



UNIVERSIDAD POLITECNICA
DE CARTAGENA



ESCUELA TECNICA SUPERIOR
DE INGENIERIA DE TELECOMUNICACIÓN

Universidad Politécnica de Cartagena

Departamento de Tecnologías de la Información y
las Comunicaciones

ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS AL
DISEÑO Y OPTIMIZACIÓN DE FILTROS
MICROONDAS EN GUÍA DE ONDA
RECTANGULAR EN LA BANDA KU

Trabajo Fin de Máster

Alumno: *Manuel Francisco Jiménez Nogales*

Directores: *Alejandro Alvarez Melcón*
Juan Hinojosa Jiménez
Fernando Quesada Pereira

Septiembre 2008

Índice

1. Introduction	4
I Diseño de filtros mediante algoritmos genéticos	7
2. Algoritmos Genéticos	7
2.1. Poblacion inicial	8
2.2. Evaluación	9
2.3. Comprobación	10
2.4. Selección	10
2.5. Nueva generación	12
3. Matriz de Scattering y herramienta de simulación	14
3.1. La matriz de Scattering	14
3.2. FEST 2.0	16
3.3. Entorno gráfico de diseño	19
4. Algoritmos genéticos aplicados al diseño y optimización de filtros de microondas	26
4.1. Introducción	26
4.2. Metodologías de diseño de filtros de segundo orden	26
4.2.1. Metodologías de diseño basadas en especificaciones discretas .	26
4.2.2. Metodologías de diseño basadas en especificaciones continuas	27
4.2.3. Aplicación al diseño de filtros de segundo orden	29
4.3. Metodologías de diseño de filtros de orden superior	32
4.3.1. Metodología para filtros simétricos	33
4.3.2. Metodología para filtros asimétricos	37
4.3.3. Aplicación al diseño de filtros simétricos y asimétricos	39
II Formulación de Superficie	49
5. Formulación de superficie	49
5.1. Desarrollo teórico	49

5.2. Resultados	52
6. Conclusiones	65
6.1. Parte I	65
6.2. Parte II	65

1. Introduction

Este Trabajo Fin de Máster se divide en dos partes, que reflejan el trabajo realizado por el alumno durante el curso. La primera parte se puede considerar continuación del Proyecto Fin de Carrera, y consiste en ampliar el programa desarrollado entonces para el diseño de filtros de microondas en guía onda. La segunda parte es una introducción al análisis electromagnético de estructuras metálicas y dieléctricas en 2D mediante la formulación de superficie. A pesar de que no guarda relación con el resto del Trabajo Fin de Máster, se ha incluido esta parte porque es la base de la Tesis que se desarrollará durante los siguientes años, dentro del marco de colaboración de la Universidad Politécnica de Cartagena con la Agencia Espacial Europea.

Los sistemas de microondas tienen múltiples propósitos en la vida moderna, como las comunicaciones por satélite, la telefonía móvil o el radar. Los filtros de microondas se encuentran integrados en estos sistemas para seleccionar la señal deseada entre todo el rango de frecuencias, permitiendo un procesamiento posterior de la señal[1]. El diseño de filtros empieza con un conjunto de especificaciones que deben ser satisfechas. Estas especificaciones pueden ser discretas (bandas de paso y de rechazo, niveles de atenuación) o continuas (una función de transferencia concreta). Se debe seleccionar la topología adecuada para implementar el filtro, atendiendo a las dimensiones, materiales y tecnología disponibles. Una vez decidido, realizamos un proceso de diseño de la geometría de la estructura.

Las frecuencias de microondas se pueden propagar por líneas de transmisión. Manipulando las dimensiones físicas de estas líneas obtendremos los elementos resonantes que conforman el filtro. La ventaja de este tipo de filtros es su sencilla fabricación, porque no requieren componentes extras o soldados. Sin embargo, los efectos electromagnéticos que surgen a las frecuencias de trabajo son muy complejos y se requiere un proceso de optimización mediante simulación software.

Normalmente, los procesos de diseño basados en métodos teóricos no satisfacen exactamente las especificaciones iniciales, y se necesita una optimización fina posterior. La actualización de la geometría se lleva a cabo por medio de alguna técnica de optimización: búsqueda de gradiente, redes neuronales[8] o algoritmos genéticos[9]. Estas técnicas fijan una función objetivo a partir de las especificaciones de diseño y tratan de lograr un diseño que se ajuste a ella modificando las dimensiones variables de la estructura a optimizar. Los métodos de optimización basados en la búsqueda de gradiente son rápidos pero muy sensibles a mínimos locales en la función objetivo, por lo que serán una buena opción si empezamos en un punto cercano al máximo, esto es, cuando los casos inicial y deseado están cerca. Por otro lado, si las situaciones inicial y objetivo están lejos entre sí, pueden aparecer entre ellos máximos locales. En este caso, es mejor utilizar técnicas de optimización más robustas, como los AG (algoritmos genéticos), a pesar de ser a priori más lentos. Cuando los métodos teóricos no proporcionan una buena aproximación a la solución, o si no existe un desarrollo teórico todavía, tenemos que usar este tipo de técnicas.

El problema principal con los procesos de optimización es el número de variables que hay que optimizar a la vez. Aunque los métodos de búsqueda por gradiente parecen trabajar bien con varias variables, esto supone una seria dificultad para los AG. Una buena estrategia consiste en alternar variables durante el proceso de optimización; también se puede dividir el problema en varios sub-problemas, cada uno con menos variables. Los AG son un método muy robusto, capaz de encontrar la

solución a un problema (o sub-problema) con pocas variables desde un punto inicial lejano al objetivo[9]. Los AG son, por tanto, una opción apropiada, excepto por su lenta tasa de convergencia. Para resolver esta limitación hemos conseguido incrementar dicha tasa usando funciones de fitness novedosas[11]. Así, un problema de diseño que conlleve muchas variables puede ser resuelto dividiéndolo en problemas más sencillos de menos variables, que son resueltos con la ayuda de un AG dirigido por funciones de fitness apropiadas.

El problema de diseño tratado aquí consiste en filtros paso banda para guía de onda rectangular con íris. La respuesta en frecuencia de esta estructura depende de las dimensiones de todos sus elementos. El diseño de un filtro de orden N es muy complejo, por el gran número de variables que se deben optimizar al mismo tiempo (longitudes y anchuras de N cavidades y $N + 1$ íris). Proponemos un método para conseguirlo que emplea solo filtros de orden 1 y 2; así, no hay que optimizar más de dos variables en cada caso. Se implementarán AG para los procesos de optimización principales y la búsqueda por gradiente para aquellos casos en los que partimos de un punto cercano a la solución. Primero hay que sintetizar la respuesta de un filtro mediante funciones elípticas de acuerdo a las especificaciones de diseño[10]. Luego se extrae su matriz de acoplos, que se utilizará para fabricar filtros auxiliares cuyas dimensiones están relacionadas con las del filtro completo. El método optimiza una cavidad para obtener su acoplo externo; luego, dos cavidades para obtener coeficientes de acoplo intermedios. Exponemos dos estrategias para filtros simétricos y extendemos el método para el caso más general de filtros asimétrico.

Se ha desarrollado una herramienta en **Matlab** desde la que gestionar todo el proceso de optimización. Los AG están implementados también en Matlab, mientras que para la evaluación de los diseños se utiliza el software CAD **FEST 2.0** de la ESA. Los diseños obtenidos han sido validados con **HFSS**.

La segunda parte del Trabajo Fin de Máster trata sobre la formulación de superficie. Se exponen los estudios realizados por el alumno sobre las técnicas de análisis electromagnético durante el curso. El estudio de la formulación de superficie para el análisis de materiales dieléctricos en 2D es el primer paso para comprender las técnicas de análisis de cuerpos, dieléctricos o no, y tridimensionales[13]. Se trata de una aplicación del Método de los Momentos para estudiar los campos electromagnéticos dispersados por uno o varios cuerpos[7]. El caso más sencillo es el de un cuerpo dieléctrico homogéneo bidimensional; al ser bidimensional, se realiza un estudio en 2D. Esta situación se utiliza también para el caso de cuerpos constantes en una dimensión (p.e. un cilindro de altura infinita), o que se puedan considerar constantes en la región de interés. La formulación de superficie lleva a cabo el análisis del campo haciendo uso del contorno de los objetos, que considera homogéneos. Una vez que se comprende la formulación de superficie, se podrá abordar la formulación de volumen, la cual utiliza toda la superficie del objeto 2D y consigue resultados más precisos. Cuando se domine la teoría de 2D, se pueden estudiar objetos tridimensionales, primero con formulación de superficie y luego de volumen. El nombre de estas formulaciones viene de su aplicación en 3D: la primera utiliza la superficie de los objetos 3D, mientras que la segunda se resuelve por medio del volumen 3D. La formulación de superficie se basa en la teoría de problemas equivalentes. Es muy útil para el estudio de dieléctricos homogéneos y de materiales magnéticos ($\mu_r \neq 1$). Además se resuelve con menos incógnitas que la formulación de volumen. Como limitación hay que resaltar que no sirve para el estudio de cuerpos no homogéneos, para los cuales es mejor el uso de la formulación de volumen. Esto es importante a la hora de estudiar el calentamiento de objetos expuestos a campos electromagnéticos, porque el calor se distribuye en función de la intensidad del campo eléctrico.

Otra limitación se presenta en el tratamiento de conductores en contacto físico con dieléctricos, debido a que la solución de los campos es menos precisa en la región de cambio de medio, la región próxima al contorno de los objetos.

La *primera parte* consta de los capítulos 2, 3 y 4. En el *capítulo 2* se realiza una descripción general sobre algoritmos genéticos, explicando todas las etapas del proceso, desde la composición de la población inicial a partir de un único individuo hasta la resolución del problema bajo estudio, y detallando el funcionamiento y las características de cada nivel. Asimismo se describen las distintas opciones y variables que controlan el comportamiento de un algoritmo genético.

El *capítulo 3* sirve de repaso del concepto de la matriz de scattering de un filtro, cuyos elementos se emplean para evaluar el comportamiento del mismo. En este capítulo también se expone el software utilizado en los procesos de diseño de filtros. Se trata de una aplicación gráfica bajo **Matlab** desde la que se controlan todos los aspectos relacionados con el proceso de optimización de diseños. Desde esta herramienta se pueden seleccionar características objetivo mediante el uso de máscaras o importando respuestas ideales de filtros. Se puede escoger la estrategia de optimización a seguir, ya sea genética o por gradiente, y configurar todas sus variables. La aplicación también permite elegir el prototipo desde el que se iniciará dicho proceso, entre modelos de Chebyshev o propios del usuario. La evaluación de los diseños candidatos se realiza internamente con el simulador electromagnético **FEST**.

En el *capítulo 4* se exponen distintas metodologías de diseño desarrolladas empleando dicho software. Se incluyen técnicas para incrementar la capacidad evolutiva de los algoritmos genéticos por medio de funciones de fitness y procedimientos eficaces para el diseño de filtros de elevado orden. Cabe mencionar la realización de filtros asimétricos, ya que es una tecnología todavía poco desarrollada y que presenta importantes ventajas sobre otras, como la eliminación de las bandas espúreas en la respuesta de los filtros. Todas estas metodologías son explicadas paso a paso y se acompañan de ejemplos de aplicación, analizando sus resultados, validados con varias herramientas de simulación, como **FEST** o **HFSS**.

La *segunda parte* de este Trabajo Fin de Máster incluye el *capítulo 5*. Se realiza un desarrollo teórico de la formulación de superficie y de varias modalidades que abarca, como la formulación de Campo E y PMCHWT. Se explican sus características, aplicaciones y limitaciones. Además se exponen ejemplos y resultados obtenidos mediante estos métodos, tanto para un objeto dispersor como para el caso de varios.

Finalmente, en el *capítulo 6* repasaremos las conclusiones obtenidas a lo largo del Trabajo Fin de Máster.

Parte I

Diseño de filtros mediante algoritmos genéticos

2. Algoritmos Genéticos

Un algoritmo genético es un procedimiento de optimización que imita los mecanismos de selección y evolución de la naturaleza. el proceso es simple: las características genéticas del individuo determinan su grado de adaptación al medio; los individuos mejor adaptados tendrán más posibilidades de procrear, transmitiendo así su información genética a la siguiente generación. Las combinaciones genéticas que produzcan individuos poco adecuados al medio se desechan automáticamente, porque dichos individuos tienen muy pocas probabilidades de ser seleccionados para formar la siguiente generación. De esta forma, la segunda generación tiene más probabilidades de estar mejor adaptada al medio que la primera.

Los algoritmos genéticos se emplean para resolver distintos problemas en entornos muy diversos, tanto en el campo de la ingeniería como en predicciones financieras o el diseño de fármacos. Son útiles para resolver problemas complejos[9], en los que intervengan muchas variables y no esté muy claro el camino que hay que seguir para llegar a la solución.

En general, cualquier modalidad de algoritmo genético sigue unos pasos que se repiten iterativamente hasta encontrar una solución aceptable del problema a resolver (ver *Fig 1*). Estas fases del algoritmo son:

- *Inicialización*: Lo primero que hay que hacer es crear la población inicial de individuos, la primera generación.
- *Evaluación*: El segundo paso consiste en evaluar los individuos de la población y asignarles una puntuación. Cada individuo representa una combinación determinada de los distintos parámetros e incógnitas del problema. dicha combinación dará un resultado más o menos aceptable del problema que se quiere resolver; dependiendo de la bondad de esta solución se le asigna una puntuación.
- *Comprobación*: Una vez evaluadas las combinaciones propuestas en la población, se comprueba si se ha alcanzado una solución satisfactoria. También se puede dar por finalizado el proceso siguiendo otros criterios, como un número máximo de iteraciones. En caso contrario hay que continuar con el algoritmo.
- *Selección*: Para formar una nueva generación hay que escoger los mejores individuos de la generación actual. Esto se hace de acuerdo con la puntuación que han obtenido en la fase de evaluación. En la naturaleza, los individuos mejor dotados o adaptados al medio tienen más probabilidades de procrear y transmitir sus genes a la siguiente generación. De esta manera se eliminan aquellas configuraciones genéticas más desfavorables. Para elaborar un nuevo individuo harán falta por lo menos dos progenitores.
- *Nueva generación*: A partir de los individuos seleccionados, se obtiene una nueva generación que sustituya a la actual. Esta nueva generación tiene más

probabilidades de adaptarse mejor al problema en estudio que su predecesora, ya que se ha constituido a partir del material genético de los individuos más favorables. Llegados a este punto, hay que volver al punto segundo para evaluar la nueva generación y continuar iterando el algoritmo hasta su final.

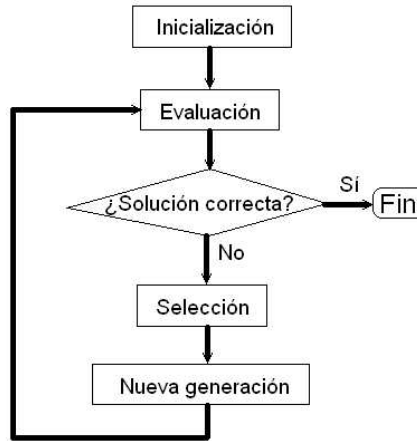


Figura 1: Diagrama de flujo de un algoritmo genético

La selección natural favorece que los individuos cuya combinación genética sea más apropiada al medio en el que viven lleguen a edad adulta y sean los encargados de procrear. Si los hijos de estos individuos tienen características similares, tendrán más posibilidades de sobrevivir que si sus características fuesen independientes de sus progenitores. Es por esto que se heredan los genes de una generación a otra. En algunas especies la reproducción consiste en crear clones de sus individuos para formar otros nuevos pero idénticos; el problema es que así no evoluciona la especie y, por tanto, este modelo no nos interesa para resolver problemas. Para conseguir individuos ligeramente diferentes a los que ya tenemos y poder así evolucionar una especie, necesitamos combinar por lo menos dos individuos para formar uno nuevo. Es lo que se conoce como reproducción sexual, en la que se combina la información genética de dos individuos para formar otros nuevos y originales.

Es importante introducir un porcentaje pequeño de información genética nueva independiente de los progenitores, que es lo que se conoce como mutación. Las mutaciones son importantes porque proporcionan combinaciones genéticas inéditas, ampliando el espacio de soluciones bajo estudio. A veces son claves para encontrar la solución deseada, pero en otros casos los individuos mutados resultan peores que los originales. No hay que olvidar que en la naturaleza, las mutaciones han dado lugar a los saltos evolutivos más importantes. Las mutaciones también son interesantes en casos de estancamiento de la población bajo estudio; cuando la mayoría de los individuos son muy parecidos entre sí, sus descendientes también lo serán, por lo que se necesita introducir mutaciones para conseguir cambios significativos en los individuos.

2.1. Poblacion inicial

Vamos a analizar ahora más profundamente las distintas fases de que consta un algoritmo genético, para ver las distintas opciones que surgen. La primera fase,

como ya vimos, es la de inicialización de la población. A partir del prototipo teórico desarrollado anteriormente, hay que dar un margen de flexibilidad para las distintas variables que se quieran optimizar, creando así el espacio de posibles soluciones. La población inicial podrá cubrir dicho espacio aleatoria o uniformemente. En la *Fig 2* se muestra un ejemplo de población inicial uniformemente distribuida para el caso de dos dimensiones o variables a optimizar. El punto central representa el valor teórico de dichas variables, que recordemos que se trata de un valor aproximado basado en un modelo simplificado del filtro real.

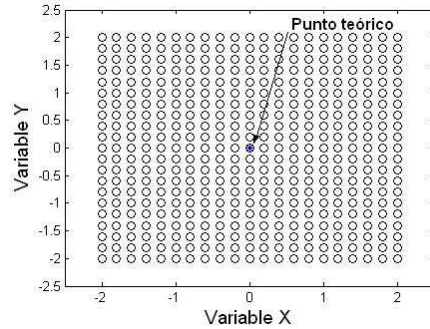


Figura 2: Población inicial distribuida uniformemente para 2 variables

En principio, podría pensarse que una distribución uniforme cubre mejor el espacio de soluciones que si se hace aleatoriamente, pero a veces es mejor introducir cierta aleatoriedad: nótese que en el ejemplo de la figura anterior todos los valores son pares (divididos entre 10), por lo que ninguna combinación genética de ellos dará un valor impar (por ejemplo: $(x, y) = (1, 1, -0, 7)$). En este caso, si el número de bits con que codificamos esta información es tal que el intervalo de cuantificación sea menor de 0.2 u.n. estaríamos desaprovechando un bit, el menos significativo, porque tendría el mismo valor para toda la población. Para evitar este tipo de problemas, es mejor crear primero la población inicial codificada en bits, es decir, su información genética, y luego relacionarla con las dimensiones físicas que represente; también es importante dimensionar la población de acuerdo al número de bits empleados.

2.2. Evaluación

En esta fase se relaciona la información genética de cada individuo de la población con las variables físicas que representan, y se analiza el modelo resultante. El objetivo es asignar una puntuación a cada individuo propuesto para así poder compararlos posteriormente y seleccionar los mejores. Esta puntuación tendrá que ser una ponderación de las distintas características que determinan la bondad de un filtro, comparadas con las del filtro ideal. Las puntuaciones se mantendrán dentro de un intervalo de valores, procurando que se cubra lo más ampliamente posible, de manera que la puntuación de los peores elementos de la población esté relativamente distanciada de la de los mejores. Cuando traducimos el código genético de un individuo a las variables asociadas, puede suceder que el resultado sea físicamente incoherente, por lo que debemos desechar dicho individuo. Observando las puntuaciones obtenidas se puede ver la evolución del algoritmo a lo largo de generaciones, si obtiene mejores resultados que al principio o si no responde bien.

2.3. Comprobación

Una vez analizados todos los individuos de la población hay que comprobar si hemos alcanzado una solución satisfactoria, un filtro que se ajuste a las características que buscamos; en ese caso ya no es necesario continuar iterando el algoritmo, dándolo por concluido. Existen otros criterios para detener el algoritmo en este punto, como puede ser el hecho de haber realizado un número determinado de iteraciones aunque no se haya encontrado la solución requerida, o que la población se haya estancado. Una población se estanca cuando la mayoría de sus miembros son iguales entre sí, porque no se pueden crear individuos distintos a partir de progenitores idénticos genéticamente; esto provoca que la siguiente generación sea igual a la anterior.

