

Tratamiento de la señal y Algoritmos de uso actual en Reles Microprocesados

1. Introducción

El concepto de relé de protección ha ido variando con el tiempo y su significado ha ido adquiriendo un nuevo concepto a medida que sus funciones han sido ampliadas y complementadas.

El primer concepto de relé lo vemos asociado a una función básica, que podemos ejemplificar de forma sencilla a través del relé de sobrecorriente, dispositivo que acciona un relé auxiliar cuando el valor de la corriente medida supera un cierto umbral (relé de sobrecorriente instantáneo) o cuando supera este umbral durante un cierto tiempo (relé de sobrecorriente temporizado), pudiendo en este último caso el tiempo depender o no del valor de la corriente medida.

El concepto de relé adquiere un segundo significado, como "sistema de protección", cuando comienza a adquirir varias funciones de protección, por ejemplo, sobrecorriente de

fase, sobrecorriente a tierra, función direccional (ángulo entre fasores tensión y corriente durante la falta), función diferencial (diferencia entre las corrientes de entrada y salida, adecuadamente compensadas, de un equipo, transformador, motor o generador) etc. A éstas se agregan otras funciones, indicación de la medida de corrientes de fase, emisión de señales de arranque, bloqueo del relé por señales externas, cambio de los parámetros de ajuste preseleccionados, etc. Se agregan también señales de comunicación que permiten enviar los valores medidos, por ejemplo de corrientes que circulan por el relé en ese momento o que han sido registradas durante una falta. La señal de comunicación también admite el cambio de los ajustes del relé a distancia.

En esta etapa el relé también puede operar relés auxiliares, que además de comandar la apertura del disyuntor que controlan, tam-

bién operen sobre la bobina de cierre y eventualmente señalicen la posición del mismo.

El tercer concepto de relé, que es en realidad un concepto hacia el cual están tendiendo las funciones del mismo, conduce al relé hacia un sistema de protección inteligente, es decir que pueda decidir las acciones a tomar en base a sus experiencias anteriores, las que le han sido de alguna forma enseñadas, por ejemplo cambiando los tiempos

de actuación cuando interprete que las señales que le llegan están distorsionadas por algún motivo, por ejemplo saturación de los transformadores de corriente.

En este último concepto de relé se incorporan además las funciones completas de comunicación internas de la subestación y su comunicación con los centros de control externos para supervisar y controlar la subestación en su totalidad o en parte.

2. Función de medida en el relé

La figura 1 muestra un esquema de las funciones del relé, donde se destaca el diagrama de bloques de las funciones que

se aplican a la señal medida desde su entrada, hasta el momento en que los datos son entrados al microprocesador.

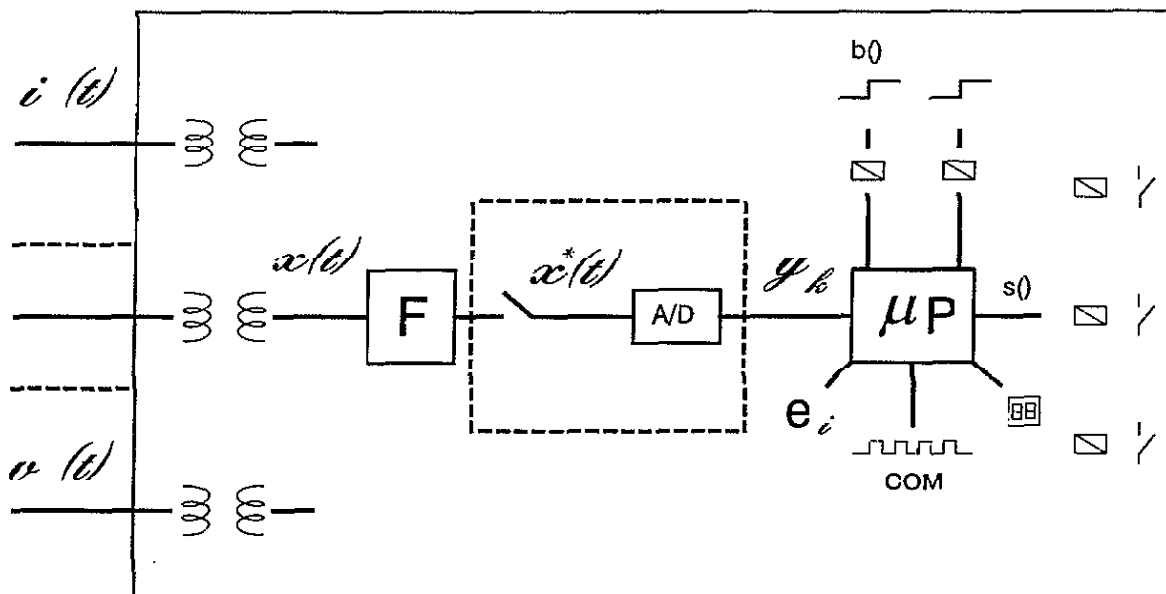


Figura 1

2.1. Circuitos de medida

Las señales de medida de tensión y corriente que alimentan al relé son ingresadas a través de transformadores de tensión y co-

riente que cumplen las funciones de adaptar las señales y de aislar los circuitos internos y externos (la existencia de estos elementos de aislación es exigida por algunas normas por ejemplo la ANSI-IEEE 37.90).

Estos transformadores forman parte del conjunto de circuitos que servirán para asegurar la compatibilidad electromagnética del relé con el entorno en que será instalado, de esta forma podrá ser eliminado el efecto tanto longitudinal como transversal de ondas de alta tensión y alta frecuencia que se han acoplado a través de los conductores de conexión de los circuitos de medida.

La compatibilidad electromagnética también será requerida para el resto del conexionado, fuente, señales etc., siendo los requerimientos diferentes dependiendo de la prioridad o importancia de la función que se desarrolle, protección, medida o comunicación.

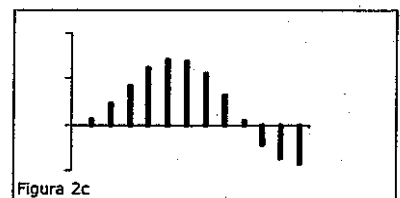
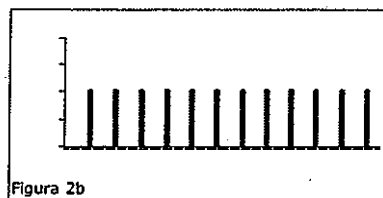
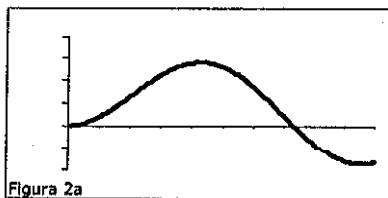
3. Tratamiento de las señales de entrada

3.1. Muestreo de la señal

Una vez transformada la señal se realiza un proceso de muestreo y mantenimiento del valor adquirido, que permitirá la realización de la conversión análogo digital y que los valores generados puedan ser leídos por el microprocesador, de forma que pueda ser leída y procesada por el microprocesador.

Salvo casos especiales se realizará el muestreo utilizando una frecuencia fija, independiente de las variaciones de la frecuencia de la red.

La frecuencia de muestreo y la señal a analizar deben cumplir algunas condiciones que hacen necesario intercalar filtros entre estas etapas, para que la función resultante después del muestreo mantenga la información necesaria.



Si $x(t)$ es la señal de entrada, $x^*(t)$ la señal muestreada y $X(s)$, $X^*(s)$ las respectivas transformadas de Laplace y δ la función impulso de Dirac, la expresión (1) muestra la relación entre estas funciones. T_m es el periodo de muestreo.

En la figura 2^a, 2b y 2c se muestran respectivamente la señal de entrada, el tren de impulsos de muestreo $i(t)$ y la serie de valores muestreados, que pueden expresarse como función del tiempo o del número de la muestra.

(1)

$$x^*(t) = x(t) \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_m) \quad x^*(t) = x(t) i(t) \quad i(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \delta(t - kT_m)$$

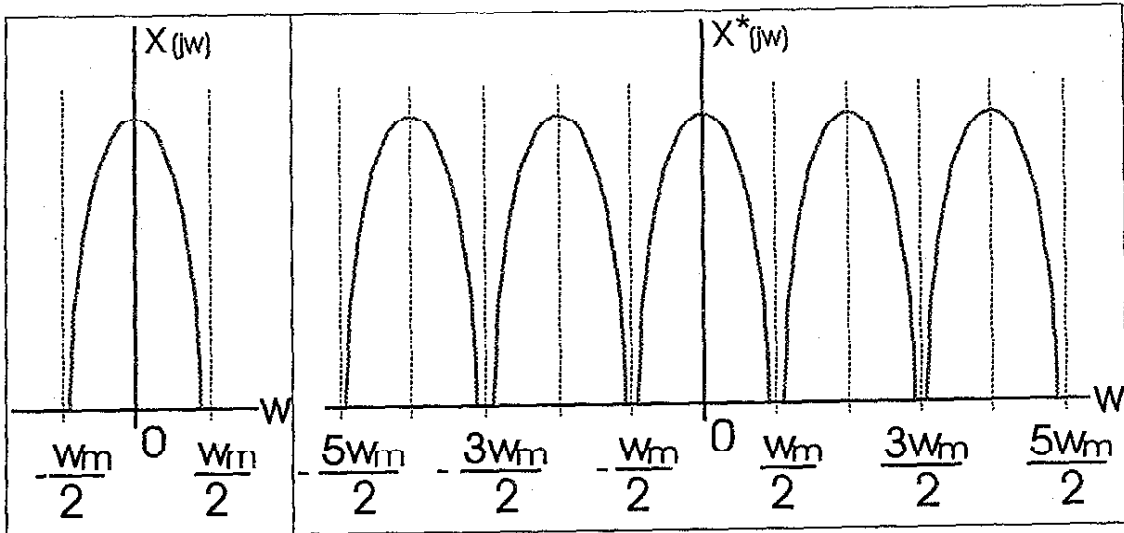


Figura 3 (a)

Figura 3 (b)

3.2. Filtrado de la señal

La transformada de Laplace de $x^*(t)$ puede escribirse de dos formas, (2) y (3).

