

Algoritmos de Detección y Clasificación de Eventos de Calidad de Energía en el Dominio Temporal

Gustavo Monte
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
gustavo.monte@ieee.org

Damian Marasco
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
ndm922@hotmail.com

Ruben Bufanio
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
ruben.bufanio@speedy.com.ar

Ariel Agnello
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
arielagn@hotmail.com

Norberto Scarone
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
scarone_norberto@hotmail.com

Pablo Liscovsky
Universidad Tecnológica Nacional
Facultad Regional Del Neuquén
Plaza Huincol, Argentina
pliscovsky@frn.utn.edu.ar

Resumen— El monitoreo de la calidad de energía presente en una red es un requerimiento importante dada la tendencia hacia múltiples generaciones que crean condiciones de operación muy dinámicas. Este trabajo presenta nuevos algoritmos en el dominio del tiempo que detectan y cuantifican los eventos que afectan la calidad de energía en una red eléctrica de acuerdo con los estándares vigentes. Los algoritmos se basan en una estructura cognitiva de la señal que brinda la exposición de manera simple y directa de la información embebida en ella. Se representa a la señal como una unión de segmentos prefijados en lugar de muestras. Se describen los algoritmos propuestos mostrando resultados sobre formas de onda reales y simuladas.

Palabras clave—Calidad de energía, dominio temporal, tratamiento señales, microcontroladores, smart grids.

I. INTRODUCCION

La medición de la calidad de la energía sobre una red eléctrica ha tomado una importancia extrema debido al incremento de la generación distribuida experimentada en todo el mundo. El principal concepto de un sistema de calidad es la medición de las variables que afectan al servicio. Las redes eléctricas están migrando hacia redes inteligentes, **Smart Grids**, las cuales generan patrones de operación muy dinámicos que requieren el constante monitoreo de la calidad del suministro.

El nivel de desarrollo de las redes inteligentes en cada país depende básicamente de cuatro factores [1].

- Geografía, estado de la red, distribuidoras.
- Marco regulatorio.
- Políticas de desarrollo.
- Características del mercado.

Con distintos niveles de desarrollo, todos los países se encuentran en esta migración. En esta transición hacia las redes inteligentes, se emplea la infraestructura existente de redes convencionales diseñadas para un flujo energético con generación concentrada. Por lo tanto, la medición de la calidad de energía se transforma en esencial dada las múltiples generaciones asociadas a la red, de naturaleza y potencia muy

diversa. Las variaciones y perturbaciones sobre la red eléctrica pueden provocar desde funcionamientos inadecuados, pérdida de eficiencia por paradas de plantas de producción hasta la rotura de dispositivos y maquinarias conectadas.

Se han definido estándares [2], [3] con constantes revisiones y seguramente se definirán nuevos con relación al cambio de paradigma de generación. Para tomar conciencia de la importancia de la temática, en la Fig.1 se observa la cantidad de publicaciones indexadas con *Power Quality* solamente de la IEEE, en los últimos 20 años en periodos de 5. Por ejemplo, entre los años 2016 y 2020 hay 27.460 publicaciones.

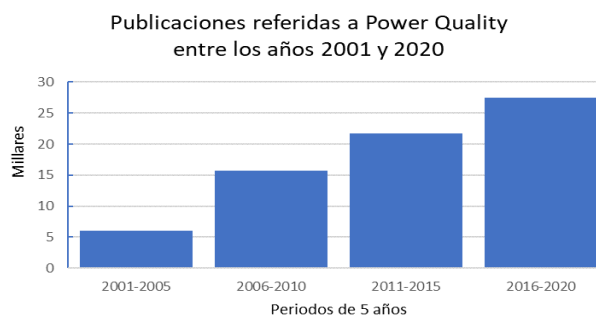


Fig. 1. Cantidad de publicaciones de la IEEE indexadas con *Power Quality* en miles, en periodos de 5 años.

De acuerdo con la norma IEC 61000-4-30 [2], “*Power Quality*” es definida como las características de la señal eléctrica en un punto determinado de la red, contrastadas contra un conjunto de parámetros técnicos de referencia. En otras palabras, la calidad de energía detecta y cuantifica como se apartan las señales de su comportamiento ideal. Es importante remarcar el aspecto posicional sobre una red de la calidad de energía, que sumado a la múltiple generación justifica el sumo interés de monitorearla.

Este trabajo presenta nuevos algoritmos desarrollados que, empleando la representación de la señal descrita en el estándar IEEE 21451-001-2017 [4], detectan en forma simple y precisa la ocurrencia de eventos que afectan la calidad de energía. Como se desarrollan en el dominio de tiempo, se logra una localización precisa de los eventos.

En las secciones siguientes se describe primero el estado de arte de la temática, luego se introduce la representación de

la señal descrita en la norma IEEE 21451-001 para a continuación, desarrollar los algoritmos para todos los eventos y sus posibles superposiciones. En este trabajo se desarrollan todas las posibles anomalías que afectan la forma de onda de tensión. Además, se comparten resultados experimentales sobre señales simuladas y reales. Por último, se presentan las conclusiones.

II. ESTADO DEL ARTE

A. Eventos de calidad de energía

La señal real de la onda de tensión se aparta de la ideal por eventos que los podemos dividir en dos grandes categorías: perturbaciones y variaciones. Una perturbación es una distorsión de la forma de onda que provoca un contenido espectral por encima de la frecuencia fundamental. Ejemplos de perturbaciones son el ruido impulsivo y aditivo, oscilaciones, transitorios y armónicos. Por otro lado, las variaciones provocan la modificación de la señal sin el agregado de frecuencias por encima de la fundamental. En la Fig. 2 se muestran señales típicas asociadas a los eventos. La aparición simultánea de perturbaciones y variaciones que ocurren en las señales reales, hace difícil la detección y clasificación, dando lugar a innumerables desarrollos y técnicas que se destacan en el siguiente punto.

