



Escuela Técnica
Superior
de Ingeniería de
Telecomunicación

Universidad Politécnica de Cartagena

Proyecto Fin de Carrera



ESTUDIO DE ALGORITMOS DE
SCATTERING INVERSO CON
APLICACIONES EN IMÁGENES
MÉDICAS POR MICROONDAS

Autor: Cristina Madrid Sánchez
Directores: Alejandro Álvarez Melcón
Fernando Daniel Quesada Pereira



Universidad
Politécnica
de Cartagena

A mi familia

Agradecimientos

En primer lugar me gustaría agradecer a mis directores Alejandro Álvarez Melcón y Fernando Daniel Quesada Pereira su dedicación y su total colaboración, así como su inestimable ayuda a lo largo de la realización del mismo.

Darle las gracias a toda la gente que he conocido y que me han acompañado a lo largo de estos años, especialmente a mis compañeras de piso, las cuales han sufrido cada suspenso y celebrado cada aprobado como si fuera suyo.

Asimismo agradecer eternamente a mis padres todo lo que han hecho y siguen haciendo por mí, dándome todo lo que tienen y hasta lo que no tienen. A mi hermano, por preguntarme a cada minuto cómo llevaba el proyecto.

Por último, mil gracias a mi novio Adrián por haber hecho que estos años de carrera sean inolvidables, por sufrirme y soportarme cada día, y sobre todo por estar siempre ahí.

Índice

Capítulo 1: Introducción	11
1.1 Revisión del estado del arte	11
1.2 Objetivo.....	17
Capítulo 2: Caracterización de material dieléctrico en una guía	19
2.1 Introducción	19
2.1.1 Líneas de transmisión	19
2.1.2 Modos de propagación	19
2.1.3 Guías de onda	20
2.1.4 Parámetros S.....	21
2.1.5 Permitividad.....	23
2.2 Solución analítica	23
2.3 Algoritmos de optimización	27
2.3.1 Introducción.....	27
2.3.2 Descenso por gradiente	28
2.3.3 Gradiente con momento	31
2.3.4 Newton	34
2.4 Resultados.....	36
2.4.1 Descenso por gradiente	37
2.4.1.1 Caso sin pérdidas.....	37
2.4.2 Gradiente con momento	39
2.4.2.1 Caso sin pérdidas.....	39
2.4.2.2 Caso con pérdidas	40
2.4.3 Newton	41
2.4.3.1 Caso sin pérdidas.....	41
2.4.3.2 Caso con pérdidas	42
2.4.4 Función de coste con diferencia relativa	43
2.4.4.1 Caso sin pérdidas.....	44
2.4.4.2 Caso con pérdidas	45
Capítulo 3: Modelado con HFSS.....	47

3.1	Introducción	47
3.2	Scripting.....	52
3.3	Validación de resultados	54
3.3.1	Descenso por gradiente	55
3.3.1.1	Caso sin pérdidas	55
3.3.1.2	Caso con pérdidas.....	55
3.3.2	Gradiente con momento	56
3.3.2.1	Caso sin pérdidas	56
3.3.2.2	Caso con pérdidas.....	56
3.3.3	Newton	57
3.3.3.1	Caso sin pérdidas.....	57
3.3.3.2	Caso con pérdidas	57
Capítulo 4:	Técnicas de diversidad	59
4.1	Frecuencia	60
4.1.1	Frecuencia única	61
4.1.2	Ancho de banda de frecuencia	63
4.2	Varias orientaciones de la muestra	66
4.2.1	Muestra completa.....	67
4.2.2	Muestra con la mitad de altura	69
4.2.3	Muestra con la mitad de anchura	71
4.2.3.1	Orientación opuesta de la muestra	73
4.2.4	Uso de todas las muestras	74
4.3	Guía Multimodo	75
4.3.1	Análisis de la muestra con mitad de anchura	81
Capítulo 5:	Conclusiones, mejoras y líneas futuras	85
Bibliografía.....		87

Capítulo 1: Introducción

1.1 Revisión del estado del arte

"La resolución de un problema inverso implica averiguar las causas basándose en la observación de los efectos de dichas causas". Esta es una clara definición de qué es un problema inverso.

En el problema de tipo inverso se trata de determinar la causa que provoca unos efectos conocidos, a diferencia del problema directo, que dada una causa se analizan los efectos que ésta provoca [1, 2].

Pongamos un ejemplo elemental: el problema directo es hacer el producto de dos números. El problema inverso es la factorización de un número.

Este problema inverso en su primera versión, como es característica común de muchos problemas inversos, no tiene una solución única; determinar las condiciones adicionales que dan la unicidad es el paso siguiente: en este ejemplo la descomposición en factores primos.

No obstante los condicionantes histórico-culturales no son en absoluto despreciables. Un ejemplo de ello es el paso histórico dado con la teoría de la gravitación de Newton: las leyes de Kepler permitían calcular la órbita de los planetas: solución de un problema directo. Newton resuelve el problema inverso: a partir de las leyes de Kepler interpretadas como resultado de un proceso, deduce la estructura interna del proceso mismo, es decir la Ley de la Gravitación Universal. El cambio de un enfoque directo a uno inverso ha supuesto, a lo largo de la historia, el primer paso de una revolución científica.

Como puede deducirse de lo explicado hasta ahora, la formulación de ambos problemas, directo e inverso, está íntimamente relacionada, y es que la formulación de uno incluye la del otro [3]. Sin embargo, hay ciertas diferencias ya que normalmente los problemas directos se consideran "bien planteados", y los problemas inversos no siempre. Para que un problema esté bien planteado debe satisfacer las siguientes condiciones:

- Existe una solución exacta.
- No hay más de una solución.
- La solución es estable.

Dentro de los problemas inversos se pueden diferenciar dos tipos:

- *Problemas en los que hay que determinar cuál es el modelo por el que se rige el sistema, conociendo la causa y el efecto generado:* en este caso se trata de problemas de los cuales se conoce además del efecto, su causa, pero no cómo modelar el sistema. Es necesario identificar el modelo que sigue el problema. Un claro ejemplo de este tipo de problema es el de scattering inverso.
- *Problemas en los que hay que determinar la causa que produce el efecto:* se trata de problemas en los que se conoce el efecto y el modelo que sigue el sistema pero la causa es desconocida. En este tipo de problemas pueden darse dos opciones.

Así como un problema directo tiene una única solución, o un grupo de ellas con pequeñas variaciones entre sí, en el caso del problema inverso, su solución puede ser el resultado de diferentes causas. Esto es lo que se traduce en problemas bien o mal planteados. Como se ha indicado anteriormente, en el caso de los problemas directos, se trata de problemas bien planteados, ya que existe solución única, no hay más de una y ésta depende de los datos de partida. Sin embargo, típicamente los problemas inversos que han de resolverse en el ámbito del diagnóstico por imagen, no satisfacen las tres condiciones anteriores, por lo que se trata de problemas mal planteados. Por tanto estas son las dos opciones, que estemos ante un problema bien planteado, es decir, la existencia, unicidad y estabilidad de la solución (dependencia continua y suave de los datos de entrada) se cumplen. O puede que sea un problema mal planteado, de modo que alguna de estas condiciones no se cumpla. Cuando esto ocurre es necesario emplear un método de regularización.

Una de las principales ventajas de los problemas inversos es que tratan de recuperar el código secreto o estructura interna inaccesible de un objeto mediante el resultado de experimentos perfectamente computables, sin destruir la mencionada estructura interna. De aquí la denominación de "non-destructive testing" o evaluación no invasiva, de especial importancia en las aplicaciones a la tomografía en Medicina.

Como se ha mencionado anteriormente, un ejemplo de problema inverso en el que se debe establecer cuál es el modelo por el que se rige el sistema, conociendo la causa y el efecto generado, es el scattering inverso.

El scattering es un proceso físico en donde algunas formas de radiación, como el sonido, la luz, o partículas en movimiento, son obligadas a desviarse desde una trayectoria recta por una o más no-uniformidades en el medio [4].

Teniendo en cuenta el conocimiento suficiente acerca de las partículas de dispersión y las olas, la predicción de cómo es posible la luz dispersará. El proceso también puede funcionar en sentido inverso, como la observación científica de la dispersión puede proporcionar información sobre la onda de entrada y de las partículas que lo que están dispersando. El estudio de la dispersión ha dado lugar a importantes avances en varias áreas, incluyendo imágenes generadas por ordenador, radar, y la tecnología médica.

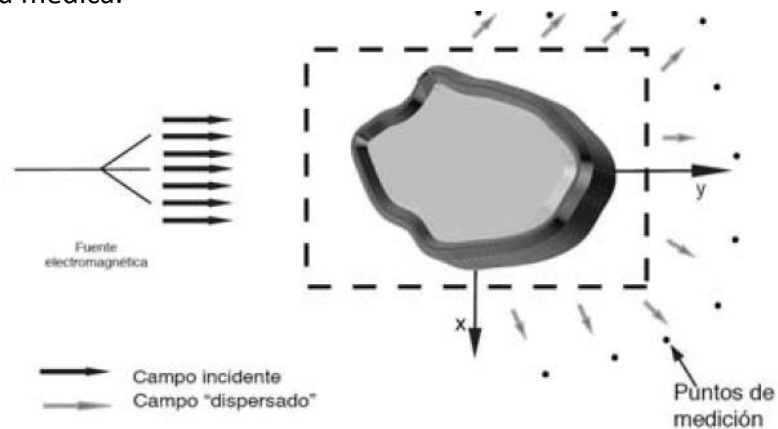


Figura 1.1: Esquema del problema de scattering electromagnético inverso

Las no-uniformidades antes mencionadas que pueden causar scattering son a veces llamadas scatterers o dispersores. Existe en la naturaleza una cantidad inmensa de scatterers, pero entre ellos podemos encontrar partículas, fibras textiles en la ropa, gotas de agua, fluctuaciones de densidad en fluidos y rugosidad en superficies.

De forma resumida puede decirse que el objetivo de la teoría de scattering directo es determinar la relación entre las ondas entrantes y salientes, dando detalles sobre el objeto de dispersión. Por el contrario, el propósito de la teoría de scattering inverso es obtener las propiedades del objeto de scattering, dados suficientes pares de entrada-salida.

En cuanto a tipos de scattering, pueden distinguirse dos: el simple y el múltiple.

En el simple, la forma de radiación impacta sobre el scatterer y se refleja sólo una vez. En cambio, como su nombre lo sugiere, el scattering múltiple consiste en que la radiación choca contra el dispersor y esto genera más de una reflexión.

El uso del scattering inverso se emplea en multitud de cálculos de datos útiles para el ser humano. Por ejemplo, se sabe acerca de la estructura interna de la Tierra resolviendo el problema inverso de determinar la velocidad del sonido midiendo el tiempo que tardan en viajar las ondas sísmicas, la estructura del ADN gracias a la solución inversa de problemas de difracción de rayos X y de la estructura del átomo y sus componentes mediante el estudio de la difracción cuando los materiales son bombardeados con partículas [5].

En referencia a ejemplos cotidianos de aplicaciones del scattering inverso destaca la obtención de imágenes médicas, las cuales usan la difracción de rayos X, ultrasonidos y ondas electromagnéticas para obtener imágenes del cuerpo humano las cuales sirven de gran ayuda para el diagnóstico médico. Otro ejemplo de aplicación es la localización de petróleo, la industria petrolífera utiliza la reflexión de las ondas sísmicas en la prospección de dicho material. Además, suele utilizarse para la evaluación no invasiva de materiales con el fin de encontrar grietas y corrosiones.

Como ya se ha comentado anteriormente, los problemas inversos son parte importante de muchas disciplinas científicas: determinación de estructuras cristalinas, tomografía en Medicina, prospección acústica y electromagnética en Geofísica, determinación de estructuras internas en Física de Materiales, reconstrucción de sucesos pasados por mediciones hechas en el presente en Arqueología. Las dificultades inherentes a cada aplicación son una base inagotable de problemas puramente matemáticos, al igual que lo fue la Física en el pasado.

En base a lo anterior se va a analizar una de las aplicaciones que más importancia tiene en la actualidad debido a que es una técnica de diagnóstico no invasiva: la **tomografía en Medicina** [6, 7].

En primer lugar se va a presentar la definición básica de tomografía. La tomografía es básicamente una colección de cortes planos transversales, cada uno de los cuales se obtiene por reconstrucción a partir de la medición de la radiación absorbida cuando se ilumina al cuerpo con un haz de rayos contenidos en ese plano, y desde varios ángulos alrededor del eje. La imagen tomográfica se forma iluminando el objeto con alguna forma de energía (rayos-X, microondas o ultrasonido) y midiendo la cantidad de la misma que atraviesa el objeto.

Dentro de los diferentes tipos de tomografías que existen se va a centrar la atención en la tomografía por microondas (Microwave Tomography, MWT). Como se ha dicho con anterioridad, es una modalidad de imagen biomédica emergente con gran potencial para la evaluación no invasiva de las condiciones funcionales y patológicas de tejido blando. Se basa en la diferenciación de las propiedades dieléctricas del objeto bajo estudio. Dichas propiedades dieléctricas dependen de condiciones patológicas y fisiológicas como por ejemplo: el contenido de agua y sangre del tejido, la hipoxia, la isquemia y los tumores malignos.

Existe un gran contraste dieléctrico entre los huesos y las áreas grasas en comparación con los tejidos blandos. Los tejidos blandos presentan un gran contenido en agua, al contrario que en el caso de los huesos. En la mayoría de los casos, el contraste entre las anomalías de los tejidos blandos (las zonas de imagen objetivo) es menos pronunciado que entre el hueso (grasa) y el tejido blando. Esto complica adicionalmente el problema de formación de imágenes. A pesar de esta dificultad, se ha demostrado que MWT es aplicable para imágenes de extremidades, detección de cáncer de mama, diagnóstico de cáncer de pulmón, imágenes cerebrales y cardíacas.

Los métodos tomográficos clínicos actuales, incluyendo los tres más ampliamente utilizados (la tomografía axial computarizada (TC), la tomografía por emisión de positrones (PET) y la resonancia magnética (MRI)), a pesar de cada uno ofrece información útil sobre diversas propiedades de los tejidos relacionados con ellos presentan una serie de ventajas y desventajas. Por ejemplo, CT presenta una excelente resolución espacial, mientras que aporta menos información sobre los tejidos blandos que el PET. Por otro lado, el PET no puede competir con CT en términos de resolución espacial.

Dentro del espectro de las microondas, los tejidos biológicos son diferenciados y por consiguiente, se pueden obtener imágenes en base a sus propiedades dieléctricas. Se sabe que las propiedades dieléctricas de los tejidos con alto (músculo) y bajo (grasa y hueso) contenido de agua son significativamente diferentes. Durante las últimas décadas, los cambios en las propiedades dieléctricas de los tejidos causadas por diversas alteraciones fisiológicas y patológicas han sido estudiados profundamente.

Un ejemplo de uso de MWT es la detección exitosa de un hueso fracturado implica una perfecta comprensión de las dos componentes principales de la extremidad lesionada. Estos componentes son el hueso y los tejidos blandos (piel, músculo, nervio y los vasos). El diagnóstico y la evaluación del componente óseo son fácilmente llevados a cabo por el médico mediante estudios radiográficos. Por otro lado, una evaluación precisa de los tejidos blandos de los segmentos lesionados es bastante deficiente. MWT, tiene un gran éxito en evaluación de las condiciones de los tejidos blandos y en combinación con la radiología simple en una situación de emergencia aguda, proporcionaría al cirujano una completa evaluación de los dos componentes sea cual sea la lesión dada.

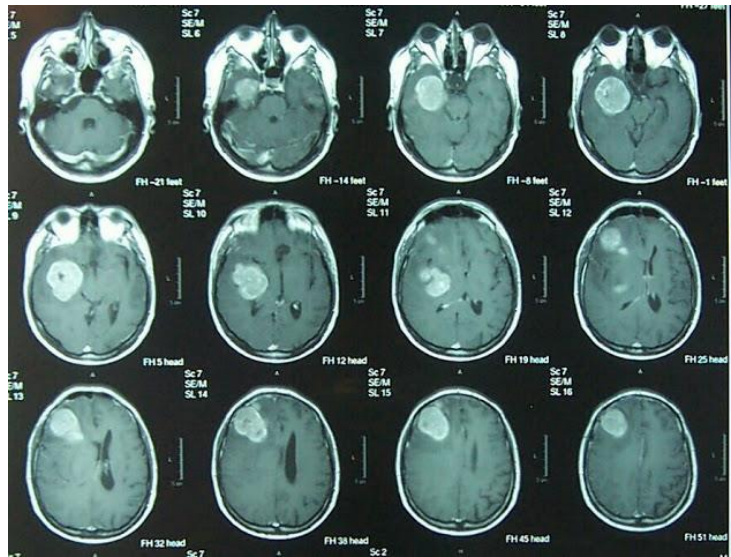


Figura 1.2: Imagen tomográfica

Como se ha expuesto hasta ahora el alto contraste en las propiedades dieléctricas de los tejidos supone una ventaja significativa para fines de diagnóstico médico pero es un problema muy difícil para la reconstrucción de imágenes [8].

Los métodos de reconstrucción de imágenes para la tomografía por microondas se pueden dividir en dos grandes grupos. El primero de ellos es *métodos de aproximación*, como Born o Rytov. Son muy rápidos y fiables para la obtención de imágenes de objetos con bajo y medio contraste dieléctrico. Sin embargo, están muy limitados en aplicaciones para encontrar una solución biológica fiable (imagen) en problemas matemáticos no lineales mal planteados en el caso de objetos con alto contraste dieléctrico.

El segundo grupo es *métodos de no-aproximación*, los cuales son más precisos que los del primer grupo pero son muy caros en cuanto a recursos informáticos. Su principal desafío es la magnitud del problema en el ámbito espacial.

A modo de ejemplo práctico de todo lo expuesto hasta ahora, se va a presentar un estudio de imagen tomográfica por microondas de gran contraste dieléctrico usando diferentes técnicas de reconstrucción de imagen, todas ellas englobadas dentro del segundo grupo de métodos de reconstrucción explicado con anterioridad.

El objetivo de esta investigación es estudiar el rendimiento de formación de imágenes de diferentes en 2-D y 3-D en un objeto simplificado: alto-contraste dieléctrico en objetos de tamaño mediano y objetivos biológicos, los cuales fueron sumergidos en medios con propiedades dieléctricas conocidas.

Los experimentos de formación de imágenes se realizaron utilizando un sistema de MWT 3-D. El sistema funciona en las frecuencias de 0,9 GHz y 2,05 GHz. La cámara de trabajo se llenó con una solución salina con propiedades dieléctricas (a 0,9 GHz y a 2,05 GHz). El sistema consta de dos antenas transmisoras y receptoras similares (guías de ondas rectangulares) colocadas dentro de una cámara de trabajo dotada de un sistema robótico automático.

La antena de transmisión se sitúa en 32 puntos equidistantes en un círculo con un radio de 15,0 cm (0,9 GHz) y 10,0 cm (2,05 GHz) alrededor del objeto con coordenadas verticales constantes. En consecuencia, el objeto fue totalmente irradiado en 32 direcciones. Durante los experimentos 2-D en cada posición del transmisor, la antena receptora se coloca en 128 puntos equidistantes en un semicilindro opuesto desde el transmisor.

Consecuentemente, la dimensión de los datos experimentales son medidas complejas. Cuando se utilizó un esquema experimental 3-D, en cada posición de la antena transmisora, la antena de recepción se posicionó en 64 puntos equidistantes (ángulo azimutal), 15 puntos equidistantes (eje vertical con un paso de 1,5 cm) en un semicilindro situado en oposición a la antena transmisora, con un radio de 15,0 cm (0,9 GHz) y 10,0 cm (2,05 GHz). Por lo tanto, la dimensión de la matriz de los datos adquiridos son medidas complejas.

Los métodos de reconstrucción de imágenes empleados son Newton 2-D, Gradiente 3-D y MR-CSI (multiplicative regularized contrast source inversion) 2-D-3-D. La principal diferencia entre Newton y los métodos basados en gradiente y los métodos MR-CSI, es que estos últimos no requieren la solución de un conjunto completo de los problemas directos en cada iteración.

Tras aplicar este experimento a una pata de cerdo se pueden extraer los siguientes resultados y conclusiones.

En el caso de reconstrucción de imágenes obtenidas usando aproximaciones 2-D tanto para el caso de Newton como para el método MR-CSI se obtiene una imagen bastante fidedigna. A la hora de comparar ambos métodos, MR-CSI puede poseer un poseer un sistema de regularización más eficaz cuando se aplica tanto a la propiedad dieléctrica como al campo EM, por lo que demuestra mejores resultados que el método de reconstrucción Newton.

En cuanto a las aproximaciones 3-D proporcionan mejores imágenes en comparación con los casos 2-D. Sin embargo, existen oscilaciones de las propiedades dieléctricas reconstruidas cerca de un borde de la frontera de tejido óseo.

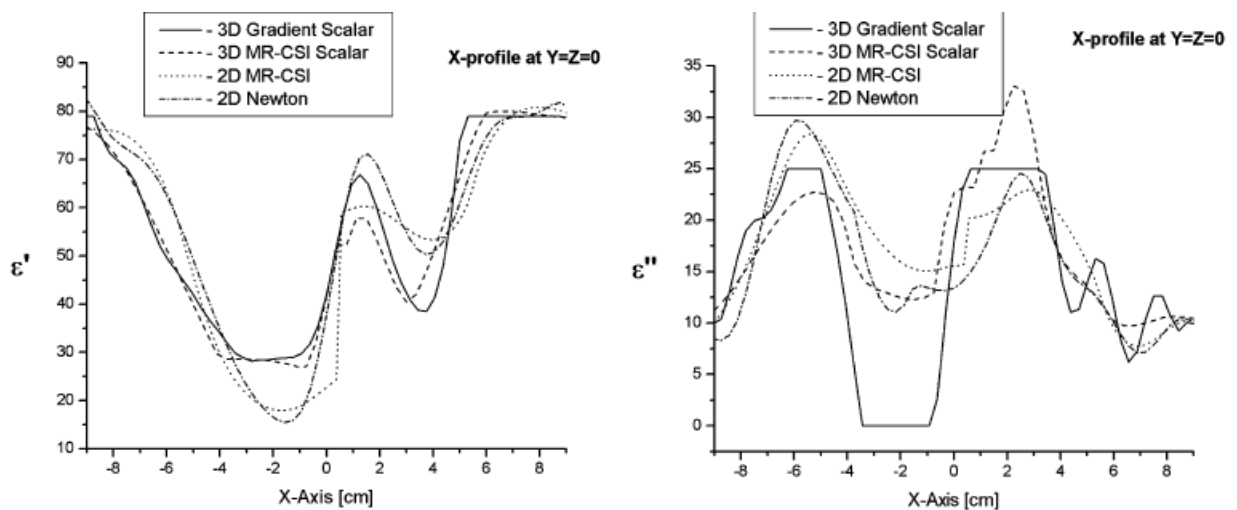


Figura 1.3: Perfiles de reconstrucción de propiedades dieléctricas de una pata de cerdo empleando diferentes técnicas de imagen

Para un tamaño medio de objeto biológico menos detallado, los métodos 2-D pueden ser aplicados para una obtención cualitativa de la imagen. Lamentablemente, no logran reconstruir alto contraste, contraste medio en un objeto altamente detallado y objetos biológicos de gran tamaño, como por ejemplo el corazón. Cada caso particular de aplicación y la elección de métodos 2-D o 3-D deben ser considerados cuidadosamente. Es beneficioso tener una serie de métodos disponibles. Por ejemplo, los métodos relativamente rápidos 2-D pueden ser usados para obtener una primera aproximación de la distribución de las propiedades dieléctricas. Esta aproximación podría entonces ser utilizado como un punto de partida para otra más precisa, pero consume más tiempo que los métodos 3-D.

1.2 Objetivo

En la actualidad existe un gran interés en el uso de técnicas de microondas para el diagnóstico de enfermedades. Esto se debe a que la radiación por microondas es mucho menos invasiva que otro tipo de radiación como pueden ser los rayos-X, los cuales son radiación ionizante.

Inicialmente el objetivo del presente proyecto fue elaborar un estudio similar al de técnicas de obtención de imágenes para tomografía por microondas descrito en el capítulo anterior. Sin embargo, debido a limitaciones temporales se ha optado por realizar un estudio del problema de scattering inverso, haciendo uso de los parámetros S con el fin de obtener mediante algoritmos de optimización de funciones un valor final previamente conocido, con una posible futura aplicación en la toma de imágenes médicas mediante microondas.

Los principales objetivos que se han definido son:

- Estudio del problema de toma de imágenes médicas utilizando microondas.
- Estudio de algoritmos de optimización.
- Uso de técnicas de diversidad para mejorar los algoritmos de optimización.

Se va a trabajar tanto en el caso ideal (sin pérdidas) como en el real (con pérdidas en el material), empleando para ello software como Matlab y HFSS. Además, se utilizará tanto la solución analítica del problema planteado como una solución numérica.

Finalmente, tras un estudio en profundidad de los algoritmos de optimización de funciones se plantearán diferentes técnicas para mejorar la convergencia de dichos algoritmos hacia la solución conocida.

Capítulo 2: Caracterización de material dieléctrico en una guía

2.1 Introducción

Antes de empezar con el grueso de este capítulo es necesario hacer una pequeña revisión de conceptos de vital importancia tales como línea de transmisión, modos de propagación, guía de onda, parámetros de dispersión y permitividad.

2.1.1 Líneas de transmisión

Una línea de transmisión es un sistema de conductores metálicos para transferir energía eléctrica desde un punto a otro. De forma más específica, una línea de transmisión consiste en dos o más conductores separados por un aislador, puede tener desde unos pocos centímetros hasta varios kilómetros de longitud. Se pueden utilizar para transmitir señales de corriente continua o corriente alterna. Cuando la frecuencia de la señal a transmitir es baja, el comportamiento de la línea de transmisión es bastante sencillo y muy predecible, sin embargo, cuando la frecuencia de las señales es alta, se complican las características de las líneas de transmisión su comportamiento es bastante especial.

Las líneas de transmisión son estructuras de guiado de energía, es posible considerar a la línea como una sucesión de cuadripolos de tamaño infinitesimal en cascada. Para cada cuadripolo entonces se puede aplicar la aproximación cuasi-estática. Esta descripción circuital se conoce como de parámetros distribuidos.

Uno de los casos de mayor interés, es el caso de las líneas ideales en donde no existen pérdidas de energía y el cuadripolo exhibe solamente elementos reactivos. Resultan ecuaciones de onda para tensión y corriente a lo largo de la línea, que queda definida por dos parámetros: la velocidad de propagación de las ondas y la impedancia característica, que da la relación entre las ondas de tensión y de corriente de una onda progresiva.

En el caso de las líneas reales se incorporan las pérdidas en los conductores y en el dieléctrico. Esto lleva, en el caso de ondas armónicas, a una constante de propagación compleja que indica la propagación con atenuación y a una impedancia característica compleja. En la práctica son de interés las líneas de bajas pérdidas.

2.1.2 Modos de propagación

Las ondas electromagnéticas viajan a través de las guías por medio de diversas configuraciones o soluciones de la ecuación de onda en dicha guía a las que llamamos modos de propagación [9]. Un modo es la manera en la que la energía se puede propagar a lo largo de la guía de onda, cabe aclarar que todos estos modos deben satisfacer ciertas condiciones de frontera para que se

puedan dar. En teoría existen un número infinito de modos de propagación y cada uno tiene su frecuencia de corte a partir de la cual se propaga.

En otras palabras a medida que se va aumentando la frecuencia se irá incrementando el número de modos a partir de cada frecuencia de corte de cada modo respectivamente. Específicamente una guía soporta tres tipos de modos de propagación y los cuales son:

- **Modo transversal magnético** (TM_{mn}), también denominado modo E, en el cual las soluciones se derivan a través de la componente del campo eléctrico E_z , con la condición de que $H_z = 0$, esto es, la componente axial del campo magnético es cero, por lo cual se asegura la transmisión de la potencia en la dirección z que es la que se ha seleccionado como la dirección de propagación de la línea.
- **Modo transversal eléctrico** (TE_{mn}) o modo H. En este caso las soluciones se derivan de la componente del campo magnético H_z , con la condición $E_z = 0$.
- **Modo transversal eléctrico magnético** (TEM), en el cual $E_z = H_z = 0$. Este modo tiene la característica de que no se puede propagar en una guía, debido a la estructura misma de ésta, puesto que no puede transmitir ondas electromagnéticas de baja frecuencia, la transmisión tiene lugar a un valor determinado de frecuencia que depende de las dimensiones de la guía. Sin embargo, es la representación por medio de campos electromagnéticos de una línea de transmisión de baja pérdida.

Dentro de una guía es posible la propagación de varios modos de ondas electromagnéticas. Cada modo tiene una frecuencia de corte asociada, de manera que si la frecuencia de la señal a transmitir es mayor que la frecuencia de corte, la energía electromagnética se transmitirá a través de la guía sin atenuación. En otro caso, si la frecuencia de la señal es menor que la de corte, la energía se atenuará exponencialmente con la distancia, teniendo un valor extremadamente bajo a una distancia muy corta (este caso se denomina onda evanescente).

El modo dominante en una guía determinada es aquél que tiene la frecuencia de corte más baja. Las dimensiones de la guía pueden escogerse de modo que para una señal dada, sólo el modo principal pueda transmitirse por ella.

