



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería

“Metodología para cuantificar el efecto de una baja  
calidad de la energía en un robot industrial”

**Tesis**

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de:  
Maestro en Ingeniería de Calidad y Productividad

**Presenta:**

Ing. Luis Alberto Ángeles Hurtado

**Dirigido por:**

Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz

Centro Universitario  
Querétaro, Qro.  
Noviembre de 2018



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería  
Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad

**Metodología para cuantificar el efecto de una baja calidad de la energía  
en un robot industrial.**

Opción de titulación  
**Tesis**

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de  
Maestría en Ingeniería de Calidad y Productividad.

**Presenta:**

Ing. Luis Alberto Ángeles Hurtado

Dirigido por:

Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz

Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz  
Presidente


Dra. Marcela Gaytán Martínez  
Secretario

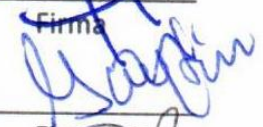
M. en C. Hiyane Nashiro Guillermo  
Vocal


MAP. José Agustín Martínez Rodríguez  
Suplente


M. en C. Luis Alfredo Lúcia Mendoza  
Suplente

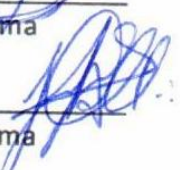
  
\_\_\_\_\_  
Dr. Manuel Toledano Ayala  
Director de la Facultad


  
\_\_\_\_\_  
Firma

  
\_\_\_\_\_  
Firma

  
\_\_\_\_\_  
Firma

  
\_\_\_\_\_  
Firma

  
\_\_\_\_\_  
Firma

  
\_\_\_\_\_  
Dra. En C. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña  
Directora de Investigación y Posgrado

Centro Universitario  
Querétaro, Qro.  
Noviembre de 2018

## RESUMEN.

Los modernos sistemas de suministro y transmisión de energía eléctrica consisten en una compleja red de múltiples componentes eléctricos que incluyen en la generación de energía, transmisión, control de voltaje, suministro de energía con múltiples puntos de suministro y usos. Muchas empresas sufren pérdidas económicas cuando se producen interrupciones de energía eléctrica o incluso cuando hay anomalías de tensión o corriente presentes en la entrega de energía. Este documento explora la sensibilidad de la calidad de la energía en las perturbaciones de potencia en el robot *Nachi* se examina una metodología como herramienta basada en el aprendizaje automático y herramientas estadísticas en los que se cuantifica el impacto de una baja calidad de energía en el robot industrial y cómo se puede caracterizar cuando se conectan y desconectando cargas eléctricas.

**(Palabras clave:** Calidad de la energía; Clasificación; aprendizaje automático; Perturbaciones de la calidad de la energía).

## **SUMMARY.**

Modern electric power supply and delivery systems consist of a complex grid of multiple electrical components including power generation supply, transmission, voltage control, and power delivery with multiple points of supply and use. Many businesses suffer economic losses when electric power interruptions occur or even when there are voltage or current abnormalities present in the power delivery. This paper explores the power quality sensitivity of the power quality disturbances in the robot Nachi and examines a methodology as a tool based on machine learning and design of experiments in which the impact of a poor power quality in the industrial robot and how can be characterized when connecting and disconnecting electrical loads.

**(Key words:** Power quality; classification; machine learning; power quality disturbances).

A los alumnos de los posgrados de la Universidad Autónoma de Querétaro

## **AGRADECIMIENTOS.**

A mis padres, hermanos, sobrinos y amigos.

Agradezco el financiamiento que se me asignó con No. De CVU 778668 por parte del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT).

A la Universidad Autónoma de Querétaro, así como maestros de la maestría en ingeniería de calidad y productividad, académicos y personal administrativo de la misma, en especial a mi director de tesis Dr. Juvenal por la confianza para realizar este trabajo.

En particular, agradezco a la Dra. Marcela Gaytán, M. en C. Hiyane, MAP. Agustín Martínez y al M en C Luis Lúcia el haber revisado la tesis y sus atinados comentarios, así como al Dr. Andrew Ng de la Universidad de Stanford por el curso de *Machine Learning*.

# ÍNDICE GENERAL.

<b>RESUMEN</b> .....	i
<b>SUMMARY</b> .....	ii
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	iv
<b>ÍNDICE GENERAL</b> .....	v
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	viii
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b> .....	xii
<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	15
1.1. Justificación.....	19
1.2. Descripción del problema.....	20
1.3. Hipótesis.....	21
1.4. Objetivo General:.....	21
1.4.1. Objetivos específicos:.....	22
<b>2. REVISIÓN DE LA LITERATURA</b> .....	22
2.1. Robot industrial <i>Nachi SA160F-01i</i> .....	23
2.2. Anatomía del robot.....	23
2.3. Variaciones de voltaje.....	25
2.4. Métodos de clasificación de las variaciones de voltaje.....	26
2.5. Modelos matemáticos de las perturbaciones de la calidad de la energía.....	28
2.6. Muestreo de los datos.....	28
2.7. Procesamiento de señales.....	29
2.8. <i>Machine Learning</i> para clasificar los PQ eventos.....	32
2.8.1. Máquina de soporte vectorial (SVM).....	33
2.8.2. Análisis de componentes principales (PCA).....	34
2.8.3. Análisis de conglomerado de datos.....	35
2.9. Propuestas para mejorar la calidad de la energía.....	36
<b>3. METODOLOGÍA</b> .....	36
3.1. Materiales.....	37
3.2. Buenas prácticas de laboratorio.....	37
3.3. Adquisición de los datos de la calidad de la energía para la red eléctrica del edificio del laboratorio de Mecatrónica y de los motores del robot.....	38

3.4.	Caracterización de los eventos de la calidad de la energía.....	42
3.4.1.	Datos de entrenamiento para la clasificación de las PQ perturbaciones. ....	43
3.4.2.	Visualización y simulación de las PQ perturbaciones utilizando ecuaciones matemáticas.....	43
3.4.3.	Extracción de las características en las señales eléctricas simuladas con perturbaciones. ....	49
3.5.	Máquina de soporte vectorial por el método de clasificación uno contra todos.....	51
3.5.1.	Regresión logística.....	52
3.5.2.	Vectorización de la regresión logística.....	52
3.5.3.	Vectorización del gradiente. ....	53
3.5.4.	Vectorizando regresión logística regularizada. ....	54
3.6.	Adquisición de los datos para establecer el origen de las perturbaciones en el edificio del CEDIT. 55	
3.7.	Componentes principales de los PQ eventos en los motores del robot para obtener un diagnóstico del brazo robótico. ....	58
3.8.	Conglomerado de los PQ eventos en los motores. ....	64
3.9.	Reducción del número de factores que afectan la calidad de la energía en los motores por medio de PCA. ....	64
3.9.1.	Identificación de las cargas conectadas a la red eléctrica. ....	69
3.9.2.	Evaluación del sistema de medición. ....	71
3.10.	Anova de un factor.....	78
<b>4.</b>	<b>RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>79</b>
4.1.	Resultados en Componentes principales de los PQ eventos en los motores del robot para obtener un diagnóstico del brazo robótico. ....	81
4.2.	Conglomerado de los PQ eventos en los motores. ....	84
4.3.	Reducción del número de variables que afectan la calidad de la energía en los motores. 84	
4.4.	Adquisición de los datos de la calidad de la energía para la red eléctrica del edificio del laboratorio de Mecatrónica.....	85
4.5.	Caracterización de los eventos de la calidad de la energía.....	86
4.6.	Máquina de soporte vectorial por el método de clasificación uno contra todos.....	88
4.7.	Anova de un factor fijo.....	88
4.8.	Discusión. ....	90
<b>5.</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>92</b>
<b>6.</b>	<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>93</b>



<b>7. ANEXO.....</b>	<b>96</b>
Anexo A. Programa de PCA en Matlab. ....	96
Anexo B. Programa en Matlab para graficar las PQ perturbaciones. ....	98
Anexo C. Programa para ejecutar WTD. ....	101
Anexo D. Cargar datos y graficarlos para visualizar regresión logística.....	101
Anexo E. Programa para ejecutar SVM.....	102
Anexo G. Calculo de la función de costo y el gradiente para regresión logística con regularización.....	102
Anexo H. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación sag. ....	103
Anexo I. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>swell</i> .....	103
Anexo J. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación interrupción. ....	103
Anexo K Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación armónicos.....	103
Anexo L. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>transient</i> .....	104
Anexo M. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>sag</i> + armónicos. ....	104
Anexo N. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>swell</i> + armónicos. ...	105
Anexo O. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>Notching</i> . ....	105
Anexo P. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>Sag+Transient</i> . ....	106
Anexo Q. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación <i>Swell+Transient</i> . ....	106
Anexo R. Extracción de las características por medio de la WTD. ....	106
Anexo S. Programa para clasificar por medio de SVM. ....	107
7.1. Fotos.....	107

## ÍNDICE DE FIGURAS.

FIGURA 1. SUMINISTRO ANUAL A NIVEL MUNDIAL DE ROBOTS INDUSTRIALES DE 2008 A 2015 Y CON ESTIMACIONES HASTA EL AÑO 2019 (GEMMA AND LITZENBERGER, 2018). .....	16
FIGURA 2. SEÑALES SINODALES: NORMAL, SAG, SWELL, INTERRUPCIÓN, ARMÓNICO Y TRANSITORIO (ELABORACIÓN PROPIA). .....	17
FIGURA 3. FOTO DEL LABORATORIO DE MECATRÓNICA DONDE SE ENCUENTRA EL ROBOT NACHI (ELABORACIÓN PROPIA). .....	20
FIGURA 4. DIMENSIONES Y ESPACIO DE TRABAJO PARA UN ROBOT NACHI SA160F-01I (NEW YORK DEPARTMENT OF TRANSPORTATION, 2008). .....	24
FIGURA 5. NOTACIÓN PARA LA MUÑECA DEL ROBOT (NEW YORK DEPARTMENT OF TRANSPORTATION, 2008). .....	24
FIGURA 6. ALGORITMO DWT, SEÑAL “S” DE LONGITUD “N” (MALLAT, 1989; JAIN ET AL., 2013) .....	31
FIGURA 7. DIVISIÓN DE FRECUENCIA DE LOS FILTROS DWT PARA UNA FRECUENCIA DE MUESTREO DE 10 KHZ (JAIN ET AL., 2013). .....	32
FIGURA 8. DIAGRAMA PARA LOS COMPONENTES PRINCIPALES APLICADO EN LOS PQD. .	35
FIGURA 9. DENDOGRAMA PARA LA INTERPRETACIÓN DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADO (MINITAB, 2013). .....	36
FIGURA 10. CABLEADO EN LA RED ELÉCTRICA CON EL ANALIZADOR PW3198 (ELABORACIÓN PROPIA). .....	39
FIGURA 11. METODOLOGÍA PARA EL MODELO ESTADÍSTICO DE LOS PQ EVENTOS (ELABORACIÓN PROPIA). .....	39
FIGURA 12. DATOS OBTENIDOS DURANTE TRES DÍAS SEGUIDOS PARA OBSERVAR EN QUE HORAS DEL DÍA SE TIENE MAYORES CARGAS CONECTADAS (ELABORACIÓN PROPIA). .....	40

FIGURA 13. DIAGRAMA DE PARETO CON LOS EVENTOS CAPTURADOS DURANTE TRES DÍAS. .....	41
FIGURA 14. DIAGRAMA DE PARETO DE SEGUNDO ORDEN PARA OBTENER LOS EVENTOS REGISTRADOS EN LA FASE UNO DE LA RED ELÉCTRICA TRIFÁSICA.....	41
FIGURA 15. DIAGRAMA DE PARETO DE SEGUNDO ORDEN EN LA FASE 2 DE LA RED ELÉCTRICA TRIFÁSICA. ....	42
FIGURA 16. DIAGRAMA DE PARETO DE SEGUNDO ORDEN EN LA FASE 3 DE LA RED ELÉCTRICA TRIFÁSICA. ....	42
FIGURA 17. A) VOLTAJE SAG, B) VOLTAJE SWELL. ....	46
FIGURA 18. A) INTERRUPCIÓN, B) HARMÓNICOS .....	47
FIGURA 19. A) TRANSITORIO, B) SAG + HARMÓNICOS.....	47
FIGURA 20. A) SWELL + HARMÓNICOS, B) NOTCH. ....	48
FIGURA 21. A) FLICKER, B) FLUCTUACIONES .....	48
FIGURA 22. A) SAG + TRANSITORIOS, B) SWELL + TRANSITORIO.....	48
FIGURA 23. WT DEL A) VOLTAJE SAG, B) VOLTAJE SWELL. ....	49
FIGURA 24. WT DE A) INTERRUPCIÓN, B) HARMÓNICOS. ....	49
FIGURA 25. WT DE A) TRANSITORIOS, B) SAG + HARMÓNICOS.....	50
FIGURA 26. WT DE A) SWELL + HARMÓNICOS B) NOTCH. ....	50
FIGURA 27. WT DE A) FLICKER, B) FLUCTUACIONES. ....	50
FIGURA 28. WT DE A) SAG + TRANSITORIO, B) SWELL + TRANSITORIO.....	51
FIGURA 29. CLASIFICACIÓN POR SVM PARA LAS SEÑALES DE LAS PQ EVENTOS. ....	51
FIGURA 30. REGRESIÓN LOGÍSTICA COMO MÉTODO DE DECISIÓN PARA SABER SI ES UNA PERTURBACIÓN DE TIPO SAG.....	52

FIGURA 31. CABLEADO EN LA RED ELÉCTRICA CON EL ANALIZADOR PW3198 EN EL EDIFICIO DEL CEDIT. ....	56
FIGURA 32. DIAGRAMA DE LA METODOLOGÍA QUE SE IMPLEMENTARA PARA LA PRIMERA ETAPA DEL PROYECTO (ELABORACIÓN PROPIA). ....	56
FIGURA 33. DATOS QUE SE TOMARON PARA DESARROLLAR LA MATRIZ DE DATOS (ELABORACIÓN PROPIA). ....	57
FIGURA 34. DENDROGRAMA DE VARIABLES PARA OBSERVAR LA SIMILITUD DE LOS DATOS CON RESPECTO A LAS OTRAS VARIABLES (ELABORACIÓN PROPIA). ....	64
FIGURA 35. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LAS VARIABLES 3, 6, 7, 12, 13, 14 Y 17 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	66
FIGURA 36. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LAS VARIABLES 3, 6 Y 7 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	66
FIGURA 37. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LAS VARIABLES 2, 4, 10 Y 15 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	67
FIGURA 38. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA LAS VARIABLES 1, 5, 8, 9 Y 16 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	67
FIGURA 39. DENDROGRAMA DE LAS VARIABLES QUE REPRESENTAN LA MAYOR VARIABILIDAD CON AYUDA DEL SOFTWARE MATLAB (ELABORACIÓN PROPIA). ....	68
FIGURA 40. LA FIGURA MUESTRA LA DISPERSIÓN DE LAS COLUMNAS DE LA MATRIZ DE DATOS (ELABORACIÓN PROPIA). ....	69
FIGURA 41. IMAGEN DONDE SE PUEDE VER EL CAMBIO DE CORRIENTE AL CONECTAR UNA CARGA INDUCTIVA (ELABORACIÓN PROPIA).....	70
FIGURA 42. DETECCIÓN DE UN VOLTAJE TRANSITORIO EN EL EDIFICIO DEL CEDIT (ELABORACIÓN PROPIA). ....	71
FIGURA 43. GRÁFICA DE LINEALIDAD PARA LA TERMINAL UNO DEL ANALIZADOR DE CALIDAD (ELABORACIÓN PROPIA). ....	73

FIGURA 44. GRÁFICA DE LINEALIDAD EN EL CANAL DOS DEL ANALIZADOR DE CALIDAD DE LA ENERGÍA (ELABORACIÓN PROPIA).....	74
FIGURA 45. GRÁFICA DE LINEALIDAD PARA EL CANAL TRES DEL ANALIZADOR DE CALIDAD DE LA ENERGÍA (ELABORACIÓN PROPIA).....	75
FIGURA 46. GRÁFICA DE LINEALIDAD EN EL CANAL CUATRO (ELABORACIÓN PROPIA).....	76
FIGURA 47. GRÁFICA DE CONTROL DE MEDÍAS PARA EVALUAR LA ESTABILIDAD (ELABORACIÓN PROPIA). ....	77
FIGURA 48. GRÁFICA DE CONTROL DE RANGOS PARA EVALUAR LA ESTABILIDAD (ELABORACIÓN PROPIA). ....	77
FIGURA 49. GRÁFICA DE LAS MEDIAS DE LAS FASES (ELABORACIÓN PROPIA). ....	79
FIGURA 50. GRÁFICAS DE LAS TRES FASES. A) LOS DATOS DE LA FASE 1 LOS DATOS SON NORMALES. B) DATOS DE LA FASE DOS LOS DATOS SON NORMALES. 3) DATOS DE LA FASE TRES LOS DATOS SON NORMALES (ELABORACIÓN PROPIA).....	79
FIGURA 51. A) SEÑAL SINODAL IDEAL, B) COMPARACIÓN DE LA SEÑAL IDEAL CON RESPECTO A LA SEÑAL SINODAL REAL QUE SE OBTIENE EN LA FASE UNO (ELABORACIÓN PROPIA). ...	80
FIGURA 52. A) FASE DOS CON LA MISMA PERTURBACIÓN EN LA SEÑAL. B) SEÑAL DE LA FASE TRES CON PERTURBACIÓN EN EL PICO DE LA CRESTA DE LA SEÑAL (ELABORACIÓN PROPIA). ....	81
FIGURA 53. GRÁFICA DE LOS EIGENVALORES PARA DETERMINAR CUÁNTOS COMPONENTES PRINCIPALES SON RECOMENDADOS EN EL ANÁLISIS (ELABORACIÓN PROPIA). ....	82
FIGURA 54. DIAGRAMA DE LOS EIGENVECTORES DE LOS MOTORES (ELABORACIÓN PROPIA). ....	83
FIGURA 55. GRÁFICA EN 3D PARA INTERPRETAR COMO AFECTAN LAS 17 VARIABLES A LOS MOTORES (ELABORACIÓN PROPIA). ....	84
FIGURA 56. GRÁFICA DE INTERPRETACIÓN DE LOS ÍNDICES QUE COMPONEN CADA COMPONENTE PRINCIPAL Y POR CADA MOTOR (ELABORACIÓN PROPIA). ....	85

FIGURA 57. GRÁFICA DE LOS DOS PRIMEROS COMPONENTES PRINCIPALES AL APLICARLES LA WT PARA CLASIFICAR LAS SEÑALES (ELABORACIÓN PROPIA).....	87
FIGURA 58. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS MEDIAS DE LOS DATOS Y SU DIFERENCIA CON LAS OTRAS MEDIAS DE LAS FASES (ELABORACIÓN PROPIA). ....	89
FIGURA 59. RESUMEN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA (ELABORACIÓN PROPIA). ....	91

### ÍNDICE DE TABLAS.

TABLA 1. NOTACIÓN PARA LA MUÑECA DEL ROBOT (NEW YORK DEPARTMENT OF TRANSPORTATION, 2008).....	25
TABLA 2. CATEGORÍAS Y CARACTERÍSTICAS TÍPICAS DE LAS VARIACIONES DE VOLTAJE (RODRÍGUEZ ET AL., 2016; SUBTIRELU ET AL., 2017). ....	26
TABLA 3. ECUACIONES PARA LOS TIPOS DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA (RODRÍGUEZ ET AL., 2016).....	28
TABLA 4. PORCENTAJE DE EFICIENCIA COMPUTACIONAL EN LAS TÉCNICAS DE DETECCIÓN EN LAS PQ PERTURBACIONES (MAHELA ET AL., 2015) .....	30
TABLA 5. ECUACIONES UTILIZADAS PARA SIMULAR LAS PQ PERTURBACIONES. ....	45
TABLA 6. MEDIAS DE LAS 17 VARIABLES EN CUATRO MOTORES QUE DEFINE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA SEGÚN EL ESTÁNDAR 61000-2-1.....	57
TABLA 7. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES CON TODOS LOS FACTORES. ....	60
TABLA 8. PRIMER COMPONENTE PRINCIPAL MULTIPLICADO POR CADA FACTOR EN EL MOTOR 1 (ELABORACIÓN PROPIA).....	61
TABLA 9. SEGUNDO COMPONENTE PRINCIPAL MULTIPLICADO POR CADA FACTOR EN EL MOTOR 2 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	62
TABLA 10. TERCER COMPONENTE PRINCIPAL MULTIPLICADO POR CADA FACTOR EN EL MOTOR 3 (ELABORACIÓN PROPIA). ....	63

TABLA 11. COORDENADAS OBTENIDAS PARA TRES DIMENSIONES (ELABORACIÓN PROPIA). .....	63
TABLA 12. VARIABLES ANALIZADAS CON CONGLOMERADO (ELABORACIÓN PROPIA).....	65
TABLA 13. METODOLOGÍA QUE SE SIGUIÓ PARA CALCULAR LA EXACTITUD, LINEALIDAD, ERROR DE MEDICIÓN Y EL PORCENTAJE DEL COEFICIENTE DE CORRELACIÓN (ELABORACIÓN PROPIA). .....	71
TABLA 14. METODOLOGÍA PARA CALCULAR LA LINEALIDAD Y EXACTITUD EN EL CANAL UNO DEL ANALIZADOR DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA. ....	72
TABLA 15. CALCULO DEL PORCENTAJE DE EXACTITUD Y EL PORCENTAJE DE LINEALIDAD EN EL CANAL UNO DEL ANALIZADOR (ELABORACIÓN PROPIA).....	72
TABLA 16. METODOLOGÍA PARA OBTENER LA EXACTITUD Y LINEALIDAD EN EL CANAL DOS DEL ANALIZADOR DE CALIDAD DE LA ENERGÍA (ELABORACIÓN PROPIA).....	73
TABLA 17. METODOLOGÍA PARA OBTENER EL PORCENTAJE DE EXACTITUD Y LINEALIDAD (ELABORACIÓN PROPIA). ....	73
TABLA 18. METODOLOGÍA PARA OBTENER LA EXACTITUD Y LINEALIDAD DEL CANAL TRES DEL ANALIZADOR (ELABORACIÓN PROPIA).....	74
TABLA 19. METODOLOGÍA PARA OBTENER EL PORCENTAJE DE EXACTITUD Y LINEALIDAD DEL CANAL TRES (ELABORACIÓN PROPIA).....	74
TABLA 20. METODOLOGÍA PARA CALCULAR LA EXACTITUD Y LINEALIDAD EN EL CANAL CUATRO DEL ANALIZAR (ELABORACIÓN PROPIA).....	75
TABLA 21. METODOLOGÍA PARA CALCULAR EL PORCENTAJE DE EXACTITUD Y LINEALIDAD EN EL CANAL CUATRO DEL ANALIZADOR (ELABORACIÓN PROPIA). ....	75
TABLA 22. MEDICIONES PARA EL ESTUDIO DE ESTABILIDAD Y CAPACIDAD (ELABORACIÓN PROPIA). ....	76
TABLA 23. DATOS DE LAS TRES FASES DE LA RED ELÉCTRICA TRIFÁSICA (ELABORACIÓN PROPIA). ....	78

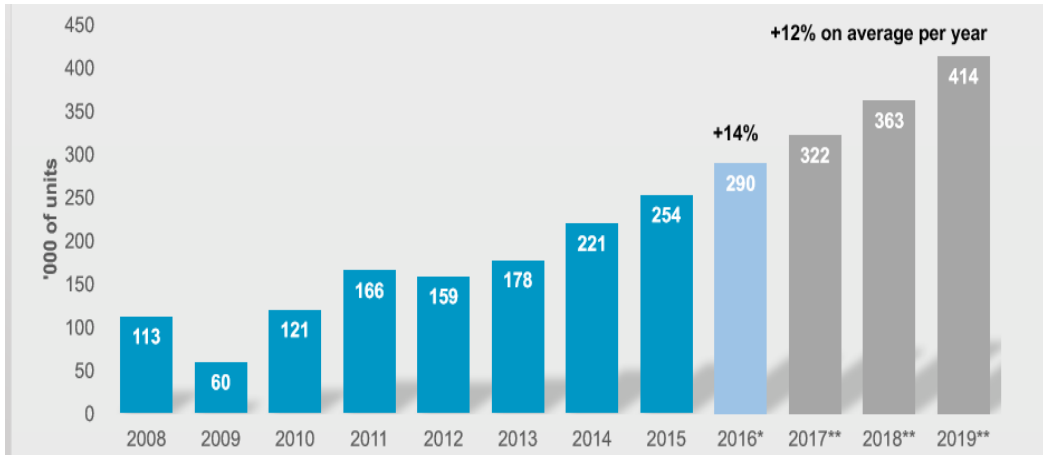
TABLA 24. NÚMERO DE DATOS POR CADA PQ PERTURBACIÓN (ELABORACIÓN PROPIA)..	88
TABLA 25. ANOVA DE LA RED ELÉCTRICA TRIFÁSICA (ELABORACIÓN PROPIA). .....	89
TABLA 26. RESUMEN DEL ESTUDIO DE EVALUACIÓN DEL SISTEMA DE MEDICIÓN (ELABORACIÓN PROPIA). .....	90



## 1. INTRODUCCIÓN.

Se estima que los robots instalados en empresas de todo el mundo rondaron los 294,000 robots solo en 2016. China ha expandido significativamente su posición de liderazgo como el mayor mercado con una participación del 30% de la oferta total en 2016. Entre 2011 y 2016, la tasa de crecimiento anual promedio fue del 15%. La industria del automóvil sigue siendo el principal cliente de robots industriales con una cuota del 35% de la oferta total en 2016. La industria eléctrica / electrónica se ha puesto al día, especialmente en 2015 y 2016, alcanzando una cuota del 31% del suministro total en 2016, las ventas a la industria del metal y maquinaria disminuyeron ligeramente en un 3% a 28,700 unidades, la industria de alimentos y bebidas también incrementó los pedidos de robots en 2016 en un 20% a casi 8,200 unidades, representando una participación del 3% del suministro total. México se ha convertido en un importante mercado emergente para robots industriales. Las ventas de robots aumentaron aproximadamente 5,900 unidades en 2016, posicionándose en el octavo a nivel mundial. Con una previsión para 2018 de 2,323 millones de robots industriales en todo el mundo, estos datos nos dan un panorama global para llevar a cabo la investigación y mantener el interés en este campo y fortalecer el crecimiento de esta industria en nuestro país (IFR, 2017).

El incremento de robots instalados solo para China es de 340,000 robots en 2017. Se estima un incremento cada año del 12% (ver Figura 1) el cual es un claro ejemplo de cómo a nivel mundial la tendencia de crecimiento en robots instalados seguirá aumentando dando como resultado para países sub desarrollados un tema de investigación y de oportunidades de crecimiento (Gemma and Litzenger, 2018). Este aumento de robots es muy parecido al incremento de grandes instalaciones de producción de baterías para satisfacer la creciente demanda de coches eléctricos e híbridos.



**Figura 1. Suministro anual a nivel mundial de robots industriales de 2008 a 2015 y con estimaciones hasta el año 2019 (Gemma and Litzemberger, 2018).**

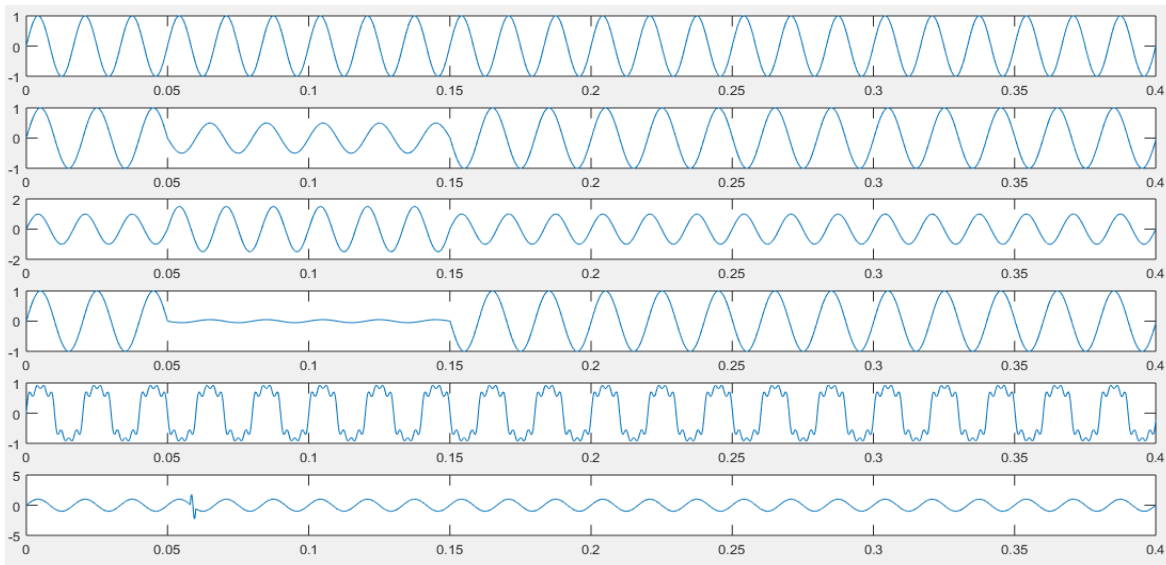
En México numerosos trabajos en el área de la reingeniería se han realizado sin impactar de una manera que se pudiera considerar viable, esto con el objetivo de reducir la brecha tecnológica que tenemos con respecto a otros países. En los años 90 se comenzó una línea de investigación dirigida a los robots más viejos para adaptarse a las nuevas tecnologías en un proceso conocido como “retrofitting” (reequipamiento) (Bomfim *et al.*, 2012). En esta nueva línea de investigación, las partes mecánicas del robot se vuelven a utilizar, por lo general en buenas condiciones, junto con los componentes electrónicos y electromecánicos que estaban en buenas condiciones, este es el caso del robot *Nachi* que tiene la Universidad Autónoma de Querétaro.

La demanda de electricidad es cada vez mayor y los problemas surgen con incremento y uso de computadoras, microprocesadores, balastos de luz fluorescente, equipos de imágenes médicas sensibles, variadores de velocidad, equipos de comunicaciones críticas, sobrecalentamiento de equipos (Darrow K, Hedman B, Bourgeois T, 2005), en su mayoría por la cantidad de cargas inductivas que se incrementan en las industrias que requieren robots industriales.

