Control Neuronal para la Corrección de Disturbios en Redes de Energía Eléctrica

Ing. José Ángel Zepeda Hernández

10 de febrero de 2014

Resumen

El objetivo de la presente investigación es diseñar e implementar en software el Control Neuronal de un Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR), capaz de mitigar algunos de los principales problemas referentes a la calidad de la energía en redes eléctricas, llamados disturbios eléctricos, que disminuyen el rendimiento de equipos eléctricos comunes, y pueden ocasionar daños severos en equipos sensibles.

Con el propósito de mitigar los disturbios de voltaje tipo Sag, Swell y Distorsión Armónica Total (DAT), en las redes de energía eléctrica, se propone un esquema de control basado en Redes Neuronales Artificiales del Convertidor Estático de Voltaje (VSC) de un Restaurador Dinámico, mediante la estrategia SPWM. Este esquema puede reconocer el tipo de disturbio, por medio del nivel de voltaje en rms y corregir en forma rápida y precisa las variaciones en el voltaje de suministro con una técnica de compensación en fase, utilizada para los equipos no sensibles al salto de fase.

El presente trabajo se divide en dos etapas: la primera para definir y desarrollar la estrategia de control adecuada, con base en los objetivos planteados; y la segunda enfocada en investigar el comportamiento y los alcances del esquema propuesto.

Para determinar con precisión el funcionamiento del Restaurador Dinámico de Voltaje, se realiza un análisis operativo de los elementos que lo constituyen, para obtener los modelos matemáticos y criterios de cálculos que intervienen en el diseño del DVR y la Red Neuronal Artificial.

Los resultados obtenidos de las simulaciones llevadas a cabo mediante Simulink® de Matlab se presentan y se comparan con la norma establecida por el Reglamento de la Ley del Servicio Público de Energía Eléctrica y el estándar de la IEEE. Se realiza además la comparación de los resultados con otras investigaciones similares, para llegar a la conclusión, que el esquema propuesto opera de forma satisfactoria ante cualquiera de las contingencias establecidas.

Abstract

The objective of this research is to design and implement the software Neuronal Control of a Dynamic Voltage Restorer (DVR) capable of mitigating some of the main problems concerning the power quality in electrical networks, called electrical disturbances, which decrease performance electric equipment, and can cause severe damage to sensitive equipment.

In order to mitigate voltage disturbances type Sag, Swell and Total Harmonic Distortion (THD) in electricity networks, a control scheme based on Artificial Neural Networks Static Voltage Converter (VSC) proposed a Restorer dynamic, by SPWM strategy. This scheme can recognize the type of disturbance, by the level of rms voltage and corrected quickly and accurately variations in the supply voltage with a phase compensation technique, used for non-sensitive equipment phase jump.

This paper is divided into two stages: first to define and develop appropriate control strategy, based on the objectives and the second focused on investigating the behavior and scope of the proposed scheme.

To accurately determine the performance of the Dynamic Voltage Restorer, an operational analysis of the elements that constitute it, to obtain the mathematical models and calculations involved in the design of DVR and Artificial Neural Network is made.

The results obtained of the simulations using Simulink® Matlab are presented and compared to the standard set by the Regulations of the Public Service Law of Electric Power and the IEEE standard. It also makes the comparison of results with other similar research, to conclude that the proposed scheme operates to the satisfaction of any of the contingencies set.

Agradecimientos

Quiero agradecer en primer lugar a Dios por la vida y por los dones que me ha dado que me permite transitar por esta experiencia y cumplir mis sueños.

A mi querida esposa que siempre me ha alentado y apoyado a seguir superándome, gracias por su apoyo incondicional.

A mis hijos que han sacrificado el tiempo que debía dedicarle a ellos y he invertido en mi superación, gracias por ello.

Al Sistema Tecnológico que ha invertido en mi desarrollo para elevar el nivel académico del profesorado, no defraudaré la confianza otorgada en mí.

A mi asesor Alejandro Medina Santiago que ha dirigido con profesionalismo el trabajo de investigación que me ha permitido concluir de manera exitosa.

A mis sinodales que con sus buenos consejos han cooperado a mejorar mi trabajo de tesis.

Índice general

Resumen **i**

Abstract **ii**

Agradecimientos **iii**

1 Introducción **1**

1.1 Antecedentes 1
1.2 Objetivo General 7
1.3 Objetivos Específicos 7
1.4 Hipótesis 7
1.5 Justificación 7
1.6 Aportación 8

2 Marco Teórico **9**

2.1 Introducción 9
2.2 Calidad de la Energía 10
2.3 Disturbios Eléctricos 12
2.4 Teoría de Control 21
2.5 Redes Neuronales Artificiales 25
2.5.1 Redes Neuronales Biológicas 26
2.5.2 Redes de Neuronas Artificiales 27
2.5.3 Generalización de una RNA 32
2.6 Tipos de Neuronas y Funciones de Activación 33
2.7 Algoritmos de Entrenamiento 36
2.7.1 El Algoritmo de Retro Propagación 37
2.7.2 Algoritmo derivado del Método de Retro Propagación 41
2.8 Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) 43

2.9 Configuración Básica del DVR 43
2.10 Localización del DVR en la Red de Energía Eléctrica 43
2.11 Componentes Básicos de un DVR 44
2.11.1 Transformador de Inyección de Voltaje en Serie 45
2.11.2 Unidad de Almacenamiento de Energía 46
2.11.3 Circuito Inversor de Voltaje (VSC) 46
2.11.4 Unidad de Filtrado LC 52
2.11.5 Sistema de By Pass o Derivación 54
2.12 Operación del DVR 54
2.13 Estrategias de Compensación 57
2.13.1 Compensación pre-Sag o pre-Swell 57
2.13.2 Compensación en Fase 57
2.13.3 Compensación en Potencia Reactiva o Mínima Energía 57
2.14 Técnicas de Detección Sag y Swell 58
2.14.1 Método del Valor Pico Máximo en Amplitud (Vp) 59
2.14.2 Método del valor de la Raíz Cuadrática Media(RMS) 59
2.14.3 Transformada de Fourier(FT) 59
2.14.4 Método de Vectores de Espacio 60
2.15 Estrategias de Control 60
2.15.1 Controladores Lineales 60
2.15.2 Controladores no lineales 61
2.16 Convertidores Estáticos de Voltaje (VSC) 61
2.16.1 Tendencias de los Interruptores Electrónicos de Potencia 61
2.16.2 Principio de Operación del Convertidor de Voltaje (VSC's) 63
2.16.3 Reducción de Armónicos 65

3 Desarrollo 69
3.1 Metodología 69
3.1.1 Implementación de la Red Neuronal Artificial 69
3.1.2 Implementación del Restaurador Dinámico de Voltaje 69
3.2 Diseño del Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) 69
3.3 Cálculo de Parámetros de Operación del Restaurador Dinámico de Voltaje . . 74
3.3.1 Transformador de Inyección de Voltaje 74
3.3.2 Índice de modulación en frecuencia y voltaje del Convertidor (VSC) . . 77
3.3.3 Convertidor Estático de Voltaje (VSC) 78

3.3.4 Cálculo de la unidad de filtrado 79
3.3.5 Estrategia de compensación 83
3.3.6 Circuito equivalente del DVR 84
3.3.7 Técnica de Detección de Disturbios y Operación del DVR 86
3.4 Control Clásico para Eliminación de Armónicos 88
3.5 Patrones para Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial 91
3.6 Control Basado en Redes Neuronales del DVR 96
3.6.1 Diseño de la RNA y generación de bloque para simulación 99
3.6.2 Generación del módulo de la Red Neuronal 102
3.6.3 Procedimiento para el diseño del control neuronal del DVR 102

4 Resultados 104
4.1 Resultados 104

5 Conclusiones 115
5.1 Conclusiones 115

Anexos 118
Anexo A 118
Anexo B 119
Referencias 119

Índice de figuras

Figura 2.1 Aspecto General de un Sistema Eléctrico de Potencia 10
Figura 2.2 Disturbios más comunes que afectan la calidad de la energía en redes eléctricas 14
Figura 2.3 Distribución de Incidencias de parámetros de Calidad de Energía . . . 15
Figura 2.4 Curva de aceptabilidad de potencia CBEMA 16
Figura 2.5 Curvas de inmunidad de equipos a los disturbios de voltaje Sag (Curva ITIC) 17
Figura 2.6 Estructura Típica de una Neurona Biológica 26
Figura 2.7 Modelo genérico de una Neurona Artificial 29
Figura 2.8 Modelo de Neurona Estándar 30
Figura 2.9 Función de activación sigmoidal para neurona analógica bipolar ($\lambda = 1$) 34
Figura 2.10 Función de activación sigmoidal para neurona analógica unipolar ($\lambda = 1$) 34
Figura 2.11 Función de activación no sigmoidal 35
Figura 2.12 Función de activación radial para dos dimensiones 36
Figura 2.13 Configuración Básica del DVR 44
Figura 2.14 Aspecto General del DVR y su localización 45
Figura 2.15 Puente Convertidor de Onda Completa 48
Figura 2.16 Modulación por anchura de Impulsos Monopolar 49
Figura 2.17 Espectro de frecuencia para PWM unipolar con ma=1 51
Figura 2.18 Filtro LC 53
Figura 2.19 Modo de protección del DVR 55
Figura 2.20 Modo ByPass e inyección del DVR 56
Figura 2.21 Estrategias de Compensación de Sag/Swell 58
Figura 2.22 VSC Trifásica de 6 pulsos 66

Figura 3.1 Metodología para implementación de la RNA 70
Figura 3.2 Metodología para implementación del DVR 70
Figura 3.3 Diagrama a bloques del Restaurador Dinámico de Voltaje 72

Figura 3.4 Modelo Completo del Transformador 76
Figura 3.5 Conmutación Monopolar SPWM 79
Figura 3.6 Gráfica Normalizada Filtro LC 80
Figura 3.7 Diagrama esquemático para el filtro LC incluyendo el transformador de inyección 83
Figura 3.8 Diagrama de bode para el filtro LC del DVR 83
Figura 3.9 Compensación en fase 84
Figura 3.10 Circuito Equivalente del DVR 85
Figura 3.11 Clasificación de los eventos en voltaje según el estándar IEEE 1159-1995 88
Figura 3.12 Evento Característico Sag 89
Figura 3.13 Eventos Característicos Sag al 0.2 y 0.5 p.u. 89
Figura 3.14 Modelo lineal del control PI con Filtro LC 90
Figura 3.15 Variación de voltaje de línea 92
Figura 3.16 Modelo lineal PID para entrenamiento de la Red Neuronal 94
Figura 3.17 Modelo No lineal PID para entrenamiento de la Red Neuronal 95
Figura 3.18 Restaurador dinámico de voltaje con la Red Neuronal 97
Figura 3.19 Red Neuronal Feed Forward 5-4-3-1 98
Figura 3.20 Datos de Entrada para entrenamiento de la RNA 101
Figura 3.21 Datos de Salida para entrenamiento de la RNA 101
Figura 3.22 Elementos del Bloque RNA generado por MATLAB 102

Figura 4.1 Diagrama de Control Neuronal para cargas lineales y no lineales 105
Figura 4.2 Resultados de la simulación del DVR con cargas lineales 107
Figura 4.3 Resultados de la simulación del DVR con cargas No lineales 108
Figura 4.4 Análisis FFT al voltaje de línea 109
Figura 4.5 Voltaje de Salida DVR cargas lineales y no lineales 112
Figura 4.6 DAT del Voltaje de Salida del DVR para cargas lineales y no lineales . . . 113
Figura 4.7 Porcentaje de variación del V_{DVR} respecto al V_{ref} del DVR 114

Índice de tablas

Tabla 2.1 Clasificación para variaciones de voltaje, según la norma IEEE-1159 . . . 12
Tabla 2.2 Combinaciones de Interruptores 47
Tabla 2.3 Coeficientes de Fourier normalizados para PWM unipolar 52

Tabla 3.1 Datos Nominales del Transformador de Inyección 76
Tabla 3.2 Datos Nominales del DVR 91
Tabla 3.3 Combinación de cargas RLC para la generación de patrones de entrenamiento de la RNA 92
Tabla 3.4 Tabla de ajuste del controlador PI 93
Tabla 3.5 Pruebas para determinación de arquitectura de la RNA 100

Tabla 4.1 Voltaje de Salida del DVR con disturbio tipo Sag y Swell (V_{RMS}) 109
Tabla 4.2 Distorsión Armónica Total del Voltaje de Salida del DVR con disturbio Sag y Swell (%) 110
Tabla 4.3 Porcentaje del Voltaje de Salida del DVR con disturbio Sag y Swell (V_{RMS}) 110

Tabla 5.1 Comparación de resultados obtenidos con otras publicaciones 116

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

La energía que se suministra a través de las redes eléctricas posee características de voltaje, frecuencia, distorsión armónica y continuidad, entre otras, establecidas bajo norma de acuerdo a los diferentes procesos o etapas en las que se encuentra, esto es: producción, transmisión y distribución en mediana y baja tensión; si estos parámetros se encuentran dentro de las tolerancias indicadas en la norma se dice que la energía suministrada cumple con los estándares de calidad. Sin embargo cuando estos valores se ven alterados, existe el riesgo de provocar mal funcionamiento a los equipos que alimenta; esta alteración en los parámetros de la energía es ocasionada por fenómenos eléctricos inherentes a la operación de otros equipos conectados a la red así como por disturbios electromagnéticos y fallas ajenas a la red de energía eléctrica.

En los sistemas de potencia modernos se ha incrementado el intercambio de grandes cantidades de energía a través de largas distancias, por lo regular estos sistemas están en constante crecimiento en sus interconexiones, tanto de unidades de generación como de sistemas de distribución, en consecuencia se encuentran sometidos a múltiples disturbios provocados por fenómenos eléctricos, fallas por mal funcionamiento de los equipos y errores humanos, así como operaciones de grandes equipos que consumen niveles elevados de energía en el arranque, que ocasionan: depresiones de voltaje (Sags), incrementos de voltaje (Swells), Distorsión de la forma de onda originada por cargas no lineales, Parpadeos (Flickers), sobreimpulsos, muescas de voltaje y otros, que deterioran la calidad de la energía en las diferentes etapas o procesos.

Aunado a lo anterior y debido a la incorporación masiva de un gran número de conver-

tidores electrónicos implementados en las fuentes de alimentación primarias de equipos de uso cotidiano, condiciones de conexión y desconexión de altas cargas eléctricas no lineales, así como disturbios y fallas en líneas de transmisión y redes de distribución, se generan perturbaciones en la red de suministro eléctrico que deterioran la calidad de la energía y ocasionan mal funcionamiento y daño en equipos de alta tecnología, tales como computadoras, controladores de procesos automatizados, dispositivos médicos y de soporte vital.

La Electrónica de Potencia en los últimos años ha incursionado en el ámbito de los procesos industriales y domésticos, con equipos de tamaño reducido, debido a la miniaturización de los dispositivos electrónicos y el aumento en la eficiencia en la utilización de la energía eléctrica, sin embargo, estos equipos de última generación continuan siendo susceptibles a los disturbios eléctricos sobre todo las de tipo depresión que producen daños y mal funcionamiento de sus sistemas, que se traduce por supuesto, en pérdidas de gran importancia en el sector productivo y de servicios. Actualmente se han propuesto dispositivos y sistemas electrónicos emergentes con el fin de disminuir el impacto de las perturbaciones eléctricas originadas por fenómenos eléctricos de diversa naturaleza que afectan la calidad de la energía eléctrica.

Los disturbios eléctricos que afectan a la calidad de la energía eléctrica se clasifican de acuerdo al tipo y duración de los mismos según el estándar IEEE 1159-1995 que define de manera particular a los disturbios, Sag y Swell y pueden medirse para su identificación de acuerdo al estándar internacional (IEC 61000-4-30), Testing and measurement techniques – Power quality measurement methods, este último define también a la Distorsión Armónica Total, disturbio que es abordado en la presente investigación junto con los disturbios tipo Sag y Swell.

No obstante en los ultimos años se han realizado investigaciones donde se propone una nueva definición del voltaje Sag, que toma en consideración las características del voltaje de tolerancia de equipos eléctricos individuales ya que utiliza el voltaje mínimo de la curva de tolerancia de cada equipo conectado a la red de suministro.

Este trabajo se enfoca en la corrección de tres tipos de disturbios importantes que suceden dentro del proceso de distribución de bajo voltaje, los cuales son: disturbios de voltaje tipo Sag, Swell y Distorsión Armónica total. El porcentaje de incidencia de estos tres disturbios en las redes eléctricas equivalen a más del 70 % de los diferentes fenómenos que ocurren en ella, siendo el disturbio de voltaje Sag el más severo, con una frecuencia de incidencia arriba del 50 % de manera individual (Robledo, 2008).

Revisando la literatura sobre Calidad de la Energía, de manera general se manejan dos enfoques en relación a la mitigación de los disturbios eléctricos que afectan la Calidad de la

Energía, uno de ellos es desde el punto de vista del consumidor o de la utilidad y el otro desde el punto de vista del proveedor. El primero se denomina condición de carga, que asegura que el equipo es menos sensible a perturbaciones de energía y permite la operación incluso bajo una distorsión significativa en el voltaje, el otro se basa en la instalación de sistemas de acondicionamiento de línea que supriman o contrarresten las perturbaciones en la red de energía eléctrica.

Actualmente los sistemas de acondicionamiento del voltaje de línea, conocidos como ***Custom Power Devices***, en el caso de redes de distribución de bajo voltaje, basan su funcionamiento en Convertidores Estáticos de Voltaje modulados con diferentes técnicas y controlados con dispositivos microcontrolados, que a través de un elemento de aislamiento galvánico y acoplamiento magnético se conectan a los sistemas de distribución de baja y media tensión en derivación o en serie. Algunas de estas medidas son eficaces y económicas tales como: Eliminadores de descargas eléctricas o surgimientos, Interruptores Estáticos basados en Tiristores y Sistemas de Almacenamiento de Energía. Dentro de los diferentes métodos para la corrección de disturbios de voltaje tipo Sag y Swell, existen dispositivos más comunes considerados por su eficiencia, que incluyen en sus sistemas Filtros Activos de Potencia (APF), Sistemas de baterías de Almacenamiento de Energía (BESS), Compensadores Sincrónicos Estáticos de Distribución (DSTATCOM), Capacitores de Distribución Serie (DSC), Restauradores Dinámicos de Voltaje (DVR), Eliminadores de Descargas Eléctricas (SA), Sistemas de Energía Magnéticos con Superconductores (SMES), Cambiadores Electrónicos de Taps Estáticos (SETC), Interruptores de Transferencia de Estado Sólido (SSTS), Limitadores de Corriente de Falla de Estado Sólido (SSFCL), Compensador Estático de Potencia Reactiva (SVC), Switcheo de Capacitores por Tiristores (TSC), Fuentes no Initerrumpibles de Energía (UPS); entre estos dispositivos el Restaurador Dinámico de Voltaje basado en un Convertidor Estático de Voltaje (VSC), es el más eficiente de los dispositivos de potencia en la mitigación de disturbios de voltaje tipo Sag y Swell (Vijayalakshmi y Khan, 2011; El-Gammal, Abou-Ghazala, y El-Shennawy, 2011; Rosli y Rahim, 2009).

El Restaurador dinámico de Voltaje, se presenta como una solución en la mitigación de los disturbios de voltaje tipo Sag y Swell, este dispositivo ha sido y sigue siendo abordado para combinarse con diversas técnicas de detección y algoritmos varios para la mitigación de estos disturbios, que hacen que el DVR presente un desempeño superior en la mitigación de los disturbios eléctricos, razon por lo que el DVR es un elemento del cual se hace mención en propuestas e investigaciones en muchas partes del mundo con el objetivo de cumplir con las metas que persigue la calidad de la energía eléctrica en la mitigación de los disturbios de voltaje tipo Sag y Swell(Rosli, Rahim, y Sulaiman, 2005-2009; Zhan y cols., 2001; Newman,

Holmes, Nielsen, y Blaabjerg, 2003; Bhaskar y cols., 2010).

A continuación se enumeran algunos trabajos importantes desarrollados en este ámbito con el fin de mejorar la calidad de la energía eléctrica, algunos aplicados al DVR y otros en equipos de respaldo de energía como los UPS.

- Aplicación de un controlador Analógico Neuronal del Inversor de un UPS, implementado con Amplificadores Operacionales, con entrenamiento fuera de línea, usando patrones obtenidos de la simulación de un controlador, patrones que contienen referencias de la corriente de la carga, los resultados experimentales muestran un desempeño superior del controlador neuronal en la disminución de la distorsión armónica total, sobre todo con la operación en cargas no lineales(Sun y cols., 2002).

- Aplicación de un controlador analógico con la red neuronal para inversores de UPS. Los resultados de simulaciones realizadas por el controlador neuronal propuesto demostró un nivel bajo en la distorsión armónica total, en condiciones provocadas por cargas no lineales, se realiza una comparación con un controlador Proporcional Integral optimizado demostrando con los resultados obtenidos, el desempeño superior del controlador neuronal (Ionescu, Moscalu, y Moscalu, 2006).

- Desarrollo de un esquema de control de voltaje capaz de mitigar algunos de los principales problemas referentes a la calidad de la energía en los sistemas eléctricos de distribución, con el propósito de compensar las condiciones de: Sag, Swell, distorsión y desbalance, presentes en los voltajes del sistema de distribución, se propone un esquema de control llamado "Sistema Dinámico de Regulación de Voltaje utilizando una VSC conmutada mediante la estrategia SPWM" el esquema propuesto exhibe la habilidad de reconocer y corregir de forma rápida y precisa las posibles variaciones existentes en el voltaje de suministro del sistema eléctrico. Los resultados obtenidos en tales simulaciones se verifican mediante pruebas experimentales efectuadas con un prototipo del regulador propuesto, implementado en el laboratorio, el cual utiliza como controlador principal un Procesador Digital de Señal (DSP)(Lozano y Merced, 2006).

- Aplicación de un algoritmo de estimación basado en mínimos cuadrados en un sistema de control de un Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) para la detección de voltaje Sag y reducción de la Distorsión Armónica Total, reportando que este algoritmo de estimación, sistema de control novedoso, puede restaurar todos los tipos de voltajes Sag en el valor de pre-falla y en comparación con otros métodos convencionales, tales co-

mo el sistema de referencia síncrono (SRF) que en comparación a éste tiene un tiempo de respuesta más rápido y mejor precisión (Jazayeri y Abdollahzadeh, 2009).

- Desarrollo de controladores neuronales y neuro-fuzzy para inversor de fuente de voltaje ininterrumpible(UPS), para mejorar su respuesta transitoria y adaptabilidad a diversas cargas. Una retroalimentación de corriente de carga idealizada es utilizada para que el controlador pueda obtener los patrones de ejemplo para formación de las redes. Patrones de ejemplo en virtud de diversas condiciones de carga se utilizan en el entrenamiento fuera de línea de la redes neuronales y Neuro-Fuzzy, que se pone tan simple como sea posible para reducir el tiempo de cálculo. Los pesos y los bias de la Red Neuronal, se actualizan utilizando el algoritmo de retropropagación para hacer que el error cuadrático medio entre la salida deseada y de salida real sea menor que el valor predefinido. Los resultados de la simulación muestran que los controladores neuronales y neuro-fuzzy pueden proporcionar un voltaje de salida senoidal con un bajo nivel de Distorsión Armónica Total (DAT) con diferentes condiciones de carga, y exhibe un buen rendimiento transitorio cuando los cambios de carga son efectuados (Bhoopal y Madhav, 2009).

- Mientras que los primeros dispositivos FACTS consistieron principalmente en controladores basados en tiristores , filtros RLC y transformadores, la nueva generación se basa en convertidores de potencia autoconmutado, dispositivos de derivación (FACTS), es decir, compensadores estáticos de potencia reactiva(SVC) y compensadores síncronos estáticos (STATCOM) y restauradores dinámicos de voltaje (DVR). El restaurador dinámico de voltaje se ha convertido en la solución rentable para la protección de las cargas sensibles contra Sags y Swells (Vijayalakshmi y Khan, 2011).

- El Restaurador Dinámico de Voltaje se presenta como una solución rápida, flexible y eficiente para el problema del voltaje Sag, sumando un vector de voltaje (magnitud y ángulo) al voltaje fuente durante el evento de depresión, para restablecer el voltaje de la carga a las mismas condiciones que tenía antes de la falla (pre-Sag) en pocos milisegundos, en esta investigación se presenta un esquema para la detección del Sag por el método de la Transformada Rápida de Fourier, describiendo sus limitaciones (El-Gammal y cols., 2011).

En la actualidad, se han propuesto esquemas adaptativos de control no-lineal, que ayudan a resolver los errores de modelado, disturbios y dinámicas específicas sin modelar, esta-

bleciéndose como una alternativa con características particulares que permiten su empleo en la planeación, operación y control de los sistemas de potencia con una alta eficiencia.

El algoritmo para la mitigación de disturbios de voltaje tipo Sag y Swell, asi como la disminución de Distorsión Armónica Total, presentado en este trabajo se basa en un sistema de control que utiliza una Red Neuronal Artificial (RNA) para controlar el voltaje de salida del DVR, que a diferencia de los sistemas implementados en el control clásico, no requiere del conocimiento exacto de la función de transferencia del sistema, un hecho atractivo para la implementación de este dispositivo, sobre todo cuando no se tiene un conocimiento preciso del proceso que se desea controlar, ya que el control inteligente puede considerarse como una generalización del concepto del control, donde sus métodos se desarrollan para emular alguna característica importante del ser humano, que incluyen, adaptación y aprendizaje, planeación bajo gran incertidumbre y el trabajo con gran cantidad de datos.

Recientemente, se ha incrementado la atención a las redes de neuronas artificiales (RNA) para modelar sistemas no lineales y diseñar controladores, la estructura de estos modelos se forma por un arreglo uniforme de unidades básicas de cálculo interconectadas entre sí, que después de seleccionar su estructura e interconexiones, se pondera mediante un entrenamiento, para aproximar el comportamiento entrada-salida de un sistema dinámico.

Las RNA son sistemas de procesamiento paralelo distribuido, compuestos por elementos de procesamiento no lineal, que se desempeñan de manera similar a las funciones más elementales de las neuronas biológicas. Las RNA tienen la habilidad de aprender de la experiencia, generalizar a partir de ejemplos previos y resumir información pertinente de muestras que contienen información irrelevante o incompleta. Las RNA no son adecuadas para tareas matemáticas simples, como puede ser, el cálculo de la caída de tensión en un alimentador, sin embargo, ayudan a resolver un gran número de problemas de reconocimiento de patrones, que son computacionalmente difíciles o imposibles de resolver por medio de programas iterativos convencionales (Hornik, Stinchcombe, y White, 1989; Zurada, 1992).

Las redes neuronales son capaces de identificar y controlar sistemas variantes en el tiempo con múltiples entradas - múltiples salidas. Estos modelos con un entrenamiento continuo en línea, pueden seguir la dinámica del sistema, siendo su identificación adaptable a los cambios en las condiciones y punto de operación (Hassoun, 1995).

1.2. Objetivo General

Diseñar el Controlador Neuronal del inversor de un Restaurador Dinámico de Voltaje para mitigar los disturbios tipo Sag y Swell y disminuir la Distorsión Armónica Total en el suministro de energía eléctrica a la carga, durante el evento.

1.3. Objetivos Específicos

- Determinar parámetros característicos a emplear en el control neuronal.
- Caracterizar y entrenar la red neuronal propuesta para el control del inversor (VSC).
- Validar matemáticamente y a nivel software el controlador neuronal.
- Simular el Controlador Neuronal en un Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR).
- Realizar pruebas del comportamiento del DVR controlado por la Red Neuronal, para determinar su eficacia en la mitigación de disturbios tipo Sag y Swell así como la disminución de la Distorsión Armónica Total (DAT) en el voltaje a valores establecidos por la norma.

1.4. Hipótesis

Con la implementación del control Neuronal del Inversor (VSC) de un Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) es posible mitigar los efectos de los disturbios de voltaje tipo Sag y swell para proporcionar Energía Eléctrica de Alta Calidad con el mínimo de perturbaciones y mínima Distorsión Armónica Total en el voltaje.

1.5. Justificación

Debido a la incorporación masiva de un gran número de convertidores electrónicos implementados en las fuentes de alimentación primarias de equipos de uso cotidiano, condiciones de conexión y desconexión de altas cargas eléctricas lineales y no lineales, así como disturbios y fallas en líneas de transmisión y redes de distribución, se generan fenómenos en la red de suministro eléctrico, conocidos como Sag y Swell, depresión e incremento de

voltaje respectivamente, los cuales deterioran la calidad de la energía y ocasionan mal funcionamiento y daño en equipos de alta tecnología, tales como computadoras, controladores de procesos automatizados, dispositivos médicos y de soporte vital, por lo que se hace necesaria la mitigación de los disturbios y la disminución de la distorsión armónica para evitar daños y mal funcionamiento en estos equipos.

Cuando el voltaje de la red eléctrica presenta alta distorsión armónica total, los equipos y sistemas eléctricos conectados a ésta, sufren deterioro del aislamiento y fallas por calentamiento debido a corrientes de alta frecuencia.

En el caso de los disturbios de alto o bajo voltaje, componentes y aislamientos se degradan por sobrecorriente o falla de aislamiento respectivamente, que se intensifica de acuerdo a la duración de estos fenómenos.

Si los equipos y sistemas son sometidos a estos disturbios de manera recurrente la probabilidad de que tengan una falla o mal funcionamiento, será muy importante.

Los equipos y sistemas conectados a un red de energía eléctrica, que no cuentan con una protección por disturbios, serán más susceptibles de tener una falla y ocasionar con esto pérdidas económicas importantes de acuerdo al proceso donde intervienen, o mucho peor, no estar disponibles cuando se necesitan en el caso de equipos médicos de soporte vital.

1.6. Aportación

En el presente trabajo se presenta el procedimiento de diseño e implementación en software de un controlador neuronal para el inversor (VSC) de un Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR), el cual mantiene en condición estable la salida del voltaje de alimentación en cargas lineales y no lineales ante la presencia de disturbios de voltaje tipo Sag y Swell a la vez que disminuye la Distorsión Armónica Total (DAT) de manera significativa durante el desarrollo del evento.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Introducción

Un sistema eléctrico de potencia se compone de tres sistemas a saber que son: Generación, Transmisión, y Distribución, como se muestra en la figura 2.1. La producción de energía eléctrica se realiza por medio de generadores y esta energía es transportada por las líneas de transmisión a los centros de distribución y a su vez a las diferentes cargas para su consumo, en el área industrial, comercial y doméstica. Los sistemas de transmisión son las entidades que realizan la unión entre las estaciones de generación y los sistemas de distribución, estos a su vez realizan la interconección con los usuarios y pueden intercambiar energía con otros sistemas de potencia. En la actualidad la operación de los sistemas de potencia es compleja, debido al rápido incremento de las cargas y a la diversidad de conexión y desconexión de éstas (Catalão, 2012).

La energía que se suministra a través de las redes eléctricas posee características de voltaje, frecuencia, distorsión armónica y continuidad entre otras, establecidas bajo norma de acuerdo a los diferentes procesos o etapas en las que se encuentra, producción, transmisión y distribución, cuando se cumplen estas características se dice que la energía suministrada cumple con los estándares de calidad. Los valores nominales de estas caracteristicas de la energía eléctrica se ven alteradas en magnitud, frecuencia, fase y forma de onda, desde una pequeña proporción de su valor nominal establecido, hasta valores muy grandes no tolerados por las cargas sensibles, que provocan mal funcionamiento a los equipos que alimenta, la alteración es provocada por fenómenos eléctricos inherentes a la operación de otros equipos conectados a la red así como a disturbios electromagnéticos y fallas ajenas a la red de energía eléctrica.

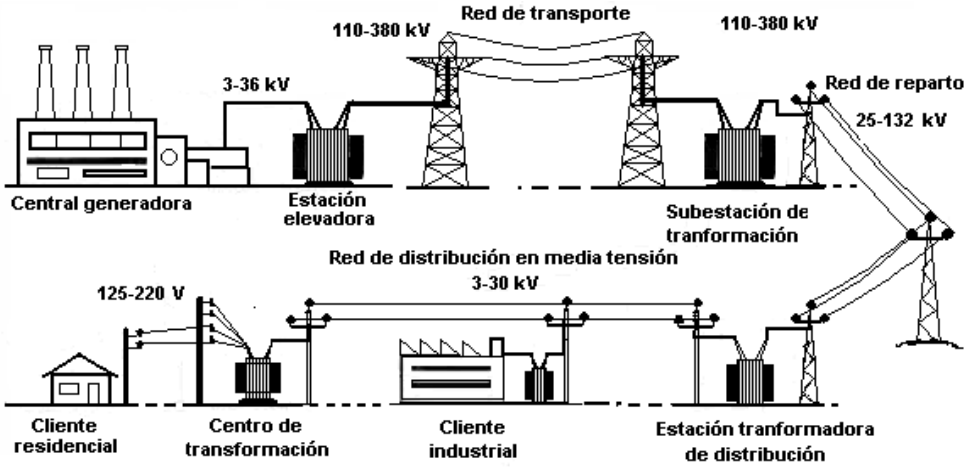


Figura 2.1 Aspecto General de un Sistema Eléctrico de Potencia

2.2. Calidad de la Energía

La calidad de la energía (PQ), concepto conocido a nivel internacional, que figura en normas internacionales y es sujeta a múltiples investigaciones (Lozano y Merced, 2006; Mago, Chourio, Villegas, y G., 2008), se define, cuando la energía eléctrica es suministrada a los equipos y dispositivos con las características y condiciones adecuadas que les permita mantener su continuidad sin que se afecte su desempeño ni provoque fallas a sus componentes, cabe mencionar que las normas internacionales: *IEC 61000-4-30:2003, Testing and measurement techniques – Power quality measurement methods e IEC 61000-4-7:2002, Testing and measurement techniques - General guide on harmonics and interharmonics measurements and instrumentation, for power supply systems and equipment connected thereto*, nos indican la metodología a seguir y las técnicas a utilizar para medir y determinar la calidad de la energía eléctrica en redes de energía eléctrica.

Cuatro parámetros pueden servir como referencia para clasificar los disturbios de acuerdo a su impacto en la calidad de la energía y estos son:

1. Variaciones de frecuencia que raramente ocurren en sistemas alimentados por la compañía suministradora, siendo más común que se encuentren en sistemas aislados de motor-generador en los que las variaciones de carga provocan variaciones de frecuencia.

2. Variaciones de amplitud que pueden ocurrir en diferentes formas y rangos de duración que van desde transitorios de muy corta duración hasta condiciones de estado estable.

3. Variaciones en la forma de onda de voltaje o corriente producidas por cargas no lineales, denominada distorsión armónica, siendo una condición de estado estable.

4. Desbalanceo entre las fases de un sistema polifásico causado principalmente por la operación de cargas monofásicas desiguales que afectan principalmente a máquinas rotatorias y circuitos rectificadores trifásicos.

En México se cuenta con el *Reglamento de la Ley del Servicio Público de Energía Eléctrica* que define las condiciones de suministro de la energía eléctrica, estableciendo en el capítulo V artículo 18 del suministro y la venta de energía eléctrica que a la letra dice:

"El suministrador deberá ofrecer y mantener el servicio en forma de corriente alterna en una, dos o tres fases, a las tensiones alta, media o baja, disponibles en la zona de que se trate, observando lo siguiente:

- Que la frecuencia sea de 60 Hertz, con una tolerancia de 0.8 por ciento en más o en menos, y

- Que las tolerancias en el voltaje de alta, media o baja tensión no excedan de diez por ciento en más o en menos y tiendan a reducirse progresivamente".

En la actualidad cada vez es más extendido el uso de equipo electrónico sensible con velocidades de procesamiento cada vez más altas y que se incrementan continuamente, por lo que es indispensable que las instalaciones se realicen con apego a las normas, se cuente con equipos de protección adecuados y se reduzcan los disturbios en el sistema eléctrico, para lo cual es importante establecer coordinación entre la compañía suministradora, los fabricantes de equipos y los usuarios.

En el capítulo uno se ha mencionado de manera general el manejo de dos enfoques en relación a la mitigación de los disturbios eléctricos que afectan la Calidad de la Energía, desde el punto de vista del consumidor o de la utilidad y desde el punto de vista del proveedor; sin embargo ampliando un poco más este concepto, en la actualidad la calidad de la energía (PQ) puede ser vista bajo tres perspectivas, la del fabricante, la del suministrador y la del consumidor, que ven la situación desde ángulos diferentes, pero que llegan a converger cuando se pone en contexto la compatibilidad electromagnética que deben cumplir, el fabricante y el suministrador y en el caso del consumidor la de seleccionar equipos que cumplan con la normatividad (Robledo, 2008).

Las perspectivas mencionadas en el párrafo se describen enseguida:

- **La del consumidor** viendo la afectación de las variaciones de la tensión eléctrica en sus equipos.
- **La del fabricante de equipos** determinando una tolerancia en sus equipos para evitar daños permanentes.
- **La del suministrador** viendo las características de las corrientes consumidas por sus clientes y las posibles afectaciones a la red derivado de la "calidad del consumo".

2.3. Disturbios Eléctricos

Los disturbios eléctricos son perturbaciones electromagnéticas que cambian los valores nominales de los parámetros del suministro de voltaje en una red eléctrica y de acuerdo con la definición de la norma *IEEE-1159: Institute of Electrical and Electronics Engineers - Monitoring Electric Power Quality*, la clasificación para variaciones de voltaje se muestra en la tabla 2.1.

Tabla 2.1 Clasificación para variaciones de voltaje, según la norma IEEE-1159

Clasificación		Categoría	Duración típica	Magnitud típica
Variaciones de corta duración	Instantáneas	Interrupción	0.5-30 ciclos	<0.1 p.u.
		Sag	0.5-30 ciclos	0.1-0.9 p.u.
		Swell	0.5-30 ciclos	1.1-1.8 p.u.
	Momentáneas	Interrupción	30 ciclos-1 seg	<0.1 p.u.
		Sag	31 ciclos-1 seg	0.1-0.9 p.u.
		Swell	32 ciclos-1 seg	1.1-1.8 p.u.
	Temporal	Interrupción	3 seg-1 min	<0.1 p.u.
		Sag	4 seg-1 min	0.1-0.9 p.u.
		Swell	5 seg-1 min	1.1-1.8 p.u.
Variaciones de larga duración		Interrupción	3 seg-1 min	<0.1 p.u.
		Sag	4 seg-1 min	0.1-0.9 p.u.
		Swell	5 seg-1 min	1.1-1.8 p.u.

Los disturbios eléctricos más comunes que se presentan en las redes de energía eléctrica, de bajo y alto voltaje, son los siguientes:

- Voltaje Dip.- Término usado para referirse a una reducción del voltaje con una duración menor que medio segundo.

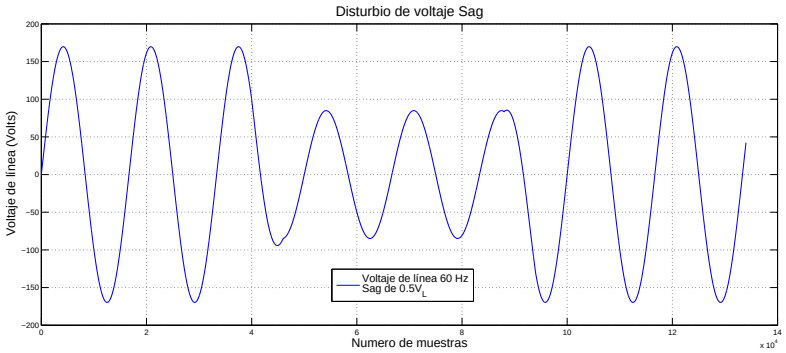
- Voltaje Sag.- Puede ocurrir en cualquier instante de tiempo, con rango de amplitudes del 10 al 90 % y una duración desde medio ciclo hasta un minuto.
- Voltaje Swell: Esta definido como un incremento en términos RMS del voltaje o corriente a la frecuencia del sistema de potencia con una duración desde medio ciclo hasta un minuto.
- Voltaje 'spikes', 'impulses' o 'surges'.- Estos términos son usados para describir breves pero abruptos incrementos en el valor del voltaje.
- Voltaje Transitorios.- son temporalmente voltajes indeseables que aparecen en el suministro de potencia, estos transitorios son disturbios de muy alto voltaje (arriba de los 20KV) de una duración muy corta de tiempo.
- Armónicos.- La frecuencia fundamental de un sistema de distribución de potencia de corriente alterna es de 60 hz, por lo que un armónico de frecuencia es cualquier frecuencia senoidal la cual sea múltiplo de la frecuencia fundamental, estas puede ser múltiplos por arriba o por abajo del valor principal.
- Parpadeos o Flickers.- Parpadeo en la luz que puede observarse,de manera visual, fenómeno introducido por muchos componentes armónicos en la fuente de potencia asociados a este efecto.

