

Algoritmos Genéticos aplicados a la optimización de antenas

Leslye Villar Ledo¹

Yordanis Alonso Roque²

¹*Departamento de Telecomunicaciones y Telemática, CUJAE. Máster en Sistemas de Radiocomunicaciones leslye@electronica.cujae.edu.cu*

¹*Departamento de Telecomunicaciones y Telemática, CUJAE. Ingeniero en Telecomunicaciones y Electrónica yordanisar@electronica.cujae.edu.cu*

RESUMEN / ABSTRACT

Los algoritmos genéticos son una técnica de optimización global, empleados hoy en día en el diseño de antenas. En el artículo se definen los principios básicos de estos algoritmos y se muestran los resultados obtenidos utilizando estos algoritmos en el proceso de diseño y optimización de tres tipos de antenas, la bocina piramidal, el reflector parabólico y el parche circular

Palabras claves: algoritmo genético, antenas, optimización.

The genetic algorithms are a global optimization technique that is used today in the antennas design problems. The article defined the basic principles of these algorithms and displays the results obtained using these algorithms in the process of design and optimization of three type of antennas, the pyramidal horn, the parabolic reflector and the circular patch

Key words: antennas, genetic algorithm, optimization.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de los sistemas de telecomunicaciones tiene un papel fundamental en la evolución de la sociedad moderna. Dentro de estos sistemas, las comunicaciones inalámbricas desempeñan un papel fundamental en la actualidad debido al número creciente de usuarios y la necesidad de brindarles diferentes tipos de servicios a los mismos. Las antenas son parte fundamental de estos sistemas, y lograr diseños óptimos de las mismas es uno de los retos fundamentales de la ingeniería moderna.

En la última década del siglo pasado comenzó a utilizarse, para encontrar la respuesta óptima de diferentes problemas, un algoritmo que para encontrar esta solución emplea la teoría de la evolución. Estos algoritmos forman parte de una de las cuatro áreas de lo que se conoce como la informática evolutiva, y son conocidos como los algoritmos genéticos (GA, por sus siglas en inglés). Los algoritmos genéticos se han hecho muy populares en el campo de las aplicaciones electromagnéticas. Originalmente desarrollados por Holland ^{1, 2} y popularizados por Goldberg ³, han sido aplicados exitosamente en varios problemas de diseño tales como, arreglos de antenas, antenas de alambre y de parches, síntesis de patrones y filtros. Aunque existen complicadas herramientas de análisis para ayudar en el diseño de estas antenas, un software que aplique los GA, puede reducir el tiempo necesario para evaluar las múltiples posibilidades de solución para un problema típico.

En Cuba es poco conocido este tipo de algoritmo numérico que mezcla principios de la biología con la solución óptima de problemas de ingeniería. En este artículo se muestra la utilidad de estos algoritmos en el diseño y optimización de diferentes tipos de antenas a partir de los resultados obtenidos en diferentes trabajos realizados en el departamento de Telecomunicaciones y Telemática de la CUJAE.

MATERIALES Y MÉTODOS

Los primeros intentos serios de relacionar la informática y la evolución surgieron a principios de los años sesenta cuando varios biólogos comenzaron a experimentar con simulaciones de sistemas genéticos. Estos fueron modelos computacionales que imitaban la evolución biológica. Los investigadores observaron que esta clase de algoritmos podía utilizarse también para optimizar funciones. A partir de los principios propuestos por Holland ¹, surgieron un sinnúmero de definiciones de los algoritmos genéticos provenientes de diferentes fuentes. Entre las más actuales y acertadas se encuentra la que presenta Randy L. Haupt, que plantea:

“El algoritmo genético (GA) es una técnica de optimización y búsqueda basada en los principios de genética y selección natural. Un GA permite que una población compuesta por muchos individuos evolucione bajo reglas de selección específicas hacia un estado que maximice su aptitud” ⁴.