Estas cargas eléctricas se consideran fuentes de las perturbaciones de la calidad de la energía (PQD por sus siglas en inglés), (Thakur and Singh, 2015). La gran cantidad de cargas inductivas conectadas en las diferentes industrias exigen una buena capacidad de los sistemas de potencia para proporcionar señales sin

distorsión de voltaje, corriente y frecuencia, a esta capacidad de la red eléctrica se le llama PQ “calidad de la energía”, por lo tanto, se necesita aumentar la generación de energía y mejorar el aprovechamiento de los sistemas que consumen altas cantidades de potencia, asegurando que los diferentes fenómenos que afectan la PQ sean minimizados (IEEE, 2001).

Entre los diferentes fenómenos electromagnéticos que afectan la calidad de la energía, se encuentran las variaciones de voltaje de corta duración y larga duración, comúnmente causadas por la conmutación de grandes cargas eléctricas como motores, transformadores y bancos de capacitores o fallas en la red (ver Figura 2), estas son las más importantes debido a su notable impacto negativo en los equipos (IEEE, 2001; Piumetto *and* Gomez Targarona, 2013; Rodríguez et al., 2016).



**Figura 2. Señales sinodales: normal, sag, swell, interrupción, armónico y transitorio (Elaboración propia).**

Estudios sobre las partes esenciales en sistemas de monitoreo de las redes eléctricas es llamado clasificación de eventos de calidad de energía (PQE por sus siglas en inglés) y fue desarrollado para poder identificar los fenómenos electromagnéticos y minimizar su efecto en la red eléctrica. Los eventos de calidad de energía a procesar se generan sintéticamente mediante una herramienta de

software compleja. La importancia de poder clasificar correctamente los fenómenos electromagnéticos es que una vez que los PQ eventos se pueden identificar en un sistema eléctrico, se puede dar una solución que esté más en acorde con el problema en el consumo de energía.

La extracción de fenómenos electromagnéticos también se conoce como detección de perturbaciones, esta extracción se utiliza para clasificar PQ eventos, por lo tanto, la selección adecuada de las características de los PQ eventos es crucial para una buena clasificación, entre los métodos más utilizados se encuentran el método de la transformada de Fourier, el método de transformación S, el método de transformación Hilbert *Huang* y el método de transformación Wavelet (Mahela et al., 2015).

Las máquinas de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés) se introducen para aplicar la clasificación de los eventos de calidad de la energía. SVM tiene la capacidad robusta de clasificar los PQ eventos considerando la teoría del aprendizaje estadístico y el principio del riesgo estructural mínimo (Arun Kumar et al., 2016; Pune, 2016).

Para obtener los datos de la red eléctrica utilizamos el *Hioki PW3198-90* este es un analizador de la calidad de la energía para monitorear, guardar anomalías de suministro de energía y evaluar los problemas tales como caídas de tensión, parpadeo, armónicos entre otros además de tener un alto grado de precisión.

La metodología propuesta es 1) los datos de los motores de robot *Nachi* se obtienen con el analizador PW3198-90, 2) se simulan diferentes PQ perturbaciones para alimentar el sistema de inteligencia artificial aplicando el método de la transformada Wavelet con SVM se clasifican los PQ eventos, 3) se implementa la herramienta estadística de los componentes principales para cuantificar el impacto en los motores de los robots, 4) se obtienen los factores que impactan en el consumo energético de los motores, 6) se estima que tipo de cargas están conectadas y que afectan al robot.

## 1.1. Justificación.

El impulso a la mecatrónica basada en programas de calidad vinculadas con la industria en México mediante planes y programas de mediano plazo, pudiera significar para el país la oportunidad de mejorar su posición competitiva y disminuir la brecha tecnológica con respecto a otros países, así como mejorar las condiciones de la planta productiva.

En los últimos años, el desarrollo de redes eléctricas inteligentes se ha implementado en muchos países, con progresos en el campo de energías renovables, la instalación de paneles solares, en paralelo con la red eléctrica tradicional. Sin embargo, el sistema de potencia es cada vez más grande, así como una variedad de dispositivos electrónicos de potencia, el impacto que tienen y la carga no lineal causan una cadena de perturbaciones en la calidad de la energía como *swells*, *sag*, interrupción, armónicos, transitorios momentáneos, transitorios oscilantes y parpadeo (*flicker* por sus siglas en inglés).

El monitoreo y el análisis de la calidad de la energía es el requisito previo para encontrar y controlar los eventos de la calidad de energía (Piumetto *and* Gomez Targarona, 2013; Thakur *and* Singh, 2015; Arun Kumar et al., 2016).

La presencia de redes de corriente alterna de elementos no lineales tales como, transformadores de potencia, maquinas eléctricas giratorias y convertidores estáticos causan una baja calidad de la energía afectando directamente en el funcionamiento de robots industriales (Subtirelu et al., 2017). En este trabajo se abordará el estudio de los eventos que definen a la calidad de la energía su clasificación modelando estos eventos cuantificando el impacto al tener una baja calidad de la energía.

Este trabajo se realizó bajo el contexto de la estadística aplicada que implementa el plan de estudios de la maestría en ingeniería de calidad y productividad, el trabajo de tesis se desarrolló en el edificio de mecatrónica de la facultad de ingeniería en la UAQ y en el edificio CEDIT. Los materiales e

instalaciones en este trabajo se encuentran disponibles en el laboratorio de mecatrónica y laboratorio de automatización.

## 1.2. Descripción del problema.

Diversos trabajos se han desarrollado en el campo de la reingeniería en brazos robóticos, así como medio didáctico para alumnos de la facultad de ingeniería, los robots están ubicados en el laboratorio de mecatrónica de la Universidad Autónoma de Querétaro. La reingeniería constituye un gran esfuerzo en obtener resultados favorables para reducir costos de inversión por esta razón al robot *Nachi* se le aplico a lo largo de varios años reingeniería por alumnos de la facultad de ingeniería.

Actualmente no existe un desarrollo al 100% utilizable del brazo robótico tampoco un análisis de factores de calidad de la energía ni el impacto al estar conectado a la red eléctrica y que esta tenga baja calidad en la energía provocando un alto costo al ser utilizado en el laboratorio de mecatrónica.



**Figura 3. Foto del laboratorio de Mecatrónica donde se encuentra el robot *Nachi* (Elaboración propia).**

Se necesita caracterizar el impacto que representa tener una red eléctrica con baja calidad de energía en el consumo energético del robot *Nachi*, todo bajo un enfoque estadístico.

El principal problema es proponer una metodología para el análisis de PQ eventos y extraer las características útiles de los eventos de calidad de energía de una gran masa de datos que se obtienen automáticamente por medio del analizador *Hioki PW3198-90*, para clasificar correctamente los PQ eventos y poder predecir el impacto que tendría agregar cargas adicionales a la red eléctrica.

Con base en la literatura existe la transformada de *Fourier*, la transformación *dq*, transformada *wavelet*, entre otras, para la extracción de características de PQ eventos, se elegirá la metodología que mejor se adapte a las necesidades y objetivos de la tesis.

### 1.3. Hipótesis.

El funcionamiento del robot *Nachi* es afectado por las características típicas de las variaciones de voltaje, *sag*, *swell*, armónicos, interrupciones instantáneas de voltaje, de la red eléctrica trifásica del laboratorio de mecatrónica de la UAQ, al clasificar las variaciones típicas de voltaje se puede cuantificar el impacto en el funcionamiento conectando y desconectando cargas eléctricas adicionales a la red eléctrica.

### 1.4. Objetivo General:

Analizar las variaciones de voltaje en la red eléctrica y en los motores, así como los eventos que afectan el funcionamiento y consumo energético del robot *Nachi*, modelando las características de los efectos de los armónicos, *sag*, *swell* e interrupciones instantáneas de voltaje en la red eléctrica clasificando el impacto en

el robot *Nachi* al incrementar o disminuir cargas eléctricas, proponiendo mejoras en la red eléctrica para optimizar el consumo eléctrico en el robot.

#### 1.4.1. Objetivos específicos:

Desarrollar un software en Matlab implementando las ecuaciones matemáticas que describen las perturbaciones que afectan la calidad de la energía para clasificar e identificar la perturbación que más impacta en la red eléctrica.

Implementar el análisis de componentes principales y conglomerado para reducir el número de factores que describan el impacto de la energía suministrada en los motores del robot.

Implementar herramientas estadísticas de aprendizaje estadístico con una matriz de datos mayor o igual a 10,000 para obtener un modelo matemático que se pueda implementar en la detección de perturbaciones conectando y desconectando cargas eléctricas en el laboratorio de Mecatrónica.

Proponer mejoras para minimizar los efectos de una mala calidad de la energía basados en CEI 61010.

## 2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.

La demanda de electricidad es cada vez mayor, por la cantidad de cargas inductivas que se incrementan en las industrias que requieren robots industriales, por lo tanto, se necesita aumentar la generación de energía y mejorar el aprovechamiento de los sistemas que consumen altas cantidades de energía, asegurando que los diferentes fenómenos que afectan la calidad de la energía sean optimizados, con el fin de generar menos costos en la generación y en el consumo (Rodríguez et al., 2016; Bhise et al., 2017; Gemma *and* Litzemberger, 2018).



## 2.1. Robot industrial *Nachi* SA160F-01i.

*NACHI-Fijikoshi* es uno de los más grandes fabricantes de robots industriales en el mundo y es un proveedor importante de sistemas de robots para la industria de fabricación de automóviles. *NACHI* ha utilizado esta competencia para desarrollar robots industriales de alta calidad. *NACHI* ofrece una amplia gama de robots y componentes auxiliares que satisfacen la demanda de la industria de la manufactura moderna. Un robot *Nachi* tiene una vida útil de 100,000 horas (New York Department of Transportation, 2008).

## 2.2. Anatomía del robot.

La anatomía del robot se refiere a la construcción física del cuerpo, brazo y muñeca de la máquina. El robot *Nachi* Sa160F-01i, (ver Figura 4 y Tabla 1) se puede ver en color azul el área que abarca los movimientos del robot.

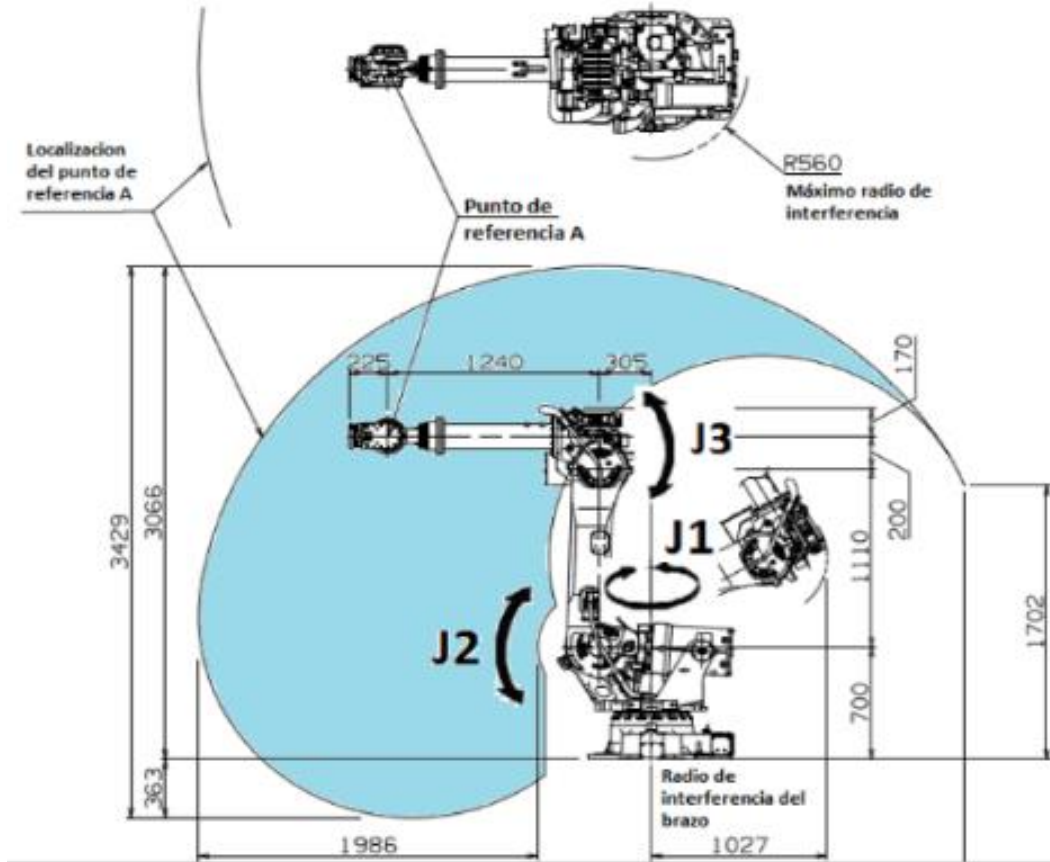


Figura 4. Dimensiones y espacio de trabajo para un robot *Nachi SA160F-01i* (*New York Department of Transportation*, 2008).

Los tres grados de libertad asociados con los movimientos del brazo y el cuerpo son: transversal vertical, transversal radial y transversal rotacional.

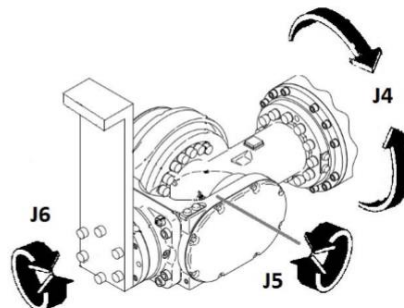


Figura 5. Notación para la muñeca del robot (*New York Department of Transportation*, 2008).

El transversal vertical proporciona la capacidad de desplazar la muñeca hacia la posición vertical deseada. Transversal radial, implica la extensión o retracción del brazo desde el centro vertical del robot. Transversal rotacional, se refiere a la rotación del brazo alrededor del eje vertical (*New York Department of Transportation, 2008*).

**Tabla 1. Notación para la muñeca del robot (New York Department of Transportation, 2008).**

Notación del Eje	Actuador	Descripción del eje
J1	Motor 1 (M1)	Transversal rotacional
J2	Motor 2 (M2)	Transversal radial
J3	Motor 3 (M3)	Transversal vertical
J4	Motor 4 (M4)	Desviación de la muñeca
J5	Motor 5 (M5)	Elevación de la muñeca
J6	Motor 6 (M6)	Giro de la muñeca

### 2.3. Variaciones de voltaje.

En la actualidad la proliferación de cargas no lineales ha llegado al estudio de la calidad de la energía eléctrica al ser de las áreas con importantes estudios e inversiones. Entre los diferentes fenómenos electromagnéticos que afectan la calidad de la energía, se encuentran las variaciones de voltaje de corta duración y larga duración, comúnmente causadas por la conmutación de grandes cargas eléctricas como motores, transformadores y bancos de capacitores o fallas en la red, son las más importantes debido a su notable impacto negativo en los equipos (IEEE, 2001; Piumetto *and* Gomez Targarona, 2013; Rodríguez et al., 2016).

Las categorías y valores típicos de los parámetros se encuentran definidos en el estándar IEEE 1159 de calidad de energía solo por mencionar algunos se encuentran: frecuencia de potencia, magnitud de la tensión de alimentación, parpadeo (*flicker*), oscilaciones de tensión de alimentación, interrupciones de tensión, tensiones transitorias, desequilibrio de tensión de alimentación, armónicos

de tensión y corriente e inter armónicos, señalización de red en la tensión de alimentación y cambios rápidos de voltaje (Apetrei et al., 2010; Books et al., 2016).

Las variaciones de voltaje se clasifican principalmente en función de su magnitud y duración. Las categorías y valores típicos de los parámetros se encuentran definidos en el estándar IEEE 1159, (ver Tabla 2). El estándar IEC61000-4-30 define los métodos para medir e interpretar los resultados de los parámetros de la calidad de la energía. Se describen métodos de medición para cada tipo de parámetro relevante, en términos que permitan obtener resultados fiables, repetibles y comparables (IEEE, 2009)(Apetrei et al., 2010).

**Tabla 2. Categorías y características típicas de las variaciones de voltaje (Rodríguez et al., 2016; Subtirelu et al., 2017).**

Categoría		Duración típica	Magnitud de voltaje típica
Variaciones de corta duración			
Instantáneas	<i>Sag</i>	0.5 – 30 ciclos	0.1 – 0.9 pu*
	<i>Swell</i>	0.5 – 30 ciclos	1.1 – 1.8 pu
Momentáneas	Interrupción	0.5 ciclos -3s	< 0.1 pu
	<i>Sag</i>	30 ciclos -3s	0.1 – 0.9 pu
	<i>Swell</i>	30 ciclos -3s	1.1 – 1.4 pu
Temporales	Interrupción	3s – 1min	< 0.1 pu
		3s – 1min	0.1 – 0.9 pu
		3s – 1min	1.1 – 1.2 pu
Variaciones de larga duración			
Interrupciones sostenidas		> 1 min	0.0 pu
Bajas tensiones		> 1 min	0.8 – 0.9 pu
Sobretensiones		> 1 min	1.1 – 1.2 pu

\*pu (por unidad)

#### 2.4. Métodos de clasificación de las variaciones de voltaje.

La clasificación de las variaciones de voltaje y corriente definen la calidad de energía. Mejorar la calidad de la energía es una necesidad constante para reducir costos. Existen diferentes herramientas estadísticas que ayudan a clasificar los cambios de energía de cada nivel y las formas de onda de voltaje estándar. Una herramienta es el análisis de componentes principales y se implementa para disminuir las dimensiones de los vectores de datos y da la estructura principal de la matriz, la cual crea nuevos vectores de características y estos vectores se separan en dos conjuntos, es decir, un conjunto de entrenamiento y conjunto de pruebas (Arun Kumar et al., 2016; Dehghani et al., 2016).

El método de validación cruzada se adopta para que el conjunto de entrenamiento identifique los parámetros óptimos de forma adaptativa y construya el modelo de entrenamiento, también el conjunto de pruebas se reemplaza en un modelo de entrenamiento para pruebas. La precisión del método sugerido se compara con la clasificación de la energía de calidad de energía basada en *S-Transform* (es una generalización de la transformada de *Fourier* de corto tiempo) para probar la exactitud de la clasificación. (Thakur and Singh, 2015; Arun Kumar et al., 2016).

Otro método es basado en la red neural artificial para aplicar la clasificación de las alteraciones de la calidad de energía. Debido a las ventajas de una configuración modesta y una robusta capacidad de solución, la red neural artificial es ampliamente adoptada en el campo de la clasificación y la identificación, pero su algoritmo tiene la desventaja de un óptimo local, una convergencia pobre y un largo tiempo de entrenamiento (Arun Kumar et al., 2016; Pune, 2016).

SVM es otra herramienta en el campo de la clasificación de los eventos de calidad de la energía. SVM tiene la capacidad robusta de clasificar PQ perturbaciones considerando la teoría del aprendizaje estadístico y el principio del riesgo estructural mínimo, que soluciona efectivamente los problemas de aprendizaje de la pequeña muestra, de alta dimensión, no lineal y supera las deficiencias del aprendizaje de red neuronal artificial que es difícil para determinar la estructura racional y sale del óptimo local. SVM mejora la capacidad de

generalización de los métodos de aprendizaje (Arun Kumar et al., 2016; Pune, 2016).

## 2.5. Modelos matemáticos de las perturbaciones de la calidad de la energía.

Según la IEEE para la definición de varios tipos de las PQ perturbaciones, se establecen ocho modelos de calidad de potencia (ver Tabla 3). Donde T es el ciclo de frecuencia y la frecuencia de muestreo es 6400 Hz, cuando t1 (señal simulada de referencia) es 0,071 segundos y t2 (señal simulada de comparación) es 0,142 segundos. El ruido blanco aleatorio gaussiano con SNR = 25 db se añade a la robustez del algoritmo SVM (Rodríguez et al., 2016).

**Tabla 3. Ecuaciones para los tipos de eventos de la calidad de la energía (Rodríguez et al., 2016).**

<b>PQ perturbaciones</b>	<b>Expresión</b>
Normal	$\mu(t) = \sin\omega\theta t$
Swells	$\mu(t) = \{1 + \alpha[u(t - t1) - \mu(t - t2)]\}\sin\omega\theta t$
Sag	$\mu(t) = \{1 - \alpha[u(t - t1) - \mu(t - t2)]\}\sin\omega\theta t$
Interrupciones	$\mu(t) = \{1 - \alpha[u(t - t1) - \mu(t - t2)]\}\sin\omega\theta t$
Armónicos	$\mu(t) = \{1 - [u(t - t1) - \mu(t - t2)]\}\sin\omega\theta t$
Pulso	$\mu(t) = \sin\omega\theta t + \alpha3\sin\omega\theta t + \alpha5\sin\omega\theta t + \alpha7\sin\omega\theta t$
Oscilación	$\mu(t) = \sin\omega\theta t + \alpha e^{-c(t-t1)}[\mu(t - t1) - \mu(t - t2)]\sin\beta\omega\theta t$
Flicker	$\mu(t) = \left[1 + m \sum_{i=1}^3 \frac{1}{i} \sin(2\pi i f_1 t)\right] \sin\omega\theta t$

## 2.6. Muestreo de los datos.

“Toda medición tiene variación”, en base a esta afirmación se debe mantener un contexto sistemático de las perturbaciones que se generan en la red eléctrica que alimentan a los motores del robot, así como en la adquisición de datos

que caractericen la realidad del fenómeno. Al monitorear los parámetros de calidad de la energía se recomienda seleccionar 20 muestras en un periodo de medición de 10 minutos en estudios de la calidad de la energía. Como resultado, se puede obtener 20 vectores que contengan 60,000 mediciones para el voltaje en una fase del sistema. Mejorar la utilidad de los datos adquiridos resulta crucial para interpretar los resultados. (Apetrei et al., 2010).

Con estos datos se pueden obtener imágenes estadísticas descriptivas de la medición para describir los cambios de tensión. Se pueden emplear dos enfoques con los datos obtenidos: el primero se basa en la descripción estadística del intervalo de tiempo de medición. El segundo enfoque extrae excepciones de las mediciones, se puede incrementar la calidad de los datos al proporcionar al operador de la red los medios para obtener decisiones sólidas para mejorar la calidad del servicio y tener un mejor funcionamiento en los equipos a los que se les suministra la red (Apetrei et al., 2010; Piumetto *and* Gomez Targarona, 2013).

## 2.7. Procesamiento de señales.

En la literatura, las técnicas de procesamiento de señal están disponibles para analizar las PQ perturbaciones, las más importantes son la transformada de *Fourier* (FT), la transformada de *Fourier* de corta duración (STFT) y la transformación de *wavelet* (WT) para extraer características útiles de las señales. El estudio comparativo de las técnicas de detección en los PQ eventos ayudan a detectar PQ perturbaciones y la comparación de los principales métodos de análisis se detalla en Tabla 4.

Tabla 4. Porcentaje de eficiencia computacional en las técnicas de detección en las PQ perturbaciones (Mahela et al., 2015)

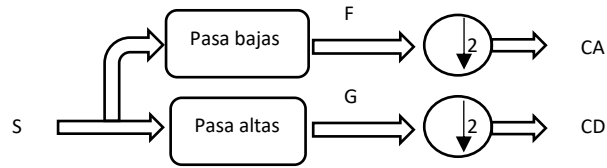
No.	PQ perturbaciones	Porcentaje de eficiencia			
		<i>Hilbert Huang transform</i>	<i>S-transform</i>	<i>Discrete wavelet transforms</i>	<i>Fast Fourier transform</i>
1	Sag	100	100	98.67	95
2	Swell	100	100	99.33	98
3	Harmonic	95	100	99.33	100
4	Flicker	100	100	98.67	89
5	Notch	100	83	97.33	-
6	Spike	95	77	-	-
7	Transient	98	100	98.67	100
8	Sag+ harmonic	98	100	98.18	-
9	Swell+ harmonic	89	100	98.18	-
10	Sag+ transient	-	-	96.36	-
11	Swell+ transient	-	-	98.18	-

Como se observó en la Tabla 4, la transformada wavelet representa la técnica de detección con mayor eficiencia computacional; al mismo tiempo proporciona y hace una representación local en tiempo y frecuencia. Estas características hacen que el WT sea adecuado para el análisis de los transitorios del sistema de potencia causados por diversas perturbaciones. En resumen, es la técnica más adecuada para los PQ eventos.

WT tiene la capacidad de extraer información de tiempo y frecuencia de señal. WT puede ser continuo o discreto. WT discreto (DWT) puede verse como un subconjunto de WT continuo (CWT). En aplicaciones prácticas, el DWT se usa comúnmente. DWT usa los filtros pasa bajas  $h(k)$  y pasa altas  $g(k)$  para dividir la banda de frecuencia de la señal de entrada  $f(k)$  en componentes respectivos de baja y alta frecuencia ver Figura 6. A partir de una señal “s” de longitud “N”, se calculan dos conjuntos de coeficientes: los coeficientes de aproximación CA y los coeficientes de detalle CD. Estos vectores se obtienen al combinar s con el filtro de



pasa bajas para la aproximación y con el filtro de pasa altas para obtener detalles. (Mallat, 1989; Jain et al., 2013)



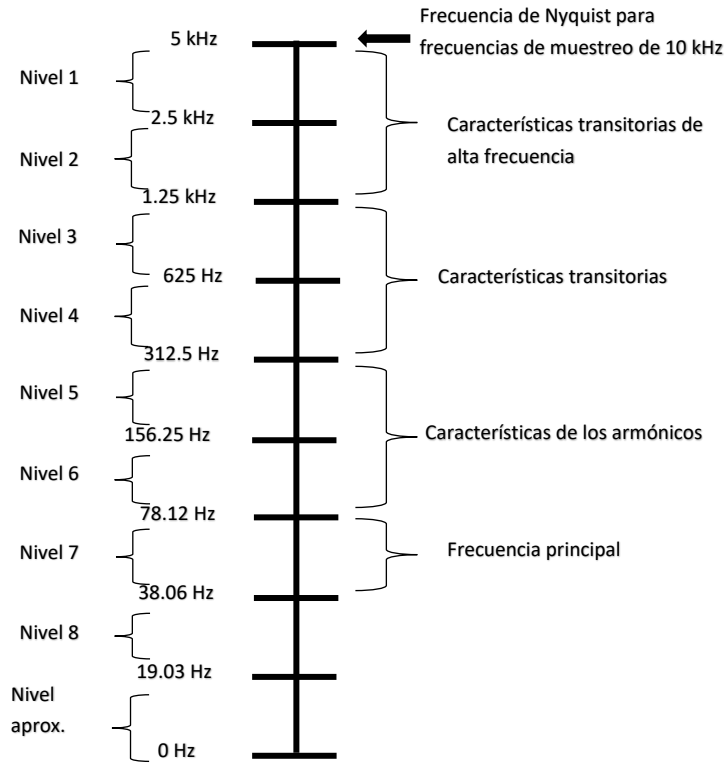
**Figura 6. Algoritmo DWT, señal “S” de longitud “N” (Mallat, 1989; Jain et al., 2013)**

El filtro de pasa bajas  $h(k)$  se determina a partir de la función de escala. El filtro de paso altas  $g(k)$  se determina a partir de las funciones de *wavelet* y escala. Las funciones wavelet y escala son, respectivamente, dadas como:

$$\psi(k) = \sqrt{2} \sum_n g(n) \phi(2k - n), \quad (1)$$

$$\phi(k) = \sqrt{2} \sum_n h(n) \phi(2k - n), \quad (2)$$

Donde  $n$  es un número entero y representa el número de muestras. En el lado izquierdo de ver Figura 7, los niveles de banda de frecuencia y las divisiones de frecuencia de niveles se muestran para una señal que tiene una frecuencia de muestreo de 10 kHz. En el lado derecho, se enumeran los fenómenos típicos de PQ. Se puede ver que las características armónicas aparecen en los niveles 5-6 debido a que tienen un ancho de banda entre 100 Hz y 250 Hz de armónicos dominantes que son 2°, 3°, 4° y 5°. La frecuencia de oscilación de un transitorio es típicamente entre 300 Hz y 1000 Hz. Por lo tanto, las características transitorias se ven en los niveles 3-4. Las características transitorias de alta frecuencia detectan niveles superiores, por lo que los transitorios de alta frecuencia caen dentro de un ancho de banda entre 2 kHz y 3 kHz (Chen *and* Zhu, 2007; Dehghani et al., 2016).



**Figura 7. División de frecuencia de los filtros DWT para una frecuencia de muestreo de 10 kHz (Jain et al., 2013).**

## 2.8. *Machine Learning* para clasificar los PQ eventos.

Estudios sobre las partes esenciales en los sistemas de monitoreo de las redes eléctricas es llamado clasificación de eventos de calidad de energía y en nuevos estudios se enfocan en el aprendizaje de máquina (*Machine Learning* por sus siglas en inglés). Los eventos de calidad de energía a procesar se generan sintéticamente mediante una herramienta de software completa. La clasificación de los conjuntos de datos tomados, se ejecuta utilizando una forma de aprendizaje de máquina, que es un algoritmo de aprendizaje extremadamente rápido aplicado a una sola capa de redes neuronales. Los criterios estadísticos básicos y los métodos *wavelet-entropy* se manejan para lograr características distintivas del conjunto de datos (Mahela et al., 2015; Dehghani et al., 2016; Khadse et al., 2016).

### 2.8.1. Máquina de soporte vectorial (SVM).

La máquina de soporte vectorial es una herramienta estadística que pertenece a *machine learning*, una alternativa para el método estadístico de redes neurales. Una de sus características es la capacidad de simplificación de las redes neuronales sujetas al principio inductivo de la minimización del riesgo estructural (SRM), para minimizar el riesgo funcional se utiliza una pequeña muestra del conjunto de entrenamiento de los datos (Mahela et al., 2015).

De la misma forma que las redes neuronales; SVM es una técnica de reconocimiento de patrones, la cual ilustra un gran beneficio para resolver la dificultad de clasificación de patrones no lineales y el reconocimiento de patrones de gran dimensión. SVM controla dos factores de riesgo, la experiencia y la capacidad de clasificar, de modo que el intervalo del clasificador cuyo objetivo es encontrar vectores óptimos entre planos vectoriales para que los datos de prueba se pueden categorizar mediante la separación de hiper planos (Shilpa, 2015).