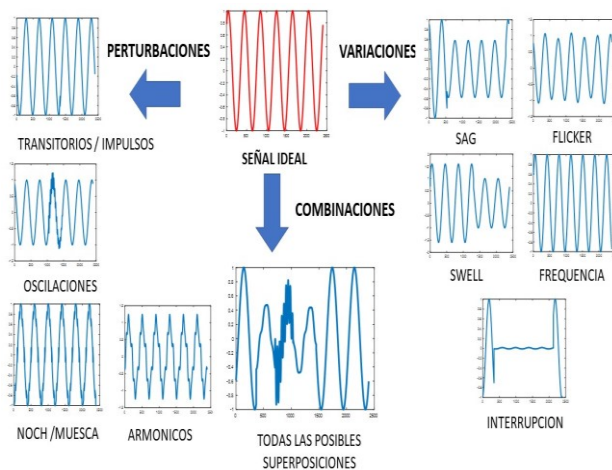


Fig. 2. Formas de onda de tensión típicas afectadas por perturbaciones y variaciones.

Las variaciones son clasificadas además por su duración en cortas y largas. Las cortas son subdivididas en:

- Instantáneas
- Momentáneas
- Temporarias

En la tabla I se muestra un resumen de la clasificación de variaciones adoptada en la norma IEEE 1159 [3] para huecos (*sags*), sobretensiones (*swells*) e interrupciones. La finalidad de la clasificación es poder establecer comparaciones objetivas de la calidad en un punto de la red. Los eventos son cuantificados además por su intensidad referenciadas a valores normalizados, p.u (valores por unidad).

TABLE I. CLASIFICACION DE EVENTOS DE TENSION DE ACUERDO A IEEE 1159

EVENTO	CLASE	RANGO DE TENSION	DURACION
SAG (HUECO)	INSTANTANEO	0.1 -0.9 pu	0.5 – 30 ciclos
	MOMENTANEO	0.1 -0.9 pu	30 ciclos - 3 s
	TEMPORARIO	0.1 -0.9 pu	3 s – 1 min
SWELL (SOBRETENSION)	INSTANTANEO	0.1 -0.9 pu	0.5 – 30 ciclos
	MOMENTANEO	0.1 -0.9 pu	30 ciclos - 3 s
	TEMPORARIO	0.1 -0.9 pu	3 s – 1 min
INTERRUPCION	MOMENTANEO	< 0.1 pu	0.5 – 3 s
	TEMPORARIO	<0.1 pu	3 s – 1 min

B. Detección de eventos y clasificación

Durante más de 40 años se han aplicado técnicas de procesamiento de señales e inteligencia computacional a la clasificación de calidad de energía. La cantidad de trabajos recientes demuestra que todavía no existe un proceso que brinde un entorno adecuado para todos los eventos posibles y sus combinaciones. El principal motivo de la complejidad es que involucra el procesamiento de señales no estacionarias. Este comportamiento implica que surgen en los modelos dos variables independientes, el instante de ocurrencia y el contenido espectral. La relación inversa entre tiempo y frecuencia es lo que provoca el principio de incertidumbre [5] cuando se desea una localización temporal precisa junto con su contenido espectral. Diversas transformadas han sido aplicadas, tratando de minimizar la incertidumbre. STFT, (*Short Fourier Transform*) [6], ST (*S Transform*) [7], transformada Wavelet (WT) [8] y combinaciones entre ellas [9],[10]. También empleando modelos paramétricos [11]. Además, técnicas de *Soft Computing* como lógica difusa, ANN (*Artificial Neural Networks*) [12][13], Maquinas de Vector Soporte [14] y recientemente aprendizaje profundo [15].

En el trabajo [16] se presenta una detallada comparación entre las diversas técnicas de procesamiento, destacando sus virtudes y defectos. Los modelos más exitosos han sido los que involucran variantes de la transformada Wavelet como por ejemplo la transformada S. La principal desventaja de la WT es el tiempo de procesamiento.

El análisis con WT se ha aplicado con éxito para la extracción de las características distintivas de las perturbaciones en la calidad de la energía, utilizando la magnitud, la energía o la entropía de los coeficientes de salida a diferentes niveles de resolución. WT permite el análisis de una señal con diferentes resoluciones tiempo - frecuencia. La ondícula madre seleccionada es importante para capturar los patrones esperados. Esta ondícula se desplaza y escala para capturar información de baja y alta frecuencia.

Las desventajas de Wavelet son: primero, es un algoritmo que consume excesivos recursos de CPU. Segundo, cuando la

señal presenta superposición de eventos, el algoritmo puede presentar resultados imprecisos. Para disminuir el tiempo de procesamiento, se emplean algoritmos recursivos como el descrito en [17].

Cada método presenta ventajas y desventajas, tanto para los provenientes del campo de la inteligencia computacional como en los de desarrollo tiempo – frecuencia. A continuación, se desarrollan los algoritmos propuestos comenzando con una breve introducción a la representación de la señal digital empleada.

III. DESARROLLO DE LOS ALGORITMOS

A. Representación de la señal digitalizada

Las señales son digitalizadas por un conversor A/D, Analógico – Digital, mayormente a intervalos regulares generando una secuencia de muestras equiespaciadas cuya expresión matemática es (1) para intervalos normalizados a la unidad, donde $\delta[n]$ es la muestra unitaria de tiempo discreto.

$$x[n] = \sum_{k=-\infty}^{k+\infty} x[k]\delta[n - k] \quad (1)$$

La Fig.3 muestra una porción de una señal real de tensión muestreada a 20 KHz.

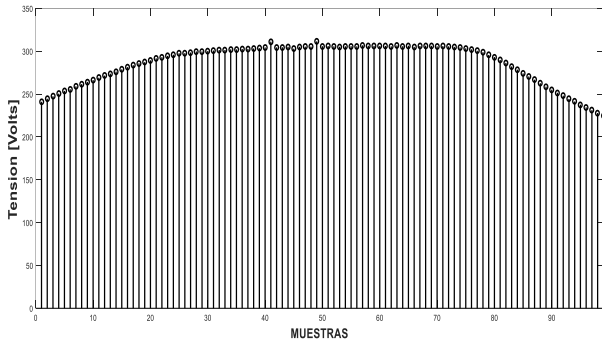


Fig. 3 Muestreo uniforme de la parte superior de una onda de tensión real. Frecuencia de muestreo 20 KHz.

