



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de ingeniería

Análisis en maquinaria CNC ante variaciones de bajo voltaje
y sus efectos en la calidad de la energía

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Doctor en ingeniería

Presenta

M.I. David Granados Lieberman

Dirigida por

Dr. Rene de Jesús Romero Troncoso

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos

San Juan del Rio, Querétaro, Julio de 2013



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Doctorado en Ingeniería

Análisis en maquinaria CNC ante variaciones de bajo voltaje y sus efectos en la calidad de la energía

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de Doctor en Ingeniería

Presenta:

M.I. David Granados Lieberman

Dirigido por:

Dr. Rene de Jesús Romero Troncoso

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos

SINODALES

Dr. Rene de Jesús Romero Troncoso

Presidente

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos

Secretario

Dr. Jesús Rooney Rivera Guillen

Vocal

Dr. Arturo García Pérez

Suplente

Dr. Juan Primo Benítez Rangel

Suplente

Dr. Aurelio Domínguez González

Director de la Facultad

Firma

Firma

Firma

Firma

Firma

Dr. Iñigo Torres Pacheco

Director de Investigación y Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Julio 2013
México

RESUMEN

Actualmente, el uso de máquinas-herramientas de control numérico computarizado (CNC) permite a las industrias reducir costos y tiempos de operación mientras se incrementa la calidad de los productos manufacturados. Sin embargo, cualquier mal funcionamiento en el equipo puede afectar parcialmente el proceso de manufactura o incluso provocar la interrupción completa en la producción. Por otra parte, la calidad en la energía eléctrica juega un papel importante en la industria debido a la gran cantidad de problemas que se generan ante anomalías eléctricas. El análisis clásico de la calidad de la energía que normalmente se efectúa en la industria es realizado monitoreando toda una planta o una sección de ésta, lo cual limita el análisis eléctrico en determinado equipo o maquinaria. Una de las principales causas de las variaciones de voltaje es debida a la demanda repentina de grandes cargas conectadas al mismo bus eléctrico, lo cual ocasiona que cualquier repercusión en la fuente de voltaje afecte a la maquinaria, principalmente a las cargas más susceptibles a variaciones de voltaje. Este trabajo se enfoca en el análisis de la calidad de la energía en maquinaria CNC mediante el monitoreo y procesamiento de las señales eléctricas. Los resultados obtenidos de este trabajo son la descripción de las condiciones del sistema eléctrico durante la operación de un torno CNC, metodologías de análisis basadas en transformadas tiempo-frecuencia, así como la afectación de la rugosidad en piezas maquinadas durante variaciones de bajo voltaje.

(Palabras clave: calidad de la energía, torno CNC, monitoreo eléctrico)

SUMMARY

Currently, the use of computer numerical control (CNC) machine-tools allow the industries to reduce cost and operating time while increasing the quality of the manufactured products. However, any malfunction in the equipment can partially affect the manufacturing process or even provoke the complete production interruption. On the other hand, power quality plays an important role in the industry due to the big amount of problems generated during electrical anomalies. The classical power quality analysis, normally developed in the industry, is made through monitoring the complete production plant or a section of that, which limits the electrical analysis in certain equipment or machinery. One of the main reasons of voltage variations is owed to the sudden demand of big loads connected to the same electrical bus, causing that any repercussion in the voltage source affects the machinery. It mainly affects the loads most susceptible to voltage variations. This work focuses in the analysis of CNC machinery power quality by means of monitoring and processing electrical signal. The results obtained and presented in this work are the description of the electrical system condition during the CNC lathe operation, the analysis methodologies that are based on time-frequency transforms, as well as the repercussion in the work-piece roughest during small voltage variations.

(Key words: **power quality, CNC lathe, power monitoring**)

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a las personas que hicieron realidad este logro, a mis padres Brenda Ivonne Lieberman Vázquez y Andrés Granados Dávila, a mi hermano Eduardo Granados Lieberman, a toda mi familia y con todo mi amor a la persona que ha compartido conmigo tantos anhelos, sueños y genera en mí el deseo por superarme día con día Yolanda Rojas Sandiego.

Agradecimientos:

Doy Gracias a Dios por permitirme llegar a esta etapa tan importante en mi vida y haberme brindado cuanto hasta ahora tengo y soy.

A mis padres Brenda I. Lieberman Vázquez y Andrés Granados Dávila, por todo su apoyo, amor y principios que me han transmitido mediante sus palabras y su ejemplo.

A mi hermano Eduardo, que juntos hemos vivido valiosos momentos y a quien quiero y estimo mucho.

A toda mi familia, tios, tias, primos, sobrinos, etc. En especial a mis abueles y bisabuelos Virginia Mosqueda † y Adolfo Vázquez †, María Elena Vázquez y Julia Dávila, que siempre han creído en mí y me han apoyado en el transcurso de toda mi vida.

A Yolanda Rojas S., quien es una persona muy especial en mi vida, la cual me ha brindado su amor, su apoyo y con quien he compartido los más hermosos momentos de mi vida.

A todos mis compañeros y amigos Pabis, Carlitos, Rooney, Martin, Armando, David, Arturo, Benigno, Mario, Arturito, Luis, Chucho, Pepe, Marco y Uriel por su apoyo y todos los buenos momentos que pasamos.

A todos mis amigos y seres queridos con quienes he contado en diversos periodos a lo largo de mi vida y de los cuales he recibido un gran apoyo.

Al Dr. René de J. Romero Troncoso y al Dr. Roque A. Osornio Rios, por la confianza y el apoyo que me han depositado en la realización de esta tesis, brindándome sus conocimientos, tiempo y apoyo.

Al Concejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo brindado bajo la beca 312846.

A los directivos, encargados de los talleres y personal de la facultad de ingeniería y en general a la UAQ, por el apoyo brindado y el gran esfuerzo que realizan para formar mejores profesionistas en lo cognitivo y en lo ético.

David Granados Lieberman

ÍNDICE GENERAL

	Página
Resumen	i
Summary	ii
Dedicatorias	iii
Agradecimientos	iv
Índice general	v
Índice de cuadros	vi
Índice de figuras	vii
CAPÍTULO I. Introducción	1
1.1. Introducción	2
1.2. Antecedentes	5
1.3. Descripción del problema	8
1.4. Hipótesis y objetivos	9
1.5. Justificación	12
1.6. Planteamiento general	16
CAPÍTULO II. Revisión de la literatura	17
2.1. Estado del arte	20
2.2. Tornos de tipo control numérico por computadora CNC	20
2.3. Tipos de tornos CNC	22
2.4. Partes principales del torno CNC	25
2.5. Calidad de la energía eléctrica	26
2.6. Principal normativa referente a la CE	29
2.7. Disturbios eléctricos	36
2.8. Técnicas de análisis para la CE	36
2.8.1. Transformada rápida de Fourier (FFT)	37
2.8.2. Transformada de Fourier de tiempo corto (STFT)	37
2.8.3. Wavelets	39
2.8.4. Métodos paramétricos y paramétricos	40
2.8.5. Transformada S (ST)	41
2.8.6. Comparativa de los métodos	43
2.9. Indicadores de la CE	47
CAPÍTULO III. Metodología	48
3.1. Descripción general de la metodología	48
3.2. Sistema de monitoreo de CE	50
3.1.1. Sensores e instrumentación	51
3.1.2. Adquisición de señales	52
3.1.3. Procesamiento de señales	52
3.3. Casos de estudio	52
3.3.1. Repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC	52
3.3.2. Repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura	54

3.3.3. Repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje	57
CAPÍTULO IV. Resultados	61
4.1. Análisis de la repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC	62
4.2. Análisis de la repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura	66
4.3. Análisis de la repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje	70
CONCLUSIONES	75
LITERATURA CITADA	78
APÉNDICE A. Primer artículo indizado	84
APÉNDICE B. Segundo artículo indizado	96

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro		Página
1	Estadística de importación de máquinas y herramientas en México	17
2	Ventajas y desventajas del uso del torno CNC	24
3	Variaciones en la fuente de voltaje de acuerdo a IEEE Std. 1159-1999	27
4	Variaciones en la fuente de voltaje de acuerdo a EN-50160	29
5	Comparativa de los principales métodos de análisis de señales	41
6	ICE debido a cada caso de estudio AD, DD y valores $\Delta U\%$.	68
7	Variaciones en torque y rugosidad debido a voltajes sags	73

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura		Página
1	Análisis de la calidad de la energía a) actual desde la subestación, b) propuesta en cada máquina.	6
2	Efectos de variaciones de voltaje en la máquinas CNC debido a diversa maquinaria en una celda de manufactura.	7
3	Diagrama a bloques de la metodología propuesta	12
4	Torno vertical CNC	20
5	Torno de bancada plana	21
6	Torno de bancada inclinada	21
7	Torno cabezal móvil o suizo	22
8	Torno automático de husillo múltiple	22
9	Transitorio impulsivo	30
10	Transitorios oscilantes	31
11	Variaciones de corta duración en la red eléctrica	32
12	Señal contaminada con un tercer armónico	34
13	Notching	35
14	Fluctuación de tensión (<i>flicker</i>)	35
15	Wavelet Daubechies de 20 coeficientes	38
16	Árbol de descomposición Wavelet	39
17	Triángulo de potencias para sistemas no senoidales	45
18	Interacción entre cargas y la CE	48
19	Sistema de monitoreo eléctrico basado en FPGA	49
20	Diagrama a bloques del sistema de monitoreo	49
21	Instrumentación en sensores de a) voltaje y b) corriente	50
22	Tarjeta para la etapa de acondicionamiento de señales	51
23	Sistema de monitoreo conectado al torno CNC	53
24	Prueba de maquinado	54
25	Metodología para el caso de estudio 1	54
26	Metodología para el caso de estudio 2	55
27	Puesta del experimento. (a) Torno reconvertido CNC. (b) Sistema de monitoreo de la CE conectado al torno	56
28	Diagrama del generador de sags de voltaje de una fase.	58
29	Metodología para el caso de estudio 3	59
30	Medición de la rugosidad	59
31	Corrientes durante el maquinado	62
32	Valores RMS de corriente	63
33	Valores RMS de voltaje	63
34	Valores THD de corriente	64
35	Valores THD de voltaje	64
36	Valor de desbalance de corrientes	65
37	Valor de desbalance de voltajes	65
38	Valores potencia total	65
39	Valores de factores de potencia	66
40	Efecto de la fuente de voltaje debido a soldadora de arco	67

	eléctrico: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje	
41	Efecto de la fuente de voltaje debido a centro de maquinado: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje	67
42	Efecto de la fuente de voltaje debido a cortadora de plasma: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje	68
43	Efecto de la fuente de voltaje debido a motor de inducción: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje	68
44	Señales eléctricas: a) Voltaje de entrada del torno CNC, b) corriente de entrada del torno CNC, c) voltaje de entrada del motor del husillo, d) corriente de alimentación del motor del husillo	71
45	Señales de corrientes en los servo-amplificadores: a) eje z, b) eje x	71
46	RMS de las señales de vibraciones: a) porta-herramientas eje X, b) porta-herramientas eje Y, c) porta-herramientas eje Z, d) husillo eje X, e) husillo eje Y, f) husillo eje Z	72
47	Repercusión de sags en CNC a) Velocidades en el husillo, b) Rugosidad de la pieza, c) Potencia, d) Torque	73

CAPÍTULO I

Introducción

1.1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, el uso de máquinas-herramientas de control numérico computarizado (CNC) permite a las industrias reducir costos y tiempos de operación mientras se incrementa la calidad de los productos manufacturados. Sin embargo, cualquier mal funcionamiento en el equipo puede afectar parcialmente el proceso de manufactura o incluso provocar la interrupción completa en la producción. Por otra parte, la calidad en la energía eléctrica juega un papel importante en la industria debido a la gran cantidad de problemas que se generan ante anomalías eléctricas. La calidad de la energía eléctrica (CE) es un término que asocia la calidad de la señal del suministro de voltaje y corriente consumida por la carga. Una mala calidad en los sistemas eléctricos ocasiona innumerables problemas a los equipos eléctricos, lo cual representa en la industria altos costos y tiempos perdidos. Este trabajo se enfoca en el análisis de la calidad de la energía en maquinaria CNC mediante el monitoreo y procesamiento de las señales eléctricas. El desarrollo de este proyecto es parte fundamental para la realización de estudios, que ofrezcan un aporte a problemas eléctricos relacionados con maquinaria CNC. Los resultados obtenidos de este trabajo son la descripción de las condiciones del sistema eléctrico durante la operación de un torno CNC, metodologías de análisis basadas en transformadas tiempo-frecuencia, así como la afectación de la rugosidad en piezas maquinadas durante variaciones de bajo voltaje.

1.2. ANTECEDENTES

La calidad de la energía eléctrica (CE) es un término que asocia la calidad de la señal del suministro de voltaje y corriente consumida por la carga la cual puede ser lineal o no lineal. Esta calidad está referida a una onda senoidal ideal compuesta de una sola componente fundamental con amplitud constante y sin desviaciones en frecuencia (Bollen, 2003). La calidad de la energía eléctrica depende de varias características que incluyen el contenido armónico, desequilibrio de tensión entre fases, cambios rápidos de tensión, severidad de parpadeos (Flickers), huecos de tensión (Dips), interrupciones, transitorios, etc.

Uno de los principales fuentes de anomalías en la red eléctrica son las cargas no lineales, las cuales son aquellas que al ser alimentadas por una onda senoidal consumen una corriente no lineal, por ejemplo, hornos de arco eléctrico, variadores de velocidad (Capua y Landi, 2001), máquinas soldadoras, balastos electrónicos, sistemas alimentados con fuentes conmutadas, entre otras. Estas cargas inducen armónicos en el suministro de voltaje que generan problemas como: disminución de la vida útil de máquinas de inducción, vibraciones mecánicas, mala operación de bancos de capacitores, error en instrumentos de medición, interferencia telefónica, falso accionamiento de sistemas de protección (Podesta *et al.*, 2002), corrientes excesivas en el neutro, sobrecalentamiento de transformadores, motores y cableado en general.

El estándar IEEE-519 (1999) establece los límites de contenido armónico en la línea así como la distorsión armónica del voltaje de alimentación, mientras que el IEEE-1159 (1995) clasifica fenómenos electromagnéticos como: impulsos, oscilaciones, sobretensiones, subtensiones, interrupciones, offset DC, fluctuaciones de tensión y frecuencia, entre otros.

Por otra parte el monitoreo de la CE es una herramienta que permite realizar análisis y diagnósticos tanto técnicos como económicos en la industria, pro viendo soluciones a problemas generados por la presencia de anomalías eléctricas. Las soluciones identificadas hasta ahora acerca del monitoreo de la CE son: artículos reportados en congresos internacionales, revistas indexadas e instrumentos ya disponibles en el mercado (Fluke Corporation, Extech Instruments Corporation, Hioki Corporation). Estos últimos presentan la principal desventaja de un alto costo, además de no contar con procesamiento para análisis de fenómenos no estacionarios.

En la Universidad Autónoma de Querétaro se ha adquirido una gran experiencia en trabajos relacionados con máquinas CNC, FPGA (arreglo programable de compuertas en campo de sus siglas en inglés *Field Programmable Gate Arrays*), instrumentación de diversas variables físicas y procesamiento digital de señales. En el caso del monitoreo de variables físicas

como velocidad, aceleración y jerk Santiago *et al.* (2008), propusieron una metodología para la reconstrucción de la dinámica de una máquina CNC usando técnicas de procesamiento digital de señales, las cuales fueron implementadas en un FPGA.

Correspondiente al monitoreo de la corriente, Romero *et al.* (2004) presentaron un algoritmo para el procesamiento de las señales de corriente en máquinas CNC proponiendo un sistema de monitoreo de la condición de las herramientas que permite la detección de su ruptura. Franco *et al.* (2006) desarrollaron un sistema para el monitoreo de la señal de corriente en los servomotores para determinar los daños o desgaste de la maquinaria. Este trabajo fue desarrollado a partir de la de transformada Wavelet para encontrar las frecuencias originadas por la fuerza de corte de la máquina, los algoritmos diseñados fueron implementados en un FPGA realizando el monitoreo en línea y fueron probados en una máquina CNC Baker-422 bajo distintas condiciones de corte. Posteriormente, Franco *et al.* (2008) realizaron un sistema de monitoreo de fallas sobre este sistema.

Se cuenta con trabajos publicados en revistas internacionales indizadas por parte de profesores titulares, además de varios trabajos de tesis relacionados al tema. Como parte de los trabajos publicados Romero *et al.* (2003) presentaron un análisis de la corriente del controlador para estimar la influencia de las señales indeseadas con la finalidad de determinar los parámetros óptimos para el acondicionamiento de la señal en un FPGA. Además, Romero *et al.* (2004) presentaron un sistema de detección de ruptura de herramienta para máquinas fresadoras CNC empleando también un FPGA.

Los trabajos relevantes y relacionados con el monitoreo de variables se describen a continuación. Rangel *et al.* (2008) realizó el monitoreo de la corriente y las vibraciones de un motor de inducción para la detección de barras rotas. Además se cuenta con trabajos correspondientes al análisis de la calidad de la energía eléctrica. Lara *et al.* (2008) presentaron un analizador de la calidad de la energía de bajo costo, el cual realiza la medición de diversos parámetros que afectan a la calidad de la energía por medio de un FPGA y el despliegado de los

resultados y del espectro en frecuencias por medio de un monitor. Por otra parte Granados (2009) desarrolló un instrumento para la medición de la frecuencia del sistema eléctrico a partir de la forma de la señal de corriente e implementando el algoritmo de la transformada Chirp Z en un FPGA.

Como se podrá observar en los trabajos citados aun falta por explorar el campo de la calidad de la energía eléctrica, principalmente en los sistemas que influyen en el deterioro de la misma y donde las máquinas herramienta del tipo CNC son parte del origen del problema. El análisis del comportamiento de fenómenos de alteración de las señales de corriente y voltaje durante intervalos pequeños de tiempo se ha desarrollado mediante diversas técnicas, sin embargo, la falta de vinculación de estas con su origen, no ha permitido contemplar su relación ante las características propias de cada sistema. Por otra parte, no existen estudios detallados de la repercusión de variaciones de voltaje en máquinas CNC, que permitan conocer la afectación de los diferentes componentes que la integran y su repercusión con los productos obtenidos. La experiencia adquirida en la realización de proyectos por parte del grupo HSP en la UAQ en la parte de instrumentación, procesamiento de señales y el mismo análisis de la calidad de la energía, brinda el potencial de atacar esta problemática mediante un sistema de monitoreo y análisis de calidad de la energía en tiempo real, desarrollando algoritmos de procesamiento digital de señales e implementando tecnología propia y arquitectura abierta usando FPGA, además de cumplir con los requerimientos de la maquinaria CNC.

1.3. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El análisis clásico de la calidad de la energía que se efectúa en la industria y es presentado en la literatura revisada se ilustra en la figura 1.a, en la cual la calidad de la energía es analizada en toda la planta o una sección de ésta. Mientras que en la figura 1.b se presenta el análisis de la calidad de la energía de manera independiente entre cada una de la maquinaria, siendo esto algo que no se ha desarrollado hasta el momento.

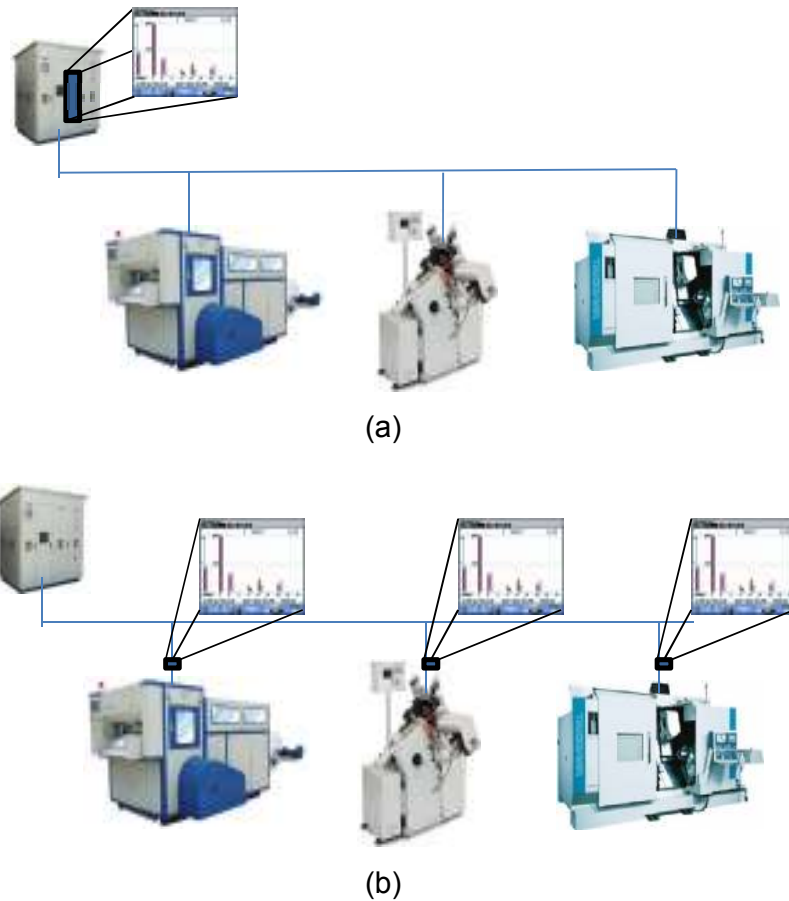


Fig.1. Análisis de la calidad de la energía a) actual desde la subestación, b) propuesta en cada máquina.

Por otra parte, una de las principales causas de las variaciones de voltaje es debida a la demanda repentina de grandes potencias. Dentro de las celdas de manufactura los diversos equipos empleados son conectados al mismo bus eléctrico, lo cual ocasiona que cualquier repercusión que tengan las máquinas en el suministro de voltaje afectará a las otras, principalmente a las más susceptibles a variaciones de voltaje. En la figura 2 se muestra un esquema donde se ilustran los efectos indeseables a la calidad de la energía de diversas máquinas conectadas al mismo bus de alimentación, principalmente variaciones de bajo voltaje generados durante la activación de los equipos.

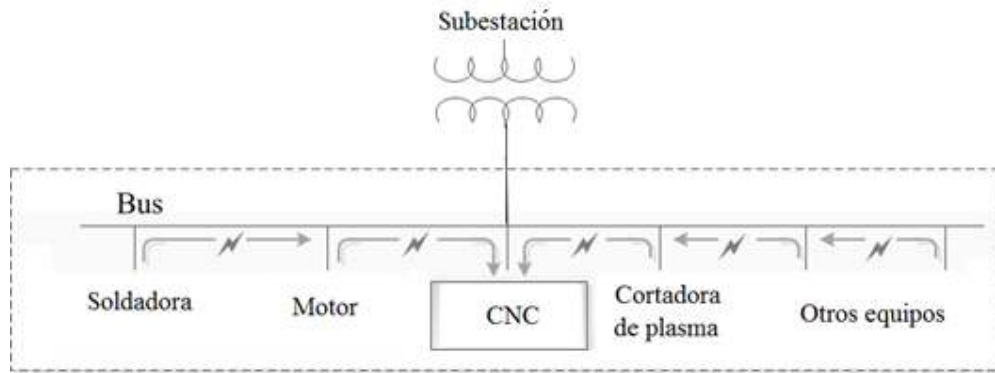


Fig.2. Efectos de variaciones de voltaje en la máquina CNC debido a diversa maquinaria en una celda de manufactura.

De manera resumida la presente investigación se enfoca en el monitoreo y procesamiento de las señales de voltaje y corriente de la máquina CNC para conocer las condiciones de calidad de la energía, el monitoreo durante su dinámica y el estudio de algoritmos para la correcta estimación de los parámetros. Esto conlleva a un sistema más confiable que con los métodos tradicionales, permitiendo un análisis en periodos cortos y enfocados al estudio de los efectos generados de cada una de las máquinas monitoreadas. Así mismo, esta investigación comprende el análisis de los efectos de variaciones de bajo voltaje en la línea en las máquinas CNC a través del monitoreo de diversas variables involucradas en la operación de la misma como velocidades en los motores, vibraciones, etc.

Entre las situaciones que generan una mayor dificultad para el estudio propuesto, se encuentra la contribución de anomalías presentes en la red eléctrica independientes a la maquinaria que se busque analizar, como son los armónicos, desfasamiento de la corriente, falta de regulación de voltaje de la red, un sistema de tierras adecuado, etc.

Como parte del problema y aportación científica, se debe encontrar una metodología adecuada sobre el análisis de fenómenos transitorios que brinden las mejores características en términos de resolución y exactitud, esto a partir de técnicas como Wavelets, métodos paramétricos y no paramétricos o su combinación. Otra característica importante que debe tener la metodología es una

convergencia adecuada en el tiempo en el que se susciten los fenómenos, esto debido a que los efectos en la transición de los sistemas analizados se presentan en lapsos de tiempo pequeños.

La instrumentación de un sistema trifásico, como es el caso, demanda la necesidad de contar con un sistema de adquisición de datos multicanales para realizar el estudio simultaneo de las corrientes y voltajes propios de la máquina. Estas son 3 señales para el monitoreo de voltajes y 3 para corrientes, correspondientes a cada una de las fases, así como otra señal para la medición de la corriente generada en el neutro del transformador de alimentación.

1.4. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

Hipótesis:

Mediante el uso de técnicas como FFT, wavelets, métodos paramétricos, no paramétricos ó su combinación, se puede aumentar en resolución y precisión la medición de parámetros eléctricos en una máquina CNC para determinar la afectación en la calidad de la energía eléctrica que lo reportado con otros trabajos o equipos existentes. Así mismo, variaciones temporales de bajo voltaje durante la operación de la máquina CNC repercute a los diferentes componentes de la maquinaria y por consiguiente en el proceso de maquinado.

Objetivos:

1. Implementar modelos matemáticos para el análisis de la calidad de la energía en estado estable y transitorio aplicado a máquinas CNC mediante herramientas como la transformada de Fourier, Wavelets, métodos paramétricos, no paramétricos ó su combinación.

2. Desarrollar e integrar tecnología propia en monitoreo y análisis de la calidad de la energía basada en la tecnología FPGA para procesamiento de señales en línea y a bajo costo.
3. Generar fundamentos para el desarrollo de un producto, robusto y competitivo con los analizadores existentes mediante los modelos matemáticos e implementación digital para responder a las necesidades de la industria y soportar investigaciones posteriores en el campo de la CE.
4. Realizar un análisis de los efectos producidos en máquinas CNC ante la presencia de variaciones temporales de bajo voltaje.

1.5. JUSTIFICACIÓN

La razón principal para analizar y diagnosticar el estado de una máquina es conocer los efectos que tienen en la repercusión de la CE. En referencia con el maquinado, dependiendo del material y del acabado final que se requiere en la pieza, el proceso puede llevarse de una manera convencional en baja o alta velocidad, el maquinado de alta velocidad requiere de técnicas de movimiento rápido entre la herramienta y el portaherramientas en proporción al incremento de velocidad en el husillo, dichos cambios y dependiendo del uso de diversas partes del equipo, varían la demanda de consumo de energía; de igual manera, la inadecuada dinámica de movimiento con que se realiza el control, una mala fijación de la máquina, una mala sujeción de la pieza, velocidad de corte, aceleración del maquinado, etc. repercuten en el sistema eléctrico generando desequilibrio en las fases de alimentación, generación de armónicos, desfase entre la corriente y el voltaje, etc. Lo cual exige técnicas apropiadas que brinde una correcta información de los efectos en la línea. Los factores que afectan a la calidad de la energía deben ser analizadas por un dispositivo de monitoreo flexible a los diferentes tipos de máquina CNC, el dispositivo debe proporcionar la evaluación y diagnóstico de calidad de la energía como un factor de ayuda en los

programas de mantenimiento preventivo así como la determinación de la causa y la corrección del problema que presentan.

Los trabajos realizados hasta el momento referentes al CE de la energía y su análisis están dirigidos en su mayoría a toda una planta y realizados durante periodos de largo plazo. Por otra parte existen trabajos enfocados a los efectos de la calidad de la energía en motores, transformadores, equipos de conmutación, entre otros, sin embargo, el impacto de máquinas CNC en la calidad de la energía no es un tema abordado hasta el momento, por lo que no existe un equipo incorporado a las máquinas CNC que brinde el estado de sus condiciones eléctricas. El equipo existente en el mercado es utilizado de manera externa y no cuenta con todos los parámetros necesarios para el desarrollo de un buen análisis.

Con respecto a los tornos CNC, diversos trabajos muestran la repercusión en los acabados superficiales de maquinado debidos a diferentes condiciones de operación del torno que van desde los parámetros de maquinado apropiados de acuerdo al tipo de material como velocidad de corte, profundidad y tasa de avance hasta condiciones de mal funcionamiento por parte de los componentes del sistema como ruptura de herramientas, errores en controladores, desbalanceo del chuck o vibraciones generadas por diferentes fallas o fuentes externas entre otras. Los diferentes estudios muestran diversos factores que repercuten en el acabado superficial de las piezas, sin embargo no existen estudios de la afectación debida a anomalías en la fuente de alimentación eléctrica, de forma que estos permitan mostrar el comportamiento de los principales componentes del torno, así como la afectación en la calidad superficial durante la presencia de disturbios eléctricos. Para lo cual, es necesario realizar un monitoreo completo de las diferentes variables físicas que intervienen en la operación del torno durante los disturbios eléctricos, de forma que esto permita realizar un análisis en su interpretación y relacionar su comportamiento con la afectación en las diferentes partes de la máquina y en el proceso de maquinado. Debido a la diversidad que existe de máquinas-herramienta es necesario contar con un sistema de monitoreo flexible que pueda ser reconfigurado para las características particulares de cada máquina-herramienta.

Contar con el monitoreo de los parámetros eléctricos en máquinas CNC permite plantear estrategias para mejorar la calidad de la energía en la industria cumpliendo con normas como IEEE Std. 1159 (IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, 1995) y IEEE Std. 519 (Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems, 1999). Esto conlleva a un ahorro sustancial en el consumo de energía, la calidad de los productos, así como la prevención y protección de los equipos.

Realizar estudios sobre los efectos de la maquinaria en la calidad de la energía y los efectos de perturbaciones eléctricas en la maquinaria permite desarrollar nuevas metodologías y algoritmos para su adecuado análisis y contribuir en nuevos planteamientos que muestren la afectación de una mala calidad de la energía en procesos y equipos de mayor vulnerabilidad mediante bases teóricas y su corroboración experimental. Así mismo, esto permite el desarrollo de controladores, planeación de la puesta en marcha del equipo, una utilización adecuada de protecciones o dispositivos especiales, así como la adecuada incorporación del equipo al sistema eléctrico de acuerdo a las diferentes ramificaciones y capacidades de instalación con las que cuenta la industria, además de permitir optimizar los ciclos efectuados durante el proceso de maquinado y brindar soluciones para mejorar la confiabilidad en el funcionamiento de la maquinaria manteniendo la calidad en los productos. Resolver el problema del monitoreo y análisis de la calidad de la energía, beneficiaría la industria de la región en diferentes factores como ahorro de primas, disminución del personal experto en el área. Además, descifrar el origen de anomalías en el sistema eléctrico permitiría reducir costos de producción por piezas mal maquinadas, ahorro en mantenimiento correctivo y aplicar a tiempo un programa de mantenimiento preventivo, ahorro en la compra de analizadores espectrales, etc.

1.6. Planteamiento general

La metodología general que se desarrollan en este trabajo se muestra en la figura 3 y consiste en la descripción de los algoritmos revisados para realizar el análisis de la calidad de la energía, esta metodología es programada mediante un lenguaje de descripción de hardware (VHDL) y en software Matlab, además se usa un sistema de adquisición de las señales de voltaje y corriente. A continuación se describe cada uno de los elementos que se desarrollarán en la metodología propuesta.

Primeramente se cubre la revisión bibliográfica exhaustiva sobre el tema realizando una comparativa de la teoría y las técnicas utilizadas en el área de procesamiento digital de señales aplicada a análisis espectral de señales estacionarias como la FFT y no estacionarias como Wavelet, métodos paramétricos y no paramétricos o la combinación entre ellas y se determina en base a este estudio la mejor técnica a utilizar en cuanto a resolución, precisión y tiempo de cómputo.

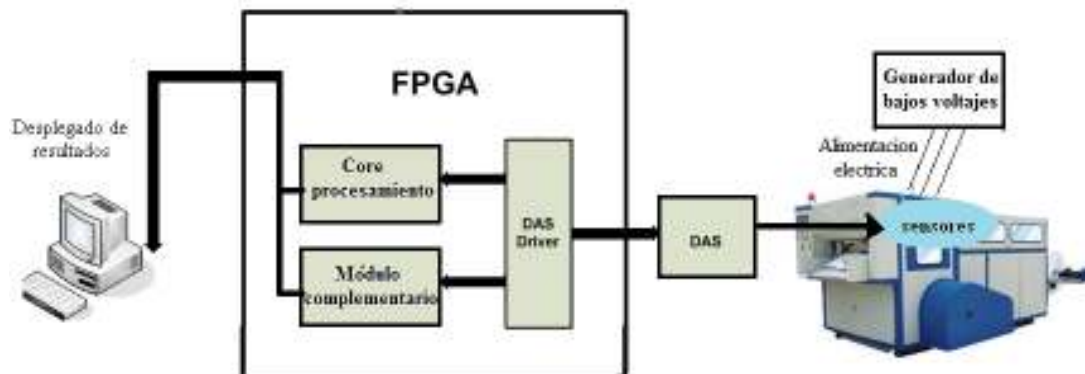


Fig.3. Diagrama a bloques de la metodología propuesta.

Para cubrir una de las necesidades fundamentales en el monitoreo de las condiciones del sistema eléctrico, se desarrolló un sistema de monitoreo de la CE, basado en un sistema de adquisición genérico basado en FPGA, el cual cuenta con un módulo de control, dicho módulo se encarga de adquirir 7 señales, 3 de voltaje y 4 de corriente propios de la maquinaria CNC, posteriormente son guardados en una RAM. La tarjeta de adquisición consiste en sensores de voltaje

y corriente, acondicionamiento de las señales, convertidor analógico digital y tranceiver. La descripción general de las partes que compone el instrumento son:

- **Sensores:** Los sensores de corriente empleados son del tipo gancho o de efecto Hall, mientras que para la medición de los de voltaje es requerido un divisor de voltaje. Estos tipos de sensores son seleccionados debido principalmente a las características que tienen en cuanto a precisión y ancho de banda. Además se utilizarán acelerómetros para medir las vibraciones en partes claves de la maquinaria y encoders para conocer la velocidad en los motores.
- **Acondicionador de la señal:** consiste en un amplificador el cual es recomendado por el fabricante del sensor.
- **Convertidor analógico digital:** Es el encargado de obtener la información de la señal de forma discreta para el posterior procesamiento de la información. Se utiliza un convertidor que cuenta con las características requeridas del sistema.
- **Tranceiver:** Será el elemento encargado de permitir la comunicación con el FPGA.
- **Core Procesamiento:** Es el módulo donde se obtiene el procesamiento de los datos adquiridos mediante los sensores con el fin de analizar la señal. Este módulo realiza de forma simultánea el procesamiento para cada señal.
- **Módulo complementario:** Dentro de estos bloques se realiza un módulo para comunicación con la PC mediante alguna interfaz como RS-232 o USB, con la finalidad de analizar, almacenar, comparar y desplegar la información por medio de la PC.

