



**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, SISTEMAS Y
TELECOMUNICACIONES
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE
CALIDAD DE LA ENERGÍA**

AUTOR: EDGAR MAURICIO DAZA JAIMES

DIRECTOR: EDISON ANDRES CAICEDO PEÑARANDA

**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA,
SISTEMAS Y TELECOMUNICACIONES
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**



**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
PAMPLONA N. DE S. – COLOMBIA
25-06-2021**

**MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE
CALIDAD DE LA ENERGÍA**

AUTOR: EDGAR MAURICIO DAZA JAIMES

**TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE INGENIERO
ELÉCTRICO**

DIRECTOR: EDISON ANDRÉS CAICEDO PEÑARANDA

**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA,
SISTEMAS Y TELECOMUNICACIONES
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
PAMPLONA N. DE S. – COLOMBIA
25-06-2021**

Dedico este trabajo de carácter exclusivo a mis padres y esposa, gracias a ellos porque estuvieron siempre dándome apoyo incondicional, para la edificación de mi vida profesional, pues ellos fundamentaron la responsabilidad, compromiso, empatía y resiliencia, para llegar a cumplir mis sueños y metas.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por guiarme en este arduo proceso de formación profesional, y agradecer a las personas que han sido apoyo durante esta etapa de mi vida.

A cada uno de mis docentes que hicieron parte de mi formación a nivel profesional, en especial a mi director de tesis, el profesor Edison Caicedo, por su paciencia ante mi inconsistencia, por su dedicación, apoyo y ayuda a lo largo del desarrollo de este proyecto. A mi familia por su confianza, apoyo y motivación durante esta etapa de mi vida. A mis compañeros porque de cada uno aprendí cosas nuevas, mil gracias por todo su apoyo y enseñanzas. A mi esposa porque siempre me apoyo en los momentos difíciles a lo largo de este proyecto y en especial a mis padres que a lo largo de mi vida me ha apoyado y motivado incondicionalmente creyendo en mi todo momento.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	12
INTRODUCCIÓN	13
OBJETIVOS	16
GENERAL	16
ESPECÍFICOS	16
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	17
DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	17
JUSTIFICACIÓN	17
CAPÍTULO I MARCO TEÓRICO	18
1.1. CALIDAD DE LA ENERGÍA	18
1.2. IMPORTANCIA DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA	18
1.3. CLASIFICACIÓN DE LOS EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA	19
1.4. CARACTERIZACIÓN DE LAS PERTURBACIONES ELÉCTRICAS	21
1.4.1. TRANSITORIOS	21
1.4.1.1. TRANSITORIOS IMPULSIVOS	21
1.4.1.2. TRANSITORIO OSCILATORIO	22
1.4.1.2. CAUSAS DE LOS TRANSITORIOS	22
1.4.2. VARIACIONES DE LARGA DURACIÓN	23
1.4.2.1. SOBRETENSIONES	23
1.4.2.2. CAÍDAS DE TENSIÓN	23
1.4.2.3. INTERRUPCIONES	24
1.4.3. VARIACIONES DE CORTA DURACIÓN	24
1.4.3.1. DEPRESIÓN (SAG O DIP)	24
1.4.3.2. ELEVACIÓN (SWELL)	25
1.4.4. DESEQUILIBRIOS DE TENSIÓN	25
1.4.5. DISTORSIÓN DE LA FORMA DE ONDA	26
1.4.5.1. OFFSET DE CD	26
1.4.5.2. ARMÓNICOS	26
1.4.5.3. INTERARMÓNICOS	26
1.4.5.4. MUESCAS	27

1.4.5.5. RUIDO	27
1.4.6. FLUCTUACIONES DE TENSIÓN	27
1.4.7. VARIACIÓN DE LA FRECUENCIA	27
CAPÍTULO II MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA	28
2.1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES	29
2.1.1. CLASIFICADORES MULTICAPA.....	30
2.1.2. REDES DE FUNCIONES DE BASE RADIAL.....	31
2.2. MÁQUINA DE VECTORES DE APOYO	32
2.2.1. CASO 1: MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO PARA PATRONES LINEALMENTE SEPARABLES	33
2.2.1. CASO 2: MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO DE MARGEN SUAVE PARA PATRONES LINEALMENTE NO SEPARABLES	34
2.3. MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL	35
2.2.1. CLASIFICADOS DE VECTORES DE SOPORTE.....	36
2.2.1. CLASIFICADOR DE MÁXIMO MARGEN	37
2.2.1.1. CLASIFICADOR PARA DATOS LINEALMENTE SEPARABLES	37
2.2.1.2. LÍMITES DE DECISIÓN	38
2.2.1.2. CLASIFICADOR PARA DATOS LINEALMENTE NO SEPARABLES	39
2.4. LÓGICA DIFUSA.....	40
2.2.1. SISTEMAS LÓGICOS DIFUSOS.....	41
2.2.1.2. Fusificación.....	42
2.2.1.2. REGLA DE EVALUACIÓN	42
2.2.1.2. DEFUSIFICACIÓN	43
2.5. ALGORITMO GENÉTICO	43
2.5.1. TIPOS DE CODIFICACIÓN	44
2.5.1.1. CODIFICACIÓN BINARIA	44
2.5.1.1. CODIFICACIÓN REAL.....	45
2.6. CLASIFICADORES BAYESIANOS.....	46
2.2.1. REDES BAYESIANAS CONTINUAS	47
2.2.1. REDES BAYESIANAS DINÁMICAS	47
CAPÍTULO III ESTABLECIMIENTO DE LOS MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA	48
CAPÍTULO IV DESARROLLO DE LOS ALGORITMOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA	59

4.1. ALGORITMO DEL MÉTODO GENÉTICO.....	59
4.2. ALGORITMO DEL MÉTODO MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL	61
4.3. ALGORITMO DEL MÉTODO MÁQUINA DE VECTORES DE APOYO	63
4.4. ALGORITMO DEL MÉTODO REDES NEURONALES ARTIFICIALES	64
4.5. ALGORITMO DEL MÉTODO LÓGICA DIFUSA	66
4.6. ALGORITMO DEL MÉTODO CLASIFICADORES BAYESIANOS	68
SEÑAL ADQUIRIDA.....	70
PROCESAMIENTO DE SEÑAL	71
TÉCNICA DE PRE PROCESAMIENTO.....	71
TÉCNICA DE PROCESAMIENTO	71
4.7. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS.....	71
4.7.1. OPTIMIZADOR DE LOS PARÁMETROS DEL CLASIFICADOR	72
CAPÍTULO V GUÍA DESCRIPTIVA DE LOS MÉTODOS AVANZADOS	
ESTABLECIDOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE	
LA ENERGÍA	72
5.1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES	74
5.2. MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL	75
5.3. MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO	75
5.4. LÓGICA DIFUSA.....	75
5.5. ALGORITMO GENÉTICO	76
5.6. CLASIFICADORES BAYESIANOS.....	76
CONCLUSIONES	78
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	79

LISTA DE TABLAS

Tabla 1.1 Categorías y características de fenómenos electromagnéticos (IEEE 1159-1995) [11].....	20
Tabla 2.1 Comparación de métodos de clasificación de eventos de calidad de la energía. Fuente: [24].....	53
Tabla 3.2 Debilidades y fortalezas de los métodos avanzados. Fuente: [24] [21].....	54
Tabla 3.3 Nivel jerárquico de la escala cualitativa: [24] [21]	54
Tabla 2.3 Lógica difusa vs redes neuronales [35]	58
Tabla 4.1 Características de los métodos avanzados [24].....	73
Tabla 4.2 Nivel jerárquico de la escala cualitativa [24]	74

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Forma de onda de un transitorio impulsivo [14].	21
Figura 1.2 (a) Transitorio impulsivo. (b) Transitorio oscilatorio. [36].	22
Figura 1.3 Condición de sobretensión [15].	23
Figura 1.4 Perturbaciones de corta duración. Fuente: [13]	24
Figura 1.5 Depresión de voltaje Fuente: [13]	25
Figura 1.6 Elevación de voltaje. Fuente: [16]	25
Figura 2.1 Estructura red neuronal artificial. Fuente: Elaboración propia.	28
Figura 2.2 Estructura red neuronal artificial [13].	29
Figura 2.1.1 Ejemplo de red neuronal que consta de una capa oculta [23].	30
Figura 2.1.2 Red de funciones de base radial generalizada [23].	31
Figura 2.3. Diferentes espacios y mapeos en máquinas de vectores de apoyo [23].	33
Figura 2.4 Fronteras de decisión [25].	35
Figura 2.3.1 Fronteras de decisión [34].	37
Figura 2.3.2 Caso linealmente separable [34].	38
Figura 2.3.3 Caso límite de decisión [34].	38
Figura 2.3.4 Hiperplano para el caso no linealmente separable [34].	39
Figura 2.4.1 Hiperplano para el caso no linealmente separable [35].	42
Figura 3.2 Sistema de clasificación [34].	57
Figura 4.1 Algoritmo genético [34].	60
Figura 4.2 Algoritmo del método máquinas de soporte vectorial [34].	62
Figura 4.3 Algoritmo del método máquinas de vectores de apoyo [37].	64
Figura 4.4 Algoritmo del método redes neuronales artificiales [38].	65
Figura 4.5 Algoritmo del método lógica difusa [38].	67
Figura 4.6 Algoritmo del método clasificadores bayesianos [40].	68
Figura 4.7 Algoritmo de clasificación [34].	70
Figura 4.8 Diagrama de características [24].	73

RESUMEN

Este informe presenta el diseño de una guía conceptual de los métodos avanzados para la clasificación de eventos de calidad de la energía, debido al extenso campo de estudio, se llevó a cabo la investigación de diferentes fuentes bibliográficas con el objetivo de llegar a determinar las metodologías avanzadas para la clasificación de los eventos de calidad de la energía, además ya establecido cuales son los métodos existentes procedemos a seleccionar los que tengan un buen prospecto y relevancia científica para establecer las metodologías avanzadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía, luego de tener claridad de estos pasos se produjo con el desarrollo de un algoritmo para llevar a cabo un procedimiento lógico de las metodologías avanzadas ya empleadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía.

INTRODUCCIÓN

La calidad de la energía eléctrica se define como la variación de límites de deformaciones en la tensión, corriente y frecuencia reales que se presentan el sistema de potencia con relación a la forma de onda ideal, donde estas variaciones no deben ser abruptas ya que pueden afectar de manera directa a todos los equipos que están en funcionamiento en la red eléctrica, además se puede decir que es la gran diversidad de anomalías electromagnéticas que identifican los límites de la corriente, tensión y frecuencia en un momento exacto y un lugar especificado de la red eléctrica [8].

Este tema es de gran importancia en el mundo actual, donde cada día se encuentran más generadores, transformadores, comercializadores, usuarios y en general toda industria que tiene relación con temas de calidad de la energía eléctrica están colocando los ojos hacia esta dirección, debido a que una mala calidad de energía puede traer consecuencias económicas, causadas por las perturbaciones que se presentan en la red causando daño a equipos y maquinas a usuarios e industrias y en casos drásticos paros de funcionamiento de sistemas automatizados por daños inesperados [8].

Para evitar estas anomalías en el sistema se plantea diseñar una guía conceptual de los métodos avanzados para la clasificación de eventos de calidad de la energía, donde se indagará cada uno de los métodos avanzados para establecer cuáles son los más relevantes y prospectos científicamente para establecer las metodologías avanzadas y realizar un procedimiento lógico para reducir estos eventos de calidad de la energía.

A continuación, se contemplan algunas revisiones bibliográficas más relevantes sobre el tema de estudio, que permite recopilar diversos puntos de vista conceptuales y metodológicos con el propósito de garantizar el desarrollo constructivo en este proyecto.

El siguiente artículo es de Susukh, J., Premrudeepreechacharn, S. y Tirapong. Kasirawat. (2009). Power Quality Problem Classification Using Support Vector Machine, el cual presenta un método de clasificación para problemas de calidad de la energía, utilizando una máquina de vectores de soporte y después de entrar la máquina de soporte vectorial en funcionamiento, se obtiene el parámetro de ella para la clasificación de problemas de la calidad de la energía [1].

Elphick, S., Gosbell, V., Smith, V., Perera, S., Ciufu, P. y Drury, G. (2017). Methods for Harmonic Analysis and Reporting in Future Grid Applications, este artículo de investigación presenta una serie de métodos novedosos de análisis para reducir

grandes cantidades de datos armónicos, para describir el comportamiento armónico de una red eléctrica, además se utilizan para clasificar el rendimiento de la red eléctrica [2].

Ali Hadi Abdulwahid, Department of Electrical Engineering Techniques. Advanced Control Method for Improving Power Quality of Microgrid Based on SVPWM Technology, esta investigación se utiliza la tecnología SVPWM basada en Particle Swarm Optimization para evitar la complejidad computacional utilizada en las implementaciones tradicionales, además el controlador proporcional integral se ajusta mediante un algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) para mejorar el rendimiento de respuesta del interruptor angular [3].

Fahe, S., Lobry, J. y Mpanda-Mabwe, Power Quality Improvement for DG by Advanced Control Methods, este artículo muestra que el uso de métodos de control avanzado, como el estándar H, métodos de control robusto, en el sistema de control de FACTS podría mejorar su rendimiento [4].

Bangia, S., Sharma, PR y Garg, M. (2013). Comparison of Artificial Intelligence Techniques for The Enhancement of Power Quality, este artículo trata sobre el análisis y la comparación de diferentes técnicas artificiales para la reducción de armónicos en la fuente de corriente. La inteligencia artificial puede incluir lógica difusa y red neuronal artificial. El propósito de la simulación es mejorar la calidad de la energía mediante el uso de conceptos que no pueden expresarse como "verdaderos" o "falsos", sino más bien como "parcialmente verdaderos", denominados lógica difusa y características inteligentes de la célula neuronal [5].

Chupakhina, A., Martinovich, M., Zinoviev, G. y Skolota, V. (2017). Modern Mathematical and computerized tools of artificial intelligence for solving problems of identifying the energy quality of electrical systems, en este artículo se presenta una revisión comparativa de los algoritmos de cálculo por computadora para factores de calidad de energía eléctrica conocidos y nuevos para los principales tipos de perturbaciones en la calidad de la tensión (distorsión, asimetría, oscilaciones, hundimientos, interrupciones, sobretensiones de impulso, parpadeo y combinaciones de los mismos). Métodos: la transformada de Fourier, las transformadas de ondículas, las transformadas de Hilbert-Huang, las transformadas S y los métodos que utilizan redes neuronales se comparan como algoritmos para la detección y clasificación de tipos de distorsión de voltaje [6].

Arama, F., Mazari, B., Dahbi, A., Roummani, K. y Hamouda, M. (2014). Artificial Intelligence control applied in wind energy conversion system, en este artículo se

presenta un control orientado al campo (FOC) de la potencia activa y reactiva aplicada en la Máquina de Inducción Doblemente Alimentada (DFIM) integrada en el sistema de conversión de energía eólica (WECS), además compara los rendimientos de la energía producida por el uso de dos tipos de controladores (regulador PI y regulador de red neuronal (NN)) con el fin de controlar el sistema de conversión de energía eólica para comparar su precisión y robustez contra la fluctuación del viento y el impacto en la calidad de la energía producida [7].

Cai, Y.-H. (2010). El estudio comparativo de diferentes modelos de clasificadores bayesianos. 2010 Congreso Internacional de Aprendizaje Automático y Cibernética. Este artículo se trata del método avanzado Bayesiano, el cual es un modelo clasificador bayesiano el cual es una clase de clasificador de probabilidad, el cual es basado en la teoría bayesiana. En comparación con algoritmos de clasificación más afectados, como el árbol de decisión y la red neuronal, el clasificador bayesiano puede brindar una muy buena precisión de clasificación en muchas aplicaciones prácticas. En este artículo, realizamos una comparación metodológica de los de los siete métodos, que muestra grandes diferencias mutuas de cada uno de los métodos y que ningún método es universalmente mejor. Las comparaciones de comparaciones que se llevan a cabo en este artículo incluyen la complejidad y precisión de clasificación de estos siete algoritmos [24].

Bo Liu, Zhi-Feng Hao y Xiao-Wei Yang. (2005). Máquina de vector de soporte de anidamiento para clasificación múltiple [máquina de lectura de máquina]. 2005 Las máquinas de vectores de soporte (SVMS) se diseñaron originalmente para clasificaciones binarias. En cuanto a las multi-clasificaciones, suelen convertirse en binarias, donde suelen existir regiones inclasificables. Para superar este inconveniente, en este documento se presenta un método novedoso llamado máquina de vectores de soporte de anidamiento (NSVMS) para clasificación múltiple. Nuestras ideas son las siguientes: en primer lugar, construya los hiperplanos óptimos basados en un algoritmo uno contra uno. En segundo lugar, si existen puntos de datos en la región inclasificable media, selecciónelos para construir hiperplanos óptimos con los mismos hiperparámetros. En tercer lugar, repita el segundo paso hasta que no haya puntos de datos en las regiones no clasificables o las regiones desaparezcan. Para examinar la precisión del entrenamiento y el rendimiento de generalización del algoritmo propuesto, algoritmo uno contra uno, La máquina vectorial de soporte de mínimos cuadrados difusos (FLS-SVM) y el algoritmo propuesto se aplican a dos conjuntos de datos UCI. Los resultados muestran que la precisión de entrenamiento del algoritmo propuesto es mayor que la de los demás, y su rendimiento de generalización también es comparable con ellos [25].

OBJETIVOS

GENERAL

Diseñar una guía conceptual de los métodos avanzados para la clasificación de eventos de calidad de la energía.

ESPECÍFICOS

1. Determinar las metodologías avanzadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía.
2. Establecer las metodologías avanzadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía según la utilización y relevancia científica.
3. Desarrollar el algoritmo de las metodologías avanzadas empleadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía.
4. Desarrollar una guía descriptiva de las metodologías avanzadas empleadas para la clasificación de eventos de calidad de la energía.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Convencionalmente los sistemas de clasificación de eventos de calidad de la energía son centrados en determinar coeficientes que le permitan a un operario que plantee un análisis, en donde los métodos avanzados proporcionan la posibilidad de correlacionar datos y gestionar el análisis de calidad de la energía.

Al carecer correlación los coeficientes que nos arrojan los sistemas de mediciones convencionalmente hay problemas de calidad de la energía, porque se presentan perturbaciones en la red eléctrica donde los resultados de los análisis que se hacen convencionalmente no engloban todos los eventos de calidad de la energía, por lo tanto, se presentarían inconformidades de los usuarios e industrias por una calidad de energía baja, donde traen consecuencias de costos, ya que las máquinas que están operando van a consumir un número significativo de reactivos el cual hace que la máquina consuma más energía que no es aprovechada en trabajo, es decir que la energía activa estará presente en cifras bajas y por ende se eleve el consumo de KW-h.

JUSTIFICACIÓN

Con los métodos avanzados se mejora la calidad de la energía, ya que se puede correlacionar los datos de las perturbaciones eléctricas, permitiendo dar un análisis completo de las causas del suministro y así llegar a brindar fiabilidad a los usuarios, por ende, se va a realizar una guía conceptual de los métodos avanzados para la clasificación de los eventos de calidad de la energía, para mitigar riesgos eléctricos en los equipos y reducir daños, aumentar la seguridad humana y animal, también tener más control en el sistema eléctrico de potencia y mejorar el suministro eléctrico.

CAPÍTULO I MARCO TEÓRICO

1.1. CALIDAD DE LA ENERGÍA

Para el desarrollo de este proyecto se presenta la definición más apropiada que se enfoca en los eventos de calidad de la energía. Una señal de tensión ideal se entiende como una forma de onda sinusoidal cuya frecuencia y magnitud son constantes y corresponden con sus valores nominales. De la misma manera, una forma de onda ideal de corriente también se considera como una señal sinusoidal cuyos parámetros de frecuencia y magnitud corresponden con sus valores nominales, son constantes y, adicionalmente, la frecuencia y fase de la corriente deben corresponder con la frecuencia y fase de la señal de tensión. Cualquier desviación tanto de corriente o de tensión de la forma de onda ideal se conoce como evento de calidad de energía [8].

Para efectuar la localización de los eventos es necesario clasificarlos según el estándar 1159-1995 en la IEEE, presenta una clasificación en siete grupos de acuerdo a parámetros como la duración de la perturbación, su contenido espectral y su magnitud típica según la forma de onda: transitorios electromagnéticos, armónicos, oscilaciones de tensión, Sags, sobretensiones, desbalances de tensión, interrupciones y muescas [9].