Las figuras 2.2(a) a la 2.2(f) muestran algunos de los disturbios más importantes que afectan a la calidad de la energía en las redes eléctricas y que pueden afectar a la operación adecuada de equipos sensibles a estos fenómenos.

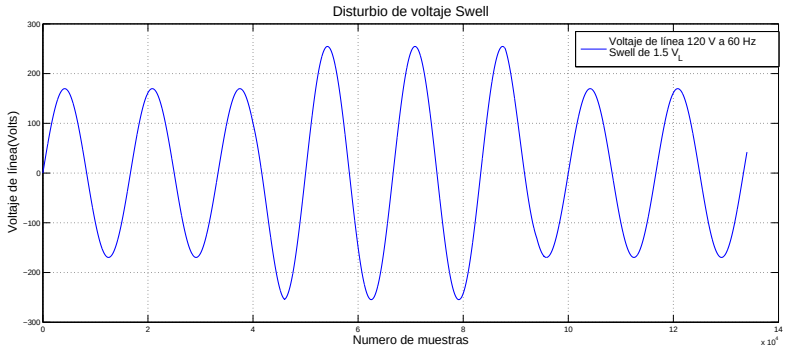
Los disturbios eléctricos que afectan a la calidad de la energía eléctrica se clasifican de acuerdo al tipo y duración de los mismos y pueden medirse para su identificación de acuerdo al Standard Internacional IEC 61000-4-30, Testing and measurement techniques – Power quality measurement methods.

En relación a los disturbios eléctricos clasificados que ocurren en las redes de energía eléctrica la Comision Federal de Electricidad, compañia suministradora de la energía eléctrica en México, realizó un estudio de la distribución de incidencias de los disturbios eléctricos, los cuales se muestran en la figura 2.3, donde se observa que los eventos de voltaje tipo Sag, Swell y Distorsión Armónica equivalen a más del 70 % de los diferentes fenómenos que ocurren en las redes eléctricas (Robledo, 2008).

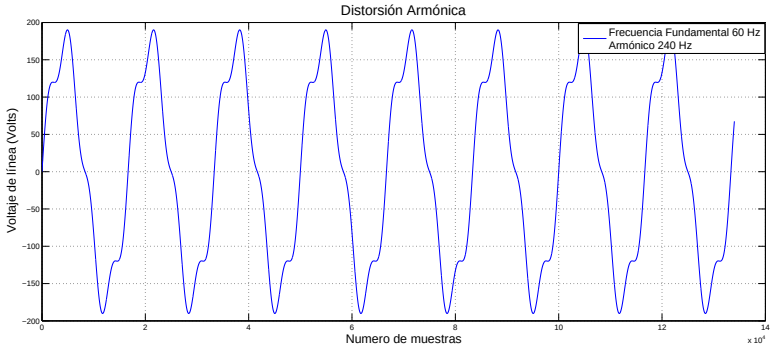
Acotando un poco más el universo de estos disturbios, y que tienen que ver con los que se abordan en este trabajo, La clasificación de los eventos en voltaje según el estándar IEEE



(a) Disturbio de voltaje Sag

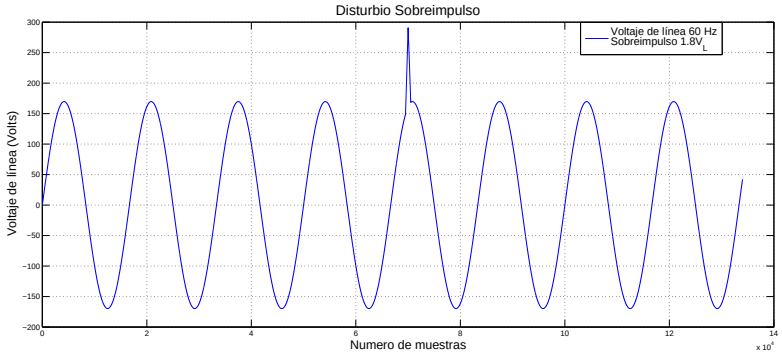


(b) Disturbio de voltaje Swell

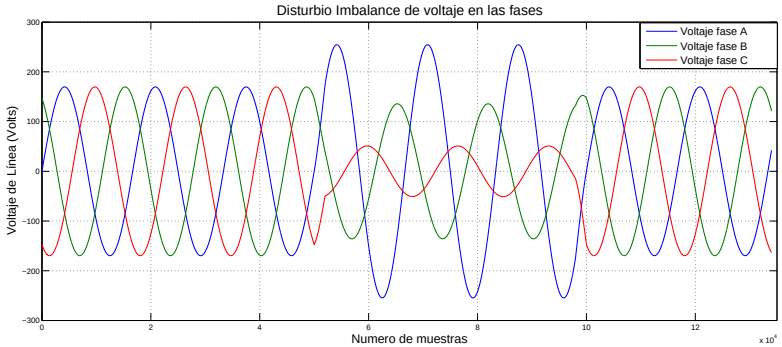


(c) Disturbio Armónico

(d) Interrupción de voltaje



(e) Sobreimpulso o Transitorio de voltaje



(f) Desbalance de voltaje de Fase

Figura 2.2 Disturbios más comunes que afectan la calidad de la energía en redes eléctricas

1159-1995 define de manera particular a los disturbios, Sag y Swell. Podemos encontrar investigaciones donde se redefine el disturbio de voltaje Sag, el cual toma en consideración las características del voltaje de tolerancia de equipos eléctricos individuales, el método propuesto, utiliza el voltaje mínimo de la curva de tolerancia de cada equipamiento (Won, Ahn, Chung, Kim, y Moon, 2003; Romero, 2010; Chan, Wu, Chang, y Chang, 2010; Romero, Pavas, y Cajamarca, 2010).

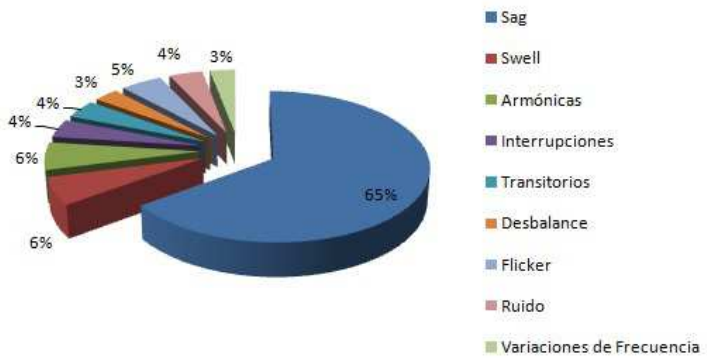


Figura 2.3 Distribución de Incidencias de parámetros de Calidad de Energía

El caso particular del disturbio de voltaje tipo Sag y Swell y el criterio de valoración como aceptable o no aceptable en términos de Calidad de la Energía, es el caso de la curva de tolerancia para la fabricación de equipos de cómputo, curva CBEMA (Computer Business Equipment Manufacturers Association) figura 2.4 donde muestra las condiciones máximas permisibles de los disturbios dependiendo de la duración y de la magnitud de éste (Chan y cols., 2010; Romero y cols., 2010).

La computadora es el equipo más sensible a los cambios en la calidad de la energía. La curva CBEMA fue creada para definir los límites transitorios y de estado estable dentro de los cuales el voltaje de línea puede variar sin afectar el adecuado funcionamiento o sin causar daño a los equipos de cómputo, en realidad esta curva nos muestra un perfil de susceptibilidad de los equipos.

Las computadoras, los Controladores Lógicos Programables (PLC), las unidades de proceso distribuidas, los sistemas de instrumentación y otros sistemas de estado sólido, operarán confiablemente si se aplican cuidadosamente las tolerancias en relación al voltaje de línea indicados en la curva de tolerancia CEBMA figura 2.4. Estas unidades tienen en común voltajes y tiempos sensibles. Los Sags y los Swells de voltaje, así como las salidas (cortes) y los transitorios afectarán seriamente su operación.

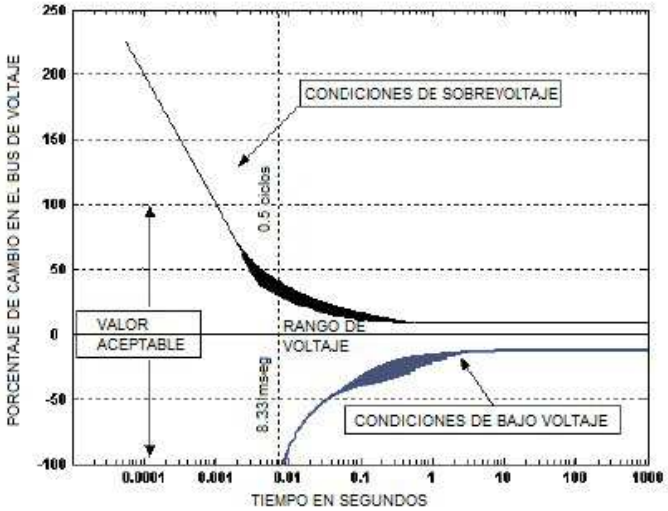


Figura 2.4 Curva de aceptabilidad de potencia CBEMA

Revisando la literatura se encuentra una curva que nos describe la inmunidad y tolerancia a los disturbios de voltaje Sag de diversos equipos figura 2.5 referente importante para el suministrador, el fabricante y el consumidor de manera deba ser considerada en la realización de sus respectivos procesos.

Los procedimientos detallados para probar los equipos informáticos frente a su inmunidad a las perturbaciones se presentan en diversas normas, como en la IEC 61000-4-11, IEEE 446-1995, IEEE 1100-1999, SEMI F47-0200, SEMI F42-0600 e ITIC (CBEMA).

La metodología frecuentemente empleada en la representación de datos acerca de la calidad de servicio es la indicación de la duración y magnitud de los eventos sobre un plano XY, cuyo eje X corresponde a la duración del evento y el eje Y a la amplitud del mismo.

Esta metodología define regiones del plano XY (duración magnitud) que un equipo IT debe soportar y continuar con el correcto funcionamiento.

Debido a la complejidad en la estructura y operación de los sistemas eléctricos de potencia, en sus diferentes areas de Generación, Transmisión y Distribución, y con el fin de mantener los estándares de calidad en la energía eléctrica, por lo general se utilizan dispositivos que proporcionan control local en diferentes lugares de la red eléctrica a través de estabilizadores de los parámetros eléctricos esto es: reguladores automáticos de voltaje (Automatic Voltage Regulators, AVRs), dispositivos FACTS “Sistemas Flexibles de Transmisión de Corriente Alterna”y dispositivos STATCOM que utilizan tecnologías y controles de diversa naturaleza, que ayudan a mitigar problemas de inestabilidad en parámetros eléctricos tales como voltaje, frecuencia y disminuyen las oscilaciones en dichos sistemas, sin embargo aun queda mucho

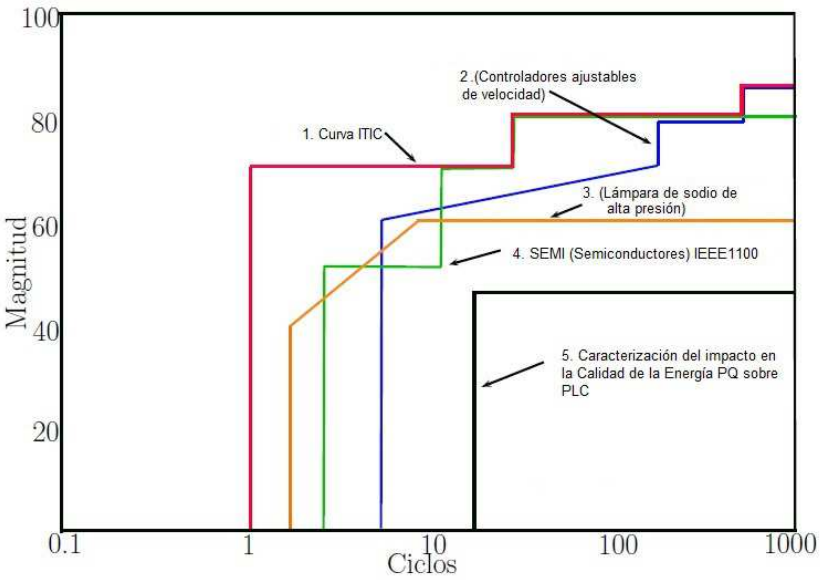


Figura 2.5 Curvas de inmunidad de equipos a los disturbios de voltaje Sag (Curva ITIC)

por hacer respecto a la mitigación de disturbios en las redes de energía eléctrica, la cual se considera un área de oportunidad para realizar investigación y desarrollo tecnológico (Mago y cols., 2008; Pakharia y Gupta, July 2012).

Los beneficios del desarrollo y la innovación tecnológica por lo regular no se aplican de inmediato a los equipos que ya se encuentran operando, debido a que requieren de un proceso de modernización que involucra por supuesto un capital de inversión el cual no es de manera inmediata; por esta razón es común encontrar equipos sofisticados operando en combinación con otros de accionamiento manual, que para su operación o acción de control, se realizan con maniobras mecánicas, por ejemplo: los cambiadores de taps en los transformadores utilizados para variar la magnitud del voltaje de salida o la introducción de transformadores cambiadores de fase, los cuales controlan el flujo de potencia en las líneas de transmisión al introducir un defasamiento adicional entre los voltajes terminales de la línea. Este tipo de dispositivos se controlan de manera mecánica y, por lo tanto, el tiempo de respuesta que exhiben es relativamente lento para aplicaciones de control particulares, por lo que estos dispositivos resultan útiles para la operación en estado estable del sistema, pero desde el punto de vista dinámico no son los más apropiados.

Debido a la incorporación masiva de convertidores electrónicos implementados en las fuentes de alimentación primarias de equipos de uso cotidiano, condiciones de conexión y desconexión de altas cargas eléctricas no lineales, así como disturbios y fallas en líneas de

transmisión y redes de distribución, se generan perturbaciones en la red de suministro eléctrico, los cuales deterioran la calidad de la energía y ocasionan mal funcionamiento y daño en equipos de alta tecnología, tales como computadoras, controladores de procesos automatizados, dispositivos médicos y de soporte vital, razón por la cual se propone un dispositivo que opere en una subestación de distribución de CFE o subestación de alguna empresa, escuela, fábrica u hospital para corregir los disturbios y disminuir los daños y mal funcionamiento de los equipos sensibles e importantes para el consumidor.

Se han propuesto soluciones que mitigan los disturbios de energía eléctrica, combinando sistemas eléctricos de potencia basados en control clásico y moderno, la teoría desarrollada para el control de procesos, tiene su base esencial en la dinámica del proceso que se desea controlar. Esta dinámica normalmente se expresa con ecuaciones diferenciales ordinarias, y en el caso de sistemas lineales, se hace uso de la Transformada de Laplace para obtener una representación matemática que relaciona la señal que se quiere controlar y la señal de entrada al sistema. Esta relación matemática se conoce como función de transferencia, sin embargo estas soluciones no han resuelto en su totalidad los problemas en los sistemas eléctricos, debido a la naturaleza de los fenómenos presentados y a los tipos de carga que se encuentran conectadas a la red, que en gran parte son de tipo no lineal, por lo que el modelado de los sistemas es complicado y en ocasiones una labor titánica y en muchos casos una actividad imposible.

Han surgido nuevas propuestas basadas en control inteligente, sobre todo cuando no se tiene un conocimiento preciso del proceso que se desea controlar, ya que el control inteligente se puede considerar como una generalización del concepto del control, donde los métodos de control se desarrollan para emular alguna caracteristica importante del ser humano, que incluyen, adaptación y aprendizaje, planeación bajo gran incertidumbre y el trabajo con gran cantidad de datos.

Mientras que los primeros dispositivos FACTS utilizan controladores basados en tiristores , filtros RLC y transformadores, la nueva generación se basa en convertidores de potencia autoconmutado, es decir, Compensadores estáticos de potencia reactiva(SVC) y compensadores síncronos estáticos (STATCOM) y restauradores dinámicos de tensión (DVR). Entre estos dispositivos , el restaurador dinámico de voltaje se ha convertido en la solución rentable para la protección de las cargas sensibles contra Sags y Swells (Vijayalakshmi y Khan, 2011).

El Restaurador Voltaje Dinámico (DVR) se presenta como una solución rápida, flexible y eficiente para el problema del voltaje Sag y Swell, sumando o restando un vector de voltaje (magnitud y ángulo) al voltaje fuente durante el evento de depresión o elevación, para restablecer el voltaje de la carga a las mismas condiciones que tenía antes de la falla (pre-Sag) o

(pre-Swell), en pocos milisegundos. Se presenta un esquema para la detección del Sag por el método de la Transformada Rápida de Fourier, describiendo sus limitaciones (El-Gammal y cols., 2011).

En la actualidad, se han propuesto esquemas adaptativos de control no-lineal, que ayudan a resolver los errores de modelado, disturbios y dinámicas específicas sin modelar, estableciéndose como una alternativa con características particulares que permiten su empleo en la planeación, operación y control de los sistemas de potencia con una alta eficiencia (Shin y Xu, 2008; Derrick y Widrow, 1990).

Recientemente, se ha incrementado la atención a las redes de neuronas artificiales (RNA) para modelar sistemas no lineales y diseñar controladores. La estructura de estos modelos se forma por un arreglo uniforme de unidades básicas de cálculo interconectadas entre sí. Después de seleccionar su estructura, las interconexiones se ponderan mediante un entrenamiento, para aproximar el comportamiento entrada-salida de un sistema dinámico. El algoritmo proporciona una reducción en la complejidad de la descripción sobre modelos derivados por medio de leyes físicas. Los esquemas neuronales tienen la habilidad de identificar el modelo de sistemas desconocidos mediante un conjunto de datos que relacionan las entradas y las salidas (Hornik y cols., 1989; Hagan y Beale, 1996; Bishop, 1995).

Las RNA son sistemas de procesamiento paralelo distribuido compuestos por elementos de procesamiento no lineal, que se desempeñan de manera similar a las funciones más elementales de las neuronas biológicas. Por ejemplo, poseen la habilidad de aprender de la experiencia, generalizar a partir de ejemplos previos, y resumir información pertinente de muestras que contienen información irrelevante o incompleta. Las RNA no son adecuadas para tareas matemáticas simples, como puede ser, el cálculo de la caída de tensión en un alimentador. Sin embargo, ayudan a resolver un gran número de problemas de reconocimiento de patrones, que son computacionalmente difíciles o imposibles de resolver por medio de programas iterativos convencionales (Zurada, 1992; Guyton y Hall, 2000).

Algunas ventajas del empleo de redes neuronales son:

1. Tienen la habilidad de aprender y construir un modelo no lineal complejo a través de un conjunto de muestras entrada-salida. La arquitectura de la red permite un fácil entrenamiento sin la necesidad de un modelo estructurado.

2. Se pueden agregar o eliminar fácilmente variables de entrada, con datos correlacionados o no.

3. Las redes neuronales tienen una capacidad de filtrado. Pueden tratar con situaciones

inciertas que se presenten en el proceso con efectividad.

4. Las redes neuronales se ejecutan rápidamente. Se puede seleccionar un aprendizaje fuera de línea o en línea de bajo costo computacional.

5. Las RNA consisten de un gran número de unidades de procesamiento en paralelo que se pueden implementar utilizando hardware de propósito general o especial.

Las redes neuronales son capaces de identificar y controlar sistemas variantes en el tiempo con múltiples entradas - múltiples salidas. Estos modelos con un entrenamiento continuo en línea pueden seguir la dinámica del sistema, siendo su identificación adaptable a los cambios en las condiciones y punto de operación(Hagan y Beale, 1996; Hassoun, 1995; Bishop, 1995).

En lo que respecta a la electrónica de potencia, actualmente pueden encontrarse dispositivos que realizan el control con un esquema de modulación por ancho de pulso (Pulse Width Modulation, SPWM) de convertidores (VSC) como fuente de voltaje trifásica o monofásica (Alternating Current/Direct Current, AC/DC) empleando redes neuronales con entrenamiento en línea (Ruben, 2006). Encontramos tambien aplicaciones para control de dispositivos FACTS que se realizan mediante redes neuronales, empleándolas como parte integral del esquema de control. También se han reportado la implementación en hardware de redes neuronales para control de sistemas de potencia en laboratorio, empleando para ello como parte sustantiva los procesadores digitales de señales (Digital Signal Processors, DSPs), sustituyendo el empleo de reguladores automáticos de voltaje. En general por las investigaciones realizadas, se ha intensificado el desarrollo de modelos neuronales para mejorar el desempeño de los sistemas de potencia teniendo la posibilidad de considerar no linealidades y situaciones inciertas que no es fácil contemplar con las técnicas tradicionales. El control Inteligente ha extendiendo su aplicación en el ámbito del control de dispositivos (flexible AC transmission systems) FACTS y CUSTOM POWER para baja tensión permitiendo mejorar la estabilidad de los Sistemas Eléctricos de Potencia. En lo que respecta a implementaciones de dispositivos StatCom con sus diferentes estructuras y capacidades se puede encontrar un gran número de literatura, sin embargo, en su gran mayoría los esquemas de control se basan en técnicas convencionales de control clásico.

2.4. Teoría de Control

La función de un mecanismo de control es mantener de manera certera, propiedades esenciales de un sistema a valores deseados sujeto a perturbaciones. Históricamente, sistemas de control simple pero efectivos, han sido empleados en la regulación del flujo agua y control de nivel de líquido en los vasos de vino durante siglos. Algunos de estos conceptos todavía se utilizan hoy en día, por ejemplo, el sistema de flotador en el tanque de agua del inodoro. Sin embargo, los sistemas de control moderno utilizados en la industria hoy en día son mucho más complejos y debe sus orígenes al desarrollo de la teoría de control. La importante labor temprana en el control automático moderno se puede remontar al diseño de James Watt, del gobernador fly-ball en 1788 para el control de la velocidad de una máquina de vapor. En 1868, Maxwell presentó su primer análisis matemático de un control retroalimentado. Fue durante este tiempo que los estudios sistemáticos en los sistemas de control y dinámicas de retroalimentación comenzaron. Un hecho significativo fue el bien conocido Criterio de estabilidad de Routh en 1877, que hizo merecedor a E.J. Routh al Premio Adam.

El principio del siglo XX vio el comienzo de lo que hoy se conoce como la **teoría de control clásica**. El trabajo de Minorsky en 1922, sobre la determinación de la estabilidad desde las ecuaciones diferenciales que describen el sistema (ecuación característica) y el desarrollo de Nyquist en 1932, procedimiento gráfico para determinar la estabilidad (respuesta en frecuencia), contribuyeron sustancialmente al estudio de la teoría de control. En 1934, Hazen introdujo el término “Servomecanismo” para describir la posición del sistema de control en su intento por desarrollar una teoría generalizada de servomecanismos. Dos años después, el desarrollo del controlador proporcional integral derivativo fue descrito por Callendar, año de 1936.

La teoría de control, al igual que otras ramas de la ingeniería, se sometieron a desarrollos significativos durante la Segunda Guerra Mundial. Con Base en el trabajo de Nyquist, H.W. Bode introdujo un método para el diseño de amplificadores retroalimentados, en la actualidad conocido como Diagrama de Bode. En 1948, el método del lugar de las raíces del diseño y análisis de estabilidad fue desarrollado por W.R. Evans.

Con la introducción de las computadoras digitales en la década de los 60´s, el uso de la respuesta de frecuencia y ecuaciones características comenzaron a dar paso a las ecuaciones diferenciales ordinarias (EDO), que funcionaban bien con las computadoras. Esto dio lugar al nacimiento de la **teoría de control moderna**. Mientras que el término teoría de control clásica se utiliza para describir los métodos de diseño de Bode, Nyquist, Minorsky y trabajos similares, la teoría de control moderna se basa en métodos de diseño con EDO que son más

adecuados para la ingeniería asistida por computadora, por ejemplo, el enfoque de espacio de estado. Ambas ramas de la teoría de control se basan en una representación matemática de la planta de control de la que se desea obtener su rendimiento.

Para hacer frente a las cuestiones de no-linealidades y parámetros variables en el tiempo en los modelos de plantas, se introdujeron estrategias de control que se adaptan continuamente a las variaciones de las características de la planta, generalmente conocidas como sistemas de control adaptativo, ellas incluyen técnicas tales como control autoajustable, control H-infinito, modelo referenciado de control adaptativo y control de modo deslizante. Estudios que incluyen el uso de observadores de estado no lineales que continuamente estiman los parámetros de la planta de control, pueden ser empleados para hacer frente a la cuestión de la no observabilidad, que es la condición por la cual no todos los estados requeridos están disponibles para la retroalimentación, esta es una solución económica, ya que no requiere muchos sensores, como por ejemplo en los variadores de velocidad, o porque es físicamente difícil o incluso imposible obtener los estados de retroalimentación, como puede suceder en un reactor nuclear. En muchos casos, el modelo matemático de la planta es simplemente desconocido o indefinido, lo que conduce a mayores complejidades en el diseño del sistema de control. La propuesta de los **sistemas de control inteligentes** da un mejor rendimiento en estos casos, a diferencia de las técnicas convencionales de control, los controladores inteligentes se basan en inteligencia artificial (IA) en lugar del modelo de la planta. Estos imitan el proceso de toma de decisiones humana y, a menudo se pueden implementar en sistemas complejos con más éxito que las técnicas de control convencionales. La **Inteligencia Artificial** puede ser clasificada en sistemas expertos, lógica difusa, redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos. Con excepción de los sistemas expertos, estas técnicas se basan en métodos de computación suave. El resultado de estas técnicas es su capacidad de hacer aproximaciones y "conjeturas inteligentes" cuando es necesario, a fin de llegar con suficiente aproximación a un resultado bueno bajo un determinado conjunto de restricciones. En el diseño de los sistemas de control inteligente se pueden emplear una o más técnicas de Inteligencia Artificial (Cirstea, Dinu, McCormick, y Khor, 2002).

Técnicas Básicas

Entre las técnicas de Inteligencia Artificial usadas en Control Inteligente destacan:

- Los Sistemas Expertos, basados en el uso de las técnicas y herramientas de diseño de sistemas expertos de Inteligencia Artificial.

En este tipo de sistemas la base de conocimientos de control se obtiene de un experto humano: el operador del proceso a controlar. En ella se recoge esencialmente dos tipos de información: reglas referentes a la interpretación del estado del proceso y reglas para la determinación de las actuaciones. Para aumentar la eficiencia las reglas se clasifican en grupos o metareglas (Shin y Xu, 2008).

- Lógica Difusa, control basado en reglas que utiliza técnicas para manejar la imprecisión. Cabría separar el estudio de los controladores difusos como alternativa al control adaptativo, predictivo u otros del control experto que utiliza incertidumbre (Panda, Mahapatra, y Bagarty and Behera, 2011) .

  Los controladores difusos tratan de implantar estrategias de control expresadas en términos lingüísticos por los operadores de proceso, para ello se basan en técnicas de lógica difusa.

  La lógica difusa ha alcanzado un notable desarrollo tanto en el estudio formal como en el de aplicaciones y herramientas para diseño disponibles.

- Redes Neuronales; una red neuronal es, siguiendo a Hecht-Nielsen, "una estructura de procesamiento de información paralela y distribuida", formada por elementos de procesamiento interconectados mediante canales unidireccionales de información. Cada elemento de procesamiento tiene una conexión de salida con diferentes ramas portadoras de la misma señal. Esta señal de salida será de un tipo matemático cualquiera. Todo el procesamiento que se hace en un elemento debe ser completamente local, por ejemplo: dependerá solo de los valores actuales de las entradas al elemento y de posibles valores almacenados en memoria local.

  Las redes neuronales en control se utilizan por su capacidad de aprender el comportamiento no lineal de las variables de un proceso. Esta capacidad se puede utilizar para el diseño de sistemas que funcionen como simulador, identificador o controlador (Hagan y Beale, 1996).

- Algoritmos Genéticos, los algoritmos genéticos se están utilizando en control, entre otras aplicaciones, para depurar de forma automática las reglas que forman la base de conocimiento. Ésta se equipara a un conjunto de organismos vivos, capaces de evolucionar para adaptarse mejor al entorno. Esta adaptación se mide a partir de la tasa de fallos y aciertos de los individuos.

Al igual que en la evolución de las especies, cuando se produce una variación del entorno, sólo los que se adaptan a esa variación sobreviven, mientras que los que no pueden adaptarse son eliminados. A lo largo del tiempo van naciendo nuevos individuos que pasan a formar parte de la comunidad, con características genéticas que les hacen parecerse a sus padres, y permiten que la especie se mantenga. En algunas ocasiones se producen mutaciones que dan lugar a individuos mejor o peor adaptados.

Los algoritmos genéticos toman reglas buenas para crear nuevos individuos similares a ellas, que permitan al sistema de inferencia obtener mejores resultados.

El control Neuronal es una rama del campo general del control inteligente, el cual está basado en los conceptos de la inteligencia artificial (AI), ésta puede ser definida como la emulación en computadora del proceso del pensamiento humano. Las técnicas de Inteligencia Artificial son generalmente clasificadas como: Sistemas Expertos (SE), Lógica Difusa (FL) y Redes neuronales artificiales (ANN).

Los sistemas expertos clásicos están basados en el algebra booleana y usan cálculos precisos, mientras los sistemas de lógica difusa involucran cálculos basados en razonamientos aproximados. La lógica difusa es un superconjunto de lógica convencional booleana que ha sido extendido para manejar el concepto de parcialmente verdadero- verdadero, valores entre "completamente verdadero y completamente falso" (Sivanandam, Sumathi, y Deepa, 2007). Concepto introducido por el Dr. Lotfi Zadeh de la Universidad de Berkeley California en la década de los 60's como un medio para modelar la incertidumbre del lenguaje natural. La verdad de una expresión lógica en lógica difusa es un numero entre [0,1]. La lógica difusa se ha convertido en una herramienta útil para el control de sistemas y procesos industriales complejos. Es usado en procesos que no tienen un modelo matemático simple, para procesos altamente no lineales, o cuando se va a realizar el tratamiento de los conocimientos lingüísticamente formulados. A pesar de que fue inventado en los Estados Unidos, el rápido crecimiento de esta tecnología se originó en Japón y ahora ha vuelto a alcanzar el EE.UU. y Europa. Los controladores basados en este enfoque matemático, se conocen como controladores difusos.

El uso de redes neuronales artificiales (RNAs) es el método más poderoso de la Inteligencia Artificial. Las RNAs son estructuras de procesamiento de información el cual emula la arquitectura y modo de operación de un tejido nervioso biológico (Guyton y Hall, 2000; Hecht-Nielsen, 1990).

Cualquier RNA es un sistema formado por varias entidades básicas (llamadas neuronas) que están interconectadas y operan en paralelo transmitiendo señales entre sí con el fin de

lograr una determinada tarea de procesamiento (Hagan y Beale, 1996). Una de las características más sobresalientes de las RNA's es su capacidad para simular el proceso de aprendizaje. Se suministran como pares relacionados de señales de entrada y de salida de la cuales las reglas generales son automáticamente derivadas de modo que la RNA en determinadas condiciones será capaz de generar la salida correcta para una señal que no se había sido utilizado anteriormente. El enfoque neuronal puede ser combinado con la lógica difusa, generando sistemas neuro difusos que combinan las ventajas de los dos paradigmas.

2.5. Redes Neuronales Artificiales

Debido a que las computadoras modernas son computacionalmente muy poderosas y siguen incrementando su capacidad de procesamiento, los científicos e investigadores continúan diversificando su empleo, para tareas que son relativamente simples para los humanos. Basado en ejemplos, junto con algunas retroalimentaciones de un "maestro", se aprende fácilmente a reconocer la letra A o distinguir un objeto de otro, con más experiencia es posible refinar las respuestas y mejorar el desempeño. Este es un ejemplo típico que ilustra una tarea para la cual la solución por computadora puede ser difícil.

Tradicionalmente, la computadora digital basada en lógica secuencial tiene excelente desempeño en muchas áreas, aunque ha sido menos exitosa para otras. El desarrollo de las redes de neuronas artificiales comenzó aproximadamente en los años 50's, motivado por el deseo de entender el cerebro y emular algunas de sus actividades.

Se descubrió que la codificación en forma de pulsos digitales con cierta frecuencia proporciona calidad, seguridad y simplicidad en la transmisión de información. Los tres conceptos clave de los sistemas nerviosos, que se pretende emular en los artificiales, son: *paralelismo de cálculo, memoria distribuida y adaptabilidad al entorno* (Guyton y Hall, 2000). De esta manera, se puede hablar de las RNAs como sistemas paralelos, distribuidos y adaptativos. Estas redes se adaptan fácilmente al entorno modificando su sinapsis, y aprenden de la experiencia, con la posibilidad de generalizar conceptos a partir de casos particulares. En el campo de las redes neuronales se denomina a esta propiedad *generalización a partir de ejemplos*. Las características de las redes neuronales biológicas que sirven como inspiración para las redes de neuronas artificiales se exhiben en la figura 2.6.

Las computadoras digitales de alta velocidad hacen factible la simulación del proceso neuronal. Las redes de neuronas artificiales son modelos computacionales en paralelo que comprenden unidades de procesamiento adaptable interconectadas. Estas redes son imple-

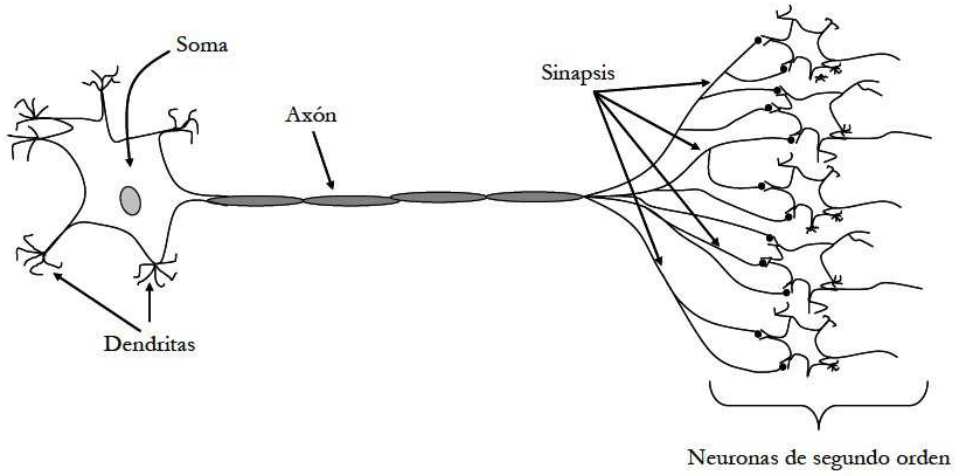


Figura 2.6 Estructura Típica de una Neurona Biológica

mentaciones en paralelo de sistemas dinámicos o estáticos no lineales. Una característica muy importante de estas redes es su naturaleza adaptativa, donde "*aprenden mediante ejemplos*" reemplazando la "*programación*" en la solución de problemas.

Esta característica hace de tales modelos computacionales adecuados en dominios de aplicación donde se tiene poco o incompleto entendimiento del problema a resolver, pero donde se tienen disponibles datos de entrenamiento. Otra característica importante es la arquitectura paralela intrínseca que permite un rápido cálculo de la solución cuando las redes se implementan en computadoras digitales en paralelo o, en su caso, cuando se implementan en hardware especializado. "*La Neurona Artificial*" es la unidad básica para la construcción de bloques de procesamiento de una red neuronal. Es necesario entender las capacidades computacionales de estas unidades de procesamiento como un prerrequisito para entender el funcionamiento de una red (Hecht-Nielsen, 1990).

2.5.1. Redes Neuronales Biológicas

La neurona es la unidad funcional básica del sistema nervioso. En la figura 2.6 se observa una neurona típica (del asta anterior de la médula espinal). Formada por tres partes principales: el soma, que es el cuerpo principal de la neurona; un solo axón, que parte del soma y se incorpora a un nervio periférico que sale de la médula espinal; y las dendritas, que son numerosas prolongaciones ramificadas del soma, que se extienden hasta 1 mm en las áreas medulares circundantes. Las señales de entrada (aferentes) llegan a la neurona a través de las sinapsis que establecen, sobre todo, las dendritas, aunque también el cuerpo celular.

El número de conexiones sinápticas que mantienen las fibras de entrada se encuentra entre varios cientos a doscientos mil. Por el contrario, la señal de salida (eferente) se transmite por el único axón de la neurona. Dicho axón tiene muchas ramas separadas destinadas a otras partes del sistema nervioso o a la periferia del cuerpo. Un rasgo especial de la mayoría de las sinapsis es que la señal se transmite de ordinario solamente en la dirección hacia delante (del axón a las dendritas). Además las neuronas se disponen en un gran número de redes nerviosas con distinta organización que determinan las funciones del sistema nervioso.

Una de las funciones más importantes del sistema nervioso consiste en procesar la información aferente para elaborar respuestas mentales y motoras adecuadas. Solo una pequeña parte de la información sensorial importante desencadena una respuesta motora inmediata. Gran parte de los datos restantes se almacena para usarlos más tarde en la regulación de los actos motores y en los procesos mentales. El almacenamiento de información es el proceso que llamamos memoria. Cada vez que cierta clase de señales sensoriales atraviesan una serie de sinapsis, aumenta la capacidad de dichas sinapsis para transmitir las mismas señales la siguiente ocasión, proceso que se llama facilitación.

En el sistema nervioso central la información se transmite principalmente bajo la forma de potenciales de acción nervioso, que pasan uno tras otro por una serie de neuronas. Cada impulso puede además ser bloqueado al transmitirse desde una neurona a la siguiente, cambiar, y en vez de ser único convertirse en impulsos repetidos; o integrarse con los impulsos de otras neuronas para dar lugar a modelos complejos de impulsos en las neuronas sucesivas. Todas estas funciones se consideran funciones sinápticas de las neuronas. Sinapsis constituye el punto de unión entre una neurona y la siguiente y determina las direcciones de las señales nerviosas al propagarse por el sistema nervioso(Guyton y Hall, 2000).

2.5.2. Redes de Neuronas Artificiales

Una red de neuronas artificiales es un sistema de procesamiento de información que tiene ciertas características de desempeño similar con las redes neuronales biológicas. Las RNAs han sido desarrolladas como una generalización de modelos matemáticos del reconocimiento humano o neuronas biológicas, basadas en las siguientes consideraciones (Fausett, 1994; Hassoun, 1995):

1. El procesamiento de la información ocurre en muchos elementos sencillos denominados neuronas.

2. Las señales circulan entre neuronas a través de ligas de conexión.

3. Cada una de las ligas de conexión tiene un peso asociado, que en una red neuronal típica, modifica la señal transmitida.

4. Cada neurona aplica una función de activación (generalmente no-lineal) a su entrada (suma de señales de entrada ponderadas) para determinar su señal de salida.

Una red neuronal se caracteriza por: el patrón de conexiones entre neuronas (arquitectura),el método de determinar los pesos en las conexiones (algoritmo de entrenamiento o aprendizaje) y la función de activación.

Las RNAs consisten de un gran número de sencillos elementos de procesamiento llamadas neuronas, unidades, células o nodos. Cada una de las neuronas se conecta a otras neuronas por medio de ligas de comunicación directas, cada una con un peso asociado. Cada neurona tiene un estado interno, llamado *activación o nivel de actividad*, que es una función de la entrada que recibe. Típicamente, una neurona envía su activación como una señal a diferentes neuronas.

Un sistema neuronal está compuesto por los siguientes elementos esenciales:

- Un conjunto de procesadores elementales o neuronas artificiales.
- Un patrón de conectividad o arquitectura.
- Una dinámica de activaciones.
- Una regla o dinámica de aprendizaje.
- El entorno donde opera.

En general, la respuesta de las neuronas biológicas es de tipo no lineal, característica que se emula en las artificiales. La formulación de la neurona artificial como dispositivo no lineal constituye una de sus características más destacables, y la que proporciona mayor interés en las RNAs, pues el tratamiento de problemas no lineales no suele ser fácil de abordar mediante técnicas convencionales.