Se puede puntualizar entonces que el GA es un método para resolver problemas de optimización, que pueden presentar restricciones o no, y que basándose en la selección natural, modifica reiteradamente una población de soluciones individuales. En cada paso, el algoritmo selecciona individuos aleatoriamente a partir de la población actual para que se desempeñen como padres, y los utiliza para

producir los descendientes para la próxima generación. Tras sucesivas generaciones, la población evoluciona hacia una solución óptima. La principal aplicación de los GA, lo constituye su uso en la resolución de varios problemas de optimización que no están diseñados para algoritmos de optimización estándar, incluyendo problemas en los cuales la función objetivo es discontinua, no diferenciable, estocástica y altamente no lineal. El GA difiere de un algoritmo de optimización clásico fundamentalmente de dos elementos, resumidos en la tabla 1⁵.

Tabla 1. Comparación entre los GA y los algoritmos tradicionales

Algoritmo Tradicional	Algoritmo Genético
Genera un punto único en cada iteración. La sucesión de los puntos se acerca a una solución óptima.	Genera una población de puntos en cada iteración. La población se acerca a una solución óptima.
Selecciona el próximo punto en la sucesión por un cálculo exacto.	Selecciona la próxima población por cálculos que involucran opciones aleatorias.

Para el paso de una generación a la siguiente se aplican una serie de operadores genéticos. Los más empleados son los operadores de selección, cruce, copia y mutación. En el caso de no trabajar con una población intermedia temporal, también cobran relevancia los algoritmos de reemplazo.

Los algoritmos de selección serán los encargados de escoger qué individuos van a disponer de oportunidades de reproducirse y cuáles no. Puesto que se trata de imitar lo que ocurre en la naturaleza, se ha de otorgar un mayor número de oportunidades de reproducción a los individuos más aptos. Por lo tanto, la selección de un individuo estará relacionada con su aptitud. No se debe sin embargo eliminar por completo las opciones de reproducción de los individuos menos aptos, pues en pocas generaciones la población se volvería homogénea. Elegir uno u otro método de selección determinará la estrategia de búsqueda del GA. Existen varios algoritmos de selección, los más utilizados son la selección por torneo y la selección por ruleta. Unos buscan mejorar la eficiencia computacional, otros el número de veces que los mejores o peores individuos pueden ser seleccionados.

El algoritmo de cruce es una estrategia de reproducción sexual. Su importancia para la transición entre generaciones es elevada puesto que las tasas de cruce con las que se suele trabajar rondan el 90%. Los métodos de cruce podrán operar de dos formas diferentes. Si se opta por una estrategia destructiva los descendientes se insertarían en la población temporal aunque sus padres tengan mayor aptitud. Por el contrario, utilizando una estrategia no destructiva la descendencia pasará a la siguiente generación únicamente si supera la aptitud de los padres. Existe una multitud de algoritmos de cruce, los más utilizados son, cruce por un punto, cruce por dos puntos y el cruce uniforme.

La copia es la otra estrategia reproductiva para la obtención de una nueva generación a partir de la anterior. A diferencia del cruce, se trata de una estrategia de reproducción asexual. Consiste simplemente en la copia de un individuo en la nueva generación. El porcentaje de copias de una generación a la siguiente es relativamente reducido, pues en caso contrario se corre el riesgo de una convergencia prematura de la población hacia ese individuo. De esta manera el tamaño efectivo de la

población se reduciría notablemente y la búsqueda en el espacio del problema se focalizaría en el entorno de ese individuo.

Un criterio importante dentro del operador de copia es el elitismo. Mediante este, el mejor individuo de una generación es copiado en la siguiente, garantizando que al menos la siguiente generación sea igual en aptitud a la actual. Por lo general, este individuo se protege de la mutación para que no varíe su aptitud.