Los modos de orden superior son todas aquellas formas en que la energía se propaga por arriba de la frecuencia de corte del modo dominante. Sin embargo no es recomendable operar en frecuencias donde estos tipos de modos se presenten, puesto que no acoplan bien a la carga, ocasionando reflexiones y la aparición de ondas estacionarias.

2.1.3 Guías de onda

Una guía de onda no es más que una estructura metálica con dieléctrico en su interior que presenta una sección transversal constante e invariable a lo largo del trayecto de propagación de las ondas electromagnéticas [10].

Las guías de onda permiten transmitir una potencia desde un elemento transmisor (magnetron, amplificador) hasta un receptor (antenas, cavidades).

El nombre de guías de onda se utiliza para designar los tubos de un material conductor de sección rectangular, circular o elíptica, en los cuales la dirección de la energía electromagnética debe ser

principalmente conducida a lo largo de la guía y limitada en sus fronteras. Las paredes conductoras del tubo confinan la onda al interior por reflexión en la superficie, donde el tubo puede estar vacío o relleno con un dieléctrico. El dieléctrico le da soporte mecánico al tubo (las paredes pueden ser delgadas), pero reduce la velocidad de propagación.

En las guías los campos eléctrico y magnético están confinados en el espacio que se encuentra en su interior, de este modo no hay pérdidas de potencia por radiación y las pérdidas en el dieléctrico son muy bajas debido a que suele ser aire. Este sistema evita que existan interferencias en el campo por otros objetos, al contrario de lo que ocurría en los sistemas de transmisión abiertos.

La guía de onda se puede visualizar de una manera simplificada en la siguiente figura, suponiendo que está formada por dos láminas conductoras y que el transporte de la energía electromagnética se lleva a cabo mediante reflexiones continuas y no por medio de corrientes superficiales, como en el caso de las líneas de transmisión.

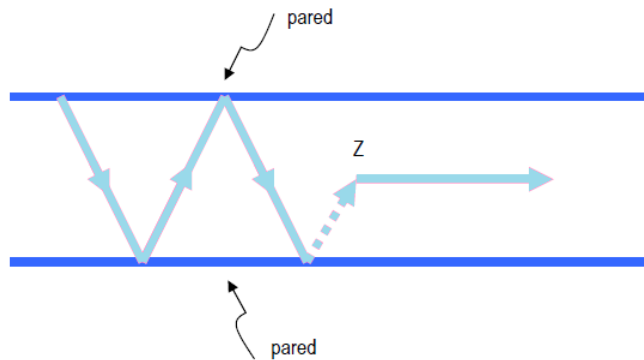


Figura 2.1: Esquema de una guía de onda

La guía está diseñada fundamentalmente para operar un solo modo de propagación con el ancho de banda requerido, atenuando los demás modos de orden superior. En otras palabras, esto quiere decir que transmite óptimamente la frecuencia portadora, para la cual se ha seleccionado la guía con su respectivo ancho de banda de transmisión.

Existen varios tipos de guías de onda, entre los tipos de guías más importantes se encuentran:

- Guía de onda rectangular (circular, elíptica): Son aquellas cuya sección transversal es rectangular (circular, elíptica).
- Guías de onda de haz (fibra óptica): Guía de onda (línea de transmisión), constituida por una sucesión de lentes o espejos, capaz de guiar una onda electromagnética.
- Guía de onda tabicada (guía coaxial): formada por dos cilindros metálicos coaxiales unidos en toda su longitud por un tabique radial metálico.

2.1.4 Parámetros S

Los parámetros de dispersión (de scattering en terminología inglesa: parámetros S) son una herramienta de análisis de circuitos genéricos de microondas que permiten caracterizar un modo

TE o TM de una guía como si fuera un modo TEM de una línea de transmisión [11]. Dicha herramienta es de carácter general y sirve para el análisis de cualquier circuito de microondas evitando los minuciosos análisis que se desarrollarían con la resolución de las ecuaciones de Maxwell y quedándose únicamente con las magnitudes en que se está interesado: voltaje o corrientes en un terminal, flujo de potencia en un dispositivo o alguna otra cantidad.

La definición de los parámetros S ha venido motivada por la necesidad de obtener unos parámetros que relacionasen de forma clara los parámetros susceptibles de ser medidos en un circuito de microondas: relaciones entre potencias transmitidas y reflejadas (ROE y reflexión, respectivamente).

Concretamente estos parámetros son los coeficientes de reflexión y transmisión entre la onda incidente y la reflejada. Describen completamente el comportamiento de un dispositivo bajo condiciones lineales en determinado rango de frecuencia. Cada parámetro es caracterizado por magnitud, ganancias o pérdidas en decibelios y fase. A pesar de ser aplicables a cualquier frecuencia, los parámetros S son usados principalmente para redes que operan en radiofrecuencia (RF) y frecuencias de microondas. En general, para redes prácticas, los parámetros S cambian con la *frecuencia* a la que se miden, razón por la cual se debe especificar la frecuencia para cualquier medición de parámetros S, junto con *la impedancia característica o la impedancia del sistema*.

En el contexto de los parámetros-S, *dispersión* se refiere a la forma en que las corrientes y tensiones que se desplazan en una línea de transmisión son afectadas cuando se encuentran con una discontinuidad debido a la introducción de una red en una línea de transmisión. Esto equivale a la onda encontrándose con una *impedancia diferente de la impedancia característica* de la línea.

La descripción de los parámetros es la siguiente:

- S_{11} : coeficiente de reflexión a la entrada o coeficiente de reflexión directa.
- S_{12} : coeficiente de transmisión o ganancia con la tensión inversa.
- S_{21} : coeficiente de transmisión directa o ganancia con la tensión directa.
- S_{22} : coeficiente de reflexión a la salida o coeficiente de reflexión inversa.

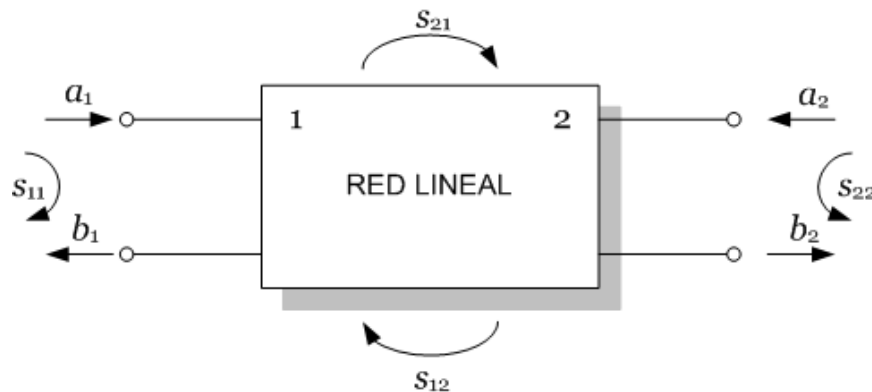


Figura 2.2: Parámetros S en red de dos puertos

Para que esto sea válido las impedancias en el puerto de entrada y salida deben ser las mismas.

2.1.5 Permitividad

La permitividad (o impropriamente *constante dieléctrica*) es una constante física que describe cómo un campo eléctrico afecta y es afectado por un medio.

Está determinada por la tendencia de un material a polarizarse ante la aplicación de un campo eléctrico y de esa forma anular parcialmente el campo interno del material. Está directamente relacionada con la susceptibilidad eléctrica. Por ejemplo, en un condensador una alta permitividad hace que la misma cantidad de carga eléctrica se almacene con un campo eléctrico menor y, por ende, a un potencial menor, llevando a una mayor capacitancia del mismo.

La permitividad, tomada en función de la frecuencia, puede tomar valores reales o complejos. Generalmente no es una constante ya que puede variar con la posición en el medio, la frecuencia del campo aplicado, la humedad o la temperatura, entre otros parámetros. En un medio no lineal, la permitividad puede depender de la magnitud del campo eléctrico. La parte real es el término dominante en el cálculo de la impedancia característica del medio. Esta impedancia determinará la capacidad del medio para provocar reflexiones de la onda electromagnética en la interfaz entre dos capas de materiales diferentes. Será una diferencia de impedancias lo que provocará dichas reflexiones. Por otra parte, la parte imaginaria influirá en la atenuación de la onda electromagnética al atravesar el material.

2.2 Solución analítica

Tal y como se ha expuesto en el primer capítulo, en un problema inverso se parte por así decirlo del efecto y se debe determinar la causa que lo provoca. En nuestro caso, este efecto son los parámetros S y es necesario conocer los valores de ϵ_r y $\tan(\delta)$ que tienen el material dieléctrico que proporciona dichos parámetros S .

Dicho material dieléctrico cuya permitividad viene dada por $\epsilon = \epsilon_0 \cdot \epsilon_r \cdot (1 - j \tan(\delta))$, el cual está presente en una guía rectangular completamente llena de dicho material. Se analizará tanto el caso de que el material tenga pérdidas como el de que no las tenga y se va a trabajar para el rango de frecuencias en el que la guía trabaja en régimen monomodo, esto es, entre 3.3 y 4.9GHz. Se empleará dicho rango de frecuencias para obtener mayor diversidad que utilizando una única frecuencia, concretamente se considerarán 17 puntos en frecuencia, de manera que la separación entre frecuencias sea de 0.1 GHz.

El método a seguir es la minimización de una función de coste dada empleando para ello un algoritmo de optimización. En cada iteración se evaluarán los valores de los parámetros S para los valores de los parámetros a hallar y se compararán con los valores óptimos de éstos, los cuales son conocidos previamente. De la matriz de parámetros S sólo se va a trabajar con los parámetros S_{11} y S_{21} , debido a las propiedades de reciprocidad y simetría. El esquema a analizar se presenta a continuación:

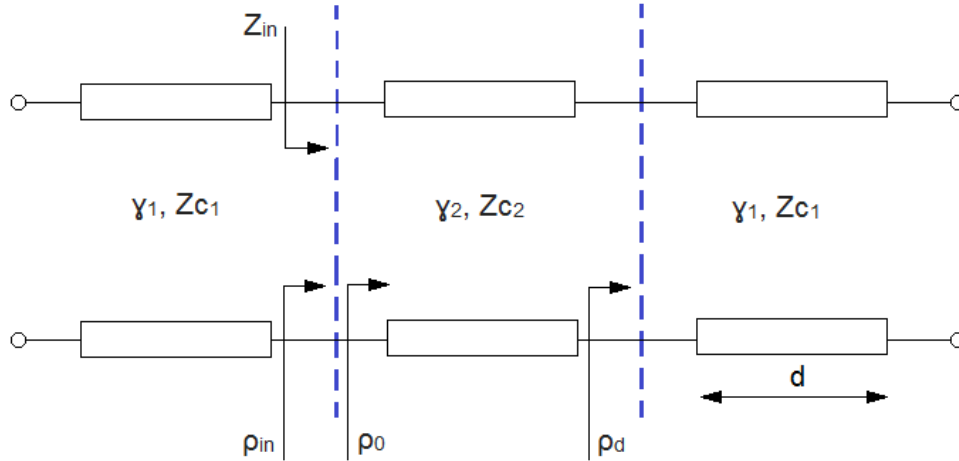


Figura 2.3: Equivalente en líneas de transmisión

Como puede apreciarse el esquema está formado por tres guías, todas ellas de 40mm de largo, estando las guías de los extremos llenas de aire y la central es la que alberga el material con pérdidas.

Para la solución analítica se emplean las ecuaciones del modo TE₁₀ en una guía rectangular, de manera que las constantes de propagación e impedancias características de las guías en cuestión se obtienen a partir de las siguientes ecuaciones:

$$\gamma_1 = \sqrt{\left(\frac{\pi}{a}\right)^2 - k_0^2}; Z_{c1} = j \frac{\omega \cdot \mu_0}{\gamma_1}$$

$$\gamma_2 = \sqrt{\left(\frac{\pi}{a}\right)^2 - k^2}; Z_{c2} = j \frac{\omega \cdot \mu_0}{\gamma_2}$$

Donde:

$$k_0 = \frac{\omega}{c}; k = \frac{\omega}{c} \sqrt{\frac{\epsilon}{\epsilon_0}}$$

Además, los parámetros a calcular tendrán unos valores iniciales que serán cercanos a los valores óptimos puesto que si difieren mucho de estos el algoritmo no converge hacia ninguna solución.

La función objetivo se define del siguiente modo, cuya elección se justificará posteriormente:

$$C = \eta \sum_i |S_{11}^{(opt)} - S_{11}^{(i)}| + \xi \sum_i |S_{21}^{(opt)} - S_{21}^{(i)}|$$

Donde el índice i hace referencia a cada una de las frecuencias que componen el vector de frecuencias empleado.

En cada iteración se incrementará el valor de ϵ_r y $\tan(\delta)$ en una cantidad fija. La elección de los incrementos se explicará más adelante.

La obtención de los parámetros S deseados se realiza mediante la aplicación de las siguientes ecuaciones:

$$S_{11} = \rho_{in} = \frac{Z_{in} - Zc_1}{Z_{in} + Zc_1}; S_{21} = \frac{(1 + S_{11})(1 + \rho_d)e^{-\gamma_2 \cdot d}}{(1 + \rho_0)}$$

Donde:

$$Z_{in} = Zc_2 \cdot \frac{Zc_1 + Zc_2 \cdot \tanh(\gamma_2 \cdot d)}{Zc_2 + Zc_1 \cdot \tanh(\gamma_2 \cdot d)}$$

$$\rho_0 = \frac{Z_{in} - Zc_2}{Z_{in} + Zc_2}; \rho_d = \frac{Zc_1 - Zc_2}{Zc_1 + Zc_2}$$

Tal y como indicaba la figura del esquema del problema a tratar, con las ecuaciones expuestas anteriormente se obtiene la solución referida para el caso en el que los puertos se sitúen en los extremos de la guía central. Sin embargo, este escenario no es posible analizarlo con HFSS, por lo que es necesario trasladar los puertos hacia los extremos de las guías con aire.

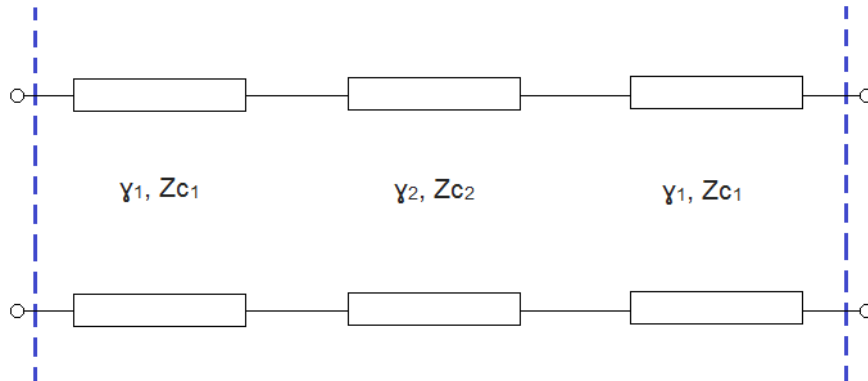


Figura 2.4: Traslación de los planos de referencia

De modo que es necesario modificar los valores de los parámetros S obtenidos mediante la siguiente transformación:

$$S' = P \cdot S \cdot P;$$

Donde:

$$P = \begin{pmatrix} e^{-\gamma_1 \cdot d} & 0 \\ 0 & e^{-\gamma_1 \cdot d} \end{pmatrix}$$

En cuanto al algoritmo de optimización a emplear, se va a analizar el funcionamiento de tres algoritmos diferentes con el fin de comprobar el grado de exactitud de cada uno de ellos. Los algoritmos a estudiar son *Descenso por Gradiente*, *Gradiente con Momento* y *Newton*.

Antes de abordar el problema planteado se va a proceder al cálculo de la solución óptima a la que deben converger los algoritmos. Esta solución se puede calcular previamente puesto que se dispone de los valores que han de tener los parámetros con los que se trabaja, como se ha dicho anteriormente.

Para obtener dicha solución óptima se va a considerar primeramente que el material dieléctrico no presenta pérdidas ($\tan(\delta)=0$), es decir, consideramos el problema directo.

El valor de ϵ_r óptimo es 9.8, de manera que la solución bajo estas condiciones es:

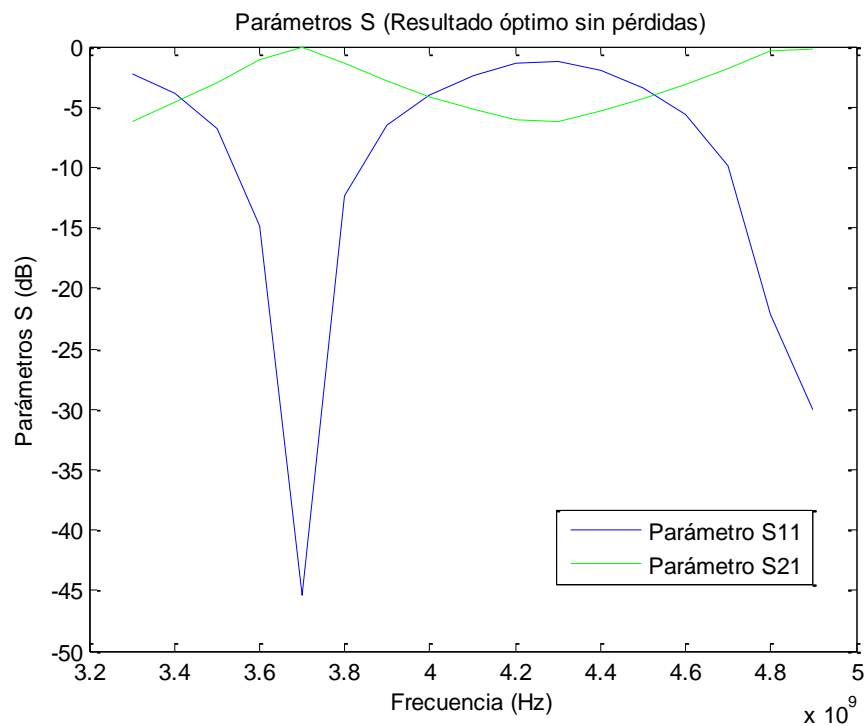


Figura 2.5: Solución óptima caso sin pérdidas

En el caso con pérdidas, considerando el mismo valor de ϵ_r que anteriormente y con $\tan(\delta)=0.02$:

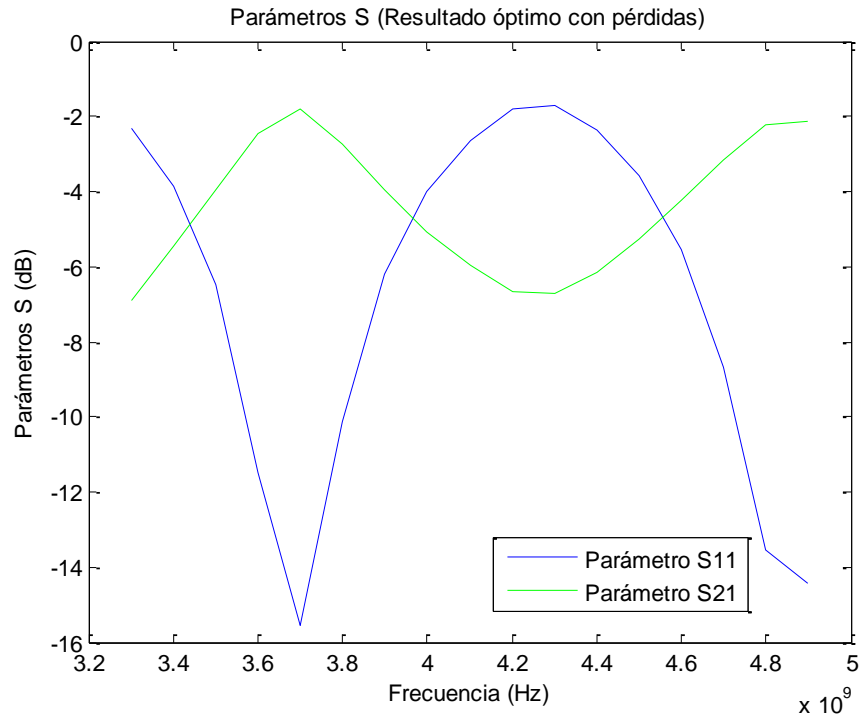


Figura 2.6: Solución óptima caso con pérdidas

Los valores óptimos definidos anteriormente se corresponden con la alumina.

Para la realización de los siguientes apartados se considerarán como valores iniciales $\epsilon_r^{(0)} = 7$ y $\tan(\delta)^{(0)} = 0.01$. El valor de ambos parámetros se obtienen de forma aleatoria dentro de los intervalos $\epsilon_r \in [6.5, 7.5]$ y $\tan(\delta) \in [0.0005, 0.0015]$. Dichos intervalos son definidos con valores próximos a los óptimos puesto que con valores lejanos no se consigue convergencia para ninguno de los algoritmos utilizados, los cuales se presentan en el siguiente apartado.

2.3 Algoritmos de optimización

2.3.1 Introducción

Muchos métodos de optimización de problemas con restricciones (univariantes y multivariantes) involucran la resolución de un problema de optimización en una dimensión.

Los métodos analíticos imponen demasiadas restricciones a las funciones objetivo. Además, no siempre es posible resolver el sistema de ecuaciones analíticamente. Por este motivo se desarrollaron los métodos numéricos [12].

Existen dos tipos de métodos numéricos, a saber:

- Métodos directos: sólo utilizan los valores de la función objetivo.
- Métodos indirectos: utilizan las condiciones necesarias, las derivadas (analíticas o numéricas) y la función objetivo.

Los métodos indirectos requieren el cálculo de las derivadas primeras y segundas. Sin embargo, muchas veces obtener las derivadas es una tarea difícil, y hasta es posible que ni siquiera se conozca la forma analítica de la función objetivo. Esto plantea la necesidad de contar con métodos capaces de trabajar únicamente con los valores (experimentos) de la función objetivo. Estos son los métodos de búsqueda directa.

La obtención de un valor de la función objetivo significará en algunos casos evaluar un modelo matemático, mientras que en otros significará realizar un experimento. Sea como sea, siempre será conveniente llegar al óptimo realizando la menor cantidad de evaluaciones. Esa es la misión de los métodos de búsqueda directa, a partir de los resultados de las evaluaciones realizadas, sugerirán el siguiente experimento de forma tal de aumentar la velocidad de convergencia. Es decir, que estos métodos diseñarán un adecuado plan de experiencias. El plan de experiencias puede ser secuencial o simultáneo. Cuando disponemos de un equipo por un tiempo limitado, puede ser que nos veamos obligados a realizar una serie de experimentos simultáneos. Estos experimentos son independientes, los experimentos realizados no influyen sobre la forma de realizar el siguiente. Un mejor enfoque es el plan de experiencias secuencial. Este método analiza los resultados obtenidos en un experimento para sugerir la forma de realizar el próximo.

Los métodos indirectos tienen una ventaja inherente: la convergencia es normalmente rápida, pero no son buenos para funciones no lineales multivariables, estos métodos dan como resultado un punto que puede encontrarse muy cercano al valor óptimo buscado. Los métodos directos tienen la ventaja de que pueden más fácilmente tratar problemas que involucran funciones con discontinuidades, puntos de inflexión y puntos finales, pero necesitan la definición de un criterio de precisión, estos métodos dan como solución al problema de optimización un intervalo donde puede encontrarse el valor óptimo.

De los tres tipos expuestos anteriormente se van a emplear algoritmos de tipo indirecto, concretamente: descenso por gradiente, gradiente con momento y el algoritmo de Newton.

2.3.2 Descenso por gradiente

Se recordará que el gradiente es un vector en un punto que proporciona la dirección (local) de máxima variación de la función. El vector gradiente es un vector ortogonal al contorno de la función en el punto. Por lo tanto en la búsqueda de un mínimo la dirección de movimiento será en dirección opuesta al gradiente.

Uno de los principales problemas que presenta es que un método estricto de descenso máximo puede terminar en cualquier punto estacionario, es decir, puede llegar a un mínimo local o a un punto de silla. Por otra parte, es muy sensible al escalado de la función de coste por lo que la convergencia puede ser muy lenta y producirse un número enorme de oscilaciones. Desde este punto de vista el método del gradiente no es muy efectivo.

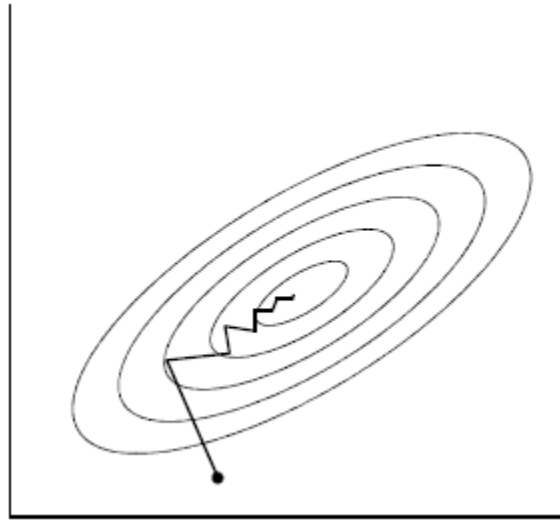


Figura 2.7: Oscilación del método de Descenso por gradiente

Las ecuaciones de actualización de los parámetros son:

$$\varepsilon_r(i+1) = \varepsilon_r(i) + \mu \cdot \nabla E|_{\varepsilon_r(i)}$$

$$\tan(\vartheta)(i+1) = \tan(\vartheta)(i) + \mu \cdot \nabla E|_{\tan(\vartheta)(i)}$$

Donde:

$$\nabla E|_{\varepsilon_r(i)} = \frac{C(\varepsilon_r) - C(\varepsilon_r + \Delta\varepsilon_r)}{\Delta\varepsilon_r}$$

$$\nabla E|_{\tan(\vartheta)(i)} = \frac{C(\tan(\vartheta)) - C(\tan(\vartheta) + \Delta \tan(\vartheta))}{\Delta \tan(\vartheta)}$$

A la vista de las ecuaciones anteriores se aprecia que es necesario establecer el valor de tres parámetros: μ , $\Delta\varepsilon_r$ y $\Delta \tan(\vartheta)$. El valor óptimo de $\Delta\varepsilon_r$ se obtiene mediante el algoritmo de Newton puesto que depende de un menor número de parámetros que el algoritmo bajo análisis, dicho valor se mostrará en un apartado posterior.

Por otro lado, para obtener el valor óptimo de μ se hace un barrido de valores considerando el caso sin pérdidas y tras haber calculado previamente el valor óptimo de $\Delta\varepsilon_r$. Tras dicho barrido se obtiene:

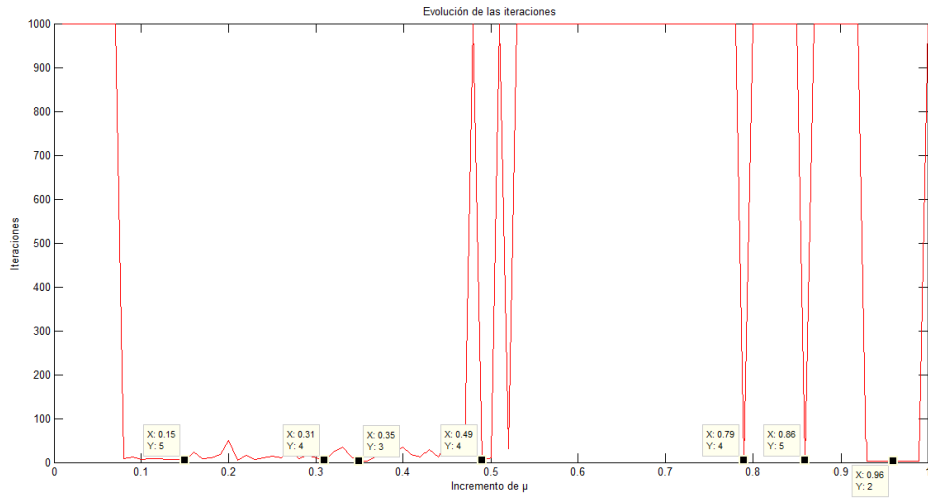


Figura 2.8: Evolución de las iteraciones frente al valor de $\Delta\epsilon_r$

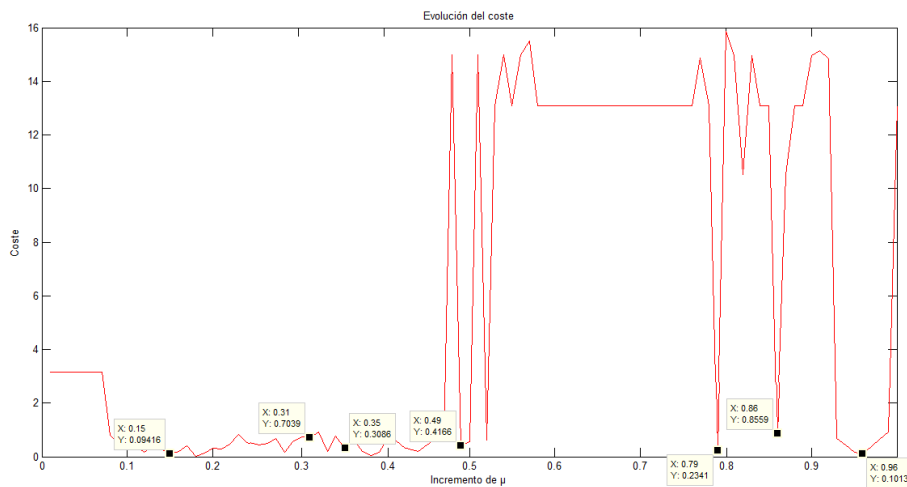


Figura 2.9: Evolución del coste frente al valor de $\Delta\epsilon_r$

De los valores mostrados en las gráficas anteriores se escoge 0.15 puesto que es el que menor coste supone y además el número de iteraciones necesarias para la convergencia es bajo.