Modelo General de las RNAs

Se denomina procesador elemental o neurona a un dispositivo simple de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una

única respuesta o salida (Mirchandani y Cao, 1989; Hornik y cols., 1989). Los elementos que constituyen la neurona de etiqueta *i*, figura 2.7, son los siguientes:

- Conjunto de entradas, $x_j(t)$.
- Pesos sinápticos de la neurona *i*, w_{ij} que representan la intensidad de interacción entre cada neurona presináptica *j* y la neurona postsináptica *i*.
- Regla de propagación $\sigma(w_{ij}, x_j(t)$ que proporciona el valor del potencial postsináptico $h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t)$ de la neurona *i* en función de sus pesos y entradas.
- Función de activación $f_i(a_i(t-1), h_i(t))$, que proporciona el estado de activación actual $a_i(t) = f_i(a_i(t-1), h_i(t))$ de la neurona i, en función de su estado anterior $a_i(t-1)$ y de su potencial postsináptico actual.
- Función de salida $F_i(a_i(t))$, que proporciona la salida actual $\hat{y}_i(t) = F_i(a_i(t))$ de la neurona *i* en función de su estado de activación.

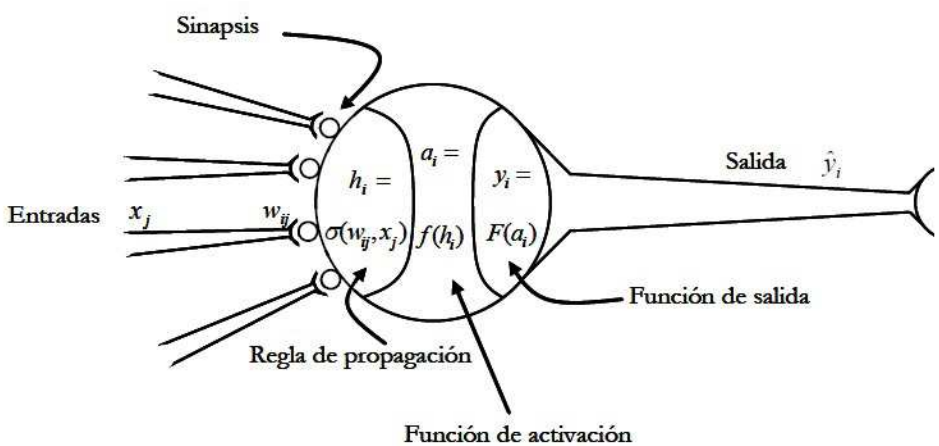


Figura 2.7 Modelo genérico de una Neurona Artificial

De este modo, la operación de la neurona *i* puede expresarse como:

$$\hat{y}_i(t) = F_i(f_i(a_i(t1), \sigma_i(w_{ij}, w_j(t)))) \tag{2.1}$$

Este modelo de neurona formal se inspira en la operación de la neurona biológica, en el sentido de integrar una serie de entradas y proporcionar cierta respuesta, que se propaga por el axón (Guyton y Hall, 2000). Las variables de entrada y salida pueden ser binarias (digitales)

o continuas (analógicas), dependiendo del modelo y aplicación. Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional , b_i que se denomina umbral, figura 2.8.

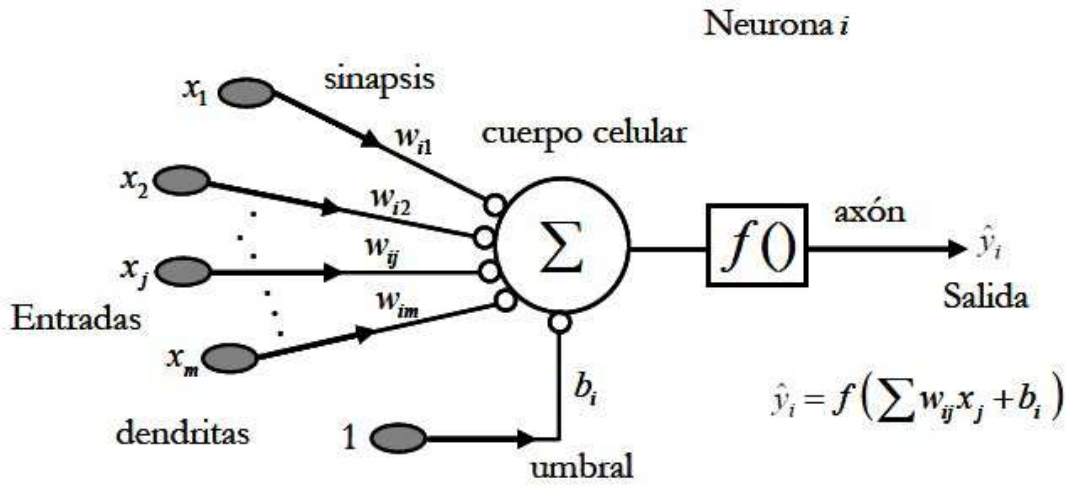


Figura 2.8 Modelo de Neurona Estándar

Arquitecturas de Redes Neuronales

Generalmente, las neuronas en la misma capa tienen idéntico comportamiento. Los principales factores que determinan el comportamiento de una neurona son: la función de activación y el patrón de los pesos en las conexiones sobre las cuales se envía y recibe la señal. El arreglo de neuronas en capas y los patrones de conexión dentro y entre capas se denomina arquitectura de la red. Muchas redes neuronales tienen una capa de entrada en la cual la activación de cada unidad es igual a una señal de entrada externa.

Las redes neuronales se pueden clasificar en *unicapa o multicapa*. Otra posible clasificación es en *estáticas o dinámicas*. Se puede definir el número de capas de la red como el número de capas de pesos interconectadas entre neuronas (Hagan y Beale, 1996). Esto se motiva por el hecho de que los pesos en una red contienen información extremadamente importante.

Se denomina arquitectura a la topología, estructura o patrón de conexión de una red neuronal. En una RNA los nodos se conectan por medio de sinapsis, esta estructura de conexiones sinápticas determina el comportamiento de la red. En general, las neuronas se suelen agrupar en unidades estructurales que se denominan capas. Las neuronas de una capa pueden agruparse, a su vez, formando grupos neuronales (clusters). Se distinguen tres tipos de

capas: de entrada, de salida, y ocultas (Fausett, 1994):

- Una capa de entrada o sensorial está compuesta por neuronas que reciben datos o señales procedentes del entorno.
- Una capa de salida es aquella cuyas neuronas proporcionan la respuesta de la red neuronal.
- Una capa oculta es aquella que no tiene una conexión directa con el entorno.

Modos de Operación de las RNAs

Se distinguen dos modos de operación en los sistemas neuronales: el *modo de recuerdo o ejecución*, y *el modo de aprendizaje o entrenamiento*.

Además de la arquitectura, el método de ajustar el valor de los pesos (aprendizaje o entrenamiento) es una importante característica de las RNAs. Por conveniencia, se distinguen dos tipos de entrenamiento: supervisado y no supervisado (Guyton y Hall, 2000; Fausett, 1994). En general existe una útil correspondencia entre los tipos de entrenamiento y el tipo de problema que se quiere resolver.

En la mayor parte de las ocasiones el aprendizaje consiste simplemente en determinar un conjunto de pesos sinápticos que permita a la red realizar correctamente el tipo de procesamiento deseado. Cuando se construye un sistema neuronal, se parte de un cierto modelo de neurona y de una determinada arquitectura de la red, estableciendo los pesos sinápticos iniciales como nulos o aleatorios. El proceso de aprendizaje es generalmente iterativo, actualizando los pesos una y otra vez, hasta que la red neuronal alcanza el desempeño deseado. Estos términos describen la forma en que se forman las redes neuronales.

El aprendizaje supervisado es el más común entre las redes neuronales (tanto el perceptrón de varios niveles como la función de base radial son sistemas de aprendizaje supervisado). Las técnicas de aprendizaje supervisado se emplean para la predicción, la clasificación y los modelos de series temporales. Las técnicas no supervisadas (Red de Kohonen) se utilizan para agrupar los casos similares.

La distinción entre aprendizaje supervisado y no supervisado depende de la forma en la cual el algoritmo de entrenamiento emplea la información proporcionada del entorno (patrón-clase).

El algoritmo supervisado asume la disponibilidad de un maestro o supervisor quien clasifica los ejemplos de entrenamiento en grupos, mientras el no supervisado no lo tiene. La

red neuronal con entrenamiento supervisado compara sus predicciones con la respuesta objetivo y aprende de sus errores. En el aprendizaje no supervisado se debe identificar la información del entorno como parte de su proceso de entrenamiento. En general, la tarea del aprendizaje no supervisado es más abstracta y menos definida. La red, por medio de la regla de aprendizaje, puede reconocer regularidades en el conjunto de entradas, extraer rasgos, o agrupar patrones según su similitud. Tal como sucede en el medio de la educación, en el proceso de aprendizaje, el estudiante debe: enfocar su atención, observar la regularidad en el medio y realizar su hipótesis.

Muchos de los algoritmos de aprendizaje se basan en métodos numéricos iterativos que tratan de minimizar una función de costo (Fausett, 1994; Hassoun, 1995), lo que puede dar lugar en ocasiones a problemas de convergencia del algoritmo. La convergencia es una manera de comprobar si una determinada arquitectura, junto a su regla de aprendizaje, es capaz de resolver un problema. En el proceso de entrenamiento es importante distinguir entre el nivel de error alcanzado al final de la fase de aprendizaje para el conjunto de datos de entrenamiento, y el error que la red ya entrenada comete ante patrones no utilizados en el aprendizaje, lo cual mide la capacidad de generalización de la red. Muchas veces interesa más una buena generalización que un error muy pequeño en la fase de entrenamiento.

2.5.3. Generalización de una RNA

Por generalización se entiende la capacidad de la red de dar una respuesta correcta ante patrones que no han sido empleados en su entrenamiento. Existe un error de generalización, que se puede medir empleando un conjunto representativo de patrones diferentes a los utilizados en el entrenamiento. De esta manera, se puede entrenar una red neuronal haciendo uso de un conjunto de aprendizaje y comprobar su eficiencia real, o error de generalización, mediante un conjunto de pruebas. Al principio la red se adapta progresivamente al conjunto de aprendizaje, acomodándose al problema y mejorando la generalización. Sin embargo, puede suceder que el sistema se ajuste demasiado a las particularidades de los patrones empleados en el entrenamiento, aprendiendo incluso del ruido presente, por lo que crece el error que comete ante patrones diferentes a los empleados en el entrenamiento (error de generalización). La validación cruzada consiste en entrenar y validar a la vez para detenerse en el punto óptimo; esta técnica se utiliza ampliamente en la fase de desarrollo de una red neuronal supervisada (Bishop, 1995).

Los modelos que implementan las redes neuronales son de elevada complejidad, por lo que pueden aprender (memorizar) casi cualquier cosa, motivo por el cual incurren fácilmen-

te en sobre aprendizaje. Una buena consideración es ajustar el tamaño de la red a la complejidad del problema que se esta tratando, debiendo limitar en lo posible su tamaño, evitando así la aparición de sobreentrenamiento. Se ha demostrado que el número efectivo de parámetros es generalmente menor que el número de pesos(Bishop, 1995). Ése es el motivo por el que la parada temprana del aprendizaje evita el sobreentrenamiento, pues es equivalente a limitar el número de parámetros de la red (sin modificar para nada la arquitectura actual, es decir, el número de pesos). La capacidad de generalización de la red la determinan en buena medida las siguientes tres circunstancias: la arquitectura de la red, el número de ejemplos de entrenamiento, y la complejidad del problema. En conclusión existen dos formas de luchar contra el fenómeno de sobreentrenamiento: la parada temprana y limitar el tamaño de la arquitectura de la red.

2.6. Tipos de Neuronas y Funciones de Activación

La operación de las Neuronas Artificiales está inspirado en su contraparte biológica. cada neurona tiene varias entradas (correspondiente a la sinapsis de la neurona biológica) y una salida simple, el Axón. Cada entrada esta caracterizada por un nivel de certeza que indica la influencia de la entrada correspondiente en la salida de la neurona. La neurona calcula un equivalente total de la suma de los pesos de las entradas individuales, ecuación 2.2.

$$net = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \tag{2.2}$$

El resultado es comparado con un valor constante llamado umbral y la señal de salida es calculada como una función de su diferencia ($net - t$). Esta función es llamada función de transferencia o función de activación. Los pesos de la entrada, el nivel de umbral y la función de activación son parámetros que describen completamente a la neurona artificial. Dependiendo del tipo de neurona artificial la función de activación puede tener diferentes formas. Hay neuronas analógicas que usan funciones de activación real continua y neuronas discretas las cuales usan funciones de activación que son discontinuas. Las neuronas bipolares pueden generar salidas positivas o negativas mientras que una unipolar genera solo valores positivos. En el caso de las neuronas bipolares analógicas, la función de activación más popular está dada por 2.3. La salida varía de manera continua entre -1 y 1, dependiendo de la señal de entrada, éste puede ser cualquier valor real, figura 2.9.

El parámetro λ es una constante que controla la pendiente de la gráfica de la función de activación. Algunos autores consideran el valor de $\lambda = 1$ para simplificar los cálculos, mien-

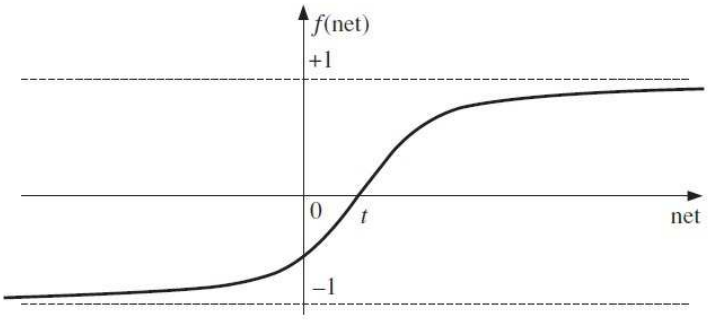


Figura 2.9 Función de activación sigmoidal para neurona analógica bipolar ($\lambda = 1$)

tras que otros operan con el formato más general presentado en 2.3, pero los resultados fundamentales y las propiedades de la RNA permanecen válidos en ambas situaciones. La función en 2.3 es parte de una clase de función de transferencia más grande llamada "funciones Sigmoidales". Lo que tienen en común es la forma gráfica y la propiedad de ser derivable, lo cual es esencial en algunas aplicaciones.

$$f_1(net) = \frac{2}{1 + \lambda e^{-(net-t)}} - 1 \tag{2.3}$$

Una función de activación alternativa es la presentada en la ecuación 2.4 y es parte del grupo de las funciones sigmoidales como se muestra en la ecuación 2.5 ésta tiene los mismos valores límites como la función f_1. Las neuronas unipolares analógicas son similares a las bipolares con la diferencia que las señales de salida solo toma valores entre 0 y 1, figura 2.10. Su función de activación está descrita por 2.6.

$$f_2(net) = \frac{1 - \lambda e^{-(net-t)}}{1 + \lambda e^{-(net-t)}} \tag{2.4}$$

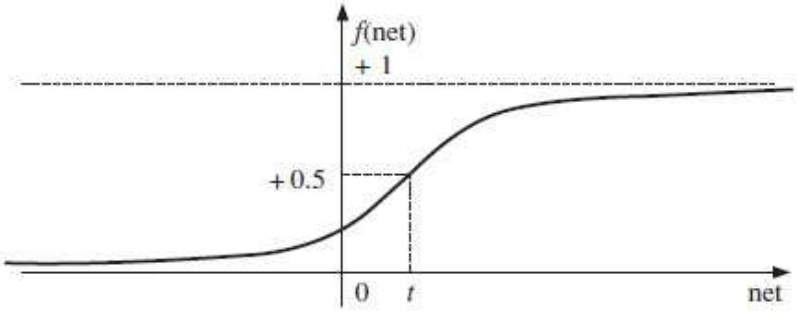


Figura 2.10 Función de activación sigmoidal para neurona analógica unipolar ($\lambda = 1$)

$$\begin{cases} \lim_{net \to \infty} f_2(net) = 1 \\ \lim_{net \to -\infty} f_2(net) = -1 \end{cases} \tag{2.5}$$

$$f_3(net) = \frac{1}{1 + \lambda e^{-(net-t)}} - 1 \tag{2.6}$$

No todas las funciones de activación son sigmoidales. La función de activación escalón lineal se presenta en 2.7 no derivable en 2 puntos: $net = t - 1.0$ y $net = t + 1.0$ figura 2.11.

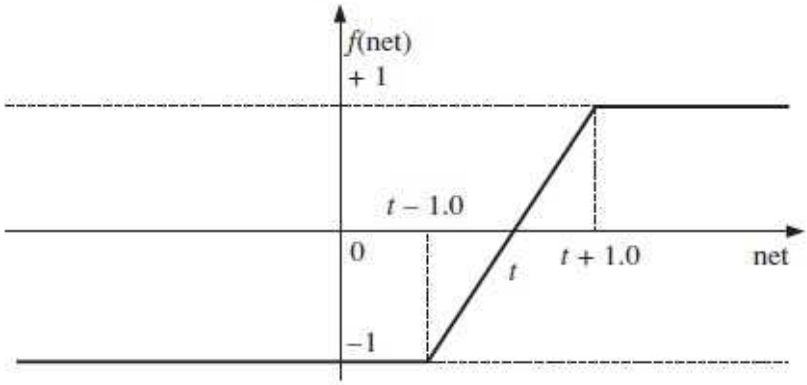


Figura 2.11 Función de activación no sigmoidal

$$f_4(net) = \begin{cases} -1 & \text{if } net < t - 1.0 \\ net - t & \text{if } net \in [t - 1.0; t + 1.0] \\ 1 & \text{if } net > t + 1.0 \end{cases} \tag{2.7}$$

Las neuronas discretas utilizan funciones de activación de tipo umbral. La neurona discreta bipolar se asocia con la función de activación descrita en 2.8, mientras que la de tipo bipolar usa la función de activación mostrada en 2.9. Estas dos funciones pueden ser considerados casos limitados ($\lambda \to \infty$) de las funciones de transferencia sigmoidal presentados en 2.3 y 2.6.

$$f_5(net) = \begin{cases} 1 & net \geq t \\ -1 & net < t \end{cases} \tag{2.8}$$

$$f_6(net) = \begin{cases} 1 & net \geq t \\ 0 & net < t \end{cases} \tag{2.9}$$

En los últimos años, se han introducido tipos más sofisticados de neuronas y funciones de activación con el fin de resolver diferentes tipos de problemas prácticos. En particular, las neuronas de base radial han demostrado ser útiles para sistemas de control y aplicaciones en sistemas de identificación. Estas neuronas utilizan las denominadas funciones de activación de base radial. La ecuación 2.10 presenta la forma más utilizada para una función de este tipo, donde "x" es el vector ndimensional de señales de entrada y "t" un vector constante de la misma dimensión mientras $||\bullet||$ es la norma euclidiana en el espacio dimensional n.

$$f_7(x) = exp(-||x-t||^2) \tag{2.10}$$

Prácticamente f_7 nos muestra que tan cerca está el vector "x" del vector "t" en este espacio de n dimensiones. entre más cerca este "x" de "t" más grande es $f_7(x)$; si x=t entonces $f_7(x) = 1$. La campana de Gauss típica se obtiene para el caso unidimensional, mientras que para dos dimensiones es ilustrada en la figura 2.12. Obviamente, un tipo tal como esta neurona está muy lejos del modelo biológico, pero esto es irrelevante, ya que resulta útil para ciertas aplicaciones técnicas.

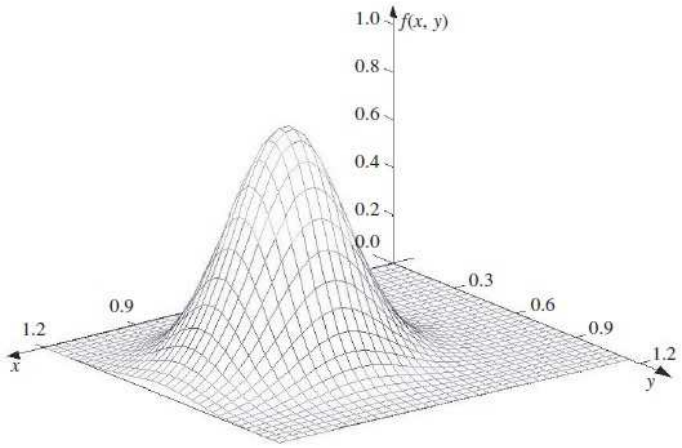


Figura 2.12 Función de activación radial para dos dimensiones

2.7. Algoritmos de Entrenamiento

Una de las caracteristicas más importantes de las redes neuronales es su capacidad de aprender (ser entrenada) y mejorar su operación usando un conjunto de ejemplos llamados patrones de entrenamiento.

El proceso de entrenamiento está controlado por algoritmos matemáticos clasificados en: constructivos y no constructivos. Los algoritmos de entrenamiento no constructivos adaptan solo los pesos de las conexiones y los niveles de umbral, los algoritmos constructivos modifican las características de la red incluyendo su arquitectura (neuronas e incluso capas son adicionadas o eliminadas si es necesario). Todos los algoritmos modifican el peso y el umbral de la neurona basado en cálculos que analizan la respuesta de la red a entradas particulares. Las modificaciones se realizan de tal manera que las salidas resulten más cercanas a lo esperado.

Dependiendo de la naturaleza de los patrones de entrenamiento, hay dos categorías de algoritmos: supervisados y no supervisados (Haykin y Network, 2004). Los algoritmos supervisados usan patrones de entrenamiento compuestos de pares de entradas y salidas respectivas, los algoritmos no supervisados usan solo vectores de entrada. En el caso de algoritmos supervisados, el proceso de entrenamiento está controlado por una entidad externa (El "maestro") que es capaz de establecer si las salidas de la red son los adecuados para las entradas y cuál es el tamaño del error. Entonces los parámetros de la red son modificados de acuerdo al método de corrección particular definido por cada algoritmo de entrenamiento. En el caso de los métodos no supervisados (La regla Hebbian, algoritmo el "Ganador se lleva todo", etc.), no hay forma de conocer los resultados esperados. La red evoluciona de acuerdo a la experiencia ganada desde los vectores de entrada previos. Los valores de los pesos convergen a un ajuste de los valores finales dictados por los valores de las entradas usadas como patrones de entrenamiento en conjunción con el algoritmo de entrenamiento particular.

La familia de algoritmos de entrenamiento no supervisados son principalmente usados para procesamiento de señales e imágenes, donde la clasificación de patrones, la agrupación de datos o algoritmos de compresión son involucrados. Los problemas de ingeniería de control son mejor abordados por métodos de entrenamiento supervisado, como la relación entre las entradas y las salidas deseadas son mejor definidas y fáciles para controlar.

2.7.1. El Algoritmo de Retro Propagación

El algoritmo de entrenamiento supervisado más popular es el llamado "error de retropropagación", o simplemente "retropropagación". El algoritmo de entrenamiento implica una estructura de Red Neuronal Artificial hacia adelante (FFANN) por sus siglas en inglés, estructura de red construida con neuronas y funciones de activación sigmoidal. El algoritmo de retropropagación es un método de gradiente adecuado para minimizar el error de operación total de la red neuronal. El error total es una función definida por la ecuación 2.11 donde

O_i^{ref} es el vector columna de la salida de referencia y O_i es el vector columna de la salida actual de la red correspondiente al patrón de entrada número "i". El error total Err es la suma de todos los errores correspondientes a los patrones de entradas n_p.

$$Err = \sum_{i=1}^{n_p} (O_i^{ref} - O_i)^T (O_i^{ref} - O_i) = \sum_{i=1}^{n_p} ||O_i^{ref} - O_i||^2 \tag{2.11}$$

Para cada paso de entrenamiento, el vector de todos los pesos de las neuronas y valores de umbrales (W) esta siendo actualizada en cada uno de las iteracciones en la que el error total (Err) es disminuido. El vector W puede ser asociado a un punto en el espacio dimensional N_W (parámetros de espacio), donde N_W es el número total de pesos y umbrales en la red neuronal. La forma más eficiente para realizar la actualización es cambiar el punto W a lo largo de la curva indicada por el gradiente del error total (∇Err). Este principio está definido por la ecuación 2.12 donde $W(t)$ es el parámetro vector durante el ciclo actual de entrenamiento, y $W(t+1)$ es el parámetro vector en el siguiente ciclo de entrenamiento y η es la constante del rango de entrenamiento. Idealmente el algoritmo se detiene cuando el error total (Err) es cero. En la práctica, éste se detendrá cuando el error total (Err) sea considerado despreciable.

$$W(t+1) = W(t) - \eta \nabla Err = W(t) - \eta (\frac{\partial Err}{\partial_{W_1}} \frac{\partial Err}{\partial_{W_2}} \frac{\partial Err}{\partial_{W_3}} ... \frac{\partial Err}{\partial_{W_{N_W}}})^T \tag{2.12}$$

Para el cálculo práctico del error del gradiente ∇Err los componentes en el vector W usualmente son re-arreglados como una matriz de tres dimensiones. La matriz tiene un número de capas igual al número de capas de neuronas de la red neuronal. Cada capa rectangular es una matriz de dos dimensiones conteniendo una línea por cada neurona en la capa correspondiente de la red neuronal. Cada línea incluye los pesos de entrada y su nivel de umbral de la neurona. Por lo tanto, los elementos W_{jkm} en la matriz de tres dimensiones es el peso "m" de la neurona "k" situado en la capa "j" dentro de la red neuronal. El nivel de umbral corresponde al elemento final en cada línea y no se trata de manera diferente a los pesos de entrada, ya que puede ser considerado como un peso extra suministrado con una señal de entrada constante -1. En el caso de redes de una capa, los componentes del gradiente de error son calculados de acuerdo a la ecuación 2.13 donde la señal de entrada x_m es la señal de entrada correspondiente.

$$\frac{\partial Err}{\partial_{1km}} = \frac{\partial}{\partial_{1km}} \sum_{i=1}^{n_p} ||O_i^{ref} - O_i||^2 = -\sum_{i=1}^{n_p} 2(o_{ik}^{ref} - o_{ik}) \frac{df}{d(net_{ik} - t_k)} x_m \tag{2.13}$$

Las funciones de activación sigmoidal bipolares dadas por 2.3 tienen la propiedad indi-

cada en la ecuación 2.14 por tanto la ecuación 2.13 puede ser transformada en 2.15 (Zurada, 1992).

$$\frac{df}{d(net-t)} = \frac{1}{2}(1-f^2) \tag{2.14}$$

$$\frac{\partial Err}{\partial_{1km}} = -\sum_{i=1}^{n_p}(o_{ik}^{ref} - f_{i1k})(1-f_{i1k}^2)x_m \tag{2.15}$$

Si la red tiene más de una capa entonces la señal de entrada x_m es generada por la neurona "m" en la capa 2 de tal manera que "x_m" es remplazada por f_{2m}. Las ecuaciones 2.17 y 2.18 ilustran los cálculos para las neuronas en la capa dos y tres.

$$\frac{\partial Err}{\partial_{1km}} = -\sum_{i=1}^{n_p}(o_{ik}^{ref} - f_{i1k})(1-f_{i1k}^2)f_{2m} \tag{2.16}$$

$$\frac{\partial Err}{\partial_{2km}} = -\sum_{i=1}^{n_p}\sum_{x}(o_{ix}^{ref} - f_{ilx})(1-f_{i1x}^2)W_{1xk}(1-f_{i2k}^2)f_{3m}) \tag{2.17}$$

$$\frac{\partial Err}{\partial_{3km}} = -\sum_{i=1}^{n_p}\sum_{x}(o_{ix}^{ref} - f_{ilx})(1-f_{i1x}^2)\sum_{y}W_{1xy}(1-f_{i2y}^2)W_{2yk}(1-f_{i3k}^2)f_{4m}) \tag{2.18}$$

Los cálculos anteriores pueden ser generalizados para cualquier número de capas de las redes neuronales.

$$\begin{cases} \frac{\partial Err}{\partial W_{jkm}} = -\sum_{i=1}^{n_p}\sum_x(o_{ix}^{ref} - f_{i1x})\delta_{i1x} \\ \delta_{i1x} = (1-f_{i1x}^2)\sum_y W_{1xy}\delta_{i2y} \\ \delta_{i2x} = (1-f_{i2x}^2)\sum_y W_{2xy}\delta_{i3y} \\ ..... \\ \delta_{i(k-1)x} = (1-f_{i(k-1)x}^2)\sum_y W_{((k-1)xy}\delta_{iky} \\ \delta_{ikx} = \begin{cases} 0 & x \neq m \\ 1-f_{i(k-1)x} & x = m \end{cases} \end{cases} \tag{2.19}$$

Cada componente del gradiente está determinado siguiendo los procesos iteractivos descritos en 2.19. resultados similares son obtenidos para todos los tipos de funciones de activación sigmoidales. Estas ecuaciones justifican el nombre del algoritmo de entrenamiento ya que el error de salida de la FFANN afecta los cálculos referidos de cualquier peso porque su influencia se propaga hacia atrás hacia la entrada desde una capa a la siguiente de acuerdo a

2.19.

El algoritmo de retropropagación o propagación hacia atrás se enfrenta al problema bien conocido de cualquier algoritmo de optimización no lineal utilizando el método del gradiente, éste puede atascarse en un mínimo local de la función objetivo (La función de "Err" en este caso), por lo tanto, el algoritmo de propagación hacia atrás no está garantizado para generar una solución satisfactoria en todos los problemas de asociación de entrada-salida y las arquitecturas FFANN.

El resultado de entrenamiento dependerá de múltiples factores (Zurada, 1992):

- Arquitectura de la red (número de capas y número de neuronas en cada capa).
- Valores de parámetros iniciales $W(0)$.
- Detalles del mapeo entrada-salida.
- Selección de patrones de entrenamiento (pares de entradas y sus correspondientes salidas deseadas).
- La constante del rango de entrenamiento η.

La retropropagación no es un algoritmo constructivo; la arquitectura de red tiene que ser elegido de antemano. Desafortunadamente, no hay un conjunto claramente definido de normas que deben seguirse a fin de decidir cuál es la arquitectura más adecuada para un problema. La elección de la arquitectura es el resultado de un proceso de ensayo y error apoyada por la experiencia previa. Sin embargo, se ha demostrado matemáticamente que cualquier asignación de entrada-salida puede ser aprendido por un FFANN con una sola capa oculta, siempre que el número de neuronas en la capa oculta sea lo suficientemente grande para el problema a resolver (Mirchandani y Cao, 1989). Esto significa que si una red neuronal demuestra incapacidad para aprender cómo realizar una determinada tarea, la solución es posible aumentando el número de neuronas en la capa o capas ocultas.

Una solución diferente es el de reiniciar el algoritmo con otro conjunto de parámetros iniciales $W(0)$. Esta solución se basa en la suposición de que se ha generado el fallo anterior debido a que se detuvo el proceso al encontrar un mínimo local. La trayectoria del vector W en el espacio de parámetros depende de su punto de partida $W(0)$, por lo tanto, la situación puede ser evitada cambiando los pesos y umbrales iniciales.

Otro aspecto importante es la elección de un conjunto de patrones de entrenamiento adecuado, de modo que si el número de diferentes valores de entrada es finito, el conjunto

de patrones de entrenamiento cubre todas las posibilidades. Por otro lado, si este número es infinito (por ejemplo, cuando las entradas son señales analógicas), o si el número es demasiado grande, entonces sólo una selección de combinaciones de entrada se puede utilizar para entrenar a la red neuronal.

La calidad del proceso de entrenamiento está influenciada por la forma en que se genera el conjunto de datos de entrenamiento. Si los datos de entrenamiento son establecidos adecuadamente y cubren todos los aspectos de la correspondencia de entrada y salida, entonces, la red será capaz de generar respuestas correctas para las entradas que no fueron utilizadas durante el período de entrenamiento, a esta propiedad se le conoce como "generalización" y se hace posible por el hecho de que cualquier FFANN realiza una interpolación en un espacio n-dimensional (donde "n" es la longitud de los vectores de entrada) (Hornik y cols., 1989). La interpolación se realiza en base a la información proporcionada por los vectores de entrada utilizados durante el período de entrenamiento. Si la asignación de entrada-salida es continua y suave, entonces la red se generaliza fácilmente y da respuestas correctas, como resultado de un entrenamiento realizado con sólo unos vectores de entrada. Si la asignación de entrada-salida es robusto y complicado, entonces se requiere un gran número de vectores de entrada para un proceso de entrenamiento adecuado. El proceso de entrenamiento puede requerir cientos, miles o incluso millones de pasos del tipo descrito por 2.12. El número real depende de la naturaleza de la asignación de entrada-salida y de la constante de la tasa de aprendizaje (η). Un valor grande para η acelera el proceso de formación, pero también aumenta la probabilidad de que el vector W oscile en torno a la solución final sin poder llegar a ella. Una pequeño valor de η aumenta las posibilidades de obtener la solución deseada, sin embargo también aumenta el número de ciclos para el entrenamiento.

2.7.2. Algoritmo derivado del Método de Retro Propagación

Una serie de nuevos algoritmos se han derivado en las últimas dos décadas a partir del método de retropropagación clásico. Estos traen mejoras en el proceso de entrenamiento mediante la aceleración de la convergencia y la mejora de las posibilidades de encontrar una buena solución para este tipo de aplicaciones particulares.

Las mejoras propuestas se pueden resumir como:

- La tasa de aprendizaje η varia después de cada ciclo de entrenamiento. Se inicia con un valor grande y despues disminuye progresivamente durante el proceso de entrenamiento. Por lo tanto, el proceso de entrenamiento es rápido al principio, y se evitan las oscilaciones finales porque el valor de η disminuye durante el proceso.

- Todos los parámetros de red son ajustables y tienen su propia tasa de aprendizaje η_i en particular. El algoritmo de retropropagación puede ser lento, porque el uso de un parámetro de tasa de aprendizaje única puede no satisfacer todas las variaciones de error complicados en el espacio de parámetros N_W- dimensional.

- Por lo tanto, un valor de tasa de aprendizaje que es apropiado para el ajuste de un peso no está necesariamente adecuados para el ajuste de otro. Por lo tanto, el algoritmo de aprendizaje se describe por la ecuación 2.20.

$$W(t+1) = W(t) - (\eta_1 \frac{\partial Err}{\partial_{W_1}} \eta_2 \frac{\partial Err}{\partial_{W_2}} \eta_3 \frac{\partial Err}{\partial_{W_3}} ... \eta_{N_W} \frac{\partial Err}{\partial_{W_{N_W}}})^T \tag{2.20}$$

- Si una tasa de aprendizaje está asociado con cada parámetro de red, entonces, todas las tasas de aprendizaje se les permite variar de un ciclo de entrenamiento a la siguiente. Métodos más sofisticados pueden calcular las constantes de tasa de aprendizaje basadas en las derivadas parciales de la función de error. Por lo tanto, si η_i es grande la influencia de W_i sobre el error es pequeño y viceversa ecuación 2.21.

$$\eta_i = \frac{1}{\frac{\partial Err}{\partial_{W_i}} + K} \text{donde} K > 0 \tag{2.21}$$

- Si el signo de la derivada del error $\frac{\partial Err}{\partial_{W_i}}$ oscila durante varias iteraciones consecutivas, el correspondiente parámetro η_i, tasa de aprendizaje, se reduce.

- La convergencia del entrenamiento se acelera por el que se completa el ajuste de peso actual con una fracción del ajuste de peso anterior, como se muestra en la ecuación 2.22. Este algoritmo se llama el método de impulso o momentum (Zurada, 1992) y al segundo término que indica la fracción del peso de ajuste más reciente se le llama plazo de impulso. El término momentum α es una constante seleccionada por el usuario con valores de entre (0.1 y 0.8).

$$W(t+1) = W(t) - \eta \nabla Err + \alpha [W(t) - W(t-1)] \tag{2.22}$$

- Las redes neuronales recurrentes de tiempo real deben ser entrenados de tal manera que aprendan una correlación temporal entre entradas y salidas. Un método de entrenamiento prometedor aplicable a este tipo de situaciones se le conoce como entrenamiento de retropropagación dinámica (Hecht-Nielsen, 1990) y se ha derivado de la

clásica. La principal característica del nuevo método es que los vectores de entrada no se aplican al azar, sino de una manera rigurosamente definida. Los resultados esperados dependen tanto de la entrada actual como de las entradas anteriores, mientras que el cálculo de errores se lleva a cabo a nivel global para toda la serie temporal de los vectores de entrada.

2.8. Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR)

El Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR), conocido también como Reforzador Serie de Voltaje (SVB), por sus siglas en Inglés o Compensador Estático en Serie (SSC), es un dispositivo que utiliza componentes electrónicos de potencia de estado sólido o estáticos, y se conecta en serie con la alimentación primaria de línea de un Sistema de Distribución Eléctrica. El DVR provee el voltaje y fase controlados (Vector de Magnitud y Fase) que se adiciona o resta al voltaje suministrado por la línea para restaurar el voltaje que es aplicado a la carga, en condiciones de disturbio por Sag o Swell respectivamente segun sea el caso (El-Gammal y cols., 2011).

2.9. Configuración Básica del DVR

La configuración básica de DVR se muestra en la figura 2.13 y sus componentes son descritos brevemente en la sección de componentes básicos.

El Restaurador Dinámico de Voltaje es usado para mitigar los disturbios de voltaje tipo Sag y Swell que se presentan en redes de energía eléctrica para este caso en los sistemas de distribución, compensando de manera vectorial el voltaje aplicado a la carga que el DVR alimenta, dicha compensación es aplicada en serie con la línea de suministro de voltaje principal (El-Gammal y cols., 2011; Rosli, Rahim, y Sulaiman, 2011).

2.10. Localización del DVR en la Red de Energía Eléctrica

En la figura 2.14 se muestra la localización del DVR en un sistema de distribución. Cuando una falla ocurre en la línea que alimenta la carga 2, tal como se muestra en la figura 2.14, el voltaje en la carga 2 se hace cero y el voltaje Sag se presenta en la barra de distribución y en la carga 1, mientras que en la carga sensible el voltaje de alimentación no tiene variación debido

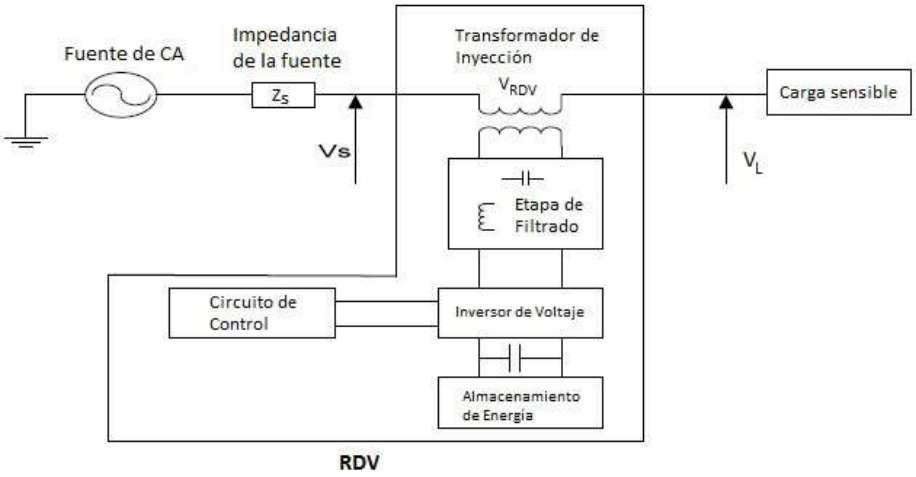


Figura 2.13 Configuración Básica del DVR

a la operación del Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) (Mago y cols., 2008; Pakharia y Gupta, July 2012).

El Voltaje Sag en la barra de distribución queda determinado por los valores de las impedancias de las líneas tanto de alimentación como de la carga 2, y se expresa de acuerdo a la ecuación 2.23 de la siguiente manera (Mago y cols., 2008):

$$V_{BD} = \frac{Z_f}{Z_f + Z_s} * V_s \tag{2.23}$$

2.11. Componentes Básicos de un DVR

El DVR está integrado por dos etapas principales, etapa de potencia y unidad de control, la etapa de potencia se compone básicamente por los siguientes elementos:

- Transformador de Inyección de Voltaje en Serie.
- Unidad de almacenamiento de energía.
- Unidad de filtrado LC.
- Circuito Inversor de Voltaje o Convertidor estático de Voltaje (VSC).
- Sistema de By Pass.

