

PREDICCIÓN OPERATIVA DE ESTABILIDAD DE VOLTAJE EN SISTEMAS DE POTENCIA

TULIA JUDITH HERRERA HUMPHRIES

**UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
BOGOTÁ
2006**

PREDICCIÓN OPERATIVA DE ESTABILIDAD DE VOLTAJE EN SISTEMAS DE POTENCIA

TULIA JUDITH HERRERA HUMPHRIES

TESIS 1 MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

ASESOR

PhD. MARIO A. RÍOS.

PROFESOR TITULAR UNIVERSIDAD DE LOS ANDES

**UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
BOGOTÁ
2006**

TABLA DE CONTENIDO

1	INTRODUCCIÓN.....	1
1.1	OBJETIVO GENERAL.....	2
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	2
1.3	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	2
2	COLAPSO DE VOLTAJE.....	5
2.1	PROBLEMA.....	5
2.2	MECANISMOS DEL COLAPSO DE VOLTAJE.....	5
2.3	IDENTIFICACIÓN.....	7
3	FLUJO DE CARGA CONTINUADO.....	9
3.1	DEFINICIÓN.....	9
3.2	REFORMULACIÓN DEL PROBLEMA DEL FLUJO DE CARGA.....	9
3.3	ALGORITMO DE PREDICCIÓN Y CORRECCIÓN.....	10
3.4	PARÁMETRO CONTINUADO.....	11
3.5	PUNTO CRÍTICO.....	11
4	SISTEMAS DE INFERENCIA DIFUSA.....	13
4.1	MÚLTIPLES REGLAS CON MÚLTIPLES ANTECEDENTES.....	13
4.1.1	MODELO DIFUSO TIPO MANDAMI.....	13
4.1.2	MODELO DIFUSO TIPO SUGENO.....	15
4.2	ELEMENTOS BÁSICOS DE LAS REDES NEURONALES.....	16
4.2.1	PERCEPTRÓN.....	16
4.2.2	ALGORITMO DE APRENDIZAJE DE RETROPROPAGACIÓN.....	17
5	REDES NEURO-DIFUSAS.....	19
5.1	ARQUITECTURA ANFIS.....	19
5.2	ALGORITMO DE APRENDIZAJE HIBRIDO.....	21
5.3	FUZZY C-MEANS CLUSTERS.....	22
6	HERRAMIENTAS DE SOLUCIÓN.....	24
6.1	MODELO DE CARGA.....	24
6.2	SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS MÁS CRÍTICAS.....	26
6.3	ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES.....	27
6.4	GLOSARIO DE FUNCIONES.....	28
6.5	ESQUEMA FUNCIONES.....	30
7	CASO DE ESTUDIO.....	31
7.1	DESPACHO Y CURVA DE DEMANDA.....	31
7.2	GENERACIÓN DE CONDICIONES DE CARGA ALEATORIAS.....	43
7.3	CRITICIDAD DE CONTINGENCIAS.....	44
7.4	FILTRADO BASE DE DATOS.....	50
7.5	ENTRENAMIENTO RED NEURO-DIFUSA.....	52
7.6	RESULTADOS ENTRENAMIENTO: PARÁMETRO DE CARGABILIDAD MÁXIMA.....	3
8	CONCLUSIONES.....	2
9	BIBLIOGRAFÍA.....	2

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.3.1	Descripción de la solución propuesta.....	4
--------------	---	---

Figura 2.2.1 Ejemplo de curva PV. [10].....	6
Figura 2.2.2 Curva PV con compensación potencia reactiva. [10].....	6
Figura 2.3.1 Indicadores de colapso de voltaje. [10].....	8
Figura 4.1.1 Esquema de procedimiento de razonamiento difuso para múltiples reglas con múltiples antecedentes.....	13
Figura 4.1.2 Sistema de inferencia Mandami con operador max-min. [17].....	14
Figura 4.1.3 Esquemas de desfuzificación para obtener una salida crisp.[16].....	15
Figura 4.1.4 Sistema de inferencia tipo Sugeno de primer orden.[16].....	16
Figura 4.2.1 Arquitectura de un perceptrón simple.....	16
Figura 4.2.2 Estructura general de un perceptrón multicapa.....	17
Figura 5.1.1 Sistema de inferencia difuso tipo Sugeno para dos reglas y su equivalente red neuro-difusa. [16].....	20
Figura 6.3.1 Variación en la criticidad de contingencias.....	26
Figura 6.6.1 Esquema de Evaluación de Funciones del Software Desarrollado.....	30
Figura 7.1.1 Curvas de demanda de potencia activa de las cargas en el sistema RTS-96.....	32
Figura 7.1.2 Curvas de demanda de potencia reactiva de las cargas en el sistema RTS-96.....	32
Figura 7.1.3 Curvas de demanda de potencia activa en 5 periodos.....	33
Figura 7.1.4 Curvas de demanda de potencia reactiva.....	33
Figura 7.2.1 Matriz de correlación de cargas nodales.....	44
Figura 7.2.2 Distribución de la demanda de potencia activa en el nodo 1 (Periodo 4).....	44
Figura 7.3.1 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 1.....	47
Figura 7.3.2 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 2.....	47
Figura 7.3.3 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 3.....	48
Figura 7.3.4 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 4.....	48
Figura 7.3.5 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 5.....	48
Figura 7.3.6 Criticidad de contingencias para 30 condiciones de carga en el periodo 3.....	49
Figura 7.3.7 Criticidad de contingencias para 60 condiciones de carga en el periodo 3.....	49
Figura 7.3.8 Criticidad de contingencias para 120 condiciones de carga en el periodo 3.....	49
Figura 7.5.1 Salida Anfis y datos originales para los datos den entrenamiento en el periodo 1...52	52
Figura 7.5.2 Salida Anfis y datos originales para los datos den entrenamiento en el periodo 2...53	53
Figura 7.5.3 Salida Anfis y datos originales para los datos den entrenamiento en el periodo 3...53	53
Figura 7.5.4 Salida Anfis y datos originales para los datos den entrenamiento en el periodo 4...53	53
Figura 7.5.5 Salida Anfis y datos originales para los datos den entrenamiento en el periodo 5...54	54
Figura 7.5.6 Salida Anfis y datos originales para los datos de chequeo en el periodo 1.....	54
Figura 7.5.7 Salida Anfis y datos originales para los datos de chequeo en el periodo 2.....	54
Figura 7.5.8 Salida Anfis y datos originales para los datos de chequeo en el periodo 3.....	55
Figura 7.5.9 Salida Anfis y datos originales para los datos de chequeo en el periodo 4.....	55
Figura 7.5.10 Salida Anfis y datos originales para los datos de chequeo en el periodo 5.....	55
Figura 7.5.11 Distribución del error de entrenamiento en el periodo 1.....	2
Figura 7.5.12 Distribución del error de chequeo en el periodo 1.....	2
Figura 7.5.13 Distribución del error de entrenamiento en el periodo 2.....	2
Figura 7.5.14 Distribución del error de chequeo en el periodo 2.....	2
Figura 7.5.15 Distribución del error de entrenamiento en el periodo 3.....	2
Figura 7.5.16 Distribución del error de chequeo en el periodo 3.....	2
Figura 7.5.17 Distribución del error de entrenamiento en el periodo 4.....	3
Figura 7.5.18 Distribución del error de chequeo en el periodo 4.....	3
Figura 7.5.19 Distribución del error de entrenamiento en el periodo 5.....	3
Figura 7.5.20 Distribución del error de chequeo en el periodo 5.....	3