1.2. IMPORTANCIA DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA

Hoy en día la electricidad es uno de los factores más significativos. Se utiliza en amplios campos del trabajo humano, y en general en varios casos no se puede reemplazar con alguna otra fuente de energía. La electricidad se crea, se comercializa y se necesita, es decir, es un negocio que esta monopolizado que la acobijan normas que no se deben violar, por lo tanto, se debe tener un control avanzado en el sistema de potencia para brindar fiabilidad a todos los usuarios que están conectados [10].

Por otro lado, se debe tener en cuenta que la electricidad se puede considerar como la materia prima para cualquier trabajo que realice el hombre, debido a lo anterior se debe llevar un control y unas normas que acobijen este sistema de potencia, donde se debe cumplir con las normas establecidas, porque no solo el que la genera es culpable de las perturbaciones que se presente en el sistema, sino que además del consumidor ya sea aportes de reactivos o mal uso en general [9].

Las consecuencias que conllevan una calidad de energía baja se ve afectada directamente en pérdidas económicas, ya que perturbaciones en la red, como

armónicos, sobretensiones, Sags, Swells, pueden llevar afectar equipos o maquinas en su vida útil y en casos extremos llegar a dañar directamente sacándolos del funcionamiento, además puede llevar grandes pérdidas por paros inesperados de equipos automatizados como el llenado de botellas o cintas transportadoras [9].

1.3. CLASIFICACIÓN DE LOS EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA

Categorías	Contenido espectral típico	Duración típica	Magnitud de tensión típica
1. Transitorios			
1.1 Impulsivo			
1.1.1 Nanosegundo	5 ns rise	< 50 ns	
1.1.2 Microsegundos	1 μ s rise	50 ns – 1 ns	
1.1.3 Milisegundos	0.1 ms rise	> 1 ms	
1.2 Oscilatorio			
1.2.1 Baja frecuencia	< 5kHz	0.3 – 50 ms	0-4 pu
1.2.2 Medio	5-500 kHz	20 μ s	0-8 pu
Frecuencia			
1.2.3 Alta frecuencia	0.5 – 5 MHz	5 μ s	0-4 pu
2. Frecuencia de corta duración			
2.1.1 Sag		.5 – 30 ciclos	0.1-0.9 pu
2.1.2 Swell		.5 – 30 ciclos	1.1-1.8 pu
2.2 Momentánea			
2.2.1 Interrupción		.5 ciclos – 3 s	< 0.1 pu
2.2.2 Sag		30 ciclos – 3 s	0.1-0.9 pu
2.2.3 Swell		30 ciclos – 3 s	1.1-1.4 pu
2.3 Temporal			
2.3.1 Interrupción		3 s - 1 min	< 0.1 pu
2.3.2 Sag		3 s - 1 min	0.1-0.9 pu

2.3.3 Swell		3 s - 1 min	1.1-1.2 pu
3. Variaciones de larga duración			
3.1 Interrupción sostenida		>1 min	0.0 pu
3.2 Subtensiones		>1 min	0.8-0.9 pu
3.3 Sobretensiones		>1 min	1.1-1.2 pu
4. Desequilibrio de tensión		Estado estable	0.5-2%
5. Distorsión de la forma de onda			
5.1 DC offset		Estado estable	0-0.1%
5.2 Armónicos	0-100th H	Estado estable	0-20%
5.3 Interarmónicos	0 - 6 kHz	Estado estable	0-2%
5.4 Muecas		Estado estable	
5.5 Ruido		Estado estable	0-1%
6. Fluctuaciones de tensión	<25 Hz	Intermitente	0.1-7%
7. Variación de la frecuencia		<10 s	

Tabla 1.1 Categorías y características de fenómenos electromagnéticos (IEEE 1159-1995) [11].

En la Tabla 1.1 se especifica la clasificación dada por el estándar 1159-1995 de la IEEE [9]. Esta normativa trata sobre las prácticas recomendadas para el monitoreo de calidad de energía eléctrica. El estándar presenta una clasificación en siete grandes grupos de acuerdo a parámetros como la duración de la perturbación, su contenido espectral, su magnitud típica, de acuerdo con la forma de onda: transitorios, interrupciones, tensiones bajas, sobretensión, distorsión de la forma de onda, fluctuaciones de tensión y variaciones de frecuencia.

1.4. CARACTERIZACIÓN DE LAS PERTURBACIONES ELÉCTRICAS

Según el estándar 1159-1995 de la IEEE luego determinada la categorización de las perturbaciones eléctricas serán caracterizadas particularmente donde se debe tener en cuenta las causas y efectos de cada una de ellas. En la tabla 5.1 es importante, ya que clasifican y además describen todos los fenómenos electromagnéticos ocasionales de los inconvenientes en calidad de la energía [9].

1.4.1. TRANSITORIOS

La palabra transitorio ha sido usado tradicionalmente en el estudio de caracteres para referir una actuación no deseada de la señal y momentáneo, también se puede decir que es el cambio producido en una señal a lo largo de la transformación de un estado estacionario a otro. Además, en el ámbito de la calidad de la energía se logra especificar como las perturbaciones que se presentan en las ondas de corriente o voltaje que alteran la forma sinusoidal, normalmente presentan valores muy altos, que pueden causar daños significativos aun estando solo en la red, es decir sin haber pasado a los circuitos de los usuarios, aunque están presentes en tiempos muy cortos, pero perturbando la frecuencia en valores anormales [12] [13].

1.4.1.1. TRANSITORIOS IMPULSIVOS

Los transitorios impulsivos se caracterizan normalmente como un disturbio en la tensión de alimentación con duración menor a medio ciclo. Los efectos más frecuentes de los transitorios impulsivos son las descargas atmosféricas, que logran originasen concisamente por la caída de un rayo [14].

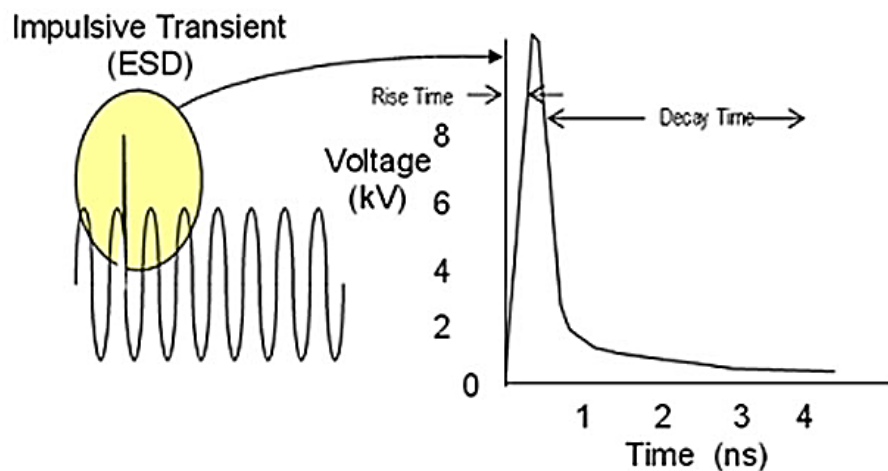


Figura 1.1 Forma de onda de un transitorio impulsivo [14].

1.4.1.2. TRANSITORIO OSCILATORIO

Es una distorsión, cuyo valor que se da en tiempos cortos como son los microsegundos, además pasan por el cruce cero frecuentemente. La norma IEEE std 1159 los cataloga reparando a su contenido espectral, tiempo y amplitud. Un transitorio oscilatorio trata de un voltaje o corriente de la cual el valor instantáneo varía de polaridad velozmente y se describe por su comprendido espectral (frecuencia predominante), magnitud y duración. [13]

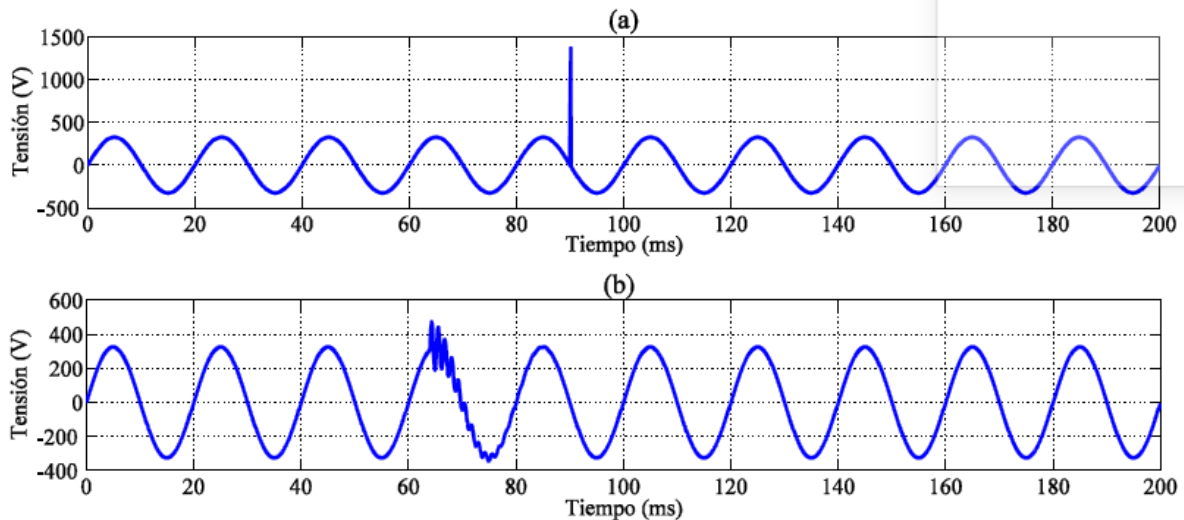


Figura 1.2 (a) Transitorio impulsivo. (b) Transitorio oscilatorio. [36].

En la figura 1.2 se observa la forma de onda de los transitorios impulsivos y oscilatorios, donde se observa que la figura (a) muestra una permuta abrupta en un valor instantáneo de la amplitud de la señal, además en la figura (b) es el cambio de polaridad en tiempos cortos de microsegundos llamados transitorios oscilatorios [36].

1.4.1.2. CAUSAS DE LOS TRANSITORIOS

Las siguientes son causas de por qué ocurren los transitorios [9]:

- Descargas atmosféricas.
- Conmutación de condensadores.
- Conmutación de condensadores consecutivamente.
- Ferro-resonancia.
- Corriente de energización en transformadores.
- Rechazo de cargas.
- Energización de líneas de transmisión.
- Interrupción de corriente en motores

1.4.2. VARIACIONES DE LARGA DURACIÓN

Este apartado se caracteriza por las variaciones del resultado eficiente de duración mayor a un minuto. Se puede clasificar en Swell o Sags. su origen no está dado como resultado los fallos que se ocasionan en la red, por el contrario, son empleados por perturbaciones de carga en la red eléctrica, además por procedimientos de intercambios formados por conmutaciones. Hay dos parámetros que determinan este tipo de variaciones, los cuales son; amplitud y la duración [9].

1.4.2.1. SOBRETENSIONES

Una elevación de tensión es un incremento del valor eficaz de la tensión, el cual tiene un porcentaje de error del 110%, con un tiempo mayor a un minuto. Este es el resultado de intercambios de la carga, además se puede decir que con frecuencia se hacen desconexiones de grandes cargas. Las elevaciones de tensión se dan con más frecuencia, cuando el sistema de distribución de la carga eléctrica en la red es baja para la regulación del voltaje deseado o se puede decir que también se produce cuando la verificación del voltaje es impertinente. Son comúnmente el valor de la separación de grandiosas cargas o debido a la conexión de bancos de capacitores, las cuales también se presentan por procedimientos de permuta (switchéo) en el sistema. [12]

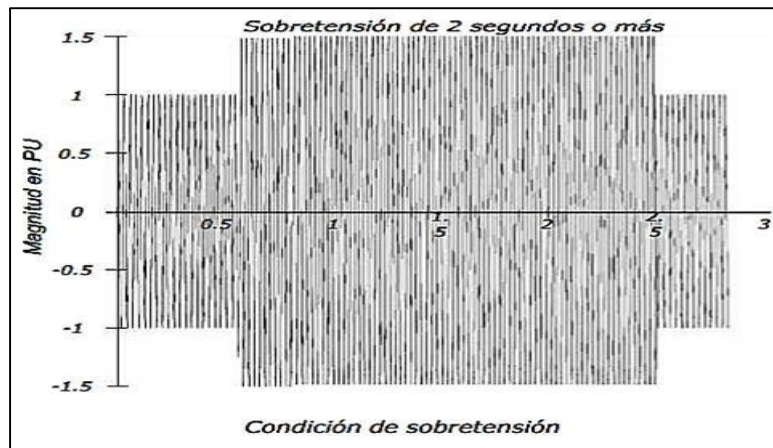


Figura 1.3 Condición de sobretensión [15].

1.4.2.2. CAÍDAS DE TENSIÓN

El decrecimiento de la tensión en el valor eficaz del voltaje en corriente alterna por debajo del 90%, con un tiempo mayor a un minuto. Este es el producto de intercambios con sucesos contrarios causantes de las sobretensiones [12].

Los efectos más relevantes que producen los decrementos de tensión son [12]:

- El desempeño irregular de dispositivos electrónicos.

- Perjuicio de datos y posible interrupción en computadores.

1.4.2.3. INTERRUPCIONES

La interrupción tiene lugar, aunque el voltaje de suministro o la corriente de carga se reducen a menos de 0.1 pu (10% del voltaje nominal). Cuando el valor de la medida de la variación del movimiento de la onda es nulo a lo largo de un periodo de lapso que pasa el minuto, esta se estima una interrupción. Estos son causados gracias a las fallas en las líneas de alimentación, o en los lugares de generación y transformación, donde producen perdidas sobre todo por el parado de máquinas y daños en circuitos [15].

1.4.3. VARIACIONES DE CORTA DURACIÓN

Las alteraciones del voltaje de tiempos cortos son ocasionadas por circunstancias de averías en el sistema de potencia, instalaciones de cargas considerables como lo son motores, los cuales requieren grandes corrientes de arranque, además en este apartado se hallan las variaciones del valor eficaz del voltaje con un tiempo menor a un minuto. Esta se puede clasificar como instantánea, momentánea o temporal [13].

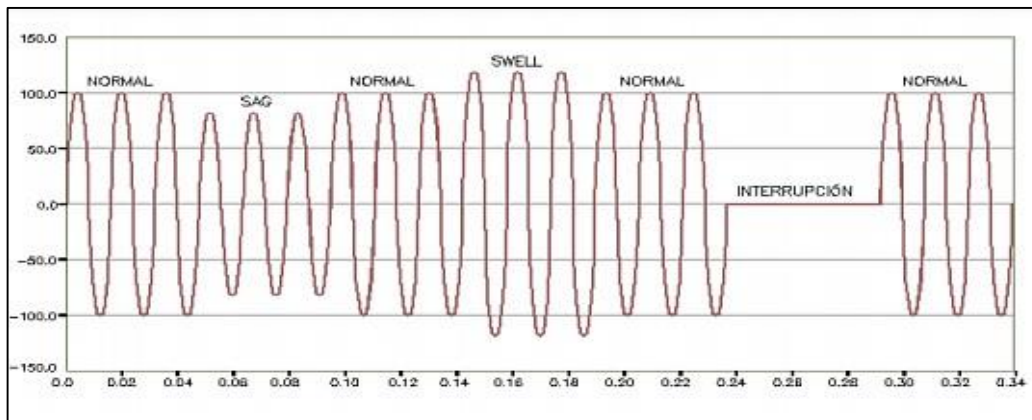


Figura 1.4 Perturbaciones de corta duración. Fuente: [13]

1.4.3.1. DEPRESIÓN (SAG O DIP)

Un decaimiento, es un decrecimiento o Sag en el valor eficaz de la tensión que está dentro del error de un 10 y el 90%, además está en el tiempo que va desde 0.5 ciclos y 1 minuto. Esta disminución de tensión viene dada por las averías en el sistema de potencia y también por la conexión de grandes cargas como motores y soldadores, en caso de motores por el arranque ya que se necesita de grandes corrientes, esto se hace para equipos controlados gracias a la electrónica, en caso

de un voltaje que este por debajo de un 20% del valor nominal de la red se dice que esta fuera de operación [13].

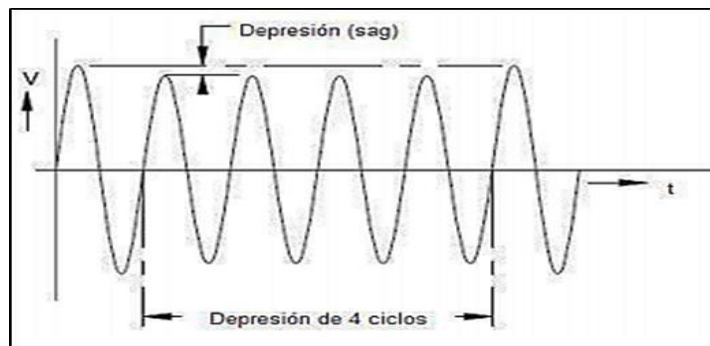


Figura 1.5 Depresión de voltaje Fuente: [13]

1.4.3.2. ELEVACIÓN (SWELL)

Se define un Swell a un aumento del valor eficaz de la tensión, este se encuentra dentro del rango del 110% y el 180%, el cual tiene un tiempo que se encuentra entre 0.5 ciclos y 1 minuto. Tiene una similitud con las depresiones, las cuales son variaciones que están asociadas a averías en el sistema de potencia y estos no ocurren con frecuencia comparado con los Sags [13].

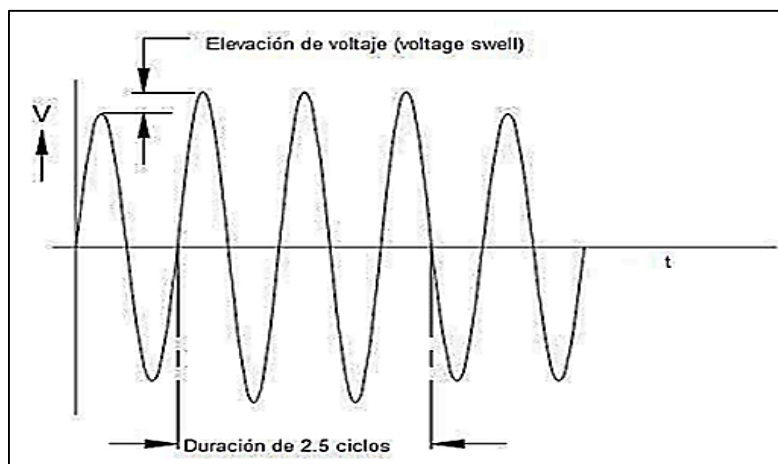


Figura 1.6 Elevación de voltaje. Fuente: [16]

1.4.4. DESEQUILIBRIOS DE TENSIÓN

La inestabilidad del voltaje existe cuando hay un desequilibrio en el sistema trifásico o también se dice que el sistema trifásico es asimétrico, además es producido por

la implementación de cargas monofásicas, las cuales tienen una circulación de corrientes distintas que producen voltajes desequilibrados [13].

1.4.5. DISTORSIÓN DE LA FORMA DE ONDA

Es causada cuando se pierde las características de la forma de onda sinusoidal ideal, es decir los valores de tensión nominal, amplitud, corrientes y frecuencia, estas se ordenan comúnmente en cinco formas los cuales son; offset de CD, armónicos, inter-armónicos, muescas y ruidos [16].

1.4.5.1. OFFSET DE CD

El offset de CD, ocurre cuando hay un componente de corriente continua, la cual es elevado en la señal. Los efectos que producen estos offset de corriente directa es las averías y elevaciones de las perdidas en transformadores y el envejecimiento de los contactos en interruptores y la tolerancia del valor eficaz es de 0 a 10% [16].

1.4.5.2. ARMÓNICOS

Es una onda sinusoidal, cuya frecuencia es múltiplo de la onda fundamental y la frecuencia fundamental es la frecuencia de oscilación de la onda o de la función periódica en análisis, además la frecuencia normalmente se emplea de 50 Hz o 60 Hz, ocurre frecuentemente cuando hay cargas no lineales de los distintos equipos y cargas que se encuentran en el sistema de potencia [15].

