

# Un método para el diseño de circuitos de microondas apantallados basado en redes neuronales y algoritmos genéticos

Juan Pascual García<sup>(1)</sup>, Fernando Quesada Pereira<sup>(1)</sup>, David Cañete Rebenaque<sup>(1)</sup>,

José Luis Gómez Tornero<sup>(1)</sup>, Alejandro Álvarez Melcón<sup>(1)</sup>

E-mail [juan.pascual@upct.es](mailto:juan.pascual@upct.es), [fernando.quesada@upct.es](mailto:fernando.quesada@upct.es), [david.canete@upct.es](mailto:david.canete@upct.es),

[josel.gomez@upct.es](mailto:josel.gomez@upct.es) [alejandro.alvarez@upct.es](mailto:alejandro.alvarez@upct.es)

<sup>(1)</sup>Departamento de Tecnologías de la Información y Comunicaciones.

Universidad Politécnica de Cartagena. 30202 Cartagena, Murcia.

**Abstract-** The present work develops a method to design shielded printed microwave filters based on Genetic Algorithms and Neural Networks. Genetic Algorithms techniques have been applied in the microwave optimization problems, but they are usually very time consuming. Thanks to the Neural Networks, the Genetic Algorithms operation time in the filter design task is reduced. The Neural Networks approximates the Green's functions employed in the Integral Equation approach. This neural method allows fast analysis of any printed circuit inside the shielded structure. In order to improve the Genetic Algorithm performance a new specific fitness function suitable to microwave problems has also been developed. Results show the ability of the new method in the design of practical printed shielded microwave filters.

## I. INTRODUCCIÓN

La complejidad en el diseño y optimización de circuitos de microondas crece conforme se incrementa el número de variables de diseño. Por tanto, dicha tarea puede llegar a ser muy costosa tanto en términos temporales como en términos computacionales. Las nuevas herramientas de diseño asistido por ordenador (CAD según las siglas inglesas) de circuitos de microondas deben cumplir una serie de requisitos. Por un lado, deben proporcionar resultados de una manera rápida y a la vez fiable. Por otro lado, el proceso de diseño debe ser automático. El diseñador debe limitarse a fijar las especificaciones del circuito deseado quedando el resto del proceso reservado a las operaciones automáticas de optimización.

Generalmente, el proceso de diseño de circuitos de microondas parte de una solución inicial para posteriormente optimizarla hasta llegar a satisfacer todas las especificaciones iniciales. Las técnicas tradicionales de optimización de circuitos están basadas en el cálculo del gradiente de ciertas funciones de error, [1] y [2]. La mayor desventaja de este tipo de técnicas reside en que usualmente el gradiente queda atrapado en un máximo local. Por lo tanto si deseamos lograr mejores resultados en el diseño de circuitos de microondas es necesario recurrir a procedimientos que permitan llegar a máximos globales. Los algoritmos genéticos (GA, en sus siglas inglesas) constituyen una serie de técnicas de búsqueda estocástica que son capaces de alcanzar dichos máximos globales, [3]. Como contrapartida un GA suele requerir largos tiempos de computación. Dentro del campo del electromagnetismo podemos encontrar diversos trabajos en los que los

GA han sido aplicados con éxito, [4]. En [5], los GA fueron utilizados para diseñar filtros impresos de microondas en un medio apantallado. En el mencionado trabajo se usó como simulador electromagnético el método de los elementos finitos. Debido a que ambas técnicas consumen mucho tiempo en la obtención de resultados, se desarrolló una estructura de cálculo en paralelo con el fin de reducir el tiempo total de computación. Por lo tanto, para poder emplear los GA en el problema del diseño de circuitos de microondas en un medio apantallado es necesario disminuir el tiempo de simulación electromagnética manteniendo la precisión deseada.