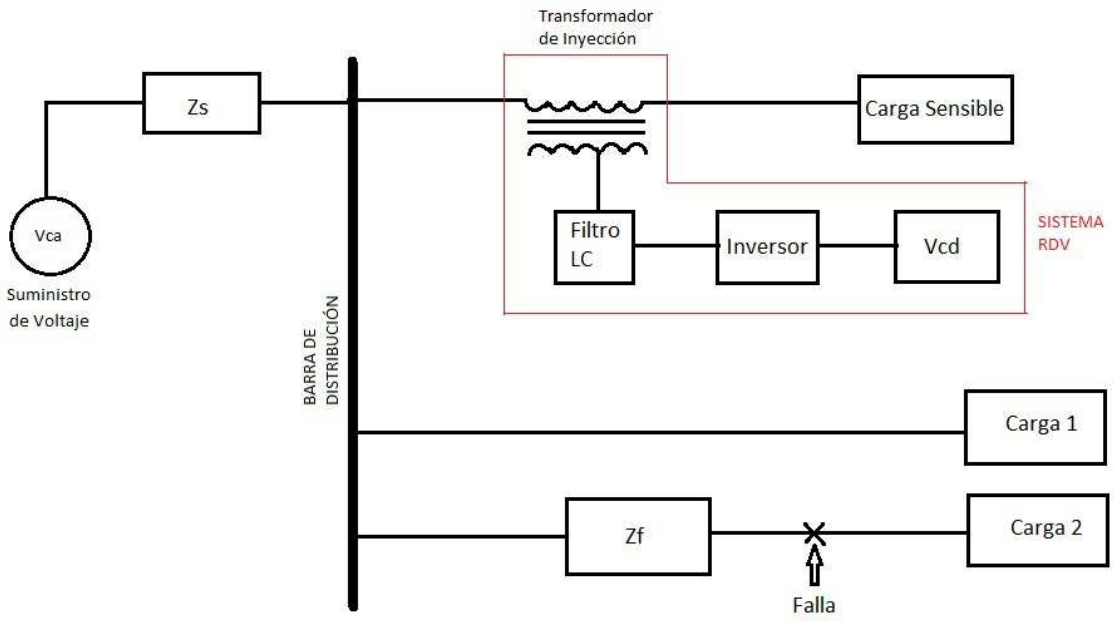


Figura 2.14 Aspecto General del DVR y su localización

En la unidad de control se llevan a cabo todos los procesos relacionados con la medición de los parámetros del voltaje de línea, ajuste de la magnitud, ajuste de la frecuencia y cambio de fase del voltaje de salida del DVR, que será aplicado a la carga por el transformador de inyección, todo esto basado en algoritmos particulares seleccionados de acuerdo a la necesidad del equipo y variables a controlar, asi mismo se llevan a cabo procesos de protección y control de los estados de operación basados en microcontroladores o sistemas empotrados.

2.11.1. Transformador de Inyección de Voltaje en Serie

El transformador de inyección se compone de dos devanados, primario y secundario, este último de alto voltaje y se conecta en serie con la línea de alimentación del sistema de distribución, mientras que el primario de bajo voltaje es conectado y recibe voltaje del inversor (VSC) a través del filtro LC. La función básica del transformador de inyección es la de elevar el voltaje suministrado por la unidad de filtrado, proveniente del circuito convertidor de voltaje (VSC), además de proporcionar un aislamiento galvánico del inversor con la red de distribución. La relación de transformación del transformador está determinado por el voltaje requerido en el lado secundario, generalmente por la capacidad de compensación que se desea obtener para el DVR, ésta capacidad de compensación marca los limites nominales

inferior y superior del disturbio Sag o Swell que el DVR puede mitigar coordinado con la carga máxima que el dispositivo puede manejar. Un valor alto de la relación de transformación originará un valor elevado de la corriente del primario del transformador que deberá tomarse en cuenta en el diseño del dispositivo, con el fín de no afectar el desempeño de la sección de potencia del DVR (Rosli y cols., 2011).

2.11.2. Unidad de Almacenamiento de Energía

El DVR necesita potencia real con el propósito de compensar el voltaje durante los disturbios que ocurren en el sistema de distribución. La energía almacenada en un banco de baterías, es responsable de suministrar la energía necesaria en forma de corriente directa, para la operación del inversor del DVR, de tal manera que en los momentos de los disturbios se cuente con energía suficiente para compensarlos.

El sistema de almacenamiento es cargado o restablecido en los momentos en que no ocurren disturbios, sin embargo es posible que incluso en los momentos de ocurrencia de un disturbio de tipo Sag o Swell, el sistema de almacenamiento cuente con el respaldo de un convertidor CA/CD que alimente al circuito de potencia del DVR, dependiendo de la magnitud de la falla o disturbio.

Existen DVRs que en lugar de banco de baterías utilizan un banco de capacitores, que al momento del disturbio, descargan el voltaje almacenado para compensar el disturbio, esto representa una ventaja en cuanto a la eficiencia energética y uso de baterías, sin embargo se ven limitados en cuanto a su capacidad de compensación y del tiempo máximo de disturbio que pueden compensar (Vilathgamuwa, Rajith Perera, y Choi, 1999).

Otros DVR utilizan Celdas fotovoltaicas combinadas con un almacenamiento de energía para compensar el disturbio, estos presentan una ventaja en cuanto a la eficiencia energética requerida en nuestros dias (Ramasamy y Thangavel, 2011).

2.11.3. Circuito Inversor de Voltaje (VSC)

Los inversores son circuitos que convierten la corriente continua en corriente alterna, estos circuitos transfieren potencia desde una fuente continua a una carga en alterna, usando modulación SPWM (Hart, 2001) u otro tipo dependiendo de las necesidades de la carga a alimentar.

La modulación por ancho de pulsos(PWM), proporciona un método de disminuir el factor DAT(Distorsión Armónica Total) de la corriente de carga. La salida de un inversor PWM en

conjunto con un sistema de filtrado, en general cumple con las especificaciones de DAT con más facilidad que el esquema de conmutación de onda cuadrada. La salida PWM sin filtrar tendrá un factor DAT relativamente elevado, pero los armónicos tendrán frecuencias mucho más altas, haciendo más sencillo el proceso de filtrado (Hart, 2001).

En la modulación PWM, la amplitud del voltaje de salida se puede controlar por medio de las forma de onda moduladora. *Dos ventajas de la modulación PWM son la reducción de los requerimientos del filtro para reducir los armónicos y el control de la amplitud de salida.* Entre las desventajas se puede citar que los circuitos de control de los interruptores son más complejos, así como la presencia de mayores pérdidas debidas a una conmutación más frecuente, sin embargo con la fabricación hoy en día de dispositivos de alta velocidad y baja resistencia de conmutación esta desventaja queda superada (Hart, 2001).

El control de los interruptores para la salida senoidal PWM (SPWM) requiere:

1. Una señal de referencia llamada señal de control o moduladora de tipo senoidal.

2. Una señal portadora de tipo triangular que controla la frecuencia de conmutación.

El convertidor en puente de onda completa

El convertidor de onda completa mostrado en la figura 2.15 es el circuito básico que se utiliza para convertir un voltaje continuo en alterno. A partir de una entrada continua se obtiene una salida de alterna cerrando y abriendo interruptores en una determinada secuencia como se muestra en la tabla 2.2. El voltaje de salida v_0 puede ser $+V_{cc}$, $-V_{cc}$ o cero, dependiendo de que interruptores esten cerrados, el inversor funciona con una conmutación monopolar.

Tabla 2.2 Combinaciones de Interruptores

Interruptores cerrados	Voltaje de Salida
S_1 y S_2	$+V_{cc}$
S_3 y S_4	$-V_{cc}$
S_1 y S_3	0
S_2 y S_4	0

S_1 y S_4 así como S_2 y S_3,no deben estar cerrados al mismo tiempo, ya que se produciría un cortocircuito en la fuente de continua. Los interruptores reales no se abren y cierran instantáneamente, por tanto deben tenerse en cuenta los tiempos de transición de la conmutación al diseñar el control de los interruptores. El solapamiento de los tiempos de conducción de los interruptores resultaría en un cortocircuito, denominado en ocasiones fallo de solapamiento

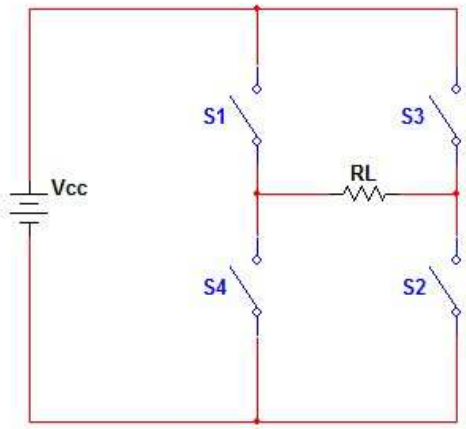


Figura 2.15 Puente Convertidor de Onda Completa

(shoot-through)en la fuente de voltaje continua. El tiempo permitido para la conmutación se denomina tiempo muerto (blanking time).

Conmutación monopolar

La figura 2.16 ilustra el principio de la modulación por anchura de pulsos monopolar con señal de referencia senoidal comparada con una señal triangular.

Cuando el valor instantáneo de la sinusoide de referencia es mayor que la portadora triangular, la salida está en $+V_{CC}$, y cuando la referencia es menor que la portadora, la salida está en $-V_{CC}$;

El esquema de conmutación que permitirá implementar la conmutación Monopolar utilizando el puente inversor de onda completa que se muestra en la figura 2.15 se determina comparando las señales instantáneas v_{seno} o señal de referencia y dos señales triangulares, v_{tri} denominada señal portadora, defasadas 180 grados entre sí, el resultado de este proceso proporciona la sincronía de los interruptores (Hart, 2001).

$$S_1 \text{ conduce cuando } v_{seno} > v_{tri}$$

$$S_2 \text{ conduce cuando } -v_{seno} < v_{tri}$$

$$S_3 \text{ conduce cuando } -v_{seno} > v_{tri}$$

$$S_4 \text{ conduce cuando } v_{seno} < v_{tri}$$

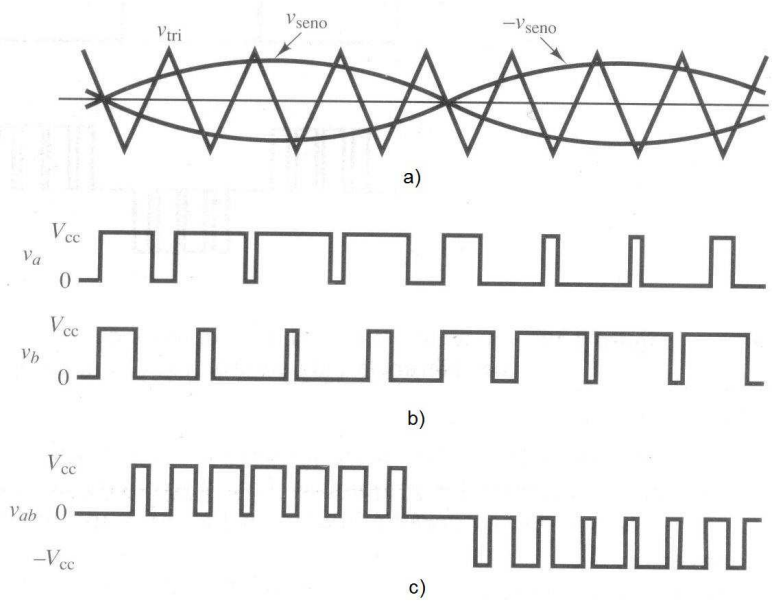


Figura 2.16 Modulación por anchura de Impulsos Monopolar

Los interruptores mostrados (S_1,S_4) y (S_2,S_3) mostrados en la figura 2.15 del puente completo del inversor son complementarios, cuando un interruptor de uno de los pares está cerrado, el otro se encuentra abierto, El voltaje a través de la carga oscilan entre V_{CC} y cero y visceversa.

Consideraciones relativas a la modulación SPWM

Cuando se utiliza la modulación por ancho de pulso es necesario tener en consideración los siguientes puntos:

1. Índice de Modulación de frecuencia m_f: La serie de Fourier del voltaje de salida PWM tiene una frecuencia fundamental que es la misma que la de la señal de referencia. Las frecuencias armónicas existen en y alrededor de los múltiplos de la frecuencia de conmutación. Los valores de algunos armónicos son bastante grandes, a veces mayores que la componente fundamental. Sin embargo, como estos armónicos se encuentran en frecuencias altas, para eliminarlos es suficiente con el apoyo de un filtro de paso bajo.

   El índice de Modulación de frecuencia m_f se define como la relación entre las frecuencias de las señales portadora y de referencia de acuerdo a la ecuación 2.24.

$$m_f = \frac{f_{portadora}}{f_{referencia}} = \frac{f_{tri}}{f_{seno}} \tag{2.24}$$

Al aumentar la frecuencia de la portadora (aumento de m_f) aumentan las frecuencias a las que se producen los armónicos, una desventaja de las elevadas frecuencias de conmutación son las mayores pérdidas en los interruptores utilizados para implementar el inversor.

2. Índice de modulación de amplitud m_a: El índice de modulación de amplitud m_a se define como la relación entre las amplitudes de las señales de referencia y portadora de acuerdo a la ecuación 2.25.

$$m_a = \frac{v_{m,referencia}}{v_{m,portadora}} = \frac{v_{m,seno}}{v_{m,tri}} \tag{2.25}$$

Si $m_a \leq 1$, la amplitud de la frecuencia fundamental del voltaje de salida, V_1, es linealmente proporcional a m_a. Es decir:

$$V_1 = m_a V_{CC} \tag{2.26}$$

Por lo tanto la amplitud de la frecuencia fundamental de la salida PWM está controlada por m_a. Esto resulta importante en el caso de un voltaje en corriente continua sin regular, porque el valor de m_a se puede ajustar para compensar las variaciones en la fuente de alimentación, produciendo una salida de amplitud constante. Por otra parte m_a se puede variar para cambiar la amplitud de salida. Si m_a es mayor que uno, la amplitud de la salida aumenta al incrementarse el valor de m_a, aunque no de forma lineal.

3. Interruptores: Los interruptores en el circuito en puente de onda completa son capaces de soportar la corriente en cualquier dirección para la modulación PWM, cuando se usan componentes discretos para la conmutación tales como dispositivos BJT, FET o IGBT, no se abren o se cierran instantáneamente, de tal manera que es importante tener en cuenta los tiempos de conmutación en el control de los interuptores (Sigg, Turkes, y Kraus, 1997; Baliga, Adler, Love, Gray, y Zommer, 1984).

4. Voltaje de Referencia: El voltaje de referencia senoidal debe generarse dentro del circuito de control del inversor, o tomarse de una referencia externa, esta señal requiere poca potencia, ya que la potencia principal la proporciona la fuente de corriente continua.

Armónicos en la modulación SPWM

La serie de Fourier de la salida de modulación PWM Unipolar mostrada en la figura 2.16 se calcula examinando cada uno de los valores de los pulsos que la integran. La forma de onda triangular está sincronizada con la de referencia, si se elige una m_f que sea un entero impar, entonces la salida PWM muestra una simetria impar y se puede expresar como:

$$v_o(t) = \sum_{n=1}^{\infty} V_n sen(n\omega_0 t) \tag{2.27}$$

Para el k-ésimo pulso de la salida PWM, el coeficiente de Fourier es:

$$v_{nk} = \frac{2}{\pi}\int_0^T V(t) sen(n\omega_0 t) d(\omega_0 t) \tag{2.28}$$

$$= \frac{2}{\pi}[\int_{\alpha_k}^{\alpha_k+\delta_k} V_{CC} sen(n\omega_0 t) d(\omega_0 t) + \int_{\alpha_k+\delta_k}^{\alpha_k+1} (-V_{CC}) sen(n\omega_0 t) d(\omega_0 t)] \tag{2.29}$$

Integrando,

$$V_{nk} = \frac{2V_{CC}}{n\pi}[cosn\alpha_k + cosn\alpha_{k+1} - 2cosn(\alpha_k + \delta_k)] \tag{2.30}$$

Cada coeficiente de Fourier V_n para la forma de onda PWM es la suma de V_{nk} para los p pulsos comprendidos en un periodo:

$$v_n = \int_{k=1}^{p} V_{nk} \tag{2.31}$$

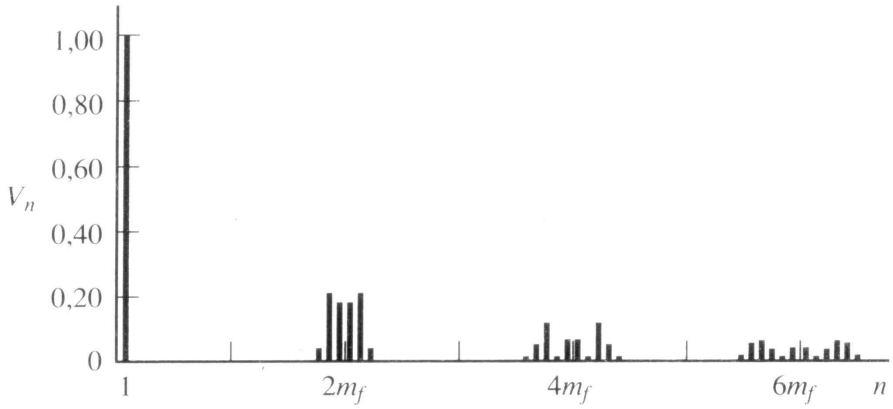


Figura 2.17 Espectro de frecuencia para PWM unipolar con ma=1

El espectro de frecuencia normalizado de la conmutación Monopolar para $m_a = 1$ se muestra en la figura 2.17. Las amplitudes de los armónicos son una función de m_a, porque la anchura de cada pulso depende de las amplitudes relativas de la onda senoidal y triangular. Las primeras frecuencias armónicas en el espectro de salida están en y alrededor de m_f. En la tabla 2.3 se indican los primeros armónicos de salida para una conmutación PWM monopolar. Los coeficientes de Fourier no son una función de m_f si éste es elevado (≥ 9).

Tabla 2.3 Coeficientes de Fourier normalizados para PWM unipolar

	$m_a = 1$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
$n = 1$	1.00	0.90	0.8	0.70	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
$n = 2m_f \pm 1$	0.18	0.25	0.31	0.35	0.37	0.36	0.33	0.27	0.19	0.10
$n = 3m_f \pm 3$	0.21	0.18	0.14	0.10	0.07	0.04	0.02	0.01	0.00	0.00

2.11.4. Unidad de Filtrado LC

La unidad de filtrado está compuesta por un filtro pasivo para bloquear la alta frecuencia de los armónicos generados por la conmutación derivada de la modulación SPWM, la cual contiene la información necesaria que desea reproducir, contiene también una componente de alta frecuencia debido a las conmutaciones del inversor. Para eliminar la señal de alta frecuencia en la salida del inversor se emplea un filtro pasivo a la salida, el cual actúa sobre la respuesta dinámica del control del Inversor. Existen diversas configuraciones de filtros pasivos que pueden ser utilizadas en la salida del inversor; la selección de la estructura más adecuada debe realizarse con base en los siguientes requerimientos (Zahira y Fathima, 2012):

1. Atenuar al máximo los armónicos más significativos, sobre todo los de la frecuencia de conmutación.

2. Transferir la señal fundamental con la menor atenuación posible.

3. Reducir el tamaño de los elementos del filtro.

Un sistema de filtrado comunmente usado es el filtro de segundo orden formado por componentes LC que funciona como un pasabajas como se muestra en la Figura 2.18, de acuerdo a sus características tiene una configuración robusta de 2 elementos y una atenuación suficiente para obtener la señal deseada en el filtrado debido a su respuesta de segundo orden.

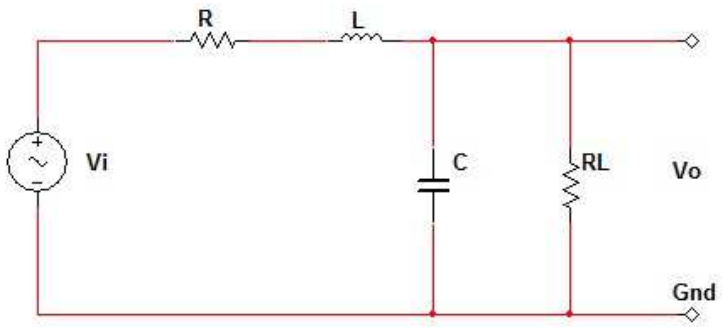


Figura 2.18 Filtro LC

La función de transferencia de este filtro LC, esta definida por una ecuación de segundo orden, y se puede escribir en el dominio s de la frecuencia de la siguiente forma:

$$\frac{v_i(s)}{v_o(s)} = \frac{1}{s^2LC + sRC + 1} \tag{2.32}$$

Donde:

L=Inductor del filtro.

C=Condensador del filtro.

R=Resistencia asociada a las pérdidas del filtro.

Las pérdidas en este tipo de filtros se producen generalmente en el inductor asociadas a la resistencia del cobre y a la magnetización, debido a esto se le agrega al modelo que lo define, el término resistivo.

Introduciendo los siguientes ecuaciones:

$$\omega_n = \frac{1}{\sqrt{L_r C_r}} \tag{2.33}$$

$$\xi = \frac{R}{2}\sqrt{\frac{C_r}{L_r}} \tag{2.34}$$

La ecuación2.32 se puede expresar en función de la frecuencia de resonancia del sistema y del amortiguamiento del filtro ecuaciones 2.33 y 2.34 respectivamente, quedando de acuerdo a la ecuación 2.35.

$$\frac{v_i(s)}{v_o(s)} = \frac{w_n^2}{s^2 + s2\xi w_n + w_n^2} \tag{2.35}$$

Donde:

w_c = frecuencia de conmutación del inversor en radianes.

w_n = frecuencia de corte del filtro pasivo en radianes.

2.11.5. Sistema de By Pass o Derivación

Este sistema consta de 3 interruptores que aislan y derivan al transformador de inyección en condiciones de falla o sobrecorriente y dos interruptores de estado sólido que cortocircuitan al primario del DVR cuando éste se encuentra en modo de espera, estos interruptores son controlados por un sistema basado en un microcontrolador, que verifica el funcionamiento del DVR a través de variables tales como correintes y voltajes tanto de la carga como del voltaje de línea y que ante una falla por sobrecarga del DVR o cortocircuito hace operar el sistema para protegerlo y mantener las condiciones del servicio del DVR.

El sistema de By Pass entrará en función cuando la protección de sobrecorriente entre en funcionamiento, esto para evitar el daño del DVR, desconectando el transformador de inyección y estableciendo una via corta entre el voltaje de línea y la carga.

Cuando el DVR se encuentre trabajando en condiciones normales, el By Pass permanecerá inactivo.

2.12. Operación del DVR

Modos de operación del DVR

Por sus caracteristicas el DVR puede operar en tres modos a saber(Rosli y cols., 2011):

- Modo de Protección.
- Modo de espera.
- Modo de Inyección.

Modo de Protección

En el modo de protección el By Pass es usado para proteger al DVR de sobrecorrientes y cortocircuitos en la carga, la disposición de este dispositivo de protección se muestra en la figura 2.19.

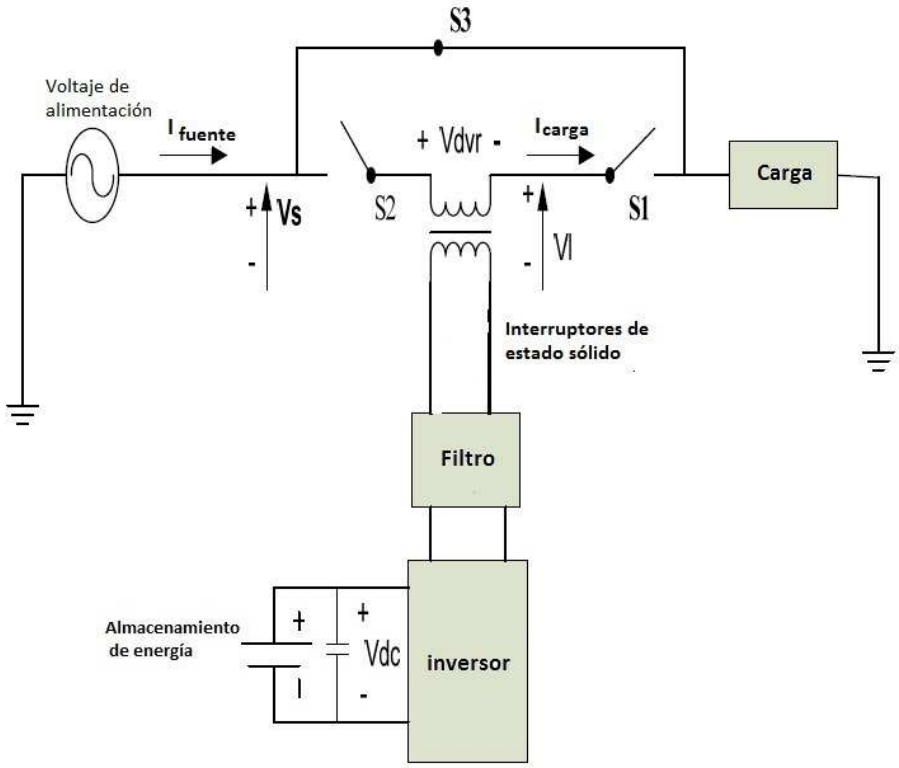


Figura 2.19 Modo de protección del DVR

Modo de Espera

En el modo de espera ($V_{DVR} = 0$) como se muestra en la figura 2.20 y el devanado primario del transformador se encuentra cortocircuitado con el fin de evitar las pérdidas por caida de tensión en el devanado del lado de la línea, ya que en esta condición el primario del transformador presenta baja impedancia reflejada en el secundario, de tal manera que la caida de voltaje a través de las terminales del transformador solo estará en función de la resistencia del cobre del devanado.

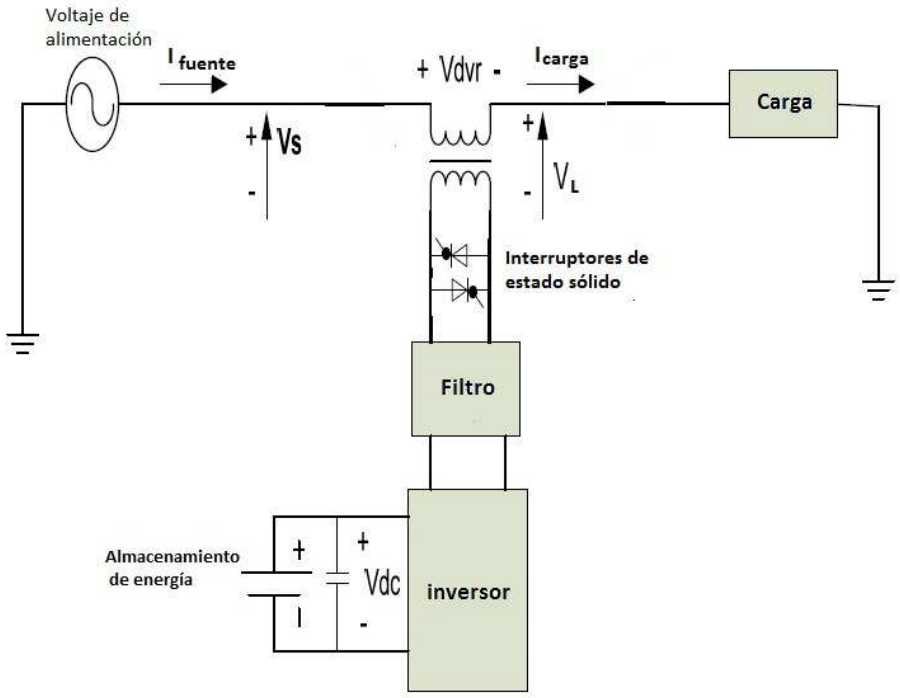


Figura 2.20 Modo ByPass e inyección del DVR

Modo de Inyección

En el modo de inyección ($V_{DVR} > 0$) tal como se muestra en la figura 2.20, los interruptores de By Pass se encuentran abiertos permitiendo que el voltaje generado por el Inversor sea aplicado a través del Transformador en el circuito principal y de esta manera compensar los disturbios tipo Sag y Swell que se presenten en la red.

2.13. Estrategias de Compensación

Existen tres estrategias de compensación normalmente usadas en la mitigación de disturbios tipo Sag y Swell y son las siguientes (El-Gammal y cols., 2011):

- Compensación pre-Sag o pre-Swell.
- Compensación en Fase.
- Compensación en Potencia Reactiva o Mínima Energía.

2.13.1. Compensación pre-Sag o pre-Swell

(Jazayeri y Abdollahzadeh, 2009) Indica que en este tipo de compensación el DVR inyecta la diferencia que existe entre el voltaje que ocurre en el momento del Sag (Voltaje Sag) y el voltaje de línea antes del disturbio (Voltaje Pre-Sag), cabe mencionar que la compensación se realiza tanto en magnitud como el ángulo de fase, tal como se observa en la figura 2.21(a).

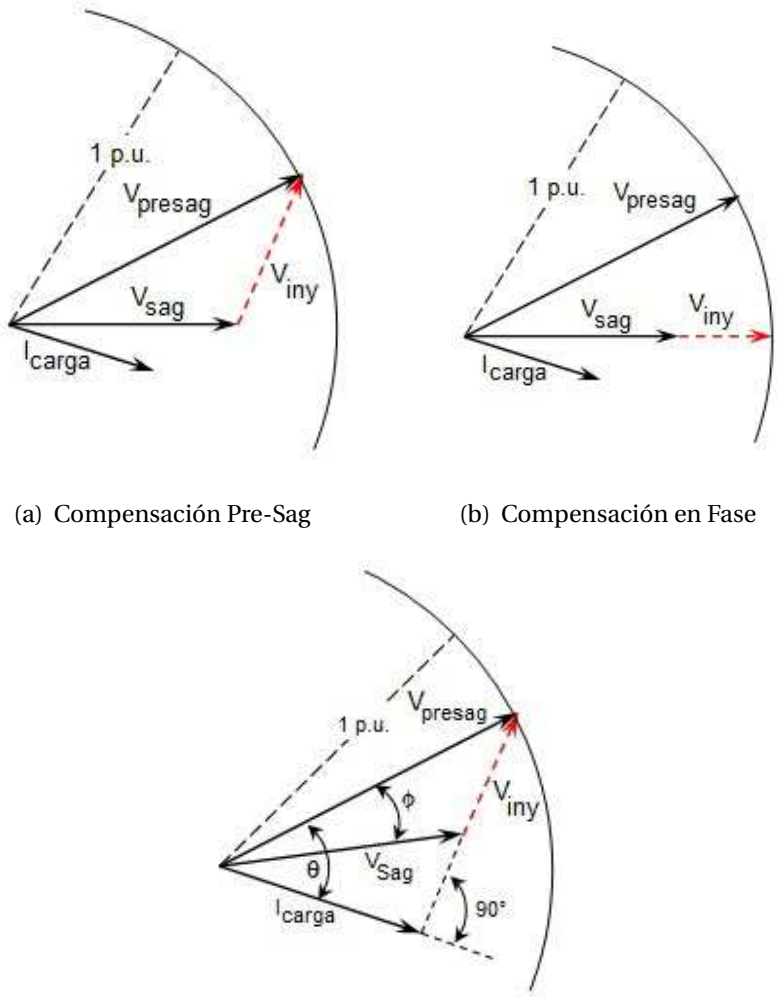
2.13.2. Compensación en Fase

(Jazayeri y Abdollahzadeh, 2009) Menciona que en la técnica de compensación en fase, el voltaje inyectado en el momento del disturbio está en fase con el voltaje de línea en el momento de compensación, esta técnica es utilizada generalmente en equipos que no son sensibles al salto de fase y lo que interesa es mantener un voltaje dentro del valor nominal, esta técnica se observa en la figura 2.21(b).

2.13.3. Compensación en Potencia Reactiva o Mínima Energía

(Jazayeri y Abdollahzadeh, 2009) Presenta la técnica de compensación por potencia reactiva o mínima energía, en donde solo una pequeña parte de la energía almacenada es reque-

rida, ya que no se aplica potencia activa sino potencia reactiva, el voltaje inyectado está en cuadratura con la corriente de la carga, el diagrama de fasores se muestra en la figura 2.21(c).



(a) Compensación Pre-Sag

(b) Compensación en Fase

(c) Compensación Potencia Reactiva

Figura 2.21 Estrategias de Compensación de Sag/Swell

2.14. Técnicas de Detección Sag y Swell

(El-Gammal y cols., 2011) Hace énfasis particular en las técnicas de detección de Sag y Swell e indica que éstas deben tener la capacidad de identificar de manera certera la ocurrencia del disturbio de voltaje Sag o Swell, el punto de inicio, el final y la magnitud de la

depresión o elevación dependiendo si es Sag o Swell respectivamente, esto para efectos de compensación y cambio de fase.

Existen cuatro técnicas conocidas que cumplen con estos requisitos y que por sus caracteristicas son aplicables con mas eficiencia para determinados procesos y son las siguientes:

- Método del Valor Pico Máximo en Amplitud (Vp).
- Método del Valor de la Raíz Cuadrática Media(RMS).
- Transformada de Fourier(FT).
- Metodo de Vectores de Espacio.

2.14.1. Método del Valor Pico Máximo en Amplitud (Vp)

Es el método más simple en las técnicas de detección, ya que monitorea el valor pico o amplitud del suministro de voltaje y la compara con una referencia, a su vez un controlador previamente ajustado reconoce si la diferencia está en los limites permisibles o es necesaria la compensación de la depresión o elevación del voltaje y envía la acción de control al inversor del DVR para su aplicación.

2.14.2. Método del valor de la Raíz Cuadrática Media(RMS)

Este método de detección es el más común, sin embargo implica la realización de cálculos previos para la identificación de los puntos de inicio y final del disturbio. Para identificar el inicio del Sag o Swell se hace necesario definir como primer punto el instante donde el voltaje RMS V_{rms} disminuye por debajo de 0.9 pu o aumenta por encima de 1.1 pu valores para el Sag o Swell respectivamente. Para identificar el final del disturbio ya sea Sag o Swell, es cuando el voltaje de línea se encuentra en el intervalo de 0.9 a 1.1 pu. en voltaje RMS en un tiempo equivalente a la mitad de un ciclo, el sistema entonces es restablecido en espera nuevamente de identificar otro evento de inicio del intervalo.

2.14.3. Transformada de Fourier(FT)

El método de detección por Transformada de Fourier, es lograda a través de la descomposición ortogonal de la señal del sistema de potencia, con esto es posible obtener la magnitud y la fase de cada uno de los componentes de frecuencia de la forma de onda de la fuente de alimentación. Para la implementación digital se utiliza la Transformada Rápida de Fourier

FFT, la cual es más apropiada para sistemas en tiempo real, una de las desventajas de este método es que el sistema tarda como mínimo un ciclo para proporcionar la información exacta acerca del Sag o Swell tanto en su magnitud y fase.

2.14.4. Método de Vectores de Espacio

Este método es utilizado para sistemas trifásicos, ya que con esto es posible transformar las tres fases de voltaje (V_{abc}) a dos dimensiones de Voltaje (V_{dq}), las cuales pueden ser transformados en valores de magnitud y ángulo del voltaje de suministro, la desviación de estas cantidades calculadas respecto a los valores de referencia en un intervalo de tiempo, determinará la ocurrencia de un evento Sag o Swell y la magnitud que tendrá que ser compensada. este método no presenta tiempo de retardo y es utilizado en controladores complejos en tiempo real.

2.15. Estrategias de Control

2.15.1. Controladores Lineales

(Rosli y cols., 2011) Menciona las características de los tres principales controladores de voltaje que se manejan en los sistemas de control, y que son: lazo abierto, lazo cerrado y lazo múltiple.

El controlador de voltaje sin retroalimentación o de lazo abierto es el más simple y fácil de implementar, monitorea de manera continua el voltaje de alimentación y lo compara con un voltaje de referencia, si la diferencia excede a cierta tolerancia, el DVR inyecta el voltaje requerido a través del transformador de inyección, el único inconveniente del lazo abierto es el valor elevado del error en estado estacionario.

En el control con retroalimentación, el voltaje en la carga es medido y comparado con la referencia de voltaje, la pérdida de voltaje es suministrada por el DVR. Este controlador tiene la ventaja de responder con mayor exactitud, pero es complejo y con un tiempo de retardo considerable.

En el control con lazo de retroalimentación múltiple, utiliza dos lazos de retroalimentación, una externa de voltaje para control del DVR y otro interno para el control de la corriente de la carga, ésta tecnica tiene las ventajas de los dos métodos anteriores, pero es extremadamente complejo y con alto tiempo de retardo para su implementación en sistemas de tiempo real (Rosli y cols., 2011).

2.15.2. Controladores no lineales

El control no lineal es más adecuado que el tipo lineal para este caso ya que el DVR es verdaderamente un sistema no lineal debido a la presencia de interruptores de potencia basados en semiconductores en el puente inversor. Los controladores no lineales más comunes están basados en Redes Neuronales Artificiales (RNA), Lógica Difusa (FL) y Modulación de Ancho de Pulso de Vectores de Espacio (SVPWM).

El método de control basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA), tiene capacidad de adaptación y auto-organización, cuenta ademas con la capacidad de aprender y obtener resultados con presición por interpolación.

El método basado en Lógica Difusa es una buena oportunidad de aplicación cuando no se cuenta con la formulación precisa de las ecuaciones de transferencia que definen al sistema. Cuando se usa este tipo de control, el seguimiento de error y los sobreimpulsos de la señal de modulación PWM pueden ser reducidos considerablemente.

La estrategia de control por SVPWM utiliza los vectores de espacio para definir y controlar el voltaje de salida del inversor, lo que resulta en un mejor desempeño por baja frecuencia de conmutación.

2.16. Convertidores Estáticos de Voltaje (VSC)

La tecnología empleada en la mayoría de los compensadores dinámicos actuales, se basa en la operación de fuentes convertidoras, las cuales ofrecen una gran flexibilidad en el control de los parámetros que manejan. Asimismo, uno de los factores que influyen significativamente en la operación de tales dispositivos, en aplicaciones de alto voltaje, es el contenido armónico de los voltajes o corrientes que generan. Por esta razón, se han realizado numerosas investigaciones enfocadas a desarrollar estrategias que permitan reducir el contenido armónico. En la actualidad, existe un gran número de configuraciones de VSC's, así como diferentes esquemas de conmutación, las cuales están comprendidas dentro de alguna de las tres estrategias generales: configuración multipulso, configuración multinivel y esquema de modulación de ancho de pulso.

2.16.1. Tendencias de los Interruptores Electrónicos de Potencia

Los elementos básicos en la construcción de los actuales compensadores de voltaje estáticos, son los interruptores de potencia. Es conveniente mencionar que los interruptores

utilizados en las VSC's deben tener una capacidad intrínseca de apagado, o contar con un circuito auxiliar para producir la conmutación forzada, a fin de poder generar las formas de onda requeridas. Tales interruptores controlables también son conocidos como interruptores bimodales, en base a que el flujo de corriente puede ser iniciado o extinguido mediante una señal externa en la compuerta de control.

Uno de los interruptores bimodales conocidos es el MOSFET de potencia, dispositivo unipolar con mayoría de elementos portadores, lo que ocasiona que su velocidad de conmutación sea elevada y el circuito de control requerido para la compuerta sea muy simple. Estas características convierten al dispositivo MOSFET en una opción atractiva para aplicaciones de potencia, ya que a través de su utilización es posible dirigir la evolución de los sistemas de potencia hacia sistemas compactos y de bajo costo. Sin embargo, el MOSFET de potencia se caracteriza por presentar una cantidad elevada de pérdidas en operación, resultado de la utilización de una capa gruesa ligeramente dopada, requerida para soportar los voltajes elevados en el modo de bloqueo. Debido a que el fenómeno de modulación de conductividad está asociado a dispositivos con minoría de elementos portadores, no se presenta en el MOSFET. Este factor ocasiona que las pérdidas en el dispositivo aumenten considerablemente en aplicaciones donde se requiere de altos voltajes y gran potencia, requerimientos de la mayoría de las aplicaciones de compensación de energía. En general, la operación de este dispositivo es inaceptable en aplicaciones donde se manejan voltajes de alimentación en DC elevados (Baliga y cols., 1984; Sigg y cols., 1997).

Con la finalidad de solventar los inconvenientes exhibidos por el MOSFET, pero manteniendo la simplicidad del circuito de control utilizado en su compuerta, se introdujo el IGBT (Baliga y cols., 1984). El dispositivo IGBT combina la característica de pérdidas por conducción muy bajas, existente en los dispositivos que manejan una elevada densidad de corriente en operación, con las ventajas que representan la rapidez de conmutación y los circuitos controladores de compuerta de baja potencia, presentes en los dispositivos tipo MOS.