Algunas causas son [15]:

- Perdidas en transformadores.
- Averías en condensadores.
- Se elevan las perdidas en los motores por sus vibraciones.
- Interrupciones en el campo de las telecomunicaciones.
- El funcionamiento no apto de máquinas electrónicas.

1.4.5.3. INTERARMÓNICOS

Son todas aquellas ondas, cuya frecuencia no son múltiplos de la fundamental, donde h no va hacer entero, toma valores decimales y estas se pueden presenciar en las líneas de distribución y transmisión, una característica es que no es periódica con respecto a la fundamental o al periodo de la fundamental, además es una distorsión cíclica pero no al mismo periodo de la fundamental [12].

Las razones por las cuales se producen son [12]:

- Los convertidores estáticos.
- Hornos de arco.
- Ciclo-convertidores.
- Convertidores electrónicos.

1.4.5.4. MUESCAS

Disturbio transitorio periódico en la forma de onda del voltaje de alimentación con un tiempo menor a medio ciclo. Dada por la interrupción que se presenta de forma continua en la onda, además es provocada por el funcionamiento normal de los equipos electrónicos de potencia y también se ocasiona cuando hay una permutación en los convertidores electrónicos. Las muescas producen errores en los informes de la parte informática, bajo rendimiento en los dispositivos de instrumentación y control y desgaste de componentes y contactos [13].

1.4.5.5. RUIDO

Son múltiplos de la fundamental con frecuencias de orden alto, además se percibe por equipos electrónicos de potencia, por el uso inadecuado de las puestas a tierra, por no estar equi-potenciadas. El ruido consiste en la distorsión de la forma de onda que no se pudo clasificar como transitoria, además presenta daños en equipos electrónicos, como lo son los controladores, dispositivos de medición y control [13].

1.4.6. FLUCTUACIONES DE TENSIÓN

Las variaciones del voltaje están asociadas a la onda de tensión, el cual se distorsiona cambiando de amplitud y esto ocurre por las sobrecargas en el sistema de potencia eléctrica, los rangos que comprenden estas fluctuaciones están dados entre 90% a 110%. Afectan de manera directa en cortos tiempos a las lámparas con el efecto flicker, dando efectos negativos para la salud del ser humano ya que afectan la parte de la visión. Los hornos de arco eléctrico, así como los hornos de arco, son el origen más frecuente de las variaciones de tensión en el sistema de transmisión y distribución. En instalaciones residenciales, el efecto de flicker es producido por el arranque automático de refrigeradores o al energizarse calefactores o estufas eléctricas. [13]

1.4.7. VARIACIÓN DE LA FRECUENCIA

Estas variaciones corresponden al desvío de la frecuencia nominal de la forma de onda ideal, el cual está especificado en los valores (50 Hz o 60 Hz). Las elevaciones y disminuciones de la frecuencia en el sistema de potencia pueden durar diferentes tiempos, esto ocurre por fallas en el sistema de transmisión, generación debido a la velocidad del generador, puede ser que aumente o disminuya dependiendo de la carga o demanda que se esté generando, además ocurre por la conexión o desconexión de grandes cargas del sistema eléctrico o el paro de una generadora [13] [15].

Hoy en día, el mundo se ha industrializado más y, por lo tanto, se han incrementado los usos de equipos electrónicos sensibles, dispositivos de conmutación, cargas no lineales, convertidores electrónicos de potencia y dispositivos de protección / relés. Los principales motivos por los cuales es recomendable clasificar los eventos en diferentes categorías se debe a la necesidad de aplicar las técnicas adecuadas para obtener mediciones, resolver problemas, extraer parámetros característicos o establecer métodos de clasificación que dependen del tipo o clase de evento en cuestión. Existen diversos criterios para tener una eficiencia eléctrica de acuerdo a la variación o los parámetros que difieren de la forma de onda ideal. [16]

En los últimos años con el empleo de técnicas matemáticas es viable establecer con amplia exactitud, aunque una onda eléctrica de tensión o de corriente muestra varias distorsiones que logre perturbar a la actividad de los aparatos eléctricos. Un ejemplo de ello es la introducción de la transformada Wavelet, lo cual permite establecer los momentos estacionales donde se originan las perturbaciones [17] [18].

CAPÍTULO II MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA

Convencionalmente los sistemas de clasificación de eventos de calidad de la energía son centrados en determinar coeficientes que le permitan a un operario que plantee un análisis, en donde los métodos avanzados proporcionan la posibilidad de correlacionar datos y gestionar el análisis de calidad de la energía. Posteriormente se presentan los métodos más empleados, fundamentados en una búsqueda bibliográfica para la clasificación de eventos de calidad de la energía, los cuales son [13] [23] [20] [27]:

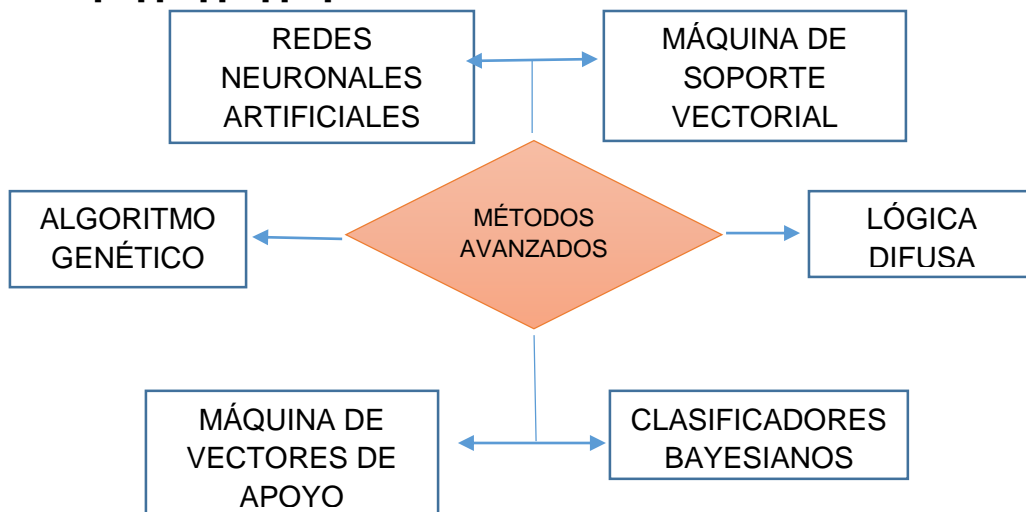


Figura 2.1 Estructura red neuronal artificial. Fuente: Elaboración propia.

2.1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las redes neuronales artificiales se usan en hallar patrones, organización, acercamiento de funciones, perfeccionamiento y asociación de datos. Asimismo, el uso es amplio en varias aplicaciones como por ejemplo en los sistemas de potencia, por su rendimiento y su capacidad de distribución y acercamiento de funciones o patrones. Estas establecen además una estrategia sólida para la creación de conjuntos de procesamientos de señales [13].

Una red neuronal es un sistema o grupo de componentes o integrantes de elementos informáticos independientes (llamados neuronas), plenamente relacionados entre sí, cuyo propósito está determinado por la estructura de la red el cual que operan en paralelo, operando una a una las formas de cada una, pero en sincronía con los demás. [13]

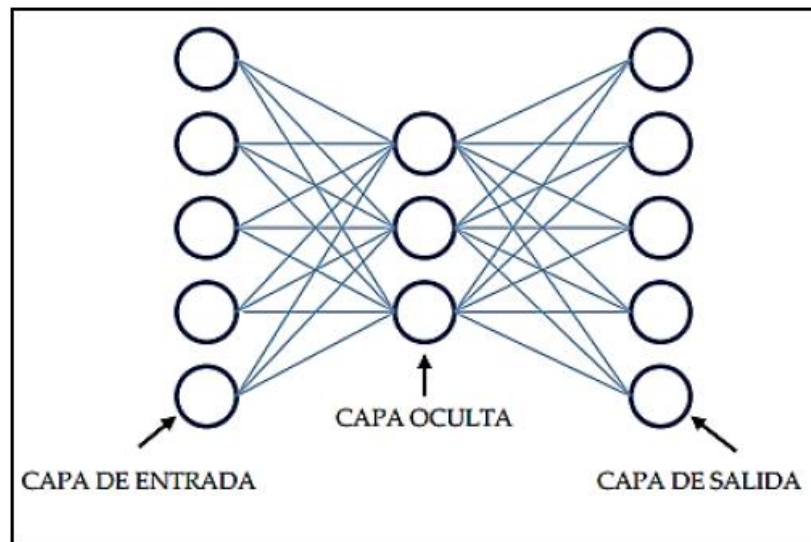


Figura 2.2 Estructura red neuronal artificial [13].

Las redes neuronales artificiales ofrecen un enfoque completamente diferente para la resolución de problemas. Una red neuronal artificial es un modelo construido mediante el aprendizaje de varios ejemplos de este comportamiento. Transforma los datos dados que pertenecen a un problema en un modelo o predictor, y luego aplica este modelo a los datos actuales para obtener una estimación. Además de tener ventajas como la insensibilidad al ruido (moderado) o falta de fiabilidad en los datos [19].

Las redes neuronales artificiales presentan una serie de problemas que pusieron en duda sus capacidades. Los algoritmos empleados para el entrenamiento de una red

neuronal artificial generalmente necesitan de un número grande de muestras para lograr una precisión deseada lo que provoca que, en implementaciones reales, se deba contar con un número grande de mediciones para entrenar un algoritmo de este tipo. Por otro lado; el proceso de entrenamiento generalmente toma mucho tiempo [19].

Los mencionados problemas que las redes neuronales artificiales presentan impulsaron a los investigadores a estudiar algunas técnicas de aprendizaje lineal superadoras para resolver problemas de reconocimiento de patrones y aproximación de funciones. Dentro de la familia de algoritmos de inteligencia artificial existe una técnica conocida como Máquina de soporte vectorial por sus características intrínsecas, resuelven muchas de las desventajas que presentan las redes neuronales artificiales. [6]

Las redes neuronales artificiales ofrecen algunos aspectos atractivos, especialmente cuando los modelos de señales subyacentes o los sistemas físicos asociados a las señales son desconocidos en gran medida. Las redes neuronales artificiales nos ofrecen una vía para la clasificación de señales bajo modelos de "caja negra", pero sin garantizar el rendimiento. Las redes neuronales se clasifican en dos, multicapa y base radial, donde a continuación se especificarán cada una de ellas [23].

2.1.1. CLASIFICADORES MULTICAPA

Es una red neuronal que suele constar de una capa de ingreso una o varias capas guardas y una capa de salida, como se observa en la Figura 2.1.1. Cada capa de capa de un MLP contiene varias neuronas que están conectadas por pesos sinápticos [23].

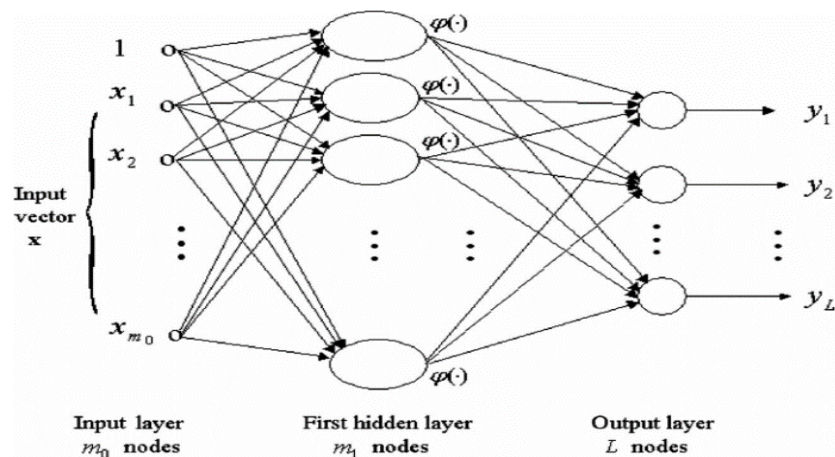


Figura 2.1.1 Ejemplo de red neuronal que consta de una capa oculta [23].

Se utiliza una variable de funcionamiento $\varphi(\bullet)$ sobre el campo concreto incitado asociado a cada neurona. Esto equivale a aplicar una función no lineal, por ejemplo, una función sigmoideal cuyo ingreso es la adición promediada de las salidas de las neuronas de la capa anterior, que da como resultado la salida de la neurona. Para un problema de codificación de L clases necesitamos un total de L neuronas en la capa de salida para generar las salidas $y(O) j, j \frac{1}{4} 1, \dots L$, para simbolizar cada una de las variedades de decisiones posibles. La cantidad de neuronas en la etapa de entrada suele ser igual que el dimensionamiento del vector de especificaciones (o el dimensionamiento del vector de señales de ingreso). El dígito de neuronas de una capa oculta, así como el número total de capas ocultas viene determinado por la distribución de las NNs y consiguen trasformar elocuentemente para distintos aplicativos [23].

2.1.2. REDES DE FUNCIONES DE BASE RADIAL

Una red de funciones de base radial es otro tipo de red neuronal donde la red se diseña mediante el llamado problema de ajuste de curvas: encontrar una localizar una zona que tienen varias dimensiones que se ajustan lo mejor posible a los datos de adiestramiento. Una red RBF suele constar de tres capas (véase la Figura 2.1.2). La capa de entrada de La capa de entrada de la red recibe el vector de características extraído de la señal. La segunda capa emplea una innovación no lineal del área de ingreso al sitio de características, que suele tener una dimensión mayor que la del espacio de entrada. Las salidas de la red salidas de la red son la suma ponderada de las neuronas de la capa oculta [23].

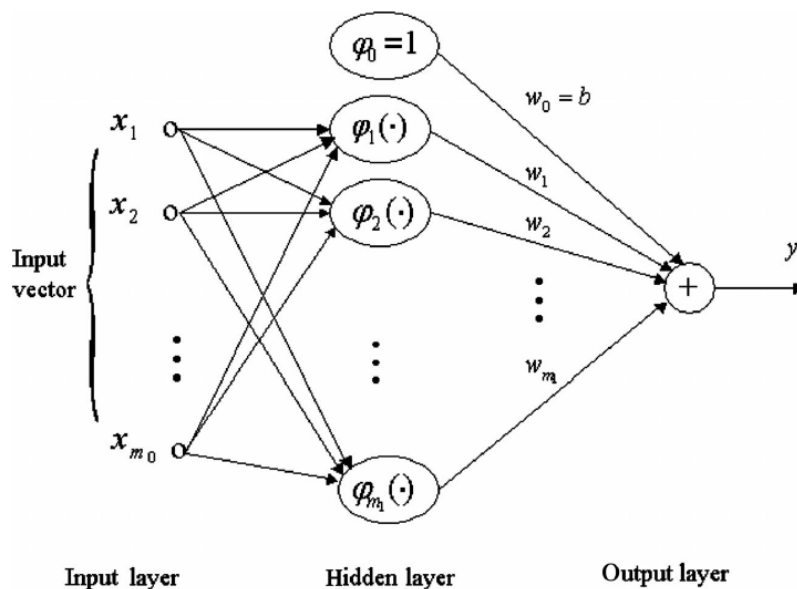


Figura 2.1.2 Red de funciones de base radial generalizada [23].

El aprendizaje supervisado mediante la red de funciones de base radial es un problema de reconstrucción del hiperespacio mal planteado para un conjunto de datos que puede ser disperso. Consideraremos aquí las redes RBF generalizadas. Sin pérdida de generalidad, consideremos un espacio de salida unidimensional, es decir, y_j es un escalar, $y_j \in \mathbb{R}$. Una red de funciones de base radial generalizada [23].

Algunas ventajas que tiene este método son [30]:

- Ajuste bien los datos no lineales con una gran cantidad de características de entrada.
- Ampliamente utilizado en la industria.
- Muchas implementaciones de código abierto.

Presenta varias desventajas las cuales son [30].

- Las redes neuronales solo son adecuadas para entradas numéricas, vectores con valores constantes y conjuntos de datos con datos que no faltan.
- Los límites de clasificación son difíciles de entender intuitivamente y las RNA son computacionalmente costosas.
- Las cajas negras les dificultan trabajar con ellas, al igual que tratar de explicar las razones detrás de nuestro comportamiento consciente examinando el subconsciente humano.
- Difícil de entrenar: los resultados del entrenamiento pueden ser no deterministas y dependen principalmente de la elección de los parámetros iniciales.
- Las redes neuronales multicapa suelen ser difíciles de entrenar y necesitan ajustar muchos parámetros

2.2. MÁQUINA DE VECTORES DE APOYO

Son idóneos para localizar límites no lineales si las clases son linealmente no separables. Los principales temas de interés en el uso de la máquina de vector de apoyo para la clasificación son la eficiencia de la globalización y la complicación del clasificador, que es una cuestión de aplicación práctica. Más concretamente, cuando diseñamos un método de codificación, es originario querer que el registrador tenga un buen rendimiento de generalización, es decir, un buen rendimiento en el grupo de pruebas más que en el grupo de preparación. Se quiere que el ordenador converja a un óptimo global en lugar de algunas posiciones óptimas locales [23].

También consideramos el problema del sobreajuste, donde ofrecemos demasiadas o muy pocas muestras de entrenamiento, si utilizamos demasiadas muestras de entrenamiento, es posible que el clasificador se adapte demasiado a las muestras de entrenamiento. No obstante, si se tiene pocas muestras de entrenamiento, puede que no se pueda lograr una protección estadística suficiente para la totalidad de los escenarios posibles. En ambos casos conducirán a un mal rendimiento de la generalización, es decir, a un mal rendimiento en el conjunto de datos de prueba [23].

Un clasificador bayesiano es una técnica selecta que utiliza las colocaciones de probabilidad posteriores. A pesar del coste computacional es alto cuando la extensión de las características se hace amplia, incluso para una PDF gaussiana. Esto suele dificultar la aplicación práctica de los clasificadores bayesianos [23].

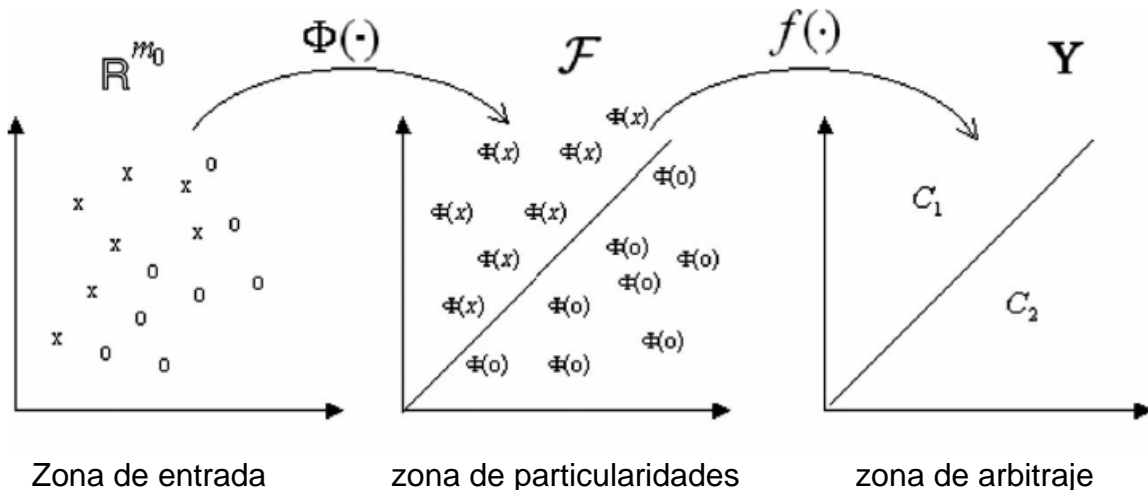


Figura 2.3. Diferentes espacios y mapeos en máquinas de vectores de apoyo [23].

Veremos más adelante que la elección de F está asociada a la selección de una función Kernel lo que da lugar a diferentes tipos de SVM. Una vez que se elige un espacio de características de alta dimensión F se elige, se aplica otra función $f(\cdot)$ para mapear el área de características en un espacio de decisión de decisión [23]. La mejor función $f(\cdot)$ que puede clasificar correctamente un ejemplo no visto (x, d) en un conjunto de prueba es la que minimiza el error esperado o el error de generalización [23].