LISTA DE TABLAS

Tabla 7.1 Curva de demanda pico en invierno del sistema de prueba RTS-96.	31
Tabla 7.2. Porcentaje de demanda de cada uno de los nodos de carga.....	31
Tabla 7.3 Demanda nodal para el periodo 1 (0-6h).....	33
Tabla 7.4 Demanda nodal para el periodo 2.....	34

Tabla 7.5 Demanda nodal para el periodo 3.....	35
Tabla 7.6 Demanda nodal periodo 4.....	36
Tabla 7.7 Demanda nodal período 4.....	37
Tabla 7.8 Oferta tecnológica de generación y costos marginales.....	38
Tabla 7.9 Despacho Económico Periodo 1.....	38
Tabla 7.10 Despacho económico periodo 2.....	39
Tabla 7.11 Despacho económico periodo 3.....	40
Tabla 7.12 Despacho económico periodo 4.....	41
Tabla 7.13 Despacho económico periodo 5.....	42
Tabla 7.14 10 contingencias mas criticas para 10 condiciones de operación Periodo 1.....	45
Tabla 7.15 10 contingencias mas criticas para 10 condiciones de operación Periodo 2.....	45
Tabla 7.16 contingencias más críticas para 10 condiciones de operación Periodo 3.....	45
Tabla 7.17 10 contingencias mas criticas para 10 condiciones de operación Periodo 4.....	46
Tabla 7.18 10 contingencias mas criticas para 10 condiciones de operación Periodo 5.....	46
Tabla 7.19 Clasificación de las 15 contingencias más críticas para cada periodo	46
Tabla 7.20 15 contingencias mas criticas evaluadas con diferente numero de condiciones de carga.....	49
Tabla 7.21 Variables a eliminar según criterios estadísticos.....	50
Tabla 7.22 Numero de componentes principales y porcentaje de participación.....	52
Tabla 7.23 Validación de la red del periodo 1.....	3
Tabla 7.24 Validación de la red del periodo 2.....	3
Tabla 7.25 Validación de la red del periodo 3.....	2
Tabla 7.26 Validación de la red del periodo 4.....	2
Tabla 7.27 Validación de la red del periodo 5.....	2

1 INTRODUCCIÓN

Como consecuencia de la creciente demanda, del aumento de las limitaciones impuestas por restricciones ambientales a la expansión de los sistemas de transmisión y de los retrasos impuestos por la transición al mercado de energía entre otros factores, en las últimas décadas los sistemas de potencia modernos han evolucionado a un punto en el que la estabilidad de voltaje se ha convertido en el principal fenómeno limitante para diferentes condiciones de operación. Además las restricciones económicas impuestas por el mercado como maximización de las ganancias del productor y maximización del beneficio de los consumidores han entrado en conflicto con la capacidad de transferencia de los sistemas de potencia modernos, aumentando de esta forma los niveles de riesgo de un evento no deseado.

A medida que los sistemas de potencia se hacen menos confiables en respuesta a estos factores, la preocupación general por desarrollar mecanismos de monitoreo, prevención y corrección bajo diferentes condiciones de operación ha aumentado. Además el creciente número de eventos de colapso de voltaje tales como el apagón de Tokio en Julio de 1987, el apagón del Noreste de Norteamérica en Agosto de 2003, el apagón de Italia en septiembre de 2005, el apagón de San Francisco en diciembre de 2003 y el apagón de Bali en Agosto de 2005 entre otros han evidenciado la necesidad de desarrollar herramientas de respuesta instantánea que valoren las condiciones de operación de un sistema de potencia en el tiempo.

El problema de colapso de voltaje surge cuando un problema de inestabilidad de voltaje desencadena en una serie de eventos de caída de los niveles de voltaje por debajo de los límites aceptados en gran parte o en todo el sistema. Como consecuencia de la dependencia estrecha entre la estabilidad de voltaje y las condiciones de operación del sistema, la demanda y la cercanía de la región de riesgo a la región de operación normal, hacen que el desarrollo de herramientas predictivas no sea fácil, pues variables tales como la demanda sobre la cual no se tiene control y la información es escasa hacen que las herramientas dependan de variables altamente inciertas dificultando su capacidad predictiva con las técnicas tradicionales. Por otro lado la complejidad matemática de los métodos tradicionales utilizados para calcular los márgenes de seguridad implica un tiempo computacional no permitido para aplicaciones en tiempo real.

En vista de la necesidad de implementar herramientas para uso en tiempo real se han venido desarrollando sistemas de predicción utilizando técnicas de inteligencia artificial, principalmente las basadas en lógica difusa y redes neuronales, cuyos requerimientos computacionales son menores pues su inferencia se basa en una base de datos off-line de las diferentes condiciones de operación.

Este trabajo desarrolla una herramienta de análisis de seguridad de voltaje para el planeamiento operativo "day ahead" que hace uso de la lógica difusa y de las redes neuronales para establecer una metodología de aplicación en tiempo real. Esta herramienta busca induir la mayor cantidad de condiciones reales de operación de un sistema de potencia, modeladas a través de cambios en la generación, en la carga y en la topología del sistema. Los cambios en la generación están asociados al despacho de un periodo "day ahead", las variaciones en la carga esta asociado a la característica estocástica de la demanda y las diferentes topologías del sistema se asocian a las contingencias que se puedan presentar durante la operación del sistema.

La principal ventaja de esta herramienta es el menor esfuerzo computacional permitiéndole esto el uso para aplicaciones online de monitoreo y análisis de la seguridad de un sistema de potencia. Además de utilizar información nodal del sistema y no medidas generalizadas del sistema, que por la complejidad del problema de estabilidad de voltaje, en muchas ocasiones no brindan mayor información acerca de la cercanía al punto de colapso.

El éxito del trabajo radica en que se logre desarrollar una herramienta de predicción a mediano y largo plazo, pues la consolidación de la información requerida se fundamenta en métodos tradicionales, siendo alto el tiempo computacional requerido para la conformación de la base de datos, de manera que si se requiere que esta sea consolidada para periodos de tiempo muy cortos, el proyecto no presentaría ventajas significativas.