Por otra parte para inducir perturbaciones en la red eléctrica y poder realizar estudios de su repercusión en la maquinaria es necesaria la realización

de un generador de bajos voltajes. Este sistema tendrá la capacidad de generar variaciones de voltaje en la alimentación de la maquinaria, con la funcionalidad de poder variar la magnitud y duración del disturbio eléctrico.

En relación a las pruebas desarrolladas en necesario cubrir los siguientes puntos

- La repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC.
- La repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura.
- Y la repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje.

Así mismo se realizan pruebas finales para el análisis estadístico de los resultados como media y varianza. Además los resultados son comparados con los obtenidos por otros trabajos y/o instrumentos. En relación a la afectación en máquinas CNC debida a variaciones de voltaje, se diseña un sistema para la generación de dichas variaciones que permita controlar su duración y magnitud, así como la instrumentación para el monitoreo de diversas variables involucradas en la operación de la maquinaria, permitiendo realizar su análisis sobre las pruebas desarrolladas.

Una vez desarrolladas las pruebas en la maquinaria CNC, se aplican los algoritmos necesarios para los diferentes casos de estudio. El procesamiento digital de señales es una técnica que convierte señales del mundo real (usualmente en forma analógica) en datos digitales que luego pueden ser analizados. Este análisis es realizado en forma digital, una vez que una señal ha sido convertida a valores discretos, sus componentes pueden ser aislados, analizados y reordenados más fácilmente que en su primitiva forma analógica. En estricto rigor, el procesamiento digital de señales se refiere al procesamiento electrónico de señales tales como sonido, radio y microondas usando técnicas matemáticas para realizar transformaciones o extraer información. En la práctica, las características del procesamiento digital de señales las hace adecuadas para muchos propósitos, tales como procesamiento de gráficos de alta calidad y simulaciones en ingeniería. Eventualmente cuando se ha completado el procesamiento, los datos digitales pueden volverse atrás como señales

analógicas, con una calidad mejorada. Por ejemplo: filtrar ruido de una señal, remover interferencias, amplificar y/o suprimir frecuencias, encriptar información ó analizar una corriente compleja en sus componentes esenciales.

CAPÍTULO II

Revisión de la literatura

2.1. Estado del arte

En la actualidad, la utilización de maquinaria de control numérico computarizado (CNC) se ha extendido a diversas ramas de la industria: automotriz, aeroespacial, metalmecánica, maquiladora, manufacturera, etc. La tabla 1, muestra la creciente demanda de máquinas importadas de diferentes países a México en la industria manufacturera según la secretaria de economía.

Tabla1. Estadística de importación de máquinas y herramientas en México
(Valores en millones de dólares y volumen en unidades).

País	Valor 2009 ene-may	Volumen 2009 ene-may	Valor 2008 ene-dic	Volumen 2008 ene-dic	Valor 2007 jul-dic	Volumen 2007 jul-dic
Japón	17.0	87	114.0	458	38.6	242
Estados unidos	10.4	444	33.7	489	16.3	252
Alemania	6.4	35	75.2	133	13.2	127
Italia	3.3	5	8.5	17	1.0	1
Suiza	2.7	8	3.2	6	0.9	4
España	1.8	3	15.8	21	0.2	3
Corea	1.6	12	6.5	70	1.9	14
Taiwán	1.6	82	5.9	93	2.2	37
Reino Unido	0.9	14	1.6	18	0.2	7
Canadá	0.2	27	0.4	6	0.1	1
TOTAL	46.5	727	278.1	1,396	77.1	796

El accionamiento de máquinas y equipamientos mecánicos por motores eléctricos es de gran importancia económica en la industria. Según la secretaria de energía alrededor del 70% del consumo de la energía eléctrica generada se debe al funcionamiento de los motores eléctricos los cuales incluye a los incorporados en máquinas de control numérico.

Los trabajos realizados sobre la calidad de la energía, por lo general son sistemas dependientes de una PC para realizar el procesamiento de la señal (Podestá *et al.*, 2002; Salem *et al.*, 2005; Aiello *et al.*, 2004; Wei *et al.*, 2006; Abdullah y Sha'ameri, 2005). Al utilizar una PC son incapaces de ejecutar el monitoreo en tiempo real debido al sistema operativo inherente, además de disminuir su portabilidad.

La mayoría de las técnicas utilizadas para la estimación de parámetros eléctricos están basadas en la Transformada Rápida de Fourier (Batista *et al.*, 2003), otro tipo de técnicas como el método de Welch (no paramétrica) y autorregresiva (paramétrica) han sido utilizados como métodos de estimación espectral para detectar transitorios en sistemas de potencia (Nassif *et al.*, 2005). De manera semejante, otros modelos autorregresivos como Yule-Walker, Burg y técnicas como la transformada Wavelet y periodogramas (Alkan e Yilmaz, 2007) han sido aplicados para el estudio de inter-armónicos y la presencia de oscilaciones en la tensión (Soliman y Hawary, 2000), la transformada Wavelet también ha sido empleada para la clasificación de las perturbaciones de tensión (Matz *et al.*, 2007; Serkan *et al.*, 2009). Estos métodos han sido comparados en términos de su resolución en frecuencia y los efectos en la determinación de los componentes espectrales.

Existen trabajos sobre la medición de ciertos parámetros relacionados con la calidad de la energía los cuales han estudiado de manera específica a máquinas eléctricas como motores, transformadores, generadores, etc. y no como a un sistema que incorpore el uso en conjunto de varios elementos. Tal es el caso del estudio de los efectos de perturbaciones en la línea de alimentación de motores como variación en la frecuencia y la distorsión de la forma de onda de la tensión (Wakileh, 2003). También se han realizados estudios con cargas variables en motores (Yen *et al.*, 2001), presentando resultados del comportamiento del par en motores ante la presencia de armónicos en la línea. Respecto a transformadores, se han realizados estudios del tiempo de restablecimiento de la línea en los transitorios de voltaje (Waruna *et al.*, 2008), problemas de saturación del núcleo debida a sobrevoltajes y corriente de Inrush (Bogarrra *et al.*, 2009; Amitava *et al.*, 2009). Por otro lado, se han realizado estudios de los efectos de

los armónicos en equipos (Ching *et al.*, 1998) como variadores de velocidad, condensadores, disyuntores, fusibles, conductores, equipos electrónicos, iluminación, medición, relés de protección, máquinas rotativas y transformadores.

En la industria se han llevado a cabo estudios de la calidad de la energía, por ejemplo Koçyiğit *et al.* (2009) describen el efecto de la calidad de la energía eléctrica en la industria textil, realizando mediciones durante varios meses en dos diferentes sectores y comprobando que una mala calidad de la energía puede dañar el sistema y da lugar a errores en la producción debido a que las industrias textiles cuentan con máquinas de alta tecnología incluyendo tarjetas de control electrónico y controladores de motores. Manzak y Chaitali (2000) proponen algoritmos de planificación que reducen al mínimo la energía en los tiempos de trabajo de la maquinaria, de tal manera que la energía o potencia pico es mínima. Griffo *et al.* (2007) plantean una estrategia óptima para el control de los compensadores activos con el objetivo de mejorar la calidad de la energía en las empresas. Estos trabajos muestran un análisis de la calidad de la energía eléctrica en toda una empresa o parte de ella, sin un enfoque preciso que permita atacar esta problemática a nivel particular para cada una de las máquinas instaladas en la industria. Diversos trabajos enfocados a PQ en diferentes industrias determinan que las variaciones de bajo voltaje son los disturbios eléctricos más comunes y la principal causa de problemas relacionados con el mal funcionamiento, daños o decrementos en la vida útil de los equipos así como interrupciones en los procesos de producción (Bendre *et al.*, 2006).

En relación a diferentes causas que afectan la operación del maquinado, Davim *et al.* (2008) presentan la influencia de los parámetros de maquinado en la calidad de la rugosidad de la superficie tales como velocidad de corte, profundidad y esfuerzos de corte. Liang *et al.* (2003) realizan la optimización de estos parámetros para mejorar la calidad en la rugosidad de la superficie por medio de redes neuronales (NN). Rincon *et al.* (1994) muestran los efectos de las vibraciones en el torque y las fuerzas de torque en el maquinado. Además, Santiago *et al.* (2010) proponen el diseño de un controlador para las trayectorias empleadas por los ejes durante el maquinado para mejorar el acabado superficial.

2.2. Tornos de tipo control numérico por computadora CNC

El torno CNC es un equipo de trabajo que permite manufacturar piezas de distintos materiales como el acero, el hierro y el bronce, entre otros. La diferencia con un torno convencional radica en que la máquina de control numérico tiene una gran capacidad para producir piezas en serie con alta precisión, debido principalmente a que todos los valores de maquinado están guiados por el control o computadora que lleva incorporado, cuya función específica es procesar las órdenes contenidas en un software que previamente han sido programadas para realizar las funciones requeridas.

2.3. Tipos de tornos CNC

Existen varios tipos de tornos de acuerdo a su diseño y características, por ejemplo:

Tornos verticales. Equipo diseñado para maquinar piezas de gran tamaño que se sujetan al plato de garras u otros operadores y que por sus dimensiones o peso, son difíciles de fijar en un torno horizontal. Los tornos verticales tienen un eje dispuesto verticalmente y un plato sobre un plano horizontal, lo que facilita el montaje de piezas grandes y pesadas. Actualmente, la mayoría de este tipo de torno de es de tipo CNC.



Fig. 4. Torno vertical CNC

Tornos de banca plana. Pertenecen a la familia de los tornos horizontales, son equipos diseñados para producir piezas únicas o lotes de producción pequeños,

la bancada de este tipo de máquinas es plana y aunque permite el maquinado de piezas grandes, el avance de los carros es mucho menor que el de la bancada inclinada. La gran mayoría de los tornos de taller tienen componentes manuales, tales como el husillo y la torreta.



Fig. 5. Torno de bancada plana

Tornos de bancada inclinada. A diferencia de los anteriores, los tornos de bancada inclinada se caracterizan porque producen grandes lotes de producción, dado que cada una de las partes de este tipo de máquina funciona automáticamente, la torreta de herramientas, por ejemplo, es automática y en ella se pueden ubicar de 8 a 12 herramientas que giran de acuerdo al proceso que se esté realizando. Por ser éstas máquinas de banca inclinada, permiten más espacio en la manufactura de piezas que las de bancada plana.



Fig. 6. Torno de bancada inclinada

Torno de cabezal móvil o suizo. Se emplean para el maquinado de piezas con diámetros pequeños, generalmente piezas de relojería y piezas para implantes dentales o quirúrgicos en titanio o en acero inoxidable. Una de las características principales de éste tipo de máquina es que el desplazamiento longitudinal del

cabezal se realiza a través de un mecanismo de palanca y de leva, siendo éste último, el elemento que impulsa por contacto directo a un dispositivo llamado seguidor.



Fig. 7. Torno cabezal móvil o suizo

Torno automático de husillos múltiples. Este tipo de torno se utiliza para el mecanizado de altas producciones, pues dispone de cuatro a ocho husillos y cada uno de ellos es sujetado a una barra de material. En lugar del cabezal, la máquina dispone de un tambor con un número de husillos determinado que giran a diferentes velocidades para llevar a cabo operaciones de roscado interior o exterior y estampado.



Fig. 8. Torno automático de husillo múltiple

2.4. Partes principales del torno CNC

En general, los tornos CNC cuentan con un motor que produce el movimiento giratorio de las piezas llamada husillo, una bancada o bastidor que sirve de apoyo a las partes principales del torno, los carros que se desplazan longitudinalmente y transversalmente hacia la pieza, el portaherramientas que sirve para fijar varias herramientas de trabajo y el software de control numérico

desde donde se programa todo el proceso. A continuación se describen de manera detalladas las partes principales que componen al torno CNC.

Husillo. Es el que produce el movimiento giratorio de las piezas; por lo regular, los tornos CNC disponen de un motor de corriente alterna que actúa directamente sobre éste, a través de una transmisión por poleas. Estos motores cuentan con un inversor o variador de frecuencia proporcionando velocidades variables que van desde cero hasta un valor máximo, las cuales se guardan en el programa de ejecución de cada pieza. A diferencia de los tornos CNC, los convencionales utilizan, en vez de un motor, una caja de engranajes para hacer girar el husillo, se trata de una combinación de palancas, en las que el operario indica las velocidades según una tabla ya estipulada por la industria. Este sistema demanda mayores tiempos de producción.

Bancada. Tanto en los tornos convencionales como en los de control numérico, la estructura de la bancada determina las dimensiones máximas con que se pueden trabajar las piezas; en los tornos CNC fueron diseñadas especialmente para desplazamientos rápidos conservando por largos periodos de tiempo precisión en los movimientos.

Carros desplazables. Cada carro integra un motor independiente llamado servomotor, es decir, motores controlados con mecanismos electrónicos que funcionan principalmente por una fuente eléctrica. Estos motores emplean a su vez un modulo de control y una etapa de potencia o servoamplificador. Se caracterizan porque tienen movimientos o desplazamientos tan pequeños como la micra (milésima de milímetro).

La torreta de herramienta. Las herramientas que realizan las operaciones de mecanizado están sujetas a una torreta de herramientas, en la cual se alojan desde seis hasta veinte instrumentos diferentes de corte de acuerdo al trabajo de manufactura que se ha programado previamente. Este elemento también conocido como revolver, lleva incorporado un motor que lo hace girar y un sistema hidráulico encargado de realizar su estacionamiento con una precisión que oscila entre 0.5 milímetros y 1 micra de milímetro.

Unidad de control de proceso. Todas las máquinas de control numérico, llevan integrando una unidad central de procesamiento (CPU); el cual es el componente encargado de interpretar y ejecutar un conjunto de datos insertados en una secuencia estructurada o específica de órdenes que constituyen el programa de mecanizado. La función principal del CPU en un torno consiste en desarrollar las órdenes de mando y control, de acuerdo con el programa de mecanizado que el operario haya establecido, por ejemplo, calcular la posición y el cambio de las herramientas en todo el proceso de trabajo, pero también controlar otros factores de maquinado como las revoluciones del husillo o copa que sujeta la pieza, los avances y la velocidad de desplazamiento de los carros (Cruz, 2004).

Ventajas y desventajas del torno CNC

Las principales ventajas y desventajas del uso de tornos del tipo CNC se presentan en la tabla 2 (Cruz, 2004).

Tabla 0. Ventajas y desventajas del uso del torno CNC

Ventajas	Desventajas
Mayor precisión en el mecanizado de las piezas que en los tornos convencionales.	Necesidad de realizar un programa de mecanizado de la primera pieza.
Permiten mecanizar piezas más complejas que las que se maquinan en los tornos convencionales.	Costo elevado de las herramientas y accesorios.
Menores tiempo de producción.	La inversión por puesta de trabajo es elevada.
Reducción de los errores en los operarios.	La planificación del trabajo debe ser más detallada y rigurosa.

2.5. Calidad de la energía eléctrica

La calidad de la energía (PQ) cubre diversos aspectos relacionados con la forma de onda de voltajes y corrientes, las cuales tienen una relación directa con las cargas alimentadas. El término “calidad de la energía eléctrica” se define como la ausencia de disturbios que provoquen una deformación de la onda senoidal pura de tensión o corriente; los disturbios pueden ser: sobre-tensión, baja tensión, interrupciones, deformación producida por armónicas y variaciones de la tensión que es suministrada al usuario y que pueden comprometer la continuidad del servicio eléctrico.

La principal fuente de anomalías en el suministro eléctrico es debida a señales armónicas producidas por cargas no lineales, las cuales son todas aquellas cargas eléctricas que no tienen una relación lineal entre el voltaje y la corriente. Las cargas no lineales más comunes son:

- Controles electrónicos de velocidad para motores de CD y CA.
- UPS's y PC's.
- Hornos de inducción.
- Transformadores de núcleos saturados.
- Alumbrado fluorescente y lámparas con balastos electrónicos.

Las corrientes armónicas generadas por cargas no lineales, están desfasadas noventa grados con respecto al voltaje que las produce, fluyendo una potencia distorsionante de la fuente a la red eléctrica y viceversa, que solo es consumida como pérdidas por efecto Joule que se transforman en calor, de forma equivalente a la potencia reactiva fundamental relacionada al factor de potencia de desplazamiento.

Algunos de los efectos nocivos producidos por el flujo de corrientes armónicas son:

- Calentamiento excesivo en transformadores, generadores, motores y conductores eléctricos, reduciendo su tiempo de uso.
- Vibración en motores y generadores.
- Falla de bancos de capacitores automáticos o generación de resonancias.

- Problemas de funcionamiento en dispositivos electrónicos sensibles.
- Interferencia en sistemas de telecomunicaciones.

Los efectos dependerán de la proporción que existe entre la carga no lineal y la carga total del sistema, aunado a que se debe mantener la distorsión dentro de los límites establecidos por las normas.

2.6. Principal normativa referente a la CE

Entre las principales entidades de regulación para el monitoreo de la PQ se encuentran el estándar IEC 61000-4-30, la norma IEEE Std. 1159-1995 y la norma europea EN-50160. Los estándares sobre monitoreo PQ proveen los mínimos requerimientos para establecer las condiciones necesarias en la estimación de la PQ de forma que los analizadores desarrollados por diferentes empresas obtengan los mismos resultados, en esta sección se presenta una descripción de cada una de estas normativas así como una discusión sobre algunos de los aspectos que no son cubiertos en las mismas.

- Norma IEEE Std. 1159-2009 *“IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality”*.

La norma Norma IEEE Std. 1159-2009 fue desarrollada dentro de las Sociedades IEEE y las Normas de Coordinación de Comités de la Asociación de Normas del IEEE (IEEE-SA), a través de un consenso aprobada por el American National Standards Institute, el estándar 1159-2009 provee los pasos para el monitoreo del sistema eléctrico monofásicos y polifásicos de corriente alterna y la guía para un apropiado entendimiento de los resultados obtenidos, además describe los diversos tipos de fenómenos electromagnéticos que se presentan en las redes eléctricas (Transitorios, variaciones de corta duración y larga duración, desequilibrio de la tensión, distorsión de la forma de onda, fluctuaciones de tensión y variaciones de la frecuencia).

Esta normativa no define la manera de obtención de la magnitud y duración de los disturbios eléctricos, así mismo para casos particulares que raramente se presentan como disturbios en una sola fase no son cubiertos en esta norma. Por otra parte, según el estándar 1159-2009 cada anomalía pertenece solo a un tipo de disturbio lo que genera una problemática ante la presencia de alguna anomalía en la red eléctrica cuyas características al ser separadas en tiempo satisfaga dos diferentes tipos de disturbios.

Los disturbios eléctricos son anomalías en el voltaje o la corriente, los cuales presentan variaciones de magnitud o valores RMS respecto a su valor nominal durante un intervalo de tiempo. Dependiendo de los umbrales de estas características son categorizados en los estándares IEEE 1159-199 como variaciones de corta o larga duración las cuales son mostradas en las tablas 3.

Tabla 3. Variaciones en la fuente de voltaje de acuerdo a IEEE Std. 1159-1999.

Categoría		Duración	Magnitud de voltaje (p.u.)	
Variaciones de corta duración	Instantáneo	Sag	0.5 a 30 ciclos	0.1 a 0.9
		Swell	0.5 a 30 ciclos	1.1 a 1.8
	Momentáneo	interrupción	0.5 a 3 sec.	< 0.1
		Sag	30 ciclos a 3s	0.1 a 0.9
		Swell	30 ciclos a 3 s	1.1 a 1.4
	Temporal	Interrupción	3 s a 1 min.	<0.1
		Sag	3 s a 1 min.	0.1 a 0.9
		Swell	3 s a 1 min.	1.1 a 1.2
	Variaciones de larga duración	Interrupción sostenida		> 1 min.
Bajo voltaje		> 1 min.	0.8 a 0.9	
Sobre voltaje		> 1 min.	1.1 a 1.2	

- *Standard IEC 61000-4-30 "Testing and measurement techniques".*

El IEC (International Electrotechnical Commission) a través del Standard IEC 61000-4-30 establece los procedimientos para los instrumentos de medición de parámetros eléctricos de manera confiable. Este estándar establece dos clases de requerimientos de medida, la clase A es el requerimiento de medida de más exigencia proporcionando una mayor precisión mientras la clase B es la de menor exigencia. Este estándar abarca una variedad de fenómenos eléctricos tales como frecuencia de alimentación, magnitud de la tensión de alimentación, flicker, armónicos e interarmónicos, fluctuaciones de tensión (Huecos y sobretensiones), interrupciones, desequilibrios en la tensión de alimentación, transmisión de señales a través de la alimentación y cambios rápidos de tensión. Sin embargo, bajo determinadas circunstancias los periodos de tiempo establecidos en este estándar para el monitoreo de algunos eventos hace difícil comprobar su medición, ya que las estimaciones de los resultados obtenidos para diferentes periodos de tiempo varían. Por otra parte no especifica la tasa de muestreo que se debe utilizar para la medición, lo cual en caso de no ser suficiente repercute en determinar la existencia de algunos fenómenos.

- *Norma europea EN-50160 "Voltage characteristics of electricity supplied by public distribution systems"*

Este estándar define y describe los valores que caracterizan la tensión de alimentación suministrada al cliente en servicios de distribución pública de baja (Hasta 1KV) y media tensión (Desde 1 KV hasta 35 KV), tales como: frecuencia, amplitud de la tensión, variaciones de la tensión, variaciones rápidas de la tensión (amplitud y severidad del parpadeo), huecos de tensión, interrupciones breves y las interrupciones largas del suministro, sobretensiones temporales y transitorias, desequilibrio de la tensión suministrada, tensiones armónicas e interarmónicas y transmisión de señales de información. Un problema con este estándar es que solo cubre los requerimientos para la medición de los voltajes, además de no ser

suficientes los lineamientos establecidos para identificar la responsabilidad de problemas por parte del cliente o del proveedor de servicios presentes en la red eléctrica como huecos de tensión. Por otra parte en conexiones tipo Delta las mediciones son típicamente limitadas a voltajes line-to-line, lo cual esconde la presencia algunos fenómenos ocasionando que no se han tomados en cuenta para su análisis.

La tabla 4 muestra las variaciones de la fuente de voltaje de acuerdo a *EN-50160*.

Tabla 4. Variaciones en la fuente de voltaje de acuerdo a EN-50160 [61][7]

Variaciones en la fuente de voltaje		Magnitud	Duración
Cambios rapidos de voltaje		% 90	10 ms – varios ciclos (recuperacion)
Dips		90% < 1 %	10 ms < 60 s
Interrupciones en la fuente de voltaje	Cortas	< 1 %	< 3 min
	Largas	< 1 %	> 3 min
Sobrevoltajes temporales		> 110 %	Varios ciclos - días
Sobrevoltajes transitorios		> 110 %	1-100 μ s

2.7. Disturbios eléctricos

Los diferentes tipos de perturbaciones o fenómenos electromagnéticos que pueden ocurrir en un sistema eléctrico de potencia y que se consideran en el estudio de la calidad de la energía están basados en la norma IEEE Std. 1159-1995 (IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality). Básicamente la clasificación de los fenómenos electromagnéticos se da en siete categorías según sean las características de su espectro armónico, su duración y

su amplitud. Se tienen entonces fenómenos transitorios, variaciones de corta duración, variaciones de larga duración, desbalances de tensión, distorsión de la forma de onda, fluctuaciones de la tensión y variaciones de la frecuencia. A continuación se describe a detalle cada uno de ellos.

Transitorios electromagnéticos.

Son variaciones en la tensión y/o en la corriente y que tienen como duración máxima unas cuantas decenas de milisegundos. Los fenómenos transitorios son clasificados en dos tipos, de acuerdo a la característica de la forma de onda transitoria.

- Transitorio Impulsivo
- Transitorio Oscilante

El *transitorio impulsivo* (Ver Fig. 9) es típicamente ocasionado por descargas atmosféricas. Se caracteriza por ser un fenómeno de muy corta duración (desde nanosegundos hasta algunos milisegundos)

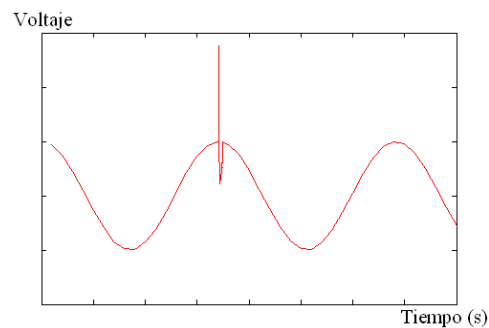


Fig. 9. Transitorio impulsivo

Los *transitorios oscilantes*, de acuerdo a su contenido espectral se clasifican en alta, media o baja frecuencia (Ver Fig. 10). Los transitorios oscilantes de alta frecuencia contienen componentes de frecuencia mayor a 500kHz y su duración es de algunos microsegundos. En su mayoría son debidos a algún tipo de switcheo. Estos fenómenos son encontrados típicamente en las redes de sub-transmisión y distribución y se deben entre otras cosas a la energización de bancos de capacitores, transformadores o a ferro-resonancia.

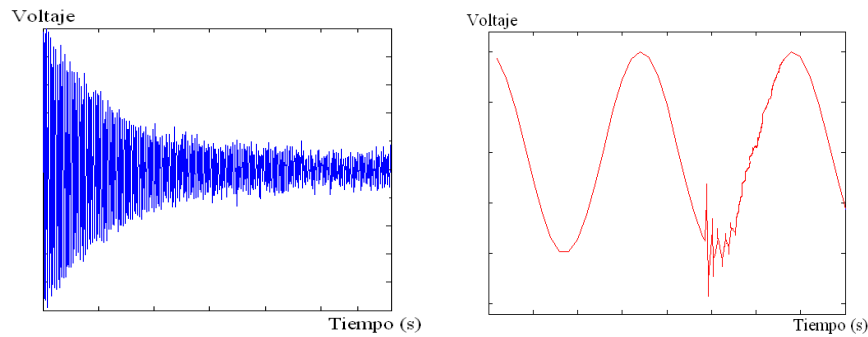


Fig. 10. Transitorios oscilantes

Variaciones de corta duración.

Son eventos de la red eléctrica con variaciones en la tensión de duraciones desde medio ciclo hasta un minuto y en donde la magnitud puede estar en el rango de un 10% a 120 % de su valor nominal.

De acuerdo a su duración, estas variaciones se clasifican en:

- Instantánea (0,5 a 30 ciclos)
- Momentánea (de 30 ciclos a 3 segundos)
- Temporal (de 3 segundos a 1 minuto)

De acuerdo al tipo de variación de la tensión, se tienen tres categorías:

- Interrupciones
- Sags, Dips o Huecos de Tensión
- Swells

Las *interrupciones* se presentan como descensos en la tensión menores a un 10% del valor nominal durante un período que no excede al minuto (Ver Fig. 11). A estas perturbaciones se les conoce también como micro cortes. Pueden ser ocasionados por fallas en la red eléctrica, fallas en los equipos o mal funcionamiento de algún control.

Los *sags* (o *dips* o *huecos de tensión*) son descensos de la tensión a valores del 90% al 10% del valor nominal de la onda durante un período de

tiempo que no excede al minuto (Ver Fig. 11). Estos son usualmente asociados con cortocircuitos en la red, la energización de grandes cargas, el arranque de grandes motores o la conmutación de condensadores.

Los *swells* son definidos por un incremento en la tensión con una duración desde medio ciclo hasta un minuto (Ver Fig. 11). Son sobretensiones momentáneas cuyos valores típicamente están entre 110 y 180 % de su valor. Son debidas a fallas en la red, maniobras o switcheos de grandes cargas.

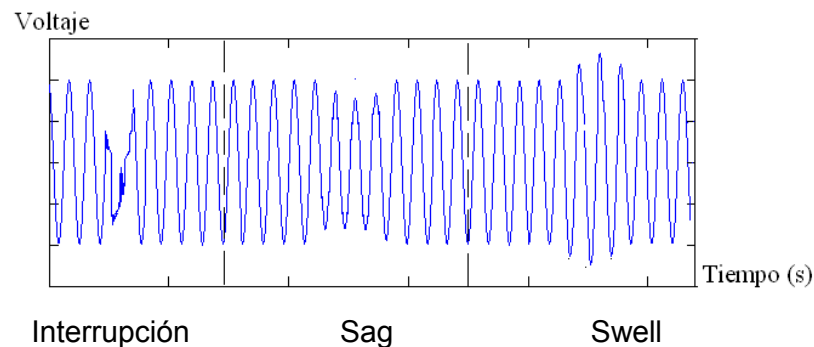


Fig.11. Variaciones de corta duración en la red eléctrica.

Variaciones de larga duración

Son eventos de la red eléctrica con variaciones en la tensión de duraciones mayores a un minuto. Generalmente son debidas a variaciones en la carga o por maniobras de reconexión en el sistema. En esta categoría hay tres tipos de fenómenos:

- Sobretensiones
- Subtensiones
- Interrupciones

Las *sobretensiones* consisten en incrementos de la tensión mayores al 110% de su valor nominal. Suelen presentarse debido a la desconexión de grandes cargas o bien fallas en la regulación de la tensión.

Las *subtensiones* son caídas de la tensión más allá del 90% de su valor nominal. Suelen aparecer en la conexión de grandes cargas y se mantienen hasta que el sistema de regulación de tensión lleva la tensión a su nivel de referencia.

Desbalance de la tensión

En esta categoría aparecen los fenómenos ligados a la aparición de componentes de secuencia negativa y cero. El desbalance de tensión es definido como la relación de las componentes de secuencia negativa o la componente de secuencia negativa con respecto a la secuencia positiva. Generalmente cuando se registran tensiones de secuencia negativa y cero son ocasionados por cargas desbalanceadas en la red eléctrica.

Distorsión de la forma de onda

Se puede definir como la desviación en estado estable de la forma de onda senoidal ideal y que se puede caracterizar por su contenido espectral. Se consideran cinco tipos de distorsión de onda:

- Componente de DC (DC Offset)
- Armónicas
- Interarmónicas
- Notching
- Ruido de alta frecuencia (Noise).

La presencia de una componente continua en un sistema de corriente alterna se le conoce como *componente de DC*. Puede ser originada por perturbaciones magnéticas o al efecto de rectificación de media onda. Esta componente puede ocasionar efectos adversos en núcleos de transformadores que pueden ser saturados en condiciones operativamente normales.

Los *armónicos* son tensiones o corrientes senoidales cuya frecuencia es múltiplo entero de la frecuencia fundamental del sistema eléctrico (Ver Fig. 12). Estas distorsiones son causadas por las características de operación no lineales de algunas cargas eléctricas tales como rectificadores y hornos de arco eléctrico.

Otros equipos que producen esta distorsión armónica son los balastos de estado sólido de los circuitos de alumbrado, los variadores de velocidad, los rectificadores, etc. (Duran *et al.*, 2002).

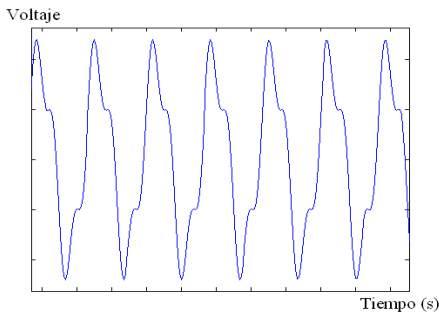


Fig.12. Señal contaminada con un tercer armónico

La repercusión de los armónicos presentes en la línea eléctrica generan problemas tales como:

- Fallas en sistemas electrónicos de control.
- Calentamiento de motores, transformadores, bancos de capacitores, y cableado en general, disminuyendo su vida útil y provocando que eventualmente fallen, ocasionando pérdidas económicas mayores debido al paro en la línea de producción durante su reparación, así como el costo del equipo dañado.
- Respuesta errónea de sistemas de protección.
- Sobrecarga de conductores neutro en sistemas trifásicos.
- Mediciones incorrectas de medidores Watts-Hora calibrados para ondas senoidales puras.
- Vibraciones mecánicas.
- Mala compensación de sistemas correctores de factor de potencia.
- Interferencia telefónica.
- Resonancia en serie y en paralelo.

Los *interarmónicos* son componentes de la tensión o de la corriente, cuya frecuencia no es un múltiplo entero de la frecuencia fundamental del sistema. Las principales fuentes de esta perturbación son los convertidores estáticos de frecuencia, los cicloconvertidores, los hornos de inducción y de arco eléctrico.

El *notching* es una perturbación de la tensión causada por la operación normal de convertidores electrónicos cuando la corriente es conmutada de una fase a otra. Se presenta como un fenómeno en estado estable con componentes de alta frecuencia (Ver Fig. 13).

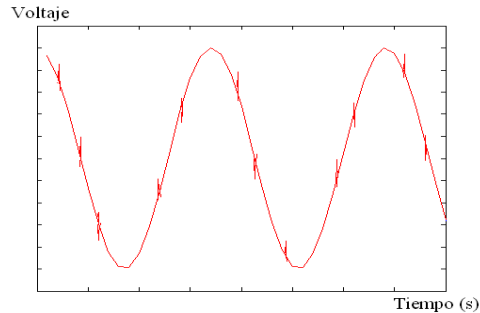


Fig. 13. Notching

El *ruido de alta frecuencia (noise)* se caracteriza por señales con un espectro armónico disperso, cuya frecuencia es inferior a 200kHz. Estas señales se encuentran superpuestas a las formas de onda de la tensión y/o la corriente. El ruido puede ser causado por dispositivos electrónicos o de control en general. Consiste en cualquier distorsión no deseada de la señal eléctrica.

Fluctuaciones de la tensión.

Son variaciones asimétricas de la envolvente de la tensión, las cuales pueden ser continuas o desviaciones aleatorias. Estas variaciones normalmente no exceden el rango de 0,95 a 1,05 pu. (Ver Fig. 14). El efecto visual causado por estas fluctuaciones es comúnmente llamado "*flicker*".

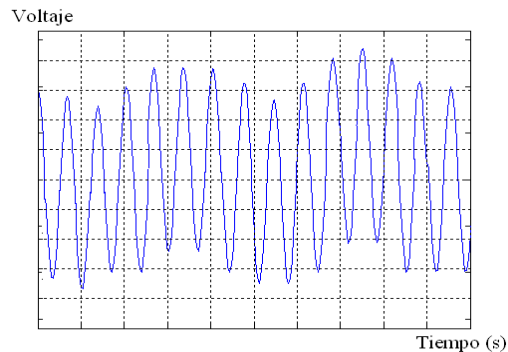


Fig. 14. Fluctuación de tensión (*flicker*).

Variaciones de la frecuencia

Las variaciones de frecuencia en el sistema eléctrico están relacionadas con la velocidad rotacional de los generadores del sistema eléctrico. La frecuencia es un parámetro que depende del balance entre la producción de energía y su consumo. Cuando se producen desequilibrios repentinos entre el balance de generación y carga se producen cambios en la frecuencia del sistema.