Procediendo de igual manera con el parámetro $\Delta \tan(\vartheta)$ se obtienen los siguientes posibles valores:

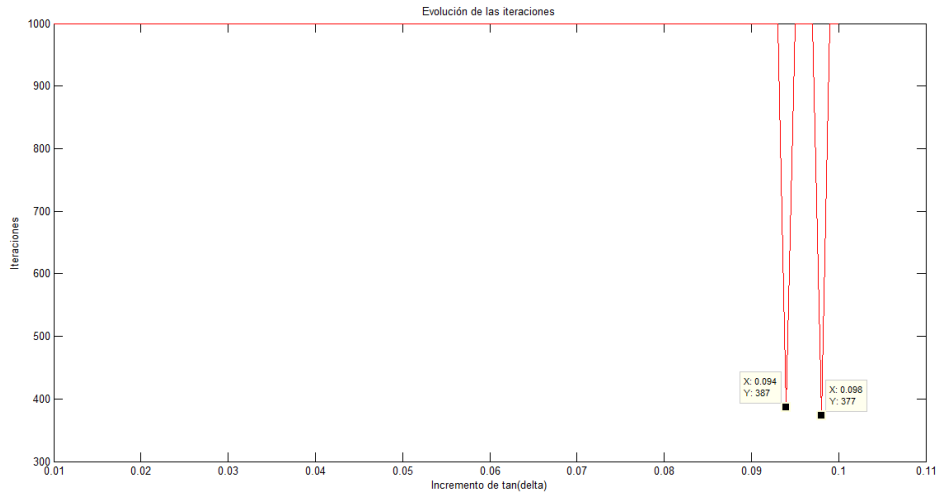


Figura 2.10: Evolución de las iteraciones frente al valor de $\Delta \tan(\theta)$

De los dos valores obtenidos se escoge el que asegura la convergencia en un menor número de iteraciones. En cuanto al coste, se aprecia que el valor escogido es también el que produce un menor coste del cálculo de la solución:

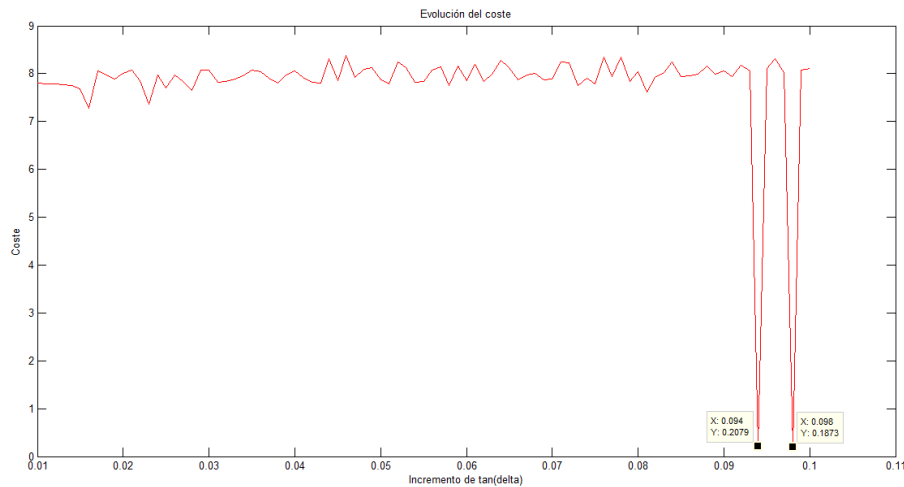


Figura 2.11: Evolución del coste frente al valor de $\Delta \tan(\theta)$

De modo que los parámetros para este algoritmo son: $\mu = 0.15$, $\Delta\epsilon_r = 0.71$ y $\Delta \tan(\theta) = 0.098$.

2.3.3 Gradiente con momento

Se trata de una variante del algoritmo de descenso por gradiente en el que se le añade a la función de actualización el incremento empleado en la etapa anterior.

Este algoritmo reduce la probabilidad de quedar atrapado en una llanura de la función de probabilidad de error.

Las ecuaciones de actualización en este caso son:

$$\varepsilon_r(i+1) = \varepsilon_r(i) + \Delta\varepsilon_r(i)$$

$$\tan(\vartheta)(i+1) = \tan(\vartheta)(i) + \Delta \tan(\vartheta)(i)$$

Donde:

$$\Delta\varepsilon_r(i) = \mu \cdot \nabla E|_{\varepsilon_r(i)} - \alpha \cdot \Delta\varepsilon_r(i-1)$$

$$\Delta \tan(\vartheta) = \mu \cdot \nabla E|_{\tan(\vartheta)(i)} - \alpha \cdot \Delta \tan(\vartheta - 1)$$

En este algoritmo se conservan los valores de μ y $\Delta\varepsilon_r$ del algoritmo anterior. Para el cálculo de α y $\Delta \tan(\vartheta)$ se realiza el procedimiento usado con anterioridad.

El valor óptimo de α es el que proporciona un menor número de iteraciones y mínimo coste en el caso con pérdidas, que se corresponde con $\alpha = 0.83$:

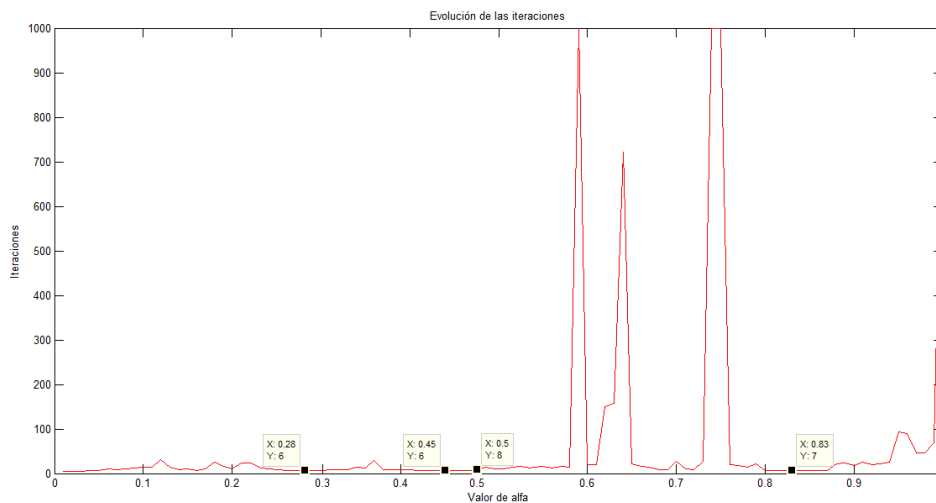


Figura 2.12: Evolución de las iteraciones frente al valor de α

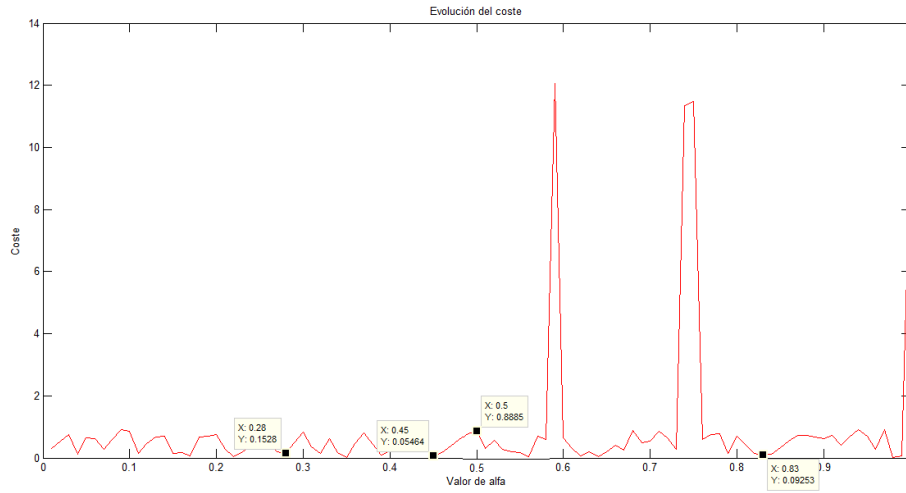


Figura 2.13: Evolución del coste frente al valor de α

Por otro lado, se toma como valor óptimo de $\Delta \tan(\vartheta)$ el que menor coste supone, a pesar de que dicho valor es a su vez el que mayor número de iteraciones necesita para converger:

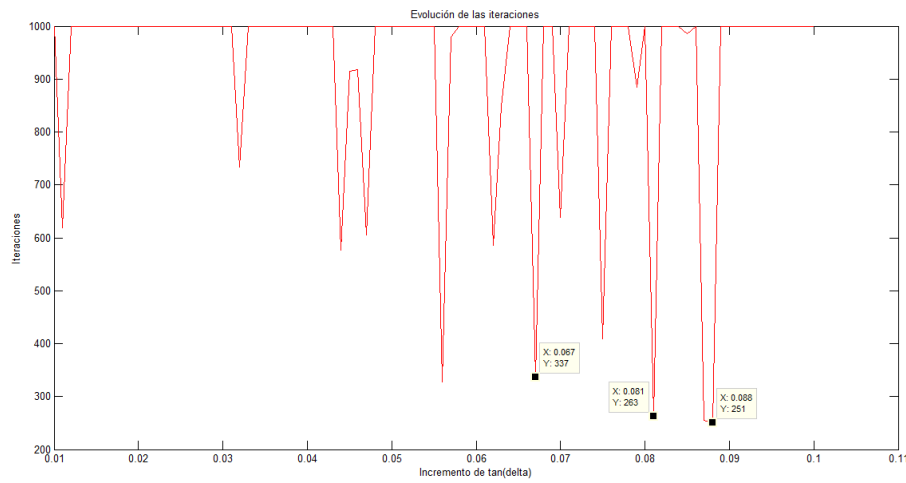


Figura 2.14: Evolución de las iteraciones frente al valor de $\Delta \tan(\vartheta)$

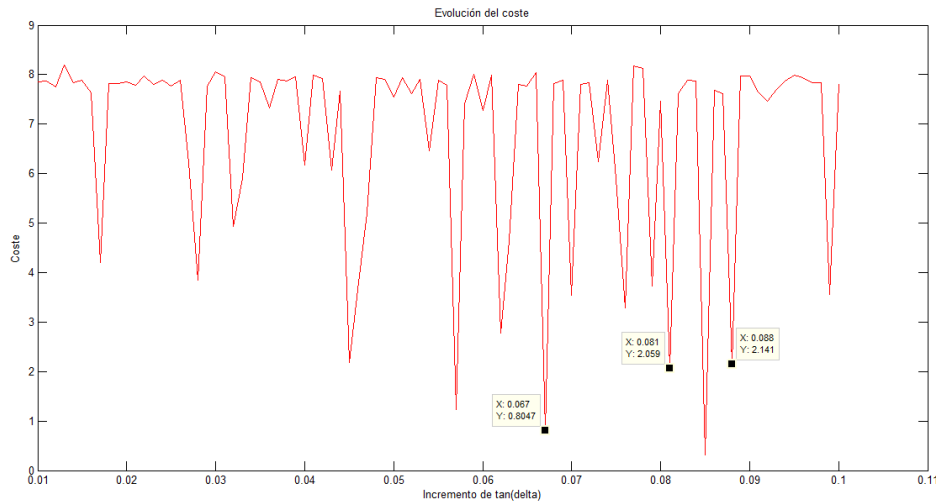


Figura 2.15: Evolución del coste frente al valor de $\Delta \tan(\theta)$

Por tanto, los parámetros para este algoritmo son: $\mu = 0.15$, $\alpha = 0.83$, $\Delta \varepsilon_r = 0.71$ y $\Delta \tan(\theta) = 0.067$.

2.3.4 Newton

El método de Newton hace uso de la aproximación de segundo orden de la función utilizando las derivadas segundas con respecto a cada una de las variables independientes. De esta forma es posible tener en cuenta la curvatura de la función en el punto e identificar las mejores direcciones de búsqueda.

El mínimo de la función se obtiene diferenciando la aproximación cuadrática de la función de coste con respecto a cada una de las variables e igualando a cero. En el caso de que esta sea una función cuadrática el mínimo se alcanza en un único paso.

El método de Newton es el método de minimización más rápido, cuando funciona bien. Sin embargo, presenta las siguientes desventajas:

- El método no encuentra necesariamente un óptimo global (pero esto es una característica de todos los métodos vistos anteriormente).
- Requiere la inversión de matrices o la resolución de un sistema de n ecuaciones lineales.
- Necesita de las derivadas primera y segunda, las cuales en la práctica no son fáciles de obtener.
- El método puede llevar a un punto de silla si la matriz hessiana no es definida positiva.

Por otro lado, tiene la ventaja de la convergencia cuadrática sólo en la vecindad del óptimo, donde la función objetivo puede ser aproximada bastante bien por una función cuadrática. Pero en zonas más alejadas otros métodos pueden presentar velocidades de convergencia mayores.

Las ecuaciones de actualización son:

$$\varepsilon_r(i+1) = \varepsilon_r(i) - H^{-1}|_{\varepsilon_r(i)} \cdot \nabla E|_{\varepsilon_r(i)}$$

$$\tan(\partial)(i+1) = \tan(\partial)(i) - H^{-1}|_{\tan(\partial)(i)} \cdot \nabla E|_{\tan(\partial)(i)}$$

Donde:

$$H^{-1}|_{\varepsilon_r(i)} = \frac{\frac{C(\varepsilon_r) - C(\varepsilon_r + \Delta\varepsilon_r)}{\Delta\varepsilon_r} - \frac{C(\varepsilon_r + \Delta\varepsilon_r) - C(\varepsilon_r + 2 \cdot \Delta\varepsilon_r)}{\Delta\varepsilon_r}}{\Delta\varepsilon_r}$$

$$H^{-1}|_{\tan(\partial)(i)} = \frac{\frac{C(\tan(\partial)) - C(\tan(\partial) + \Delta \tan(\partial))}{\Delta \tan(\partial)} - \frac{C(\tan(\partial) + \Delta \tan(\partial)) - C(\tan(\partial) + 2 \cdot \Delta \tan(\partial))}{\Delta \tan(\partial)}}{\Delta \tan(\partial)}$$

En este algoritmo es necesario determinar los valores de $\Delta\varepsilon_r$ y $\Delta \tan(\partial)$.

En primer lugar se calcula el valor de $\Delta\varepsilon_r$ considerando el caso sin pérdidas:

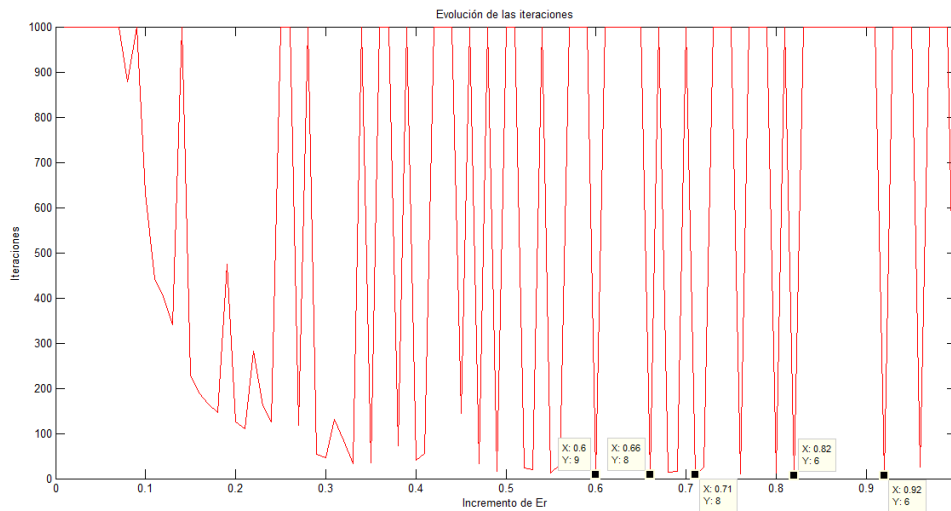


Figura 2.16: Evolución de las iteraciones frente al valor de $\Delta\varepsilon_r$

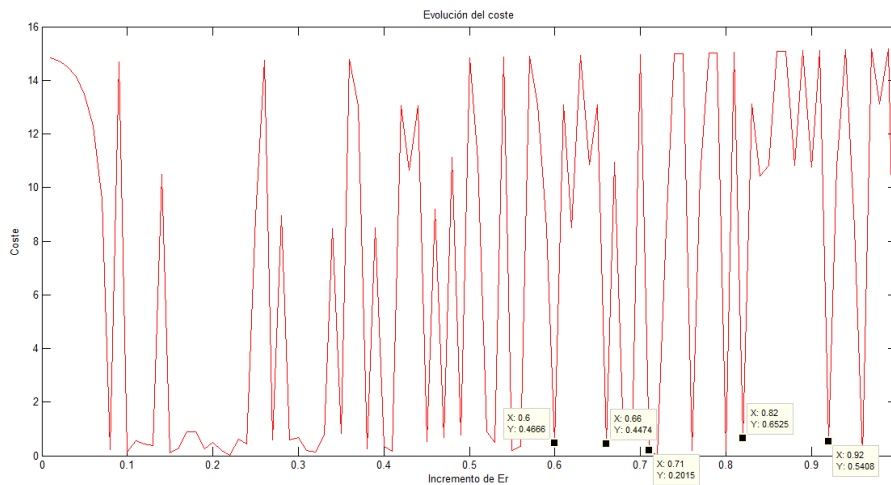


Figura 2.17: Evolución del coste frente al valor de $\Delta\varepsilon_r$

El valor escogido es el que menor coste supone, $\Delta\epsilon_r = 0.71$.

En el caso de $\Delta\tan(\delta)$ el valor óptimo es 0.012 puesto que es el que menor coste supone:

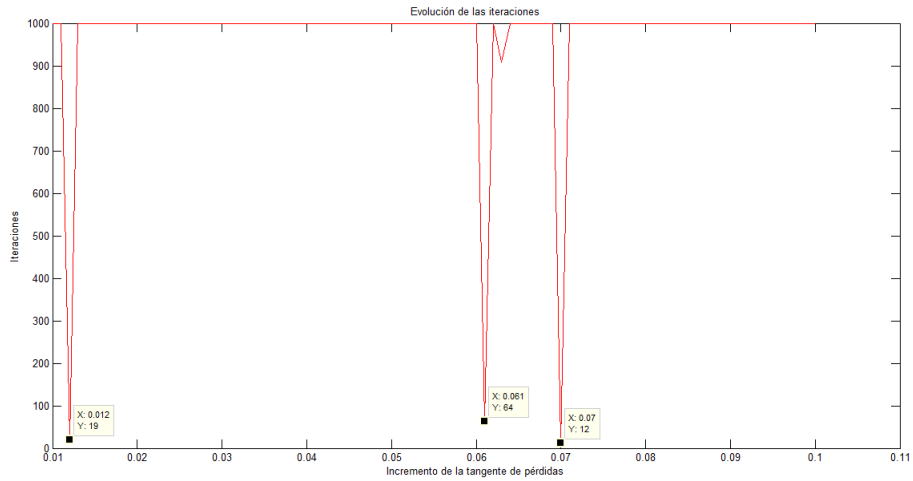


Figura 2.18: Evolución de las iteraciones frente al valor de $\Delta\tan(\delta)$

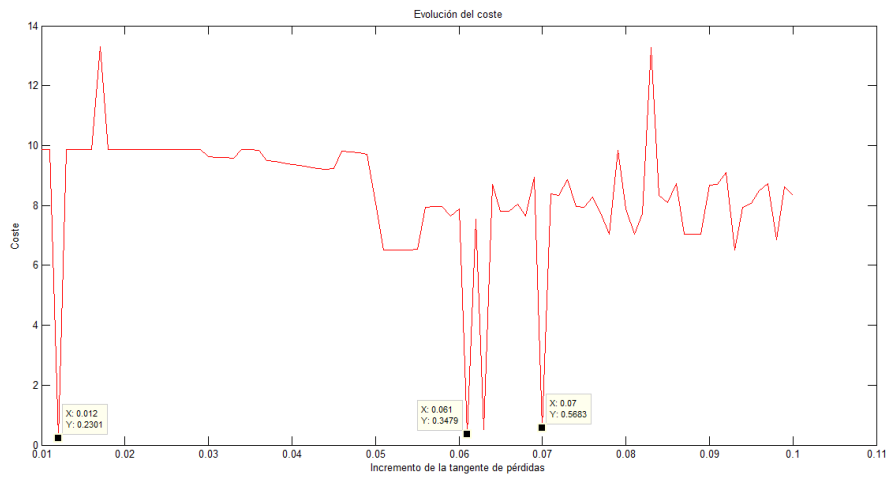


Figura 2.19: Evolución del coste frente al valor de $\Delta\tan(\delta)$

2.4 Resultados

En este apartado se van a exponer los resultados obtenidos tras emplear los diferentes algoritmos de optimización presentados con anterioridad, analizando en cada uno de ellos el caso con pérdidas y sin ellas.

2.4.1 Descenso por gradiente

2.4.1.1 Caso sin pérdidas

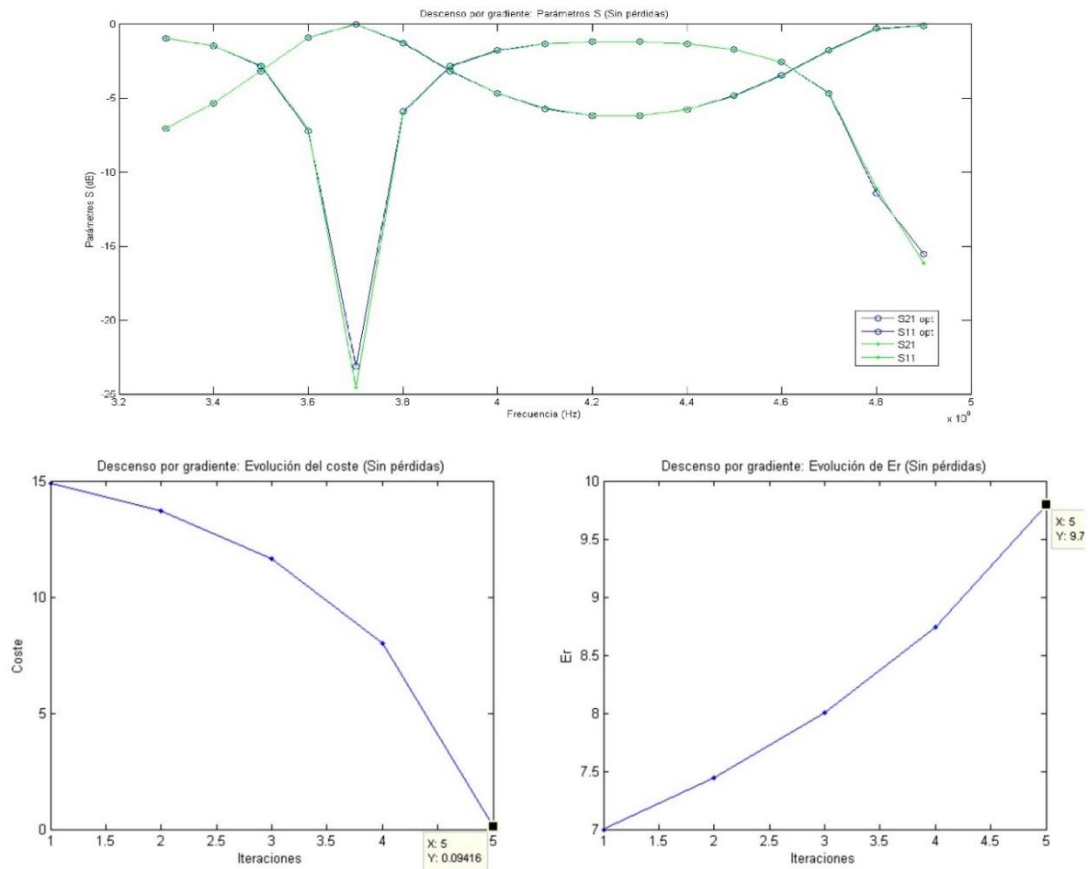


Figura 2.20: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.79
$\epsilon_r^{(0)}$	7	Coste	0.09416
μ	0.15	Iteraciones	5
η	0.5		
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		

Tabla 1: Resultados obtenidos Descenso por gradiente sin pérdidas

A la vista de los resultados se aprecia que la convergencia es extremadamente rápida y el coste es mínimo.

2.4.1.2 Caso con pérdidas

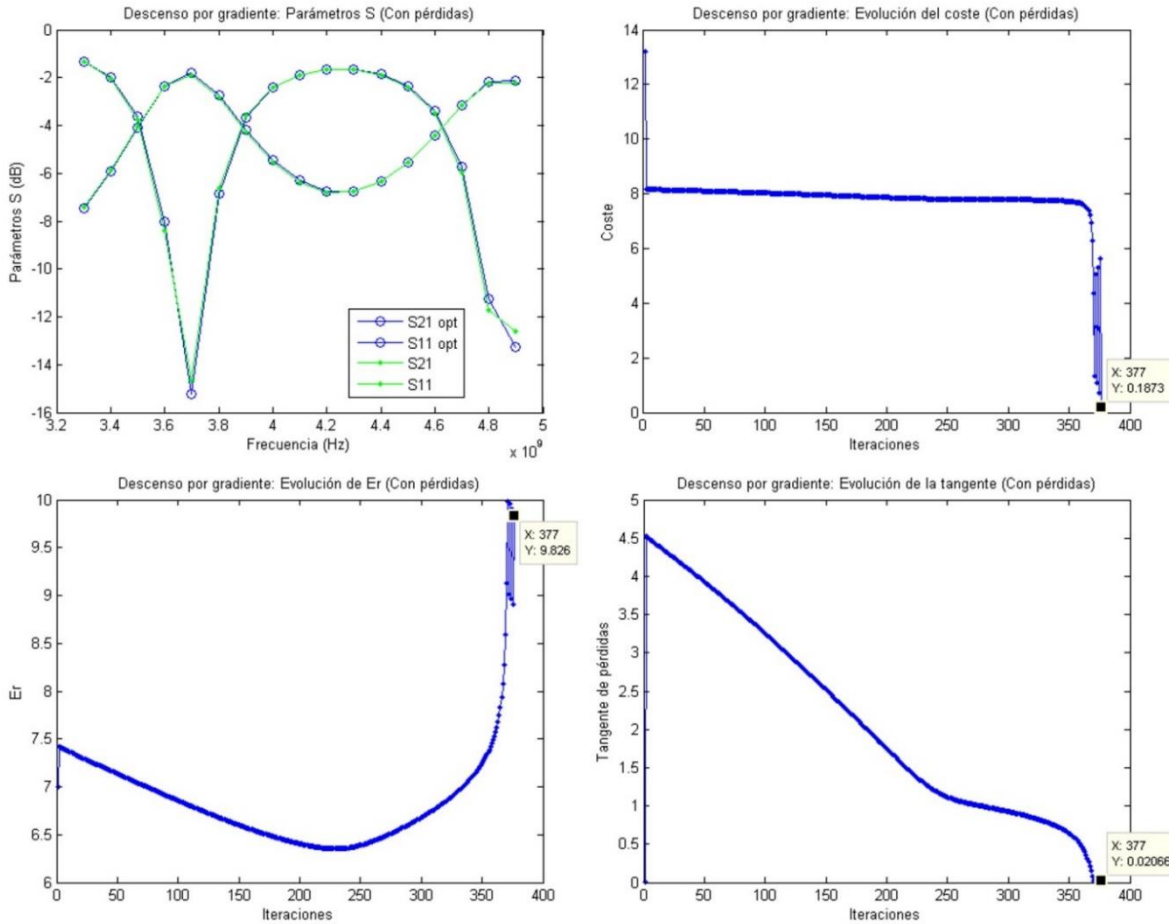


Figura 2.21: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r , con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.826
$\epsilon_r^{(0)}$	7	$\tan(\delta)$	0.02066
$\tan(\delta)^{(opt)}$	0.02	Coste	0.1873
$\tan(\delta)^{(0)}$	0.01	Iteraciones	377
μ	0.15		
η	0.5		
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		
$\Delta\tan\delta$	0.098		

Tabla 2: Resultados obtenidos Descenso por gradiente con pérdidas

En este caso, al introducir pérdidas se produce una convergencia mucho más lenta aunque el coste sigue siendo bastante bajo.

