



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA E COMPUTAÇÃO



Análise e Otimização de Superfícies Seletivas de Frequência Utilizando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos de Otimização Natural

Rossana Moreno Santa Cruz

Orientador: Prof. Dr. Adaildo Gomes D'Assunção

Co-orientador: Prof. Dr. Paulo Henrique da Fonseca Silva

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação da UFRN (área de concentração: Engenharia Elétrica) como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências.

Número de ordem PPgEEC:
Natal, RN, setembro de 2009

Divisão de Serviços Técnicos

Catálogo da Publicação na Fonte. UFRN / Biblioteca Central Zila Mamede

Cruz, Rossana Moreno Santa.

Análise do espalhamento espectral em superfícies de estruturas complexas para comunicações móveis / Rossana Moreno Santa Cruz. – Natal [RN], 2005.

136 f.

Orientador: Prof^o Dr. Adaildo Gomes D'Assunção.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Centro de Tecnologia. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica.

1. Propagação - Dissertação. 2. Comunicações móveis - Dissertação. 3. Espalhamento - Dissertação. I. D'Assunção, Adaildo Gomes. II. Título.

RN/UF/BCZM

CDU 621.371

Análise e Otimização de Superfícies Seletivas de Frequência Utilizando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos de Otimização Natural

Rossana Moreno Santa Cruz

Tese de Doutorado aprovada em 28 de setembro de 2009 pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. Adaildo Gomes D'Assunção (orientador) DEE/UFRN

Prof. Dr. Paulo Henrique da Fonseca Silva (co-orientador) GTEMA/IFPB

Profa. Dra. Maria Rosa Medeiros Lins de Albuquerque DEE/UFRN

Prof. Dr. Flávio José Vieira Hasselman PUC-RJ

Prof. Dr. Luiz Alencar Reis da Silva Mello PUC-RJ

Prof. Dr. Gervásio Protásio dos Santos Cavalcante UFPA

Aos meus pais e familiares, com carinho.

Agradecimentos

A Deus, por ter iluminado meu caminho e guiado meus passos, proporcionando a concretização desta etapa tão importante da minha vida;

Aos meus pais, familiares e amigos, por todo carinho, amor, apoio, incentivo, confiança e credibilidade;

Ao meu namorado Helton, pelo amor, paciência, compreensão e incentivo passados diariamente;

Ao professor Adaildo, por todos os momentos e conhecimentos compartilhados, todo apoio e incentivo, toda compreensão e solidariedade, durante todo o nosso convívio;

Ao professor Paulo Henrique, pela sua disposição, solidariedade e incentivo, sendo parte fundamental na concretização deste trabalho;

Aos demais professores do Departamento de Engenharia Elétrica da UFRN e do Grupo de Telecomunicações e Eletromagnetismo Aplicado do IFPB, por todo apoio e amizade;

Ao CNPq, pelo suporte financeiro concedido para a realização do trabalho.

