



Red Neuronal Backpropagation para la eliminación de lóbulos secundarios en un patrón de radiación

Campa Arvizu Carlos Felix, Acevedo Mosqueda Marco Antonio

Resumen

En este trabajo se propone una alternativa para inicializar los pesos en una red neuronal Backpropagation que se utiliza en un arreglo de antenas de siete elementos para introducir nulos en el patrón de radiación. El objetivo es reducir el número de iteraciones que se requieren para introducir nulos en las direcciones del jitter. Es importante reducir el número de iteraciones ya que el patrón de radiación se puede adaptar en el menor tiempo posible. La propuesta para la inicialización de los pesos se basa en el método de ventaneo utilizado para reducir de lóbulos secundarios en arreglos de antenas fijos. En este trabajo se utilizan también los coeficientes de un filtro FIR pasa bajas para inicializar el vector de pesos de la Backpropagation. Como primer paso se modifica el patrón de radiación del arreglo agregando un nulo en la dirección de una señal de interferencia conocida a priori, se propone el ángulo de 45.5° que corresponde al segundo lóbulo secundario. El vector de pesos de la red neuronal Backpropagation se inicializa con los valores de los coeficientes de diferentes ventanas. Para verificar la reducción en el número de iteraciones se calcula el error cuadrático medio MSE, la relación señal a ruido SNR y se gráfica el patrón de radiación. Además, se calcula el índice de correlación cruzada entre la señal deseada y la salida de la red en cada iteración.

Palabras Clave:

Backpropagation, Factor de arreglo, Hamming.

Abstract

This paper proposes an alternative to initialize the weights in a Backpropagation neural network used in an antenna array of seven elements to enter zero in the radiation pattern. The aim is to reduce the number of iterations required to enter zero in the directions of jitter. It is important to reduce the number of iterations since the radiation pattern can be adapted as soon as possible. The proposal for the initialization of the weights is based on the windowing method used to reduce side lobes in fixed antenna arrays. This paper also used the coefficients of a FIR low-pass filter to initialize the weight vector of the Backpropagation. As first step, adjust the radiation pattern of the array by adding a zero in the direction of an interference signal known a priori, we propose the angle of 45.5° corresponding to the second side lobe. The weight vector of the Backpropagation neural network is initialized with the values of the coefficients of different windows. To verify the reduction in the number of iterations to calculate the mean square error MSE, the signal to noise ratio SNR and plot the radiation pattern. In addition, we calculate the cross correlation index between the desired signal and the output of the network in each iteration.

Keywords:

Backpropagation, Settlement Factor, Hamming.

"LAS NUEVAS
TECNOLOGÍAS DE
INFORMACIÓN Y
COMUNICACIÓN:
PROPUESTAS Y
DESAFÍOS"

SEPIESIME-Zacatenco,
Instituto Politécnico
Nacional,
Edif. Z-4, 3er Piso, Col.
Lindavista CP 07738,
México DF
ncra_58@hotmail.com,
macevedo@ipn.mx





1. Introducción

En este trabajo se utiliza un arreglo asimétrico de siete antenas tipo dipolo distribuidas de forma equidistantes igual al utilizado por Widrow en 1967[1]. Para calcular el patrón de radiación se obtiene el Factor de arreglo sumando las salidas ponderadas de cada elemento. En el Factor de arreglo de un arreglo de antenas fijo, los pesos son iguales a uno W_u [2]. Estos valores con los pesos igual a uno forman la respuesta al impulso del filtro de ventana rectangular. La respuesta en magnitud de esta ventana es un filtro pasa bajas, por lo tanto esta ventana no modifica el patrón de radiación original.

En primer lugar, se analizan los arreglos fijos de antenas para modificar el patrón de radiación. En particular se abordará solo el tema de reducción de lóbulos secundarios. Esta reducción de los lóbulos secundarios se logra utilizando las ventanas de Hamming, Hann, Kaiser, Filtro Pasa Bajas truncado y Filtro Pasa Bajas con ventana de Blackman. Al usar los coeficientes de los filtros anteriores se logra observar una reducción de los lóbulos secundarios en los arreglos de antena fijos. Es importante comentar que al utilizar este método, el lóbulo principal aumenta su ángulo de media potencia, es decir, el lóbulo principal se hace más ancho. El ancho del lóbulo está relacionado con la frecuencia de corte de los filtros, y ésta depende del número de coeficientes, por lo que no se tiene un control sobre dicha frecuencia de corte. Debido a lo anterior, en este trabajo se propone un filtro pasa bajas truncado, ya que para el cálculo de los coeficientes se debe proporcionar el dato de la frecuencia de corte.