En el presente trabajo, los GA son combinados con la técnica basada en redes neuronales desarrollada en [6]. En dicho trabajo, las redes neuronales aproximaban las funciones de Green del medio apantallado multicapa necesarias en la evaluación de la ecuación integral (IE en las siglas inglesas). De este modo el análisis de cualquier estructura impresa en el medio multicapa era rápidamente realizado en comparación con el análisis en el que se utilizaban las funciones de Green exactas. El empleo del método neuronal permite la reducción de una forma drástica del tiempo de ejecución del GA tal y como los resultados muestran. Además, una nueva función de *fitness* especialmente adecuada para problemas de diseño de circuitos de microondas ha sido desarrollada. La función construida en el trabajo permite una convergencia mejor en la búsqueda de una solución durante la ejecución del GA.

## II. ALGORITMO GENÉTICO Y FUNCIÓN DE FITNESS PROPUESTA.

El GA es una técnica de búsqueda de máximos y mínimos cuyo funcionamiento descansa en la teoría de la evolución. Esta técnica parte de una población inicial de individuos a partir de la cual mediante mecanismos basados en la selección natural se consigue mejorar y obtener individuos mejor dotados. Cada individuo posee un cromosoma, [3]. El cromosoma contiene los genes que codifican los diferentes parámetros que definen al individuo. En nuestro caso, cada gen va a codificar bien un incremento de la longitud inicial entre dos puntos del circuito impreso o bien un incremento de la separación inicial entre dos puntos del circuito impreso como se ve en la Fig. 1. De este modo, cada individuo representa un nuevo circuito con una geometría diferente, construido a partir de

una solución inicial. Cada incremento puede ser positivo o negativo. Al principio de la ejecución del GA se fijan los límites máximos que pueden tomar los incrementos de las longitudes y las separaciones. Dichos valores máximos deben permitir una variación suficiente para asegurar una exploración amplia del espacio de soluciones así como respetar al mismo tiempo los límites espaciales en los que se ubica el circuito impreso. El mínimo establecido para todo incremento positivo o negativo es cero. El máximo es igual a una fracción de la longitud o separación inicial. Para codificar cada gen se ha elegido una codificación de tipo binario. De esta forma, cada gen binario se codifica siguiendo la siguiente expresión:

$$x = x_{min} + \frac{Real(gen) \cdot (x_{max} - x_{min})}{2^l - 1} \quad (1)$$

donde  $x$  es el valor real del correspondiente incremento,  $x_{max}$  y  $x_{min}$  son respectivamente el máximo incremento positivo y el máximo incremento negativo. Para codificar incrementos negativos el valor  $x_{min}$  es negativo y es igual a  $x_{max}$  en valor absoluto. El resto de parámetros son el valor  $l$  que indica el número de bits utilizados y  $Real(gen)$  que es el valor real codificado en los bits del gen.

La evolución del GA es controlada principalmente por tres mecanismos llamados selección, cruce y mutación. El método de la ruleta ha sido el elegido para seleccionar a los padres de la próxima generación. Una vez dos padres han sido seleccionados sus genes son cruzados con el fin de producir los cromosomas de los hijos. La operación de cruce se repite con todos los genes que componen los cromosomas de forma cada gen de cada hijo estará compuesto por una mezcla de bits del gen correspondiente de cada padre. El operador mutación permite la exploración de nuevas zonas del espacio de solución. Si se produce la mutación el valor del bit correspondiente cambia de valor. La construcción de la próxima generación se completa con la operación de elitismo que consiste en preservar el mejor individuo de la generación anterior.

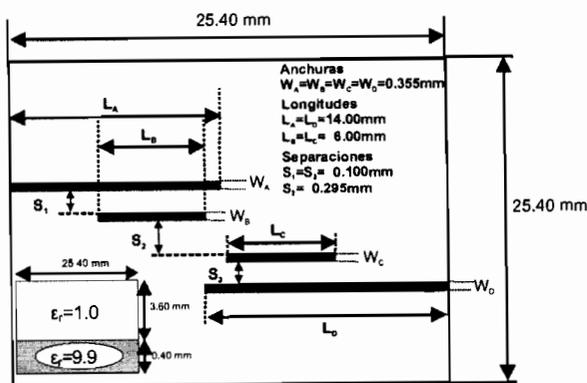


Fig. 1. Filtro paso banda inicial.