La idea básica de SVM es maximizar el hiperplano de límite (hiperplano de margen máximo), SVM puede clasificar los datos que tienen más de dos clases, por ejemplo, para especificar polinomios de cualquier orden fija  $d$ , se pueden usar las siguientes funciones para el producto interno en el espacio de características correspondiente ver ecuación 3, para las máquinas de función de base radial con funciones de decisión ver ecuación 4.

$$K(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d \quad (3)$$

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \exp \left\{ \frac{|x-x_i|^2}{\sigma^2} \right\} \right) \quad (4)$$

Puede implementarse usando una función del tipo:

$$K(x, x_i) = \exp \left\{ -\frac{|x-x_i|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (5)$$

En este caso, SVM encontrará tanto los centros  $x_i$  como los pesos correspondientes  $\alpha_i$ . SVM posee algunas propiedades útiles una de ellas es resolver el problema de optimización al tener solución única (Vapnik, 1999).

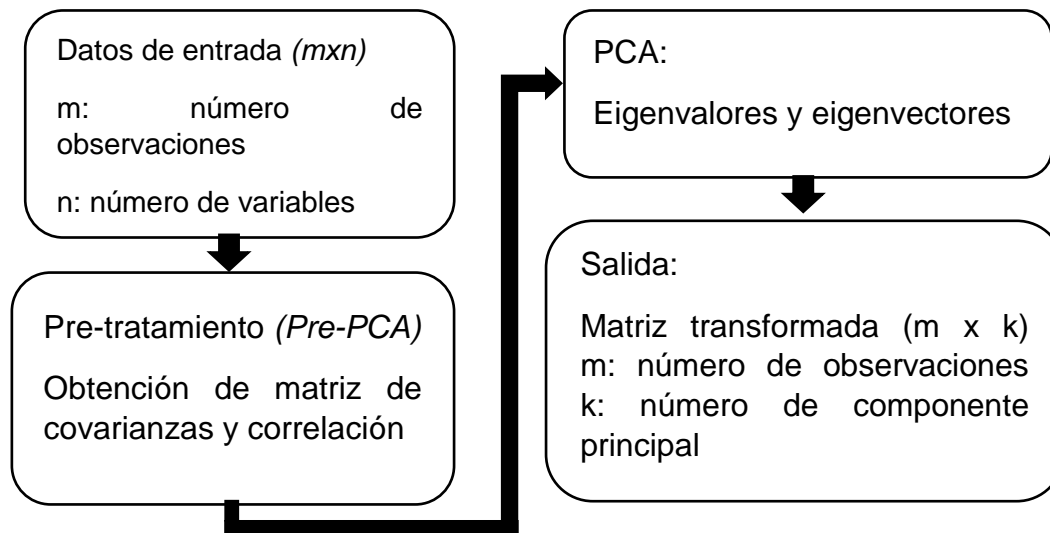
### 2.8.2. Análisis de componentes principales (PCA).

PCA esto con un método de investigación numérico, el principal objetivo es explica la cantidad máxima de varianza con el menor número de componentes. PCA puede analizar los elementos principales de multi cosas, exponer la naturaleza de las cosas, y acortar los problemas difíciles. Proyectar los datos de grandes dimensiones en un espacio de pequeña dimensión.

PCA se adopta principalmente para disminuir la dimensión de los datos. Minitab encuentra primero el conjunto de vectores propios ortogonales de la matriz de correlación o covarianza de las variables.

Los pasos para disminuir la dimensión de la matriz con PCA son: (1) Determinar la matriz de covarianza  $S_{n \times n}$  de la matriz de muestra  $X_{m \times n}$ . (2) Determinar los vectores propios de la matriz de covarianza  $S_{n \times n}$  y los autovalores de los vectores propios. Los valores propios se disponen de mayor a menor. Los vectores propios son  $e_1, e_2, \dots, e_N$ , y los valores propios son  $x_1, x_2, \dots, X_n$ , para  $i = 1, 2, \dots, N$ . (3) La matriz de componentes principales es el producto de la matriz de vectores propios con la matriz de variables independientes. El primer componente representa el mayor porcentaje de la variación total de los datos. El segundo componente representa el segundo mayor porcentaje de la variación total de datos, y así sucesivamente. (Arun Kumar *et al.*, 2016; Rizanti *et al.*, 2016).

PCA usa principios matemáticos para transformar variables correlacionadas en un número menor de variables. PCA también usa una transformación de espacio vectorial. El análisis de componentes principales se utilizó para describir la variación en los conjuntos de variables correlacionadas relacionadas con los motores del robot y los PQ perturbaciones evitando redundancia, reducción de complejidad e interpretación de los datos y la reducción del ruido ver Figura 8.



**Figura 8. Diagrama para los Componentes principales aplicado en los PQD.**

### 2.8.3. Análisis de conglomerado de datos.

En diversas aplicaciones se utiliza el conglomerado de observaciones para clasificar las observaciones en grupos cuando inicialmente se desconocen los grupos. Este procedimiento utiliza un método agrupamiento jerárquico que comienza con todas las observaciones separadas, cada una formando su propio grupo. En el primer paso, se unen las dos observaciones más cercanas. En el siguiente paso, una tercera observación se une a las dos primeras, u otras dos observaciones se unen en un grupo diferente.

Este proceso continuará hasta que todos los conglomerados se unan en uno, sin embargo, este único grupo no es útil para fines de clasificación. Por lo tanto, se debe de decidir cuántos grupos son lógicos para sus datos y clasificarlos en consecuencia. La agrupación final de conglomerados es la agrupación que, con suerte, identificará grupos cuyas observaciones o variables comparten características comunes. La decisión sobre la agrupación final también se ilustra con un dendrograma.

El la Figura 9 se muestra la forma en que se formaron los conglomerados, ya sea uniendo dos observaciones individuales, o combinando una observación individual con un clúster existente. Con el dendrograma se puede ver a qué niveles

de similitud se forman los conglomerados y la composición de los conglomerados de la partición final.



**Figura 9. Dendrograma para la interpretación del análisis de conglomerado (Minitab, 2013).**

### 2.9. Propuestas para mejorar la calidad de la energía.

Con el fin de abordar estas incertidumbres para mejorar la calidad de la energía diversos autores proponen generar energía renovable y conectarlos a la red eléctrica, los métodos propuestos en la literatura se dan como sigue: 1) Controladores PI (Proporcional Integral) para inversores estrategias de control de tensión-corriente basadas en proporcional más integral en el marco de referencia de giro síncrono, este último puede funcionar bien en sistemas equilibrados, pero, no puede hacer frente a perturbaciones desequilibradas y corrientes no lineales (Guerrero et al., 2010; Kumar et al., 2016).

2) Convertidores de energía alterna: es la representación de convertidores de energía alterna basado en máquinas eléctricas que sustituyen al inversor electrónico de potencia, este sistema tiene limitaciones en eficiencia, necesidad de espacio y costo de implementación (Thakur *and* Singh, 2015; Kumar et al., 2016).

## 3. METODOLOGÍA.

El laboratorio de mecatrónica está ubicado dentro de la facultad de ingeniería en la Universidad Autónoma de Querétaro. El edificio tiene tres niveles el

primer piso está destinado para almacenar y operar diferentes maquinas eléctricas, como taladro de banco, robots industriales, etc., también cuenta con espacios destinados para estudiantes de posgrado y licenciatura. El segundo piso del edificio cuenta con terraza y anteriormente esta área era parte de la biblioteca de la facultad de ingeniería ahora el espacio está siendo utilizado para becarios CONACYT y Maestros de la facultad.

El tercer piso es muy parecido el segundo piso los cuales normalmente se mantienen cargas eléctricas conectadas, como computadoras de escritorio, computadoras portátiles, cafeteras y microondas.

### 3.1. Materiales.

- Analizador de calidad de la energía PW3198, marca *Hioki*.
- Herramientas eléctricas del edificio CEDIT.
- Variador de voltaje alterno.
- Motores de inducción.
- Software Matlab, R estadístico, Minitab, Excel.

### 3.2. Buenas prácticas de laboratorio.

Con base a la Norma oficial mexicana (NOM-001-SEDE-2012, Instalaciones Eléctricas) se siguieron las especificaciones y lineamientos de carácter técnico que: deben satisfacer las instalaciones destinadas a la utilización de la energía eléctrica, a fin de que ofrezcan condiciones adecuadas de seguridad para las personas y sus propiedades en lo referente a la protección contra: Las descargas eléctricas, las sobre corrientes, las corrientes de falla y las sobretensiones.

Los principios fundamentales aplicados a esta metodología se aplicaron como lo marca el capítulo 4 (principios fundamentales) de la NOM-001-SEDE-2012, así como la protección de seguridad para garantizar la seguridad de las personas,

animales y los bienes contra los riesgos que puedan resultar de la utilización de las instalaciones eléctricas (Aurora et al., 2012).

Esta metodología está basada en el supuesto de que ya se revisaron todos los componentes eléctricos y sistemas electromagnéticos, cableado de los motores, que se encuentren en buenas condiciones, para minimizar el efecto que podría tener un cable dañado y que impida pérdidas de energía en el tablero del robot, así como ajuste correcto de los motores y servo drives.

### 3.3. Adquisición de los datos de la calidad de la energía para la red eléctrica del edificio del laboratorio de Mecatrónica y de los motores del robot.

Se analizó el tablero de control que tiene el robot, con sus respectivas alimentaciones de voltaje a una frecuencia de 60 Hz, para comprobar si la fuente de voltaje cuenta con características suficientes para mantener un rendimiento confiable en el robot. Se consideraron 12 variables en la primera etapa que afectarían el funcionamiento del robot, mismas que definen la calidad de la energía según la norma IEC 61000-2-1.

El instrumento de medición es de marca HIOKI y mide los 17 eventos que caracterizan la calidad de la energía de los cuales se describen los principales parámetros de calidad de energía: frecuencia, voltaje RMS, voltaje *peak* positivo, voltaje *peak* negativo, corriente, corriente *peak* positivo, corriente *peak* negativo, voltaje promedio, potencia aparente, potencia reactiva, potencia activa, factor de potencia, factor k, armónicos en voltaje, armónicos en corriente, *sag*, *swell*.

Los pasos que se siguieron para saber las condiciones eléctricas de la calidad de la energía en los motores fueron (ver Figura 11) a través de los datos obtenidos del analizador PW3198. La conexión que se utilizó se muestra en la Figura 10, donde se tiene conectado los cuatro canales de medición considerando una conexión estrella en la alimentación en base al tablero y midiendo las corrientes en cada línea de la red trifásica.



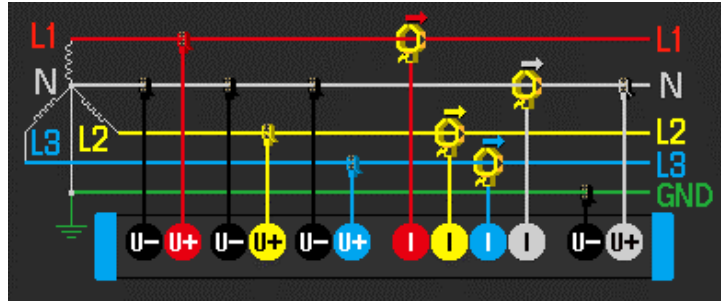


Figura 10. Cableado en la red eléctrica con el analizador PW3198 (Elaboración propia).

Con las muestras de 4 motores se realizó el análisis estadístico de 12 variables que puede medir el instrumento de medición, los cálculos se realizaron con un código en Matlab y Minitab.

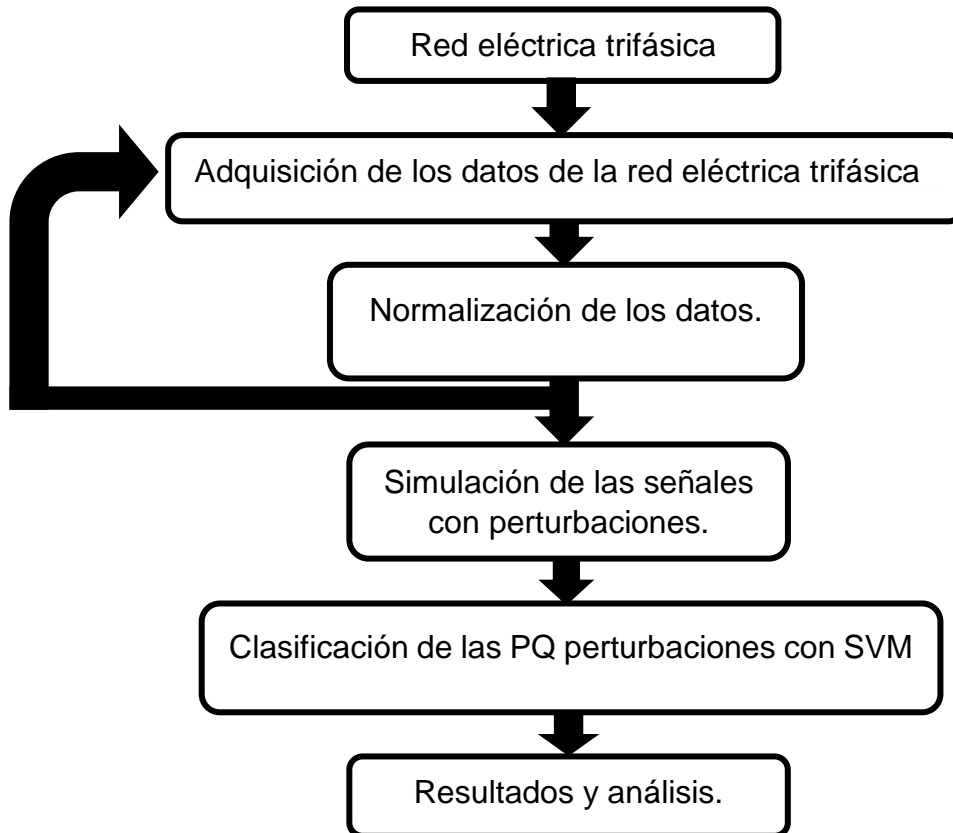
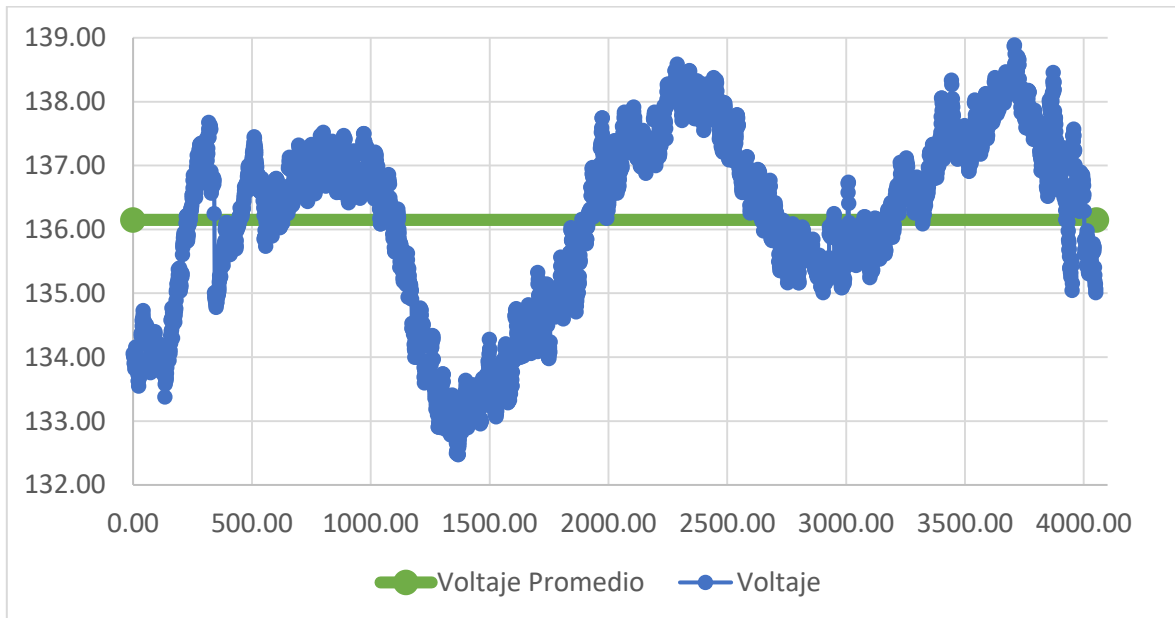


Figura 11. Metodología para el modelo estadístico de los PQ eventos (Elaboración propia).

Se consideraron ocho señales de perturbación en la calidad de la energía (*swell*, *sag*, interrupciones, fluctuaciones, *flicker*, *notches*, transitorios y armónicos

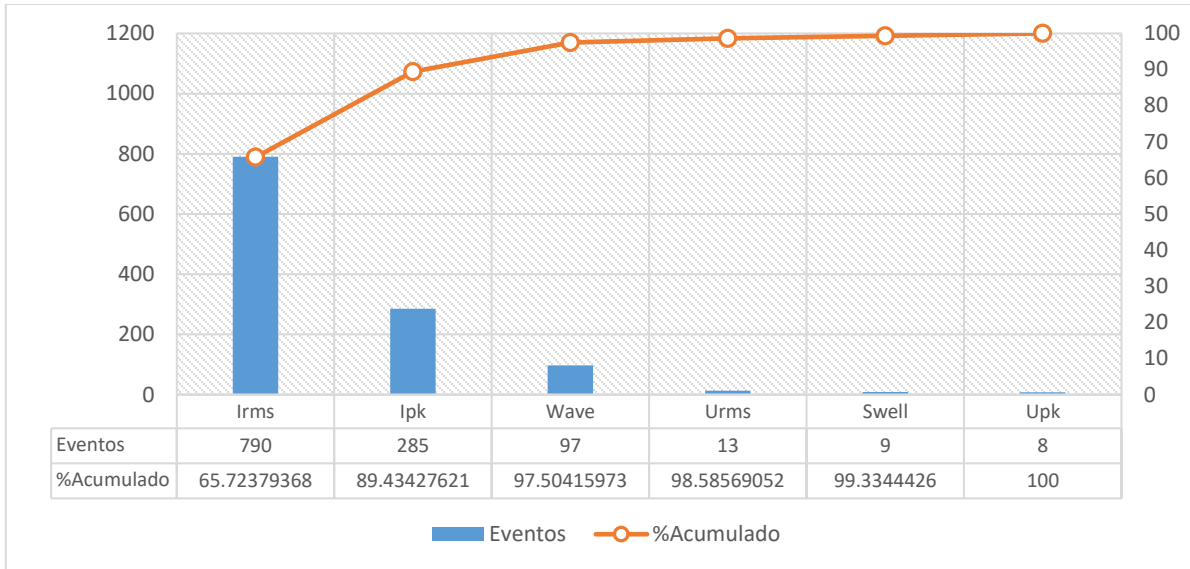
oscilantes) y cuatro señales complejas de perturbación de la calidad de potencia (*swell* con armónicos, *sag* con armónicos, *swell* con transitorios y *sag* con transitorios). La Gráfica de tendencia (ver Figura 12) nos muestra la variación del voltaje durante tres días. Con esta gráfica se puede monitorear el comportamiento del voltaje.



**Figura 12. Datos obtenidos durante tres días seguidos para observar en que horas del día se tiene mayores cargas conectadas (Elaboración propia).**

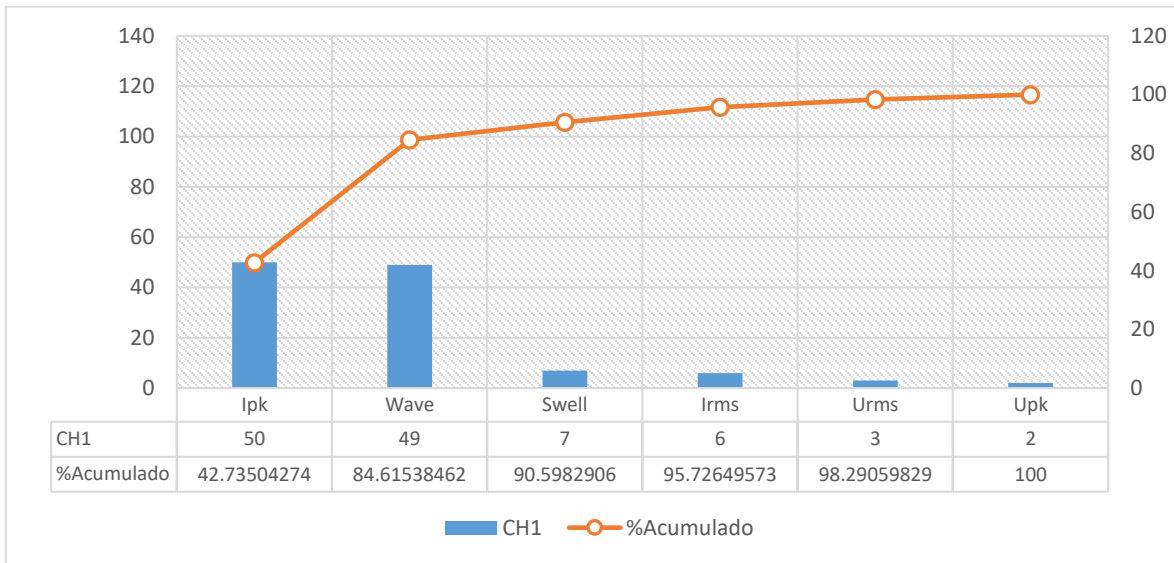
Después de detectar un incremento en el número de eventos de la calidad de la energía en el edificio de mecatrónica se analizó el sistema eléctrico de los días 10 de agosto de 2018 al 13 de agosto del mismo año. La información se muestra elaborando un diagrama de Pareto para interpretarlo ver Figura 13.

El diagrama de Pareto, considera dos ejes de referencia. En el eje horizontal se colocaron el nombre de los eventos que se presentan en la red eléctrica los eventos en la línea eléctrica y en el eje vertical se colocó el porcentaje acumulado de cada evento. Como la corriente es el indicador principal en la línea se elaboraron otros tres diagramas de Pareto uno por cada fase.



**Figura 13. Diagrama de Pareto con los eventos capturados durante tres días.**

En el Pareto en el canal uno se observa que los eventos que predominan en esta línea son diferentes cuando se analiza en conjunto con las tres líneas ver Figura 14.



**Figura 14. Diagrama de Pareto de segundo orden para obtener los eventos registrados en la fase uno de la red eléctrica trifásica.**

La elaboración del tercer diagrama de Pareto muestra solo un evento que resalta entre los demás ver Figura 15.

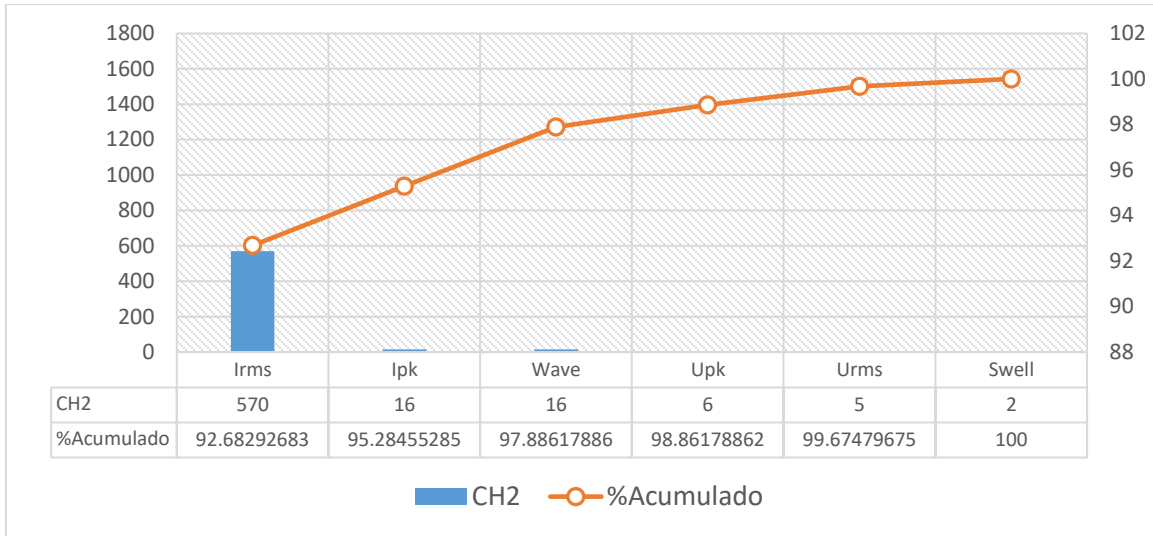


Figura 15. Diagrama de Pareto de segundo orden en la fase 2 de la red eléctrica trifásica.

Dos eventos en la línea tres representan los efectos principales en los datos obtenidos ver Figura 16.

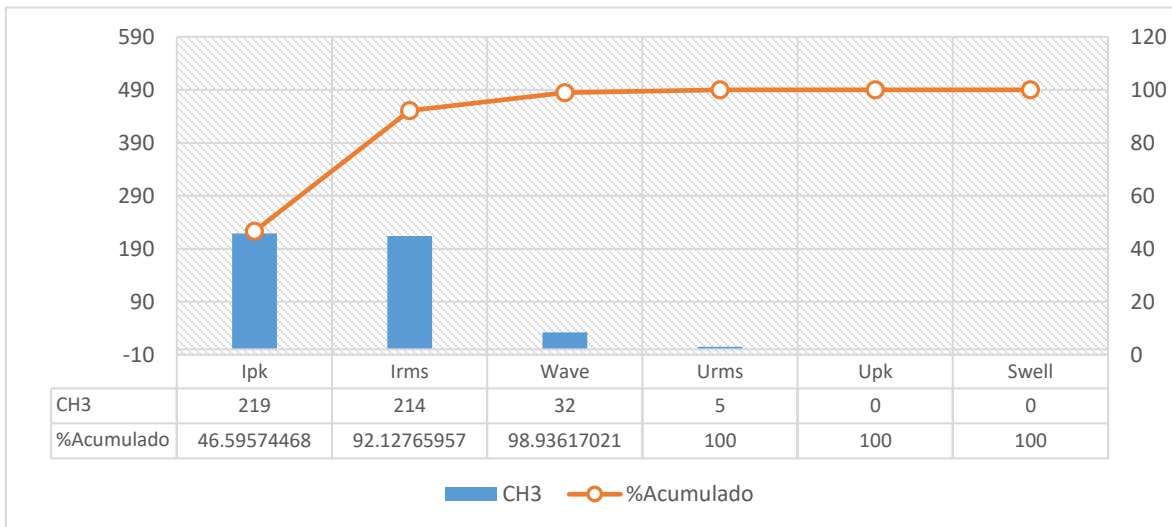


Figura 16. Diagrama de Pareto de segundo orden en la fase 3 de la red eléctrica trifásica.

### 3.4. Caracterización de los eventos de la calidad de la energía.

La metodología consistió en las siguientes etapas para la identificación y clasificación de los PQ perturbaciones mediante SVM.

- Almacenamiento de los datos obtenidos por el analizador PW3198 y utilizando ecuaciones matemáticas (ver Tabla 3, página 28).
- Normalización de los datos para obtener en menor tiempo la ecuación que describe los eventos eléctricos, para el análisis de PCA no se necesita normalizar, pero para el método de SVM es recomendado.
- Extracción de características.
- Prueba de la forma de onda de la muestra (Uçar et al., 2016).
- Software Matlab para desarrollar la clasificación mediante SVM.
- Conectar cargas inductivas y observar si el modelo puede clasificar correctamente.
- Cuantificar el impacto en los equipos conectados al conectar estas cargas.

#### 3.4.1. Datos de entrenamiento para la clasificación de las PQ perturbaciones.

Con el objetivo de cuantificar el impacto al conectar nuevas cargas eléctricas. La Tabla 5 nos muestra las ecuaciones matemáticas que se agregarán a la matriz de entrenamiento para poder clasificar los PQ eventos por medio de SVM.

Se simularon usando el software *Matlab*, cada simulación se realizó por las ecuaciones que aparecen en la Tabla 3, página 28 junto con las ecuaciones de la Tabla 5. Estas ecuaciones nos dan una matriz de 5000 por 400, donde cada fila es un vector de entrenamiento para clasificar las PQ eventos.

$$X = \begin{bmatrix} - & (x^1)^T & - \\ - & (x^2)^T & - \\ & \vdots & \\ - & (x^m)^T & - \end{bmatrix} \quad (6)$$

La segunda parte de los datos de entrenamiento está compuesta por un vector 5000 x 1 que contiene las etiquetas de cada PQ perturbación, el vector contendrá la numeración del 1 hasta el 12.

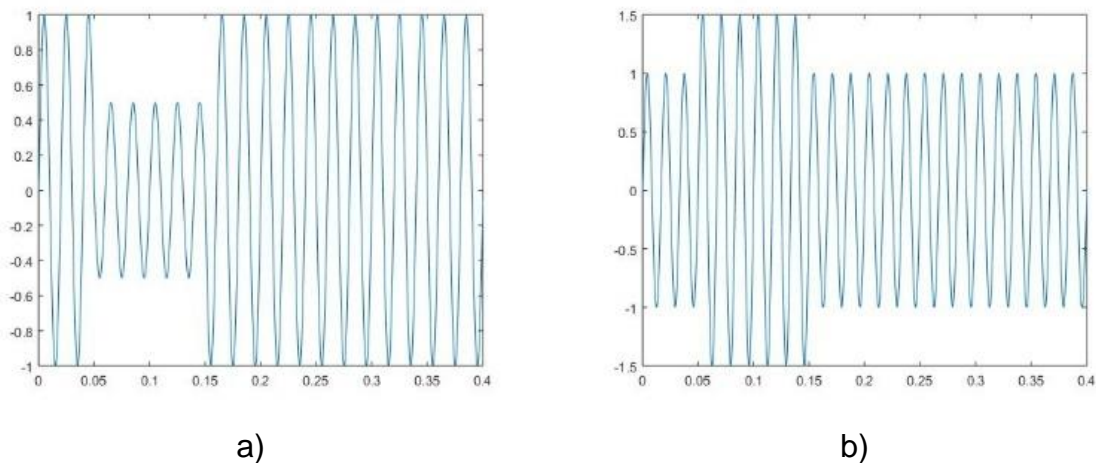
#### 3.4.2. Visualización y simulación de las PQ perturbaciones utilizando ecuaciones matemáticas.