2.4.2 Gradiente con momento

2.4.2.1 Caso sin pérdidas

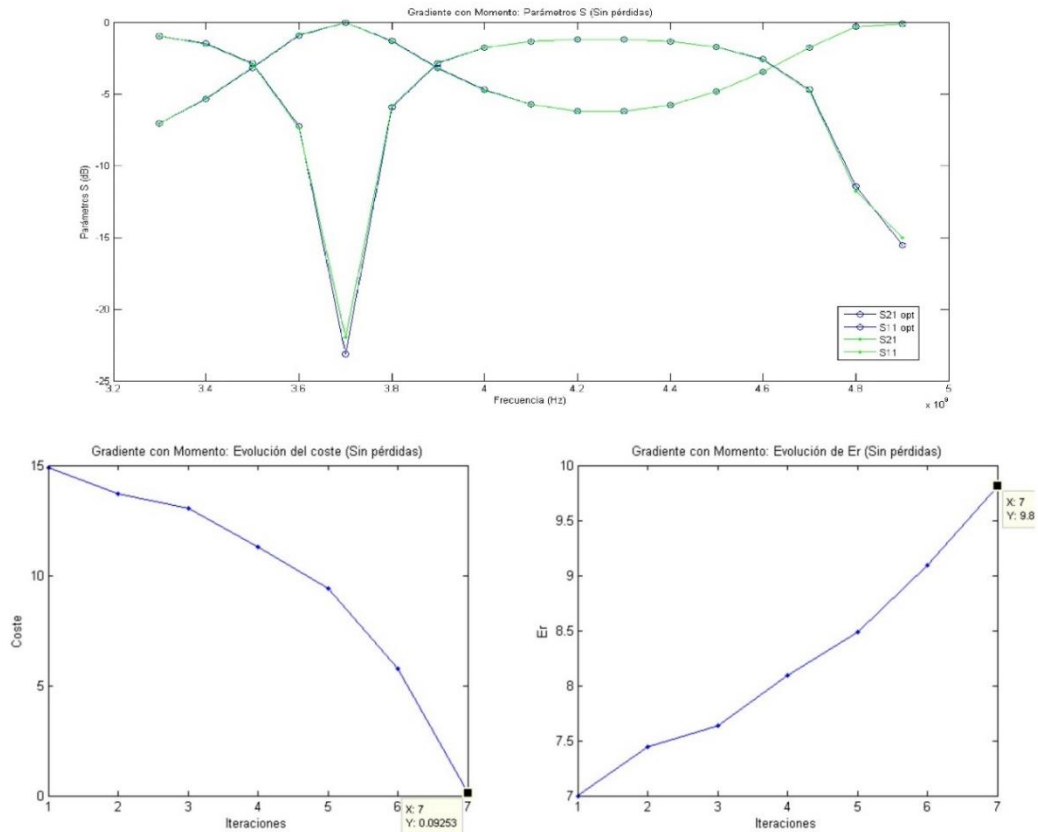


Figura 2.22: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.81
$\epsilon_r^{(0)}$	7	Coste	0.09253
μ	0.15	Iteraciones	7
η	0.5		
ξ	0.5		
α	0.83		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		

Tabla 3: Resultados obtenidos Gradiente con momento sin pérdidas

Bajo estas condiciones, se consigue una ligera disminución del coste y la convergencia sigue siendo muy rápida aunque es algo peor en comparación con el método anterior.

2.4.2.2 Caso con pérdidas

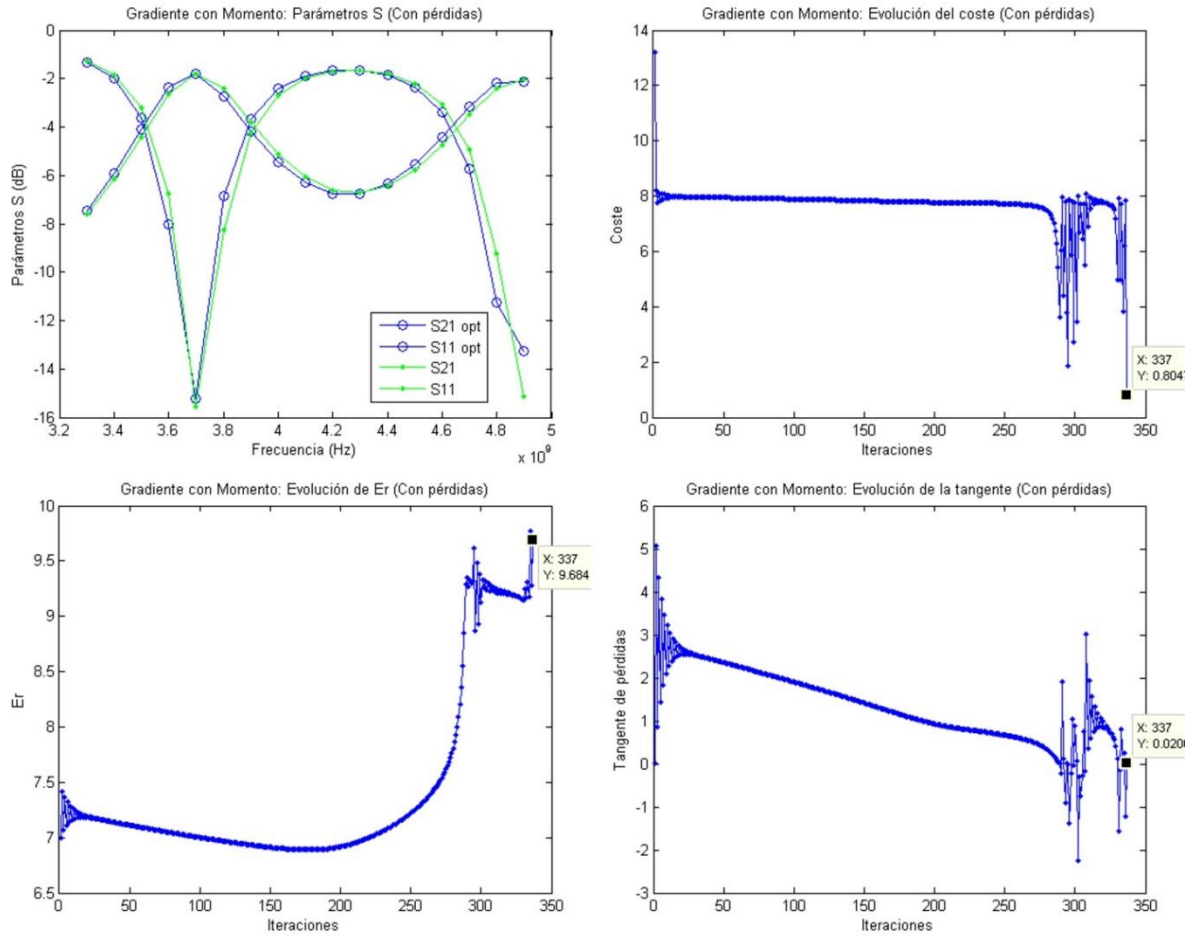


Figura 2.23: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.684
$\epsilon_r^{(0)}$	7	$\tan(\delta)$	0.02008
$\tan(\delta)^{(opt)}$	0.02	Coste	0.8047
$\tan(\delta)^{(0)}$	0.01	Iteraciones	337
μ	0.15		
η	0.5		
ξ	0.5		
α	0.83		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		
$\Delta\tan(\delta)$	0.067		

Tabla 4: Resultados obtenidos Gradiente con momento con pérdidas

En este caso la convergencia es algo más rápida y supone un menor coste al igual que ocurría con Descenso por Gradiente con pérdidas, por el contrario, para el caso sin pérdidas supone un empeoramiento.

2.4.3 Newton

2.4.3.1 Caso sin pérdidas

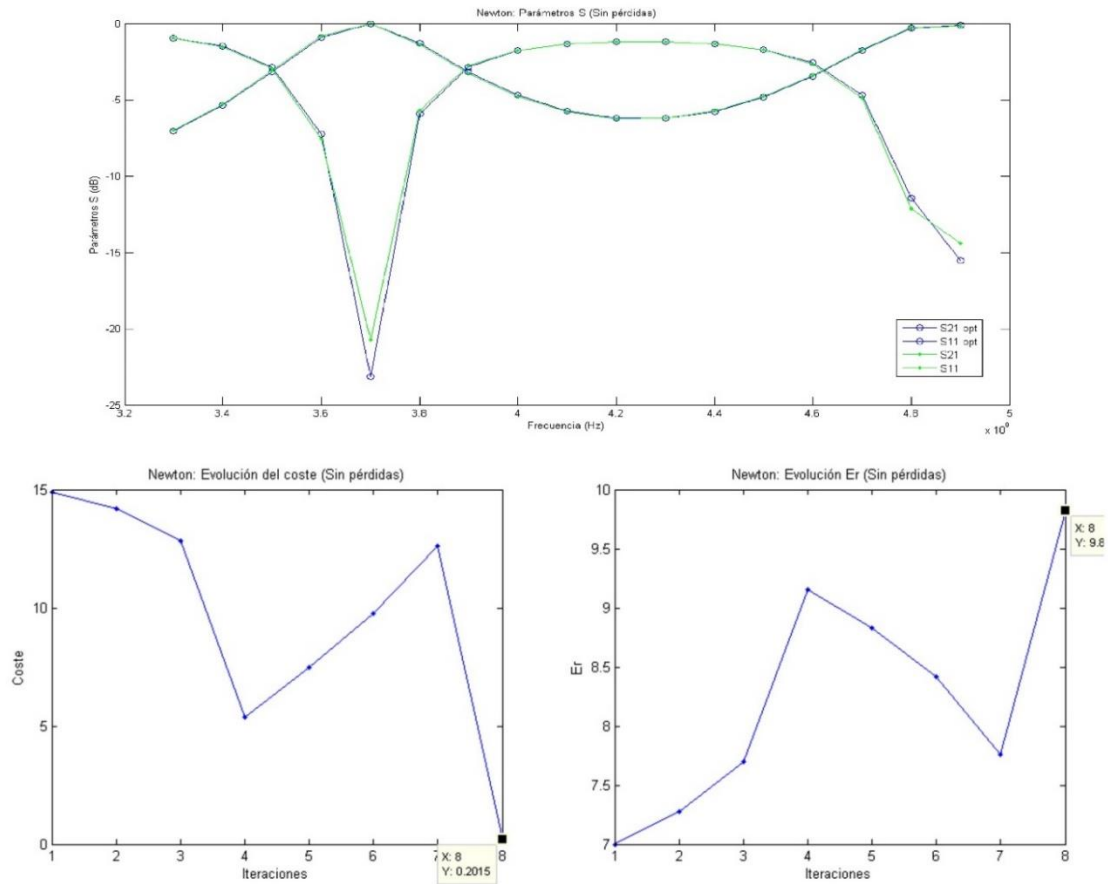


Figura 2.24: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.822
$\epsilon_r^{(0)}$	7	Coste	0.2015
η	0.5	Iteraciones	8
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		

Tabla 5: Resultados obtenidos Newton sin pérdidas

Para este algoritmo el coste obtenido es prácticamente igual que el resultante en los algoritmos anteriores, aunque el número de iteraciones sufre un ligero incremento el cual no es significativo.

2.4.3.2 Caso con pérdidas

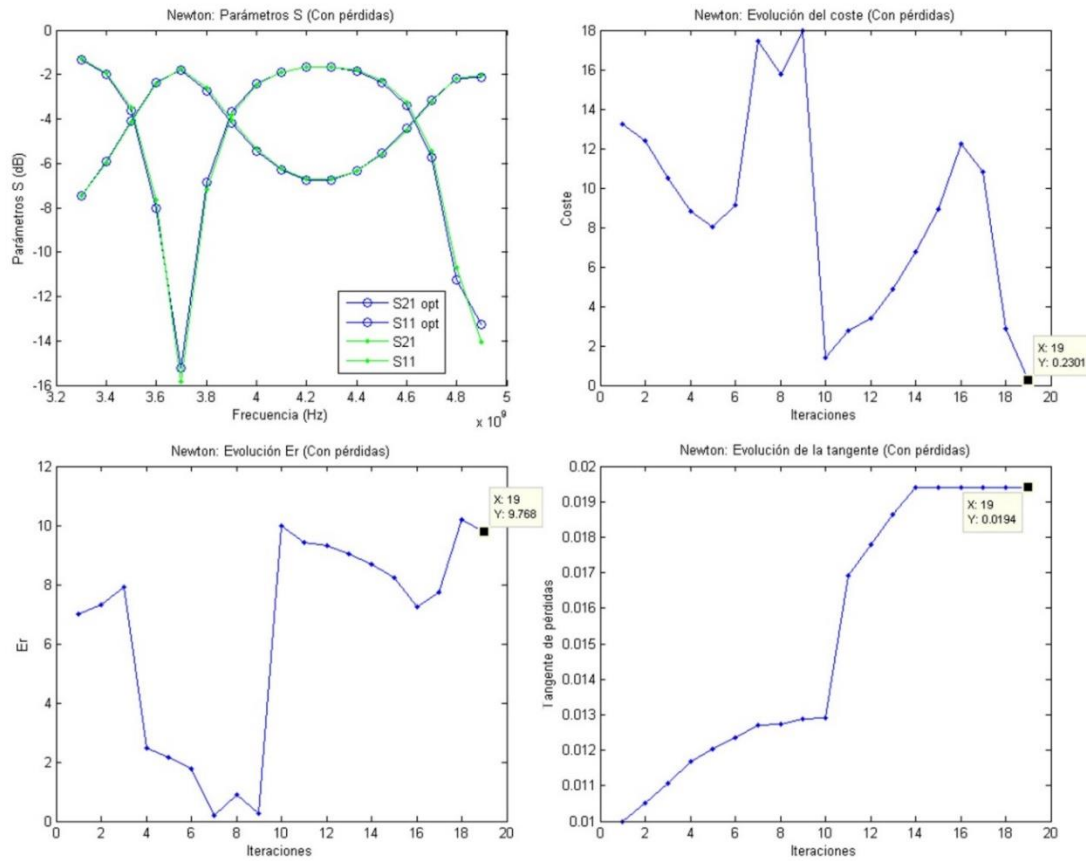


Figura 2.25: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.768
$\epsilon_r^{(0)}$	7	$\tan(\delta)$	0.0194
$\tan(\delta)^{(opt)}$	0.02	Coste	0.2301
$\tan(\delta)^{(0)}$	0.01	Iteraciones	19
η	0.5		
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		
$\Delta\tan(\delta)$	0.012		

Tabla 6: Resultados obtenidos Newton con pérdidas

Para el caso con pérdidas se produce una mejora muy importante con respecto a los algoritmos anteriores ya que el número de iteraciones se reduce de forma considerable.

De forma resumida y a la vista de los resultados, se puede determinar que el algoritmo que mejores resultados proporciona en ambos casos es el algoritmo de *Newton* puesto que en el caso con pérdidas es el que menor coste y número de iteraciones supone. En el caso sin pérdidas se obtiene un resultado óptimo con el algoritmo de *Descenso por gradiente* ya que el coste es prácticamente nulo y se produce convergencia una iteración antes que con *Newton*. Sin embargo, para facilitar la realización de los siguientes capítulos se escoge dicho algoritmo como el óptimo ya que produce resultados muy aceptables en ambos casos y de este modo no es necesario emplear algoritmos distintos para cada escenario.

2.4.4 Función de coste con diferencia relativa

A continuación, se va a analizar si se obtienen mejores resultados empleando una función de coste basada en diferencias absolutas, como la empleada hasta ahora, o en diferencias relativas de los parámetros S . Para ello como se ha dicho en el anterior apartado se utilizará el *algoritmo de Newton*.

De este modo la función objetivo se define como:

$$C = \eta \sum_i \left| \frac{S_{11}^{(opt)} - S_{11}^{(i)}}{S_{11}^{(opt)}} \right| + \xi \sum_i \left| \frac{S_{21}^{(opt)} - S_{21}^{(i)}}{S_{21}^{(opt)}} \right|$$

2.4.4.1 Caso sin pérdidas

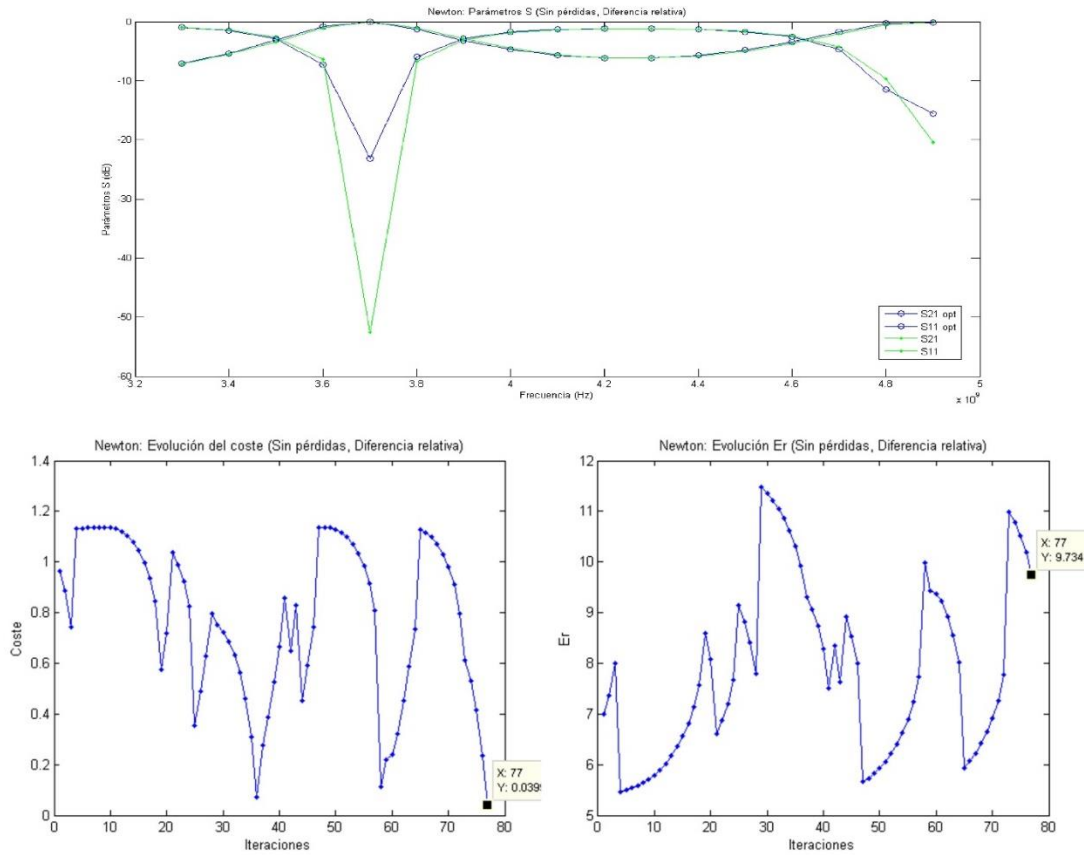


Figura 2.26: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	9.734
$\epsilon_r^{(0)}$	7	Coste	0.03993
η	0.5	Iteraciones	77
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		

Tabla 7: Resultados obtenidos función de coste diferencia relativa sin pérdidas

Como puede apreciarse en la tabla, considerando diferencias relativas de los parámetros S el algoritmo converge tras 77 iteraciones, lo cual es un buen resultado pero no mejora el obtenido con diferencias absolutas. En el caso de diferencias absolutas convergía en tan sólo 8 iteraciones.

2.4.4.2 Caso con pérdidas

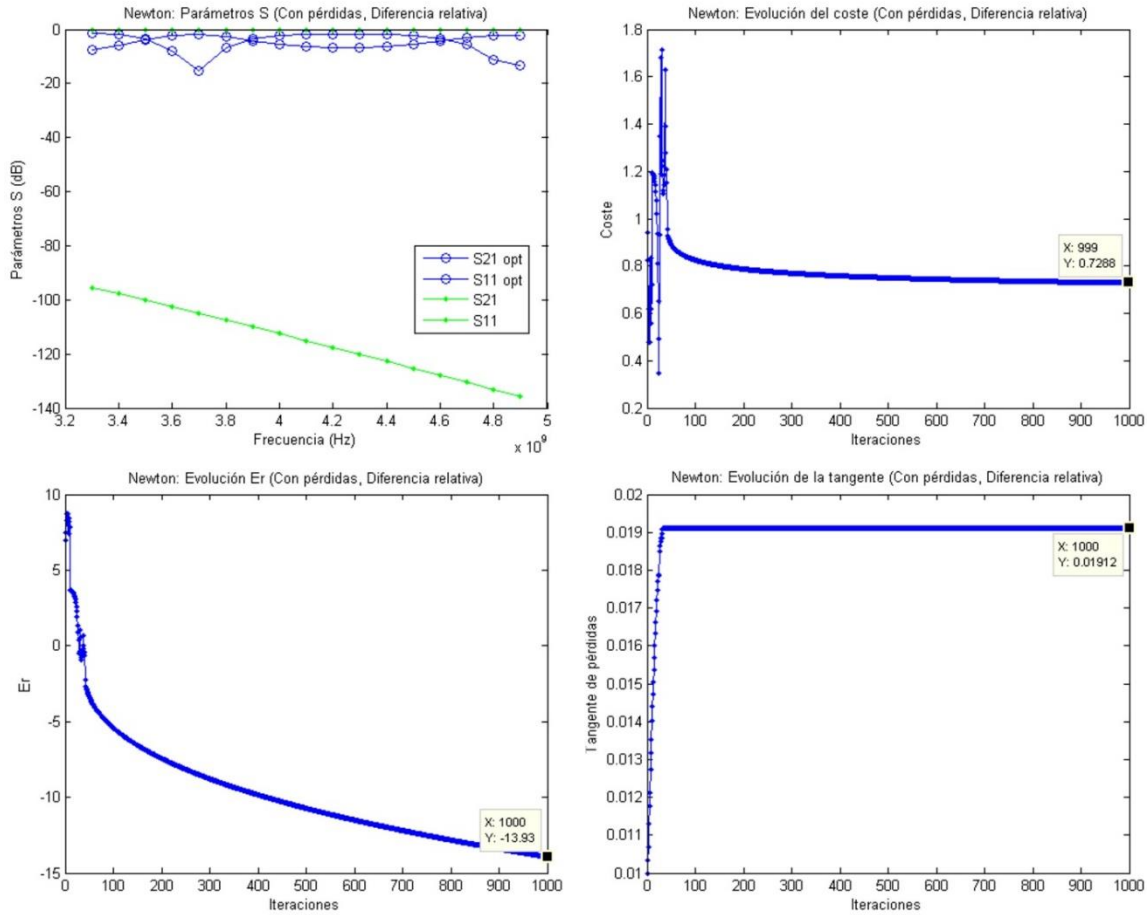


Figura 2.27: Parámetros S en función de la frecuencia, evolución del coste y de ϵ_r , con el número de iteraciones

Valores iniciales		Resultados	
$\epsilon_r^{(opt)}$	9.8	ϵ_r	-13.93
$\epsilon_r^{(0)}$	7	$\tan(\delta)$	0.01912
$\tan(\delta)^{(opt)}$	0.02	Coste	0.7288
$\tan(\delta)^{(0)}$	0.01	Iteraciones	1000
η	0.5		
ξ	0.5		
$\Delta\epsilon_r$	0.71		
$\Delta\tan(\delta)$	0.012		

Tabla 8: Resultados obtenidos función de coste diferencia relativa con pérdidas

En este caso no se produce convergencia del algoritmo para el parámetro ϵ_r , por este motivo la simulación se detiene tras 1000 iteraciones. Sin embargo, se obtiene un buen resultado para el parámetro $\tan(\delta)$.

Por tanto, debido a un empeoramiento del resultado en el caso sin pérdidas y de la divergencia en el caso con pérdidas queda justificado el uso de una función de coste basada en diferencias absolutas, la cual proporciona convergencia en ambos casos.

Capítulo 3: Modelado con HFSS

3.1 Introducción

HFSS (High Frequency Structure System) es un software de alto rendimiento para el diseño, modelado y simulación de estructuras en 3D creado para altas frecuencias. Permite el estudio electromagnético de modelos a través del método de elementos finitos y mallas adaptativas, facilitando además la visualización del comportamiento de las ondas electromagnéticas por medio de herramientas interactivas y dinámicas.

HFSS es una herramienta útil para resolver sistemas de estructura compleja que son difíciles o imposibles de modelar considerando métodos puramente algebraicos. Se utiliza por lo tanto para la creación de prototipos virtuales de guías de onda, conectores, filtros, chip, integradores de señal entre muchos otros [13].

El proceso de HFSS consiste en la creación de la estructura física que se desea estudiar al cual posteriormente se le incorporan los campos y excitaciones electromagnéticas que afectan al diseño.

Después se decide el rango de frecuencia pertinentes y los parámetros que pueden ser variables. Con esta información se crea una malla adaptativa que permite que se calcule iterativamente la solución deseada.

La fase de simulación de un problema electromagnético cuenta con las siguientes etapas:



Figura 3.1: Fase de simulación en HFSS

Con objeto de explicar con mayor detenimiento el procedimiento descrito, se va a detallar la simulación de la estructura bajo estudio, una guía rectangular con un material dieléctrico situado en la parte central de la misma.

La interfaz del programa presenta los siguientes menús y ventanas:

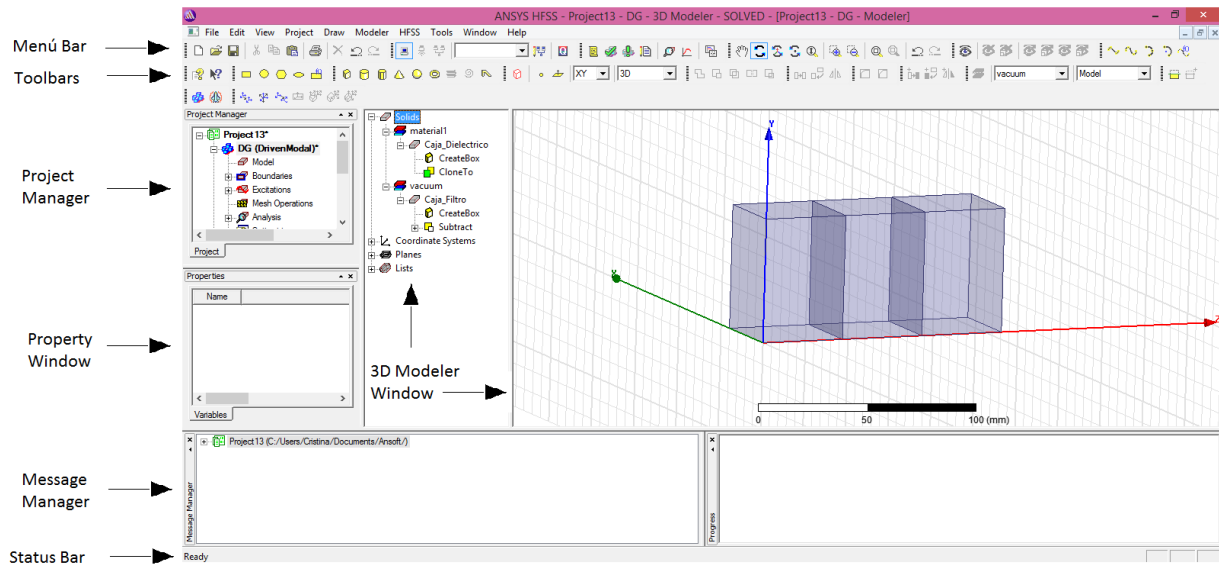


Figura 3.2: Interfaz de HFSS

- **Menú bar:** lista todas las herramientas posibles a las que se puede acceder a través del programa. Incluye funciones para el archivo, utilidades para la visualización de ventanas, herramientas de dibujo y de modelamiento, modificación de las características de simulación y de análisis de resultados.
- **Toolbars:** se presentan los accesos rápidos a las herramientas fundamentales para crear y simular el proyecto. Encontramos desde bloques predefinidos para construcción de la estructura hasta herramientas de análisis avanzado.
- **Project manager:** básicamente es el organizador del proyecto. Cada una de las operaciones que se realizan sobre el modelo por parte del usuario o de manera interna por el programa están ordenadas jerárquicamente en la categoría que corresponda: *Model, Boundaries, Excitations, Mesh operations, Analysis, Optimetric, Results, Port Field Display, Field Overlays, y Radiation.*
- **3D modeler:** en esta ventana se construye la estructura que se analizará. Notamos que se divide en dos partes. A la derecha se encuentra el modelo y a la izquierda una lista detallada y desplegable de cada una de las partes que la compone y que permite conocer rápidamente las propiedades asignadas.
- **Message manager:** muestra una cadena de avisos y advertencias para el usuario.
- **Progress windows:** muestra el avance de las simulaciones en curso, indicando el paso iterativo en el que se encuentra y cuantos restan para analizar.
- **Property:** indica las características del elemento seleccionado, considerando desde sus propiedades eléctricas hasta las especificaciones virtuales del prototipo.

Tras conocer la interfaz se puede pasar a describir el proceso de modelado de la estructura. Durante este proceso el usuario debe especificar aspectos como las dimensiones físicas y los materiales que la componen. Concretamente las dimensiones de la guía son 40 mm de ancho, 58.1 mm de alto y 120 mm de largo, para que al dividir la guía en tres partes tengan un largo de

40 mm cada una. En cuanto a los materiales que forman la estructura se escoge vacío para los extremos.

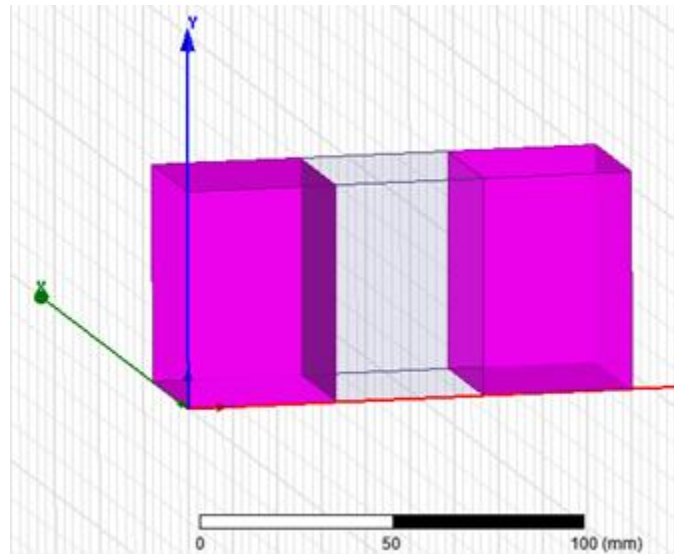


Figura 3.3: Guías vacías

Para la sección central se escoge un material dieléctrico que, dependiendo del escenario escogido, presentará o no pérdidas.