2.8. Técnicas de análisis para la CE

Para el análisis de las señales de voltaje y corriente es necesario conocer primeramente las componentes que integran a las señales, esto sus componentes armónicas. Para ello existen diversas herramientas que permiten transformar del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. Así mismo, esta transformación de espacios puede ser llevada a cabo dominios simultáneos entre el tiempo y la frecuencia, con lo que se obtiene información de las componentes frecuenciales de la señal en el momento en que estas se presentan. A continuación se muestran las principales técnicas de análisis en el área de la CE:

2.8.1. Transformada rápida de Fourier.

La forma más común para conocer las componentes armónicas en una señal es mediante el uso de la transformada de Fourier. La transformada discreta de Fourier (DFT, de sus siglas en inglés Discrete Fourier Transform) descrita en la ecuación (1) es optimizada aprovechando su periodicidad, lo que se conoce como la Transformada Rápida de Fourier (FFT, de sus siglas en inglés Fast Fourier Transform). La FFT debe su éxito al hecho que el algoritmo reduce el número de multiplicaciones y adiciones requeridas en el cálculo respecto a la DFT.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

Dicha transformada proporciona el espectro de una señal en frecuencia, desde 0 Hz hasta la frecuencia de muestreo, la cual es dividida entre el número de muestras adquiridas con lo que se obtiene la resolución Δ_f del algoritmo, esto es

$$\Delta_f = \frac{f_s}{N} \quad (2)$$

Donde

f_s = frecuencia de muestreo

N = Número de muestras adquiridas

El espectro resultante es solo válido en la mitad de la frecuencia de muestreo de forma que se cumple con el teorema de Nyquist.

2.8.2. Transformada de Fourier de tiempo corto (STFT)

Se obtiene de la realización de varias FFT's ventaneadas en tiempo, lo cual permite conocer el espectro de la señal respecto a los intervalos de tiempo seleccionados. El cuadrado de la STFT es conocido como espectrograma el cual se muestra en la ecuación (3).

$$SPx(t, \omega) = |Sx(t, \omega)|^2 = \left| \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)h(t - \tau)e^{-j\omega\tau} dt \right|^2 \quad (3)$$

2.8.3. Wavelets.

Entre las herramientas tradicionales de análisis de sistemas eléctricos de potencia se encuentran algoritmos basados en la transformada de Fourier, filtros de Kalman, etc. Estas herramientas son apropiadas para el monitoreo en estado estacionario, pero para perturbaciones no estacionarias como los sags, swells, transitorios oscilatorios o impulsivos, o fluctuaciones de tensión se tienen limitaciones. Si ocurre un transitorio, las formas de onda asociadas no son periódicas conteniendo oscilaciones de alta y baja frecuencia superpuestas a la frecuencia del sistema eléctrico. En tal situación, debido a que la transformada de Fourier realiza un promedio de la contribución de las frecuencias se pierde la localización de la perturbación en el tiempo.

El análisis mediante Wavelets supera esta limitación, realizando un procesado de la señal que proporciona información en tiempo y en frecuencia. Por ello, la transformada Wavelet es una potente ayuda para el análisis, estudio e interpretación de los distintos fenómenos transitorios que se pueden presentar en un sistema eléctrico de potencia.

De una forma sencilla puede decirse que las condiciones que una onda debe cumplir para ser una Wavelet son:

- Debe ser oscilatoria.
- Debe decaer rápidamente a cero (es distinta de cero en un corto período de la función).
- Debe tener un valor medio nulo.

Un ejemplo de Wavelet se muestra en la Fig. 15.



Fig. 15. Wavelet Daubechies de 20 coeficientes

A través de la transformada Wavelet, la señal original es representada como la suma de Wavelets en diferentes localizaciones (posiciones) y escalas (duración). Los coeficientes de la transformada son los pesos de cada Wavelet para representar la señal en esas localizaciones y escalas.

La transformada Wavelet discreta (DWT) es suficiente para descomponer y reconstruir la mayoría de los problemas de calidad de la energía. Brinda suficiente información y su uso significa una importante reducción en tiempos de operación computacional.

El modo de empleo de la transformada DWT es realizado a través de un árbol de descomposiciones por nivel frecuencial, el cual consiste en la separación sucesiva

de componentes de baja y alta frecuencia conocidos como aproximación y detalle respectivamente. En donde cada nivel de descomposición parte de un nodo '0', '1', '2' y '3' que representa la banda en frecuencia. Este árbol se ilustra en la figura 16.

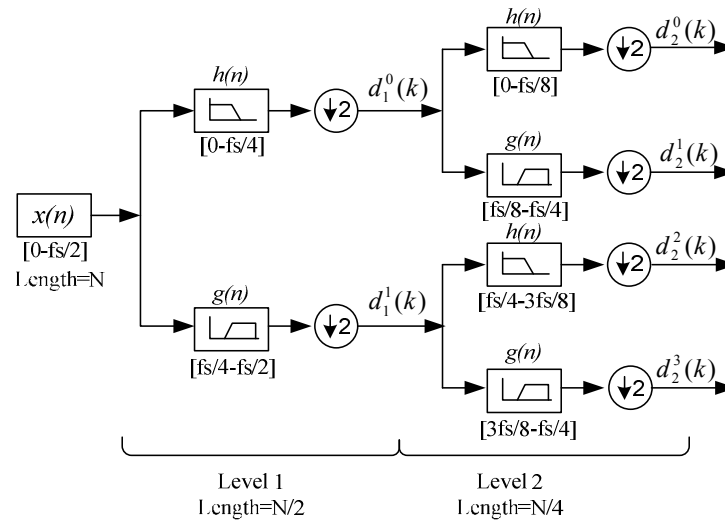


Fig. 16. Árbol de descomposición Wavelet

Los coeficientes para cada nivel de descomposición j y nodo k en el árbol de descomposición puede ser computado mediante las siguientes ecuaciones recursivas (4) y (5):

$$d_j^{2i}(k) = \sum_n h(n) d_{j-1}^i(2k - n) \quad (4)$$

$$d_j^{2i+1}(k) = \sum_n g(n) d_{j-1}^i(2k - n) \quad (5)$$

donde i es el número del nodo o índice en la banda de frecuencia.

2.8.4. Métodos paramétricos y no paramétricos.

Un problema muy común y con grandes aplicaciones prácticas en procesamiento de señales es estimar la densidad espectral de potencia de una señal aleatoria estacionaria. Decimos "estimar" puesto que, como la señal es un proceso

estocástico (estacionario) dada la naturaleza estocástica del mismo no es posible determinar con absoluta precisión su densidad espectral de potencia a no ser que dispongamos de un registro infinito de la señal.

Las técnicas de estimación se dividen en dos grupos:

No Paramétricas. Están basadas siempre de una u otra forma en el cálculo del periodograma. Algunos ejemplos de técnicas no paramétrica es calcular la transformada de Fourier de una señal para estimar su espectro, suavizado utilizando una ventana espectral, método de Welch, etc.

Paramétricas. Consisten en suponer un determinado modelo para el proceso estocástico (método de Burg, método de la covarianza modificado, MUSIC, Yule-walker, modelos AR, MA, ARMA, la transformada Chirp Z, etc.) y en la estimación de los parámetros de estos modelos mediante técnicas de predicción lineal (filtrado lineal óptimo) u otros métodos.

Transformada S (ST).

La ST es una wavelet compleja basada en componentes senoidales y en una ventana de análisis gaussiana de ancho variable y multiplicada por un factor de fase, donde la función de la desviación estándar varía inversamente con la frecuencia. También puede ser vista como una *corrección de fase* de la transformada wavelet o como una ventana de tiempo variable de la transformada de Fourier que simultáneamente localiza los espectros reales e imaginarios de la señal, esto corresponde a la ecuación (6).

$$S(f, \tau, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(\tau - t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (6)$$

Donde la función $g(t)$ se describe en la ecuación (7)

$$g(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\Pi}} e^{-\left(\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (7)$$

La desviación estándar (σ) es una función inversa de la frecuencia como se muestra en (8) [88]

$$\sigma(f) = T = \frac{1}{f} \quad (8)$$

Esta función por otra parte se presenta con algunas modificaciones con el fin de

tener más versatilidad en la selección de la función ventana, tal es el caso de presentando la siguiente modificación:

$$\sigma(f) = \frac{\sqrt{a^2 + b^2}}{a + \frac{b}{\sqrt{f}}} \quad (9)$$

Donde a y b son constantes positivas las cuales controlan las oscilaciones de la ventana.

2.8.6. Comparativa de los métodos

A continuación se presenta una comparativa de los diversos métodos presentados anteriormente.

Tabla 5. Comparativa de los principales métodos de análisis de señales

METODO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
STFT	Brinda un buen panorama general cuando existen notorios cambios en el tiempo de las componentes en frecuencia de la señal, por su naturaleza respecto a la FFT es altamente usada debido a la sencillez en su implementación	Dependiendo del ancho de ventana seleccionada se encuentra limitada su resolución temporal y frecuencial al no tener un control sobre las propiedades dinámicas de la señal. Sufre de chorreos y componentes espurias en el resultado
Wavelet	Buena resolución frecuencial y temporal	La obtención de componentes de altas frecuencias en regiones de cortas requiere de altos recursos computacionales. Este proceso está muy influido por el ruido

		<p>superpuesto a la señal y la naturaleza iterativa de los algoritmos basados en la transformada wavelet que requieren diferentes frecuencias de muestreo de sub-bandas de frecuencia diferentes.</p> <p>Errores al inicio y final de los niveles de descomposición de la señal</p>
Banco de filtros	Baja complejidad computacional [25].	<p>La precisión en los resultados depende del diseño del filtro, en donde cada filtro equivale a un rango de frecuencias específico, por lo diversos rangos requieren de varios filtros.</p>
Transformada S	<p>La corrección de fase asegura que la amplitud de los picos son regiones de fase estacionaria.</p> <p>La fase del espectro es referida al origen del eje del tiempo o referida a un punto</p> <p>Las componentes real e imaginaria del espectro pueden ser localizadas en tiempo.</p>	<p>Grandes chorreos, lo cual en ocasiones genera altos niveles de traslapes entre las frecuencias.</p>

Métodos Paramétricos	Una excelente resolución en tiempo y frecuencia	Uso de grandes recursos computacionales y tiempo de procesamiento
----------------------	---	---

2.9. Indicadores de la CE

Para determinar el impacto de la CE se emplean los índices de la calidad de la energía (ICE). Las definiciones matemáticas para calcular ICE se muestran en la presente sección, en la cual se parte de las señales de voltaje y corriente descritas a continuación (Lara *et al*, 2008).

$$V(t) = \sum_{n=1}^N V_n \sin(2\pi n f_o t + \theta_n) \quad (10)$$

$$I(t) = \sum_{n=1}^N I_n \sin(2\pi n f_o t + \phi_n) \quad (11)$$

donde V_n e I_n son los valores pico de los armónicos de voltaje y corriente, N es el número máximo de armónicos que serán analizados, f_o es la frecuencia fundamental de la línea eléctrica, θ_n y ϕ_n son la fase del n-ésimo armónico.

Índices en el Dominio del Tiempo. Los índices de la calidad de la energía: V_{pico} , I_{pico} , y $Spico$ se obtienen en el dominio de tiempo como los valores máximos presentes en el intervalo analizado.

$$V_{pico} = \max(V(t)) \quad (12)$$

$$I_{pico} = \max(I(t)) \quad (13)$$

$$Spico = \max [| V(t) \cdot I(t) |] \quad (14)$$

Índices en el Dominio de la Frecuencia. Los siguientes índices se obtienen en el dominio de la frecuencia. Una vez aplicada la transformada rápida de Fourier de las señales de voltajes y corrientes, se obtienen la magnitud y fase de las componentes en frecuencia.

Voltaje y corriente rms (root mean square): Están definidos por las ecuaciones en (15), donde V_n e I_n son valores de la magnitud de cada uno de los armónicos.

$$V_{rms} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sum_{n=1}^N V_n^2} \quad , \quad I_{rms} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sum_{n=1}^N I_n^2} \quad (15)$$

Factor cresta: Es la relación entre la corriente pico instantánea requerida por la carga y su valor rms (root mean square):

$$V_{cresta} = \frac{V_{pico}}{V_{rms}} \quad , \quad I_{cresta} = \frac{I_{pico}}{I_{rms}} \quad (16)$$

En una senoidal perfecta de amplitud 1, el valor rms es 0.707 y por consiguiente el factor cresta es 1.41. Señales con un factor de cresta mayor o menor a este valor indican distorsión. Así mismo, este factor da una idea global de la señal analizada, estando relacionada con desgaste de baleros, engranes y cavitación en sistemas mecánicos, produciendo vibraciones con mas repercusiones negativas. Un factor cresta alto genera un rápido envejecimiento del aislamiento en motores de inducción.

Contribución armónica de voltaje y corriente: Se define con la siguiente relación:

$$V_{HC} = \sqrt{\sum_{n=2}^N V_n^2} \quad , \quad I_{HC} = \sqrt{\sum_{n=2}^N I_n^2} \quad (17)$$

Distorsión armónica total/fundamental: Es una medida del grado de distorsión de una señal debido a sus componentes armónicas. Valores mayores de THD indican un factor de distorsión mayor. Esta proporción puede ser referida tanto a la magnitud de la frecuencia fundamental como al valor rms de la señal.

Referida a la fundamental:

$$THDV_{fund} = \frac{VHC}{V_1} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N V_n^2}}{V_1} \times 100 \quad , \quad THDI_{fund} = \frac{IHC}{I_1} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N I_n^2}}{I_1} \times 100 \quad (18)$$

Donde V_1 e I_1 son las magnitudes de las componentes fundamentales de voltaje y corriente respectivamente.

Referida al valor rms total:

$$THDV_{rms} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N V_n^2}}{V_{rms}} \times 100 \quad , \quad THDI_{rms} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N I_n^2}}{I_{rms}} \times 100 \quad (19)$$

Factor de potencia de distorsión: El factor de potencia de distorsión describe como la distorsión armónica de la corriente disminuye la potencia promedio transferida a la carga.

$$DPF = \frac{I_1}{I_{rms}} \quad (20)$$

El triángulo de potencias para sistemas no senoidales de la figura 17 expresa que la potencia aparente o total S [VA] está conformada por las componentes de potencia de distorsión D [VA_d] y la potencia resultante en el plano horizontal entre la potencia real P [Watts] y la potencia reactiva Q [VA_r].

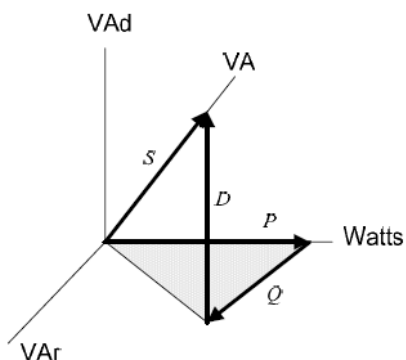


Fig.17. Triángulo de potencias para sistemas no senoidales

Potencia aparente: Es la potencia total consumida por el circuito igual al producto del voltaje y corriente rms.

$$S = V_{rms} \cdot I_{rms} \quad (21)$$

Potencia real: Es la potencia consumida por carga resistiva. Se define como:

$$P = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N V_n I_n \cos(\theta_n - \phi_n) \quad (22)$$

Potencia reactiva: Es la potencia almacenada en forma de campo eléctrico y magnético en cargas inductivas y capacitivas. Esta potencia representa un consumo de energía pero no generan trabajo útil.

$$Q = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N V_n I_n \sin(\theta_n - \phi_n) \quad (23)$$

Potencia de distorsión: Se define conforme la siguiente fórmula:

$$D = \sqrt{S^2 - Q^2 - P^2} \quad (24)$$

Factor de potencia: Expresa el defasamiento entre las componentes fundamentales de voltaje y corriente, tomando en cuenta su signo. [Adelanto/Atraso en fase] .Se define como:

$$FP = \cos(\theta_1 - \phi_1) \quad (25)$$

Donde θ_1 es la fase de la componente fundamental de voltaje y ϕ_1 de la corriente (Lara *et al*, 2008).

CAPÍTULO III

Metodología

3.1. Descripción general de la metodología

De acuerdo a las necesidades anteriormente descritas y su problemática, el diagrama de la figure 18 muestra un esquema a bloques de la relación mutua que existe entre la máquina y la CE, así como esta misma con otras cargas o maquinaria. La calidad de la energía (PQ) cubre diversos aspectos relacionados con la forma de onda de voltajes y corrientes, las cuales tienen una relación directa con las cargas alimentadas.



Fig.18. Interacción entre cargas y la CE

Como parte fundamental de la metodología se presenta el diseño de un equipo propio para el monitoreo de la calidad de la energía, el cual permite analizar los diferentes casos de estudio planteados.

3.2 Sistema de monitoreo de CE

El monitoreo de variables eléctricas en los sistemas de potencia constituye una necesidad esencial para diversas aplicaciones industriales y científicas, tales como el monitoreo de la calidad de la energía, diagnóstico y monitoreo de máquinas eléctricas, sistemas de protección, control entre otros. Los equipos existentes en el mercado desarrollados para este fin realizan la interpretación de las variables eléctricas por medio de diversos algoritmos con el fin de cubrir las necesidades para cada aplicación, sin embargo en muchas ocasiones cuentan con funciones que no son explotadas en su totalidad, lo cual por una parte contribuye a elevar su costo. Debido a la gran diversidad de aplicaciones existentes en el monitoreo de variables eléctricas, es de gran ayuda contar con sistemas adquisición y procesamiento de señales eléctricas que permitan la reconfiguración en su arquitectura para poder adecuarse de manera específica a las diversas tareas a un bajo costo. En este trabajo se presenta un sistema

reconfigurable para el monitoreo de variables eléctricas basado en tecnología FPGA (Field Programmable Gate Array) de bajo costo. Este sistema es capaz de adquirir las señales de voltaje y corriente en los sistemas trifásicos, se muestra la capacidad del sistema para reconfigurarse y poder utilizarse aplicando diversos algoritmos acorde a las necesidades particulares de cada aplicación. Así mismo, el sistema ofrece la posibilidad de la implementación de un algoritmo en un SoC (System on-a chip) para casos particulares o de propósito especial.

En la figura 19 se muestra el sistema desarrollado para el monitoreo de las señales de voltaje y corriente en los sistemas trifásicos de baja tensión.



Fig. 19. Sistema de monitoreo eléctrico basado en FPGA

La figura 20 muestra el diagrama a bloques del sistema.

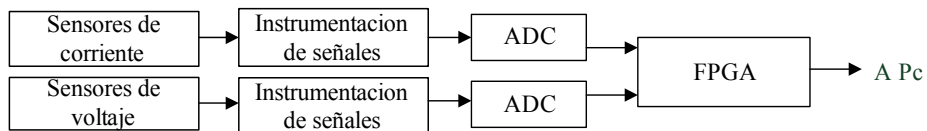


Fig. 20. Diagrama a bloques del sistema de monitoreo

El sistema de monitoreo desarrollado consta de 4 sensores de efecto hall para el monitoreo de las corrientes de fase y la corriente del neutro. Este tipo de sensores presentan excelentes características de precisión, un ancho de banda grande así como la capacidad de sensado para corrientes tanto de AC como de DC. Por otra parte, se monitorean las 3 señales de voltaje del sistema eléctrico utilizando un divisor de voltaje y un amplificador de aislamiento para obtener aislamiento galvánico entre el sistema eléctrico y el instrumento de medición, la señal es obtenida de forma diferencial por medio de un convertidor DC-DC para el

desacople entre las referencias. Esto permite la medición de voltajes entre fases $V_{\text{fase-fase}}$ o voltajes de fase a neutro $V_{\text{fase-neutro}}$. La ganancia utilizada para compensar la diferencia de magnitudes entre $V_{\text{fase-fase}}$ y $V_{\text{fase-neutro}}$ es seleccionada mediante un jumper de forma que se obtiene la mitad del voltaje en el rango dinámico del convertidor, tal y como establece el estándar IEC 61000-4-30.

3.2.1. Sensores e instrumentación

La figura 21a y 21b muestra respectivamente los diagramas utilizados para las etapas de sensado e instrumentación de las corrientes y voltajes.

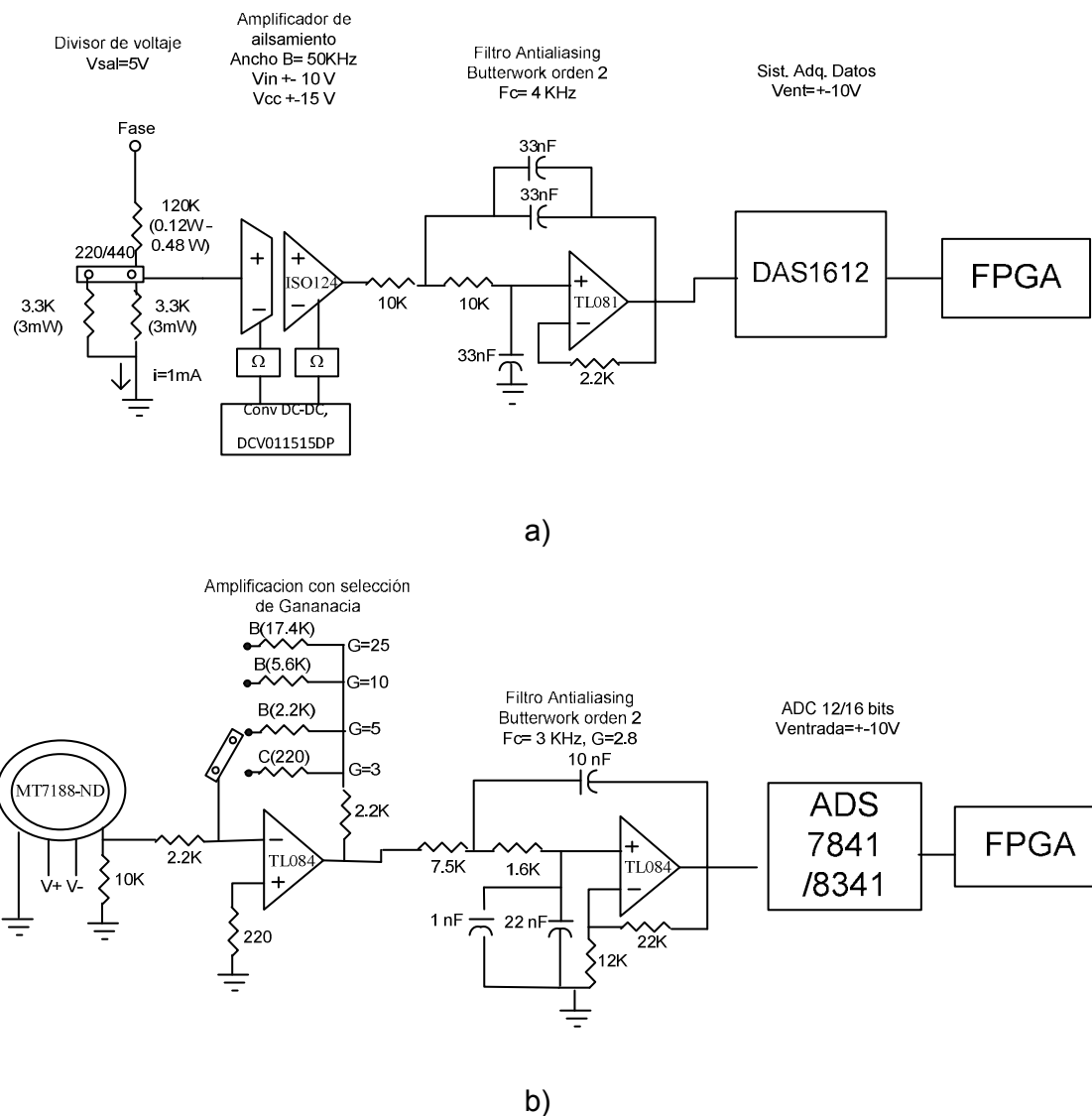


Fig. 21. Instrumentación de sensores de a) voltaje y b) corriente.

La instrumentación de los sensores de corriente es conformada por una etapa de ganancia con selección y un filtro antialiasing. De manera similar las señales de voltaje son filtradas por medio de un filtro antialiasing. Los filtros antialiasing son filtros butterworth de segundo orden con una frecuencia de corte de 3 KHz. La figura 22 muestra una fotografía de la tarjeta diseñada para el acondicionamiento de las señales de voltajes y corrientes.

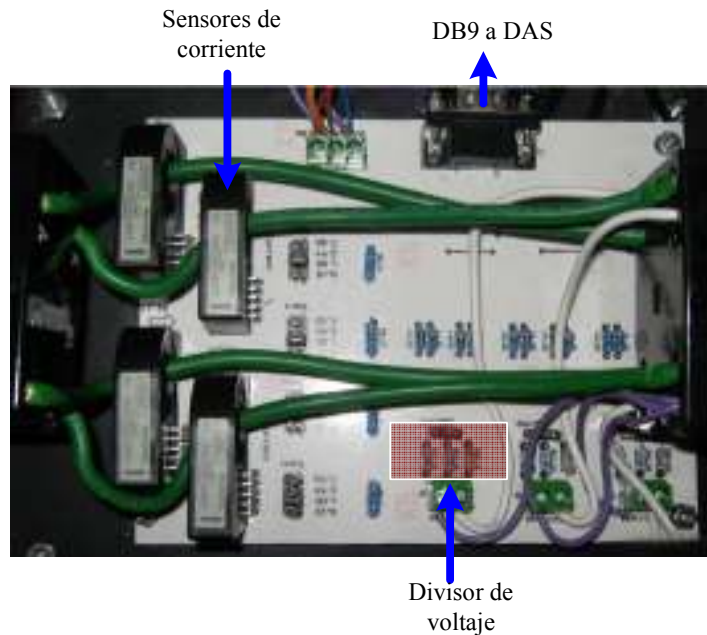


Fig. 22. Tarjeta para la etapa de acondicionamiento de señales.

3.2.2. Adquisición de señales

La etapa de conversión digital analógica puede utilizar un convertidor analógico digital ADS7886 con una resolución de 12 bits o puede ser reemplazado por un ADS8341 de 16 bits. Este sistema es diseñado para obtener una tasa máxima de muestreo de 6000 muestra/s y cuenta con 20 MHz de transmisión serial para su procesamiento en una PC. El sistema de adquisición de datos (ADS) recibe una señal que determina la frecuencia de muestreo deseada, esta señal es proveniente de un controlador embebido en el FPGA. Posteriormente las señales digitales son multiplexadas y pueden ser almacenadas en memorias externas localizadas en la tarjeta que contiene el FPGA.

3.2.3. Procesamiento de señales

De acuerdo a los diferentes casos de estudios planteados las metodologías y el procesamiento de la señal es realizado dependiendo de los estudios deseados. Dichas metodologías hacen uso de los herramientas de procesamiento digital de señales como filtros y diezmado, así como el empleo de transformadas en el dominio del tiempo y frecuencia y el cálculo de los ICE básicos. La descripción detallada de los algoritmos y técnicas empleadas se presentan en la descripción de cada uno de los casos de estudio.

3.3. Casos de estudio

Con el objetivo de cubrir un panorama completo de la interacción de la calidad de la energía y las máquinas CNC, se presentan los siguientes casos de estudio generales:

- CASO 1: La repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC.
- CASO 2: La repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura.
- CASO 3: La repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje.

Estos casos de estudio son descritos a detalle a continuación:

3.3.1. Repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC

Este caso de estudio es establecido para conocer el impacto de la maquinaria CNC en la calidad de la energía. En el cual se realiza el maquinado de una pieza mediante un torno CNC reconvertido. Este proceso de maquinado del torno involucra la operación simultánea de los diversos componentes que la integran, lo cual conlleva a la interacción de diversos equipos que normalmente afectan a la CE.

Primeramente se realiza la conexión del sistema de monitoreo de calidad de energía propio al sistema eléctrico que alimenta al torno CNC, esto es mostrado en la figura 23. Para la realización de las pruebas de desbaste se montó el portaherramientas con un buril al carro de la máquina CNC.

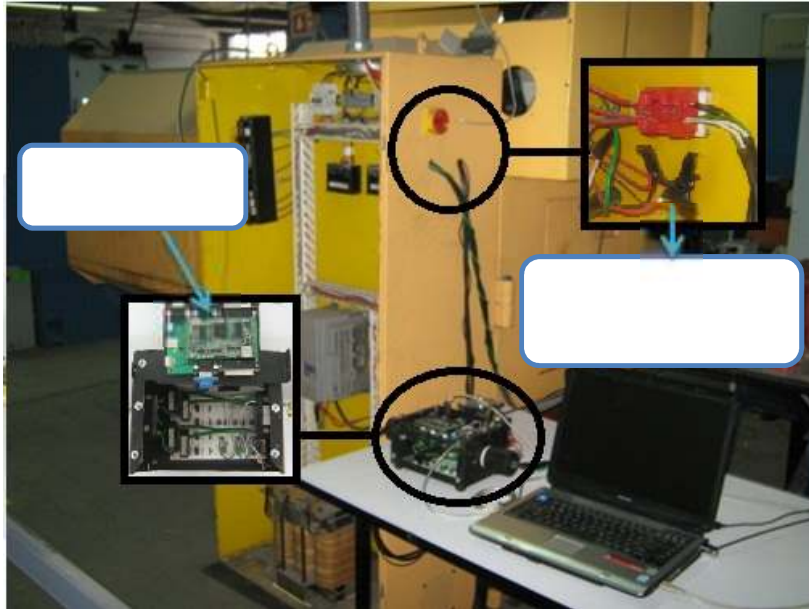


Fig.23. Sistema de monitoreo conectado al torno CNC

Posteriormente, se programó el torno CNC para realizar el maquinado, empezando con un desplazamiento en el eje X que desbasta el material y posiciona la herramienta de corte a la distancia de careo, posteriormente realiza el corte en el eje Z. En esta prueba se realizaron 10 maquinados con la misma velocidad de corte 9.1 m/min y profundidad 3.17mm. De tal manera que se utilizó un tiempo de 10 segundos por prueba utilizando una frecuencia de muestreo f_s de 6000 Hz. Para el ensayo de desbaste se utilizó un redondo de acero 1045 con un diámetro de 2 in, ver figura 24.



Fig.24. Prueba de maquinado

Para el análisis de la CE se obtuvieron los principales ICE, los cuales al estar basados en la FFT pueden ser obtenidos a lo largo del tiempo mediante la STFT. El diagrama de la figura 25 corresponde a la metodología utilizada y al procesamiento en software Matlab para el análisis de la CE.

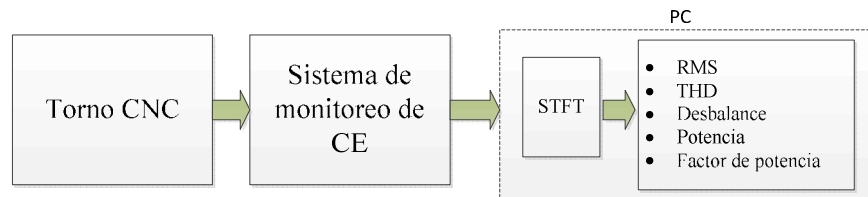


Fig. 25. Metodología para el caso de estudio 1.

3.3.2. Repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura

Este caso de estudio se presenta para establecer como los diferentes equipos que se encuentran ubicados en una celda de manufactura ocasionan que cualquier repercusión que tengan las máquinas en el suministro de voltaje afecta a las otras, principalmente a las más susceptibles a variaciones de voltaje, particularmente en el caso de las máquinas CNC.

Primeramente, para la realización de este estudio son adquiridas las señales de voltaje trifásicas mediante el sistema de monitoreo eléctrico ubicado en el punto de conexión del torno reconvertido a CNC y la fuente de alimentación.

La metodología propuesta consiste como primer paso en obtener la transformada S (ST) ya que es un algoritmo eficiente para la detección de disturbios eléctricos como sags y swells, y permite conocer el momento de la presencia de alguna anomalía en la señal de voltaje. En seguida se realiza un filtrado y normalizado de las señales con el objeto de uniformizar el criterio de detección de los disturbios entre las diferentes pruebas. La normalización corresponde a la diferencia entre la media de un intervalo de la señal en condiciones normales y la señal. Posteriormente, la señal es analizada en dos intervalos a partir del momento de la detección del disturbio, estos son el intervalo previo al disturbio y durante la presencia del disturbio. La transformada rápida de Fourier (FFT) es aplicada a ambas secciones a partir de las cuales se evalúan los PQI: RMS, THD y el porcentaje de desbalance. Por último, los resultados obtenidos son comparados para conocer el impacto de las máquinas sobre las operaciones del torno. La figura 26 muestra la metodología empleada para este caso de estudio.

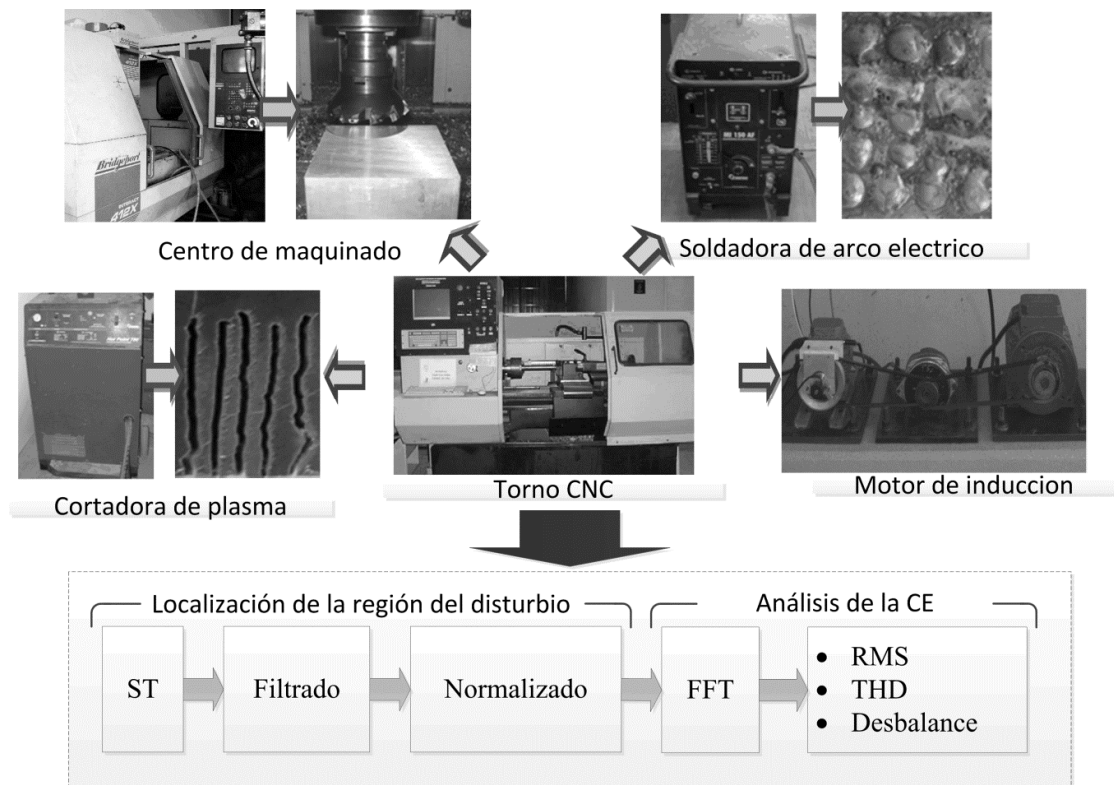


Fig. 26. Metodología para el caso de estudio 2.