Como segundo paso, se toman los pesos arrojados por las ventanas para inicializar el vector de pesos de la red Backpropagation utilizada en el arreglo adaptativo. Esta propuesta modifica el patrón de radiación original desde la primera iteración del algoritmo, presentando lóbulos secundarios de menor amplitud con respecto al patrón original. La razón de disminuir la amplitud de los lóbulos secundarios es que en éstos se presentan interferencias. Para evitar estas interferencias se coloca un nulo en la dirección de alguno de los lóbulos secundarios.

Finalmente, se modifica el patrón de radiación del arreglo agregando un nulo en la dirección de una señal de interferencia conocida a priori. En este caso, la dirección de la interferencia se encuentra a $45,5^\circ$, donde está el segundo lóbulo secundario. Con la red neuronal Backpropagation se calculan los pesos finales del arreglo adaptativo, considerando que el lóbulo principal debe mantener el mismo ángulo de media potencia y solo se debe insertar un nulo en la dirección especificada. Generalmente, los pesos finales calculados son complejos.

Con los pesos finales y para verificar la reducción en el número de iteraciones, se calcula el error cuadrático medio, la relación señal a ruido y se grafica el patrón de radiación para verificar que se ha insertado un nulo en la dirección deseada. Además, se calcula el índice de correlación cruzada entre la señal deseada y la salida del arreglo en cada iteración. Con estos elementos se determina el número de iteraciones que requiere cada ventana para insertar un nulo en el patrón de radiación.

2. Conceptos básicos

El Sistema de Antenas utilizado está formado por un arreglo asimétrico de antenas tipo dipolo, con una separación entre elementos equidistante de $\lambda/2$, tal como se observa en la figura 1. Se puede apreciar el patrón de radiación generado, el cual está formado por un lóbulo principal en 0° y lóbulos secundarios laterales a 45.5° con respecto al eje vertical. Los lóbulos secundarios o laterales por lo general son lóbulos no deseados, ya que radian energía electromagnética en una o más direcciones, así que es necesario reducir o eliminar dichos lóbulos. Cuando los pesos W_n son iguales a uno o a los coeficientes de la ventanas se tiene el caso de arreglos fijos [1][2]; cuando los pesos cambian con el tiempo se tiene el arreglo adaptivo.

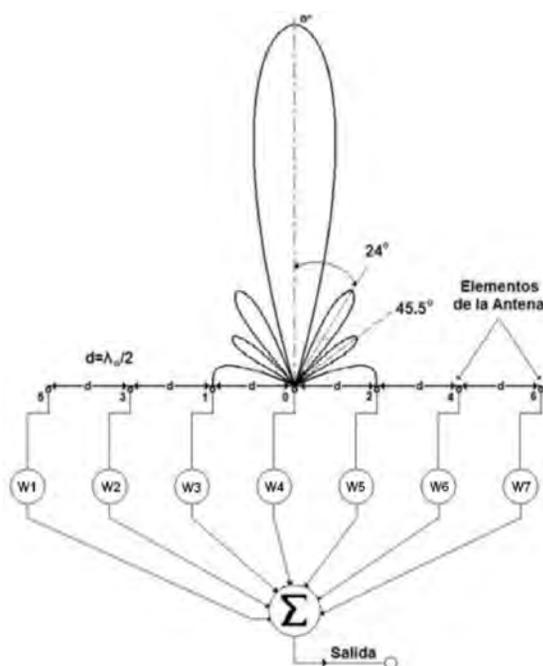


Figura 1. Arreglo asimétrico de Antenas tipo dipolo

Para obtener el patrón de radiación de campo lejano total del arreglo de antenas, se utiliza el principio de superposición, que establece que el campo () producido por un conjunto de fuentes es la suma de los campos de las fuentes individuales Factor de Arreglo (FA) multiplicado por el campo del elemento. Para graficar el patrón de radiación del arreglo asimétrico se obtiene el factor de arreglo de la figura 1:

$$FA(\theta) = W_1 e^{(-6j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0} + W_2 e^{(-4j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0} + W_3 e^{(-2j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0} + W_4 e^{jw_0} + W_5 e^{(2j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0} + W_6 e^{(4j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0} + W_7 e^{(6j\pi d \sin \theta)} e^{jw_0}$$

De forma vectorial

$$FA(\theta) = w^T \cdot a(\theta) \quad (1)$$

Donde:

“LAS NUEVAS
TECNOLOGÍAS DE
INFORMACIÓN Y
COMUNICACIÓN:
PROPUESTAS Y
DESAFÍOS”



$$\alpha(\theta) = e^{j\omega_0} * [e^{(-6j\pi d \sin \theta)}, e^{(-4j\pi d \sin \theta)}, e^{(-2j\pi d \sin \theta)}, 1, e^{(2j\pi d \sin \theta)}, e^{(4j\pi d \sin \theta)}, e^{(6j\pi d \sin \theta)}]$$

Entonces, el campo producido por el arreglo asimétrico de antenas de la figura 1 está dado por:

$$E_{\theta} = \frac{jk\eta I_0 L e^{-jkr}}{4\pi r} \sin \theta * FA \tag{2}$$

L es la longitud del dipolo, η es la impedancia intrínseca del medio, θ es el ángulo como medida del eje z en coordenadas esféricas, r es la distancia de la antena a un punto de referencia.

Partiendo del Factor de arreglo de la ecuación 1, se toma el vector de pesos como la respuesta al impulso de la ventana rectangular con 7 coeficientes:

$$w[n] = [w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7] = [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1] \tag{3}$$

Se aplica la transformada de Fourier para obtener la respuesta en magnitud del filtro, quedando:

$$|w(e^{j\omega})| = \left| \sum_{n=1}^7 w[n] e^{-j\omega n} \right| \tag{4}$$

En la figura 2, se grafica la respuesta en magnitud del filtro donde se observa que se tiene un lóbulo principal y varios lóbulos secundarios dentro del intervalo de 0 a $\pi/2$. Se tiene un comportamiento de un filtro pasa bajas con frecuencia de corte igual $\omega_c = 0.0640\pi$.

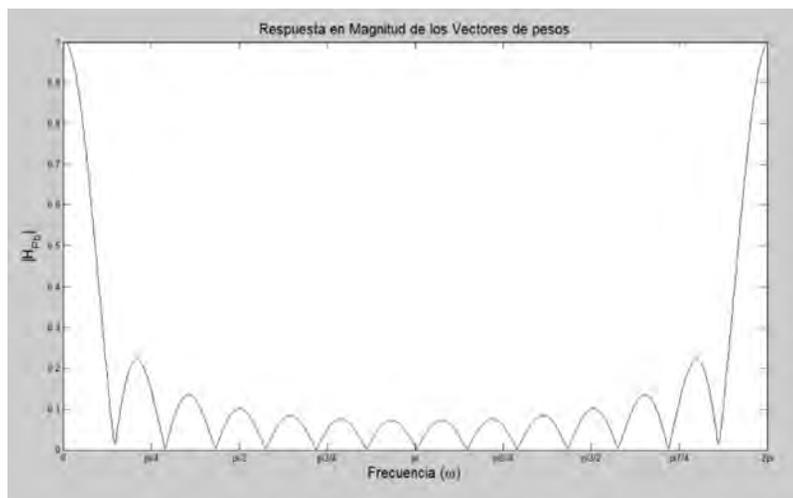


Figura 2. Respuesta en magnitud normalizada

El valor de ω_c se utiliza para el cálculo de los coeficientes del filtro pasa bajas con los que se inicializa el vector de pesos de la Backpropagation.



3. Reducción de lóbulos secundarios

En arreglos fijos, los coeficientes de las ventanas y de los filtros pasa bajas se utilizan en el Factor de arreglo [2][5] para la reducción de lóbulos secundarios. Existe un gran número de funciones de ventana y de métodos para reducir la amplitud de los lóbulos secundarios. En este trabajo se presentan solo algunas ventanas las cuales se calculan por las siguientes expresiones.

$$Hamming(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right), 0 \leq n \leq N \quad (5)$$

$$Hann(n) = 0.5 \left(1 - \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right)\right), 0 \leq n \leq N \quad (6)$$

$$Kaiser(n) = \begin{cases} \frac{I_0(\pi\alpha\sqrt{1-(2k/n-1)^2})}{I_0(\pi\alpha)} & 0 \leq k \leq n \\ 0 & \text{Otro caso} \end{cases} \quad (7)$$

Donde: $I_0(X)$ es una función de Bessel.

$$Blac(n) = \left\{(-1)^n \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)\right. \quad (8)$$