En la Fig. 4 se observa el muestreo que adopta la norma IEEE 21451-001, en donde solo se conservan las muestras que llamaremos esenciales.

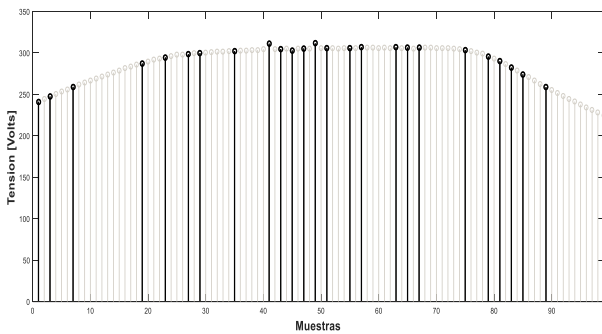


Fig. 4 Muestras esenciales obtenidas aplicando el algoritmo de muestreo de la norma IEEE 21451-001.

Este muestreo representa a la señal como una unión de segmentos cuyos límites son las muestras esenciales (2).

$$x(t) = \sum c_{j,k} \varphi(t/a_l - Ti) \quad (2)$$

Donde $\varphi(t)$ es la función normalizada de generación, $c_{j,k}$ es el coeficiente que representa las muestras izquierda y derecha del segmento, a_l es el factor de expansión / compresión y Ti corresponde al desplazamiento temporal. Dos formas básicas generan la señal, una para el subespacio inferior a la recta entre las muestras esenciales y otra para el superior como se observa en la Fig. 5.

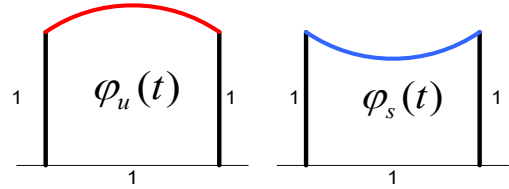


Fig.5. Funciones de generación de la señal entre las muestras esenciales. Éstas se adaptan a la longitud de segmento y los valores inicial y final coinciden con las muestras izquierda y derecha.

Las infinitas trayectorias entre dos muestras esenciales son simplificadas a ocho como se observa en la Fig. 6. Estos caminos representan subespacios acotados por un error de interpolación lineal entre la señal real y el segmento. El algoritmo más simple para generar los segmentos es realizar interpolaciones lineales y terminar el segmento cuando la muestra interpolada difiera de la real, un valor mayor a un error de interpolación prefijado.

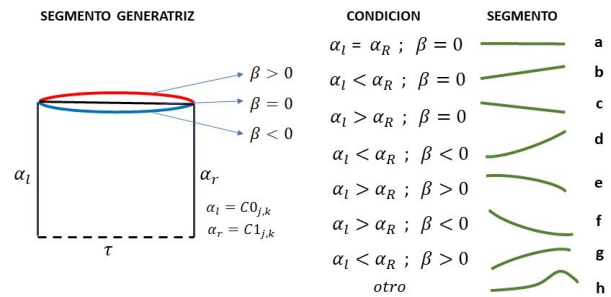


Fig. 6. En función de los valores de dos parámetros α y β se generan los ocho segmentos simplificados que unen las muestras esenciales.

Los segmentos **a**, **b** y **c** existen para aplicaciones en tiempo real ya que se cierra el segmento, no por exceder el error de interpolación, sino por alcanzar una longitud máxima de muestras. Los segmentos tipo **h** reúnen a trayectorias que no exhiben un patrón uniforme. Estos segmentos ocurren cuando el error de interpolación es grande y/o la frecuencia de muestreo uniforme previa no es mucho mayor que el ancho de banda de la señal. Bajo condiciones de sobre muestreo y error de interpolación bajo, la probabilidad de ocurrencia de los segmentos tipo **h** tiende a cero.

En la Fig. 4 se marcan como esenciales 25 muestras de las 100 de la Fig.3. Sin importar la frecuencia de muestreo inicial, las esenciales permanecen inalteradas siempre y cuando se muestree a una frecuencia mucho mayor que la velocidad de cambio de las muestras. Las muestras entre las esenciales son eliminadas y no aportan información, ya que su valor puede ser inferido empleando las esenciales.

Tres vectores componen ahora la señal muestreada, las muestras esenciales, su posición absoluta y el tipo de segmento que relaciona las muestras de los extremos del segmento. Este tipo de muestreo lo llamamos MCT (Marcas, Clase, Tiempo). A modo de ejemplo los cinco primeros elementos de los vectores MCT para la señal de la Fig.4 son:

$$M() = \{ 241.1, 247.5, 259.1, 287.3, 295.1 \}$$

$$C() = \{ -, g, g, g, g \}$$

$$T() = \{ 1, 3, 7, 19, 23 \}$$

Mediante el análisis de secuencias de clases es posible obtener información sobre la señal de manera directa. Por ejemplo, un máximo local es la unión de un segmento ascendente y uno descendente, la longitud del segmento aporta información para detectar ruido impulsivo, un punto de inflexión es la unión de segmentos tipo **e-f** o **g-d**. Además, con la terna de vectores es posible reconstituir las muestras no esenciales para aplicar algoritmos concebidos para muestreo uniforme como por ejemplo análisis espectral mediante FFT.

Una señal sinusoidal queda caracterizada por una secuencia “**gefd**”. Repeticiones de la misma clase respetando la secuencia también es un patrón válido, por ejemplo “**gggeefffdddd**”. Analizando los valores de los máximos y mínimos se detecta fácilmente el periodo de oscilación y si las oscilaciones son estables, decrecientes o crecientes.

Otra característica que emplearemos en la detección de eventos de calidad de energía es la posibilidad de filtrar la señal con la estructura MCT. Se reconstituye las muestras no esenciales, por ejemplo, empleando interpolación lineal, y se vuelve a aplicar el algoritmo para obtener otra terna que llamaremos $M'C'T'$. La nueva señal, como fue reconstituida empleando trayectorias simplificadas, ha perdido contenido de alta frecuencia, logrando un filtrado pasabajos cuya respuesta es controlada por la cantidad de iteraciones y el error de interpolación aplicado en cada iteración. Para más información del muestreo MCT referirse a [1], [18].