Localización de la región del disturbio. Para conocer el momento de las variaciones de voltaje se emplea la ST centrada en la frecuencia fundamental f_f de la red eléctrica (60 Hz). Debido a oscilaciones propias de la línea de voltaje y al umbral pequeño de detección se emplea un filtro de promedio móvil sobre el resultado de la ST, este filtro permite suavizar pequeñas variaciones en la señal y mejorar la detección de las caídas de voltaje. Por otra parte, la señal es normalizada respecto a un intervalo de la señal en condiciones normales, esto con el objetivo de compensar diferentes niveles de voltaje en el sistema eléctrico presentes en diferentes tiempos.

Análisis de la CE. Para determinar el impacto de la PQ antes del disturbio (BD) y durante el disturbio (DD) en el torno CNC se emplean los PQI: RMS, THD y el porcentaje de desbalance, los cuales permiten conocer los efectos negativos en los motores del husillo.

La figura 27a muestra el torno reconvertido a CNC empleado para el monitoreo y análisis de los efectos de otras máquinas. Así mismo, la figura 27b presenta la puesta del experimento, mostrando el sistema de monitoreo de energía eléctrica junto a la PC conectados en el punto de conexión con la fuente de voltaje. El sistema de monitoreo tiene una frecuencia de muestreo de 12 kHz para cada una de las señales de voltaje del sistema trifásico.

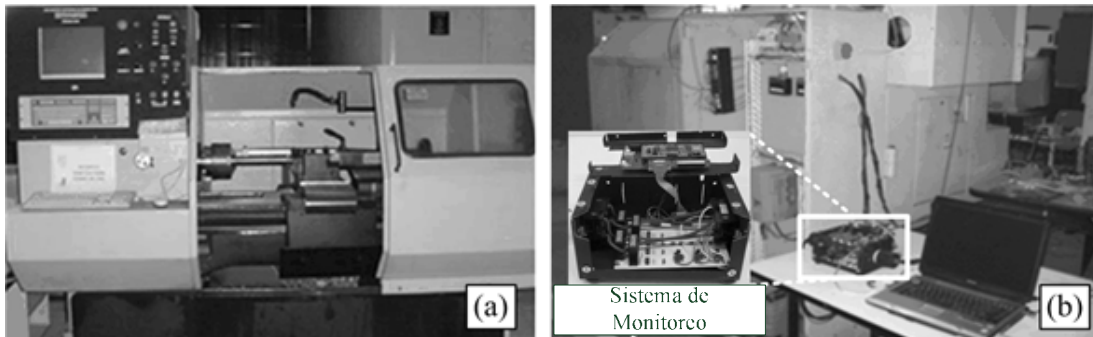


Fig. 27— Puesta del experimento. (a) Torno reconvertido CNC. (b) Sistema de monitoreo de la CE conectado al torno.

Los equipos utilizados para realizar los casos de estudio en la celda de manufactura son: soldadora de arco eléctrico, centro de maquinado, cortadora de plasma y motor de inducción. El torno reconvertido CNC es monitoreado manteniendo constante la velocidad del husillo a 900 rpm durante la operación individual de las máquinas utilizadas. Los casos de estudio y las condiciones de operación de los equipos empleados son descritos a continuación:

- a) Soldadora de arco eléctrico. En este caso de estudio, se emplea la soldadora de arco eléctrico para realizar varios puntos de soldadura en una placa de acero; el rango de ajuste de la máquina es de 70 A conectado a 220 V mediante 2 fases del sistema eléctrico.
- b) Centro de maquinado. En este caso es desbastado un bloque de aluminio para su funcionamiento. Este equipo es operado con tres fases a 220 V y tiene una potencia nominal de 30 VA.
- c) Cortadora de plasma. Esta prueba es realizada haciendo 2 cortes en una placa de acero de 63.5 mm de espesor, al igual que la soldadora de arco eléctrico el equipo es conectado a 2 fases del sistema eléctrico para alimentarlo a 220 V.
- d) Motor de inducción. Se realiza el arranque del motor de inducción de 5 hp mediante un arrancador a tensión plena. El motor es trabajado en vacío y conectado mediante 3 fases del sistema eléctrico a 220 V.

3.3.3. Repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje

Este caso de estudio presenta la repercusión de variaciones de voltaje diferentes porcentajes de variación de sags o bajos voltajes durante la operación de maquinado en un torno CNC, mostrando el comportamiento de las diferentes partes que componen a la maquinaria a través del monitoreo de diversas variables físicas y la manera en que estas tienen un nivel de afectación en el acabado superficial de la pieza de trabajo. De acuerdo a lo reportado en la bibliografía, los sags son los disturbios eléctricos más comunes en la industria y la principal causa de problemas relacionados con el mal funcionamiento, daños o

decrementos en la vida útil de los equipos así como interrupciones en los procesos de producción

Generador de sags

Para la realización de este caso de estudio, fue necesario el diseño de un generador de sags, el cual permite establecer el porcentaje en la magnitud del disturbio y el tiempo de duración del mismo. Para ello se utilizaron 3 autotransformadores, un transformador trifásico y 6 interruptores de estado sólido SSR (*State Solid Relay*, de sus siglas en inglés). En donde estos últimos establecen las condiciones de voltaje a la salida del generador de sags, esto es si el voltaje es nominal o de menor magnitud, así como el tiempo de duración del disturbio. Para ello, la señal de activación del disturbio es sincronizada con el sistema de monitoreo de CE para la realización de las pruebas. La figura 28 muestra el diagrama correspondiente a una de las fases del generador sags.

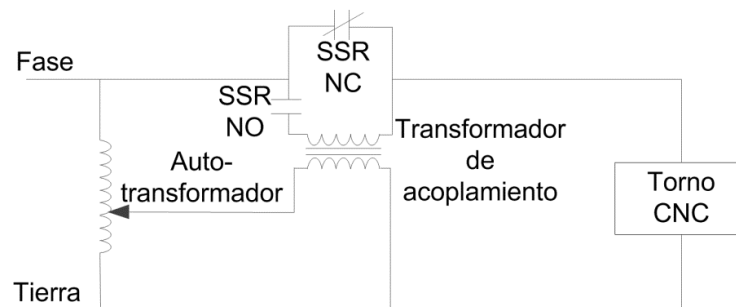


Fig. 28. Diagrama del generador de sags de voltaje de una fase.

La metodología utilizada para este caso de estudio es mostrada en la figura 29. La figura 29.a muestra el generador de sags, así como el sistema de adquisición de datos y la PC. La figura 29.b muestra el torno utilizado para la experimentación. Posteriormente, en la figura 29.c se presentan las variables a reportar monitoreadas durante el disturbio eléctrico.

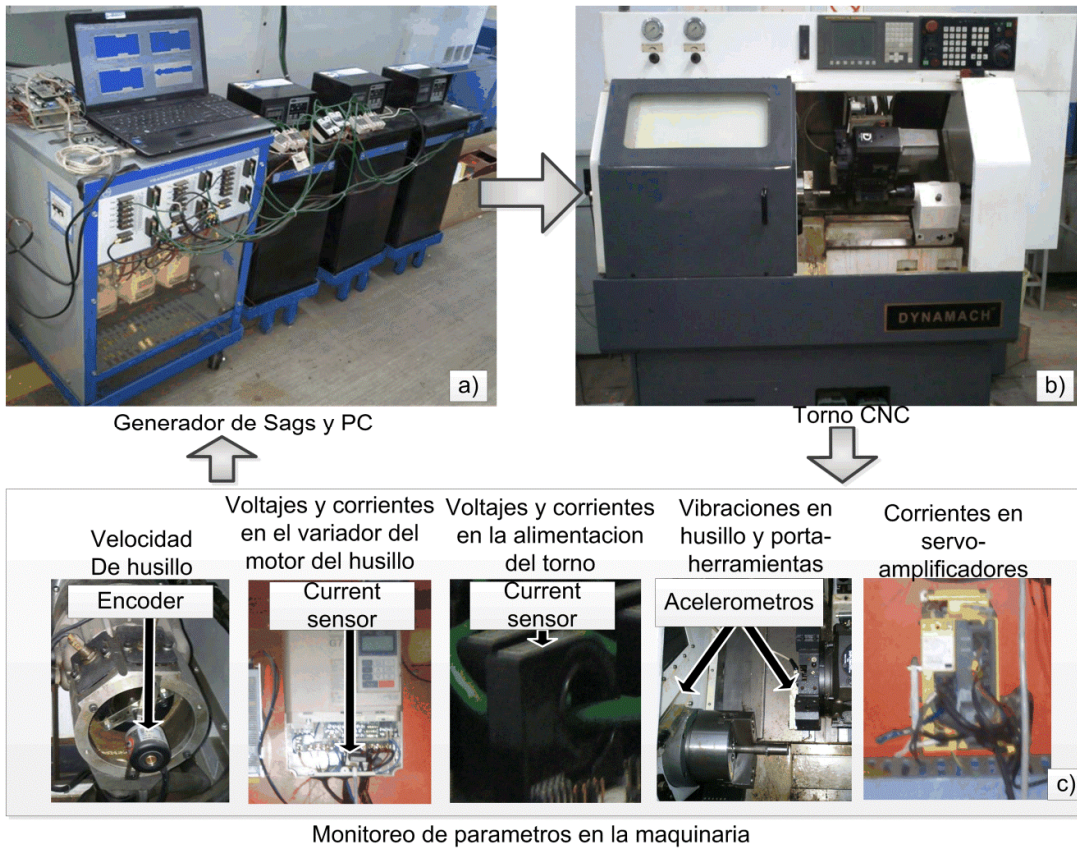


Fig. 29. Metodología para el caso de estudio 3.

Por ultimo las señales son analizadas y se realizan las mediciones de rugosidad a lo largo de las piezas. La figura 30 muestra el equipo utilizado para la medición de la rugosidad en las piezas maquinadas.



Fig 30. Medición de la rugosidad

Las pruebas realizadas para este caso de estudio fueron realizadas con diferentes magnitudes de porcentajes de sag. Cubriendo los siguientes casos:

- Sin sag o referencia
- 10 % de sag
- 15 % de sag
- 20 % de sag
- 25 % de sag

Para la realización del maquinado se hizo un cilindrado sobre una pieza de acero redondo de 25.4 mm AISI 1045 empleando anticongelante, la profundidad de corte fue de 1 mm a una velocidad del husillo de 1250 rpm. El análisis de las pruebas realizadas se efectuó en los primeros 14 s de monitoreo y el disturbio eléctrico tiene una duración de 4 s partiendo a los 8 s.

CAPÍTULO IV

Resultados

4.1. Análisis de la repercusión en la calidad de la energía debido a máquinas CNC

A continuación se presentan los resultados del caso de estudio 1, presentando los valores de los principales ICE. Los cuales son presentados para cada una de las fases de la siguiente manera: azul, rojo y negro que corresponden a las fases A, B y C respectivamente.

Primeramente, en la figura 31 se muestra las señales correspondientes a cada una de las fases monitoreadas, en la cual se observa que la señal sufre variaciones a lo largo del tiempo, lo cual justifica su análisis mediante la herramienta STFT.

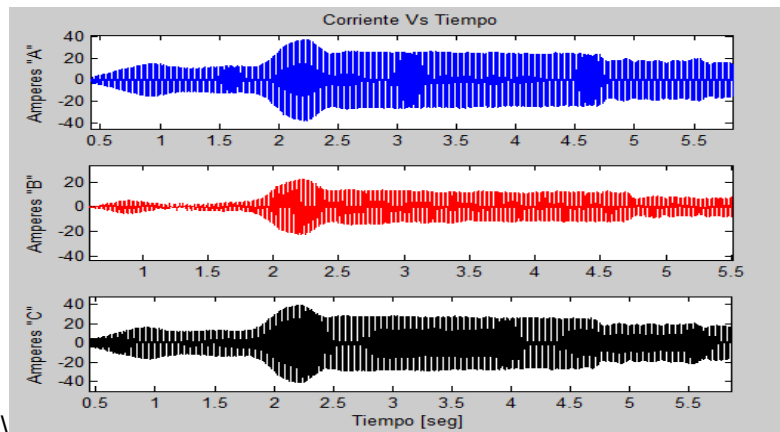


Fig.31. Corrientes durante el maquinado

El índice RMS de las señales de corrientes se muestra en la figura 32. Durante el primer segundo se presenta la aceleración del husillo hasta llegar a su velocidad programada, posteriormente, en el segundo 2 existe un incremento considerable en el momento que entra a maquinarse la pieza. La demanda de corriente se uniformiza posteriormente hasta llegar al segundo 4.7, en donde deja de cortar la pieza para por último detener el husillo en el segundo 5.8.

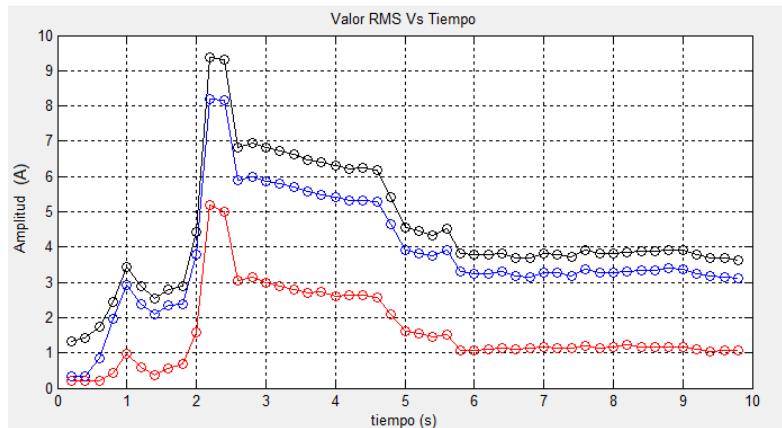


Fig.32. Valores RMS de corriente

La gráfica de la figura 33, muestra los valores RMS de las señales de voltaje trifásicos, mostrando cambios en su magnitud en los segundos 2 y 6, los cuales corresponde al momento que empieza y termina el maquinado respectivamente.

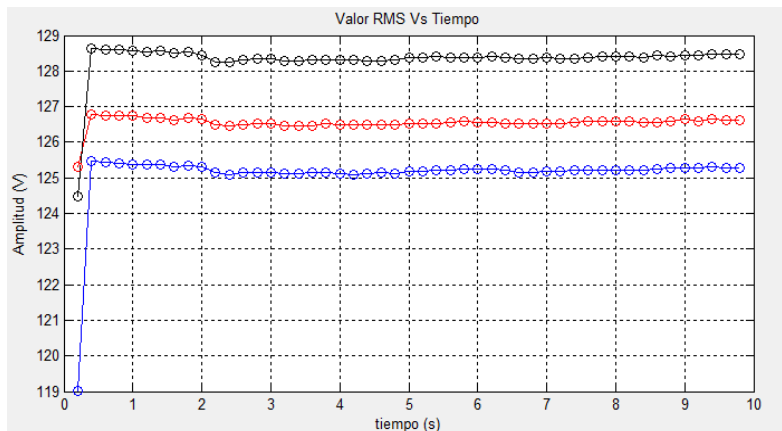


Fig.33. Valores RMS de voltaje

Los índices THD correspondientes a las señales de corriente y voltaje corresponde a las figuras 34 y 35. El comienzo de la gráfica de la figura 34, muestra como al momento en que opera el variador que alimenta al husillo la relación armónica incrementa más del doble de su valor. Posteriormente, este valor THD de corriente presenta un decremento al momento del maquinado, el cual no es notorio al termino del mismo, esto indica que la relación del contenido armónico se mantiene constante y la variación presentada en el segundo 2 es debida al relación relativa con respecto a la frecuencia fundamental que tuvo un

crecimiento considerable. Por otra parte, la influencia en el contenido armónico debido a la maquinaria en la alimentación de voltaje no presenta cambios considerables y se presenta un cambio mínimo en el segundo 2.

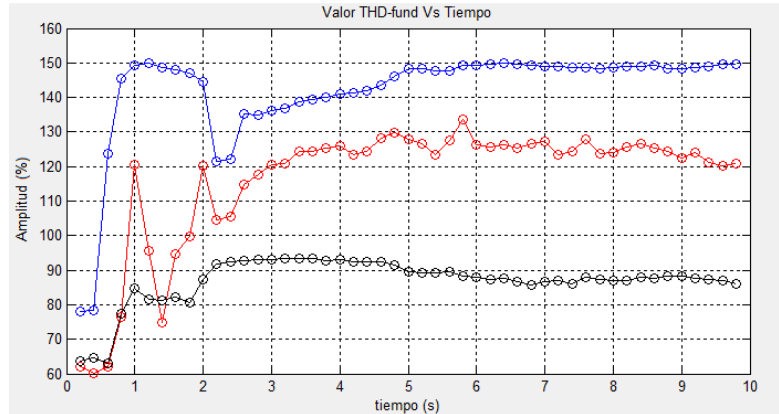


Fig.34. Valores THD de corriente

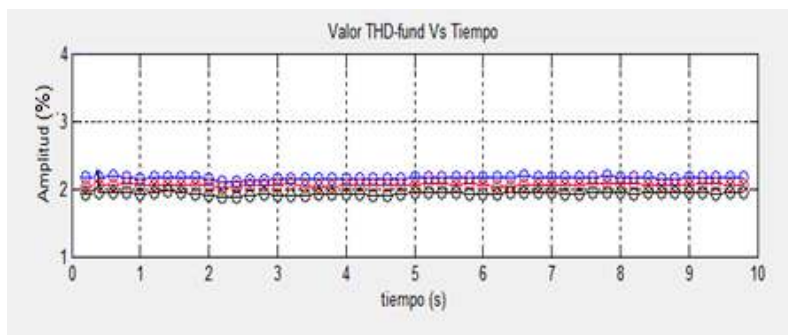


Fig.35. Valores THD de voltaje

Respecto al desbalance de corrientes y voltajes, se presentaron cambios significativos solo en corriente, figura 36 y 37, respectivamente. La relación entre las magnitudes de la corriente se mejora en el segundo 2, esto es debido a que las corrientes equilibradas en el motor del husillo se incrementan notoriamente con respecto al resto de la prueba.

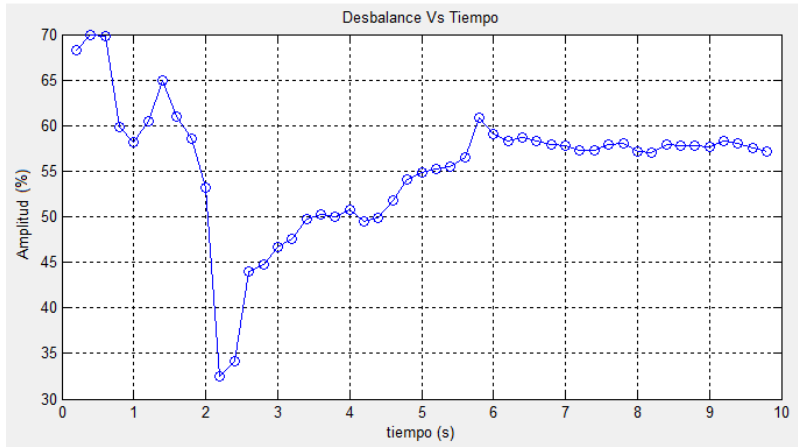


Fig.36. Valor de desbalance de corrientes

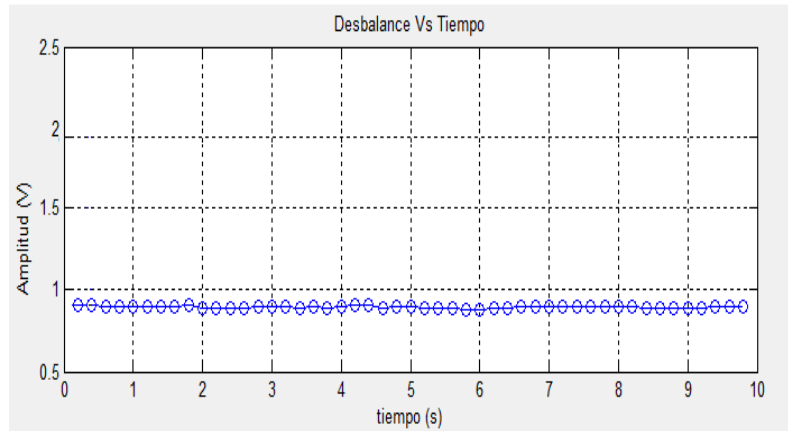


Fig.37. Valor de desbalance de voltajes

En la gráfica 38, se presenta la potencia total consumida por la carga, la cual es un reflejo de la corriente consumida al mantenerse constante el voltaje.

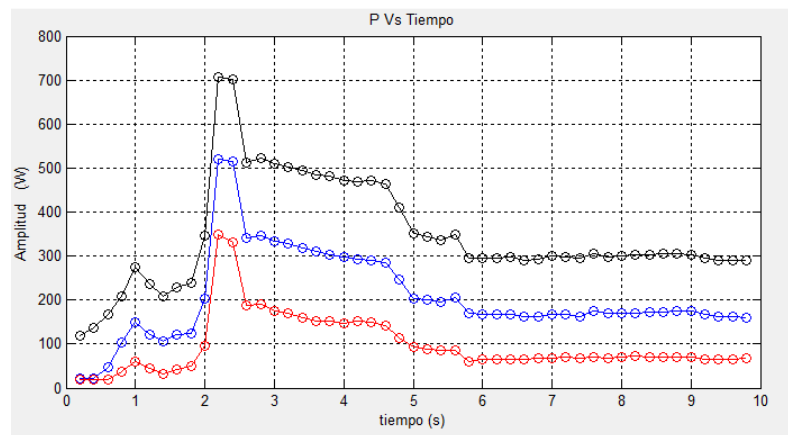


Fig.38. Valores potencia total

Por último, en la figura 39 se muestra el factor de potencia para cada una de las fases. En ella se observa que el factor de potencia sufre variaciones al momento de maquinarse y se estabiliza tomando un valor menor.

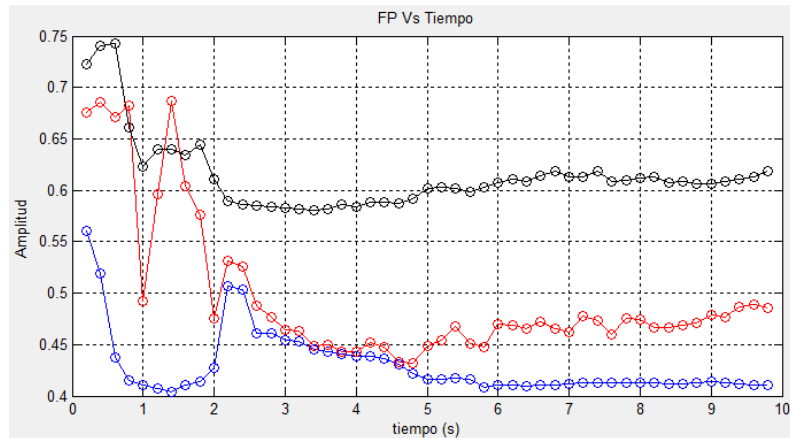


Fig.39. Valores de factores de potencia

4.2. Análisis de la repercusión de diversas cargas eléctricas en una celda de manufactura

En la figura 40 se muestran los efectos de las caídas de voltaje en la línea cuando opera de forma simultánea la soldadora de arco eléctrico, la figura 40a muestra el resultado de la primer caída de voltaje detectada por el algoritmo de localización de las regiones de disturbio sobre una de las fases de voltaje y la figura 40b muestra la señal original de la fase de voltaje. Del mismo modo, la figura 41 muestra la caída de voltaje debida a la operación simultánea del centro de maquinado, la figura 41a corresponde al algoritmo de localización de regiones de disturbio y la figura 41b presenta la correspondiente fase de voltaje. Posteriormente, la figura 42 presenta el caso de estudio para la cortadora de plasma, la figura 42a muestra la localización de uno de los cortes efectuados para esta prueba y la figura 42b la señal de voltaje correspondiente. Por último, en la figura 43 se presenta el caso de estudio del motor de inducción, la figura 43a muestra la detección de la caída de voltaje generada durante su operación simultánea y la figura 43b la fase de voltaje original. El algoritmo para la localización de las regiones de disturbio corresponde a la ST filtrada y

normalizada sobre una de las fases de las señales de voltaje, esto permite obtener el contorno de las señales de voltaje alrededor de un nivel de 0 V sin la presencia de disturbios en la línea de voltaje. Para la localización de las caídas de voltaje es utilizado un umbral de detección de 0.15 V. A partir de la localización del inicio del disturbio se ubican a la izquierda y a la derecha las dos ventanas de análisis BD y DD respectivamente.

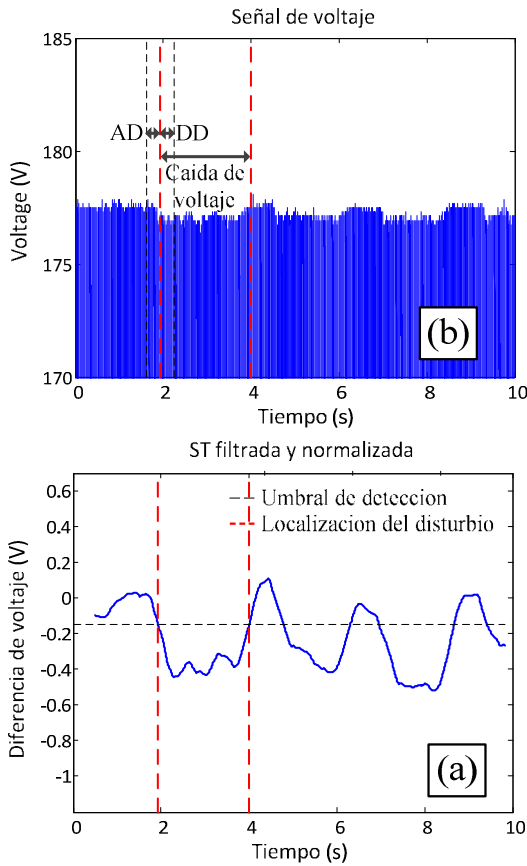


Fig. 40. Efecto de la fuente de voltaje debido a soldadora de arco eléctrico: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje

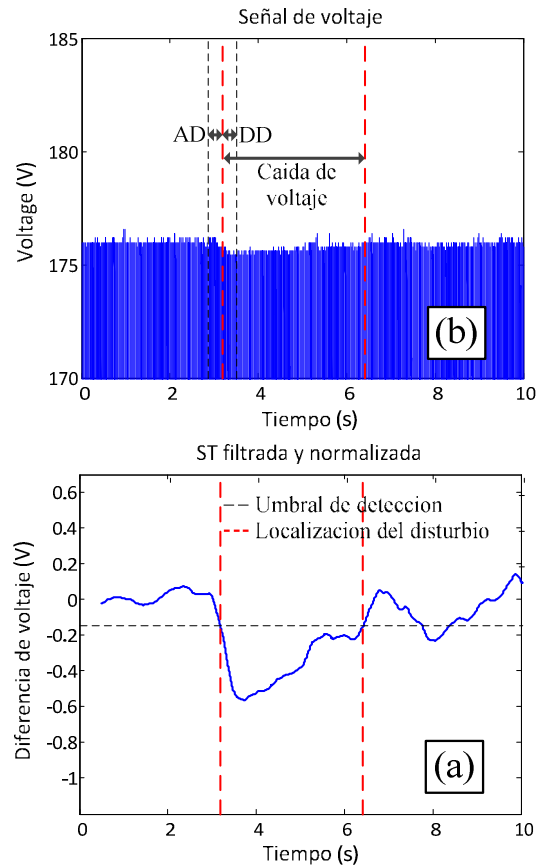


Fig. 41. Efecto de la fuente de voltaje debido a centro de maquinado: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje

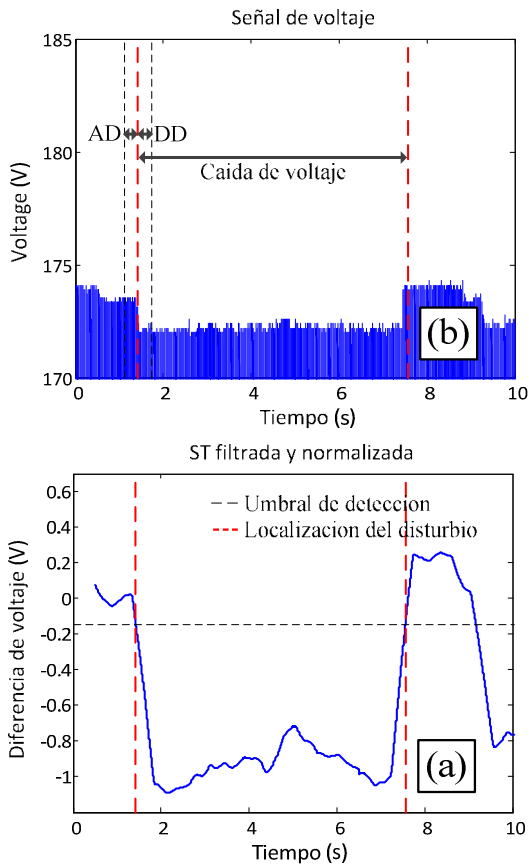


Fig. 42. Efecto de la fuente de voltaje debido a cortadora de plasma: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje

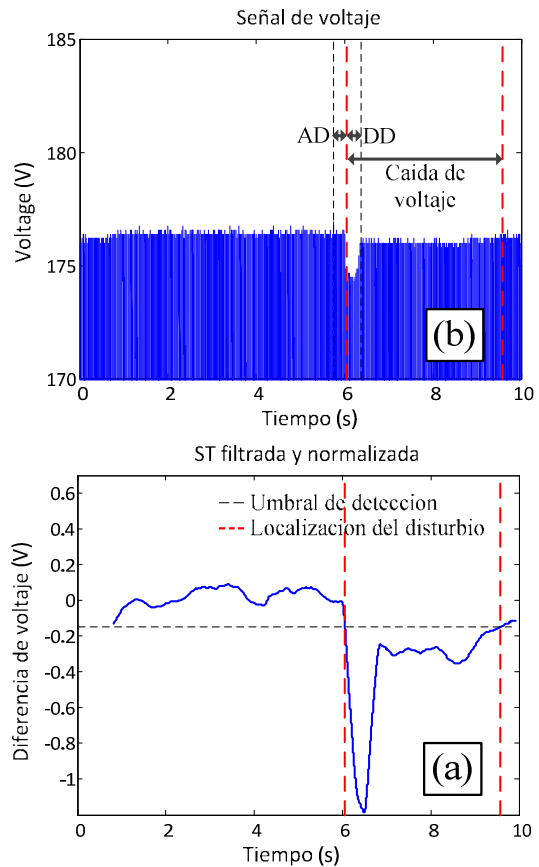


Fig. 43. Efecto de la fuente de voltaje debido a motor de inducción: a) ST filtrada y normalizada, b) Fase de voltaje

La cuantificación de la repercusión de la calidad de la energía se muestra en la tabla 6 a través de la evaluación de los PQI (RMS, THD y desbalance de voltaje) correspondientes a las ventanas de análisis: antes del disturbio (AD) y durante el disturbio (DD). Además, se presenta el porcentaje de la diferencia de estos valores $\Delta U\%$ respecto al valor AD, así como el tiempo de duración de la caída de voltaje para cada prueba.

Tabla 6. ICE debido a cada caso de estudio AD, DD y valores $\Delta U\%$.

Caso de estudio		RMS	THD	Desbalance de voltaje (%)	Duración disturbio (s)
Soldadora de arco eléctrico	BD	127.6895	1.4167	0.4829	1.98
	DD	127.3672	1.4268	0.5707	
	$\Delta U\%$	-0.2524	0.7153	18.1904	
Centro de maquinado	BD	127.2485	1.2736	0.6617	3.24
	DD	126.8855	1.2627	0.6810	
	$\Delta U\%$	-0.2853	-0.8574	2.9272	
Cortadora de plasma	BD	125.8093	1.5345	0.5903	6.23
	DD	125.1643	1.5028	0.8768	
	$\Delta U\%$	-0.5127	-2.0687	48.5343	
Motor de inducción	BD	127.7987	1.4899	0.5319	2.91
	DD	126.5086	1.5154	0.5673	
	$\Delta U\%$	-1.0094	1.7102	6.6490	

En los diferentes casos de estudio se presenta en la tabla 2 una disminución en los valores RMS DD, el mayor $\Delta U\%$ del valor RMS es debida al motor de inducción. Por otra parte, los $\Delta U\%$ de THD indican un aumento relativo en el contenido armónico de las señales para los casos de estudio de la soldadora de arco eléctrico y el motor de inducción, mientras que el centro de maquinado y la cortadora de plasma presentan una disminución, en donde esta última genera una mayor diferencia de distorsión armónica. Por último, el $\Delta U\%$ del porcentaje de desbalance muestra que los equipos conectados a 2 fases como la soldadora de arco eléctrico y la cortadora de plasma poseen mucho mayor porcentaje de desequilibrio que el resto de los casos de estudio con alimentación trifásica. En general, los PQI muestran la alteración de la PQ durante la operación de los equipos en la celda de manufactura.

Las mayores repercusiones debidas a caídas de voltaje son el arranque del motor y la cortadora de plasma, la capacidad de los equipos es un factor que se debe tomar en cuenta, ya que una mayor demanda de potencia ocasiona mayores

niveles de caída de voltaje en el sistema y por consiguiente mayores repercusiones. Así mismo, la duración de las caídas de voltaje depende de las condiciones de operación de los equipos, las cual equivale al tiempo de estrés al que están sometidos otros equipos. Por otra parte, en la tabla 2 son mostrados los porcentaje de variación THD y el porcentaje de desbalance que son factores que repercuten a los tornos mediante el incremento de vibraciones y oscilaciones en el torque y velocidad del husillo. En donde el porcentaje de desbalance se ve mayormente afectado en la presencia de cargas monofásicas.

4.3. Análisis de la repercusión de torno CNC debida a variaciones de bajo voltaje

En la figura 44 se muestra cambio de las formas de onda de voltaje y de corriente en el torno CNC y a la entrada de alimentación del motor del husillo. Primeramente en la figura 44.a Se muestra el voltaje aplicado a la maquinaria, este corresponde a la salida del generador de sags. Así mismo, la figura 44.b presenta la corriente consumida en una de las fases de alimentación de la maquinaria, en donde se presenta con diferentes magnitudes las diferentes condiciones del torno, tal y como se indica en la figura, esto es: el incremento de corriente durante el arranque, posteriormente el husillo girando libremente en estado estable, el punto de comienzo del maquinado y su variación al momento de la presencia del sag. Posteriormente, en la figura 44.c y 44.d se presentan el voltaje y corriente de una de las fases de la salida del variador, respectivamente. Esto corresponde al voltaje y corriente del motor del husillo.