Resumo

As estruturas planares periódicas bidimensionais, conhecidas como Superfícies Seletivas de Frequência, têm sido bastante estudadas por causa da propriedade de filtragem de frequência que apresentam. Similares aos filtros que operam na faixa tradicional de radiofrequência, tais estruturas podem apresentar características espectrais de filtros rejeita-faixa ou passa-faixa, dependendo do tipo de elemento do arranjo (*patch* ou abertura, respectivamente) e podem ser utilizadas em uma variedade de aplicações, tais como radomes, refletores dicróicos, filtros de micro-ondas, condutores magnéticos artificiais, absorvedores etc. Para melhorar o desempenho de tais dispositivos eletromagnéticos e investigar suas propriedades, muitos estudiosos têm analisado vários tipos de estruturas periódicas: superfícies seletivas de frequência reconfiguráveis, filtros de múltiplas camadas seletivas, além de arranjos periódicos impressos sobre substratos dielétricos anisotrópicos e que utilizam geometrias fractais na sua formação. Em geral, não existe uma solução analítica diretamente extraída a partir da resposta em frequência de um dispositivo; desta forma, a análise de suas características espectrais requer a aplicação de técnicas de onda completa rigorosas, como o método da equação integral, por exemplo. Além disso, devido à complexidade computacional exigida para a implementação destes métodos, muitos estudiosos ainda utilizam a investigação por tentativa e erro, para alcançar critérios satisfatórios ao projeto dos dispositivos. Como este procedimento é muito trabalhoso e dependente do homem, faz-se necessário o emprego de técnicas de otimização que acelerem a obtenção de estruturas periódicas com especificações de filtragem desejadas. Alguns autores têm utilizado redes neurais artificiais e algoritmos de otimização natural, como os algoritmos genéticos e a otimização por enxame de partículas no projeto e otimização das superfícies seletivas de frequência. Este trabalho tem como objetivo realizar um estudo mais aprofundado sobre o comportamento eletromagnético das estruturas periódicas seletivas de frequência, possibilitando a obtenção de dispositivos eficientes e aplicáveis na faixa de micro-ondas. Para isto, redes neurais artificiais são utilizadas em conjunto com técnicas de otimização baseadas na natureza, permitindo a investigação precisa e eficiente de vários tipos de superfícies seletivas de frequência, de forma simples e rápida, tornando-se, portanto, uma poderosa ferramenta de projeto e otimização de tais estruturas.

Palavras-chave: Superfícies Seletivas de Frequência, Geometria Fractal, Redes Neurais Artificiais, Algoritmos de Otimização Natural.

Abstract

The bidimensional periodic structures called frequency selective surfaces have been well investigated because of their filtering properties. Similar to the filters that work at the traditional radiofrequency band, such structures can behave as band-stop or pass-band filters, depending on the elements of the array (*patch* or aperture, respectively) and can be used for a variety of applications, such as: radomes, dichroic reflectors, waveguide filters, artificial magnetic conductors, microwave absorbers etc. To provide high-performance filtering properties at microwave bands, electromagnetic engineers have investigated various types of periodic structures: reconfigurable frequency selective screens, multilayered selective filters, as well as periodic arrays printed on anisotropic dielectric substrates and composed by fractal elements. In general, there is no closed form solution directly from a given desired frequency response to a corresponding device; thus, the analysis of its scattering characteristics requires the application of rigorous full-wave techniques. Besides that, due to the computational complexity of using a full-wave simulator to evaluate the frequency selective surface scattering variables, many electromagnetic engineers still use trial-and-error process until to achieve a given design criterion. As this procedure is very laborious and human dependent, optimization techniques are required to design practical periodic structures with desired filter specifications. Some authors have been employed neural networks and natural optimization algorithms, such as the genetic algorithms and the particle swarm optimization for the frequency selective surface design and optimization. This work has as objective the accomplishment of a rigorous study about the electromagnetic behavior of the periodic structures, enabling the design of efficient devices applied to microwave band. For this, artificial neural networks are used together with natural optimization techniques, allowing the accurate and efficient investigation of various types of frequency selective surfaces, in a simple and fast manner, becoming a powerful tool for the design and optimization of such structures.

Key-words: Frequency Selective Surfaces, Fractal Geometry, Artificial Neural Networks, Natural Optimization Algorithms.

Sumário

Sumário	i
Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	x
Lista de Símbolos e Abreviaturas	xi
1. Introdução	1
1.1. Elementos de uma FSS	3
1.2. Técnicas de Análise e Medição de uma FSS	4
1.3. Aplicações de FSSs	6
1.4. Estrutura do Trabalho	8
2. Análise Teórica das Superfícies Seletivas de Frequência	10
2.1. Análise Teórica de FSSs de Abertura	11
2.2. Solução Através do Método dos Momentos	15
2.3. Obtenção da Função Diádica de Green	18
2.4. Obtenção dos Campos Magnéticos Incidentes sobre uma FSS de Abertura sem Plano de Terra	23
2.5. Obtenção dos Campos Magnéticos Incidentes sobre uma FSS de Abertura com Plano de Terra	30
2.6. Resultados Obtidos para Estruturas de FSS sem Plano de Terra	33
2.7. Conclusão	37
3. Geometria Fractal	38
3.1. Categorias de Fractais	41
3.2. Dimensão Fractal	43
3.3. Geração de Fractais	44
3.3.1. Sistema de Funções Iteradas	45
3.3.2. Sistema-L	47
3.4. Tipos de Fractais Geométricos	49
3.4.1. Quadrados de Sierpinski	49
3.4.2. Curvas de Koch	51