La expresión (2) la utilizaremos más adelante, la (3) que para funciones $x(t)$ periódicas muestra que $X^*(s)$ es periódica en el plano complejo. $X(j\omega)$ y $X^*(j\omega)$ se representan en las figuras 3a y 3b respectivamente, y se aprecia claramente el efecto del muestreo sobre el espectro de frecuencia de la señal de entrada y deja claro su comportamiento periódico en el plano complejo s [1].

$$(2) \quad X^*(s) = \sum_{k=0}^{\infty} x(kT_m) e^{-kT_m s}$$

$$(3) \quad X^*(s) = \frac{1}{T_m} \sum_{k=0}^{\infty} X(s + jk\omega_m)$$

El comportamiento de $X^*(j\omega)$ es de particular interés y muestra que la señal obtenida por muestreo puede ser reconstruida totalmente si $\omega_m > 2\omega_c$, donde ω_c es la mayor frecuencia que posee la señal de entrada y $\omega_m = 2\pi/T_m$.

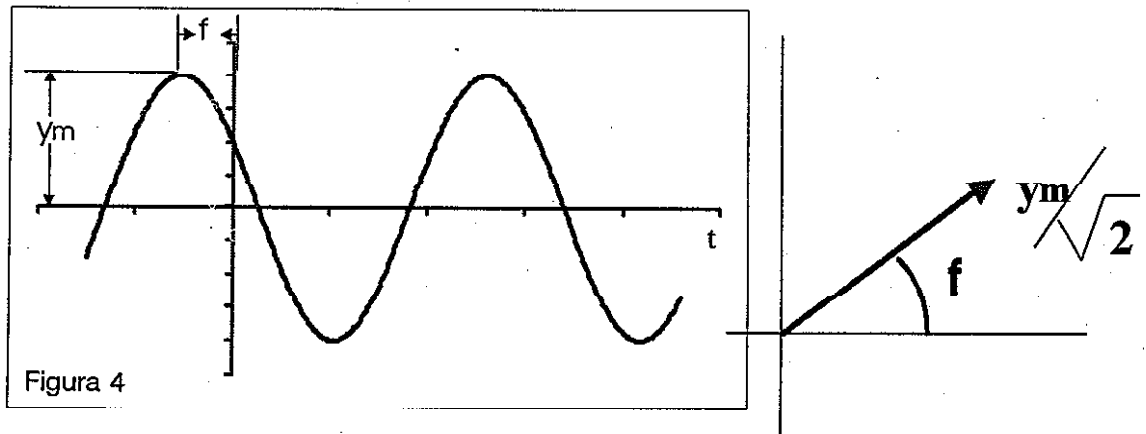
La señal de entrada $x(t)$ puede contener en su espectro en frecuencia valores no nulos para frecuencias mayores que $\omega_m/2$. En consecuencia es necesario filtrar la señal de entrada para que no se pierda información. Estos filtros se denominan filtros "antialiasing", y el criterio de limitar la frecuencia máxima de la señal filtrada a la mitad de la frecuencia de muestreo se denomina criterio de Nyquist. En este caso un simple filtro pasa bajos con frecuencia de corte $\omega_m/2$ es suficiente. Otros tipos de filtros son posibles.

4. Algoritmos

4.1. Cálculo de fasores de frecuencia fundamental

En redes de corriente alterna todos los cálculos se realizan utilizando los valores sinusoidales de las tensiones y corrientes a través de números complejos denominados fasores que representan la función sinusoidal

$x(t)$. Los fasores solamente están definidos si la red se encuentra en estado estacionario, es decir, los fasores no son válidos durante el periodo transitorio. Sin embargo puede recurrirse a una definición de fador durante un periodo transitorio si se establece una ventana temporal, se admite que esta se repite periódicamente y en ella se calcula la componente fundamental de la onda.



Si se toman N muestras durante un periodo y los valores de la muestra son y_k , el fador Y puede obtenerse como

$$(4) \quad Y_c = \sum_{k=1}^N y_k \cos\left(\frac{2k\pi}{N}\right)$$

$$(5) \quad Y_s = \sum_{k=1}^N y_k \sin\left(\frac{2k\pi}{N}\right)$$

$$(6) \quad Y = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{2}{N} (Y_c + jY_s) = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{2}{N} \sum_{k=1}^N y_k e^{jk\theta}$$

La frecuencia de muestreo es Nw , y en consecuencia la señal de entrada deberá ser filtrada a $Nw/2$ por lo expresado anteriormente.

Si el número de muestras es un múltiplo de $N/2$ la expresión anterior (obtenida por la Transformada discreta de Fourier) coincide con la aproximación de mínimos cuadrados calculada cuando la señal contiene ruido blanco.

En ciertas aplicaciones de relés digitales la utilización de ventanas reducidas (menores que un ciclo) son de interés, la expresión anterior es válida aun para medio ciclo si se considera N par.

Si la función de entrada es sinusoidal, partiendo de la expresión compleja para la determinación del fador a partir de los elementos de la muestra

Aplicando el criterio de Nyquist para una entrada sinusoidal de frecuencia w , se obtiene que la frecuencia mínima de muestreo es $3w$.

Como ejemplo sencillo de aplicación de la expresiones (5) y (6) se muestran los valores para el caso de filtros $3w_r$ y $4w_r$, en este segundo caso se evidencia que alcanza con los valores de obtenidos en una ventana de medio ciclo para poder calcular el fador Y. Para relés industriales el valor de N generalmente utilizado es de 12, de modo que para una red de frecuencia 50 Hz se transforma en una frecuencia de muestreo de 600 Hz y en un ángulo de muestreo de 30° .

| TABLA I | | |
|--|--|---|
| $N = 3 \quad \theta = \frac{2\pi}{3}$ | | |
| $\cos(\frac{2\pi}{3} + \varphi)e^{-j2\pi/3}$ | $\frac{\cos \varphi}{4} + \frac{\sqrt{3}}{4} \cos \varphi$ | $-\frac{\sqrt{3}}{4} \cos \varphi + \frac{3}{4} \sin \varphi$ |
| $\cos(\frac{4\pi}{3} + \varphi)e^{-j4\pi/3}$ | $\frac{\cos \varphi}{4} - \frac{\sqrt{3}}{4} \sin \varphi$ | $-\frac{\sqrt{3}}{4} \cos \varphi + \frac{3}{4} \sin \varphi$ |
| $\cos(\frac{6\pi}{3} + \varphi)e^{-j6\pi/3}$ | $\cos \varphi$ | 0 |
| SUMA | $\frac{3}{2} \cos \varphi$ | $\frac{3}{2} \sin \varphi$ |
| $Y = \frac{Y_m}{\sqrt{2}} * (\cos \varphi + j \sin \varphi)$ | | |

| TABLA II | | |
|--|----------------|----------------|
| $N = 4 \quad \theta = \frac{\pi}{2}$ | | |
| $\cos(\frac{\pi}{2} + \varphi)e^{-j\pi/2}$ | 0 | $\sin \varphi$ |
| $\cos(n + \varphi)e^{-jn}$ | $\cos \varphi$ | 0 |
| $\cos(\frac{3\pi}{2} + \varphi)e^{-j3\pi/2}$ | 0 | $\sin \varphi$ |
| $\cos(2\pi + \varphi)e^{-j2\pi}$ | $\cos \varphi$ | 0 |
| $Y = \frac{Y_m}{\sqrt{2}} (\cos \varphi + j \sin \varphi)$ | | |

De la expresión anterior y de los ejemplos de las tablas I y II queda claro que el ángulo del fador que se obtiene corresponde al momento en que se toma la primera de las N muestras. Esta característica ha-

brá que considerarla en cada estimación y en particular cuando se calcule el defasaje entre distintas ondas de tensión y corriente, que es lo que realmente tiene un significado físico importante (figura 5).

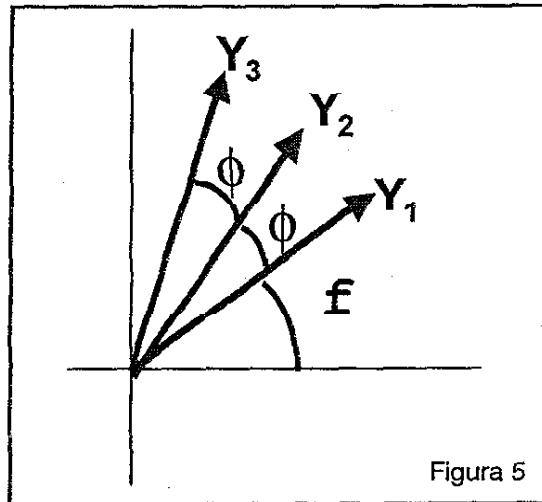


Figura 5

4.1.1. Ejemplo 1

A los efectos de mostrar el andamiento de la estimación del fador se han considerado dos tipos de funciones de entrada, la primera figura (6a) está compuesta por una función sinusoidal que incluye un transitorio rápido correspondiente a una exponencial amortiguada típica del cierre de un circuito RL.