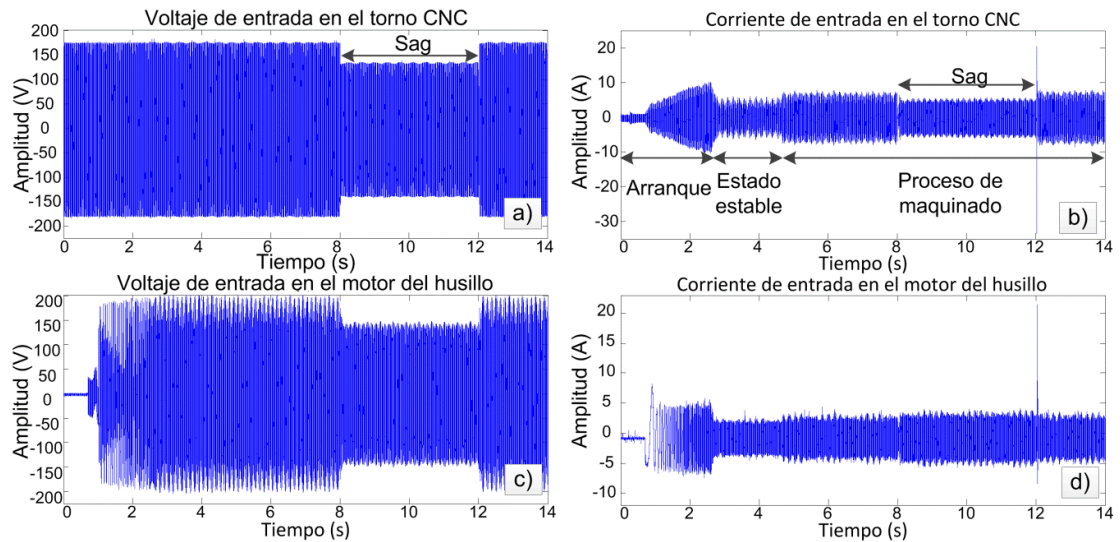


Fig.44. Señales eléctricas: a) Voltaje de entrada del torno CNC, b) corriente de entrada del torno CNC, c) voltaje de entrada del motor del husillo, d) corriente de alimentación del motor del husillo.

La figura 45 presenta la corriente correspondiente de los servomotores en las bancadas para el eje Z y X respectivamente, las cuales sufren un cambio en su valor durante la presencia del sag

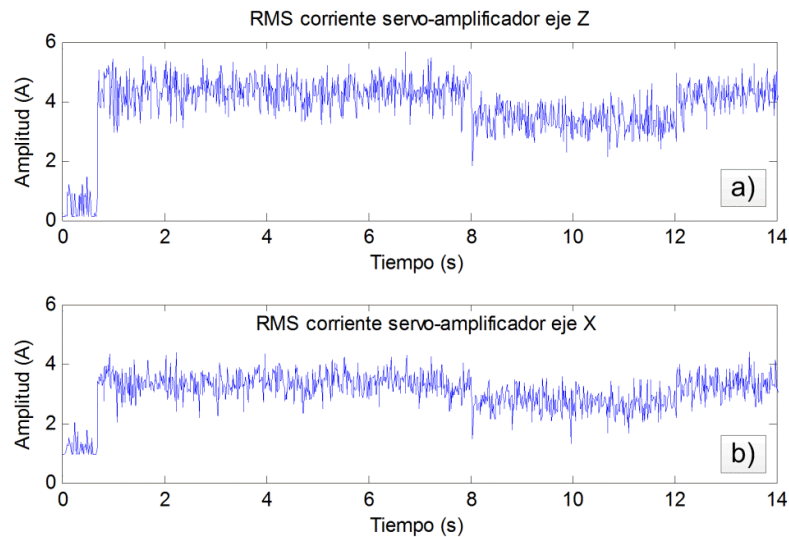


Fig.45. Señales de corrientes en los servo-amplificadores: a) eje z, b) eje x

Así mismo en la figura 46, se muestran los valores RMS de las señales de aceleración ubicados en el porta-herramientas y en el husillo para los ejes X, Y y

Z, respectivamente. Estas señales manifiestan el momento en que el torno empieza a maquinarse. Sin embargo, no es notoria la presencia del sag durante el maquinado.

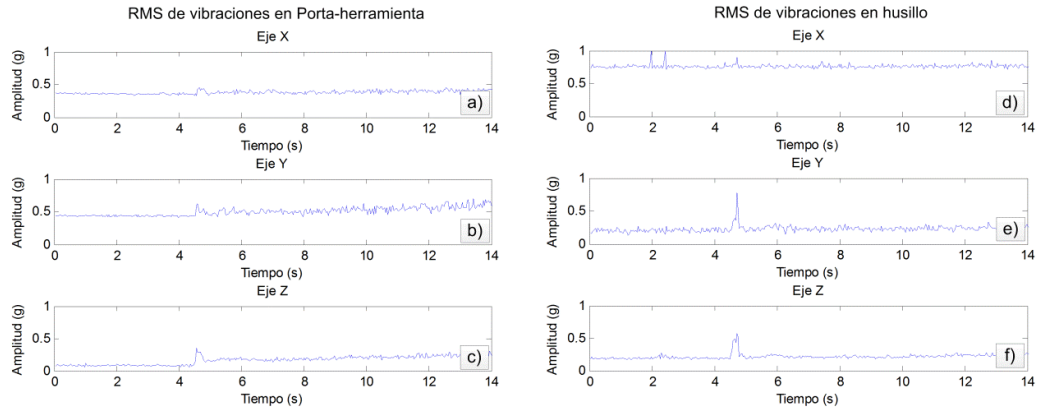


Fig.46. RMS de las señales de vibraciones: a) porta-herramientas eje X, b) porta-herramientas eje Y, c) porta-herramientas eje Z, d) husillo eje X, e) husillo eje Y, f) husillo eje Z.

La figura 47a presenta las diferentes variaciones de corriente durante la realización de las pruebas para cada uno de los casos de estudio. Así mismo, una vez obtenidas las señales de rugosidad de las piezas con el rugosímetro, se calcularon los valores del índice de rugosidad R_a , lo cual se muestra en la figura 47b. Como se puede observar existen variaciones en la rugosidad, generando desuniformidades en la pieza maquinada. Por último las figuras 47c y 47d muestran una estimación de la potencia y el torque del torno, respectivamente. Para el caso del sag de 25 % se genera una sobre corriente en el instante del restablecimiento del sag, ocasionando la activación de protecciones internas del torno y su paro total.

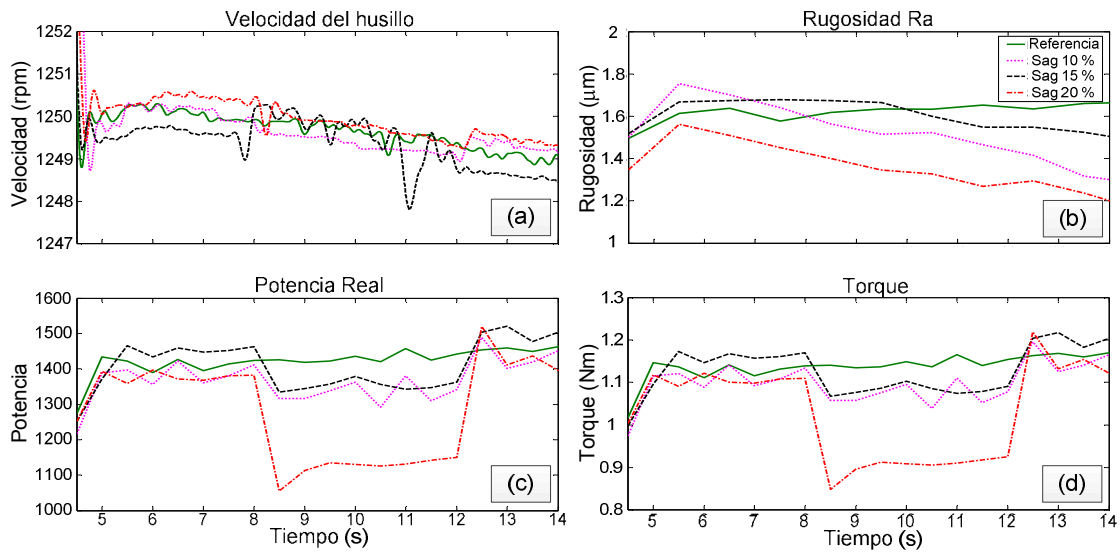


Fig.47. Repercusión de sags en CNC a) Velocidades en el husillo, b) Rugosidad de la pieza, c) Potencia, d) Torque

En la tabla 7 se presenta la relación numérica obtenida entre la diferencia del torque respecto a la prueba sin perturbación (ΔTL) y la diferencia de rugosidad (ΔRa) durante la presencia de los sags.

Tabla 7. Variaciones en torque y rugosidad debido a voltajes sags

Porcentaje de sag	$\Delta TL(N.m)$	$\Delta Ra(\mu m)$
10%	0.0784	0.1184
15%	0.0621	0.0125
20%	0.2464	0.2983
>25%	Paro total de la maquinaria	

De los resultados de la tabla 7, pueden ser observados que existe una relación entre las variaciones de torque y las variaciones de rugosidad. Dicha relación aparentemente no proporcional al porcentaje de voltaje sag es debida al control en el motor del husillo que realiza el variador de velocidad. Así mismo, es importante resaltar que para valores mayores de caída de voltaje del 25% la maquinaria tiende a parar por completo, lo cual es problema grave en la industria

al para la producción. Lo cual en muchas ocasiones genera incertidumbre en el personal técnico al desconocer la presencia de las variaciones de voltaje y por tanto no encontrar razón aparente al paro de la maquinaria.

CONCLUSIONES

CONCLUSIONES

Del desarrollo de esta tesis se obtuvo un prototipo de sistema de monitoreo y análisis de la calidad de la energía, este permite analizar diferentes condiciones de la CE adecuándose a las necesidades de diferentes sistemas y/o equipos. Así mismo se desarrolló un sistema para la generación de disturbios eléctricos de bajo voltaje, el cual permite realizar diversas investigaciones en la afectación y control de perturbaciones eléctricas.

El caso de estudio correspondiente a la repercusión del torno CNC a la calidad de la energía durante el maquinado de una pieza involucra la operación en combinación todos los componentes que la integran. La cual, al ser una prueba transitoria manifiesta diferentes valores en los índices a lo largo del tiempo. Dichos índices presentan variaciones en sus valores principalmente a la hora de que la herramienta empieza a devastar la pieza, manifestándose de la siguiente manera: un incremento en los valores de corriente RMS, pico y cresta, así como en potencias real reactiva y aparente, por otra parte se presentaron en ese instante un decremento del factor de potencia, distorsión armónica y desbalance de corrientes, en los cuales estos últimos son debido a su relación relativa con respecto a la frecuencia fundamental que se incrementa sustancialmente en las tres fases de alimentación. Así mismo, en los índices de voltaje se presentó pequeños cambios de bajo voltaje durante el instante que se empieza a maquinar debidos al incremento repentino de la corriente.

En relación a las pruebas realizadas en el segundo caso de estudio, se muestra como la conexión de los equipos en el mismo bus eléctrico en las celdas de manufactura genera variaciones en la fuente de voltaje, mostrando además un novedoso algoritmo basado en la ST para la detección de pequeñas caídas de voltaje y la estimación de su duración, lo cual permite conocer el momento de la ocurrencia de las perturbaciones y la duración de los efectos negativos generados. La metodología presentada permite evaluar la repercusión en la fuente de alimentación debida a los diversos equipos presentes en una celda de manufactura y su influencia mutua a través de indicadores de PQ. El estudio provee mediciones de casos reales mediante la medición de las variaciones en el valor RMS del voltaje. Además, presenta el porcentaje de cambio del THD y del

porcentaje de desbalance BD y DD, los cuales indican variaciones del torque y velocidad en motores, así como ser fuente de generación de vibraciones. En conjunto los resultados presentes reflejan una alteración en la calidad de los procesos de manufactura durante la operación simultánea de maquinaria en una celda de manufactura.

Así mismo, el tercer caso de estudio correspondiente al impacto que tiene la maquinaria CNC ante sags, muestra como dichos disturbios repercuten en diversas partes de la maquinaria afectando su funcionamiento y por tanto en el resultado de la calidad superficial del proceso de maquinado. Estos cambios de rugosidad, para muchos procesos significa condiciones no deseadas, principalmente en industrias como la automotriz en las que los estándares de calidad son altos y que en caso de no cubrirlos acarrear problemas en los equipos para los cuales la pieza fue maquinada.

El presente trabajo destaca la importancia de contrarrestar los efectos de una mala PQ proveniente de una celda de manufactura así como la importancia del monitoreo de las señales eléctricas. Como trabajos futuros, el monitoreo de PQ en los procesos de manufactura puede permitir discernir entre productos afectados por disturbios eléctricos, así como realizar estadísticas que permitan la valoración de posibles soluciones. Hoy en día, existen equipos que permiten compensar anomalías en el sistema eléctrico como uninterruptible power systems (UPS), dynamic voltage regulators (DVR), entre otros, de forma que contrarresten los disturbios eléctricos principalmente en los procesos de mayor vulnerabilidad.

LITERATURA CITADA

- [1]. Abdullah A. R. and Sha'ameri A.Z. 2005. Real-time power quality monitoring system based on TMS320CV5416 dsp processor. Power Electronics and Drives Systems, International Conference on, IEEE. Vol. 2. 1668-1672.
- [2]. Aiello M., Cataliotti A. and Nuccio S. 2004. A PC-based instrument for harmonics and interharmonics measurements in power supply systems. Trans. on Measurement, Elsevier. Vol. 35. 371-380.
- [3]. Alkan A. and Yilmaz A. S. 2007. Frequency Domain Analysis of Power Systems Transients using Welch and Yule Walker Ar Methods. Energy Conversion Management, Elsevier. Vol. 48 (7). 2129-2135.
- [4]. Amitava Chatterjee, Madhubanti Maitra and Swapan Kumar Goswami. 2009. Classification of overcurrent and inrush current for power system reliability using Slantlet transform and artificial neural network. Expert Systems with Applications, Elsevier. Vol. 36 (2). 2391-2399.
- [5]. Batista J., Alfonso J. and Martins J. 2003. Low-cost power quality monitor based on a PC. Industrial Electronics, International Symposium on, IEEE Vol. 9 (11). 323-328.
- [6]. Bendre A, Divan D, Kranz W and Brumsickle W E. 2006. Are voltage sags destroying equipment?. Industry Applications Magazine, IEEE. Vol. 12 (21). 12-21.
- [7]. Bogarra S., Font A., Candela I. and Pedra J. 2009. Parameter estimation of a transformer with saturation using inrush measurements. Electric Power Systems Research, Elsevier. Vol. 79 (2). 417-425.
- [8]. Bollen M. H. J. 2003. What is power quality?. Electric Power Systems Research, Elsevier. Vol. 66 (1). 5-14.

- [9]. Capua C. and Landi C. 2001. Quality assessment of electrical drives with strongly deformed supply waveform, *Trans. on Measurement*, Elsevier. Vol. 30 (4). 269–278.
- [10]. Ching-Yin Lee, Bin-Kwie Chen, Wei-Jen Lee and Yen-Feng Hsu. 1998. Effects of various unbalanced voltages on the operation performance of an induction motor under the same voltage unbalance factor condition *Electric Power Systems Research*, Elsevier. Vol. 47 (3). 153-163.
- [11]. Cruz Teruel Francisco. 2004. Sistema de fabricación de máquinas automatizadas, Primera Edición. Editorial Marcombo.
- [12]. Davim J P, Gaitonde V N and Karnik S R. 2008. Investigations into the effect of cutting conditions on surface roughness in turning of free machining steel by ANN models. *Journal of Materials Processing Technology*, Elsevier. Vol. 1 (3). 16-23.
- [13]. Duran R C, McGranaghan M F, Santoso S, and Beaty H W. 2002. *Electrical Power Systems Quality*, 2nd edition, New york: McGraw Hill.
- [14]. Extech Instruments Corporation. 2004. *Power Analyzer/Datalogger 1000A user's guide*.
- [15]. Fluke Corporation. 2001 – 2005. *Fluke 43B Power Quality Analyzer user's guide*.
- [16]. Franco Gasca L. A., Herrera Ruiza G., Peniche Vera R., Romero Troncoso R. de J. and Leal Tafollac W. 2006. Sensorless tool failure monitoring system for drilling machines. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Elsevier. Vol. 46 (3-4). 381–386.
- [17]. Franco Gasca L. A., Romero Troncoso R. de J., Herrera-Ruiz G. and Peniche Vera R. 2008. FPGA based failure monitoring system for machining

processes, FPGA based failure monitoring system for machining processes, Vol. 40(7-8). 676-686.

[18]. Granados Lieberman D., Romero Troncoso R.J., Cabal Yopez E., Osornio Rios R.O. and Franco Gasca L.A. 2009. A Real-Time Smart Sensor for High-Resolution Frequency Estimation in Power Systems. *Sensors*, MDPI. Vol. 9, 7412-7429.

[19]. Griffo, G. A., Carpinelli, Lauria D. and Russo A. 2007. An optimal control strategy for power quality enhancement in a competitive environment, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, Vol. 29 (7). 514-525.

[20]. Hioki Corporation. 2005. Power Quality Analyzer 3197 user's guide.

[21]. IEEE Standard 1159. 1995. Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality.

[22]. IEEE Standard 519. 1999. Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems.

[23]. Koçyiğit F., Yanıkoğlu E., Yılmaz A. S., Bayrak M. 2009. Effects of power quality on manufacturing costs in textile industry, *Scientific Research and Essays, Academic Journals*. Vol. 4 (10). 1084-1099.

[24]. Lara Cardoso J., Romero Troncoso R. J. 2008. Low-Cost Power Harmonics Analyzer of Nonlinear Loads Based on FPGA, in Proc. International Instrumentation and Measurement Technology Conference, Vancouver (Canada). 730-735.

[25]. Liang M, Yeap T, Hermansyah A and Rahmati S. 2003. Fuzzy control of spindle torque for industrial CNC machining. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Elsevier., Vol. 43 (14). 1497-1508.

- [26]. Manzak Ali and Chaitali Chakrabarti. 2000. Variable Voltage Task Scheduling Algorithms for Minimizing Energy/Power, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE. Istanbul (Turkey). Vol.6. 3239-3242.
- [27]. Matz, V. Radil, T. Ramos, P. and Serra, A. 2007. Automated Power Quality Monitoring System for On-line Detection and Classification of Disturbances, Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, IEEE, Warsaw (Poland). 1-6.
- [28]. Nassif Alexandre B., Tayjasant Thavatchai and Xu Wilsun. 2005. Methods for Characterizing Flicker and its Applications, International Journal of Emerging Electric Power Systems: Vol. 4 (2). Article 5.
- [29]. Podesta L., Sangiovanni S. and Zappitelli E. 2002. A new system for distorted three-phase sinusoidal quantities measurement, Trans. on Measurement, Elsevier. Vol. 32 (1).1-6.
- [30]. Rangel Magdaleno, J.J. Romero Troncoso, R.J. Contreras Medina, L.M. and Garcia Perez, A. 2008. FPGA Implementation of a Novel Algorithm for on-line Bar Breakage Detection on Induction Motors, Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, IEEE, Victoria, BC. (Canada). 720-725.
- [31]. Rincon Diana M. Ulsoy Galip A. and Kaftanoğlu Bilgin. 1994. Effects of Drill Vibrations on Cutting Forces and Torque. Manufacturing Technology, CIRP Annals. Vol.43 (1). 59-62.
- [32]. Romero Troncoso R. de J., Herrera Ruiz G., Terol Villalobos I. and Jáuregui Correa J. C. 2004. FPGA based on-line tool breakage detection system for CNC milling machines, Mechatronics, Elsevier. Vol. 14(4). 439-454.
- [33]. Romero Troncoso R. de J., Herrera Ruiz G., Terol Villalobos I. and Jáuregui Correa J. C. 2003. Driver current analysis for sensorless tool breakage monitoring

of CNC milling machines, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Elsevier. Vol. 43 (15), 1529-1534.

[34]. Salem M. E., Mohamed A., Samad S. A. and Mohamed R. 2005. Development of a DSP-based power quality monitoring instrument for real-time detection of power disturbances, in *Proc. Int. Conf. Power Electronics and Drives and Systems*, Kuala Lumpur (Malaysia). Vol.1. 304-307.

[35]. Santiago Perez J. J, Osornio Rios R. A, Romero Troncoso R. J., Cabal Yopez E and Guevara Gonzalez R G. 2010. Feedrate optimization by polynomial interpolation for CNC machines based on a reconfigurable FPGA controller. *Journal of Scientific and Industrial Research*, Nisclair. Vol. 69 (05). 342-349.

[36]. Santiago Pérez J. J., Osornio Rios R. A., Romero Troncoso R. J., Herrera-Ruiz G. and Delgado Rosas M. 2008. DSP algorithm for the extraction of dynamics parameters in CNC machine tool servomechanisms from an optical incremental encoder, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. Vol. 48, (12-13). 1318-1334.

[37]. Secretaria de economía. 2009. <http://www.economia.gob.mx>.

[38]. Secretaria de energía. 2009. <http://www.sener.gob.mx>.

[39]. Serkan Gunal, Omer Nezh Gerek, Dogan Gokhan Ece and Rifat Edizkan. 2009. The search for optimal feature set in power quality event classification. *Expert Systems with Applications*, Elsevier. Vol. 36 (7). 10266-10273.

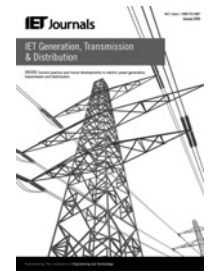
[40]. Soliman S. A. and Hawary M. E. 2000. Measurement of power systems voltage and flicker levels for power quality analysis: a static LAV state estimation based algorithm, *International journal of electrical power and energy systems*. Vol. 22 (6). 447-450.

[41]. Wakileh, George J. 2003. Harmonics in rotating machines. *Electric Power Systems Research*, Elsevier. Vol. 66 (1). 31-37.

- [42]. Waruna Chandrasena, Bruno Bisewski and Jeff Carrara. 2008. Effects of phase-shifting transformers and synchronous condensers on breaker transient recovery voltages, *Electric Power Systems Research*, Elsevier. Vol. 79 (3). 466-473.
- [43]. Wei K., Xiang Wu Y., He ming L. and Li Xia Z. 2006. Design and realization of power quality monitoring system based on DSP and PCI technique. in Proc. 12th Int. Conf. Power Electronics and Motion Control, Portoroz (Slovenia). 420-424.
- [44]. Yen Nien W., Jyh Cherng G. and Chih Ming C. 2001. Real-time tracking of the torsional vibration of an induction motor supplied by distorted voltage sources. *Electric Power Systems Research*, Elsevier. Vol. 57 (3). 205-215.

APÉNDICE A

APÉNDICE B



Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems: a review

D. Granados-Lieberman¹ R.J. Romero-Troncoso^{1,2} R.A. Osornio-Rios¹ A. Garcia-Perez²
 E. Cabal-Yepez²

¹HSPdigital – CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria Campus San Juan del Rio, Universidad Autonoma de Queretaro, Rio Moctezuma 249, 76807 San Juan del Rio, Queretaro, Mexico

²HSPdigital – CA Telematica/Procesamiento Digital de Señales, Division de Ingenierias, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato, Salamanca, Guanajuato, Mexico
 E-mail: troncoso@hspdigital.org

Abstract: The relevance of power quality (PQ) issues has recently augmented because of the increased use of power electronic equipment, which results in a voltage deviation and current waveforms. The PQ monitoring is covered by two main subjects: the development of PQ indices to quantify the power supply quality and the electrical disturbances detection such as harmonics, sags, swells etc., which allows knowing the conditions of the electric power systems. In this study a review of techniques and methodologies developed for PQ analysis and power disturbance classification is presented in order to show their major characteristics.

1 Introduction

The development of techniques and methodologies focused on the diagnosis of power quality (PQ) has taken great interest in research owing to the sensitivity of modern equipment and a host of problems originated by electrical systems in the presence of unregulated framework and energy supply, which does not meet appropriate specifications [1]; besides, the proliferation of non-linear loads and electronic devices that are source of disturbances in voltage and current signals [2]. Owing to the fact that these problems directly affect consumers in production times and costs, nowadays there is a demand by industry for continuous monitoring power systems.

Power quality indices (PQI) are the basis of PQ standards for illustrating the negative impact of electrical disturbances [3–5]: power frequency deviation, supply voltage variations, flickers, transient voltages, harmonics and so on. Both traditional indices [peak values, crest factor, total harmonic distortion (THD), power factor and so on] and new proposed indices in the literature (normalised instantaneous distortion energy ratio, instantaneous frequency, burst indices and so on) are mostly obtained from the signal frequency spectrum and Parseval's theorem [6]. The standards refer to methods in the frequency domain for providing a tolerance in the used algorithms such as fast Fourier transform (FFT), Goertzel algorithm, chirp Z transform, Welch algorithm, zoom FFT, amidst others, which have been widely used for electrical-parameter monitoring [7, 8]. However, sometimes the information

provided by the standards is insufficient as shown in [9]. It also displays study cases in which standards are also insufficient. Moreover, in [10] some problems that are not resolved by the standards are described. One of the main limitations of FFT-derived techniques [11] is that they use stationary signals; hence, their use is not suitable for detecting transient or short spikes in the signal. To face this issue, multiple studies propose new PQI for transient signals using time–frequency algorithms allowing the energy estimation of harmonic components, such as the short-time Fourier transform (STFT), wavelet transform (WT), Kalman filters (KF) etc.

On the other hand, the classification of electrical disturbances, defined in the IEEE 1159 [4] and EN 50160 [5] standards, has increased the research and development of diverse methodologies that enable a reliable automatic recognition of the problem. These developments are used as tools for understanding the effects in loads and analysing the source of these disturbances. Additionally, these instruments are developed to automatically detect the disturbances, their occurrence time and classify them, which makes prohibitively costly to manually classify all of them [12]. The different methodologies proposed in the literature for classifying electromagnetic disturbances analyse voltage and current signals using time–frequency transforms, which permits to obtain unique signal characteristics that are classified according to their magnitude and duration as defined in the standards [13, 14]. To perform the classification of these disturbances different algorithms have been defined in order to relate the signal characteristics with

the group they belong to: decision trees (DTs), fuzzy logic (FL), neural networks (NNs), support vector machine (SVM), among others. These methodologies play an important role on the disturbance classification because their performance depends on the extracted features and the classifier utilised; if the disturbance characteristics are not accurately captured, the performance is also limited.

This paper presents a review of the techniques and methodologies developed for PQ analysis in transmission and distribution systems and power disturbance classification. In Section 2, the principal normative that dictate the monitoring and diagnosis of PQ are presented and addressed to works as references; in the same section main quality indices are seen. Afterwards in Section 3, the most used techniques for signal analysis are described. Then in Section 4, proposed methodologies for automatic classification of the electromagnetic disturbances are presented. Finally, in Section 5, some conclusions are made and areas of opportunity are discussed for future research work.

2 Normative

The main regulatory bodies for PQ monitoring provide the minimum requirements for establishing the necessary conditions for PQ estimation for obtaining the same results with different analysers [10]. The electrical disturbances are abnormalities in voltage or current that present variations in magnitude or root mean square values with respect to its nominal value during an interval time. Depending on the thresholds of these features, the standard IEEE 1159 [4] and the European standard EN 50160 [5] categorise these disturbances. Other important standard is IEC 61000-4-30 [3], which establishes the reliable procedures for measuring electrical parameters. In [15], these and other standards are described in detail, including some aspects not covered in them. Other characteristics to be considered in the standards are discussed in [10].

The correct approach for calculating the PQI is based on the requirements and standards listed above. PQI is a powerful tool for quickly quantifying PQ disturbances. They also serve as the basis for illustrating the negative impacts of different disturbances on power networks [16]. Both traditional PQI, which are currently in use, and new PQI, which are likely to be useful in the future; they are presented and described through mathematical definitions in [6].

3 Signal analysis in power systems

Power systems are generally classified in generation, transmission and distribution; the scope of this work just covers the last two. An important aspect studied in transmission systems is transient oscillations, which may result from the loss of major transmission and generation resources and may also be complicated by control actions, switching events and changes in system topology and operating conditions [17]. Accordingly, it is necessary to monitor the oscillating modes' parameters through measurements in real time that arise after a system disruption. Fortunately, over the last few years there has been a growing deployment of system-wide measurement activities through wide-area measurement systems that collect data using phasor measurement units from different locations, synchronising time through global positioning systems. These data comprise measurements of voltage

magnitudes and angles, current magnitudes and angles, active and reactive power and system frequency gathered at a high sampling rate [18]. A review of the methods used for estimation of oscillations characteristics in power systems has been carried out in [19]; such work includes techniques like Prony analysis (PA), KF, matrix pencil, Hankel analysis and so on. Likewise, it presents combination of techniques like the Hilbert–Huang transform [20], which improve both the masking technique and the computation of Hilbert transform.

On the other hand, the works of abnormalities in distribution systems are mainly focused on either the evaluation of PQI or the classification of disturbances. The techniques to analyse these items are presented in the following sections.

4 Techniques used in signal analysis

The most used techniques for non-stationary signal analysis (short time Fourier transform, WT, filter bank, Gabor transform (GT), S-transform (ST), PA, KF, Cohen class and parametric methods) are described with its mathematical definition in Appendix on Table 3. These algorithms allow obtaining information in time and frequency domain.

The best-known technique for frequency-domain analysis is the Fourier transform (FT). However, it just works well for the infinite time case of a stationary signal and it is unable to resolve any temporary information associated with fluctuations. To resolve this, the STFT divides the signal into small segments, where these signal segments can be assumed to be stationary [13]. The STFT works well provided that the window is short enough compared to the fluctuation rate. High rates of fluctuation can lead to significant errors [21]. The FT correlates the signal with sine and cosine functions. Similarly, for transient signals, in [22], a portion of the time-domain signal is compared at each time with the damped sinusoidal functions of a redundant dictionary.

Nowadays, WT is the most popular technique employed to obtain characteristic in time–frequency domain. Many kinds of mother wavelet have been proposed including complex wavelet [23]. Other works use the combination of WT and FFT for obtaining certain characteristics of the signal under analysis [24–27]. In 1988, Mallat established a new arithmetic of the WT based on multi-resolved analysis (MRA) [28]. The signal being analysed is first decomposed into distinct representations: one rich in high frequencies and the other in low frequencies, by processing the signal through high- and low-pass filters. This process is repeated as the signal is filtered at succeeding levels of detail; the filtering is accompanied by a down-sampling operator, which reduces the amount of information passed to subsequent levels [29]. This type of methodology MRA is widely used in various non-stationary signal analyses for different electrical problems such as rotating machines [30]. Sometimes a filter is applied to remove the fundamental frequency component so that the remaining signal, attributed to disturbance events, can be analysed. Perunicic *et al.* and Carpinelli *et al.* [31, 32] use this methodology to detect PQ disturbance and evaluate PQI.

Similar to the MRA, band-pass filters will be able to extract the high-frequency signals representing sudden changes in power systems as: transients caused by power system faults or power system switching operations, as well as the rapid rises or falls of the system voltage [15, 33]. On the other hand, low-pass filters can extract slower signals, such as

steady-state distortions like power system harmonics [34]. Therefore an appropriate combination of several bandpass filters will be able to obtain the necessary information to identify the PQ problems. To illustrate the general concept of a filter bank, the diagram in Fig. 1 shows a block diagram, where the signal under analysis $x(t)$ is divided into frequency bands. These bands are determined by the coefficients of each filter for being evaluated afterwards.

Another kind of filter is a complex bandpass filter presented in [16, 35–37], which can correctly extract the phasor of the fundamental component and symmetrical components in voltage or current waveforms and then accurately estimate their instantaneous amplitude, phase angle and frequency, even encountering various power disturbances.

Different strategies have been proposed in the literature with respect to the phase detector strategy [38]. Some of the methods for generating harmonic references require phase-locked loop (PLL) or frequency estimators to identify the specific harmonic frequency before the corresponding reference is generated [39]. They are also capable of evaluating frequency in the presence of transient disturbances. Thus, they can be applied to both synchronous sampling in instrument applications and synchronisation to the power frequency [40].

GT is effective in monitoring the frequency variation of a signal as time varies. For those time intervals where the function changes rapidly, the method can zoom in on the area of interest for better visualisation of signal characteristics [41]. Other work [42] presents the Gabor–Wigner transform which combines the GT with the Wigner distribution function. This method improves the time and frequency resolutions at the same time, and covers the cross-term problem of WDT and the low clarity of GT. In addition, it is shown that the window width is critical for time–frequency analysis. The ST is an extension to the GT and WT. Several studies have used ST for the analysis of power systems [43–53] because the method allows location in time; real and imaginary components of the spectrum.

Some methods based on the non-stationary model of a power disturbance waveform that consider the fundamental frequency as a variable, have been proposed. A variety of non-linear curve fitting and unconstrained optimisation tools were further employed to realise both high accuracy and fast convergence of the amplitude and frequency estimations. In [25], the curve-fitting technique is used to estimate sudden voltage step changes. Curve-fitting methods include the Kalman filtering, the recursive least squares algorithm, the non-recursive Newton-type algorithm, the recursive Newton-type algorithm and artificial neural networks (ANNs) [35].

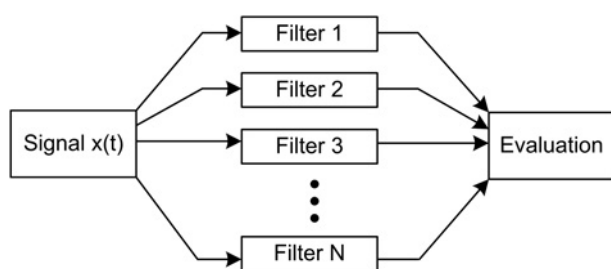


Fig. 1 Block diagram of PQ detection based on a multi-channel filter system

PA identifies the amplitudes, damping factors, frequencies and phases contained inside the observed signal. This method is used to supervise power system transient harmonics, or time-varying harmonics. [39], calculates PQI in the presence of non-stationary disturbance [54], detect power oscillations [55] and so on.

KF are useful tools for many power system applications; for example, real-time tracking of harmonics, estimation of voltage and current parameters in power system protection and estimating the parameters of transients [15]. When the underlying system model is non-linear, it is required to extend the KF through a linearisation procedure known as extended Kalman filter (EKF). EKF is used to accurately track the change in amplitude, frequency, phase and harmonic content of the distorted signal [43]. Other methodology [56] presents a hybrid approach for tracking the amplitude, phase, frequency and harmonic content of PQ disturbance signals occurring in power networks using an unscented Kalman filter.

Cohen class defines different types of time–frequency distributions (TFD). Different types of TFD with special properties have been proposed for improving the time–frequency resolution in the analyser of PQ; some examples are the spectrogram, Wigner–Ville distribution [21, 57], Choi–Williams distribution and reduced interference distribution [54]. In [58], the importance of the choice of kernels that determines the properties of various TFD suitable for PQ analysis is discussed.

Parametric methods offer high frequency and time resolution; these methods have also been proposed to analyse non-stationary waveforms in power systems using signal models and furnish a time frequency representation of a waveform and providing the time variations of spectral component parameters [54]. Parametric methods estimating the parameters of the models through linear-prediction techniques, singular value decomposition, Burg algorithm, the Marple algorithm and so on [39], which require high computational resources and processing time.