La mutación de un individuo provoca que algunos de sus genes, varíe su valor de forma aleatoria. Aunque se pueden seleccionar los individuos directamente de la población actual y mutarlos antes de introducirlos en la nueva población, la mutación se suele utilizar de manera conjunta con el operador de cruce. Primeramente se seleccionan dos individuos de la población para realizar el cruce. Si el cruce tiene éxito, entonces uno de los descendientes, o ambos, se muta con cierta probabilidad. Se imita de esta manera el comportamiento que se da en la naturaleza, pues cuando se genera la descendencia siempre se produce algún tipo de error, por lo general sin mayor trascendencia, en el paso de la carga genética de padres a hijos.

La probabilidad de mutación es muy baja, generalmente inferior al 1%. Esto se debe sobre todo a que los individuos suelen tener una aptitud menor después de mutados. Sin embargo, se realizan mutaciones para garantizar que ningún punto del espacio de búsqueda tenga una probabilidad nula de ser examinado.

Para el correcto funcionamiento de un GA se debe de poseer un método que indique si los individuos de la población representan o no buenas soluciones al problema planteado. De esto se encarga la función objetivo, que establece una medida numérica de la aptitud de una solución. En el mundo de los GA se emplea esta evaluación para controlar la aplicación de los operadores genéticos. Es decir, permite controlar el número de selecciones, cruces, copias y mutaciones llevadas a cabo. La aproximación más común consiste en crear explícitamente una medida de aptitud para cada individuo de la población. A cada uno de los individuos se le asigna un valor de aptitud escalar por medio de un procedimiento de evaluación bien definido. Este procedimiento será específico del dominio del problema en el que se aplica el GA.

Este proceso finaliza cuando se alcanza alguno de los criterios de parada fijados. Los más usuales suelen ser:

- Los mejores individuos de la población representan soluciones suficientemente buenas para el problema que se desea resolver.
- La población ha convergido. Cuando esto ocurre la media de aptitud de la población se aproxima a la aptitud del mejor individuo.
- Se ha alcanzado el número de generaciones máximo especificado.

Una de las bondades que brindan los GA es su capacidad para la resolución de problemas multiobjetivos. Estos son particularmente útiles para conocer las especificaciones de algunos sistemas cuyo diseño resulta complejo, conflictivo, y por lo general matemáticamente complicado. El conjunto de soluciones a un problema de optimización multiobjetivo consiste en los vectores tales que todas sus

componentes no puedan ser mejoradas simultáneamente. En fuentes bibliográficas referentes a los GA⁶, esto se define como el concepto de Optimización Pareto, y el conjunto de soluciones es conocido como el Conjunto Óptimo Pareto o frente del Pareto, aunque también pueden ser denominadas soluciones no dominadas o no inferiores. Esta ventaja de optimización multiobjetivo le brinda a los GA una de sus principales fortalezas.

En todos los casos que se presentaran como resultados del empleo de los GA, se utilizó la caja de herramienta del programa MATLAB que implementa todos los elementos de los G.A. Solo se hace necesario aprender a utilizar la misma y ser capaz de implementar la función objetivo como una función de este programa.

Resultados

A) Diseño de una antena de bocina piramidal empleando los GA.

En este caso se utilizaron los G.A para optimizar una antena de bocina piramidal donde se obtenga máxima directividad con un tamaño de cinco centímetros y trabajando a la frecuencia de 11Ghz con la finalidad de utilizarla como alimentador a un reflector parabólico. Para esto se buscaron las ecuaciones de análisis de directividad en el plano E, plano H y total de dicha antena. En la figura 1 se muestra la estructura de una bocina piramidal.

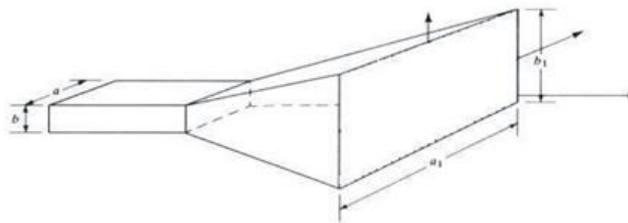


Figura 1. Antena de bocina piramidal.