En la Fig. 7 se muestra la señal de la Fig. 3 luego de iterar el muestreo MCT 50 veces con un error de interpolación de $1.0 \text{ E-}03$. Como se observa se ha logrado un filtrado pasabajos quedando expuesta la frecuencia fundamental, donde un máximo queda determinado por la secuencia **g-e**.

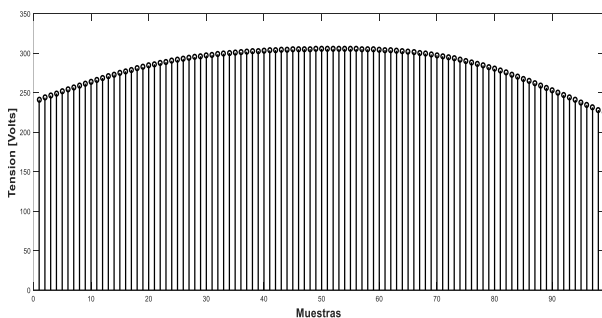


Fig. 7 Forma de onda obtenida luego de iterar la señal de la Fig.3 50 veces con un error de interpolación de $1.0\text{E-}03$.

Para cuantificar las características del filtrado se procedió a filtrar una señal testigo con distintos valores de error de interpolación y número de iteraciones. Una señal $\text{sinc}(x)$ de 15 Hz, muestreada a 100 Hz, se eligió como señal patrón ya que posee un espectro plano. En la Fig. 8 se observan los espectros de la señal original junto con los resultantes de aplicar iteraciones en pasos de 10 con un error de interpolación cercano a cero, $1.0\text{E-}08$.

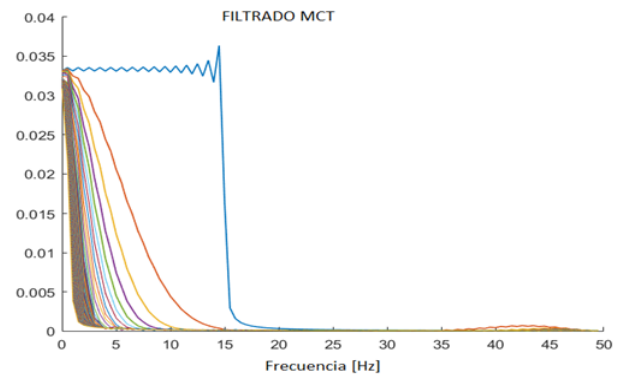


Fig. 8. Modulo del espectro de una $\text{sinc}(x)$ de 15 Hz de ancho de banda y los espectros resultantes con iteraciones en pasos de 10 hasta 1000 con error de interpolación tendiente a cero ($1.0 \text{ E-}08$).

B. Algoritmos para detección y clasificación de variaciones

La representación MCT expone la información embebida en la señal, por lo tanto, permite algoritmos interactivos ya que es posible tomar decisiones en base a resultados parciales. Por ejemplo, las variaciones que afectan la calidad de energía son de baja frecuencia, lo cual implica emplear iteraciones para filtrar. En cada iteración es posible examinar la señal para determinar si se ha alcanzado el objetivo, que en este caso sería que la cantidad de periodos corresponde con la ventana temporal de observación para la frecuencia fundamental.

En la Fig. 9 se observa una tensión de fase de un evento real correspondiente a la base de datos [19].

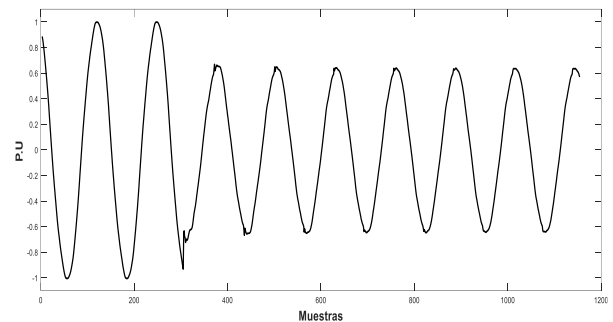


Fig. 9 Forma de onda del evento real 3245 de la base de datos [19].

El primer paso es iterar el muestreo MCT hasta obtener la cantidad de máximos esperados y que la varianza de la posición de los máximos no supere un umbral. En la Fig. 10 se observa el evento de la Fig. 9 luego de 25 iteraciones con un error de $1.0 \text{ E-}03$.

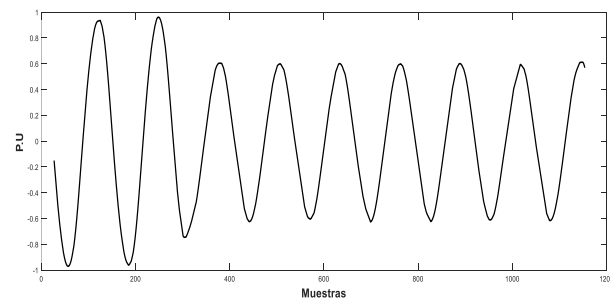


Fig. 10. Forma de onda de la Fig. 9 luego de 25 iteraciones con error de $1.0\text{E-}03$.

Dado que la posición de los máximos es inmediata de la estructura MCT las interrupciones, *sags* y *swells* son detectadas con precisión temporal. Aun en casos extremos de combinaciones de perturbaciones y variaciones es posible la detección. Como ejemplo de un caso crítico se procesó la señal de la Fig. 11 que contiene distorsión armónica, ruido, oscilaciones transitorias y variaciones de tensión o *flicker*.

