

Beamformer adaptativo con una Red Neuronal Multicapa Backpropagation. Cambio de dirección del haz primario y eliminación de lóbulos de interferencia.

Carlos Félix Campa Arvizu
Sección de Estudios de Posgrado
ESIME, IPN
CDMX, México
ingcampain@gmail.com

Marco Antonio Acevedo Mosqueda
Sección de Estudios de Posgrado
ESIME, IPN
CDMX, México
macevedo@ipn.com

María Elena Acevedo Mosqueda
Sección de Estudios de Posgrado
ESIME, IPN
CDMX, México
eacevedo@ipn.com

Resumen — Este artículo presenta un enfoque de conformación de haz adaptativo utilizando una Red Neuronal Multicapa Backpropagation (RNBP) para arreglos de antenas inteligentes. El objetivo es modificar la dirección del haz principal de radiación y eliminar lóbulos de interferencia secundarios para mejorar la eficiencia de la comunicación inalámbrica. Las antenas tradicionales dispersan energía electromagnética en direcciones no deseadas, causando interferencias y reduciendo la eficiencia espectral. Para abordar estas limitaciones, han surgido las antenas inteligentes, que aprovechan el procesamiento espacial y técnicas de aprendizaje automático para mejorar la calidad de la señal y focalizar la energía. Este trabajo se centra en la aplicación de la RNBP para ajustar dinámicamente los pesos de la antena y así orientar el haz a ángulos deseados, optimizar la relación señal a ruido (SNR) y suprimir lóbulos indeseados. Los resultados demuestran la eliminación efectiva de lóbulos secundarios y la redirección del haz principal con una convergencia óptima después de 25 iteraciones, proporcionando una visión sobre cómo lograr una conformación de haz adaptativa eficiente para sistemas inalámbricos.

Keywords— Antenas inteligentes, beamforming adaptativo, red neuronal multicapa backpropagation (RNBP), eliminación de lóbulos secundarios, comunicaciones inalámbricas, aprendizaje automático, eficiencia espectral

I. INTRODUCCIÓN

Históricamente, los sistemas inalámbricos han empleado antenas omnidireccionales o sectorizadas para la transmisión y recepción de señales [1]. Sin embargo, una de las principales limitaciones de estas antenas es la dispersión innecesaria de energía electromagnética en direcciones no deseadas, lo que genera interferencias y reduce la eficiencia espectral. En respuesta a estos problemas, se han desarrollado tecnologías de antenas inteligentes, diseñadas para mejorar el rendimiento y minimizar la interferencia, dirigiendo la energía de forma más eficiente hacia el usuario objetivo. La antena es un componente esencial en sistemas de radio civiles y militares, actuando como transductor electromagnético (EM) al convertir ondas guiadas en ondas de espacio libre y viceversa. Las antenas inteligentes pueden modificar la cantidad de energía transmitida o recibida en direcciones específicas según la aplicación, lo que contribuye a minimizar los requisitos del sistema y mejorar su rendimiento [2].

En los últimos años, la comunicación inalámbrica ha experimentado un crecimiento sin precedentes, lo que ha puesto de manifiesto la necesidad de mejorar la eficiencia del espectro. Este reto ha impulsado el desarrollo de nuevas

tecnologías de antenas inteligentes, capaces de optimizar el uso del espectro disponible y de facilitar la creación de redes más eficientes y rentables. Estos avances, además, han mejorado la calidad del servicio y permitido la operación entre diferentes tecnologías [3].

Tradicionalmente, se prestaba poca atención a la tecnología de antenas en comparación con otros componentes de los sistemas de comunicación. Sin embargo, el auge de las antenas inteligentes ha cambiado esta perspectiva. Una antena inteligente no es simplemente una antena en sí misma, sino un sistema que integra un arreglo de antenas con capacidades avanzadas de procesamiento de señales. Esto le permite transmitir y recibir señales de forma adaptativa y sensible a la dirección, mejorando su desempeño en entornos complejos. Las primeras investigaciones sobre antenas adaptativas fueron llevadas a cabo por Van Atta, quien desarrolló los "arreglos auto-faseados", utilizados inicialmente para aplicaciones militares. Estos arreglos, también conocidos como "arreglos retro-directivos", reflejan las señales en la dirección de su origen, y en 1960 se optimizaron con el uso del bucle de fase bloqueada (PLL) [4].

Posteriormente, Howell y sus colaboradores introdujeron el "cancelador de lóbulos laterales" (SLC) para suprimir interferencias, marcando el primer intento de aplicar esta técnica en arreglos adaptativos para comunicaciones inalámbricas. A partir de este avance, Applebaum desarrolló el "algoritmo Howells-Applebaum", un método innovador que mejoró la relación señal-ruido (SNR) y suprimió los lóbulos laterales, lo que supuso un importante progreso en el diseño de sistemas de antenas [5].

El desarrollo de antenas inteligentes ha generado la necesidad de contar con sistemas capaces de adaptarse a entornos complejos y cambiantes, como los presentes en aplicaciones del Internet de las Cosas (IoT). Para lograr esta adaptabilidad, el aprendizaje automático (ML) ha surgido como una herramienta esencial, permitiendo que las antenas procesen grandes volúmenes de datos y ajusten dinámicamente su comportamiento. Las redes de antenas inteligentes (SAS) optimizan la capacidad del sistema al reducir interferencias y dirigir señales hacia usuarios específicos, mejorando la eficiencia espectral, la calidad del servicio y simplificando la configuración de la red, especialmente en entornos con múltiples tecnologías. Si bien estas antenas maximizan la eficiencia energética y focalizan la señal, pueden experimentar interferencias provocadas por la reflexión de señales en estructuras cercanas [2].

Este artículo presenta una propuesta para el uso de redes neuronales en el procesamiento de antenas inteligentes, revisando cómo esta técnica de aprendizaje automático puede aplicarse de forma efectiva a estas tecnologías, modificando la dirección del haz o lóbulo principal (deseado) y eliminando cualquier transmisión en un lóbulo secundario de interferencia (indeseado). Asimismo, se analiza el concepto de antenas adaptativas y su papel en la actual era de rápido desarrollo tecnológico, destacando su potencial para satisfacer los crecientes requerimientos de las comunicaciones inalámbricas del futuro.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Las antenas inteligentes y los arreglos de antenas dipolo asimétricos juegan un papel esencial en las comunicaciones inalámbricas modernas. Estas tecnologías utilizan el principio de superposición para generar patrones de radiación, con el objetivo de maximizar la ganancia de señal y reducir la interferencia. Los arreglos de antenas inteligentes pueden ajustar dinámicamente sus pesos para controlar el haz de radiación, enfocando el lóbulo principal en la dirección deseada y eliminando lóbulos secundarios no deseados. Esto se logra mediante algoritmos adaptativos y técnicas de aprendizaje, como el uso de Redes Neuronales Multicapa Backpropagation (RNBP), que permiten mejorar la relación señal a ruido (SNR) y ajustar el patrón de radiación de forma automática y precisa. Además, los sistemas de antenas inteligentes emplean técnicas como el Acceso Múltiple por División Espacial (SDMA) y el beamforming adaptativo, lo que facilita la optimización del rendimiento y la cobertura en ambientes complejos.