Se observa que para obtener los coeficientes no se necesita conocer ω_c . El valor de n varía dependiendo del número de elementos en el arreglo de antenas, de la figura 1 se puede observar que se requieren 7 coeficientes. Ahora, tomando como referencia la respuesta al impulso de la ventana rectangular de la ecuación 3 y conociendo que se comporta como un filtro pasa bajas se propone calcular los coeficientes de un filtro pasa bajas tipo FIR truncado. Ya que a diferencia de las funciones de ventana se toma en cuenta el valor de la frecuencia de corte y se controla el ancho en el lóbulo principal. La respuesta en frecuencia de un filtro ideal pasa bajas tiene una respuesta en fase lineal. El filtro truncado solo toma algunos valores de los coeficientes de la respuesta al impulso en el intervalo de $-M \leq n \leq M$ y fuera del intervalo son igual a cero, así se llega a una longitud finita de $N = 2M + 1$, teniendo:

$$h_{pb}[n] = \begin{cases} \frac{\sin \omega_c(n-M)}{\pi(n-M)} & 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{Para otro caso} \end{cases} \quad (9)$$

Con los coeficientes obtenidos en las ecuaciones 5 a 9 se propone inicializar el vector de pesos en el arreglo de antena adaptivos. El objetivo de esta propuesta es reducir el número de iteraciones que consume el proceso de adaptación para insertar nullos. En este trabajo, la dirección de la interferencia coincide con el ángulo de los lóbulos secundarios (24° , 45.5° y 90°).

4. La Red Neuronal Backpropagation

La estructura de la Red Neuronal Backpropagation que se ocupa en este trabajo comprende 3 procesos principales:

"LAS NUEVAS
TECNOLOGÍAS DE
INFORMACIÓN Y
COMUNICACIÓN:
PROPUESTAS Y
DESAFÍOS"



- Inicialización de los pesos, son el valor de base o entrada total a la unidad, generalmente como suma ponderada de todas las entradas recibidas multiplicadas por el valor de las conexiones que pueden ser inhibitorias o excitatoria.
- Una función de activación que define el comportamiento de la neurona, se pueden emplear diferentes funciones lineales o no lineales, en este caso se utilizará una función llamada sigmoideal (10). En este punto se calculan las conexiones ponderadas que hacen el papel de las conexiones sinápticas, el peso de la conexión equivale a la fuerza o efectividad de la sinapsis, determina si es posible que una unidad influya sobre otra.

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (10)$$

- Finalmente, calcula la salida de la neurona en función de la activación de la misma.

El método de la Backpropagation propuesto por Rumelhart y McClelland se ha convertido en uno de los más influyentes y utilizados para patrones de clasificación en redes neuronales, se reduce en Error cuadrático medio en cada iteración entre la señal deseada y la salida actualizada de la red respecto de los pesos. Una red neuronal multicapas con una sola unidad oculta, que fue utilizada en este proyecto es mostrada en la figura 3:

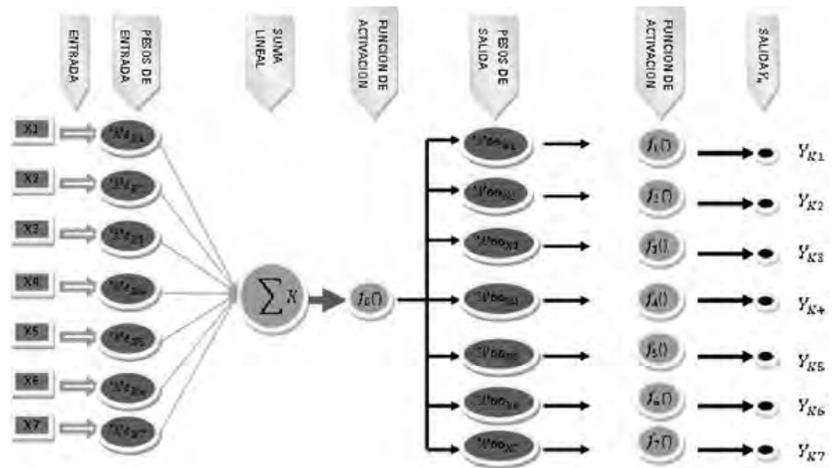


Figura 3. Estructura de la red neuronal con n=7

El entrenamiento de la red neuronal se puede resumir de la siguiente manera:

- La alimentación del patrón de entrenamiento a la red.
- Retropropagación del error.
- Actualización de los pesos.

El algoritmo de entrenamiento de la Backpropagation es expresado de la siguiente forma:

$$W_{jk}(n + 1) = W_{jk}(n) + \mu \delta_{jk} X_{j-1,k} \quad (11)$$



Donde se utiliza la función sigmoidea no lineal de la ecuación 10, j y k son las capas, neurona fuente y neurona destino respectivamente, μ es la tasa de aprendizaje cuyo significado radica en la velocidad de convergencia.

