

# APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL DISEÑO DE CAVIDADES MULTIALIMENTADAS

Elsa Domínguez Tortajada, Alejandro Díaz Morcillo, Juan Monzó Cabrera, David Sánchez Hernández

Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones

Universidad Politécnica de Cartagena

e-mail: elsa.dominguez@upct.es, alejandro.diaz@upct.es, juan.monzo@upct.es, david.sanchez@upct.es

**Abstract-** Genetic Algorithms are a general purpose optimization technique that in the last years have begun to be applied in electromagnetic applications design. In this article, the study of microwave cavities feeding from two feasible designs to optimize is presented: feeding by means of rectangular waveguides and by means of slotted waveguides. The pursued goal is optimizing and obtaining a series of design parameters such as the position, orientation and dimension of the waveguides and slots in the microwave heating system, in order to maximize the system adaptation. A combination of these parameters constitutes an individual, which is evaluated by means of the commercial software Microwave Studio (CST). The simulation result are the scattering parameters associated to the individual. The population determines the number of individuals that conform each generation. From the initial population, operations of selection, mutation and recombination are performed, creating new generations that replace the formers. The best individuals, in general, have greater possibilities to survive in the next generation as well as to perform a crossover with other individuals. That is the way in which the genetic algorithm searches for the optimal solution, that is, the best adaptation. The results show that the solution depends on the number of the design parameters, on the individuals that constitute the initial population, and they also display the random component characteristic of this kind of algorithms.

## I. INTRODUCCIÓN

En las aplicaciones de calentamiento industrial un aspecto fundamental es la adaptación de la fuente de alimentación (magnetron) al aplicador, donde tiene lugar el proceso de calentamiento. Con la adaptación se consigue una mayor eficiencia en el proceso de calentamiento, ya que se evitan reflexiones no deseadas [1].

Entre otras posibilidades [2], la alimentación puede efectuarse por medio de guías de onda o ranuras que producirán una determinada adaptación en función de su situación con relación al aplicador, su tamaño, su forma y su orientación.

Con el fin de optimizar la adaptación del sistema magnetron-aplicador, en este artículo se presenta un procedimiento de diseño basado en algoritmos genéticos. En este estudio se analiza la alimentación con bocas de guía

WR340 y ranuras. Para las guías se han considerado como parámetros de diseño la cara del aplicador en la cual se va a situar la alimentación y su posición en dicha cara. En el caso de las ranuras, como estudio preliminar, se excita una guía de ondas WR340 que comunica con el aplicador mediante ranuras. Esta ranura tendrá como parámetros de diseño su tamaño, su posición y su orientación.

La técnica de optimización empleada está basada en algoritmos genéticos. En ella primeramente se definen los parámetros de optimización y los límites de variación [3]. Una combinación de estos parámetros constituye un individuo, que es evaluado mediante una función que devuelve como resultado el módulo del coeficiente de reflexión ( $|S_{11}|$ ) y que nos indica la adaptación del sistema. La función de evaluación de dicho parámetro se realiza a través de una simulación del problema mediante un programa comercial invocado desde el mismo programa de algoritmos genéticos.

Cierto número de individuos forma la población de partida y, mediante cruces y mutaciones, evoluciona de modo que la combinación final de parámetros ofrecerá la mejor solución para la función de evaluación, es decir, la mejor adaptación. El proceso tiene una componente aleatoria, de forma que es posible que simulaciones distintas consigan resultados diferentes, llegando finalmente a una línea de tendencia.

## II. ALIMENTACIÓN DE CAVIDADES

Un diagrama de bloques de un sistema de calentamiento por microondas típico tiene tres componentes principales, la fuente de microondas el sistema de alimentación y la cavidad [4] (Figura 1).

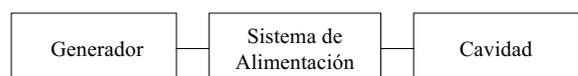


Fig. 1. Diagrama de bloques de un sistema de calentamiento por microondas.

En este trabajo se han analizado dos tipos de alimentación: mediante guías de onda, y de una forma más somera, mediante ranuras.

#### A. Alimentación de cavidades mediante guías de onda

Una de las posibilidades consideradas en este estudio es la alimentación de la cavidad mediante guías de onda excitadas en el modo  $TE_{10}$ . El objetivo perseguido es obtener el diseño que consiga confinar el máximo campo dentro del aplicador.