Estas formas de onda simuladas se combinan con ruido blanco aleatorio de media cero y la relación señal-ruido (SNR) es de 30 dB (Arun-Kumar et al., 2016). La frecuencia de base del sistema de potencia es de 60 Hz, el grado de muestreo es igual a 344 muestras por periodo.

**Tabla 5. Ecuaciones utilizadas para simular las PQ perturbaciones.**

Perturbaciones en la calidad de la energía		
1. Sag	$(1 - \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]) \sin(2\pi ft)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; t_1 < t_2$
2. Swell	$(1 + \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]) \sin(2\pi ft)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; t_1 < t_2$
3. Harmonic	$\alpha_1 \sin(2\pi ft) + \alpha_3 \sin(3 * 2\pi ft)$ $+ \alpha_5 \sin(5 * 2\pi ft)$ $+ \alpha_7 \sin(7 * 2\pi ft)$	$0.1 \leq \alpha_i \leq 0.25 \text{ pu for } i = 3,5,7$ $0.1 \leq \alpha_j \leq 0.1 \text{ pu for } i = 2,9,11$
4. Flicker	$(1 + \alpha \sin(\beta * 2\pi ft)) \sin(2\pi ft)$	
5. Notch	$\sin(2\pi ft) - \alpha \text{sign}(\sin(2\pi ft)) \sin(2\pi f_2 t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.4; 100 \leq f_2 \leq 500$
6. Fluctuations	$(1 + \alpha \sin(2\pi ft)) \sin(2\pi ft)$	
7. Transient	$\sin(2\pi ft) + A([u(t - t_2)$ $- \mu(t$ $- t_1)]) e^{-t/t_y} \sin(2\pi f_n t)$	$K=0.7 \ t= 0.0015$ $900 \leq f_n \leq 1300$
8. Sag+ harmonic	$(1 - \alpha[u(t - 0.05) - \mu(t - 0.15)]) \alpha_1 \sin(2\pi ft) + \alpha_3 \sin(3 * 2\pi ft) + \alpha_5 \sin(5 * 2\pi ft) + \alpha_7 \sin(7 * 2\pi ft)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; t_1 < t_2$
9. Swell+ harmonic	$(1 + \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]) \alpha_1 \sin(2\pi ft) + \alpha_3 \sin(3 * 2\pi ft) + \alpha_5 \sin(5 * 2\pi ft) + \alpha_7 \sin(7 * 2\pi ft)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; t_1 < t_2$
10. Sag+ transient	$(1 - \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]) \sin(2\pi ft) + A([u(t - t_2) - \mu(t - t_1)]) e^{-t/t_y} \sin(2\pi f_n t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; t_1 < t_2$
11. Swell+ transient	$(1 + \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]) \sin(2\pi ft) + A([u(t - t_2) - \mu(t - t_1)]) e^{-t/t_y} \sin(2\pi f_n t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; t_1 < t_2$
12. Interruption	$\mu(t) = \{1 - \alpha[u(t - t_1) - \mu(t - t_2)]\} \sin \omega \theta t$	$0.95 \leq \alpha \leq 1.05; t_1 < t_2$

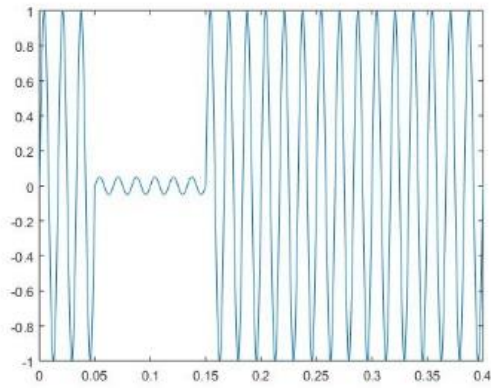
Las señales mencionadas anteriormente se simulan usando MATLAB como se muestra en la Figura 17 a la Figura 22. Estas formas de onda con frecuencia base de 60 Hz. La forma de onda, el nivel decrementado de voltaje, entre una longitud de 0.5 ciclos en pocos segundos se puede considerar como caída de tensión, ver la Figura 17, se produce para un período de tiempo de 0.4 segundos y la caída de tensión se genera de 0.1 a 0.4 segundos. El nivel incrementado de valor de voltaje durante un breve período de tiempo, 0.4 segundos de duración usando la base del modelo matemático en la ecuación dada en la Tabla 5 (Manikandan et al., 2015; Shilpa, 2015).



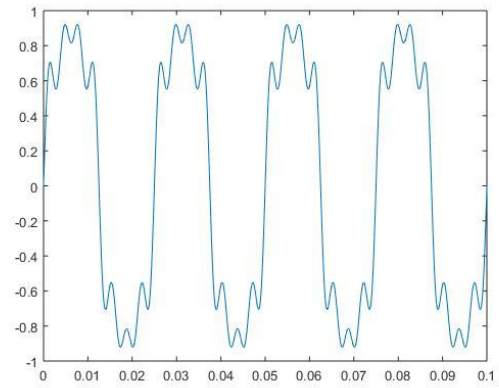
**Figura 17. a) Voltaje sag, b) voltaje swell.**

La señal armónica de voltaje se genera en base a la ecuación dada en Tabla 5 utilizando un programa MATLAB ver Anexo B. Se puede definir como las señales de voltaje que tienen frecuencias distintas de su frecuencia fundamental. La forma de onda se genera durante 0.4 segundos como en la Figura 18. El valor de *Betha* se establece en 0.005.





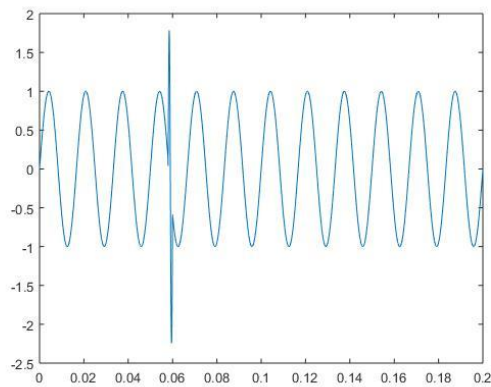
a)



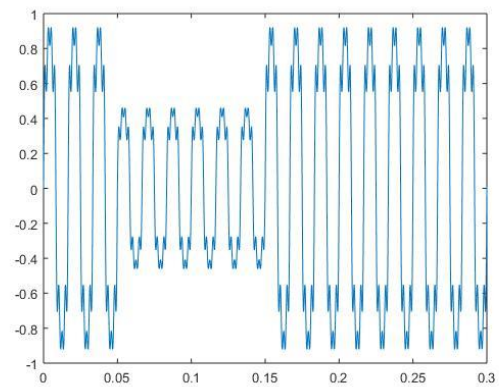
b)

**Figura 18. a) Interrupción, b) Harmónicos**

Para una perturbación transitoria se puede apreciar un estallido inesperado de niveles de voltaje en la señal de voltaje normal, que ocurre durante una longitud de milisegundos. La duración es menor que la duración del *sag* y la duración de la *swell*. La forma de onda se genera en base a la ecuación dada en Tabla 5 usando MATLAB como en Figura 19, donde C es constante,  $t = 0.0015$ .

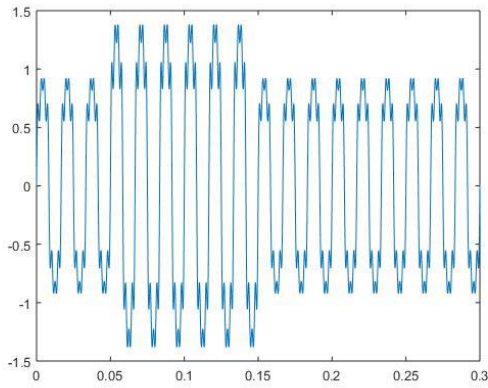


a)

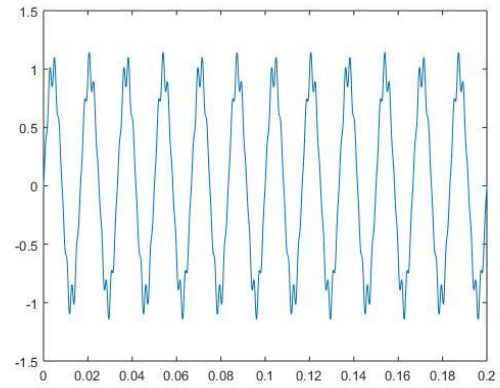


b)

**Figura 19. a) Transitorio, b) Sag + harmónicos**

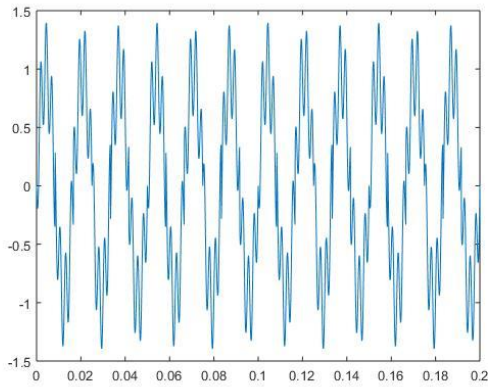


a)

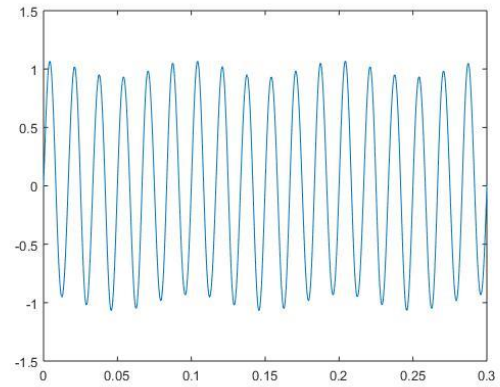


b)

**Figura 20. a) Swell + harmónicos, b) Notch.**

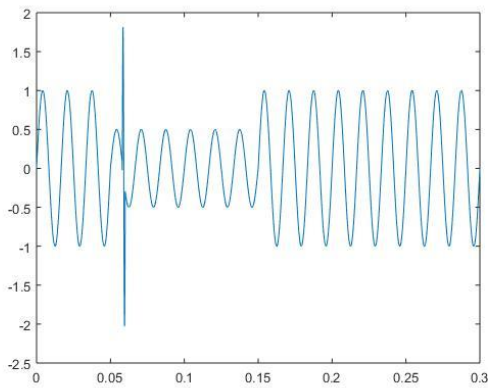


a)

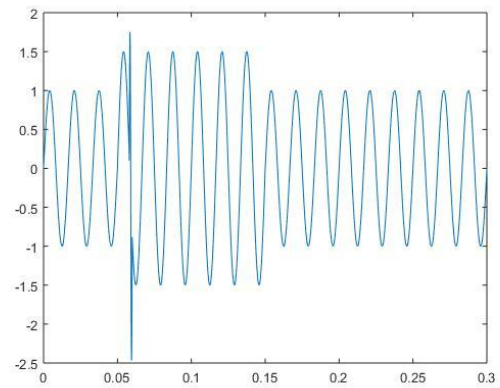


b)

**Figura 21. a) Flicker, b) Fluctuaciones**



a)

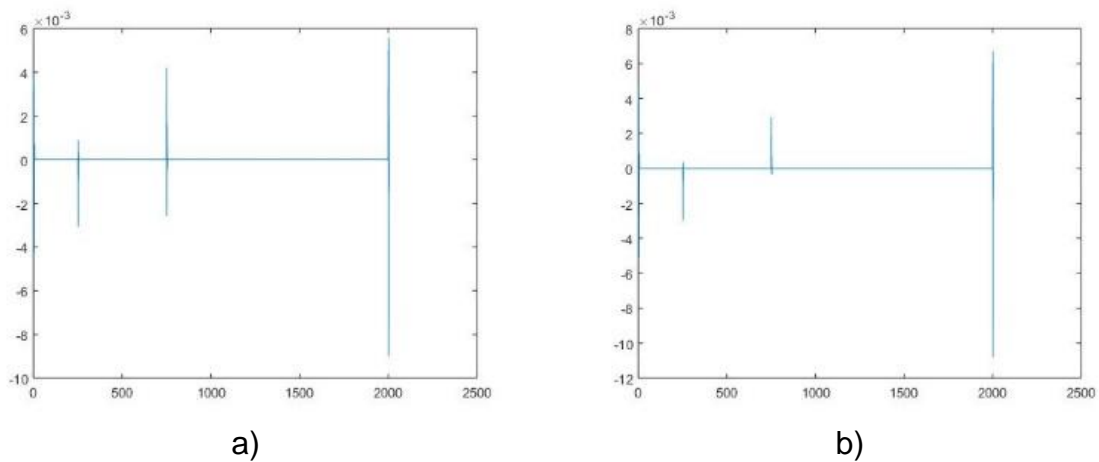


b)

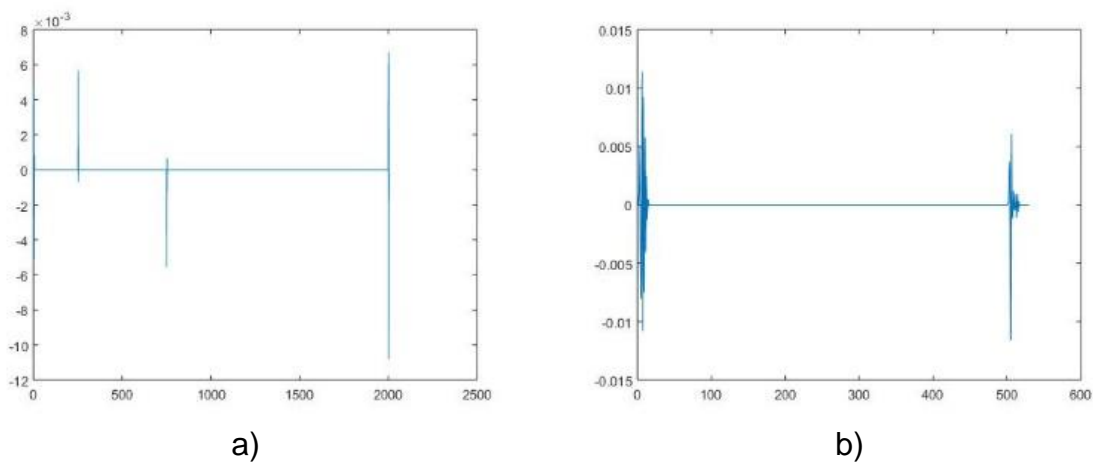
**Figura 22. a) Sag + Transitorios, b) Swell + Transitorio.**

### 3.4.3. Extracción de las características en las señales eléctricas simuladas con perturbaciones.

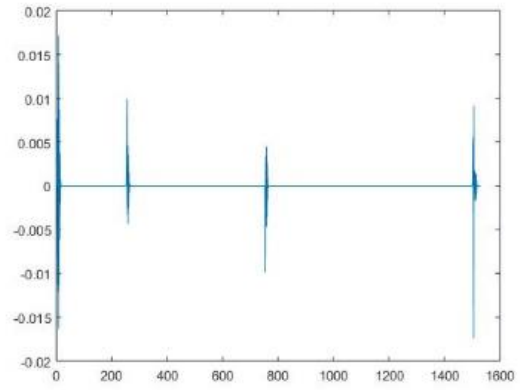
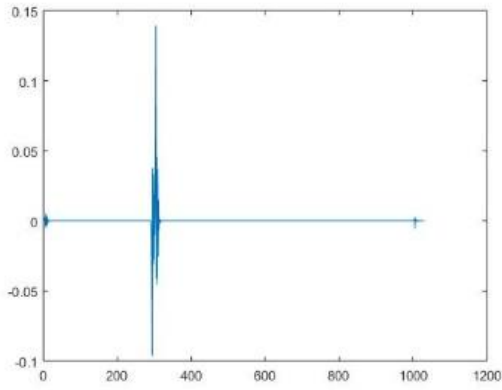
En la Figura 17 a la Figura 22 se muestran doce tipos de perturbaciones, es decir, caídas de tensión, hinchamiento de voltaje, etc. y para obtener un coeficiente de detalles de las señales mencionadas se aplicara WTD. Los resultados del coeficiente de detalles se muestran en la Figura 23 a Figura 28, respectivamente, y así sucesivamente con las otras perturbaciones, el programa se ejecutó en Matlab ver Anexo C.



**Figura 23. WT del a) voltaje sag, b) voltaje swell.**



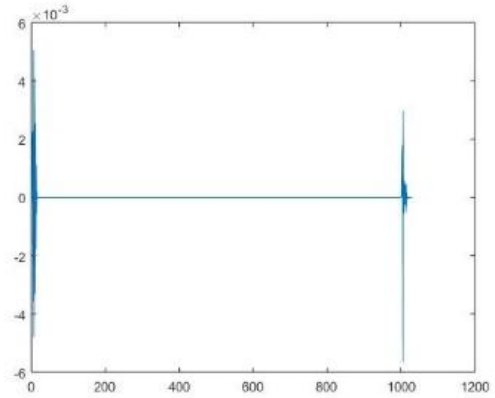
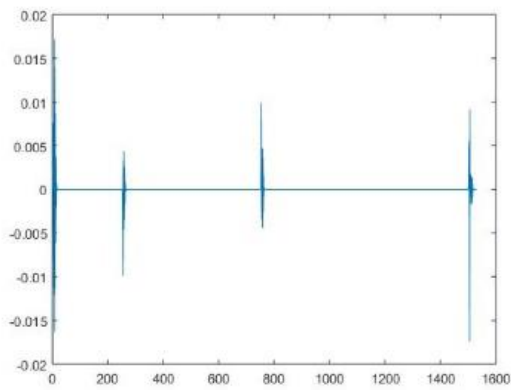
**Figura 24. WT de a) Interrupción, b) Harmónicos.**



a)

b)

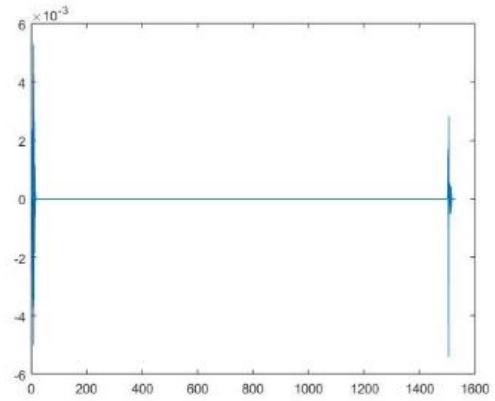
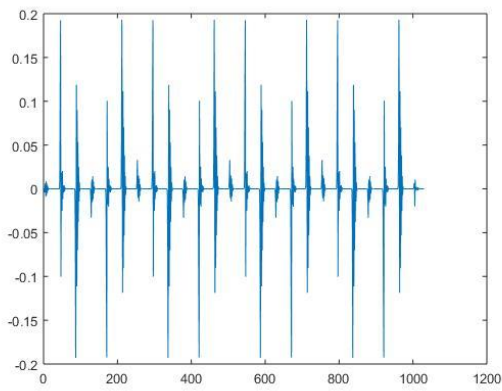
Figura 25. WT de a) Transitorios, b) Sag + armónicos.



a)

b)

Figura 26. WT de a) Swell + armónicos b) Notch.



a)

b)

Figura 27. WT de a) Flicker, b) Fluctuaciones.

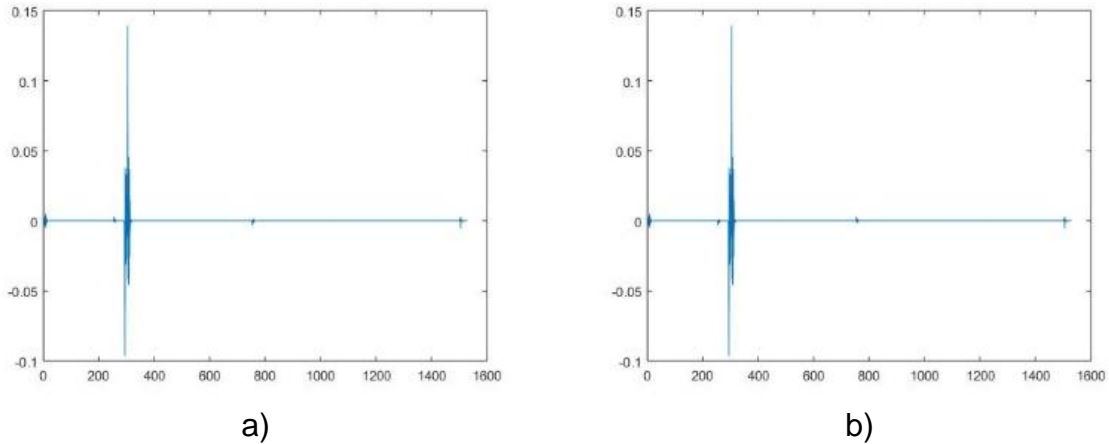


Figura 28. WT de a) *Sag* + Transitorio, b) *Swell* + Transitorio.

### 3.5. Máquina de soporte vectorial por el método de clasificación uno contra todos.

En la primera etapa de la clasificación de los PQ eventos se utilizó regresión logística y SVM ver Figura 29 con el objetivo de poder clasificar las señales correctamente y obtener el grado de probabilidad que nos indicara a que grupo pertenecen los datos. La regresión logística es aplicable en dos grupos de datos para obtener la probabilidad de que dependa a un grupo de datos, la regresión logística no funciona para más de dos grupos de datos.

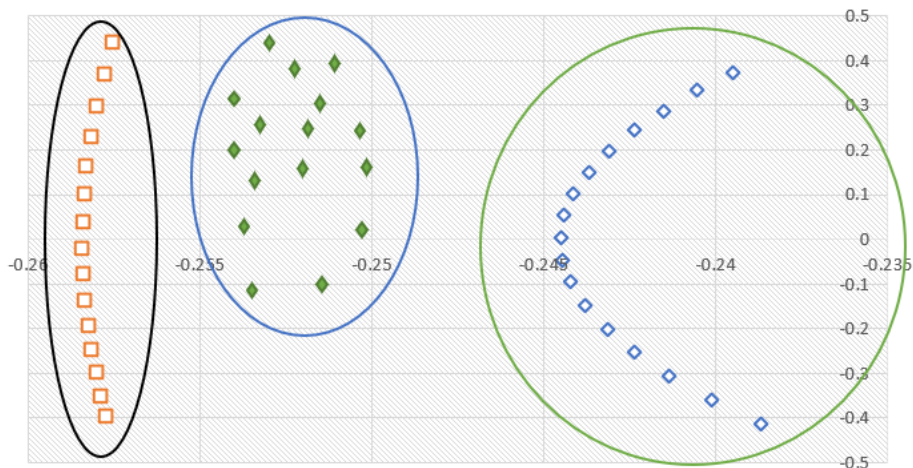
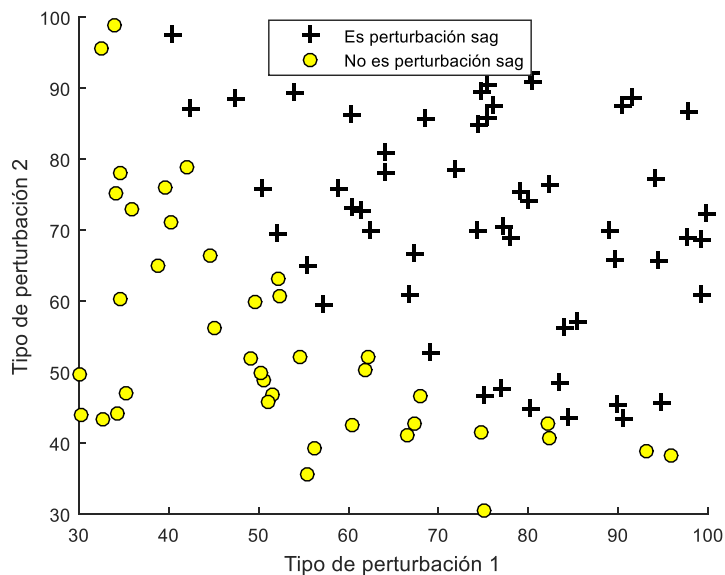


Figura 29. Clasificación por SVM para las señales de las PQ eventos.

SVM puede clasificar los datos que tienen más de dos clases o parámetros que definen las características del fenómeno. Hay dos opciones para implementar multiclases SVM es combinar varios SVM binarios o combinar todos los datos que constan de múltiples clases en un formato de problema de optimización por eso mismo se utilizó la metodología de comparar uno contra todos.

### 3.5.1. Regresión logística.

El modelo de clasificación que estimara la probabilidad de detectar una perturbación en la red eléctrica basada en los datos obtenidos del analizador de la calidad de la energía. Para entender el concepto se visualizan los datos, donde se evalúan dos perturbaciones en la Figura 30 se observa que se analiza si es perturbación *sag* o no es una perturbación *sag*. El código con el que se ejecutó esta gráfica fue empleado en Matlab ver Anexo D.



**Figura 30. Regresión logística como método de decisión para saber si es una perturbación de tipo *sag*.**

### 3.5.2. Vectorización de la regresión logística.

Debido a que se tienen 12 señales distintas se utiliza SVM con modelo de regresión logística múltiple uno-vs-todos para construir un clasificador de varias

clases o factores. Empezamos vectorizando la función de costo definida por la ecuación 7.

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[ -y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \right] \quad (7)$$

Donde:

$$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (8)$$

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = g(\theta^T x^{(i)}) \quad (9)$$

Resulta que podemos calcular esto rápidamente para todos nuestros ejemplos mediante el uso de la multiplicación de matrices. Al definir las matrices  $X$  y  $\theta$  ver Anexo F.

$$X = \begin{bmatrix} - & (x^1)^T & - \\ - & (x^2)^T & - \\ - & \vdots & - \\ - & (x^m)^T & - \end{bmatrix} \quad y \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix}$$

Después, ejecutando la multiplicación de las matrices  $X\theta$ , tenemos.

$$X\theta = \begin{bmatrix} - & (x^1)^T \theta & - \\ - & (x^2)^T \theta & - \\ - & \vdots & - \\ - & (x^m)^T \theta & - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - & \theta^T (x^1) & - \\ - & \theta^T (x^2) & - \\ - & \vdots & - \\ - & \theta^T (x^m) & - \end{bmatrix}$$

En la última multiplicación de matrices, se usó el hecho que  $a^T b = b^T a$  si  $a$  y  $b$  son vectores. Esto nos permite calcular el producto  $\theta^T (x^i)$ . Este código se realizó en Matlab ver Anexo G.

### 3.5.3. Vectorización del gradiente.

El método del gradiente del costo de la regresión logística es un vector donde el elemento  $j^{th}$  es definido como:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) \quad (10)$$

Para vectorizar esta operación sobre la base de datos, empezamos con escribir todas las derivadas parciales explicadas por  $\theta_j$ ,

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial \theta_0} \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_n} \end{bmatrix} &= \frac{1}{m} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m ((h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})x_0^{(i)}) \\ \sum_{i=1}^m ((h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})x_1^{(i)}) \\ \sum_{i=1}^m ((h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})x_2^{(i)}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^m ((h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})x_n^{(i)}) \end{bmatrix} \\
 &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m ((h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})x^{(i)}) \\
 &= \frac{1}{m} X^T (h_{\theta}(x) - y) \tag{11}
 \end{aligned}$$

Donde:  $x^{(1)}$  es un vector, mientras que  $h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}$  es un escalar.

$$h_{\theta}(x) - y = \begin{bmatrix} h_{\theta}(x^{(1)}) - y^{(1)} \\ h_{\theta}(x^{(2)}) - y^{(2)} \\ \vdots \\ h_{\theta}(x^{(m)}) - y^{(m)} \end{bmatrix}$$

Para entender el último paso de la derivación, definamos a  $\beta_i = (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})$  luego entonces se puede observar que:

$$\sum_i \beta_i x^i = \begin{bmatrix} | & | & | & | & | \\ x^{(1)} & x^{(2)} & \dots & x^{(m)} & \\ | & | & | & | & | \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix} = X^T \beta$$

Donde los valores de  $\beta_i = (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})$  la expresión de arriba nos permite calcular todas las derivadas parciales sin necesidad de utilizar bucles en el programa ver Anexo G.

### 3.5.4. Vectorizando regresión logística regularizada.



La regularización para la función de costo es muy importante para reducir el número de factores con los que se trabaja. La regresión logística regularizada está definida como:

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[ -y^{(i)} \log(h_{\theta}(x^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)})) \right] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \quad (12)$$

Correspondientemente, las derivadas parciales de la regresión logística regularizada de la función de costo para  $\theta_0$  es definida como:

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_0} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) \text{ para; } j = 0 \quad (13)$$

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_j} = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) \right) + \frac{\lambda}{m} \theta_j \text{ para; } j \geq 1 \quad (14)$$

Estas dos ecuaciones son importantes para las últimas líneas del código para establecer las condiciones iniciales.

#### Entrenamiento SVM

$$\min_{\theta} C \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \text{cost}_1(\theta^T x^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \text{cost}_0(\theta^T x^{(i)})] + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \theta_j^2 \quad (15)$$

Con SVM obtendremos el número de eventos PQ, esta información nos ayudará a predecir el impacto que tendría y qué tipo de cargas soportaría la red eléctrica sin afectar el funcionamiento de los motores del robot.

Una vez que se encontraron las simulaciones con las cargas de diferencias que afectan el consumo de energía del robot, se puede deducir un índice de consumo de energía en el robot.

### 3.6. Adquisición de los datos para establecer el origen de las perturbaciones en el edificio del CEDIT.

Para poder establecer qué tipo de cargas están conectadas en el sistema se utilizaron los tableros del edificio del CEDIT donde constantemente se están apagando y encendiendo diferentes cargas eléctricas como soldadoras, caladoras de banco, sierras circulares, taladro de banco, computadoras, transformadores, etc.

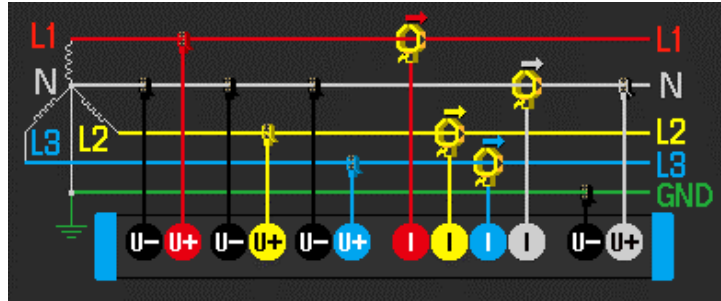


Figura 31. Cableado en la red eléctrica con el analizador PW3198 en el edificio del CEDIT.