La Backpropagation es resumida de la siguiente forma:

- Paso 1.- Inicializar el vector de pesos con la técnica de ventaneo.
- Paso 2.- Calcular los pesos de entrada y salida por retropropagación en cada capa.
- Paso 3.- Calcular el error, iniciando desde la capa de salida hasta la capa oculta.

$$\delta_k = f'(y_k)(t_k - y_k) \quad (12)$$

Para la capa de salida

$$\delta_k = f'(y_k) \sum_r \delta_{j+1,k} W_{j+1,k} \quad (13)$$

Para la capa oculta

Donde la tasa de aprendizaje es $\mu =$ suma de eigen valores de la matriz de solución.

$$\mu = \frac{1}{4 \sum \epsilon_{Rx}} \quad (14)$$

Donde:

$R_x =$ matriz de señal al ángulo deseado por señal al ángulo de interferencia

- Paso 4.- Actualizar el vector de pesos W_{jk} usando (11).
- Paso 5.- Ir al paso 2 si la red aún no converge al error propuesto en un inicio.

En la Tabla 1, se muestra el valor de los coeficientes, con los que se inicializa el vector de pesos de la red neuronal Backpropagation:

Tabla 1. Coeficientes usados para la inicialización de la Backpropagation

N	WU _{nos}	WWHamming	WWHann	WWKaiser	WFPBN	WFPB-Black
1	1	0.0800	0	0.9403	0.9405	0
2	1	0.3100	0.2500	0.9732	0.9733	0.0083
3	1	0.7700	0.7500	0.9933	0.9933	0.0403
4	1	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0630
5	1	0.7700	0.7500	0.9933	0.9933	0.0386
6	1	0.3100	0.2500	0.9732	0.9733	0.0077
7	1	0.0800	0	0.9403	0.9405	0



Los coeficientes del filtro pasa bajas FPB están normalizados, ya que así se obtuvieron los mejores resultados.

Utilizando la Backpropagation se introduce un nulo en los lóbulos secundarios a $\pm 45.5^\circ$, $\pm 24^\circ$. La red neuronal coloca un nulo a la vez y calcula la Relación Señal a Ruido (SNR), el Error Cuadrático Medio (MSE) y el índice de correlación entre la señal deseada y la de salida.

La ecuación (15) muestra la forma cómo se calcula la relación señal a ruido (SNR), (16) y (17) es para calcular el Error Cuadrático Medio (MSE) y (19) se utiliza para el cálculo del máximo índice de correlación de la señal de salida (MC).

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{(We \times vS) \cdot (vS \times We)}{(We \times vI) \cdot (vI \times We)} \quad (15)$$

Donde:

- vS = Vector de la señal deseada
- vI = Vector en el angulo de interferencia
- We =Pesos de entrada

$$MSE = \sum_{x=1}^n ep^2 \quad (16)$$

$$ep = 1/2 \sum_{k=1}^s (\delta_k^s)^2 \quad (17)$$

$$\delta_k^s = (t_k - y_k^s) \quad (18)$$

Donde:

- ep = error producido por vada patrón prolongado
- δ_k^s = error en cada unidad de salida
- t_k salida deseada
- y_k^s =salida de la red de cada neurona

$$MC = \max \left(\frac{\sum_{n=-\infty}^{\infty} S_D[n] \cdot S_{sal}[n-k]}{\sqrt{(\sum_{n=-\infty}^{\infty} S_D[n] \cdot S_D[n-k]) \cdot (\sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{sal}[n] \cdot S_{sal}[n-k])}} \right) \quad (19)$$

Donde:

- S_{sal} = Señal de salida
- S_D =Señal deseada

5. Resultados

Para determinar si la inicialización con cada una de las ventanas proporciona buenos resultados en la iteración 6 a la 9 se calculará:

1. Relación señal a ruido.
2. Error cuadrático medio.
3. Porcentaje de índice de correlación.



Se muestra el caso cuando se introduce un nulo en el primer lóbulo secundario a 45.5°. Estos resultados se muestran en la Tabla 2.

Se observa que para la ventana de Kaiser en la iteración 9 se tiene una relación señal a ruido SNR igual 69.210041 dB, siendo este valor el mayor para todos los casos. El valor de la SNR para el FPBN es de 69.192511, es muy parecido al de la ventana de Kaiser.

Por otro lado, Kaiser presenta un MSE muy pequeño de 0.445892, solamente un poco mayor al que presenta la ventana de Unos con 0.413471 y FPBN con 445830. Por último, el índice de correlación ente la señal deseada y la señal filtrada es igual a 93.718763 para Kaiser, 93.713275 para el FPBN y 91.867102 para la ventana de Unos.