A continuación, veremos algunos de los conceptos más importantes para abordar este tema.

A. Arreglo de antenas

El sistema de antenas utilizado consiste en un arreglo asimétrico de antenas dipolo, con separación equidistante de $\lambda/2$ entre los elementos, tal como se muestra en la Figura 1. El patrón de radiación generado presenta un lóbulo principal a 0° y lóbulos secundarios laterales, para el caso de 7 elementos, a $\pm 45.5^\circ$ y a $\pm 24^\circ$ con respecto al eje vertical. Los lóbulos secundarios, generalmente son indeseados porque irradian energía electromagnética en direcciones no deseadas, por lo que es necesario reducir o eliminar su presencia. Cuando los pesos W_n son iguales a uno o corresponden a los coeficientes de ventanas específicas, el arreglo se considera fijo [6][7]; mientras que, si estos pesos varían con el tiempo, el sistema se convierte en un arreglo adaptativo.

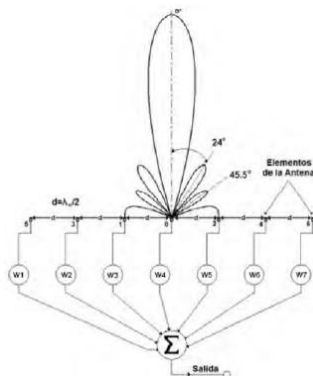


Fig. 1. Arreglo asimétrico de antenas tipo dipolo de 7 elementos [16]

El patrón de radiación de campo lejano de un arreglo de antenas se obtiene aplicando el principio de superposición, que establece que el campo total (E_θ) es la suma de los campos generados por cada antena individual, combinando el Factor de Arreglo (FA) con el campo de cada elemento. Para graficar el patrón de radiación de un arreglo asimétrico, se calcula el FA, como se muestra en la Figura 1.

$$FA(\theta) = W_1 e^{(-3jkd \sin \theta)} e^{jw_0} + W_2 e^{(-2jkd \sin \theta)} e^{jw_0} + W_3 e^{(-jkd \sin \theta)} e^{jw_0} + W_4 e^{jw_0} + W_5 e^{(jkd \sin \theta)} e^{jw_0} + W_6 e^{(2jkd \sin \theta)} e^{jw_0} + W_7 e^{(3jkd \sin \theta)} e^{jw_0} \quad ec.1$$

Donde:

$$d = \frac{\lambda}{2}$$

Y escrito de forma vectorial:

$$FA(\theta) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{a}(\theta) \quad ec.2$$

$$\mathbf{a}(\theta) = [e^{jw_0}, e^{(-6j\pi d \sin \theta)}, e^{(-4j\pi d \sin \theta)}, e^{(-2j\pi d \sin \theta)}, 1, e^{(2j\pi d \sin \theta)}, e^{(4j\pi d \sin \theta)}, e^{(6j\pi d \sin \theta)}] \quad ec.3$$

Entonces el campo producido por el arreglo asimétrico de antenas de la figura 2 está dado por:

$$E_\theta = \frac{jk\eta I_0 L e^{-jkr}}{4\pi r} \sin \theta * FA(\theta) \vec{r} \quad ec.4$$

Factor del elemento Factor del arreglo

Donde:

$$k = \frac{2\pi}{\lambda}$$

I_0 = intensidad de corriente de la fuente

L = es la longitud del dipolo

η = es la impedancia intrínseca del medio

θ = es el ángulo del eje z en coordenadas esféricas

r = es la distancia de la antena a un punto de referencia

Partiendo del FA de la ec. 1, se toma el vector de pesos de una ventana rectangular con 7 coeficientes:

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

B. Antenas inteligentes

Las antenas inteligentes son esenciales para sistemas inalámbricos avanzados, como comunicaciones satelitales, radares, redes móviles (5G y futuras), LANs y transmisión de energía inalámbrica. Utilizan tecnologías de escaneo electrónico y conmutación de haz para optimizar la dirección de la señal y reducir interferencias, mejorando así el rendimiento [8, 9]. Es similar al sistema auditivo humano, que se enfoca en una fuente de sonido específica y filtra el ruido no deseado, estas antenas emplean un procesador de señal digital para ajustar su enfoque y mitigar interferencias, satisfaciendo la demanda de cobertura y calidad de transmisión [10, 11].

La Figura 2 ilustra la estructura de una antena inteligente.

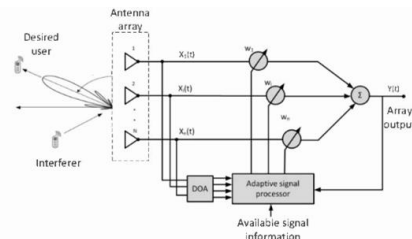


Fig. 2. Diagrama de bloques funcional de un sistema de antena inteligente [12]

Las antenas inteligentes presentan múltiples ventajas en comunicaciones, como el rechazo de interferencias, adaptación a cambios en el entorno y reducción de consumo energético [2]. Estas antenas emplean la técnica de beamforming adaptativo, que utiliza arreglos de antenas para enfocar la máxima potencia hacia la señal objetivo, descartando señales de frecuencia coincidente provenientes de direcciones no deseadas. Los pesos de las antenas se calculan y actualizan adaptativamente con muestras de la señal, permitiendo un haz más focalizado y una reducción de radiación en otras direcciones, lo cual mejora significativamente la SNR [4]. Las estaciones base transmiten cada señal recibida de forma individualizada, disminuyendo la interferencia global al variar los pesos aplicados a cada antena del arreglo.

La estructura de estos sistemas puede entenderse a partir de conceptos similares a los de un radar de pulsos. En la Figura 3 se muestra un diagrama de bloques simplificado de este tipo de radar. El bloque de control de tiempo genera las señales de sincronización del sistema, y una señal modulada es enviada a la antena a través del transmisor/modulador. La conmutación entre modos de transmisión y recepción se realiza mediante el duplexor, que permite que la antena sea usada para ambos fines. Durante la transmisión, el duplexor dirige la energía hacia la antena, y en la recepción, canaliza el eco recibido hacia el receptor para amplificación y procesamiento. Finalmente, la información del objetivo es extraída por el bloque de procesamiento, de manera similar a como un sistema de antenas inteligentes ajusta sus pesos para mejorar la recepción y transmisión de señales [13].