Estas ecuaciones dependen de las dimensiones de la antena, así que se utilizaron los GA para encontrar los valores de estos parámetros que garantizaran máxima directividad sin que el tamaño de la antena excediera los cinco centímetros y a la vez fuera posible su construcción. En este caso se emplean las ecuaciones de análisis para diseñar.

Para obtener los valores óptimos para la antena se programó la función objetivo a la cual se impusieron dos condiciones, una fue que p_e y p_h fueran menores que 1.83λ de esta forma se garantizó el tamaño de la antena y la otra fue que la diferencia entre ellos fuera menor que 0.01 para garantizar la construcción física de la misma, además se creó la función de costo dada por la ecuación 1, ya que a medida que aumenta la directividad el valor de la ecuación sería menor, recordar que la herramienta siempre minimiza.

$$costo = \frac{1}{D_H} + \frac{1}{D_E} + \frac{1}{D_p}$$

El mejor resultado obtenido brindó los siguientes valores $\rho_1 = 2.22624\lambda$, $\rho_2 = 2.63755\lambda$, $a_1 = 2.73666\lambda$, $b_1 = 2.09159\lambda$ una vez encontrados los valores óptimos para el diseño se hallaron pE y pH y se llevaron a1 y b1 a centímetros para poder simular en los software SABOR y CST la antena de bocina piramidal.

El buen trabajo del algoritmo fue confirmado al comprobar que pe y ph además tienen un valor muy cercano a los cinco centímetros que era una condición que se quería obtener. Las simulaciones en los software SABOR y CST dieron como resultado una directividad de 16.21dB y 16.64dB respectivamente. Las gráficas de los resultados obtenidos en los diferentes programas de simulación de antenas se pueden encontrar en ⁷ y demuestran la efectividad de los resultados obtenidos por los GA.

b) Optimización de la eficiencia de abertura del reflector parabólico

En este caso se empleó el GA Multiobjetivo para optimizar la eficiencia de abertura del reflector parabólico. Para esto se tuvieron en cuenta dos de los factores de mayor peso en la eficiencia de abertura el desbordamiento y la iluminación de la superficie reflectora.

Se emplearon las metodologías de análisis que permiten describir el tema de la eficiencia de abertura de los autores Balanis ⁸ y Milligan ⁹. Para obtener valores óptimos en la eficiencia de abertura: se diseñaron funciones objetivos que trabajaran con las ecuaciones propias de cada autor y se realizaron las corridas correspondientes.

En el diseño de la función objetivo para Balanis se programó una condición para que las variables generadas por el algoritmo estuvieran restringidas a un espacio de solución donde se previó que estarían. Se escogió para el caso de la relación foco/diámetro del reflector se debía escoger el siguiente intervalo: $0,25 \leq f/D \leq 0.6$. Para el caso del factor n del alimentador, se escogió el intervalo: $2 \leq n \leq 8$.

Posteriormente, se programaron las ecuaciones que calculan las eficiencias de taper y spillover por medio de comandos de MATLAB. Partiendo de que el GA trabaja minimizando, se realizó mediante programación la función inversa (maximizar). El mejor resultado obtenido para Balanis dio como resultado una relación de foco/diámetro de 0.382 y un factor n del alimentador de 2. Lográndose un eficiencia de spillover de 0.936 y una eficiencia de taper de 0.886. En la figura 2 se observa el Pareto obtenido para Balanis.