In order to establish a comparative of the methods presented in this section, Table 1 shows the main advantages and disadvantages of these proposals. Furthermore, the works that make use of each algorithm are included in a list.

Algorithms for frequency decomposition have different characteristics such as: time–frequency resolution, accuracy, convergence, signal-to-noise ratio, computational resource utilisation etc. Therefore it is necessary to know the characteristics of each method to choose correctly the most convenient.

5 Algorithms for automatic classification

The description of the algorithms employed for classifying several electrical disturbances are described in Appendix in Table 4 (ANNs, FL, SVM, Bayesian classifiers and nearest-neighbour pattern recognition technique). Their inputs are sets of features obtained by any of the algorithms presented in the Appendix. This reduces the amount of information and processing time used for classification. One of the main features obtained after processing the signal is the standard deviation of the frequency components, which is considered an energy measure of a signal with zero mean [12, 82, 98]. Some other features used for characterising the signal are: maximum and minimum values [99], fundamental component, phase-shifting angle, THD, number of peaks in the wavelet coefficients, energy of the wavelet coefficients,

Table 1 Comparison of the main methods for non-stationary signal analysis

Method	Advantages	Disadvantages	References
STFT	because of its nature regarding the FFT, it is highly used because of its simplicity in implementation	it has limited time and frequency resolution	[16, 21, 22, 58]
WT	good time–frequency resolution	it suffering from spectral leakage and picket fence effects with an impact on the estimation to detect all types of transients, higher levels of signal decomposition are required which significantly increases the computational burden this process is strongly influenced by the superimposed noise on the signal and the iterative nature of the algorithms based on the WT even though the centre frequencies of bandpass filters are set in the harmonic frequencies, the output does not correspond to the pure harmonic components	[24–31, 59–81]
filter bank	lower computational complexity than wavelet y STFT	frequency bands of the bandpass filters may partly overlap each other and the magnitude frequency properties of these filters are not flat on their respective frequency bands	[15, 16, 33–34]
PLL	PLL is able to perform an accurate frequency measurement and synchronisation to the input signal	a chain of PLL has to be established and the required signal components must be extracted consecutively from the extraction remains in the upper level PLL. This attribute brings inconvenience to harmonic or inter-harmonic component measurement	[36, 38–40]
GT	good time–frequency resolution good signal-to-noise ratio	the constancy on the width of all its elements limits its use at high frequencies GT is conducted at each sample using all sample values in their time windows, therefore the computational complexity of these algorithms is directly associated with the sampling frequency	[16, 41, 42, 65]
ST	the phase correction ensures that the peak amplitudes are stationary-phase regions the spectrum phase is referred to the origin of the time axis or referred to a point the real and imaginary components of the spectrum can be localised in time	the ST is based on the block processing manner and hence it does not satisfy well the real-time requirement because the widths of the frequency windows in the ST are proportional to their central frequency, this results in an incorrect measurement of harmonics	[10, 36, 43–53, 82–84]
curve fitting	high accuracy and fast convergence	the measurement accuracy and the convergence speed are determined by the correctness of the assumed signal model, but the number of signal components is usually unknown in a practical situation	[25, 35, 36]
PA	does not require frequency information prior the filtering. Additional PLL or frequency estimators described earlier in existing active filters are no longer necessary this technique offers good accuracy	the Prony method may provide incorrect estimation because of model mismatch are not very robust to additive noise its computation complexity is high	[36, 39, 54, 55, 59, 85–87]
KF	good estimation of the change ratio in frequency, amplitude and harmonic content good signal-to-noise ratio	the state observation is non-linear, it could cause the EKF to diverge in some poorly chosen initial conditions the EKF instability may lead to inaccurate estimation of fundamental and harmonic components of a sinusoid in noise. This is owing to linearisation and erroneous parameters, costly calculations of Jacobian matrices, and the biased nature of estimates it does not decompose the signal both in time and frequency domains	[15, 43, 56, 88, 89]

Continued

Table 1 Continued

Method	Advantages	Disadvantages	References
Cohen's class	this method reduces interference problems depending of the kernel used high resolution in the time and frequency domain	the characteristics of the distribution function depend on the choice of kernel	[21, 54, 57, 58, 90, 91]
parametric methods	exceptional time–frequency resolution testing and training signal parameters are allowed in a wide range and in a controlled manner	large computational-resources consumption and processing time it requires a good assumption of the statistical distribution of the pattern data	[39, 52, 59, 66, 86, 92–97]

missing-voltage number of oscillations and lower harmonic distortion, among others.

ANNs are good at tasks such as pattern-matching and classification, function approximation, optimisation and data clustering [52]. The back-propagation algorithm is the most widely used algorithm for training multi-layered feedforward networks. An ANN architecture commonly

used for data classification is the multi-layer perceptron (MLP) [100]. MLP networks are ANN formed up by cells simulating the low-level functions of neurons [101]. MLP is well known for their learning and recognition ability where the signals cannot be defined mathematically. However, MLP has difficulties on determining a proper architecture, such as the number of hidden layers and nodes. Training an

Table 2 Comparison of algorithms for classifying power disturbance

Method	Advantages	Disadvantages	Reference
ANN	provides mathematical flexibility recommendable for real-time applications	the error function to be minimised is multimodal with many local minima, where the learning process can get stuck the convergence speed, robustness and accuracy heavily depend on the network chosen architecture, the weight adaptation algorithm and the amount of noise in the data it is not adaptable to new types of disturbances	[13, 29, 31, 32, 42, 46, 52, 70, 71, 83, 94, 96, 103, 105–108, 114–116]
FL	the use of rule-based FL reduces the difficulties of modelling and analysing complex systems the membership degrees assigned to the variables help on dealing with uncertainty and ambiguity	FL is not adaptable to new types of disturbances. This implied a training set for every case assumed	[13, 26, 38, 45, 72, 73, 107–109, 116]
ES	an ES can be developed with or without a limited amount of data	difficult to draw a conclusion if the actual situation does not exactly match the assumptions of certain rules ES are expensive to develop and normally slow in their execution	[13, 47, 64, 88, 107, 108, 110, 115, 117]
SVM	high learning process regularised method yielding good generalisation stable solution to quadratic optimisation problems SVM have the potential to handle very large-feature spaces	these systems require training, which may lead to a poor classification accuracy rate when the training samples are not adequate	[24, 50, 59, 60, 66, 75, 89, 95, 96, 110, 118]
BC	this kind of classification algorithms work well for Gaussian probability density functions	the probability density function of each event must be known in advance in many situations the sample set of data is not large enough the high computational cost of Bayesian classifiers may hinder their practical use	[12, 13, 88, 94, 112]
NN	good classification accuracy for mixed PQ problems	this technique presents lesser accuracy than NNA especially under noise conditions	[13, 69, 119, 120]

MLP is time consuming and very slow without guaranteeing a global minimum.

A radial basis function (RBF) network is a class of single hidden layer feedforward NN. The network has an input, a hidden and an output layer [102]. RBF networks can be viewed as an alternative tool for learning in NNs [103]. While RBF networks exhibit the same properties as back-propagation networks such as generalisation ability and robustness. They also have the additional advantage of fast learning and the ability to detect outliers during estimation [104]. Probabilistic neural networks (PNNs) are used in some others works [46, 98, 105, 106]. A PNN is a variant of a RBF NN. It consists of a radial basis layer and a competitive layer.

The classification of electrical disturbance by means of FL is made considering the characteristics of the disturbances like fuzzy variables which represent the degree (membership) to which a particular PQ event belongs to these categories. A higher membership value implies that a particular disturbance is more dominant in the test waveform. In [45] a FL classifier initialised by a DT is developed. The works [107, 108] show an efficient and robust method for the realisation of PQ disturbance classifier employing a combination of ANN and FL. The ANN was used to fine tune and refine the FL system, adjusting rules as the system is running. In [26, 72] a neurofuzzy classifier is presented. Moreover, fuzzy cluster analysis is employed in [109] to offer a scientific basis for customers to select power suppliers according to PQ. One of the most successful applications of artificial intelligence (AI) to PQ classification has been FL combined with rules-based expert systems (ESs) known as fuzzy-expert system [13]. A fuzzy-expert system is an ES that uses a collection of fuzzy sets and rules, instead of Boolean sets for reasoning about data.

The rule-based decision-tree method is used in ESs; this method is layered and based on a series of rules previously established in the form of crisp values, for example in [110]. In [47], a method based on a binary feature matrix is presented, which is designed for classifying the types of the disturbances according to the characteristics of the signal.

On the other hand, genetic algorithms (GA) use the techniques of human genetic evolution to generate optimal solutions. GA may be considered as a multidimensional optimisation technique based on a genetically random search engine [14]. GA have demonstrated to be powerful tools for performing tasks such as generation of fuzzy rule bases, optimisation of fuzzy rule bases, generation of membership functions and tuning of membership functions. Fuzzy systems generated or adapted by GA are called genetic fuzzy systems. During the local tuning of fuzzy membership functions, the local adjustment is employed on the initial membership function [108]. In [111] a digital approach for measuring the voltage flicker and its frequency using the GA optimisation technique is development. This includes the measurement of harmonic and sub-harmonic contents and frequency deviations.

SVM has been compared with other techniques demonstrated particularly effective in the automatic classification of voltage disturbances [96]. Some variations of SVM are SVM multi-class, directed acyclic graph SVM, fuzzy SVM (FSVM) etc. [50].

One well-known approach in statistical pattern recognition is the Bayesian decision theory. The maximum likelihood (ML) criterion is based on maximising the probability function of the features. A probability function is defined for the features, and the decision is made using ML

criterion. This method is used to discriminate various types of disturbances in a power system. This requires the computation of probability density functions for all features with respect to all disturbances, which can be carried out if the system is known [112]. In [12], a hidden Markov model (HMM) for classifying disturbances is presented. The rule-based method classifies time-characterised-feature disturbances and the wavelet packet-based HMM is used for the frequency-characterised-feature power disturbances. The optimum way of classifying power disturbance events using the HMM is the ML method. On the other hand, in [69] the nearest-neighbour (NN) pattern recognition technique is implemented online to classify different disturbances and evaluate the efficiency of the extracted features. In [113] is compared the following pattern recognition techniques: minimum Euclidean distance classifier, NN and ANN.

Table 2 shows a comparison of the advantages and disadvantages in the algorithms used for classifying disturbances.

6 Conclusions and recommendations

This paper shows the principal normative that dictate the monitoring and diagnosis of PQ, which include the main disturbances that occur in power systems (transmission and distribution), as well as some other aspects that are not included in these standards. Such aspects are important for the study of power systems. This work also presents the reported algorithms, used for analysing transient signals in order to obtain indices that describe the contamination degree in the electrical systems, and some characteristics for classifying the signal. Finally, the techniques used for identifying several electrical disturbances are presented.

According to the developed review, it can be concluded that the techniques commonly used for PQI estimation for are WT, ST, KF, filter bank and sometimes a combination of two of them, while the latter significantly improves the estimation results. Regarding event classification, the trend has been the use of algorithms based on AI and SVM. The major problems with these methodologies proposed are the increase on the required computational resources and the large amount of data that have to be continuously analysed, which limits their online performance and implementation in technological platforms such as digital signal processors, field programmable gate arrays, microprocessors or microcontrollers. Despite the amount of work carried out on the classification of electrical disturbances and PQ estimation, just few works analyse the classification and estimation of electrical disturbances characteristics by means of PQI altogether.

A possible approach for future research may be the development of new methodologies for a better estimation of PQI. Additionally, new indicators are required to know the transient signal characteristics and extract its features for simplifying or improving its classification. This necessity will encourage the development of new equipment able to classify electrical disturbances and, at the same time, quantify their characteristics (magnitude of the event, duration, power line restoring, statistical values etc.). In addition, new methodologies to be proposed should include the benefits as a whole that some of the existing works individually meet, such as noise immunity, feasibility for implementation (low computational algorithms or optimisation), portability, online estimation, classification of all types of existing events, the presence of multiple events simultaneously and so on.

7 References

- 1 Koval, D.O.: 'Power system disturbance patterns', *IEEE Trans. Ind. Appl.*, 1990, **26**, (3), pp. 556–562
- 2 Stones, J., Collinson, A.: 'Power quality', *IET Power Eng.*, 2001, **15**, (2), pp. 58–64
- 3 IEC 61000–4-30: 'Testing and measurement techniques power quality measurement methods', 2003
- 4 IEEE Std. 1159: 'IEEE recommended practices for monitoring electric power quality', 1995
- 5 European Standard EN 50160: 'Voltage characteristics of electricity supplied by public distribution systems', 2002
- 6 Caramia, P., Carpinelli, G., Verde, P.: 'Power quality indices in liberalized markets' (John Wiley & Sons Ltd, 2009, 1st edn.)
- 7 Granados-Lieberman, D., Romero-Troncoso, R.J., Cabal-Yepez, E., Osornio-Rios, R.O., Franco-Gasca, L.A.: 'A real-time smart sensor for high-resolution frequency estimation in power systems', *Sensors*, 2009, **9**, (9), pp. 7412–7429
- 8 Lara-Cardoso, J., Romero-Troncoso, R.J.: 'Low-cost power harmonics analyzer of nonlinear loads based on FPGA'. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conf., 2008, pp. 730–735
- 9 Siahkali, H.: 'Power quality indexes for continue and discrete disturbances in a distribution area'. IEEE Power and Energy Conf., 2008, pp. 678–683
- 10 Brosln, A.: 'Monitoring power quality beyond EN 50160 and IEC 61000–4-30'. IEEE Int. Conf. Electrical Power Quality and Utilization, 2007, pp. 9–11
- 11 Nowaczyk, E.: 'Method of reducing error in calculations of active power from signal samples', *Springer Electr. Eng.*, 2007, **89**, (5), pp. 419–424
- 12 Chung, J., Powers, E.J., Grady, W.M., Bhatt, S.C.: 'Power disturbance classifier using a rule-based method and wavelet packet-based hidden Markov model', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (1), pp. 233–241
- 13 Choong, F., Reaz, M.B.I., Mohd, F.: 'Advances in signal processing and artificial intelligence technologies in the classification of power quality events: a survey', *Electr. Power Compon. Syst.*, 2005, **33**, (12), pp. 1333–1349
- 14 Ibrahim, A., Morcos, M.M.: 'Artificial intelligence and advanced mathematical tools for power quality applications: a survey', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (2), pp. 668–673
- 15 Bollen, M.H.J., Gu, I.Y.H.: 'Signal processing of power quality disturbances' (IEEE Press, 2006, 1st edn.)
- 16 Lin, T., Domijan, A.: 'On power quality indices and real time measurement', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2005, **20**, (4), pp. 2552–2562
- 17 Messina, A.R., Andrade, M.A., Hernandez, J.H., Betancourt, R.: 'Analysis and characterization of power system nonlinear oscillations using Hilbert spectral analysis', *The Open Electr. Electron. Eng. J.*, 2007, **1**, (1), pp. 1–8
- 18 Thambirajah, J., Thornhill, N.F., Pal, B.C.: 'A multivariate approach towards inter-area oscillation damping estimation under ambient conditions via independent component analysis and random decrement', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2010, **26**, (1), pp. 315–322
- 19 Messina, A.R., Trudnowski, D., Pierre, J.: 'Inter-area oscillations in power systems' (Springer, Power electronics and power systems, 2009, 1st edn.)
- 20 Laila, D.S., Messina, A.R., Pal, B.C.: 'A refined Hilbert–Huang transform with applications to interarea oscillation monitoring', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2009, **24**, (2), pp. 610–620
- 21 Wright, P.S.: 'Short-time Fourier transforms and Wigner–Ville distributions applied to the calibration of power frequency harmonic analyzers', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 1999, **48**, (2), pp. 475–478
- 22 Zhu, T.X., Polytech, N.A.: 'Detection and characterization of oscillatory transients using matching pursuits with a damped sinusoidal dictionary', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2007, **22**, (2), pp. 1093–1099
- 23 Poisson, O., Rioual, P., Meunier, M.: 'Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet transform', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2000, **15**, (3), pp. 1039–1044
- 24 Kezunovic, M., Liao, Y.: 'A novel software implementation concept for power quality study', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (2), pp. 544–549
- 25 Santoso, S., Grady, W.M., Powers, E.J., Lamoree, J., Bhatt, S.C.: 'Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2000, **15**, (1), pp. 247–254
- 26 Liao, Y., Lee, J.B.: 'A fuzzy-expert system for classifying power quality disturbances', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2004, **26**, (3), pp. 199–205
- 27 Lee, C.H., Nam, S.W.: 'Efficient feature vector extraction for automatic classification of power quality disturbances', *Electron. Lett.*, 1998, **34**, (11), pp. 1059–1061
- 28 Pei-bing, L.U., Shi-ping, S.U., Gui-ying, L.I.U., Hai-zhou, R., Long, Z.: 'A new power quality detection device based on embedded technique'. IEEE Conf. Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008, pp. 1635–1640
- 29 Oleskovicz, M., Coury, D.V., Felho, O.D., Usida, W.F., Carneiro, A.A.F.M., Pires, L.R.S.: 'Power quality analysis applying a hybrid methodology with wavelet transforms and neural networks', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2009, **31**, (5), pp. 206–212
- 30 Ordaz-Moreno, A., Romero-Troncoso, R.J., Vite-Frias, J.A., Rivera-Guillen, J.R., Garcia-Perez, A.: 'Automatic online diagnosis algorithm for broken-bar detection on induction motors based on discrete wavelet transform for FPGA implementation', *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 2008, **55**, (5), pp. 2193–2202
- 31 Perunicic, B., Mallini, M., Wang, Z., Liu, Y., Heydt, G.T.: 'Power quality disturbance detection and classification using wavelets and artificial neural networks'. IEEE Conf. Harmonics and Quality of Power, 1998, pp. 77–82
- 32 Carpinelli, G., Chiodo, E., Lauria, D.: 'Indices for the characterisation of bursts of short-duration waveform distortion', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2007, **1**, (1), pp. 170–175
- 33 Radil, T., Ramos, P.M., Janeiro, F.M., Serra, A.C.: 'PQ monitoring system for real-time detection and classification of disturbances in a single-phase power system', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2008, **57**, (8), pp. 1725–1733
- 34 Chen, Z., Urwin, P.: 'Power quality detection and classification using digital filters', *Proc. IEEE Power Tech*, 2001, pp. 1–6
- 35 Lin, T., Domijan, A.: 'Recursive algorithm for real-time measurement of electrical variables in power systems', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2006, **21**, (1), pp. 15–22
- 36 Lin, T., Domijan, A.: 'A real time measurement of power disturbances – part 1: survey and a novel complex filter approach', *Electr. Power Syst. Res.*, 2006, **76**, (12), pp. 1027–1032
- 37 Lin, T., Domijan, A.: 'A real time measurement of power disturbances – part 2: implementation and evaluation of the novel complex filter/recursive algorithm', *Electr. Power Syst. Res.*, 2006, **76**, (12), pp. 1033–1039
- 38 Teke, A., Bayindir, K., Tumay, M.: 'Fast sag/swell detection method for fuzzy logic controlled dynamic voltage restorer', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2010, **4**, (1), pp. 1–12
- 39 Li, Q., Lewei, Q., Stephen, W., David, C.: 'Prony analysis for power system transient harmonics', *J. Appl. Signal Process.*, 2007, article id 48406, pp. 170–182
- 40 Cataliotti, A., Cosentino, V., Nuccio, S.: 'A phase-locked loop for the synchronization of power quality instruments in the presence of stationary and transient disturbances', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2007, **56**, (6), pp. 2232–2239
- 41 Huang, S.J., Huang, C.L., Hsieh, C.T.: 'Application of Gabor transform technique to supervise power system transient harmonics', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 1996, **143**, (5), pp. 461–466
- 42 Cho, S.H., Jang, G., Kwon, S.H.: 'Time-frequency analysis of power-quality disturbances via the Gabor–Wigner transform', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2010, **25**, (1), pp. 494–499
- 43 Dash, P.K., Chilukuri, M.V.: 'Hybrid S-transform and Kalman filtering approach for detection and measurement of short duration disturbances in power networks', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2004, **53**, (2), pp. 588–596
- 44 Biswal, B., Dash, P.K., Panigrahi, B.K.: 'Power quality disturbance classification using fuzzy C-means algorithm and adaptive particle swarm optimization', *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 2009, **56**, (1), pp. 212–220
- 45 Samantaray, S.R.: 'Decision tree-initialised fuzzy rule-based approach for power quality events classification', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2010, **4**, (4), pp. 530–537
- 46 Lee, I.W.C., Dash, P.K.: 'S-transform-based intelligent system for classification of power quality disturbance signals', *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 2003, **50**, (4), pp. 800–805
- 47 Nguyen, T., Liao, Y.: 'Power quality disturbance classification utilizing S-transform and binary feature matrix method', *Electr. Power Syst. Res.*, 2009, **79**, (4), pp. 569–575
- 48 Bhende, C.N., Mishra, S., Panigrahi, B.K.: 'Detection and classification of power quality disturbances using S-transform and modular neural network', *Electr. Power Syst. Res.*, 2008, **78**, (1), pp. 122–128
- 49 Suja, S., Jerome, J.: 'Pattern recognition of power signal disturbances using S transform and TT transform', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2010, **32**, (1), pp. 37–53
- 50 Panigrahi, B.K., Dash, P.K., Reddy, J.B.V.: 'Hybrid signal processing and machine intelligence techniques for detection, quantification and classification of power quality disturbances', *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 2009, **22**, (3), pp. 442–454

- 51 Salem, M.E., Mohamed, A., Samad, S.A.: 'Rule-based system for power quality disturbance classification incorporating S-transform features', *Expert Syst. Appl.*, 2010, **37**, (4), pp. 3229–3235
- 52 Uyar, M., Yildirim, S., Gencoglu, M.T.: 'An expert system based on S-transform and neural network for automatic classification of power quality disturbances', *Expert Syst. Appl.*, 2009, **36**, (2), pp. 5962–5975
- 53 Xiao, X., Xu, F., Yang, H.: 'Short duration disturbance classifying based on S-transform maximum similarity', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2009, **31**, (7–8), pp. 374–378
- 54 Andreotti, A., Bracale, A., Caramia, P., Carpinelli, G.: 'Adaptive Prony method for the calculation of power-quality indices in the presence of nonstationary disturbance waveforms', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2009, **24**, (2), pp. 874–883
- 55 Peng, J.C.H., Nair, N.K.C.: 'Adaptive sampling scheme for monitoring oscillations using Prony analysis', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2009, **3**, (12), pp. 1052–1060
- 56 Reddy, J., Dash, P.K., Samantaray, R., Moharana, A.K.: 'Fast tracking of power quality disturbance signals using an optimized unscented filter', *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2009, **58**, (12), pp. 3943–3952
- 57 Lee, J.Y., Won, Y.J., Jeong, J.M., Nam, S.W.: 'Classification of power disturbances using feature extraction in time-frequency plane', *Electron. Lett.*, 2002, **38**, (15), pp. 833–835
- 58 Shin, Y.J., Parsons, A.C., Powers, E.J., Grady, W.M.: 'Time-frequency analysis of power system disturbance signals for power quality'. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1999, pp. 402–407
- 59 Moravej, Z., Abdoos, A.A., Pazoki, M.: 'Detection and classification of power quality disturbances using wavelet transform and support vector machines', *Electr. Power Compon. Syst.*, 2010, **38**, (2), pp. 182–196
- 60 Zang, H., Zhao, Y.: 'Intelligent identification system of power quality disturbance'. IEEE Global Congress on Intelligent Systems, 2009, pp. 19–21
- 61 Gaouda, A.M., Kanoun, S.H., Salama, M.M.A., Chikhani, A.Y.: 'Wavelet-based signal processing for disturbance classification and measurement', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2002, **149**, (3), pp. 310–318
- 62 Lin, T., Tsuji, M., Yamada, E.: 'Wavelet approach to power quality monitoring'. IEEE Industrial Electronics Society Conf., 2001, pp. 670–675
- 63 Santoso, S., Powers, E.J., Grady, W.M., Hofmann, P.: 'Power quality assessment via wavelet transform analysis', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 1996, **11**, (2), pp. 924–930
- 64 Abdel-Galil, T.K., Kamel, M., Youssef, A.M., El-Saadany, E.F., Salama, M.M.A.: 'Power quality disturbance classification using the inductive inference approach', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (4), pp. 1812–1818
- 65 Huang, S.J., Hsieh, C.T., Huang, C.L.: 'Application of wavelets to classify power system disturbances', *Electr. Power Syst. Res.*, 1998, **47**, (2), pp. 87–93
- 66 Hu, G.S., Zhu, F.F., Ren, Z.: 'Power quality disturbance identification using wavelet packet energy entropy and weighted support vector machines', *Expert Syst. Appl.*, 2008, **35**, (1–2), pp. 143–149
- 67 He, H., Shen, X., Starzyk, J.A.: 'Power quality disturbances analysis based on EDMRA method', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2009, **31**, (6), pp. 258–268
- 68 Mehmet, A.S.Y.A.S., Ercelebi, B.V.M.K.E.: 'Application of lifting-based wavelet transforms to characterize power quality events', *Energy Convers. Manage.*, 2007, **48**, (1), pp. 112–123
- 69 Gaouda, A.M., Kanoun, S.H., Salama, M.M.A.: 'On-line disturbance classification using nearest neighbor rule', *Electr. Power Syst. Res.*, 2001, **57**, (1), pp. 1–8
- 70 Kaewarsa, S., Attakitmongcol, K., Kulworawanichpong, T.: 'Recognition of power quality events by using multiwavelet-based neural networks', *Int. J. Power Energy Syst.*, 2008, **30**, (4), pp. 254–260
- 71 Borrás, D., Castilla, M., Moreno, N., Montano, J.C.: 'Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system disturbances', *IEEE Trans. Ind. Appl.*, 2001, **37**, (1), pp. 184–190
- 72 Elmitwally, A., Farghal, S., Kandil, M., Abdelkader, S., Elkateb, M.: 'Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2001, **148**, (1), pp. 15–20
- 73 Zhu, T.X., Tso, S.K., Lo, K.L.: 'Wavelet-based fuzzy reasoning approach to power-quality disturbance recognition', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (4), pp. 1928–1935
- 74 Zhang, H., Liu, P., Malik, O.P.: 'Detection and classification of power quality disturbances in noisy conditions', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2003, **150**, (5), pp. 567–572
- 75 Lin, W.M., Wu, C.H., Lin, C.H., Cheng, F.S.: 'Detection and classification of multiple power-quality disturbances with wavelet multiclass SVM', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2008, **23**, (4), pp. 2575–2582
- 76 Dwivedi, U.D., Singh, S.N.: 'A wavelet-based denoising technique for improved monitoring and characterization of power quality disturbances', *Electr. Power Compon. Syst.*, 2009, **37**, (7), pp. 753–769
- 77 Ukil, A., Zivanovic, R.: 'Adjusted Haar wavelet for application in the power systems disturbance analysis', *Digit. Signal Process.*, 2008, **18**, (2), pp. 103–115
- 78 Gaouda, M.A.: 'Power system disturbance modeling under deregulated environment', *J. Franklin Inst.*, 2007, **344**, (5), pp. 507–519
- 79 Huang, S.J., Yang, T.M., Huang, J.T.: 'FPGA realization of wavelet transform for detection of electric power system disturbances', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (2), pp. 388–394
- 80 Pillay, P., Bhattacharjee, A.: 'A application of wavelets to model short-term power system disturbances', *IEEE Trans. Power Syst.*, 1996, **11**, (4), pp. 2031–2037
- 81 Huang, S.J., Hsieh, C.T., Huang, C.L.: 'Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 1999, **14**, (1), pp. 235–243
- 82 Dash, P.K., Panigrahi, B.K.: 'Panda G Power quality analysis using S-transform', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2003, **18**, (2), pp. 406–411
- 83 Mishra, S., Bhende, C.N., Panigrahi, B.K.: 'Detection and classification of power quality disturbances using S-transform and probabilistic neural network', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2008, **23**, (1), pp. 280–287
- 84 Dash, P.K., Panigrahi, B.K., Sahoo, D.K., Panda, G.: 'Power quality disturbance data compression, detection, and classification using integrated spline wavelet and S-transform', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2003, **18**, (2), pp. 595–600
- 85 O'Shea, P.J.: 'The use of sliding spectral windows for parameter estimation in power system disturbance monitoring', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2000, **15**, (14), pp. 1261–1267
- 86 O'Shea, P.J.: 'A high-resolution spectral analysis algorithm for power-system disturbance monitoring', *IEEE Trans. Power Syst.*, 2002, **17**, (3), pp. 676–680
- 87 Hauer, J.F., Demeure, C.J., Scharf, L.L.: 'Initial results in Prony analysis of power system response signals', *IEEE Trans. Power Syst.*, 1990, **5**, (1), pp. 80–89
- 88 Bollen, H.J., Gu, I.Y.H., Axelberg, P.G.V., Styvaktakis, E.: 'Classification of underlying causes of power quality disturbances: deterministic versus statistical methods', *J. Adv. Signal Process.*, 2007, **1**, pp. 1–17
- 89 Ekici, S.: 'Classification of power system disturbances using support vector machines', *Expert Syst. Appl.*, 2009, **36**, (6), pp. 9859–9868
- 90 Wang, M., Mamishev, A.V.: 'Classification of power quality events using optimal time-frequency representations – part 1: theory', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (19), pp. 1488–1495
- 91 Wang, M., Rowe, G.I., Mamishev, A.V.: 'Classification of power quality events using optimal time-frequency representations – part 2: application', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (3), pp. 1496–1503
- 92 Alkan, A., Yilmaz, A.S.: 'Frequency domain analysis of power system transients using Welch and Yule-Walker AR methods', *Energy Convers. Manage.*, 2007, **48**, (7), pp. 2129–2135
- 93 Huang, J., Negnevitsky, M., Nguyen, D.T.: 'A neural-fuzzy classifier for recognition of power quality disturbances', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (2), pp. 609–616
- 94 Santoso, S., Powers, E.J., Grady, W.M., Parsons, A.C.: 'Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2000, **15**, (1), pp. 222–228
- 95 Moravej, Z., Banihashemi, S.A., Velayati, M.H.: 'Power quality events classification and recognition using a novel support vector algorithm', *Energy Convers. Manage.*, 2009, **50**, (12), pp. 3071–3077
- 96 Janik, P., Lobos, T.: 'Automated classification of power-quality disturbances using SVM and RBF networks', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2006, **21**, (3), pp. 1663–1669
- 97 Osowski, S.: 'SVD technique for estimation of harmonic components in a power system: a statistical approach', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 1994, **141**, (5), pp. 473–479
- 98 Gaouda, A.M., Salama, M.M.A., Sultan, M.R., Chikhani, A.Y.: 'Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 1999, **14**, (4), pp. 1469–1476
- 99 Chilukuri, M.V., Dash, P.K.: 'Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (1), pp. 323–330
- 100 Uyar, M., Yildirim, S., Gencoglu, M.T.: 'An effective wavelet-based feature extraction method for classification of power quality disturbance signals', *Electr. Power Syst. Res.*, 2008, **78**, (10), pp. 1747–1755
- 101 Jafarabadi, S.E., Rastegar, H.: 'Contribution to automatic detection and diagnosis of wide variety range of power quality disturbances using

- combined wavelet transform and neural network methods'. IEEE Int. Universities Power Engineering Conf., 2004, pp. 902–906
- 102 Jayasree, T., Devaraj, D., Sukanesh, R.: 'Power quality disturbance classification using Hilbert transform and RBF networks'. Elsevier European Symp. on Artificial Neural Networks, 2009, pp. 1451–1456
- 103 Hoang, T.A., Nguyen, D.T.: 'Improving training of radial basis function network for classification of power quality disturbances', *Electron. Lett.*, 2002, **38**, (17), pp. 976–977
- 104 Jayasree, T., Devaraj, D., Sukanesh, R.: 'Power quality disturbance classification using S- transform and radial basis network', *App. Artif. Intell.*, 2009, **23**, (7), pp. 680–693
- 105 Zwe-Lee, G.: 'Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2004, **19**, (4), pp. 1560–1568
- 106 Lin, C.H., Tsao, M.C.: 'Power quality detection with classification enhancable wavelet-probabilistic network in a power system', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2005, **152**, (6), pp. 969–976
- 107 Reaz, M.B.I., Choong, F., Sulaiman, M.S., Mohd-Yasin, F.: 'Prototyping of wavelet transform, artificial neural network and fuzzy logic for power quality disturbance classifier', *Electr. Power Compon. Syst.*, 2007, **35**, (1), pp. 1–17
- 108 Reaz, M.B.I., Choong, F., Sulaiman, M.S., Mohd-Yasin, F., Kamada, M.: 'Expert system for power quality disturbance classifier', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2007, **22**, (3), pp. 1979–1988
- 109 Duan, X., Zhou, M., Li, G., Yang, J.: 'Synthetic evaluation of power quality based on fuzzy cluster analysis'. IEEE Int. Conf. Power System Technology, 2006, pp. 22–26
- 110 Zhao, F., Yang, R.: 'Power-quality disturbance recognition using S-transform', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2007, **22**, (2), pp. 944–950
- 111 El-Naggar, K.M., Al-Hasawi, W.M.: 'A genetic-based algorithm for measurement of power system disturbances', *Electr. Power Syst. Res.*, 2006, **76**, (9–10), pp. 808–814
- 112 Karimi-Ghartemani, M., Mokhtari, H., Irvani, M.R.: 'Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2000, **15**, (4), pp. 1212–1220
- 113 Gaouda, A.M., Kanoun, S.H., Salama, M.M.A.: 'Pattern recognition applications for power system disturbance classification', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (3), pp. 677–683
- 114 Ghosh, A.K., Lubkeman, D.L.: 'The classification of power system disturbance waveforms using a neural network approach', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 1995, **10**, (1), pp. 109–115
- 115 Monedero, I., Leon, C., Roperio, J., Garcia, A., Elena, J.M., Montano, J.C.: 'Classification of electrical disturbances in real time using neural networks', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2007, **22**, (3), pp. 1288–1296
- 116 Wijayakulasooriya, J.V., Putrus, G.A., Minns, P.D.: 'Electric power quality disturbance classification using self-adapting artificial neural networks', *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 2002, **149**, (1), pp. 98–101
- 117 Dash, P.K., Jena, R.K., Salama, M.M.A.: 'Power quality monitoring using an integrated Fourier linear combiner and fuzzy expert system', *Int. J. Power Energy Syst.*, 1999, **21**, (7), pp. 497–506
- 118 Li, Z., Wu, W.: 'Classification of power quality combined disturbances based on phase space reconstruction and support vector machines', *J. Zhejiang Univ. Sci. A*, 2008, **9**, (2), pp. 173–181
- 119 Panigrahi, B.K., Pandi, V.R.: 'Optimal feature selection for classification of power quality disturbances using wavelet packet-based fuzzy K-nearest neighbour algorithm', *IET Gener. Transm. Distrib.*, 2009, **3**, (3), pp. 296–306
- 120 Gaouda, A.M., Kanoun, S.H., Salama, M.M.A.: 'Pattern recognition applications for power system disturbance classification', *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2002, **17**, (3), pp. 677–683
- 121 Proakis, J.G., Manolakis, D.K.: 'Digital signal processing, principles, algorithms and applications' (Prentice-Hall, 2006, 4th edn.)