#### B. Alimentación de cavidades mediante guías de onda ranuradas

El segundo tipo de excitación considerada es el de guías de onda ranuradas. El campo electromagnético tiene una distribución de corriente asociada sobre las superficies internas de la guía. Una ranura que corte la pared metálica puede orientarse para interferir con la corriente de una determinada manera. La ranura actúa entonces como una antena y radia campos a la cavidad. El diseño de la alimentación pasa por la elección adecuada de la posición de las ranuras, de su orientación y de sus dimensiones para minimizar el coeficiente de reflexión [4]. En la Figura 2 se muestra este tipo de alimentación con sus parámetros fundamentales así como el de alimentación mediante bocas de guía.

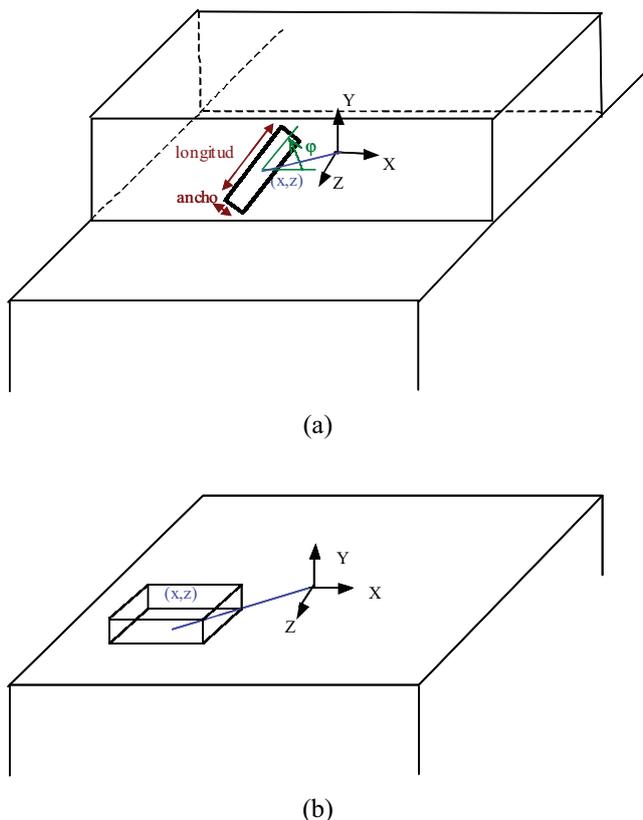


Fig. 2. (a) Alimentación mediante ranuras. (b) Alimentación mediante guías.

### III. ALGORITMOS GENÉTICOS

Los Algoritmos Genéticos se han utilizado para resolver problemas complicados con funciones que no poseen las características deseadas de continuidad, diferenciabilidad, etc. [3].

Estas técnicas buscan el espacio de soluciones de una función a través de una evolución simulada. En general, los individuos mejor capacitados dentro de una población tienden a reproducirse y a sobrevivir en la siguiente generación, mejorando así las sucesivas generaciones. Asimismo, los individuos menos capaces, también pueden casualmente sobrevivir y también reproducirse. Los Algoritmos Genéticos resuelven problemas lineales y no lineales explorando todas las regiones del espacio y explotando exponencialmente las áreas más prometedoras a través de mutaciones, cruces y operaciones de selección a los individuos de la población.

### IV. APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS A LA ALIMENTACIÓN DE CAVIDADES

La alimentación del aplicador se ha realizado mediante bocas de guía WR340 o mediante guías de onda ranuradas, considerando los casos de aplicador vacío y aplicador cargado. Por simplicidad, se ha elegido un aplicador cúbico de 24 cm de lado con el que se han estudiado las siguientes situaciones.

El primero de los problemas abordados consiste en una guía de ondas que alimenta al aplicador. Una de las pruebas restringirá la situación de la guía a una sola cara de las seis posibles del aplicador y los parámetros de diseño serán las coordenadas de la posición de dicha guía sobre la cara. En otra prueba adicionalmente se selecciona la cara del aplicador a través de la cual se realiza la alimentación. Así pues, los parámetros de diseño son la posición y la cara donde se situará la guía.