1.1 OBJETIVO GENERAL

El objetivo de este proyecto es desarrollar una metodología y herramienta de planeamiento operativo “day ahead” aplicando lógica difusa para el diagnóstico y la supervisión de la seguridad de un sistema de potencia con respecto a la estabilidad de voltaje y los márgenes de seguridad al colapso de voltaje.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Estudio del estado del arte sobre estabilidad de voltaje.
- Señalamiento de criterios para la consolidación óptima de una base de datos para estudio de estabilidad de voltaje.
- Desarrollo de metodología para selección de contingencias críticas.
- Desarrollo de metodología para selección de nodos críticos.
- Establecimiento de criterios para determinar la cantidad de información requerida a medida que aumenta la complejidad del sistema.
- Modelaje óptimo de red neuro-difusa con múltiples entradas y una sola salida.
- Desarrollo de una metodología de rápida evaluación del margen de estabilidad con base en el modelo neuro-difuso que permita considerar las variaciones mencionadas en la operación del sistema de potencia: carga, generación (despacho) y contingencias.
- Desarrollo de herramienta computacional para aplicación de la metodología desarrollada a un sistema de prueba dado.

1.3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El alcance final de este trabajo es lograr desarrollar una metodología de rápida evaluación del margen de estabilidad haciendo uso de un modelo neuro-difuso que permita considerar las variaciones mencionadas en la operación del sistema de potencia: carga, generación (despacho) y topología del mismo, siendo estos, eventos propios de la operación normal del sistema. Un día de operación normal del sistema se puede caracterizar por su curva de demanda y el correspondiente despacho de generación.

La curva de demanda es un proceso estocástico, descrito por variables aleatorias alrededor de puntos de operación que consideramos horarios, es decir se está considerando un proceso estocástico discreto. El comportamiento de la demanda día a día es una realización del proceso estocástico a partir de la cual se consolida la demanda diaria del sistema. Aunque este proceso no es estacionario a lo largo de todo el año, pues dependiendo de la época del año varían sus

características, si hay periodos en los que guarda estacionariedad que se quieren determinar. La importancia de determinar periodos de estacionariedad de la demanda permite extender la validez de la base de datos que se consolida con información del comportamiento del sistema.

En cuanto al comportamiento del despacho de generación este es determinístico para cada día, sin embargo si se observa su comportamiento para varios días también se podría modelar como un proceso estocástico discreto (horario), lo cual es un hecho que no dista mucho de la realidad, pues este despacho depende en gran medida de variables inciertas del mercado de energía.

En efecto de consolidar la base de datos y que esta tenga validez para periodos de tiempo mayores a un día se modelan la demanda horario como variable aleatoria y el despacho de generación horario se modela a través de la media durante el mismo periodo. Esto ultimo parece tener sentido pues para una día el despacho de generación se conoce plenamente.

Las variables independientes de la base de datos son los flujos de potencia activa y reactiva a través de las líneas. La variable dependiente es el parámetro de cargabilidad máximo dadas unas condiciones de operación.

Hasta este momento los principales problemas que se tienen son el dimensionamiento de la base de datos, pues su consolidación requiere tiempo computacional significativo, además de que a medida que aumenta el tamaño del sistema de potencia este tiempo puede llegar a ser inaceptable. La solución parcial que se propuso para este problema fue desarrollar una metodología para selección de nodos críticos a partir de un análisis de sensibilidad, sin embargo esta solución se considera parcial, pues el dimensionamiento de la red neuro-difusa crece exponencialmente a medida que se aumentan el numero de variables de entrada.

El procedimiento descrito anteriormente se debe realizar para diferentes topologías del sistema, siendo estas determinadas por las contingencias más críticas del sistema. De manera que finalmente se van a tener n redes neuro difusas, donde cada i -ésima red corresponde a una topología diferente del sistema determinada por el periodo de la curva de demanda t su correspondiente despacho. La escogencia del número de periodos será dictaminada por el número de periodos en los que se puede dividir la curva de demanda sin perder mucha precisión. Finalmente se tendrá un modelo neuro-difuso cuyas entradas señalaran una condición de operación de la red y cuya salida señala el parámetro de cargabilidad máximo de dicha condición de operación.

La figura 1.3.1 muestra un diagrama de la solución propuesta.

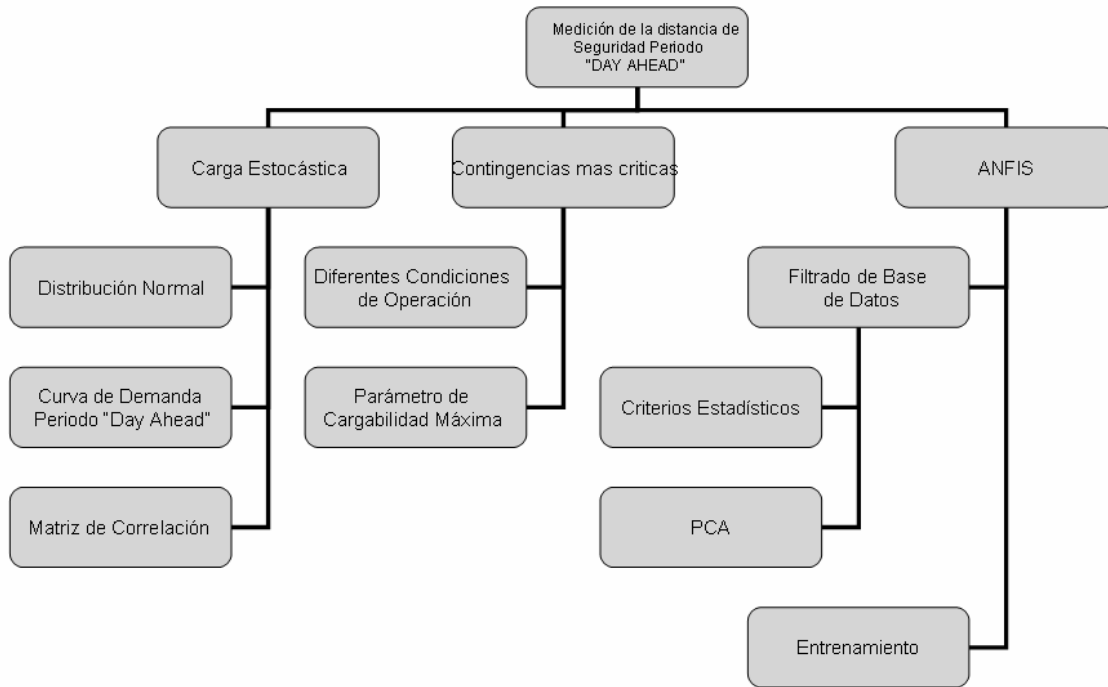


Figura 1.3.1 Descripción de la solución propuesta.