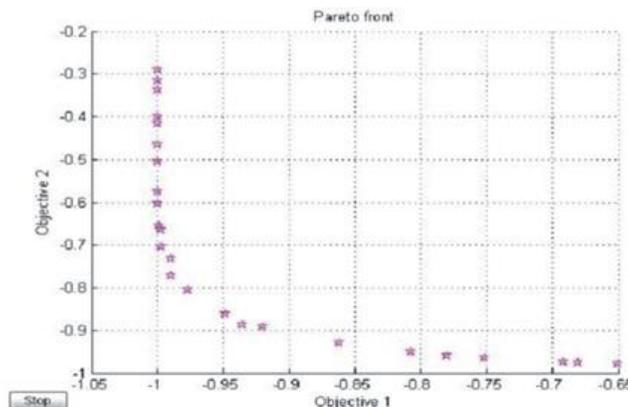


Figura 2. Pareto para Balanis

Para el caso de Milligan una de las variables independientes fue la relación foco/diámetro, tratada de igual modo que en el caso anterior. La otra proviene de las características del alimentador, el cual se define por dos parámetros: el taper en el borde de la superficie del reflector (situado en -10dB) y el ángulo del ancho del haz para alcanzar dicho taper, siendo este último parámetro la otra variable independiente. Se definió una condición que limitara el ángulo del ancho del haz, ubicándolo entre 70 y 200 grados.

El mejor resultado obtenido para Milligan dio como resultado una relación de foco/diámetro de 0.596 y un ángulo del ancho del haz de 91.574°. Lográndose un eficiencia de spillover de 0.913 y una eficiencia de taper de 0.878. El diagrama Pareto obtenido es similar al mostrado en la figura 2.

Ambos resultados fueron simulados en el programa GRASP9 en el diseño de un reflector parabólico para la banda Ka con frecuencia de 30 Ghz y cuyo diámetro no exceda los 500 mm. La figura 3 muestra los resultados obtenidos para Milligan los cuales son comparables con los obtenidos por ese autor empleando el método tradicional de diseño.

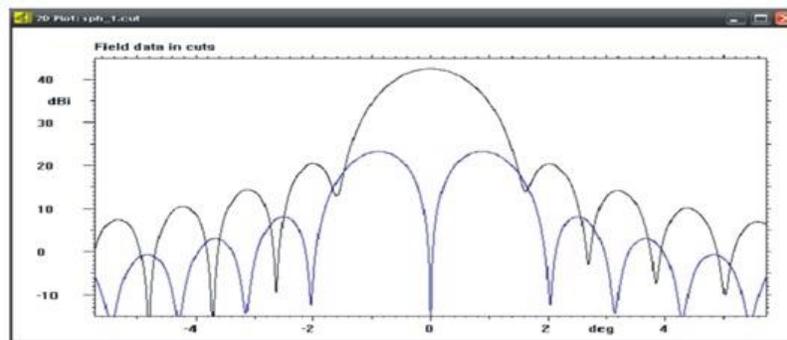


Figura 3 Diagrama de radiación en los planos E (negro) y H (azul).

C)Diseño de antenas de microcinta circular empleando los GA.

En este caso se utilizaron las ecuaciones propuestas por Balanis⁸ para diseñar antenas de microcinta circulares donde el éxito estaba en encontrar el punto de impedancia de 50Ω para alimentar con cable coaxial. Se hicieron diseños para tres diferentes dieléctricos y para frecuencias de operaciones 0.9GHz y 2.4GHz y los resultados obtenidos se observan en las tablas 2 y 3

Tabla 2 Resultados del CST para el parche circular a 0.9MHz

ϵ_r	F (GHz)	S11 (dB)	D (dBi)	B.W (%)
1	0.896	-21.56	10.2	0.69
2.5	0.8915	-19.95	7.8	0.68
4.3	0.8933	-21.5	6.5	2.14

Tabla 3. Resultados del CST para el parche circular a 2.4GHz

ϵ_r	F (GHz)	S11 (dB)	D (dBi)	B.W (%)
1	2.399	-35.3	10.2	1.73
2.5	2.369	-19.49	7.7	1.3
4.3	2.339	-18.32	6.8	2.43

Estos resultados muestran un desplazamiento de la frecuencia de resonancia de los resultados esperados con respecto a lo obtenido en el CST. Este desplazamiento llevó a la idea de realizar los diseños teniendo en cuenta este desplazamiento en el G.A. Esto implicó modificar la función de aptitud y en vez de diseñar para la frecuencia de 2.4GHz incluir un Δf que tenga en cuenta este desplazamiento. Solos se hizo para el caso de los dieléctricos de ϵ_r 2.5 y 4.3 que son los más críticos. Los resultados obtenidos se encuentran en la tabla 4 y muestran como se logra que el diseño traslade su frecuencia de resonancia a los valores deseados de 0.9GHz y 2.4GHz.