2.4. Selección

Para formar una nueva generación se seleccionan los individuos mejor dotados para resolver el problema, desechando así aquellos cuya combinación genética no resulta útil. Esta selección se lleva a cabo a partir de la puntuación que se ha asignado a cada individuo en la fase de evaluación. Existen diversos criterios para realizar la selección: deterministas y estadísticos. El método determinista consiste en escoger directamente los individuos con mejor puntuación; en los métodos probabilísticos se realizan competiciones entre dos aspirantes al azar para elegir sólo uno de ellos. Estas competiciones pueden ser comparaciones directas (el que tenga mayor puntuación gana) o donde intervenga el azar. Analicemos algunos de estos métodos:

- *Ruleta*: Consiste en asignar a cada individuo de la población una probabilidad proporcional a su calificación y elegir por sorteo el ganador. Este procedimiento debe su nombre al paralelismo que guarda con el juego de la ruleta; en este caso, a cada elemento de la población le corresponde un sector de la ruleta cuyo arco esté en proporción con su puntuación (ver *Fig 3*).

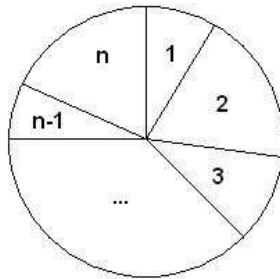


Figura 3: Representación de una ruleta

- *Torneo*: En un torneo se eligen al azar dos individuos cualesquiera y se selecciona el que tenga mayor puntuación. Este método permite que algunos individuos con poca puntuación sean seleccionados en lugar de otros a priori mejores, pero se gana en diversidad genética.
- *Torneo probabilístico*: Ahora el torneo no es determinista; de los dos preseleccionados para el torneo no gana necesariamente el de mayor puntuación, sino

que se realiza un sorteo entre los dos ponderando sus probabilidades de ganar según su puntuación. Esta ponderación puede ser lineal o seguir otros modelos más apropiados cuando las diferencias de puntuación pueden ser grandes. El torneo probabilístico permite que ante torneos iguales o similares se introduzcan individuos que de otra manera serían rechazados. Sean dos individuos, a y b , tales que:

$$f(a) > f(b) \quad (1)$$

Con esta situación, en un torneo saldría elegido a . Sin embargo, en un torneo probabilístico se introduce un número aleatorio r :

$$0 < r < 1 \quad (2)$$

Este número se compara con una función p que depende de la distancia entre las puntuaciones, determinando qué individuo es seleccionado:

$$\begin{aligned} r > p &\rightarrow a \\ r < p &\rightarrow b \end{aligned} \quad (3)$$

La función p se encuentra en el rango de $(0, \frac{1}{2})$ y sigue la forma de exponencial decreciente:

$$p = \frac{1}{2} e^{-K|f(a)-f(b)|} \quad (4)$$

El valor de K depende de la amplitud de valores que toma la función f y de un factor T que controla su pendiente.

$$K = \frac{T}{f_{max} - f_{min}} \quad (5)$$

Este factor T es el que decide la probabilidad de que sea elegida la muestra b en vez de a , además de la diferencia entre sus puntuaciones.

$$\begin{aligned} T \rightarrow 0 &\Rightarrow p \rightarrow \frac{1}{2} \Rightarrow Pr(a) = Pr(b) = \frac{1}{2} \\ T \rightarrow \infty &\Rightarrow p \rightarrow 0 \Rightarrow \begin{cases} Pr(a) = 1 \\ Pr(b) = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

El primer caso es una elección aleatoria, donde no se tienen en cuenta las puntuaciones de los individuos; el segundo extremo se corresponde con el torneo simple, en el que se elige siempre la muestra con mayor puntuación.

Los torneos se asemejan al proceso de selección seguido en la Naturaleza por muchas especies, en el que dos individuos se miden para decidir cuál de ellos procreará.

Cada uno de estos métodos puede seguirse con o sin restitución de los elementos que se van seleccionando. La restitución permite a un individuo salir elegido varias veces, mientras que sin ella los elegidos una vez ya no entran en los sorteos posteriores. En la naturaleza, aquellos individuos que sobresalen entre sus congéneres tienen por regla general bastante más descendencia que el resto. En los algoritmos genéticos con restitución ocurre lo mismo; sin embargo, a veces es mejor limitar el número de veces que puede ser escogido un elemento, ya que si no condicionaría en gran medida las características de la siguiente generación, empobreciendo su diversidad genética y limitando mucho el área de estudio del problema que se quiere resolver, lo que puede derivar en el estancamiento de la población. En el otro extremo, si no se permite la restitución, se pierde la ventaja que tienen unos individuos

sobre otros debido a su puntuación, facilitando demasiado que aquellos con baja puntuación se seleccionen, perdiendo el sentido del algoritmo. Si se permite la restitución sin límites la búsqueda de la solución se localiza demasiado; por el contrario, si no se permite, el algoritmo no avanza, la búsqueda no seguirá ninguna dirección. Por tanto hay que llegar a un compromiso, como que se permita la restitución hasta un número máximo de veces relacionado con el tamaño de la población, para asegurar que un individuo solo no condicione más de un porcentaje de la siguiente generación.

Existen otras variantes, como asegurar la selección del mejor espécimen de la población o su paso directo a la siguiente generación para que no se pierda su información mientras no se encuentre otro mejor.

2.5. Nueva generación

Para crear un nuevo individuo hacen falta dos progenitores, cuyos códigos genéticos se combinarán para formar uno nuevo. El método de combinación más sencillo consiste en tomar un gen al azar como punto de corte (*Fig 4*); el nuevo individuo tendrá los genes del primero hasta el de corte iguales a los de uno de los progenitores y el resto como su otro progenitor. Siguiendo este sistema se pueden obtener dos descendientes distintos. En el ejemplo de la *Fig 4*, el punto de corte se encuentra en el gen i . Nótese que nunca puede darse el caso de que el primer y el último gen de un hijo sean tomados del mismo progenitor; para evitar esta singularidad se añade otro punto de corte (*Fig 5*).

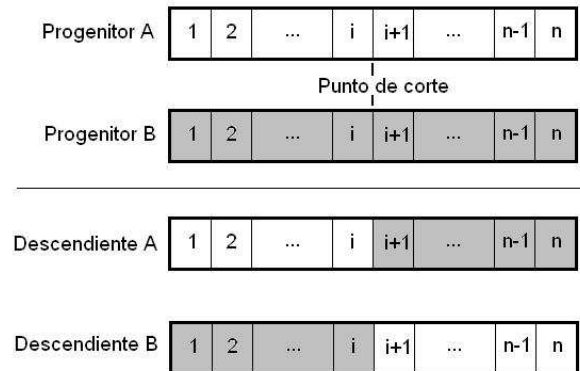


Figura 4: Formación de descendientes con un punto de corte

Las **mutaciones** se introducen en este punto. La probabilidad de sufrir una mutación es la misma para todos los genes. Cuando un gen resulta mutado modifica el valor de su contenido. En el caso de genes binarios, el resultado de mutar el gen b_i es \bar{b}_i . El efecto de mutar un bit es mayor cuanto más peso tenga el bit. A modo de ejemplo, supongamos que tenemos una variable codificada con 6 bits, y que el valor de dicha variable en un individuo de la población es 33 (100001). Si mutamos el bit más significativo, el resultado será 1 (000001); mientras que si la mutación recae sobre el 4º bit tendremos 37 (100101). La variación en el primer caso es de 32 unidades, mientras que en el segundo sólo hay una distancia de 4. Para el caso de codificaciones en otras bases la mutación de un gen tiene varios posibles valores que tomar. Así, si tenemos una codificación genética en base 3, la variable anterior cuyo

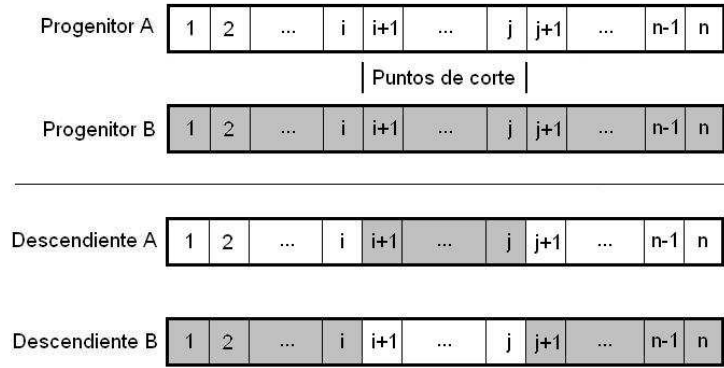


Figura 5: Formación de descendientes con dos puntos de corte

valor era 33, se expresará como (001020). Si mutamos el 4º gen, hay dos posibles valores que puede tomar: 42 (001120) y 51 (001220). Esto es equivalente a mutar varios genes binarios, por lo que la tasa de mutaciones debe descender conforme aumentamos el alfabeto genético.

3. Matriz de Scattering y herramienta de simulación

3.1. La matriz de Scattering

Para caracterizar una red de dos puertos podemos utilizar distintos parámetros que reflejen sus características y propiedades, además de servir para simplificar su análisis. El método que seguiremos aquí es el de la **matriz de Scattering**. Sea una red de dos puertos (cuadripolo) como la de la *Fig 6*. Esta red se describe por la relación existente entre la corriente y el voltaje a la entrada y a la salida (ver *Eq 7*).

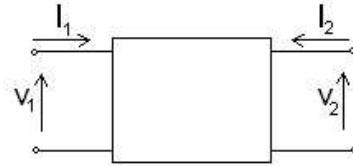


Figura 6: Cuadripolo

$$[V] = [Z][I] \quad (7)$$

$$V = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \quad I = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Descomponiendo V e I de la manera siguiente:

$$[V] = [a] + [b] \quad [I] = [a] - [b] \quad (9)$$

donde a y b representan respectivamente las señales incidentes y reflejadas en ambos puertos. Tenemos que la matriz S relaciona ambos vectores auxiliares:

$$[b] = [S][a] \quad \rightarrow \quad \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix} \quad (10)$$

De la ecuación 7 deducimos que:

$$[Z] = \frac{1 + [S]}{1 - [S]} \quad (11)$$

- S_{11} es el coeficiente de reflexión a la entrada.
- S_{12} es el coeficiente de reflexión de la salida.
- S_{21} es el coeficiente de transmisión directa.
- S_{22} es el coeficiente de transmisión inversa.

Si expresamos S_{12} en decibelios tenemos las **pérdidas de inserción** L_A , que miden la atenuación que sufre la señal dentro del filtro. Igualmente, si medimos

S_{11} en dB obtenemos las **pérdidas de retorno** L_R , que miden la bondad del acoplamiento de la red con la carga posterior:

$$L_A(dB) = -20 \log |S_{12}(j\omega)| \quad (12)$$

$$L_R(dB) = -20 \log |S_{11}(j\omega)| \quad (13)$$

En las redes sin pérdidas se cumple la condición de unitariedad:

$$|S_{11}|^2 + |S_{12}|^2 = 1 \quad (14)$$

Esta propiedad dice que la energía que no se transmite a la salida se refleja por la entrada, lo que permite deducir que en una red sin pérdidas perfectamente acoplada, las pérdidas de inserción serán nulas y las de retorno infinitas.

El retardo de grupo que produce el filtro se refleja en la fase de S_{21} . Interesa que la respuesta en fase de este parámetro sea lo más lineal posible en la banda de paso; pero, por contra, cuanto más selectivo sea el filtro mayor será esta distorsión de fase, por lo que hay que alcanzar un compromiso de diseño que satisfaga ambas características.

$$T_g(\omega) = \frac{-d\angle S_{21}(\omega)}{d\omega} \quad (15)$$

3.2. FEST 2.0

FEST 2.0 es una herramienta de diseño y análisis de guías de onda rectangulares con discontinuidades inductivas y capacitivas para la banda de frecuencias de microondas. Ha sido desarrollado por la ESA para facilitar a la industria el diseño de estructuras en guía de onda con aplicaciones espaciales. Permite incluir gran variedad de elementos, como uniones en T o en Y , stubs terminados en cortocircuito o codos en U y en S , además de las discontinuidades de guía de onda. Realiza un barrido en frecuencia del comportamiento de cualquier combinación de estos elementos para obtener los parámetros S de la estructura resultante, así como la respuesta en fase.

Los filtros que vamos a utilizar son guías de onda con escalones inductivos, como muestra el esquema de la *Fig 7*. Los elementos que se han utilizado para formar las estructuras de estos filtros son:

- Puerto de entrada (*Fig 8(a)*).
- Puerto de salida (*Fig 8(b)*).
- Guías de Onda (*Fig 8(c)*).
- Saltos inductivos (*Fig 8(d)*).

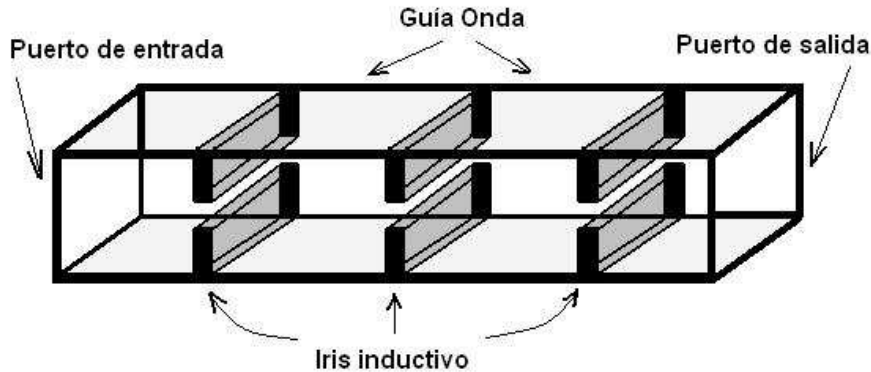
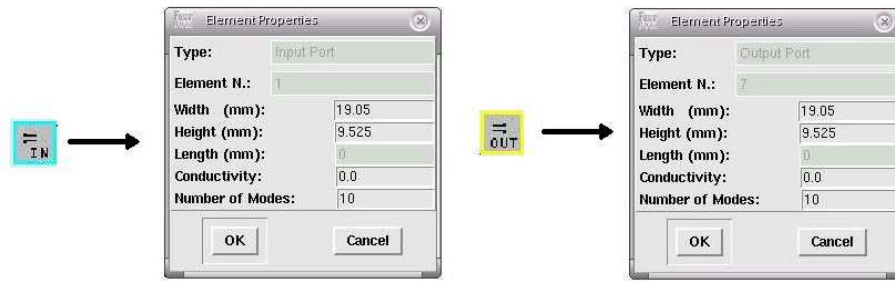


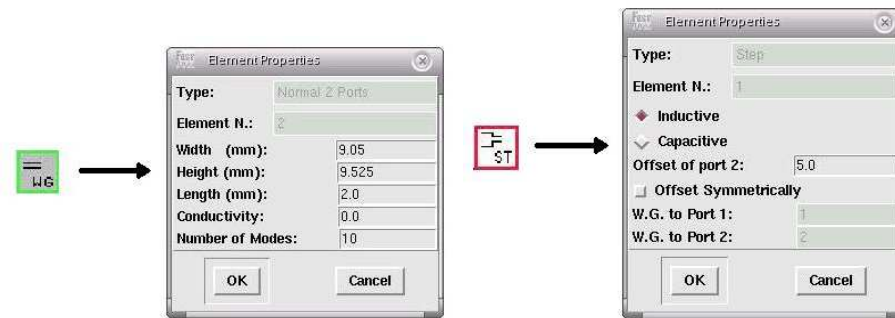
Figura 7: Filtro con íris inductivos

Las especificaciones de diseño de un filtro determinan su orden, o número de escalones inductivos y secciones de guía que lo compondrán. Para aumentar las posibilidades de diseño se permite el uso de filtros de hasta orden 6°. Las figuras 9 a 12 muestran algunas de las plantillas que se han utilizado para estos filtros. Partiendo de estas plantillas, se diseñan los filtros que requieran los AG, modificando las dimensiones de los distintos elementos que los forman, y posteriormente se evalúan.



(a) Puerto de entrada

(b) Puerto de salida



(c) Sección de Guía Onda

(d) Salto inductivo

Figura 8: Elementos de diseño para filtros

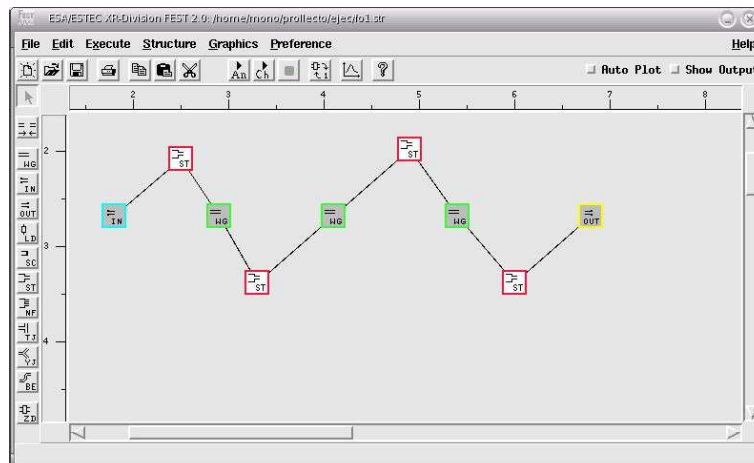


Figura 9: Plantilla de *FesT* para filtro de orden 1

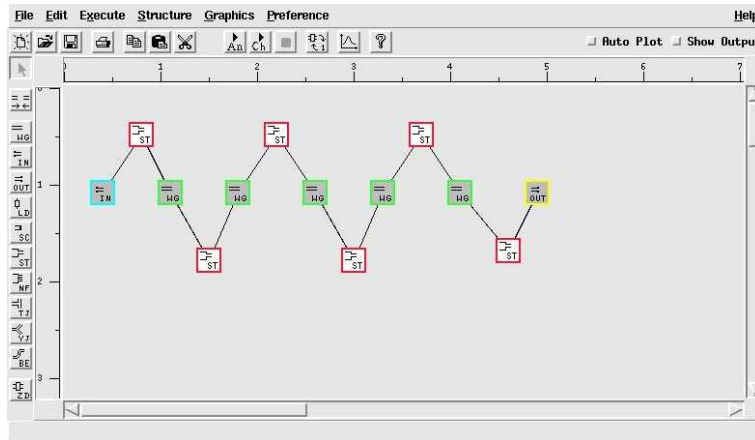


Figura 10: Plantilla de *Fest* para filtro de orden 2

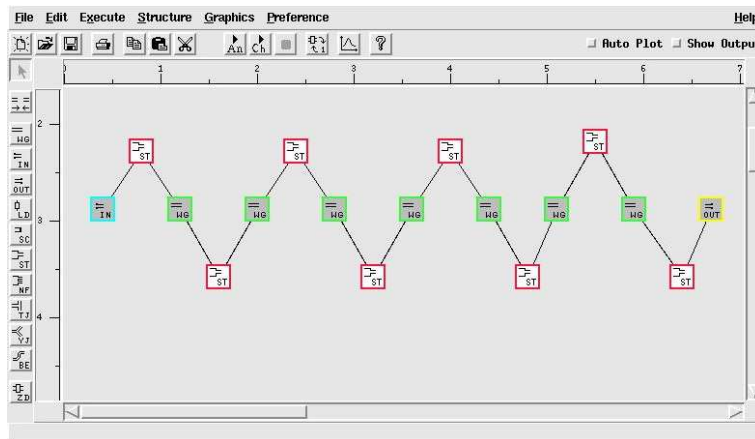


Figura 11: Plantilla de *Fest* para filtro de orden 3

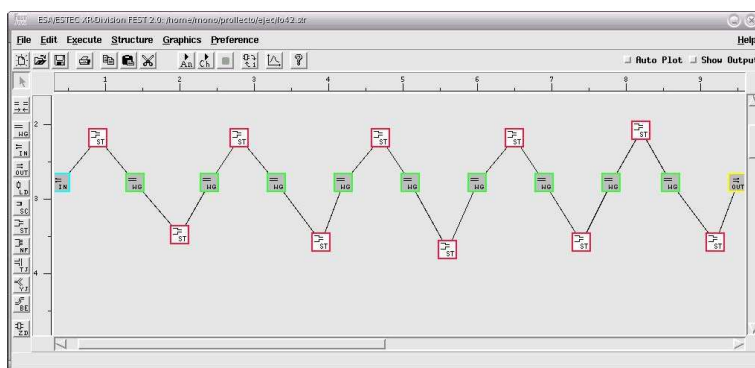


Figura 12: Plantilla de *Fest* para filtro de orden 4

3.3. Entorno gráfico de diseño

Se ha desarrollado una aplicación en *Matlab* para el diseño y optimización de filtros de microondas en guía de onda rectangular. Como ya vimos, el primer paso en el diseño de un filtro consiste en definir las especificaciones que debe cumplir, definir su banda de paso y su selectividad, tal como se muestra en el esquema de la *Fig 13*. Esto puede hacerse desde la ventana principal del programa, (*Fig 14*).