2 COLAPSO DE VOLTAJE

2.1 PROBLEMA

El colapso de voltaje es un fenómeno de los sistemas de potencia relativamente reciente en torno al cual se ha aumentado la preocupación como consecuencia de los recientes eventos relacionados con este fenómeno como los apagones en grandes ciudades tales como Tokio y Nueva York. Este fenómeno se caracteriza por la pérdida de control sobre los niveles de voltaje en un sistema de potencia. Frecuentemente la caída de voltaje es bastante lenta lo cual no le permite al operador del sistema percibir síntomas de un inminente colapso. Todos los mecanismos relacionados con este fenómeno aun no han sido plenamente identificados sin embargo se sabe que la inestabilidad de voltaje ocurre cuando el sistema opera bajo condiciones de estrés. La frecuencia de estos fenómenos a aumentado en parte como consecuencia de las recientes políticas regulatorias concernientes a aspectos económicos y ambientales principalmente, pues están han impuesto un lastre a la expansión de los actuales sistemas de potencia perdiendo de esta forma habilidad para suplir de forma segura y económica la demanda pronosticada para los próximos años.

Hablando específicamente del caso del power grid de los Estados Unidos, la agencia de información energética (EIA) estima que la demanda de energía eléctrica actualmente crece a una tasa promedio de entre el 1.3% y el 1.9%, que a pesar de ser una tasa baja, en comparación con las tasas de crecimiento históricas, impone requerimientos al power grid actual que llevarían al sistema a operar bajo de condiciones de estrés. Esto, como consecuencia de que actualmente existe una posición renuente ha expandir la capacidad de generación y de transmisión situación que se ve agravada por el cierre de algunas plantas de generación en especial plantas viejas de carbón y nucleares en concordancia con las actuales políticas regulatorias ambientales.

Además de los problemas citados previamente la importación y exportación de energía eléctrica a través de la red de transmisión ha traído consigo otros inconvenientes. Debido a la alta complejidad de la red y del uso que se le ha venido dando, para el cual no fue diseñada, el monitoreo y control de su operación han aumentado su dificultad. Por otro lado el 40% de la potencia generada es vendida a otros generadores, de manera que en los últimos años las transferencias entre generadores se han duplicado haciendo necesaria la expansión del sistema de transmisión. Entorno a la necesidad de expansión del sistema de transmisión se han sentido políticas que regulan los niveles del campo eléctrico y magnético alrededor de las líneas de transmisión imponiendo de esta manera serias barreras a la expansión del sistema de transmisión. Estas restricciones no solo causan que el sistema opere de forma relativamente insegura sino que trae consigo una cantidad de costos asociados a interrupciones además del valor agregado de la importación de energía eléctrica asociada a estos eventos indeseados y a la incapacidad de las áreas de suplir su demanda con su propia generación.

2.2 MECANISMOS DEL COLAPSO DE VOLTAJE

En muchos de los eventos de colapso sobre los que se tiene conocimiento, el voltaje en los diferentes buses del sistema decae gradualmente mientras la demanda aumenta hasta alcanzar un punto crítico en el que cualquier pequeño cambio en la demanda lleva a un cambio brusco en el voltaje, hasta que el sistema no esta en capacidad de suplir la demanda: este punto crítico es conocido como el punto de máxima transferencia de potencia (PMPT).

Aunque el fenómeno de colapso de voltaje es bastante complejo, sus mecanismos se pueden analizar a través del estudio de los perfiles de voltaje para diferentes situaciones de carga, lo cual es realizado a través de las curvas PV. Las curvas PV son unas curvas en las que el voltaje

en los diferentes buses es graficado en función de la potencia activa del sistema. Matemáticamente hablando, las curvas PV no son una función pues son multivaluadas, es decir a cada potencia activa le asigna dos voltajes. Lo anterior se puede ilustrar para la situación de carga cero, la cual se puede dar a través de un circuito abierto, es decir corriente cero o a través de un corto circuito, es decir voltaje cero, sin embargo la curva PV es considerada como una función ya que la parte inferior de la misma en muy raras ocasiones ocurre pues los niveles de voltaje asociados a las diferentes demandas no llega a ser tan bajos. Como se muestra en la figura 1.

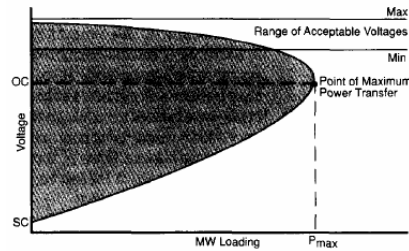


Figura 2.2.1 Ejemplo de curva PV. [10]

Un mecanismo comúnmente utilizado para controlar el comportamiento de voltaje son los bancos de potencia reactiva, cuya acción consiste en aumentar los niveles de voltaje disminuyendo la magnitud de la potencia compleja, lo cual también trae consigo el desplazamiento del punto de máxima transferencia de potencia a un nivel mayor de demanda de potencia activa. Esto se ilustra en la figura 2.2.4.

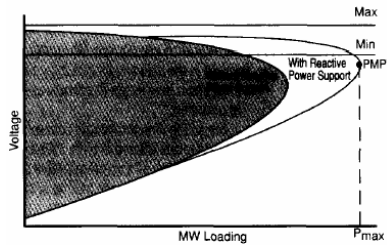


Figura 2.2.2 Curva PV con compensación potencia reactiva. [10]

Sin embargo este tipo de mecanismo de alivio al problema, genera un sensación de pseudo seguridad pues como muestra la figura 2. el cambio en el voltaje en cercanía al punto de máxima transferencia de potencia en respuesta a un cambio en la demanda es mínimo, de manera que cuando ya el operador del sistema perciba la inminente ocurrencia del evento, las acciones remediales no tienen ningún efecto, pues la detección de la condición solo se permite en el entorno cercano del punto crítico.

Otro elemento importante en los mecanismos del fenómeno de colapso de voltaje son las características de la carga, cuya distribución típica es una mezcla entre carga industrial y carga residencial, cuyas proporciones son determinantes para la medición de la seguridad de voltaje del sistema. La carga industrial se caracteriza por un factor de potencia bajo, como consecuencia de la gran cantidad de motores, quienes demandan mayor cantidad de corriente a medida que el voltaje disminuye. Cuando el aumento de la corriente se da a una tasa mayor que la caída del voltaje entonces resulta un aumento de la potencia de la carga a medida que el voltaje cae, que finalmente puede llevar al sistema al punto crítico. La carga residencial es básicamente resistiva lo cual hace que a medida que el voltaje disminuye la potencia activa y reactiva demandan también disminuye, de manera que este tipo de carga impone medidas auto correctivas al problema de la caída del voltaje. De manera que finalmente la proporción de las cargas

industriales y residenciales desempeñan un papel importante en la ocurrencia del fenómeno, pues si la proporción de estas logra balancearse a través de la medida auto correctiva de la carga residencial, la tendencia será la estabilización del sistema; sin embargo en los sistemas de potencia reales la carga industrial tiene una proporción importante que hace que en la mayoría de los casos la caída de voltaje lleve al sistema hacia el colapso del voltaje.