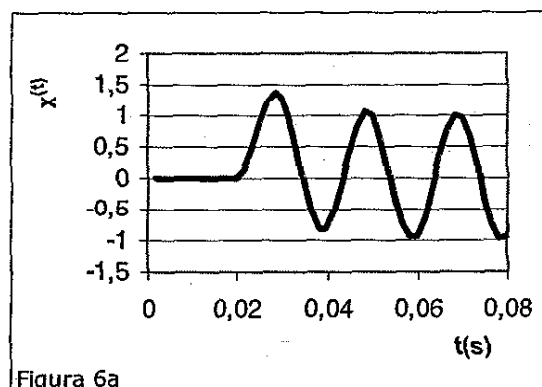


Figura 6a

Las figuras (6b) y (6c) muestran el módulo y el ángulo de la estimación del fador resultado de aplicar FFT.

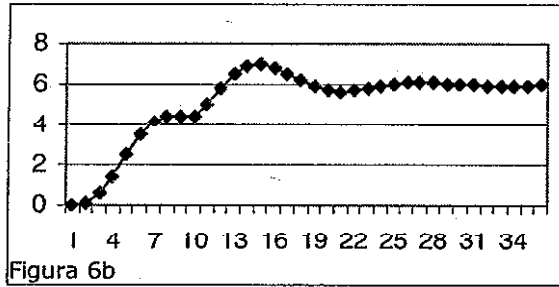


Figura 6b

En la figura (6b) se muestra el módulo del fasor en función del número de la estimación.

Para el cálculo se han utilizado 12 muestras por ciclo, y se alcanza a apreciar una sobre estimación producida por el efecto de la corriente asimétrica de la señal de entrada.

También se percibe una primera zona horizontal debida a la capacidad de estimación del método con la utilización de muestras correspondientes solamente a media onda.

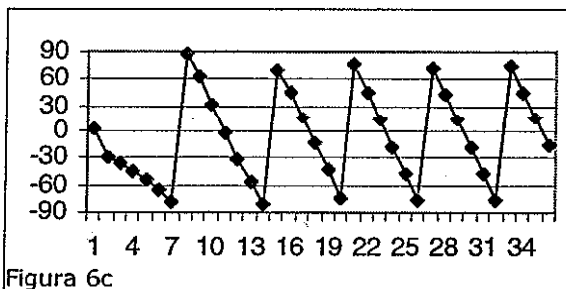


Figura 6c

La figura (6c) muestra el cálculo de la fase, la que varía en forma lineal con cada estimación, al corresponder a la estimación el valor de la fase en el instante que corresponde al primer valor de la muestra.

4.1.2. Ejemplo 2

En el ejemplo siguiente se ha considerado una segunda señal de entrada ficticia figura (7a), que no contiene corriente asimétrica, pero que está compuesta por un tramo de dos ciclos donde ade-

más de la componente fundamental se superpone una componente de segunda armónica.

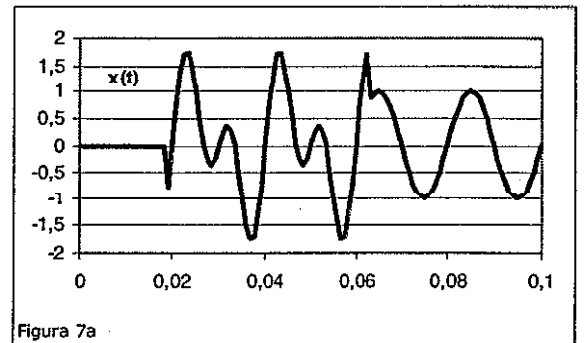


Figura 7a

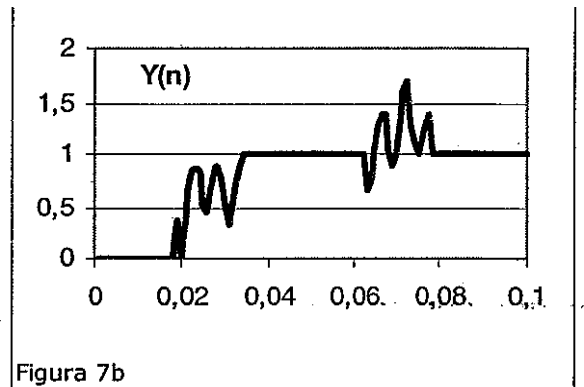


Figura 7b

La figura (7b) muestra el cálculo del módulo del fasor utilizando el mismo método FFT y se puede apreciar que transcurrido los instantes del periodo donde influyen los dos tipos de señales, donde el cálculo del fasor aparece como oscilante, en el resto de las ondas, siendo estacionarias, la estimación es correcta si existe solamente la armónica fundamental o si existe componente de segunda armónica superpuesta.

4.2. Cálculo del fasor de forma recurrente

A los efectos de obtener nueva información con cada nueva muestra puede considerarse una ventana móvil para el cálculo del fasor, de este modo se utilizan las opera-

ciones ejecutadas en la etapa anterior y solamente es necesaria la realización de un cálculo adicional.

El ángulo del fasor que se obtiene de esta forma es el que corresponde al instante de comienzo de la primera muestra. El nuevo fasor calculado, estará defasado respecto al anterior, en un ángulo ϕ , igual al intervalo de muestreo o sea $2\pi/N$.

$$(7) \quad Y(n+1) = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{2}{N} \sum_{k=n+1}^{n+N} y_k e^{-jk\phi} = \frac{\sqrt{2}}{N} (y_{n+N+1} - y_n) e^{j\phi} + Y(n) = Y(n) e^{j\phi} = Y(1) e^{jn\phi}$$

4.3. Respuesta en frecuencia

Si volvemos a la expresión (4), observamos que para calcular los fasores hemos aplicado una transformación a la señal y_k que ha sufrido el proceso de filtrado, muestreo y conversión análogo digital, a partir de la

$$(8) \quad Y(n) = \sum_{k=n}^{n+N} T \{ x_n(k\phi) \delta(n - k\phi) \}$$

Si además de la linealidad se supone que el sistema es invariante es decir si $Y(n)$ es la respuesta a $y(n)$ entonces $Y(n-k)$ es la res-

$$(9) \quad Y(n) = \sum_{k=n}^{n+N} x_n(k\phi) T \{ \delta(n - k\phi) \} = \sum_{k=n}^{n+N} y_k(n) h_k(n - k)$$

En este caso la expresión (9) puede considerarse como la convolución discreta de la función $x^*(t)$ y la función $h(n)$.

Desde este punto de vista la transformada de Laplace total se encontrará como el producto de las transformadas de Laplace de cada una de las funciones que integran la convolución.

$$(10) \quad L(Y(n)) = X^*(s) * h_n(s)$$

Estas expresiones permiten calcular los fasores con un número mínimo de operaciones, debe considerarse además que los productos por números fijo que aparecen en las expresiones de cálculo no se computan en cada caso y que se tienen en cuenta en los valores de ajuste solamente al momento de fijar la inecuación que decidirá la actuación del relé. También deben considerarse cuando se indican en la pantalla del relé los valores medidos o los valores registrados de actuación. (7)

cual, con el algoritmo especificado se calcula el fasor.

Si llamamos T a esta transformación, que actuará sobre el conjunto de N valores que corresponden a la enésima muestra, y de esta forma admitimos que T es lineal. La expresión (4) podrá escribirse como en (8).

puesta a $y(n-k)$, y si $h_k(n)$ es la respuesta al impulso de orden k en la enésima muestra, podemos escribir (9)

$H(s)$, transformada de Laplace de $h(n)$ puede considerarse como un filtro que se aplica a la señal de muestreada $x^*(t)$

El estudio de $H_n(j\omega)$ nos permitirá evaluar la respuesta en frecuencia del filtro que estamos utilizando.

4.4. Filtros sinusoidales a frecuencia fundamental

Visto desde este punto de vista el cálculo del fasor ha sido realizado utilizando un filtro sinusoidal, que responde a una exponencial compleja.

De esta forma $h_n(s)$ puede considerarse como la función de transferencia para una entrada muestreada y su evaluación para $s=j\omega$ nos indicará la respuesta en función de la frecuencia. El filtro complejo puede considerarse como dos filtros reales, uno que nos permite calcular la parte real y otro la parte imaginaria del fasor. Estos serán un filtro tipo seno y un filtro tipo coseno respectivamente.

Las expresiones calculadas una ventana de muestra de un ciclo para las funciones coseno y seno respectivamente corresponde a las expresiones (11) y (12)

$$(11) \quad h(s) = \frac{\omega_r s}{s^2 + \omega_r^2} (1 - e^{T_m s})$$

$$(12) \quad h(s) = \frac{\omega_r^2 s}{s^2 + \omega_r^2} (1 - e^{T_m s})$$

La respuesta no es equivalente para los dos tipos de filtros, si bien ambos filtran completamente las frecuencias armónicas. La figura (8) muestra el módulo de los filtros seno y coseno en función de la frecuencia.