8 Appendix

Table 3 shows the description of techniques used in signal analysis.

In the Table 4 a brief description of algorithms utilised for automatic classification is presented.

Table 3 Description of techniques used in signal analysis

Method	Description	Mathematical definition
STFT	the STFT takes the FT of the non-stationary signal for a short-time duration by a time-localised window, which allows knowing the signal spectrum with respect to its time intervals. The square of the STFT $SP_x(t, \omega)$ is known as the spectrogram [58], it is shown in (1)	$SP_x(t, \omega) = S_x(t, \omega) ^2 = \left \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)h(t - \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \right ^2 \quad (1)$
WT	wavelets are formulated by a family of orthonormal basis functions with zero mean that describe signals in a localised time and frequency format. Wavelet basis functions are generated from one single function called mother wavelet $w(d, t)$ by dilation and translation. Equation (2) shows the general form for the wavelet transformation $W(\tau, d)$	$W(\tau, d) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(d, t - \tau) dt \quad (2)$
filter bank	filter bank consists of a group of pass band filters which are tuned into the frequencies of interests. It is used to perform signal decompositions which allow valuable information to be extracted from the signal [34]. The general representation of digital filter is shown in (3) [121]	$y(n) = - \sum_{k=1}^N a_k y(n - k) + \sum_{k=0}^M b_k x(n - k) \quad (3)$
GT	the GT is an expanded version of the STFT [42], in which the input signal is selected in time by a Gaussian window function and transformed by the FT. The GT is represented in (4)	$G(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(t - \tau) e^{-j2\pi\omega t} dt \quad (4)$
		<p>where $x(t)$ is the signal analysed and its localised window is $h(t)$ with time shifting (τ)</p> <p>where $x(t)$ is the signal analysed and τ is the amount of time shifting</p> <p>where $x(n)$ is the input signal, $y(n)$ is the output signal, a_k and b_k are the coefficients of the filter and the order of the filter is the greater of N or M</p> <p>where τ is the amount of time shifting; and $g(t)$ is a window function whose centre μ_t and radius Δ_t are individually calculated as follows</p> $\mu_t = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} t g(t) ^2 dt}{\int_{-\infty}^{\infty} g(t) ^2 dt} \quad (5)$ $\Delta_t = \sqrt{\frac{\int_{-\infty}^{\infty} (t - \mu_t)^2 g(t) ^2 dt}{\int_{-\infty}^{\infty} g(t) ^2 dt}} \quad (6)$ <p>the width of the window function is equal to $2\Delta_t$, which is a Gaussian-like window</p>

Continued

Table 3 Continued

Method	Description	Mathematical definition
ST	the ST can be seen as the 'phase correction' of continuous WT [110]; it could be calculated by taking advantage of the efficiency provided by the FFT and the convolution theorem [99]. Equation (7) shows the ST representation	$ST(f, \tau, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(\tau - t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (7)$ <p>where τ is the amount of time shift, $g(t)$ is described by</p> $g(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(t^2/2\sigma^2)} \quad (8)$ <p>and σ is the standard deviation, as shown in (9)</p> $\sigma(f) = T = \frac{1}{ f } \quad (9)$ <p>where T is the time period, in this case σ is the inverse of the frequency f [82] a version modified to calculate the standard deviation σ is presented in (9) with some modifications in order to have more versatility in the selection of the window function [10]</p> $\sigma(f) = \frac{\sqrt{a^2 + b^2}}{a + (b/\sqrt{f})} \quad (10)$ <p>where a and b are positive constants which control the oscillations of the window</p>
PA	PA is a least-square approximation technique for fitting a sum of exponential terms into the measured data. A general equation of PA is presented in (11)	$y(k) = \sum_{n=1}^N A_n e^{\sigma_n t} \cos(2\pi f_n t + \theta_n) \quad (11)$ <p>where A_n is the magnitude, σ_n is the damping factor, f_n the frequency, θ_n is the sample index and N is the model order [39]</p> $\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}(n - 1)\mathbf{x}(n - 1) + \mathbf{w}(n) \quad (12)$ $\mathbf{z}(n) = \mathbf{C}(n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n) \quad (13)$
KF	KF is a special type of filter. KF is described by a set of state (12) and a set of observation (13)	<p>$\mathbf{x}(n)$ is a vector of state variables, $\mathbf{A}(n - 1)$ is the state transition matrix, $\mathbf{w}(n)$ is a vector of model noise assumed to be zero-mean white with a covariance matrix $E\{\mathbf{w}(n)\mathbf{w}^T(n)\} = \mathbf{Q}_w$, $\mathbf{z}(n)$ is a vector of observations, and the matrix $\mathbf{C}(n)$ connects the measurement $\mathbf{z}(n)$ with the state vector $\mathbf{x}(n)$; $\mathbf{v}(n)$ is a vector of observation noise assumed to be zero-mean white with a covariance matrix $E\{\mathbf{v}(n)\mathbf{v}^T(n)\} = \mathbf{Q}_v$ and is statistically independent of the model noise $\mathbf{w}(n)$. For stationary data, $\mathbf{A}(n)$ and $\mathbf{C}(n)$ are time independent, that is, $\mathbf{A}(n) = \mathbf{A}$ and $\mathbf{C}(n) = \mathbf{C}$</p>
Cohen class	Cohen class defines different types of TFD generalised through the (14) [54]	$TFD_x(t, \omega; \phi) = \frac{1}{4\pi^2} \iiint f(u, \tau, \theta) du d\tau d\theta \quad (14)$ <p>where</p> $f(u, \tau, \theta) = z * \left(u - \frac{\tau}{2}\right) z \left(u + \frac{\tau}{2}\right) \phi(\theta, \tau) e^{-j\theta t - j\omega \tau + j\theta u} \quad (15)$ <p>in this equation, $\phi(\theta, \tau)$ is the kernel of the TFD, the variable τ denotes a time-domain shift, θ a frequency-domain shift and $z(t)$ is the complex analytic signal of the waveform $x(t)$ given by (16), where $X(\omega)$ is the FT of $x(t)$</p> $z(t) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (16)$ <p>the characteristics of the distribution function depend on the choice of kernel, but the main idea of time–frequency analysis is to find a representation, $TFD_x(t, \omega; \phi)$, of a non-stationary signal as a function of time (t) and frequency (ω)</p>

Continued

Table 3 Continued

Method	Description	Mathematical definition
parametric methods	parametric methods consist of assuming a particular model for the stochastic process (Burg method, PA, modified covariance method, multiple-signal classification MUSIC, Yule-Walker [92], AR and ARMA models etc.). Some parametric methods are based on modelling the data sequence $x(n)$ as the output of a linear system characterised by a rational system function of the form shown in (17) [121]	$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k w(n-k) \quad (17)$ <p>where $w(n)$ is the input sequence to the system and the observed data, $x(n)$, represents the output sequence</p>

Table 4 Description of algorithms for automatic classification

Method	Description
ANNs	an ANN is trained through a set of input/output patterns, so that it can learn the relationship between information inputs and outputs, which allows the establishment of data classification thresholds. An ANN can be classified according to its architecture as feedforward neural network (FFNN) or time-delay neural network (TDNN)
FL	FL refers to a logic system that generalises the classical two-valued logic for reasoning under uncertainty. It is motivated by observing that human reasoning can utilise concepts and knowledge that do not have well-defined or sharp boundaries; these systems allow describing fuzzy rules, which fit the description of real-world processes to a greater extent [26]
SVM	SVM is a useful technique for data classification and regression problems [89]. SVM uses a kind of training for obtaining the maximum threshold between two group classes; this algorithm is determined through different functions: linear, polynomial, radial or sigmoid [96]. SVM divides two specified training samples, which belong to two different categories by constructing an optimal separation hyperplane (OSH), either in the original space or in the mapped higher-dimensional space
Bayesian classifiers (BC)	this approach models likelihood functions or distributions for the existing pattern classes from a given set of sample data such that the overall probability of misclassification is minimised [94]
NN	the NN is a classification technique that assigns an unknown pattern x_o to the class of its nearest neighbour. It can produce any arbitrary complex surface to separate the classes based on the configuration of the sample points and their distance relations to one another. The nearest-neighbour classifier is a member in a family of classifiers called k -nearest-neighbour classifiers (k -NN). Instead of finding the single nearest neighbour, the k -nearest neighbours are found where k is some odd constant that presents the number of closest neighbours to the unknown sample x_o . The decision rule is then to choose the class that appears most frequently among the k -neighbours [69]

Article

A Hilbert Transform-Based Smart Sensor for Detection, Classification, and Quantification of Power Quality Disturbances

David Granados-Lieberman¹, Martin Valtierra-Rodriguez¹, Luis A. Morales-Hernandez¹,
Rene J. Romero-Troncoso^{1,2} and Roque A. Osornio-Rios^{1,*}

¹ HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, San Juan del Rio, Qro. 76807, Mexico; E-Mails: dgranados@hspdigital.org (D.G.-L.); mvaltierra@hspdigital.org (M.V.-R.); luis.morales@uaq.mx (L.A.M.-H)

² HSPdigital-CA Telematica, DICIS, Universidad de Guanajuato, Carr. Salamanca-Valle km 3.5 + 1.8, Palo Blanco, Salamanca, Gto. 36885, Mexico; E-Mail: troncoso@hspdigital.org

* Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: raosornio@hspdigital.org; Tel./Fax: +52-427-274-1244.

Received: 12 March 2013; in revised form: 17 April 2013 / Accepted: 17 April 2013 /

Published: 25 April 2013

Abstract: Power quality disturbance (PQD) monitoring has become an important issue due to the growing number of disturbing loads connected to the power line and to the susceptibility of certain loads to their presence. In any real power system, there are multiple sources of several disturbances which can have different magnitudes and appear at different times. In order to avoid equipment damage and estimate the damage severity, they have to be detected, classified, and quantified. In this work, a smart sensor for detection, classification, and quantification of PQD is proposed. First, the Hilbert transform (HT) is used as detection technique; then, the classification of the envelope of a PQD obtained through HT is carried out by a feed forward neural network (FFNN). Finally, the root mean square voltage (V_{rms}), peak voltage (V_{peak}), crest factor (CF), and total harmonic distortion (THD) indices calculated through HT and Parseval's theorem as well as an instantaneous exponential time constant quantify the PQD according to the disturbance presented. The aforementioned methodology is processed online using digital hardware signal processing based on field programmable gate array (FPGA). Besides, the proposed smart sensor performance is validated and tested through synthetic signals and under real operating conditions, respectively.

Keywords: Hilbert transform; power quality disturbances; power quality indices; instantaneous exponential time constant; FPGA; feed forward neural network; smart sensor

1. Introduction

Over the past few years, the power quality (PQ) has become an important issue in industrial and academic fields due to the growing number of disturbing loads in the industrial and public sectors; another important factor is the susceptibility that certain loads present to the presence of these disturbances. These anomalies are generally called power quality disturbances (PQD), which are deviations of voltage or current from the ideal sinusoidal waveform, such as sags, swells, interruptions, harmonics, flicker, notching, spikes, and oscillatory transients [1]. In any real power system, there are multiple sources of disturbances which can have different magnitudes and appear at different times. Therefore, and in order to reduce the generated problems caused by PQD, it is necessary to have systems that are able to detect, classify, and quantify automatically the different PQD [2]. This also allows developing solutions for avoiding damage to equipment, extend its lifetime, and reduce costs as well as for estimating the damage severity in the equipment.

At present, different techniques have been used for analyzing PQD, such as short-time Fourier transform (STFT), wavelet transform (WT), S-transform, Kalman filter, Gabor-Wigner, Hilbert transform, and Hilbert Huang transform [3–13]. For instance, STFT gives time–frequency information related to disturbance waveforms [3], but transient signals cannot be adequately described with this methodology due to its fixed window size. To overcome the drawbacks of STFT, the WT provides the time-scale analysis of the non-stationary signal since it decomposes the signal into a time-scale representation rather than a time-frequency representation. Different WT analyses [4], wavelet multiresolution analysis (MRA) [5], and MRA with entropy norm (EN) [6] have been used to detect and classify several types of PQD. Unfortunately, in real practice the WT capabilities are often significantly degraded in noisy environments [7]. For this reason, other schemes based on S-transform [7–9], Kalman filter [10], and Gabor-Wigner transform [11] have been developed for detecting effectively PQD in noisy environments. On the other hand, the Hilbert transform (HT) envelope detection technique [12] and a combination with ensemble empirical mode decomposition (EEMD) called Hilbert Huang transform (HHT) [13] have also been used in PQD monitoring. Unfortunately, none of the aforementioned works provide any information about the PQD quantification which is very important in industrial applications since with this information it is possible to estimate the damage severity in the equipment due to the PQD. Therefore, an online system that detects, classifies, and quantifies the different PQD is a necessity. It is worth noting that in the current literature different systems cover topics concerning online PQD detection and classification; nevertheless, just a few works provide any information related to the characteristics of the different disturbances, such is the case of Radil *et al.* [14], who provided information about time localization, duration, and magnitude of the disturbances using digital filtering, mathematical morphology, root mean square (*RMS*), and peak values; however, more specific characteristics according to the classified PQD are not given. On the other hand, other works propose to obtain several electric power characteristics using PQI. For

instance, Mindykoswki *et al.* [15], using techniques such as WT, FFT, and chirp z-transform (CZT) developed a PQ instrument for PQ assessment in ship systems, yet, the classification stage is not carried out; therefore, specific features of each PQD are not obtained.

From the technological and industrial points of view, smart sensors which utilize a standard sensor and includes in their functionalities signal processing, communication, and integration capabilities can be used to overcome the issues of PQ monitoring systems. The term “smart sensor” is employed according to the functionality classification given by Rivera *et al.* [16], from the definitions of the Institute of Electrical and Electronics Engineers [17,18]. On the other hand, smart sensors based on field-programmable gate arrays (FPGA) are capable of performing the task in real time due to their high-speed processing capabilities, configurability, and system-on-a-chip (SoC) solutions for industrial applications [16]. Smart sensors related to PQ monitoring have being applied in different ways [19–22]. For instance, Granados-Lieberman *et al.* [19] developed an FPGA-based smart sensor for real-time high-resolution frequency measurement in accordance with international power quality monitoring standards. Humin *et al.* [20] presented a smart sensor for medium-voltage dc power grid protection *via* current and voltage transformers. On the other hand, a design of wireless sensor networks for a PQ monitoring system in order to customize the distribution pattern of the power quality information is proposed in [21]. Furthermore, Lim *et al.* [22] presented a reliable data delivery mechanism by employing the neural network concept for monitoring basic electrical quantities. Moreover, a sensor to detect a very low direct current (DC) voltage component superimposed onto an alternating current (AC) voltage component is presented in [23]. Due to their proven reliability in other reported tasks of PQ monitoring, smart sensors are suitable candidates for simultaneously detecting, classifying, and quantifying the PQD in a SoC solution, rather than having different systems for each task of detecting, classifying, and quantifying PQD.

The contribution of this work is the development of a smart sensor for online detection, classification, and quantification of single PQD. Another contribution of this work is the proposed methodology due to its simplicity and to the theoretical foundation by depending largely on the HT. First, the HT is used as detection technique; then, a feed-forward neural network (FFNN) performs the classification of the PQD envelope provided by the HT. Finally, the root mean square voltage (V_{rms}), peak voltage (V_{peak}), crest factor (CF), and total harmonic distortion (THD) indices calculated through the HT and Parseval’s theorem, as well as an instantaneous exponential time constant, are used for quantifying the PQD according to the disturbance presented. All the aforementioned methodology is implemented into an FPGA for a SoC solution thanks to its high-performance computational capabilities for industrial and online applications. Besides, the proposed smart sensor performance is validated and tested using synthetic signals and under real operating conditions, respectively.

2. Theoretical Background

2.1. Power Quality Disturbances

The power quality indices (PQI), such as V_{rms} , V_{peak} , CF , and THD are used for illustrating the undesirable impact of electrical disturbances in concordance with the required standards. The electrical disturbances are abnormalities in voltage or current that present variations in magnitude with respect to

its nominal value during an interval time. Depending on the thresholds of these features, the IEEE Standard 1159 [24] and the European Standard EN 50160 [25] categorize these disturbances as shown in Table 1. For instance, a sag condition is considered when the V_{rms} value is within the range from 0.1 to 0.9 per unit (pu) of the nominal voltage and has a minimum duration of 0.5 cycles of fundamental frequency. Regarding to the PQD and PQI, the sags, swells, and interruptions are changes in V_{rms} ; when these changes are continuous and occur within proper frequency ranges they create the visual phenomenon called flicker [1]. The harmonic distortions are normally estimated through the THD and CF . On the other hand, voltage notches and spikes are characterized by their amplitude and duration in combination with the point on the sine wave at which the notching starts. In the same way, the oscillatory transients are described by their maximum peak-value or V_{peak} and exponential time constant [1].

Table 1. Power quality disturbances classification.

PQ Disturbance	Duration	Values
Sag	>0.5 cycles	0.1 to 0.9 pu
Swell	>0.5 cycles	1.1 to 1.8 pu
Interruption	>0.5 cycles	<0.1 pu
Flicker	-	0.9 to 1.1 pu
Harmonic	-	$THD >5\%$

2.2. Hilbert Transform

The HT is a mathematical tool used for tracking the voltage envelope [12,26], which is defined for real signals as Equation (1), with its equivalent Fourier transform (FT) version given in Equation (2):

$$x_{HT}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (1)$$

$$X_{HT}(\Omega) = -j \operatorname{sgn}(\Omega) X(\Omega) \quad (2)$$

where $-j \operatorname{sgn}(\Omega)$, has the effect of shifting the negative frequency components of $x(t)$ by $+90^\circ$ and the positive frequencies components by -90° .

A useful way to understand and to compute the HT of $x(t)$ is using the analytic signal $z(t)$ composed by the real signal and the HT shifted 90° , defined as:

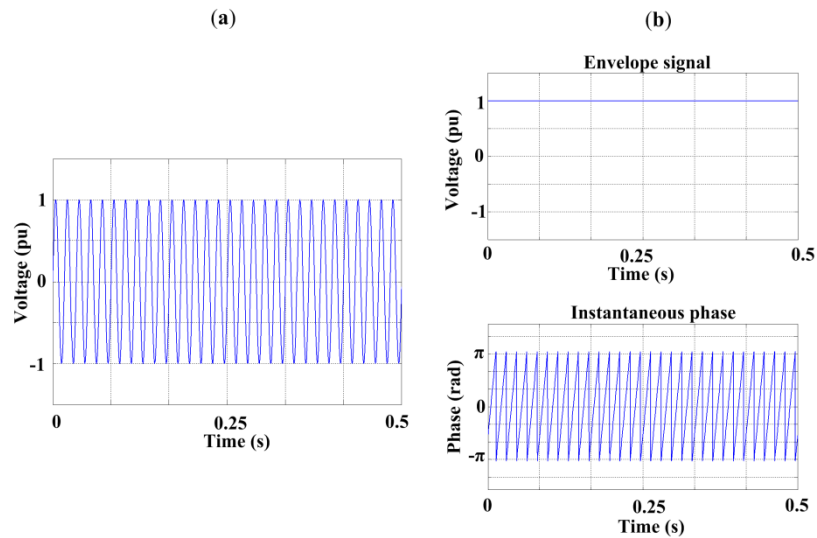
$$z(t) = x(t) + jx_{HT}(t) = A(t)e^{j\theta(t)} \quad (3)$$

where $A(t)$ is called the envelope signal of $x(t)$ and $\theta(t)$ is called the instantaneous phase signal of $x(t)$. In terms of $x(t)$ and $x_{HT}(t)$, it is clear that:

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + x_{HT}^2(t)} \quad (4)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1}\left(\frac{x_{HT}(t)}{x(t)}\right) \quad (5)$$

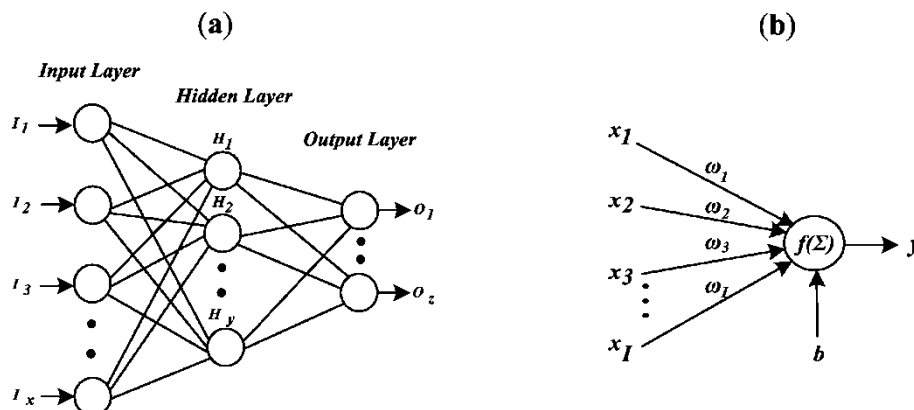
The sinusoidal waveform shown in Figure 1(a) has HT envelope and instantaneous phase as shown in Figure 1(b).

Figure 1. Hilbert Transform. (a) Sinusoidal waveform; (b) Hilbert Transform results.

2.3. Feed Forward Neural Network

A FFNN is characterized as having a layered architecture with single or multiple neurons in each layer, as shown in Figure 2(a). In this architecture, the input information moves in one direction only, from the input nodes, through the hidden nodes, and to the output nodes. For characterizing the network weights, pairs of input-output data are presented; then, a training rule for adjusting these weights is used. With that, the error between the desired and calculated outputs is minimized. Finally, the entire training data is repeatedly presented to the FFNN until the overall error is acceptable [27]. On the other hand, the mathematical function that describes to each neuron shown in Figure 2(b) is given in Equation (6); it consists on the summation $\Sigma(\cdot)$ of the multiplications between the inputs x_i and the associated multipliers commonly called weights ω_i to each input plus a bias b ; then, this result is evaluated with a nonlinear function $f(\cdot)$ to provide the FFNN with the ability to model nonlinear relationships [27]. This is applicable to all neurons.

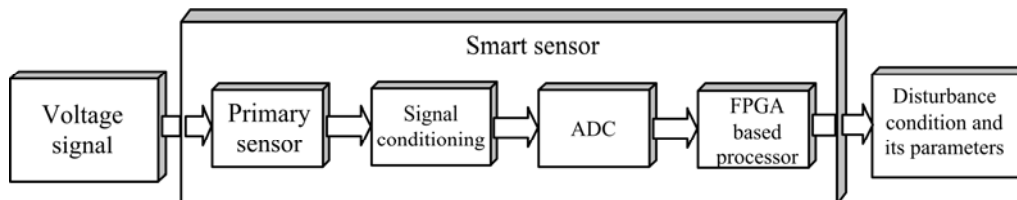
$$y = f\left(\sum_{i=1}^I \omega_i x_i + b\right) \quad (6)$$

Figure 2. Feed-forward neural network. (a) Architecture; (b) Neuron.

3. Smart Sensor

In this section, the proposed smart sensor and the algorithm implemented in the FPGA-based processor for detecting, classifying, and quantifying the PQD are described. The proposed smart sensor block diagram is shown in Figure 3.

Figure 3. Block diagram of the PQD smart sensor.

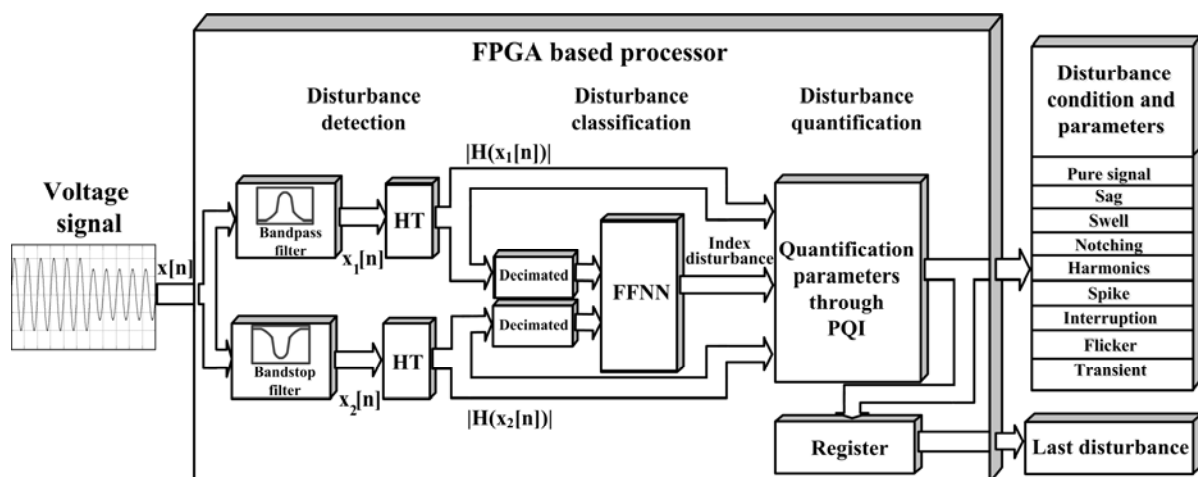


In order to acquire the voltage signal and get a result, the smart sensor uses firstly a voltage divider with a measurement range from 0 V to 440 V as a primary sensor; the voltage divider arrays are made up of 1 W 120 k Ω and 1 W 3.3 k Ω metal-film resistors. Then, the voltage signal passes through the signal conditioning stage, which contains a precision isolation amplifier model ISO124PND [28] to get galvanic isolation between the power system and the proposed smart sensor, a DCV011515DP DC-DC converter model [29] in order to decouple system references, and an anti-aliasing filter of second-order low-pass Butterworth filter with a cutoff frequency of 3 kHz, allowing the correct analysis of harmonics and transient disturbances with frequencies lower than the cutoff frequency.

Afterwards, the analog-to-digital converter (ADC), which corresponds to a 16-bit 4-channel serial-output ADS8341 [30], using only one channel gives the signal to the FPGA-based processor to determine the disturbance condition and its quantification parameters of a single-phase power system.

The architecture of the FPGA-based processor for a single-phase is shown as a block diagram in Figure 4, which can be replicated for three-phase or poly-phase power systems. It is worth noticing that in this work just one phase of the power system is analyzed. The proposed methodology is divided into the detection, classification, and quantification of the voltage signal $x[n]$.

Figure 4. FPGA-based processor.

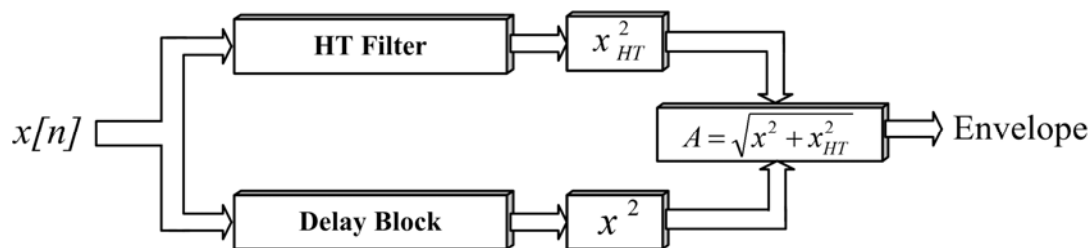


3.1. Disturbance Detection

For the detection stage, the voltage signal $x[n]$ is separated by two digital filters into $x_1[n]$ and $x_2[n]$ which correspond to the fundamental frequency component and the remaining frequency components, respectively, with the objective of separating and detecting the PQD that appear in the fundamental and in the remaining frequencies. The signal $x_1[n]$ is obtained with an order 16 finite impulse response (FIR) Gaussian window filter for a center frequency according to the power system frequency, in this case 60 Hz as fundamental component. On the other hand, the signal $x_2[n]$ is extracted through a second-order infinite impulse response (IIR) notch filter which removes the fundamental frequency component. Then, each HT block of Figure 4 computes Equation (4) according to Figure 5 to extract the envelope signal; there, the HT filter block implements the HT as a FIR linear phase filter of order 32 which is designed through Parks-McClellan method by means of the frequency components shifting by satisfying Equation (2). In a parallel way, the input x is delayed by the Delay Block for compensating the sample delay produced by the HT filter; then, the outputs are arithmetically squared, added, and root squared to get the envelope or instantaneous amplitude $A(n)$.

Both HT blocks shown in Figure 4 are implemented as shown in Figure 5 for $x_1[n]$ and $x_2[n]$, corresponding to the instantaneous amplitudes $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$, respectively. The disturbance detection is triggered when any change in the signals $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$ happens. Once any disturbance in the power line is detected, the signal is classified by means of the FFNN block.

Figure 5. Hilbert transform tracking of the voltage envelope.

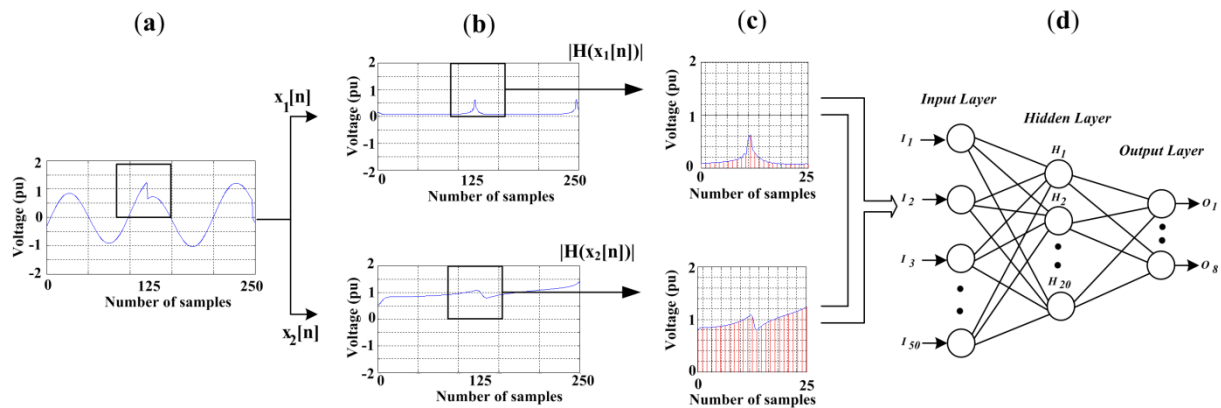


3.2. Disturbance Classification

The classification stage is carried out by an FFNN, which analyses the envelope signals $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$ each half cycle in order to classify the different disturbances. This time window is a running window with size equal to a half period in order to satisfy the minimum duration of a sag, swell or interruption. In order to better explain the classification procedure, Figure 6 is presented. Figure 6(a) shows a sinusoidal wave with spikes, it is sampled at 6,000 Hz which corresponds to 50 samples per half cycle. Then, this signal is passed through the HT blocks to give the signals $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$, as shown Figure 6(b). In order to reduce the dimensionality of the input data some reduction techniques have been reported [31,32]; in this work, for simplicity and without affecting the signal characteristics, the HT outputs are just decimated by 2; thus, the samples number per half cycle is 25 (Figure 6(c)). These samples that make up the PQD waveform are the inputs to the FFNN which has 50 inputs, 20 neurons in the hidden layer, and eight outputs (Figure 6(d)). The eight outputs are one per each disturbance (sag, swell, interruption, harmonic, flicker, notching, spike, and oscillatory

transient) since each neuron is set at one if the disturbance exists and to zero when there is no disturbance, yet, it is well known that the FFNN output is rarely one or zero; therefore, a threshold of 0.5 is also used to force the output to one or zero, respectively. Once the PQD is classified, its respective quantification parameters are computed.

Figure 6. Procedure of classification. (a) Sinusoidal wave with spikes; (b) HT outputs; (c) Decimated HT outputs; (d) Proposed FFNN.



3.3. Disturbance Quantification

For quantifying the different PQD in the power line, the V_{rms} , THD , V_{peak} , and CF indices are used. It is convenient to mention that they are the most commonly indices to evaluate the PQ [24,25]. In this work, the mathematical expressions proposed for computing the PQI are founded on the Parseval's theorem for their direct evaluation through the HT.

The RMS value or effective value of the discrete HT $H[n]$ can be obtained as follows:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^L H^2[n]}{2L}} \quad (7)$$

where L is the samples number of the analyzed time window.

On the other hand, the V_{peak} corresponds to the maximum value of the signal in the analyzed interval; therefore, it is the maximum value of the summation of the instantaneous values of $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$ according to Equation (8) in a time window. Likewise, the V_{peak} of $|H(x_2[n])|$ shown in Equation (9) allows quantifying short duration disturbance as spikes, notching or oscillatory transients:

$$V_{peak} = \max(|H(x_1[n])| + |H(x_2[n])|) \quad (8)$$

$$V_{peak_H_2} = \max(|H(x_2[n])|) \quad (9)$$

Another important PQI is the THD , which is a parameter defined as the RMS value of the harmonic content divided by the RMS value of the fundamental component, usually multiplied by 100 for a percentage result [1]. The THD is obtained with the RMS values of the decomposed signals according to Equation (10):

$$THD = \frac{RMS_H_2}{RMS_H_1} \cdot 100\% \quad (10)$$

where RMS_H_1 and RMS_H_2 are the RMS values of the signals $|H(x_1[n])|$ and $|H(x_2[n])|$, respectively.

In the same way, the CF is a time-domain property that indicates how much distortion has the top of the sine wave and it is given by Equation (11):

$$CF = \frac{V_{peak}}{RMS_H} \quad (11)$$

where RMS_H is equal to the sum of RMS_H_1 and RMS_H_2 .

For quantifying and mainly knowing the exponential time constant in the oscillatory transients, the following mathematical expressions are used. First, the mathematical expression for modeling an oscillatory transient in a sinusoidal wave is:

$$V[n] = A \sin(2\pi fn) + Be^{-\tau(n-N)} \sin(2\pi f_1(n-N)) \quad (12)$$

where A is amplitude of the nominal voltage, f is the frequency power system, f_1 is the transient frequency, B is the amplitude of the transient, N is the number of shifted samples where the transient starts, τ is the disturbance exponential time constant, and $n = 0, 1, 2, \dots, L$ is the actual sample. Then, the proposed methodology separates the two terms of Equation (12) by means of the two filters; thus, the $|H(x_2[n])|$ obtained after the HT block corresponds to the envelope of the second term in Equation (12). Therefore and by considering $N = 0$, the $|H(x_2[n])|$ amplitude is directly related with the exponential term as follows:

$$|H(x_2[n])| = Be^{-\tau \cdot n} \quad (13)$$

In order to compute τ , Equation (13) is differentiated as shown in Equation (14) and arranged in Equation (15) which allow computing an instantaneous τ .

$$|H(x_2[n])|' = -\tau Be^{-\tau \cdot n} \quad (14)$$

$$\tau = -\frac{|H(x_2[n])|'}{|H(x_2[n])|} \quad (15)$$

For improving the computation of τ , the evaluation of the derivative in the actual sample n according to Equation (15) is obtained through an averaging discrete-difference filter as follows:

$$\tau = -\frac{|H(x_2[n-2])| - |H(x_2[n])|}{|H(x_2[n-1])|} \quad (16)$$

In short, Table 2 shows the kinds of disturbances analyzed by the smart sensor as well as a description of the quantification parameters of each disturbance such as magnitude M , period of notching and spike T , V_{peak} , THD , flicker period T_{FL} , flicker magnitude M_{FL} , exponential time constant or mean lifetime τ . Regarding the flicker, its quantification parameters are related only with the tracking of voltage flicker; however, they can be used in others systems for correlating other variables such as the eye response to flicker perception of lamps or statistical measures of short and long-terms flicker severity. It is worth noticing that the disturbance duration Δt is also given by the

smart sensor when the disturbance has finished. Finally, the proposed smart sensor has a register block at the output, as shown Figure 4, which stores the quantified parameters of the last disturbance occurred.