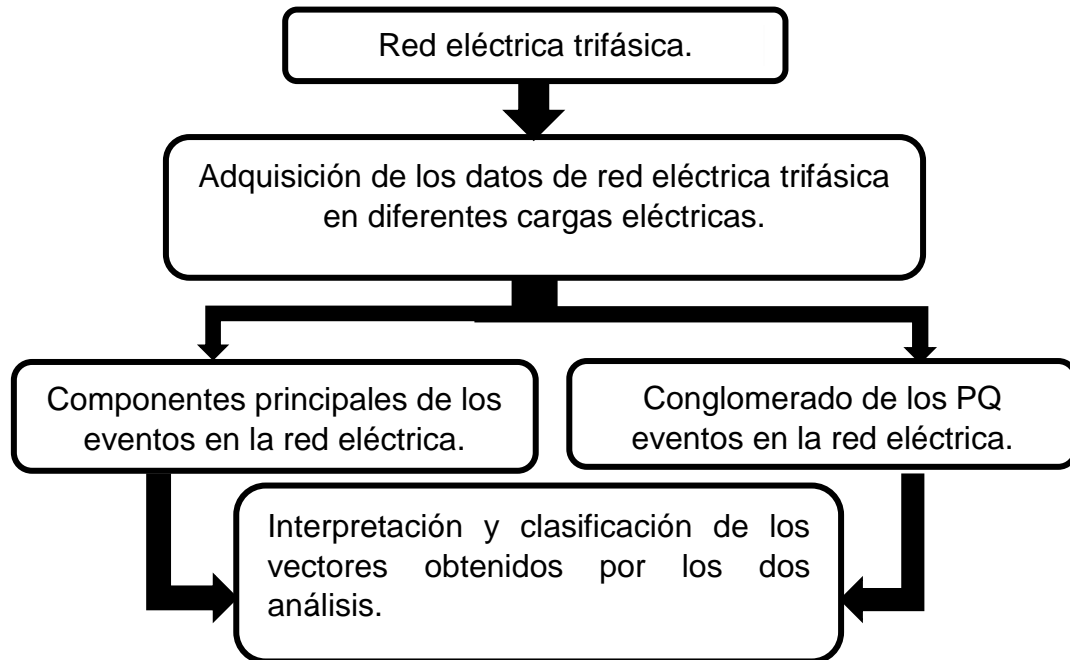
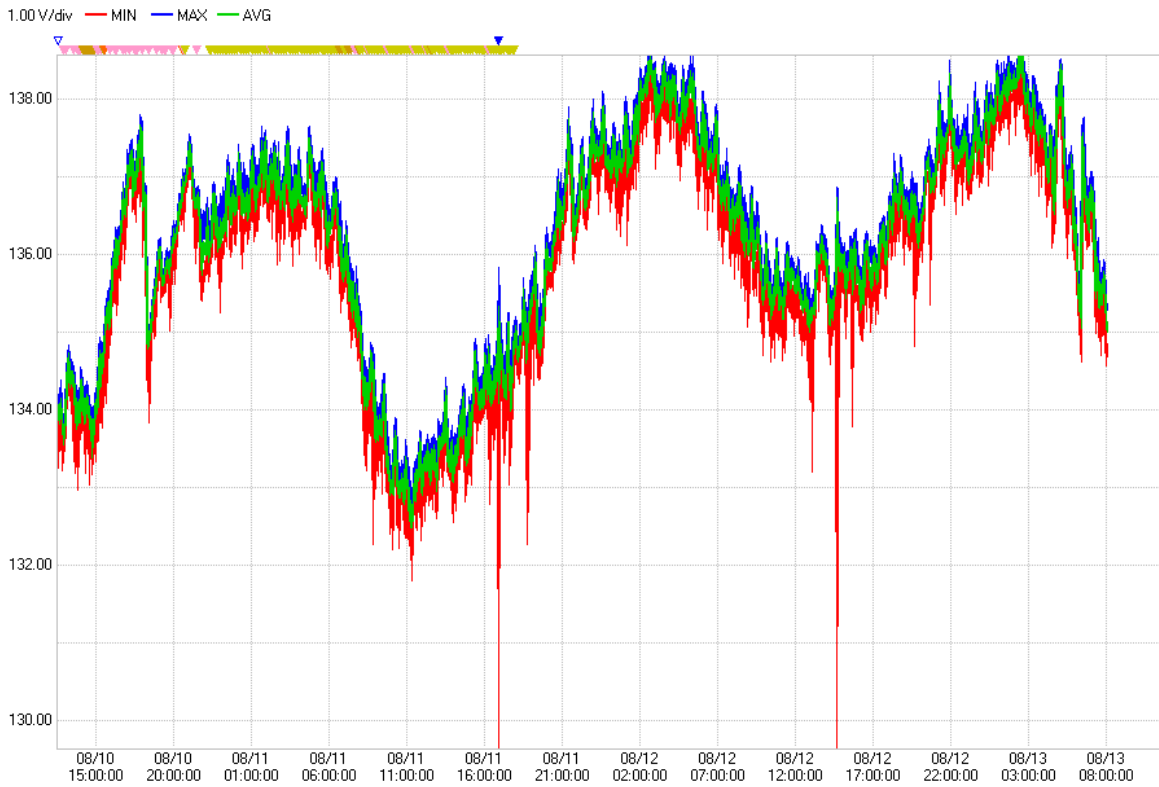


Figura 32. Diagrama de la metodología que se implementará para la primera etapa del proyecto (Elaboración propia).

Para obtener la matriz de datos se obtuvieron datos de los motores en un periodo de cuatro días obteniendo sus medias para cada variable de las 17 que se analizaron en ciertos periodos de tiempo del día con un lapso de una hora. Como se puede ver en la Figura 33 para ver la matriz de datos ver Anexo A.



**Figura 33. Datos que se tomaron para desarrollar la matriz de datos (Elaboración propia).**

Con las muestras de 4 motores se realizará el análisis estadístico de 17 variables que puede medir el instrumento de medición, los cálculos se realizaron con un código en Matlab y Minitab. Las variables se nombraron conforme a la Tabla 6.

**Tabla 6. Medias de las 17 variables en cuatro motores que define la calidad de la energía según el estándar 61000-2-1.**

Variables																	MOTOR
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
0.11	0.44	0.00	0.33	0.11	1.22	5.22	0.33	0.33	0.89	9.00	7.22	3.22	3.00	3.00	9.56	0.67	J1
0.86	0.14	0.43	0.00	0.00	4.71	7.29	0.71	4.14	0.57	9.00	9.29	4.71	4.29	2.43	8.71	1.57	J2
0.57	0.57	1.43	1.14	0.00	5.71	8.29	0.00	2.57	3.14	9.00	9.00	5.00	4.86	3.57	8.29	1.29	J3
0.88	0.25	0.75	0.38	0.13	4.50	8.38	0.50	3.00	1.50	9.13	8.25	3.25	2.88	2.63	7.25	0.50	J4

3.7. Componentes principales de los PQ eventos en los motores del robot para obtener un diagnóstico del brazo robótico.

Se utilizó la ecuación 7 para reducir la dimensión de los datos de n-dimensiones a k-dimensiones, obtenemos la matriz de covarianza.

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{ip} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nj} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$$

$$\bar{\mathbf{x}}' = \frac{1}{n} \mathbf{1}' \mathbf{X}$$

Matriz de datos centrados

$$\bar{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \mathbf{1}\bar{\mathbf{x}}' = \mathbf{H}\mathbf{X}$$

La matriz simétrica p x p de covarianzas muestrales.

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1p} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2p} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{p1} & s_{p2} & \cdots & s_{pp} \end{pmatrix}$$

Matriz de covarianzas

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n} \bar{\mathbf{X}}' \bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{n} \mathbf{X}' \mathbf{H} \mathbf{X} \quad (16)$$

Siendo

$$s_{jj'} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ij'} - \bar{x}_{j'})$$

Además de la matriz de covarianzas interesa también la matriz de correlaciones

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Donde  $r_{ij} = \text{corr}(X_i, X_j)$  es el coeficiente de correlación (muestral) entre las variables  $X_i, X_j$ , que verifica:

$$\mathbf{R} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{S}\mathbf{D}^{-1}, \quad \mathbf{S} = \mathbf{D}\mathbf{R}\mathbf{D}$$

Siendo D la matriz diagonal con las desviaciones típicas de las variables. Los datos y el programa se pueden ver en el Anexo A.

Se obtuvo tres componentes principales que representan el 100% de la variación con 17 factores considerados.

$$\begin{aligned} PC_1 = & 0.0961X_1 - 0.0077X_2 + 0.1545X_3 + 0.0527X_4 - 0.0135X_5 + 0.6043X_6 \\ & + 0.4265X_7 - 0.0020X_8 + 0.4167X_9 + 0.1821X_{10} + 0.0025X_{11} \\ & + 0.2665X_{12} + 0.2148X_{13} + 0.2092X_{14} + 0.0127X_{15} - 0.2042X_{16} \\ & + 0.0830X_{17} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} PC_2 = & -0.1261X_1 + 0.1195X_2 + 0.2040X_3 + 0.2819X_4 - 0.0052X_5 \\ & + 0.0691X_6 + 0.0295X_7 - 0.1873X_8 - 0.5293X_9 + 0.5833X_{10} \\ & - 0.0095X_{11} - 0.1091X_{12} + 0.1212X_{13} + 0.2114X_{14} + 0.3295X_{15} \\ & + 0.0831X_{16} - 0.0275X_{17} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} PC_3 = & -0.0551X_1 + 0.0048X_2 - 0.0633X_3 - 0.0385X_4 - 0.0377X_5 - 0.0214X_6 \\ & - 0.4037X_7 + 0.0048X_8 + 0.1186X_9 - 0.1306X_{10} - 0.0342X_{11} \\ & + 0.2290X_{12} + 0.4316X_{13} + 0.4601X_{14} + 0.0369X_{15} + 0.4923X_{16} \\ & + 0.3164X_{17} \end{aligned}$$

**Tabla 7. Análisis de componentes principales con todos los factores.**

PC1	PC2	PC3
0.09610508	-0.12617186	-0.05516107
-0.00770115	0.11951094	0.00483637
0.154588	0.20404051	-0.06338997
0.05275254	0.28191047	-0.03852432
-0.01355699	-0.0052203	-0.03779505
0.60437983	0.06914641	-0.02149038
0.42652821	0.02954022	-0.40370852
-0.00202233	-0.18725951	0.00475593
0.41673676	-0.52925883	0.11861815
0.18214483	0.58331282	-0.1305602
0.00255757	-0.00951618	-0.0341816
0.26655082	-0.10910677	0.22895103
0.21489611	0.12122727	0.43161193
0.20926246	0.21135448	0.46014042
0.01273768	0.32946162	0.03687319
-0.20421107	0.08314371	0.49229006
0.0830504	-0.02750131	0.31639781

Una vez obtenidos los tres componentes principales se multiplica cada componente por los valores obtenidos en cada motor ver Tabla 6 página 57 estos datos se suman para cada componente y se obtienen las coordenadas de cada motor.

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{(Matriz\ de\ PCA)(Matriz\ de\ motores)} \\
 & \quad = \mathbf{(Coordenadas\ de\ los\ factores\ en\ los\ motores)}
 \end{aligned}$$

La Tabla 8 a la Tabla 10 muestra los datos obtenidos de la multiplicación de cada vector obtenido para cada componente principal.

**Tabla 8. Primer componente principal multiplicado por cada factor en el motor 1 (Elaboración propia).**

PC1*J1	PC1*J2	PC1*J3	PC1*J4
0.01067834	0.08237578	0.05491719	0.08409194
-0.00342273	-0.00110016	-0.00440066	-0.00192529
0	0.066252	0.22084	0.115941
0.01758418	0	0.06028862	0.0197822
-0.00150633	0	0	-0.00169462
0.73868646	2.84921919	3.45359902	2.71970923
2.2274251	3.10756268	3.53409089	3.57217377
-0.00067411	-0.00144452	0	-0.00101117
0.13891225	1.72648088	1.07160882	1.25021029
0.16190652	0.10408276	0.57245519	0.27321725
0.02301811	0.02301811	0.02301811	0.0233378
1.92508929	2.4751148	2.39895742	2.1990443
0.69244303	1.01308168	1.07448057	0.69841237
0.62778739	0.89683913	1.01641768	0.60162958
0.03821304	0.03093437	0.04549171	0.03343641
-1.95135027	-1.77955365	-1.69203462	-1.48053029
0.05536694	0.13050778	0.10677909	0.0415252

**Tabla 9. Segundo componente principal multiplicado por cada factor en el motor 2  
(Elaboración propia).**

PC2*J1	PC2*J2	PC2*J3	PC2*J4
-0.0140191	-0.1081473	-0.0720982	-0.11040037
0.05311597	0.01707299	0.06829196	0.02987773
0	0.08744593	0.29148644	0.15303038
0.09397016	0	0.32218339	0.10571643
-0.00058003	0	0	-0.00065254
0.08451228	0.32597595	0.39512236	0.31115886
0.15426561	0.21522163	0.24476185	0.24739937
-0.06241984	-0.1337568	0	-0.09362976
-0.17641961	-2.19264373	-1.36095128	-1.58777649
0.51850029	0.33332161	1.83326887	0.87496923
-0.08564563	-0.08564563	-0.08564563	-0.08683515
-0.78799332	-1.01313427	-0.98196091	-0.90013084
0.39062119	0.57149997	0.60613633	0.39398862
0.63406345	0.90580492	1.02657891	0.60764414
0.98838486	0.80012108	1.17664865	0.86483676
0.79448434	0.72453805	0.68890503	0.6027919
-0.0183342	-0.04321634	-0.03535882	-0.01375065



**Tabla 10. Tercer componente principal multiplicado por cada factor en el motor 3 (Elaboración propia).**

PC3*J1	PC3*J2	PC3*J3	PC3*J4
-0.00612901	-0.04728092	-0.03152061	-0.04826594
0.0021495	0.00069091	0.00276364	0.00120909
0	-0.02716713	-0.0905571	-0.04754248
-0.01284144	0	-0.0440278	-0.01444662
-0.00419945	0	0	-0.00472438
-0.02626602	-0.1013118	-0.12280218	-0.09670672
-2.10825563	-2.94130496	-3.34501348	-3.38105889
0.00158531	0.00339709	0	0.00237796
0.03953938	0.49141805	0.3050181	0.35585445
-0.11605351	-0.07460583	-0.41033207	-0.19584031
-0.30763443	-0.30763443	-0.30763443	-0.31190713
1.65353519	2.12597382	2.06055924	1.88884597
1.39074956	2.03474197	2.15805967	1.40273878
1.38042125	1.97203035	2.23496773	1.32290369
0.11061957	0.08954918	0.13168996	0.09679212
4.70410505	4.28995627	4.07897481	3.56910296
0.21093187	0.49719655	0.40679718	0.1581989

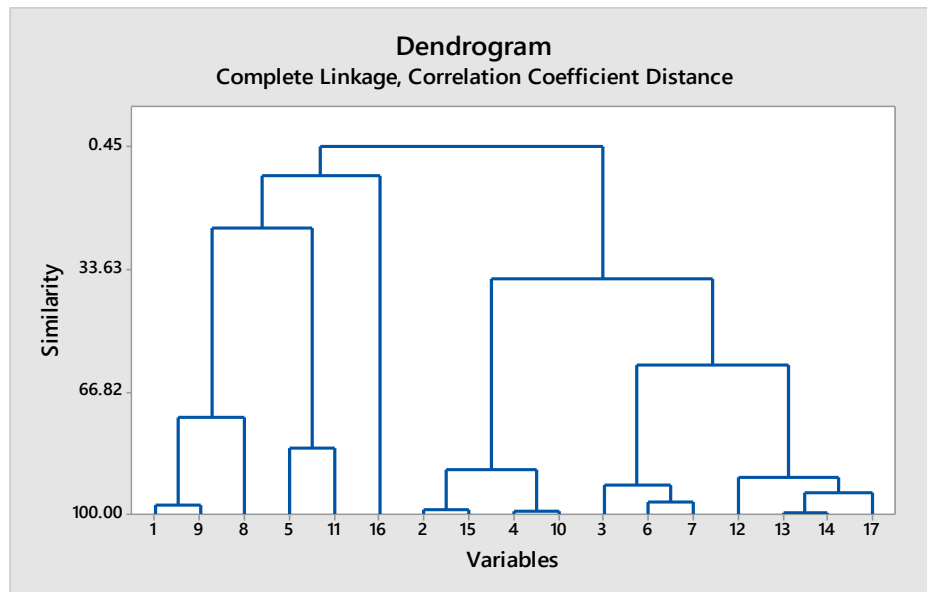
Con estos datos se realiza la sumatoria de cada columna para obtener las coordenadas en tres dimensiones debido a los tres componentes principales.

**Tabla 11. Coordenadas obtenidas para tres dimensiones (Elaboración propia).**

PC1 X	PC2 Y	PC3 Z
4.7	2.6	6.91225719
10.7	0.40445806	8.0
11.936509	4.11736895	7.02694267
10.14735	1.39823761	4.69753149

### 3.8. Conglomerado de los PQ eventos en los motores.

Con el análisis de componentes principales se obtuvieron los eigenvalores y eigenvectores mismos que se utilizaron para realizar el análisis de conglomerado obteniendo un dendrograma de las variables que representan mayor significancia en la variación *Stat >Multivariado > Cluster Variables*. Gracias al análisis conglomerado es más fácil tomar una decisión de que variables pueden ser candidatas a no ser consideradas como significantes por su grado de variación que representan en los datos.



**Figura 34. Dendrograma de variables para observar la similitud de los datos con respecto a las otras variables (Elaboración propia).**

Una vez con los datos obtenidos de componentes principales y del conglomerado se generó un vector que ayude a interpretar mejor las variables que tengan correlación y covarianza para poder interpretar mejor la dependencia que pueden tener los factores entre sí.

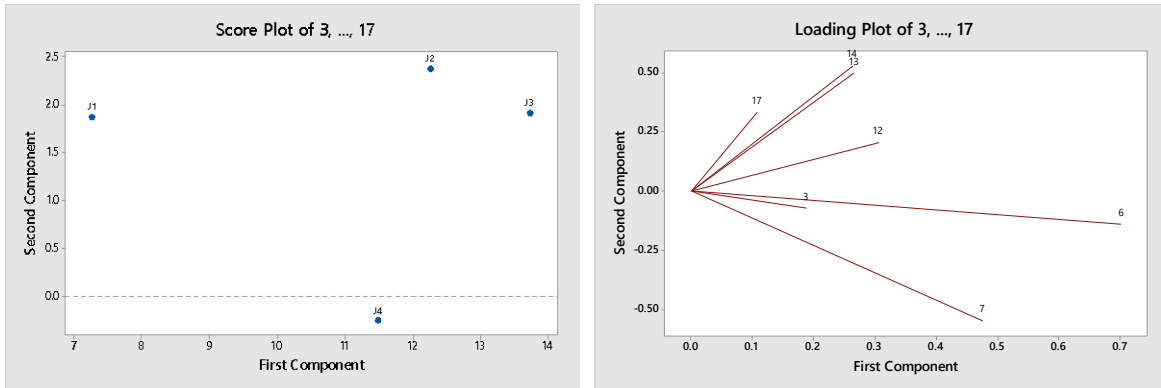
### 3.9. Reducción del número de factores que afectan la calidad de la energía en los motores por medio de PCA.

Se tomó como referencia la Tabla 12 para dividir los factores y evaluarlos de 6 en seis con la matriz de covarianza para interpretar la posible dependencia que tendrían las variables.

**Tabla 12. Variables analizadas con conglomerado (Elaboración propia).**

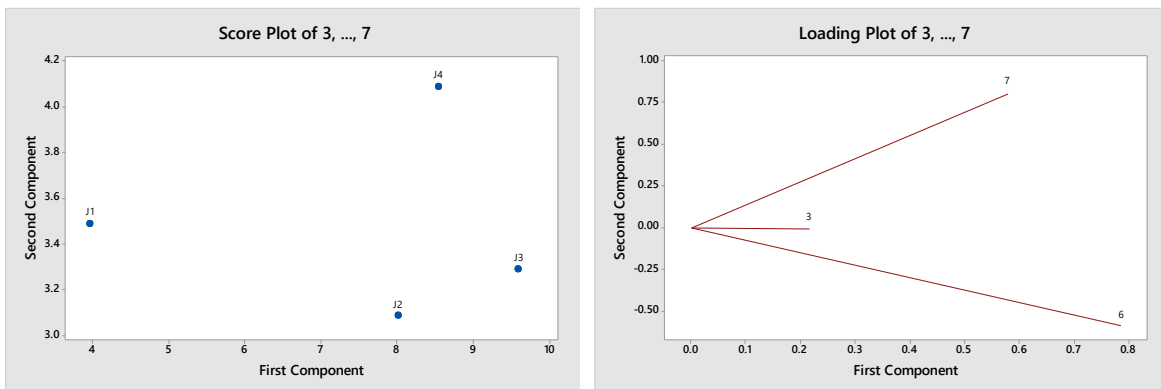
Step	Number of clusters	Similarity level	Distance level	Clusters joined	New cluster	Number of obs. in new cluster
1	16	99.5463	0.00907	13	14	2
2	15	98.9676	0.02065	4	10	2
3	14	98.8377	0.02325	2	15	2
4	13	97.3310	0.05338	1	9	2
5	12	96.5896	0.06821	6	7	2
6	11	94.3066	0.11387	13	17	3
7	10	92.0904	0.15819	3	6	3
8	9	90.0066	0.19987	12	13	4
9	8	87.7313	0.24537	2	4	4
10	7	82.1526	0.35695	5	11	2
11	6	73.6480	0.52704	1	8	3
12	5	59.6290	0.80742	3	12	7
13	4	36.1512	1.27698	2	3	11
14	3	22.3678	1.55264	1	5	5
15	2	8.2419	1.83516	1	16	6
16	1	0.4505	1.99099	1	2	17

En la Figura 35 se analizaron 7 variables para poder interpretar los componentes principales en este análisis y utilizando el criterio de Montecarlo con dos dimensiones de componentes principales obteniendo en el acumulado el 97.7% para dos componentes con la matriz de covarianza, con este dato fue suficiente ver gráficamente la dependencia que tendrían las variables si solo analizáramos estos factores en los motores. La covarianza muestral de los factores 13 y 14 es de 0.909 indicador de que hay dependencia directa, es decir, a grandes valores del factor 13 grandes valores del factor 14 este resultado respalda el dendograma de la Figura 34 al demostrar que existe correlación y covarianza entre los factores 13 y 14. El motor J3 con la combinación de los factores 3, 6, 7, 12, 13, 14, y 17 indican una dependencia en el consumo energético.



**Figura 35. Análisis de componentes principales para las variables 3, 6, 7, 12, 13, 14 y 17 (Elaboración propia).**

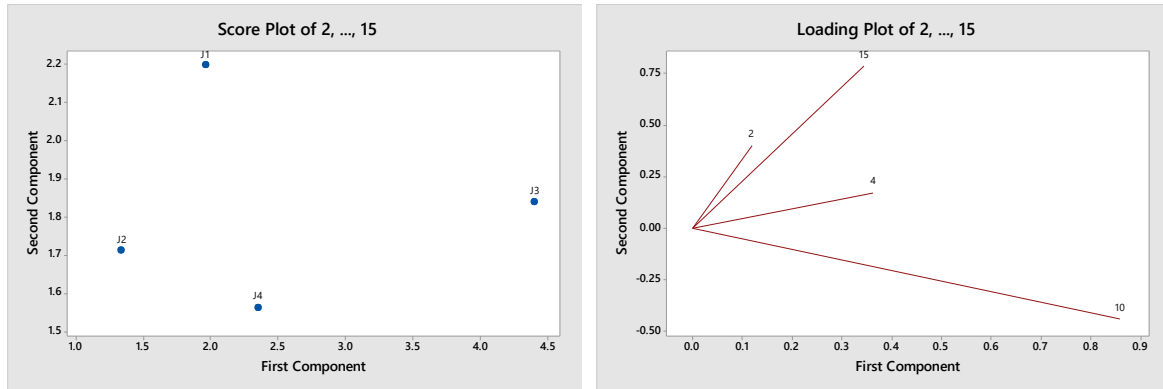
La Figura 36 muestra como interactúan las variables con los motores, utilizando el criterio de Montecarlo con dos dimensiones de componentes principales obtenido por el acumulado es del 98.6% para dos componentes con la matriz de covarianza, estas graficas nos ayudan a poder reducir el número de factores que afectan el rendimiento de los motores. Para las variables 3, 6, y 7 los motores J2, J3 y J4 son afectados al reducir alguna variable en su magnitud ver Figura 36.



**Figura 36. Análisis de componentes principales para las variables 3, 6 y 7 (Elaboración propia).**

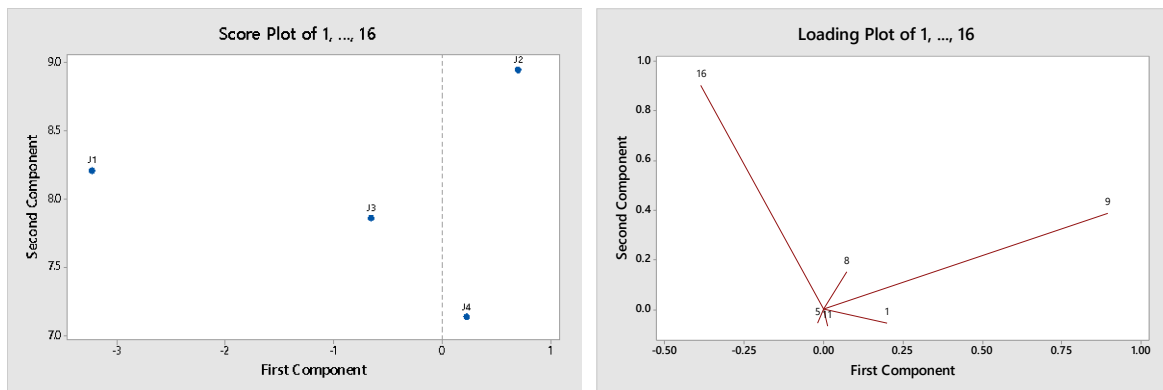
Utilizando el criterio de Montecarlo con dos dimensiones de componentes principales obteniendo en el acumulado el 100% para dos componentes con la matriz de covarianza. Para las variables 2, 4, 10 y 15 los motores muestran un comportamiento que es más complejo de interpretar y los motores J2, J3 serian a

los que les impactaría significativamente si se reducen en magnitud las variables 3 y 2 ver Figura 37.



**Figura 37. Análisis de componentes principales para las variables 2, 4, 10 y 15 (Elaboración propia).**

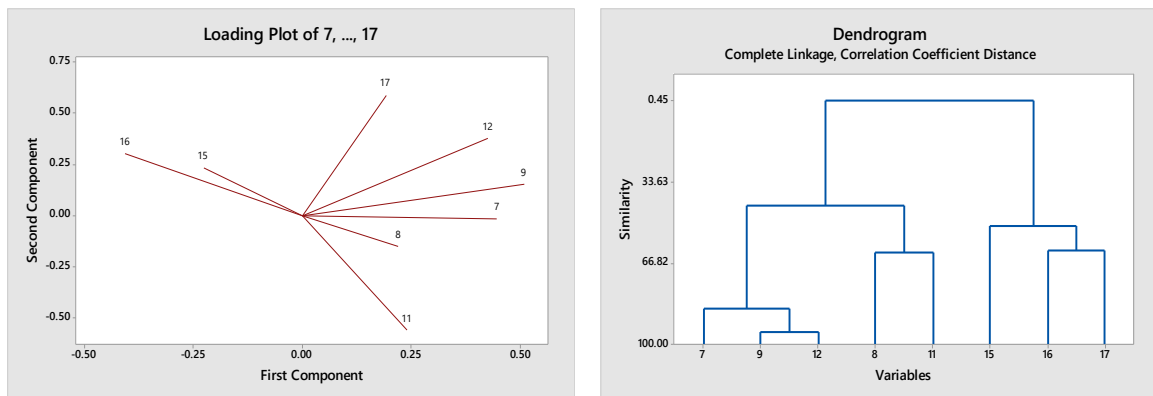
Utilizando el criterio de Montecarlo con dos dimensiones de componentes principales obteniendo en el acumulado el 98.2% para dos componentes con la matriz de covarianza. Para las variables 1, 5, 8, 9, 11 y 16 los motores J2, J3 y J4 son afectados al reducir alguna variable en su magnitud ver Figura 38.



**Figura 38. Análisis de componentes principales para las variables 1, 5, 8, 9 y 16 (Elaboración propia).**

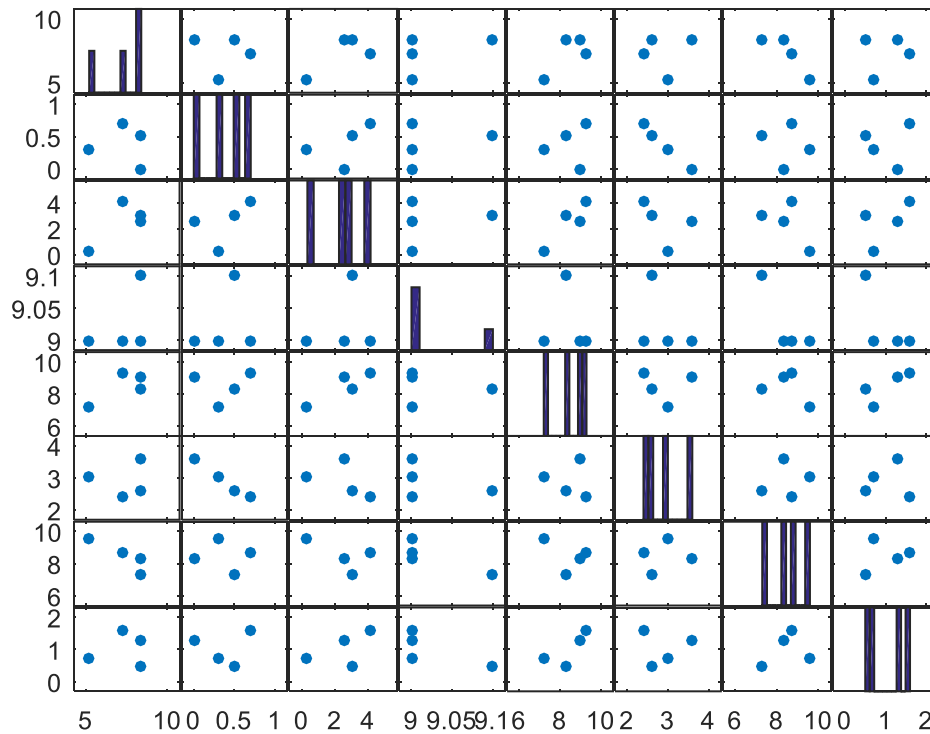
Comparando el conglomerado de la Figura 34 en el cual se utilizó la matriz de correlación deriva del resultado para poder descartar variables en los motores comparandolos con el analisis de componentes principales y con la matriz de covarianza.