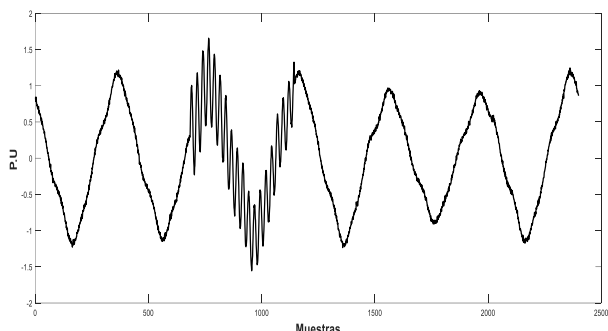


Fig. 11. Señal de test para el algoritmo de detección y clasificación de variaciones. Se combina ruido, distorsión armónica, flicker y oscilaciones transitorias.

En la Fig. 12 se observa el resultado de 77 iteraciones con error de interpolación de $1.0E-04$ junto con la señal original. El factor de atenuación del filtrado iterativo debe ser tenido en cuenta para el cálculo de las variaciones. En el apartado *CI* se describe el procedimiento.

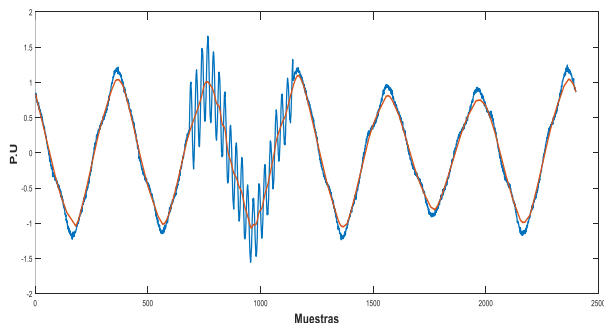


Fig. 12. Señal procesada con el filtrado iterativo MCT junto con la original. Cantidad de iteraciones: 77, error de interpolación: $1.0E-04$.

Del muestreo MCT se obtiene inmediatamente la envolvente generada por la señal que une los máximos. Esta señal es la información sensible para la cuantificación del Flicker, junto con la percepción humana al estímulo visual y la función distribución de la frecuencia de fluctuación.

B1. Algoritmo para el cálculo de frecuencia.

La Frecuencia fundamental es estimada como la inversa del periodo promedio hallado. El algoritmo se basa primero en iterar la señal, mediante el filtrado MCT, hasta que la cantidad de periodos coincida con el esperado para la frecuencia fundamental admitiendo una tolerancia provocado por la desviación de frecuencia. La señal resultante es la misma que se emplea como entrada el cálculo de las variaciones que afectan la calidad de energía. Para corroborar que el método genera una estimación no sesgada se probó el algoritmo con una señal sinusoidal sintetizada de 220 Vrms y de 50 Hz con una frecuencia de muestreo de 20 KHz, a la cual se le agrego ruido de distribución normal como se observa en la Fig.13.

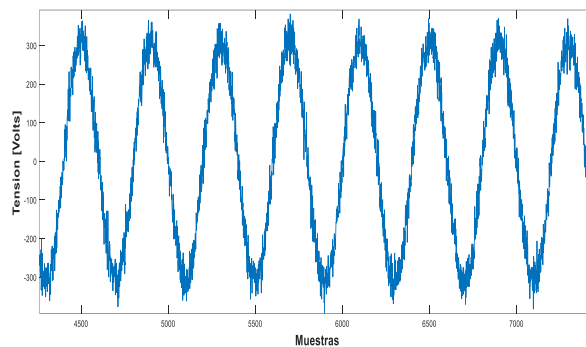


Fig. 13. Señal sinusoidal sintetizada de 220 Vrms y de 50 Hz con una frecuencia de muestreo de 20 KHz con ruido aditivo de distribución normal.

En la Fig. 14 se observa la estimación de frecuencia en función de la cantidad de periodos promediados hasta un total de 10 segundos. Se observa que el error tiende a cero y que a los 10 segundos se llega a una precisión de ± 2 mHz. Por lo tanto, el error de estimación de frecuencia queda determinado básicamente por la exactitud en la generación de la frecuencia de muestreo, que, si se utiliza un cristal de cuarzo de buena calidad, se logra una exactitud del orden de los mHz.

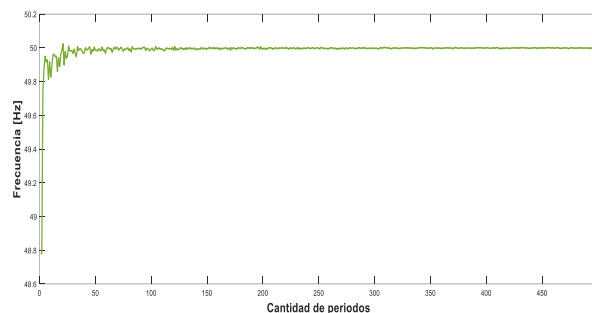


Fig. 14. Estimación de frecuencia de la señal de la Fig.13. empleando hasta 10 segundos de observación.

C. Algoritmos para detección y clasificación de perturbaciones

Para la detección de las perturbaciones es necesario tener información de contenido en frecuencia por encima de la fundamental. Del calculo de variaciones se dispone de la información de baja frecuencia. Como el filtrado iterativo no presenta corrimiento temporal o transitorios, es factible realizar operaciones algebraicas para obtener desde la señal original y la iterada, la señal de alta frecuencia.

C1. Obtención de la señal de alta frecuencia

Sea $x[n]$ la señal de la forma de tensión adquirida y $x_{iter}[n, N]$ la señal obtenida luego de filtrar iterativamente N veces, entonces:

$$y_{high}[n, N] = x[n] - \frac{1}{\alpha(f, N)} * x_{iter}[n, N] \quad (3)$$

Donde $y_{high}[n, N]$ es la señal de alta frecuencia y $\alpha(f, N)$ es la atenuación del filtrado iterativo MCT a la frecuencia f con N iteraciones. En la Fig. 15 se muestra el valor de $\alpha(f, N)$ para una frecuencia de 50 Hz, para iteraciones de 1 a 100 y tres errores de interpolación comúnmente empleados.