2.2.1. CASO 1: MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO PARA PATRONES LINEALMENTE SEPARABLES

Dejemos que los pares de muestras de entrenamiento pre etiquetadas sean $(x_1, d_1), \dots, (x_N, d_N)$, donde x_i son los vectores de entrada de entrada y d_i son las

etiquetas correspondientes en una clase binaria $Y \in \{1, -1\}$ que son linealmente separables. Las condiciones para una clasificación perfecta en el espacio de características F sin error de entrenamiento [es decir, el primer término del lado derecho de (9.91) es cero] son, para $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ [23].

$$\begin{aligned} \{w, \phi(x_i)\} + b &\leq 0 && \text{para } d_i = +1 \\ \{w, \phi(x_i)\} + b &< 0 && \text{para } d_i = -1 \end{aligned} \tag{1}$$

2.2.1. CASO 2: MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO DE MARGEN SUAVE PARA PATRONES LINEALMENTE NO SEPARABLES

Para un caso linealmente no separable, un clasificador con error de entrenamiento cero puede llevar a sobreajuste. Además, conseguir una alta precisión de entrenamiento puede no ser la mejor manera para minimizar el error en el conjunto de pruebas. Por lo tanto, una estrategia mejor es permitir un cierto error de entrenamiento para conseguir un menor error en el conjunto de pruebas. Para ello se ha diseñado una SVM de margen suave propósito [23].

Como se sabe, un margen se concreta como la trayectoria más estrecha entre el límite de separación y un vector de entrada que puede ser clasificado correctamente (por ejemplo, clasificado como $d_1=+1$ y $d_2= -1$). Para los casos linealmente separables, el error de entrenamiento es igual a cero, y todos los vectores de soporte del conjunto de entrenamiento se sitúan exactamente en los márgenes. En las SVM de márgenes suaves se permite tener algún error de entrenamiento, donde los vectores de soporte se encuentran tanto en los márgenes como dentro de los márgenes: Aquellos vectores de soporte que se encuentran entre los límites de separación y los márgenes son las muestras mal clasificadas del conjunto de entrenamiento. En una SVM de márgenes suaves, se añade una restricción de márgenes suaves [23].

Este método tiene varias ventajas las cuales son [32]:

- Puede resolver problemas de gran dimensión, es decir, grandes espacios de características.
- Capaz de manejar la interacción de características no lineales.
- No es necesario depender de todos los datos
- Puede mejorar la capacidad de generalización.

Además de ventajas también presenta desventajas [32]:

- Cuando hay muchas muestras de observación, la eficiencia no es muy alta

- No existe una solución universal para los problemas no lineales, a veces es difícil encontrar una función de Kernel adecuada
- Sensible a los datos faltantes.

2.3. MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL

La máquina de soporte vectorial es un método moderno de aprendizaje computacional fundado en la teoría de la enseñanza estadística presentada por Vapnik y se especializa en un rango menor de muestras para entrenamiento [13]. Así la máquina de soporte vectorial se conforma por un grupo de técnicas de enseñanzas establecidas en inspección, donde el objetivo es la recuperación de conflictos congruentes con el fin de identificar y la clasificar [13] [20].

Esta máquina constituye un método el cual se basa en el aprendizaje para la determinación de conflictos de clasificación y regresión. Para ambos casos, la determinación se fundamenta primero en una fase de entrenamiento donde se integran datos del inconveniente y solución en forma de pares, y una segunda fase de uso para la resolución de problemas suministrando como salida la solución a un problema dado [13] [20] [21].

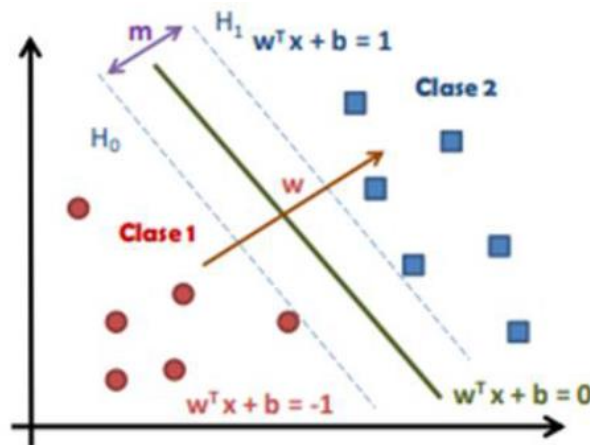


Figura 2.4 Fronteras de decisión [25].

La finalidad de una máquina de soporte vectorial para el uso de clasificación de perturbaciones es de proveer una forma computacional y eficiente de aprendizaje que realice un óptimo análisis de dos clases por medio de un hiperplano ubicado en un espacio característico de mayor dimensión [21].

El aprendizaje se formula como un problema de optimización donde la clasificación de los datos se realiza determinando un conjunto de magnitudes y direcciones de

soporte, que son miembros del unido de entradas de entrenamiento que delinear el hiperplano. SVM puede hallar términos no lineales si las clases son linealmente no separables. Los SVM son sistemas de aprendizaje que utilizan espacios de hipótesis de funciones lineales en un espacio característico de mayor dimensión, entrenados con un algoritmo que se basa en la teoría de optimización matemática y que implementan un sesgo de aprendizaje proveniente de la teoría de aprendizaje estadístico [6].

Sus ventajas son [32]:

- Óptimo en campos de amplias dimensiones.
- Aun eficiente en asuntos donde el valor de extensiones es más grande que el valor de entradas.
- emplea un subgrupo de puntos de preparación en la función de fallo (llamada vector de soporte), por lo tanto, se dice que es óptimo en temas de memoria.
- Cambiante: se logran detallar otras ocupaciones del núcleo para la función de disposición. Se suministran Kernels frecuentes, pero asimismo es viable detallar Kernels personalizados.

Además, presenta algunas desventajas las cuales son [32]:

- Cuando el conjunto de características es grande comparado con el conjunto de muestras, se debe evitar la exuberancia de ajuste al seleccionar las funciones Kernel y la expresión de regularización es decisivo.
- El método máquina de vectores de soporte no suministran claramente apreciaciones de probabilidad, por lo tanto, se automatizan proporcionando una validación cruzada quíntuple.

2.3.1. CLASIFICADOS DE VECTORES DE SOPORTE

Un clasificador que emplea soportes de vectores tiene como objetivo proveer una forma computacional y eficaz del aprendizaje que emplea una óptima separación de dos clases por medio de un hiperplano estacionado en un espacio característico de mayor dimensión [34].

Una máquina de soporte vectorial lo primero que hace es un mapeo de todos los puntos de ingreso a un espacio característico de mayor dimensión. Existen varios métodos para encontrar el hiperplano óptimo, de los cuales se destaca el de margen máximo, para optimizar el número de soportes vectorial [34].

2.3.2. CLASIFICADOR DE MÁXIMO MARGEN

Este clasificador es el que se encarga de encontrar un hiperplano que divida a las clases maximizando el margen m [34].

El margen m se concreta como el trayecto entre dos puntos dados, de ambas clases, más cerca de la superficie o próximos, de decisión que en este caso es un hiperplano [34].

En la clasificación hay un problema entre dos clases de datos, puede ser de dos tipos [34]:

- Las clases son linealmente separables
- Las clases no son linealmente separables

2.3.2.1. CLASIFICADOR PARA DATOS LINEALMENTE SEPARABLES

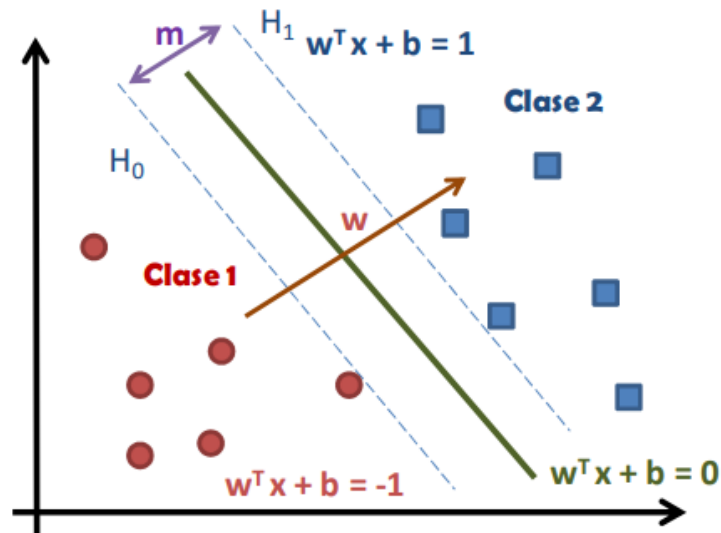


Figura 2.3.1 Fronteras de decisión [34].

Extender el margen m es un problema de optimización matemática con una función objetivo (cuadrática convexa) y puede ser decidido mediante la proposición de un inconveniente dual incorporado multiplicadores de Lagrange [34].

Cuando no se conoce algún mapeo, en una máquina de vectores de soporte se localiza el hiperplano perfecto usando el producto punto con funciones en el lugar de características que son mencionados Karnels. El resultado del hiperplano logra ser escrito como la mezcla de un número reducido de puntos de ingreso que se llaman vectores de soporte [34].

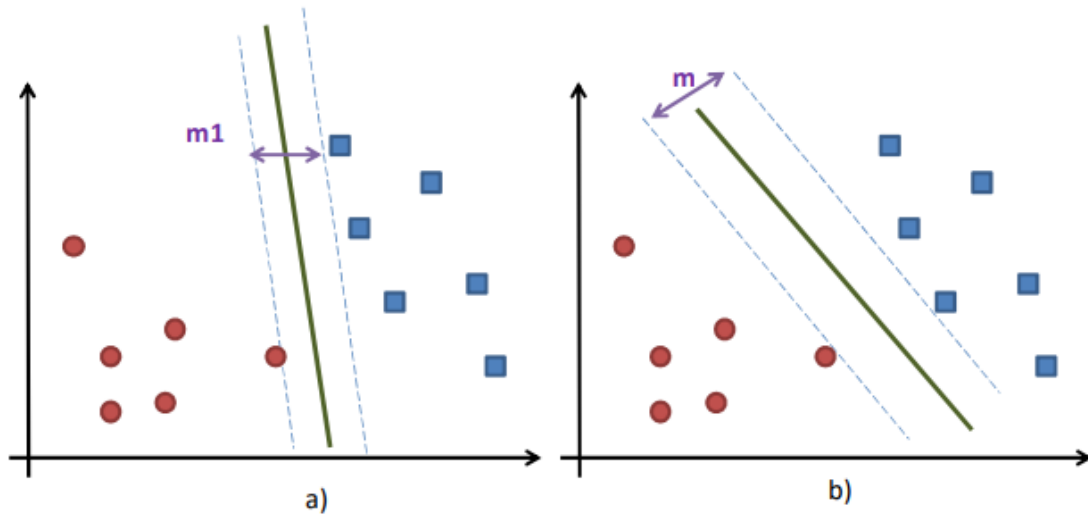


Figura 2.3.2 Caso linealmente separable [34].

En la figura 2.2.2, para un mismo conjunto de datos, se encuentra dos planos que cumplen con el objetivo de aislar las dos clases presentes originalmente [34]. Además, se observa que el margen m_1 de la figura 2.2.2 a), es más estrecho que el b), es decir que no hay un único plano que separe las dos clases de datos, sin embargo, existe un único plano óptimo que maximiza el margen m [34].

2.3.1.2. LÍMITES DE DECISIÓN

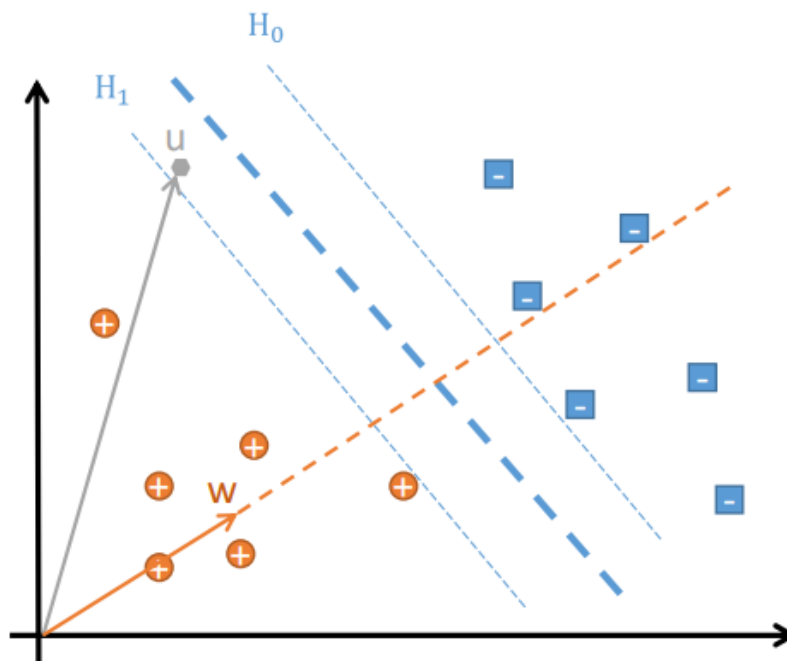


Figura 2.3.3 Caso límite de decisión [34].

Se considera un conjunto de entrada S , donde se dice que $X_i \in \mathbb{R}^n$ con $i=1, 2, \dots, N$. Esta agrupación de puntos, clasificados como muestras positivas y muestras negativas en la figura 2.2.3 separados por una región de decisión [34].

Es necesario destacar que H_1 y H_0 son paralelos, es decir tienen la misma norma y entre ellos no existe ninguna muestra [34].

Aunque no se conoce aún cuál de las rectas infinitas posibles que dividen el conjunto de muestras linealmente separables, en este apartado, es posible limitar un vector W cuya característica principal es la de resultar perpendicular a la frontera de decisión [34].

Además, se observa el vector U en la figura 2.2.3, que se corresponde con un punto cualquiera del plano. Puede encontrarse indefinidamente en la zona donde están los círculos positivos o negativos en este caso figuras cuadradas [34].

Para solucionar esta problemática se propone establecer una proyección del vector U sobre el vector W . entonces depende del valor de proyección, obtenido mediante el producto punto y representado por medio de un escalar, dará una medida de cuan cerca esta o lejos nos encontramos de la región de decisión. Por otro lado, para determinar la distancia de un punto X del plano a la frontera de decisión se define un umbral C cuya evaluación define en que zona la muestra se localiza [34].

2.3.1.3. CLASIFICADOR PARA DATOS LINEALMENTE NO SEPARABLES

Para tratar este caso se necesitan de disminuir las restricciones del problema. Si el conjunto S no es linealmente separable [34].

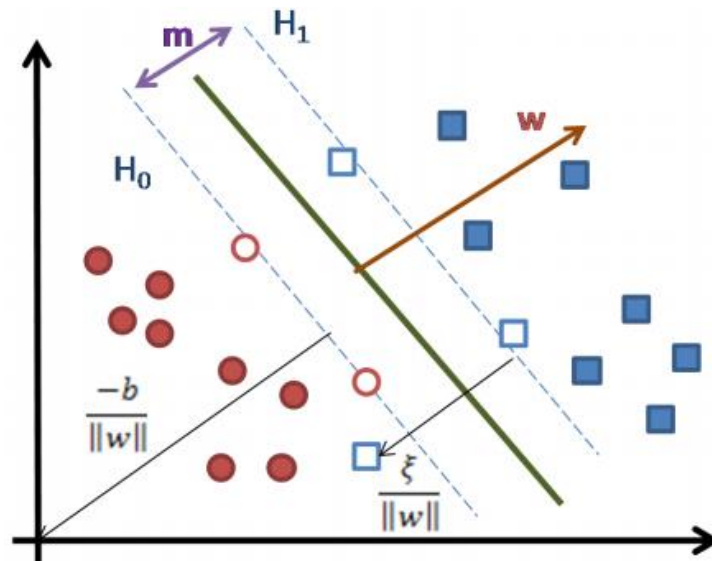


Figura 2.3.4 Hiperplano para el caso no linealmente separable [34].

De este modo, las limitaciones son denominadas restricciones de margen duro, estas son transformadas en restricciones de margen blando, mediante la inclusión de una variable de disminución ξ_i $i=1, \dots, 1$ de la siguiente manera [34].

$$X_{iw}+b \geq +1- \xi_i \quad \text{para } y_i = +1 \quad (2)$$

$$X_{iw}+b \leq +1- \xi_i \quad \text{para } y_i = -1 \quad (3)$$

Esta táctica admite una cierta tolerancia de datos denominados outliers, donde los outliers es un dato muy lejos de los restantes puntos de la clase a que pertenece. Además la expresión $\sum_{i=1}^N \xi_i$ representa el número de errores de tratamiento [34].

2.4. LÓGICA DIFUSA

El método práctico Fuzzy es particular de la inteligencia artificial que se emplea en el modelo de diagnóstico. El cual posee un excelente contenido de determinación, además brindan una respuesta viable y fiable que muestra facilidad es su campo de estudio a dificultades complejas, por lo tanto, en la gramática se especifica como una herramienta optima y con varios campos en el sistema eléctrico de potencia y en pronósticos y diagnósticos de calidad de la energía [13].

Además, la lógica difusa concierne a una colección o grupos de sistemas lógicos con caracteres difusas la cual se fundamenta de premisas que tienen irrefutable porcentaje de veracidad y por ende ni falsas, logran agarrar una estimación alguna de autenticidad dentro de un grupo de valores que están dentro de un intervalo [26]. El aprendizaje paramétrico tiene como propósito lograr las posibilidades y eventuales solicitadas a partir de un arreglo dado [27].

La lógica difusa se puede ver como un método en la representación de alguna causa de control difuso lograría mezclar requisitos de entrada como conjuntos difusos y por medio de ordenes proporcionarle un resultado de salida [27].

Se basa en dar soluciones a inconvenientes de precisión, ya que tiene metodologías para dar inconvenientes de vacilación con relación a la exactitud de datos que se analicen, además la lógica difusa sería fundar un resultado de la posición de ingreso en un valor de salida ya sea verídico o erróneo, donde la discrepancia sería con una mayor exactitud. Como todo en la literatura tiene ventajas y desventajas en el caso del método lógica difusa [27].

Ventajas

- La ventaja más común de este método es su habilidad de ejecución.
- Este método esta proporcionado porque da buenos resultados es decir se optimiza en sus técnicas no lineales y de ardua modelación.
- Su funcionamiento es parecido a la actuación del ser humano.
- Se proporciona de manera fácil y rápido, además el proceso se hace de manera barata en cuestión de resolución de problemas.
- No es necesario distinguir el proceso que implementa el método con respecto a la matemática que emplea el funcionamiento.
- No depende el método de ecuaciones matemáticas complejas o amplias.
- Posibilidad de facilitar la consecución de soluciones anteriores a inconvenientes por resolver.

Desventajas

- Frente a un inconveniente que presenta solución por medio de un patrón matemático, se alcanzan resultados más bajos usando el método de lógica difusa.
- No existe hasta el día de hoy un estudio o análisis matemático estricto que avale que la utilización de un método experto difuso, para vigilar el método, que se obtenga como conclusión un método invariable.
- Es un problema interpretar los productos difusos
- Varias interpretaciones de trabajadores y normas de deducción difusa.

2.2.1. SISTEMAS LÓGICOS DIFUSOS

El método lógico difuso es una localización no lineal de un vector de datos en el ingreso y con una excursión escalar, por consiguiente, mapea números con números. Las teorías de este método forman las descripciones de este mapeo no lineal ideal, además en cuanto a lo que puede manejar cálculos matemáticos y las ideas lingüísticas paralelamente. Los sistemas de lógica difusa han sido ampliados en el campo de inspección automático, categorización de datos, estudios de determinaciones y sistemas expertos. Este sistema tiene tres etapas [35].