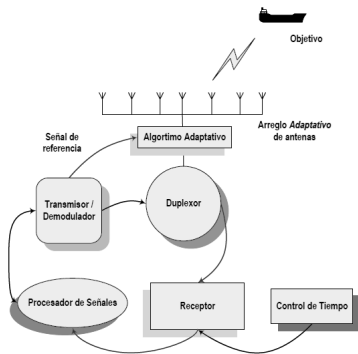


Fig. 3. Diagrama a bloques simplificado de un sistema de radar de pulsos con arreglo adaptativo [13]

La combinación de entradas de múltiples antenas permite mejorar la ganancia de señal para cubrir áreas específicas, orientando el patrón de radiación hacia fuentes de interferencia de canal compartido, mejorando la SNR y aumentando la capacidad del sistema. El Acceso Múltiple por División Espacial (SDMA) se adapta al entorno de radiofrecuencia para optimizar la calidad de las señales y ajustar la asignación de frecuencias según la concentración de usuarios, reduciendo la contaminación por RF y el consumo energético, lo cual disminuye riesgos para la salud. La adopción de antenas inteligentes en comunicaciones celulares reducirá significativamente el uso energético. La Figura 4 muestra las configuraciones de antenas inteligentes [2].

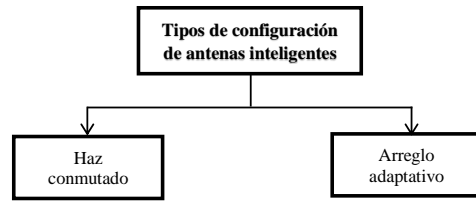


Fig. 4. Tipos de configuración de antenas inteligentes [2]

C. Inteligencia artificial aplicada en antenas

El machine learning (ML), una aplicación de la inteligencia artificial (IA), permite a los usuarios recopilar y analizar datos del entorno, lo que sirve como insumo para los cálculos y decisiones en el diseño de antenas inteligentes. En la última década, el diseño de antenas ha aprovechado ampliamente técnicas de ML para acelerar el proceso mediante análisis de datos recopilados o simulados. La eficiencia de los modelos se evalúa utilizando métricas como: error absoluto medio (MAE), error absoluto porcentual medio (MAPE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) [2].

El ML se clasifica en tres categorías principales: aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo, junto con variantes menos comunes como el aprendizaje semi-supervisado, transductivo, en línea y activo. Los modelos generados a partir de estos algoritmos permiten comprender y predecir comportamientos futuros, facilitando su aplicación en el diseño de antenas.

El diseño de antenas inteligentes sigue un proceso que incluye la preparación de datos, la minería de datos, la validación de patrones y la representación de la información. El preprocesamiento de los datos es crucial para mejorar la eficacia de los algoritmos de minería de datos. La fase de análisis de patrones se enfoca en extraer y sintetizar información relevante para su implementación, y finalmente, la producción de conocimiento presenta los datos de manera comprensible y utilizable para los usuarios [14][15].

La evaluación del rendimiento de algoritmos de aprendizaje profundo, como Least Mean Square Tracking (LMST) y Gated Recurrent Unit (GRU), se basa en la comparación de valores objetivos con resultados reales, utilizando estas métricas para cuantificar la precisión de los algoritmos [2].

D. Aplicación de la red neuronal multicapa en antenas

La estructura de la Red Neuronal Multicapa Backpropagation (RNBP) utilizada en este trabajo se basa en tres procesos principales:

- Inicialización de pesos: Consiste en asignar valores iniciales a los pesos, que son sumas ponderadas de las entradas multiplicadas por las conexiones (inhibitorias o excitatorias).
- Función de activación: Determina el comportamiento de la neurona, utilizando funciones lineales o no lineales; en este caso, una función sigmoideal. Aquí se calculan las conexiones ponderadas que simulan la fuerza sináptica entre neuronas.

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad ec.5$$

- Cálculo de la salida: La salida de la neurona se calcula en función de su activación.

El método de backpropagation, propuesto por Rumelhart y McClelland, es ampliamente utilizado en la clasificación de patrones en redes neuronales, ya que minimiza el error cuadrático medio en cada iteración, comparando la señal deseada con la salida de la red. La red utilizada en este proyecto es una red neuronal multicapa con una sola unidad oculta, como se muestra en la Figura 5 [16].

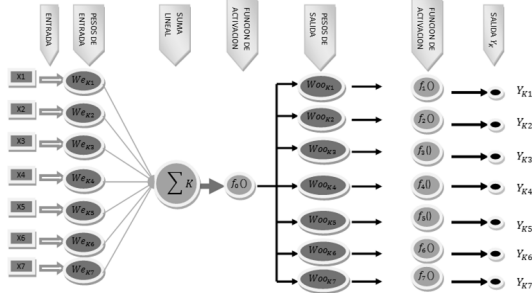


Fig. 5. Estructura de la red neuronal con 7 elementos.

El entrenamiento de la red neuronal se puede sintetizar 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 RNBP es expresado de la siguiente forma:

$$W_{jk}(n + 1) = W_{jk}(n) + \mu \delta_{jk} X_{j-1,k} \quad ec.6$$

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 RNBP es resumida de la siguiente forma:

- Paso 1.- Inicializar el vector de pesos con la técnica de ventaneo, en este caso se aplicó la inicialización en unos.
- 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.

$$\delta_k = f'(y_k)(t_k - y_k) \quad ec.7$$

Para la capa de salida:

$$\delta_k = f'(y_k) \sum_r \delta_{j+1,k} W_{j+1,k} \quad ec.8$$

Para la capa oculta donde la tasa de aprendizaje es μ =suma de eigen valores de la matriz de solución:

$$\mu = \frac{1}{4 \sum \epsilon_{R_x}} \quad ec.9$$

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 (6).
- Paso 5.- Ir al paso 2 si la red aún no converge al error propuesto en un inicio.

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

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

La ecuación 10 muestra la forma cómo se calcula la SNR, 11 y 12 es para calcular el MSE y 14 se utiliza para el cálculo del máximo índice de correlación de la señal de salida (MC).