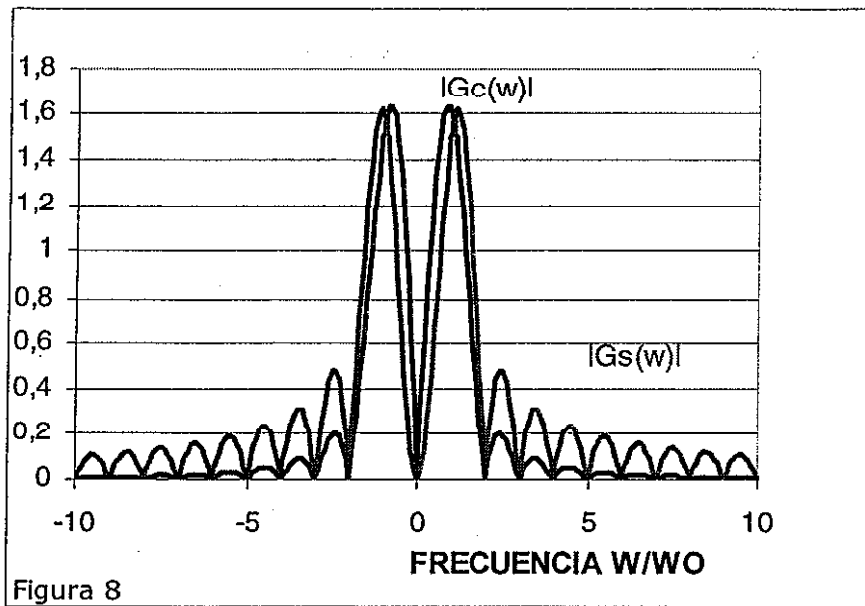


Figura 8

4. Uso de filtros sinusoidales para frecuencias armónicas

Para los tipos de relés más frecuentemente utilizados es importante el cálculo de fasores solamente a la frecuencia fundamental ya que a partir de ellos se determinan los ángulos para relés de sobrecorriente direccionales, para relés de impedancia etc.

Los fasores de las componentes armónicas se necesitan, por ejemplo, en el caso de relés diferenciales de transformador porque actúan como elementos de freno cuando ocurren transitorios que no corresponden a situaciones de falta. En este caso el cálculo

de la corriente de segunda armónica se utiliza para restringir la actuación diferencial durante la energización del transformador y la componente de quinta armónica se utiliza también como freno en el caso de aumento de la corriente magnetizante que se produce como consecuencia del aumento de la tensión de la red.

Algunos de los valores que es necesario calcular pueden distinguirse según la función del relé, sin pretender ser exhaustivo, la tabla III muestra alguno de estos parámetros.

TABLA III

| FUNCION | PARAMETRO 1 | PARAMETRO 2 | PARAMETRO 3 | PARAMETRO 4 |
|----------------------------|------------------------------|----------------------------|--------------------------|----------------------------|
| SOBRECORRIENTE | CORRIENTE EFICAZ | | | |
| | CORRIENTE FUNDAMENTAL | | | |
| SOBRECORRIENTE DIRECCIONAL | CORRIENTE EFICAZ | CORRIENTE PRIMERA ARMONICA | TENSION PRIMERA ARMONICA | DEFASAJE CORRIENTE TENSION |
| | CORRIENTE FUNDAMENTAL | DEFASAJE CORRIENTE TENSION | | |
| DIFERENCIAL | CORRIENTE DIFERENCIAL EFICAZ | CORRIENTE EFICAZ DE FASE | SEGUNDA ARMONICA | QUINTA ARMONICA |
| FRECUENCIA | FRECUENCIA | PENDIENTE DE LA FRECUENCIA | | |
| IMPEDANCIA | CORRIENTE PRIMERA ARMONICA | TENSION PRIMERA ARMONICA | | |

En estos casos se utiliza la Transformada Discreta de Fourier para el cálculo de los armónicos de interés.

La forma de cálculo que se ha utilizado para los fasores, tanto de frecuencia fun-

damental como de armónicos implican el procesamiento de la señal a través de filtros digitales.

Las expresiones pueden calcularse para una ventana de muestra de m ciclos para las

funciones coseno y seno respectivamente y para la armónica i como: (13) (14)

$$(13) \quad h(s) = \frac{i\omega_r s}{s^2 + i^2\omega_r^2} (1 - e^{mT_m s})$$

$$(14) \quad h(s) = \frac{i^2\omega_r^2 s}{s^2 + i^2\omega_r^2} (1 - e^{mT_m s})$$

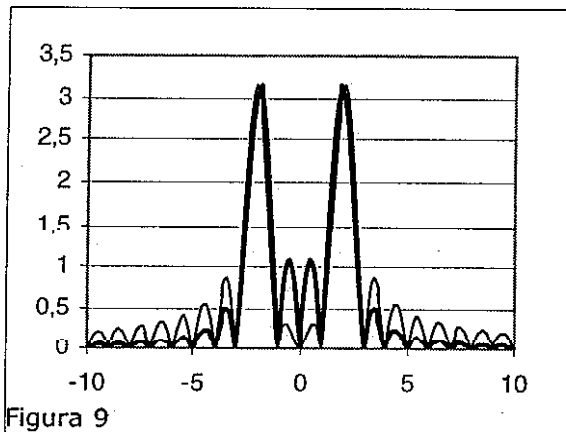


Figura 9

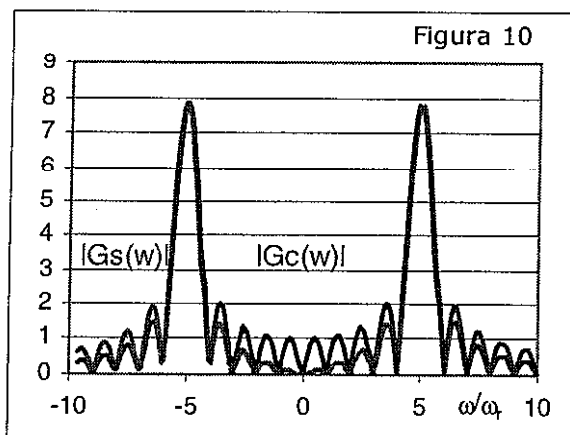


Figura 10

La figura (9) y (10) muestran el módulo de los filtros seno y coseno, para la segunda y quinta armónica en función de la frecuencia. Si se tratara de muestras de un único periodo de la armónica, la función de transferencia sería la misma que para la frecuencia fundamental, sin embargo, considerando que se trata de una ventana a la frecuencia fundamental, se están recogiendo datos correspon-

dientes a un conjunto de ciclos igual al número de la armónica que se está calculando, por lo que la función de transferencia varía.

Puede utilizarse, en lugar de dos filtros reales, un filtro complejo, si bien esto es mejor desde el punto de vista del filtrado aumenta la complejidad en el cálculo de los fasores

El filtro para una ventana de media onda presenta resonancia infinita para la frecuencia fundamental, por lo que resulta excelente para el cálculo del fasor a frecuencia fundamental. La misma situación se repite para todas las armónicas impares.

Es interesante observar que un filtro tipo coseno o seno para la armónica n , tomado en un periodo correspondiente a esa armónica no rechaza las armónicas inferiores, sin embargo, tal cual se aplica, es decir calculado sobre un ciclo de la frecuencia fundamental, actúa eficientemente rechazando las frecuencias subarmónicas inferiores, hasta la fundamental.

El filtro tipo coseno actúa mejor que el filtro seno para las armónicas superiores, pero para las armónicas inferiores a la que se calcula, el filtro seno actúa de manera más eficiente.

4.5. Aproximación por mínimos cuadrados

La aplicación de los filtros coseno o seno permite calcular los fasores que representan las señales de entrada. Sin embargo, debido a que existe un conjunto de factores que pueden alterar las señales de entrada, como errores en los transformadores de medida internos y externos al relé, acoplamiento de señales en los conductores de alimentación, existe un error en la

señal que llega microprocesador. El conjunto de valores de la muestra a ser procesado se obtiene luego de un conjunto de etapas en las que las señales han ido sufriendo transformaciones y en las cuales se han introducido errores y en las cuales se han agregado señales externas provenientes de otras fuentes, por lo que debe agregarse una función de error $e(t)$.

$$(15) \quad x(t) = X_c \cos(\omega t) + X_s \text{sen}(\omega t) + e(t)$$

Si T_m es el tiempo entre dos pulsos sucesivos durante el tren de pulsos que se aplica a la señal de entrada, y se asu-

$$(16) \quad y_n = X_c \cos(n\phi) + X_s \text{sen}(n\phi) + e(nT)$$

me que la frecuencia de la red es ω , conocida, el n -ésimo valor de la muestra y_n será (16)

Si se considera que la función de entrada $x(t)$ está constituida por varias frecuencias, estas se incorporarán fuera de la función $e(t)$

Se puede realizar una expresión general contemplando todas las armónicas posibles, siempre satisfaciendo el criterio de Nyquist. Si definimos un vector $[y]$, $[e]$ etc, que representan los N valores de la muestra (17)

$$(17) \quad [y] = [S][X] + [e]$$

La matriz $[S]$ podrá variar de acuerdo a la expresión que se utilice para la estima-

$$(18) \quad \sum_{k=1}^N e_k^2 = [e]^T [e] = [y] - [S][X]^T [y] - [S][X]$$

ción de la función $x(t)$ y tendrá de dimensión $N.M$, donde M es el número de elementos diferentes que se utilizan para aproximar $x(t)$. Por ejemplo si se ha utilizado una expresión que abarca hasta la armónica i , sin contemplar la componente continua, M será igual a dos veces i .