- Fusificación
- Reglas de evaluación
- Defusificación

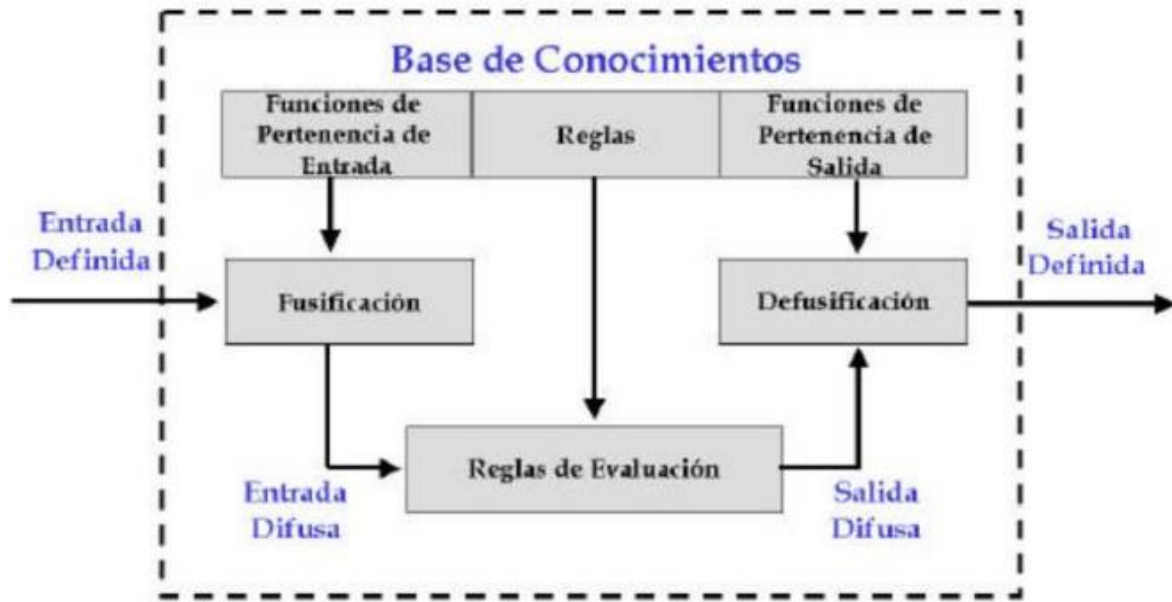


Figura 2.4.1 Hiperplano para el caso no linealmente separable [35].

2.2.1.2. Fusificación

La Fusificación tiene elementos importantes uno de ellos es las ocupaciones de propiedad de acceso, la inconstante del proceso las cuales son accesos definidos, no difusa que intersectan las ocupaciones propias, provocando los ingresos difusos. De acuerdo a este proceso el fusificador determina una correlación entre los datos de ingreso no difusos y sus oportunos grupos difusos [35].

2.2.1.2. REGLA DE EVALUACIÓN

La regla de evaluación se puede decir que son juicios si-entonces que relatan las situaciones, es decir los referencias y las labores como las congruentes, que deben concurrir para la toma de decisiones [35].

Las normas difusas admiten la expresión de comprensión que se tiene referente a la correlación entre las circunstancias y las consecuencias en un innegable porcentaje de valor de realidad [35].

Los sistemas difusos mediante la inferencia descifran las normas de tipo IF-THEN comprendidas en su pedestal de entendimiento, con el objetivo de alcanzar los productos de la puerta desde los productos que poseen las versátiles lingüísticas de ingreso al sistema [35].

La inferencia se calculó mediante tres 3 caminos: incorporación de las versátiles lingüísticas de ingreso, estructura u oposición e incorporación de la deducción [35].

- Incorporación de las versátiles lingüísticas de ingreso

Es el paso para empezar que se persigue para la realización de una deducción difusa, determina el grado del complemento en el cual se efectúa la parte SI de la norma, además si la norma sujeta algunas señales, las cuales recubren estar concernientes por operadores lógico difusos [35].

- Estructura

En este apartado se procede a ejecutar la consecuencia, y se conoce asimismo como discrepancia difusa. Mediante la constitución se hace la comprobación de la validez de la conclusión de una norma al dar una relación con el grado con que se efectúa el informe de la norma [35].

- Incorporación de la deducción

Los arbitrajes están establecidos en el experimento de todas las normas que conforman un grupo de deducción difuso, los invariables de las normas corresponden estar dispuestas de cualquier modo para coger un arbitraje. La añadidura es la causa a través del cual los grupos difusos que decretan las salidas de las normas son mezclados en un magnífico grupo difuso [35].

2.2.1.2. DEFUSIFICACIÓN

Mediante la defusificación transforman los valores difusos nuevamente en valores definidos, esto pasa porque las utilidades en los conjuntos difusos no logran comprender los productos lingüísticos logrados. Se presentan algunos métodos de defusificación [35]:

- Tratamiento grande
- Promedio ponderado
- Singleton
- Centro de masa

2.5. ALGORITMO GENÉTICO

Este método se fundamenta en un grupo de normas de indagación fundamentadas en el funcionamiento de la elección originada y la genética natural. Las metodologías adaptativas que se emplean para solucionar inconvenientes de búsquedas y perfección. Se encuentran fundados en el avance genético de los cuerpos vivos. Largamente en las concepciones, las poblaciones progresan en la naturaleza conforme con los manuales de la elección natural y de la persistencia de los más compactos. Por simulación de este desarrollo, estos métodos son idóneos de ir fundando resultados para dificultades del mundo actual. El progreso de optimismos resultados, para los valores lógicos del inconveniente de acatar en una mejor compostura de una apropiada clasificación de las semejantes [13] [21].

El método se muestra como un instrumento eficaz para supervisar y vigilar las alteraciones del sistema de potencia de energía formadas debido al cumplimiento hacendoso de las técnicas de energía. [26]

Además, se puede decir que consiste en una función matemática o se puede entender como una tradición de software que adquiere como ingreso a los virtuosos y regresa como salidas cuáles de ellos deben crear descendencia para las novedosas generaciones [28].

Este método se caracteriza por qué [21] [29]:

- Indagan en un grupo de medios.
- Se fijan en monopolizar la investigación de un cargo preciso o función fitness mas no en agregar otro discernimiento determinado.
- Emplean normas de mutación probabilísticas.
- Solo consiguen ocupasen con grupos finitos.

2.5.1. TIPOS DE CODIFICACIÓN

Se debe elegir la categorización apropiada, para la contrariedad que se va a solventar. Además, cada sujeto está compuesto por una sucesión definida de genes, se debe cumplir las siguientes codificaciones para representar as soluciones, las cuales son [29]:

- Completitud: las soluciones posibles se deben representar
- Coherencia: se corresponden simbolizar únicamente disoluciones posibles del inconveniente
- Semejanza: los cuerpos en total se deben representar por igual suma de codificadores, donde no debe haber cuerpos en sobrerrepresentación o sub-representados.
- Ámbito: las pequeñas alteraciones o permutas en los sujetos se tienen que concernir con diminutas permutas en los medios.

En el campo de los algoritmos genéticos concurren 2 características esenciales de simbolización, la codificación de cero y uno, real [29].

2.5.1.1. CODIFICACIÓN BINARIA

En esta codificación lo que realiza es la agrupación de los productos de inconstantes a un carácter binario, esta es la forma más común en las técnicas evolutivas, luego que se hace, por ende, es más fácil su proceso, ya que es más automático el

esquema y maniobra de los agentes genéticos, asimismo la concepción de un grupo utilizando clasificación binaria alcanzaría los siguientes pasos [29]:

- elegir las variables que refieren la solución.
- seleccionar la manera de recopilar en termino binaria repetición cambiante.
- los agregados de variables recopiladas forman el genoma del individuo

2.5.1.1. CODIFICACIÓN REAL

Este proceso es más fiable porque perfecciona la vigencia, por ende, no es inevitable descodificar cada medida para apreciar la función a seguir, esto quiere decir que se ahorra tiempo, además se manipula baja memoria, por lo tanto, se puede utilizar acomodados de variables de punto flotante para incorporar un cromosoma, en este caso de clasificación [29].

Algunas ventajas de este método son [21] [29]:

- No requieren preparaciones específicas sobre el tema o problema que intentan dar solución.
- Organizan la clase de procesos progresivas más completas para que reúnan de alguna manera instintiva completa el pedestal de procesos evolutivos.
- Definitivamente las instrucciones que se corresponden poseer en recuento para las metodologías progresivas son aquellos que poco tienen preparaciones definidas que necesiten del tema.
- Efectúan una indagación en un grupo de sitios y quedan fundamentados en normas de transformación probabilística señalando un número significativo de inmensos, es menos fiables que confluyan a un máximo o mínimo local.
- Logran juntar discernimiento agregados del inconveniente de una forma sencilla.
- No es menester que los eventos se establezcan en computadores con grande cabida, esto se da porque no requieren de amplios cálculos.
- Contiene demasiadas oportunidades de transformación y acomodación a la dificultad al resolver de forma muy fácil.
- Se tiene en cuenta los métodos de investigación en total que no contiene la indagación o información del gradiente, por ende, son oportunos para el buen funcionamiento de sus obligaciones con exuberancia con pocos particulares.

Algunas controversias son [21] [29]:

- Su funcionamiento del proceso lógico no tomara en cuenta las fortunas prohibiciones que consiguieran obligarse a la indagación.

- Este método solo consigue desarrollar con grupos definidos y el punto de indagación que pueda funcionar de la mejor manera, debe ser restringido.
- Quebranto de incertidumbre genética frena la producción de resolver novedades. Se aleja la oportunidad de permutar la indagación necesaria dentro de los agentes. Se origina el quebranto de inestabilidad en el inicio de las etapas lográndose retener en un bajo local.
- Inconvenientes de epítasis, se establecen en la proximidad. Si esta característica no se efectúa, los innovadores sujetos se crean con más frecuencia, por lo tanto, la secuencia de indagación es menos heurístico.
- Persiguiendo la presentación se encuentran 2 elementos principales para decretar el problema de fiabilidad.

2.6. CLASIFICADORES BAYESIANOS

Un clasificador bayesiano es un grafo consecuente encaminado en donde cada punto de conexión de más de uno está representado por una inconstante y cada arco una dependencia probabilística, son útiles para suministrar, además es una manera impenetrable de simbolizar el discernimiento y métodos dúctiles de razonamiento. Por otro lado, describe la probabilidad restringida de cada variable dada por el problema, la inconstante a la que anota la curva es dependiente, es decir raíz y consecuencia, de la que está al inicio de este. La organización de la red nos da indagación sobre las subordinaciones probabilísticas entre las inconstantes, además sobre las inconexiones eventuales de una variable, dada otra u otras variables, dichas independencias, resuelven la representación del discernimiento, es decir disminución de características y la consideración es la transmisión de las contingencias [26].

Se obtiene una red bayesiana desde los fundamentos, se fragmentan en dos fases [26]:

- Aprendizaje estructural
- Aprendizaje paramétrico

El descubrimiento distributivo se fundamenta en conseguir la organización de la red bayesiana en otras palabras las recomendaciones de dependencias e independencia dentro de las inconstantes implicadas. Además, se puede decir que las redes bayesianas son sistemas expertos que representan el conocimiento incierto mediante probabilidades [26].

Una Red Bayesiana es un patrón probabilístico que concierne un grupo de inconstantes circunstanciales por medio de un grafo encaminado, son redes esquemáticas sin repeticiones donde se simbolizan en inestables circunstanciales

y las recomendaciones de probabilidad que concurren dentro de ellas que admitan adquirir soluciones a inconvenientes de arbitraje en temas de inseguridad [33].

El problema principal de edificar una red bayesiana se fundamenta en el método de inconstantes reservadas y duraderas de representación sincrónica, estas se consiguen catalogar como la función del prototipo de inconstante a utilizar [33].

2.6.1. REDES BAYESIANAS CONTINUAS

Estas son las que poseen un dígito imperecedero de potenciales productos. En este prototipo de redes trasciende complejo decretar rotundamente las posibilidades restringidas por cada valor de cada variable, estas se representan por ende por una función de probabilidad [33].

Son de carácter continuo las mayorías de las variables, un ejemplo puede ser la conmutación del tiempo. En una red bayesiana algunas variantes estén inseparables incesantes y estén encarnadas por ocupaciones uniformes lineales, posee una repartición sin ningún inconveniente multivariada. Al efecto del tipo de versátiles se corresponde manipular por el transcurso de discretización formal a la adición amplia de antecedentes que corresponden formar modelados mediante de una clasificación de categorías y de tal cualidad crear crecidamente fácil el asunto de discretización [33].

2.6.2. REDES BAYESIANAS DINÁMICAS

En temas de utilización este método ha concurrido muy habituales en desiguales sitios así que, en la maniobra de técnicas especialistas en el campo de salud, en la purificación de aplicaciones de métodos avanzados, en la ciencia, en técnicas de fabricación, están orientados a la resolución de inconvenientes, además en el reconocimiento de posibilidades que reduzcan inseguridad, pues que el automatismo esencial se le facilita en el contexto económico [33].

A estas redes bayesianas se les da uso en la preparación y procedimiento de antecedentes, se fundamenta fundamentalmente con perfeccionar el bosquejo de desconfianza de peligro estratégico; talmente que aproveche así que el método de beneficio a la adquisición de arbitrajes en un escenario de acontecimiento y cumplir progresos en las habilidades de tácticas [33].

Estas redes como herramientas de misión de peligro tienen un buen porcentaje de peso para la asociación mutualista completo a sus inmensas participaciones en la disquisición de situaciones de consecuencia, como una extensa conducción de inconstantes [33].

En general los clasificadores bayesianos se pueden concluir como [33]:

- La categoría y automatismo progresivo desde los innovadores patrones, simboliza la sumersión es un novedoso universo referido a la inseguridad, establece un obstáculo hacia un vigoroso procedimiento en la adquisición y estimación de métodos [33].
- La mezcla de un apropiado técnico de consecuencia con el discernimiento logrado frecuente a la producción de una guía bayesiana por fracción de los especialistas, componen una amplia ayuda para muchas investigaciones, ya que concurren componentes fáciles de observar en el sistema que suministran indagación añadida hacia la estimación de la obligación [33].
- La hipótesis del arbitraje bayesiano es absoluta en el estudio de las soluciones de inconvenientes de planificación, obteniendo cada uno de las cuantificaciones de las fluctuaciones; en la cual la perplejidad debe abordar temas como la selección de decisiones, puesto que una operación que determine la cantidad de múltiples variables en el campo de actividades que asocia el comprador y las empresas [33].

Según la información presentada y la consulta realizada se encontraron 6 métodos, para la clasificación según sus características, ventajas, complejidad de cálculos y su capacidad de correlacionar los eventos de calidad de la energía. Posteriormente, se determinan los métodos avanzados con los cuales se trabajaron en el proyecto:

- Redes neuronales artificiales
- Máquina de vectores de apoyo
- Máquina de soporte vectorial
- Lógica difusa
- Algoritmo genético
- Clasificadores Bayesianos

CAPÍTULO III ESTABLECIMIENTO DE LOS MÉTODOS AVANZADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA

Para establecer los métodos anteriormente descritos se realizó la selección basándose en las características, ventajas y desventajas, correlación de eventos de calidad de la energía, complejidad de cálculos en cada uno de los métodos.

La Tabla 2.1 muestra una comparación de métodos avanzados las cuales se identifican las ventajas y desventajas de los métodos considerados en relación a la información previamente recolectada de diversas investigaciones.

	Métodos avanzados de clasificación	Ventajas	Desventajas
1	Redes neuronales artificiales	Alta precisión para aplicaciones en tiempo real y proporciona flexibilidad matemática.	La velocidad y la precisión de la convergencia dependen de la arquitectura de la red y del ruido en la señal.
		Ajuste bien los datos no lineales con una gran cantidad de características de entrada.	Los límites de clasificación son difíciles de entender intuitivamente y las RNA son computacionalmente costosas.
		Muchas implementaciones de código abierto.	Las redes neuronales multicapa suelen ser difíciles de entrenar y necesitan ajustar muchos parámetros
2	Máquina de vectores de apoyo	Puede resolver problemas de gran dimensión, es decir, grandes espacios de características.	Cuando hay muchas muestras de observación, la eficiencia no es muy alta
		Capaz de manejar la interacción de características no lineales.	No existe una solución universal para los problemas no lineales, a veces es difícil encontrar una función de Kernel adecuada
		No es necesario depender de todos los datos	
		Puede mejorar la capacidad de generalización.	Sensible a los datos faltantes.

3	Máquina de soporte vectorial	Potencial para manejar grandes funciones, proporcionar una solución estable a la optimización cuadrática, alto proceso de aprendizaje.	Poca precisión de clasificación cuando las muestras de entrenamiento son mínimas.
		Óptimo en campos de amplias dimensiones.	Cuando el conjunto de características es grande comparado con el conjunto de muestras, se debe evitar la exuberancia de ajuste al seleccionar las funciones Kernel y la expresión de regularización es decisivo.
		Aun eficiente en asuntos adonde valor de extensiones es más grande que el valor de entradas.	
		Emplea un subgrupo de puntos de preparación en la función de fallo (llamada vector de soporte), por lo tanto, se dice que es óptimo en temas de memoria.	El método máquina de vectores de soporte no suministran claramente apreciaciones de probabilidad, por lo tanto, se automatizan proporcionando una validación cruzada quíntuple.
		Cambiante: se logran detallar otras medidas del centro para la función de disposición. Se suministran Kernels frecuentes, pero asimismo es viable detallar Kernels personalizados.	
4	Lógica difusa	Preciso en el modelado y análisis de sistemas complejos.	El conjunto de entrenamiento para cada caso es fijo, por lo que no es adecuado para nuevas perturbaciones.
		La ventaja más común de este método es su habilidad de ejecución.	

		Este método esta proporcionado porque da buenos resultados es decir se optimiza en sus técnicas no lineales y de ardua modelación.	Frente a un inconveniente que presenta solución por medio de un patrón matemático, se alcanzan resultados más bajos usando el método de lógica difusa.
		Su funcionamiento es parecido a la actuación del ser humano.	No existe hasta el día de hoy un estudio o análisis matemático estricto que avale que la utilización de un método experto difuso, para vigilar el método, que se obtenga como conclusión un método invariable.
		Se proporciona de manera fácil y rápido, además el proceso se hace de manera barata en cuestión de resolución de problemas.	Es un problema interpretar los productos difusos Varias interpretaciones de trabajadores y normas de deducción difusa.
		No es necesario distinguir el proceso que implementa el método con respecto a la matemática que emplea el funcionamiento.	
		No depende el método de ecuaciones matemáticas complejas o amplias.	
		Posibilidad de facilitar la consecución de soluciones anteriores a inconvenientes por resolver.	
5	Algoritmo genético	Clasifica con precisión las perturbaciones de calidad de la energía generadas debido al rendimiento dinámico del sistema de energía.	Alto tiempo computacional.
		Buscan en una población de soluciones.	No requieren saber algo específicos sobre el tema o problema que quieren dar solución.
		No precisan saber específicamente sobre el tema	Su funcionamiento del proceso lógico no tomara en cuenta las fortunas prohibiciones que

		o contrariedad que intentan dar solución.	consiguieran obligarse a la indagación.
		Organizan la clase de procesos progresivas más completas para que reúnan de alguna manera instintiva completa el pedestal de procesos evolutivos.	Este método solo consigue desarrollar con grupos definidos y el punto de indagación que pueda funcionar de la mejor manera, debe ser restringido.
		Definitivamente las instrucciones que se corresponden poseer en recuento para las metodologías progresivas son aquellos que poco tienen preparaciones definidas que necesiten del tema.	Quebranto de incertidumbre genética frena la producción de resolver novedades. Se aleja la oportunidad de permutar la indagación necesaria dentro de los agentes. Se origina el quebranto de inestabilidad en el inicio de las etapas lográndose retener en un bajo local.
		Efectúan una indagación en un grupo de sitios y quedan fundamentados en normas de transformación probabilística señalando un número significativo de inmensos, es menos fiables que confluyan a un máximo o mínimo local.	Inconvenientes de epítasis, se establecen en la proximidad. Si esta característica no se efectúa, los innovadores sujetos se crean con más frecuencia, por lo tanto, la secuencia de indagación es menos heurístico.
		Logran juntar discernimiento agregados del inconveniente de una forma sencilla.	

6	Clasificadores Bayesianos	La calidad y automatismo progresivo de los innovadores aplicaciones, simboliza la sumersión en el innovador planeta, donde la perplejidad no compone un obstáculo para un vigoroso procedimiento en la adquisición de arbitrajes y estimación de términos [33].	Cuando hay muchas muestras de observación, la eficiencia no es muy alta
			No existe una solución universal para los problemas no lineales, a veces es difícil encontrar una función de Kernel adecuada
		La composición del apropiado medio de deducción del discernimiento alcanzado en el periodo de la preparación de una guía bayesiana en nombre de los técnicos, compone en gran parte fortificación para alguna investigación, ya que coexisten elementos alrededor del medio que proveen indagación agregada para la valoración de la imposición [33].	Sensible a los datos faltantes

Tabla 2.1 Comparación de métodos de clasificación de eventos de calidad de la energía. Fuente: [24]

Ya establecido las ventajas y desventajas de cada uno de los métodos se hizo una revisión y se tiene una idea conceptual de quien podría ser los más relevantes científicamente, aunque se debe mirar más detalles como características de cada uno y la correlación en cantidad o la toma de datos de input y de output para tener más veracidad a la hora de tomar una clasificación.