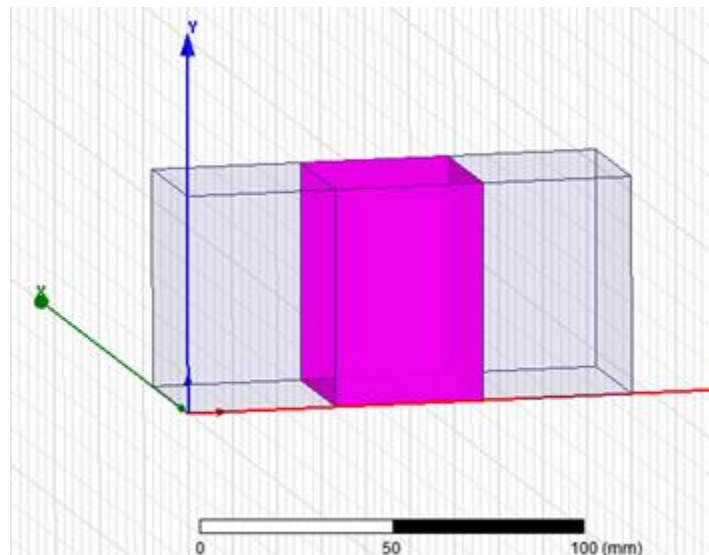


Figura 3.4: Guía con el material dieléctrico

Finalizado el modelado de la estructura, se debe caracterizar la misma de forma que permita su análisis. Esto consiste en seleccionar las superficies que la componen e incluir excitaciones y campos electromagnéticos.

En primer lugar deben establecerse las condiciones de contorno, en este caso se escoge *Perfect E*.

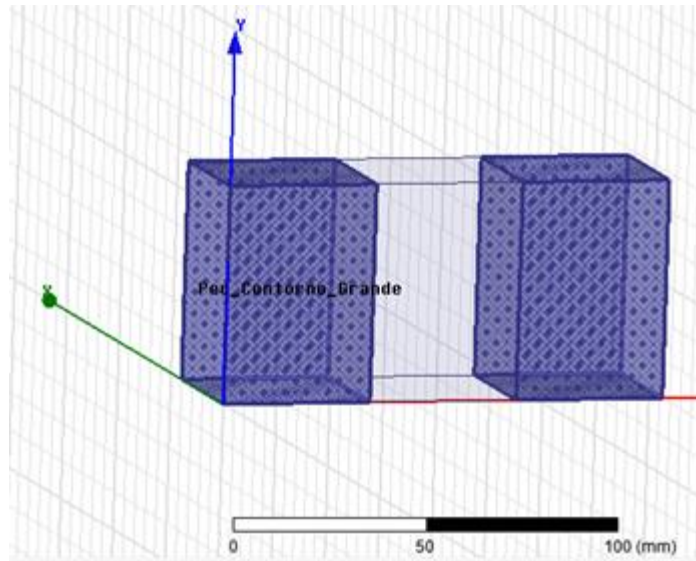


Figura 3.5: Condiciones de contorno de las guías vacías

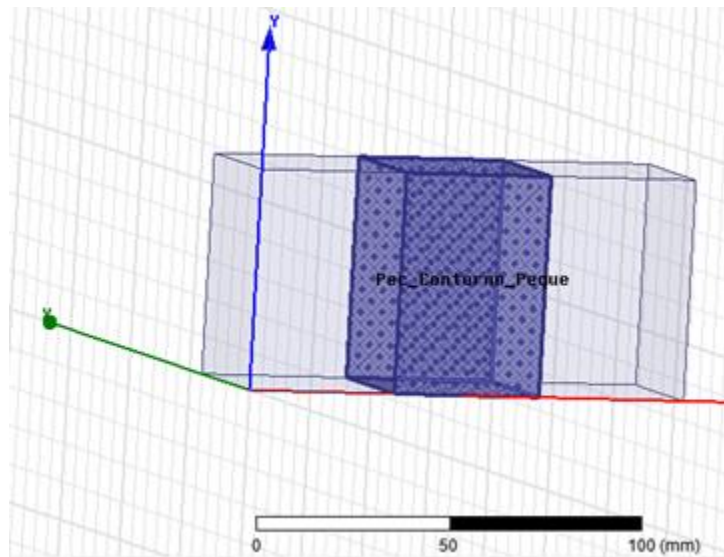


Figura 3.6: Condiciones de contorno de la guía con el material dieléctrico

Por último se establecen los puertos que componen la guía.

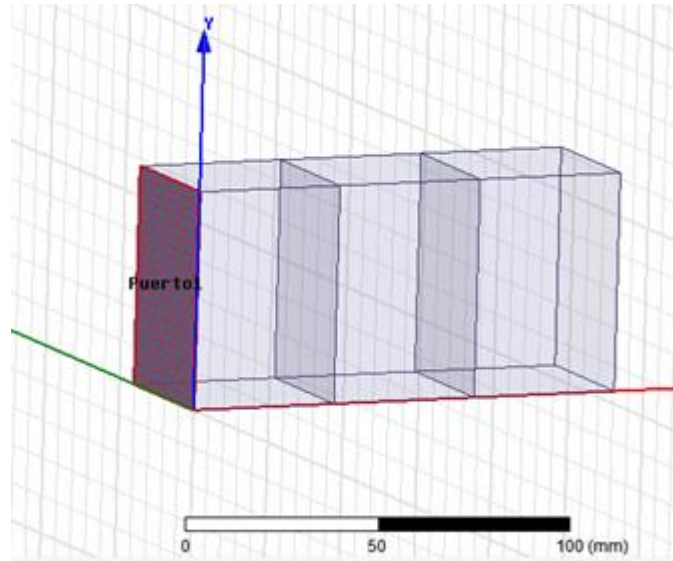


Figura 3.7: Puerto de entrada

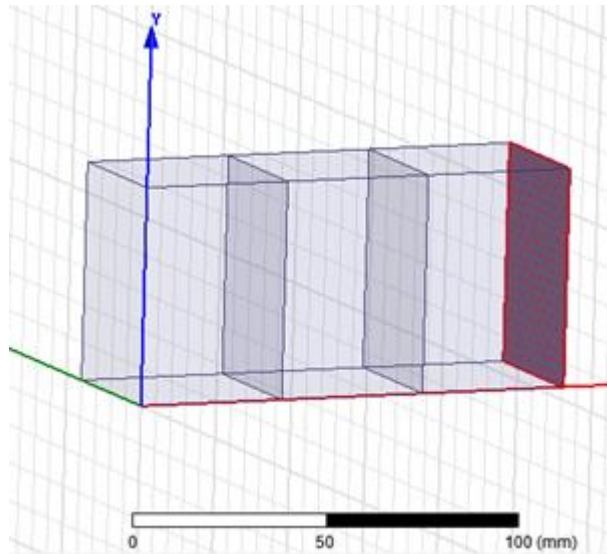


Figura 3.8: Puerto de salida

A continuación se pasa a la parte de simulación, para ello debe establecerse la configuración del análisis. Dentro de dicha configuración es necesario señalar la frecuencia para la que se ha diseñado el dispositivo. Además existe la posibilidad de ajustar la cantidad de pasos máximos que se iterarán en el análisis y el máximo error permitido en busca de una malla adecuada para el modelo y frecuencia utilizada.

HFSS permite realizar un barrido de frecuencia, dentro del cual hay varios tipos:

- **Discret:** considera únicamente la evaluación de las frecuencias indicadas punto por punto.
- **Interpolating:** evalúa las frecuencias indicadas y realiza una interpolación entre los valores no evaluados. Es el tipo de barrido escogido a lo largo del proyecto.
- **Fast:** realiza la prueba de puntos críticos y luego procede a interpolar.

Se empleará un barrido de tipo *Interpolating* puesto que se obtienen resultados prácticamente iguales a los que proporcionan los otros tipos de barridos pero el tiempo de simulación es mucho más reducido.

Finalmente tras haber concluido el análisis de la estructura se presentan los resultados. Dichos resultados son elegidos previamente, es decir, antes de ejecutar la simulación es necesario determinar los resultados que se quiere obtener. En este caso, los resultados que se quieren analizar son los parámetros S. Para ilustrar el ejemplo se ha simulado la guía para los parámetros óptimos en los casos con y sin pérdidas.

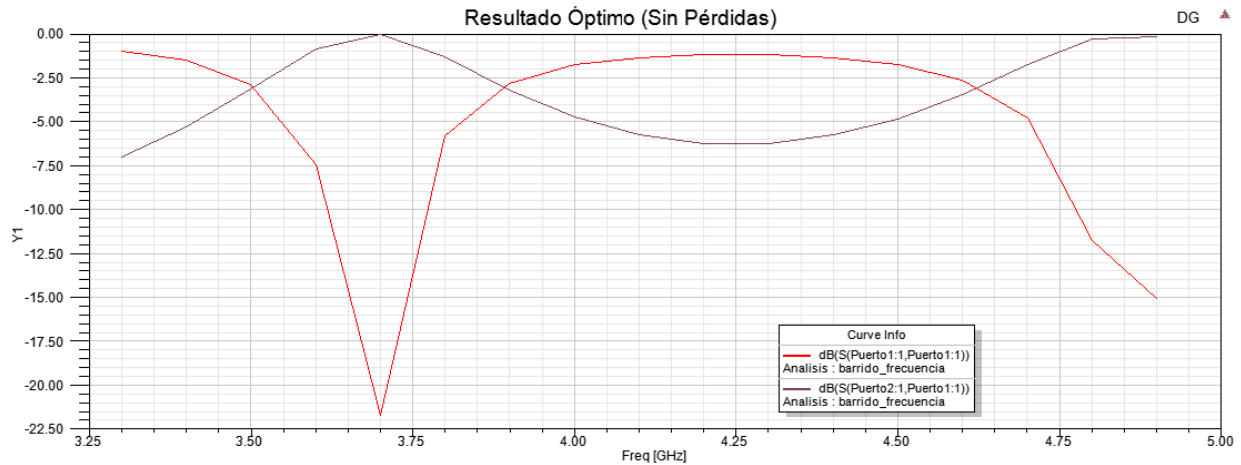


Figura 3.9: Resultado óptimo sin pérdidas

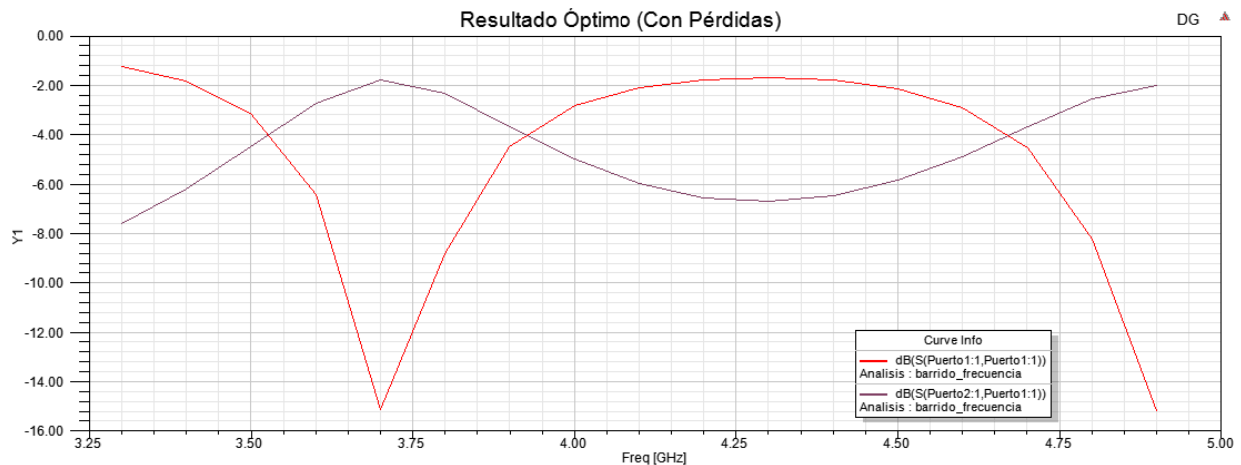


Figura 3.10: Resultado óptimo con pérdidas

3.2 Scripting

HFSS dispone de una potente herramienta de scripting que permite al usuario realizar cualquier acción disponible en la interfaz gráfica, con una salvedad: la ejecución por medio de scripting requiere activa la interfaz gráfica, característica propia de este lenguaje de programación [14].

El usuario puede realizar con VBScript toda la funcionalidad descrita en esta sección, modelando un dispositivo desde su origen, caracterizándolo físicamente para su análisis electromagnético y, configurando el análisis para su posterior simulación y captura de resultados.

El usuario puede escribir un script con cualquier editor de texto o puede hacer uso de la herramienta que dispone HFSS para generar código de los diseños físicos, análisis u obtención de reports que pueden ser realizados mediante la interfaz gráfica. Este código generado, puede ser modificado a posteriori para realizar los cambios que el usuario estime convenientes.

ANSOFT proporciona un API de este lenguaje de programación orientado a objetos, de forma que, el usuario dispone de herramientas necesarias para poder obtener los conocimientos que se requieren para implementar simulaciones completas.

En este caso los scripts han sido creados con Matlab. Concretamente, haciendo uso de dicho programa se ha creado una función que tiene como parámetros de entrada los valores de ϵ_r y $\tan(\delta)$ del material central de la guía, y como parámetros de salida el valor de S_{11} y S_{21} . La función está compuesta por el código necesario para implementar en HFSS el escenario de trabajo, es decir, la guía con tres secciones, una de las cuales formada por un material que puede presentar pérdidas. Para la obtención de resultados, se guarda dentro de la propia función el fichero en el que se encuentran los resultados, se ejecuta dicho fichero y se guardan los resultados de las variables que se quiere obtener como salida. Los valores obtenidos por el script son prácticamente iguales que los resultantes de la función creada en Matlab haciendo uso de las ecuaciones que caracterizan las líneas de transmisión. Para ilustrarlo, se presenta a continuación una comparativa entre el resultado obtenido con Matlab y el conseguido mediante HFSS para el caso óptimo sin pérdidas.

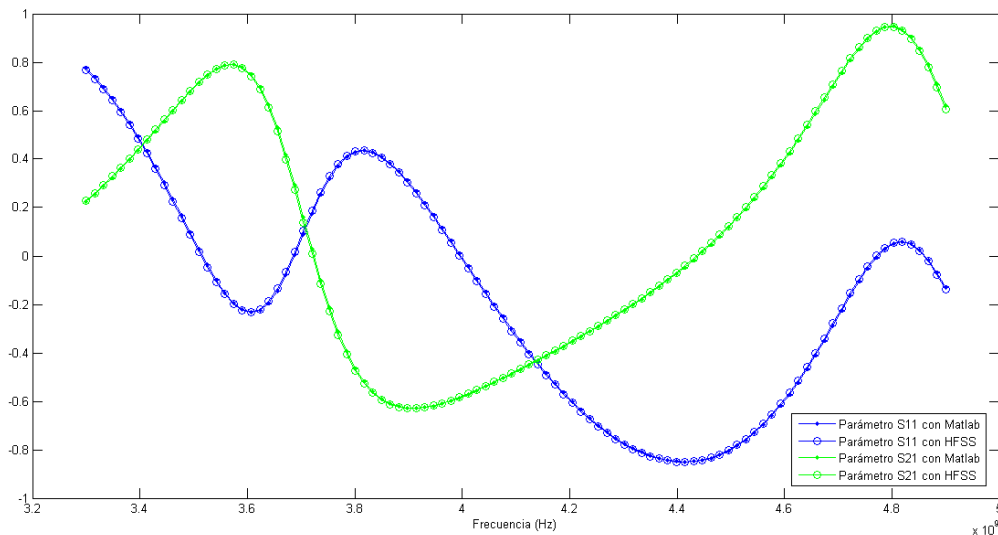


Figura 3.11: Comparativa entre Matlab y HFSS para el caso óptimo sin pérdidas

Dentro de la función es posible modificar de manera muy sencilla el tipo de simulación, el número de puntos en frecuencia que se desea emplear, las condiciones del mallado, etc.

Cabe destacar que dicha función se crea con la intención de trabajar con Matlab y HFSS de forma conjunta, ya que no es posible trabajar únicamente con Matlab si no se emplea la solución analítica tal y como se presentará en capítulos posteriores.

3.3 Validación de resultados

En este apartado no se hace uso de la función mencionada en la sección anterior puesto que HFSS sólo se emplea para la visualización final de los resultados obtenidos previamente con Matlab. Esto se debe a que es necesario familiarizarse con el entorno de trabajo de HFSS con el fin de realizar las secciones posteriores. El procedimiento a seguir se muestra en el siguiente diagrama:

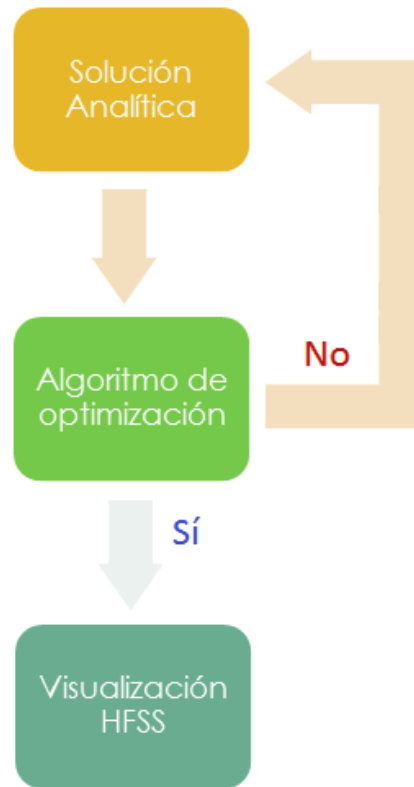


Figura 3.12: Diagrama de flujo a seguir

3.3.1 Descenso por gradiente

3.3.1.1 Caso sin pérdidas



Figura 3.13: Resultado descenso por gradiente sin pérdidas

3.3.1.2 Caso con pérdidas

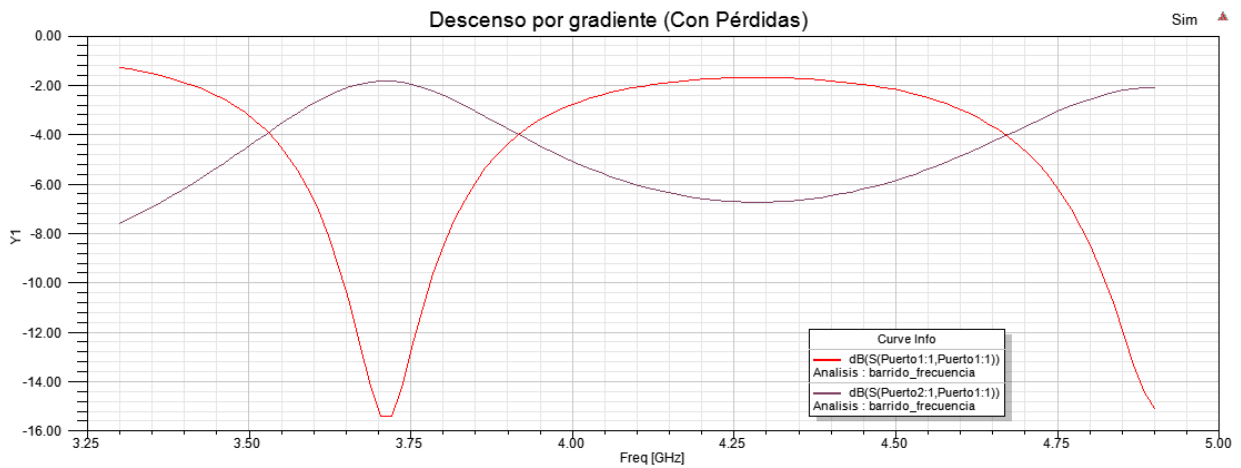


Figura 3.14: Resultado descenso por gradiente con pérdidas

3.3.2 Gradiente con momento

3.3.2.1 Caso sin pérdidas

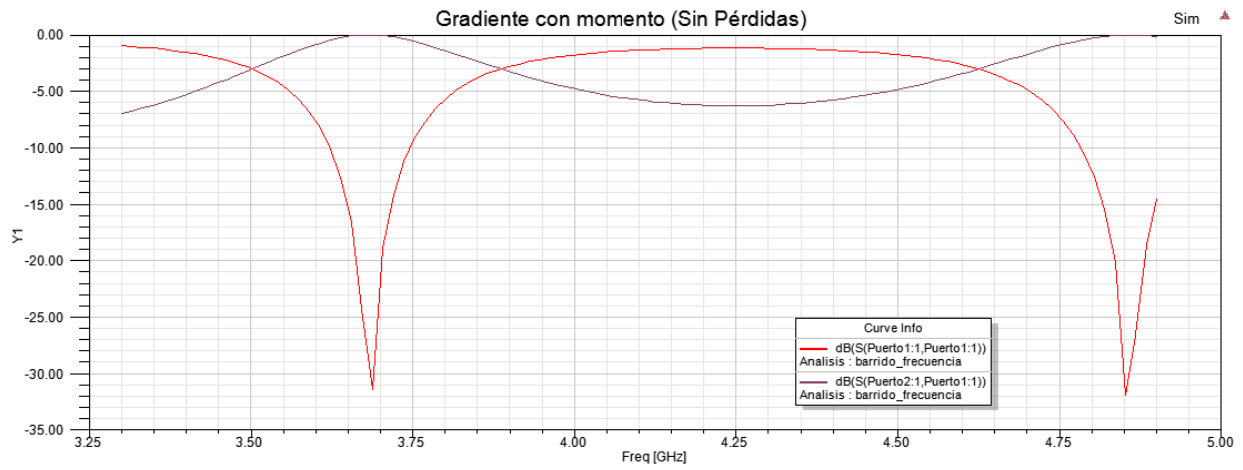


Figura 3.15: Resultado gradiente con momento sin pérdidas

3.3.2.2 Caso con pérdidas

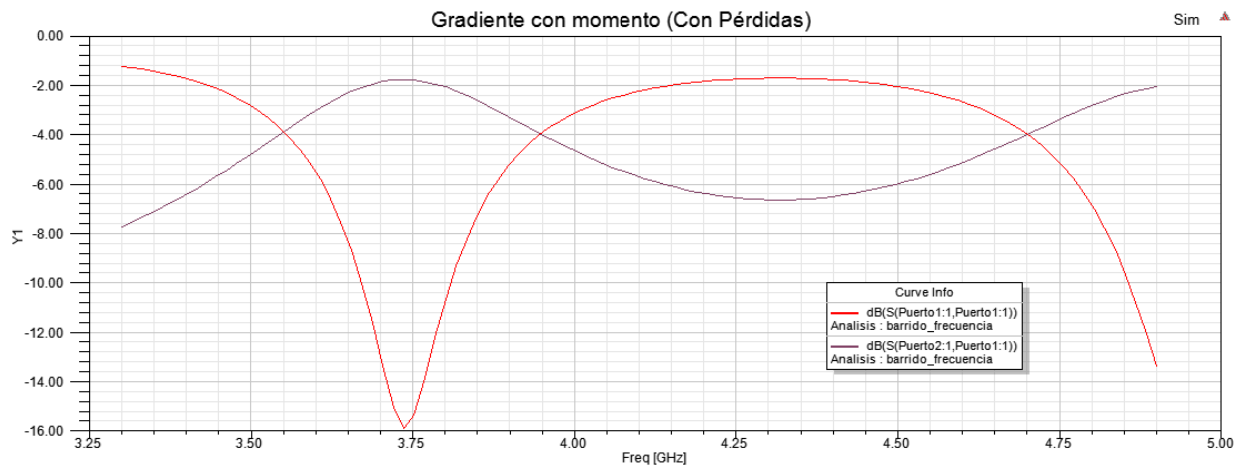


Figura 3.16: Resultado gradiente con momento con pérdidas

3.3.3 Newton

3.3.3.1 Caso sin pérdidas

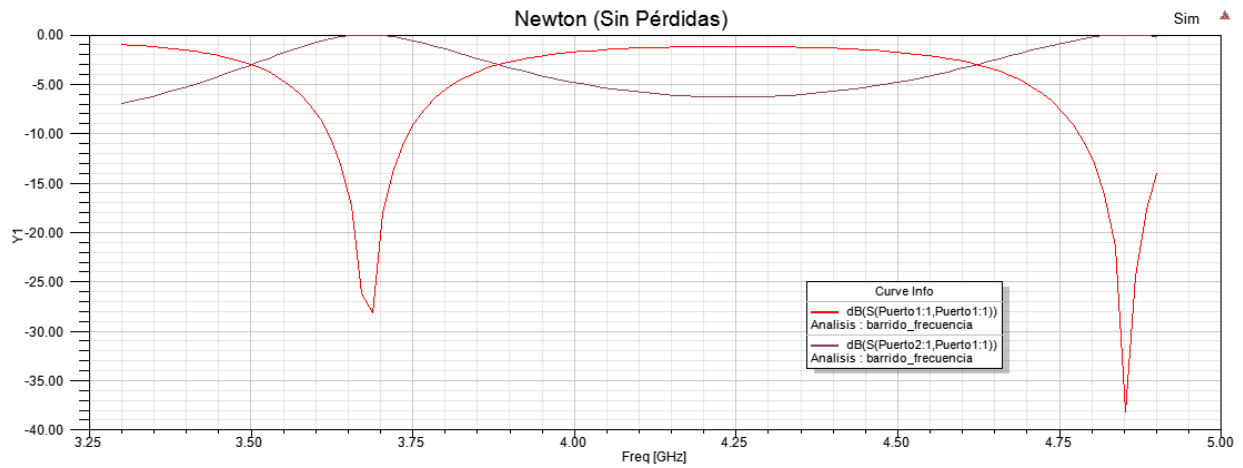


Figura 3.17: Resultado Newton sin pérdidas

3.3.3.2 Caso con pérdidas

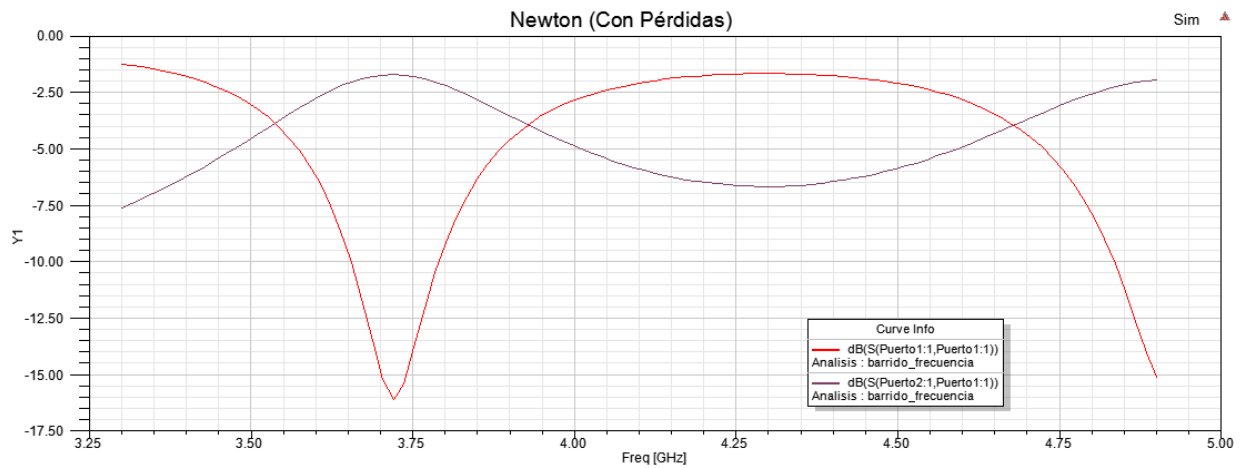


Figura 3.18: Resultado Newton con pérdidas

Capítulo 4: Técnicas de diversidad

En esta sección se presentan algunas formas de obtener unos resultados más precisos mediante la obtención de más información. Hasta ahora se ha empleado la solución analítica, basada en ecuaciones muy precisas tal y como se ha expuesto con anterioridad. Sin embargo, para emplear alguna de las técnicas que se van a presentar no es posible utilizar la solución analítica. Es por ello que se va a hacer uso de una solución numérica, obtenida mediante el programa HFSS.