Si el número de muestras es mayor que el número de parámetros a determinar X_k , el número de ecuaciones será mayor que el número de incógnitas y se podrá utilizar el método de mínimos cuadrados para realizar la estimación.

En este caso se deberá minimizar la suma del cuadrado de los errores de cada muestra (18)

Como ejemplo se ha calculado para una función $x(t)$ (figura 11) de forma de onda arbitraria, que incluye componentes armónicos varios de una onda asimétrica, con una componente continua amortiguada, la

$$(19) \quad [\hat{x}] = [S]^T [S]^{-1} [S]^T [y]$$

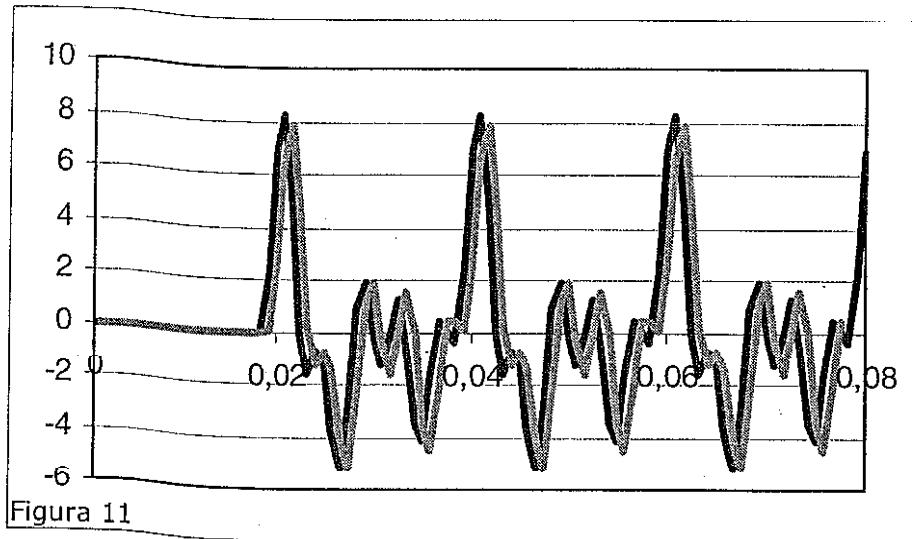


Figura 11

estimación de mínimos cuadrados de cada una de las armónicas presentes y cual sería la evolución del módulo de los fasores

en función de las sucesivas muestras. Se ha elegido un número N de muestras por ciclo de 24.

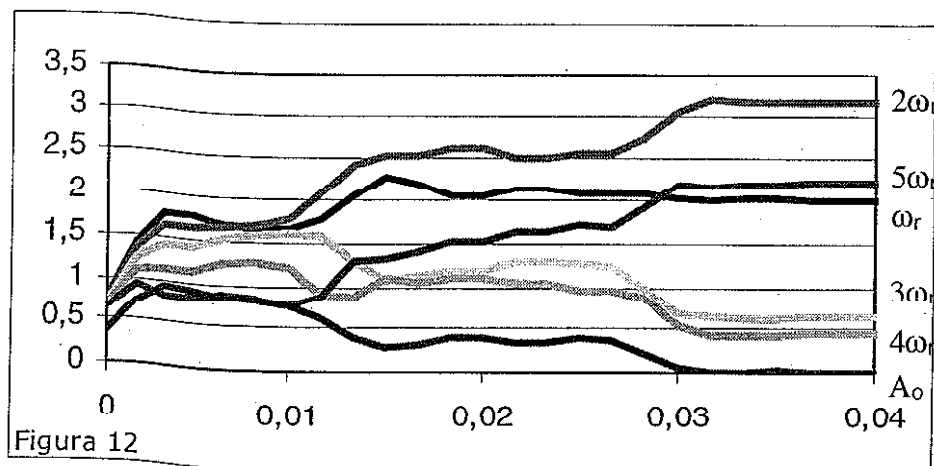


Figura 12

En la figura 12 se aprecia la variación de la estimación del módulo de los fasores de frecuencia fundamental y armónicas hasta la quinta, en función del tiempo (comenzando en el instante en que se completa la primera muestra).

Una vez transcurrido el rápido transitorio superpuesto de un ciclo la señal no contiene ruido, ni armónicas superiores a la quinta, por lo que la estimación es exacta.

Se aprecia la aparición de un valor de corriente continua estimado, el que se hace cero al desaparecer el transitorio.

4.6. Método de ventanas móviles

Otros algoritmos utilizados utilizan un número pequeño de elementos de la muestra para la estimación de parámetros, por ejemplo consideremos el uso de tres elementos consecutivos y_{k-1} , y_k e y_{k+1} [2].

Si suponemos que las muestras se han tomado a intervalos $-\phi$, 0 , ϕ , con $\phi=2\pi/N$, las muestras pueden ser expresadas en función de los parámetros a estimar como (20)

$$(20) \begin{bmatrix} y_{k-1} \\ y_k \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & \text{sen}(\phi) \\ 1 & 0 \\ \cos(\phi) & \text{sen}(\phi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \end{bmatrix}$$

La expresión (20) es muestra la utilización de (17) y la forma de cálculo de las matrices (S), (y) y (x)

La solución de mínimos cuadrados (19) aplicada a la expresión anterior nos permite obtener los valores estimados de X_c y X_s en función de los valores de la muestra (21)

$$(21) \begin{bmatrix} X_c \\ X_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 + 2 \cos^2(\phi)} \{ \cos(\phi)(y_{k+1} + y_{k-1}) + y_k \} \\ \frac{y_{k+1} - y_{k-1}}{2 \text{sen}(\phi)} \end{bmatrix}$$

Este tipo de soluciones permite una adecuada estimación de los parámetros X_c e X_s si se filtran las armónicas superiores u otras perturbaciones aleatorias, debido a que presenta oscilaciones en los parámetros estimados cuando la solución deja de ser sinusoidal.

medido fluctúa entre una senoide pura y la señal definitiva, por lo que los parámetros estimados en ese entorno pueden ser oscilantes.

Este procedimiento utiliza una ventana de tres muestras para la realización de los cálculos y se conoce como método de ventana móvil, con cada muestra que aparece, los datos son actualizados, se agrega un nuevo valor a la muestra y se descarta el más lejano la figura 13 muestra un esquema de esta disposición para una función coseno.

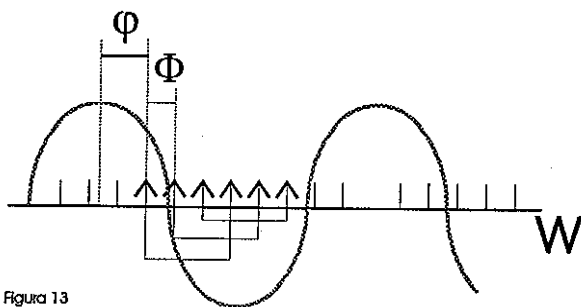


Figura 13

Durante el proceso de transición entre la situación normal y la de falta, el valor

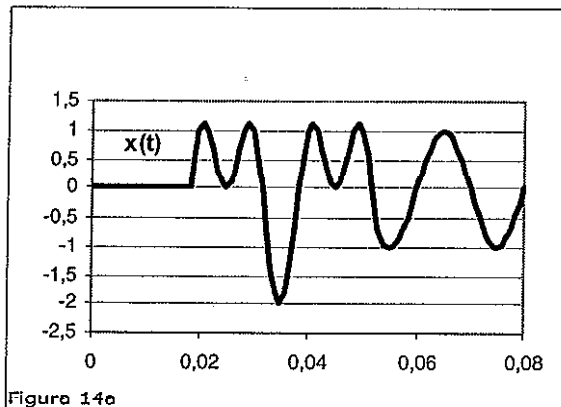


Figura 14a

Como ejemplo en la figura (14a) se ha dibujado una forma de onda ficticia, dividida en tres tramos, primero la señal es cero, luego la señal contiene una fuerte componente de segunda armónica y luego se transforma en una función sinusoidal. Las transiciones se han realizado de forma instantánea entre cada situación eliminando los periodos transitorios que serían propios de la respuesta de un circuito transitorio.

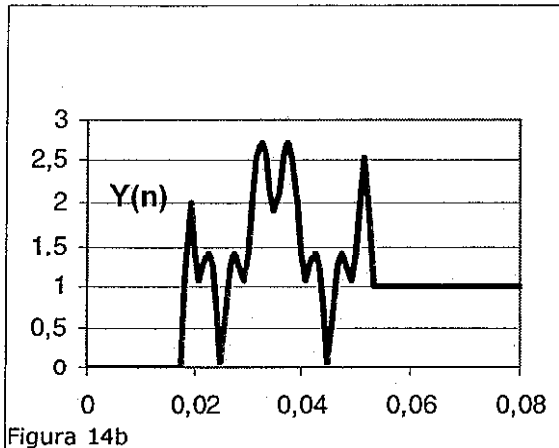


Figura 14b

En la figura (14b) se ve claramente que la estimación no es buena ni durante los periodos de transición de la estimación, ni cuando hay una fuerte presencia de segunda armónica. En estos casos la estimación es oscilante, de modo que se puede detectar fácilmente la presencia de estos estados. Sin duda que la necesidad de esperar a que la estimación sea estable prolonga el periodo de decisión del relé.