Por otro lado, en la tabla 2.2 se observa las fortalezas y debilidades de cada método frente a sus características más relevantes, además su evaluación se clasifica en cinco aspectos los cuales son: bastante mala, mala, buena, muy buena y excelente, donde se puede tener una perspectiva de los métodos más prospectos en la ciencia y fiables en el uso de la clasificación de eventos de calidad de la energía.

Características	Métodos avanzados					
	Redes neuronales artificiales	Máquina de soporte vectorial	Algoritmo genético	Lógica difusa	Clasificadores bayesianos	Máquina de vectores de apoyo
Representación del conocimiento	Mala	Buena	Bastante mala	Buena	Mala	Mala
Adaptabilidad	Buena	Buena	Buena	Buena	Mala	Mala
Capacidad de aprendizaje	Buena	Muy buena	Buena	Buena	Buena	Buena
Tolerancia a la incertidumbre	Buena	Muy buena	Buena	Buena	Mala	Mala
Tolerancia a la imprecisión	Buena	Muy buena	Buena	Buena	Mala	Mala
Procesamiento de datos	Buena	Buena	Buena	Bastante buena	Buena	Buena
Rendimiento de generalización	Buena	Excelente	Mala	Buena	Mala	Mala

Tabla 3.2 Debilidades y fortalezas de los métodos avanzados. Fuente: [24] [21]

Nivel jerárquico de la escala cualitativa
Excelente
Muy buena
Buena
Mala
Bastante mala

Tabla 4.3 Nivel jerárquico de la escala cualitativa: [24] [21]

A continuación, se presenta un diagrama de flujo, el cual explica una secuencia lógica de la clasificación de eventos de calidad de la energía, como se puede observar en la figura 3.1, donde se ingresa como primero la señal perturbada en la red, esta se hace de diferentes maneras dependiendo del método que se use, luego va la extracción de características, se optimizan las más convenientes para que el método converja, luego se seleccionan las apropiadas para que al final arroje un informe con las clases de eventos que se presentan, la toma de decisiones se hace teniendo en cuenta el método usado y por último es la salida que en este caso sería la clase de eventos presentes en la red [13].

La etapa de detección es la responsable de descubrir si existe una anomalía en la señal de voltaje o corriente, pero el proceso de clasificación puede diagnosticar el tipo de evento en la muestra. Para la detección y clasificación incluye principalmente el monitoreo de ciertos parámetros que solo ocurren cuando ocurre un evento. Por tanto, la detección está estrechamente relacionado con la técnica de procesamiento de señales seleccionada [13].

Se observa que, entre los métodos, redes neuronales artificiales y el de máquina de soporte vectorial según sus características, ventajas donde se ve que las redes neuronales artificiales presentan una sucesión de problemas, los cuales son [34]:

- Generalmente necesitan de un gran número de muestras para lograr una precisión deseada lo que provoca que, en implementaciones reales, se deba contar con un número grande de mediciones para entrenar un algoritmo de este tipo.
- Además, el proceso de entrenamiento generalmente toma mucho tiempo y puede terminar de manera errónea o no esperada, debido a un atascamiento en un mínimo local.

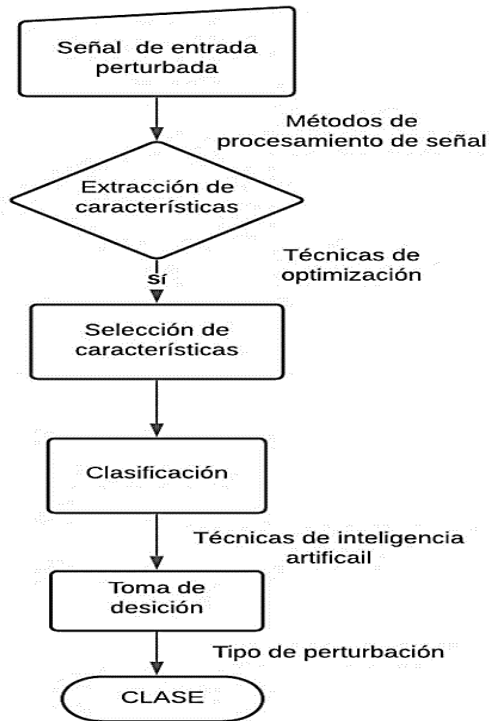


Figura 3.1 Diagrama de flujo para la clasificación de eventos de calidad de la energía [13].

- Por otro lado, la existencia de reglas teóricas para definir la arquitectura de una red neuronal artificial, por lo que la misma debe ser definida de manera empírica.

En cambio, el vector de soporte vectorial resuelve muchas de las carencias que presenta las redes neuronales artificiales, este método se fundamenta en dos bases sólidas [34]:

- La teoría de aprendizaje estadístico
- la optimización matemática

Estas técnicas han venido siendo aplicada con éxito, en estudios eléctricos, ya que exhiben una gran habilidad de generalización en varios inconvenientes de la existencia actual, la técnica se encuentra bien fundamentada matemáticamente, el proceso de entrenamiento elimina el posible atascamiento en un mínimo local y el modelo presenta pocos parámetros para ajustar [34].

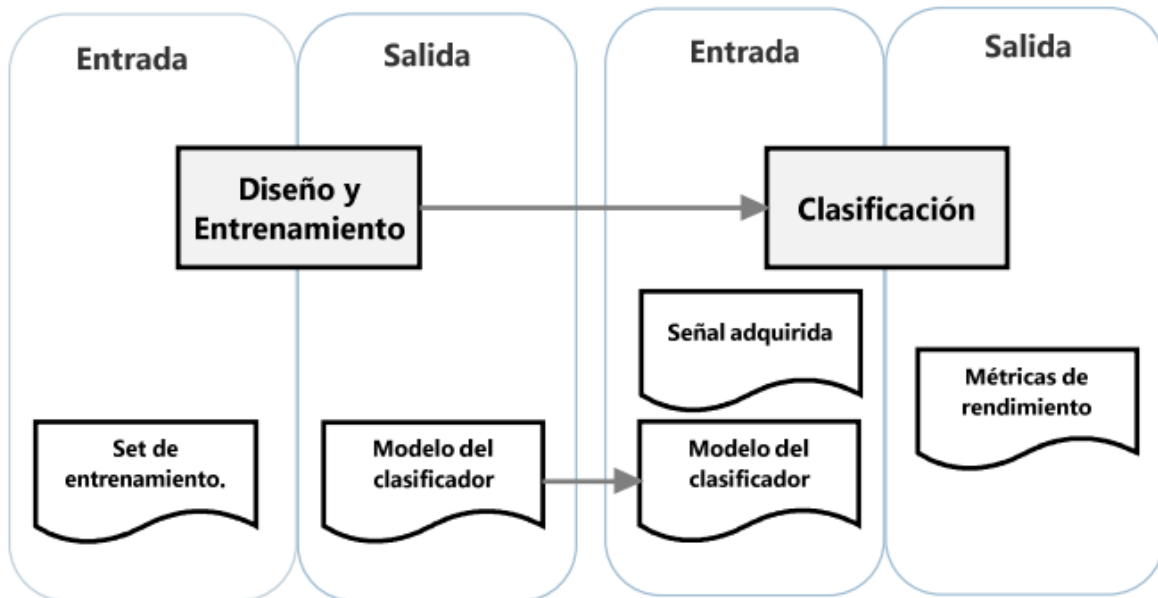


Figura 3.2 Sistema de clasificación [34].

En la figura anterior el diseño y entrenamiento tiene como objetivo obtener un modelo del clasificador entrenado y listo para ser empleado en la otra etapa que es la de clasificación [34].

La etapa de clasificador se trata de encontrar un conjunto de parámetros que gobiernan el clasificador que más se adapten a cada problema en particular. En esta etapa se cuenta con un set de entrenamiento conformado por parámetros característicos como entrada a este proceso que representan las clases que el clasificador deberá aprender a distinguir y sus respectivas etiquetas [34].

Además, en la etapa de clasificación, el algoritmo utiliza la guía derivada en la etapa de diseño y adiestramiento para determinar a qué clase pertenece el conjunto de parámetros presente en la entrada [34].

En la tabla 3.1 se muestran comparaciones del método lógica difusa versus redes neuronales, donde a partir de sus características se establecen las más prospectas en la ciencia. Además, se observa que los métodos de redes neuronales brindan primacías así que el amaestramiento, arreglo, porcentaje de error a faltas, correspondencia y divulgación, no son bienhechoras para proveer a deducir así que

han alcanzado sus arbitrajes. Al contrario, el método difuso, donde infieren con investigación indefinida por medio de un grupo de consecuencia bajo perplejidad lingüística, son sobresalientes exponiendo sus medidas, pero no logran obtener indeliberadamente las normas que utilizan para adquirirlas [35].

Lógica difusa	Redes neuronales
Admite manipular el discernimiento utilizable para perfeccionar la técnica concisamente.	No concurre un procedimiento fácil que deje alterar o mejorar la red, pues esta se sobrelleva como un baúl oscuro.
Me deja referir la conducta de un medio desde el dictamen si-entonces.	El fichaje de prueba óptimo de red y el procedimiento lógico de adiestramiento requiere de compacta práctica.
Admite manipular el discernimiento de un especialista.	Admite encontrar correcciones desde de un grupo de antecedentes
El discernimiento es obstruido	Son preparados en auto-adaptasen y capaces de aprender
Hay muchas aplicaciones en el mercado	La aplicación es en la mayor parte académica
Admite hallar recursos sencillos aprovechando un pequeño periodo de bosquejo	Requiere tiempos largos y esfuerzos computacionales

Tabla2.3 Lógica difusa vs redes neuronales [35]

Según las características, ventajas y desventajas, complejidad matemática, correlación en los datos de entrada, capacidad de toma de datos y la toma de decisiones que presentan cada uno de los métodos descritos en el capítulo anterior se procede a elegir cuales son los más prospectos en la ciencia y se llegó a la elección de dos métodos que comparados con los demás en la correlación de eventos de calidad de la energía son; el método de la lógica difusa y máquinas de soporte vectorial, pues son más usados por sus características que presentan, la extracción de características óptimas para mejorar la calidad eléctrica en la red, además tienen una toma de datos excelente ya que permite encontrar un informe completo para poder tomar decisiones a la solución, donde en la salida entrega todas las clases y tipos de eventos que se presentaron en la red a estudiar [34] [35].

CAPÍTULO IV DESARROLLO DE LOS ALGORITMOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA

En este capítulo se estudiaron los algoritmos de los métodos avanzados mencionados en el capítulo II para la clasificación de eventos de calidad de la energía, por consiguiente, en la literatura se encuentra que la mayoría de los algoritmos de métodos avanzados tienen metodología, la cual su objetivo es reducir una función que vincule un grupo de modelos de input con un determinado número de respuestas válidas [34].

4.1. ALGORITMO DEL MÉTODO GENÉTICO

En la figura 3.2 se observa el algoritmo del método genéticos, el cual nos describe varios procedimientos lógicos, donde en primer lugar tenemos el inicio, después sigue la generación de la población inicial, seguido entra a evaluar los individuos, después entra en la selección de los individuos aptos, luego si estos individuos son aptos daría por finalización y si no son aptos pasaría a un procesos donde se hace una selección, un cruce y una mutación para entrar nuevamente a evaluar los individuos, y de nuevo se repite el proceso hasta que converja el método.

Inicio del algoritmo y población general

En esta etapa del algoritmo la población inicial, constituye de un grupo de individuos formados al azar, es decir persiguiendo ciertas medidas con el objetivo de formar un mejor grupo de eventos a la salida, entonces la señal de entrada en este caso la forma de onda que trae consecuencias de optimización de la energía como, por ejemplo, elevaciones de voltaje, caídas de voltaje, distorsión armónica, entre otras. Además, si la entrada del conjunto de población es amplia implica más costos por los sistemas computacionales que trabajar con una población pequeña, por otro lado, si la población de entrada esta entre N y $2N$ individuos en este caso las formas de onda de los sucesos de optimización de la energía deberían ser suficientes.

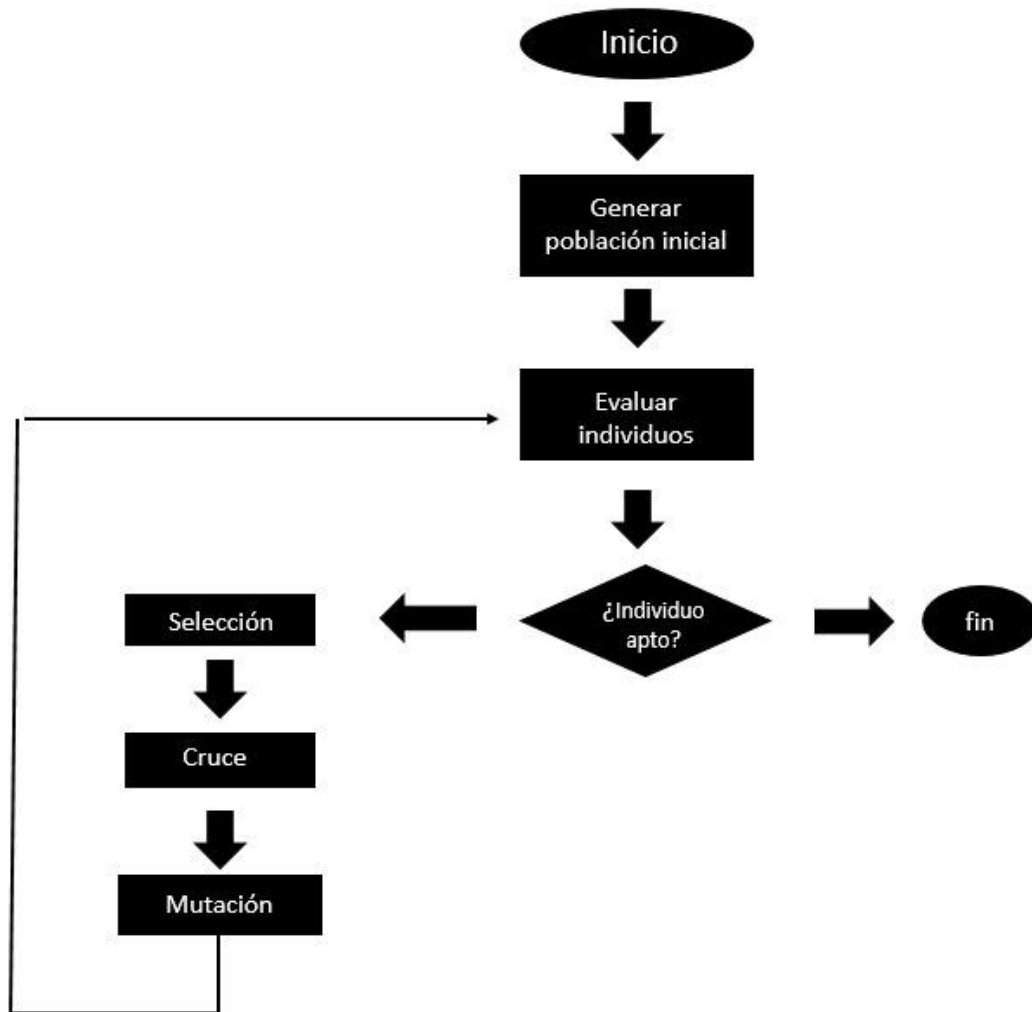


Figura 4.1 Algoritmo genético [34].

Evaluación de individuos

En esta etapa del algoritmo a cada individuo se le establece un digito que muestra si la solución es buena, para procesar este paso se le asigna o utiliza una función específica, donde esta tiene que simbolizar de manera verídica la calidad de una solución, además que sancione las soluciones no optimas en el proceso, esto lograría producir que el algoritmo converja tempranamente a un óptimo local, también una función objeto que recompense a los resultados que no sean óptimos producirá que el algoritmo sea dificultoso para converger.

Algoritmos aptos

En este proceso se sabe si el algoritmo converge, es decir si al evaluar todos los eventos que se ingresaron y estos están óptimos para una respuesta lógica se

finaliza el proceso y converge el algoritmo, si sucede lo contrario se hace otro proceso donde pasan a una selección.

Selección

En este paso se escogen los individuos es decir los eventos los cuales son formas de ondas que se convierten en un acontecimiento para la generación, además los algoritmos más aptos deben tener mayor probabilidad de ser nuevamente seleccionados, estas selecciones se hacen dependiendo el método uno de ellos y el más común es el método de la ruleta.

Cruce

Es la probabilidad que un individuo sea seleccionado o no, es decir si cumple con las características evaluadas se procede a seleccionar, por lo general usan un 70% del orden, este proceso se hace con varios tipos, entre los más comunes están, un punto, dos puntos y varios puntos.

Mutación

La mutación se trata en permutar un bit a un insignificante porcentaje de los individuos (0.5-2%) de un conjunto de población, con el objetivo de formar variedad en los resultados y evitar quedarse y no avanzar en óptimas locales

4.2. ALGORITMO DEL MÉTODO MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL

En la figura 4.2 se observa el algoritmo del método de máquina de soporte vectorial, el cual lleva un procedimiento lógico donde cada proceso tiene una función y su objetivo es cumplir cada una, además su potencial para manejar grandes funciones, proporcionar una solución estable a la optimización cuadrática, alto proceso de aprendizaje la hace caracterizar y sobresalir con respecto a los demás métodos [34].

El algoritmo del método máquina de soporte vectorial tiene 8 procesos, los cuales tienen cada objetivo, donde:

Inicio

En la entrada está el conjunto de todos los eventos que se presentan en la red eléctrica, como son las perturbaciones, Swell, Sag, entre otras, las cuales entran las formas e ondas y siguen al próximo proceso.

Procesamiento de señales

En este proceso entran las señales en forma de onda, donde se procesan según el tipo y su clase para seguir al próximo paso.

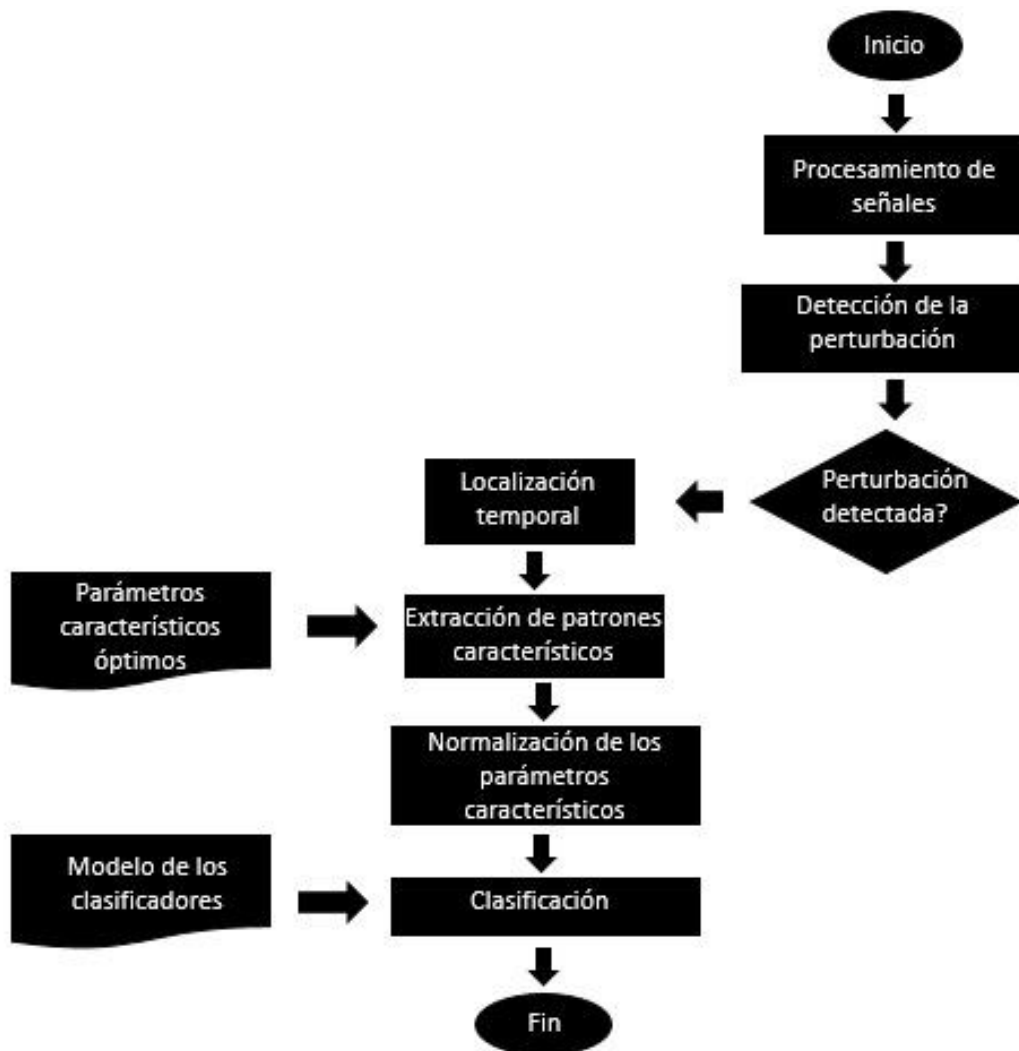


Figura 4.2 Algoritmo del método máquinas de soporte vectorial [34].