La función de *fitness* mide la calidad del individuo. Por lo tanto constituye uno de los puntos clave en el desarrollo del GA. En el diseño de circuitos de microondas la función de *fitness* debe medir adecuadamente el cumplimiento de las especificaciones por parte del individuo. Por un lado debe representar la importancia de cada una de las especificaciones

y el grado de aproximación de la solución particular al circuito ideal que se desea diseñar. Una función de *fitness* inadecuada conducirá a resultados incorrectos aunque la selección, cruce y mutación se realicen apropiadamente. Por otro lado, la función de *fitness* debe ser construida para evitar la aparición de la convergencia prematura en el desarrollo del GA. Este fenómeno indeseable ocurre cuando en el inicio del GA algunos individuos obtienen altos valores de *fitness* en comparación con el resto de individuos. Como consecuencia de este hecho, en la siguiente generación el resto de individuos se concentrará en torno a los puntos con mayor *fitness* de manera que se pierde la capacidad del GA para ofrecer diversidad en las soluciones obtenidas.

Las especificaciones de un circuito de microondas están compuestas por una serie de límites máximos y mínimos que deben ser cumplidos en un determinado ancho de banda. Para cumplir la especificación el parámetro en cuestión debe sobrepasar el límite indicado. El problema fundamental consiste en cómo evaluar el grado de cumplimiento. Si, por ejemplo, el parámetro  $S_{11}$  de un filtro para una frecuencia determinada debe caer por debajo de los -15 dB y toma un valor de -40 dB está claramente cumpliendo la especificación. Sin embargo, la asignación de un valor de *fitness* demasiado alto en esta frecuencia para el parámetro  $S_{11}$  puede enmascarar valores bajos de *fitness* en otras frecuencias tanto para el parámetro  $S_{11}$  como para el resto de parámetros a evaluar. Por lo tanto, la función de *fitness* debe saturarse a partir de cierto punto. Una forma apropiada de construir una función de *fitness* con esta característica es mediante la utilización de funciones de tipo logístico:

$$Fitness = 0.5 (1 - \tanh(z(S - T))) \quad (2)$$

$$Fitness = 0.5 (1 + \tanh(z(S - T))) \quad (3)$$

En estas dos ecuaciones el parámetro  $z$  controla la pendiente de la función logística,  $S$  es el valor de la variable a evaluar, por ejemplo un parámetro de dispersión, y  $T$  es el umbral o límite correspondiente. Si la especificación determina que la variable a evaluar debe caer por debajo del umbral entonces se debe utilizar la ecuación 2. Si por el contrario, la variable a evaluar debe sobrepasar el umbral  $T$  entonces la ecuación 3 debe aplicarse. El *fitness* total del circuito está constituido por la suma de los valores de *fitness* de todas las variables para todas las frecuencias de interés. El parámetro  $z$  controla la importancia relativa del valor de *fitness* de una variable en particular. Tal y como se aprecia en la Fig. 2 si el parámetro  $z$  crece entonces la función de *fitness* crece o decrece rápidamente de acuerdo con el cumplimiento o incumplimiento de la especificación respectivamente. Si por el contrario el parámetro  $z$  decrece, la función de *fitness* crece o decrece de forma lenta. La asignación de valores de  $z$  apropiados es esencial para evitar situaciones de convergencia prematura. Por ejemplo, en el caso del parámetro  $S_{11}$  en un filtro paso banda el parámetro  $z$  tomará un valor bajo en la banda de paso para evitar la aparición de valores demasiado elevados de *fitness* en etapas tempranas de la ejecución del GA.

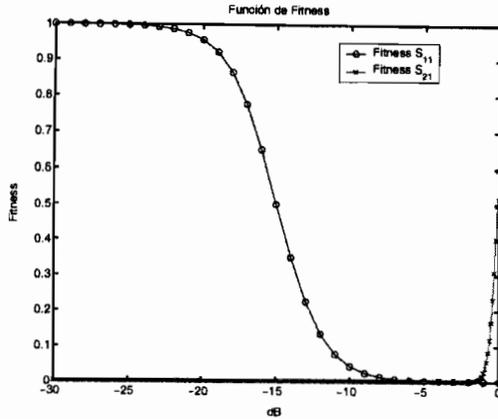


Fig. 2. Función de *fitness* de los parámetros de dispersión  $S_{11}$  y  $S_{21}$  para un filtro paso banda.