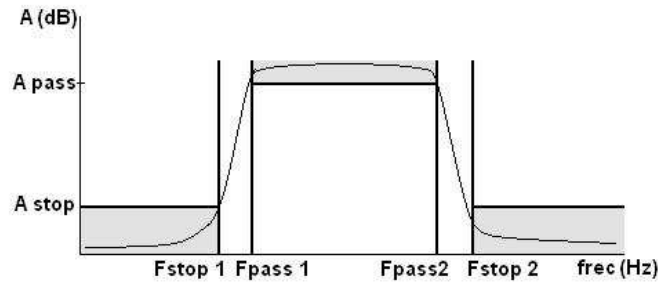


Figura 13: Parámetros de la función de transferencia de un filtro paso-banda.

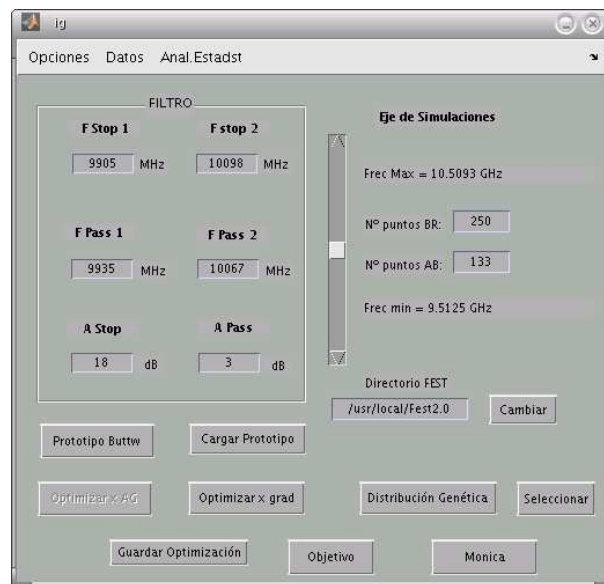


Figura 14: Ventana principal de la aplicación para el diseño de filtros

Vamos a explicar el funcionamiento de la aplicación con un sencillo ejemplo de diseño. supongamos que se quiere diseñar un filtro paso banda centrado en 14 GHz con un ancho de banda de 30 MHz. Las frecuencias de corte fijan además el intervalo de frecuencias que se analizará en las simulaciones que se lleven a cabo. Dicho intervalo se puede ampliar o reducir con la barra del centro. Una vez modificadas las especificaciones de acuerdo con el filtro que buscamos, el botón *Calcular filtro* permite implementar una primera aproximación, desarrollada mediante el algoritmo de Chebyshev, que nos indica el orden del filtro que necesitamos y proporciona unas dimensiones desde las que partir en la optimización que se realizará después.

La *Fig 15* muestra el prototipo de Chebyshev que se ha obtenido para los valores introducidos a modo de ejemplo. En la *Fig 15(b)*, los rectángulos rojos representan los puertos de entrada y de salida del filtro; los rectángulos verdes son las cavidades resonantes y los azules representan los escalones inductivos que separan una cavidad con otra o con un puerto. Nótese que sólo se proporcionan las medidas de dos dimensiones; esto es debido a que se han elegido guías rectangulares cuya altura es constante $H = 9,525mm$, que es la mitad de la anchura de la guía $W = 19,05mm$. Para cada diseño que realicemos, el programa nos proporciona tanto la respuesta del filtro como sus dimensiones, en un esquema como el de la *Fig 16*.

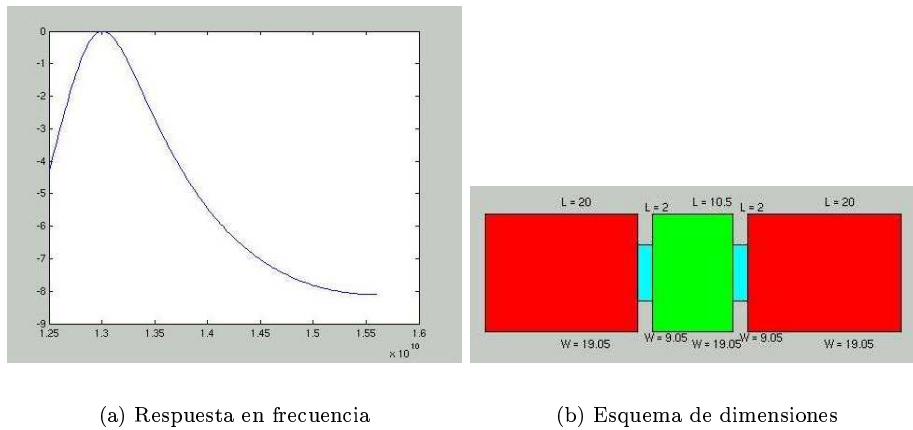


Figura 15: Prototipo de Chebyshev a 14 GHz. Ancho de banda: 30 MHz

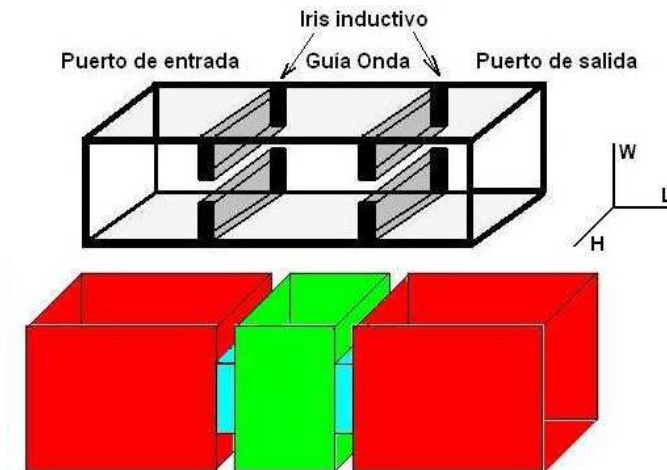


Figura 16: Correspondencia entre las partes de un filtro y el esquema proporcionado por la aplicación

Vemos que la respuesta del filtro obtenido por este sistema no satisface las especificaciones, ya que su banda de paso aparece sobre los 13 GHz en vez de los 14 GHz que se requieren. Para mejorar el diseño habrá que realizar una optimización mediante algoritmos genéticos. Hay que elegir qué variables se van a optimizar y de

qué forma se va a hacer. Esto puede hacerse desde la pestaña *Opciones* que aparece en la esquina superior izquierda en la *Fig 14*. Esta pestaña ofrece dos opciones:

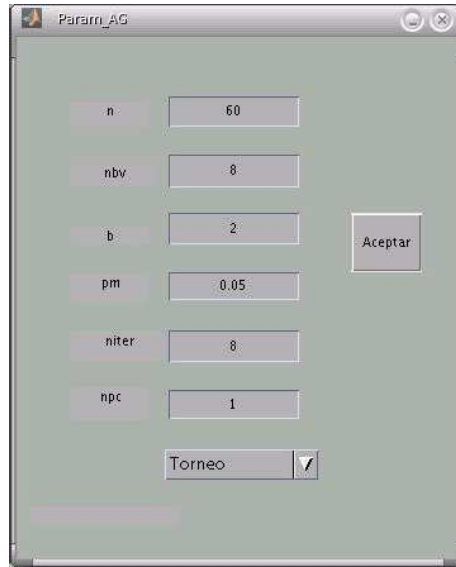
- La primera opción muestra los *parámetros del algoritmo genético* (*Fig 17(a)*): desde aquí se controla el tamaño de la población, el número de bits por variable que se usarán, la base del alfabeto de estas variables, la probabilidad de mutación, el número de iteraciones que se llevarán a cabo, el número de ordenadores que realizarán las simulaciones en paralelo, y el proceso de selección de individuos que se seguirá: ruleta, torneo simple o torneo probabilístico.
- La segunda opción es *Variables de Simulación* (*Fig 17(b)*): desde aquí se pueden seleccionar las dimensiones de la estructura que se quieran optimizar. Estas dimensiones son las anchuras W y longitudes L tanto de las cavidades resonantes como de los escalones. Dependiendo de su orden, el filtro tendrá un número determinado de estos elementos, que serán los únicos que se muestren habilitados. En este caso, disponemos de una cavidad y dos discontinuidades inductivas, por lo que sólo podemos seleccionar la primera cavidad y los escalones 1 y 2. La opción *All* permite tratar todos los elementos de una misma clase por igual; si, por ejemplo, seleccionamos esta opción para las longitudes de los escalones, se asignará una única variable para todas las longitudes de escalones que tiene el filtro. Esto es distinto de seleccionar individualmente todos los escalones, ya que entonces tendremos una variable por cada escalón, pudiendo resultar en longitudes diferentes para cada uno de ellos. Por último, el botón *Simétrico* hace que las dimensiones de la estructura optimizada sean simétricas. Una vez seleccionadas las variables que deseamos, pulsamos el botón *Aceptar* y cerramos la ventana.

Una vez realizada la configuración, volvemos a la ventana principal del programa y pulsamos el botón *Optimizar filtro*. La optimización comenzará automáticamente. Hay que asegurarse de que la ruta del programa *Fest* que aparece en la casilla inferior izquierda es la correcta; si no lo es, cámbiese. El tiempo que tarda el programa en realizar la optimización dependerá del número de iteraciones y del tamaño de la población. Al finalizar aparece el esquema del modelo optimizado y su respuesta en frecuencia (*Fig 18(a)*), donde se puede comparar con el diseño inicial. Vemos como en este ejemplo se ha conseguido centrar la banda de paso en 14 GHz y aumentar su selectividad, tal como se quería.

La elección de los parámetros del algoritmo genético seguido condiciona la evolución del mismo y, por tanto, también el resultado final. Para saber si la configuración escogida es apropiada para la optimización que queremos, podemos visualizar una serie de gráficas indicativas de la evolución seguida en las distintas iteraciones del algoritmo. La *Fig 18(b)* muestra el número de individuos de una población que superan el mejor resultado alcanzado hasta entonces, acercando más la respuesta real del filtro a la ideal. Esto permite saber si los cruces que realizamos son efectivos o no. En la misma imagen, en la gráfica inferior se representan la media, el máximo y el mínimo de las puntuaciones de cada población. Esta imagen nos indica que en casi todas las iteraciones se consiguen mejoras, lo cual es buena señal; en la gráfica inferior se observa que la mayoría de esas mejoras son pequeñas, ya que la curva de máximos tiene poca pendiente. También podemos deducir que la población no se ha focalizado en torno a un punto o una región, sino que mantiene su área de exploración; en caso contrario, habría menos diferencia entre las tres curvas en las últimas iteraciones.

Pulsando el botón *Visualizar Gráficas* se accede a una serie de gráficas que

muestran la riqueza genética de la población para todas las iteraciones realizadas. En estas gráficas aparecen el número de individuos de la población que tienen un determinado bit igual, para todos los bits y todas las variables. Como en este caso se manejan 4 variables, la *Fig 18* muestra 4 gráficas por iteración, cada una con la distribución de sus 8 bits. En la población inicial (*Fig 18(c)*) tenemos una distribución uniforme, en la que no destaca ningún valor sobre el otro. El cuarto bit de la primera variable que aparece representada, es el que presenta una diferencia de valores mayor: 37 individuos con un 1 frente a 23 con un 0. Esta es una diferencia relativa del 20%. Si avanzamos unas pocas iteraciones (*Fig 18(d)*), vemos cómo las diferencias van aumentando, llegando algunas al 33%. Esto es señal de que el algoritmo se desarrolla satisfactoriamente, heredando cada nueva población las características comunes de los individuos más acertados. Nótese cómo el bit señalado anteriormente ha reducido su diferencia, demostrando que el algoritmo es capaz de corregir tendencias indeseadas. Por último, la *Fig 18(e)* muestra la distribución de bits en la iteración final. Se observa cómo la población va tomando una dirección determinada, en la que algunos bits están casi definidos.

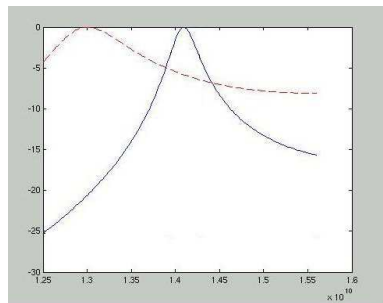


(a) Ventana de configuración del algoritmo genético

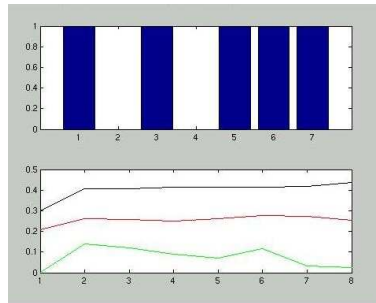


(b) Ventana de elección de variables

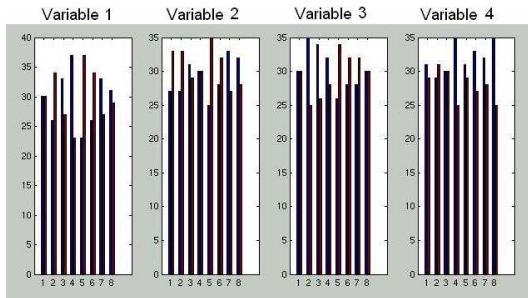
Figura 17: Ventanas de opciones de simulación



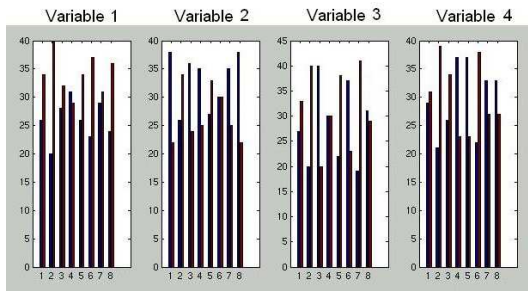
(a) Función de transferencia del filtro obtenido por el algoritmo genético



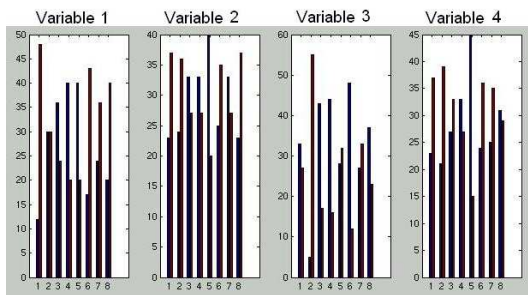
(b) Evolución del fitness de la población



(c) Población en la iteración inicial



(d) Población en una iteración intermedia



(e) Población en la última iteración

Figura 18: Distribución binaria por variables

4. Algoritmos genéticos aplicados al diseño y optimización de filtros de microondas

4.1. Introducción

Se presentan aquí técnicas de algoritmos genéticos adaptadas para la optimización de circuitos de microondas. Se han estudiado e implementado algunas funciones de fitness para el proceso de optimización[11], que permiten cuantificar el cumplimiento de las especificaciones y la aproximación de la solución con respecto a las características de un circuito ideal para un filtro paso banda. Por último se prueban y comparan las distintas funciones implementadas para el diseño de filtros paso banda de guías de onda rectangulares con íris en la banda Ku para aplicaciones de satélite.

En [3], un grupo de expertos estimó el estado del diseño de microondas asistido por ordenador (CAD) para 2010. Mucho del énfasis en entornos de optimización y diseño para diseños integrados. En este sentido, proponemos un avance a la optimización de filtros de microondas basada en AG. Superan las desventajas tradicionales de otros métodos:

- Robustos, muy independientes de las condiciones iniciales.
- Permiten encontrar la mejor solución en un entorno de muchos mínimos locales (o máximos locales).
- Funcionan con funciones no lineales y no diferenciables, como muchas de las presentes en problemas de microondas.

Los AG son técnicas de búsqueda aplicadas en muchos problemas de síntesis y optimización electromagnética[12]. El uso de una función de fitness no apropiada puede llevar a soluciones incorrectas al final de la operación del AG. En la literatura existe poco acerca de la definición de funciones que aseguren un alto grado de cumplimiento de las especificaciones del circuito. Los autores se limitan a presentar sus funciones específicas. La función de fitness debe ser definida para medir el grado de concordancia con las especificaciones del filtro. Dependiendo de las especificaciones de diseño que tengamos, discretas o continuas, podremos utilizar unas funciones u otras. Una evaluación correcta de la satisfacción de las especificaciones es fundamental para alcanzar la solución más correcta circuito y para evitar problemas durante el proceso del AG. Para asegurar un correcto funcionamiento del AG se han desarrollado dos funciones de fitness diferentes para especificaciones discretas, y otra para el caso de especificaciones continuas.

4.2. Metodologías de diseño de filtros de segundo orden

4.2.1. Metodologías de diseño basadas en especificaciones discretas

Las especificaciones discreteas se refieren a aquellos valores de atenuación en las bandas de paso (BP) y de rechazo (BR) que debe tener la función de transferencia de un filtro. Para un filtro paso banda, la respuesta S_{11} tiene que ser menor que un cierto valor L_P para todas las frecuencias de la banda de paso, mientras que la atenuación de S_{21} en la banda de rechazo tiene que superar un valor mínimo L_R .

Una evaluación simple del cumplimiento de estas especificaciones consiste en asignar a cada uno de los N puntos de frecuencia en los que se evalúa la respuesta de un filtro un valor de 0 si el parámetro S no satisface la condición correspondiente, o 1 si la satisface. El fitness final será la suma de valores (0, 1) para todos los puntos de frecuencia para S_{11} o S_{21} , dividido entre el número de puntos (para que esté entre 0 y 1). Se define así la primera función de fitness para especificaciones discretas:

$$F(S_{11}) = \frac{\sum_{i=1}^N fit_{S_{11}}(i)}{N} \quad (16)$$

$$fit_{S_{11}} = \begin{cases} 1 & \text{if } S_{11}(i) < L_P & f_i \in BP \\ 0 & \text{if } S_{11}(i) > L_P & f_i \in BP \\ 1 & \text{if } S_{11}(i) > L_R & f_i \in BR \\ 0 & \text{if } S_{11}(i) < L_R & f_i \in BR \end{cases} \quad (17)$$

donde N es el número total de puntos de frecuencia, BP corresponde al parámetro S en la banda de paso, BR el parámetro S en la banda de rechazo y f_i es la frecuencia en el punto i . Esta función de fitness tiene una gran desventaja. Los errores pequeños y grandes se tratan por igual; esto hace que que filtros con un buen cumplimiento de las especificaciones en ciertas partes del ancho de banda puedan tener una puntuación alta aún cuando presenten errores serios a otras frecuencias. Se hace necesario calibrar la seriedad del error. Proponemos funciones de fitness continuas monótonas, las cuales permiten la cuantificación del cumplimiento de especificaciones de forma gradual mediante las siguientes ecuaciones:

$$F(S_{11}) = \frac{\sum_{i=1}^N fit_{S_{11}}(i)}{N} \quad (18)$$

$$fit_{S_{11}} = \begin{cases} 1 - e^{aP_1(x-L_P)} & \text{if } x < L_P & f_i \in BP \\ -1 + e^{-aP_2(x-L_P)} & \text{if } x > L_P & f_i \in BP \\ 1 - e^{aR_1(x-L_P)} & \text{if } x > L_R & f_i \in BR \\ -1 + e^{-aR_2(x-L_P)} & \text{if } x < L_R & f_i \in BR \end{cases} \quad (19)$$

Estas funciones son similares a las sigmoideas de la *Fig 19*. Estas funciones permiten una graduación de la corrección entre 0 y 1 para los puntos de frecuencia que satisfagan la especificación; además, miden el error entre 0 y -1 para aquellos puntos de frecuencias que no satisfacen la correspondiente especificación de diseño. Estas funciones saturan a partir de un cierto límite, no crecen indefinidamente. La aportación de una muestra frecuencial se mantiene dentro del intervalo $(-1, 1)$, impidiendo que algún valor altamente correcto enmascaren errores serios a otras frecuencias. Los términos aP_1 , aP_2 , aR_1 y aR_2 controlan la pendiente de la función de fitness para las bandas de paso y rechazo, respectivamente. Si aP_2 y aR_2 son altos, los errores penalizan en gran medida; esto quiere decir que un mismo error penaliza más si la pendiente es grande que si es pequeña, aunque siempre dentro del intervalo $(-1, 0)$. Por el contrario, los puntos con atenuación correcta son evaluados alto si aP_1 y aR_1 son elevados, y viceversa. Si se emplea el parámetro de scattering S_{21} en lugar de S_{11} , debemos tener en cuenta que es necesario intercambiar las ecuaciones anteriores para mantener la coherencia.