Detección de las perturbaciones

En este proceso se clasifican las formas de ondas que llegan a este proceso, donde se saben qué tipo de señal y que tipo de evento está ocurriendo.

Perturbación detectada

En esta etapa se detectan las formas de ondas que existen, para poder pasar al siguiente paso.

Localización extracción y normalización

En estos tres pasos, las entradas de ondas perturbadas se basan en sus características, parámetros importantes, donde se optimicen cada uno de los

procesos para entrar al siguiente paso, se analizan cada una de las características optimas del por qué hay perturbaciones, además de esto se debe mirar las normas que rigen cada evento, que permite y hasta donde es permisible.

Clasificación

Se clasifican todos los datos que se reunieron en los pasos anteriores para la clasificación de cada evento, además estos se clasifican dependiendo la forma de onda que ha llegado a este proceso.

Salida

Se muestran cada una de las perturbaciones, eventos que se presentan en el estudio, además se saben qué tipo y clase de eventos se están presentando.

4.3. ALGORITMO DEL MÉTODO MÁQUINA DE VECTORES DE APOYO

En la imagen 4.3 se observa el procedimiento lógico del método de máquinas de vectores de apoyo, donde describe el procedimiento lógico del funcionamiento, además se ve que los datos que se ingresen son ondas que están compuestas por eventos de calidad de la energía donde extrae características óptimas para haya convergencia en el algoritmo, luego en la salida se obtiene los tipos de eventos presentes y sus clases.

El algoritmo general de las máquinas de sectores de apoyo se compone de siete pasos, donde cada uno tiene un objetivo y por ende son importantes [34].

Inicio

Entran las señales conformadas por ondas, donde estas representan un tipo y una clase de señal clasificadas en sucesos de optimización de la energía.

Sistema de adquisición de datos

En este proceso es donde se adquieren los datos en forma de ondas.

Técnicas de extracción de características

En este paso las señales adquiridas se toman características óptimas para saber qué tipo de clase de evento está sucediendo.

Técnicas de toma de decisión

Según la optimización de características se hace una toma de decisiones, donde las cuales me dan unos resultados apropiados para que el algoritmo converja.

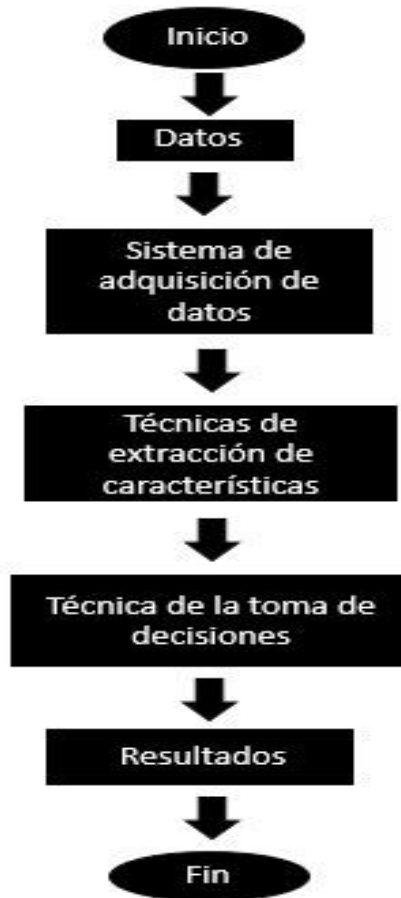


Figura 4.3 Algoritmo del método máquinas de vectores de apoyo [37].

Resultados

Se sabe qué tipo de eventos de calidad de la energía se están presentando, además se puede tener un análisis completo para dar solución.

4.4. ALGORITMO DEL MÉTODO REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las neuronas de las capas de intervalos se constituyen a si misma de modo que las diferentes neuronas aprendan a examinar diferentes tipologías del espacio general de entradas [38].

Se inicia con pequeños valores aleatorios para los pesos iniciales, el número de capas de entrada de las neuronas depende del número de componente del vector de entrada en este caso de la forma de onda del tipo de evento [38].

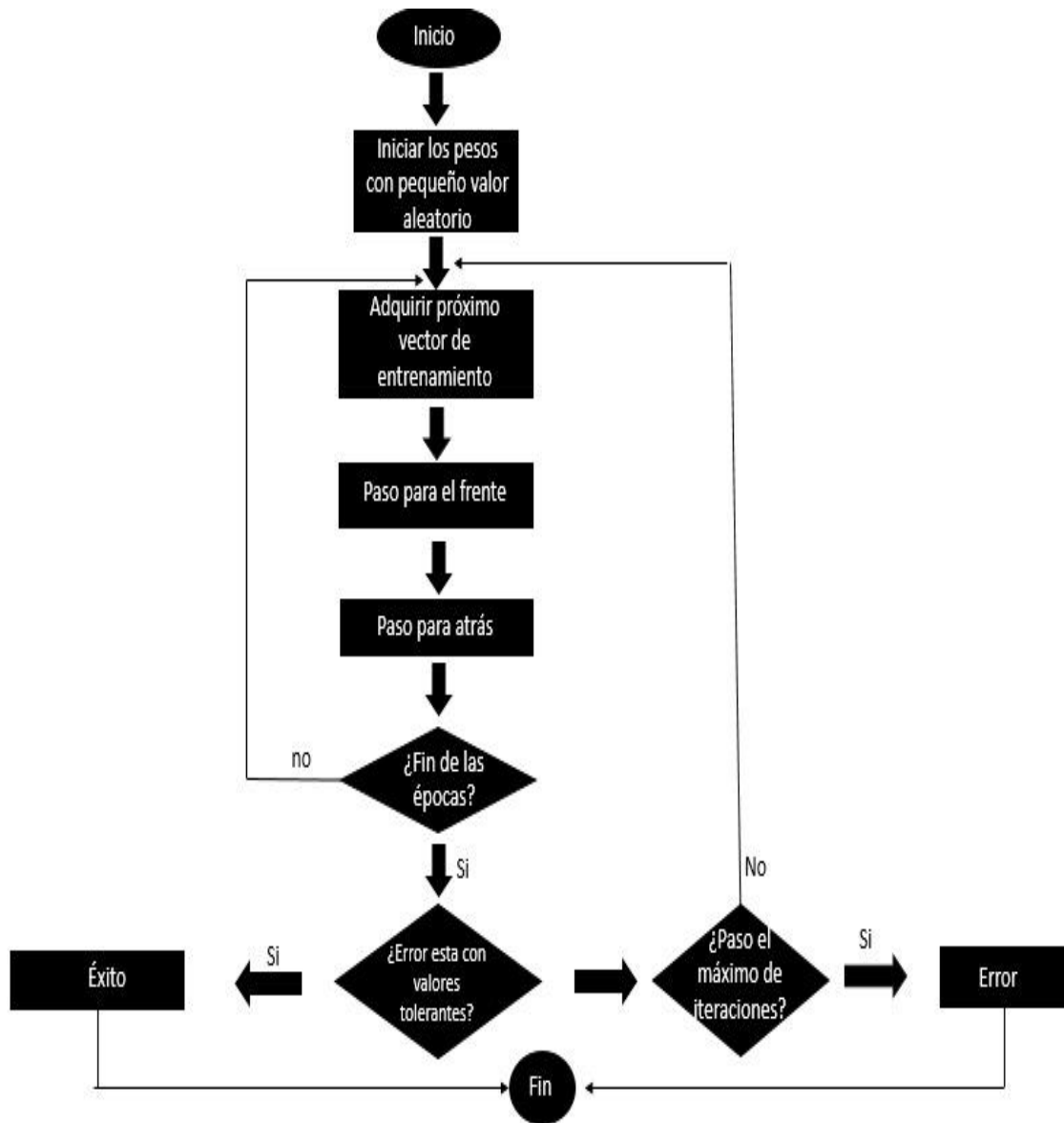


Figura 4.4 Algoritmo del método redes neuronales artificiales [38].

Paso para el frente

En este paso se ejecuta la red para valores de la capa de salida.

Paso para atrás

En este paso se adaptan los pesos usando retro-propagación de la diferencia de los pesos.

Fin de las épocas

En este proceso se preguntan si los pesos ya están listos para pasar al otro filtro, si no se devuelve a el paso de adquirir próximo vector de entrenamiento.

Error con valores

Si los valores no son tolerantes entran a otro proceso y si están listos se da por terminado el proceso.

Paso el máximo de iteraciones

Si el paso máximo de iteraciones es óptimo se da por finalizado de lo contrario se regresa al paso adquirir próximo vector de entrenamiento

4.5. ALGORITMO DEL MÉTODO LÓGICA DIFUSA

Una técnica lógica difusa en general es un mapeo no lineal de un vector de antecedentes de inputs y a través de un output escalar, es decir mapeo de números con números, a continuación, en la figura 4.5 se observa el procedimiento lógico del método lógica difusa, donde cada etapa debe cumplir con sus objetivos [35].

Inicio

Entran Los datos de los eventos de clasificación de calidad de la energía formando un vector de datos, y luego sigue el proceso al siguiente paso.

Identificación de variables

En este proceso se identifican las clases de variables que entraron, si son óptimas procede al siguiente proceso y si tiene un porcentaje que pueden ser ciertas o no las lleva a una fusificación.

Fusificación

En esta etapa los elementos fundamentales son las ocupaciones de herencia de input, donde las variables del asunto como son las entradas definidas y las no difusas, estas intersectan las funciones de pertenencia, es aquí donde se generan las entradas difusas, es acá donde el fusificador instituye un parentesco en medio de sitios de input no borrosos y los convenientes grupos borrosos en la creación de la U.



Figura 4.5 Algoritmo del método lógica difusa [38].

Reglas de lógica difusa

Estas normas son dictámenes SI ENTONCES, las cuales narran las situaciones como son las referencias, además las labores que son las consecuentes, las cuales deben existir para poder tomar decisiones, la sintaxis es:

SI antecedente 1 Y Antecedente 2 ENTONCES Consecuente 1 Y....

En general los fragmentos de un informe son deducidas juntamente y convertidas en un dígito utilizado los operadores lógicos, además pueden tener consecuencias donde todas estas son afectadas de la misma forma por el antecedente.

Defusificación

Hasta este proceso sale un grupo difuso que muestra la contingencia de efectuar una labor de inspección, no obstante, estas no logran descifrar estos productos lingüísticos derivados, porque las funciones de herencia de output son establecidas para convertir los productos difusos reiteradamente en productos determinados mediante este asunto de defusificación.

Salida

Se tiene el mapeo de números óptimos, donde fueron evaluados y filtrados por las etapas anteriores donde podemos establecer un análisis de las causas y tipos que se están presentando.

4.6. ALGORITMO DEL MÉTODO CLASIFICADORES BAYESIANOS

Se basa donde cada punto de mas de una conexión simboliza una inconstante y cada arco una subordinación probabilistica, entonces si se detalla la posibilidad eventual de cada variable dado sus padres, entonces la cambainte a la cual anota la curva es dependiete, es decir las causas y sus efectos de la que se encuetra en el origen.



Figura 4.6 Algoritmo del método clasificadores bayesianos [40].

Inicio

las variables se ingresan al sistema donde cada variable es un tipo de evento, estos ingresan por medio de las formas de ondas que presentan los eventos que están circulando.

Adquirir datos

En este apartado se toman la adquisición de los datos, los cuales son eventos presentados en la red.

Filtrar datos

El filtro de datos se hace para minimizar el ruido de las señales adquiridas anteriormente.

Detección de puntos

En este proceso se detectan los puntos de cambio para hacer próximamente el segmento de la onda del evento para que puedan pasar por el clasificador bayes para que se pueda hacer una clasificación.

Paso de cada segmento por el clasificador

Esto se hace para poder clasificar cada evento y saber que clase o tipo de evento se presenta.

Eventos detectados

En este paso se sabe qué tipo de eventos se están produciendo, ya se puede hacer el análisis y dar solución al problema.

Salida o parar

Se da por finalizado el proceso donde se obtuvieron todos los tipos de eventos que se están presentando.

A continuación, se establecen medidas para poder entender el funcionamiento de un algoritmo y además saber que este conlleva un procedimiento lógico.

Segmento de la forma de onda

Se toman segmentos de la waveform en función de los puntos de cambio. Por otro lado, se tiene que en los métodos avanzados presentan la capacidad de generalizar si es capaz de entregar respuestas adecuadas aun ante patrones que son iguales o parecidos, sin embargo, no idénticos [34].

Para establecer el algoritmo se debe tener en cuenta las secuencias, donde el objetivo es [34]:

- Hallar el conjunto óptimo de los parámetros característicos que describen las clases que se desean clasificar.
- Comprenderse los parámetros que mandan el comportamiento del método para optimizar su capacidad de interpretar la información de entrada y obtener en la salida un resultado esperado.
- Que en su salida se genere un modelo optimizado, es decir que todo lo pensado en solucionar quede remediado, de esta manera el objetivo es cumplido.

Para diseñar un algoritmo se debe centrar o enfocar en un análisis preciso, en este capítulo se enfocará en el estudio de la forma de onda del sistema eléctrico, es decir en los eventos que se presentan en una red eléctrica como por ejemplo perturbaciones, sobretensiones, Flicker, armónicos, entre otros descritos en el capítulo I [34].

El algoritmo diseñado se compone en tres pasos, los cuales son [34]:

- Señal adquirida
- Sistema de clasificación
- Resultados del clasificador

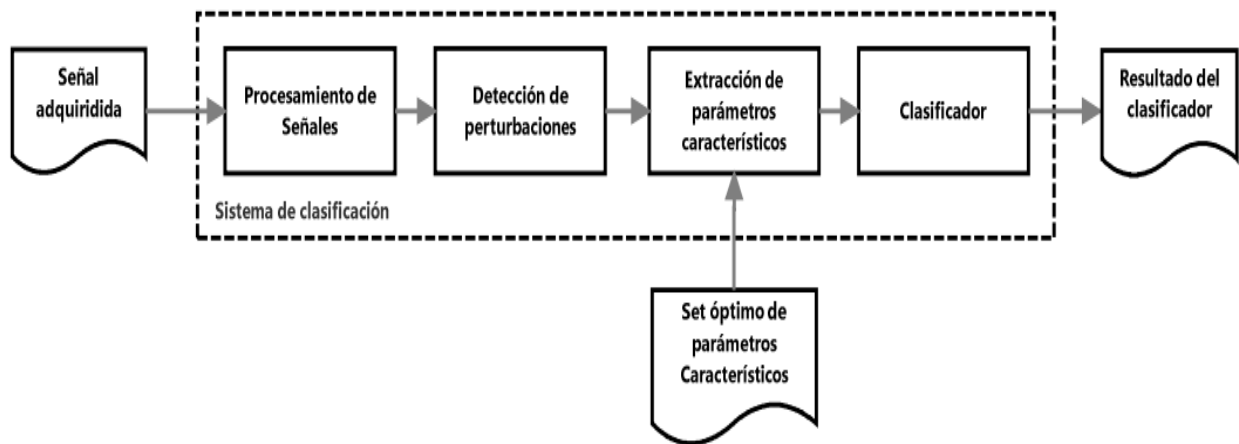


Figura 4.7 Algoritmo de clasificación [34].

Donde el sistema de clasificador está compuesto por varias funciones las cuales son [34]:

- Procesamiento de señales
- Descubrimiento de alteraciones
- Procedencia de medidas particulares
- clasificador

SEÑAL ADQUIRIDA

En este proceso del algoritmo se debe tener en cuenta que las entradas son conjuntos de m formas es decir un gran número de formas de ondas de acuerdo a los eventos que se están presentando, se puede decir que se pueden clasificar en k diferentes tipos o clases [34].

PROCESAMIENTO DE SEÑAL

Esta sección se divide en dos partes, las técnicas de pre procesamiento y las técnicas de procesamiento [34].

La consecuencia del naciente transcurso es obtener un grupo de muestras ordenadas en un arreglo de dimensión $[1 \times s]$, donde S representa la cantidad de muestra y está relacionado o tiene que ver con la frecuencia de entrada de la forma de onda, además es importante saber que este apartado no necesariamente puede contener un evento que se desee clasificar [34].

Además, admite la detección de perturbaciones y extraer los parámetros característicos que se emplean para la clasificación [34].

TÉCNICA DE PRE PROCESAMIENTO

Estas técnicas son un conjunto de materiales que su objetivo es el ajuste y normalización de las magnitudes de las formas de onda que conceden el set, luego de tener este conjunto el procesamiento retome valores normalizados y comparables entre sí. Sus principales objetivos son [34]:

- Reducir el efecto del ruido en las mediciones, esta etapa se hace para mitigar o disminuir su efecto del ruido (de-noising)
- Establecer una frecuencia apropiada, se debe establecer un valor apropiado para que no altere los valores y también para que no genere gran cantidad de información.
- Sistematizar las magnitudes a valores en por unidad, se produce la normalización d las formas de onda, para tener una amplitud de salida normalizada.
- Delimitar la duración de las señales

TÉCNICA DE PROCESAMIENTO

En este apartado del algoritmo los parámetros característicos de extracción, clasificación y detección rara vez se lleva a cabo directamente sobre el conjunto de muestras obtenidas de las mediciones en el campo establecido [34].

4.7. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS CARACTERÍSTICOS

En este proceso se determinan las características de los eventos que trae la forma de onda, donde se calcula y se hace un análisis de las características para saber qué tipo de perturbación lleva la forma de onda, este proceso en la literatura lo hacen por la minería de datos, el cual se suele resolver por el método algoritmo genético. La minería de datos lo usan para aquellos parámetros característicos que describen mejor cada clase, eliminando información que no aporte a la optimización del método es decir información irrelevante o ruidosa [34].

También cumple la función de calcular aquellos parámetros característicos que representan a cada perturbación, se debe saber que solo se calculan en esta etapa, además la salida de esta etapa se obtiene un arreglo de dimensión $[1 \times j]$, donde j representa la cantidad de parámetros característicos representativos obtenidos, que serán manipulados por el sistema de clasificación para poder ordenarlo a que evento pertenece o qué clase de evento representa [34].

4.7.1. OPTIMIZADOR DE LOS PARÁMETROS DEL CLASIFICADOR

La optimización de los parámetros que lo gobiernan y su calidad descriptiva de los datos de entrada, en una gran medida, estos parámetros hacen que tengan un rendimiento de un clasificador en este caso de los métodos seleccionados en el capítulo II [34].

Para este proceso del algoritmo cumple una función importante la minería de datos, ya que ayuda en gran parte a encontrar el mayor conjunto de parámetros para cada combinación de parámetros característicos. El proceso de clasificación la función es indicar a que clase pertenece el conjunto de parámetros característicos determinados o calculados, el resultado de este proceso se corresponde con una etiqueta que indica que clase de esta el conjunto de muestra obtenido de la medición y muestreo de la forma de onda [34].

CAPÍTULO V GUÍA DESCRIPTIVA DE LOS MÉTODOS AVANZADOS ESTABLECIDOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA

El capítulo v es el desarrollo de una guía descriptiva la cual se basa en parámetro importantes de los métodos descritos en el capítulo II, por consiguiente, se sacan parámetros importantes como los tipos de eventos que tratan cada método con base a la clasificación de eventos de calidad de la energía, cuando utilizar cada método, que soluciona, y en qué campo se emplean.