Concretamente, se va a emplear el programa HFSS para obtener los parámetros S dados los valores de ϵ_r y $\tan(\delta)$ para después utilizar Matlab con el fin de evaluar la función de coste y determinar el siguiente valor de ϵ_r y $\tan(\delta)$ hasta que se llegue al valor óptimo. Este proceso se ilustra en la siguiente figura:

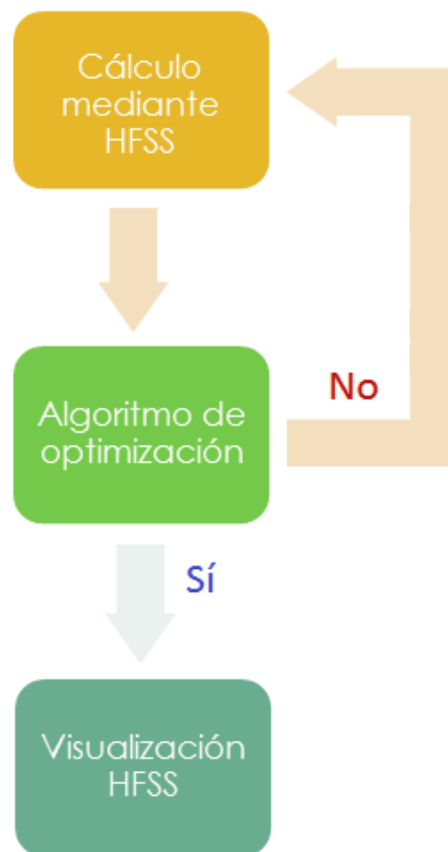


Figura 4.1: Diagrama de flujo solución numérica

Cabe destacar que a solución que proporciona HFSS es una solución aproximada en la que existen errores numéricos por lo que no se puede llegar al cero absoluto hacia el que converge la solución analítica. De manera que sólo se podrá llegar a un mínimo local puesto que el espacio de solución en el caso analítico es más reducido. Esto queda más claro mediante la siguiente figura, en la que se muestra para el caso sin pérdidas y empleando el algoritmo de Newton la diferencia entre los valores de ϵ_r obtenidos a partir de la solución analítica y numérica, respectivamente.

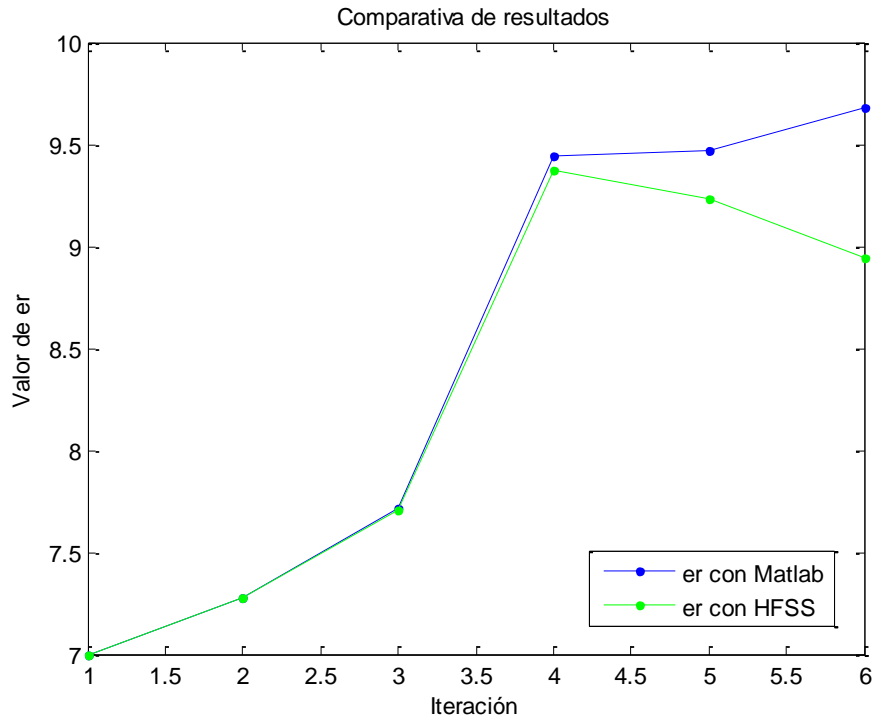


Figura 4.2: Comparativa entre resultados obtenidos con Matlab y HFSS

Iteración	$\epsilon_{r\text{ HFSS}}$	$\epsilon_{r\text{ Matlab}}$
1	7	7
2	7.2729	7.2745
3	7.7105	7.7155
4	9.3763	9.4420
5	9.2286	9.4727
6	8.9410	9.6810

Tabla 9: Resultados obtenidos con Matlab y HFSS

Debido a los errores numéricos no se va a poder conseguir el valor óptimo en ningún caso, de manera que se tomará el valor más próximo al óptimo.

Como se mencionó en capítulos anteriores se va a seguir empleando el algoritmo de Newton para optimizar la función de coste. En los siguientes apartados sólo se va a analizar el caso con pérdidas puesto que un escenario sin pérdidas es una situación ideal.

4.1 Frecuencia

Con el fin de obtener un mayor número de datos se van a considerar 100 puntos en frecuencia, por este motivo es necesario recalculer el valor de $\Delta \tan(\vartheta)$ ya que con el valor obtenido en el capítulo 2 no se consigue convergencia del algoritmo si se mantiene el valor de $\Delta \epsilon_r$.

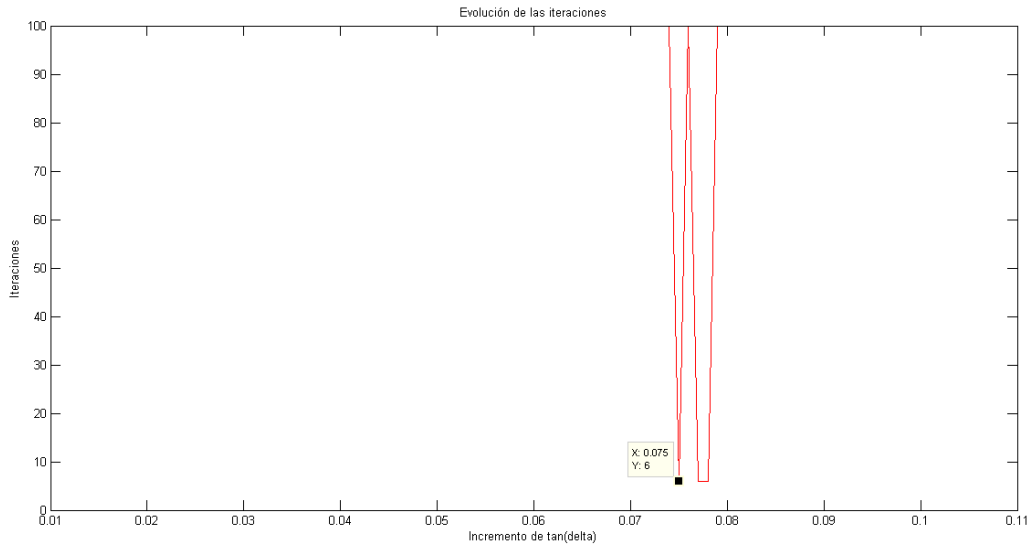


Figura 4.3: Evolución del número de iteraciones frente a $\Delta \tan(\theta)$

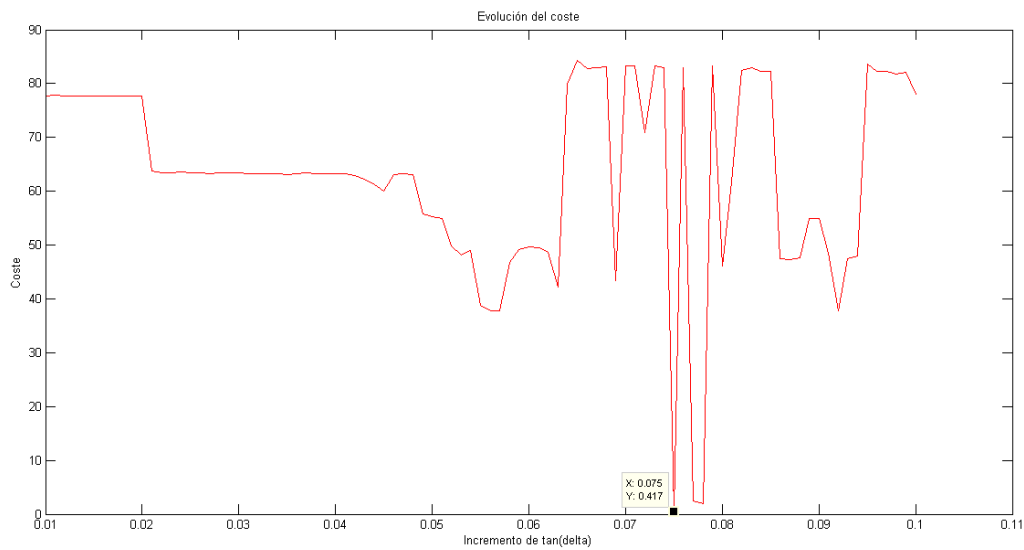


Figura 4.4: Evolución del coste frente a $\Delta \tan(\theta)$

De modo que los valores que se van a emplear en esta sección son $\Delta \epsilon_r = 0.71$ y $\Delta \tan(\theta) = 0.075$.

4.1.1 Frecuencia única

En este caso el análisis se realiza frecuencia a frecuencia, de manera que la función de coste a evaluar ahora carece de los términos de sumatorio los cuales hacen referencia a todas las frecuencias empleadas en el análisis, como ocurría anteriormente.

$$C = \eta \left| S_{11}^{(opt)} - S_{11} \right| + \xi \left| S_{21}^{(opt)} - S_{21} \right|$$

De modo que los resultados obtenidos son los que se muestran a continuación.

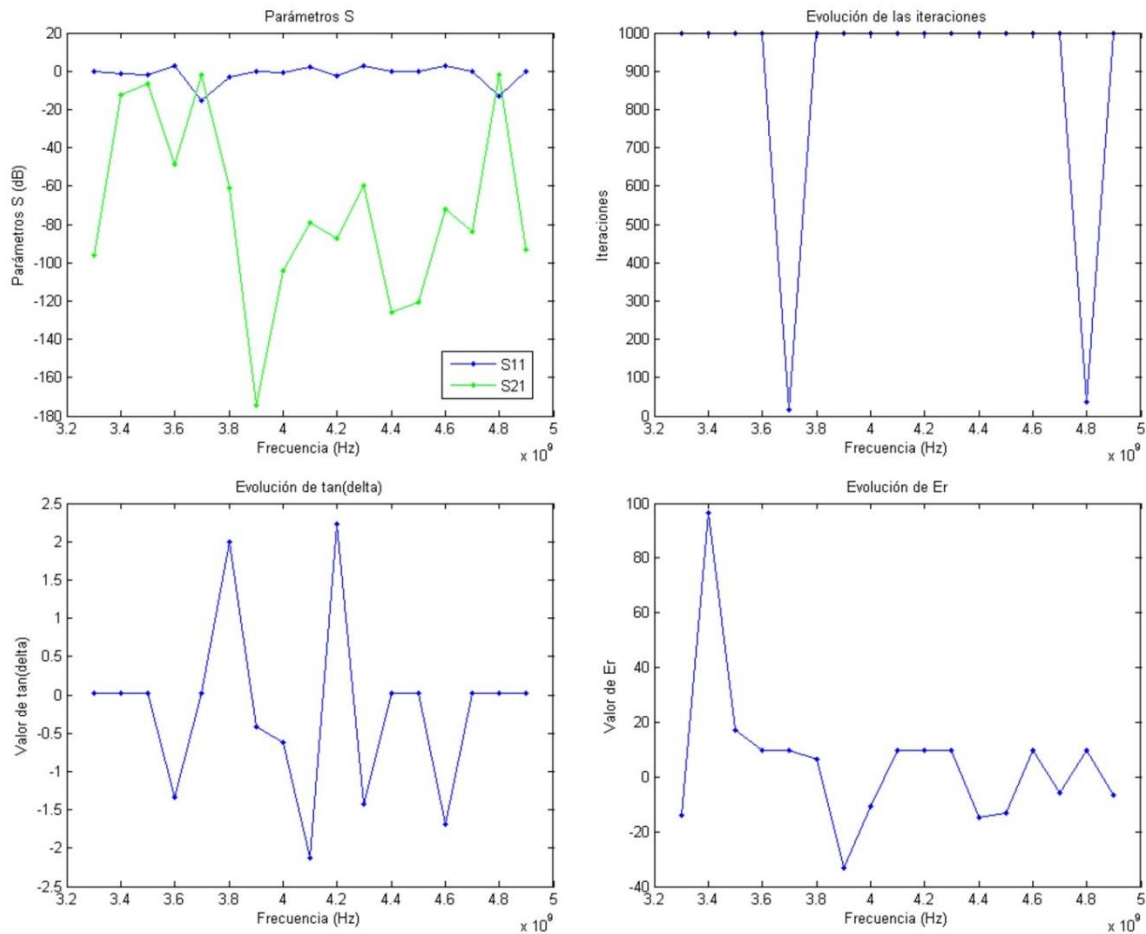


Figura 4.5: Parámetros S, Iteraciones, valor de ϵ_r y de $\tan(\delta)$ en función de la frecuencia

Para ver los resultados de una forma más clara y resumida se presentan en la siguiente tabla.

Frecuencia (GHz)	Iteraciones	ϵ_r	$\tan(\delta)$
3.3	1000	-14.1764	0.0207
3.4	1000	96.4514	0.0203
3.5	1000	17.2677	0.0197
3.6	1000	9.7954	-1.3396
3.7	16	9.6813	0.0198
3.8	1000	6.4312	1.9949
3.9	1000	-33.0867	-0.4179
4.0	1000	-10.7951	-0.6204
4.1	1000	9.8695	-2.1319
4.2	1000	9.6325	2.2238
4.3	1000	9.8978	-1.4307
4.4	1000	-14.6839	0.0206
4.5	1000	-13.0070	0.0202
4.6	1000	9.7004	-1.6848

4.7	1000	-5.9242	0.0196
4.8	37	9.8999	0.0203
4.9	1000	-6.7272	0.0207

Tabla 10: Resultados obtenidos para cada frecuencia

A la vista tanto de las gráficas como de la tabla, se aprecia que se obtiene convergencia del algoritmo en sólo dos casos, puesto que para el resto de frecuencias el algoritmo se detiene tras 1000 iteraciones. Si se analizan las frecuencias para las que converge la solución, se aprecia que se tratan de los dos puntos en el caso óptimo donde se produce un máximo de transmisión (máximo de S_{21}) y un mínimo de reflexión (mínimo de S_{11}). Ahora se va a proceder a evaluar qué ocurre empleando un rango de frecuencias para conseguir mayor diversidad.

4.1.2 Ancho de banda de frecuencia

En este caso se hace uso de las frecuencias anteriores utilizándolas de forma conjunta, tal y como se ha hecho a lo largo del proyecto.

Tras ejecutar el programa, se comparan los resultados obtenidos con los óptimos puesto que como se ha explicado anteriormente nunca coincidirán. Por este motivo, es necesario establecer el valor más cercano al óptimo para tomarlo como resultado válido de esta sección.

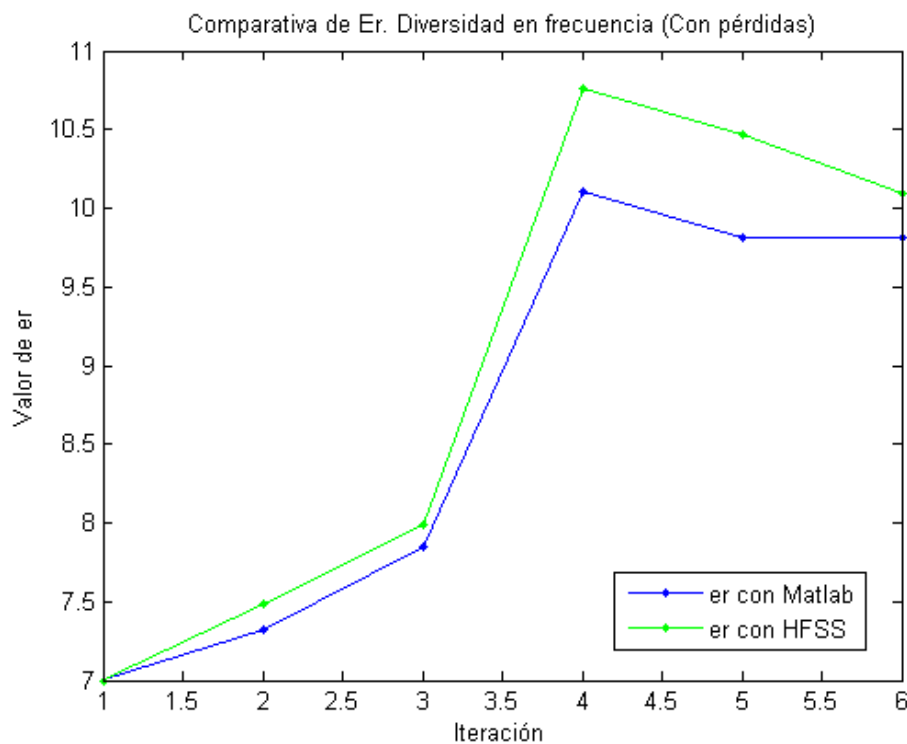


Figura 4.6: Comparativa entre resultados obtenidos con Matlab y HFSS para ϵ_r

Iteración	ϵ_r HFSS	ϵ_r Matlab
1	7	7
2	7.4810	7.3215

3	7.9830	7.8487
4	10.7645	10.1051
5	10.4675	9.8086
6	10.0932	9.8086

Tabla 11: Resultados obtenidos con Matlab y HFSS para ϵ_r .

Como puede observarse en la tabla anterior, se obtiene un resultado de apenas una desviación de 0.3 para el valor del parámetro ϵ_r tras 6 iteraciones.

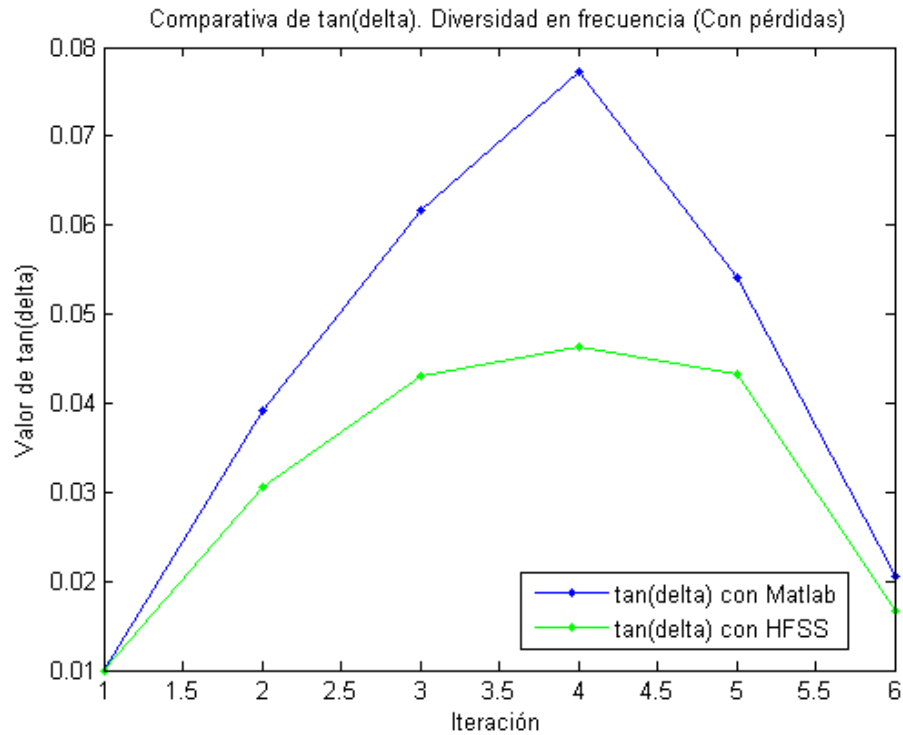


Figura 4.7: Comparativa entre resultados obtenidos con Matlab y HFSS para $\tan(\delta)$

Iteración	$\tan(\delta)_{HFSS}$	$\tan(\delta)_{Matlab}$
1	0.01	0.01
2	0.0305	0.0392
3	0.0431	0.0616
4	0.0463	0.0773
5	0.0432	0.0542
6	0.0167	0.0205

Tabla 12: Resultados obtenidos con Matlab y HFSS para $\tan(\delta)$

En cuanto al valor de $\tan(\delta)$ se obtiene una diferencia respecto del valor considerado óptimo de 0.004 aproximadamente.

De modo que tomando los valores anteriormente determinados como válidos, se representan a continuación los parámetros S que proporcionan.

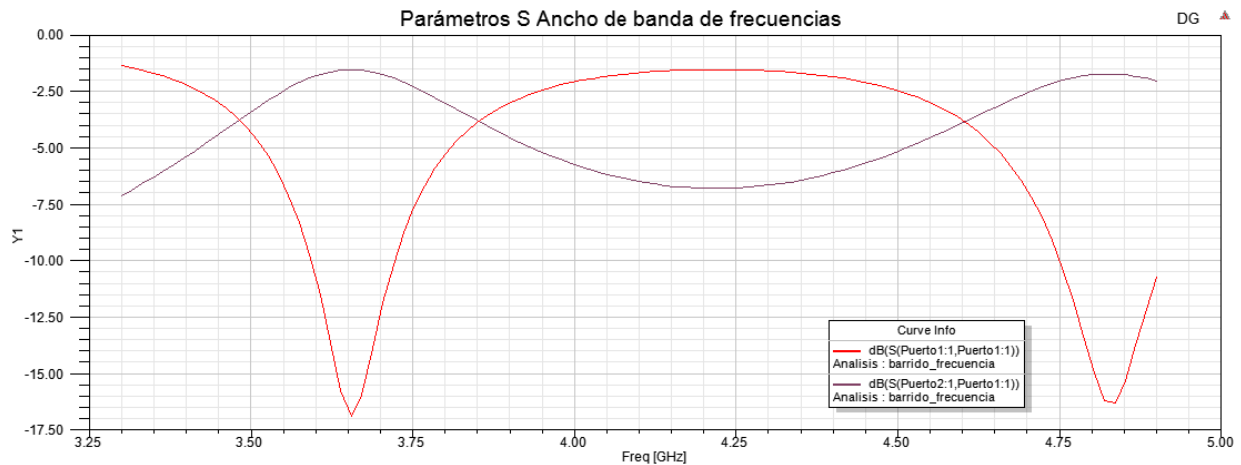


Figura 4.8: Parámetros S para el ancho de banda empleado

Para que se vea de forma más clara la cercanía de los valores obtenidos con respecto a los valores óptimos, se muestran los parámetros S para cada caso:

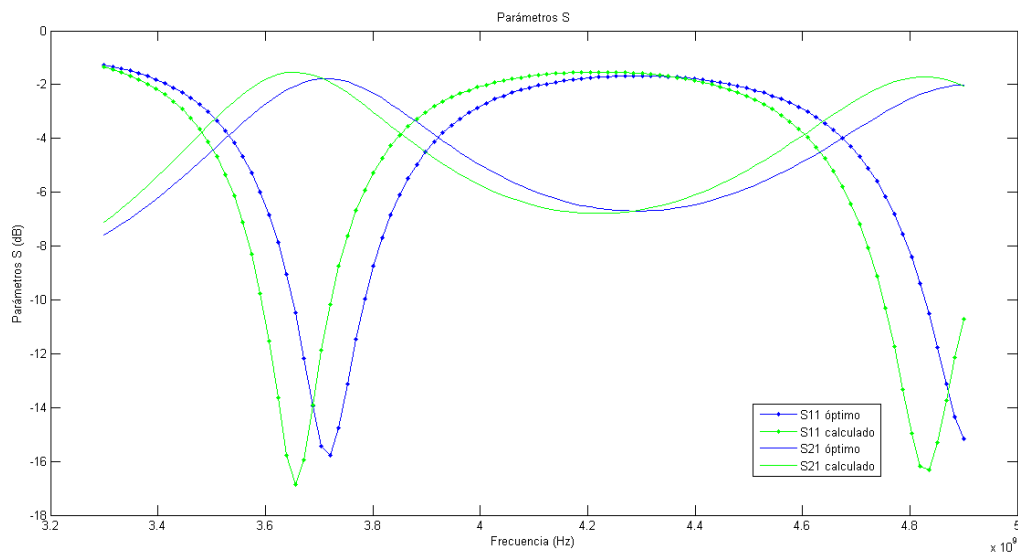


Figura 4.9: Comparativa parámetros S óptimos y calculados

Comparando los resultados obtenidos en este apartado y en el anterior, en el que se realizaba el análisis frecuencia a frecuencia, se observa que se obtiene una mayor diversidad empleando todo el rango de frecuencias para el análisis puesto que la convergencia es mucho más rápida. Concretamente, en este caso el algoritmo converge tras 6 iteraciones mientras que en el otro caso lo hacía en 16 para la frecuencia de 3.7 GHz y en 37 para 4.8 GHz.

4.2 Varias orientaciones de la muestra

Esta sección surge a raíz de la lectura de un artículo de Daniel Sjöberg and Christer Larsson [15] en el cual presentan un método con la intención de reducir las imprecisiones e inestabilidades presentes al caracterizar materiales presentes en guías de onda.

El método empleado se basa en la medida de parámetros S para tres diferentes orientaciones de una muestra rectangular dentro de una guía de onda rectangular. Las geometrías correspondientes son modeladas con un simulador comercial, tomando los parámetros del material como entrada. Los parámetros de la muestra del material se encuentran minimizando la distancia al cuadrado entre los valores medidos y los parámetros S calculados.

Las propiedades electromagnéticas de los materiales normalmente se caracterizan mediante una configuración de guía de onda, donde los datos de reflexión y transmisión son usados para establecer los valores de permitividad y permeabilidad de la muestra, normalmente se usa el algoritmo de Nicolson-Ross-Weir (NRW). Sin embargo, esta configuración sufre algunas limitaciones importantes: la muestra tiene que encajar en la sección cruzada de la guía, y cuando el espesor de la muestra está cerca de un múltiplo de media longitud de onda, el algoritmo NRW se vuelve inestable. Sjöberg y Larsson demostraron que la causa de dicho problema no reside en el algoritmo en sí mismo, sino que puede ser un efecto de información pobre en los datos reflejados, los cuales son cero para la frecuencia de media longitud de onda. El propósito de esta investigación es determinar cuanta de esta información que se pierde puede ser contrarrestada extrayendo más datos medidos de una única muestra de material.

La idea principal del artículo es emplear diferentes medidas del mismo material para deducir información acerca de las propiedades del material. Se emplea Cramer-Rao Lower Bound (CRLB) para cuantificar la información disponible de varios datos medidos. Este método se presenta para una situación donde la muestra llena completamente la sección cruzada de la guía. El CRLB cuantifica la menor variación posible de una estimación no sesgada de los parámetros a partir de un conjunto de datos particular, que corresponde a una configuración de la medida en particular.

Se consideraron tres muestras de material. Dos de ellos son no magnéticos ($\mu_r = 1$) con permitividades relativas alrededor de 2,9 con una pequeña parte imaginaria (alrededor de 0,01). El tercero es un material magnético de alto contraste, con permitividad relativa alrededor de 20, la permeabilidad relativa alrededor de 2, y las partes imaginarias de ambos parámetros en el orden de 1. La altura y la anchura de todas las muestras fueron igual a la altura y la anchura de la guía de onda rectangular respectivamente, y sus longitudes eran 5,1 mm (muestra fina), 9,6 mm (muestra de espesor), y 2,0 mm (muestra magnética).

En este caso la función de error es de la forma:

$$f(\epsilon_r, \mu_r) = \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 |S_{ij,\text{synt}}^{(n)}(\epsilon_r, \mu_r) - S_{ij,\text{meas}}^{(n)}|^2$$

De forma que se obtiene una mayor diversidad puesto que se incrementa el número de datos obtenido mediante la utilización de tres muestras en lugar de una sola.

Tras haber estudiado el artículo anterior, se plantea la idea de emplear varias medidas para diferentes muestras tal y como se explica en dicho artículo. Concretamente estas medidas se corresponden con tres tipos de muestras de un mismo material, donde la única diferencia entre ellas es su geometría pues todas ellas se situarán en la parte central de la guía. Dichos tipos son los siguientes: una muestra que abarcará la parte central de la guía en su totalidad, tal y como se ha estado viendo hasta ahora; una muestra que ocupará la parte central de la guía pero hasta la mitad de la altura de ésta y, finalmente, otra que irá en la totalidad de la altura de la guía pero a mitad de su anchura.

Para la obtención de los resultados se va a utilizar una única frecuencia, concretamente 3.7 GHz que es el valor de frecuencia para el que convergía el algoritmo en el caso de emplear una única frecuencia con el menor número de iteraciones en la sección 4.1.1.

En cuanto a los valores de los incrementos a emplear para ϵ_r y $\tan(\delta)$, se mantienen los obtenidos en la sección mencionada anteriormente.

Con intención de determinar si la variación de las dimensiones de la muestra es una forma eficaz de obtener los resultados deseados, se van a combinar todas las muestras a considerar para comprobarlo.

A continuación se procede a presentar los resultados obtenidos para cada una de las configuraciones descritas anteriormente.

4.2.1 Muestra completa

Para evitar repeticiones no se muestran las imágenes de la muestra completa, así como de las condiciones de contorno de la misma ya que se presentaron en la sección 3.2. Los resultados se consiguen tras 26 iteraciones haciendo uso del script creado para que se ejecute de manera automática HFSS, a continuación se muestra una tabla con los resultados más significativos:

<i>Iteración</i>	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.01
2	7.0938	0.0132
3	7.1962	0.0164
4	7.3106	0.0195
...
22	7.7316	0.0195
23	8.0507	0.0195
24	10.4780	0.0195
25	10.2521	0.0195
26	9.9490	0.0195

Tabla 13: Resultados para la muestra completa

A la vista de la tabla, se aprecia que se llega a la solución óptima para $\tan(\delta)$ en tan sólo 4 iteraciones y tras 26 se obtiene un valor muy aceptable de ϵ_r . A continuación se muestra la comparativa con la solución óptima.