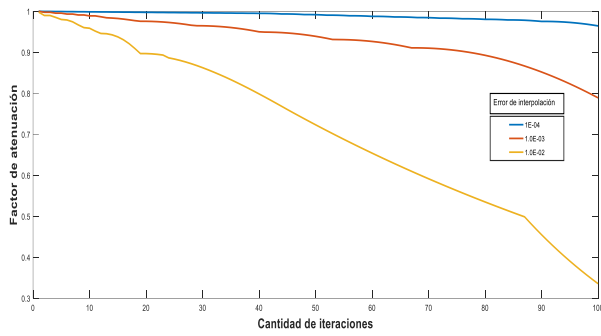


Fig. 15. Atenuación del filtrado iterativo MCT para una frecuencia de 50 Hz hasta 100 iteraciones con errores de interpolación de 1.0E-04, 1.0E-03 y 1.0E-02.

Una vez obtenida la señal de alta frecuencia, se procede a calcular las distintas perturbaciones posibles.

C2. Detección de transitorios oscilatorios

En este trabajo se consideran las oscilaciones de baja frecuencia, hasta 5 KHz y de duración de 0.3 ms a 50 ms [3], pero el procedimiento algorítmico puede ser extendido a transitorios de alta frecuencia. Un transitorio de este tipo ocurre cuando se conmuta carga capacitiva o inductiva como, por ejemplo, banco de capacitores y motores.

Para demostrar la robustez del algoritmo propuesto se procesó una señal con ruido aditivo de distribución normal junto con una oscilación como se observa en la Fig. 16.

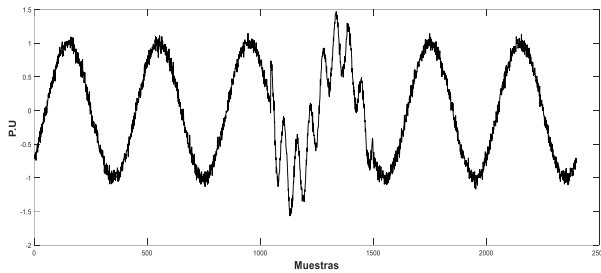


Fig. 16. Forma de onda con ruido aditivo de distribución normal y comportamiento oscilatorio.

El primer paso es iterar la señal hasta obtener la cantidad de máximos esperada para la longitud de observación y luego obtener la señal de alta frecuencia empleando (3). El paso siguiente es volver a aplicar el filtrado iterativo, pero ahora a la señal resultante del primer paso. En la Fig. 17 se observa el resultado de la señal de alta frecuencia y la filtrada.

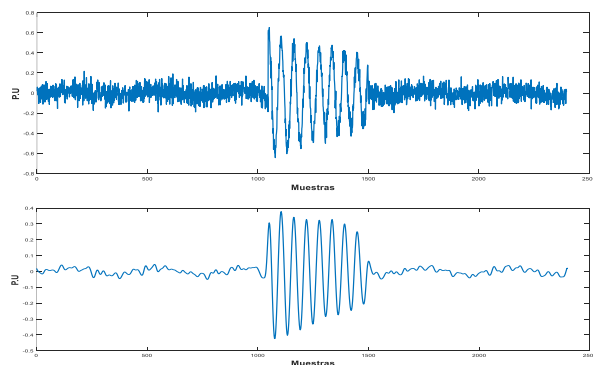


Fig. 17. Señal superior: Componente de alta frecuencia de la Fig. 16, N=400, Error=1.E-06. Inferior: Señal de alta frecuencia filtrada con N=50, Error=1.0E-03.

Para detectar las oscilaciones en la señal inferior de la Fig. 17 se emplea la posición de los máximos que excedan un umbral mínimo. El periodo determinado por la distancia entre máximos determina la frecuencia de oscilación. Se considera que existe un transitorio oscilatorio cuando la diferencia entre tres periodos consecutivos no excede el 5% de su valor. La frecuencia de oscilación reportada es la inversa del promedio de los periodos calculados.

C3. Detección de transitorios impulsivos

Un transitorio es un cambio abrupto de la señal que se caracteriza por la pendiente de subida y bajada medida en Volts/ μ s. En la Fig. 18 se observa un impulso típico, generado con el modelo descrito en [20].

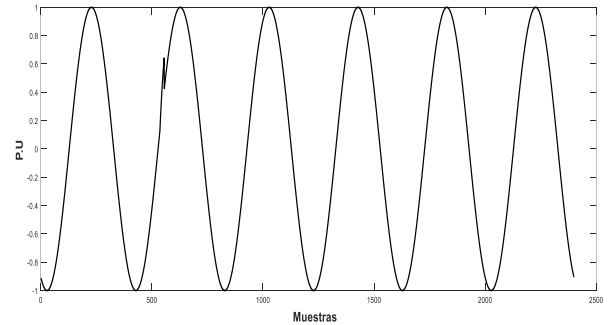


Fig. 18. Forma de onda característica conteniendo un transitorio tipo impulsivo.

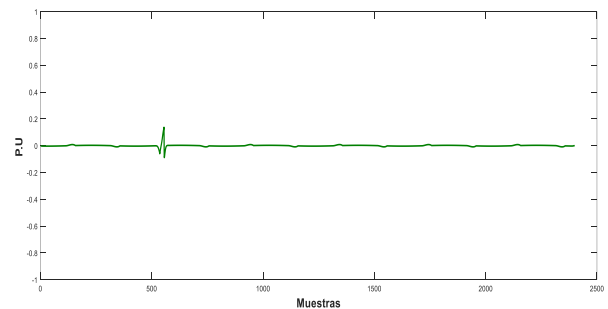


Fig. 19. Señal de alta frecuencia de la Fig. 18 donde queda expuesto el transitorio y es posible cuantificarlo.

Se procesa la señal para obtener la información de alta frecuencia empleando (3). En la Fig. 19 se observa $y_{high}[n, 25]$ obtenida con un error de interpolación de 1.0E-04. El impulso es detectado cuando el máximo / mínimo supera un valor umbral y la energía es estimada por el área determinada por el trio min-max-min ó max-min-max.