El uso de transformadores con tap variable (ULTC) para mantener niveles de voltaje en el secundario ajustando el tap automáticamente puede llevar al sistema al colapso de voltaje. Cuando el voltaje del lado de transmisión cae es decir en el primario del transformador, este ajusta el tap de manera que mantenga los niveles de voltaje nominales en el secundario. Esta acción tiende a mantener la carga residencial en niveles altos de demanda mientras afecta de forma poco significativa la carga industrial. Mientras la demanda se mantenga alta el sistema de transmisión debe suplir mayor corriente a la carga, como consecuencia del bajo voltaje en el lado de la transmisión, aumentando de esta forma las pérdidas que a su vez inducen la continuación de la caída de voltaje. En el caso de que los transformadores continúen ajustando para mantener el nivel de voltaje en el secundario a medida que el voltaje en el lado de alta continúa cayendo los transformadores se acercan a su límite de capacidad, en este punto el voltaje en el lado de la demanda comienza a caer llevando el sistema a un evento de colapso de voltaje.

2.3 IDENTIFICACIÓN

En la mayoría de los casos cuando el voltaje alcanza el punto en el que comienza a caer rápidamente las acciones correctivas son lentas e inefectivas para alcanzar a evitar el colapso. Es por esto que las investigaciones se han enfocado en predecir la ocurrencia del colapso encontrando estimadores de la cercanía al punto de máxima transferencia de potencia o punto crítico. A continuación se presentan tres tipos de indicadores basados en la curva PV.

La sensibilidad del voltaje a cambios en la demanda de potencia activa, que puede ser vista como la pendiente de la curva PV para diferentes demandas. La motivación para este indicador viene directamente de la curva PV, que muestra que cuando el sistema está lejos del punto de crítico las variaciones de voltaje a variaciones de la carga son mínimas y a medida que se acerca al punto crítico estas se hacen mucho mayores. La extensión de esta medida a todo un sistema de potencia, implica calcular el indicador para cada uno de los buses, de manera que el operador del sistema puede a partir del indicador aislar regiones cuyo parámetro de sensibilidad sea alto, es decir regiones más propensas a sufrir un evento de colapso de voltaje.

Otro indicador un poco más preciso es una medida de la distancia entre el punto de operación actual y la superficie del punto máximo de transferencia de potencia. Como este indicador relaciona los voltajes del todo el sistema con la potencia activa y reactiva del mismo provee información importante con fines correctivos, pues permite saber las cantidades de potencia requeridas si el sistema está operando muy cerca de la superficie crítica.

El tercer indicador propuesto es un indicador de energía, cuyo principio es la diferencia de energía total asociada a cada punto de operación del sistema. Haciendo referencia nuevamente a la curva PV se tiene que cada nivel de demanda tiene asociado dos voltajes, donde el superior es el voltaje de operación estable (SOP) y el inferior es el voltaje de operación inestable (UOP). El punto crítico ocurre en el momento en que la diferencia de energía asociada con estos dos puntos dada una demanda es igual a cero. La extensión a todo un sistema de potencia se realiza encontrando esta diferencia de energía para todos los buses, de donde se tiene que el indicador del sistema es el rápido decrecimiento de la diferencia de energía entre el voltaje de operación estable y el voltaje de operación inestable. La figura 3 ilustra los tres indicadores propuestos asociados con las curvas PV.

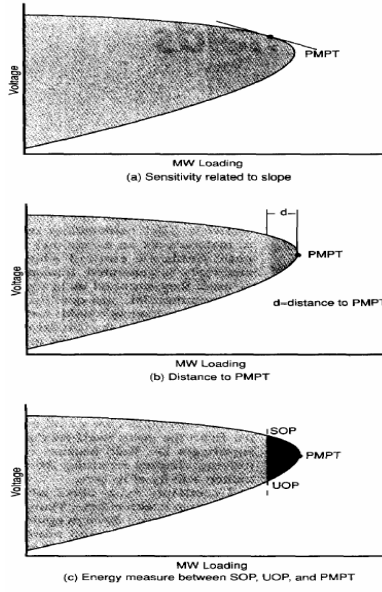


Figura 2.3.1 Indicadores de colapso de voltaje. [10]

3 FLUJO DE CARGA CONTINUADO

3.1 DEFINICIÓN

Debido a la dificultad impuesta por el flujo de carga convencional al presentar una matriz del jacobiano singular en el límite de la estabilidad de voltaje de estado estable surgió la necesidad de desarrollar una herramienta que permitiese dar solución al flujo de carga en el entorno de la inestabilidad de voltaje. El flujo de carga continuado es una herramienta que soluciona el problema del flujo de carga con modificaciones en el planteamiento tradicional de problema evitando la singularidad del jacobiano.

Para el flujo de carga continuado se hace un replanteamiento del problema incluyendo dentro de las ecuaciones de carga un parámetro de carga que permite encontrar el flujo de carga para diferentes escenarios de carga desde el caso base hasta el punto de colapso de voltaje. El flujo de carga continuado se basa en un esquema de predicción y corrección para encontrar la trayectoria solución a un conjunto de ecuaciones de carga que han sido reformuladas para induir un parámetro de carga. Este parte de una aproximación inicial obtenida del flujo de carga convencional y moviéndose en la dirección de la tangente en el punto de solución actual una magnitud señalada por el predictor estima la próxima solución, que corresponde a un valor diferente del parámetro de carga. Posteriormente vuelve a calcular el flujo de carga convencional con una modificación menor para corregir la solución propuesta por el predictor. Este procedimiento continúa hasta que el vector tangente es cero, encontrando de esta forma el punto de colapso de voltaje.

Esta herramienta resulta útil para el estudio de estabilidad de voltaje pues no solo proporciona el punto de colapso de voltaje sino que proporciona una serie de condiciones intermedias útiles para el análisis de la estabilidad de voltaje del sistema y la debilidad de áreas del mismo.

3.2 REFORMULACIÓN DEL PROBLEMA DEL FLUJO DE CARGA

La reformulación del problema del flujo de carga implica induir un parámetro de carga en las ecuaciones del flujo de carga convencional. Este parámetro de carga es un escalar entre cero y un valor máximo llamado parámetro de carga crítico. Donde $\lambda = 0$ corresponde al caso base y $\lambda_{critico}$ corresponde a la carga crítica.

$$0 < \lambda < \lambda_{critico}$$

Del problema de flujo de carga convencional tenemos que la solución del flujo de carga viene dada por la solución al siguiente sistema de ecuaciones:

$$P_{Gi} - P_{Li} - P_{Ti} = \sum_{j=1}^n V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j - v_{ij}) = 0 \quad (1)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Li} - Q_{Ti} = \sum_{j=1}^n V_i V_j \text{sen}(\delta_i - \delta_j - v_{ij}) = 0 \quad (2)$$

$i=1, 2, 3\dots n$. Donde n es el número de buses del sistema, P_{Ti} y Q_{Ti} , P_{Gi} y Q_{Gi} y P_{Li} y Q_{Li} son las potencias activa y reactiva inyectadas, generadas y de carga en cada uno de los buses del sistema respectivamente.