Existen valores de correlación más altos como el que presenta la ventana de Hamming el cual es igual a 99.967892, y para Hann es de 99.959186. Sin embargo, las ventanas de Kaiser, Unos y FPBN proporcionan mejores resultados en los tres parámetros de evaluación. Además, falta graficar el patrón de radiación para cada caso y observar qué ventana ha insertado un nulo en la dirección asignada.

Tabla 2. Ángulo a 45,5°

TIPO DE VENTANA	NUMERO DE ITERACIONES	SNR	MSE	INDICE DE CORRELACIÓN EN %
UNOS	6	31.212157	1.266932	81.710410
	7	40.915319	0.647964	85.987729
	8	52.387430	0.439700	89.364769
	9	64.169735	0.413471	91.867102
HAMMING	6	53.120361	2.618072	99.903037
	7	55.881995	2.552359	99.935632
	8	58.643200	2.489031	99.955330
	9	61.387413	2.427984	99.967892
HANN	6	51.925578	3.029346	99.874932
	7	54.781435	2.949531	99.917795
	8	57.758855	2.872518	99.943189
	9	60.899062	2.798211	99.959186
KAISER	6	37.526094	0.778117	85.349271
	7	47.750276	0.501622	88.999118
	8	58.422886	0.453040	91.735617
	9	69.210041	0.445892	93.718763
FPBN	6	37.506085	0.779135	85.338363
	7	47.729840	0.501797	88.990206
	8	58.403802	0.452999	91.728601
	9	69.192511	0.445830	93.713275

"LAS NUEVAS
TECNOLOGÍAS DE
INFORMACIÓN Y
COMUNICACIÓN:
PROPUESTAS Y
DESAFÍOS"



FPB CON VENTANA DE BLACKMAN	6	19.266619	6.859073	89.040618
	7	18.914237	6.828505	92.341726
	8	18.617182	6.792110	94.568791
	9	18.366871	6.749118	95.427260

Pero al observar las figuras, se ve cómo la inicialización con ventanas de Hamming, Hann y FPB con ventana de Blackman afectan el ángulo de media potencia, aumentándolo. Esto implica que la ganancia o directividad del lóbulo principal disminuye al igual que su eficiencia, ya que se desea concentrar la mayor cantidad de energía en el lóbulo principal con el menor ángulo de media potencia posible.

En las gráficas, se observa cómo la inicialización con Hamming (Figura 5), Hann (Figura 6) y FPB con ventana de Blackman (Figura 9) ensanchan mucho el lóbulo principal. Sin embargo, la ventana de Káiser (Figura 7) efectivamente muestra la mejor respuesta, ya que en tan solo 7 iteraciones (gráfica con círculos en color azul) se ve desvanecido casi por completo el lóbulo a 45.5°.

En las figuras 4 a 8, se tiene en color negro de raya continua el patrón de radiación original, en azul claro con el marcador \square , con azul oscuro con el marcador \circ , con verde y marcador + y con rojo y marcador \bullet se tienen los patrones para 6, 7, 8 y 9 iteraciones respectivamente.

En la figura 4, se muestra el patrón de radiación cuando se inicializa con la ventana de Unos. Se puede apreciar que conserva la forma del lóbulo principal en cualquier iteración. Y solo para la iteración 8 y 9 inserta el nulo en la dirección asignada. De acuerdo con la tabla 2 su SNR es una de las mayores y tiene un MSE pequeño, aunque el índice de correlación tiene un porcentaje pequeño.

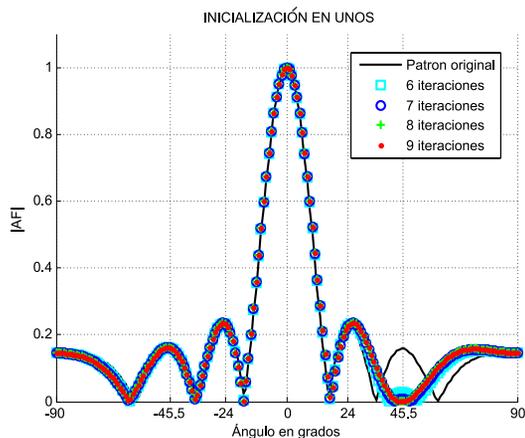


Figura 4. Inicialización con ventana de Unos

En la figura 5, se muestra el patrón de radiación cuando se inicializa con la ventana de Hamming. Se puede apreciar que el lóbulo principal es más ancho que el original. Sin embargo, en todas las iteraciones inserta el nulo en la dirección asignada. De acuerdo con la tabla 2 esta ventana proporciona el mejor índice de correlación entre la señal deseada y la señal filtrada, esto se debe a que inserta un nulo muy rápidamente, pero no conserva el ángulo de media potencia del patrón original.