Desde su introducción en 1983 (Baliga y cols., 1984), los IGBT's se han convertido en los dispositivos de conmutación preferidos en una gran variedad de aplicaciones como el control de motores y los convertidores de potencia. El IGBT fue diseñado para operar como el MOSFET, esto es, modulando la conductividad en la región de drenaje mediante la inyección de elementos portadores en minoría, la cual se obtiene al agregar una capa adicional al MOSFET (una capa P^+ en el caso de un canal n del IGBT). Con la inyección de elementos portadores se disminuye la resistencia en la región de drenaje, lo que provoca la disminución de las pérdidas en estado de conducción. Sin embargo, cuando el IGBT se apaga, la inyección de portadores debe ser extraída antes de que el dispositivo tenga que sostener el voltaje en el

modo de bloqueo. Este proceso ocasiona un retraso en el apagado del dispositivo, el cual se refleja en el incremento de las pérdidas por conmutación.

Básicamente, el IGBT es un dispositivo MOSFET, excepto por las modificaciones mencionadas; por lo tanto, el control del dispositivo puede realizarse mediante la regulación del voltaje en la compuerta, aspecto que facilita en gran medida el diseño del circuito de disparo (Liang y Nwankpa, 1999).

Finalmente, se puede establecer que el IGBT exhibe un menor nivel de pérdidas por conducción, pero un mayor nivel de pérdidas de conmutación que los MOSFETS de potencia. Otro dispositivo bimodal utilizado en convertidores de voltaje es el GTO (Gate Turn-off Thyristor). El IGBT presenta tres principales ventajas cuando es operado a la misma frecuencia de conmutación que el dispositivo GTO (Sigg y cols., 1997) y son las siguientes:

- El control de su compuerta es más simple y de menor costo.
- El dispositivo puede ser utilizado sin o con un circuito snubber muy pequeño.
- Puede soportar una condición de corto circuito durante un cierto periodo de tiempo, y apagar la corriente de carga de forma segura sin sufrir daño alguno.

Con base a lo anterior, es conveniente mencionar la importancia que representa conocer las diversas opciones existentes en el área de los semiconductores, así como las tendencias futuras de los mismos, al momento de diseñar algún dispositivo de compensación, ya que la disponibilidad y características de operación de los interruptores de potencia tienen gran influencia en el diseño de los circuitos de control.

2.16.2. Principio de Operación del Convertidor de Voltaje (VSC's)

Los controladores Custom Power Devices, comunmente conocidos por su aplicación en redes de bajo voltaje, incluyen en su arwquitectura, varias estructuras electrónicas enfocadas principalmente a mantener y mejorar el factor de potencia y la calidad de la energía en las redes de distribución. Estos controladores son particularmente útiles en la protección de cargas críticas, en donde el suministro ininterrumpido de potencia es importante. Los tres controladores Custom Power Devices más comunes son:

- Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR).
- Compensador Estático de Distribución (DSTATCOM).

- Interruptor de transferencia de estado sólido (SSTS).

El DVR y el DSTATCOM se basan en Controladores Estáticos de Voltaje (VSC), teniendo la capacidad de intercambiar potencia activa y reactiva con el sistema de distribución si incluyen una fuente de potencia activa. El SSTS es un interruptor de transición abierta, alta velocidad que facilita la transferencia de cargas eléctricas de un alimentador a otro en pocos milisegundos ante la presencia de un fenómeno eléctrico adverso.

Dentro de las redes eléctricas de voltaje, los compensadores que basan su operación en la utilización de fuentes convertidoras de voltaje (VSC's), ofrecen una mayor flexibilidad en el control de la potencia, además de mejorar la estabilidad del sistema en base a la controlabilidad que se tiene sobre el voltaje que genera. Estas características operativas han influido significativamente en la elección de la VSC como elemento básico de operación de la mayoría de los compensadores dinámicos actuales.

Las Fuentes Convertidoras de Voltaje, a través de la secuencia de conmutación apropiada, transforman un voltaje de DC conectado en sus terminales de entrada, en un voltaje de AC de frecuencia, magnitud y fase controlables en sus terminales de salida. Los métodos empleados en el control del voltaje generado por la VSC, se clasifican de acuerdo al parámetro que modifican. En base a lo anterior se tienen tres categorías principales:

1. Métodos basados en la variación de la ganancia de la VSC, manteniendo constante el voltaje de DC.

2. Métodos basados en la variación del voltaje de DC, manteniendo constante la ganancia de la VSC.

3. Métodos basados en la variación de ambos parámetros.

Un aspecto determinante en la selección del método de control adecuado, es la capacidad de éste para controlar la distorsión armónica total.

En las terminales de entrada de la VSC se conecta un voltaje de DC; generalmente se utiliza un capacitor como elemento de almacenamiento de energía, el cual en estado estable se puede considerar como una fuente de DC. El tipo de elemento conectado en las terminales de DC, varía dependiendo de la aplicación en la que se utiliza la VSC. Por ejemplo, si se requiere un intercambio de potencia activa entre la VSC y el sistema al cual está interconectada, es necesaria la conexión de una fuente de voltaje o una batería, elementos que pueden aportar cantidades de energía durante periodos de mayor duración.

Para conectar la VSC con el sistema de potencia es necesario utilizar un transformador de acoplamiento o de inyección para el caso del DVR. Este transformador desarrolla funciones principales:

- Conectar el voltaje generado por la fuente con el sistema eléctrico.
- Operar como filtro, utilizando su reactancia para atenuar las componentes de alta frecuencia, presentes en los voltajes de salida de la VSC.
- Proporcionar un aislamiento galvánico entre los circuitos del inversor y la línea de alimentación de voltaje.

Asimismo, la presencia del transformador evita la condición de corto circuito en el capacitor, lo que permite que no se descargue rápidamente. La configuración más simple para una VSC monofásica se muestra en la figura 2.15.

Esta configuración se conoce como puente completo de dos niveles compuesta de cuatro elementos de conmutación. Cada elemento de conmutación está compuesto por un interruptor de estado sólido con capacidad de apagado controlable y un diodo de potencia en conexión antiparalelo.

Dentro de la VSC, la corriente se asume positiva si fluye del lado de Corriente Alterna (AC) hacia las terminales de Corriente Directa (DC) (operación de rectificación) y se asume negativa cuando fluye en dirección contraria (operación de inversor). Una fuente convertidora simple como la mostrada en la figura 2.15, produce una onda de voltaje cuadrado cuando cambian de estado los interruptores que operan sobre la fuente de DC. Una señal de voltaje alterno con esas características, implica la presencia de componentes armónicos significativos de bajo orden en el voltaje de salida, por lo tanto se requiere la utilización de filtros o un esquema de conmutación adecuado para reducir tales componentes.

2.16.3. Reducción de Armónicos

Uno de los requerimientos más importantes en aplicaciones de compensación de voltaje, es el mantener el contenido armónico de los voltajes generados por la VSC en niveles satisfactorios. En respuesta al problema del contenido armónico, se han propuesto una gran variedad de arreglos para configurar los interruptores que constituyen las VSC's. Asimismo se han desarrollado diferentes esquemas de conmutación con el propósito de controlar adecuadamente la operación de dichos interruptores. Actualmente, existe un gran número de estrategias de control empleadas en la generación de voltajes alternos con el menor grado

posible de distorsión armónica. En general, la gran mayoría son variaciones o combinaciones de las siguientes estrategias principales:

- Neutralización de armónicas mediante acoplamiento magnético (Configuración Multipulso) (Dávalos, Ramírez, y Tapia, 2005).
- Reducción de armónicas utilizando fuentes en configuración Multinivel (Loh, Vilathgamuwa, Tang, y Long, 2004).
- Esquema de Modulación de Ancho de Pulso (Agelidis y Calais, 1998).

En los siguientes apartados, se expondrán de forma breve las principales características de cada una de las estrategias anteriores. Realizando un análisis particularmente completo del esquema de conmutación PWM, por tratarse del esquema seleccionado para la operación de la VSC en la presente investigación.

Configuración Multipulso

La operación de una fuente convertidora en configuración multipulso se logra mediante la interconexión de puentes trifásicos idénticos por medio de transformadores de enlace, los cuales presentan voltajes de salida desfasados (Dávalos y cols., 2005). Razón por la cual se utiliza el concepto de neutralización de armónicos mediante acoplamiento magnético. Una descripción del funcionamiento de la VSC basada en esta configuración, se puede establecer de la siguiente manera: Dos puentes de 6 pulsos como el mostrado en la figura 2.22, se interconectan mediante transformadores con conexiones $Y-Y$ y $\Delta-Y$, respectivamente.

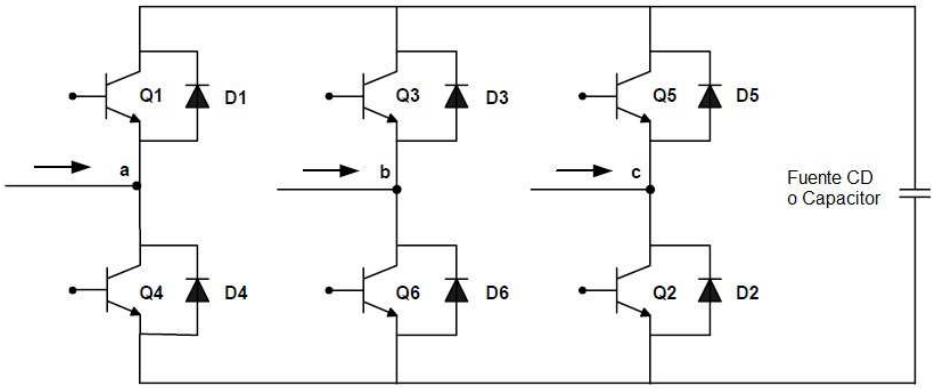


Figura 2.22 VSC Trifásica de 6 pulsos

Debido al defasamiento de 30° existente entre los voltajes secundarios de cada transformador, se obtiene un voltaje total compuesto por la suma de los dos voltajes en serie. El voltaje resultante exhibe un menor contenido armónico que los dos voltajes que lo componen. Asimismo, la nueva configuración obtenida, denominada VSC de 12 pulsos presenta un mejor funcionamiento. Este principio se puede extender dependiendo de los requerimientos de la aplicación, para obtener fuentes convertidoras de 24 y 48 pulsos, las cuales son obtenidas al sumar los voltajes de salida de los transformadores de dos y cuatro fuentes de 12 pulsos, respectivamente. En el caso del convertidor de 24 pulsos, el voltaje de salida se obtiene al combinar dos fuentes de 12 pulsos con señales de disparo desfasadas 15° entre ellas. Aunado a lo anterior, se requiere un defasamiento adicional de 15° que se obtiene de los devanados de los transformadores de cada fuente de 12 pulsos. De la misma forma, con dos fuentes convertidoras de 24 pulsos desfasadas 7.5° entre ellas, se puede construir una fuente convertidora de 48 pulsos. Para aplicaciones de alta potencia la VSC de 48 pulsos representa una buena opción, ya que exhibe un contenido armónico casi nulo.

Es claro que las VSC's que utilizan la configuración multipulso, realizan la cancelación de armónicos en los devanados secundarios de los transformadores de acoplamiento. Es debido a lo anterior que se presenta la principal desventaja de esta configuración: la complejidad de la estructura magnética que se requiere para su operación. De esta forma, ya que la operación de conversión se realiza aplicando frecuencias de conmutación bajas a los dispositivos semiconductores, sólo una tercera parte de las pérdidas del convertidor se debe a las conmutaciones, las pérdidas restantes se deben al circuito magnético (Dávalos y cols., 2005).

Configuración Multinivel

Las VSC's en configuración multinivel han adquirido una gran atención en fechas recientes, sobre todo en aplicaciones de alta potencia. Esto se debe a la habilidad que exhiben para producir señales de voltaje con un contenido armónico mínimo, aspecto que favorece su operación en tales aplicaciones.

Las fuentes convertidoras en configuración multinivel reproducen una onda de voltaje alterna cuadrada, a partir de varias fuentes de voltaje de DC con diferentes niveles. Mientras sea mayor el número de niveles, la onda de voltaje resultante es más cercana a una onda senoidal, eliminando de esta forma el contenido armónico (Loh y cols., 2004).

Existen tres principales configuraciones para los inversores multinivel:

1. Convertidor con diodos de anclaje.

2. Convertidor con capacitor compartido.

3. Convertidor en cascada.

Configuración Modulación de Ancho de Pulso (PWM)

Una de las técnicas más utilizadas con el propósito de reducir el contenido armónico en los voltajes generados por las VSC's, consiste en aumentar el número de conmutaciones por ciclo de cada interruptor, al mismo tiempo que se varía el ancho de los pulsos utilizados en las compuertas de dichos dispositivos, a fin de controlar la amplitud del voltaje de AC. Ésta técnica es conocida como modulación de ancho de pulso.

Básicamente, la técnica PWM empleada en fuentes convertidoras se encarga de controlar las conmutaciones de los interruptores. De esta forma, al controlar la ganancia del convertidor, se controla el voltaje de salida de la fuente.

Existe un gran número de técnicas PWM, utilizadas en diferentes configuraciones de fuentes convertidoras (Agelidis y Calais, 1998); sin embargo, la mayoría de estas técnicas se encuentran clasificadas dentro de dos grandes categorías:

- Técnicas de intersección triangular.

- Técnicas directas digitales (Space voltage vector) (Zhan y cols., 2001; Bhumkittipich y Mithulananthan, 2011).

En la actualidad, las técnicas digitales son muy utilizadas en aplicaciones de convertidores de pocos niveles de voltaje, debido a la facilidad de su implementación. Sin embargo, para aplicaciones que requieren un mayor número de niveles de voltaje es más recomendable utilizar una técnica de intersección triangular, ya que la complejidad resultante en el algoritmo digital dificulta su implementación. Por otro lado, las estrategias de PWM con intersección triangular, ofrecen al menos tres grados de libertad en el control de la señal portadora, estos son: frecuencia, amplitud y fase; además de tres grados más en la señal moduladora: amplitud, frecuencia y secuencia cero.

La estrategia de conmutación PWM más común, utiliza una señal moduladora senoidal; por lo tanto, la amplitud de cada pulso varía en forma proporcional con la amplitud de la señal de control senoidal. Este método es denominado Modulación Senoidal de Ancho de Pulso (SPWM por sus siglas en inglés) (Agelidis y Calais, 1998).

Capítulo 3

Desarrollo

3.1. Metodología

3.1.1. Implementación de la Red Neuronal Artificial

Para la obtención de la Red Neuronal Artificial se inicia con la generación de los diferentes tipos de disturbios de voltaje (Sag, Swell y Distorsión Armónica), dimensionamiento de la RNA, entrenamiento de la red, verificación del desempeño de la RNA e implementación de ésta en Simulink.

La figura 3.1 muestra el diagrama a bloques para la obtención de la RNA.

3.1.2. Implementación del Restaurador Dinámico de Voltaje

Para la implementación del DVR es necesario contar con la RNA ya optimizada e integrarla en el diseño del DVR, como control del convertidor de voltaje.

La figura 3.2 muestra el diagrama a bloques para la obtención del DVR.

3.2. Diseño del Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR)

El diseño del DVR contempla varias etapas las cuales se realizan unas en secuencia y otras de manera simultánea, estas son: Dimensionamiento del Transformador de Inyección, considerando los valores máximos y mínimos de voltaje a corregir, Tipo de control Neuronal del Inversor CD/CA, Selección de la Arquitectura de la Red (ANN) y algoritmo de entrenamiento, Selección de técnica para detección de Disturbios, Sensado de valores de referencia, control y parámetros de operación del DVR, Selección del método para obtener los patrones de

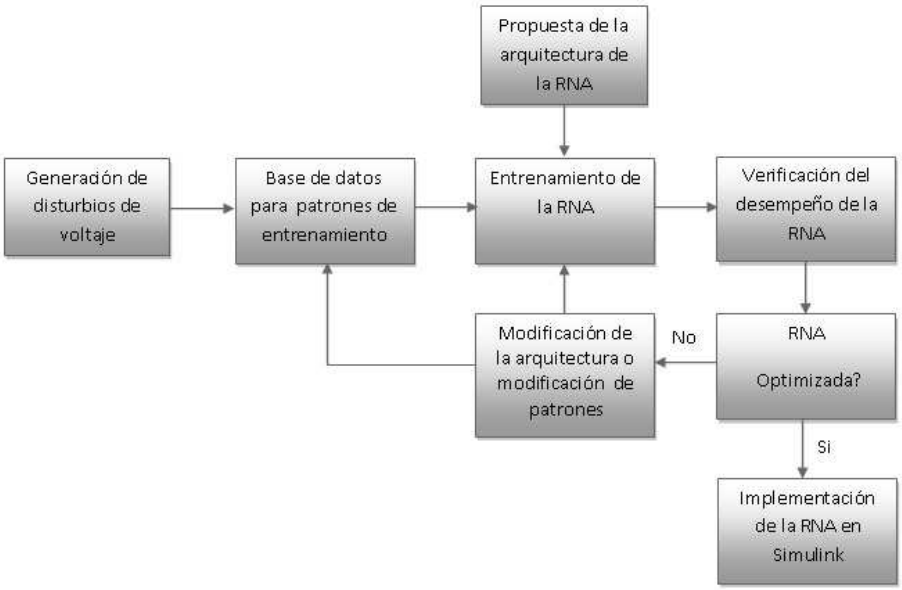


Figura 3.1 Metodología para implementación de la RNA

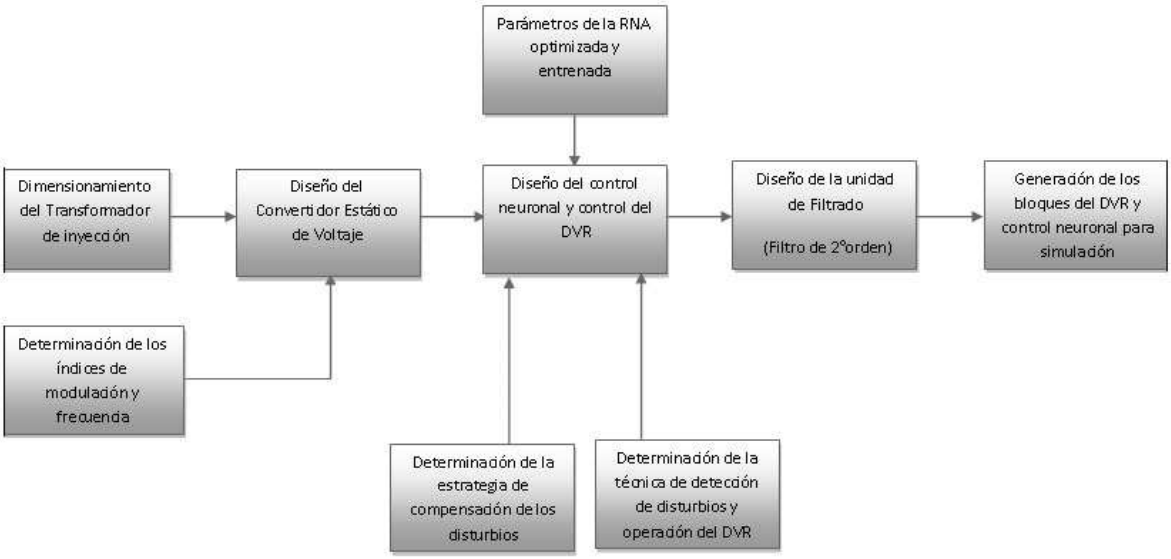


Figura 3.2 Metodología para implementación del DVR

entrenamiento para asegurar los aspectos de correspondencia Entrada Salida, Esquema de Protección del DVR, Alimentación principal del Sistema y Dispositivo de carga para fuente de almacenamiento de energía de CD.

Considerado estas condiciones se desarrolla la propuesta que incluye y considera lo siguiente basado en la información descrita en el capitulo 2 de este trabajo:

1. Técnica de Control no lineal basado en Redes Neuronales Artificiales.
2. Red Neuronal Artificial tipo FeedForward de Retroprapagación.
3. Estrategia de compensación en fase.
4. Detector de eventos Sag y Swell basado en la medición del Voltaje RMS.
5. Convertidor (VSC) de CD/CA en estructura de puente completo, construida con dispositivos IGBTs.
6. Filtro pasivo de segundo orden LC.
7. Modulación SPWM para reducir la Distorsión Armónica Total (DAT).
8. Conmutación de tipo monopolar para contribuir a la disminución del DAT.
9. Patrones de entrenamiento basados en un sistema de control clásico PI con retroalimentación de voltaje.

El control seleccionado en este trabajo para compensación del Sag y Swell es por medio de la Red Neuronal tipo FeedForward (FFANN) sin retroalimentación desde la carga, el sistema de control neuronal adquiere el valor de referencia del Voltaje de la línea de alimentación y se sincroniza con ésta.

El Sistema DVR incluyendo circuitos de control, detección y alimentación está formado por los elementos presentados la figura 3.3 y se describen a continuación.

- Referencia de voltaje con sincronía externa.- Este bloque genera una referencia senoidal de 12 Vrms, con una frecuencia igual al voltaje de línea y sincronizada con ésta, en caso de que el voltaje de línea se pierda o contenga mucho ruido y sea imposible la sincronía con éste, el sistema de control proporcionará a este bloque una señal de sincronía y permanecerá hasta que se recuperen las condiciones en el voltaje de línea.

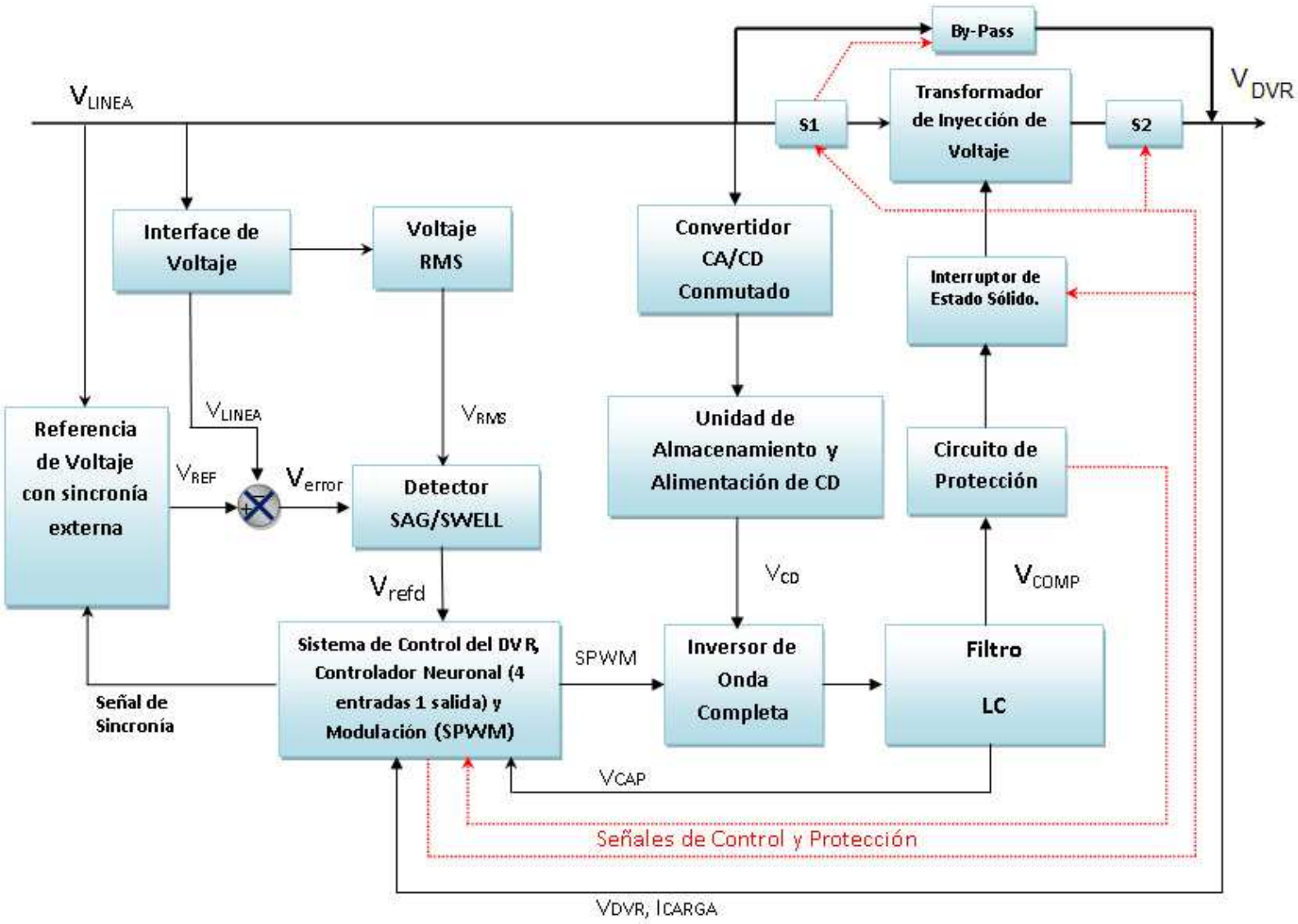


Figura 3.3 Diagrama a bloques del Restaurador Dinámico de Voltaje

- Interface de voltaje de línea.- Este módulo acondiciona el voltaje de línea a un decimo de su valor y lo entrega al sistema para ser comparada con el voltaje de referencia, realiza cálculos a través de un circuito integrado especifico para medir el voltaje rms del voltaje de línea de acuerdo a la norma y lo envía al detector de disturbios Sag/Swell.

- Detector Sag/Swell.- Detecta el tipo de disturbio que se presenta en el voltaje de línea para que el sistema de control indique al DVR el modo de funcionamiento: En modo de espera o en modo de Inyección, el modo de protección corresponde a un estado de falla.

- Sistema de control del DVR, Controlador neuronal y Modulador SPWM.- Módulo principal y fundamental del DVR, controla la lógica de operación del sistema DVR, gestiona los procesos de control de la Red Neuronal y proporciona la señal de modulación SPWM al convertidor estático de voltaje (VSC).

- Inversor de onda completa o Convertidor estático de Voltaje (VSC) CD/CA.- Convierte el voltaje de CD a un voltaje de CA modulado en ancho de pulso, de acuerdo a la modulación proporcionada por el sistema de control, utiliza un esquema de puente completo con transistores IGBT para una operación eficiente y con la mínima distorsión armónica.

- Convertidor Estático de Voltaje CA/CD, unidad de almacenamiento y alimentación de CD.- proporciona el voltaje de CD, necesario para la operación y carga de la fuente de almacenamiento que proporciona energía real al DVR y que sirve para mitigar los disturbios, el VSC de CA a CD asegura la carga de las baterías aun en condiciones de falla, siempre y cuando haya por lo menos un 10 % del voltaje de línea.

- Unidad de filtrado LC.- Filtro pasivo de segundo orden formado por la combinación de un inductor y capacitancia, proporciona el filtrado necesario para eliminar la frecuencia de conmutación del convertidor y con esto suministrar al transformador voltaje de CA con la mínima distorsión armónica.

- Circuito de Protección, S1, S2, bypass e interruptor de estado sólido.- Elementos actuadores controlados por el sistema de control que permiten a través de la apertura de S1 y S2 y el cierre del Bypass o derivación proteger al transformador de inyección en condiciones de falla del DVR o sobrecorriente y seguir proporcionando la energía a la carga siempre y cuando el voltaje de línea se encuentre en los valores nominales para la

operación, el DVR estará en modo de falla y podrá restablecerse de manera automática o manual de acuerdo a las condiciones determinadas por el usuario.

- Transformador de Inyección.- Permite acoplar el voltaje de línea con el DVR y compensar el voltaje suministrado a la carga, normalmente es un transformador de elevación con la capacidad suficiente en potencia y relación de transformación suficientes para proporcionar el voltaje requerido en las condiciones más criticas de operación, esto es, en los extremos del voltaje de línea, valor mínimo y valor máximo.

3.3. Cálculo de Parámetros de Operación del Restaurador Dinámico de Voltaje

Tomando en consideración las condiciones de los disturbios que se quieren corregir y los valores nominales de los parámetros de la red de alimentación eléctrica donde va a operar el Restaurador Dinámico de Voltaje, se realizan los cálculos correspondientes de los subsistemas y elementos que lo integran.

3.3.1. Transformador de Inyección de Voltaje

En el caso del transformador de inyección de voltaje, elemento importante del DVR, por ser el que transfiere el voltaje producido por el convertidor a través del filtro LC a la carga.

Para el cálculo del dimensionamiento de este dispositivo se toma en cuenta el nivel del disturbio de voltaje tipo Sag y Swell máximo a compensar a través del DVR, con este dato se calcula el voltaje necesario dado por la expresión $V_i max * V_{Linea}$, donde $(V_i.max < 1)$ y está dado en por unidad (p.u.), $V_i max * V_L$ es el voltaje máximo aplicado en serie a través del DVR, V_{Linea} es el voltaje de línea, La potencia del transformador de inyección se determina por la ecuación 3.1.

$$P_t = V_{imax} * (V_L) * I_L \tag{3.1}$$

Donde:

P_t= Potencia total del transformador de inyección.

V_{imax}= Valor absoluto máximo que compensará el DVR tanto para Sag como para Swell (p.u).

V_L= Voltaje de línea.

I_L= corriente de línea.

A medida que los disturbios originados por Sag son más pequeños que la constante de tiempo térmica del transformador, se pueden elegir valores de potencia nominal menores que el valor calculado anteriormente.

Es importante expresar la relación del transformador de inyección en función de los voltajes en sus devanados quedando de acuerdo a la ecuación 3.3, donde V_{c1} es el valor RMS de la componente de la frecuencia fundamental de la salida del Inversor y que puede ser expresada como una función de la modulación SPWM, tal como se muestra en la ecuación 3.2.

$$V_{c1} = \frac{m_a * V_{CD}}{2 * \sqrt{2}} \tag{3.2}$$

$$K_t = \frac{V_{imax} * (V_L)}{V_{c1}} \tag{3.3}$$

Donde:

V_{c1}=Voltaje en RMS de la componente de la frecuencia fundamental de la salida del Inversor.

m_a= Índice de modulación de amplitud.

V_{CD}= Voltaje de Corriente Directa de alimentación del Inversor.

K_t=Relación de transformación del Transformador de Inyección.

V_{imax}= Valor absoluto máximo que compensará el DVR tanto para Sag como para Swell (p.u).

V_L= Voltaje de línea.

Para evaluar el desempeño del DVR, es necesario considerar como un factor importante, la relación de transformación mostrada en 3.3, ya que habilita al DVR con la capacidad de poder compensar los disturbios tipo Sag y Swell que se presentan en los sistemas de distribución.

Teniendo en cuenta las consideraciones anteriores se calculan los parámetros del transformador quedando como se muestra en la tabla 3.1.

Los elementos que se mencionan en la tabla de datos nominales del transformador de inyección se muestran en el modelo eléctrico figura 3.4.

Tabla 3.1 Datos Nominales del Transformador de Inyección

Parámetro	Descripción	Valor
P_n	Potencia Nominal	2K3 VA
f_n	Frecuencia Nominal Aparente	60 Hz
V_1	Voltaje Nominal Primario	50 Volts Rms
V_2	Voltaje Nominal Secundario	190 Volts Rms
a	Relación de Transformación	$\frac{5}{19}$
R_1	Resistencia del Devanado 1	0.02 p.u.
R_2	Resistencia del Devanado 2	0.0027701 p.u.
L_1	Inductancia del Devanado 1	0.00049205 p.u.
L_2	Inductancia del Devanado 2	0.00022828 p.u.
R_m	Resistencia de Magnetización	8 p.u.
L_m	Inductancia de Magnetización	1.508 p.u.
Z_L	Impedancia de la Carga	0.637119113 p.u.

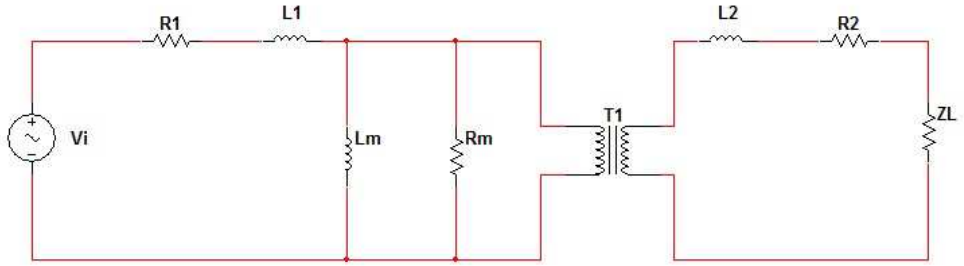


Figura 3.4 Modelo Completo del Transformador

3.3.2. Índice de modulación en frecuencia y voltaje del Convertidor (VSC)

Índice de modulación de frecuencia

El índice de modulación de frecuencia es la relación entre la frecuencia de la señal triangular del generador PWM y la frecuencia de la señal de referencia, para este caso 60 Hz. Este índice debe ser lo suficientemente alto para no contribuir con la distorsión armónica en las frecuencias cercanas a la fundamental, cuidando por supuesto que la frecuencia de conmutación no exceda los límites permitidos por la capacidad de respuesta de conmutación de los dispositivos de potencia. El índice de modulación propuesto para este proyecto es de $m_f = 167$, ya que m_f está determinado por la ecuación 3.4 entonces despejando f_c y sustituyendo la frecuencia del voltaje de línea que es igual a la frecuencia de la señal de referencia, entonces $f_m = 60Hz$ y se obtiene la frecuencia de conmutación igual a 10,020 Hz, para fines prácticos se toma el valor de 10,000 Hz para la frecuencia de conmutación.

$$m_f = \frac{f_c}{f_m} \tag{3.4}$$

Donde:

m_f= Índice de modulación de frecuencia.

f_c= Frecuencia de conmutación del convertidor (VSC).

f_m= Frecuencia de la señal de referencia.

Índice de Modulación en Amplitud de Voltaje

Se define como la relación entre la magnitud de la señal de referencia, señal senoidal de 60 Hz y la magnitud de la señal triangular de control del generador PWM, este índice debe estar de preferencia entre 0 y 1 para evitar la saturación y asegurar la conmutación de los dispositivos de potencia.

En este proyecto el índice de modulación de amplitud de voltaje es modificado en una primera instancia por el control PI que se utilizará para obtener los datos de entrenamiento de la Red Neuronal Artificial y posteriormente por el control neuronal para corregir los disturbios ocasionados por los fenómenos Sag y Swell y disminuir la Distorsión Armónica Total.

El índice de modulación de amplitud de voltaje se define como se muestra en la ecuación 3.5 y este índice se encuentra entre los siguientes límites $0 \leq m_a \leq 1$, eventualmente podrá exceder este valor perdiendo por supuesto la linealidad de la respuesta.

$$m_a = \frac{v_m}{v_c} \tag{3.5}$$

Donde:

m_a= Índice de modulación de amplitud de voltaje.

v_m= Magnitud de la señal de voltaje de referencia, senoidal.

v_c= Magnitud de la señal de voltaje de la señal triangular o de control del generador PWM.

3.3.3. Convertidor Estático de Voltaje (VSC)

La etapa de potencia del convertidor estático de voltaje recibe una señal de modulación de ancho de pulso, que modula este ancho por la información del índice de modulación y la frecuencia de conmutación. El VSC está alimentado por una fuente de Corriente Directa de 72 volts proveniente de un banco de baterías de manera que se cuente con potencia real para realizar la función de compensación antes los disturbios presentados. Esta etapa de potencia está compuesta por dispositivos semiconductores de conmutación, en este caso Transistores Bipolares de Compuerta Aislada llamados comunmente IGBTs, el control y la secuencia de conmutación es realizado por el generador de modulación SPWM, incluso el resguardo de la zona de seguridad entre un pulso de conmutación y otro de manera que no exista la posibilidad de que dos transistores conectados a las terminales positiva y negativa de la fuente de voltaje de CD puedan conmutar en un mismo tiempo.

El módulo de potencia se diseña con una estructura de puente completo y conmutación monopolar debido a que este tipo contribuye de manera escasa a la distorsión armónica total.

Todos los sistemas de conmutación contribuyen a la distorsión armónica en mayor o menor medida y la conmutación monopolar o unipolar no es la excepción, sin embargo este tipo conmutación es la que menos contribuye a este fenomeno. Los armónicos que se generan debido a la conmutación monopolar estan en función de la combinación del índice de modulación de voltaje, ecuación 3.5 y de modulación de frecuencia, ecuación 3.4.

En este trabajo el índice de modulación de voltaje m_a tendrá una variación entre 0 y 1 y de manera extraordinaria por encima de este valor y el índice de modulación de frecuencia $m_f = 167$, por lo que basados en la tabla 2.3 en la página 52, se determinan los cuatro valores de las armónicas más relevantes en magnitud a la salida del convertidor estático de voltaje, estas se calculan con las ecuaciones 3.6 y 3.7 encontrando que el orden de los armónicos es

de n = 331, 333, 335 y 337 para este caso, las frecuencias correspondientes para los armónicos mencionados son, 19.86 Khz, 19.98 Khz, 20.1 Khz y 20.22 Khz, en estos armónicos y frecuencias correspondientes se tienen voltajes entre 0.72 y 26 volts dependiendo del índice de modulación de voltaje. Estos valores son los que por su estructura y modo de conmutación nos proporciona el VSC, valores que serán necesarios considerar en el diseño del filtro de segundo orden LC para reducirlos de manera significativa.

$$n = 2m_f \pm 1 = 2 * 167 \pm 1 \tag{3.6}$$

$$n = 2m_f \pm 3 = 2 * 167 \pm 3 \tag{3.7}$$

Donde:

n= orden del armónico.

m_f= índice de modulación de frecuencia.

En un esquema de conmutación monopolar o unipolar para la modulación de anchura de impulsos SPWM, la salida se conmuta de nivel alto a cero, o de nivel bajo a cero, figura 3.5, por lo tanto como puede observarse en la figura 3.5 se encuentran paquetes de conmutación positivos y negativos.

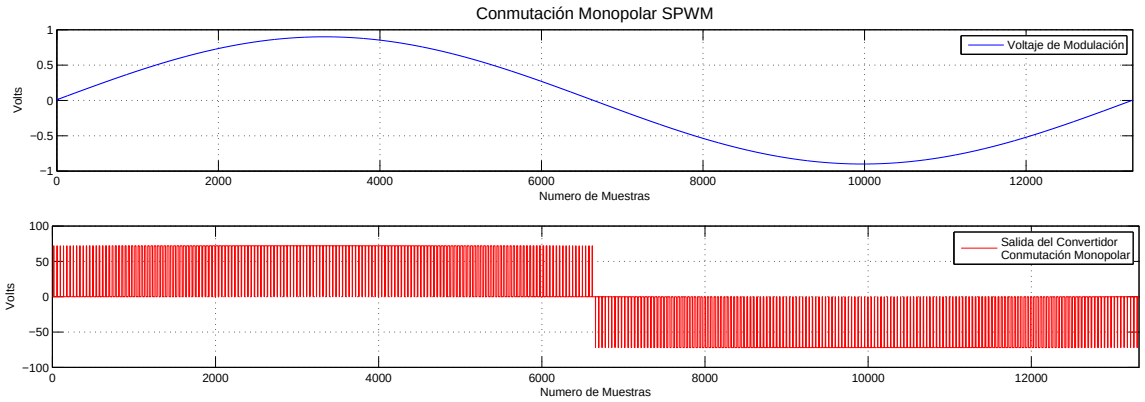


Figura 3.5 Conmutación Monopolar SPWM

3.3.4. Cálculo de la unidad de filtrado

En el caso de la unidad de filtrado podemos encontrar en la literatura afín, filtros estáticos como en el caso de este trabajo y filtros dinámicos construidos con componentes activos

como son los transistores y circuitos integrados, que pueden dar a esta unidad otras características de acuerdo a lo que se desea realizar. Para el caso del DVR de la propuesta en este trabajo con un filtro de segundo orden LC es suficiente para eliminar por completo la distorsión armónica introducida por el circuito convertidor de voltaje, el cual vimos en el párrafo anterior los valores del orden de los armónicos y las frecuencias de estos.

Como se ha mencionado en el párrafo anterior, en este trabajo se aplica un filtro pasivo de segundo orden LC, por lo que existen diferentes alternativas para seleccionar los componentes; esta selección se puede realizar a partir de la frecuencia de resonancia del filtro, del ancho de banda de compensación deseado y de la máxima variación de tensión con respecto al tiempo a compensar entre muchos otros. En este caso se considera la máxima amplitud permitida para el armónico presente a la frecuencia de conmutación del filtro activo.