Para simular un cambio en la carga los términos P_{Li} y Q_{Li} son divididos en dos partes, una que representa su valor en el caso base y la otra que varía de acuerdo al parámetro de carga. La expresión paramétrica de la potencia activa y reactiva de carga viene dada por las siguientes ecuaciones:

$$P_{Li} = P_{Li0} + \lambda(k_{Li}S_{\Delta base} \cos \phi) \quad (3)$$

$$Q_{Li} = Q_{Li0} + \lambda(k_{Li}S_{\Delta base} \sin \phi) \quad (4)$$

Donde, P_{Li0} y Q_{Li0} son la potencia activa y reactiva del caso base, k_{Li} es la tasa de cambio de la carga en el bus i a medida que λ cambia, S_{base} es una potencia aparente utilizada como factor de escalamiento de λ y ϕ es el ángulo del cambio en la carga.

Sustituyendo (3) y (4) en (1) y (2) respectivamente tenemos que el problema del flujo de carga modificado consiste en dar solución al sistema de ecuaciones dado por:

$$P_{Gi} - P_{Li0} - \lambda(k_{Li}S_{\Delta base} \cos \phi) - P_{Ti} = 0 \quad (5)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Li0} - \lambda(k_{Li}S_{\Delta base} \sin \phi) - Q_{Ti} = 0 \quad (6)$$

Suponiendo que no tenemos cambio en la generación de potencia activa y de potencia reactiva, pues también se puede incluir un cambio en la potencia generada de forma análoga al cambio en la carga.

3.3 ALGORITMO DE PREDICCIÓN Y CORRECCIÓN

El problema a solucionar se reduce a aplicar un algoritmo continuado al sistema de ecuaciones de (6) que es reformulado en (7). Donde δ es el vector de fases de los voltajes en todos los buses, V es el vector de magnitud del voltaje en todos los buses y λ es el parámetro de carga.

$$F(\delta, v, \lambda) = 0 \quad (7)$$

Para solucionar este problema el algoritmo continuado parte de una solución inicial dada por la solución del flujo de carga convencional, correspondiente a λ igual a cero.

El algoritmo de predicción calcula un vector tangente al punto de la solución inicial. Para calcular el vector tangente se toman las derivadas en ambos lados de la ecuación de flujo de carga (7):

$$d[F(\delta, V, \lambda)] = F_{\delta}d\delta + F_VdV + F_{\lambda}d\lambda = \begin{bmatrix} F_{\delta} & F_V & F_{\lambda} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\delta \\ dV \\ d\lambda \end{bmatrix} = 0 \quad (8)$$

Donde se tiene una matriz de derivadas parciales, formada por la matriz del jacobiano y un vector F_λ , y el vector tangente. Sin embargo la solución a este problema no es única pues se tienen más incógnitas que ecuaciones. La propuesta del algoritmo de predicción es asignar un valor diferente de cero a alguna de las variables, denominada parámetro continuado, y que puede ser cualquier de las incógnitas, sin embargo su escogencia no puede ser arbitraria, como se señala mas adelante. De manera que el problema de calcular la tangente se replantea de la siguiente forma:

$$d[F(\delta, V, \lambda)] = F_\delta d\delta + F_V dV + F_\lambda d\lambda = \begin{bmatrix} F_\delta & F_V & F_\lambda \\ & e_k & \end{bmatrix} [t] = \begin{bmatrix} 0 \\ \pm 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Donde, $t = \begin{bmatrix} d\delta \\ dV \\ d\lambda \end{bmatrix}$, $t_k = \pm 1$ y e_k es un vector de ceros excepto en el elemento k, donde es 1.

El signo del parámetro continuado depende de cómo este cambiando este parámetro en la solución continuada, si aumenta toma un valor de 1 y si decrece toma un valor de -1 a medida que se traza la trayectoria solución.

Una vez encontrado el vector tangente se calcula la predicción sumando a la solución actual un vector en la dirección del vector tangente cuya magnitud viene dada por un factor del vector tangente que debe permitir que la solución predicha se encuentre dentro del rango de convergencia del corrector.

$$\begin{bmatrix} \delta^* \\ V^* \\ \lambda^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta \\ V \\ \lambda \end{bmatrix} + \sigma \begin{bmatrix} d\delta \\ dV \\ d\lambda \end{bmatrix} \quad (10)$$

3.4 PARÁMETRO CONTINUADO

El parámetro continuado corresponde a la variable de estado con mayor tasa de cambio en cercanía a la solución dada o expresado de otra forma la variable de estado con mayor componente tangencial. En el caso de un sistema de potencia el parámetro de carga λ es la variable de estado que generalmente tiene la mayor componente tangencial en el caso base, sobre todo bajo condiciones de carga ligera, pues los cambios voltajes y ángulos son mínimos. Sin embargo en cercanía del punto crítico los voltajes y ángulos sufren cambios significativos mientras el parámetro de carga sufre variaciones mínimas lo que hace que alguno de los voltajes o ángulos sea el nuevo parámetro continuado. Por lo tanto el parámetro continuado se debe reevaluar en cada aumento de carga y una forma adecuada de hacerlo es utilizando la siguiente expresión:

$$x_k : |t_k| = \max\{|t_1|, |t_2|, \dots, |t_m|\} \quad (11)$$

Donde m es el número de variables de estado y k es la posición en el vector tangente de la componente con mayor tasa de cambio en la predicción actual.

3.5 PUNTO CRÍTICO

El punto crítico se alcanza cuando el parámetro λ alcanza su valor máximo y comienza a disminuir, lo cual significa que el vector tangente es cero en el punto crítico y negativo después del punto crítico. De manera que dentro del algoritmo, una vez hecha la predicción se analiza el signo del cambio en el parámetro λ como indicador de que el punto crítico ya fue sobrepasado.

4 SISTEMAS DE INFERENCIA DIFUSA

4.1 MÚLTIPLES REGLAS CON MÚLTIPLES ANTECEDENTES

El problema de múltiples reglas con múltiples antecedentes y una sola consecuencia es el problema a solucionar por los modelos de inferencia difuso. Por esto a continuación se plantea el problema de forma general:

Premisa 1 (hecho)	x es A' y y es B'
Premisa 2 (regla 1)	Si x es A ₁ y y es B ₁ entonces z es C ₁
Premisa 3 (regla 2)	Si x es A ₂ y y es B ₂ entonces z es C ₂
Consecuencia	z es C'

Utilizando el procedimiento de razonamiento difuso como procedimiento de inferencia de la consecuencia de las premisas dadas se tiene:

$$C' = (A \times B') \circ (R_1 \cup R_2) = [(A \times B') \circ R_1] \cup [(A \times B') \circ R_2] = C'_1 \cup C'_2 \quad (23)$$

Este razonamiento se ilustra de forma gráfica en la figura 5.