Otro posible análisis es considerar multialimentación con dos guías de onda en una cara del aplicador o dos guías pudiendo cada una estar en cualquier cara del aplicador.

En el caso de alimentación con ranuras, se ha estudiado la situación de una sola ranura o dos ranuras. Los parámetros de diseño en este caso son las dimensiones de las ranuras, su posición y su orientación.

En el Algoritmo Genético, desarrollado en MATLAB, se introducen primeramente los límites máximo y mínimo de los parámetros de diseño y de forma aleatoria se genera la población inicial, compuesta por un número determinado de individuos. Cada individuo es una combinación dada de los parámetros de diseño, los cuales son evaluados para determinar la aptitud del individuo. La función de evaluación la realiza el programa comercial MicroWave Studio [5] (Técnica de Integración Finita [6]) que, para cada individuo, es decir, para cada combinación de parámetros de diseño, genera una simulación independiente y devuelve los parámetros de dispersión, que indican la adaptación del sistema y los acoplos entre puertos bajo condiciones de multialimentación.

En el caso de tener una sola alimentación el parámetro de interés es el  $S_{11}$  y, en general, si consideramos  $n$  alimentaciones, la matriz de dispersión será  $n \times n$ , siendo el objetivo minimizar cada uno de los elementos de dicha matriz:

$$S_{ij} = \sqrt{\frac{\text{Potencia reflejada en puerto } i}{\text{Potencia incidente en puerto } j}} \quad (1)$$

En el estudio realizado, el procedimiento seguido para minimizar dichos elementos consiste en minimizar la media de todos ellos, dado que el programa de Algoritmos Genéticos opera bajo un único valor. Aunque esta solución escogida ofrece buenos resultados, debe evaluarse en mayor profundidad.

Dentro del Algoritmo Genético, los individuos con parámetros de dispersión menores serán más aptos para sobrevivir, combinarse, y crear nuevos individuos, o mutar, aunque también es posible que individuos con parámetros de Scattering elevados persistan generación tras generación, ya que el proceso de selección tiene una parte aleatoria.

## V. RESULTADOS

Dado que el Algoritmo Genético tiene una gran componente aleatoria es preciso realizar varias simulaciones para cada uno de los problemas. En la Figura 3 se muestran los resultados obtenidos al ejecutar dos veces el mismo problema. En la gráfica están representados los valores del parámetro  $S_{11}$  para todos los individuos de cada generación, en el caso de que se excite el aplicador vacío mediante una guía situada en cualquiera de sus caras.

Este problema ha sido analizado en mayor profundidad, buscando la posición de la guía que mejor adaptación consigue, realizando un barrido minucioso de la superficie del aplicador y el mejor valor obtenido es  $|S_{11}| = 0.92$ . Por lo tanto, aunque en la gráfica no se aprecie una optimización, los resultados obtenidos son buenos ya desde la primera generación.

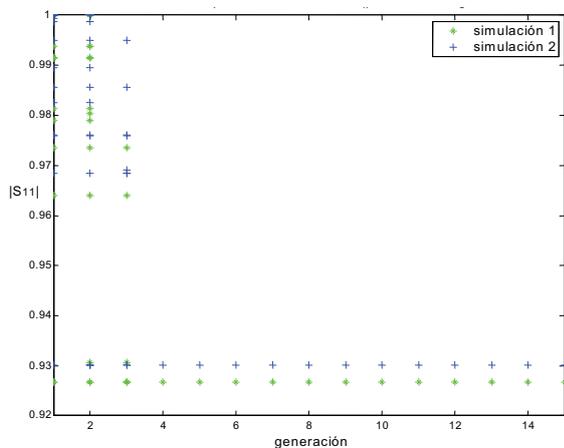


Fig. 3. Una guía en cualquier cara del aplicador vacío (población 50, generaciones 15).

Por la anteriormente citada razón de aleatoriedad, es importante conseguir una buena población inicial, ya que de ella dependen las sucesivas generaciones.

Por lo tanto, cuanto mayor sea la población, mejores resultados obtendremos, o lo que es lo mismo, conseguiremos el diseño que mejor alimentación produce. En la Figura 4 se muestra la media de los parámetros de dispersión para cada individuo de cada generación al simular el caso de alimentación mediante dos guías de onda en cualquier cara del aplicador vacío con dos tamaños de población. Se observa que si la población es pequeña se consigue una adaptación peor.