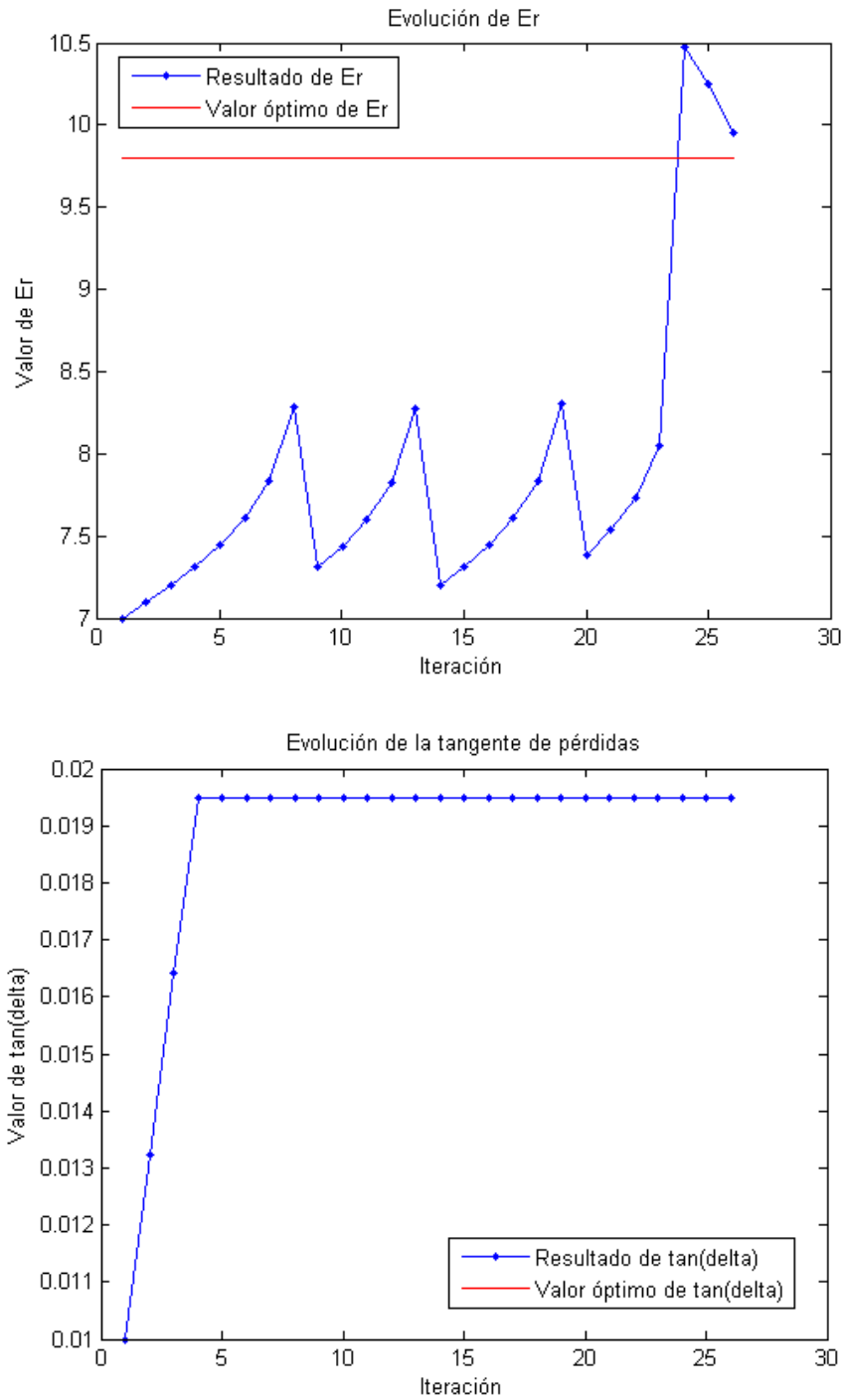


Figura 4.10: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) para la muestra normal

4.2.2 Muestra con la mitad de altura

Se presentan las imágenes correspondientes a la muestra que tiene la mitad de altura que la original, tanto los materiales que la componen como las condiciones de contorno de cada uno de ellos.

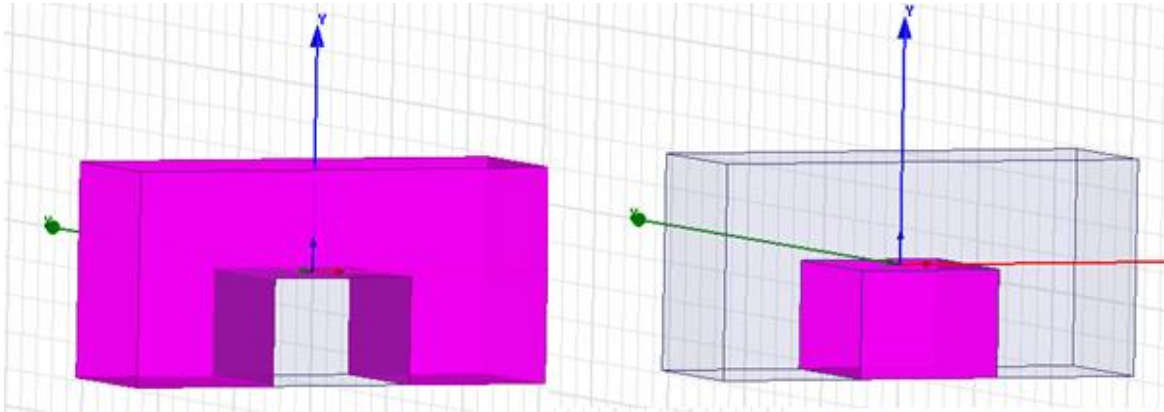


Figura 4.11: Materiales de la muestra: vacío (izqda), dieléctrico (dcha)

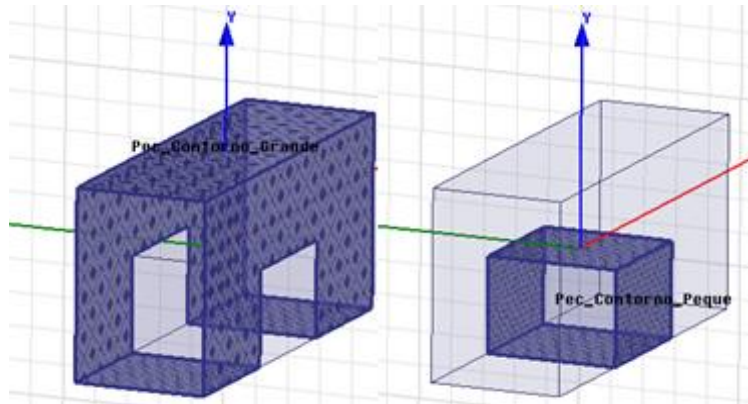


Figura 4.12: Condiciones de contorno de cada material

Tras numerosas iteraciones y observando que no se produce convergencia en ningún momento, se decide detener la simulación en la iteración 70, observando que los mejores resultados tanto para ϵ_r como para $\tan(\delta)$ se obtienen en la iteración 68. Dichos resultados distan mucho de los valores deseados.

Iteración	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.01
2	6.0146	-0.3298
3	6.0845	-0.3356
4	6.1687	-0.3411
5	6.2608	-0.3472
6	6.3758	-0.3534
...
46	8.4541	-0.3632

47	8.4670	-0.3598
48	8.4795	-0.3562
...
67	8.7298	-0.1599
68	8.7665	0.0043

Tabla 14: Resultados para la muestra con la mitad de altura

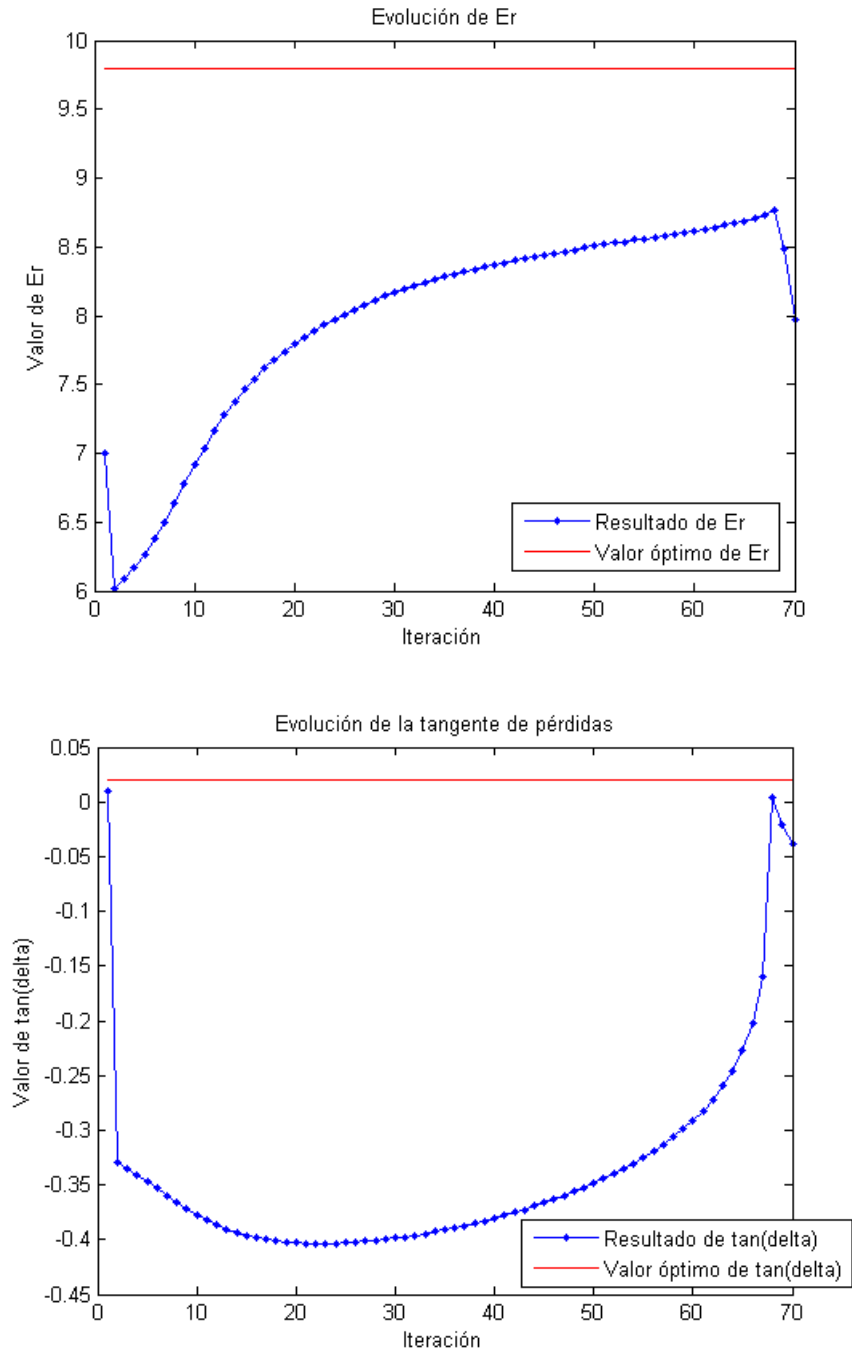


Figura 4.13: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) para la muestra con la mitad de altura

4.2.3 Muestra con la mitad de anchura

Se procede de igual modo que en el caso anterior.

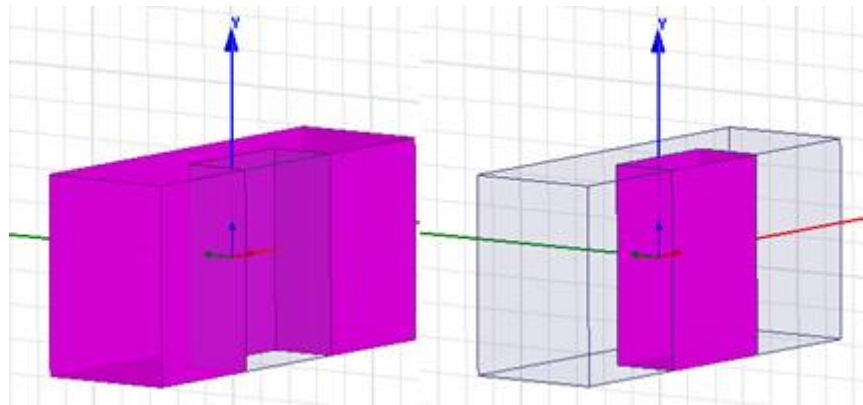


Figura 4.14: Materiales de la muestra: vacío (izqda), dieléctrico (dcha)

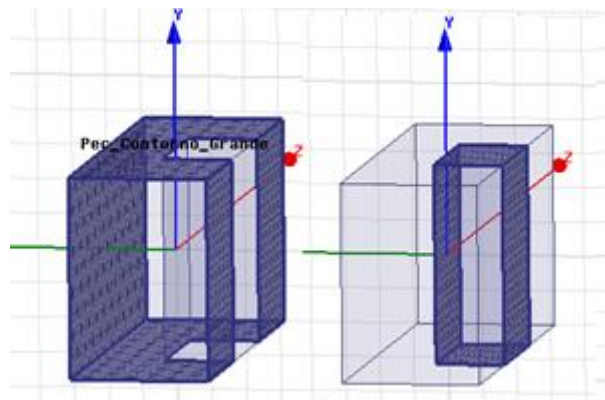


Figura 4.15: Condiciones de contorno de cada material

Los resultados en este caso son los que se muestran a continuación:

Iteración	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.01
2	6.5616	0.0400
3	5.4803	0.0632
4	7.0307	0.0676
...
22	7.6616	0.0423
23	6.9921	0.0214
24	6.4684	0.0214
25	6.6831	0.0214
26	8.9107	0.0214

Tabla 15: Resultados para la muestra con la mitad de anchura

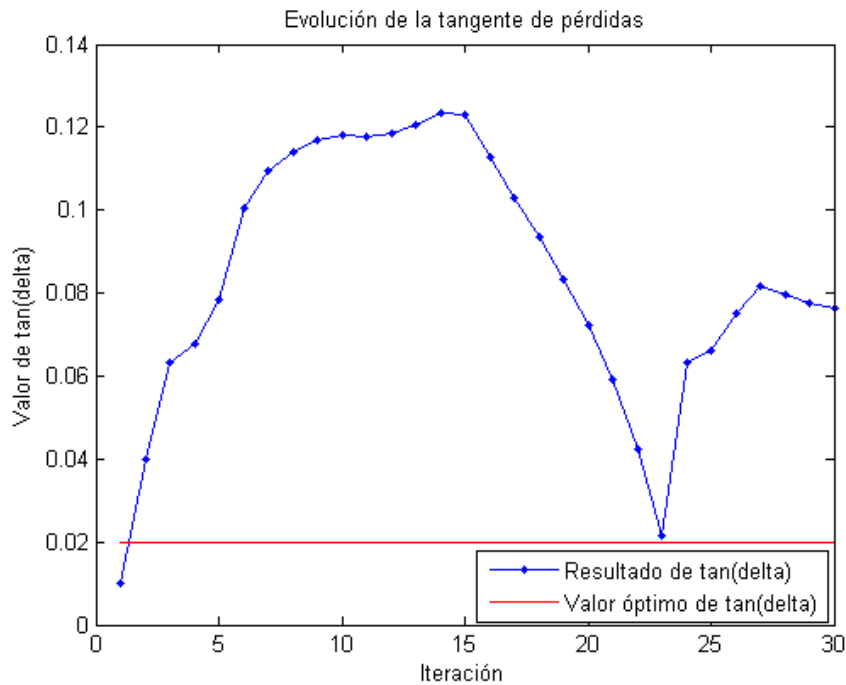
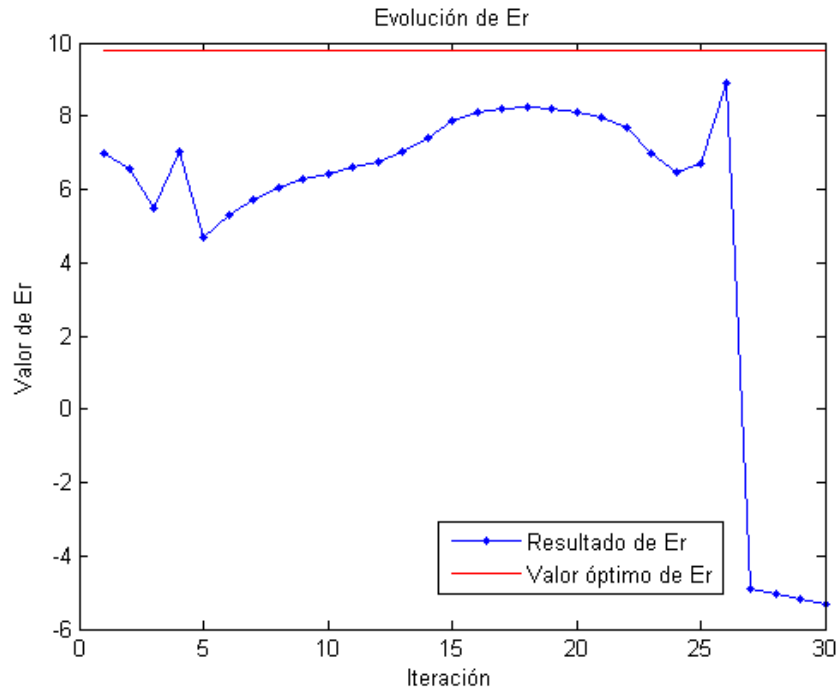


Figura 4.16: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) para la muestra con la mitad de anchura

Al igual que ocurría en el caso anterior, tras más de 30 iteraciones se decide detener la simulación y observando los resultados obtenidos se determina que los mejores se consiguen en la iteración

26. En dicho punto se ha logrado alcanzar la convergencia de $\tan(\delta)$ pero el parámetro ϵ_r dista del óptimo en casi un punto.

4.2.3.1 Orientación opuesta de la muestra

Se va a analizar si se obtienen resultados diferentes si se coloca la muestra bajo estudio en la otra mitad de la parte central, tal y como muestran las siguientes figuras.

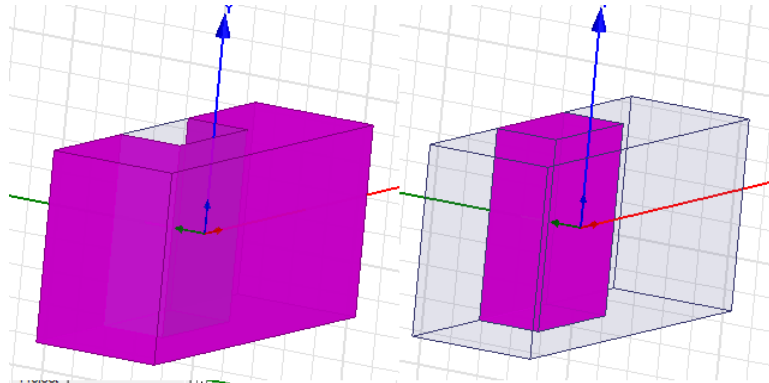


Figura 4.17: Materiales de la muestra: vacío (izqda), dieléctrico (dcha)

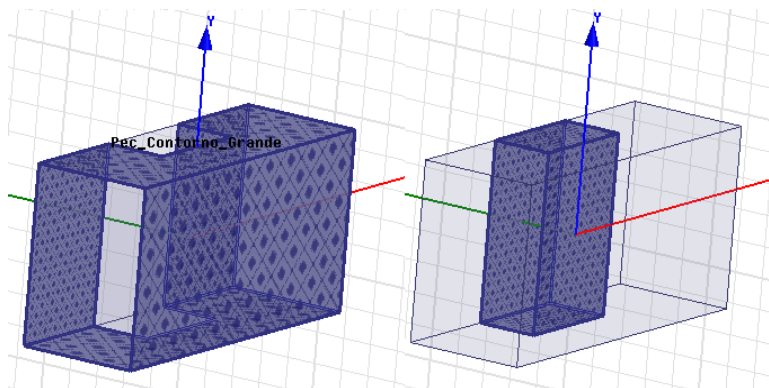


Figura 4.18: Condiciones de contorno de cada material

Los resultados que se obtienen son:

Iteración	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.01
2	6.5576	0.0659
3	6.9363	0.0707
4	-3.3573	0.0856

Tabla 16: Resultados para la muestra con la mitad de anchura en el lado opuesto

A la vista de los resultados se aprecia que son distintos a los del apartado anterior, por tanto, se pueden usar las configuraciones opuestas a las muestras con el fin de obtener un mayor número de datos para evaluar la función de coste y conseguir así mayor diversidad.

4.2.4 Uso de todas las muestras

Como se ha mencionado con anterioridad, se van a combinar todas las muestras para tratar de conseguir un resultado cercano al óptimo. En este caso, la función de coste toma la forma:

$$C = \eta \sum_n |S_{11}^{(opt)} - S_{11}|^{(n)} + \xi \sum_n |S_{21}^{(opt)} - S_{21}|^{(n)}$$

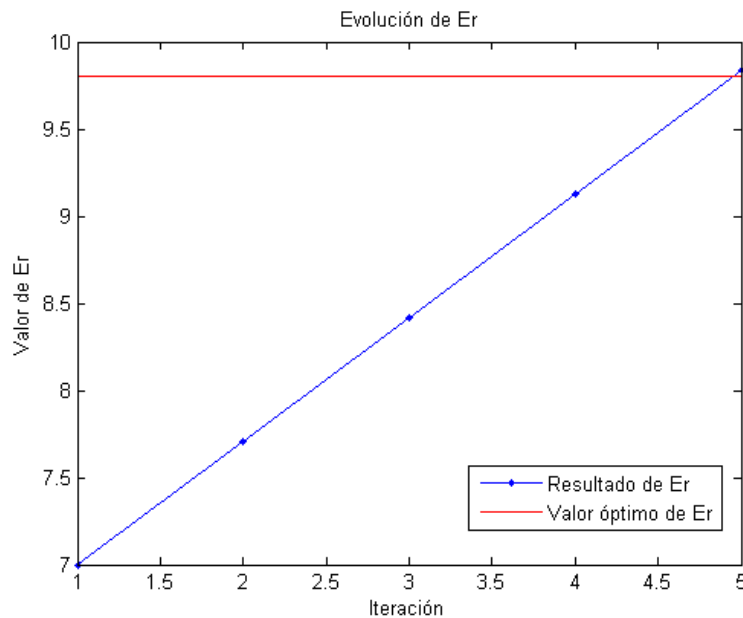
Donde n se refiere a cada una de las muestras empleadas.

Los resultados obtenidos se muestran a continuación:

Iteración	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.01
2	7.71	0.0266
3	8.42	0.0266
4	9.13	0.0266
5	9.84	0.0266

Tabla 17: Resultados para todas las muestras

Observando los resultados se ve que se obtienen en muy pocas iteraciones, y más concretamente el valor para $\tan(\delta)$, pues basta con tan sólo 2 iteraciones. Además, el valor de ϵ_r es prácticamente el óptimo, diferenciándose de éste en sólo 0.04. Sin embargo, estos excelentes resultados conllevan un altísimo coste computacional y, consecuentemente, temporal. Esto se debe a que es necesario hacer 15 llamadas por iteración a la función que analiza los parámetros S a través de HFSS, 5 llamadas por cada muestra. Teniendo en cuenta que cada cálculo de los parámetros S tarda entre 10 y 15 minutos, el tiempo que transcurre hasta obtener estos resultados es de casi 24 horas.



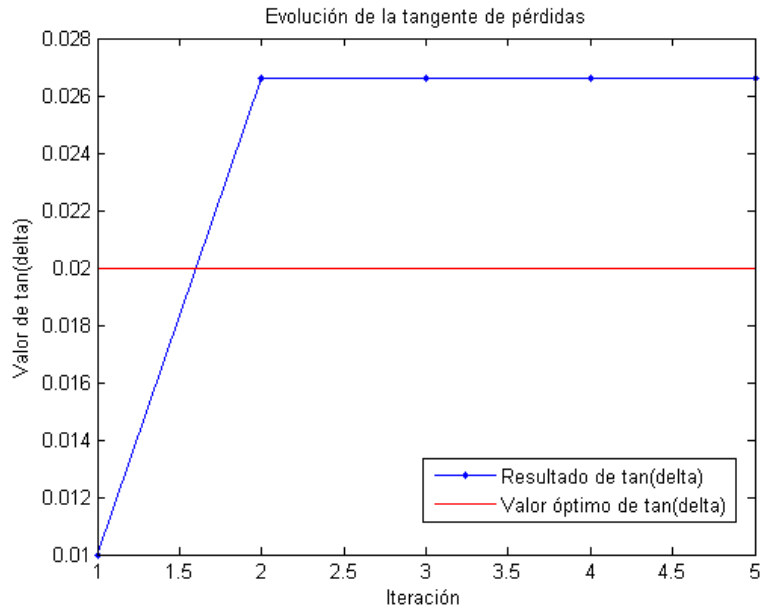


Figura 4.19: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) para todas las muestras

4.3 Guía Multimodo

En este caso se va a emplear la propagación de otro modo además del fundamental por la guía para conseguir un mayor número de datos y disponer así de más información con el fin de minimizar la función de coste. Para lograr dicho objetivo es necesario seleccionar una frecuencia de trabajo mayor que la frecuencia de corte del segundo modo, que en este caso se corresponde con 4.55 GHz. De modo que la frecuencia a emplear es 5 GHz.

El segundo modo que se propaga por la guía puede tratarse del TE_{11} o del TM_{11} , puesto que ambos tienen la misma frecuencia de corte. Por este motivo, es imprescindible analizar cuál de los modos es el que emplea HFSS en el análisis. Para ello, se realizará una comparación entre los resultados obtenidos mediante HFSS y mediante Matlab, usando las ecuaciones del modo TE y del modo TM, en el cálculo de los parámetros S de la solución óptima con pérdidas.

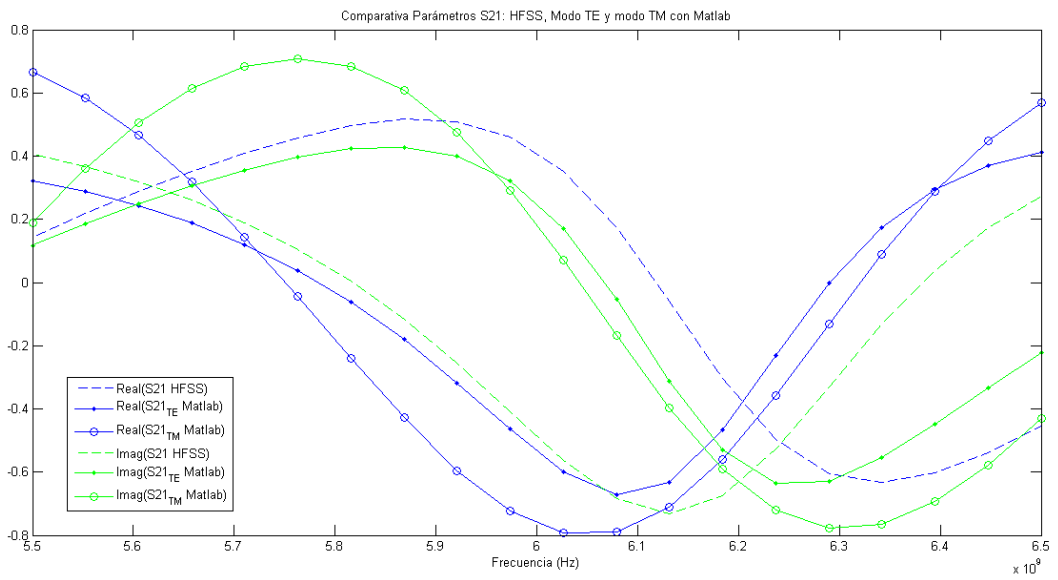
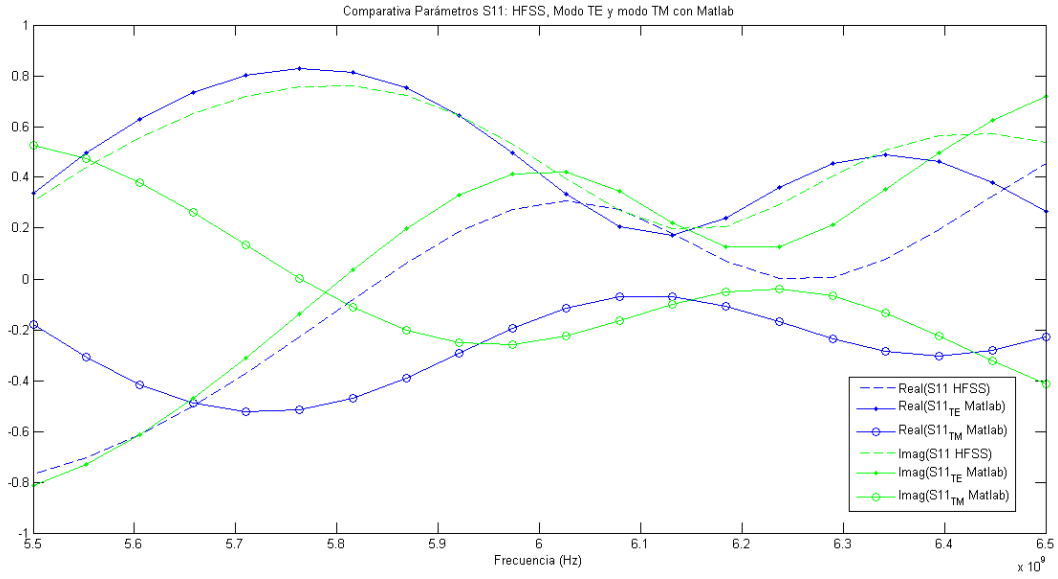


Figura 4.20: Comparativa entre HFSS y Matlab del parámetro S_{11} (superior) y S_{21} (inferior)

A la vista de las imágenes anteriores se puede descartar que sea el modo TM_{11} con el que trabaja HFSS, para ver con mayor claridad de que el que emplea es el modo TE_{11} se presentan a continuación las gráficas sin el modo TM_{11} .