Otra forma de utilizar ventanas móviles consiste en resolver una ecuación diferencial simplificada del sistema de modo de que utilizando unas pocas muestras consecutivas se puedan calcular las derivadas e integrales de la función medida.

Por ejemplo si se intenta determinar el transitorio de energización de un transfor-

mador de potencia puede escribirse la ecuación diferencial que determina el flujo magnético.

Dado que durante el proceso de energización las elevadas corrientes transitorias y su alto contenido de armónicos son consecuencia de la saturación del núcleo, la estimación del flujo magnético puede ser una medida de que se ha producido una situación de este tipo. Un cálculo del estilo puede ser útil en casos donde, la generación de altas corrientes armónicas puede ser causada por otros motivos y en consecuencia el procedimiento de censar la corriente de segunda armónica no sea adecuado.

Como en para la determinación del flujo magnético se necesita un valor del flujo residual, el que no es conocido, una estimación de la pendiente de la función $\phi(i)$ puede distinguir en forma adecuada una falta de un proceso de cierre del transformador.

En este caso se podrá distinguir entre una pendiente baja durante la falta o de una pendiente variable que aparecerá representada en un fenómeno de saturación.

Un proceso de adición y sustracción de los valores nuevos puede utilizarse para determinar si la función es estable o se encuentra oscilando.

5. Redes neurales

Recientemente se han comenzado a aplicar en el tratamiento de la señal técnicas basadas en algunos principios que imitan el comportamiento del cerebro humano. Estas técnicas constituyen lo que se denomina redes neurales artificiales (ANN, artificial neural networks).

Las teorías sobre ANN se comenzaron a elaborar en la década del 40 en estudios del sistema nervioso biológico y dieron origen a una técnica que se aplica en varias áreas del conocimiento, en particular se están empezando a aplicar en sistemas de po-

tencia. En la actualidad las ANN constituyen en sí una herramienta poderosa que se encuentra en continuo desarrollo y que está completamente separada de lo que fue su origen, es decir tratar de explicar el funcionamiento del sistema nervioso biológico.

Las redes neurales operan en forma diferente a lo que son los procesadores digitales utilizados en forma generalizada que operan en forma serial. Las redes neurales operan en forma paralela, en procesos cortos, con gran cantidad de interconexiones y de forma no lineal.

Si bien está apareciendo un hardware específico, actualmente, en la mayoría de los casos la operación y estudio de las redes neurales se simula en procesadores digitales.

5.1 Neuronas

Las ANN están constituidas por neuronas interconectadas. Una neurona es una unidad

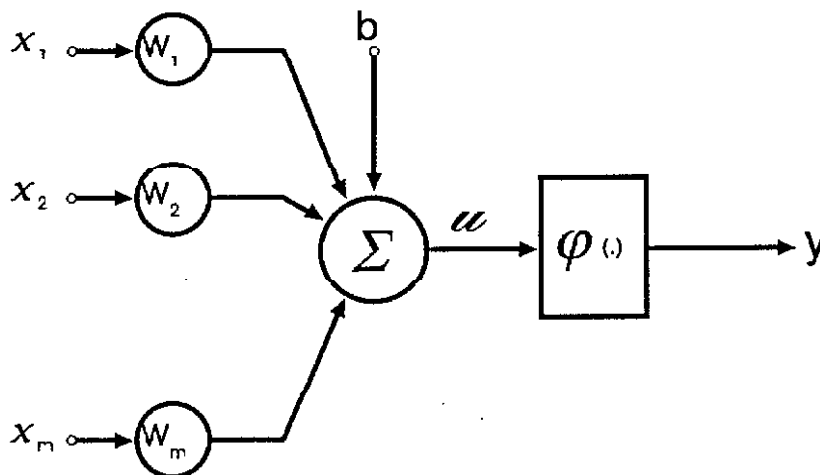


Figura 15

Varios tipos de funciones de activación son utilizados.

La función de Heaviside es utilizada cuando se trata de determinar un límite de actuación (24)

de procesamiento de la información, a la que se inyectan varias señales de entrada x_i y cuya suma es procesada en dos etapas

a) Se procesa la suma de cada señal x_i afectada de un peso w_i

Los pesos w_i reflejarán la experiencia pasada de la neurona (22)

$$(22) \quad u = \sum_{i=1}^m x_i w_i$$

Se agrega una señal interna de polarización w_0 .

b) Se aplica una función $\varphi()$, (función de activación), usualmente no lineal, que actúa sobre las variables u y w_0 . El agregado de la polarización w_0 hace que la función $\varphi()$ se aplique sobre una variable de la señal u que no pasa por el origen. y es la señal de salida de la neurona (23)

$$(23) \quad y = \varphi(u + w_0)$$

$$(24) \quad \varphi(v) = \begin{cases} 1 & (v \geq 0) \\ 0 & (v < 0) \end{cases}$$