Tabla 4. Resultados del CST para el parche circular a 2.4GHz empleando el desplazamiento en el GA

ϵ_r	F (GHz)	S11 (dB)	D (dBi)	B.W (%)
2.5	2.398	-19.82	7.7	1.33
4.3	2.393	-19.32	6.8	2.47

Estos resultados conllevan a la idea de crear una función que pudiera ajustar los diseños entre los valores de frecuencia de 1 GHz a 5 GHz para los dieléctricos analizados. Se realizó un proceso donde se diseñaron las antenas en intervalos de 0.5GHz con la herramienta de G.A. Después se simuló estas antenas en el CST y se determinó el Δf para cada paso de frecuencia y los tres valores de ϵ_r . Con estos valores se realizó un ajuste de curva empleando la herramienta de ajustes de curvas de MATLAB que permitió realizar un ajuste a las ecuaciones planteadas por Balanis que mejoran los resultados que se obtienen para la frecuencia de resonancia. En los tres casos se obtuvieron polinomios de grado 7 y en la figura 4 se muestra la gráfica obtenida para el polinomio correspondiente a $\epsilon_r = 2.5$. Los resultados obtenidos para este mismo dieléctrico en el CST se pueden observar en la tabla 5.

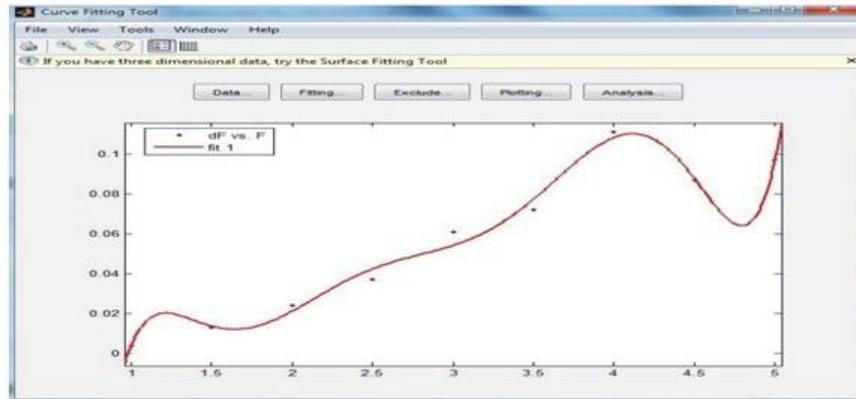


Figura 4 Ajuste de curvas en la herramienta para $\epsilon_r=2.5$

Tabla 5. Resultados obtenidos en el CST para el diseño de parches circulares entre 1GHz y 5GHz empleando el ajuste de la frecuencia de resonancia para ϵ_r 2.5.

f(GHz)	S11 (dB)	D (dBi)	Δf (GHz)	BW (%)
1.004	-20.48	7.7	-0.004	0.74
1.506	-22.54	7.7	-0.006	0.96
2.002	-20.7	7.7	-0.002	1.16
2.506	-19.49	7.7	-0.006	1.36
2.986	-18.22	7.7	0.014	2.27
3.482	-16.58	7.7	0.018	1.65
3.948	-16.07	7.6	0.052	1.81
4.485	-15.47	7.6	0.015	1.94
5.02	-15.1	7.6	-0.02	2.14