En la figura 4.8 se observa un diagrama para especificar la efectividad de los métodos, además se evidencia cómo se comporta cada método según corresponda con las características dadas y además con la correlación de eventos que proporciona cada método.

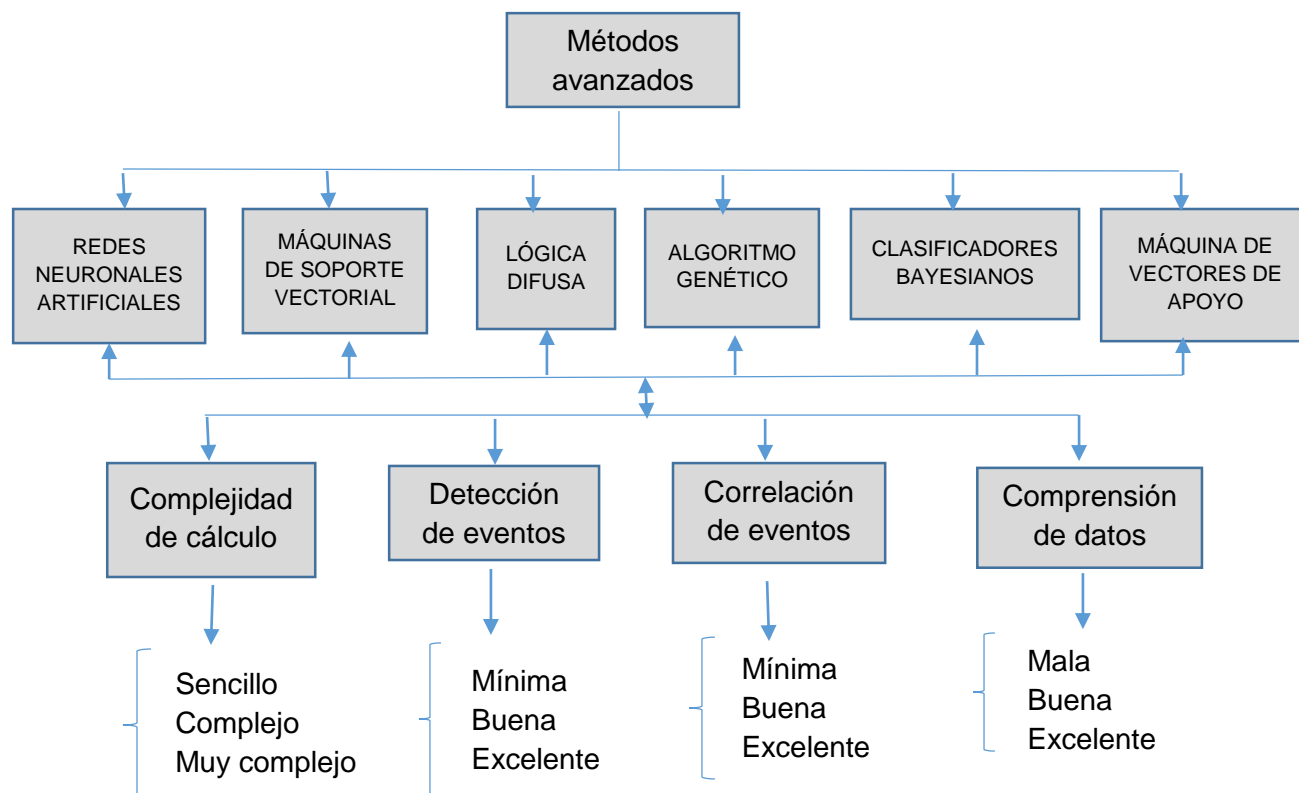


Figura 4.8 Diagrama de características [24].

En la tabla 4.1 se evidencian las características más importantes de los métodos, donde se observa los métodos con mayor efectividad para el uso de la clasificación de eventos de calidad de la energía.

Características	Métodos avanzados					
	Redes neuronales artificiales	Máquina de soporte vectorial	Algoritmo genético	Lógica difusa	Clasificadores bayesianos	Máquina de vectores de apoyo
Complejidad de calculo	Complejo	Complejo	Complejo	Fácil	Complejo	Complejo
Detección de eventos	Buena	Excelente	Buena	Excelente	Mínima	Mínima
Correlación de eventos	Buena	Excelente	Buena	Excelente	Mínima	Mínima
Comprensión de datos	Buena	Excelente	Buena	Excelente	Mala	Mala

Tabla 4.1 Características de los métodos avanzados [24]

Nivel jerárquico de la escala cualitativa		
Muy complejo	Excelente	Excelente
Complejo	Bueno	Buena
Fácil	Mínimo	Mala

Tabla 4.2 Nivel jerárquico de la escala cualitativa [24]

5.1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

En este método los tipos de eventos que emplean para la clasificación de calidad de la energía son [41]:

- Sag
- Swell

Por lo tanto, emplean una correlación de eventos mínima.

Este método se suele utilizar en calidad de la energía para los siguientes campos [41]:

- Pronóstico de las producciones de energía eléctrica reversible
- Pronostico del mejor lugar de transformadores
- Establecer el periodo de faltas en una técnica de comercialización
- Establecer zonas de fallas en circuitos de distribución
- Presagio de la carga
- Pronostico de flujo de carga en subestaciones eléctricas

Además, se emplean para resolver diversos problemas que se le dificulten al ser humano o para algoritmos computacionales, los cuales son [41]:

- Procesamiento de señales
- Robótica
- Procesamiento automático
- Seguridad
- Procesamiento de imagen y voz

Este método se puede emplear cuando carece algún tipo de problema, como por ejemplo inconvenientes de disposición de la energía como el Sag, Swell,

5.2. MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL

Este método es idóneo de catalogar disturbios eléctricos las cuales son [41]:

- Interrupciones momentáneas
- Caídas de tensión
- Sobretensiones
- Muecas de tensión
- Armónicos
- Transitorios
- Flicker
- Sag

De esta manera se dice que este método proporciona un conjunto amplio de eventos de calidad de la energía, además con efectividad de un 95% [37].

En consecuencia este método se utiliza en este campo de calidad de la energía cuando se presenta algún evento nombrado anteriormente, ya que es capaz de dar solución con un porcentaje alto de efectividad. Además, se puede emplear en el sistema de distribución, subestaciones, líneas de transmisión, transformadores de potencia. Se razona una opción eficaz ante las restricciones de las redes neuronales artificiales con respecto a la magnitud e interferencia en lo que se va a transmitir, además hay estudios que adquieren las máquinas de soporte vectorial superan en precisión a los modelos neuro-difusos [42].

5.3. MÁQUINAS DE VECTORES DE APOYO

Las máquinas de vectores de apoyos correlacionan eventos de calidad de la energía, los cuales son [23]:

- Sag
- Swell
- Transitorios

Este método no es común con respecto a los demás por su complejidad matemática y su correlación en datos, es más utilizada la máquina de soporte vectorial [23].

5.4. LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa es un método que nos esta complejo para obtener una conclusión a partir de las entradas en este caso de los eventos de calidad de la energía, en este caso toma eventos como [43]:

- Elevaciones de tensión
- Huecos de tensión
- Armónicos

- Fliker

Los métodos fundamentados en lógica difusa son factibles de plantear, además de esto se pueden modificar y mantener, además los elemento a tener presente es que accede a delinear desarrollos sobresalientes que impidan las patentes históricas en algunos métodos de vigilancia, en Japón en referencia a los métodos se asocian a la actualidad, eficiente y tecnológicamente eficaz. Hoy en día las aglomeraciones de mercados de la electrónica de dispendio utilizan este método [43].

Además de lo anterior este método se emplea para solucionar problemas de [43]:

- Robótica
- Seguridad
- Procesamiento de señales
- Consumo de la energía eléctrica

El propósito de este método en la ingeniería eléctrica de la generación actual será ordenar y modelar formas de razonamiento lógico-matemático para formar modelos que sean más efectivos en todos los componentes que formen parte de una red inteligente [43].

5.5. ALGORITMO GENÉTICO

Los algoritmos genéticos son una habilidad de exploración adecuada que desafían la hipótesis bilógica creciente, al resolver un problema con este método se debe tener en cuenta tres aspectos, la representación, operadores genéticos y función de amplitud, los eventos que han tratado con este método y los más frecuentes son [13] [21].

- Transitorios electromagnéticos (impulsivos y oscilatorios)
- Armónicos
- Fluctuaciones de tensión
- Sags
- Sobretensiones

Donde ha tenido una precisión de algunos alta y otros no tan efectivas, en el caso de los Sags con un 93%, las fluctuaciones de tensión con un 86%, las sobretensiones un 97%, y los armónicos un 95%, es decir que aun presenta imprecisión en algunos eventos de calidad de la energía [44].

Además, se emplean para solventar contrariedades de búsqueda y optimización, donde estos se basan en hacer evolucionar poblaciones de soluciones hacia valores óptimos del problema.

5.6. CLASIFICADORES BAYESIANOS

Este método se utiliza para proporcionar y representar una aplicación rustica de simbolizar el discernimiento y sistemáticas dúctiles de lógica, además el problema principal de fundar una red bayesiana se fundamenta en el procedimiento de

inestables reservadas y duraderas de carácter compatible, estas se logran catalogar como la función del tipo de variable a utilizar [33].

Correlaciona eventos de calidad de la energía como son [33]:

- Elevaciones de tensión
- Sags

Prevé estas interrupciones en el sistema eléctrico, no es usado con frecuencia ya que el procedimiento matemático es complejo y la correlación de datos es limitada [33].

- El método no está usado con frecuencia porque no existe una solución universal para los problemas no lineales, a veces es difícil encontrar una función de Kernel adecuada.
- Cuando hay muchas muestras de observación, la eficiencia no es muy alta.

CONCLUSIONES

- Según las características, ventajas y la eficiencia, uno de los métodos más relevantes en la ciencia es la máquina de soporte vectorial, ya que actúa con una rapidez en la clasificación de eventos de calidad de la energía, reconocido por su desempeño. Asimismo, el procedimiento resulta de gran versatilidad por la facilidad de agregar novedosos patrones de entrenamiento que puede repercutir de espacios innovadores en las redes eléctricas de potencia.
- La lógica difusa es eficiente para la clasificación de eventos de calidad de la energía, ya que presentan características óptimas, es decir que brinda una solución fiable, además demuestra facilidad para emplearlo a cualquier inconveniente complejo con respecto a calidad de la energía eléctrica y tiene una amplia extensión en el área de sistemas de energía eléctrica para la solución de perturbaciones de la forma de onda ideal.
- Gracias a los métodos avanzados, la calidad de la energía eléctrica brinda fiabilidad a los usuarios e industrias, para realizar los procesos y trabajos del día a día, de esta manera, no hay pérdidas económicas, hay seguridad humana y en parte ahorro energético.
- Los procedimientos lógicos facilitan el entendimiento del método, dando lugar a una idea general del funcionamiento, donde se sabe que ingresar en la entrada y que hacen los datos en cada uno de los sucesos y que entrega a la salida, es un inicio para hacer la programación en cualquier software.
- Los métodos que más correlación de eventos de calidad de la energía tienen es el método de máquina de soporte vectorial y lógica difusa, es decir que con respecto a la calidad de la energía son los que mejor se comportan, ya que dan solución a varias perturbaciones en la red y proporcionan fiabilidad a los usuarios e industrias y ahorro de energía eléctrica.
- Los eventos que más correlacionan los métodos avanzados son el Sag y Swell, por ende, cualquier método daría solución a este problema que se ocasione en el campo de la energía eléctrica, ya sea en subestaciones, líneas de transmisión, generación y distribución.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Susukh, S. Premrudeepreechacharn, and T. Kasirawat, "Power quality problem classification using support vector machine," 2009 6th Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Telecommun. Inf. Technol. ECTI-CON 2009, vol. 1, pp. 58–61, 2009, doi: 10.1109/ECTICON.2009.5136965.
- [2] S. Elphick, V. Gosbell, V. Smith, S. Perera, P. Ciufo, and G. Drury, "Methods for Harmonic Analysis and Reporting in Future Grid Applications," IEEE Trans. Power Deliv., vol. 32, no. 2, pp. 989–995, 2017, doi: 10.1109/TPWRD.2016.2586963.
- [3] A. H. Abdulwahid, "Advanced Control Method for Improving Power Quality of Microgrid Based on SVPWM Technology," 2019 4th Int. Conf. Power Renew. Energy, ICPRE 2019, pp. 70–74, 2019, doi: 10.1109/ICPRE48497.2019.9034859.
- [4] S. Fahé, J. Lobry, and B. A. Mpanda-Mabwe, "Power quality improvement for DG by advanced control methods," Proc. Inaug. IEEE PES 2005 Conf. Expo. Africa, vol. 2005, no. July 2005, pp. 132–137, 2005, doi: 10.1109/pesafr.2005.1611800.
- [5] S. Bangia, P. R. Sharma, and M. Garg, "Comparison of artificial intelligence techniques for the enhancement of power quality," Proc. 2013 Int. Conf. Power, Energy Control. ICPEC 2013, pp. 537–541, 2013, doi: 10.1109/ICPEC.2013.6527715.
- [6] O. H. Dqgud, J. P. Ux, W. Sdshu, R. Wudqvirup, and Z. Wudqvirupv, "0Rghuq 0Dwkhpdwlfdo 0Hwkrvg \$ Qg & Rpsxwhul] Hg 7Rrov 2l \$ Uwlilfdo, Qwhooljhhqfh) Ru 6Roylqj 3Ureohpv," pp. 3–8.
- [7] F. Arama, B. Mazari, A. Dahbi, K. Roummmani, and M. Hamouda, "Artificial Intelligence control applied in wind energy conversion system," Proc. 2014 Int. Renew. Sustain. Energy Conf. IRSEC 2014, no. 4, pp. 831–835, 2014, doi: 10.1109/IRSEC.2014.7059814
- [8] I. G. Math H. Bollen, «Signal Processing of Power Quality Disturbances. Origin of Power Quality Events», 2006.
- [9] I. S. Association, Ieee Standard 1159 - 1995. 1995.
- [10] U. Profesional, A. López Mateos, y A. S. M. J. L. T. Villagran, «Factores que afectan la calidad de la energía y su solución».
- [11] F. de I. C. S. J. del R. MARCO a. Rodriguez Guerrero (Centro Nacional de Metrología), Rene Carranza Lopez Padilla, (CA Mecatronica, «A novel methodology for modeling waveforms for power quality».
- [12] M. Dolores y B. Talavera, «Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial Tesis Doctoral», 2016.
- [13] F. Hussain, «A Novel Method for Analysis of Power Quality Transient Disturbances», pp. 265-268, 2017.
- [14] IEEE Power and Energy Society, IEEE Recommended Practice for Monitoring

- Electric Power Quality, vol. 2019. 2009.
- [15] F. D. E. Ingeniería, «Índice», 2011.
- [16] M. Angel y S. Cortés, «Instituto Tecnológico de Puebla Calidad de la Energía Eléctrica», 2009.
- [16] I. G. Math H. Bollen, «Signal Processing of Power Quality Disturbances. Origin of Power Quality Events», 2006.
- [17] F. Gil Montoya, P. Asociado, y B. Predoctoral, «Power Quality Research Technique: Advantages and Disadvantages», vol. 79, pp. 66-74, 2012.
- [18] H. Imtiaz y T. F. Sanam, «Frequency domain feature extraction for power quality disturbance classification», 2013 Int. Conf. Informatics, Electron. Vision, ICIEV 2013, pp. 0-4, 2013.
- [19] S. Roy y S. Nath, «Classification of Power Quality Disturbances Using Features of Signals», Int. J. Sci. Res. Publ., vol. 2, n.o 11, pp. 18-21, 2012.
- [19] D. Marcelo De Yong, «Detección, clasificación y localización de eventos de calidad de energía utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales e inteligencia artificial.», 2016.
- [20] M. Janani, S. Shipra, S. Karthikeyan, S. Muralidharan, y B. Sathyabama, «Research Article Classification of Power Disturbances Using Multinivel Support Vector Machine», 2013
- [21] F. Sebastian y P. Mier, «Escuela politécnica nacional», 2018.
- [22] O. P. Mahela, A. G. Shaik, y N. Gupta, «A critical review of detection and classification of power quality events», Renew. Sustain. Energy Rev., vol. 41, pp. 495-505, 2015.
- [23] M. H. J. Bollen and I. Y. H. Gu, Signal Processing of Power Quality Disturbances. 2005.
- [24] Y. H. Cai, «The comparative study of different Bayesian classifier models», 2010 Int. Conf. Mach. Learn. Cybern. ICMLC 2010, vol. 1, no. July, pp. 309–313, 2010, doi: 10.1109/ICMLC.2010.5581047.
- [25] Z. Hao and X. Yang, «NESTING SUPPORT VECTOR MACHINE FOR MULTI-CLASSIFICATION», no. August, pp. 18–21, 2005.
- [26] L. D. E. S. Inteligentes, «CLASIFICADORES BAYESIANOS», 2003.
- [27] J. C. Iván. «Lógica difusa» Sistemas de información gerencial, 2015.
- [28] «Algoritmos genéticos», inteligencia artificial, [Online].
https://www.ecured.cu/Algoritmos_Gen%C3%A9ticos, 1895.
- [29] A. Francisco and J. Florido, «Librería para Algoritmos Genéticos Basados en Nichos.»
- [30] «Las ventajas y desventajas de los algoritmos de aprendizaje automático», inteligencia artificial Lectura 282, [Online].
<https://programmerclick.com/article/79771840437/>. 2018.
- [31] «Ventajas y desventajas de los algoritmos de uso común para el

- aprendizaje automático”, programador clic, [Online].
<https://programmerclick.com/article/17081270805/>.
- [32] Support vector machines (svm), las ventajas del Support Vector Machines, <https://unipython.com/support-vector-machines>. 2019.
- [33] M. R. Lozano, “DECISIONES.” clasificadores bayesianos.
- [34] D. M. De Yong, “de eventos de calidad de energía,” 2016.
- [35] E. V. A. GUICHAY, “Universidad de cuenca maestría en sistemas eléctricos de potencia,” pp. 123–131, 2012.
- [36] M. Dolores and B. Talavera, “Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial Tesis Doctoral,” 2016.
- [37] D. Giral, “Implementation of algorithms based on support vector machine (SVM) for electric systems topic review,” *Tecnura*, vol. 20, no. 48, pp. 149–170, 2016, doi: 10.14483/udistrital.jour.tecnura.2016.2.a11.
- [38] Q. M. N. Ubaldo, “Redes Neuronales Artificiales, Metodología de Desarrollo y Aplicaciones,” pp. 1–9, 2021, [Online]. Available: <https://www.monografias.com/trabajos95/redes-neuronales-artificiales-metodologia-desarrollo-y-aplicaciones/redes-neuronales-artificiales-metodologia-desarrollo-y-aplicaciones.shtml>.
- [39] A. G. efren Vinicio, “Universidad de cuenca maestría en sistemas eléctricos de potencia,” 2013, [Online]. Available: <https://scielo.conicyt.cl/pdf/ingeniare/v25n1/0718-3305-ingeniare-25-0100070.pdf>.
- [40] M. Olajide, “Power Quality Events Classification on Real-Time Voltage Waveform Using Short Time Fourier Transform and Bayes Classifier,” vol. 8, no. 2, pp. 82–90, 2018, doi: 10.30845/ijast.v8n2p10.
- [41] G. X. C. S. y P. A. D. LÓPEZ, Aplicación de una red neuronal a un sistema eléctrico de distribución mediante el análisis de comportamiento de su carga en bajo voltaje. Cuenca - Ecuador, 2019.
- [42] O. Issn, “Capacidad predictiva de las Máquinas de Soporte Vectorial. Una aplicación en la planificación financiera.” *Rev. Cuba. Ciencias Informáticas*, vol. 13, no. 3, pp. 59–75, 2019.
- [43] S. Diciembre Sanahuja, “Sistemas de Control con Lógica Difusa: Métodos de Mamdani y de Takagi-Sugeno-Kang (TSK),” *UniversitatJaume*, p. 73, 2017, [Online]. Available: <http://repositori.uji.es/xmlui/handle/10234/173788>.
- [44] V. García, D. Gualdrón, C. Antonio, and O. Plata, “Detección e identificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica utilizando la transformada wavelet discreta y redes neuronales,” 2006, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/pdf/5537/553756894008.pdf>.