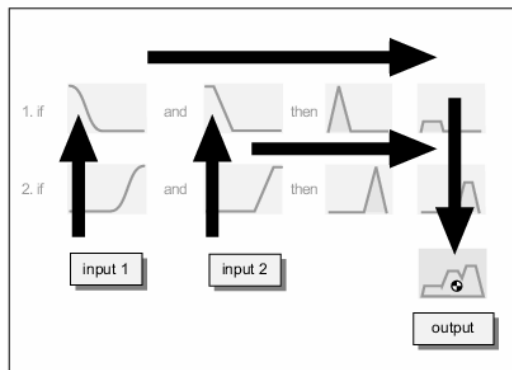


Figura 4.1.1 Esquema de procedimiento de razonamiento difuso para múltiples reglas con múltiples antecedentes.

4.1.1 MODELO DIFUSO TIPO MANDAMI

El sistema de inferencia difuso Mandami es un tipo de sistema de inferencia difuso en el que los conjuntos difusos de las consecuencias de cada regla son combinadas a través de un operador de agregación para encontrar el conjunto difuso de la consecuencia resultante de las premisas dadas y posteriormente es sometido a un proceso de desfuzificación.

El sistema de inferencia tipo Mandami recibe un vector de premisas como variables de entrada, donde cada componente del vector corresponde al valor asignado a una de las variables lingüísticas de entrada del modelo, de manera que la dimensión del vector es igual al número de variables lingüísticas premisas que tenga el modelo. Para cada regla se evalúa el grado de pertenencia de la entrada a su correspondiente variable lingüística. De manera que para cada regla se tiene un conjunto de grados de pertenencia asociados a cada una de las premisas de la regla. Utilizando una norma T, como el mínimo o el producto entre muchas otras, se obtiene el

“firing strength” correspondiente a dicha regla. Este valor es operado sobre la función de pertenencia de la consecuencia de dicha regla asignándole a los elementos que pertenecen al corte con alfa igual al “firing strength” el valor del “firing strength”. El procedimiento anterior se realiza de forma simultánea para las múltiples reglas, teniendo finalmente un conjunto de funciones de pertenencia modificadas de las consecuencias, que a través de una conorma T utilizada como operador de agregación son agregadas obteniendo la consecuencia correspondiente a las entradas dadas al sistema. Finalmente esta consecuencia es desfuzificada para tener un valor “crisp” de la consecuencia de las entradas.

La figura 4.1.2 muestra el procedimiento utilizado en un sistema de inferencia mandami utilizando los operadores min-max y product-max.

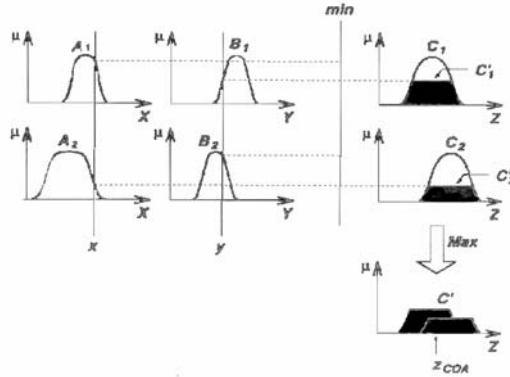


Figura 4.1.2 Sistema de inferencia Mandami con operador max-min. [17]

El método escogido para la desfuzificación depende de la aplicación requerida y de la adaptación de los mismos al modelo, es decir algunos funcionan mejor pues son mas sensibles a los cambios en las entradas del modelo, mientras otros no sufren mayores cambios respecto a cambios en las entradas, de manera que la escogencia del método de desfuzificación depende del modelo, de la aplicación requerida y de los recursos computacionales que se tengan. A continuación se presentan los métodos más comunes de desfuzificación:

Centroide

$$z_{COA} = \frac{\int_Z \mu_A(z) \cdot z \cdot dz}{\int_Z \mu_A(z) \cdot dz}$$

Bisector de área

$$\int_{\alpha}^{z_{BOA}} \mu_A(z) \cdot dz = \int_{z_{BOA}}^{\beta} \mu_A(z) \cdot dz$$

Promedio de máximos

$$z_{MOM} = \frac{\int_{Z'} z dz}{\int_{Z'} dz}; Z' = \{z | \mu_A(z) = \mu^*\}$$

El mínimo de los máximos

$$z_{SOM} = \min(Z') = \min(\{z | \mu_A(z) = \mu^*\})$$

El máximo de los máximos

$$z_{LOM} = \max(Z') = \max(\{z | \mu_A(z) = \mu^*\})$$

La figura 4.1.3. Ilustra el resultado obtenido para dada una entrada para los diferentes métodos de desfuzificación:

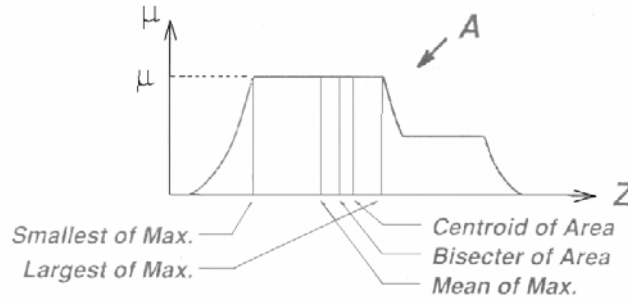


Figura 4.1.3 Esquemas de defuzificación para obtener una salida crisp.[16]

4.1.2 MODELO DIFUSO TIPO SUGENO

A diferencia del modelo difuso Mamdani las reglas en el modelo Sugeno son funciones crisp de las entradas que generalmente son polinomiales. El procedimiento inicial es análogo al utilizado por el modelo Mamdani sin embargo el proceso de defuzificación se introduce en las consecuencias de las reglas donde según las entradas se asigna el valor correspondiente $f(x)$, donde x es el vector de entradas. Este procedimiento se realiza de forma simultánea en todas las reglas obteniendo de esta forma un conjunto de valores correspondientes a la consecuencia de cada una de las reglas, dado un vector de entrada. Finalmente el modelo Sugeno saca un promedio ponderado con estas salidas donde los pesos de cada salida son dados por el firing strength de su regla correspondiente, que a su vez es obtenido utilizando una T-norma como operador, como por ejemplo el mínimo o el producto. La principal ventaja del modelo difuso Sugeno sobre el Mamdani es el ahorro en recursos computacionales consumidos en el proceso de defuzificación. Sin embargo esta simplificación podría venir ligada con pérdida en el significado lingüístico de las funciones de pertenencia a menos de que la suma de los pesos sea cercana a uno.

La figura 8. muestra el procedimiento de inferencia utilizada por un sistema de inferencia tipo Sugeno.