C4. Detección perturbaciones tipo notch (muesca)

Esta perturbación es causada por la operación normal de dispositivos de conmutación electrónica de potencia [21] y se presenta en forma periódica y de polaridad opuesta a la tensión de línea. Es decir que si la tensión se está incrementando el *notch* comienza con un flanco descendente y viceversa. Para cuantificar este efecto se considera la altura en porcentaje y el área medida en Volts μ s como se observa en la Fig. 20, en base a lo propuesto en [21]. Morfológicamente es similar a un transitorio, por lo tanto, el algoritmo busca transitorios para luego estimar la periodicidad de ocurrencia y corroborar la polaridad opuesta.

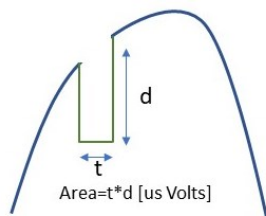


Fig. 20. Forma típica de una perturbación tipo *notch* y los dos parámetros importantes: Area y altura (d), de [21].

IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Los algoritmos fueron probados y ajustados empleando señales reales de las bases de datos [19],[22], [23] y modelos matemáticos que simulan eventos de calidad de energía. Se utilizó el modelo descrito en [20] que genera 27 tipos de eventos en forma aleatoria y que incluye superposición de eventos. La intensidad de la perturbación o variación es aleatoria y también la posición dentro del segmento de la señal. Además, a las señales se les agrego ruido para hacer mas real el testeo. La frecuencia de muestreo del modelo fue seteada en 20 KHz. A partir de estas muestras se genera el muestreo MCT y corren todos los algoritmos según el diagrama de la Fig. 21. Se capturan segmentos de 200 ms, 10 ciclos enteros para 50 Hz con solapamiento de 100 ms. La superposición permite capturar eventos que pueden ocurrir parcialmente en una ventana de observación y que continúan en la siguiente.

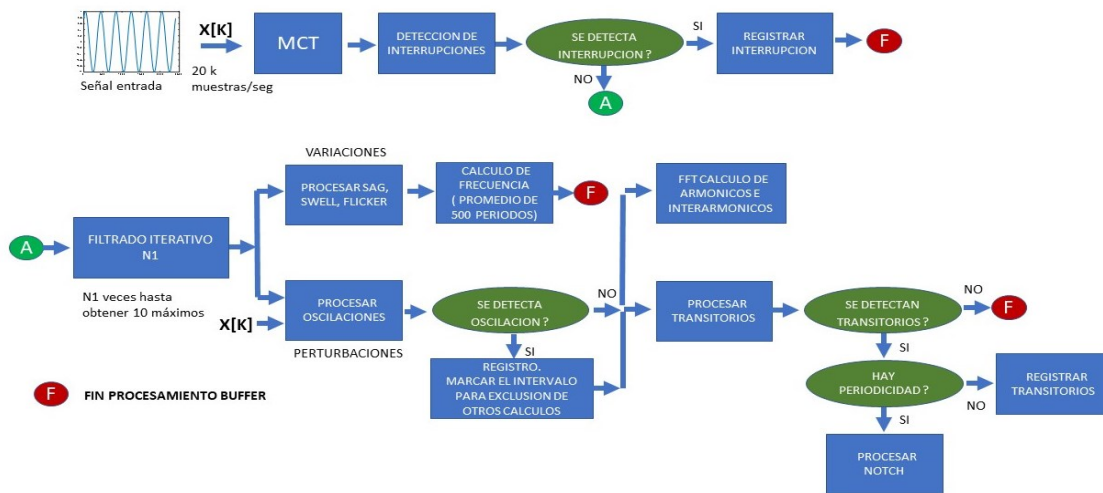


Fig. 21. Diagrama de flujo que muestra las relaciones entre los distintos algoritmos para el cálculo de variaciones y perturbaciones.

Primero, se programaron, en el entorno Matlab, todos los algoritmos. El cálculo de armónicos e Inter armónicos se implementó mediante la FFT ya que la perturbación es naturalmente en el campo de la frecuencia. La relación entre el muestreo MCT y los armónicos es la de seleccionar las ventanas aptas para el computo, ya que perturbaciones como las oscilaciones transitorias e interrupciones afectan la evaluación del contenido armónico. Para la implementación en hardware se tuvieron en cuenta microcontroladores de 32 bits con coprocesador de punto flotante. Debido a la resolución requerida para las iteraciones del filtrado MCT, se debe realizar la reconstrucción de la señal mediante interpolación lineal con operaciones de punto flotante de

simple precisión. Los microcontroladores adecuados para esta tarea son los ARM CORTEX M4 o M7 con coprocesador de punto flotante. Se implementaron algoritmos en lenguaje C en el microcontrolador STM32F746 [24], ARM CORTEX M7, 216 MHz de velocidad de CPU con suficiente memoria RAM para procesar todos los eventos en tiempo real.

La Fig. 22 muestra el circuito de adquisición de tensión en base al amplificador con aislación tipo capacitiva AMC1100 de Texas Instrument. El adquisidor presenta un ancho de banda de 60 KHz con una linealidad de 0.075% [25].

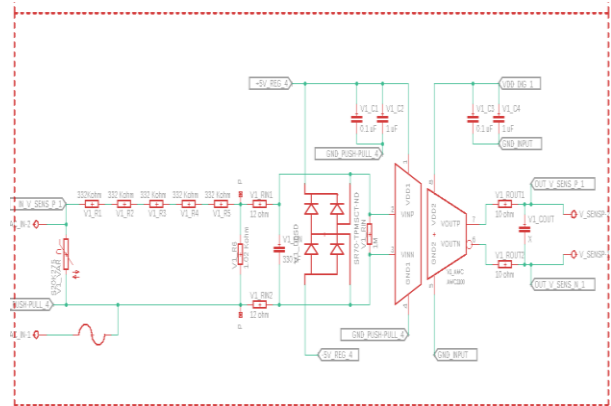


Fig. 22. Circuito de adquisición de tensión basado en el amplificador con aislación capacitiva AMC1100.

V. CONCLUSIONES

La medición de calidad de energía en una red inteligente es actualmente una necesidad dado el contexto de generación distribuida. Por ser eventos relacionados con tiempo – frecuencia, no estacionarios y con interacciones entre ellos, las herramientas y los algoritmos de desarrollados enfrentan desafíos que justifican el abordaje desde distintos ángulos llegando a técnicas de aprendizaje automático e inteligencia computacional.