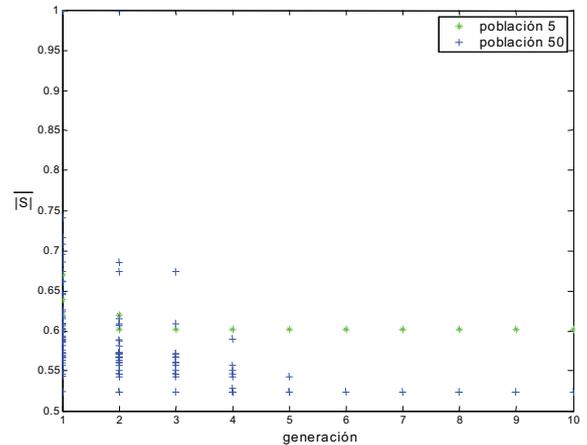


Fig. 4. Dos guías situadas en cualquier cara del aplicador vacío, considerando dos tamaños de población y 10 generaciones.

Otro de los factores que afecta en la solución es el número de parámetros de diseño que podamos variar. Si el número de parámetros es mayor, se consiguen mejores resultados y se estabilizan antes. Este fenómeno puede apreciarse en la Figura 5, donde se ha simulado el problema de una guía con una ranura alimentando el aplicador vacío.

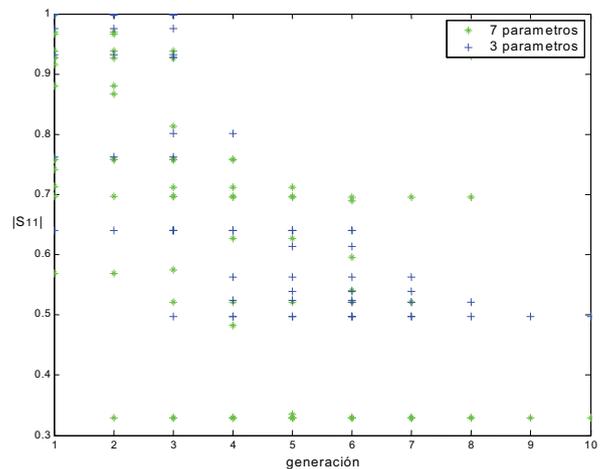


Fig. 5. Dos simulaciones del mismo problema, variando el número de parámetros de diseño (50 individuos y 10 generaciones).

Una característica común a todas las gráficas es que tras cierto número de generaciones, el resultado se estabiliza, es decir, lo que sucede es que todos los individuos llegan a tener los mismos parámetros y cada vez es más difícil que haya cambios.

Una vez obtenidos los parámetros que obtienen una adaptación mejor es posible visualizar el patrón de campo en el interior del aplicador y compararlo con el patrón de un

diseño no óptimo. En la Figura 5 se presenta un corte del aplicador sobre el cual se ha representado el módulo del campo eléctrico. El problema evaluado es el de una alimentación mediante una guía con el aplicador cargado en el cual el coeficiente de reflexión óptimo obtenido es de  $|S_{11}| = 0.2752$  (Figura 5a). En la Figura 5b el coeficiente de reflexión es de 0.9597.