Se redujo el número de dimensiones para facilitar la interpretación de los datos. Se agruparon y eliminaron las variables que muestran magnitudes de los datos arriba del 95%, comparando los resultados, (ver Figura 54 y Figura 34, página 83 y 64) también se utilizó el software Matlab para obtener la proporción de los eigenvalores que representen la mayor variabilidad en los componentes principales y seleccionar esos eigenvectores como los que afectan principalmente a los motores (ver Figura 39). A cada componente principal se le considera como un índice de los PQ perturbaciones.



**Figura 39. Dendrograma de las variables que representan la mayor variabilidad con ayuda del software Matlab (Elaboración propia).**

Para observar mejor la relación de los factores que se eligieron para interpretar los factores que impactan en los motores se graficaron los datos donde se puede ver la dispersión y con un alto grado de variación ver Figura 40.



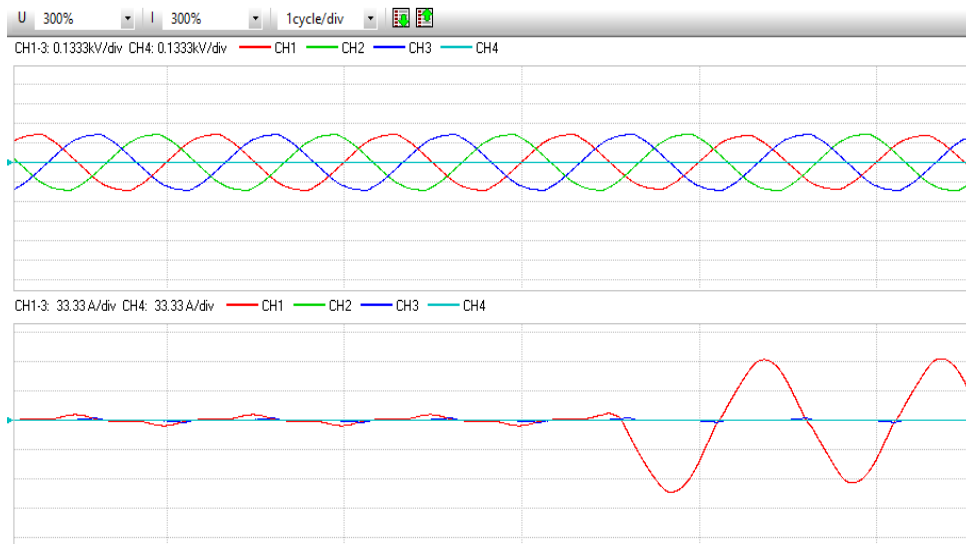
**Figura 40.** La figura muestra la dispersión de las columnas de la matriz de datos (Elaboración propia).

### 3.9.1. Identificación de las cargas conectadas a la red eléctrica.

En esta etapa del análisis se trabajó con cargas inductivas que se prendían y apagaban durante cierto periodo, con estos datos, con los eventos registrados y la hora se ingresaron en el análisis de PCA para poder clasificar que tipo de cargas están conectados a los motores en el laboratorio de mecatrónica, a falta de autorización en conectar y desconectar cargas se optó por hacer el análisis en el edificio del CEDIT ubicado en la facultad de ingeniería, en dicho edificio constantemente se trabaja con herramientas eléctricas.

Para inferir que tipo de cargas están conectadas a la red y como impactan en el funcionamiento de los motores. Se registraron los eventos y su duración en un vector, así como se muestra la Figura 41. Las variables que se registraron en el

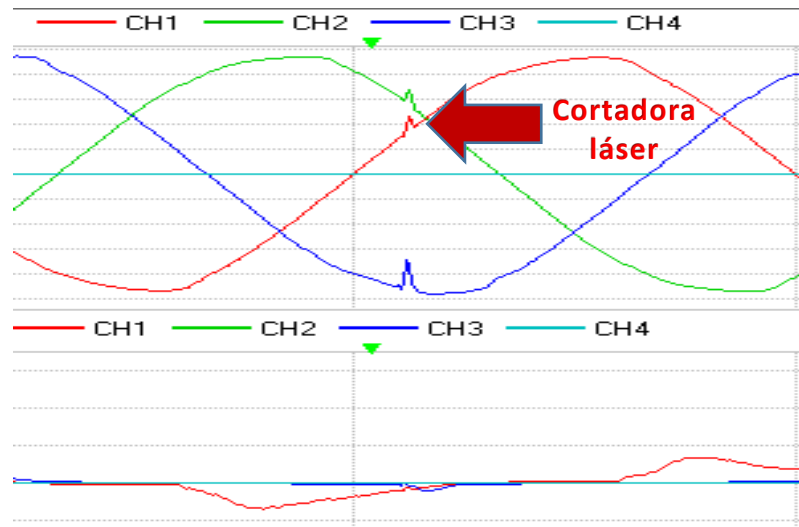
vector son la P, S, Q, PF, KF, U-THD, I-THD, U harmH, I harmH. Este mismo proceso se realizó con 20 vectores.



**Figura 41. Imagen donde se puede ver el cambio de corriente al conectar una carga inductiva (Elaboración propia).**

Se buscó en el edificio CEDIT alguna perturbación transitoria a lo largo del día y con éxito se pudo observar que la cortadora laser que está conectada en el canal uno del CEDIT (ver Figura 42) provoco que ese incremento en el voltaje afectara a la línea dos y tres. Esto demuestra que si se encuentra esta perturbación en el edificio de mecatrónica podrían tener consecuencias no deseadas en el funcionamiento del robot.





**Figura 42. Detección de un voltaje transitorio en el edificio del CEDIT (Elaboración propia).**

### 3.9.2. Evaluación del sistema de medición.

La evaluación del sistema de medición se efectuó a través de estudio de repetibilidad, reproducibilidad, exactitud, estabilidad y linealidad.

Se consideraron 4 voltajes con 574 mediciones por cada canal del analizador, para simular un patrón se utilizó un variador de voltaje alterno y se conectó a cada canal. Los voltajes se consideraron por los datos obtenidos en las pruebas anteriores. En la Tabla 13 solo se muestran 10 datos para cada voltaje.

**Tabla 13. Metodología que se siguió para calcular la exactitud, linealidad, error de medición y el porcentaje del coeficiente de correlación (Elaboración propia).**

Voltaje	Patron	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	132	132.03	132.07	132.02	132.01	132.05	132.09	132.05	132.09	132.05	132.05
2	134	134.20	134.05	134.06	134.22	134.08	134.29	134.13	134.29	134.05	134.17
3	136	136.04	136.22	136.31	136.36	136.30	136.31	136.25	136.04	135.93	136.01
4	138	138.00	137.92	137.98	137.98	138.00	138.00	137.85	137.91	137.53	137.70

**Tabla 14. Metodología para calcular la linealidad y exactitud en el canal uno del analizador de la calidad de la energía.**

Voltaje	Promedio	Master (x)	Dif(y)	x <sup>2</sup>	y <sup>2</sup>	xy	%Error
1	132.055583	132	0.0555833	17424	0.00309	7.337	0.4631944
2	134.14225	134	0.14225	17956	0.020235	19.0615	1.1854167
3	136.1775	136	0.1775	18496	0.031506	24.14	1.4791667
4	137.883333	138	-0.116667	19044	0.013611	-16.1	0.9722222
	Suma	540	0.2586667	72920	0.068442	34.4385	4.1

$$a = \frac{\sum xy - \frac{\sum x \sum y}{n}}{\sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n}} = -0.024$$

$$b = \frac{\sum y - a \sum x}{n} = 3.31$$

$$R^2 = \frac{(n \sum xy - \sum x \sum y)^2}{(n \sum x^2 - (\sum x)^2)(n \sum y^2 - (\sum y)^2)} = 0.224$$

**Tabla 15. Calculo del porcentaje de exactitud y el porcentaje de linealidad en el canal uno del analizador (Elaboración propia).**

Calculo de la Exactitud	Linealidad
0.016166667	0.2889
% de Exactitud	% de Linealidad
0.134722222	2.4075

Con los datos calculados y obtenidos se puede resumir en la gráfica de linealidad donde se puede ver que el sistema de medición para 132 volts, 134 volts, 136 volts están midiendo por encima de lo que debe de medir, y para 138 volts el analizador está midiendo por debajo, el error es menor al 1.5% por lo que la linealidad y exactitud son muy aceptables.



**Figura 43. Gráfica de linealidad para la terminal uno del analizador de calidad (Elaboración propia).**

Para el canal CH2 se realizó el mismo estudio de linealidad y exactitud.

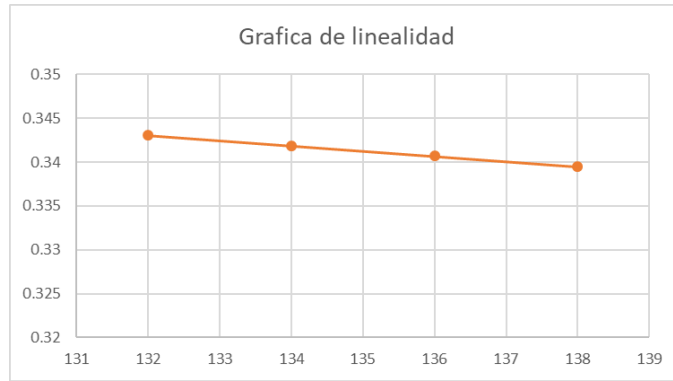
**Tabla 16. Metodología para obtener la exactitud y linealidad en el canal dos del analizador de calidad de la energía (Elaboración propia).**

Volts	Promedio	Master (x)	Dif(y)	x2	y2	xy	%Error
1	132.05558	132	0.056	17424	0.00308951	7.337	0.46319444
2	134.14225	134	0.142	17956	0.02023506	19.0615	1.18541667
3	136.1775	136	0.178	18496	0.03150625	24.14	1.47916667
4	137.88333	138	-0.12	19044	0.01361111	-16.1	0.97222222
Suma		540	0.259	72920	0.06844193	34.4385	4.1

**Tabla 17. Metodología para obtener el porcentaje de exactitud y linealidad (Elaboración propia).**

Calculo de la Exactitud	Linealidad	a	R cuadrada
0.085317708	0.00715	0.00059583	0.00192526
% de Exactitud	% de Linealidad	b	
0.710980903	0.059583333	0.42170833	

Los resultados se muestran en la gráfica de linealidad donde el error es menor al 1.5% al igual que en el canal 1 del analizador.



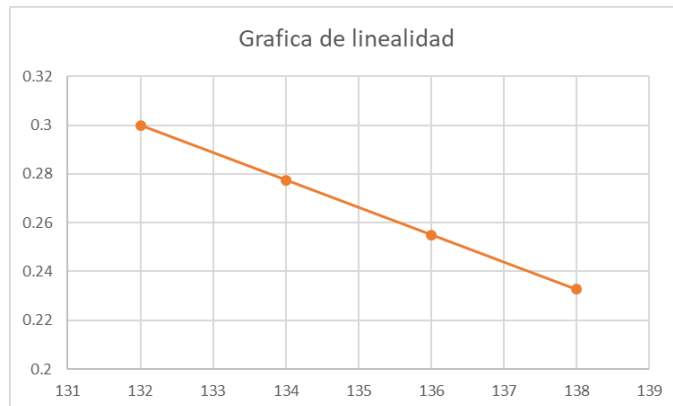
**Figura 44. Gráfica de linealidad en el canal dos del analizador de calidad de la energía (Elaboración propia).**

**Tabla 18. Metodología para obtener la exactitud y linealidad del canal tres del analizador (Elaboración propia).**

Volts	Promedio	Master (x)	Dif(y)	x2	y2	xy	%Error
1	132.276	132	0.276	17424	0.076176	36.432	2.3
2	134.32	134	0.32	17956	0.1024	42.88	2.66666667
3	136.24167	136	0.242	18496	0.05840278	32.8666667	2.01388889
4	138.22733	138	0.227	19044	0.05168044	31.372	1.89444444
Suma		540	1.065	72920	0.28865922	143.550667	5.08611111

**Tabla 19. Metodología para obtener el porcentaje de exactitud y linealidad del canal tres (Elaboración propia).**

Calculo de la Exactitud	Linealidad	a	R cuadrada
0.0665625	0.1346	0.01121667	0.49309934
% de Exactitud	% de Linealidad	b	
0.5546875	1.12166667	1.7805	



**Figura 45. Gráfica de linealidad para el canal tres del analizador de calidad de la energía (Elaboración propia).**

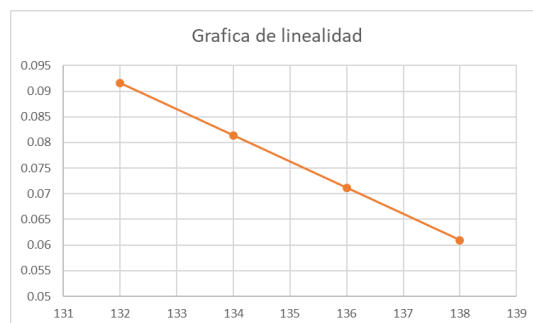
**CH4**

**Tabla 20. Metodología para calcular la exactitud y linealidad en el canal cuatro del analizar (Elaboración propia).**

Volts	Promedio	Master (x)	Dif(y)	x2	y2	xy	%Error
1	132.16433	132	0.164	17424	0.02700544	21.692	1.36944444
2	133.9925	134	-0.01	17956	5.625E-05	-1.005	-0.0625
3	136.03083	136	0.031	18496	0.00095069	4.19333333	0.25694444
4	138.1175	138	0.117	19044	0.01380625	16.215	0.97916667
Suma		540	0.305	72920	0.04181864	41.0953333	0.58472222

**Tabla 21. Metodología para calcular el porcentaje de exactitud y linealidad en el canal cuatro del analizador (Elaboración propia).**

Calculo de la Exactitud	Linealidad	a	R cuadrada
0.019072917	0.0613	0.00510833	0.02815463
% de Exactitud	% de Linealidad	b	
0.158940972	0.510833333	0.76591667	



**Figura 46. Gráfica de linealidad en el canal cuatro (Elaboración propia).**

La estabilidad del sistema se realizó por el método de *Taylor*, el método consiste en medir repetidamente un valor durante un periodo de tiempo, se tomaron 573 en tres días, el primer día con 33 datos por cada dos horas, para el segundo día se tomaron 10 horas con un intervalo de cada dos horas con 28 datos y para el tercer día 31 datos por cada dos horas.

**Tabla 22. Mediciones para el estudio de estabilidad y capacidad (Elaboración propia).**

Día	Hora	Número de mediciones	Media	Rango
21/11/2017	12:30:00	31	129.574375	0.0825625
	15:00:00	31	129.98	0.42
	17:30:00	31	130.021935	0.37806452
	20:00:00	31	129.443548	0.09564516
22/11/2017	22:30:00	28	130.167714	0.23771429
	01:00:00	28	129.794828	0.40517241
	03:30:00	28	130.686429	0.08035714
	06:00:00	28	130.457143	0.09285714
	08:30:00	28	130.497857	0.05214286
	11:00:00	28	129.601071	0.09489286
	13:30:00	28	129.555357	0.09946429
	16:00:00	28	129.892857	0.06571429
	18:30:00	28	130.423929	0.12607143
	21:00:00	28	129.610714	0.09392857
23:30:00	31	130.988	0.562	
23/11/2017	02:00:00	31	130.050645	0.07593548
	04:30:00	31	129.846774	0.03677419
	07:00:00	31	129.590645	0.21935484
	09:30:00	31	130.164194	0.06458065
Promedio general			130.018317	0.14390819

Tanto los rangos como las medias están dentro de control, y no existe patrón alguno por lo que el sistema de medición se considera estable.

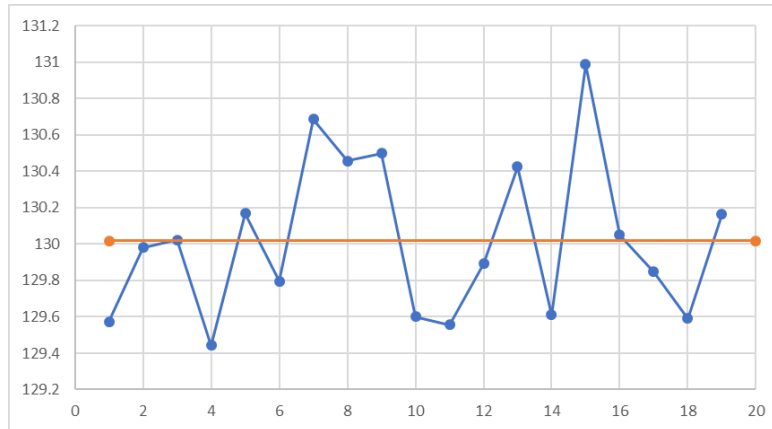


Figura 47. Gráfica de control de medias para evaluar la estabilidad (Elaboración propia).

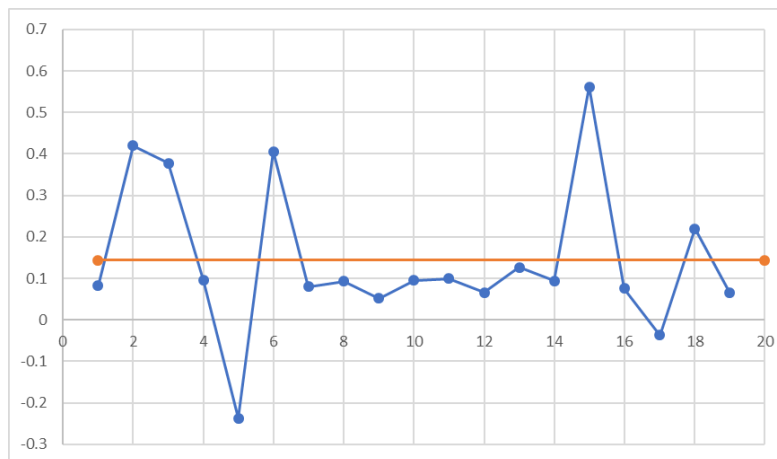


Figura 48. Gráfica de control de rangos para evaluar la estabilidad (Elaboración propia).

$$s = \hat{\sigma} = \bar{R}/d_2 = 0.1439/2.326 = 0.06187$$

$$Cp = \frac{LSE - LIE}{6s} = \frac{130 - 129}{6(0.06187)} = 5.38$$

Como el valor de Cp es mayor a 4, se considera que el instrumento es capaz y por tanto con buena repetibilidad o precisión, la variación del instrumento es pequeña.

### 3.10. Anova de un factor.

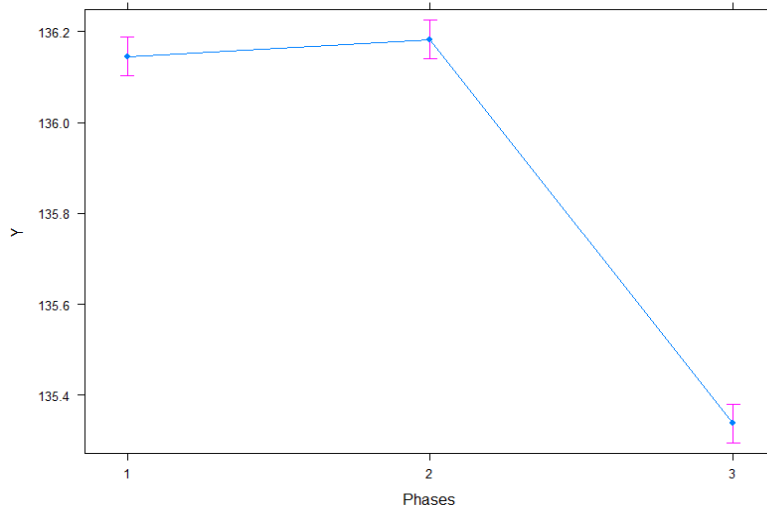
Se desea comparar las tres fases donde está conectado el robot desde el punto de vista de cuantas cargas están conectadas a cada línea eléctrica. Se decidió tomar las lecturas de las tres líneas durante tres días seguidos y estos son los resultados.

**Tabla 23. Datos de las tres fases de la red eléctrica trifásica (Elaboración propia).**

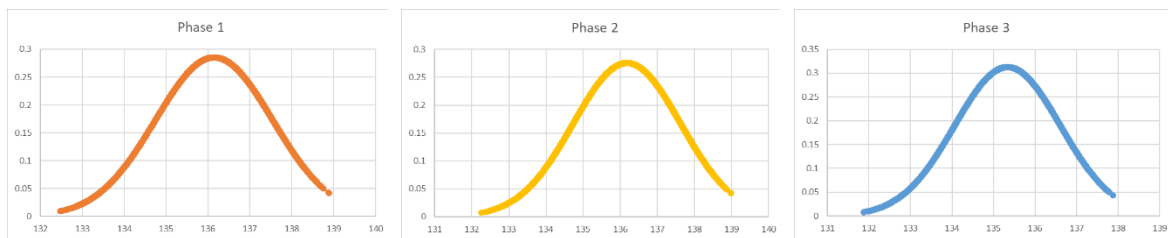
Líneas	Réplicas					$\bar{Y}_i$	$s_i^2$
	1	2	3	...4051			
CH1	134.06	134.03	134.05	135.01		136.14573	1.39900729
CH2	133.97	133.9	134.05	135.09		136.182649	1.4475761
CH3	133.66	133.59	133.61	134.21		135.337731	1.27611376

Las medias se pueden ver en la Figura 49, la fase uno y dos son las que a simple vista se puede ver que tienen medias iguales.





**Figura 49. Gráfica de las medias de las fases (Elaboración propia).**



a)

b)

c)

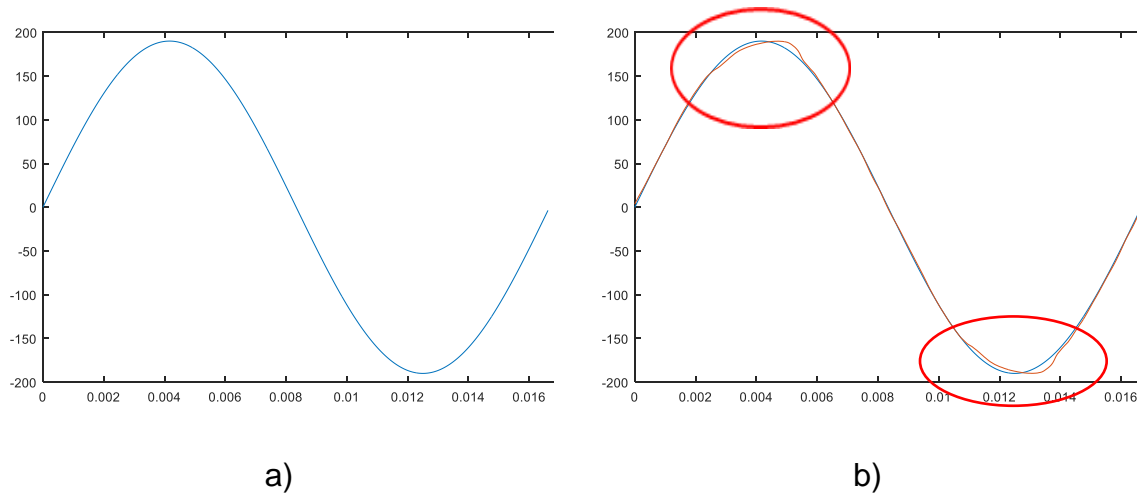
**Figura 50. Gráficas de las tres fases. a) los datos de la fase 1 los datos son normales. b) datos de la fase dos los datos son normales. 3) datos de la fase tres los datos son normales (Elaboración propia).**

#### **4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.**

Con base en los diagramas de Pareto se definió la cantidad de veces que cargas eléctricas son conectadas en las tres fases del laboratorio de mecatrónica, al estar conectado por tres días seguidos. Como principal problema es la variación de voltaje y corriente en la red eléctrica.

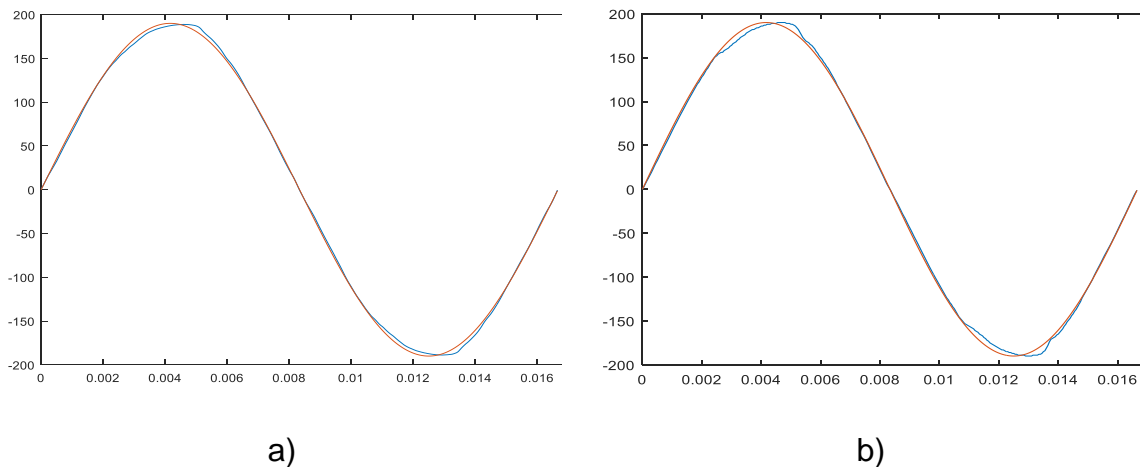
La señal senoidal que debe de llegar a todos los componentes eléctricos debe tener las características de una señal seno con una frecuencia de 60 Hz

multiplicada por “dos  $\pi$ ” y por el tiempo de muestreo ver Figura 51. Con el analizador en promedio se obtuvieron 334 datos por cada periodo de la señal, el muestreo es de 50.2 microsegundos, con este tiempo de muestreo se pudo observar que la señal de la red eléctrica en la línea uno no es completamente igual en comparación con la señal seno ideal.



**Figura 51. a) Señal sinodal ideal, b) Comparación de la señal ideal con respecto a la señal sinodal real que se obtiene en la fase uno (Elaboración propia).**

Se puede observar una perturbación cuando el voltaje se incrementa hasta su pico de la señal. La misma perturbación se puede observar en fase dos y la fase tres ver Figura 52.



**Figura 52. a) Fase dos con la misma perturbación en la señal. b) Señal de la fase tres con perturbación en el pico de la cresta de la señal (Elaboración propia).**

Como ya se explicó en la metodología se utilizó SVM para poder interpretar que tipo de señal es la que está llegando a los motores y a todos los elementos eléctricos en el laboratorio de mecatrónica. Se dividieron 1,042,848 datos en una matriz de 1563 por 667 para tener dos periodos de la señal sinodal. Para la matriz de entrenamiento se utilizó una matriz de 195 por 667 datos, estos datos se pasaron a un filtro para obtener un coeficiente de detalles de las perturbaciones y se obtuvo otra matriz de 195 por 363 con una señal de ruido de 30 db. El 100% de la clasificación arrojo que se trata de una señal compleja de perturbación se trata de sag más una perturbación transitoria.

#### 4.1. Resultados en Componentes principales de los PQ eventos en los motores del robot para obtener un diagnóstico del brazo robótico.

Al utilizar *machine learning* se puede utilizar la matriz de la ecuación normal en la que no es necesario elegir un valor de *Alpha*, no necesita iteraciones, pero es lento si el número de datos es muy grande del orden de 10,000 datos, esto ocurre al querer multiplicar una matriz de 10,000 por 10,000 incluso con el software no es eficiente, llega a colapsar. Si se elige trabajar con matriz para el gradiente descendente, es recomendable utilizarlo cuando el número de datos es muy grande a diferencia de la ecuación de la matriz normal que funciona muy bien con pocos datos.

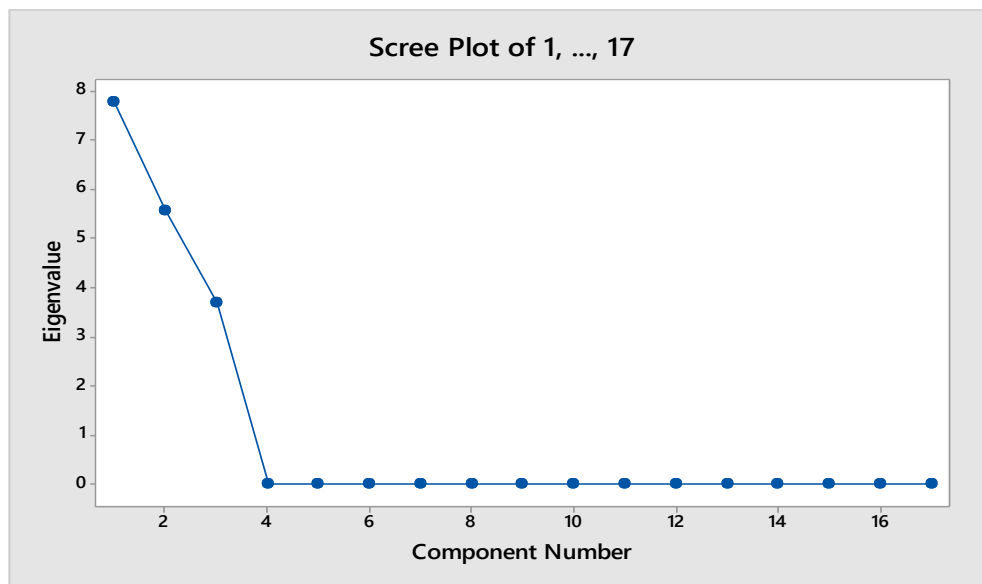
Si  $X^T X$  no tiene inversa o es singular, ocurre por la redundancia de factores o que tienen una dependencia lineal. Otra razón es porque se analizan muchos factores ejemplo  $m \leq n$ , donde  $m$  es el número de datos por factor y  $n$  es el número de factores. Para minimizar esta situación se recomienda eliminar factores.