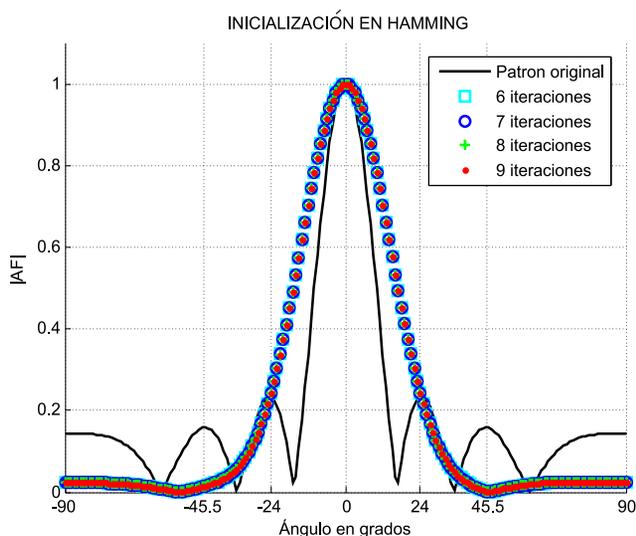


Figura 5. Inicialización con ventana de Hamming

En la figura 6, se muestra el patrón de radiación cuando se inicializa con la ventana de Hann. Se puede apreciar que el lóbulo principal es más ancho que el original, incluso más ancho que el patrón obtenido por la ventana de Hamming. Al igual que Hamming, en todas las iteraciones inserta el nulo en la dirección asignada y proporciona un índice de correlación entre la señal deseada y al señal filtrada grande. Esto se debe a que inserta un nulo muy rápidamente, pero no conserva el ángulo de media potencia del patrón original.

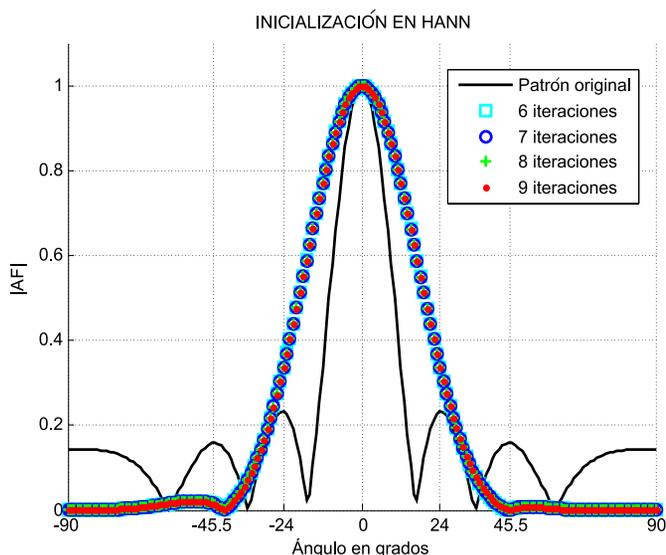


Figura 6. Inicialización con ventana de Hann

En la figura 7, se muestra el patrón de radiación cuando se inicializa con la ventana de Kaiser. Se puede apreciar que conserva la forma del lóbulo principal en cualquier iteración. Se puede ver que en las iteraciones 6 y 7 ya casi se ha insertado el nulo, y en las iteraciones 8 y 9 se ha insertado el nulo en la dirección asignada. De acuerdo con la tabla 2 su SNR es una de las mayores y tiene un MSE pequeño, aunque el índice de correlación tiene un porcentaje pequeño comparado con Hann y Hamming.



INICIALIZACIÓN EN KAISER

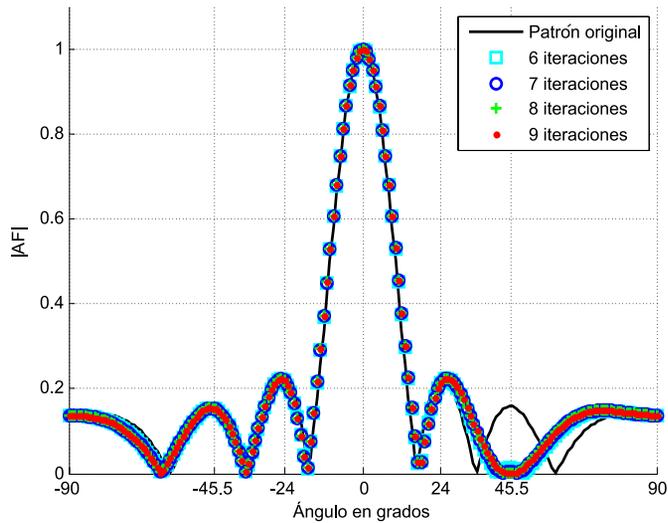


Figura 7. Inicialización con ventana de Kaiser

En la figura 8, se muestra el patrón de radiación cuando se inicializa con el FPBN. Se puede apreciar que es muy similar a las ventanas de Unos y Kaiser. De acuerdo con la tabla 2 su SNR es una de las mayores y tiene un MSE pequeño, aunque el índice de correlación tiene un porcentaje pequeño comparado con Hann y Hamming.