4.2.2. Metodologías de diseño basadas en especificaciones continuas

Se definen especificaciones continuas cuando conocemos el comportamiento deseado del filtro para todos los puntos de frecuencia. Esto es posible utilizando

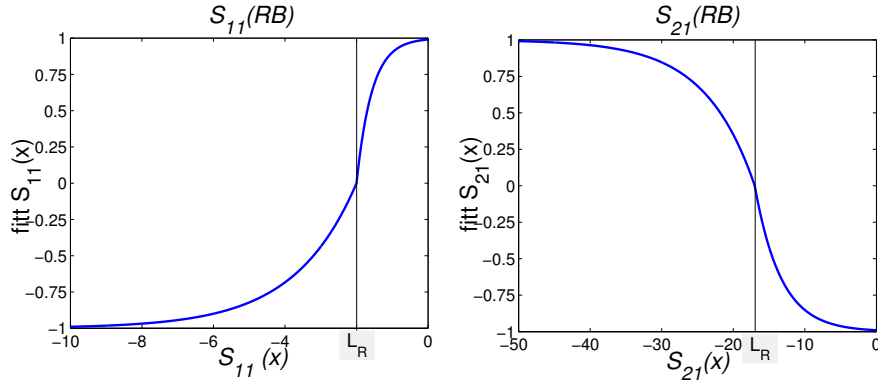


Figura 19: Funciones de fitness según la Eq 19

técnicas de síntesis basadas en funciones de transferencia elípticas, como en [5]. Las funciones de fitness de la sección anterior no son válidas cuando se conoce la respuesta deseada del filtro. Ahora para cada uno de los puntos de frecuencia tenemos un valor ideal de atenuación, en lugar de un límite, como especificación discreta. En las funciones de fitness anteriores, la corrección de los parámetros de scattering a un cierto punto de frecuencia dependía del nivel de atenuación con respecto al límite correspondiente. Así, en la BP los valores de S_{11} deben ser menores que L_P dB. Si el parámetro S_{11} supera el mencionado límite se trata como un error y aplicamos la ecuación de fitness adecuada. Si toda la respuesta del circuito está disponible, podemos utilizar la diferencia entre el valor ideal de atenuación y el obtenido por el filtro candidato. Ya no es necesario saber si supera o no la atenuación ideal, porque cuanto más se acerque a esta mejor será el diseño. Por ejemplo, supongamos que S_{11} es -10 dB a 1 GHz y que la especificación discreta para ese punto es -11 dB; un valor de $-11,5$ dB es más apropiado para este punto de frecuencia que un valor de -20 dB, a pesar de que con -20 dB se satisfaga la especificación discreta. La estrategia ahora consiste en aproximarse en todas las frecuencias a la función de transferencia ideal. Para expresar mejor el grado de cercanía a dicha respuesta ideal, se propone una función de fitness nueva que se ha probado muy robusta:

$$F = a \text{fit}_{S_{11}}(BP) + b \text{fit}_{S_{11}}(BR) + c \text{fit}_{S_{21}}(BP) + d \text{fit}_{S_{21}}(BR) \quad (20)$$

donde (a,b,c,d) son coeficientes de peso, y $\text{fit}_{S_{ij}}(B)$ es una distancia media de la respuesta objetivo a la obtenida, para todos los puntos de frecuencia presentes dentro de la banda específica (BP o BR). Para cada punto de frecuencia, la distancia $d(x)$ se define utilizando una sigmoide, que presenta la mejor tasa de convergencia por su forma. La puntuación asignada para cada distancia se ajusta por medio de la pendiente aS_{ij} . La distancia se mide en escala logarítmica para distinguir mejor las diferencias pequeñas y para asegurar de esta forma una buena convergencia. La Fig 20 representa esta medida de la distancia.

$$\text{fit}_{S_{ij}} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + e^{aS_{ij}(d(x)-b)}}}{N} \quad (21)$$

$$d(x) = \ln(|S_{ij}(x) - S_{ij}^T(x)| + 0,1) \quad (22)$$

S_{ij}^T es el valor del parámetro de scattering de la función objetivo, B es la banda, y N el número de puntos de frecuencia. Los coeficientes de peso (a,b,c,d) se emplean para

controlar la importancia de cada banda durante el proceso del AG. Supongamos que la mayoría de los individuos de la población del AG presentan una banda de paso diferente a la que buscamos; aumentando los coeficientes a y c dirigimos la evolución del AG al centrado de su BP, premiando aquellos candidatos que tengan su banda de paso más próxima de la ideal. Esto hace que la banda de paso media de la población se centre en varias iteraciones.

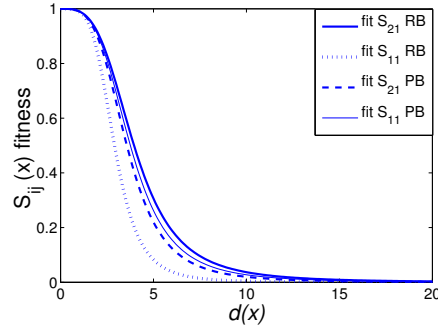


Figura 20: Funciones de fitness según la Eq 22

4.2.3. Aplicación al diseño de filtros de segundo orden

Las funciones de fitness arriba descritas han sido aplicadas al diseño de un filtro paso banda en guía de onda rectangular con íris para la banda Ku. El tamaño de la guía es estándar: WR-75 ($A = 19,05$, $B = 9,525$ mm). Se eligió una función con 2 polos, necesitando un filtro de orden 2 como el de la Fig 21. Los parámetros de optimización (W_1 , W_2 y L) son las anchuras de íris y la longitud de la cavidad (S se fija a 2 mm). Las especificaciones de diseño son:

$$\begin{aligned} |S_{21}| &\geq -3dB && \text{para } 10,12 < f(\text{GHz}) < 10,2 && \text{(Banda de Paso)} \\ |S_{21}| &> 18dB && \text{para } 10,3 < f(\text{GHz}) < 10 && \text{(Banda de Rechazo)} \end{aligned}$$

El análisis se lleva a cabo utilizando 160 puntos que cubren el rango de frecuencias de 9 a 11,3 GHz. El conjunto de parámetros usado para el AG fue:

- Población de 250 candidatos
- Codificación binaria de 33 bits
- Selección por torneo
- Probabilidad de cruce: 0.0303
- Probabilidad de mutación: 0.06

Los resultados obtenidos utilizando los 3 tipos de funciones de fitness se muestran en la Fig 22. La calidad de la solución obtenida depende del número de iteraciones. Se detuvo el algoritmo cuando aparece al menos un individuo que cumple las especificaciones requeridas. El AG con la función de fitness de la Eq 19 encuentra

una solución mejor que si utilizamos la *Eq 17*. También mejora la velocidad de convergencia, como observamos en la *Fig 23*. En esta gráfica se muestran el máximo, la media y el mínimo de la población en cada iteración. Se han empleado 10 iteraciones; el tiempo de CPU en un Pentium4 fue de 63 min. Para el tercer tipo de funciones, el AG necesitó una iteración más, pero el resultado es mucho mejor. La *Fig 24* muestra la evolución de la población del algoritmo para este caso. Se observa cómo la población evoluciona favorablemente a lo largo de todo el proceso.

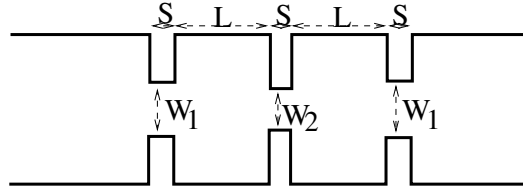


Figura 21: Esquema del filtro del ejemplo

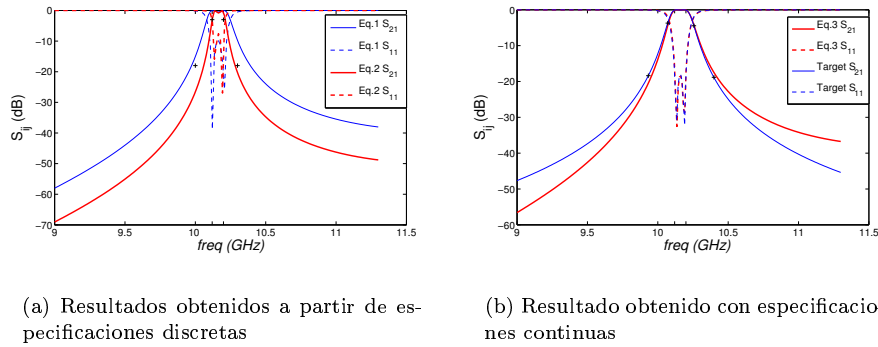


Figura 22: Funciones de transferencia de los filtros obtenidos en el ejemplo

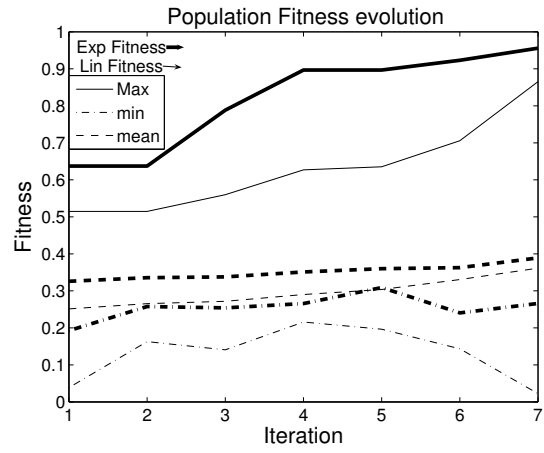


Figura 23: Comparación de la evolución de la población del AG para los casos 1 y 2

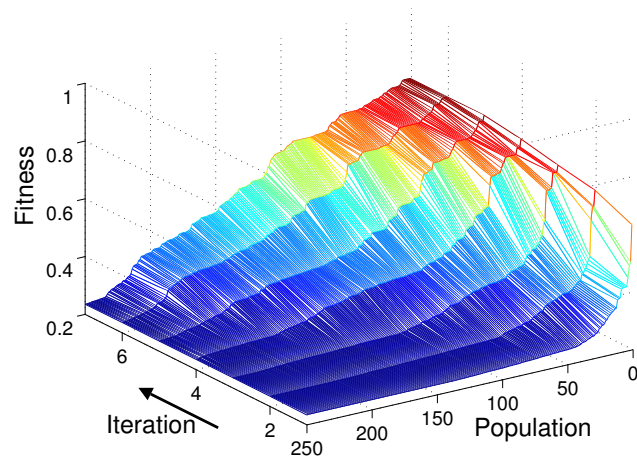


Figura 24: Evolución de la población del Algoritmo Genético para el caso 3

4.3. Metodologías de diseño de filtros de orden superior

Los AG son técnicas de búsqueda estocásticas modeladas según los principios y conceptos de la selección natural y la evolución [14] [12]. En una fase inicial, codificamos en cadenas binarias un conjunto de soluciones candidatas; luego, una función de evaluación, llamada función de fitness, se usa para evaluarlos. Si se satisface el fitness deseado por al menos un individuo en la población presente, el proceso de optimización se detiene. En caso contrario, hay que obtener una nueva población mediante los procedimientos de evolución genética: selección, cruce y mutación. Las funciones de fitness se definen para medir el grado de cumplimiento con las especificaciones de diseño. Una evaluación adecuada de este cumplimiento es fundamental para lograr la solución deseada y evitar problemas como la convergencia prematura.

Hemos desarrollado una función de fitness apropiada para el problema de diseño tratado aquí [11]. Este fitness se basa en la minimización de diferencias entre una respuesta frecuencial objetivo y las de los candidatos. La respuesta objetivo se sintetiza a partir de las especificaciones del filtro mediante funciones elípticas. Las diferencias entre respuestas se mide como la distancia entre ellas en cada punto de frecuencia. Transformamos dicha distancia en sigmoides para asegurar una buena convergencia. La función sigmoideal presenta una forma ideal para premiar pequeñas diferencias y penalizar las grandes, manteniéndose siempre dentro de un intervalo definido.

La síntesis de funciones elípticas [4] nos da una respuesta en frecuencia ideal e irrealizable, que no puede ser satisfecha por filtros reales para puntos alejados de la banda de paso. Esto sucede con los puntos extremos de la RB analizada, porque los acoplos de las cavidades se desajustan. Por tanto, evaluamos por separado la respuesta en ambas bandas. Esta estrategia también nos permite analizar con más precisión la BP, sin un gran incremento del tiempo de cálculo. La siguiente ecuación muestra la función fitness para un filtro candidato:

$$F = \omega_1 fit_{S_{11}}(PB) + \omega_2 fit_{S_{11}}(RB) + \omega_3 fit_{S_{21}}(PB) + \omega_4 fit_{S_{21}}(RB) + \omega_5 fit_{RLZ} \quad (23)$$

donde ω_i son los coeficientes de ponderación para las bandas y parámetros S_{11} o S_{21} . $fit_{S_{ij}}(B)$ es una diferencia promediada entre las funciones S_{ij} del objetivo y de un candidato, en cada punto de frecuencia que caiga dentro de la banda B después de la transformación sigmoideal:

$$fit_{S_{ij}}(B) = \frac{\sum_{x \in B} \frac{1}{1 + e^{a(d(x)-b)}}}{N} \quad (24)$$

La puntuación asignada a cada distancia se ajusta por medio de la pendiente a . Estas diferencias se miden en escala logarítmica para distinguir mejor los pequeños cambios y asegurar de esta forma una buena convergencia:

$$d(x) = \ln(|S_{ij}(x) - S_{ij}^T(x)| + 0,01) \quad (25)$$

S_{ij}^T es el valor del parámetro de scátering de la función objetivo. El último término de Eq 23 mide la distancia entre los ceros de transmisión en las respuestas objetivo y candidato, medida de forma similar a las ecuaciones previas:

$$fit_{RLZ} = \frac{1}{1 + e^{a(D-b)}} \quad (26)$$

En este caso, D es la distancia máxima, que queremos minimizar. Se incluye este término porque resulta una manera rápida de centrar la BP de la mayoría de

elementos en una población de AG.

$$D = \ln[\max(d_i)] \quad (27)$$

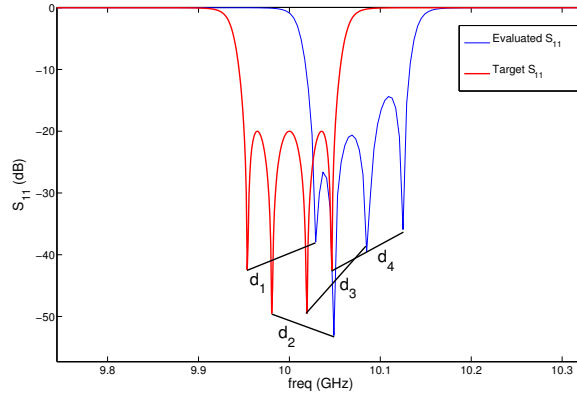


Figura 25: Ejemplo de distancias RLZ para un filtro de orden 4

Describiremos cómo diseñar estructuras de filtros formadas por guías de onda rectangulares con íries inductivos [2]. Estas técnicas están basadas en el cálculo sucesivo de todos los acoplos entre cavidades, esto es, los íries. Las dimensiones finales están relacionadas con las que obtenemos en cada cálculo, mediante la ecuación Eq 28 que asocia una cavidad de guía de onda rectangular y una sección con discontinuidades a ambos lados, las dos estructuras con la misma frecuencia de resonancia:

$$L_{WG} = L + \Delta W_1 + \Delta W_2 \quad (28)$$

donde ΔW_i denota la influencia de la discontinuidad i en el resonador, relacionada con la anchura W_i (ver Fig 26).

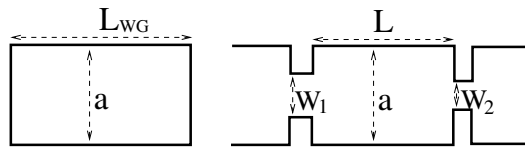


Figura 26: Cavidad rectangular y resonador con íries

4.3.1. Metodología para filtros simétricos

Sea un filtro simétrico de orden N con íries inductivos, como el mostrado en Fig 27. Este tipo de filtros tiene $\frac{N}{2}$ resonadores diferentes y $\frac{N}{2} + 1$ discontinuidades distintas (Eq 30). Suponiendo fijas la anchura de las cavidades resonantes y la longitud de los íries, tenemos variables las longitudes de los resonadores y las anchuras de las discontinuidades. A partir de las especificaciones de diseño, deducimos la matriz de acoplo (Eq 29), donde m_{ij} representa el acoplo entre las cavidades

i y j , siendo S y L la fuente y la carga respectivamente. La simetría nos permite deducir que m_{S1} debe ser igual a m_{NL} , y m_{ij} igual a m_{ji} .

$$M = \begin{pmatrix} 0 & m_{S1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ m_{S1} & 0 & m_{12} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & m_{12} & 0 & m_{23} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & m_{N-1,N} & 0 & m_{NL} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & m_{NL} & 0 \end{pmatrix} \quad (29)$$

$$\begin{cases} L_i = L_{N+1-i} \\ W_i = W_{N+2-i} \end{cases} \quad (30)$$

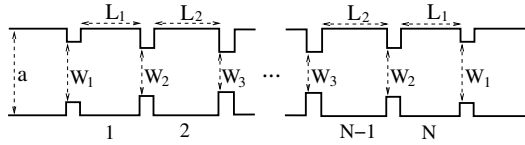


Figura 27: Filtro simétrico de orden N

Método 1 Vamos a diseñar este filtro en unas pocas etapas. Primero, extrayendo m_{S1} de M (Eq 29), creamos una nueva matriz de acoplos para un filtro de orden 1 (Eq 31), y se diseña un filtro de acuerdo a ella (Fig 28(a)). Aquí obtenemos el acoplo de entrada W_1 y una longitud de cavidad d_1 relacionada.

$$M_{S1}^1 = \begin{pmatrix} 0 & m_{S1} & 0 \\ m_{S1} & 0 & m_{S1} \\ 0 & m_{S1} & 0 \end{pmatrix} \quad (31)$$

Ahora, manteniendo este acoplo de entrada (m_{S1}), añadimos un segundo resonador (Fig 28(b)); de la matriz de acoplos de orden 2 que obtenemos (Eq 32), se sintetiza un nuevo filtro. Es necesario optimizar W_i y d_i . Este paso hay que repetirlo para $i = 2 \dots N/2 + 1$

$$M_i^2 = \begin{pmatrix} 0 & m_{S1} & 0 & 0 \\ m_{S1} & 0 & m_{i-1,i} & 0 \\ 0 & m_{i-1,i} & 0 & m_{S1} \\ 0 & 0 & m_{S1} & 0 \end{pmatrix} \quad (32)$$

Todas estas dimensiones W y d (ver Fig 28), están relacionadas con la longitud de una guía de onda (L_{WG}) que tenga la misma frecuencia de resonancia (Eq 28).

$$L_{WG} = d_1 + 2\Delta W_1 \quad (33a)$$

$$L_{WG} = d_i + \Delta W_1 + \Delta W_i \quad \text{for } i = 2 \dots \frac{N}{2} + 1 \quad (33b)$$

$$L_{WG} = L_i + \Delta W_i + \Delta W_{i+1} \quad \text{for } i = 1 \dots \frac{N}{2} \quad (33c)$$

Nótese que *Eq 33a* es un caso particular de *Eq 33b*. Esta relación nos permite determinar las longitudes del filtro completo L_i :

$$L_i = d_i + d_{i+1} - d_1 \quad (34)$$

Finalmente, se realiza una optimización fina sobre el filtro final, ajustando su respuesta a la requerida.

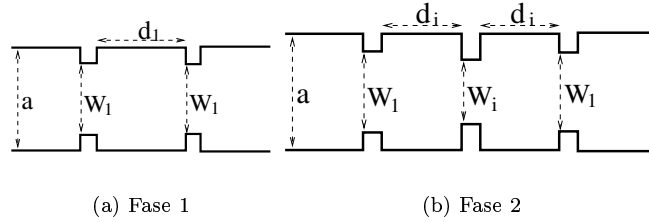


Figura 28: Filtros auxiliares para el diseño de filtros simétricos. Método 1.