Si el número de factores que influyen en cada motor estuviera por debajo de 5 variables el análisis y conclusiones es más fácil de interpretar y obtener un índice que describa la interacción de los factores. PCA son de gran utilidad cuando

el tamaño de la muestra es reducido ya que se trabaja con medias muestrales y se puede obtener la matriz de correlación, este análisis no es confiable si se realiza la correlación de factor por factor ya que se tendría que realizar el análisis de poder de la prueba y saber cuántos datos requerimos para obtener un *p-value* aceptable.

Este procedimiento se simplificó al utilizar Matlab con la función *eig* para obtener los eigenvalores y eigenvectores ver Anexo A página 96.

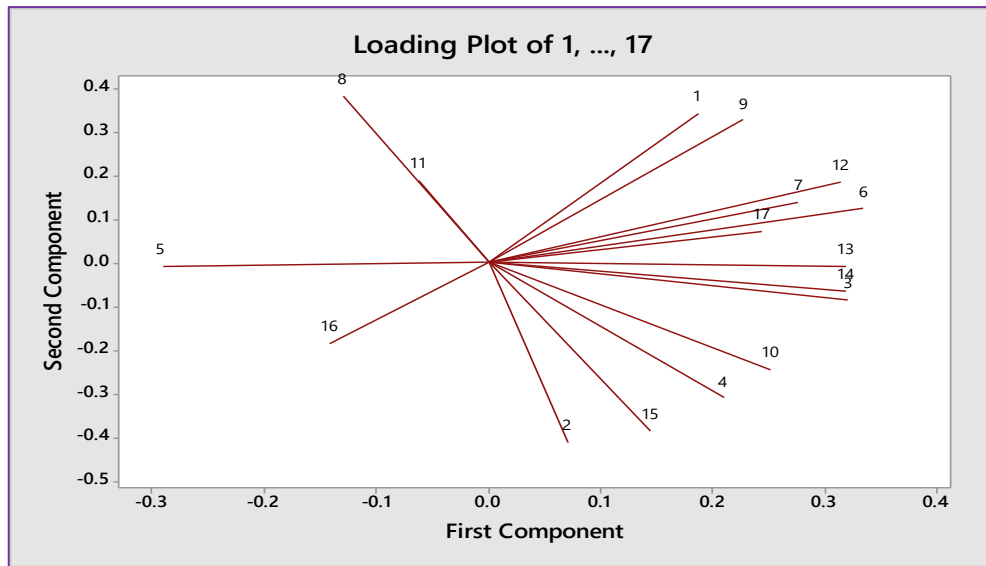
Para comprobar el programa que se ejecutó en Matlab se comparó con los datos obtenidos en Minitab; *Stat* >Multivariable >Componentes principales > Número de componentes >17 >Tipo de matriz >Correlación. Los eigenvalores e eigenvectores coinciden. Se consideró el criterio de *Kaiser* y los estudios de Montecarlo dónde el punto de corte es de 0.7 ver Figura 53.



**Figura 53. Gráfica de los eigenvalores para determinar cuántos componentes principales son recomendados en el análisis (Elaboración propia).**

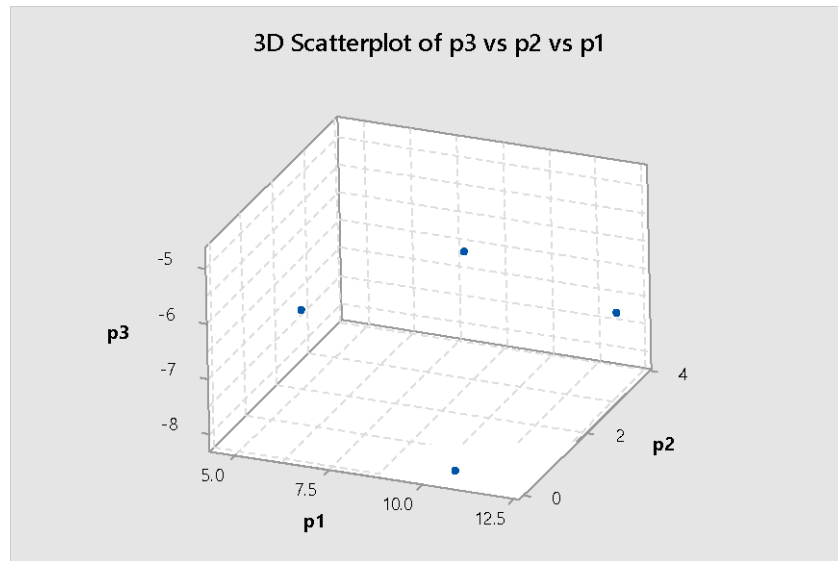
Este es solo el primer paso para poder analizar los datos y factores, así como están correlacionados, definiendo el número de componentes principales requeridos para el análisis se obtuvo el primer diagnóstico de los motores con respecto a PQ perturbaciones (ver Figura 54). Se compararon los resultados obtenidos en Matlab con los que se obtuvieron de Minitab y fueron los mismos por

lo que se consideró mostrar las gráficas que se obtienen con Minitab. A cada factor que arroja se le asignó un número dependiendo de los factores que se analizaron.



**Figura 54. Diagrama de los eigenvectores de los motores (Elaboración propia).**

Las coordenadas obtenidas en la Tabla 11 pagina 63 nos ayudaron para graficar en tres dimensiones el comportamiento de los 4 motores como se ve en la Figura 55, a pesar de que el análisis de componentes principales reduce las dimensiones para tener una mejor interpretación de cómo interactúan las variables, sigue siendo difícil de interpretar, ya que se tiene que definir un índice de comportamiento para cada componente principal y para cada motor.



**Figura 55. Gráfica en 3D para interpretar como afectan las 17 variables a los motores (Elaboración propia).**

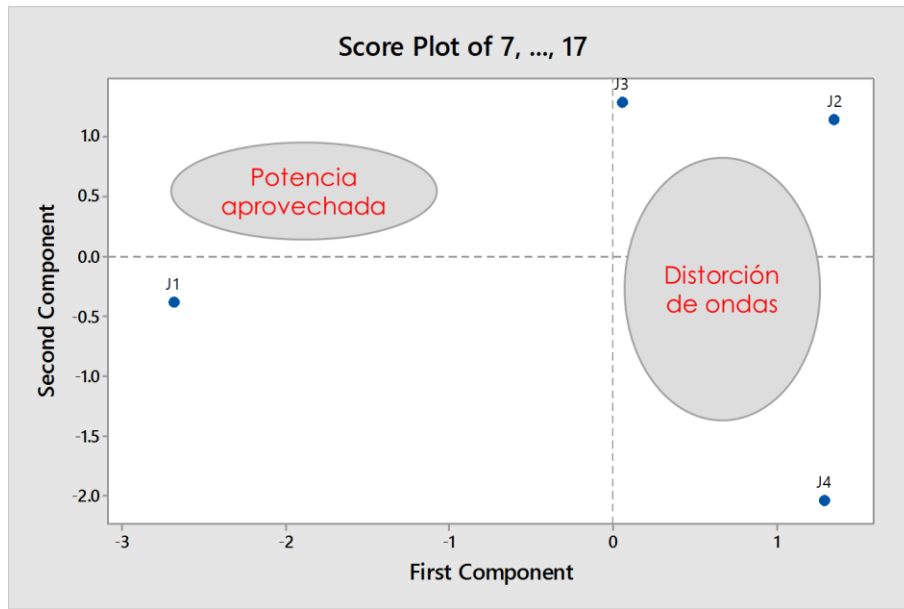
Si el número de factores que influyen en cada motor estuviera por debajo de 5 variables el análisis y conclusiones es más fácil de interpretar y obtener un índice que describa la interacción de los factores.

#### 4.2. Conglomerado de los PQ eventos en los motores.

El análisis conglomerado se calculó con la matriz de correlación, este análisis nos ayuda a ver la correlación de los factores y tomar decisiones sobre que magnitudes de los factores son redundantes y poder descartar algún factor que provoque que la matriz de covarianza sea singular.

#### 4.3. Reducción del número de variables que afectan la calidad de la energía en los motores.

Al reducir las variables se realizó nuevamente el análisis de componentes principales y se les asigno un criterio de análisis a cada componente principal. Se observó (ver Figura 56) la relación que tiene en los motores con respecto a las variables que se consideraron.



**Figura 56. Gráfica de interpretación de los índices que componen cada componente principal y por cada motor (Elaboración propia).**

Cada componente represento el rendimiento del motor, analizando los 4 motores empezando por el motor del eje uno, se observó que el motor que representa menor distorsión en las señales eléctricas y que muestra un bajo rendimiento de la energía suministrada. El motor del eje dos nos arrojó que es el motor que representa la mayor distorsión de ondas y al mismo tiempo es el segundo motor que aprovecha la energía eléctrica suministrada. El motor del eje tres se encuentra en los límites de representar al componente número uno, pero es el mejor motor que aprovecha la potencia. Por último, el motor del eje cuatro es el que peor se comporta al causar la mayor distorsión de ondas y el que menos aprovecha la potencia.

#### 4.4. Adquisición de los datos de la calidad de la energía para la red eléctrica del edificio del laboratorio de Mecatrónica.

En esta etapa se definió si los datos obtenidos son similares en otras palabras que las magnitudes pertenezcan a la misma escala. Ejemplo si un factor

$x_1$  puede ser medido de 0 a 2000 pero otro factor  $x_1$  solo de 1 a 5. La solución es dividir el factor por su valor más positivo  $x_1/2000$  y  $x_2/5$  después de hacer esto obtendríamos valores de  $0 \leq x_1 \leq 1$  y  $0 \leq x_2 \leq 1$ . Otra manera de trabajar con los datos fue por medio de la normalización de la media al remplazar  $x_i$  con  $x_i - \mu_i$  para hacer que las características tengan un aproximada a cero con respecto a la media. Ejemplo  $x_1 = (x_i - \mu_i) / \min - \max$  y  $x_2 = (x_i - \mu_i) / \min - \max$ ,  $-0.5 \leq x_1 \leq 0.5$ ,  $-0.5 \leq x_2 \leq 0.5$ .

La escala de características es un método utilizado para estandarizar el rango de variables independientes o características de los datos en regresión logística, y análisis en la teoría de aprendizaje estadístico o redes neuronales donde se utiliza el método del gradiente y es altamente recomendado para correlacionar correctamente los datos en cada factor.

#### 4.5. Caracterización de los eventos de la calidad de la energía.

Para entender el proceso que se realizó al extraer las características de las señales se graficó 17 señales cambiando *Alpha* que va de 0.1 a 0.9 en la ecuación que genera la perturbación *sag*. Con este cambio de *Alpha* se generó una matriz de 17 por 4001 datos, para poder identificar las fluctuaciones y variantes de la señal *sag* ver Anexo H. Así para las otras señales se graficó 15 señales cambiando *Alpha* que va de 0.1 a 0.8 en la ecuación que genera la perturbación *swell*. Con este cambio de *Alpha* se generó una matriz de 15 por 4001 datos, el programa que se generó se puede ver Anexo I.

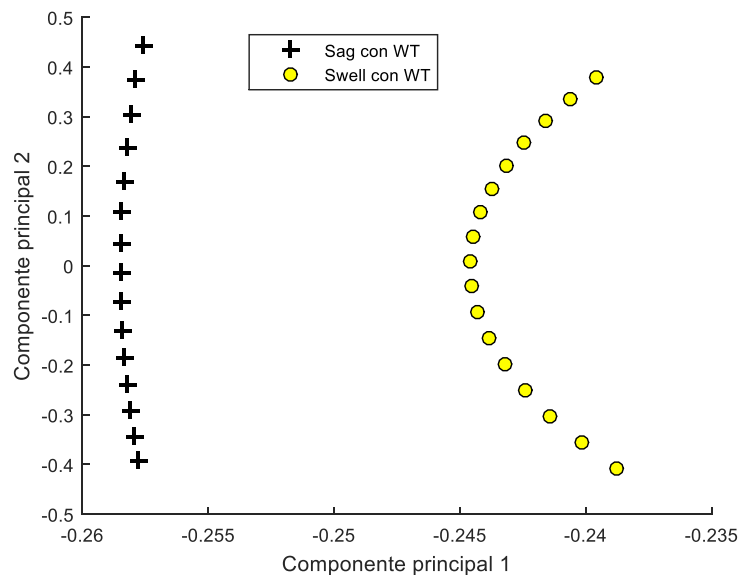
Para la señal de interrupciones se graficó 4 señales cambiando *Alpha* que va de 0.95 a 1.05. Con este cambio de *Alpha* se generó una matriz de 4 por 4001 datos, el programa que se generó se puede ver Anexo J. Para la señal de armónicos se graficó 5 señales cambiando *Alpha* que va de 0.1 a 0.25 Con este cambio de *Alpha* se generó una matriz de 5 por 4001 datos, el programa que se generó se puede ver Anexo K.



*Transient* como variable la frecuencia que va de mayor o igual a 900 Hz y menor o igual a 1300 Hz. El vector resultante sería de 400 señales, pero para hacer más práctico el análisis y que el programa sea más eficiente se consideró solo 30 muestras de 400 posibles frecuencias dadas por el intervalo la matriz resultante es de 30 por 4001 ver Anexo L. La combinación de las perturbaciones como ya se mencionó también se analizaron interactuando entre ellas, la perturbación *sag* más *harmónicos* mantuvieron sus intervalos de *Alpha* así como para *swell* más *harmónicos* ver Anexo M y Anexo N; para las perturbaciones *flicker* y fluctuaciones solo se obtiene un vector de uno por 4001 datos.

La perturbación llamada *notching* sus características van de mayor o igual a 0.1 y menor o igual a 0.4 para *Alpha* con una frecuencia de mayor o igual a 100 Hz y menor o igual a 500 Hz ver Anexo O. Por último las perturbaciones con *sag* más *transient* y *swell* con *transient* ambas con una matriz de 30 por 4001 datos de entrenamiento ver Anexo P y Anexo Q.

La Figura 57 muestra las señales graficadas al ser filtradas por sistemas lineales para su correcta clasificación con la ayuda de componentes principales se puede normalizar y se puede ver gráficamente.



**Figura 57. Gráfica de los dos primeros componentes principales al aplicarles la WT para clasificar las señales (Elaboración propia).**

#### 4.6. Máquina de soporte vectorial por el método de clasificación uno contra todos.

Todo lo que se explicó en la metodología se resume en un programa que vectoriza los datos y se entrena el algoritmo para que clasifique correctamente. La matriz de entrenamiento es de 195 por 4001 en total 780,195 datos ver Tabla 24. Con los datos de entrenamiento se ejecutó el programa de SVM los resultados fueron favorables con un 100% de clasificación.

**Tabla 24. Número de datos por cada PQ perturbación (Elaboración propia).**

<b>PQ perturbaciones</b>	<b>Matriz</b>	<b>Datos</b>
1. <i>Sag</i>	17x4001	68,017
2. <i>Swell</i>	15x4001	60,015
3. <i>Harmonic</i>	5x4001	20,005
4. <i>Flicker</i>	1x4001	4,001
5. <i>Notch</i>	30x4001	120,030
6. <i>Fluctuations</i>	1x4001	4,001
7. <i>Transient</i>	30x4001	120,030
8. <i>Sag+ harmonic</i>	17x4001	68,017
9. <i>Swell+ harmonic</i>	15x4001	60,015
10. <i>Sag+ transient</i>	30x4001	120,030
11. <i>Swell+ transient</i>	30x4001	120,030
12. <i>Interruption</i>	4x4001	16,004

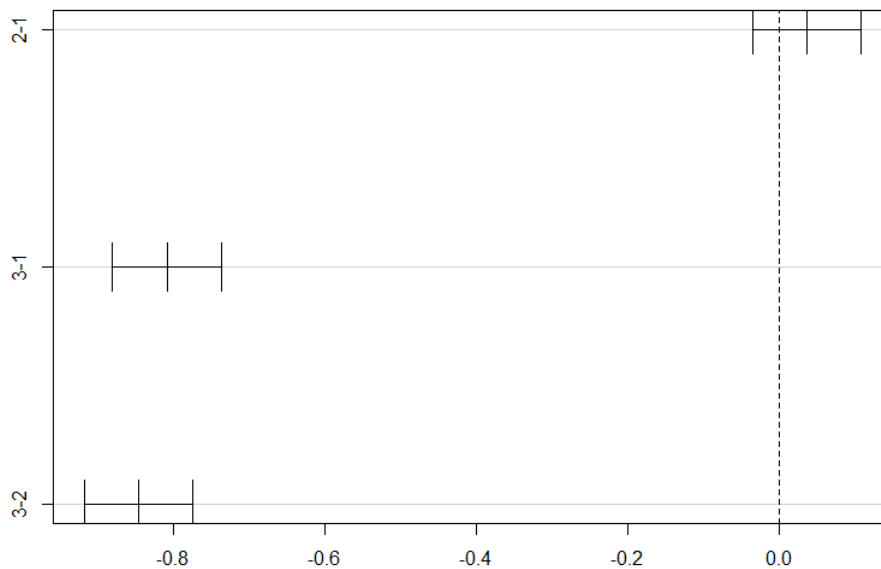
#### 4.7. Anova de un factor fijo.

La comparación entre variación interna y la variación entre fases se representa con la letra F y para interpretar este resultado se utilizó la prueba de *Tukey*.

**Tabla 25. Anova de la red eléctrica trifásica (Elaboración propia).**

Fuente de variación	Varianza de los grupos	Grados de libertad	Medida de variación promedio	F
Cargas	1,847	2	923.7	487.8
Variación natural	23,009	12,150	1.9	
Total	24,856	12,152		

De acuerdo al análisis de *Turkey* que compara las medias y asumiendo varianzas iguales obtenemos que existe evidencia estadística que demuestre que las medias de los voltajes de las fases son diferentes, las combinaciones muestran que la fase uno y dos son iguales pero la fase 3 con 1 y 3 con dos son diferentes. Esta diferencia es mínima de casi 0.8 volts. Lo que nos indica que las fases están desbalanceadas en otras palabras que la fase 3 tiene mayor número de cargas conectadas por la caída de voltaje que representa.



**Figura 58. Representación gráfica de las medias de los datos y su diferencia con las otras medias de las fases (Elaboración propia).**

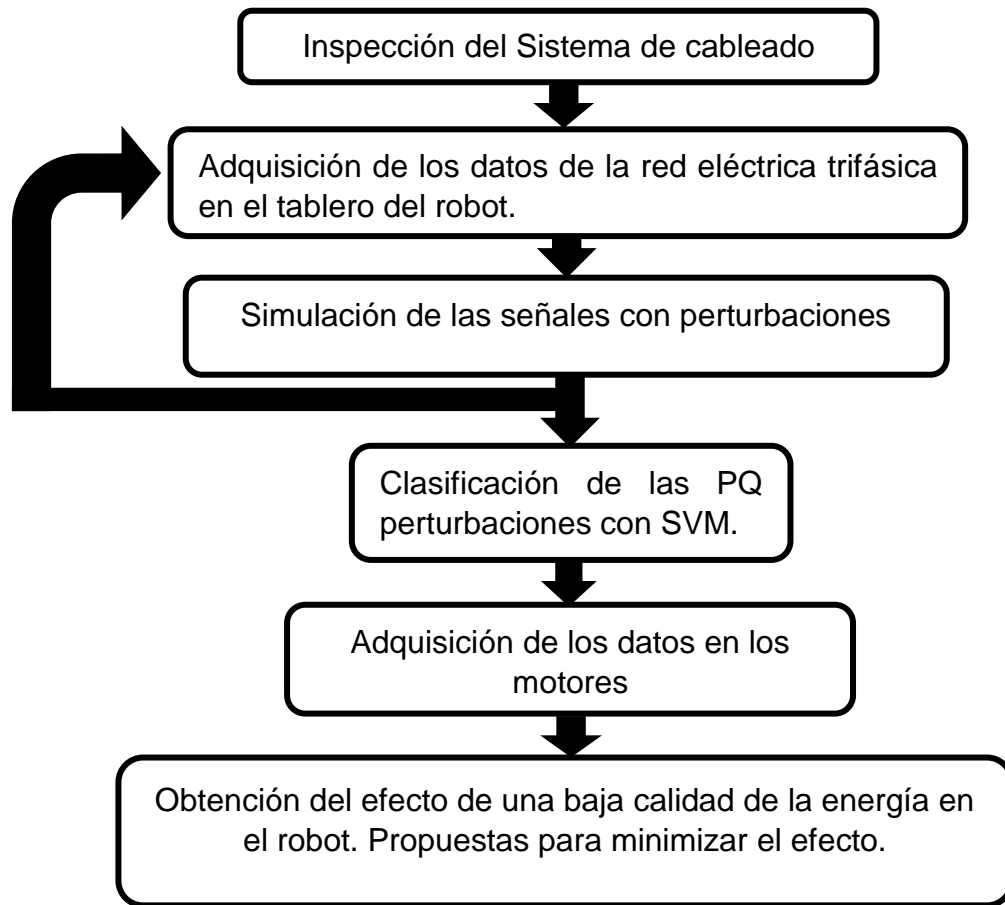
Se efectuó a través de estudio de repetibilidad, reproducibilidad, exactitud, estabilidad y linealidad. La variación del instrumento es muy pequeña por lo que tiene buena repetibilidad, exactitud, estable y buena linealidad ver Tabla 26.

**Tabla 26. Resumen del estudio de evaluación del sistema de medición (Elaboración propia).**

Canal	Exactitud	Precisión (Cp)	Linealidad	Estabilidad	%Error
CH1	0.016166667	5.38	0.2889	0.06187	1.47%
CH2	0.085317708	5.38	0.00715	0.06187	1.47%
CH3	0.0665625	5.38	0.1346	0.06187	2.66%
CH4	0.019072917	5.38	0.0613	0.06187	1.36%

#### 4.8. Discusión.

La metodología propuesta esta implementada en el supuesto de que ya se revisó que el cableado no tenga daños que provoque una interrupción en el flujo de corriente ocasionando calentamiento y en consecuencia perdidas de energía, que todos los puntos de acoplo de los cables estén debidamente colocados y que se siga la metodología correcta de mantenimiento preventivo.



**Figura 59. Resumen de la metodología propuesta (Elaboración propia).**

Con PCA cada componente represento el rendimiento del motor, analizando los 4 motores empezando por el motor del eje uno, es el motor que representa menor distorsión en voltaje y que muestra armónicos. El motor del eje dos nos arrojó que es el motor que representa la mayor distorsión de ondas de voltaje y al mismo tiempo es el segundo motor que tiene menos armónicos. El motor del eje tres es el mejor motor que aprovecha la potencia. Por último, el motor del eje cuatro es el que peor se comporta al causar la mayor distorsión de ondas y el que menos aprovecha la potencia. El incremento de cargas que generen voltajes transitorios provocaría que el impacto negativo aumentaría.

El reconocimiento de patrones con la herramienta de SVM fue muy eficiente, esto puede ser a la gran cantidad de datos que se le proporciono para poder identificar las doce perturbaciones para la que fue entrenada, la matriz de

entrenamiento fue de 602,700. Las perturbaciones que se detectaron en base a la teoría del aprendizaje estadístico o inteligencia artificial fueron las caídas de tensión más la perturbación transitoria en esta etapa los datos evaluados fueron 1,042,848. A pesar de que no se conectaron cargas y desconectaron cargas en el edificio de mecatrónica si se realizó en el edificio CEDIT obteniendo resultados favorables al utilizar PCA y nuevamente SVM la cantidad de datos obtenidos en este edificio fueron de 1,094,542.

El modelado de las doce variaciones de voltaje que se presentaron ayudó para la matriz de entrenamiento. Y con PCA se pudo observar el impacto de las variables en los motores. Para reducir el consumo energético en el robot se debe de balancear las cargas principalmente en la fase tres. Al programar el software en Matlab para clasificar los PQ eventos fue relativamente fácil en comparación con otros softwares debido a que Matlab ya cuenta con librerías que ayudan a trabajar con inteligencia artificial. La implementación de herramientas estadísticas vistas en la maestría de calidad con ayuda de los modelos matemáticos de los PQ eventos que ya estaban definidas en artículos dejaron ver que solo era necesario interpretar las gráficas para tener la matriz de entrenamiento.

Posibles aplicaciones: Al desarrollar esta metodología con modelos matemáticos y herramientas estadísticas se pudiera implementar en empresas para obtener el estado actual de la red eléctrica y cuantificar el impacto que se tiene al incrementar más cargas eléctricas, así como la posibilidad de dar recomendaciones al instalar nueva maquinaria que sea sensible a variaciones de voltaje.

## **5. CONCLUSIONES.**

Con la metodología propuesta se rechazó la hipótesis en donde se afirmaba que el funcionamiento del robot *Nachi* es afectado por las por las características típicas de las variaciones de voltaje, *sag*, *swell*, armónicos, interrupciones instantáneas de voltaje que proporciona la red trifásica. Con las herramientas de aprendizaje estadístico SVM, PCA y análisis de conglomerado se determinó que el motor J4 es al que las perturbaciones tienen un mayor efecto en su funcionamiento.

La simulación de cargas se realizó en el edificio CEDIT y se comprobó en qué tipo de cargas se puede generar un voltaje transitorio.

La perturbación que predomina en la red eléctrica es la combinación de la caída de voltaje con voltajes transitorios. El voltaje *sag* es causado durante periodos de tiempo en donde la demanda es alta. También son causadas por cargas desbalanceadas en el sistema eléctrico trifásico. La presencia del voltaje *sag* puede causar que el robot no funcione correctamente causando que los variadores de velocidad se cierran para evitar daños.

Los voltajes transitorios son causados por el *switching* de cargas pesadas o equipamiento reactivo como motores, transformadores, por equipos de soldadura, el *switching* de generadores de energía eólica, solar. El método más recomendado para evitar el voltaje transitorio es tener una muy buena puesta a tierra y supresores de sobretensiones transitorias.

## 6. BIBLIOGRAFIA.

- Apetrei, D., G. Chicco, R. Neurohr, M. M. Albu, and P. Postolache. 2010. Power quality monitoring. Data relevance and usefulness. Proc. Mediterr. Electrotech. Conf. - MELECON. 1630–1635. doi:10.1109/MELCON.2010.5476319.
- Arun Kumar, P. K., V. J. Vijayalakshmi, J. Karpagam, and C. K. Hemapriya. 2016. Classification of Power Quality Events Using Support Vector Machine and S-Transform. 2016 2nd Int. Conf. Contemp. Comput. Informatics. 7:279–284.
- Aurora, L. U. Z., O. Salgado, C. Consultivo, and N. De Normalización. 2012. Norma Oficial Mexicana NOM-001-SEDE-2012, Instalaciones Eléctricas (utilización).
- Bhise, D. R., R. S. Kankale, and S. Jadhao. 2017. Impact of distributed generation on protection of power system. 2017 Int. Conf. Innov. Mech. Ind. Appl. 399–405. doi:10.1109/ICIMIA.2017.7975644. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7975644/>
- Bomfim, M. H. S., R. A. Gontijo, A. Q. Bracarense, and E. J. Lima. 2012. Overhauling of a ASEA robot IR6 with open architecture. Proc. 11th IEEE Int. Conf. Trust. Secur. Priv. Comput. Commun. Trust. - 11th IEEE Int. Conf. Ubiquitous Comput. Commun. IUCC-2012. 482–489. doi:10.1109/TrustCom.2012.217.
- Books, T., C. Committee, I. Industrial, and A. Society. 2016. IEEE Draft

Recommended Practice for Motor Protection in Industrial and Commercial Power Systems.

- Chen, S., and H. Y. Zhu. 2007. Wavelet transform for processing power quality disturbances. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2007. doi:10.1155/2007/47695.
- Darrow K, Hedman B, Bourgeois T, R. D. 2005. The Role of Distributed Generation in Power Quality and Reliability. Final Report, prepared for: New York State Energy Research and Development.
- Dehghani, M., M. H. Khooban, and T. Niknam. 2016. Fast fault detection and classification based on a combination of wavelet singular entropy theory and fuzzy logic in distribution lines in the presence of distributed generations. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 78:455–462. doi:10.1016/j.ijepes.2015.11.048. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.11.048>
- Gemma, J., and G. Litzenberger. 2018. Roboter : China bricht historische Rekorde. 20–22.
- Guerrero, J., F. Blaabjerg, T. Zhelev, K. Hemmes, E. Monmasson, S. Jeme??, M. P. Comech, R. Granadino, and J. I. Frau. 2010. Distributed generation: Toward a new energy paradigm. *IEEE Ind. Electron. Mag.* 4:52–64. doi:10.1109/MIE.2010.935862.
- Humberto Gutiérrez Pulido, R. de la V. S. 2009. CONTROL ESTADÍSTICO DE CALIDAD Y SEIS SIGMA. Mc Graw Hi.
- IEEE. 2009. IEEE Std 1159 - IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5154067&isnumber=5154066>
- IEEE, I. of E. and E. E. 2001. Protection and Coordination of Industrial and Commercial Power Systems, IEEE Std 242-2001™.
- IFR. 2017. How robots conquer industry worldwide. IFR Press Conf. 27 Sept. 2017 Frankfurt. Available from: <https://ifr.org/>
- Jain, B., S. Jain, and R. K. Nema. 2013. Investigations on Power Quality Disturbances Using Discrete Wavelet Transform.
- Khadse, C. B., M. A. Chaudhari, and V. B. Borghate. 2016. Conjugate gradient back-propagation based artificial neural network for real time power quality assessment. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 82:197–206. doi:10.1016/j.ijepes.2016.03.020. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.03.020>
- Kumar, Y. V. P., S. Member, and R. Bhimasingu. 2016. Improving Power Quality in Microgrids Using Virtual Motor-Generator Set Based Control Scheme. 0–5.
- Mahela, O. P., A. G. Shaik, and N. Gupta. 2015. A critical review of detection and



- classification of power quality events. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 41:495–505. doi:10.1016/j.rser.2014.08.070. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.08.070>
- Mallat, S. G. 1989. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 11:674–693. doi:10.1109/34.192463.
- Manikandan, M. S., S. R. Samantaray, and S. Member. 2015. Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using Sparse Signal Decomposition on Hybrid Dictionaries. 64:27–38.
- New York Department of Transportation. 2008. Standard Specifications. Available from: <https://www.dot.ny.gov/main/business-center/engineering/specifications/2008-standard-specs-us>
- Piumetto, M., and J. C. Gomez Targarona. 2013. Characterization of voltage sags and its impact on sensitive loads in a mv system with distributed generation for single-phase fault.
- Pulido. 2008. *Análisis y diseño de experimentos*. Segunda ed. (Humberto Gutiérrez Pulido, editor.).
- Pune, W. 2016. Identification and Sorting of Power Quality Disturbances Using Signal Processing with GUI. 60–63.
- Rizanti, N. A., Arini, and A. H. Setyaningrum. 2016. Colon detection using Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM). *Proc. 2016 4th Int. Conf. Cyber IT Serv. Manag. CITSM 2016*. 1–6. doi:10.1109/CITSM.2016.7577526.
- Rodríguez, M. V, L. A. M. Hernández, J. P. B. Rangel, and A. D. González. 2016. Real-Time Monitoring of Voltage Variations Using Mathematical Morphology. *IEEE Lat. Am. Trans.* Vol. 14, No. 5, May 2016. 14:2138–2145.
- Shilpa, R. 2015. Analysis of Three Phase Power Quality Disturbances. In: *IEEE*. p. 1–5.
- Subtirelu, G. E., M. Dobriceanu, and M. Linca. 2017. Power quality analyzer. 2017 10th Int. Symp. Adv. Top. Electr. Eng. ATEE 2017. 909–914. doi:10.1109/ATEE.2017.7905043.
- Thakur, P., and A. K. Singh. 2015. Signal Processing and AI Based Diagnosis of Power Quality Disturbances : A Review. 2015 Int. Conf. Energy Econ. Environ. 1–6. doi:10.1109/EnergyEconomics.2015.7235071. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7235071/>
- Uçar, F., Ö. F. Alçin, B. Dandil, and F. Ata. 2016. Machine learning based power quality event classification using wavelet #x2014; Entropy and basic statistical features. 2016 21st Int. Conf. Methods Model. Autom. Robot. 414–419.

doi:10.1109/MMAR.2016.7575171.