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{(We * \overline{vS}) \cdot (vS * \overline{We})}{(We * \overline{vI}) \cdot (vI * \overline{We})} \quad ec.10$$

Donde:

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

$$MSE = \sum_{x=1}^n ep^2 \quad ec.11$$

$$ep = 1/2 \sum_{k=1}^s (\delta_k^2) \quad ec.12$$

$$\delta_k^s = (t_k - y_k^s) \quad ec.13$$

Donde:

- ep = error producido por cada 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

$$MC = \max \left(\frac{\sum_n S_D[n] + S_{sal}[n-k]}{\sqrt{(\sum_n S_D[n] + S_D[n-k]) + (\sum_n S_{sal}[n] + S_{sal}[n-k])}} \right) \quad ec.14$$

Donde:

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

E. Eliminación de lóbulos secundarios

Como ya se ha mencionado antes, las antenas inteligentes, pueden controlar su diagrama de radiación mediante algoritmos adaptativos que minimizan una señal de error basada en una referencia del receptor de la estación base. Este modelo de señal considera dispersión temporal y angular de los usuarios para generar una señal de referencia que permita ajustar los pesos del array de antenas, reduciendo la interferencia de usuarios no deseados y enfocando la señal deseada.

En la conformación de haz adaptativo, cada elemento del arreglo tiene un peso dinámico que ajusta el diagrama de radiación para maximizar la SNR. El patrón resultante presenta un lóbulo principal en la dirección del usuario objetivo y mínimos en las direcciones de interferencia. La cantidad de interferencias que se pueden eliminar depende del número de elementos de la antena. Esta técnica requiere algoritmos complejos para la detección de señales y optimización de pesos, los cuales implican alta carga computacional y procesamiento en tiempo real, limitando su implementación.

El objetivo de este artículo corresponde a la reducción de los lóbulos secundarios, que para el caso de un arreglo de antenas de 7 elementos, tiene las siguientes direcciones: $\pm 24^\circ$, $\pm 45.5^\circ$ y $\pm 90^\circ$, y el lóbulo primario a 0° .

Se usará la RNBP para llevar a cabo el proceso automático de adaptabilidad con el que se calculan los pesos finales que se insertarán en el 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 demostrar la reducción de potencia en la dirección de la interferencia, se calcula el error cuadrático medio, la relación señal a ruido y se gráfica 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 los nulos en el patrón de radiación [16].

La Figura 6 ilustra un patrón de radiación de un arreglo de antenas tipo dipolo de 7 elementos, modificado con un nulo en la dirección de la interferencia a 45.5° .

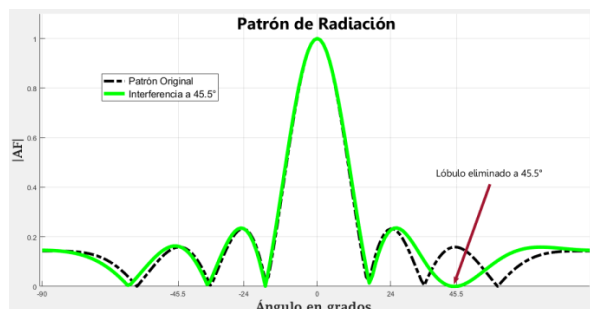


Fig. 6. Patrón de radiación con nulo a 45.5°

F. Redireccionamiento del lóbulo primario

El haz de radiación de un arreglo de antenas puede adaptarse para seguir a un objetivo móvil ajustando los pesos del arreglo, de modo que la señal se enfoque hacia la ubicación del usuario. Cada usuario posee una firma espacial que indica su posición, la cual el punto de acceso (AP) utiliza para orientar la antena de forma adecuada. Antes de la transmisión de datos, el AP identifica a los usuarios presentes y obtiene sus firmas espaciales, lo que permite iniciar la transferencia de información.

Existen tres tipos de antenas inteligentes:

Haz Conmutado: La configuración más simple, con haces generados en ángulos fijos y conmutados secuencialmente para cubrir la zona y detectar usuarios.

Haz de Seguimiento: Más complejo, utiliza algoritmos de dirección de llegada (DOA) para identificar señales de usuarios y ajustar electrónicamente la dirección del haz con mayor resolución angular.

Haz Adaptativo: El sistema más avanzado, que ajusta dinámicamente los pesos de las antenas para maximizar la SNR, enfocando el lóbulo principal hacia el usuario deseado y minimizando la radiación en direcciones de interferencia.

El filtrado espacial se realiza en un arreglo de antenas para atenuar interferencias y ruido. Cada señal se caracteriza por su ángulo de llegada y banda de frecuencias, y se separa de otras señales mediante el filtrado. Si las señales tienen contenidos de frecuencia similares, el beamforming discrimina con base en el ángulo de incidencia, filtrando cada señal espacialmente.

De la misma manera, la RNBP permitirá procesar y encontrar los pesos apropiados para la dirección del lóbulo primario estipulada.

La Figura 7 ilustra un patrón de radiación de un arreglo de antenas tipo dipolo de 7 elementos, modificado con la dirección del haz primario en una dirección de -30° .

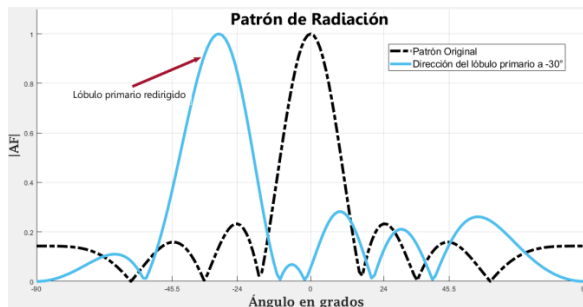


Fig. 7. Patrón de radiación con lóbulo principal a -30°

III. RESULTADOS

La modificación del patrón de radiación se estructuró en tres partes:

- 1.- Eliminación de lóbulos secundarios (LS) uno a uno, en a $\pm 24^\circ$, $\pm 45.5^\circ$ y 90° .
- 2.- Redireccionamiento del lóbulo primario (LP), en diferentes ángulos $\pm 30^\circ$, $\pm 45.5^\circ$, $\pm 60^\circ$ y 90° .
- 3.- Redireccionamiento del LP y adicional la eliminación de LS. Diferentes combinaciones, a) LP a -60° y LS a 30° , b) LP a 45.5° y LS a -30° , d) LP a 60° y LS a -45.5° .

En todos los casos, se realizó el procesamiento adaptativo con la RNBP a 10, 25 y 50 iteraciones y con la inicialización de los pesos W_e en un vector de $[1 \times 7]$ de unos (1 's).

A continuación, se presentan las figuras que muestran la eliminación progresiva de los lóbulos secundarios tras 10, 25 y 50 iteraciones.