Método 2 La precisión en el cálculo de las longitudes de las cavidades L_i en el método anterior depende de la exactitud de las longitudes intermedias d_i . Se ha desarrollado un segundo método que previene esta limitación. Las longitudes de las cavidades L_i se determinarán directamente a partir de un filtro de orden 2 con acoplo de entrada fijo W_i (*Eq 35*) como el de la figura *Fig 30(b)*. El problema aquí consiste en encontrar la matriz de acoplos apropiada, porque conectar la fuente (o la carga) directamente a W_i no está relacionado con m_{S1} . Para conseguirlo, será necesario crear un filtro de orden 1 con acoplo de entrada W_i (ver *Fig 30(c)*), y optimizar la longitud de su cavidad hasta hacer coincidir su frecuencia central de BP con la del filtro objetivo. Se trata de una optimización de una variable y puede resolverse mediante el método de Newton fácilmente. De la respuesta en frecuencia extraemos una matriz de acoplos (*Eq 36*), que contiene el elemento de acoplo buscado m_{Si} . Ahora ya podemos construir la matriz pertinente (*Eq 35*) y optimizar las dimensiones que faltan (d_i y W_{i+1}). Las longitudes L_i se determinan directamente (*Eq 37*). La figura *Fig 29* representa el diagrama de flujo para este método.

$$M_{i,i+1}^2 = \begin{pmatrix} 0 & m_{Si} & 0 & 0 \\ m_{Si} & 0 & m_{i,i+1} & 0 \\ 0 & m_{i,i+1} & 0 & m_{Si} \\ 0 & 0 & m_{Si} & 0 \end{pmatrix} \quad (35)$$

$$M_{Si}^1 = \begin{pmatrix} 0 & m_{Si} & 0 \\ m_{Si} & 0 & m_{Si} \\ 0 & m_{Si} & 0 \end{pmatrix} \quad (36)$$

$$L_i = d_{i+1} \quad (37)$$

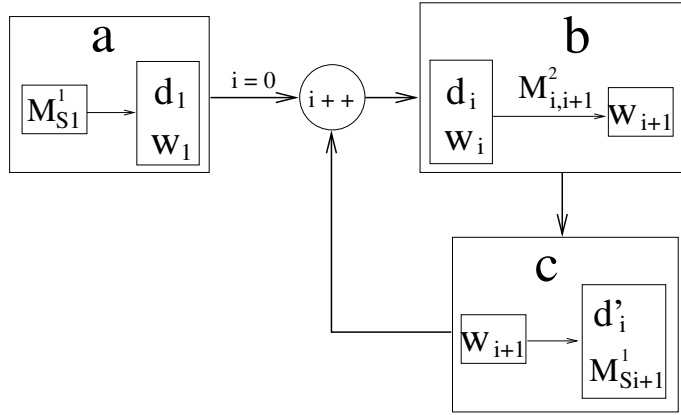


Figura 29: Diagrama de flujo para el diseño de filtros simétricos, Método 2.

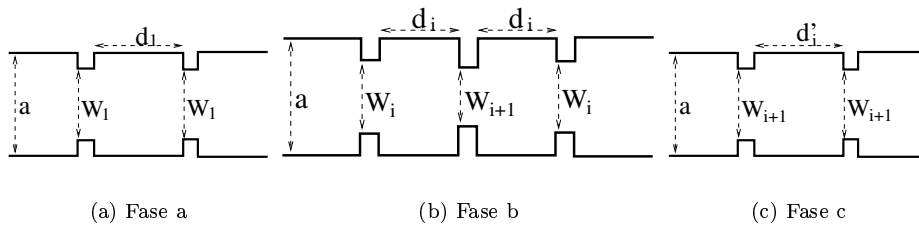


Figura 30: Filtros auxiliares para el diseño de filtros simétricos, Método 2.

4.3.2. Metodología para filtros asimétricos

En esta sección extendemos el método explicado arriba para el caso de filtros con frises inductivas cuyas anchuras de cavidades no sean iguales entre sí, como el de la *Fig 31*. A pesar de que este filtro sigue siendo simétrico desde el punto de vista eléctrico, y su matriz de acoplo M tiene la misma forma y propiedades, las dimensiones de la estructura son asimétricas. El método consiste en acoplar cada resonador al siguiente, haciendo filtros de orden 2 cuyas respuestas frecuenciales responden a los elementos apropiados de la matriz de acoplos. Procedemos de manera similar al caso anterior. La principal diferencia consiste en que aquí las longitudes $L_{WG}^{(i)}$ difieren unas de otras, ya que $a_i \neq a_j$, por tanto es necesario encontrar los acoplos de entrada para todas las anchuras diferentes presentes en el filtro, de acuerdo con *Eq 31*. Cada anchura necesita una dimensión de acoplo diferente (*Fig 32(a)*). Estos acoplos de entrada ($\Delta W_1^{(i)}$) serán usados para construir los filtros intermedios en las sucesivas etapas del diseño. La relación entre cada $L_{WG}^{(i)}$ y estos filtros iniciales es:

$$L_{WG}^{(i)} = L_1^{(i)} + 2\Delta W_1^{(i)} \quad (38)$$

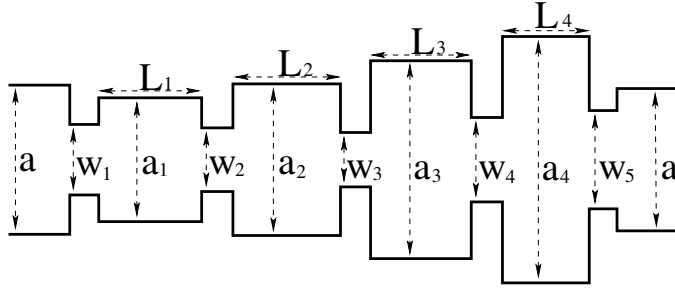


Figura 31: Filtro asimétrico de orden 4

Ahora tenemos que construir filtros intermedios de orden 2 para todos los pares $(i, i+1)$ según *Eq 39*. Nótese que $M^{i,i+1}$ es la misma que $M^{N-i,N-i+1}$, por lo que solamente tenemos $N/2$ matrices distintas. En vez de intentarlo directamente, es más fácil dividir cada construcción en dos fases: primero obtenemos $L_2^{(i)}$ y $W_2^{(i)}$ como en *Fig 32(b)*; después, se usan estas longitudes (ver *Eq 40*) para componer el filtro intermedio de la *Fig 32(c)*. Es necesario ajustar $W_m^{(i)}$; una buena aproximación para este parámetro es la media de $W_2^{(i)}$ y $W_2^{(i+1)}$ (*Eq 41*).

$$M^{i,i+1} = \begin{pmatrix} 0 & m_{S1} & 0 & 0 \\ m_{S1} & 0 & m_{i,i+1} & 0 \\ 0 & m_{i,i+1} & 0 & m_{S1} \\ 0 & 0 & m_{S1} & 0 \end{pmatrix} \quad (39)$$

$$i = 1, 2, \dots, N-1$$

$$\begin{cases} L_{2A}^{(i)} = L_2^{(i)} \\ L_{2B}^{(i)} = L_2^{(i+1)} \end{cases} \quad (40)$$

$$W_m^{(i)} \simeq \frac{W_2^{(i)} + W_2^{(i+1)}}{2} \quad (41)$$

En este punto tenemos las anchuras de los íris, pero no las longitudes de los resonadores. Las siguientes relaciones se deducen a partir de *Fig 31* y *Fig 32(c)*:

$$\begin{cases} W_1 = W_1^{(1)} \\ W_i = W_m^{(i-1)} \text{ for } i = 2, 3, \dots, N \\ W_{N+1} = W_1^{(N)} \end{cases} \quad (42)$$

Si conocemos ΔW_i , podremos extraer el valor de L_i :

$$L_{WG}^{(i)} = L_i + \Delta W_i + \Delta W_{i+1} \quad (43)$$

En los filtros simétricos de la sección anterior, la influencia de una discontinuidad era la misma para las dos cavidades vecinas, por lo que era más fácil determinar el valor de las longitudes finales. En las estructuras presentes, la diferencia entre a_i y a_{i+1} hace variar esta influencia, volviendo esencial calcular todas las ΔW_i . Podemos extraer $\Delta W_1^{(1)}$ y $\Delta W_1^{(N)}$ directamente de *Eq 38*. Para el cálculo de $\Delta W_m^{(i)}$ es necesario promediar las contribuciones del íris en las dos cavidades, tal y como se indica en *Eq 44* y *Eq 45*. Una vez que hemos calculado las longitudes, hay que realizar un último proceso de optimización fino.

$$\begin{cases} \Delta W_{mA}^{(i)} = L_{WG}^{(i)} - L_{2A}^{(i)} - \Delta W_1^{(i)} \\ \Delta W_{mB}^{(i)} = L_{WG}^{(i+1)} - L_{2B}^{(i)} - \Delta W_1^{(i+1)} \end{cases} \quad (44)$$

$$\Delta W_m^{(i)} = \frac{\Delta W_{mA}^{(i)} + \Delta W_{mB}^{(i)}}{2} \quad (45)$$

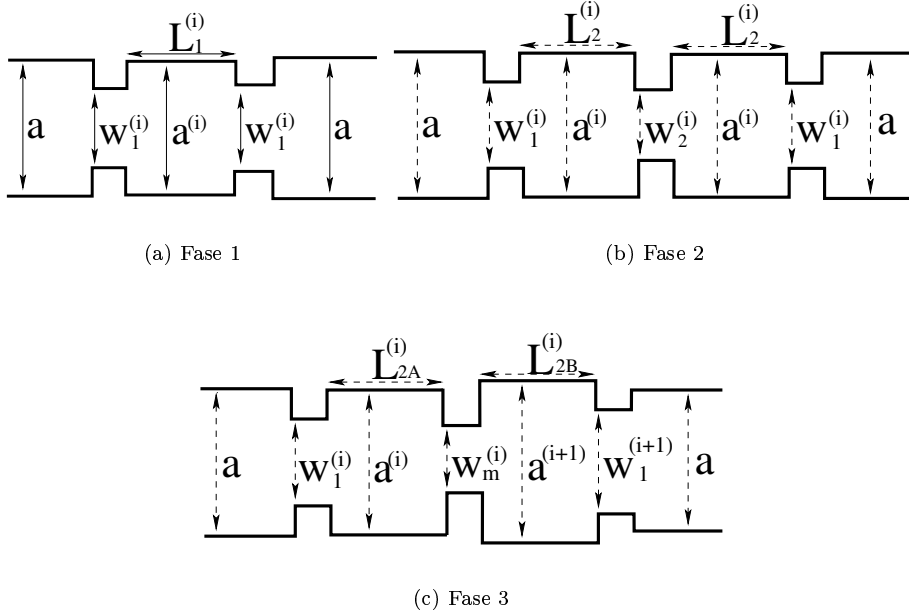


Figura 32: Filtros auxiliares para el diseño de filtros asimétricos

Filtro	W_1	d_1
Inicial	9.05	22.4
Optimizado	11.8710	41.2681

Tabla 1: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 1. Fase a

Filtro	W_1	W_2	d_2	W_3	d_3
Inicial	11.8710	9.05	40.0	9.05	40.0
Optimizado	11.8710	8.5634	43.4531	8.0547	43.6767

Tabla 2: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 1. Fase b

4.3.3. Aplicación al diseño de filtros simétricos y asimétricos

Esta sección ilustra el diseño de filtros por medio de las técnicas presentadas aquí. Supongamos un filtro de orden 4 centrado en 10 GHz y con 130 MHz de ancho de banda. La *Fig 4.3.3* muestra una respuesta frecuencial ideal para este filtro. Esta respuesta ha sido desarrollada por técnicas de síntesis basadas en funciones de transferencia elípticas. De esta función se extrae la matriz de acoplos completa (*Eq 29*) para el filtro deseado.

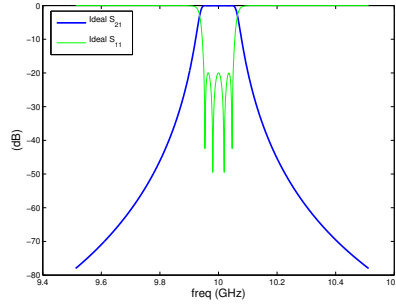
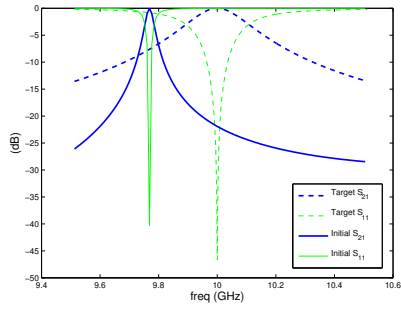


Figura 33: Función de transferencia ideal. Filtro de orden 4. $f_c = 10$ GHz - $BW = 130$ MHz.

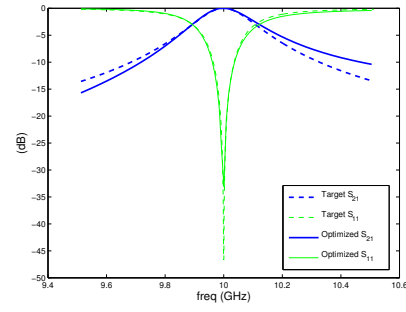
Filtros simétricos

Método 1 Extraer el parámetro m_{S1} de M para crear M_{S1}^1 . Construir un filtro de orden 1 como el de *Fig 28(a)* con valores arbitrarios para las variables W_1 and d_1 . Tratar de ajustar estos parámetros para conseguir la respuesta en frecuencia correspondiente a la función M_{S1}^1 . Los resultados para este paso se muestran en *Tab 1* y *Fig 34* (Todas las dimensiones en mm).

Una vez que tenemos W_1 , se deben realizar filtros como el de *Fig 28(b)*, de acuerdo a M_i^2 , para $i = 2, 3$. El proceso de optimización es similar al de la primera etapa: elegir valores iniciales arbitrarios para las dimensiones variables y ajustarlos por medio de algoritmos genéticos o búsqueda de gradiente (como el método de Newton). Los resultados para esta etapa se muestran en *Tab 2* y *Fig 35*.

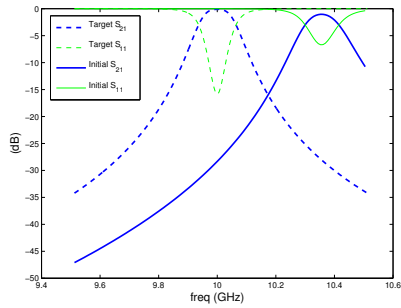


(a) Inicial

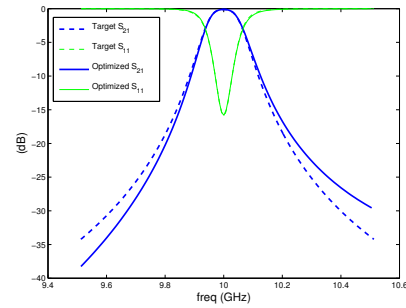


(b) Optimizado

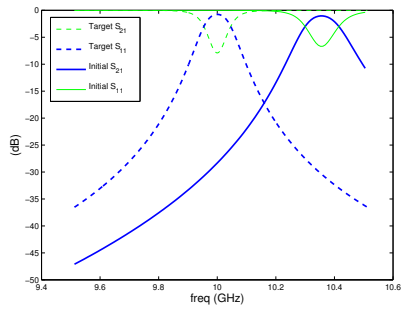
Figura 34: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 1. Fase a



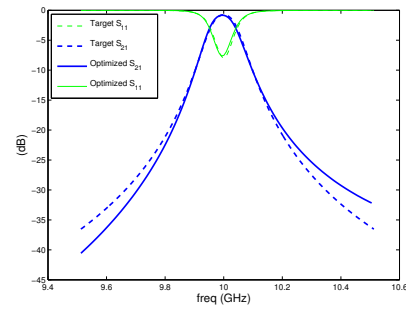
(a) Inicial



(b) Optimizado



(c) Inicial



(d) Optimizado

Figura 35: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 1. Fase b

Filtro	W_1	W_2	W_3	L_1	L_2
Inicial	11.8710	8.5634	8.0547	43.4531	45.8617
Optimizado	11.8710	8.5634	8.0830	43.3938	45.7214

Tabla 3: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 1.

W_2	d_2''
8.5634	45.5164

Tabla 4: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 2. Fase c (iteración 1)

Por último, deducir las longitudes de las cavidades de *Eq 34* para fabricar un filtro de orden 4 cuya respuesta estará muy cerca a la objetivo (M). Se realiza un ajuste fino sobre las longitudes y la discontinuidad central (hemos incluido W_3 como variable para comparar después mejor con el resultado obtenido mediante el método 2). Debido a la gran similitud entre las respuestas, no ha sido necesario ejecutar una búsqueda por AG; en lugar de eso, se ha optado por un algoritmo de búsqueda directo. Los resultado de este paso se muestran en *Tab 3* y *Fig 36*.

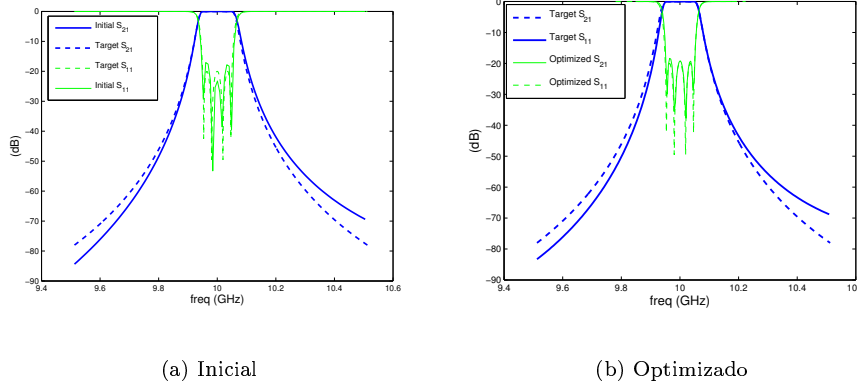


Figura 36: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 1.

Método 2 La primera etapa es igual para los dos métodos, por lo que se omite. El cálculo de W_2 a partir de un filtro como el de *Fig 30(b)* ($i = 1$) también. Ambos métodos difieren en adelante. Realizamos un filtro como *Fig 30(c)* y ajustamos la longitud de su resonador hasta conseguir la f_c deseada. Esto se muestra en *Tab 4* y *Fig 37*.

Extraemos el parámetro m_{s2} de la respuesta del filtro obtenido, la cual debe tener la forma de *Eq 36*, y creamos una matriz como *Eq 35*, siendo $i = 2$. Entonces optimizamos el correspondiente filtro de orden 2 hasta ajustar $M_{2,3}^2$. Los resultados se muestran en *Tab 5* y *Fig 38*.

Por último se construye el filtro completo. Realizamos un ajuste final sobre él. Los resultados se muestran en *Tab 6* y *Fig 39*. Nótese las similitudes entre las soluciones de ambos métodos.

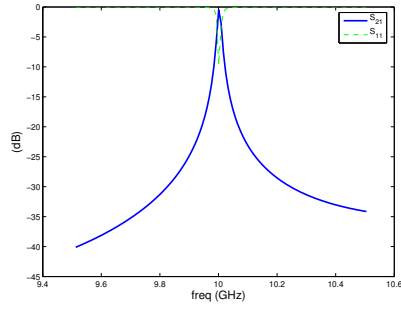


Figura 37: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 2. Fase c (iteración 1)

Filtro	W_2	W_3	d_3
Inicial	8.5634	7.5	43.0
Optimizado	8.5634	8.1303	45.6997

Tabla 5: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 2. Fase b (iteración 2)

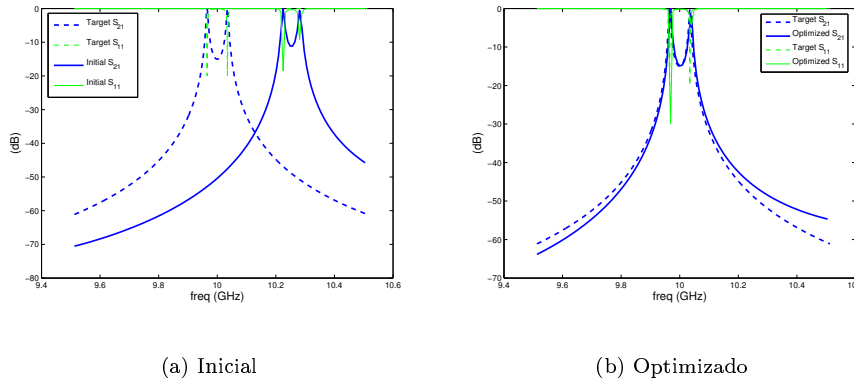


Figura 38: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 2. Fase b (iteración 2)

Filtro	W_1	W_2	W_3	L_1	L_2
Inicial	11.8710	8.5634	8.1303	43.4531	45.6997
Optimizado	11.8710	8.5634	8.0745	43.3897	45.7242

Tabla 6: Dimensiones (mm). Filtro simétrico. Método 2

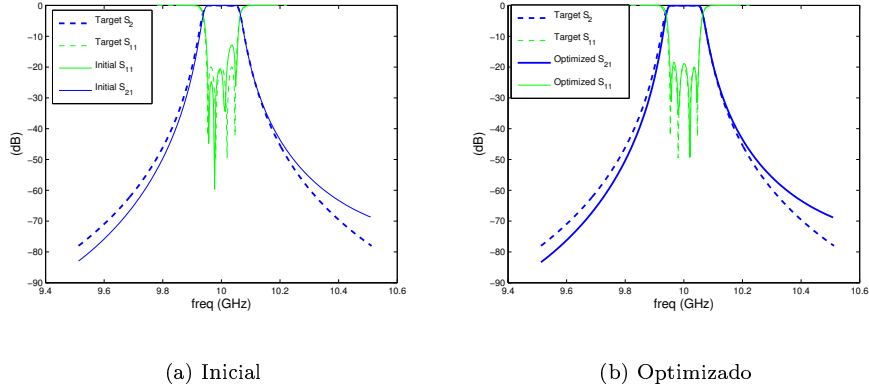


Figura 39: Respuestas en frecuencia. Filtro simétrico. Método 2

i	$a^{(i)}$	$W_1^{(i)}$	$L_1^{(i)}$
1	18	11.2897	20.2089
2	19	11.0346	18.3830
3	20	10.9264	17.1708
4	21	10.7671	16.4049

Tabla 7: Dimensiones (mm). Filtro asimétrico. Fase a

Filtros asimétricos La *Fig 31* reoresenta el filtro que diseñaremos en este apartado, para el que hemos elegido anchuras a_i desde 18 hasta 21 mm. Comenzaremos calculando los íris de entrada para todas las anchuras (ver *Fig 32(a)*). Los resultados se muestran en *Tab 7* y *Fig 40*.