Un ejemplo podría considerarse como una neurona con solamente dos entradas x_i

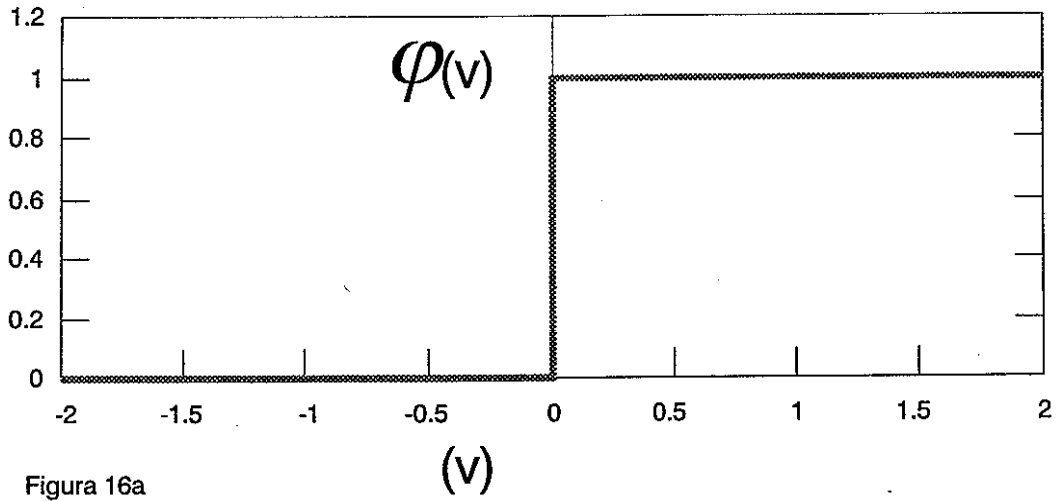


Figura 16a

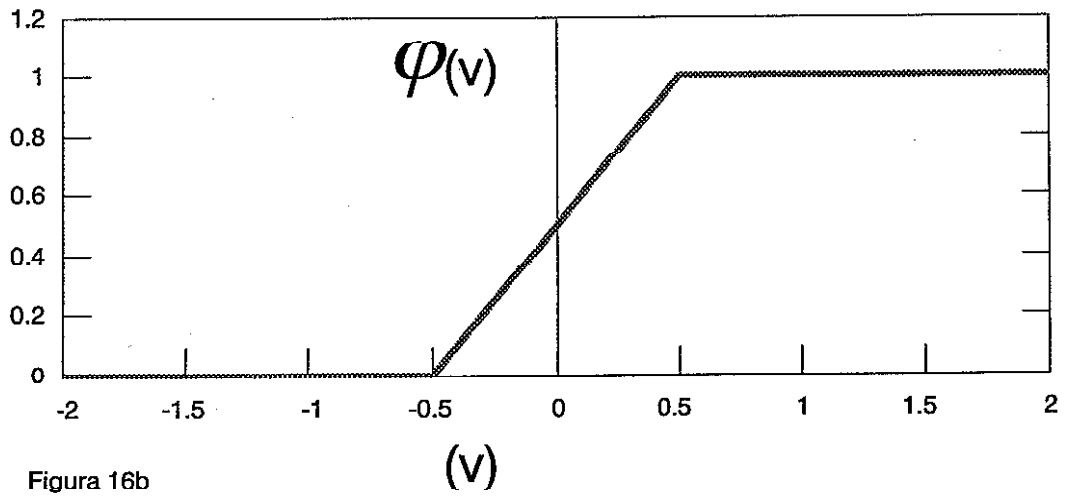


Figura 16b

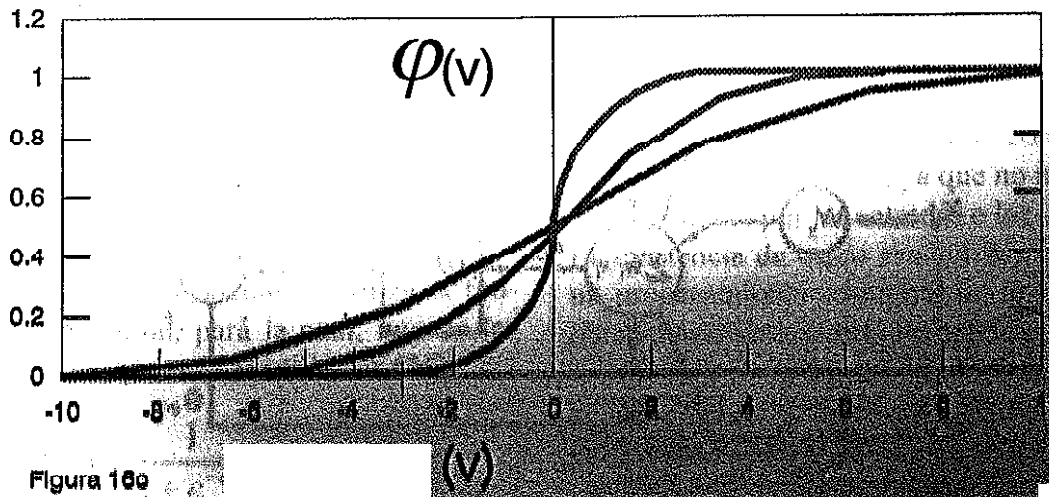


Figura 16c

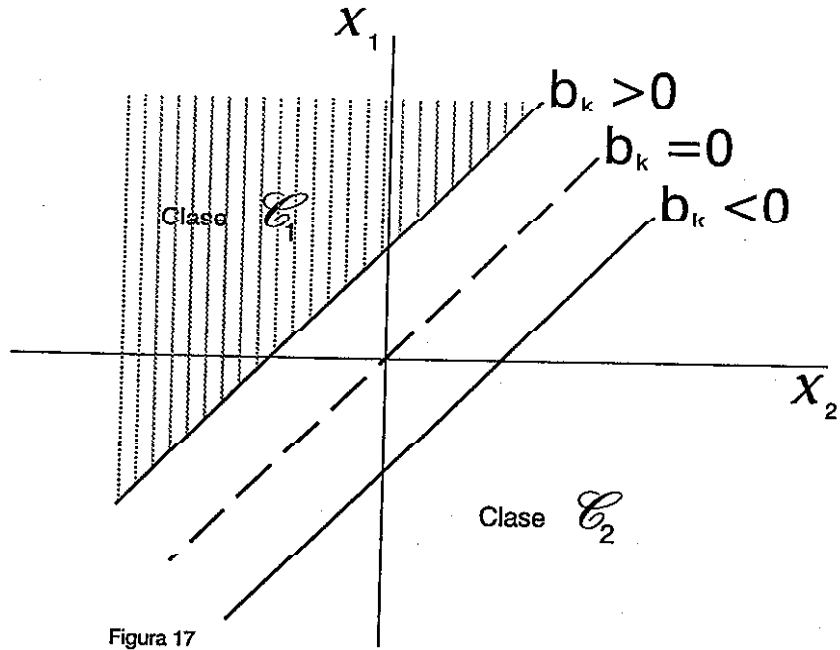


Figura 17

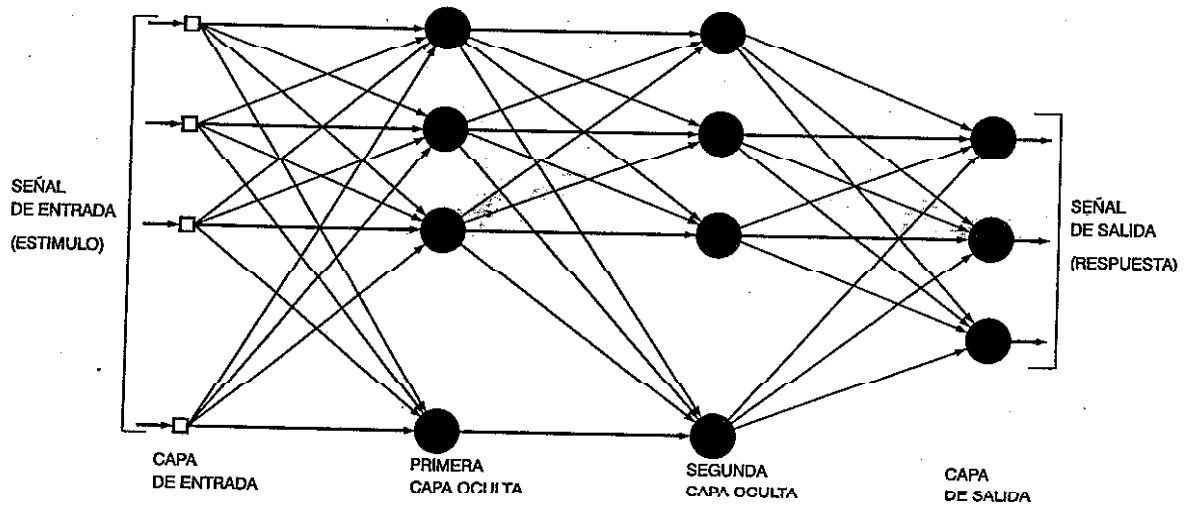


Figura 18

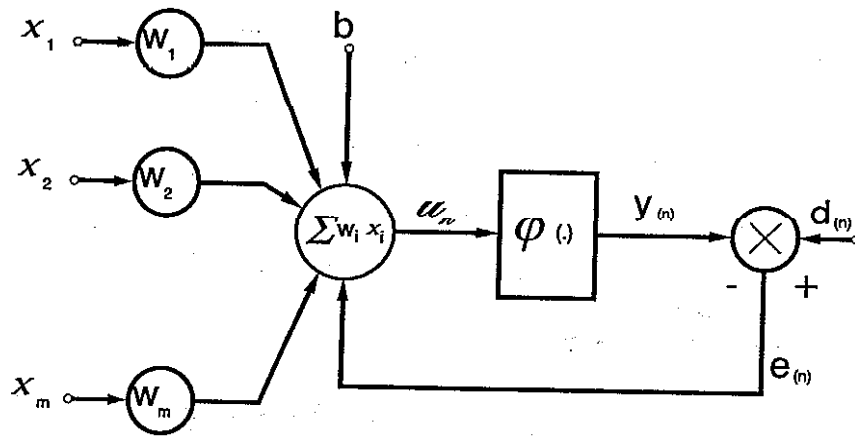


Figura 19

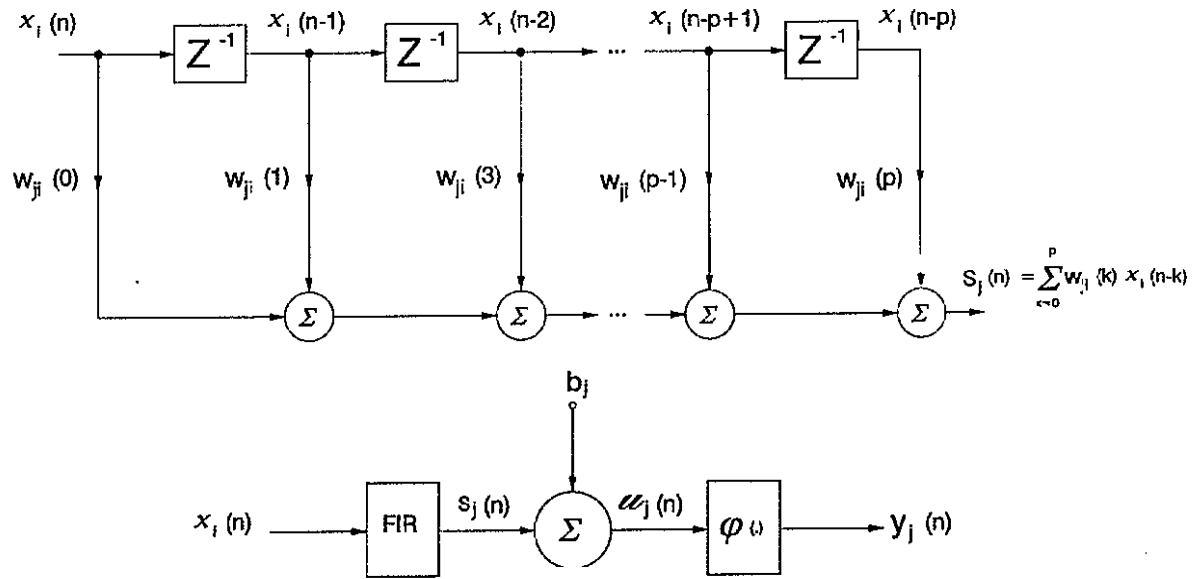


Figura 20

y x_2 y un nivel de polarización x_0 , para la determinación de muestras que se encuentran cada semiplano, figura 17.

Otro tipo de función de activación consiste en una función lineal por tramos, por ejemplo puede simular un amplificador lineal con saturación (25)

$$(25) \quad \varphi(v) = \begin{cases} 1, \dots v \geq \frac{1}{2} \\ v, \dots -\frac{1}{2} < v < \frac{1}{2} \\ 0, \dots v < -\frac{1}{2} \end{cases}$$

Como tercera opción se utiliza la función de Sigmoid, para la cual, una de las expresiones que más se utiliza es (26)

$$(26) \quad \varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}}$$

5.2 Arquitectura de las redes neurales

Como mencionamos las redes consisten en un conjunto de interconexiones de neuronas simples, fundamentalmente en paralelo, mientras que las conexiones serie se denominan capas, los puntos de entrada no se consideran como una capa ya que en esos puntos no se realizan operaciones.

Una red de múltiples capas contienen una o más capas ocultas, ya que no se tiene acceso directo por las entradas o las salidas. La existencia de capas escondidas permite un procesamiento adicional de la señal y obtener estadísticas más completas.

Una red puede ser total o parcialmente conectada, es totalmente conectada si todos sus nodos se conectan entre si.