Table 2. Quantification parameters for power quality disturbances.

Disturbance Condition	Parameters	Description
Pure signal	$M (V)$	M is the <i>RMS</i> voltage given in Equation (7) during a time window Δtw equal to half cycle of fundamental frequency.
Sag	$M (V), \Delta t (s)$	
Swell	$M (V), \Delta t (s)$	M is the <i>RMS</i> voltage obtained each Δtw during the entire sag, swell or interruption, respectively.
Interruption	$M (V), \Delta t (s)$	
Notching	$T (s),$ $Peak_{H_2} (V),$ $\Delta t (s)$	The period T and amplitude $Peak_{H_2}$ are estimated by means of a zero crossing and by Equation (9), respectively, each Δtw .
	$T (s),$ $Peak_{H_2} (V),$ $\Delta t (s)$	
Spike	$THD (\%), CF(-),$ $\Delta t (s)$	The <i>THD</i> and <i>CF</i> indices are obtained each Δtw according to (10) and (11), respectively.
Harmonics	$T_{FL} (s),$ $M_{FL} (V),$ $\Delta t (s)$	The period T_{FL} and amplitude M_{FL} are estimated by means of a first zero crossing and by Equations (9) and (7), respectively.
Flicker	$Peak_{H_2} (V),$ $\tau (-), \Delta t (s)$	The amplitude $Peak_{H_2}$ and the instantaneous exponential time constant τ are computed by Equations (9) and (16), respectively. $Peak_{H_2}$ is given once that the transient is done.
Oscillatory Transient		

(-): Dimensionless.

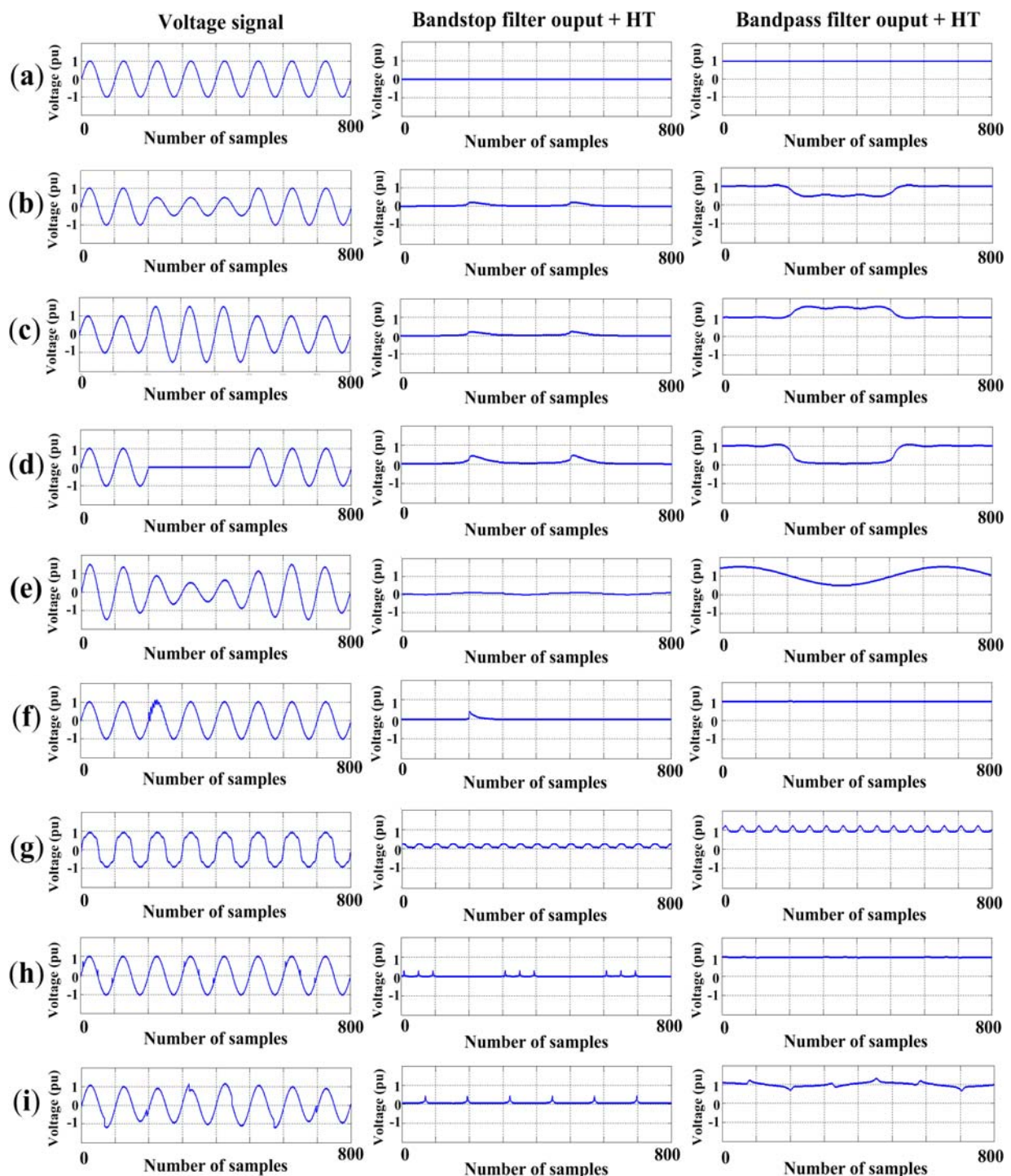
4. Experimentation and Results

In this section, the validation and the experimental setup for evaluating the performance of the proposed smart sensor are presented.

4.1. Training and Validation Stages

In order to validate the proposed methodology, it has been tested with synthetic signals to have *a priori* knowledge of the true PQD values and thus, the difference or error between the true value and the obtained value can be estimated. Firstly, a database with 200 signals is built for each one of the eight PQD, plus 200 for pure signals; these signals are generated in concordance with the equations and the parameters variation shown in Table 3, some of them have been used in [6] and [9], whereas the others are proposed in this research. Figure 7 shows a signal of each disturbance generated as well as its respective behavior through the filters and HT. For each PQD, the 200 signals are divided into 100 for training and 100 for validating the proposed methodology, respectively.

Figure 7. PQD generated. (a) Pure signal; (b) Sag; (c) Swell; (d) Interruption; (e) Flicker; (f) Transients; (g) Harmonics; (h) Notching; (i) Spikes.



Regarding the NN structure and training, a log-sigmoid activation function into the overall FFNN is used, the training goal is set at 10^{-6} , and the training rule is the Levenberg-Marquardt algorithm; all the aforementioned is carried out offline using the MATLAB software; once the NN is built, trained, and validated their coefficients (weights and biases) are used into digital structures that computes Equation (6) as shown in [33]. In both the training and validation stages, the synthetic signals are processed by the two filters, HT, quantification, and FFNN blocks. The overall methodology is implemented and validated

using the MATLAB software. Since noise is present in all electrical power distribution networks, the proposed methodology is also tested in a noisy environment by adding Gaussian noise with a level of -20 dB using the noiseless signal as reference.

Table 3. Power quality disturbances models.

Power Quality Disturbance	Equations	Parameters Variation
Pure signal [6,9]	$v(k) = A\sin(2\pi fk)$	-
Interruption [6,9]	$d(k) = -\alpha A(u(k - k_1) - u(k - k_2)) \sin(2\pi fk)$	$0.9 \leq \alpha \leq 1 ; k_1 < k_2$
Sag [6,9]	$d(k) = -\alpha A(u(k - k_1) - u(k - k_2)) \sin(2\pi fk)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9 ; k_1 < k_2$
Swell [6,9]	$d(k) = \alpha A(u(k - k_1) - u(k - k_2)) \sin(2\pi fk)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8 ; k_1 < k_2$
Harmonics [6,9]	$d(k) = \sum_{m=1}^M A_m \sin(2\pi h_m fk)$	M: total number of harmonics $0.05 \leq A_m \leq 0.5, 2 \leq h_m \leq 40$
Oscillatory Transients [6,9]	$d(k) = \beta e^{-\gamma(k-k_1)} \sin(2\pi fk)$	$-5 \leq \beta \leq 5, 50 \leq \gamma \leq 100$
Flicker [6,9]	$d(k) = \alpha A \sin(2\pi f_r k) \sin(2\pi fk)$	$1 \leq f_r \leq 10, 0 < \alpha \leq 0.2$
Notching (P)	$d(k) = \alpha \lfloor \sin(2\pi \beta k) \rfloor$	$60 < \beta \leq 240, 0 < \alpha \leq 0.2$
Spikes (P)	$d(k) = \alpha \lfloor \sin(2\pi \beta k) \rfloor$	$1 < \beta \leq 10, 0.1 \leq \alpha \leq 0.5$

$u(\cdot)$: step function; $\lfloor \cdot \rfloor$: floor function; $|\cdot|$: absolute value; (P): Proposed.

The obtained results of the overall methodology are separated into two tables. Table 4 shows the percentage of effectiveness for detecting and classifying PQD; on the other hand, Table 5 shows the quantification results. Regarding Table 4, the first column indicates the kind of PQD, the columns two and three indicate the percentages of effectiveness in noiseless and noisy conditions, respectively. For instance, the light-gray row in Table 4 that reads sag, 100, and 100 for noiseless and noisy conditions, respectively, means that the methodology accurately classifies all signals used in the validation stage. On the other hand, the quantification effectiveness of the proposed methodology is estimated through the mean squared error (MSE) which quantifies the difference between each value obtained by an estimator (the proposed methodology) and the real value for each signal as follows:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (17)$$

where \hat{y} is the obtained value, y is the real value, and n is the number of signals. Table 5 shows the MSE results for each disturbance and its respective quantification parameters, as an example, the light-gray row in Table 5 depicts the quantification MSE under noiseless and noisy conditions, being the noiseless condition 0.1036, and the noisy condition 1.3833; being the last condition thirteen times higher than the former.

Table 4. Proposed methodology effectiveness for detection and classification in noiseless (NL) and noisy (N) conditions.

Power Quality Disturbance	Percentage of Effectiveness for Detection and Classification Stages (%)	
	NL	N
Pure signal	100	99
Interruption	100	100
Sag	100	100
Swell	100	100
Harmonics	97	89
Oscillatory Transients	99	93
Flicker	98	92
Notching	98	91
Spikes	98	90

Table 5. MSE for quantification of PQD in noiseless (NL) and noisy (N) conditions.

Power Quality Disturbance	Parameters	Units	MSE	
			NL	N
Pure signal	M	<i>Volt RMS</i>	0.1492	1.7339
Interruption	M	<i>Volt RMS</i>	0.0002	0.0022
	Δt	<i>s</i>	1.0746e-8	15.9184e-8
Sag	M	<i>Volt RMS</i>	0.1036	1.3833
	Δt	<i>s</i>	0.2637e-6	2.9531e-6
Swell	M	<i>Volt RMS</i>	0.1496	1.5578
	Δt	<i>s</i>	0.2312e-6	2.9380e-6
Harmonics	THD	<i>%</i>	0.0003	0.0029
	CF	-	21.7617e-6	253.8832e-6
	Δt	<i>s</i>	7.8870e-6	99.8392e-6
Oscillatory Transients	$Peak_{H_2}$	<i>Volt peak</i>	0.0014	0.0163
	τ	-	0.7682	9.8955
	Δt	<i>s</i>	1.4705e-10	18.4283e-10
	T_{FL}	<i>s</i>	0.0844e-6	0.8132e-6
Flicker	M_{FL}	<i>Volt RMS</i>	0.1398	1.6017
	Δt	<i>s</i>	8.2753e-6	92.4175e-6
	T	<i>s</i>	2.9290e-10	40.5973e-10
Notching	$Peak_{H_2}$	<i>Volt peak</i>	0.0003	0.0037
	Δt	<i>s</i>	0.2369e-6	3.1097e-6
	T	<i>s</i>	6.2842e-10	60.8252e-10
Spikes	$Peak_{H_2}$	<i>Volt peak</i>	0.0020	0.0264
	Δt	<i>s</i>	0.2136e-6	3.2049e-6

4.2. Experimental Setup

On the other hand, the proposed methodology implemented on the smart sensor is also tested under real operating conditions according to the experimental setup shown in Figure 8(a); the developed smart sensor is shown in Figure 8(b), which is implemented in a proprietary Spartan 3E XC3S1600 FPGA platform [34] running at 48 MHz; Table 6 summarizes the resource usage of the FPGA.

Figure 8. Smart sensor under real operating conditions. (a) Experimental setup; (b) Smart Sensor.

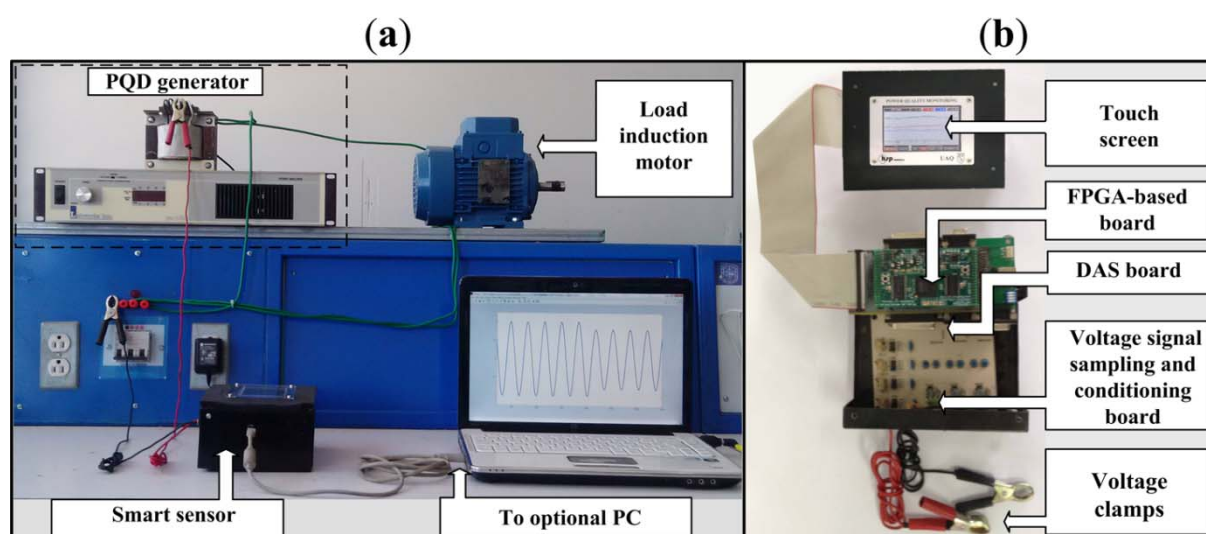


Table 6. Resource usage of the FPGA.

Resource Utilization	Xilinx Spartan 3E XC3S1600E
Slices	9440/14,752 (64%)
Slice flip flops	15047/29,504 (51%)
4-input LUTs	8605/29,504 (29%)
Maximum operation frequency	54.127 MHz

The experimental setup consists of an electric load (induction motor) of 1-hp (746 W) which is fed by a three-phase power electric system. Then, a proprietary PQD digital generator injects the disturbance to one phase, monitored by the smart sensor. In Table 7 the column for the generated PQD shows the kind of disturbance and its quantification parameters, as well as its used reference values, taking 20 runs of each PQD condition, showing as result the mean (μ), standard deviation (σ) and mean error. For instance, the light-gray row reads a sag condition with a real magnitude of 115.8, $\mu = 115.7942$, $\sigma = 0.0633$, and an error of 0.0057 volts. In order to estimate the accuracy and precision of the smart sensor, a Fluke 435-II was used as reference. The accuracy and precision for voltage-related parameters are estimated with Equations (18) and (19), respectively, as well as with the values of the pure signal in Table 7.

Table 7. Smart sensor performance under real operating conditions.

Generated Power Quality Disturbances				Smart Sensor Results		
Condition	Parameters	Reference values	Units	Mean (μ)	Standard deviation (σ)	Error (real- μ)
Pure signal	M	127.2	<i>Volt RMS</i>	127.0021	0.0605	0.1979
	M	0	<i>Volt RMS</i>	0.0035	0.0524	-0.0035
Interruption	Δt	0.0333	<i>s</i>	0.0323	0.0059	0.0010
	M	115.8	<i>Volt RMS</i>	115.7943	0.0633	0.0057
Sag	Δt	0.1666	<i>s</i>	0.1680	0.0051	-0.0014
	M	138.2	<i>Volt RMS</i>	138.1995	0.0685	0.0005
Swell	Δt	0.1666	<i>s</i>	0.1671	0.0062	-0.0005
	THD	6	<i>%</i>	5.9873	0.0480	0.0127
Harmonics	CF	1.2	-	1.2049	0.0519	-0.0049
	Δt	1	<i>s</i>	0.9897	0.0548	0.0103
Oscillatory Transients	$Peak_{H_2}$	12.72	<i>Volt peak</i>	12.7160	0.0608	0.0040
	τ	300	-	300.5209	0.0594	-0.5209
Flicker	Δt	0.0042	<i>s</i>	0.0040	0.0051	0.0002
	T_{FL}	0.1	<i>s</i>	0.1084	0.0508	-0.0084
Flicker	M_{FL}	133.56	<i>Volt RMS</i>	133.5469	0.1151	0.0131
	Δt	1	<i>s</i>	1.0111	0.0565	-0.0111
Notching	T	0.0055	<i>s</i>	0.0052	0.0022	0.0003
	$Peak_{H_2}$	6.36	<i>Volt peak</i>	6.3815	0.0493	-0.0215
Spikes	Δt	0.1666	<i>s</i>	0.1639	0.0175	0.0027
	T	0.0083	<i>s</i>	0.0086	0.0024	-0.0003
Spikes	$Peak_{H_2}$	15.26	<i>Volt peak</i>	15.2807	0.0652	-0.0207
	Δt	0.1666	<i>s</i>	0.1695	0.0174	-0.0029

Therefore, the smart-sensor accuracy is estimated to be 99.84% with a precision of 99.95%:

$$Accuracy (\%) = 100 - \frac{(V_{ref} - V_{mean})}{V_{ref}} \cdot 100 \quad (18)$$

$$Precision (\%) = 100 - \frac{\sigma}{V_{ref}} \cdot 100 \quad (19)$$

where V_{ref} is the voltage reference value, V_{mean} is the voltage mean value obtained of the measurements set, and σ is its standard deviation .

4.3. Real Signals

To evaluate the performance of the proposed approach for real-world measurements, 40 real measurements of PQD from IEEE work group (P1159.3) are analyzed. Figure 9 shows just some real signals analyzed for different PQD as well as their respective behavior through the filters and HT. On the other hand, Table 8 presents in normalized way (according to the nominal voltage value) the quantification parameters obtained by the proposed approach for the signals shown in Figure 9. Regarding Figure 9(d,e), they show a signals with two PQD which occur at different times, their parameters of quantification are also presented in Table 8 by considering that the proposed approach first gives the parameters for the first disturbance and then the second one according to the detected PQD.

Figure 9. Real signals of PQD. (a) Sag (overhead insulator failure); (b) Interruption (overloaded transformer); (c) Spikes (splice failure on the aerial cable); (d) Oscillatory transient and sag (terminator failure on the cable dip); (e) Two oscillatory transients (cable fault on the underground portion).

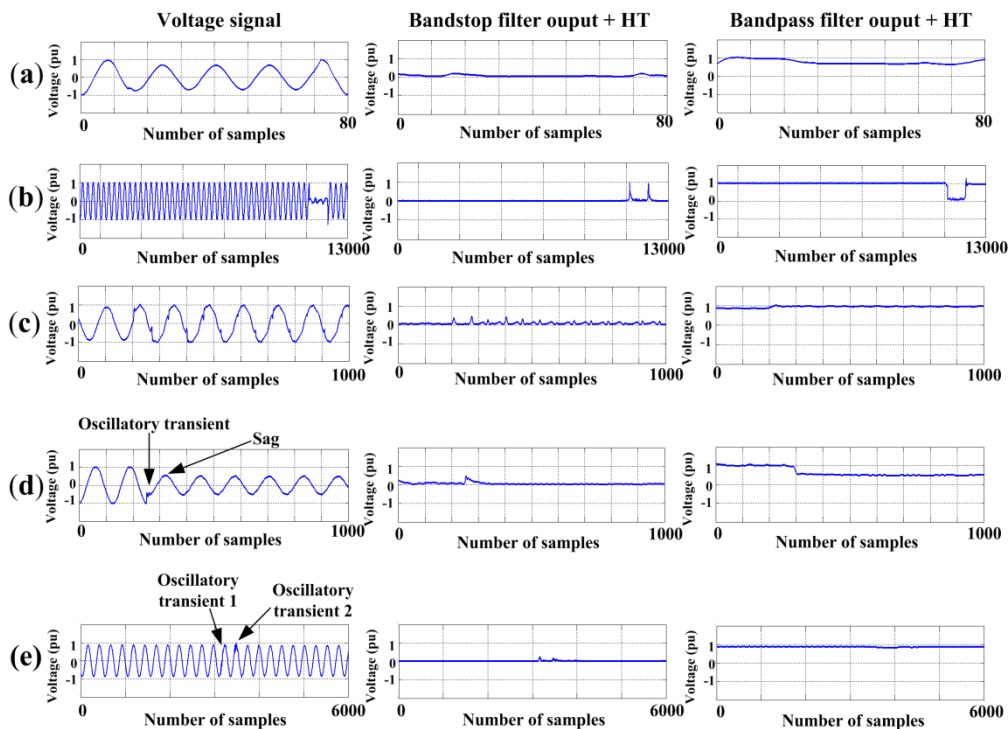


Table 8. Classification and quantification results of the proposed approach under real signals.

Real Signals of PQD	PQD Classification	PQD Quantification	
		Parameters	Results
(a) Overhead insulator failure.	Sag	M	0.71193
		Δt	0.05833
(b) Overloaded transformer.	Interruption	M	0.08594
		Δt	0.05816
(c) Splice failure on the aerial cable.	Spikes	T	0.00861
		$Peak_H_2$	0.30352
		Δt	0.09911

Table 8. *Cont.*

		<i>Peak_H₂</i>	0.37721
(d) Terminator failure on the cable dip.	Oscillatory transient	τ	250.741
		Δt	0.00759
	Sag	M	0.54571
		Δt	0.09189
		<i>Peak_H₂</i>	0.25708
(e) Cable fault on the underground portion.	Oscillatory transient 1	τ	307.485
		Δt	0.00673
	Oscillatory transient 1	<i>Peak_H₂</i>	0.19113
		τ	917.251
		Δt	0.00274

4.4. Analysis and Discussions

From Table 4, it can be seen that the majority of PQD conditions are classified correctly. The worst classification errors occur for the harmonics condition under noiseless and noisy conditions; yet, the classification effectiveness is over 97% and 89%, respectively. This decrease in the classification effectiveness is due to the fact that the FFNN classifies the waveform and as it is well known the different combinations of harmonics constitute different waveforms. The best classification results (100%) are for pure signal, sag, swell, and interruption since the general waveform of these PQD rarely changes. On the other hand, the effectiveness of classification shown in Table 5 for noiseless and noisy condition through MSE indicates a high accuracy in all tests, since an MSE of almost a relative zero means that the smart sensor obtains results very similar to the real ones. In addition, the MSE in noisy conditions is almost ten times higher than in noiseless condition, as expected by adding 20 dB of Gaussian noise. The highest errors obtained by the smart sensor are for the calculation of τ since it is computed through a derivative and although it is used an averaging discrete-difference filter its susceptibility to noise generate small variations in the result; yet, its mean error is below 0.2% according to the obtained results shown in Table 7.

The detection and classification tasks are critical in PQ monitoring. First, the disturbance must be detected in order to be classified. Then, an accurate classification of the disturbance is necessary to assert that the computed quantification parameters are appropriate. In this work and regarding the real signals, the correctly detection and classification of the proposed approach are demonstrated with the results shown in Figure 9 and Table 8, even when there are two immediate disturbances as shown in Figures 9(d,e). Therefore, if the detection and classification are performed well the quantification parameters for the different disturbances are computed correctly.

On the other hand, Table 9 shows a comparison of the main characteristics between the reported works in the literature and the one here proposed. Regarding the hardware implementation, most works are personal computer (PC)-based, which can compromise the online operation, and only this work and reference [15] present a SoC solution, yet the proposed smart sensor has a classification stage unlike the solution proposed in [15]; besides, it has the option to send the data for PC post-processing as done in other reported works and systems. The detection of PQD is already reported in [4,11]; however, their methodologies do not embrace a classification stage. On the contrary, the works [5,6,8] report

different techniques for PQD classification, yet, the noisy condition is not considered. Unlike the aforementioned works, the noisy condition in [7,9,10,12,13] is considered. It must be noticed that only this work presents quantification as PQI and also as specific disturbance-related parameters such as time delay constant of an oscillatory transient, the period and magnitude of a notching or flicker, and so on, whereas other works [14,15] present results as PQI only.

Table 9. Main characteristics of previous works and of the proposed work.

Work	Used Technique	Hardware		Noise Condition		Capabilities		Results	
		PC Based	SoC Based	Noiseless	Noisy	Detect	Classify	PQI	Disturbance-Related Parameters
[4]	Wavelet	X		X		X			
[5]	MRA	X		X		X	X		
[6]	MRA with EN	X		X		X	X		
[7]	S-transform	X		X	X	X	X		
[8]	S-transform	X		X		X	X		
[9]	S-transform	X		X	X	X	X		
[10]	Kalman filter	X		X	X	X	X		
[11]	Gabor–Wigner Transform	X		X		X			
[12]	HT	X		X	X	X	X		
[13]	HHT	X		X	X	X	X		
[14]	Mathematical morphology	X		X	X	X	X	X	
[15]	WT, FFT, CZT	X	X	X	X	X		X	
Proposed	HT	X	X	X	X	X	X	X	X

5. Conclusions

This work proposes a new smart sensor for online detection, classification, and quantification of PQD using only a voltage divider as a primary sensor, which results in a highly-portable instrument. The overall methodology is based on HT; first, the detection is carried out when there is any change in the HT envelope of a voltage's nominal signal. Then, the FFNN classifies the waveform given by the HT in a half cycle. Finally, the PQI computed through the HT and Parseval's theorem quantify the disturbance. All the aforementioned demonstrate the capabilities of HT as a powerful tool of easy implementation through filters for the detection, classification, and quantification of PQD. On the other hand, the obtained smart sensor results under synthetic and real operating conditions show its accuracy, precision, and immunity to noisy environments being evident its industrial applicability. Besides, the fact that the smart sensor develops the three tasks for PQ analysis makes it more attractive than having different systems or techniques for each task of detecting, classifying, and quantifying PQD unlike other reported works.

The proposed smart sensor is based on FPGA technology which provides high computation performance for online operation of the proposed methodology, as well as a low-cost, portable and efficient SoC solution. This implementation shows that an FPGA platform is a suitable solution for smart processing units in developing smart sensors. On other hand, the proposed methodology, as well as the developed smart sensor, can be utilized for further research development in the area of power quality monitoring by adding control tasks for each PQ disturbance as well as in studies of the PQD repercussion in divers susceptible loads or electric systems. Besides, the smart sensor can be integrated in other systems or instruments for many other applications such as protection systems, data loggers, control systems, and so on. Finally, the proposed methodology can be used as reference to develop other approaches to detect, classify, and quantify combined PQD.

Acknowledgments

This work was supported by the National Council on Science and Technology (CONACYT), Mexico, under scholarships 213846 and 226894, SEP-CONACYT 134481, and UAQ-FOFI 2012 projects.

Conflict of Interest

"The authors declare no conflict of interest".

References

1. Caramia, P.; Carpinelli, G.; Verde, P. *Power Quality Indices in Liberalized Markets*; 1st ed.; Wiley: West Sussex, United Kingdom, 2009.
2. Granados-Lieberman, D.; Romero-Troncoso, R.J.; Osornio-Rios, R.A.; Garcia-Perez, A.; Cabal-Yepez, E. Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems: A review. *IET Gen. Trans. Distrib.* **2011**, *5*, 519–529.
3. Coppola, L.; Liu, Q.; Buso, S.; Boroyevich, D.; Bell, A. Wavelet transform as an alternative to the short-time Fourier transform for the study of conducted noise in power electronics. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2008**, *55*, 880–887.
4. Barros, J.; Apraiz, M.; Diego, R.I. A virtual measurement instrument for electrical power quality analysis using wavelets. *Measurement* **2009**, *42*, 298–307.
5. Zwe-Lee, G. Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification. *IEEE Trans. Power Del.* **2004**, *19*, 1560–1568.
6. Decanini, J.G.M.S.; Tonelli-Neto, M.S.; Malange, F.C.V.; Minussi, C.R. Detection and classification of voltage disturbances using a fuzzy-ARTMAP-wavelet network. *Electr. Power Syst. Res.* **2011**, *81*, 2057–2065.
7. Bhende, C.N.; Mishra, S.; Panigrahi, B.K. Detection and classification of power quality disturbances using S-transform and modular neural network. *Electr. Power Syst. Res.* **2008**, *78*, 122–128.
8. Nguyen, T.; Liao, Y. Power quality disturbance classification utilizing S-transform and binary feature matrix method. *Electr. Power Syst. Res.* **2009**, *79*, 569–575.

9. Uyar, M.; Yildirim, S.; Gencoglu, M.T. An expert system based on S-transform and neural network for automatic classification of power quality disturbances. *Exp. Syst. Appl.* **2009**, *36*, 5962–5975.
10. Abdelsalam, A.A.; Eldesouky, A.A.; Sallam, A.A. Characterization of power quality disturbances using hybrid technique of linear Kalman filter and fuzzy-expert system. *Electr. Power Syst. Res.* **2012**, *83*, 41–50.
11. Cho, S.H.; Jang, G.; Kwon, S.H. Time-frequency analysis of power-quality disturbances via the Gabor–Wigner transform. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2010**, *25*, 212–220.
12. Jayasree, T.; Devaraj, D.; Sukanesh, R. Power quality disturbance classification using Hilbert transform and RBF networks. *Neurocomputing* **2010**, *73*, 1451–1456.
13. Ozgonenel, O.; Yalcin, T.; Guney, I. A new classification for power quality events in distribution systems. *Electr. Power Syst. Res.* **2013**, *95*, 192–199.
14. Radil, T.; Ramos, P.M.; Janeiro, F.M.; Serra, A.C. PQ monitoring system for real-time detection and classification of disturbances in a single-phase power system. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* **2008**, *57*, 1725–1733.
15. Mindykowski, J.; Tarasiuk, T. Development of DSP-based instrumentation for power quality monitoring on ships. *Measurement* **2010**, *43*, 1012–1020.
16. Rivera, J.; Herrera, G.; Chacon, M.; Acosta, P.; Carrillo, M. Improved progressive polynomial algorithm for self-adjustment and optimal response in intelligent sensors. *Sensors* **2008**, *8*, 7410–7427.
17. Frank, R. *Understanding Smart Sensors*; Artech House: Norwood, MA, USA, 2000.
18. Samir, M. Further structural intelligence for sensors cluster technology in manufacturing. *Sensors* **2006**, *6*, 557–577.
19. Granados-Lieberman, D.; Romero-Troncoso, R.J.; Cabal-Yepez, E.; Osornio-Rios, R.A.; Franco-Gasca, L.A. A real-time smart sensor for high-resolution frequency estimation in power systems. *Sensors* **2009**, *9*, 7412–7429.
20. Humin, L.; Weilin, L.; Min, L.; Monti, A.; Ponci, F. Design of smart MVDC power grid protection. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* **2011**, *60*, 3035–3046.
21. Lim, Y.; Kim, H.M.; Kang, S. A design of wireless sensor networks for a power quality monitoring system. *Sensors* **2010**, *10*, 9712–9725.
22. Lim, Y.; Kim, H.M.; Kang, S. A reliable data delivery mechanism for grid power quality using neural networks in wireless sensor networks. *Sensors* **2010**, *10*, 9349–9358.
23. Buticchi, G.; Lorenzani, E. Detection method of the DC bias in distributions power transformers. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **2013**, *60*, 3539–3549.
24. IEEE Recommended Practices for Monitoring Electric Power Quality; IEEE Std. 1159: New York, NY, USA, 2009.
25. Voltage Characteristics of Electricity Supplied by Public Distribution Systems; CENELEC European Committee for Electrotechnical Standard-ization Standard EN50160: Brussels, Belgium, 2002.
26. Abdel-Galil, T.K.; Sadaany, E.L. On line tracking of voltage flicker utilizing energy operator and hilbert transform. *IEEE Trans. Power Del.* **2004**, *19*, 861–867.

27. Cabal-Yepez, E.; Valtierra-Rodriguez, M.; Romero-Troncoso, R.J.; Garcia-Perez, A.; Osornio-Rios, R.A.; Miranda-Vidales, H.; Alvares-Salas, R. FPGA-based entropy neural processor for online detection of multiple combined faults on induction motors. *Mech. Syst. Signal Process.* **2012**, *30*, 123–130.
28. Texas Instruments Data Sheet ISO124 Series; Burr-Brown Division, Texas Instruments Inc.: Dallas, TX, USA, 2005.
29. Texas Instruments Data Sheet DCV01 Series; Burr-Brown Division, Texas Instruments Inc.: Dallas, TX, USA, 2000.
30. Texas Instruments Data Sheet ADS8341; Burr-Brown Division, Texas Instruments Inc.: Dallas, TX, USA, 1998.
31. Rosado, L.; Janeiro, F.M.; Ramos, P.M.; Piedade, M. Currents Testing Defect Characterization based on Non-Linear Regressions and Artificial Neural Networks. In Proceedings of 2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2TMC), Graz, Austria, 13–16 May 2012; pp. 2419–2424.
32. Rangel-Magdaleno, J.J.; Romero-Troncoso, R.J.; Osornio-Rios, R.A.; Cabal-Yepez, E. Novel oversampling technique for improving signal-to-quantization noise ratio on accelerometer-based smart jerk sensors in CNC applications. *Sensors* **2009**, *9*, 3767–3789.
33. Cabal-Yepez, E.; Saucedo-Gallaga, R.; Garcia-Ramirez, A.G.; Fernandez-Jaramillo, A.A.; Pena-Anaya, A.A.; Valtierra-Rodriguez, M. FPGA-Based Online Detection of Multiple-Combined Faults Through Information Entropy and Neural Networks. In Proceedings of 2010 International Conference on ReConFigurable Computing and FPGAs (ReConFig 2010), Quintana Roo, Mexico, 13–15 December 2010; pp. 244–249.
34. Xilinx Corporation Data Sheet Spartan 3E FPGA Family; Xilinx Inc.: San Jose, CA, USA, 2009.

© 2013 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>).