Los nuevos algoritmos desarrollados en el trabajo tienen como factor común el conocimiento de la señal que brinda el

muestreo MCT descrito en la norma IEEE 21451-001-2017. Esa exposición de la estructura de información de la señal permite tomar decisiones basadas en conocimiento que es el fundamento de los algoritmos presentados. Esta nueva estructura permite discriminar contenidos espectrales manteniendo la resolución temporal. Los resultados son muy alentadores, quedando, como trabajo futuro, testear intensivamente los algoritmos en situaciones reales.

REFERENCIAS

- [1] Gangale F., Vasiljevska J., Covrig F., Mengolini A., Fulli G., (2017), Smart grid projects outlook 2017: facts, figures and trends in Europe, e Joint Research Centre (JRC), the European Commission's science and knowledge service, European Union.
- [2] IEC 61000-4-30: Testing and measurement techniques for Power Quality Measurement methods. <https://webstore.ansi.org/standards/iec/iec6100030ed2015>.
- [3] IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality," in IEEE Std 1159-2019 (Revision of IEEE Std 1159-2009) , vol., no., pp.1-98, 13 Aug. 2019, doi: 10.1109/IEEESTD.2019.8796486.
- [4] 21451-001-2017 - IEEE Recommended Practice for Signal Treatment Applied to Smart Transducers. <https://standards.ieee.org/standard/21451-001-2017.html>.
- [5] Cai, W.; Wu, L.; Cui, Y.; He, S. Uncertainty Principle and Power Quality Sensing and Analysis in Smart Substation. *Sensors* 2020, 20, 4281.
- [6] Vemu Chakrapani¹, Ch.Durga Prasad² , K.Kiran Kumar "Power Quality Disturbance Analysis using Short TimeFourier Transform and S-Transform". Proceedings of 2nd International Conference on Innovations in Electrical & Electronics Engineering (ICIEEE-2015).
- [7] F. Zhao and R. Yang, "Power-Quality Disturbance Recognition Using S-Transform," in IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 22, no. 2, pp. 944-950, April 2007, doi: 10.1109/TPWRD.2006.881575.
- [8] Olivier Poisson, Pascal Rioual, and Michel Meunier. "Detection and Measurement of Power Quality Disturbances Using Wavelet Transform" IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 15, NO. 3, JULY 2000 1039- 1044.
- [9] S.A. Deokar, L.M. Waghmare, "Integrated DWT-FFT approach for detection and classification of power quality disturbances", Electrical Power and Energy Systems, vol. 61, pp. 594-605, 2014.
- [10] P. K. Ray, H. C. Dubey, S. R. Mohanty, N. Kishor and K. Ganesh, "Power quality disturbance detection in grid-connected wind energy system using wavelet and S-transform," 2010 International Conference on Power, Control and Embedded Systems, Allahabad, 2010, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICPCES.2010.5698664.
- [11] He, S.; Li, K.; Zhang, M. A real-time power quality disturbances classification using hybrid method based on S-transform and dynamics. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2013, 62, 2465-2475.
- [12] L. Xiaosheng and L. Bo, "Recognition of Power Quality Disturbances Based on T-S Fuzzy Logic," 2015 Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), Qinhuangdao, 2015, pp. 302-305, doi: 10.1109/IMCCC.2015.70.
- [13] Wei Liao, Hua Wang and Pu Han, "Neural network-based detection and recognition method for power quality disturbances signal," 2010 Chinese Control and Decision Conference, Xuzhou, 2010, pp. 1023-1026, doi: 10.1109/CCDC.2010.5498069.
- [14] Jixiu, Z. Hongyan, J. Yue, Y. Xuting and W. Hui, "Based on SVM power quality disturbance classification algorithm," The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC), Qingdao, 2015, pp. 3618-3621, doi: 10.1109/CCDC.2015.7162551.
- [15] M. Mohammadi, M. Afrasiabi, S. Afrasiabi and B. Parang, "Detection and Classification of Multiple Power Quality Disturbances based on Temporal Deep Learning," 2019 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2019 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Genova, Italy, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/EEEIC.2019.8783378.
- [16] Mishra M. "Power quality disturbance detection and classification using signal processing and soft computing techniques: A comprehensive review". *Int Trans Electr Energ Syst.* 2019;29.
- [17] Tao Lin and A. Domijan, "Recursive algorithm for real-time measurement of electrical variables in power systems," in IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 21, no. 1, pp. 15-22, Jan. 2006, doi: 10.1109/TPWRD.2005.858802.
- [18] G. Monte, Z. Liu, F. Abate, V. Paciello, A. Pietrosanto, V. Huang," Normalizing transducer signals: An overview of a proposed standard," IEEE Int. Instrum. Meas. Technol. Conf. (I2MTC) Pro-ceedings, Montevideo, Uruguay, May 12-15, 2014, pp. 614-619, doi:10.1109/I2MTC.2014.6860817.
- [19] http://pqmon.epri.com/disturbance_library
- [20] R. Igual, C. Medrano, F. J. Arcega and G. Mantescu, "Integral mathematical model of power quality disturbances," 2018 18th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP), Ljubljana, 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICHQP.2018.8378902.
- [21] IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems," in *IEEE Std 519-2014 (Revision of IEEE Std 519-1992)* , vol., no., pp.1-29, 11 June 2014, doi: 10.1109/IEEESTD.2014.6826459.
- [22] <https://iee-dataport.org/documents/real-life-power-quality-sags>
- [23] <https://iee-dataport.org/documents/real-life-power-quality-transients>
- [24] <https://www.st.com/en/microcontrollers-microprocessors/stm32f746ng.html>
- [25] https://www.ti.com/lit/ds/symlink/amc1100.pdf?ts=1597765373490&ref_url=https%253A%252F%252Fwww.ti.com%252Fproduct%252FAMC1100.
- [26] <https://iee-dataport.org/authors/juan-jose-gonzalez-de-la-rosa>.