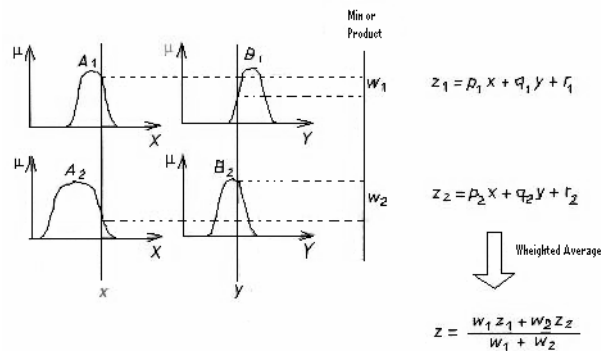


Figura 4.1.4 Sistema de inferencia tipo Sugeno de primer orden.[16]

4.2 ELEMENTOS BÁSICOS DE LAS REDES NEURONALES

4.2.1 PERCEPTRÓN

Una red adaptativa es una red compuesta de un conjunto de nodos conectados a través de vínculos direccionados. Cada nodo representa una unidad de procesamiento y los vínculos entre ellos especificación la relación de causalidad entre los nodos conectados. El resto de partes de un nodo son adaptativas, es decir la salida del nodo depende un conjunto de parámetros modificables a través de reglas de aprendizaje, estando sujeta esta modificación a la minimización de un error preestablecido. Hay dos tipos principales de redes adaptativas las recurrentes y las retroalimentadas, las primeras permiten que algunos enlaces partan de capas superiores a capas inferiores de la red mientras las segundas solo permiten vínculos provenientes de capas inferiores hacia capas superiores.

La neurona perceptrón simple es la unidad fundamental de una red adaptativa, es un clasificador binario que mapea una entrada x a un valor de salida $f(x)$ calculado de la siguiente forma:

$$y = f(w, x) = f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_i\right), x_0 \equiv 1 \quad (24)$$

Donde w es un vector de pesos, x es la entrada y f es una función de activación generalmente es considerada como una función escalón unitario, una función signo, una función sigmoidea o la función tangente hiperbólica. Sin embargo una neurona perceptrón simple no es muy útil por su limitada capacidad de mapeo, sin importar el tipo de función de activación utilizada el perceptrón solo tiene habilidad para representar funciones del tipo S. La figura 5.1.1 presenta la arquitectura de un perceptrón simple:

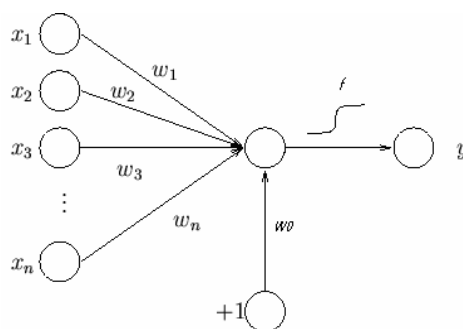


Figura 4.2.1 Arquitectura de un perceptrón simple.

Sin embargo, esta neurona al ser una unidad fundamental puede ser utilizada para formar estructuras más prácticas y con mayor rango de aplicabilidad, conocidas como perceptrón multicapas. Este tipo de red generalmente está compuesta por tres tipos de capas, la capa de entrada, las capas escondidas y la capa de salida. Estas son redes supervisadas ya que requieren una respuesta deseada u objetivo para ser entrenadas pues la adaptación de los parámetros de los nodos busca cumplir el objetivo de minimizar el error entre la salida de la red y la salida deseada. El peso asociado a cada enlace es una medida de la intensidad con que un nodo influye sobre otro, lo que implica que si el peso del enlace es positivo y grande la influencia es fuerte y si es negativo y pequeño corresponde a una inhibición poco significativa. A través de la función de activación cada nodo combina las señales recibidas de todos los nodos de la capa

inmediatamente anterior arrojando respuesta global que al ser multiplicada por el siguiente peso determina su influencia sobre cada uno de los nodos de la siguiente capa.

La figura 5.1.2 presenta la estructura general de un perceptrón multicapa:

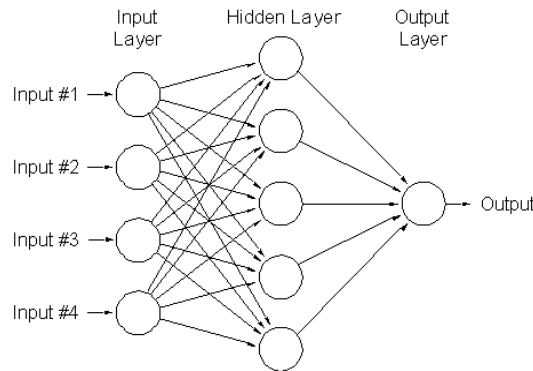


Figura 4.2.2 Estructura general de un perceptrón multicapa.

4.2.2 ALGORITMO DE APRENDIZAJE DE RETROPROPAGACIÓN

Un algoritmo de aprendizaje es un procedimiento para modificar los pesos y puntos y los niveles de sesgo (bias) de una red. Este procedimiento es aplicado para entrenar la red para que desempeñe determinada función. En aprendizaje supervisado la regla de aprendizaje la proveen un conjunto de datos de entrenamiento los cuales son un conjunto de pares donde el primer elemento corresponde a las entradas de la red y el segundo a la salida objetivo, que se quiere llegar a reproducir con la red dada dicha entradas. Los algoritmos de aprendizaje se diferencia entre si por la forma como actualizan los pesos y los niveles de sesgo siendo el mas utilizado el algoritmo de retropropagación.

Lo primero que hace el algoritmo de aprendizaje es inicializar la red neuronal escogiendo los pesos y umbrales. Dada una entrada se calcula la salida de cada uno de los nodos y se encuentra el vector gradiente del error, que señala la dirección de máximo crecimiento del error cuyo inverso aditivo señalaría entonces la máxima dirección de decrecimiento del error.

Si el nodo pertenece a la capa de salida entonces el vector gradiente viene dado por:

$$e_i = -2(d_i - x_i)x_i(1 - x_i) \quad (25)$$

Si el nodo pertenece a las capas intermedias entonces el vector gradiente viene dado por:

$$e_i = x_i(1 - x_i) \sum_{j,i < j} e_j w_{ij} \quad (26)$$

Donde w_{ij} es el peso del vínculo entre el nodo i y el nodo j .

Después según el modo de entrenamiento se calcula la actualización de los pesos, esta se puede ser online o patrón a patrón que implica actualización de pesos después de cada dato de entrenamiento, o offline o por lotes que implica actualización después de que han pasado todos los datos de entrenamiento, es decir después de un época. A continuación se presentan las actualizaciones de los pesos según el método utilizado:

$$\begin{array}{cc}
 \text{Online} & \text{Offline} \\
 \Delta w_{ki} = -ne_i x_k \quad (27) & \Delta w_{ki} = -n \sum_p \frac{\partial^+ E_p}{\partial w_{ik}} = -\eta \nabla_w E, E = \sum_p E_p, E_p = \sum_k (d_k - x_k)^2 \quad (28)
 \end{array}$$

Donde los d_k son las salidas deseadas y x_k es la salida real de la red.

El procedimiento anterior se repite hasta que la norma del vector gradiente alcanza un umbral de gradiente suficientemente pequeño es decir que la norma de la tasa absoluta de cambio en el