### III. MÉTODO PROPUESTO PARA EL DISEÑO DE CIRCUITOS DE MICROONDAS.

El método de diseño de circuitos de microondas en un medio apantallado combina la técnica de los GA para optimizar un circuito inicial y una técnica basada en redes neuronales como herramienta de análisis de estructuras impresas en el mencionado medio encapsulado. El método neuronal utilizado aproxima las funciones espaciales de Green del medio multicapa encapsulado por medio de las redes neuronales de funciones de base radial (RBFNN siguiendo las siglas inglesas). Las salidas de las redes neuronales sustituyen a los valores exactos de las funciones de Green en la evaluación numérica de la IE con el método de los momentos. De este modo, el análisis de cualquier estructura impresa es acelerado hasta en dos órdenes de magnitud, [6]. Además, el método neuronal es capaz de analizar con gran precisión circuitos complejos que contienen separaciones pequeñas entre las tiras metálicas. Las RBFNNs son entrenadas para una determinada estructura y para un ancho de banda fijado en el inicio del proceso de diseño. El método completo de diseño está compuesto por el entrenamiento de las RBFNNs necesarias y la posterior ejecución del GA tal y como se explica a continuación:

- 1) Selección de la estructura apantallada multicapa y del ancho de banda. La estructura y el ancho de banda permanecerán fijos.
- 2) Establecimiento de las especificaciones del circuito.
- 3) Entrenamiento de las RBFNNs para la estructura y ancho de banda dados.
- 4) Establecimiento del circuito inicial. Establecimiento de las separaciones y longitudes iniciales.
- 5) Establecimiento de los parámetros de la función de *fitness* y del GA.
- 6) Aplicación del GA para optimizar el circuito inicial hasta que o bien se cumplan las especificaciones o bien se alcance un número fijado de generaciones.

### IV. RESULTADOS NUMÉRICOS

Con el propósito de probar la utilidad del método propuesto se diseñó un filtro paso banda en una estructura multicapa encapsulada mostrada en la Fig. 1. Las especificaciones del filtro son:

$$\left. \begin{array}{l} |S_{11}| < -15dB \\ |S_{21}| > -0.10dB \end{array} \right\}, \text{ para } 9.95GHz < f < 10.05GHz \quad (4)$$

El ancho de banda total fue fijado desde 9 GHz hasta 11 GHz. Las RBFNNs fueron entrenadas para alcanzar un error NMSE de 0.10 tal y como se describe en [6]. Se seleccionó este nivel de error ya que de este modo se pueden analizar circuitos complejos. Una vez entrenadas las redes neuronales, el GA se aplicó para optimizar dos filtros paso banda iniciales. El primer filtro inicial se puede observar en la Fig.1, y su respuesta eléctrica en la Fig. 5. Para demostrar la capacidad del GA en la optimización de filtros de microondas se tomó como filtro inicial una segunda estructura impresa con peor comportamiento que el primer filtro tal y como se observa en la Fig. 5.

El GA fue aplicado a ambos filtros iniciales con una población de 50 individuos, 10 bits por gen, una probabilidad de cruce de 0.60 y una probabilidad de mutación de 0.030. El número máximo de generaciones fue fijado en 25. Una vez establecidos los parámetros del GA, éste fue ejecutado 5 veces con poblaciones iniciales distintas para cada uno de los dos circuitos iniciales. La función de *fitness* empleada es mostrada en la Fig. 2. El parámetro  $z$  de la función de *fitness* de  $S_{11}$  fue fijado en 0.20. Así, la función de *fitness* produce una diferencia de 0.10 cuando existe una diferencia de 1 dB respecto a la especificación establecida. En cambio, el parámetro  $z$  de la función de *fitness* de  $S_{21}$  tiene un valor de 3.10. Así, la diferencia en la función de *fitness* es de 0.15 cuando la distancia respecto de la especificación es de 0.10 dB. Los diferentes valores de  $z$  permiten un control adecuado de la importancia relativa de cada parámetro de dispersión en la función de *fitness*. Para evaluar la mencionada función se tomaron 11 puntos de frecuencia equidistantes dentro de la banda de paso.