A. Eliminación de lóbulos secundarios

En las siguientes figuras, se puede ver la eliminación de cada uno de los LS, a 10, 25 y 50 iteraciones.

En la figura 8 se observa la eliminación de cada uno de los LS a 10 iteraciones, se puede ver que sólo los lóbulos a $\pm 24^\circ$ no se lograron eliminar por completo con esta cantidad de iteraciones, sin embargo, se redujo la energía de ambos.

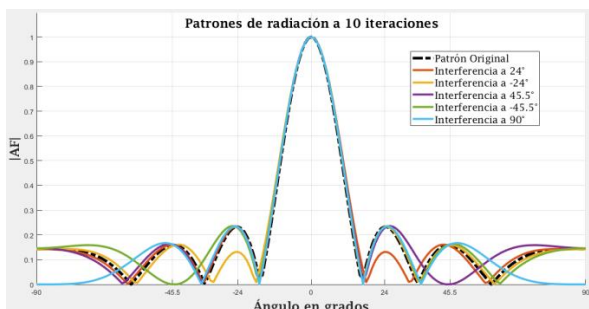


Fig. 8. Patrones de radiación con nulos en los LS a 10 iter

La tabla 1 muestra los pesos We calculados a 10 iteraciones.

Pesos We del arreglo de antenas a 10 iteraciones					
Pesos We	24°	-24°	45.5°	-45.5°	90°
W1	0.9194 + 0.0668i	0.9194 - 0.0668i	0.8564 + 0.0674i	0.8564 - 0.0674i	0.8571 - 0.0000i
W2	0.9128 - 0.0579i	0.9128 + 0.0579i	1.0363 - 0.1545i	1.0363 + 0.1545i	1.1429 + 0.0000i
W3	1.0302 - 0.1002i	1.0302 + 0.1002i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 - 0.0000i
W4	1.1046 + 0.0000i	1.1046 - 0.0000i	0.8413 - 0.0000i	0.8413 + 0.0000i	1.1429 - 0.0000i
W5	1.0302 + 0.1002i	1.0302 - 0.1002i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 + 0.0000i
W6	0.9128 + 0.0579i	0.9128 - 0.0579i	1.0363 + 0.1545i	1.0363 - 0.1545i	1.1429 - 0.0000i
W7	0.9194 - 0.0668i	0.9194 + 0.0668i	0.8564 - 0.0674i	0.8564 + 0.0674i	0.8571 + 0.0000i

En la figura 9 se observa la eliminación de cada uno de los LS a 25 iteraciones, se puede ver que todos los lóbulos fueron eliminados con éxito.

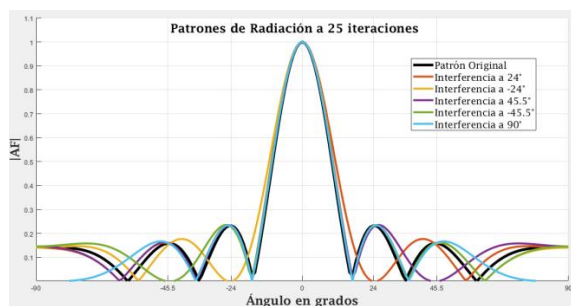


Fig. 9. Patrones de radiación con nulos en los LS a 25 iter

La tabla 2 muestra los pesos We calculados a 25 iteraciones.

Pesos We del arreglo de antenas a 25 iteraciones					
Pesos We	24°	-24°	45.5°	-45.5°	90°
W1	0.8208 + 0.1484i	0.8208 - 0.1484i	0.8564 + 0.0674i	0.8564 - 0.0674i	0.8571 - 0.0000i
W2	0.8061 - 0.1287i	0.8061 + 0.1287i	1.0363 - 0.1545i	1.0363 + 0.1545i	1.1429 + 0.0000i
W3	1.0672 - 0.2228i	1.0672 + 0.2228i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 - 0.0000i
W4	1.2327 + 0.0000i	1.2327 - 0.0000i	0.8413 - 0.0000i	0.8413 + 0.0000i	1.1429 - 0.0000i
W5	1.0672 + 0.2228i	1.0672 - 0.2228i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 + 0.0000i
W6	0.8061 + 0.1287i	0.8061 - 0.1287i	1.0363 + 0.1545i	1.0363 - 0.1545i	1.1429 - 0.0000i
W7	0.8208 - 0.1484i	0.8208 + 0.1484i	0.8564 - 0.0674i	0.8564 + 0.0674i	0.8571 + 0.0000i

En la figura 10 se observa la eliminación de cada uno de los LS a 50 iteraciones, se puede ver que todos los lóbulos fueron eliminados con éxito. Incluso, gráficamente no se ven diferencias con los patrones de la figura anterior.

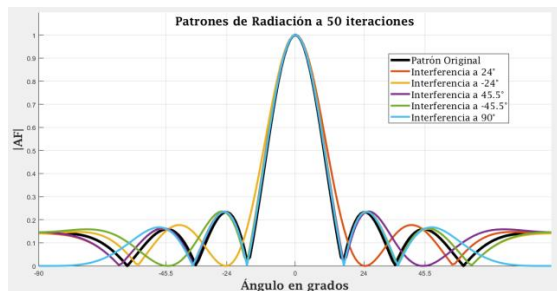


Fig. 10. Patrones de radiación con nulos en LS a 50 iter

La tabla 3 muestra los pesos We calculados a 50 iteraciones.

Pesos We del arreglo de antenas a 50 iteraciones					
Pesos We	24°	-24°	45.5°	-45.5°	90°
W1	0.8208 + 0.1484i	0.8208 - 0.1484i	0.8564 + 0.0674i	0.8564 - 0.0674i	0.8571 - 0.0000i
W2	0.8061 - 0.1287i	0.8061 + 0.1287i	1.0363 - 0.1545i	1.0363 + 0.1545i	1.1429 + 0.0000i
W3	1.0672 - 0.2228i	1.0672 + 0.2228i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 - 0.0000i
W4	1.2327 - 0.0000i	1.2327 + 0.0000i	0.8413 - 0.0000i	0.8413 + 0.0000i	1.1429 - 0.0000i
W5	1.0672 + 0.2228i	1.0672 - 0.2228i	1.0985 - 0.1244i	1.0985 + 0.1244i	0.8571 + 0.0000i
W6	0.8061 + 0.1287i	0.8061 - 0.1287i	1.0363 + 0.1545i	1.0363 - 0.1545i	1.1429 - 0.0000i
W7	0.8208 - 0.1484i	0.8208 + 0.1484i	0.8564 - 0.0674i	0.8564 + 0.0674i	0.8571 + 0.0000i

Se puede observar, que los We calculados al término de 50 iteraciones son los mismos que los calculados al término de 25, eso quiere decir, que la convergencia óptima se da a las 25 iteraciones.