Vapnik, V. N. 1999. An Overview of Statistical Learning Theory. 10:988–999.

## 7. ANEXO.

### Anexo A. Programa de PCA en Matlab.

```
X= [
0.1  0.4  0.0  0.3  0.1  1.2  5.2  0.3  0.3  0.9  9.0  7.2  3.2  3.0  3.0  9.6  0.7
0.9  0.1  0.4  0.0  0.0  4.7  7.3  0.7  4.1  0.6  9.0  9.3  4.7  4.3  2.4  8.7  1.6
0.6  0.6  1.4  1.1  0.0  5.7  8.3  0.0  2.6  3.1  9.0  9.0  5.0  4.9  3.6  8.3  1.3
0.9  0.3  0.8  0.4  0.1  4.5  8.4  0.5  3.0  1.5  9.1  8.3  3.3  2.9  2.6  7.3  0.5];
```

```
R=corrcoef(X);
```

```
1.00 -0.64 0.42 -0.18 -0.31 0.79 0.82 0.51 0.95 0.02 0.49 0.79 0.37 0.25 -0.48 -0.78 0.31
-0.64 1.00 0.42 0.87 -0.06 -0.07 -0.10 -0.99 -0.63 0.75 -0.35 -0.29 0.13 0.27 0.98 0.25 -0.12
0.42 0.42 1.00 0.81 -0.49 0.86 0.84 -0.56 0.40 0.91 0.11 0.62 0.64 0.66 0.59 -0.60 0.27
-0.18 0.87 0.81 1.00 -0.26 0.41 0.40 -0.94 -0.21 0.98 -0.12 0.12 0.39 0.49 0.94 -0.19 0.01
-0.31 -0.06 -0.49 -0.26 1.00 -0.63 -0.31 0.12 -0.55 -0.32 0.64 -0.82 -0.98 -0.97 -0.24 -0.11 -0.97
0.79 -0.07 0.86 0.41 -0.63 1.00 0.93 -0.08 0.81 0.58 0.16 0.91 0.74 0.69 0.13 -0.69 0.50
0.82 -0.10 0.84 0.40 -0.31 0.93 1.00 -0.06 0.73 0.58 0.49 0.72 0.46 0.41 0.07 -0.90 0.17
0.51 -0.99 -0.56 -0.94 0.12 -0.08 -0.06 1.00 0.51 -0.85 0.28 0.17 -0.21 -0.34 -0.99 -0.11 0.09
0.95 -0.63 0.40 -0.21 -0.55 0.81 0.73 0.51 1.00 -0.01 0.20 0.91 0.58 0.46 -0.45 -0.58 0.57
0.02 0.75 0.91 0.98 -0.32 0.58 0.58 -0.85 -0.01 1.00 -0.01 0.28 0.46 0.54 0.85 -0.36 0.07
0.49 -0.35 0.11 -0.12 0.64 0.16 0.49 0.28 0.20 -0.01 1.00 -0.11 -0.54 -0.59 -0.38 -0.82 -0.68
0.79 -0.29 0.62 0.12 -0.82 0.91 0.72 0.17 0.91 0.28 -0.11 1.00 0.86 0.79 -0.08 -0.43 0.78
0.37 0.13 0.64 0.39 -0.98 0.74 0.46 -0.21 0.58 0.46 -0.54 0.86 1.00 0.99 0.32 -0.04 0.91
0.25 0.27 0.66 0.49 -0.97 0.69 0.41 -0.34 0.46 0.54 -0.59 0.79 0.99 1.00 0.45 0.03 0.87
-0.48 0.98 0.59 0.94 -0.24 0.13 0.07 -0.99 -0.45 0.85 -0.38 -0.08 0.32 0.45 1.00 0.15 0.04
-0.78 0.25 -0.60 -0.19 -0.11 -0.69 -0.90 -0.11 -0.58 -0.36 -0.82 -0.43 -0.04 0.03 0.15 1.00 0.23
0.31 -0.12 0.27 0.01 -0.97 0.50 0.17 0.09 0.57 0.07 -0.68 0.78 0.91 0.87 0.04 0.23 1.00
```

S=cov(X,1);

0.11	-0.03	0.07	-0.03	-0.01	0.44	0.35	0.04	0.43	0.01	0.01	0.21	0.10	0.07	-0.07	-0.21	0.04
-0.03	0.03	0.04	0.06	0.00	-0.02	-0.02	-0.04	-0.14	0.12	0.00	-0.04	0.02	0.04	0.07	0.03	-0.01
0.07	0.04	0.27	0.18	-0.02	0.76	0.56	-0.08	0.29	0.46	0.00	0.26	0.27	0.29	0.14	-0.26	0.06
-0.03	0.06	0.18	0.18	-0.01	0.29	0.21	-0.10	-0.12	0.40	0.00	0.04	0.13	0.17	0.18	-0.07	0.00
-0.01	0.00	-0.02	-0.01	0.00	-0.06	-0.02	0.00	-0.05	-0.02	0.00	-0.04	-0.05	-0.05	-0.01	-0.01	-0.03
0.44	-0.02	0.76	0.29	-0.06	2.87	2.03	-0.03	1.90	0.94	0.01	1.24	1.02	1.00	0.10	-0.97	0.38
0.35	-0.02	0.56	0.21	-0.02	2.03	1.66	-0.02	1.29	0.72	0.03	0.75	0.48	0.45	0.04	-0.96	0.10
0.04	-0.04	-0.08	-0.10	0.00	-0.03	-0.02	0.07	0.18	-0.21	0.00	0.04	-0.04	-0.08	-0.12	-0.02	0.01
0.43	-0.14	0.29	-0.12	-0.05	1.90	1.29	0.18	1.91	-0.02	0.01	1.02	0.65	0.55	-0.28	-0.67	0.35
0.01	0.12	0.46	0.40	-0.02	0.94	0.72	-0.21	-0.02	0.93	0.00	0.22	0.36	0.45	0.38	-0.29	0.03
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	-0.02	-0.02	-0.01	-0.03	-0.01
0.21	-0.04	0.26	0.04	-0.04	1.24	0.75	0.04	1.02	0.22	0.00	0.65	0.56	0.54	-0.03	-0.28	0.28
0.10	0.02	0.27	0.13	-0.05	1.02	0.48	-0.04	0.65	0.36	-0.02	0.56	0.65	0.68	0.12	-0.02	0.33
0.07	0.04	0.29	0.17	-0.05	1.00	0.45	-0.08	0.55	0.45	-0.02	0.54	0.68	0.73	0.18	0.02	0.33
-0.07	0.07	0.14	0.18	-0.01	0.10	0.04	-0.12	-0.28	0.38	-0.01	-0.03	0.12	0.18	0.21	0.06	0.01
-0.21	0.03	-0.26	-0.07	-0.01	-0.97	-0.96	-0.02	-0.67	-0.29	-0.03	-0.28	-0.02	0.02	0.06	0.68	0.08
0.04	-0.01	0.06	0.00	-0.03	0.38	0.10	0.01	0.35	0.03	-0.01	0.28	0.33	0.33	0.01	0.08	0.20

[Valres,lamda]=eig(S)

Valres =

-0.09	0.06	-0.25	0.27	0.39	-0.59	-0.26	-0.13	-0.14	-0.27	0.32	0.06	-0.22	0.00	-0.06	-0.13	0.10
0.09	-0.04	-0.05	-0.20	0.08	-0.02	0.10	-0.07	-0.90	0.28	0.04	-0.08	0.08	0.03	0.00	0.12	-0.01
-0.06	0.03	-0.18	0.57	-0.05	0.45	0.06	-0.09	-0.11	0.03	0.27	0.51	0.12	-0.02	-0.06	0.20	0.15
-0.01	0.12	-0.10	-0.39	0.61	0.03	0.27	0.03	0.27	0.29	0.08	0.30	-0.12	0.16	-0.04	0.28	0.05
0.00	0.02	-0.01	0.01	0.00	0.07	-0.76	-0.14	0.11	0.62	-0.02	0.00	-0.05	-0.03	-0.04	-0.01	-0.01
0.07	-0.42	-0.19	0.13	0.18	0.14	0.09	0.05	0.12	0.11	0.08	-0.54	0.04	-0.10	-0.02	0.07	0.60
0.22	0.27	0.66	-0.02	0.02	-0.11	-0.01	-0.03	-0.04	-0.02	0.08	0.11	0.04	-0.25	-0.40	0.03	0.43
-0.02	-0.09	0.16	0.21	0.49	0.28	-0.11	-0.12	-0.15	-0.19	-0.67	0.06	-0.13	0.01	0.00	-0.19	0.00
-0.30	0.25	-0.20	-0.04	-0.21	-0.11	0.25	0.01	-0.03	0.31	-0.22	0.20	-0.16	-0.10	0.12	-0.53	0.42
0.09	0.19	-0.37	-0.09	-0.26	-0.12	-0.11	-0.02	-0.02	-0.17	-0.41	0.03	-0.28	-0.21	-0.13	0.58	0.18
-0.02	0.03	-0.01	0.08	0.09	0.02	-0.17	0.96	-0.12	0.01	0.00	0.07	-0.06	-0.03	-0.03	-0.01	0.00
-0.15	0.10	-0.02	-0.49	-0.01	0.43	-0.33	-0.04	-0.10	-0.42	0.28	0.05	-0.15	0.01	0.23	-0.11	0.27
0.01	-0.17	0.01	-0.11	0.06	-0.29	-0.16	0.02	0.03	-0.08	-0.18	0.31	0.66	-0.14	0.43	0.12	0.21
0.08	-0.22	0.37	0.15	-0.18	-0.15	0.02	0.01	-0.03	0.07	0.00	0.12	-0.44	0.46	0.46	0.21	0.21
-0.79	0.27	0.22	0.12	0.06	-0.02	0.00	0.00	-0.03	0.02	-0.03	-0.30	0.15	0.09	0.04	0.33	0.01
0.04	0.07	0.13	0.11	0.13	0.05	0.12	-0.02	0.01	0.11	0.14	-0.07	-0.26	-0.73	0.49	0.08	-0.20
0.42	0.68	-0.11	0.19	0.11	0.08	-0.01	0.01	0.02	0.00	-0.02	-0.29	0.18	0.27	0.32	-0.03	0.08

lamda=

-5E-16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	-3E-16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	-1E-16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	-1E-16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	-6E-17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	-3E-17	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	-4E-18	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	-7E-19	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	4E-18	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	6E-18	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4E-17	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1E-16	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2E-16	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5E-16	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

## Anexo B. Programa en Matlab para graficar las PQ perturbaciones.

```
%normal
y1 = sin(377*t);

%Sag
alpha=0.5;
y2 = (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*sin(314*t);
figure(2)
plot(t,y2)
title('Sag');

%Swell
alpha=0.5;
y3 = (1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*sin(377*t);
plot(t,y3)
title('Swell');

%Interrupcion
alpha=0.95;
y4 = (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*sin(377*t);
plot(t,y4)
title('Interruption');

%Harmonic
t=[0 :0.0001:0.1];
```

```

f=2*pi*40;
alpha3=0.15;
alpha5=0.15;
alpha7=0.15;
alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
y5= alpha1* sin(f*t)+ alpha3*sin(3*f*t)+ alpha5*sin(5*f*t)+
alpha7*sin(7*f*t) ;
plot(t,y5)
title('Harmonicos');

%Transient
fn=500;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;

amp= 5;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;

t=[0 :0.0001:0.2];
y6= sin(2*pi*60*t)+ amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-t1)).*exp(-
t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
plot(t,y6)
title('transient');

%Flicker
%alpha ranges 0.1 to 2
%beta ranges 5 to 10
t=[0 :0.0001:0.2];
alpha=0.15;
beta=7.5;
y9=(1+alpha*sin(beta*377*t)).*sin(377*t);
figure(3)
plot(t,y9)
title('Fliker');

%Notching
alpha=0.4;
f2=400;
y10=sin(377*t)-alpha*(sign(sin(377*t)).*(sin(2*pi*f2*t)));
figure(4)
plot(t,y10)
title('Notching');

%voltage fluctuations
t=[0 :0.0001:0.3];
alpha=0.07;
f2=50;

```

```

%y11= sin(377*t)+alpha*exp(-beta*(t-0.05).*cos(2*pi*f2*t)).*heaviside(t-
0.15);
y11= (1+alpha*sin(2*pi*f2*t)).*sin(377*t);
figure(5)
plot(t,y11)
title('Fluctuations');

```

```

%sag+harmonic
t=[0 :0.0001:0.3];
alpha=0.5;
alpha3=0.15;
alpha5=0.15;
alpha7=0.15;
alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
y7=(1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*(alpha1*
sin(377*t)+ alpha3*sin(3*377*t)+ alpha5*sin(5*377*t)+
alpha7*sin(7*377*t));
plot(t,y7)
title('Sag + harmonicos');

```

```

%swell+ harmonics
alpha=0.5;
alpha3=0.15;
alpha5=0.15;
alpha7=0.15;
alpha1= sqrt(1-alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
y8=(1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*(alpha1*
sin(377*t)+ alpha3*sin(3*377*t)+ alpha5*sin(5*377*t)+
alpha7*sin(7*377*t));
plot(t,y8)
title('Swell + harmonicos');

```

```

%Sag+Transient
t=[0 :0.0001:0.3];
fn=500;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;

```

```

amp= 5;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;

```

```

alpha=0.5;
y12 = (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*sin(2*pi*60*t)+
amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-t1)).*exp(-t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
figure(12)
plot(t,y12)
title('Sag+Transient');

```

```

%Swell+Transient
t=[0 :0.0001:0.3];
fn=500;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;
amp= 5;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;
alpha=0.5;
y13 = (1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-0.15)))).*sin(2*pi*60*t)+
amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-t1)).*exp(-t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
figure(13)
plot(t,y13)
title('Swell+Transient');

```

### Anexo C. Programa para ejecutar WTD.

```

wname = 'db30';
y=y13;
[~,D] = dwt(y,'sym4');
%[Lo_D,Hi_D] = wfilters('bior3.5','d');
[Lo_D,Hi_D] = wfilters(wname);
[A,D] = dwt(y,Lo_D,Hi_D);
%D5=D;
%figure(1)
%plot(D)
figure(4)
plot(D)

[Lo_D,Hi_D] = wfilters('bior3.5','d');
[A,D] = dwt(y2,Lo_D,Hi_D);

figure(15)
plot(A,D)
title('DWT');

```

### Anexo D. Cargar datos y graficarlos para visualizar regresión logística.

```

data = load('prueba1.txt');
X = data(:, [1, 2]); y = data(:, 3);

plotData(X, y);

% Colocar algunas etiquetas
hold on;
% Etiquetas y leyendas
xlabel('Tipo de perturbación 1')
ylabel('Tipo de perturbación 2')

% Especificar el la gráfica el orden
legend('Es perturbación sag', 'No es perturbación sag')
hold off;

```

```

function plotData(X, y)

figure; hold on;

pos = find(y==1);
neg = find(y == 0);
%
plot(X(pos, 1), X(pos, 2), 'k+', 'LineWidth', 2, 'MarkerSize', 7);
plot(X(neg, 1), X(neg, 2), 'ko', 'MarkerFaceColor', 'y', 'MarkerSize', 7);

hold off;

end

```

### Anexo E. Programa para ejecutar SVM.

```

%SVM

T = [D2;D3;D4;D5;D6;D7;D8;D9;D10;D11;D12;D13;D7;D8;D12;D13];
Test = [D9;D5;D2;D6;D3];
%           D1;D2;D3;D4;D5;D6;D7;D8;D9;D10;D11;D12;D13,D7,D8,D12,D13];
GroupTrain=[1;2;1;3;4;1;2;5;5;5;4;2;3;3;4;4];
results = multisvm(T, GroupTrain', Test);
disp(results);

```

### Anexo F. Función sigmoid

```

function g = sigmoid(z)
g = 1.0 ./ (1.0 + exp(-z));
end

```

### Anexo G. Calculo de la función de costo y el gradiente para regresión logística con regularización.

```

function [J, grad] = lrCostFunction(theta, X, y, lambda)
m = length(y); % número de datos para el entrenamiento

J = 0;
grad = zeros(size(theta));

% calculo de la función de costo
h = sigmoid(X*theta);
theta1 = [0 ; theta(2:end, :)];
% p = lambda*(theta1'*theta1)/(2*m);
J = ((-y)'*log(h) - (1-y)'*log(1-h))/m + lambda*(theta1'*theta1)/(2*m);

% calculate grads
grad = (X'*(h - y)+lambda*theta1)/m;

```



```

% =====
grad = grad(:);

end

```

#### Anexo H. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación sag.

```

intervalo= 17;
sag =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;
for r = 1:intervalo
    sag(r,:)= (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*sin(314*t);
    alpha=alpha+0.05;
    figure(r)
    plot(t,sag(r,:))
    title('Sag');
end

```

#### Anexo I. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación swell.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector swell
intervalo= 15;
swell =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;
for r = 1:intervalo
    swell(r,:)= (1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*sin(377*t);
    alpha=alpha+0.05;
end

```

#### Anexo J. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación interrupción.

```

intervalo= 4;
interruption =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.95;
for r = 1:intervalo
    interrupcion(r,:)= (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*sin(377*t);
    alpha=alpha+0.025;
    figure(r)
    plot(t,interruption(r,:))
    title('Interruption');
end

```

#### Anexo K Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación armónicos.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector Harmonicos
f=2*pi*60;
intervalo= 5;
Harmonicos =zeros(intervalo,4001);
alpha3=0.1;

```

```

alpha5=0.1;
alpha7=0.1;
alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
    for r = 1:intervalo
        Harmonicos(r, :)= alpha1* sin(f*t)+ alpha3*sin(3*f*t)+
alpha5*sin(5*f*t)+ alpha7*sin(7*f*t);
        alpha3=0.1+.05;
        alpha5=0.1+.05;
        alpha7=0.1+.05;
        alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
        figure(r)
        plot(t, Harmonicos(r, :))
        title('Harmonicos');
    end

```

#### Anexo L. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación *transient*.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector transient
fn=900;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;

intervalo= 30;
transient =zeros(intervalo,4001);
    for r = 1:intervalo
        transient(r, :)= sin(2*pi*60*t)+ amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-
t1)).*exp(-t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
        fn=fn+13;
        figure(r)
        plot(t,transient(r, :))
        title('transient');
    end

```

#### Anexo M. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación *sag* + armónicos.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector sag+harmonic
intervalo= 17;
sagharmonic =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;
alpha3=0.15;
alpha5=0.15;
alpha7=0.15;
alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
    for r = 1:intervalo
        sagharmonic(r, :)= (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*(alpha1* sin(377*t)+ alpha3*sin(3*377*t)+ alpha5*sin(5*377*t)+
alpha7*sin(7*377*t));
        alpha=alpha+0.05;
        alpha3=0.1+.05;
        alpha5=0.1+.05;
        alpha7=0.1+.05;
        if alpha3==0.3
            alpha3=0.1;
            alpha5=0.1;
        end
    end

```

```

        alpha7=0.1;
    end
    figure(r)
    plot(t,sagharmonic(r,:))
    title('Sag+harmonic');
end

```

#### Anexo N. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación *swell* + armónicos.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector swell+harmonic
intervalo= 15;
swellharmonic =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;
alpha3=0.15;
alpha5=0.15;
alpha7=0.15;
alpha1= sqrt(1- alpha3^2-alpha5^2-alpha7^2);
    for r = 1:intervalo
        swellharmonic(r,:)= (1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*(alpha1* sin(377*t)+ alpha3*sin(3*377*t)+ alpha5*sin(5*377*t)+
alpha7*sin(7*377*t));
        alpha=alpha+0.05;
        alpha3=0.1+.05;
        alpha5=0.1+.05;
        alpha7=0.1+.05;
        if alpha3==0.3
            alpha3=0.1;
            alpha5=0.1;
            alpha7=0.1;
        end
        figure(r)
        plot(t,swellharmonic(r,:))
        title('Swell+harmonic');
    end

```

#### Anexo O. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación *Notching*.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector Notching
intervalo= 30;
Notching =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;
f2=400;
    for r = 1:intervalo
        Notching(r,:)= sin(377*t)-
alpha*(sign(sin(377*t)).*(sin(2*pi*f2*t)));
        f2=f2+13;
        alpha=alpha+0.1;
        if alpha==0.5
            alpha=0.1;
        end
        figure(r)
        plot(t,Notching(r,:))
        title('Notching');
    end

```

### Anexo P. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación Sag+Transient.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector Sag+Transient
SagTransient =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;

fn=900;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;
intervalo= 30;
    for r = 1:intervalo
        SagTransient(r,:)= (1-alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*sin(2*pi*60*t)+ amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-t1)).*exp(-
t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
        fn=fn+13;
        alpha=alpha+0.05;
        if alpha==0.95
            alpha=0.1;
        end
        figure(r)
        plot(t,SagTransient(r,:))
        title('SagTransient');
    end
end
```

### Anexo Q. Programa para cambiar el valor de Alpha en la perturbación Swell+Transient.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Vector Swell+Transient
SwellTransient =zeros(intervalo,4001);
alpha=0.1;

fn=900;
amp= 1;
t1=0.06; t2=0.058;
ty= (t1+t2)/2;
intervalo= 30;
    for r = 1:intervalo
        SwellTransient(r,:)= (1+alpha*((heaviside(t-0.05)-heaviside(t-
0.15)))).*sin(2*pi*60*t)+ amp*(heaviside(t-t2)-heaviside(t-t1)).*exp(-
t/ty).*sin(2*3.14*fn*t);
        fn=fn+13;
        alpha=alpha+0.05;
        if alpha==0.85
            alpha=0.1;
        end
        figure(r)
        plot(t,SwellTransient(r,:))
        title('Swell+Transient');
    end
end
```

### Anexo R. Extracción de las características por medio de la WTD.

```
wname = 'db30';
y=y12;
[~,D] = dwt(y, 'sym4');
[Lo_D,Hi_D] = wfilters(wname);
[A,D] = dwt(y,Lo_D,Hi_D);
D12=D;
A12=A;
```

## Anexo S. Programa para clasificar por medio de SVM.

```
%SVM
```

```
T = [D2;D3;D4;D5;D6;D7;D8;D9;D10;D11;D12;D13;D7;D8;D12;D13];
Test = [D9;D5;D2;D6;D3];
%      D1;D2;D3;D4;D5;D6;D7;D8;D9;D10;D11;D12;D13,D7,D8,D12,D13];
GroupTrain=[1;2;1;3;4;1;2;5;5;5;4;2;3;3;4;4];
results = multism(T, GroupTrain', Test);
disp(results);
```

### 7.1. Fotos.



Foto 1. Laboratorio de mecatrónica.

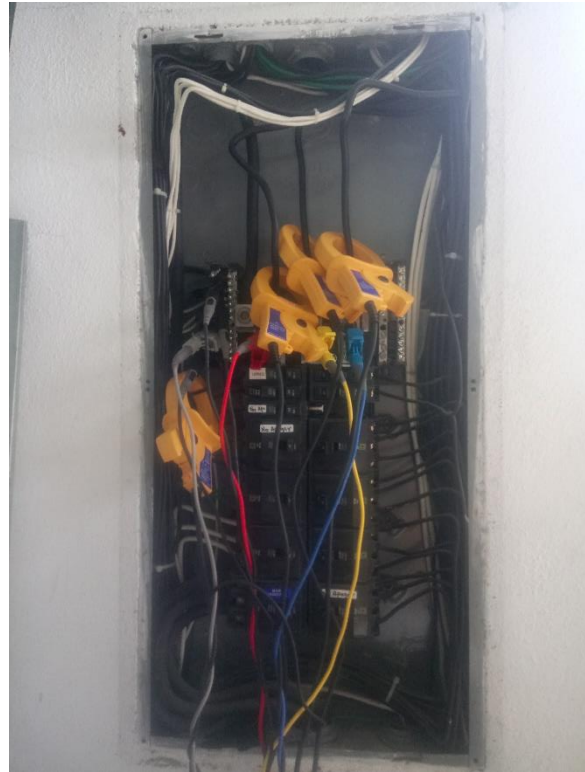
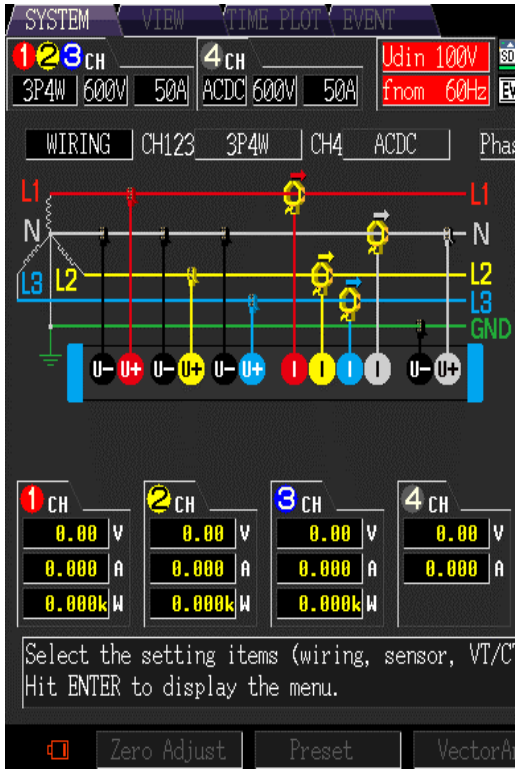


Foto 2. Conexión utilizada en el laboratorio de mecatrónica.



Foto 3. Analizador de calidad de la energía colocado por tres días seguidos.



Foto 4. Conexión en el edificio CEDIT para simular las cargas que generan perturbaciones.

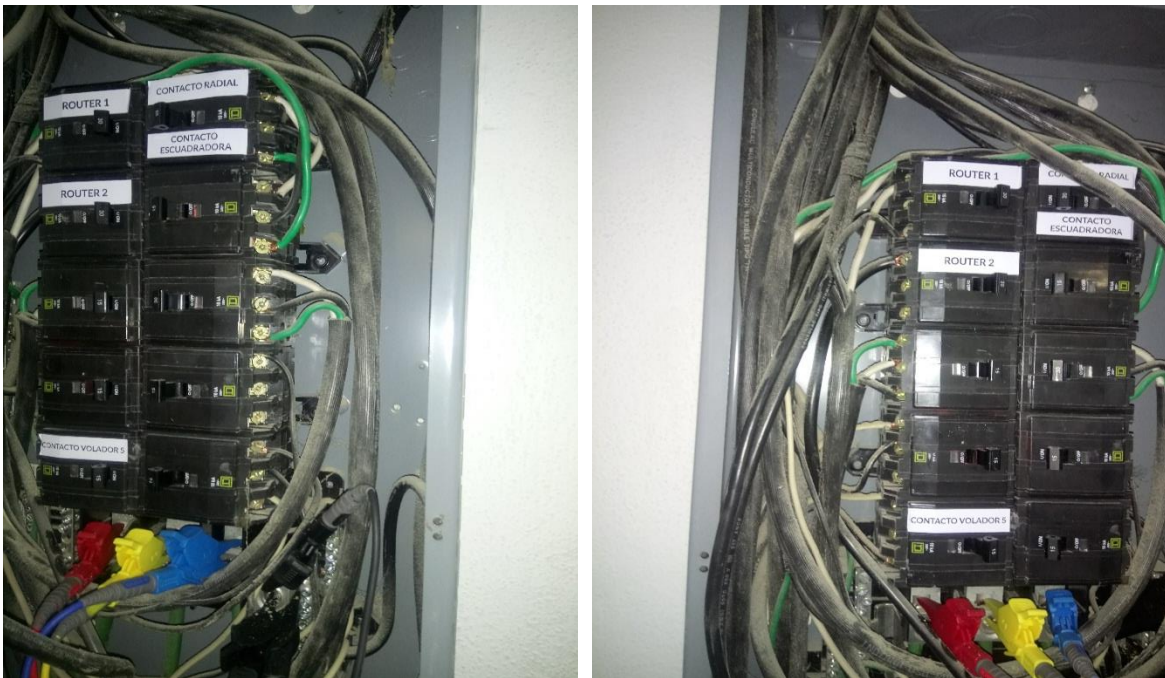


Foto 5. Tablero de conexión eléctrica donde se puede ver que en una fase hay más cargas conectadas.