En la Fig. 3 y la Fig. 4 se puede apreciar el comportamiento del GA. En ambas figuras se muestra la media de los valores máximos y la media de los valores medios correspondientes a 5 ejecuciones diferentes del GA. También se observan los valores extremos de los valores medios. El objetivo de conseguir un filtro paso banda que cumpla con las especificaciones deseadas es alcanzado eficientemente como se aprecia en la Fig. 5 y en la Fig. 6. En esta última figura, la banda de paso es ampliada de forma que podemos observar claramente el comportamiento del parámetro  $S_{11}$  calculado con el método neuronal y con el método exacto. Se aprecia cómo el error cometido por la solución neuronal es muy reducido.

El propósito fundamental del empleo del método neuronal descansa en la reducción del tiempo de análisis de cada circuito, es decir, de cada individuo de la población. Cuando se utiliza el método neuronal, cada ejecución del GA emplea una media de 6.73 horas mientras que si el método exacto es aplicado el cálculo de una sola generación ocupa un tiempo de 51.67 horas. El ahorro de tiempo es drástico de forma que en un mismo espacio de tiempo se pueden diseñar muchos más circuitos de microondas conservando a la vez la precisión en el análisis.

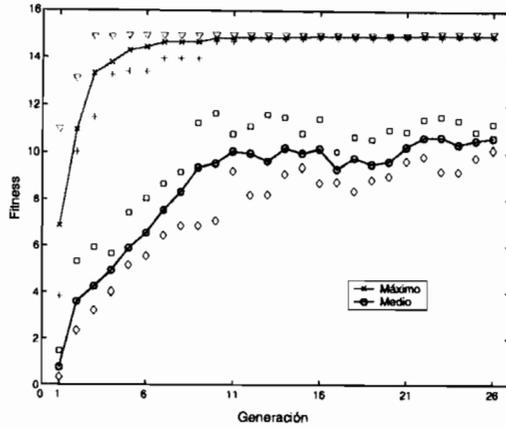


Fig. 3. Máximo y media de la función de *fitness* correspondiente al primer filtro. Se muestran los valores de la población inicial y de 25 generaciones posteriores.

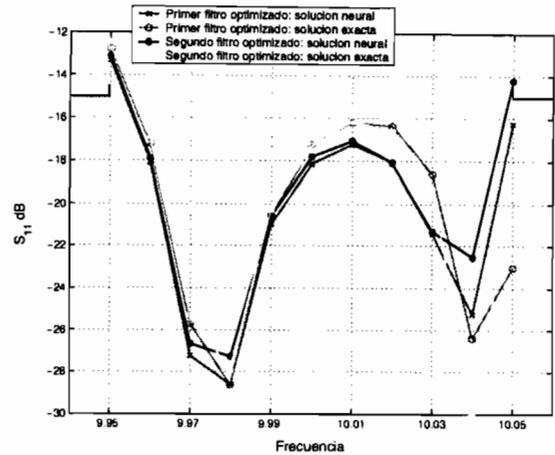


Fig. 6. Soluciones optimizadas del primer y segundo filtro. Se pueden observar los valores exactos y los obtenidos con el método neuronal.

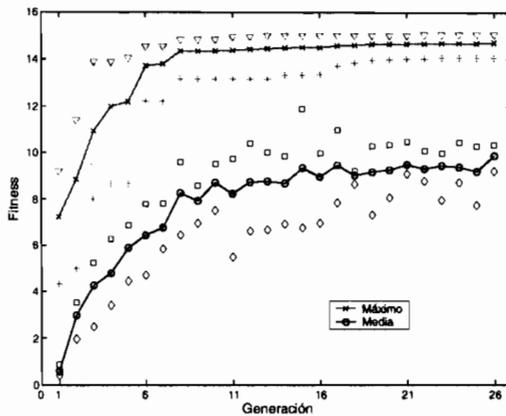


Fig. 4. Máximo y media de la función de *fitness* correspondiente al segundo filtro. Se muestran los valores de la población inicial y de 25 generaciones posteriores.