B. Redireccionamiento del lóbulo primario

A continuación, se presentan las figuras que muestran el direccionamiento del LP hacia distintos ángulos, tanto en gráfica polar como en coordenadas rectangulares. Es importante señalar que en todos los casos se elimina el LP a 0° y se redirige a otras direcciones.

La Figura 11 ilustra la modificación del patrón de radiación con el LP orientado a ±30°, ±60° y 90°. Por su parte, la Figura 12 presenta estas modificaciones en coordenadas polares. En la Tabla 4 se detallan los pesos asociados a cada orientación del haz primario con 10 iteraciones. Cabe destacar que, aunque los lóbulos se dirigen adecuadamente a la posición deseada, se requieren más iteraciones para lograr la convergencia, ya que aún se observa energía en los LS, lo cual podría generar interferencias.

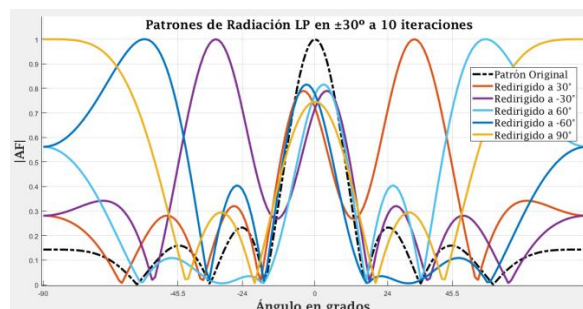


Fig. 11. Patrones de radiación con LP eliminados a 10 iter

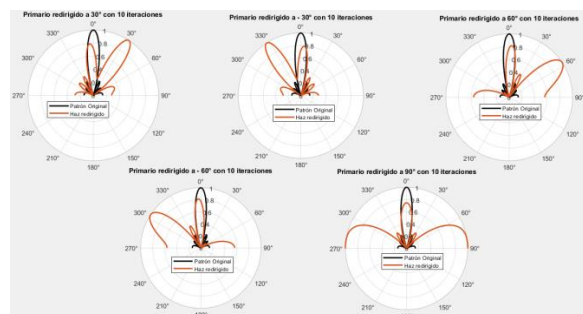


Fig. 12. Coordenadas polares con LP eliminados a 10 iter

La tabla 4 se muestra a continuación:

Pesos We con lóbulo primario redirigido a 10 iteraciones					
Pesos We	30°	-30°	60°	-60°	90°
W1	0.0941 + 0.1172i	0.0941 - 0.1172i	0.0577 - 0.1114i	0.0577 + 0.1114i	-0.0232 - 0.0000i
W2	-0.0232 - 0.0000i	-0.0232 + 0.0000i	0.1711 + 0.0872i	0.1711 - 0.0872i	0.2113 + 0.0000i
W3	0.0941 - 0.1172i	0.0941 + 0.1172i	-0.0135 - 0.0478i	-0.0135 + 0.0478i	-0.0232 - 0.0000i
W4	0.2113 + 0.0000i	0.2113 - 0.0000i	0.2101 - 0.0000i	0.2101 + 0.0000i	0.2113 - 0.0000i
W5	0.0941 + 0.1172i	0.0941 - 0.1172i	-0.0135 + 0.0478i	-0.0135 - 0.0478i	-0.0232 + 0.0000i
W6	-0.0232 + 0.0000i	-0.0232 - 0.0000i	0.1711 - 0.0872i	0.1711 + 0.0872i	0.2113 - 0.0000i
W7	0.0941 - 0.1172i	0.0941 + 0.1172i	0.0577 + 0.1114i	0.0577 - 0.1114i	-0.0232 + 0.0000i

La Figura 13 muestra la modificación del patrón de radiación con el lóbulo primario orientado a ±30°, ±60° y 90°.

La Figura 14 presenta esta modificación en coordenadas polares, mientras que la Tabla 5 detalla los pesos correspondientes para cada orientación del haz primario tras 25 iteraciones. Se observa que se ha logrado una mayor convergencia, con lóbulos primarios mejor definidos en sus respectivas direcciones y el lóbulo a 0° casi completamente atenuado. Además, los lóbulos secundarios son pequeños, lo que resulta en una mayor ganancia en la antena.

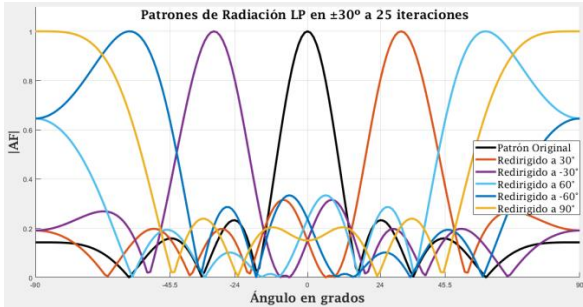


Fig. 13. Patrones de radiación con LP eliminados a 25 iter

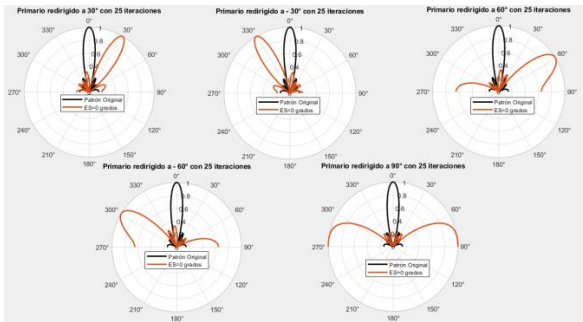


Fig. 14. Coordenadas polares con LP eliminados a 25 iter

La tabla 5 se muestra a continuación:

Pesos We con lóbulo primario redirigido a 25 iteraciones						
Pesos We	30°	-30°	60°	-60°	90°	
W1	0.0652 + 0.2270i	0.0652 - 0.2270i	-0.0116 - 0.2109i	-0.0116 + 0.2109i	-0.1619 - 0.0000i	
W2	-0.1619 - 0.0000i	-0.1619 + 0.0000i	0.2030 + 0.1651i	0.2030 - 0.1651i	0.2922 + 0.0000i	
W3	0.0652 - 0.2270i	0.0652 + 0.2270i	-0.1464 - 0.0904i	-0.1464 + 0.0904i	-0.1619 - 0.0000i	
W4	0.2922 + 0.0000i	0.2922 - 0.0000i	0.2768 + 0.0000i	0.2768 - 0.0000i	0.2922 + 0.0000i	
W5	0.0652 + 0.2270i	0.0652 - 0.2270i	-0.1464 + 0.0904i	-0.1464 - 0.0904i	-0.1619 + 0.0000i	
W6	-0.1619 + 0.0000i	-0.1619 - 0.0000i	0.2030 - 0.1651i	0.2030 + 0.1651i	0.2922 - 0.0000i	
W7	0.0652 - 0.2270i	0.0652 + 0.2270i	-0.0116 + 0.2109i	-0.0116 - 0.2109i	-0.1619 + 0.0000i	