Para proponer el valor de la máxima amplitud permitida para el armónico, se considera el caso donde la amplitud del armónico presente a la frecuencia de conmutación tiene la misma magnitud pico que el valor de la alimentación del Inversor V_{CC} sobre el cual se está conmutando. Como se trata de una señal armónica a una frecuencia elevada, se puede considerar una atenuación de acuerdo a las normativas de calidad de energía del 5% de la frecuencia fundamental.

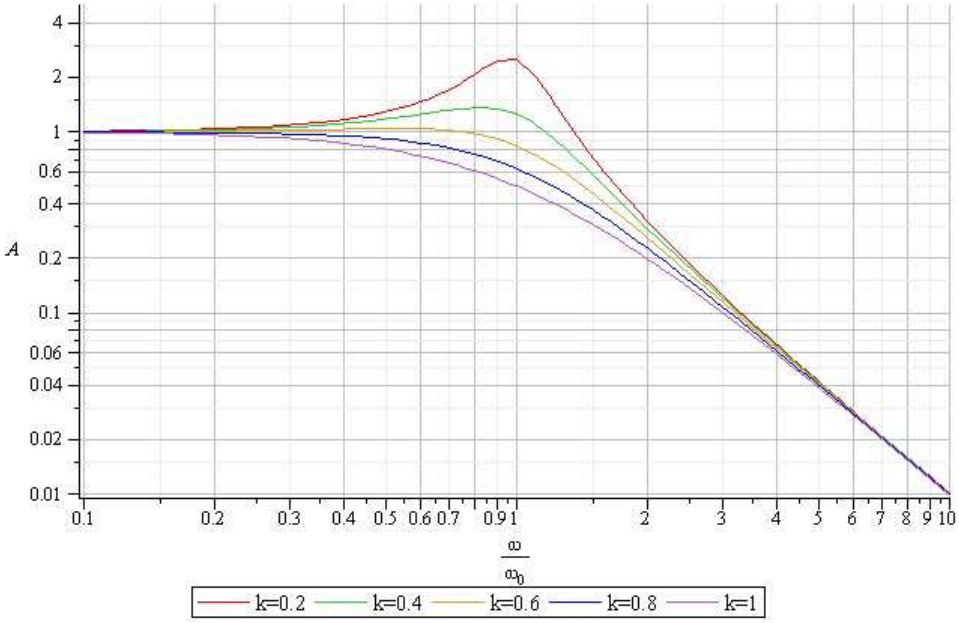


Figura 3.6 Gráfica Normalizada Filtro LC

De acuerdo a la gráfica normalizada del filtro LC que se muestra en la figura 3.6 se selecciona el equivalente al 5% de atenuación y se encuentra el valor de la frecuencia de reso-

nancia w_0 la cual está definida por la relación entre $\frac{w_c}{w_n}$ tal como se expresa en la ecuación 3.8:

$$w_0 = \frac{w_c}{w_n} \tag{3.8}$$

Donde:

w_0= frecuencia angular de resonancia del filtro LC.

w_c= frecuencia angular de la señal triangular o portadora del generador PWM.

w_n= frecuencia angular de corte.

De acuerdo a la gráfica, 3.6 el valor obtenido es 4.6, sustituyendo este valor en la ecuación 3.8 ademas del valor de la fecuencia de conmutación y despejando w_n, se obtiene:

$$w_n = \frac{10,000 * 2 * \pi}{4.6} = \frac{62832}{4.6} = 13,659 \frac{rad}{seg} \tag{3.9}$$

Después de calcular el valor de la frecuencia de corte, es necesario calcular los valores del inductor y del condensador que satisfagan este parámetro. De acuerdo con la ecuación 2.33 existen muchas combinaciones de valores que pueden satisfacer la frecuencia de resonancia, por esta razón, para obtener los valores del inductor y del condensador, se considera la corriente máxima que pueden soportar los interruptores de potencia. Si se considera que el inductor es demasiado pequeño, la impedancia a la frecuencia de conmutación será mínima y por lo tanto la corriente demandada al convertidor puede ser demasiado elevada. Por otro lado si el inductor es muy grande, la corriente será muy pequeña, haciendo lenta la dinámica del filtro. La impedancia del inductor a la frecuencia de conmutación se puede determinar considerando la tensión máxima que puede entregar el inversor con la alimentación del banco de baterías V_{CC} y proponiendo la corriente que circula en el inversor:

$$X_L = \frac{V_{CC}}{I_{arm}} = \omega_c * L \tag{3.10}$$

Donde:

X_L= Impedancia del inductor a la frecuencia de conmutación (Ω).

V_{CC}= Voltaje de corriente directa del banco de baterías (Voltios).

I_{arm}= Corriente máxima que se demanda al inversor por el armónico (Amperes).

L= Inductancia de la bobina (Henrios).

El valor del condensador se puede obtener con la expresión 3.11:

$$C = \frac{1}{w_n^2 * L} \tag{3.11}$$

Donde:

C= Capacitancia (Faradios).

w_n= frecuencia angular de corte del filtro ($\frac{rad}{seg}$).

L= inductancia de la bobina (Henrios).

Si se considera que el filtro de salida presente una atenuación del 5% para el armónico de la frecuencia de conmutación con respecto a la señal fundamental, y para una amplitud de 72 Volts de CD, se determina que la corriente sea un 10% del valor de ésta, que equivale a 4.5 amperes, por lo tanto sustituyendo estos valores en la ecuación 3.10 nos da un valor de la reactancia inductiva igual a 16Ω.

$$X_L = \frac{72Volts}{4.5Amperes} = 16\Omega \tag{3.12}$$

Despejando el valor de la Inductancia (L) de la ecuación 3.10 y sustituyendo los valores a la frecuencia de conmutación se obtiene:

$$L = \frac{X_L}{w_C} = \frac{16\Omega}{62,832} = 254\mu H \tag{3.13}$$

Una vez que se ha calculado el valor de la Inductancia se puede determinar el valor de la capacitancia del filtro a la frecuencia de corte sustituyendo ésta en la ecuación 3.11.

$$C = \frac{1}{w_n^2 * L} = \frac{1}{13,659^2 * 254\mu H} = 22\mu F \tag{3.14}$$

Debido a que en los cálculos del filtro LC no se tomaron en cuenta, los elementos internos del transformador de inyección y la carga de salida reflejada en el primario, que influyen en los valores calculados, para corregir esta situación se realiza el modelo del filtro incluyendo el transformador con sus elementos que lo modelan y la carga reflejada en el primario, en este caso lineal resistiva, como se muestra en la figura 3.7 y se realiza la simulación en NI Multisim 11.0 de National Instruments™, obteniendo los valores ajustados de L y C con el fin de obtener un filtro pasabajos que cancele los armónicos de alta frecuencia:

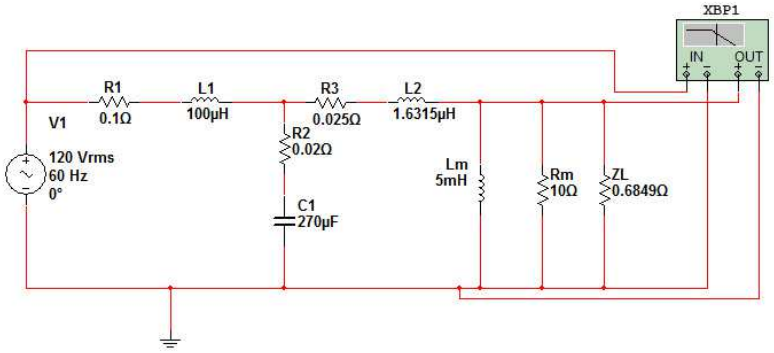


Figura 3.7 Diagrama esquemático para el filtro LC incluyendo el transformador de inyección

Los resultados de la simulación en relación a la frecuencia de corte y el cambio de fase se presentan en la gráfica de la figura 3.8, por lo que se obtienen los nuevos valores de los componentes del filtro con el fin de obtener la respuesta requerida: L=100μH y C=270μF, valores que se aplican en el diseño del DVR.

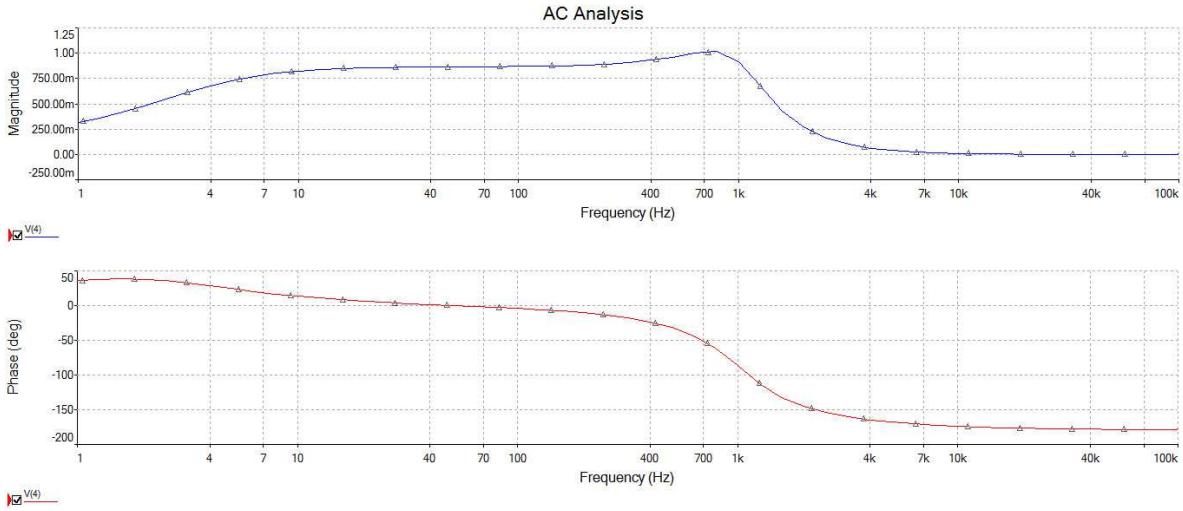


Figura 3.8 Diagrama de bode para el filtro LC del DVR

3.3.5. Estrategia de compensación

Como se abordó en el capítulo dos de este trabajo, existen varios tipos de compensación de los disturbios de voltaje ya sea disturbio tipo Sag o Swell a saber; Compensación Pre-disturbio (Sag o Swell), Compensación en fase y Compensación en cuadratura con la co-

rriente o en potencia reactiva.

La estrategia de compensación que se utiliza en este trabajo es la *compensación en fase* utilizada por el Restaurador Dinámico de Voltaje para eliminar los disturbios tipo Sag y Swell, para equipos que no son sensibles al salto de fase (El-Gammal y cols., 2011) tal como se muestra en la figura 3.9.

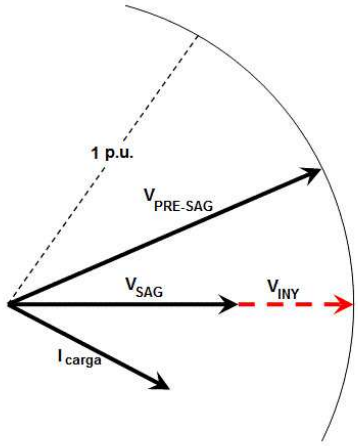


Figura 3.9 Compensación en fase

3.3.6. Circuito equivalente del DVR

Para mostrar la forma en que el Restaurador Dinámico de Voltaje opera en la mitigación de un disturbio de voltaje ya sea tipo Sag o Swell se presenta el circuito equivalente de éste en la figura 3.10, donde puede verse, cuando la fuente de voltaje V_s disminuye o se incrementa debido a un disturbio de voltaje Sag o Swell respectivamente, el DVR inyecta un voltaje en serie V_{DVR} a través del transformador de inyección para mitigar el disturbio de voltaje y mantener el voltaje V_{carga} a través de la carga (Rosli y Rahim, 2009).

El Voltaje en serie inyectado por el DVR está definido por la ecuación 3.15.

$$V_{DVR} = V_{iny} - I_{carga} * Z_{dvr} V_{DVR} = V_{carga} + I_{carga} * Z_{linea} - V_s \tag{3.15}$$

Donde:

V_{DVR}= es el voltaje que inyecta el DVR en serie a través del Transformador de inyección.

V_{carga}= es la magnitud del voltaje deseado en la carga.

V_s= es la fuente de voltaje durante la condición de disturbio Sag o Swell.

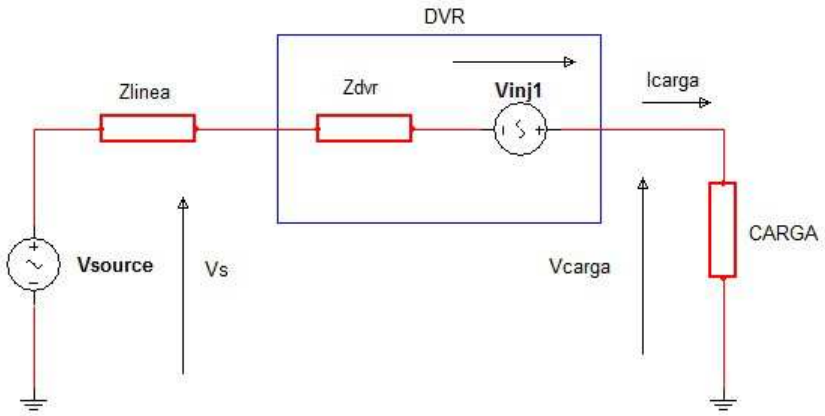


Figura 3.10 Circuito Equivalente del DVR

La corriente en la carga I_{carga} está definida por la ecuación 3.16.

$$I_{carga} = \frac{P_{carga} \pm J * Q_{carga}}{V_{carga}} \tag{3.16}$$

Si tomamos a I_{carga} como referencia, la ecuación puede escribirse como:

$$V_{DVR}\angle\phi = V_{carga}\angle\delta + Z_{carga} * I_{carga}\angle\beta - V_s\angle\theta \tag{3.17}$$

En donde β, δ y ϕ son ángulos de I_{carga}, V_{carga} y V_{DVR} respectivamente y θ es el ángulo de la carga tal que:

$$\theta = tan^{-1}(\frac{Q_L}{P_L}) \tag{3.18}$$

La potencia compleja inyectada por el DVR se define como:

$$S_{DVR} = V_{DVR} * I_{carga} \tag{3.19}$$

La potencia reactiva que entregue el DVR dependerá del ángulo que exista entre el voltaje del DVR y la corriente de la carga, es decir depende del ángulo θ de inyección del DVR.

El principio básico del Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR) es inyectar un voltaje en la magnitud y frecuencia requeridos, de tal manera que pueda restaurar el voltaje del lado de la carga para mantener la amplitud y la forma de onda deseada, cuando la fuente de voltaje está desbalanceada o distorsionada.

3.3.7. Técnica de Detección de Disturbios y Operación del DVR

Existen cuatro técnicas para la detección de disturbios ya abordados en el marco teórico, estas son: método del valor pico máximo en amplitud, método del valor de la raíz cuadrática media, transformada de Fourier y método de vectores de Espacio, la técnica de detección utilizada en este trabajo es el método del voltaje rms, el cual determina el modo de operación del Restaurador Dinámico de Voltaje, esto es: en modo de espera o en modo de inyección o compensación, el sistema de control compara el valor rms del voltaje de línea con el voltaje rms del voltaje de referencia y da inicio o fin al proceso de funcionamiento del DVR, siempre y cuando se cumpla un tiempo mayor a 0.5 ciclos de una frecuencia de 60 Hz, dicho proceso se lleva a cabo de acuerdo al algoritmo descrito a continuación:

1. Proceso de inicialización del DVR.

2. Retardo al encendido de 1 segundo para estabilizar el sistema y dar inicio a la medición del voltaje de línea en RMS.

3. A través de la interface de voltaje se verifica Si $V_L > 1.1V_{ref}$ y $t > 8.33$ milisegundos entonces DVR entra en operación para corregir evento de voltaje Swell.

4. A través de la interface de voltaje se verifica Si $V_L < 0.9V_{ref}$ y $t > 8,33$ milisegundos entonces DVR entra operación para corregir Sag.

5. A través de la interface de voltaje se verifica Si $V_L < 0.1V_{ref}$ o $V_L > 1.8V_{ref}$ y $t > 8,33$ milisegundos entonces DVR entra en modo de protección deshabilitando el DVR, sin dejar de monitorear los parámetros, en cuanto se restablece el sistema, se considera un retardo de $t > 8,33$ milisegundos y el DVR queda en el modo de acuerdo a los puntos 3 y 4.

6. En otro caso el sistema DVR se mantiene en espera, verificando continuamente los puntos 3 y 4

7. Cuando el sistema entra en operación para corrección de evento de Voltaje Sag o Swell Se verifica de manera continua si $0.9V_{ref} > V_L > 1.1V_{ref}$ y $t > 8.33$ milisegundos entonces DVR entra en modo de espera.

8. El sistema DVR regresa al punto 5.

9. Si el sistema entra en modo de protección por sobrecorriente, éste realizará tres intentos de restablecerse de manera automática, si no es exitosa la operación quedará fuera de servicio y solo podrá restablecerse de manera manual.

El sistema cambia de modo de operación dependiendo si el valor excede los límites preestablecidos del 10 % arriba o abajo del valor de referencia (Rosli, 2011), (Ezoji, 2009) en otro caso el DVR se mantiene en modo de espera, consumiendo solo lo necesario para alimentar los circuitos de control y carga de los dispositivos de almacenamiento, la ecuación que describe el funcionamiento del DVR es la mostrada en la ecuación 3.20. Cuando el sistema entra en operación se genera un parámetro que en este trabajo se le ha llamado *voltaje de referencia dinámica*, que es utilizado en el control de salida de voltaje del DVR.

$$V_{RDV} = \begin{cases} V_{ref} - V_L & \text{si}(0.1V_{ref} \leq V_L \leq 0.9V_{ref})\text{o } (1.1V_{ref} \leq V_L \leq 1.5V_{ref}) \\ 0 & \text{En cualquier otra situación} \end{cases} \tag{3.20}$$

El DVR puede operar en dos modos a saber: modo en espera y modo de inyección, en compensación o en operación.

En el modo en espera ($V_{RDV} = 0$), el transformador elevador de inyección se cortocircuita en el lado de bajo voltaje a través de un dispositivo conmutador electrónico; el DVR estará en este modo la mayor parte del tiempo.

En el modo de operación ($V_{RDV} > 0$), el DVR estará inyectando una compensación de voltaje a través del transformador de inyección, cuando se detecte un disturbio en el voltaje de línea. Cambiando la fase del voltaje dependiendo del tipo de disturbio de que se trate compensar, en fase con el voltaje de línea para un evento tipo Sag y 180 grados de defasamiento para un evento de tipo Swell (Tumay, Teke, Bayindir, y Cuma, 2005).

La detección del evento Sag o Swell implica determinar el instante donde inicia, la magnitud de la depresión, el valor del salto del ángulo de fase y el final del disturbio. Por el tipo de compensación en fase utilizado en este proyecto, solo se requiere calcular el nivel de la depresión del voltaje y los instantes de inicio y término del evento (Won y cols., 2003).

El método de detección de eventos Sag y Swell, utilizado en este proyecto implica el medir el valor RMS del voltaje de alimentación para compararlo con un valor rms de referencia considerando un retardo de medio ciclo para una frecuencia de 60 Hz y de esta manera detectar el disturbio de que se trate, por lo que es posible detectar el tipo disturbio y el nivel de la depresión o elevación (Rosli y cols., 2011).

Para determinar el valor RMS del voltaje de línea es necesario considerar la ecuación 3.21.

$$V_{rms}(k) = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{i=k-N+1}^{i=k} V^2(i)} \tag{3.21}$$

Donde $V(i)$ es el voltaje muestreado, N número de muestras por ciclo (128 a 256 muestras en un ciclo o semiciclo) y $V_{rms}(k)$ es el voltaje eficáz calculado en una ventana deslizante de N muestras.

Para considerar la tolerancia y la identificación de los eventos tipo Sag o Swell se toma como referencia la clasificación de los eventos en voltaje según el estándar IEEE 1159-1995 y se muestra en la gráfica 3.11.

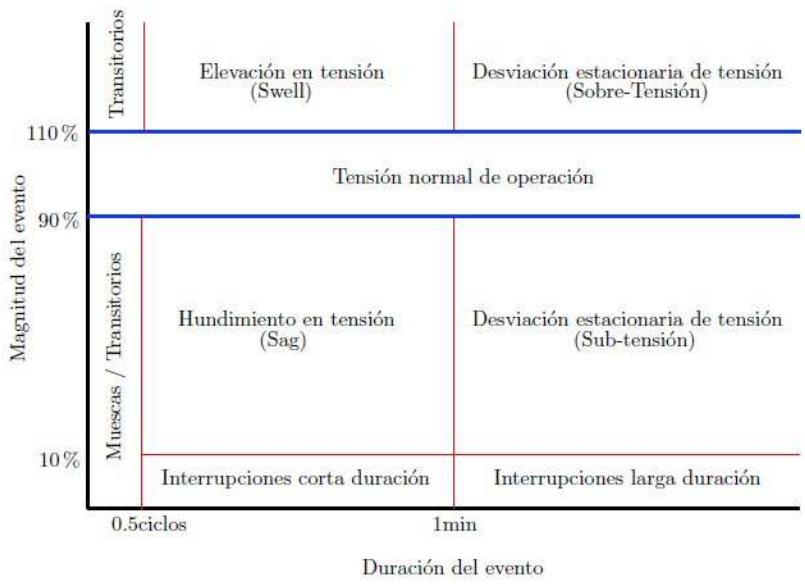


Figura 3.11 Clasificación de los eventos en voltaje según el estándar IEEE 1159-1995

En la figura 3.12 se muestra un disturbio característico tipo Sag donde se observan las condiciones señaladas en el estándar de la IEEE.

En la figura 3.13 se muestra un Sag en 0.2 p.u. y en 0.5 p.u. generado en MatLab.

3.4. Control Clásico para Eliminación de Armónicos

Para la integración de patrones de entrenamiento de una red neuronal artificial, que clasifique o que reconozca rostros u objetos, se sigue un procedimiento de describir las características adecuadas con el fin de realizar las combinaciones posibles y determinar de acuerdo

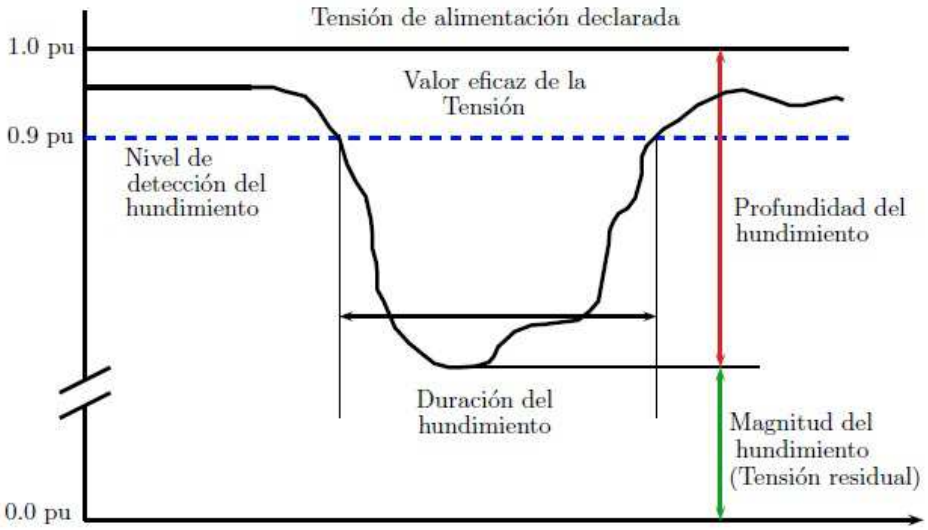


Figura 3.12 Evento Característico Sag

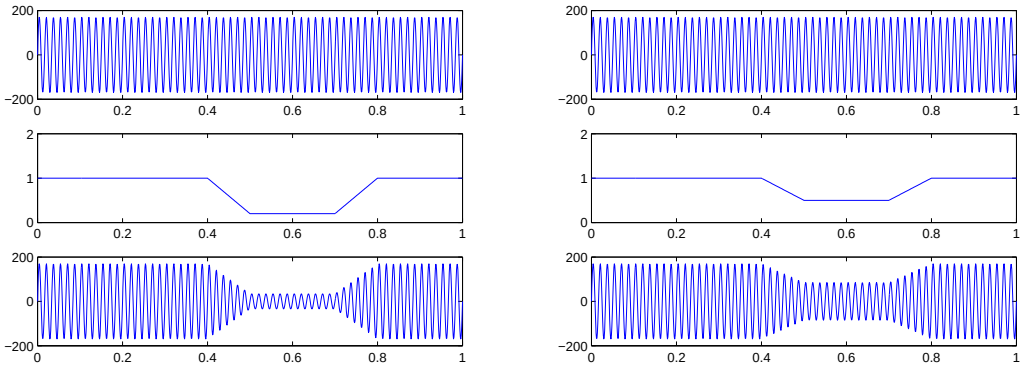


Figura 3.13 Eventos Característicos Sag al 0.2 y 0.5 p.u.

a las entradas, el target o salida deseada, esto es asignar una respuesta o target a las diferentes combinaciones de entradas, sin embargo para procesos de control como es el caso de este trabajo, se hace necesario un modelo para obtener los datos de salida adecuados a los datos de entrada que se le aplican, aspecto de correspondencia Entradas-Salida que no debe pasarse por alto. Una vez integrados los ejemplos en forma de datos de entradas- salida, es posible aplicar algun preprocesamiento para eliminar ruidos y salidas no adecuadas o no deseadas, con el fin de mejorar la respuesta de la red neuronal cuando se encuentre funcionando, cabe mencionar que el modelo para obtener los patrones de entrenamiento, puede cambiarse y utilizar el que mejor se adapte a nuestras necesidades.

En este trabajo los datos son obtenidos durante la simulación del modelo del DVR, realizando muestreo con una tasa variable.

Para obtener valores de los datos que se utilicen en la construcción de los controladores inteligentes, se propone un modelo de referencia utilizando controladores clásicos. Se ha seleccionado un control PI ya que se desea mejorar la respuesta del sistema en estado estacionario ademas de aumentar la velocidad de respuesta.

El modelo lineal del control Proporcional e Integral utilizado para el diseño del control del DVR se muestra en la figura 3.14.

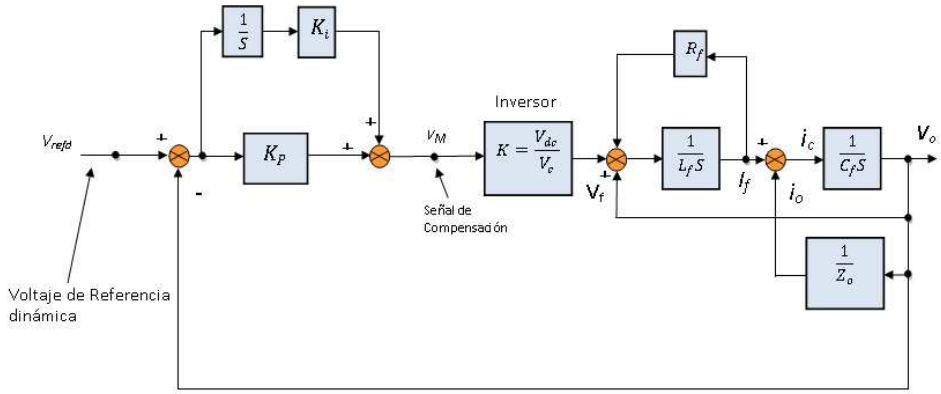


Figura 3.14 Modelo lineal del control PI con Filtro LC

El controlador PI actua sobre la señal de referencia dinámica v_{refd}, modificando el índice de modulación en amplitud m_a para compensar los parámetros de salida del convertidor.

Los valores de K_p y K_i son ajustados de acuerdo al valor de salida de voltaje en rms de la señal senoidal, el cual se desea que se mantenga en un valor estable y lo más cercano al valor de la salida deseada.

Con los resultados obtenidos se determinan los parámetros del Restaurador Dinámico de

Voltaje, valores que son utilizados para el diseño y simulación de los circuitos del DVR con control PI, para obtener los datos de entrenamiento y el diseño y simulación del circuito con control neuronal para las pruebas finales de operación, estos datos se describen en la tabla 3.2.

Tabla 3.2 Datos Nominales del DVR

Parámetro	Descripción	Valor	Unidad
f_c	Frecuencia de Conmutación	10	KHz
f_n	Frecuencia Nominal Salida	60	Hz
V_{CD}	Voltaje de Corriente Directa	72	V_{CD}
P_{nom}	Potencia Nominal del Transformador	2.3	KVA
v_1	Voltaje Nominal Primario	50	Volts Rms
v_2	Voltaje Nominal Secundario	190	Volts Rms
a	Relación de Transformación	$\frac{5}{19}$	NA
R_1	Resistencia del devanado primario	0.025	Ω
R_2	Resistencia del devanado secundario	0.050	Ω
L_1	Inductancia del devanado primario	1.6315	μH
L_2	Inductancia del devanado secundario	10.93	μH
R_m	Resistencia de Magnetización	10	Ω
L_m	Inductancia de Magnetización	5	mH
R_f	Resistencia del Filtro	0.1	Ω
L_f	Inductancia del Filtro	100	μH
L_f	Capacitancia del Filtro	270	μF
Z_L	Carga Nominal	10	Ω

3.5. Patrones para Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial

Los datos que se utilizan para formar los patrones de entrenamiento de la RNA, son elementos en arreglos pares correspondientes de entrada y salida agrupados de acuerdo a las diferentes combinaciones posibles en las que debe desempeñarse la RNA, estos datos deben ser los suficientes en cantidad de manera que la red neuronal cuente con los elementos necesarios para extrapolar e interpolar otros resultados que no se le han proporcionado, estas condiciones del número de datos adecuados se logran con base a la experiencia y se corrobora mediante la medición del desempeño de la red, para este trabajo se propone un método que combina las diferentes cargas lineales y no lineales que serán conectadas al DVR, tabla

3.3 con diferentes voltajes de línea mostrados en la figura 3.15, que incluya los disturbios de voltaje tipo Sag y Swell a mitigar.

Tabla 3.3 Combinación de cargas RLC para la generación de patrones de entrenamiento de la RNA

Cargas Lineales					Cargas no lineales (Carga a través del puente de diodos)				
R (Ω)	R-L ($\Omega - mH$)		R-C ($\Omega - \mu F$)		D-R) (D-Ω)	D-R-L (D-$\Omega - mH$)		D-R-C (D-$\Omega - \mu F$)	
10	10	10	10	10	D	D	D	D	D
	1	100	10	1000	10	10	10	10	10
						1	100	10	1000
100	100	100	100	100	D	D	D	D	D
	1	100	10	1000	100	100	100	100	100
						1	100	10	1000
Cada arreglo de valores se combina con la variación de voltaje de la figura 3.15									

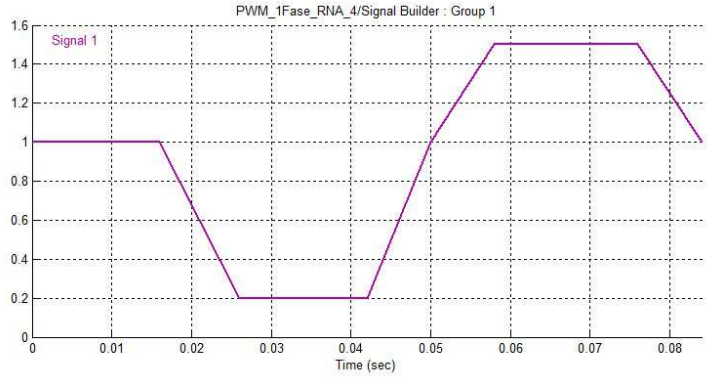


Figura 3.15 Variación de voltaje de línea

Los patrones obtenidos están compuestos por datos que representan valores y rangos de operación de las diferentes combinaciones de parámetros eléctricos, dentro de las condiciones nominales, que se estiman en la operación del sistema, de tal manera que se cuente patrones de entrenamiento representativos del funcionamiento. Para asegurarnos de ello, se realizan combinaciones de cargas lineales y no lineales, indicados en tabla 3.3, en combinación con variaciones del voltaje de línea, figura 3.15, que incluye los disturbios tipo Sag y Swell de 2 ciclos cada uno respectivamente.

La figura 3.16 muestra el modelo base del DVR con un control tipo Proporcional Integral (PI) con retroalimentación de voltaje del secundario del transformador de inyección comparada con la referencia dinámica ($V_{ref} - V_L$). El voltaje de error es igual a $((V_{ref-VL}) - V_{RDV})$ y

se aplica al controlador PI para generar una acción de control sobre el circuito SPWM y generar la secuencia de disparo de los IGBTs (*Insulated Gate Bipolar Transistor*) que forman el circuito puente encargado de convertir la CD en CA.

El modelo del DVR con controlador PI para cargas lineales figura 3.16 y cargas no lineales figura 3.16 se utilizan para obtener los patrones de entrenamiento de la red neuronal bajo diferentes condiciones de carga lineal y no lineal, con ayuda del Software Simulink®de MATLAB®(MatLab, 2010) y la librería SimPowerSystems™.

Las constantes K_p y K_i de la ganancia proporcional e integral del control PI, figura 3.16 y figura 3.17, son reajustados para cada condición de carga resistiva (R), inductiva (L) y capacitiva (C) como se muestra en la tabla 3.4, además de la introducción de un rectificador de onda completa tipo puente para cargas no lineales, realizando la combinación en serie como se describe en la tabla 3.3, el ajuste de las constantes se realiza de tal manera que la salida de voltaje del DVR, sea compensado en magnitud, con la mínima distorsión armónica total y el error del estado estacionario sea reducido, verificando esta última condición con el voltaje RMS (Raíz Cuadrática Media) del mismo.

Tabla 3.4 Tabla de ajuste del controlador PI

Tabla de ajuste del controlador PI para cargas lineales y No lineales					
Tipo de carga	R(Ω)	C(μF)	L(mH)	K_p	K_i
Lineal	10			220	2100
	100			220	2100
	10		1	112	2100
	10		100	120	2100
	100		1	110	2100
	100		100	150	2100
	10	10		120	2100
	10	1000		150	2100
	100	10		150	2100
	100	1000		150	2100
No lineal(las cargas se alimentan por medio de un diodo puente)	10			220	2100
	100			150	2100
	10		1	115	2100
	10		100	220	2100
	100		1	150	2100
	100		100	220	2100
	10	10		150	2100
	10	1000		150	2100
	100	10		150	2100
	100	1000		150	2100

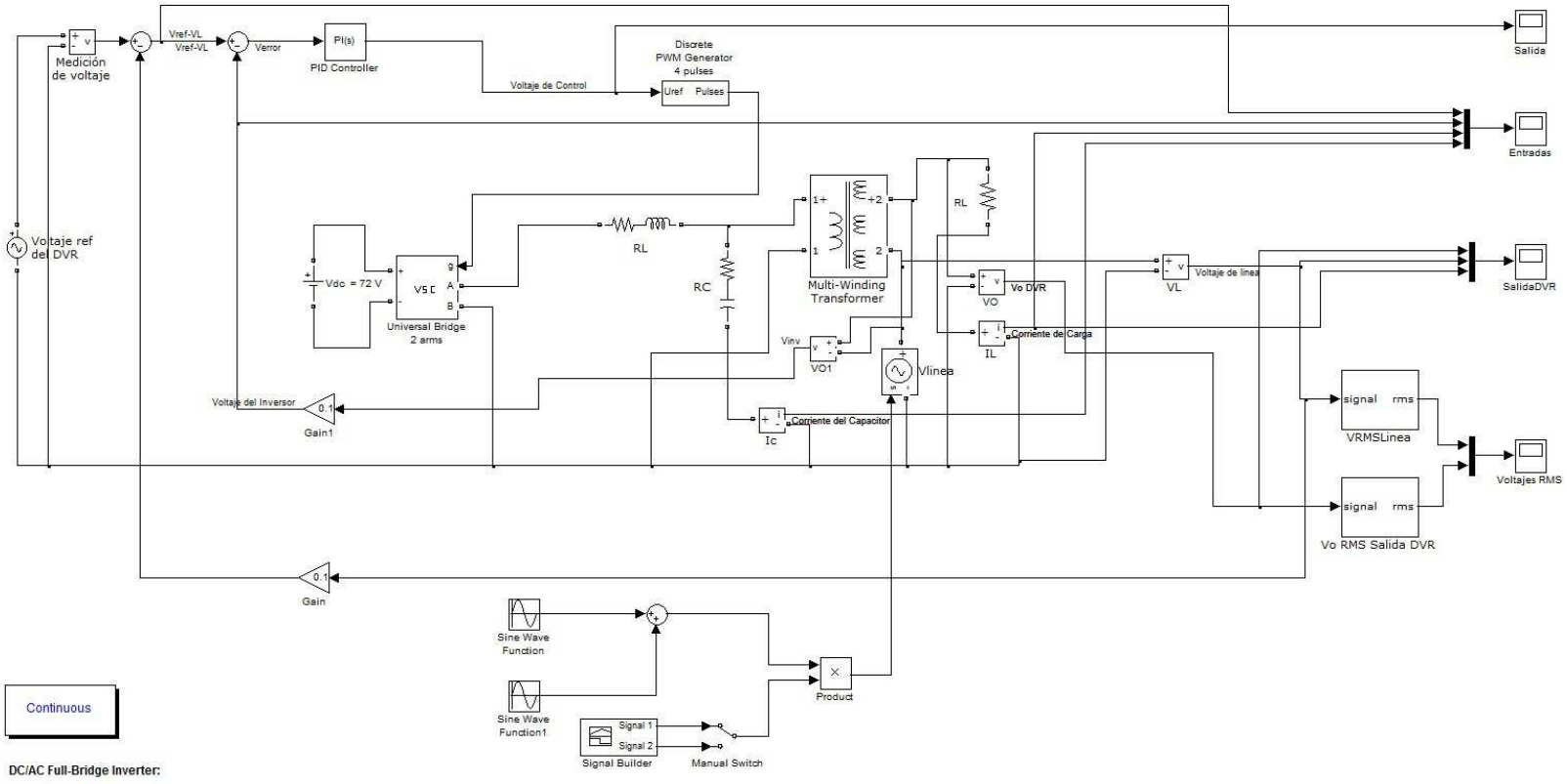


Figura 3.16 Modelo lineal PID para entrenamiento de la Red Neuronal

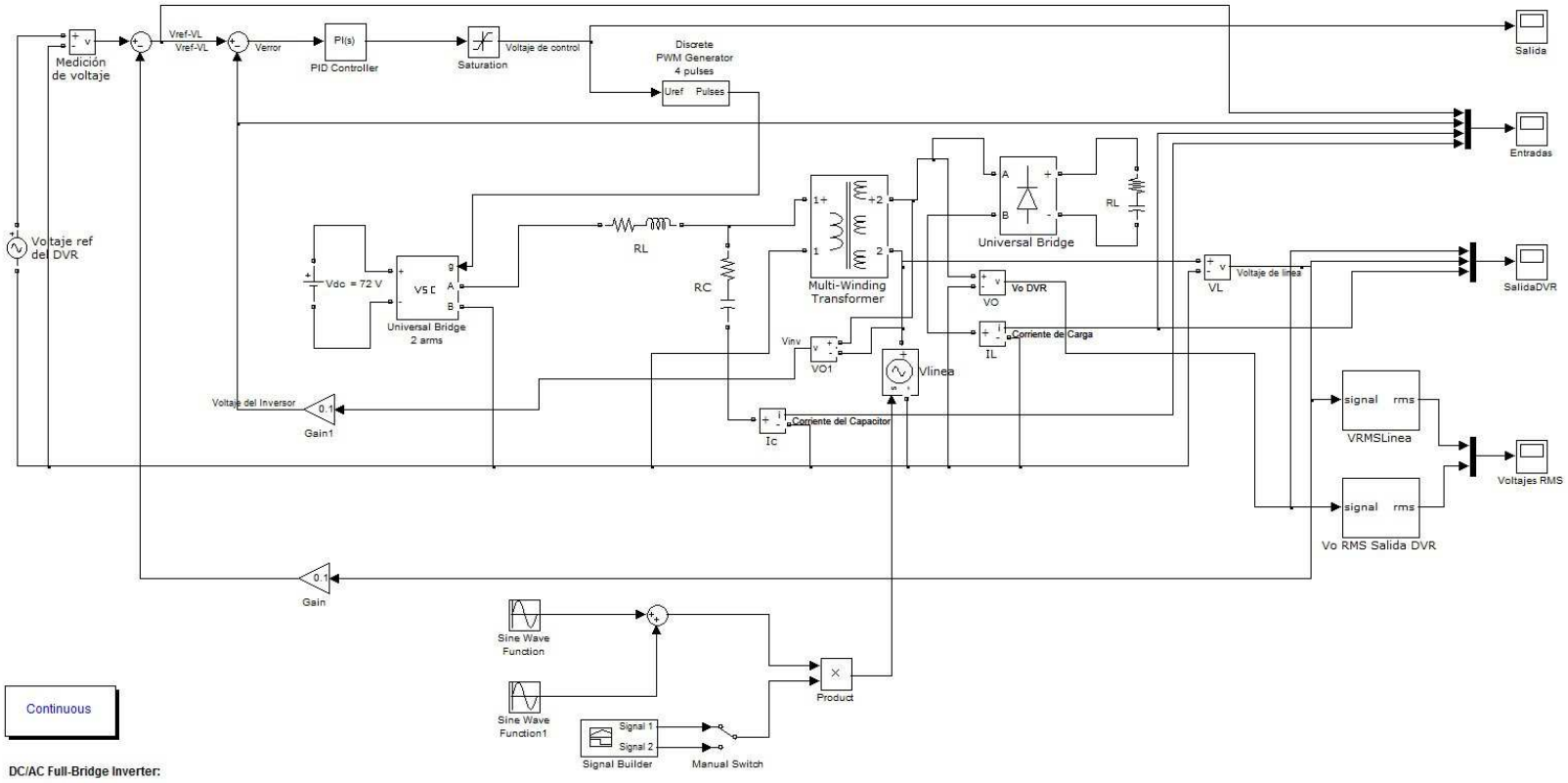


Figura 3.17 Modelo No lineal PID para entrenamiento de la Red Neuronal

Los ajustes mencionados en la tabla 3.4 son realizados para cada una de las pruebas que se realizan con el circuito desarrollado en el simulador, es importante seleccionar las entradas y salidas del circuito que serán almacenadas en una arreglo matricial para ir formando las bases de entrenamiento que contienen los pares de salida y entradas en cada situación elegida.

