, «Compressive sensing: a summary of reconstruction algorithms», 2009, doi: 10.3929/ETHZ-A-005763272.
- [13] Shailesh Kumar, «Illustrated Compressed Sensing», *Electrical Engineering Department Indian Institute of Technology, Delhi*, June. 2014.
- [14] E. Astaiza, H. F. Bermudez, y W. Y. Campo, «Efficient Wideband Spectrum sensing Based on Compressive Sensing and Multiband Signal Covariance», *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, n.o 3, pp. 393-399, mar. 2017, doi: 10.1109/TLA.2017.7867167.
- [15] M. Arciniega, «Detección y análisis armónico en señales eléctricas usando sensado comprimido para evaluación de la calidad de energía.» *Repos. Digit. Univ. Politécnica Sales.*, vol. 1, pp. 1-35, 2018.
- [16] Yumin Tian y Zhihui Wang, «An adaptive orthogonal matching pursuit algorithm based on redundancy dictionary», en *2013 10th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*, Shenyang, China, jul. 2013, pp. 578-582. doi: 10.1109/FSKD.2013.6816263.
- [17] M. Ruiz y I. Montalvo, «Electrical Faults Signals Restoring Based on Compressed Sensing Techniques», *Energies*, vol. 13, n.o 8, p. 2121, abr. 2020, doi: 10.3390/en13082121.
- [18] P. Andrade, «Reconstrucción de la curva de carga eléctrica residencial a partir de selección muestral usando sensado comprimido.» *Repos. Digit. Univ. Politécnica Sales.*, vol. 1, pp. 1-40, 2017.
- [19] S. Dahale, H. S. Karimi, K. Lai, y B. Natarajan, «Sparsity Based Approaches for Distribution Grid State Estimation - A Comparative Study», *IEEE Access*, vol. 8, pp. 198317-198327, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3035378.
- [20] J. C. Ferreira, E. L. Flores, y G. A. Carrijo, «Quantization Noise on Image Reconstruction Using Model-Based Compressive Sensing», *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 13, n.o 4, pp. 1167-1177, abr. 2015, doi: 10.1109/TLA.2015.7106372.
- [21] R. A. R. Carrillo, «Maestría en ciencias computacionales y matemáticas industriales», p. 76.
- [22] C.-B. Song y S.-T. Xia, «Sparse signal recovery by  $\ell_q$  minimization under restricted isometry property», *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 21, n.o 9, pp. 1154-1158, sep. 2014, doi: 10.1109/LSP.2014.2323238.
- [23] R. Mazhar, P. D. Gader, y J. N. Wilson, «A matching pursuit based similarity measure for fuzzy clustering and classification of signals», en *2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, Hong Kong, China, jun. 2008, pp. 1950-1955. doi: 10.1109/FUZZY.2008.4630636.
- [24] Y. Wang, «Seismic time-frequency spectral decomposition by matching pursuit», *GEOPHYSICS*, vol. 72, n.o 1, pp. V13-V20, ene. 2007, doi: 10.1190/1.2387109.