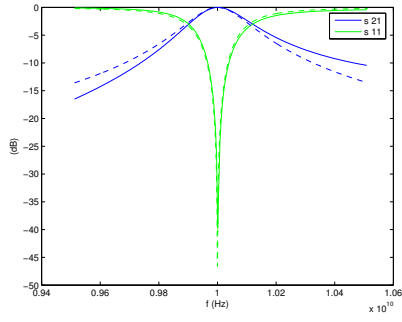
El segundo paso consiste en realizar filtros simétricos como el de *Fig 32(b)*. Cada par $(i, i+1)$ debe ajustarse a su correspondiente $M^{(i,i+1)}$. Nótese que $M^{(1,2)} = M^{(3,4)}$. *Tab 8* y *Fig 41* se refieren a los pares (1, 2) y (3, 4); *Tab 9* y *Fig 42* al par (2, 3).

Ahora construimos filtros asimétricos como el de *Fig 32(c)* para cada par $(i, i+1)$ y optimizar las longitudes de sus cavidades y la anchura del iris central. El ajuste necesario aquí es muy pequeño; el filtro inicial (2, 3) está tan próximo al ideal que no hace falta un proceso de optimización. *Tab 10* y *Fig 43* muestran los resultados.

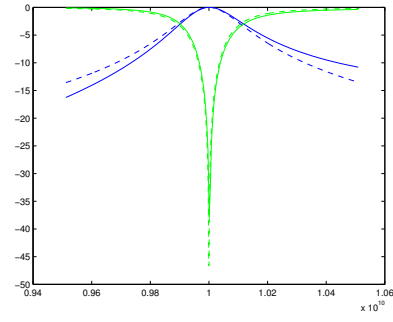
El siguiente paso consiste en el cálculo de ΔW_m , utilizando *Eq 44* y *Eq 45*.

i	$a^{(i)}$	$W_1^{(i)}$	$W_2^{(i)}$	$L_2^{(i)}$
1	18	11.2897	7.8099	22.3685
2	19	11.0346	7.4074	20.3238
3	20	10.9264	7.2042	18.9425
4	21	10.7671	6.9873	18.0608

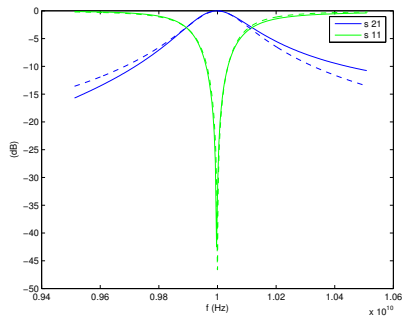
Tabla 8: Dimensiones (mm). Filtro asimétrico. Fase b. Parejas (1,2) y (3,4)



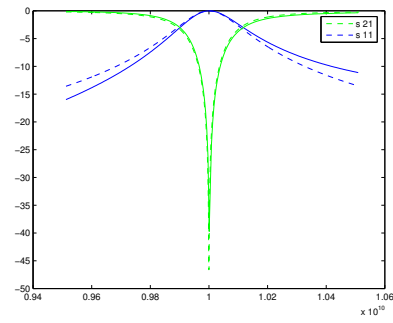
(a) 1- $a = 18$



(b) 2- $a = 19$



(c) 3- $a = 20$



(d) 4- $a = 21$

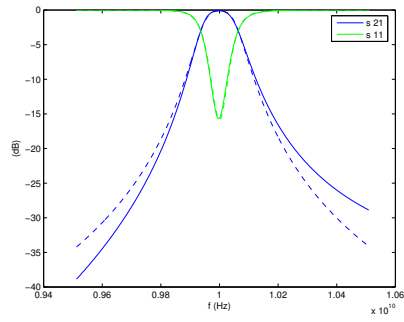
Figura 40: Respuestas en frecuencia. Filtro asimétrico. Fase a

i	$a^{(i)}$	$W_1^{(i)}$	$W_2^{(i)}$	$L_2^{(i)}$
2	19	11.0346	6.9703	20.4787
3	20	10.9264	6.7487	19.0877

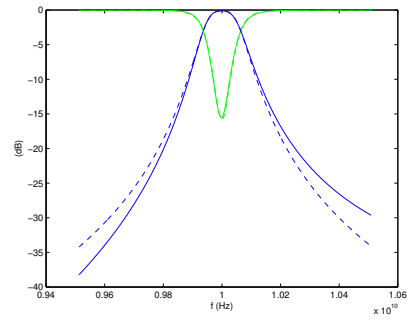
Tabla 9: Dimensiones (mm). Filtro asimétrico. Fase b. Pareja (2,3)

Filtro	$(i, i + 1)$	$a^{(i)}$	$a^{(i+1)}$	$W_1^{(i)}$	$W_1^{(i+1)}$	$W_m^{(i)}$	$L_{2A}^{(i)}$	$L_{2B}^{(i)}$
Inicial	(1,2)	18	19	11.2897	11.0346	7.6086	22.3685	20.3238
Optimizado	(1,2)	18	19	11.2897	11.0346	7.6086	22.4312	20.2532
Inicial	(3,4)	20	21	10.9264	10.7671	7.0958	18.9425	18.0608
Optimizado	(3,4)	20	21	10.9264	10.7671	7.0949	18.9798	18.0278
Inicial	(2,3)	19	20	11.0346	10.9264	6.8595	20.4787	19.0877

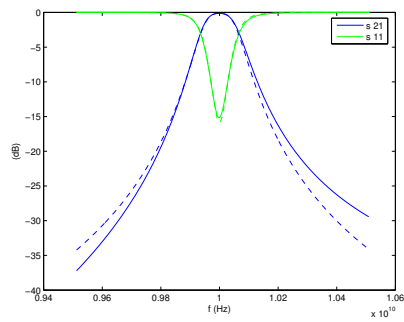
Tabla 10: Dimensiones (mm). Filtro asimétrico. Fase c



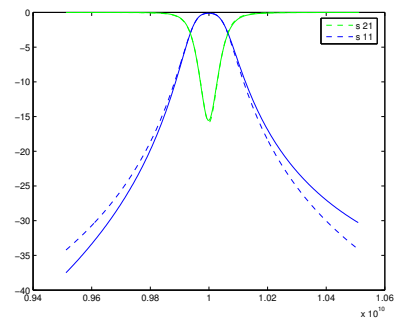
(a) 1- $a = 18$ mm



(b) 2- $a = 19$ mm

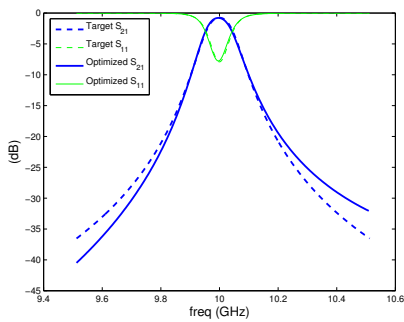


(c) 3- $a = 20$ mm

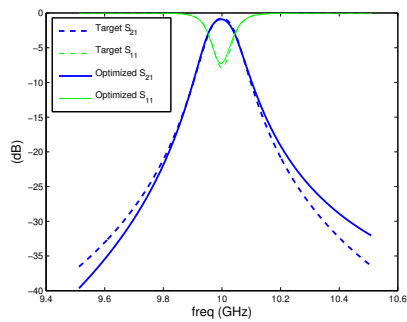


(d) 4- $a = 21$ mm

Figura 41: Respuestas en frecuencia. Filtro asimétrico. Fase b. Parejas (1,2) y (3,4)

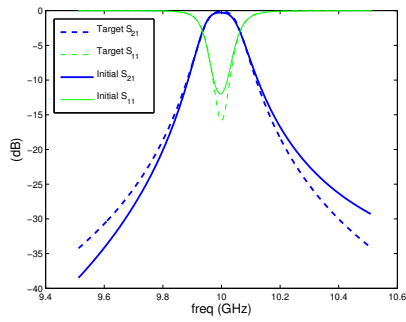


(a) 2- $a = 19$ mm

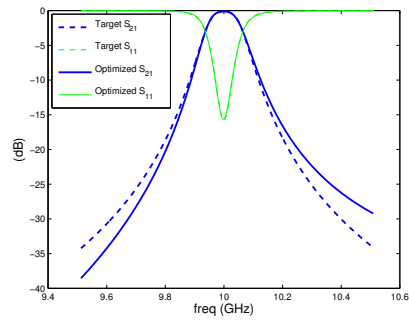


(b) 3- $a = 20$ mm

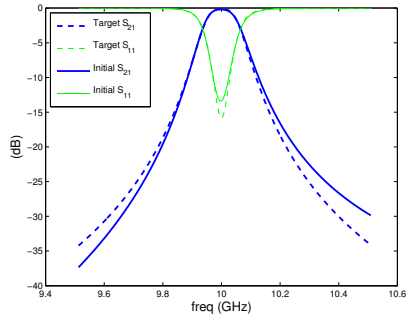
Figura 42: Respuestas en frecuencia. Filtro asimétrico. Fase b. Pareja (2,3)



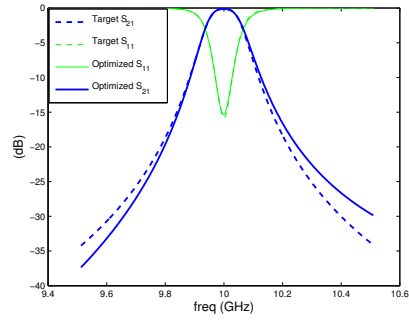
(a) (1,2)- Inicial



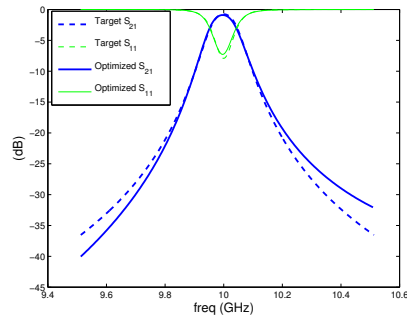
(b) (1,2)- Optimizado



(c) (3,4)- Inicial



(d) (3,4)- Optimizado



(e) (2,3)- Inicial

Figura 43: Respuestas en frecuencia. Filtro asimétrico. Fase c

i	$\Delta W_{mA}^{(i)}$	$\Delta W_{mB}^{(i)}$	$\Delta W_m^{(i)}$
1	1.2413	1.1576	1.1994
2	0.9360	0.8366	0.8863
3	0.9445	0.8912	0.9179

Tabla 11: ΔW_m (mm)

Filtro	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	L_1	L_2	L_3	L_4
Inicial	11.2897	7.6086	6.8595	7.0949	10.7671	22.4730	22.3528	20.8737	18.0011
Optimizado	11.2897	7.6086	6.8595	7.0949	10.7671	22.4288	22.3329	20.8498	18.0177

Tabla 12: Dimensiones (mm). Filtro asimétrico.

Ver *Tab 11*.

Una vez que se conoce cada ΔW_i , deducimos las longitudes de las cavidades por *Eq 43* y desarrollamos el filtro completo. Debido a las aproximaciones hechas durante el proceso de cálculo de ΔW_i , y a la imposibilidad de obtener funciones de transferencia idénticas a las ideales, será necesaria una última optimización sobre las longitudes. Los resultados se muestran en *Tab 12* y *Fig 44*. Estos resultados se han validado en **HFSS**, ya que se trata de un software ampliamente utilizado por la industria. La *Fig 45* contrasta las respuestas obtenidas con ambos programas.

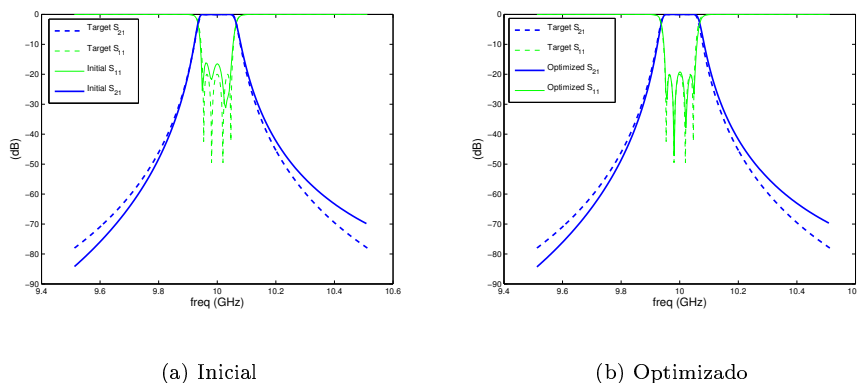
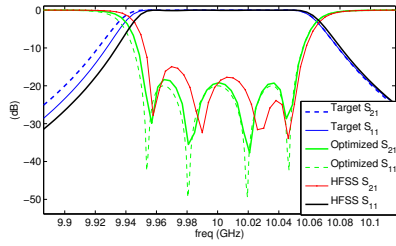
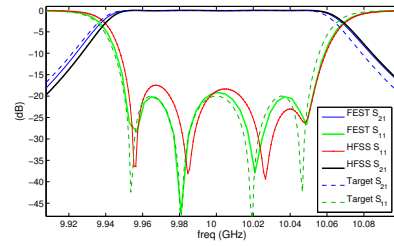


Figura 44: Respuestas en frecuencia. Filtro asimétrico.

La última gráfica (*Fig 46*) compara las respuestas frecuenciales de los filtros simétrico y asimétrico. A pesar de que el grado de cumplimiento de las especificaciones de diseño es similar para ambas estructuras en la región de BP y alrededores, el filtro asimétrico presenta la gran ventaja de eliminar las bandas espúreas.

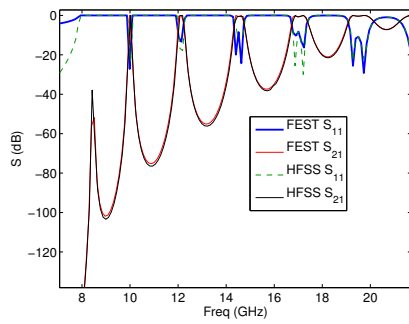


(a) Filtro simétrico

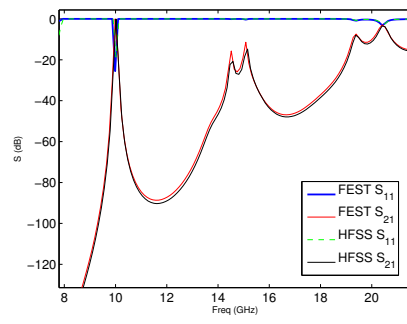


(b) Filtro asimétrico

Figura 45: Comparación de las respuestas en frecuencia.



(a) Filtro simétrico



(b) Filtro asimétrico

Figura 46: Comparación de las respuestas en frecuencia. Eliminación de espúreos

Parte II

Formulación de Superficie

5. Formulación de superficie

5.1. Desarrollo teórico

La formulación de superficie[13] parte de la expresión de los campos eléctrico y magnético en el espacio, según las relaciones de Maxwell. Estas ecuaciones son:

$$\vec{E} = -j\omega\vec{A} - j\frac{1}{w\mu\epsilon}\nabla(\nabla\cdot\vec{A}) - \frac{1}{\epsilon}\nabla\times\vec{F} \quad (46)$$

$$\vec{H} = -j\omega\vec{F} - j\frac{1}{w\mu\epsilon}\nabla(\nabla\cdot\vec{F}) + \frac{1}{\mu}\nabla\times\vec{A} \quad (47)$$

$$\vec{A} = \mu_e \iint_S \vec{J}_e(\vec{r}') G_e(\vec{r} - \vec{r}') dS' \quad (48)$$

$$\vec{F} = \epsilon_e \iint_S \vec{M}_e(\vec{r}') G_e(\vec{r} - \vec{r}') dS' \quad (49)$$

$$G_e(\vec{r}) = \frac{e^{-jk_e|\vec{r}-\vec{r}'|}}{4\pi|\vec{r}-\vec{r}'|} \quad (50)$$

donde $G_e(\vec{r})$ es la función de Green. \vec{r} y \vec{r}' son los vectores de posición de la fuente y la observación. Se llama *fente* al punto donde se sitúa la fuente generadora de los campos y *observación* al punto en el que se estudia el campo. El Método de los Momentos se basa en situar sucesivamente una fuente en distintos puntos de la región de interés y observar los campos creados. El campo real se obtiene a partir de estos campos. La excitación que se sitúa en una fuente puede tener diversas formas, dependiendo del sistema utilizado. Estas formas se conocen como *funciones de base*, y las principales son la rectangular y la triangular (ver *Fig 48*). En la formulación de superficie se divide el contorno de los objetos en segmentos, sobre los que se definirán las funciones de base. Estos segmentos serán fuente y observación sucesivamente, generando así un sistema de ecuaciones que veremos más adelante. Es importante numerar ordenadamente estos segmentos (ver *Fig 47*)

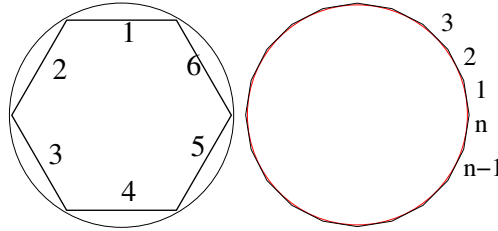


Figura 47: Numeración correcta de los segmentos

El Método de los Momentos[7] aplicado a la formulación de superficie consiste en representar las corrientes eléctrica y magnética superficiales en función de las

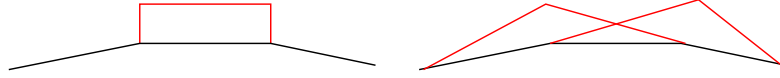


Figura 48: Funciones de base de tipo rectangular y triangular

funciones base definidas sobre los segmentos del objeto. Cuanto más exacta sea esta representación de la corriente, más precisos serán los campos calculados. Vamos a suponer que se excita con una onda plana, que puede presentar polarización TM o TE, dependiendo de la orientación respecto al plano del objeto. Cualquier otra orientación se puede descomponer como combinación lineal de ambas, ya que son perpendiculares entre sí. Para el caso TM, las corrientes superficiales se expresan así:

$$\vec{J}(\vec{\rho}') = J_Z(\vec{\rho}') = \sum_{n=1}^N j_n f_n(\vec{\rho}') \hat{z}' \quad (51)$$

$$\vec{M}(\vec{\rho}') = M_C(\vec{\rho}') = \sum_{n=1}^N m_n f_n(\vec{\rho}') \hat{c}' \quad (52)$$

Mientras que para la polarización TE, queda:

$$\vec{J}(\vec{\rho}') = J_C(\vec{\rho}') = \sum_{n=1}^N j_n f_n(\vec{\rho}') \hat{c}' \quad (53)$$

$$\vec{M}(\vec{\rho}') = M_Z(\vec{\rho}') = \sum_{n=1}^N m_n f_n(\vec{\rho}') \hat{z}' \quad (54)$$

donde \hat{z} y \hat{c} son, respectivamente, los vectores perpendicular al plano del objeto y paralelo al contorno del mismo en cada punto.