La forma en que se construye la red dependerá fuertemente del tipo de aprendizaje que se utilice. Desde este punto de vista puede decirse que la arquitectura de la red en si misma no es determinante y solo puede considerarse asociada al sistema de aprendizaje.

5.3 Proceso de aprendizaje

Se debe recurrir a un proceso de determinación de los pesos w_i , el conjunto de valores obtenidos se refiere como el conocimiento adquirido por el sistema.

El entrenamiento de la red consiste, en el caso que nos interesa, en que se disponga de un conjunto de medidas, que puedan ser comparadas con señales de salida deseadas, que les correspondan.

El conjunto de observaciones de prueba incluye datos de medidas de campo, que incluyen usualmente ruidos y errores debidos al sistema de información.

En este punto radica la diferencia fundamental de este método. En un diseño clásico, se comienza por formular un modelo matemático de la realidad, se valida el modelo con los datos reales y luego se diseña el equipo basado en el modelo.

En los sistemas ANN el diseño se basa directamente en los datos reales, el modelo queda implícito durante el aprendizaje y de esa forma se realiza el procesamiento de la información necesario.

El conjunto de información necesario reunirá datos de conjuntos de medidas que representen casos en los cuales el relé debe actuar y casos en los cuales no debe actuar.

En general se consideran cuatro reglas para la representación del conocimiento.

Regla 1. Las señales de entrada, agrupadas en clases deben producir valores "similares" que determinen los pesos de las neuronas y por lo tanto tendrán salidas dentro de la misma categoría, por ejemplo para un relé que trata de distinguir un tipo de falta en la que aparezca un arco, debe incorporar dentro de la misma clase todas las señales producidas por faltas donde las particularidades de este fenómeno se destaquen, en general, faltas de alta impedancia a tierra.

Regla 2. Es la regla opuesta a la anterior, en este caso el mismo relé tiene que incluir en otra clase las señales producidas por transitorios de la red como conexión de condensadores, conexión de carga fría etc.

Regla 3. Si un hecho es relevante habrá varias neuronas que intervendrán en la detección de ese hecho, por ejemplo si se trata de determinar la dirección de una falta para un cortocircuito trifásico próximo al punto de medida, con un valor muy bajo de la tensión medida, el procesamiento estas señales deberá considerarse especialmente.

Regla 4. Las redes ANN pueden ser simplificadas implementando fuera de ellas funciones especializadas o prioritarias, por ejemplo actuaciones frente a señales de bloqueo.

Varios sistemas de aprendizaje diferentes son utilizados para el entrenamiento de las redes neurales, entre ellos se consideran el aprendizaje por corrección de error, aprendizaje basado en la memoria, por criterio de competencia etc. En el caso que nos interesa el primer método es el que se encuentra en uso.

Este método se utiliza normalmente en conjunto con lo que se denomina aprendizaje con un maestro, o aprendizaje supervisado.

Los sistemas que no utilizan este criterio de supervisión se dividen en dos categorías, el primero utiliza un criterio de calificación

interna que se basa en la observación de un conjunto de señales similares para emitir una acción de refuerzo, o de alta calificación.

En el segundo criterio de aprendizaje sin supervisión el sistema crea criterios para sintonizar las regularidades de un conjunto de señales de entrada y genera códigos de creación de clases.

Un sistema constituido por una única neurona puede actuar en reconocimiento de muestras, distinguiendo simplemente entre dos clases, por ejemplo supongamos una neurona con dos entradas x_1 y x_2 . La función de salida podrá escribirse (27)

$$(27) \quad y = \varphi(w_1 x_1 + w_2 x_2 + b)$$

En este caso red actuará distinguiendo valores en cada uno de los semiplanos de la recta determinada por los pesos w_1 y w_2 y trasladada según la opción de polarización b .

Una neurona única también puede actuar como filtro de la señal de entrada.

La determinación de los pesos w_i , puede realizarse utilizando varios métodos, como ejemplo de aplicación puede pensarse en el método de mínimos cuadrados. El error a la salida para un conjunto de señales de entrenamiento n será: (28)

$$(28) \quad e(n) = d(n) - y(n)$$

Se tratará de minimizar una función "energía" (29) (30) (31)

$$(29) \quad E(n) = \frac{1}{2} e^T(n) e(n)$$

$$(30) \quad \frac{\partial e(n)}{\partial w} = e^T(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w} = -x^T(n) e(n)$$

$$(31) \quad w(n+1) = w(n) + \eta x^T(n) e(n)$$

El valor η es un número entero conocido como relación de aprendizaje, de él dependerá la velocidad de aprendizaje.

El estudio de la convergencia del método es complicado, pero en general si las muestras $x(n)$ son independientes y derivan de una distribución gaussiana de selección la convergencia está asegurada.

El método de mínimos cuadrados ha sido seleccionado por su simplicidad, sin embargo otros métodos presentan mayor sensibilidad a aspectos particulares de las señales.

En general se consideran capas múltiples de neuronas, distinguiéndose en tres tipos, las que reciben la señal, las que producen la señal de salida y un conjunto de capas intermedias denominadas capas ocultas.

El método de selección de pesos en redes de capas múltiples es posible gracias a la utilización del método de propagación de error realimentada.

En este caso se trata de minimizar una función de "energía" como suma de los cuadrados de los errores producidos en el análisis de cada ejemplo. Sin embargo la operación de minimizar $e(n)$ se realiza utilizando varias iteraciones para los pesos de cada neurona manteniendo el conjunto de señales de entrada $x(n)$ fijas. Luego de finalizado el conjunto de iteraciones recién se avanza a las nuevas señales $x(n+1)$ seleccionadas para el entrenamiento.

El proceso de entrenamiento se detiene cuando se obtiene la mejor solución para la respuesta a un ejemplo de verificación que no forma parte del conjunto de señales de entrenamiento.

Si el entrenamiento se continúa, aunque se obtiene una mejor respuesta cuando se aplica a las señales que se han elegido para

el entrenamiento, la respuesta a la señal de prueba empeora.

Una red de capas múltiples entrenada con el método de propagación de error realimentada puede verse como una función no lineal entre dos conjuntos de señales.

En el caso de una red de tres capas (una capa escondida) se ha demostrado que se puede aproximar cualquier función continua que asigne a una conjunto de variables de entrada una señal de salida.

5.3 Ejemplos de utilización de ANN en relés de Protección

La aplicación de ANN en relés de protección es un tema actual de desarrollo y son numerosos los casos donde se ha propuesto la aplicación de esta técnica para resolver situaciones que no han podido ser resueltas con algoritmos convencionales de forma sencilla. Hasta el presente no existen versiones comerciales de estos tipos de relés [3].

En este caso de algoritmos se ha utilizado un tipo particular de ANN, que procesa los valores temporales de las funciones de entrada y_k .

Los valores y_k forman una serie temporal con separación T_m , de esta forma si cada entrada se agrega un demora kT_m , se pueden procesar en paralelo las N señales correspondientes a una muestra, siendo cada uno de los valores y_k la señal que alimenta una o varias neuronas. De esta forma la cantidad de neuronas de entrada será igual al número de muestras de un periodo multiplicado por el número de señales corriente o tensión a procesar, figura 20.

5.3.1 Saturación de transformadores de corriente

Es bien conocido el caso de la saturación de los transformadores de corriente en los casos de altas corrientes o cuando éstas presentan valores medios distintos de cero durante un transitorio. En este caso se han presentado trabajos que consideran la utilización de redes de tres capas que se accionan en caso de detectarse efectos de saturación y que compensan los efectos producidos por el transformador. La ventaja de la utilización de este sistema radica en que no se conoce exactamente que transformador será el instalado y cual será su respuesta. El concepto de generalización inherente a estos sistemas hace posible una mejor respuesta que la que puede esperarse de un algoritmo específico que modele un transformador en particular.

5.3.2 Detección de faltas a tierra de alta impedancia

La detección de faltas a tierra de alta impedancia representa uno de los aspectos más delicados y de difícil solución en redes de distribución ya que en algunas situaciones estas no es posible la detección de las mismas 5.

Algunas aproximaciones utilizando redes ANN han sido tratadas con resultados relativamente satisfactorios. En estos casos las señales de entrada se generan mediante simulaciones y también utilizando registros de campo obtenidos por relés que poseen la capacidad de registros de transitorios.

Se trata de generar varias clases que puedan ser adecuadamente clasificadas por la red neural, ésta distinguirá entre determinados transitorios con señales muy pareci-

das, que deben ser adecuadamente identificadas, por ejemplo

Faltas a tierra producidas con la red operativa.

Faltas a tierra producidas durante el cierre de un circuito.

Cierre de un circuito sin falta.

Conexión de bancos de condensadores.

5.3.3 Protección de transformadores de potencia

Un procedimiento similar al anterior ha sido utilizado para distinguir entre corrientes de cierre de transformadores de potencia y situaciones de falta.

En alguno de estos estudios se han tomado señales de entrenamiento provenientes de cierres de pequeños transformadores utilizados como modelos.

6. Referencias

1. Truxal
2. Advancements in Microprocessor Based Protection and Communication, IEEE Tutorial course, PES 97TP120-0, año 2000.
3. P M Anderson, Power System Protection, IEEE press series on power engineering, año 1999
4. Simon Haykin, Neural Networks a comprehensive foundation. Second Edition Prentice Hall, año 1999