3.6. Control Basado en Redes Neuronales del DVR

El controlador clásico de la figura 3.16, sirve como modelo de referencia para el entrenamiento de la red neuronal, por lo que es necesario definir las entradas adecuadas que permitan un correcto desempeño del controlador neuronal.

Elaborando un análisis del circuito de simulación, se han elegido las siguientes entradas y salida para la conformación de la base de datos para entrenamiento de la RNA.

Variables de entrada:

- Voltaje del Inversor (v_{INV}).
- Voltaje de referencia dinámica (v_{refd}) = ($v_{ref} - v_{linea}$).
- Corriente de carga (i_o).
- Corriente del Capacitor (i_{cap}).

Variable de Salida:

- Voltaje de control (V_{con}) o Señal de error de compensación.

El voltaje de salida del inversor (v_{INV}), referencia dinámica $v_{refd} = (v_{ref} - v_{linea}$, corriente de carga ($i_o$), corriente del capacitor (i_{cap}) y voltaje de control (V_{con}), se registran en el arreglo matricial entrada-salida para el entrenamiento de la Red Neuronal fuera de línea. Estos patrones contienen todas las condiciones posibles de operación con diferentes tipos de cargas lineales y no lineales.

La red neuronal propuesta se muestra en la figura 3.19, la cual es de estructura hacia adelante (Feedforward) y un algoritmo de entrenamiento tipo retropropagación (BackPropagation) con una estructura (5-4-3-1) con 4 entradas y construida con 5 neuronas en la capa de entrada, 4 y 3 neuronas en las 2 primeras capas internas y una neurona en la capa de salida y el algoritmo de retropropagación para la asignación de pesos con el error mínimo cuadrático (mse). La estructura de la red se optimiza, buscando reducir el número de capas internas y

neuronas totales, para reducir el tiempo de procesamiento sin sacrificar el desempeño de la red.

El error para la compensación de acuerdo al tipo de evento Sag o Swell, es generado por la Red Neuronal Artificial, por las caracteristicas del número de variables de entrada y de salida, tendrá 4 nodos de entrada y 1 neurona de salida, en el diagrama a bloques de la figura 3.18 se muestra el esquema funcional del proyecto. La salida de la red será la señal de compensación que modificará el indice de modulación en amplitud y eliminará las componentes armónicas de la frecuencia de conmutación.

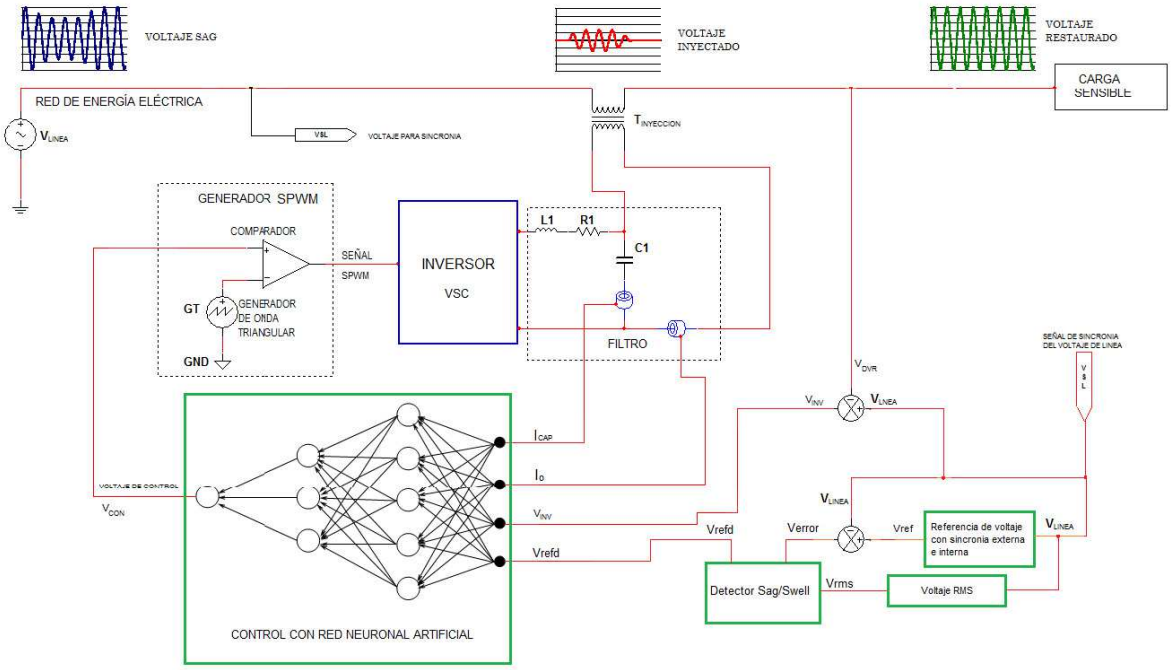


Figura 3.18 Restaurador dinámico de voltaje con la Red Neuronal

En seguida se define la estructura de la Red Neuronal Artificial, en este caso se considera la que mejor pueda imitar el comportamiento del control PI y que actúe en forma instántanea al menor costo computacional, con las pruebas realizadas en desarrollo del proyecto se llega a la conclusión que la Red Neuronal funciona adecuadamente con tres capas internas de 5, 4 y 3 neuronas respectivamente, por lo que la RNA quedaría representada de la siguiente manera de acuerdo a la figura 3.19 donde se puede observar como está constituida.

La Red Neuronal es construida en Matlab de tal manera que a través de este software es posible encontrar los valores de los pesos de interconexión entre nodos de entrada y las neuronas de cada capa interna y de salida.

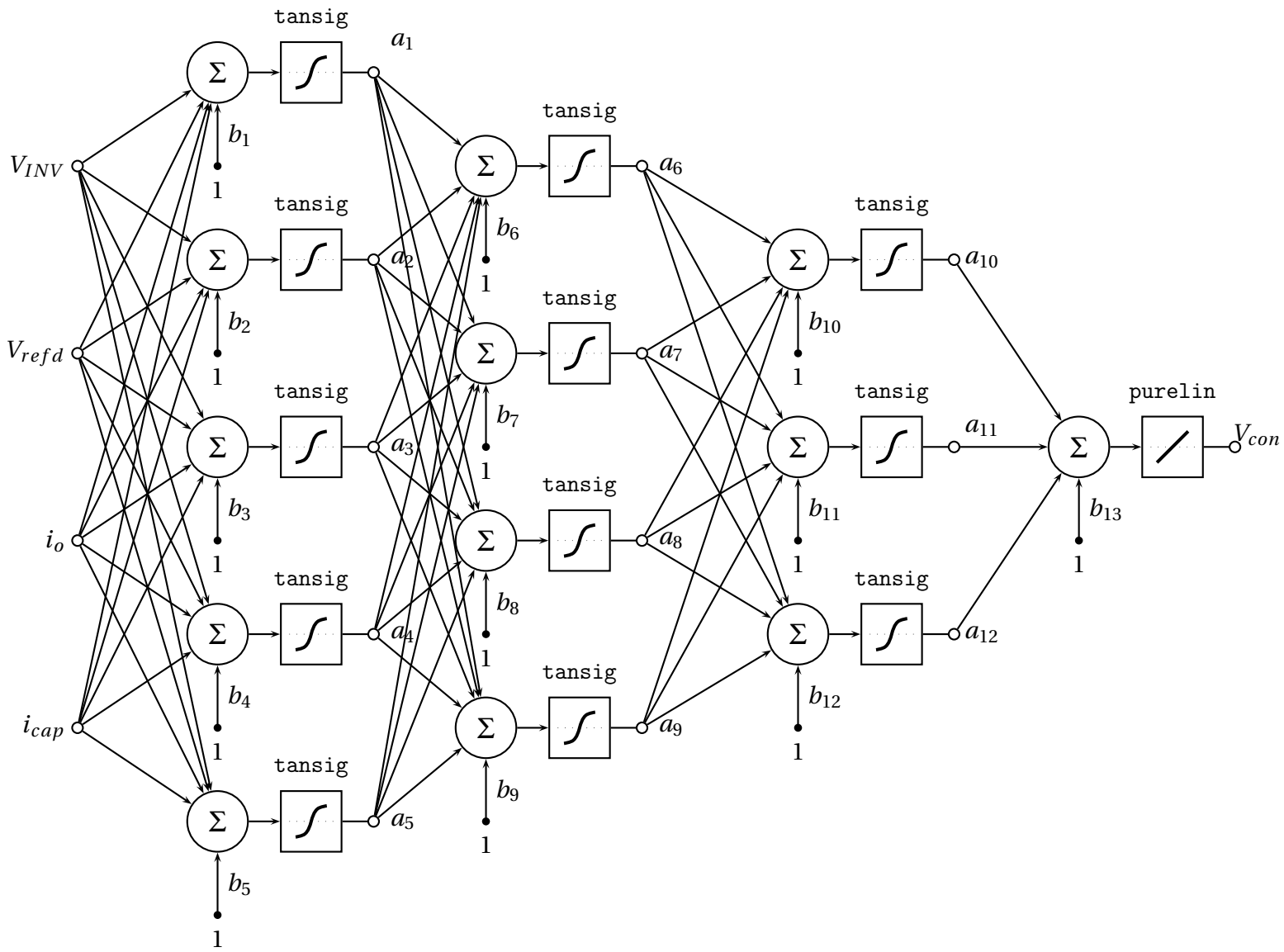


Figura 3.19 Red Neuronal Feed Forward 5-4-3-1

La RNA esta definida por las siguientes ecuaciones que la describen, las funciones de activación son de tipo tansig en las capas internas y purelin en la salida.

$$\mathbf{a^1} = \mathbf{f^1}\begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} \\ w_{51} & w_{52} & w_{53} & w_{54} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} V_{ref} \\ V_{inv} \\ i_o \\ i_{cap} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \end{pmatrix} \tag{3.22}$$

$$\mathbf{a^2} = \mathbf{f^2}\begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} & w_{15} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} & w_{25} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} & w_{35} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} & w_{44} & w_{45} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_6 \\ b_7 \\ b_8 \\ b_9 \end{pmatrix} \tag{3.23}$$

$$\mathbf{a^3} = \mathbf{f^3}\begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} & w_{34} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} a_6 \\ a_7 \\ a_8 \\ a_9 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{10} \\ b_{11} \\ b_{12} \end{pmatrix} \tag{3.24}$$

$$\mathbf{V_{con}} = \mathbf{f^4}\begin{pmatrix} w_1 & w_2 & w_3 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} a_{10} \\ a_{11} \\ a_{12} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{13} \end{pmatrix} \tag{3.25}$$

$$\mathbf{V_{con}} = \mathbf{f^4}(\mathbf{W^4}\mathbf{f^3}(\mathbf{W^3}\mathbf{f^2}(\mathbf{W^2}\mathbf{f^1}(\mathbf{W^1}\mathbf{p} + \mathbf{b^1}) + \mathbf{b^2}) + \mathbf{b^3}) + \mathbf{b^4}) \tag{3.26}$$

$$\mathbf{f^1} = \mathbf{f^2} = \mathbf{f^3} = tansig = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \tag{3.27}$$

$$\mathbf{f^4} = purelin = 1 \tag{3.28}$$

3.6.1. Diseño de la RNA y generación de bloque para simulación

Una vez que se ha determinado la estructura de la Red que ha demostrado el mejor desempeño en las diferentes combinaciones de número de capas y neuronas así como funciones de activación de la Red tal como se muestra en la tabla 3.5 y por medio del software MATLAB (The Language of Technical Computing of The MathWorks™), se obtienen los

patrones de entrenamiento, aplicando Simulink® entorno de diagramas de bloques para la simulación multidominio y diseño basado en modelos, compatible con la simulación, generación automática de código, y la prueba continua y verificación de sistemas embebidos, realizando la simulación de los circuitos que se muestran en las figuras 3.16 y 3.17, para cargas lineales y no lineales respectivamente.

Una vez realizada la simulación se obtienen dos arreglos estructurados de datos **E** y **S** que corresponden a datos de Entradas y Salida que serán aplicadas a la Red para su entrenamiento, el arreglo **E** tiene un tamaño de [4x620,894] y el arreglo **S** una dimensión de [1x620,894] el código del programa para la obtención de la Red Neuronal (**net**) se muestra en *RedNeuronal.m*.

Programa en MATLAB RedNeuronal.m

```
%Red Neuronal FeedForward con algoritmo de entrenamiento
% Backpropagation
net=newff(E,S,[5,4,3],{'tansig','tansig','tansig'});
net=train(net,E,S);
a=sim(net,E);
```

Tabla 3.5 Pruebas para determinación de arquitectura de la RNA

Red	función	Epocas	Tiempo	Desempeño	Gradiente	Momento	Validación	Regresión
321	TTP	375	00:35:08	0.0194	0.00347	0.1	0	0.9654
421	TTP	129	00:13:03	0.013	0.000575	1	0	0.96544
431	TTP	191	00:19:44	0.0107	0.0181	1	0	0.9805
521	TTP	246	00:26:15	0.0103	0.0154	10	0	0.9812
531	TTP	194	00:20:44	0.0101	0.203	1	0	0.98174
4321	TTTP	274	00:29:18	0.0101	0.018	1	6	0.98169
4321	TTTP	304	00:32:36	0.0123	0.00806	10	0	0.97801
4321	TLTP	1000	01:43:27	0.0125	0.0115	1	0	0.97722
5321	TTTP	267	00:29:55	0.0116	0.854	10	6	0.97911
5421	TTTP	710	01:21:27	0.00792	0.00111	1	6	0.98566
5421	TTTP	1000	07:30:41	0.00888	1.53	10	0	0.9839
5421	TLTP	1000	01:53:06	0.0148	0.00239	10	0	0.97287
5431	TTTP	1000	07:38:18	0.00649	0.00695	10	0	0.98827
5431	TLTP	1000	01:57:22	0.00978	0.229	10	0	0.9822
5431	TLTP	1000	01:57:28	0.00962	0.422	1	0	0.98259
5431	TTLP	1000	01:59:38	0.00942	0.00686	1	0	0.98292

El código del programa *RedNeuronal.m* desarrollado en MATLAB crea una Red Neuronal FeedForward de Backpropagation de cuatro entradas y cuatro capas de neuronas, tres ocultas y una de salida con 5,4,3,1 neuronas respectivamente y con funciones de activación

tansig. Por medio de la función, *train*, se entrena a la Red Neuronal *net* con los arreglos matriciales E y S, obteniendo una Red Neuronal con pesos y bias para cada neurona con valores específicos, estos se muestran en el anexo A.

Los patrones de entrenamiento E (Entradas) y S (Salida) pueden ser graficados, para esto se les aplica la transpuesta a los arreglos, quedando con las siguientes dimensiones, para E'[620,894x4] y S'[620,894x1] ambas se muestran en las gráficas 3.20 y 3.21 respectivamente, se observa una correspondencia entre los datos de entrada y salida.

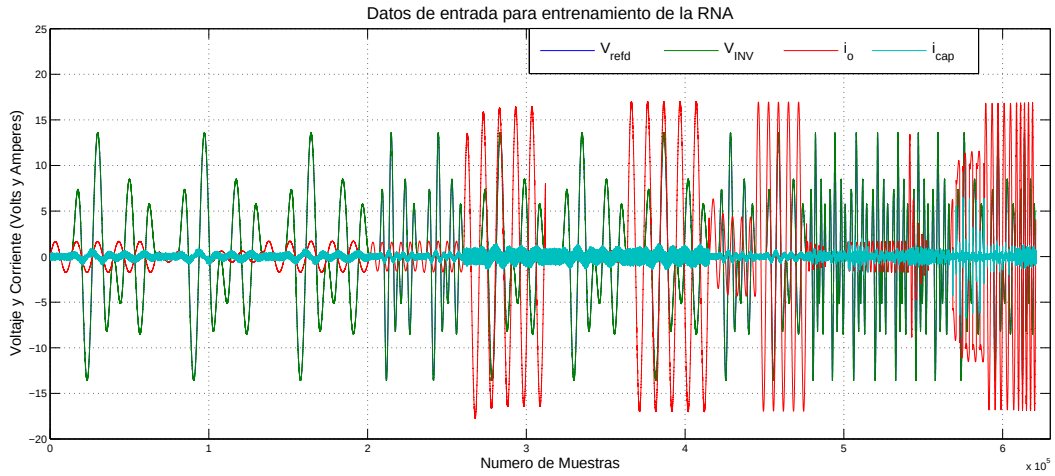


Figura 3.20 Datos de Entrada para entrenamiento de la RNA

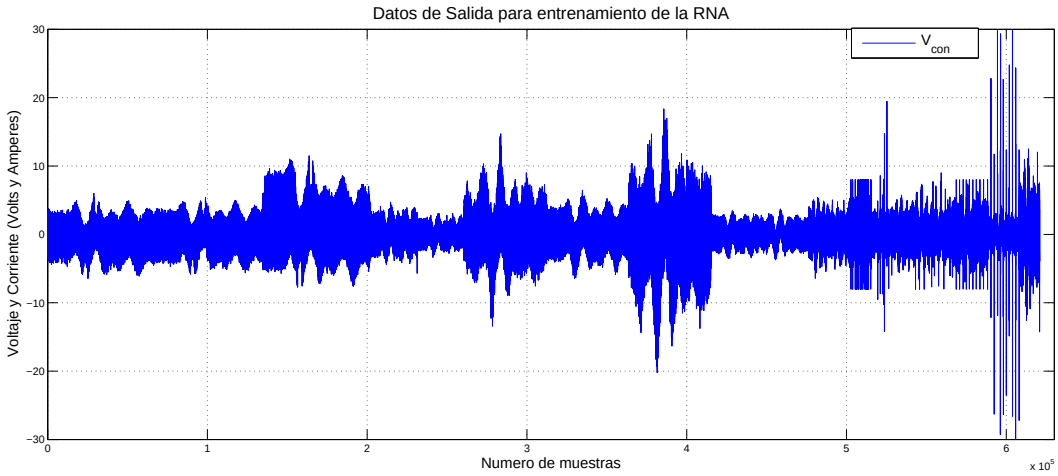


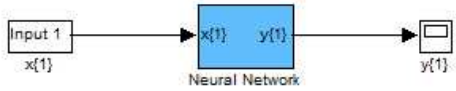
Figura 3.21 Datos de Salida para entrenamiento de la RNA

Las características de la RNA llamada *net* contiene una serie de párametros definidos en

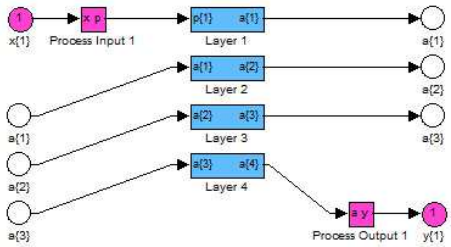
el ambiente del programa MATLAB, invocando el nombre del objeto en este Software, nos proporciona la información de la Red Neuronal, éste se presenta en el anexo B.

3.6.2. Generación del módulo de la Red Neuronal

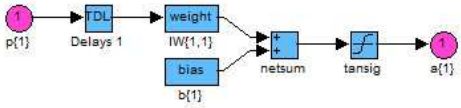
Con el comando gensim(net,-1) del software de MATLAB® se genera la Red Neuronal con los atributos de pesos y bias seleccionados durante el proceso comentado, de la figura 3.22(a) a la 3.22(f), se muestran los bloques generados por Simulinks de MATLAB, desde el bloque principal de la Red hasta los diferentes elementos internos que la componen.



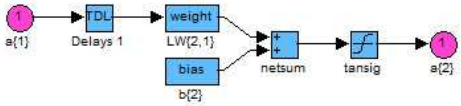
(a) Bloque principal RNA



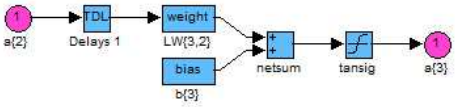
(b) Capas de la Red Neuronal



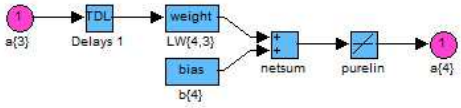
(c) Capa 1 de 5 neuronas de RNA



(d) Capa 2 de 4 neuronas de RNA



(e) Capa 3 de 3 neuronas de RNA



(f) Capa 4 de 1 neurona de RNA

Figura 3.22 Elementos del Bloque RNA generado por MATLAB

3.6.3. Procedimiento para el diseño del control neuronal del DVR

Pasos a seguir para el diseño del controlador basado en Redes Neuronales Artificiales del Restaurador Dinámico de Voltaje (DVR).

1. Seleccionar el tipo de modelo de control, que se quiere utilizar para entrenamiento de la Red, en este caso se utiliza un control PI como se muestra en la figura 3.14.

2. Construir el circuito DVR con un control PI para simulación como se muestra en las figuras 3.16 y 3.17, para cargas lineales y no lineales.

3. Para cada condición de carga, de acuerdo a la tabla 3.3 y la variación de voltaje de la figura 3.15, realizar la simulación y recolectar las variables definidas de entrada y salida para construir los patrones de entrenamiento de la Red Neuronal, tanto para carga lineal como para no lineal.

4. Agrupar los datos de entrada y salida en un arreglo matricial considerando la correspondencia.

5. Seleccionar una estructura de Red Neuronal lo más simple posible, basandose en pruebas de desempeño, eligiendo aquellas que cuenten con el con el mínimo error respecto al objetivo (target).

6. Entrenar la Red Neuronal utilizando herramientas de Software MATLAB con "Neuronal Network Toolbox".

7. Guardar los valores de los pesos y bías de la Red seleccionada, contenidos en la Red generada, con estos datos crear con la instrucción $gensim(net, -1)$ del "Neuronal Network Toolbox" el bloque que servirá para integrarlo al circuito DVR.

8. Integrar el bloque de la Red Neuronal al DVR y simular el modelo tal como se muestra en la figura 4.1.

9. Realizar la simulación del DVR con control neuronal para cada carga lineal y no lineal y contrastar los resultados respecto a la mitigación de disturbios de tipo Sag, Swell y distorsión armónica total.

Capítulo 4

Resultados

En este apartado se presentan los resultados de las pruebas realizadas al Restaurador Dinámico de Voltaje, sometiendo al DVR a diversos tipos de disturbios con diferentes magnitudes, para verificar de acuerdo a la norma si el diseño propuesto cumple con las especificaciones requeridas.

4.1. Resultados

Se realiza la simulación de la operación del DVR con control neuronal, figura 4.1 utilizando Simulink de MATLAB® como herramienta computacional para obtener los resultados de cada valor del voltaje de línea que contiene Distorsión Armónica, considerando dos tipos de disturbios, Sag y Swell con una duración de dos ciclos cada uno. Se agrega la combinación de carga lineal y no lineal, con el objetivo de verificar si el sistema diseñado tiene la capacidad de corregir los disturbios en las diferentes situaciones que se puedan presentar en la red.

Las figuras 4.2 y 4.3 muestran los resultados obtenidos en la simulación del DVR con controlador neuronal para cargas lineales y no lineales que se muestra en la figura 4.1, con voltaje de línea aplicado en la entrada con diferentes alteraciones, tanto de distorsión armónica como de disturbios de voltaje Sag y Swell.

Para las cargas lineales, se observa que el voltaje de salida del DVR se mantiene constante a pesar de las disminuciones e incrementos que presenta el voltaje de línea para los tres casos de cargas lineales (R, RC y RL). La distorsión armónica total es graficada y el único valor de consideración es el de la frecuencia fundamental (60 Hz), con un valor de voltaje igual al valor pico del voltaje de línea, los demás valores de frecuencias armónicas están por debajo de 0.016 % del voltaje de línea, particularmente mas bajo el valor de la carga Resistiva-Inductiva.

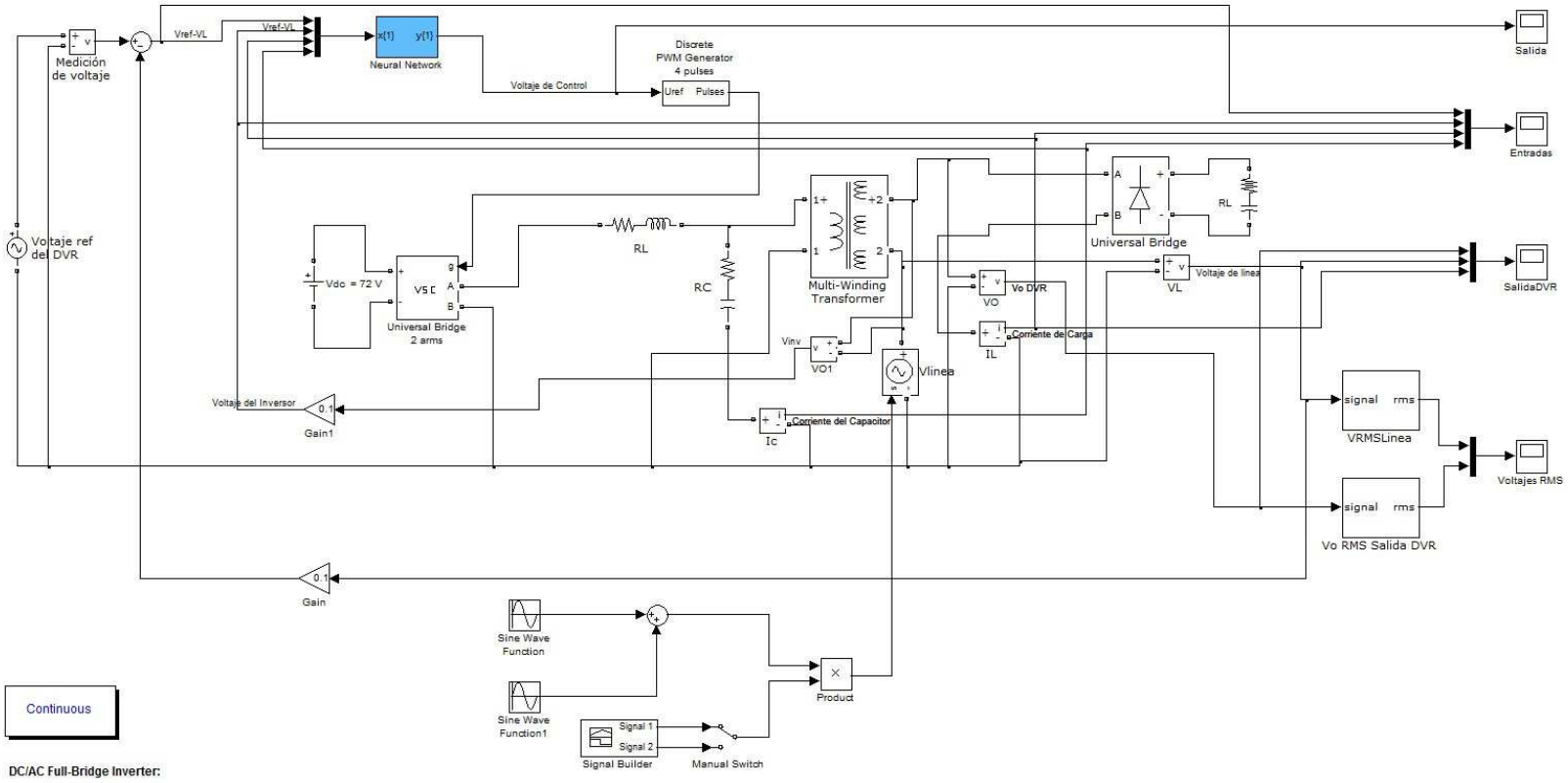


Figura 4.1 Diagrama de Control Neuronal para cargas lineales y no lineales

En el caso de las cargas de tipo no lineal, se observa que el voltaje de salida del DVR se mantiene al igual que en las cargas lineales, constante a pesar de las disminuciones e incrementos que presenta el voltaje de línea para los tres casos de cargas no lineales (DR, DRC y DRL). La distorsión armónica total es graficada y el unico valor importante es el de la frecuencia fundamental (60 Hz), con un valor de voltaje igual al valor pico del voltaje de línea, los demás valores de frecuencias armónicas están por debajo de 0.03 % del voltaje de línea, la única excepción es la carga DRL, con una DAT de 0.32 %, ya que se presenta una secuencia de valores de potencia de armónicos que tardan en disminuir, sin embargo están por debajo de lo establecido por la norma.

La distorsión armónica del voltaje de línea a la entrada del DVR, es calculada a partir de la ecuación 4.1, y es del 23.60 %, la cual es corregida por el DVR a valores entre 0.01 % y 0.32 % para diferentes cargas aplicadas, la carga que más distorsión armónica presenta en los resultados presentados para cargas lineales y no lineales, es la carga inductiva conectada al DVR a través de un puente de diodos, que representa una carga no lineal.

$$THD_{VN} = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} = v_h^2}}{v_n} 100\,\% \tag{4.1}$$

Donde:

V_h es la magnitud de voltaje de la armónica individual.

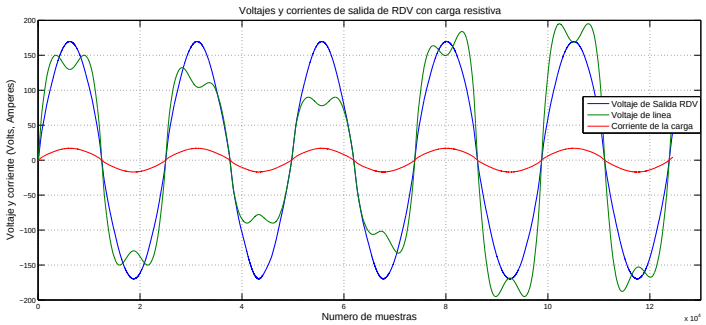
h es el orden del armónico.

v_n es la magnitud del voltaje nominal a la frecuencia fundamental del sistema.

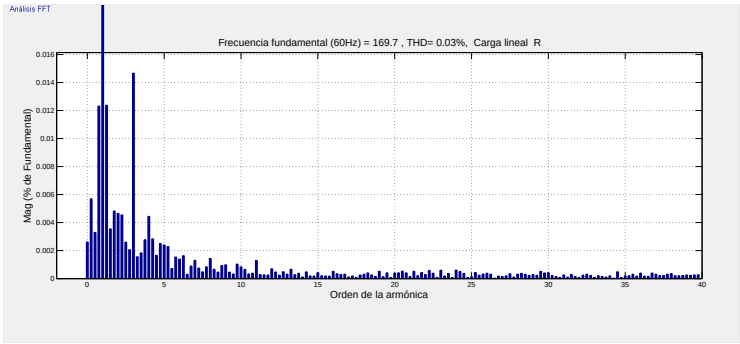
En las figuras 4.2 y 4.3 se muestran los resultados de los voltajes de salida del DVR y la Distorsión Armónica Total del voltaje de salida del DVR producto de la simulación del circuito de la figura 4.1 para cargas lineales y no lineales.

La norma IEEE 519 “IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems” establece que la distorsión armónica máxima permitida es de 3 % individual y 5 % total, para sistemas con voltaje nominal inferior a 69KV, la norma CFE-L0000-45 secciona este rango y hace una subdivisión para valores de voltaje inferior a 1KV y establece valores de las armónicas en 5 % y 8 % respectivamente individual y total.

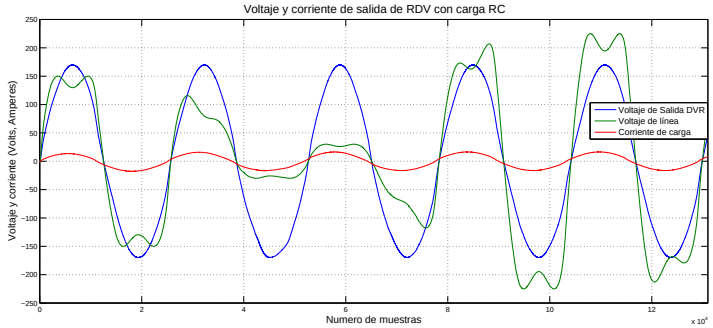
El voltaje de línea que es aplicado al DVR con el control neuronal implementado durante la simulación contiene armónicos que deforman la señal en una valor del 23.60 % de distorsión armónica, tal como se muestra en la figura 4.4.



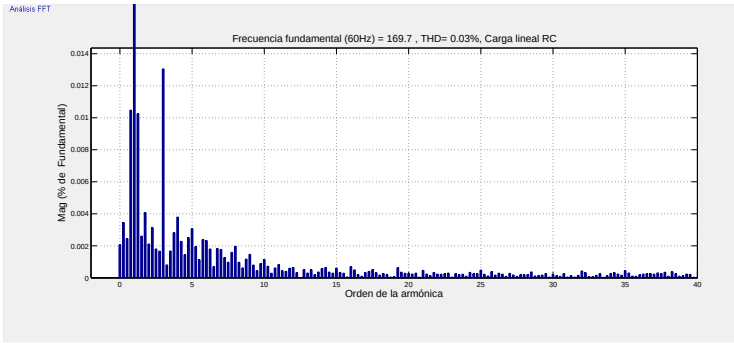
(a) Voltajes de salida DVR con carga R



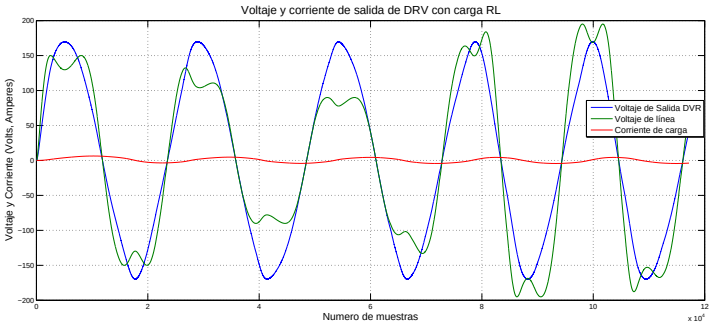
(b) Distorsión Armónica Total con carga R



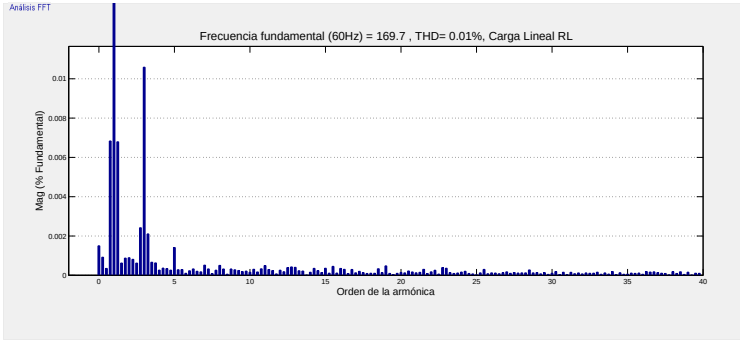
(c) Voltajes de salida DVR con carga RC



(d) Distorsión Armónica Total con carga RC

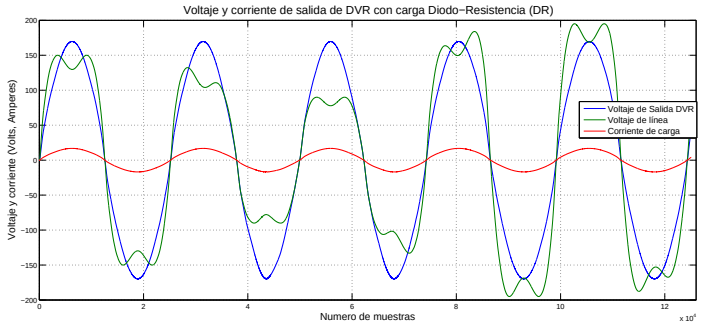


(e) Voltajes de salida DVR con carga RL

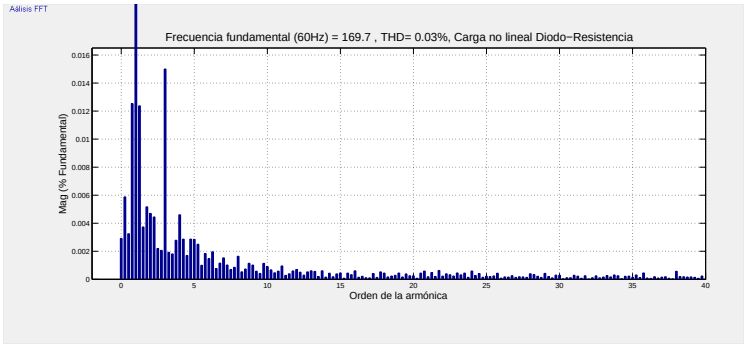


(f) Distorsión Armónica Total con carga RL

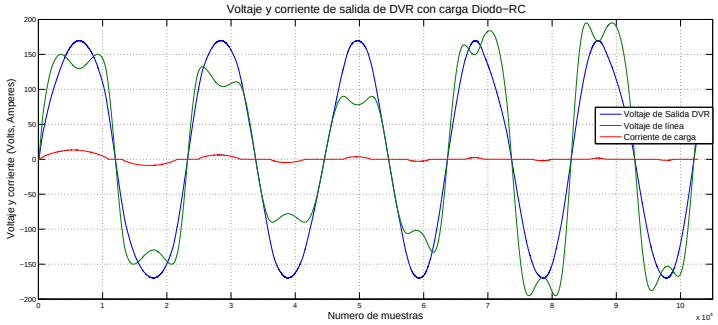
Figura 4.2 Resultados de la simulación del DVR con cargas lineales



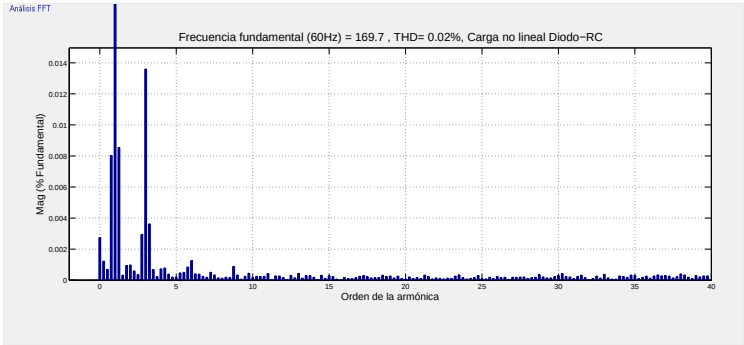
(a) Voltajes de salida DVR con carga Diodo-R



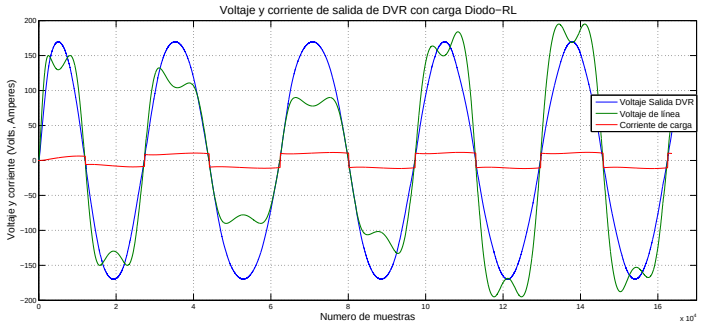
(b) Distorsión Armónica Total con carga Diodo-R



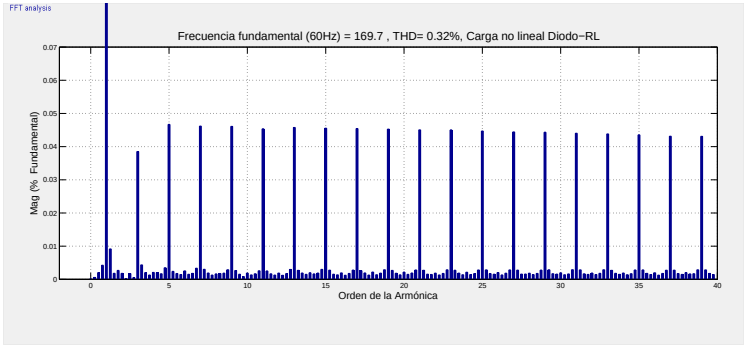
(c) Voltajes de salida DVR con carga Diodo-RC



(d) Distorsión Armónica Total con carga Diodo-RC



(e) Voltajes de salida DVR con carga Diodo-RL



(f) Distorsión Armónica Total con carga Diodo-RL

Figura 4.3 Resultados de la simulación del DVR con cargas No lineales

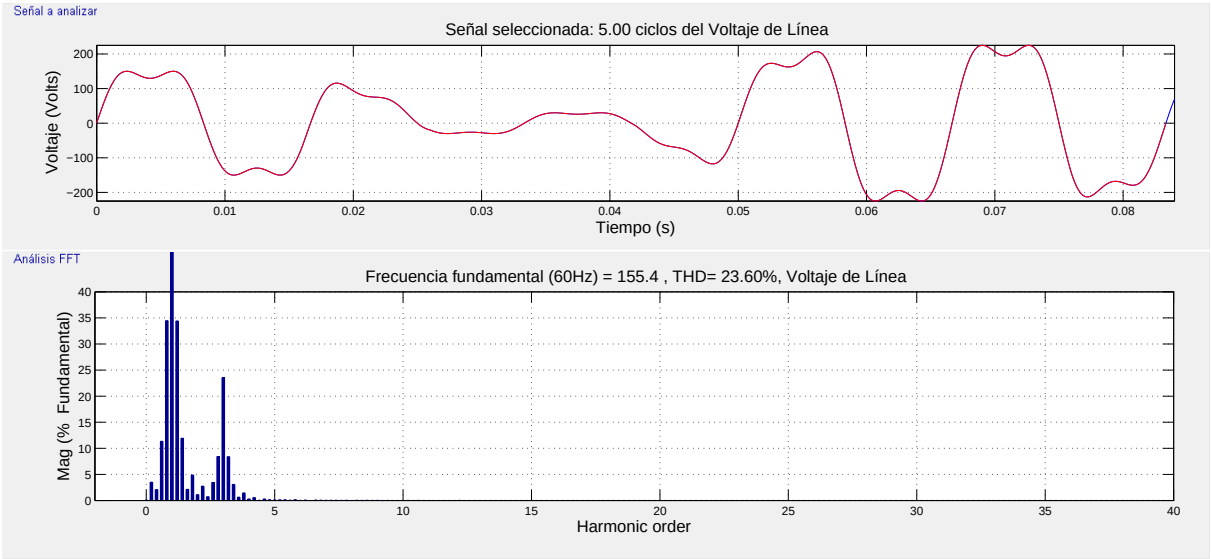


Figura 4.4 Análisis FFT al voltaje de línea

Los resultados que se obtienen en cada una de las simulaciones realizadas al circuito de la figura 4.1, son almacenados en un registro que contiene los valores rms del voltaje de salida del DVR y la distorsión armónica total de cada evento, esta base de datos se muestra en las tablas 4.1, 4.2 y 4.3, que corresponden al voltaje de salida del DVR, nivel de Distorsión Armónica Total de la salida de voltaje y al porcentaje de variación respecto al voltaje de línea requerido respectivamente, los valores de esta última tabla se calculan considerando que el valor de referencia es de 120 volts.