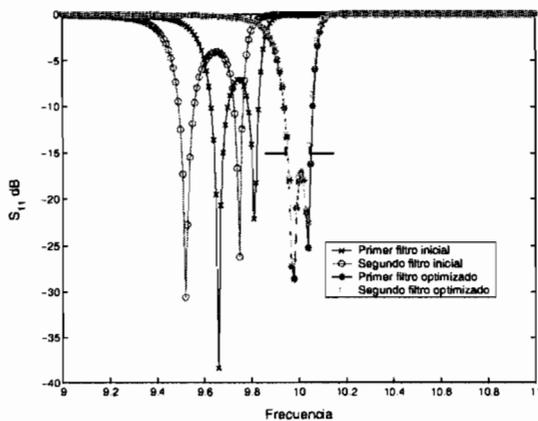


Fig. 5. Primer y segundo filtro iniciales y los filtros optimizados tras 25 generaciones. Todos los valores de dispersión fueron calculados con el método neuronal. Las dimensiones del primer filtro optimizado son:  $S_1 = 0.119$  mm,  $S_2 = 0.207$  mm, y  $L_B = 5.818$  mm. Las dimensiones del segundo filtro son:  $S_1 = 0.116$  mm,  $S_2 = 0.2630$  mil, y  $L_B = 6.05$  mm. Finalmente, las dimensiones del segundo filtro optimizado son:  $S_1 = 0.095$  mm,  $S_2 = 0.2247$  mm, y  $L_B = 5.836$  mm.

### V. CONCLUSIONES

En el trabajo presentado, la técnica de optimización conocida como Algoritmos Genéticos (GA) ha sido aplicada con éxito en el proceso de diseño de circuitos de microondas en un medio apantallado y multicapa. El GA es combinado con un método de análisis de circuitos de microondas apantallados basado en redes neuronales. Gracias a la reducción en el tiempo de análisis permitida por el método neuronal, el GA puede ser aplicado en el diseño de circuitos prácticos en un tiempo razonable. Además una nueva función de *fitness*, especialmente apropiada para la optimización de circuitos de microondas, ha sido desarrollada. Dos filtros paso banda han sido diseñados dentro del mismo entorno encapsulado y multicapa a partir de dos filtros iniciales diferentes siguiendo el método desarrollado. Incluso en el caso del segundo filtro, el cual posee un peor comportamiento que el primer filtro inicial, el GA es capaz de llegar a una geometría impresa que satisface las especificaciones propuestas.

### AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer el apoyo ofrecido por el proyecto nacional TEC2004-04313-C02-02/TCM y el proyecto regional de la Fundación Séneca Ref. PB/4/FS/02.

### REFERENCIAS

- [1] J. W. Bandler, S. Ye, R. M. Biernacki, S. Chen, and D. Swanson, "Minimax microstrip filter design using direct em field simulation," *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, vol. 2, pp. 889–892, June 1993.
- [2] J. W. Bandler, W. Kellerman, and K. Madsen, "A superlinearly convergent minimax algorithm for microwave circuit design," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 33, pp. 1519–1530, December 1985.
- [3] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison Wesley Longman, 1989.
- [4] Y. Rahmat-Samii and E. Michielson, *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. Wiley Series in microwave and optical engineering, John Wiley and Sons, 1999.
- [5] W. Wang, Y. Lu, and J. S. Fu, "Arbitrary planar microwave filter design by the fem-ga approach," *Microwave and Optical Technology Letters*, vol. 41, pp. 276–279, May 2004.
- [6] J. P. Garcia, F. D. Q. Pereira, D. C. Rebenague, J. L. G. Tornero, and A. A. Melcon, "A neural network method for the analysis of multilayered shielded microwave circuits," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 54, pp. 309–320, January 2006.