Discusión

a)Antena de Bocina piramidal

El método tradicional de diseño de antenas de bocinas hace necesario fijar la ganancia que se quiere obtener y en función de ese valor se obtiene una bocina específica. En ocasiones es importante limitar el tamaño de la bocina por ejemplo para evitar el bloqueo central cuando esta es utilizada como alimentador de una parábola. Esto es lo que se logra al emplear las ecuaciones de análisis en los GA para diseñar. El resultado obtenido permite obtener en cuestiones de minutos el diseño deseado en el que se maximiza la ganancia en función de las restricciones de tamaño.

b)Eficiencia de apertura

El caso de la eficiencia de apertura se puede analizar como la clásica optimización multiobjetivo. Esto se puede afirmar porque ella depende de dos parámetros que son contrarios, las eficiencias de taper y spillover. Esto significa que cuando una de las dos eficiencias alcanza su máximo valor la otra disminuye.

El GA multiobjetivo permitió obtener a través del diagrama Pareto los puntos donde se logra maximizar la multiplicación de ambas logrando la mayor eficiencia de abertura posible. De no emplear este método se hace necesario realizar múltiples simulaciones en el GRASP 9 para poder obtener un resultado óptimo.

c)Antena de parche circular

Las ecuaciones basadas en el modelo de cavidad empleadas para realizar los diseños básicos demostraron no tener la exactitud necesaria a mediada que aumentaba el valor de la frecuencia a la cual se quería diseñar o cuando aumentaba el valor de la ϵ_r del sustrato. Estos resultados eran esperados, por lo que encontrar estos polinomios que permiten ajustar las ecuaciones en función de la frecuencia que se desee, permite que para cada dieléctrico se obtengan diseños más cercanos a lo requerido.

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos demuestran como el empleo de los algoritmos genéticos para el diseño y optimización de antenas implican un cambio de paradigma para los especialistas en estos temas. Esto se puede afirmar porque en todos los casos se puede observar que se emplearon las ecuaciones de análisis de las diferentes antenas para diseñar las mismas. En el caso de la bocina se emplearon las ecuaciones que permiten calcular la directividad conociendo las dimensiones de la misma, para el reflector se utilizaron las ecuaciones que permiten calcular las eficiencias de taper y spillover en función de la relación foco/diámetro y de los parámetros del alimentador y por último en el parche circular el empleo de las ecuaciones que permiten obtener la frecuencia de resonancia y la impedancia en un punto del parche. Todos los resultados además, implican un ahorro importante en los tiempos de simulación y optimización de las antenas permitiendo hacer más eficiente este proceso.

REFERENCIAS

1. **Holland, J. H.**, Adaptation in Natural and Artificial Systems. MIT Press. Michigan. 1975. (Libro)
2. **Holland, J.H.** Genetic Algorithms, Scientific American, 7, 66, 1992.
3. **Goldberg, D.E.** Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, New York, Addison Wesley Longman, 1989.
4. **Haupt, R. L. y H., S. E.**, Practical Genetic Algorithms, pp. 22., Hoboken, New Jersey: John Wiley. 2004.
5. **Villar Ledo, L.**, Algoritmos Genéticos. Aplicaciones en los Sistemas de Radiación, [Tesis de Maestría]. Facultad de Ingeniería Eléctrica, Departamento de Telecomunicaciones. ISPJAE: La Habana. 2008.
6. **Man, K. F., Tang, K. S. y Kwong, S.**, Genetic Algorithms: Concepts and Applications, en IEEE Transactions on Industrial Electronics. 1996.
7. **Pérez Chávez, Y. J.**, Hernández Campanioni, M. Diseño y optimización de la antena de bocina piramidal utilizando algoritmos genéticos, [Tesis de grado]. Facultad de Ingeniería Eléctrica, Departamento de Telecomunicaciones, ISPJAE: La Habana. 2010.
8. **Balanis, C. A.**, Modern Antenna Handbook, pp. 218220. John Wiley. 2008.
9. **Milligan, T. A.**, Modern Antenna Design, 2da ed, pp. 336446: John Wiley. 2010.