INICIALIZACIÓN EN FPBN

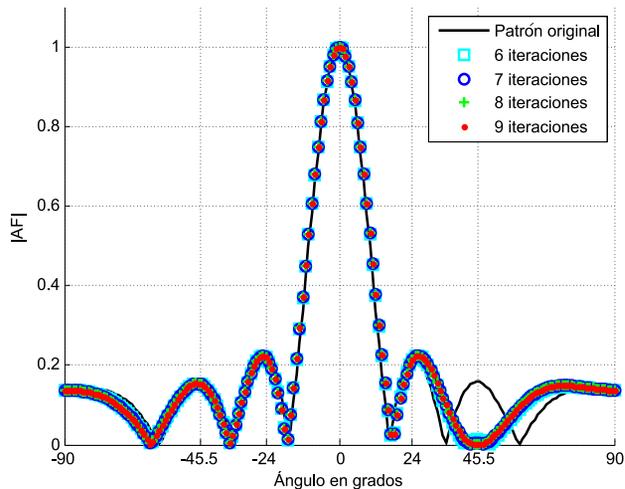


Figura 8. Inicialización con FPBN

6. Conclusiones

Con la propuesta de inicialización de los pesos en la red neuronal Backpropagation se observa la reducción en el número de iteraciones, al converger en la solución deseada de la eliminación de los diferentes lóbulos secundarios, con lo que podemos asegurar que el proceso del Filtrado se realiza en un menor tiempo. En las gráficas del patrón de radiación modificado se observa la reducción del lóbulo secundario donde se propone una interferencia conocida a priori, además



el coste en el lóbulo principal al eliminar los secundarios es mínimo, es decir, se tiene poco aumento el ángulo de media potencia. Cabe mencionar que al ocupar el filtrado LMS el ensanchamiento y el número de iteraciones aumenta.

Se concluye que la inicialización con diversas ventanas causa efectos en el número de iteraciones, siendo las más efectivas la ventana de Kaiser y el FPBN. En la Tabla 3, se muestra todos los parámetros al eliminar cada lóbulo secundario con su respectiva inicialización más óptima. Se observa que el lóbulo secundario a 45.5° se elimina en la iteración 7 con la ventana de Kaiser.

Tabla 3.- Conclusión de los resultados óptimos.

ÁNGULO	TIPO DE VENTANA	NO. DE ITERACIONES	SNR	MSE	CORRELACIÓN EN %
45.5°	KAISER	7	47.750276	0.501622	88.999118

Referencias

- [1]. Widrow, B., Mantey, P.E., Griffiths, I.J., Goode, B.B.: Adaptive Antenna Systems. Proceedings of the IEEE, 1967
- [2]. Gross, F.B.: Smart Antennas for Wireless Communications. McGraw-Hill 1995
- [3]. L. D. Davisson, "A theory of adaptive filtering," IEEE Trans. Information Theory, vol. IT-12, pp. 97-102, April 1966.
- [4]. Sung, S., Ham, F.M., Shelton, W.: A new robust neuronal network method for coherent interference rejection in adaptive array systems. M Lu, Z He - IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1993.
- [5]. Yu, C.S Mitra, S.K.: Digital Signal Processing. McGraw-
- [6]. James A. Anderson. An Introduction to Neural Networks. Massachusetts Institute of Technology (1995). Third printing, 1997.
- [7]. Brookner, E.: Trends in Array Radars for the 1980s and Beyond, IEEE Antenna and Propagation Society Newsletter, April (1984)
- [8]. Steyskal, H.: Digital Beamforming Antennas—An Introduction, Microwave Journal, pp. 107–124, January (1987)
- [9]. Liberty, J., Rappaport, T.: Smart Antennas for Wireless Communications: IS-95 and Third Generation CDMA Applications, Prentice Hall, New York, (1999)
- [10]. Margerum, D.: Self-Phased Arrays, in Microwave Scanning Antennas, Vol. 3, Array Antennas
- [11]. "Special Issue on Active and Adaptive Antennas," IEEE Trans. Antennas and Propagation, vol. AP-12, March 1964.