EL primer método que utiliza la formulación de superficie es la **Ecuación Integral**, que se basa en la relación entre una corriente superficial y el campo correspondiente. Tenemos, por tanto, dos maneras de resolución, dependiendo de a qué campo se refieran. Si cogemos la relación entre la corriente superficial eléctrica y el campo eléctrico se obtiene una ecuación integral que, expresada matricialmente, da lugar a la solución **EFIE** (Electric Field Integral Equation). La EFIE para la polarización TM queda así:

$$[Z_{mn}][J_n] = [E] \quad (55)$$

$$Z_{mn} = \frac{\omega\mu}{4} \Delta_l H_0^2(k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) \quad (56)$$

Mientras que en caso de polarización TE tenemos:

$$Z_{mn} = \frac{\eta k \Delta_l}{4} H_0^2(k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) + \frac{\eta}{4} H_1^2(k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) \hat{R}_1 \cdot \hat{t} - \frac{\eta}{4} H_1^2(k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) \hat{R}_2 \cdot \hat{t} \quad (57)$$

Si escogemos como referencia el campo magnético obtenemos la solución **MFIE** (Magnetic Field Integral Equation). Para la polarización TM se expresa así:

$$[Z_{mn}][M_n] = [H] \quad (58)$$

$$Z_{mn} = j \frac{k}{4} \Delta_l H_1^2(k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) \hat{R} \cdot \hat{n}_n \quad (59)$$

Para el caso de polarización TE:

$$Z_{mn} = j \frac{k}{4} \Delta_l H_1^2 (k|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) \hat{R} \cdot \hat{n}_m \quad (60)$$

Los resultados obtenidos con este tipo de formulación no son tan precisos como con otros métodos, sobre todo en cerca de los bordes del objeto y en las esquinas del mismo, debido a que se trata de formulaciones parciales, fijadas sólo en uno de los campos. El siguiente tipo de formulaciones trata de resolver esta limitación combinando ambos campos en un mismo sistema de ecuaciones. Se trata de la **Formulación de Campo E y Campo H**. El sistema a resolver es más complejo que antes, pero la solución se ajusta más a la realidad. La formulación de Campo E tiene la forma siguiente:

$$\begin{bmatrix} Z_{mn}^{11} & Z_{mn}^{12} \\ Z_{mn}^{21} & Z_{mn}^{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} J_n \\ M_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_m \\ 0 \end{bmatrix} \quad (61)$$

La formulación de Campo H es:

$$\begin{bmatrix} Z_{mn}^{11} & Z_{mn}^{12} \\ Z_{mn}^{21} & Z_{mn}^{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_n \\ J_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_m \\ 0 \end{bmatrix} \quad (62)$$

Existen otros tipos de formulación, como la CFIE, que combina los sistemas EFIE y MFIE. Aquí vamos a utilizar la **PMCHWT** (Poggio Miller Chang Harrington Wu Tsai), el cual puede verse como una generalización de las formulaciones de campo E y H:

$$\begin{pmatrix} Z_{mn}^{EJ} & Z_{mn}^{EM} \\ Z_{mn}^{HJ} & Z_{mn}^{HM} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} J_n \\ M_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E_m^i \\ H_m^i \end{pmatrix} \quad (63)$$

Este método se basa en el **Principio de Equivalencia**[6]. La *Fig 49* muestra este principio, según el cual ambas situaciones son equivalentes. La figura de la izquierda muestra la situación original: un objeto dieléctrico en el interior de una región sobre la que incide un determinado campo. Esta incidencia provoca en el objeto unas corrientes superficiales y un campo dispersado. En la segunda figura se ha sustituido el medio interno por el externo, se suprimen las fuentes y generamos unas corrientes superficiales de sentido inverso a las originales. El campo dispersado en ambas situaciones es el mismo.

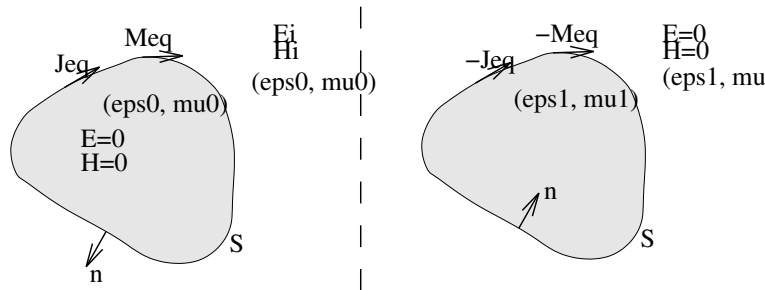


Figura 49: Principio de equivalencia

Las ecuaciones generales del método PMCHWT son:

$$\vec{E}(\vec{\rho}) = -j\omega \vec{A}(\vec{\rho}) - \nabla \phi_e(\vec{\rho}) - \frac{1}{\epsilon} \nabla \times \vec{F}(\vec{\rho}) \quad (64)$$

$$\vec{H}(\vec{\rho}) = -j\omega \vec{F}(\vec{\rho}) - \nabla \phi_m(\vec{\rho}) + \frac{1}{\mu} \nabla \times \vec{A}(\vec{\rho}) \quad (65)$$

Si las desarrollamos llegamos a las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} \vec{E}_1(\vec{\rho}) &= \frac{\omega\mu_1}{4} \int_C \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC \\ -\frac{1}{4\omega\epsilon_1} \nabla \int_C \nabla' \cdot \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' &- \frac{1}{4j} \nabla \times \int_C \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \end{aligned} \quad (66)$$

$$\begin{aligned} \vec{H}_1(\vec{\rho}) &= \frac{\omega\epsilon_1}{4} \int_C \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \\ -\frac{1}{4\omega\mu_1} \nabla \int_C \nabla' \cdot \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' &+ \frac{1}{4j} \nabla \times \int_C \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \end{aligned} \quad (67)$$

Debido a que en el problema tenemos 2 medios, exterior e interior al objeto, debemos aplicar una condición de contorno para relacionar el campo fuera y dentro del objeto. Se elige la continuidad de los campos tangenciales:

$$\hat{n} \times (\vec{E}_0^S(\vec{\rho}) + \vec{E}^i(\vec{\rho})) = \hat{n} \times \vec{E}_1^S(\vec{\rho}) \quad (68)$$

$$\hat{n} \times (\vec{H}_0^S(\vec{\rho}) + \vec{H}^i(\vec{\rho})) = \hat{n} \times \vec{H}_1^S(\vec{\rho}) \quad (69)$$

Aplicando dicha condición de contorno, llegamos a la expresión final utilizada en el método PMCHWT:

$$\begin{aligned} \hat{n} \times \vec{E}_1(\vec{\rho}) &= \hat{n} \times \left\{ \frac{\omega\mu_1}{4} \int_C \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \right. \\ &\left. - \frac{1}{4\omega\epsilon_1} \nabla \int_C \nabla' \cdot \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' - \frac{1}{4j} \nabla \times \int_C \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \right\} \end{aligned} \quad (70)$$

$$\begin{aligned} \hat{n} \times \vec{H}_1(\vec{\rho}) &= \hat{n} \times \left\{ \frac{\omega\epsilon_1}{4} \int_C \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \right. \\ &\left. - \frac{1}{4\omega\mu_1} \nabla \int_C \nabla' \cdot \vec{M}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' + \frac{1}{4j} \nabla \times \int_C \vec{J}(\vec{\rho}') H_0^{(2)}(k_1|\vec{\rho} - \vec{\rho}'|) dC' \right\} \end{aligned} \quad (71)$$

5.2. Resultados

Se han desarrollado en lenguaje **Fortran** los métodos expuestos anteriormente, obteniéndose representaciones de las corrientes de superficie, RCS y campos para distintos objetos. A continuación exponemos algunos resultados significativos.

Para conseguir una representación del campo en una región del espacio, hay que realizar un mallado del mismo, lo suficientemente fino para que sea significativo. Así, el campo se evaluará en cada uno de los puntos de dicho mallado. Cuantos más puntos tengamos, la representación del campo será más fiel, pero se tardará más tiempo en obtener dicha representación. La *Fig 50* muestra el mallado utilizado en los ejemplos posteriores.

El número de segmentos en que se divida un objeto y, por tanto, el tamaño de los mismos, también influye en la exactitud del resultado que se obtenga. Hay que tener en cuenta que a mayor número de intervalos, más se parecerá el objeto segmentado al original. También, debido a que a cada segmento se le asocia una

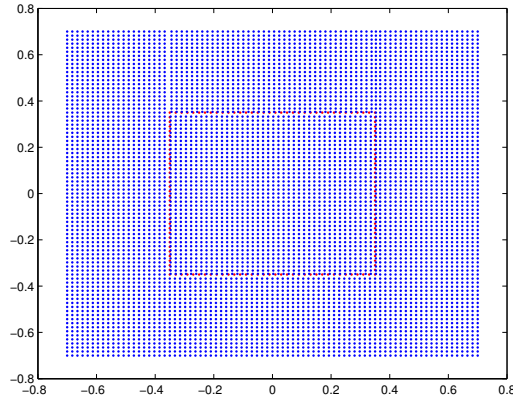
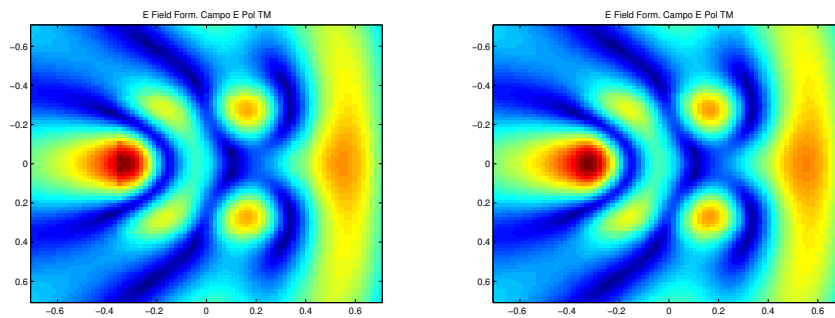


Figura 50: Mallado de puntos donde se evalúa el campo

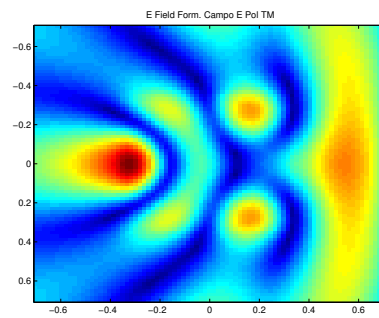
función de base, la aproximación de la corriente superficial por el sumatorio de dichas funciones de base será mejor cuanto mayor sea el número de segmentos. La *Fig 51* compara el campo obtenido para un objeto rectangular según se incrementa el número de funciones de base. Se puede observar cómo la condición de continuidad de la componente tangencial del campo eléctrico (E_z para el caso TM) se cumple en mayor grado conforme aumentamos el número de segmentos utilizados. Este hecho es más visible hacia el punto $(-0,35, 0)$ de la gráfica, donde coincide un máximo del campo con un borde del objeto.

Para comparar los campos obtenidos utilizando diversas configuraciones (formulación, segmentación, mallado) es más fácil fijarse en el campo sobre los ejes del plano del objeto (sean X e Y) que sobre todo el plano. Definimos así unos cortes significativos: $x = 0$ e $y = 0$. En estos ejes se pueden observar los campos fuera, en la frontera y en el interior del objeto bajo estudio. En la *Fig 52* se dibujan dichas rectas sobre el campo. Aunque a primera vista no observamos cambios en los perfiles del campo sobre estos ejes, si los superponemos veremos diferencias importantes. Así, en la *Fig 53* se muestra el campo del objeto rectangular anterior sobre los ejes para distintos números de segmentos. Las diferencias se hacen mayores en los puntos máximos y mínimos del campo, que se hacen menores conforme aumentamos el número de segmentos. Estas diferencias son debidas a dos motivos inherentes a la formulación utilizada: la singularidad de la función de Green para argumento nulo y la aproximación de la corriente de superficie como suma finita de elementos discretos. La función de Green tiende a infinito cuando el argumentos se aproxima a cero, por lo que cuando la fuente y el punto de observación están muy próximos, su valor se incrementa y la solución se vuelve inestable. Esto puede observarse en el campo obtenido en las proximidades de cambio de material (los bordes de un objeto). El segundo problema se solventa conforme aumentamos el número de segmentos en que dividimos un objeto; de hecho, si pudiésemos utilizar un número infinito, la sustitución de las corrientes de superficie sería exacta y no habría error. El tamaño eléctrico de dichos segmentos también es importante. Como norma se utiliza que no debe ser mayor que $\frac{\lambda}{10}$, para poder considerar la onda incidente constante en un segmento. Por tanto, al incrementar el número de segmentos también se reducen su tamaño, y la formulación funciona mejor.



(a) 120

(b) 160



(c) 500

Figura 51: Campo E. Polarización TM. Influencia del grado de segmentación de un objeto

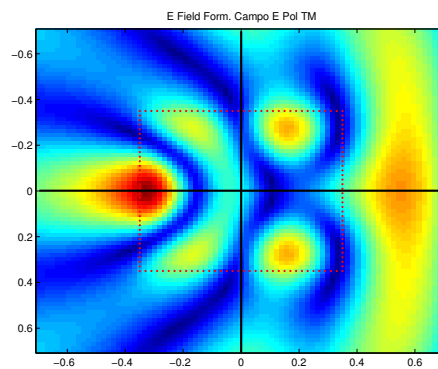


Figura 52: Cortes representativos X e Y.

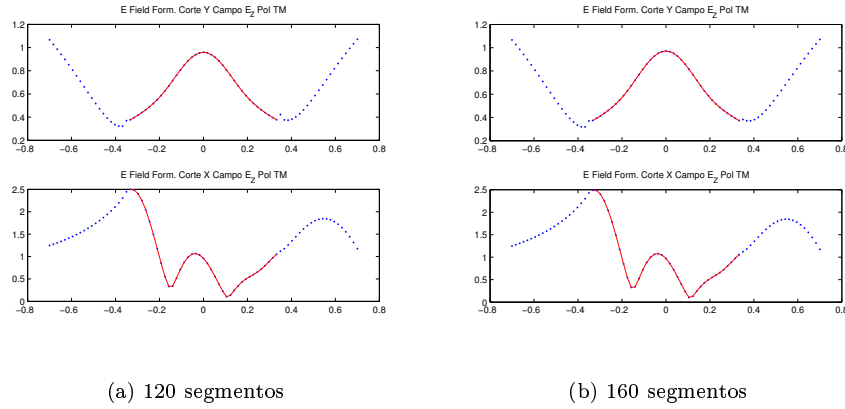


Figura 53: Campo E. Polarización TM. Cortes significativos. Influencia del número de funciones de base

La *Fig 54* muestra el campo obtenido sobre los ejes del plano mediante la formulación PMCHWT para el caso de excitación TM en función del número de segmentos utilizados. La *Fig 55* se centra en el resultado para el interior del objeto rectangular. Se observa que conforme aumentamos el número de segmentos las diferencias en los puntos críticos (bordes del objeto, máximos y mínimos del campo) se reducen. Concluimos que existe un cierto valor de convergencia o límite para el valor del campo. Lo ideal sería realizar los cálculos con un número suficiente de segmentos, pero hay que tener en cuenta que la matriz $[Z]$ del sistema es de tamaño $2N \times 2N$, siendo N el número de funciones de base. Por tanto, a mayor número de segmentos, mayor exactitud del campo, pero también mayor tiempo y memoria necesaria de cómputo. La gráfica *Fig 56* muestra esta convergencia para el caso del ejemplo.

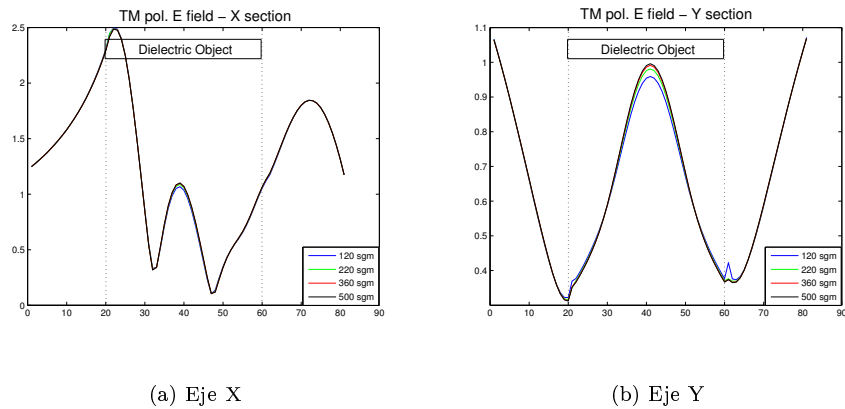


Figura 54: Campo E. Polarización TM. Influencia del número de segmentos en el campo

La *Fig 57* muestra las 2 componentes del campo eléctrico para el caso de excitación con polarización TE, dividiendo el contorno del objeto en 500 segmentos.

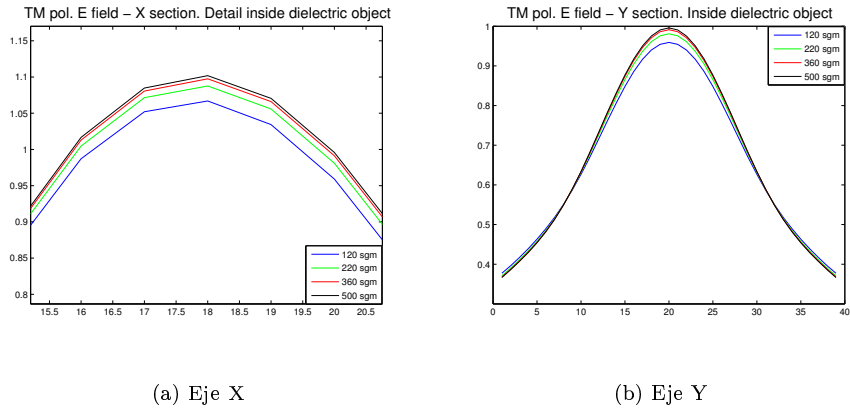


Figura 55: Campo E. Polarización TM. Influencia del número de segmentos en el campo dentro del dieléctrico

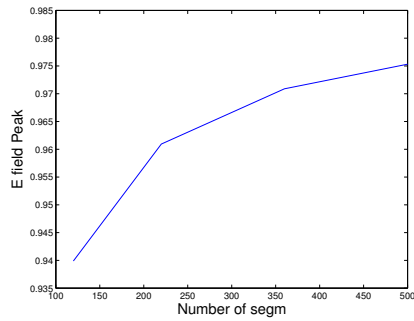


Figura 56: Convergencia del campo en un punto crítico en función del número de segmentos utilizados

La gráfica de convergencia mostraba que el valor del límite estaba próximo al obtenido con 500 segmentos para este objeto, por lo que los campos así obtenidos son muy fiables. Se observa cómo se cumple la condición de continuidad que impone la formulación PMCHWT sin discontinuidades.

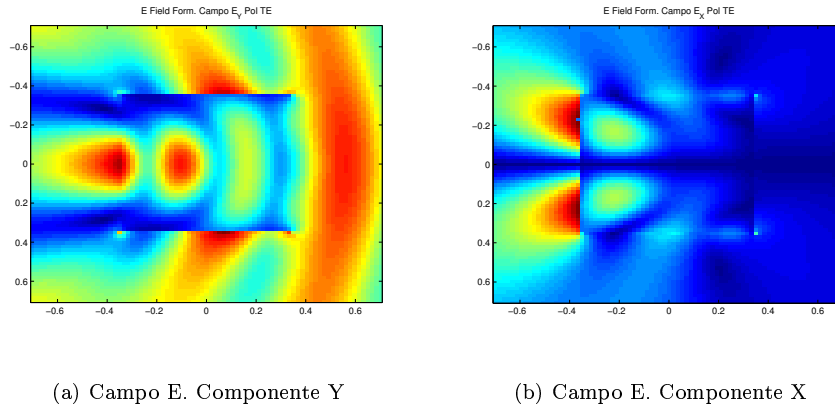


Figura 57: Componentes X e Y del Campo E. Polarización TE. 500 segmentos.

Las gráficas siguientes (*Fig 58 a 61*) muestran el campo obtenido con excitación TE sobre los ejes significativos conforme se aumenta el número de segmentos, tal y como hicimos antes para el caso TM. En estas gráficas se aprecia claramente la importancia de utilizar un número significativo de segmentos, Se da el caso de que coincide un máximo relativo del campo justo en el borde del objeto, confluendo las dos limitaciones del método explicadas anteriormente en un mismo punto. Esto sucede en las figuras *Fig 58a, 60c y 61c*.