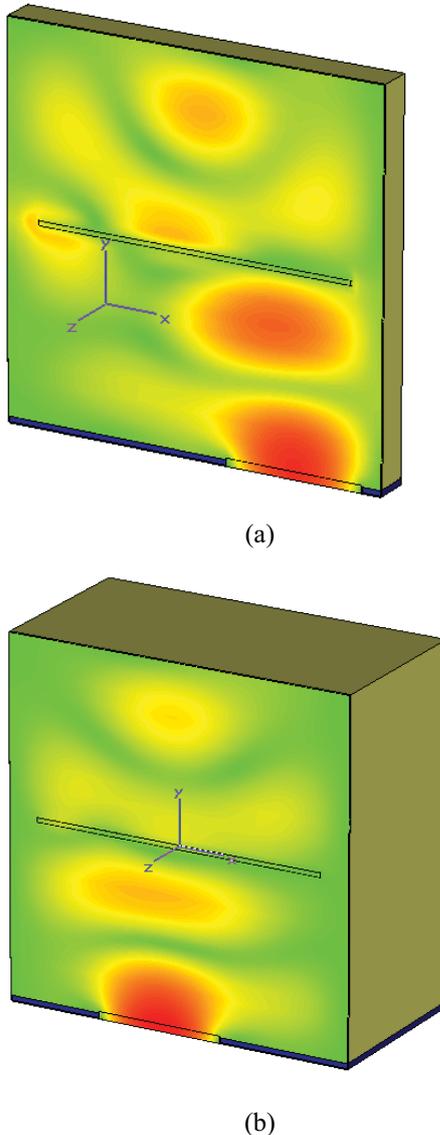


Fig. 6. Patrón de campo para adaptación óptima (a) y para adaptación no óptima (b).

Uno de los inconvenientes de este estudio es el coste computacional, debido a las simulaciones necesarias para calcular los parámetros de dispersión de cada individuo. El tiempo necesario depende en gran medida de si el aplicador está o no cargado y del número de alimentaciones que utilizemos. Por ejemplo, si se simula una alimentación mediante una ranura con el aplicador vacío el tiempo de simulación en un Pentium 4 a 2.5 GHz y con 512 MB de memoria, es de unos 25 segundos. En cambio, si el aplicador está cargado, requiere 210 segundos.

Esto es debido a que, si el aplicador está cargado, la herramienta de simulación debe emplear una mayor densidad de malla en la muestra del interior del aplicador, dado que

ésta presenta una mayor permitividad relativa y, por tanto, la longitud de onda en este medio es menor.

Por lo tanto, para un problema con  $N$  individuos en cada población y  $M$  generaciones, el tiempo de simulación sería de  $N \times M \times 25$  segundos en el caso de aplicador vacío, y  $N \times M \times 210$  segundos en el caso de aplicador cargado

No obstante, con el fin de reducir este coste, el programa de algoritmos genéticos está diseñado de tal forma que si un individuo de una población permanece en la generación siguiente o si se genera un individuo ya simulado, no se vuelven a calcular sus parámetros de dispersión, con el consiguiente aumento de la eficiencia. Por ejemplo, con 50 individuos por población y 10 generaciones, el proceso de optimización de una alimentación mediante una ranura con el aplicador vacío es de 50 minutos aproximadamente, y si el aplicador está cargado, es de unos 511 minutos.

Asimismo, el coste computacional es proporcional al número de alimentaciones del problema. Este hecho ralentiza en gran medida el diseño de estructuras con una gran cantidad de puertos, por lo que será necesario desarrollar, en tales casos, técnicas de simulación seminanalíticas.

## VI. CONCLUSIONES

Los diseños obtenidos con esta técnica de optimización son capaces de reducir sensiblemente la desadaptación del sistema y apuntan a los Algoritmos Genéticos como posible técnica de optimización para otro tipo de diseños, como la conformación de un diagrama de campo eléctrico determinado dentro del aplicador.

De los resultados obtenidos se puede deducir que la optimización de la adaptación depende del número de parámetros de diseño y de la población que constituye cada generación. Otra de las cuestiones analizadas es el coste computacional, cuya reducción se plantea para estudios futuros.

## REFERENCIAS

- [1] A.C. Metaxas and R.J. Meredith, "Industrial Microwave Heating" New York, Mc Graw Hill, 1961.
- [2] G. Roussy, H.G. Roussy and J.A. Pearce "Foundations and Industrial Applications of Microwave and Radio Frequency Fields: Physical and Chemical Processes" Ed. John Wiley & Son Ltd.
- [3] Rahmat-Samii and E. Michielens "Electromagnetic Optimization by Genetic Algorithms", Ed. John Wiley & Son Ltd., New York, 1999.
- [4] Tse V. Chow Ting Chan and H. C. Reader "Understanding Microwave Heating Cavities", Norwood, Artech House, 2000.
- [5] CST Microwave Studio Manuals, HF Design and Analysis, versión 4, 2002.
- [6] J.E. Lebanic and D. Kajafez, "Analysis of Dielectric Resonator Cavities Using the Finite Integration Technique", IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, vol. 37, n. 11, 1740-1748, 1989.