Por último, para 50 iteraciones, la Figura 15 presenta la modificación del patrón de radiación con el lóbulo primario dirigido a $\pm 30^\circ$, $\pm 60^\circ$ y 90° , mientras que la Figura 16 muestra dicha modificación en coordenadas polares. En la Tabla 6 se detallan los pesos correspondientes para cada ángulo de enfoque del haz primario tras 50 iteraciones. Se observa que los lóbulos primarios están bien formados en sus respectivas direcciones y el lóbulo a 0° ha sido completamente atenuado.

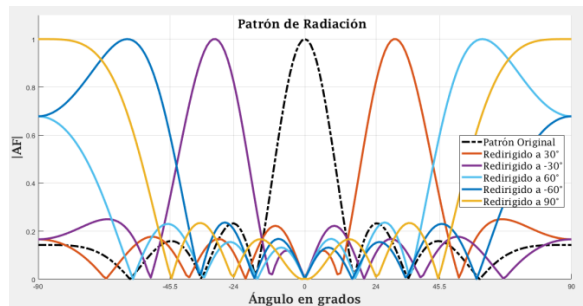


Fig. 15. Patrones de radiación con LP eliminados a 50 iter

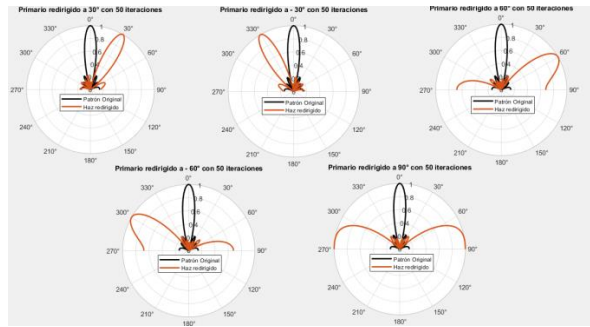


Fig. 16. Coordenadas polares con LP eliminados a 50 iter

La tabla 6 se muestra a continuación:

Pesos We con lóbulo primario redirigido a 50 iteraciones					
Pesos We	30°	-30°	60°	-60°	90°
W1	0.0420 + 0.2989i	0.0420 - 0.2989i	-0.0841 - 0.2790i	-0.0841 + 0.2790i	-0.2569 - 0.0000i
W2	-0.2569 - 0.0000i	-0.2569 + 0.0000i	0.1997 + 0.2184i	0.1997 - 0.2184i	0.3409 + 0.0000i
W3	0.0420 - 0.2989i	0.0420 + 0.2989i	-0.2626 - 0.1196i	-0.2626 + 0.1196i	-0.2569 - 0.0000i
W4	0.3409 + 0.0000i	0.3409 - 0.0000i	0.2975 - 0.0000i	0.2975 + 0.0000i	0.3409 + 0.0000i
W5	0.0420 + 0.2989i	0.0420 - 0.2989i	-0.2626 + 0.1196i	-0.2626 - 0.1196i	-0.2569 + 0.0000i
W6	-0.2569 + 0.0000i	-0.2569 - 0.0000i	0.1997 - 0.2184i	0.1997 + 0.2184i	0.3409 - 0.0000i
W7	0.0420 - 0.2989i	0.0420 + 0.2989i	-0.0841 + 0.2790i	-0.0841 - 0.2790i	-0.2569 + 0.0000i

C. Redireccionamiento de primario y eliminación de secundarios

Finalmente, se presentan casos en los que se combinaron las dos funciones previamente abordadas, la de eliminación de lóbulos secundarios o de interferencias y la de redirigir el lóbulo primario hacia otra dirección. Para ello, sólo se llevará a cabo para tres casos, con 50 iteraciones:

- a) Lóbulo Primario a -60° e interferencia a 30°
- b) Lóbulo Primario a 45.5° e interferencia a -30°
- c) Lóbulo Primario a 60° e interferencia a -45.5°

Para la eliminación del lóbulo a 30° y con un lóbulo primario a -60° se tiene la gráfica de la Figura 17 a continuación.

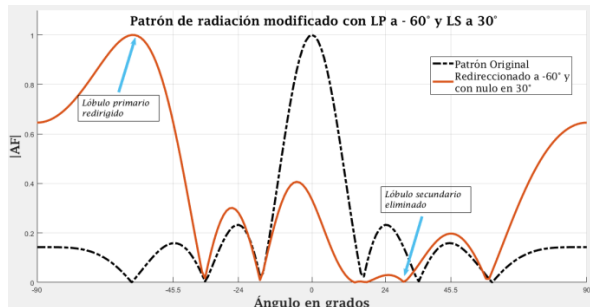


Fig. 17. Patrón de radiación modificado con LP a -60° y LS a 30°

Para la eliminación del lóbulo a -30° y con un lóbulo primario a 45.5° , se tiene la gráfica de la Figura 18.

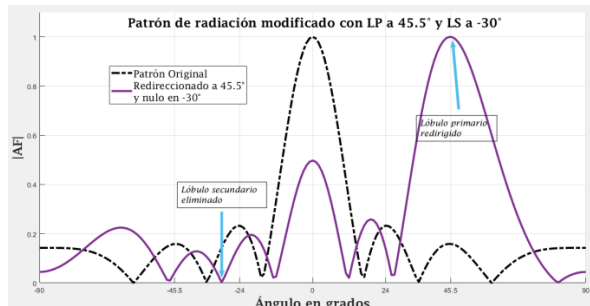


Fig. 18. Patrón de radiación modificado con LP a 45.5° y LS a -30°

Para terminar con la presentación de los resultados; para la eliminación del lóbulo a -45.5° y con un lóbulo primario a 60° , se tiene la gráfica de la Figura 19.

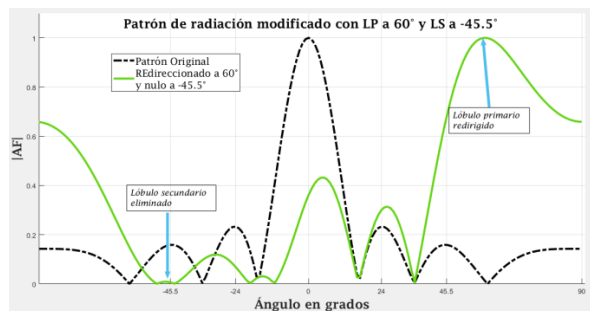


Fig. 19. Patrón de radiación modificado con LP a 60° y LS a -45.5°

La tabla 7 muestra los pesos W_e para cada uno de estos casos, a 50 iteraciones.