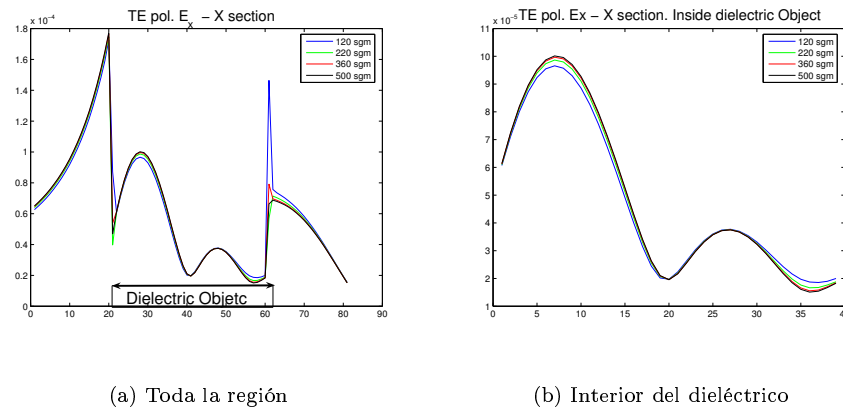
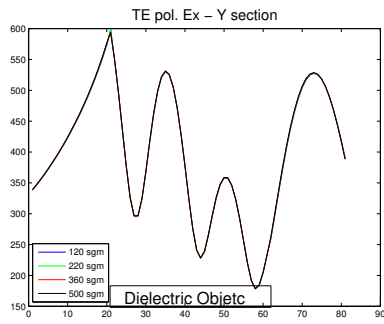
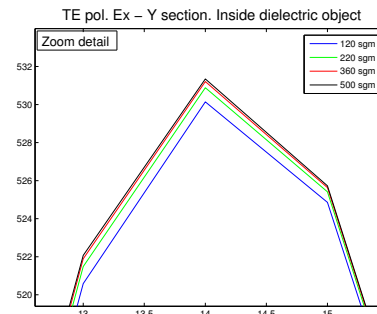


Figura 58: Componente Ex. Polarización TE. Eje X

En la *Fig 62* se comparan los resultados obtenidos con los métodos Campo E y PMCHWT. Se observan 2 cosas: que la velocidad de convergencia del segundo método es mayor y que para un mismo nivel de segmentación la solución que obtiene es más fiable. Concluimos, por tanto, que la formulación PMCHWT ofrece resul-

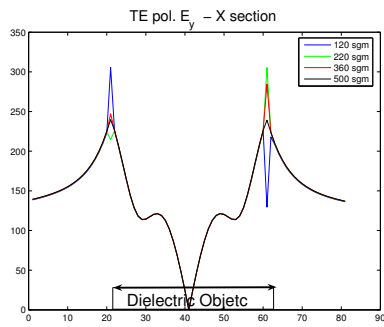


(a) Toda la región

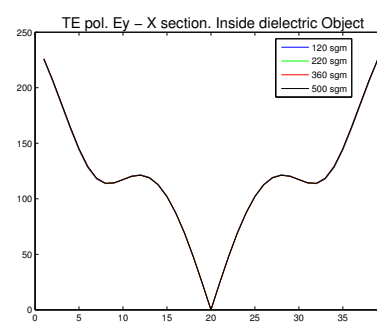


(b) Interior del dieléctrico

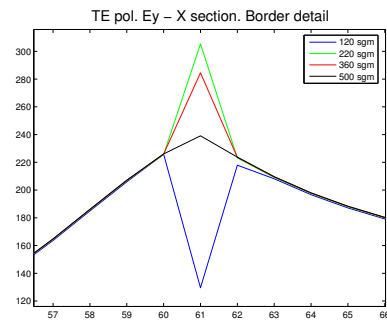
Figura 59: Componente Ex. Polarización TE. Eje Y



(a) Toda la región

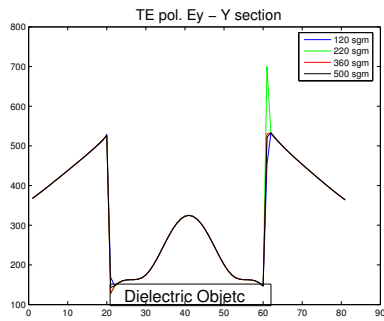


(b) Interior del dieléctrico

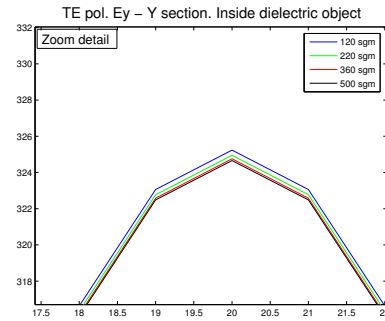


(c) Entorno punto crítico

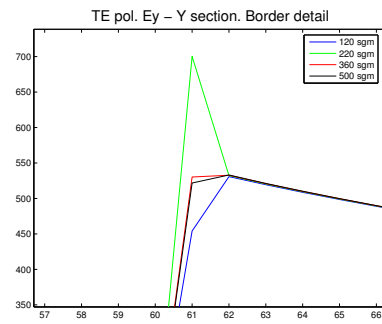
Figura 60: Componente Ey. Polarización TE. Eje X



(a) Toda la región



(b) Interior del dieléctrico



(c) Entorno punto crítico

Figura 61: Componente E_y . Polarización TE. Eje Y

tados más precisos que la de Campo, aunque se incrementa el tiempo de cómputo.

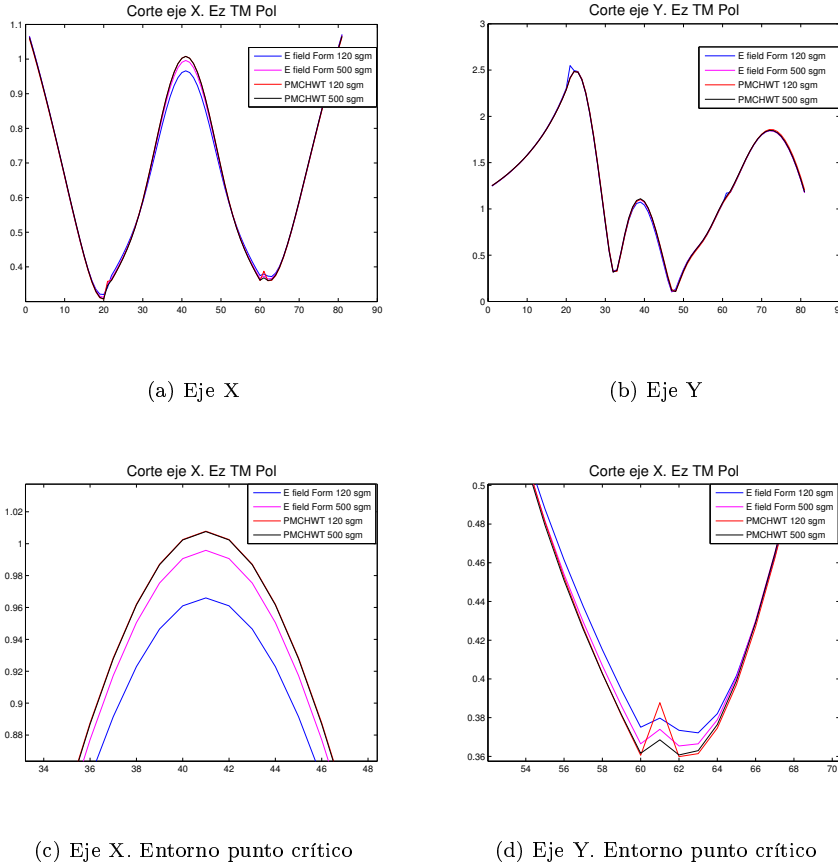


Figura 62: Cortes Campo E. Polarización TM. Formulaciones Campo E y PMCHWT

Se estudia a continuación el campo dispersado entre varios cuerpos dieléctricos inmersos en un mismo medio (*Fig 63*). En este caso, el sistema es más complejo; los cuerpos, de diferentes características, interaccionan entre sí, siendo necesario extender el principio de equivalencia a un caso más general. Se ha utilizado el software **Dicyscat 3.0** desarrollado por Dr. D. Fernando Quesada Pereira. La *Fig 64* muestra el campo eléctrico en una región con 2 cuerpos dieléctricos circulares. Se escogió una frecuencia muy alta para el tamaño de estos objetos, por lo que el campo presenta muchos máximos y mínimos, pero se mantiene la condición de continuidad de la componente tangencial del campo. Las 2 imágenes siguientes, *Fig 65* y *Fig 66*, reflejan el efecto de utilizar objetos con distintas propiedades electromagnéticas, permitividad y permeabilidad. Llevando esta variación al límite, se propone resolver el sistema para el caso de objetos del mismo material que el entorno. Esto puede verse en la *Fig 67*, donde se ha utilizado el método PMCHWT con objetos con igual permitividad y permeabilidad que el exterior. El resultado **no** tiene sentido físico, ya que las ecuaciones utilizadas pierden su sentido, pero sirve para imaginar el límite de la capacidad del método; si utilizamos materiales para el objetos muy parecidos al entorno, el resultado pierde fiabilidad.

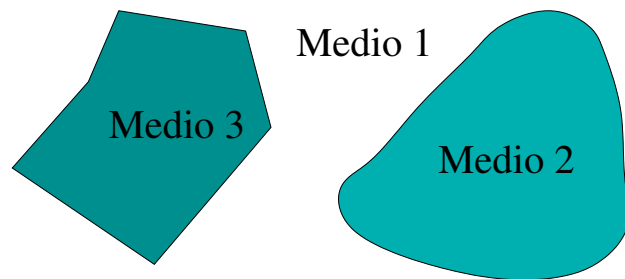
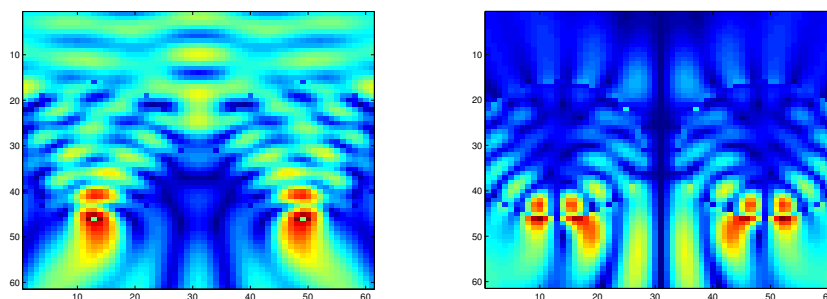
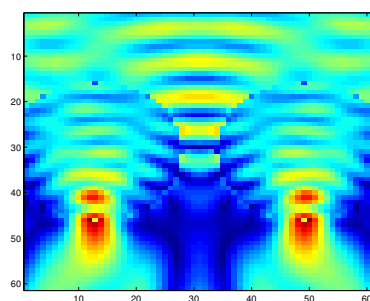


Figura 63: Varios cuerpos dieléctricos inmersos en un mismo medio



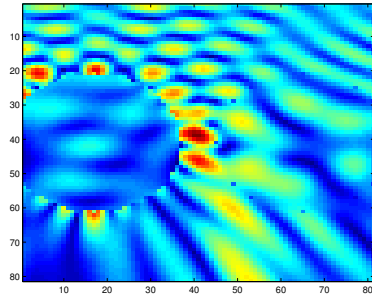
(a) Ez. Polarización TM

(b) Ex. Polarización TE

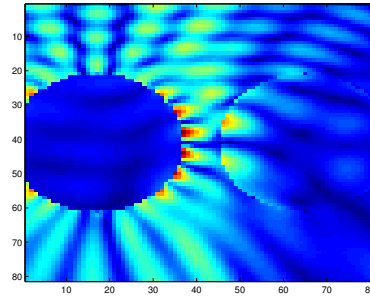


(c) Ey. Polarización TE

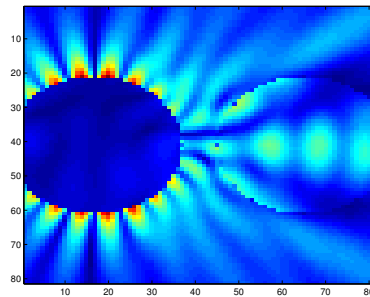
Figura 64: 2 dieléctricos circulares iguales



(a) Ez. Polarización TM

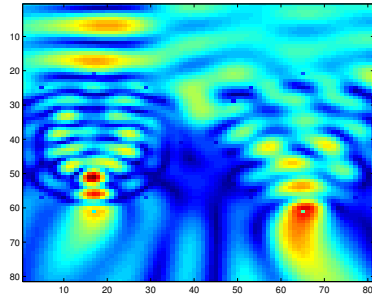


(b) Ex. Polarización TE

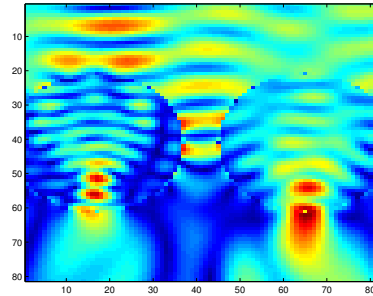


(c) Ey. Polarización TE

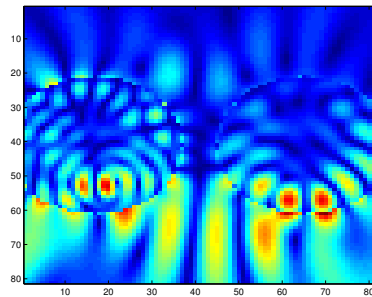
Figura 65: Dieléctricos de distinta permitividad



(a) Ez. Polarización TM

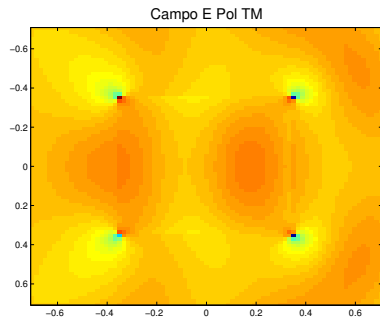


(b) Ex. Polarización TE

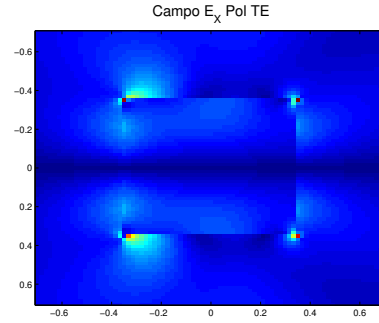


(c) Ey. Polarización TE

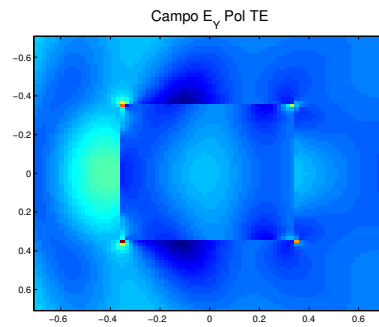
Figura 66: Dieléctricos de distinta permeabilidad



(a) Ez. Polarización TM



(b) Ex. Polarización TE



(c) Ey. Polarización TE

Figura 67: Objetos del mismo material que el entorno. Formulación PMCHWT. Solución no válida

6. Conclusiones

6.1. Parte I

Los algoritmos genéticos han demostrado ser una estrategia de optimización eficaz para resolver problemas de estructuras electromagnéticas, si se aplican con los parámetros y condiciones apropiados. El punto crítico para la aplicación satisfactoria de este tipo de algoritmos es la definición de la función de fitness en la fase de evaluación. Hasta ahora no se había prestado demasiada atención a este punto, pero con las funciones de fitness aquí propuestas se elimina esta limitación. Las funciones de fitness desarrolladas se adaptan fácilmente a las características del problema tratado, y su versatilidad les permite dirigir el proceso evolutivo en la dirección apropiada en cada momento: ajustar la frecuencia central de un filtro, corregir el nivel de reflexión en la banda de paso, el ancho de banda, etc. El uso de funciones objetivo continuas basadas en especificaciones de diseño permite abordar problemas de optimización más detallados y precisos, como los desarrollados en el *capítulo 4*. Estas metodologías de diseño no podrían llevarse a cabo en la práctica si no pudiésemos ajustar con la debida precisión las funciones de transferencia de los filtros intermedios con las correspondientes matrices de acoplos. Así, aparecen los algoritmos genéticos como una opción rápida y robusta para este tipo de aplicaciones. La combinación de algoritmos genéticos con métodos de gradiente integrados en una herramienta marco de diseño agiliza los procesos de diseño y optimizado de prototipos, y permite gestionar desde un mismo sitio proyectos de diseño complejos, facilitando la labor del usuario.

Las metodologías de descomposición del diseño de filtros de orden N permite abordar su construcción a partir de problemas sencillos con pocas variables. Los resultados así obtenidos son mejores que si intentásemos resolver el problema de diseño directamente, debido a la complejidad del mismo. Las técnicas aquí propuestas permiten, por tanto, acometer diseños de filtros de orden elevado. Las técnicas de diseño para filtros asimétricos están todavía poco estudiadas, y esperamos que el trabajo aquí expuesto sirva para impulsar su desarrollo. La comparación entre estructuras simétricas y asimétricas muestra cómo las segundas no presentan bandas espúreas, lo cual supone una ventaja significativa. Los ejemplos de aplicación de estas metodologías de diseño, explicados paso a paso y validados, demuestran la potencia de dichas técnicas.

6.2. Parte II

La formulación de superficie en 2D puede considerarse como introducción en el campo del análisis de campos electromagnéticos. Se ha expuesto el desarrollo matemático que concluye en sus expresiones y programado estas en **Fortran**. Se han comparado varias técnicas, desde las más sencillas como la formulación de Campo H hasta el método PMCHWT. Esta comparación demuestra, por ejemplo, que el método PMCHWT converge más rápidamente que la formulación de Campo E o H. También se han analizado las características de estos métodos. Todos presentan el problema de la singularidad de la función de Green, inherente en su formulación. Esto afecta sobre todo a los bordes de un objeto, especialmente en las esquinas. El número de segmentos utilizados para dividir el contorno de los objetos también es vital, ya que de él dependen el tiempo de cómputo necesario para resolver el sistema y la precisión de las corrientes superficiales. Hemos visto que existe una limitación en la similitud de las propiedades del material para los objetos, ya que cuanto más

se asemejen al medio exterior peor será el resultado ofrecido por la formulación.

Quedan por resolver varios problemas relacionados con la formulación de superficie. Esta formulación presentan problemas a la hora de tratar uniones entre materiales dieléctricos y metales. Aunque este problema ya está resuelto en la formulación de volumen, es importante conseguirlo con formulación de superficie, ya que es más apta para tratar materiales de grosor fino, como las líneas microstrip. También hay que extender la formulación de superficie a 3D para resolver problemas reales. Una vez se resuelvan estos problemas, el objetivo de la actividad realizada por el alumno es la integración de esta formulación en el software de análisis electromagnético de estructuras **MEATTS** que desarrolla actualmente el grupo de investigación **GEAT** de la UPCT para la Agencia Espacial Europea.

Referencias

- [1] A.E. Atia and A. E. Williams. New types of bandpass filters for satellite transponders.
- [2] Constantine A. Balanis. *Advanced Engineering Electromagnetics*. John Wiley and Sons, 1989.
- [3] R. C. Bootin. Microwave cad in the year 2010 - a panel discussion. *International J. Radiofrequency and Microwave*, 1999.
- [4] R. J. Cameron. General coupling matrix synthesis methods for chebyshev filtering functions. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 47(4):433–442, April 1999.
- [5] R. J. Cameron. Advanced coupling matrix synthesis techniques for microwave filters. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 51(1):1–10, January 2003.
- [6] K. M. Chen. A mathematical formulation of the equivalence principle. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1989.
- [7] Weng Cho Chew, Jian-Ming Jin, Eric Michielssen, and Jiming Song. *Fast and efficient algorithms in computational electromagnetics*. Artech House, 2001.
- [8] Christos Christodoulou and Michael Georgipoulos. *Applications of Neural Networks in Electromagnetics*. Artech House, 2001.
- [9] D.E. Goldberg. *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, chapter 3. Addison-Wesley, 1989.
- [10] M. Martinez, J. S. Gomez, D. Canete, J. L. Gomez, and A. Alvarez. Design of bandpass transversal filters employing a novel hybrid structure. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 55(12):2670–2678, December 2007.
- [11] M. Jimenez Nogales, J. Pascual Garcia, J. Hinojosa, and A. Alvarez. Genetic algorithms applied to microwave filters optimization and design. In *Progress in Electromagnetic Research*, 2-6 June 2008.
- [12] S. F. Peik and Y. L. Chow. Genetic algorithms applied to microwave circuit optimization. *Asia-Pacific Microwave Conference Proceedings-APMC*, 2:857–860, December 1997.
- [13] F. Quesada Pereira. *Avances en técnicas numéricas de resolución de ecuaciones integrales en electromagnetismo. Tesis doctoral*. UCPT, 2007.
- [14] D.S. Weile and E. Michielssen. Genetic algorithm optimization applied to electromagnetics: A review. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 45(3):343–353, March 1997.