Tabla 4.1 Voltaje de Salida del DVR con disturbio tipo Sag y Swell (V_{RMS})

Voltaje de Línea			Carga lineal			Carga no lineal		
Evento	%VL	RMS	R	RL	RC	DR	DRL	DRC
			10	10-100	10-1000	D-10	D-10-100	D-10-1000
Sag	0.2	24	119.8662	119.94365	119.87555	119.8668	119.9195	119.9143
	0.4	48	119.8855	119.9612	119.89335	119.888	119.934	119.934
	0.6	72	119.9106	119.9796	119.9174	119.914	119.9506	119.9555
	0.8	96	119.9415	119.98885	119.9781	119.943	119.9692	119.975
Normal	1	120	119.9674	119.9993	119.9781	119.968	119.98	120.002
Swell	1.2	144	119.9927	120.0123	119.9987	119.9923	119.9904	120.0208
	1.3	156	120.034	120.0193	120.01	120.0052	119.992	120.031
	1.4	168	120.0157	120.0236	120.02165	120.0165	119.9985	120.0379
	1.5	180	120.02695	120.0266	120.0342	120.0281	120.0038	120.0466

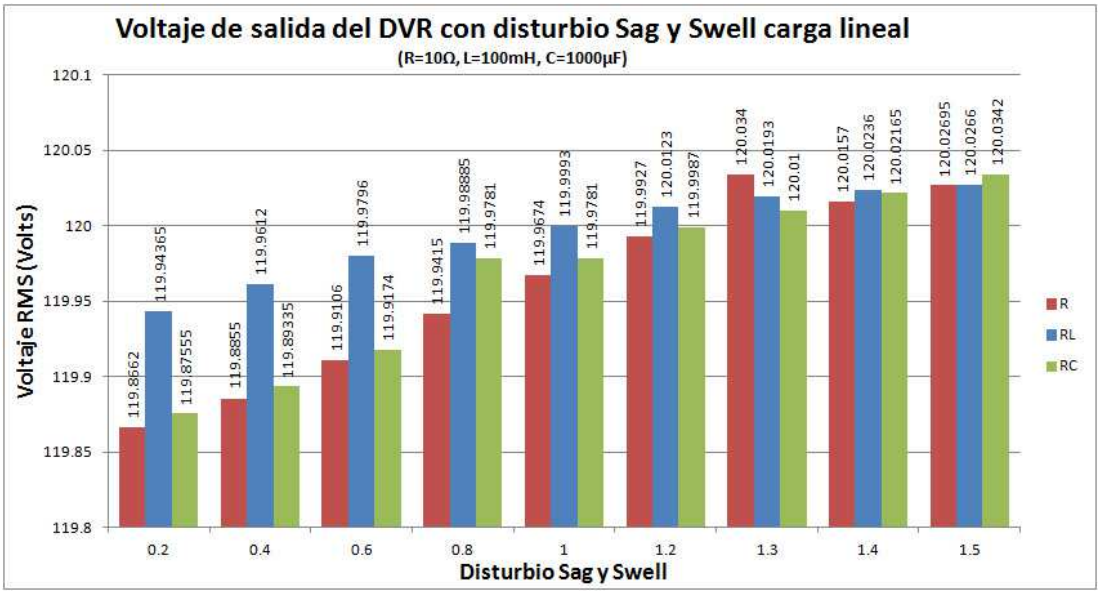
Tabla 4.2 Distorsión Armónica Total del Voltaje de Salida del DVR con disturbio Sag y Swell (%)

Voltaje de Línea			Carga lineal			Carga no lineal		
Evento	%VL	VRMS	R	RL	RC	DR	DRL	DRC
			10	10-100	10-1000	D-10	D-10-100	D-10-1000
Sag	0.2	24	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	0.4	48	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	0.6	72	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	0.8	96	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
Normal	1	120	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
Swell	1.2	144	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	1.3	156	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	1.4	168	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02
	1.5	180	0.03	0.01	0.02	0.03	0.32	0.02

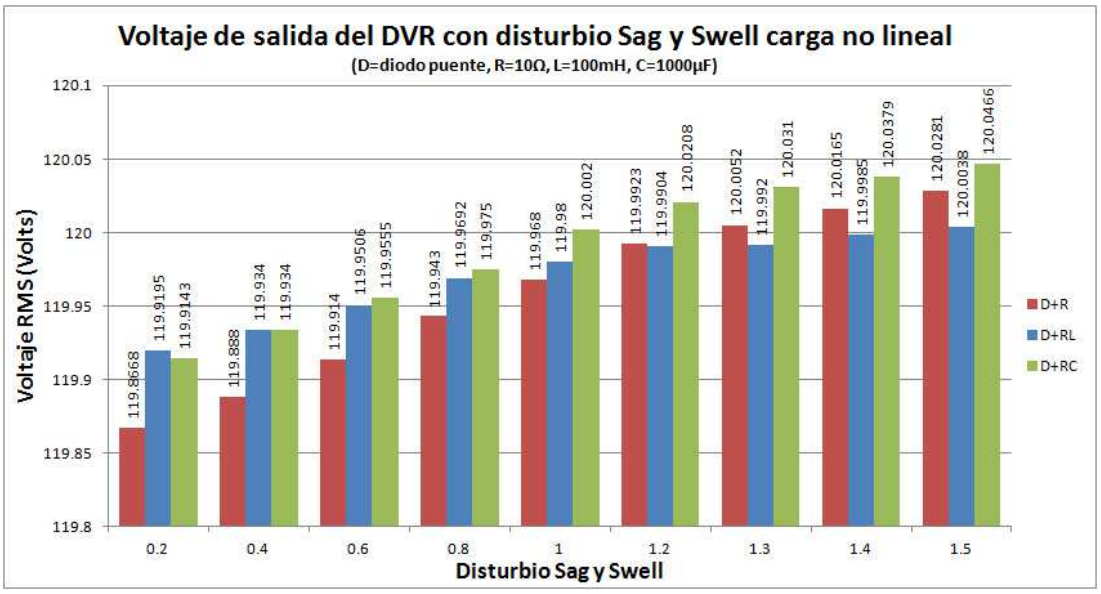
Tabla 4.3 Porcentaje del Voltaje de Salida del DVR con disturbio Sag y Swell (V_{RMS})

Voltaje de Línea			Carga lineal			Carga no lineal		
Evento	%VL	VRMS	R	RL	RC	DR	DRL	DRC
			10	10-100	10-1000	D-10	D-10-100	D-10-1000
Sag	0.2	24	-0.1115 %	-0.0470 %	-0.1037 %	-0.1110 %	-0.0671 %	-0.0714 %
	0.4	48	-0.0954 %	-0.0323 %	-0.0889 %	-0.0933 %	-0.0550 %	-0.0550 %
	0.6	72	-0.0745 %	-0.0170 %	-0.0688 %	-0.0717 %	-0.0412 %	-0.0371 %
	0.8	96	-0.0487 %	-0.0093 %	-0.0183 %	-0.0475 %	-0.0257 %	-0.0208 %
Normal	1	120	-0.0272 %	-0.0006 %	-0.0183 %	-0.0267 %	-0.0167 %	0.0017 %
Swell	1.2	144	-0.0061 %	0.0102 %	-0.0011 %	-0.0064 %	-0.0080 %	0.0173 %
	1.3	156	0.0283 %	0.0161 %	0.0083 %	0.0043 %	-0.0067 %	0.0258 %
	1.4	168	0.0131 %	0.0197 %	0.0180 %	0.0137 %	-0.0012 %	0.0316 %
	1.5	180	0.0225 %	0.0222 %	0.0285 %	0.0234 %	0.0032 %	0.0388 %

Los valores mostrados en las tablas 4.1, 4.2 y 4.3 son graficados para observar el comportamiento de los parámetros del DVR, estas gráficas se presentan en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7 donde se observa el voltaje de salida del DVR, la distorsión armónica total del voltaje de salida del DVR y el porcentaje de variación del voltaje de salida del DVR respecto al voltaje de referencia, respectivamente, para cargas lineales y no lineales.

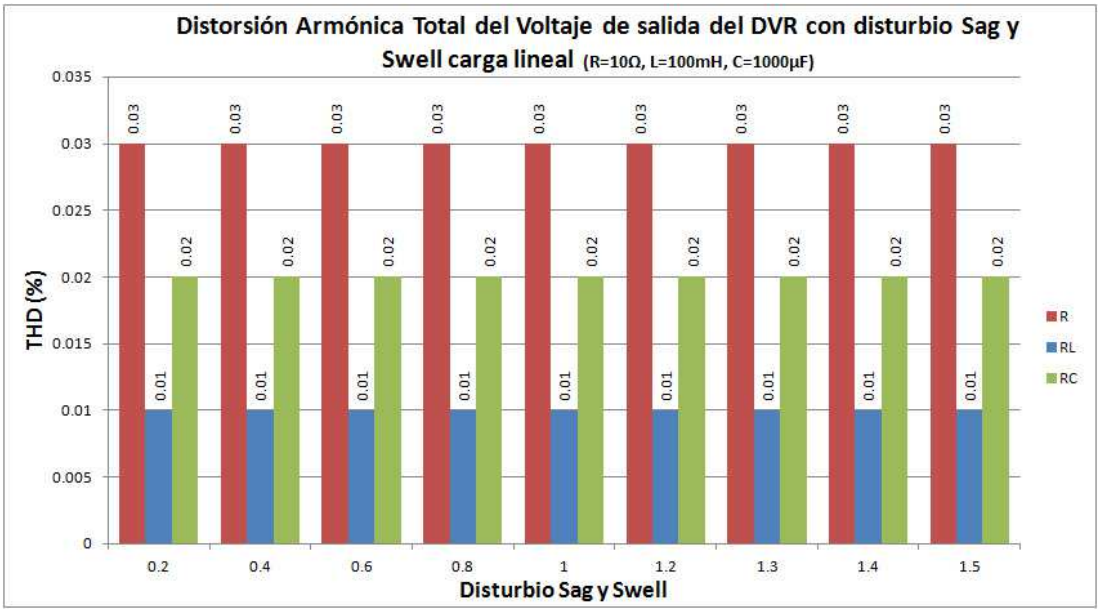


(a) Voltaje de salida DVR carga lineal

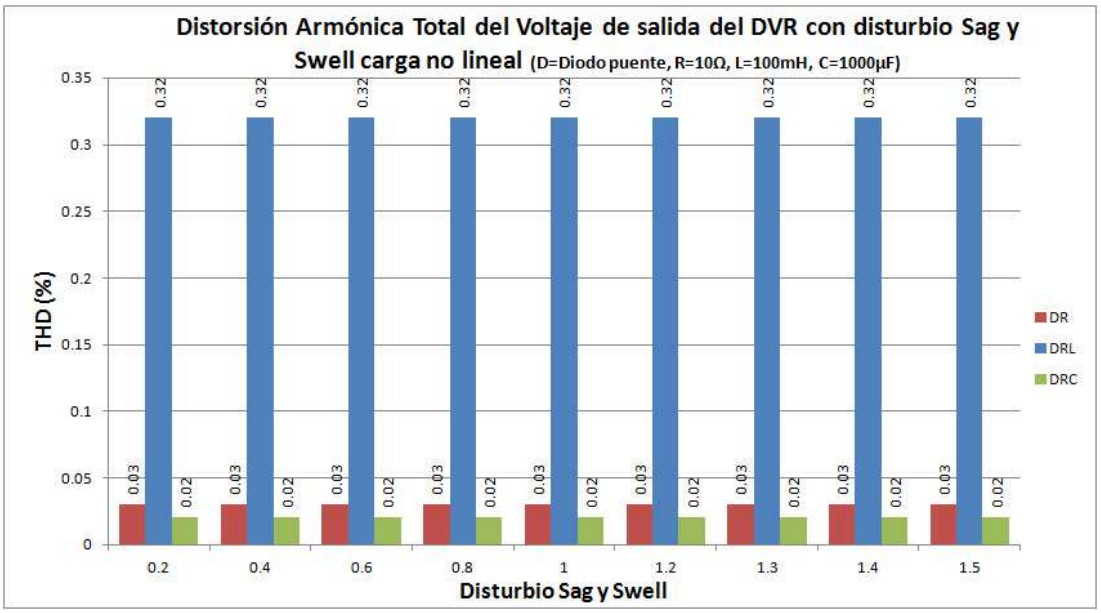


(b) Voltaje de salida DVR carga no lineal

Figura 4.5 Voltaje de Salida DVR cargas lineales y no lineales

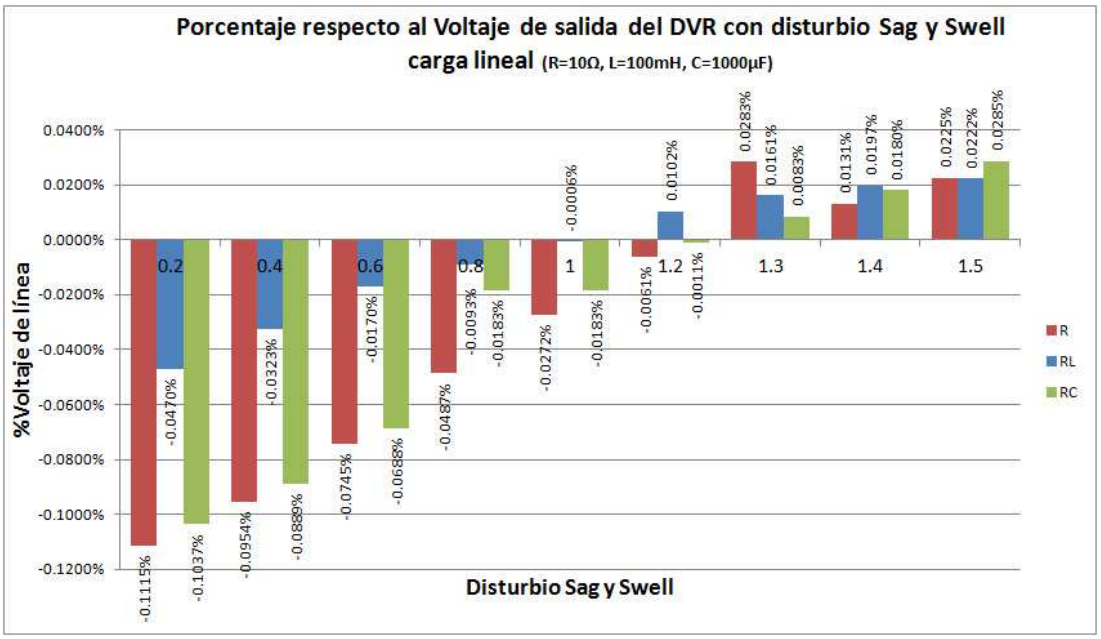


(a) DAT DVR carga lineal

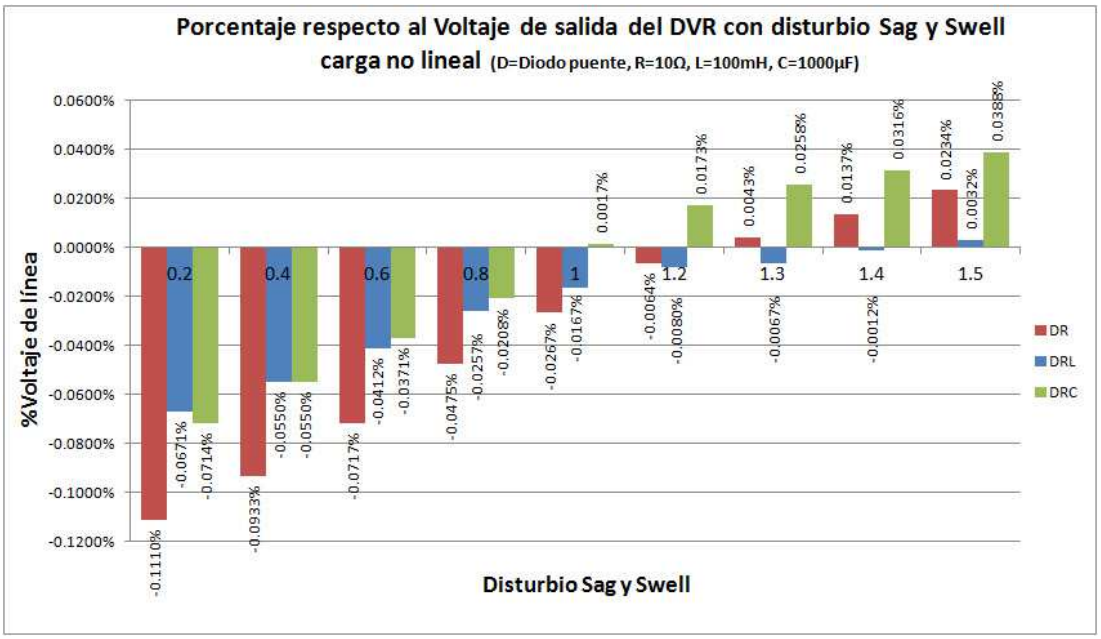


(b) DAT DVR carga no lineal

Figura 4.6 DAT del Voltaje de Salida del DVR para cargas lineales y no lineales



(a) Porcentaje respecto al V_{ref} DVR carga lineal



(b) Porcentaje respecto al V_{ref} DVR carga no lineal

Figura 4.7 Porcentaje de variación del V_{DVR} respecto al V_{ref} del DVR

Capítulo 5

Conclusiones

En este apartado se reportan las conclusiones de todo el trabajo de investigación con base en los datos obtenidos en las pruebas realizadas al DVR y al análisis de estos, contenidos en las gráficas, presentadas en el capítulo de resultados.

5.1. Conclusiones

El Modelo de Restaurador Dinámico de Voltaje propuesto y desarrollado en esta investigación y de acuerdo a los resultados obtenidos en la simulación, demuestra buen desempeño en la corrección de disturbios Sag y Swell, con una diferencia en porcentaje del voltaje de salida del DVR entre -0.1 a 0.03 % respecto al voltaje deseado preestablecido en la referencia.

Con el filtro estático utilizado y la dinámica del control neuronal, disminuye la distorsión armónica de 23.60 % del voltaje de línea a valores entre 0.02 y 0.32 %, por lo que el controlador neuronal representa una buena alternativa para la corrección de disturbios en los rangos nominales de condiciones de carga lineal o no lineal.

Cabe mencionar que el Restaurador Dinámico de Voltaje propuesto implementado con controlador neuronal, cumple de manera amplia con las especificaciones mencionadas tanto en la norma IEEE 519 como la CFE-L0000-45.

Los resultados obtenidos en la simulación del controlador Neuronal del DVR se comparan con los reportados en la publicación realizada por Ionescu y Molascu 2006, quien propone y realiza la simulación de un controlador neuronal analógico para aplicación en UPS, reportando valores en un rango de 0.7 % a 2.4 % para la distorsión armónica del voltaje en diferentes combinaciones de cargas RC alimentadas a través de un rectificador (Ionescu y cols., 2006). Se realiza también la comparación de resultados del DVR con los obtenidos en la pu-

blicación "Design of PI and Fuzzy Controllers for Dynamic Voltage Restorer (DVR)" (Sandhya, Laxmi, y Soni, 2012) que presenta una tabla de comparación de los valores obtenidos con un control Proporcional Integral (PI) y un control Difuso Proporcional Integral (FPI) para el DVR, en los resultados que presenta para los disturbios tipo Sag solo menciona si es o no mitigado, para ambos tipos de control y para la distorsión armonica reporta valores de 8.89 % y 4.45 % para el control PI y el FPI respectivamente, del lado de la carga. En la tabla 5.1 se realiza la comparación de los resultados de estos trabajos con el diseño del DVR propuesto.

Tabla 5.1 Comparación de resultados obtenidos con otras publicaciones

Referencia	(Ionescu P.D.,2006)		Sandhya K., 2012		Zepeda J.A., 2013	Norma IEEE
Control	PI	Analógico RNA	PI	FL	RNA	
DAT	1.5 % a 4.3 %	0.7 % a 2.4 %	8.89 %	4.45 %	0.02 %-0.32 %	5 %
Sag 20 %	Mitigado	Mitigado	Mitigado	Mitigado	-0.11 a -0.0167 % de V_{ref}	10 % de V_{ref}
Swell 20 %	Mitigado	Mitigado	Mitigado	Mitigado	-0.0064 a 0.388 % de V_{ref}	10 % de V_{ref}

Con base en los resultados y la comparación con otros trabajos de la misma naturaleza, se puede concluir que el controlador neuronal propuesto para el DVR, además de estabilizar el voltaje de la línea, mitiga los disturbios de voltaje tipo Sag y swell y reduce la distorsión armónica total a valores muy por debajo de los establecidos en las especificaciones de la norma IEEE y otras investigaciones mencionadas en el párrafo anterior.

El método propuesto para la implementación del control neuronal, está basado en el funcionamiento de un control proporcional integral figura 3.14, sin embargo éste podrá modificarse a otros tipos, con diferentes prestaciones y desempeños, incluso combinaciones de diferentes tipos de control, que al implementarse en la Red Neuronal, mejora el potencial de desempeño ya que incluye patrones que le permiten operar en situaciones de carga y voltaje de línea no predefinidos.

Como siempre sucede en estos casos, aun queda mucho por hacer en este ámbito, por lo que considero como un área de oportunidad lo siguiente:

- Evaluar la eficiencia del DVR con control neuronal, para contribuir además de la mitigación de disturbios de voltaje, disminución de la distorsión armónica, en la eficiencia energética, necesidad apremiante hoy en dia en los sistemas de energía.

- Realizar la combinación de la red Neuronal con sistemas expertos para lograr que el control neuronal sea adaptable.

- Construir el prototipo para realizar comparaciones con los valores físicos, ya que la simulación aunque hoy en día es la herramienta más utilizada para el diseño de sistemas

subsisten elementos no considerados en su totalidad que pueden generan cambios y que es importante considerarlos.

- Incluir nuevas formas de detectar el disturbio para asegurarse de que el sistema solo entre en funcionamiento cuando realmente se requiera.
- Incluir la corrección del factor de potencia, elemento no evaluado en este trabajo.
- Realizar pruebas con filtros dinámicos y verificar su desempeño en la eliminación de la distorsión armónica del voltaje y la corriente del lado de la carga.
- Considerar suministros de energía más eficientes que el banco de baterías, tales como: banco de capacitores, celdas solares, suministro de energía alterna en líneas de distribución múltiple en subestaciones de energía eléctrica.

Anexos

Anexo A

Pesos y bías Red Neuronal

```
net.iw{1}
   -2.0785    3.7404   -5.4208   -1.3905
    3.5071   -3.3288    15.1755  -1.6483
   -17.4746   17.5021  -0.0002    0.0031
    0.1020   -0.2524    3.8007    1.2079
   -3.3945    7.7286    5.4454   -0.4260

 net.lw{2,1}
   -1.0936   -0.2620   -0.4429   -1.1178   -1.5473
   -2.0326   -0.0714   -1.4673   -2.0184    2.1260
   -0.7119   -1.4308   16.3113   -5.9269    0.5813
   -0.0592   -0.0741   -1.2962   -0.0671   -0.3071

net.lw{3,2}
   -0.5441    0.9142    0.2074    4.9121
    1.7364   -0.8323   -0.9867  -10.6917
    5.3117    0.4024    0.2664    2.9180

 net.lw{4,3}
    1.2285   -0.3019   -1.3755

 net.b{1}          net.b{2}          net.b{3}          net.b{4}
   -4.0087           -0.1663            0.9565            0.0425
   -0.5720           -2.0715            1.3944
    0.3796            0.2292            5.6796
    2.6413            0.5756
    9.6679
```

Anexo B

Características de la RNA

```
net =Neural Network object:
    architecture:
         numInputs: 1
         numLayers: 4
       biasConnect: [1; 1; 1; 1]
      inputConnect: [1; 0; 0; 0]
      layerConnect: [4x4 boolean]
     outputConnect: [0 0 0 1]

        numOutputs: 1  (read-only)
    numInputDelays: 0  (read-only)
    numLayerDelays: 0  (read-only)

    subobject structures:
            inputs: {1x1 cell} of inputs
            layers: {4x1 cell} of layers
           outputs: {1x4 cell} containing 1 output
            biases: {4x1 cell} containing 4 biases
      inputWeights: {4x1 cell} containing 1 input weight
      layerWeights: {4x4 cell} containing 3 layer weights

    weight and bias values:
                IW: {4x1 cell} containing 1 input weight matrix
                LW: {4x4 cell} containing 3 layer weight matrices
                 b: {4x1 cell} containing 4 bias vectors
    other:      name: ''
          userdata: (user information)
```

Referencias

Agelidis, V., y Calais, M. (1998). Application specific harmonic performance evaluation of multicarrier pwm techniques. En *Power electronics specialists conference, 1998. pesc 98 record. 29th annual ieee* (Vol. 1, p. 172-178 vol.1). Fukuoka, Japan: IEEE.

Asanza, J., Quimís, M., y Falcones, S. (2013). *Diseño del control y simulación de un restaurador dinámico de voltaje trifásico.*

Baliga, B. J., Adler, M. S., Love, R. P., Gray, P. V., y Zommer, N. D. (1984). The insulated gate

transistor: A new three-terminal mos-controlled bipolar power device. *Electron Devices, IEEE Transactions on*, *31*(6), 821-828.

Bhaskar, M., Dash, S., Subramani, C., Kumar, M., Giresh, P. R., y Kumar, M. (2010). Voltage quality improvement using dvr. En *Recent trends in information, telecommunication and computing (itc), 2010 international conference on* (p. 378-380). Kochi, Kerala: IEEE.

Bhoopal, N., y Madhav, G. V. (2009). Neural and Neuro-Fuzzy Controllers for UPS Inverter Aplications. *International Journal of Recent Trends in Engineering*, *2*(8).

Bhumkittipich, K., y Mithulananthan, N. (2011). Performance enhancement of {DVR} for mitigating voltage sag/swell using vector control strategy. *Energy Procedia*, *9*(0), 366 - 379. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610211017930` (<ce:title>9th Eco-Energy and Materials Science and Engineering Symposium</ce:title>)

Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford: Oxford university press.

Catalão, J. P. (2012). *Electric power systems: Advanced forecasting techniques and optimal generation scheduling*. Boca Raton London New York: CRC Press.

Chan, Y.-H., Wu, C.-J., Chang, W.-N., y Chang, Y.-P. (2010). Voltage sag planning of industry power system using hybrid differential evolution considering cbema curve. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, *5*(2), 141-150.

Chankhamrian, W., y Bhumkittipich, K. (2011). The effect of series-connected transformer in {DVR} applications. *Energy Procedia*, *9*(0), 306 - 315. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610211017863` (<ce:title>9th Eco-Energy and Materials Science and Engineering Symposium</ce:title>)

Cirstea, M., Dinu, A., McCormick, M., y Khor, J. G. (2002). *Neural and fuzzy logic control of drives and power systems*. Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 8DP 225 Wildwood Avenue, Woburn: Access Online via Elsevier.

Dávalos, R., Ramírez, J. M., y Tapia, R. O. (2005). Three phase multipulse converter statcom analysis. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, *27*(1), 39-51. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061504001036`

Derrick, H. N., y Widrow, B. (1990). Neural Networks for Self-Learning Control Systems. *IIIE Control Systems Magazine*.

El-Gammal, A. M., Abou-Ghazala, A. Y., y El-Shennawy, T. I. (2011). Dynamic Voltage Restorer

(DVR) for Voltage Sag Mitigation. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, *3*(1).

Espinosa Martinez, I. (2005). Regulación del Voltaje en Inversores UPS Mediante un Controlador Basado en Redes Neuronales. *Centro de Investigación Universidad la Salle*, *06*(23), 11-19.

Ezoji, H., Sheikholeslami, A., Tabasi, M., y Saeednia, M. (2009). Simulation of Dynamic Voltage Restorer Using Hysteresis Voltage Control. *European Journal of Scientific Research*, *27*(1).

Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks: Architectures, algorithms, and applications.* Prentice-Hall Inc.

Galán, R., Jiménez, A., Sanz, R., y Matía, F. (2000). Control inteligente inteligencia artificial. revista iberoamericana de inteligencia artificial, asociación española para la inteligencia artificial valencia, españa. *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, *4*(10), 43-48.

Geisa, J. M., y Rajaram, M. (2011). Selective Elimination of Harmonic Contens in a UPS Using Novel Adaptive Hybrid Technique. *Europan Journal of Scientific Research*, *64*(1).

Guyton, A., y Hall, J. (2000). Organización del sistema nervioso; funciones elementales de las sinapsis y de las sustancias transmisoras. *Tratado de Fisiología Medica*, 621-639.

Hagan, N. R., y Beale, M. H. (1996). *Neural Network Design.* Reading, MA: Prentice-Hall.

Hart, D. W. (2001). *Electrónica, de potencia.* España: Prentice Hall.

Hassoun, M. H. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks.* Massachusetts: MIT press.

Haykin, S., y Network, N. (2004). A comprehensive foundation. *Neural networks*, *2*(2004).

Hecht-Nielsen, R. (1990). *Neurocomputing.* Addison-Wesley.

Hornik, K., Stinchcombe, M., y White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*, *2*(5), 359-366.

Ionescu, P.-D., Moscalu, A., y Moscalu, M. (2006). Neural Network Controller for UPS Aplications. En *8th International Conference On Development And Application Systems* (p. 91-98). Suceava, Romania: DAS.

Jazayeri, M., y Abdollahzadeh, H. (2009). A Novel DVR Control System Design for Compensating all Types of Voltage Sags Based on Pre-Fault Method. *European Journal of Scientific Research*, *33*(1).

Liang, Y., y Nwankpa, C. (1999). A new type of statcom based on cascading voltage-source inverters with phase-shifted unipolar spwm. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, *35*(5), 1118-1123.

Lippmann, R. (1987). An introduction to computing with neural nets. *ASSP Magazine, IEEE*, *4*(2), 4-22.

Loh, P. C., Vilathgamuwa, D., Tang, S. K., y Long, H. (2004). Multilevel dynamic voltage restorer. En *Power system technology, 2004. powercon 2004. 2004 international conference on* (Vol. 2, p. 1673-1678 Vol.2). Sigapure: IEEE.

Lozano, G., y Merced, J. (2006). *Compensador estático serie para el mejoramiento de la calidad de energía en redes electricas.* Tesis de Master no publicada, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del I.P.N., Guadalajara, Jalisco.

Mago, M., Chourio, R., Villegas, A., y G., F. (2008). Dispositivos para el mejoramiento de la calidad de la energía: STATCOM y DVR. *Ciencia e Ingeniería*, *29*(1).

Mirchandani, G., y Cao, W. (1989). On hidden nodes for neural nets. *Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, *36*(5), 661-664.

Newman, M., Holmes, D., Nielsen, J., y Blaabjerg, F. (2003). A dynamic voltage restorer (dvr) with selective harmonic compensation at medium voltage level. En *Industry applications conference, 2003. 38th ias annual meeting. conference record of the* (Vol. 2, p. 1228-1235 vol.2). Salt Lake City, USA: IEEE.

Pakharia, A., y Gupta, M. (July 2012). Dynamic Voltage Restorer for Compensation of Voltage Sag and Swell: A Literature Review. *International Journal of Advances in Engineering and Technology,IJAET*, *4*(1), 347,355.

Panda, B., Mahapatra, A., y Bagarty and Behera, D. (2011). Fuzzy Logic Controller-Based Dynamic Voltage Restorer for Mitigation of Voltage SAG. *International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST)*, *3*(2), 996-1007.

Ramasamy, M., y Thangavel, S. (2011). Photovoltaic based dynamic voltage restorer with outage handling capability using {PI} controller. *Energy Procedia*, *12*(0), 560 - 569. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610211019023` (<ce:title>The Proceedings of International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies (ICSGCE 2011</ce:title>)

Robledo, G. (2008). Calidad de la Energía Eléctrica: Camino a la Normalización . En *Simposium de metrología 2008* (Vol. 5). Santiago de Queretaro, México: Cenam.

Romero, M. (2010). *Diseño de una metodología para el análisis de sags de tensión en redes de distribución. universidad nacional de colombia. maestría en ingeniería eléctrica.* Tesis Doctoral no publicada, Tesis de grado.

Romero, M., Pavas, A., y Cajamarca, G. (2010). *Nueva metodología de análisis comparativo de hundimientos de tensión (sags) entre subestaciones de una red de distribución-caso*

colombiano.

Rosli, O., Rahim, N., y Sulaiman, M. (2011). Dynamic Voltage Restorer Application for Power Quality Improvement in Electrical Distribution System: An Overview. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, *5*(12), 379-396.

Rosli, O., y Rahim, N. A. (2009). Mitigation Of Voltage Sags/Swells Using Dynamic Voltage Restorer (DVR). *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, *4*(4).

Rosli, O., Rahim, N. A., y Sulaiman, M. (2005-2009). Modeling and Simulation for Voltage Sags/Swells Mitigation using Dynamic Voltage Restorer (DVR). *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 464-470.

Ruben, T. O. (2006). *Utilización del Neurocontrolador B-spline para Regular el StatCom*. Tesis de doctorado, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, Guadalajara, Jalisco.

Sandhya, K., Laxmi, A. J., y Soni, M. (2012). Design of {PI} and fuzzy controllers for dynamic voltage restorer (dvr). *{AASRI} Procedia*, *2*(0), 149 - 155. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212671612001266` (<ce:title>AASRI Conference on Power and Energy Systems</ce:title>)

Shin, Y. C., y Xu, C. (2008). *Intelligent systems: modeling, optimization, and control*. Boca Raton London New York: CRC Press.

Sigg, J., Turkes, P., y Kraus, R. (1997). Parameter extraction methodology and validation for an electro-thermal physics-based NPT IGBT model. En *Industry Applications Conference, 1997. Thirty-Second IAS Annual Meeting, IAS '97., Conference Record of the 1997 IEEE* (Vol. 2, p. 1166-1173 vol.2). Munich, Germany: IEEE.

Singh, B., Jayaprakash, P., y Kothari, D. (may 2009). ADALINE-based control of capacitor supported DVR for distribution system. *Journal of Power Electronics*, *9*(3), 386,395.

Sivanandam, S., Sumathi, S., y Deepa, S. (2007). *Introduction to fuzzy logic using matlab*. Berlin Heidelberg: Springer.

Sun, X., H.L., M., Leung, F. H., Xu, D., Wang, Y., y Lee, Y.-S. (2002). Analogue Implementation of a Neural Network Controller for UPS Inverter Applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, *17*(3).

Tumay, M., Teke, A., Bayindir, K. C., y Cuma, M. U. (2005). Simulation and Modeling of Dynamic Voltage Restorer. *Cukurova University, Faculty of Engineering and Architecture, Department of Electrical and Electronics Engineering, 01330, Balcali, Adana, Turkey*.

Vijayalakshmi, B., y Khan, M. R. (2011). Design, Modeling and Simulation of Dynamic Voltage Restorer for Voltage Swell and Sag Mitigation. *International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST)*, *3*(6), 5026-5032.

Vilathgamuwa, M., Rajith Perera, A., y Choi, S. (1999). Storage Energy Optimized Dynamic Voltage Restorer. *School of Electrical and Electronic Engineering*.

Won, D.-J., Ahn, S.-J., Chung, I.-Y., Kim, J.-M., y Moon, S.-I. (2003). A new definition of voltage sag duration considering the voltage tolerance curve. En *Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna* (Vol. 3, pp. 5–pp). Bologna, Italy: IEEE.

Zahira, R., y Fathima, A. P. (2012). A technical survey on control strategies of active filter for harmonic suppression. *Procedia Engineering*, *30*(0), 686 - 693. Disponible en `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705812009253` (<ce:title>International Conference on Communication Technology and System Design 2011</ce:title>)

Zhan, C., Ramachandaramurthy, V., Arulampalam, A., Fitzer, C., Kromlidis, S., Bames, M., y cols. (2001). Dynamic voltage restorer based on voltage-space-vector pwm control. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, *37*(6), 1855-1863.

Zurada, J. M. (1992). *Introduction to artificial neural systems.* West St. Paul.