Pesos W_e con lóbulo primario redirigido y lóbulo secundario eliminado a 50 iteraciones			
Pesos W_e	LP -60° y LS a 30°	LP 45.5° y LS a -30°	LP 60° y LS a -45.5°
W_1	$0.0104 + 0.2648i$	$0.3539 - 0.1045i$	$0.0559 - 0.2646i$
W_2	$0.3138 - 0.2205i$	$0.0505 + 0.2731i$	$0.2885 + 0.1737i$
W_3	$-0.1698 + 0.1377i$	$-0.0742 - 0.2346i$	$-0.2069 - 0.0821i$
W_4	$0.3787 + 0.0000i$	$0.3658 - 0.0000i$	$0.4529 + 0.0000i$
W_5	$-0.1698 - 0.1377i$	$-0.0742 + 0.2346i$	$-0.2069 + 0.0821i$
W_6	$0.3138 + 0.2205i$	$0.0505 - 0.2731i$	$0.2885 - 0.1737i$
W_7	$0.0104 - 0.2648i$	$0.3539 + 0.1045i$	$0.0559 + 0.2646i$

IV. CONCLUSIONES

La investigación demuestra con éxito la aplicación de una red neuronal multicapa backpropagation (RNBP) para mejorar el rendimiento de antenas inteligentes mediante el ajuste adaptativo del patrón de conformación de haz. La eliminación de lóbulos secundarios y la redirección precisa del haz principal se logran a través del entrenamiento iterativo de la red neuronal, mejorando significativamente la SNR y minimizando la interferencia. Los resultados muestran que se requieren entre 25 y 50 iteraciones para lograr una convergencia óptima, permitiendo la entrega enfocada de la señal en las direcciones deseadas. Este enfoque tiene implicaciones significativas para mejorar la eficiencia y la fiabilidad de las comunicaciones inalámbricas, lo que indica que la conformación de haz basada en RNBP puede ser una herramienta poderosa en los sistemas de antenas inteligentes para abordar la creciente demanda de mayor eficiencia espectral y reducción de interferencias en entornos complejos.

Para mejorar los tiempos de convergencia, será fundamental trabajar con diferentes ventanas de inicialización de pesos W_e . Además, es importante validar el proceso de RNBP en arreglos de antenas con un mayor número de elementos tipo dipolo, lo que permitiría aumentar la directividad del haz principal y mejorar la precisión y efectividad en la eliminación y redireccionamiento de interferencias. Asimismo, se propone comparar la RNBP con una red neuronal evolutiva (RNE) para demostrar una mayor eficiencia en el procesamiento. Esta optimización será relevante en arreglos de antenas matriciales, como los arreglos planares de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO), que deben enfrentar interferencias desde múltiples direcciones para calcular los nulos correspondientes.

Finalmente, se trabaja en el análisis de arreglos de antenas matriciales para permitir directividad de diferentes haces primarios y múltiples nulos en direcciones de interferencia.

REFERENCES

- [1] R. H. Roy, "An overview of smart antenna technology and its application to wireless communication systems," 1997 IEEE International Conference on Personal Wireless Communications (Cat. No. 97TH8338), pp. 234-238, Dec. 1997.
- [2] M. Sadiq, N. bin Sulaiman, M. M. Isa, and M. N. Hamidon, "A review on machine learning in smart antenna: Methods and techniques," TEM Journal, vol. 11, no. 2, pp. 695, 2022.
- [3] D. Veerendra and B. Mohammed, "Advances in smart antenna systems for wireless communication," in Wireless Personal Communications, vol. 110, no. 2, 2020, pp. 931-957.
- [4] V. Dakulagi and M. Alagirisamy, "Adaptive beamformers for high-speed mobile communication," Wireless Personal Communications, vol. 113, no. 4, pp. 1691-1707, 2020.
- [5] P. Howells, "Explorations in fixed and adaptive resolution at GE and SURC," IEEE Transactions on Antenna and Propagation, Special Issue on Adaptive Antennas, vol. 24, no. 5, pp. 575-584, 1976.
- [6] B. Widrow, P. E. Mantey, L. J. Griffiths, and B. B. Goode, "Adaptive Antenna Systems," Proceedings of the IEEE, 1967.
- [7] F. B. Gross, Smart Antennas for Wireless Communications, McGraw-Hill, 1995.
- [8] Q. Luo, S. Gao, B. S. Izquierdo, X. Yang, X. Ren, and J. Wu, "Low-cost smart antenna using active frequency selective surfaces," 2019 International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP), pp. 1-3, Oct. 2019.
- [9] N. Celik, M. F. Iskander, R. Emrick, S. J. Franson, and J. Holmes, "Implementation and experimental verification of a smart antenna system operating at 60 GHz band," IEEE Transactions on Antennas and Propagation.
- [10] W. Zhou, "Autonomous smart antenna systems for future mobile devices," Doctoral thesis, The University of Edinburgh, 2015.
- [11] M. Bakhar and R. M. Vani, "Robust blind beam formers for smart antenna system using window techniques," Procedia Computer Science, vol. 93, pp. 713-720, 2016.
- [12] L. Lazović and A. Jovanović, "Comparative performance study of DOA algorithm applied on linear antenna array in smart antenna systems," in 2013 2nd Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO), pp. 247-250, 2013.
- [13] M. A. Acevedo Mosqueda, Redes neuronales y memorias asociativas en arreglos de antenas adaptativos, Instituto Politécnico Nacional (IPN), 2014.
- [14] Y. Sharma, Machine Learning and Additive Manufacturing Based Antenna Design Techniques, Doctoral dissertation, The University of Arizona, 2020.
- [15] S. Choudhury and A. Bhowal, "Comparative analysis of machine learning algorithms along with classifiers for network intrusion detection," in 2015 International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM), pp. 89-95, May 2015.
- [16] C. F. Campa Arvizu and M. A. Acevedo Mosqueda, Red Neuronal Backpropagation para la eliminación de lóbulos secundarios en un patrón de radiación, 2010.
- [17] C. G. Mansilla, E. M. Brandau, and N. F. Morineau, "Antenas inteligentes y su desempeño en redes wireless," Síntesis Tecnológica, vol. 3, no. 2, pp. 97-109, 2007.