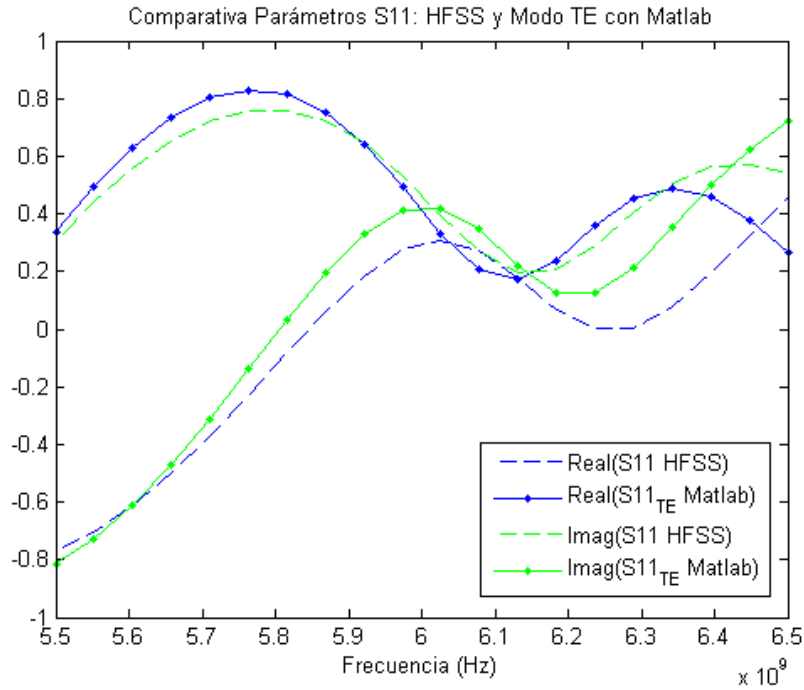


Figura 4.21: Comparativa entre HFSS y modo TE en Matlab del parámetro S_{11}

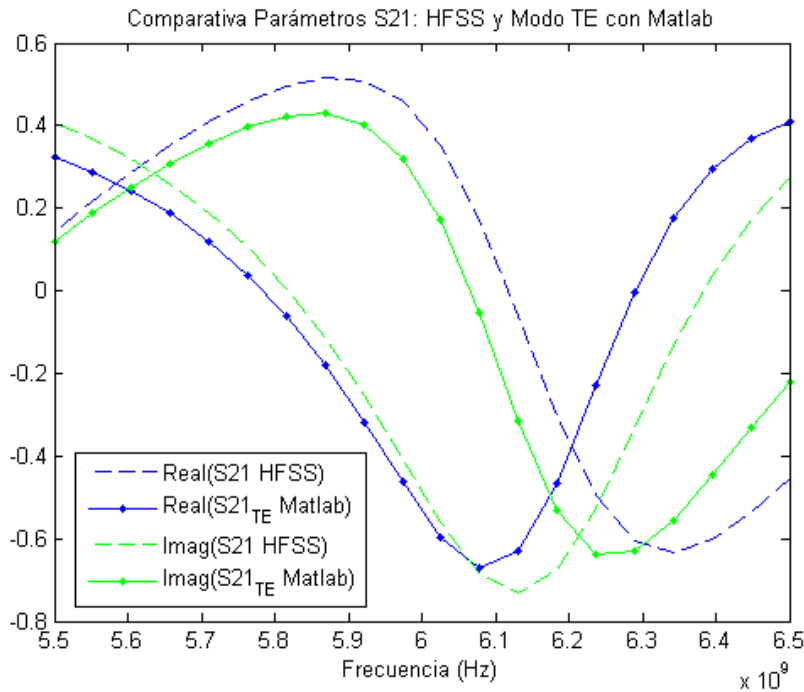


Figura 4.22: Comparativa entre HFSS y modo TE en Matlab del parámetro S_{21}

Como queda demostrado, el modo con el que trabaja HFSS es el modo TE_{11} . Debido a que el análisis es más complejo, las diferencias entre ambos resultados son mayores de forma gráfica

pero son muy pequeñas de manera numérica, aunque esto llevará a errores y medidas imprecisas como se comentó en secciones anteriores.

Puesto que se puede trabajar con la solución analítica, es posible realizar el cálculo de los parámetros $\Delta\epsilon_r$ y $\Delta\tan(\delta)$ que mejor resultado aportan. Para ello se procede como se ha ido haciendo a lo largo de todo este proyecto, de manera que los valores obtenidos son $\Delta\epsilon_r = 0.12$ y $\Delta\tan(\delta) = 0.012$.

En este caso la función de error es la siguiente:

$$C = \eta \sum_m \left| S_{11}^{(opt)(m)} - S_{11}^{(m)} \right| + \xi \sum_m \left| S_{21}^{(opt)(m)} - S_{21}^{(m)} \right|$$

Donde m hace referencia a las contribuciones de los modos, las cuales pueden ser el modo 1 con el modo 1, el modo 1 con el modo 2 o bien, el modo 2 con el modo 2. De esta forma, en este tipo de diversidad se tienen tres valores de cada parámetro para tratar de minimizar el error. Sin embargo, de estos tres valores sólo son válidos dos puesto que la contribución del modo 1 con el modo 2 es nula ya que no hay acoplo del modo 2 al ocupar la muestra todo el volumen central de la guía.

Realizando el análisis bajo las condiciones expuestas anteriormente, se obtienen los siguientes resultados:

<i>Iteración</i>	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.0100
2	7.1210	0.0102
3	7.2420	0.0105
4	7.3629	0.0107
5	7.4839	0.0110
6	7.6048	0.0112
7	7.7259	0.0115
8	7.8471	0.0118
9	7.9684	0.0121
10	8.0901	0.0124
11	8.2122	0.0127
12	8.3348	0.0130
13	8.4582	0.0134
14	8.5828	0.0137
15	8.7091	0.0140
16	8.8379	0.0143
17	8.9707	0.0145
18	9.1106	0.0145
19	9.2659	0.0143
20	9.4807	0.0144
21	9.4505	0.0131

Tabla 18: Resultados para la guía con dos modos de propagación

Como se ha mencionado en párrafos anteriores, es posible emplear la solución analítica con la finalidad de ver cuánta desviación existe entre los valores obtenidos mediante dicha solución y los valores resultantes tras la utilización de la función que proporciona los resultados de los parámetros S mediante HFSS.

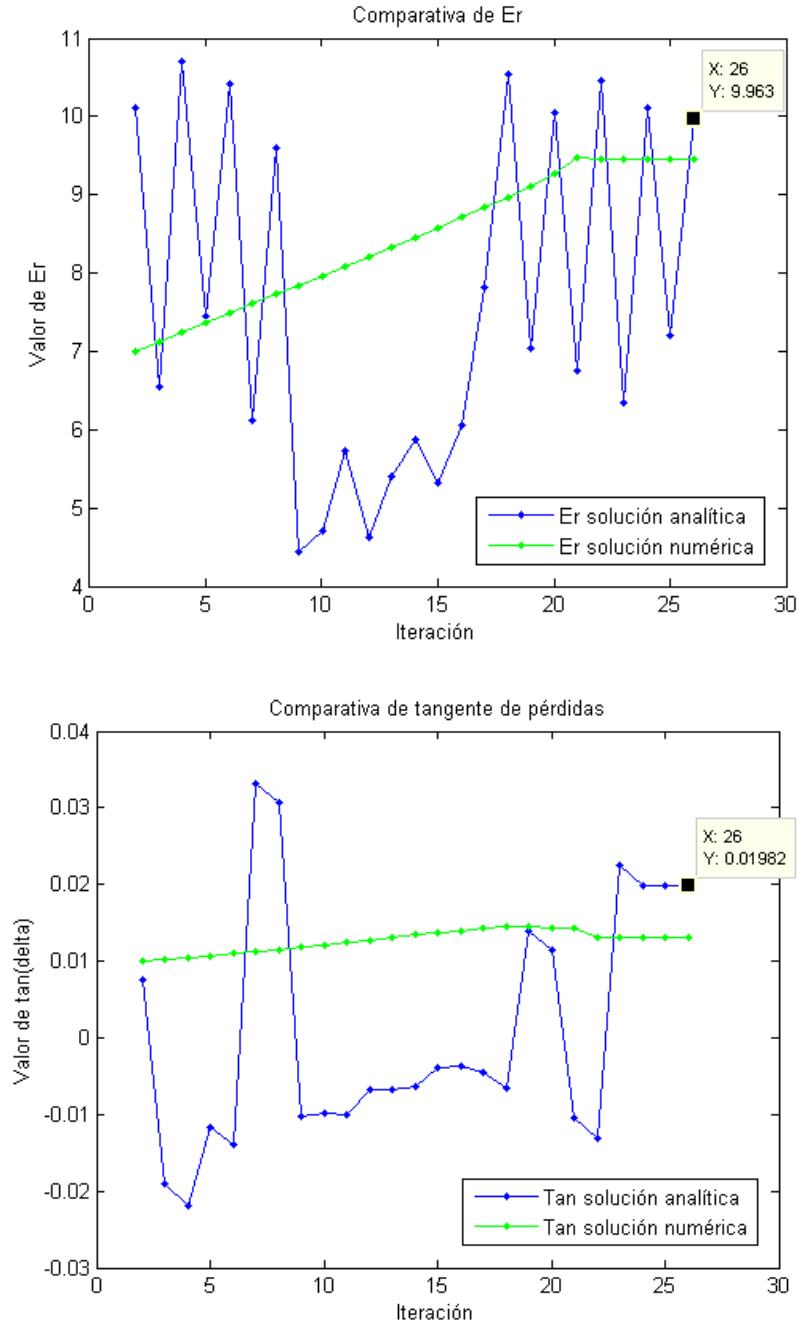


Figura 4.23: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior)

A la vista de las gráficas anteriores es posible determinar que los mejores resultados que se obtienen con la utilización de HFSS son los de la iteración 20, en la que ϵ_r toma un valor de 9.4807 y $\tan(\delta)$ de 0.0144, puesto que en la iteración 21 se aprecia que el algoritmo comienza a diverger.

Dichos valores distan de los considerados óptimos pero no es posible obtener unos valores mejores debido a los errores numéricos que se producen a lo largo del proceso de análisis.

Con el fin de determinar si se produce una mejora o no al emplear dos modos de propagación, se van a presentar a continuación los resultados obtenidos con la solución analítica para la muestra con las dimensiones originales, con el modo fundamental propagándose y con una frecuencia de trabajo de 5 GHz.

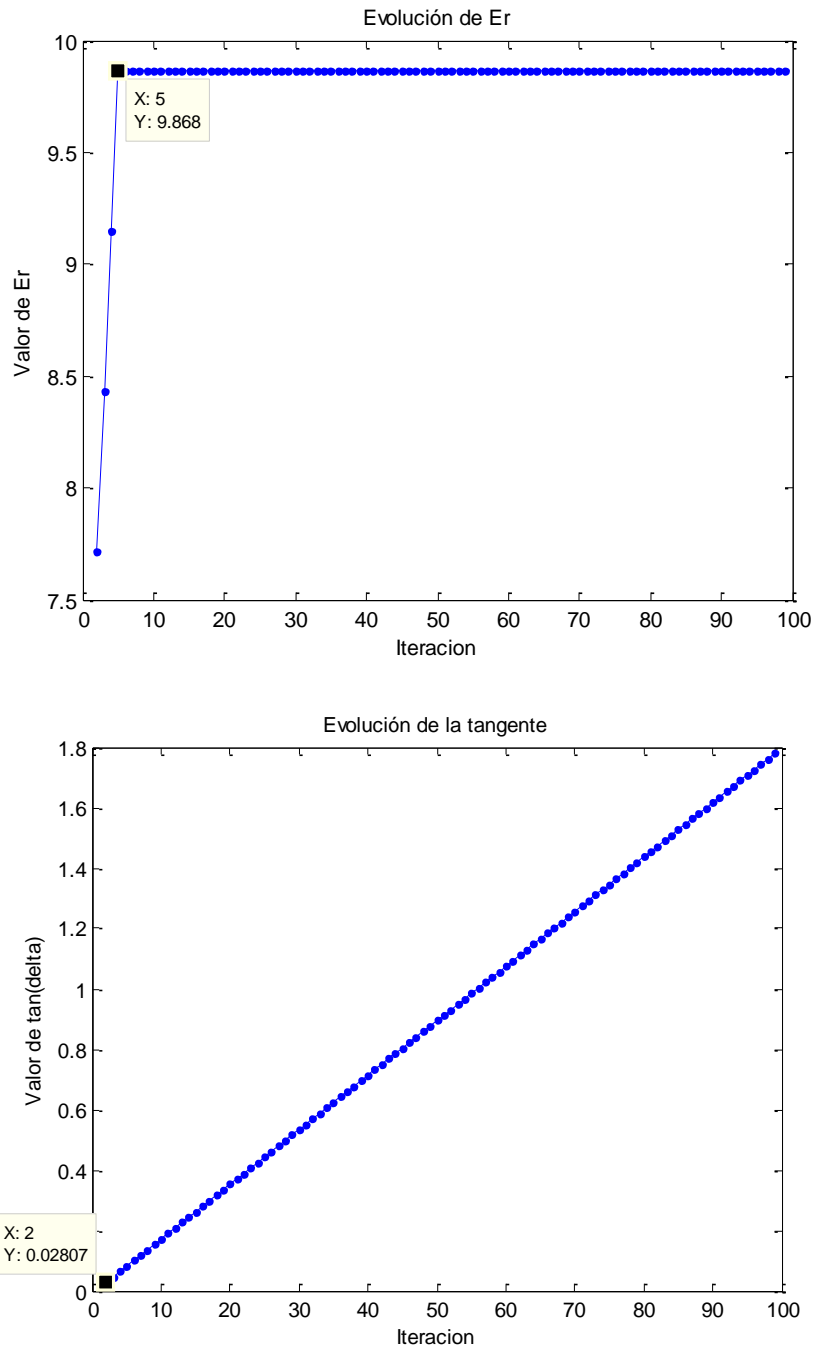


Figura 4.24: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) empleando sólo un modo

A simple vista se observa que se obtiene un buen resultado de ϵ_r con tan sólo 5 iteraciones, sin embargo, el parámetro $\tan(\delta)$ no converge, obteniéndose su mejor resultado en la segunda iteración y distando en 0.008 del resultado esperado. De este modo se puede afirmar que bajo estas condiciones, supone una mejora el uso de dos modos de propagación en el sistema. Es posible que para distintos valores de frecuencia no ocurra lo mismo.

4.3.1 Análisis de la muestra con mitad de anchura

Tal y como se explicó con anterioridad, el modo TE_{11} no se excita puesto que se encuentra con la pieza de material dieléctrico, por este motivo no hay acoplo y la contribución del modo 1 con el modo 2 es nula. Con el fin de evitar esto, se va a analizar el caso de que la pieza de dieléctrico tenga la mitad de anchura que la pieza original, en cuyo caso se soluciona dicho problema y la contribución del modo 1 con el modo 2 ya no es nula. Se ha escogido esta muestra y no la que presenta la mitad de altura puesto que esta última proporcionaba peores resultados.

<i>Iteración</i>	ϵ_r	$\tan(\delta)$
1	7	0.0100
2	7.1167	0.0104
3	7.2330	0.0109
4	7.3484	0.0115
5	7.4630	0.0122
6	7.5776	0.0130
7	7.6906	0.0140
8	7.8038	0.0153
9	7.9172	0.0168
10	8.0323	0.0186
11	8.1503	0.0204
12	8.2728	0.0204
13	8.4004	0.0204
14	8.5320	0.0204
15	8.6645	0.0204
16	8.7967	0.0204
17	8.9301	0.0204
18	9.0678	0.0204
19	9.2175	0.0204
20	9.4073	0.0204
21	13.3343	0.0204
22	13.4573	0.0204
23	12.5807	0.0204
24	13.7049	0.0204

Tabla 19: Resultados para la muestra con mitad de anchura con dos modos de propagación

De manera gráfica:

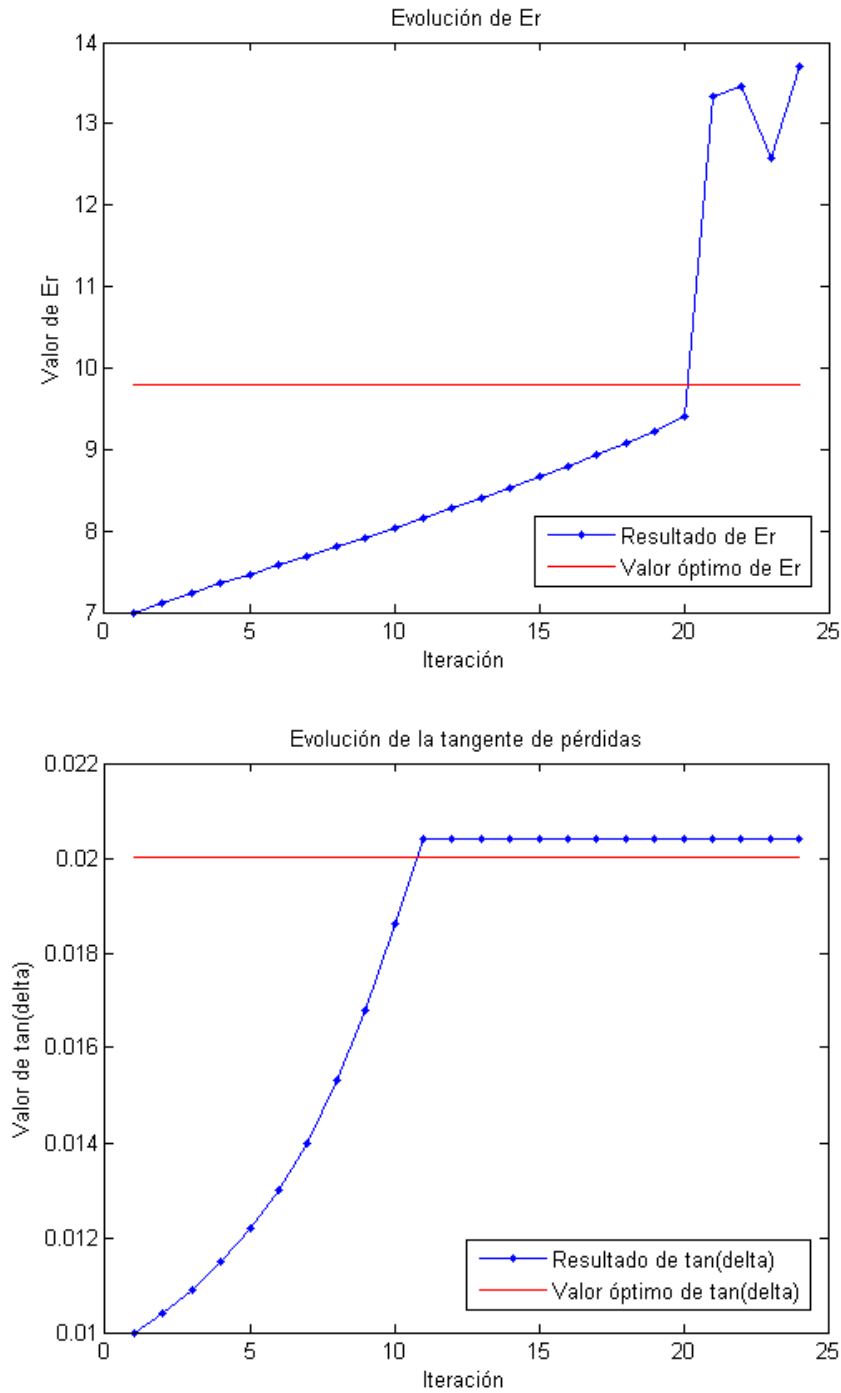


Figura 4.25: Comparativa de ϵ_r (superior) y de $\tan(\delta)$ (inferior) para la muestra con mitad de anchura con dos modos de propagación

Como se aprecia tanto en las gráficas como en la tabla, el mejor resultado se obtiene en la iteración 20. En este punto, el valor de $\tan(\delta)$ es prácticamente el óptimo, el cual se alcanza en la iteración 11. Sin embargo, el valor de ϵ_r dista en 0.4 del valor esperado.

En comparación de esta situación con el caso de la muestra normal, se obtiene un mejor resultado en el caso de la obtención de $\tan(\delta)$, mientras que el resultado es algo peor para el cálculo de ϵ_r . Esta mejora se debe a que en el caso de la muestra con mitad de anchura existe acoplo del modo 1 con el modo 2, cosa que con la muestra normal no ocurría. En cuanto al número de iteraciones no se aprecia ni mejora ni empeoramiento puesto que en ambos casos es el mismo.

Capítulo 5: Conclusiones, mejoras y líneas futuras

En primer lugar, en este estudio se ha evaluado el funcionamiento de tres algoritmos de optimización de funciones con la finalidad de minimizar la función de coste que caracteriza el sistema en cuestión tanto en el caso de que el material dieléctrico presente pérdidas como en el que no existan.

- 1) El coste que supone la solución obtenida en cada uno de los algoritmos es mínimo y sin grandes variaciones entre cada uno de ellos, es decir, todos ellos llegan prácticamente a la solución óptima tanto en el caso con pérdidas como sin pérdidas.
- 2) En el caso ideal, el algoritmo que mejores resultados en cuanto a velocidad de convergencia proporciona es el algoritmo de *Descenso por gradiente*. La diferencia con los otros algoritmos es de tan sólo 2 iteraciones más en el caso de *Gradiente con momento* y de 3 en el caso de *Newton*.
- 3) En el caso con pérdidas, los algoritmos de *Descenso por gradiente* y *Gradiente con momento* son los que mayor número de iteraciones necesitan para converger, siendo algo menor en el caso de éste último. El algoritmo de *Newton* consigue unos buenos resultados con el menor número de iteraciones, por este motivo y debido a que la diferencia con el mejor algoritmo para el caso con pérdidas no es excesiva, se considera que *Newton* es el mejor algoritmo para poder trabajar en el estudio.

Una vez que se ha determinado cuál es el que mejores resultados proporciona, se ha procedido a implementar técnicas de diversidad con el objetivo de obtener un mayor número de datos para mejorar el funcionamiento del algoritmo de optimización escogido. Tras analizar estas técnicas se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- 1) Se obtienen mejores resultados si se emplea un ancho de banda en frecuencia que si se evalúa la estructura punto a punto de frecuencia.
- 2) El resultado obtenido tras combinar en una misma función de coste varias muestras de un mismo material dieléctrico con variaciones en sus dimensiones, es mejor que si se emplean por separado dichas muestras.
- 3) Para la frecuencia de trabajo establecida, supone una mejora el empleo de un segundo modo de propagación en lugar de que se propague únicamente el modo fundamental. Es posible que esta afirmación no ocurra para otros valores de frecuencia debido a que sólo se propague un modo a dicha frecuencia. Por otro lado, el empleo de una pieza de menor volumen que la pieza original, en este caso una pieza con la mitad de anchura que ésta, proporciona un mejor resultado al acoplar energía del modo fundamental al segundo modo.
- 4) De todas las técnicas de diversidad empleadas, la mejor en cuanto a resultados obtenidos y a tiempo empleado en la simulación es el uso de diversidad en frecuencia.

Los principales problemas que han surgido son la imprecisión de las medidas, debido a errores de tipo numérico, y el alto coste computacional del cálculo de los parámetros S . El primer problema es difícil de solventar puesto que siempre que no se trabaje con la solución analítica dichos errores aparecerán debido a que el software no es infalible. El alto coste computacional se podría intentar solucionar mediante el empleo de un ordenador más potente o intentando realizar una optimización del código empleado, usando por ejemplo planos de simetría a la hora de trabajar con HFSS.

Por otro lado, en el apartado de diversidad se ha tenido una dificultad añadida puesto que era necesario estimar los valores de tres parámetros y por cuestiones de cálculo computacional se han estimado haciendo numerosas pruebas, estos parámetros son la frecuencia de trabajo, el valor de $\Delta\epsilon_r$ y de $\Delta\tan(\delta)$.

Referente a las mejoras que se pueden realizar para incrementar el número de datos con los que se trabaja, se puede incrementar el número de modos que se propagan, en el caso de diversidad de modos, y el incremento del número de muestras con variaciones en su geometría. Estas mejoras deberían ir acompañadas de una disminución del tiempo de simulación puesto que si no existe dicha disminución, las propuestas anteriores supondrían más bien un empeoramiento.

En cuanto a las líneas futuras, se podría continuar investigando en el campo de la obtención de imágenes médicas por microondas, principalmente aquellas basadas en métodos numéricos de ecuación integral para el cálculo de problemas de scattering inverso y utilizadas, por ejemplo, en la localización y determinación de la forma de tumores.

Actualmente existe un gran interés en el desarrollo de nuevas técnicas que tienen como finalidad determinar propiedades dieléctricas y de forma de órganos u otras partes del cuerpo humano, midiendo y procesando el eco electromagnético reflejado cuando inciden sobre ellas una determinada radiación. Por este motivo existe un gran potencial en dichas técnicas con el fin de mejorar las técnicas de obtención de imágenes médicas que existen hoy en día.

Bibliografía

- [1] Fioralba Cakoni, David Colton and Peter Monk, "The direct and inverse scattering problems for partially coated obstacles", INSTITUTE OF PHYSICS PUBLISHING, Inverse Problems 17 (2001) 1997–2015, PII: S0266-5611(01)24318-4.
- [2] J. Barzola, P. Vargas, M. Pastorino, "Métodos de Scattering Inverso Electromagnético para Pruebas y Evaluaciones No Destructivas", Revista Tecnológica ESPOL, Vol. 20, N. 1, 39-46, (Octubre, 2007), ISSN: 0257-1749.
- [3] María del Campo Ramos García, "Optimización del uso de radiación de microondas en la caracterización precoz del cáncer de mama", Universidad Carlos III de Madrid.
- [4] Jhonathan Meza, Nicolás Muñoz, "Scattering", Universidad Simón Bolívar.
- [5] Richard Froese (University of British Columbia), Gunther Uhlmann (University of Washington), "Scattering and Inverse Scattering".
- [6] Serguei Y. Semenov, Robert H. Svenson, Alexander E. Boulyshev, Alexander E. Souvorov, Vladimir Y. Borisov, Yuri Sizov, Andrey N. Starostin, Kathy R. Dezern, George P. Tatsis, and Vladimir Y. Baranov, "Microwave Tomography: Two-Dimensional System for Biological Imaging", IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 43. NO. 9, SEPTEMBER 1996, pp. 869-877.
- [7] Serguei Y. Semenov, Robert H. Svenson, Alexander E. Boulyshev, Alexander E. Souvorov, Alexei G. Nazarov, Yuri E. Sizov, Vitaly G. Posukh, Andrey Pavlovsky, Pavel N. Repin, Andrey N. Starostin, Boris A. Voinov, Michael Taran, George P. Tatsis, and Vladimir Y. Baranov, "Three-Dimensional Microwave Tomography: Initial Experimental Imaging of Animals", IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 49, NO. 1, JANUARY 2002, pp. 55-63.
- [8] Serguei Y. Semenov, Alexander E. Bulyshev, Aria Abubakar, Vitaliy G. Posukh, Yuri E. Sizov, Alexander E. Souvorov, Peter M. van den Berg, and Thomas C. Williams, "Microwave-Tomographic Imaging of the High Dielectric-Contrast Objects Using Different Image-Reconstruction Approaches", IEEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES, VOL. 53, NO. 7, JULY 2005, pp. 2284-2294.
- [9] Carlos García Argos, "Fundamentos de Microondas", Universidad de Málaga.
- [10] Alejandro Díaz Morcillo, Juan Monzó Cabrera, "Líneas de transmisión, guías de onda y cavidades resonantes", Universidad Politécnica de Cartagena.
- [11] Juan C. Colombo, "Medición de parámetros de dispersión", Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Tucumán.
- [12] Raúl Inés Barrera Núñez, "Aplicación de algoritmos genéticos simples en la optimización de funciones reales", Universidad Nacional Abierta de Caracas.
- [13] ANSYS. (2012) Página Oficial de ANSYS HFSS. <http://www.ansoft.com/products/hf/hfss/>

[14] Carlos Mariano Lentisco Sánchez, “Herramienta de Optimización Paramétrica Distribuida con HFSS”, Universidad Carlos III de Madrid.

[15] Daniel Sjöberg and Christer Larsson, “Material Characterization in Partially Filled Waveguides Using Inverse Scattering and Multiple Sample Orientations”, Lund University, Sweeden, (Artículo en revisión).