3.4.3. Fractais <i>Quadric</i> Koch	51
3.4.4. Fractais <i>T-Square</i>	52
3.5. Projeto de Filtros de FSS com Fractais Geométricos	54
3.6. Conclusão	60
4. Ferramentas de Inteligência Computacional	61
4.1. Modelagem Neural de Estruturas de FSS	62
4.2. Neurônio Perceptron e Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas	65
4.3. Algoritmos de Treinamento	67
4.3.1. Algoritmo de Retropropagação (<i>Backpropagation</i>)	68
4.3.2. <i>Resilient Backpropagation</i> (RPROP)	69
4.3.3. Algoritmos de Gradiente Conjugado	71
4.3.4. Algoritmos Baseados no Método <i>Quasi-Newton</i>	72
4.3.5. Algoritmo Levenberg-Marquardt (LM)	73
4.4. Algoritmos de Otimização Natural	74
4.4.1. Algoritmos Genéticos (GAs)	74
4.4.2. Otimização por Enxame de Partículas (PSO)	75
4.5. Conclusão	77
5. Resultados	78
5.1. Estudo Paramétrico de FSSs de Dipolo Cruzado	79
5.2. Uma Nova Proposta de FSS para Aplicações UWB	86
5.3. Caracterização de Filtros em Linhas de Microfita com Planos de Terra Fractais	93
5.4. Análise de FSSs com Elementos Fractais de Koch	98
5.5. Modelos Neurais para FSSs com Elementos Fractais de Koch	103
5.6. Síntese de FSSs de Dipolo Cruzado Utilizando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos	112
5.7. Síntese de FSSs Impressas Sobre Substratos Dielétricos Anisotrópicos Utilizando as Técnicas GA-ANN e PSO-ANN	118
5.8. Conclusão	131
6. Conclusões	132
Referências Bibliográficas	136

Lista de Figuras

1.1. Geometria de uma estrutura periódica bidimensional.	1
1.2. Superfícies seletivas de frequência: (a) <i>patches</i> condutores; (b) aberturas.	3
1.3. Formas de elementos de FSS.	3
1.4. Fotografia de uma câmera anecóica utilizada em medições de FSS (GIANVITTORIO, 2003).	5
1.5. Sistema de medição de uma FSS que utiliza lentes gaussianas.	6
1.6. FSS usada como antena refletora <i>offset</i> .	7
1.7. FSS usada na recepção de sinais de satélite.	7
1.8. Projeto de um radome para aplicação em radar de aeronave.	8
2.1. Espalhamento eletromagnético na célula unitária de uma FSS de abertura.	11
2.2. Arranjo periódico genérico com elementos de abertura.	15
2.3. Sistema de coordenadas (u, v) .	18
2.4. Circuito equivalente utilizado na análise de uma FSS de abertura sobre camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra.	23
2.5. Potenciais incidentes sobre camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra.	25
2.6. Circuito equivalente utilizado na análise de uma FSS de abertura sobre camada dielétrica anisotrópica com plano de terra.	30
2.7. Potenciais incidentes sobre camada dielétrica anisotrópica com plano de terra.	31

2.8. Comparação do método da equação integral com modelos aproximados (LEE; et al., 1982) para uma FSS <i>freestanding</i> de elementos de abertura.	33
2.9. Convergência da frequência de ressonância para uma FSS <i>freestanding</i> de elementos de abertura.	34
2.10. Coeficientes de transmissão e reflexão para uma FSS <i>freestanding</i> de elementos de abertura.	35
2.11. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de <i>patches</i> de dipolo fino: $L = 1,2$ cm; $W = 0,2$ cm; $t_x = 1,7$ cm; $t_y = 1,6$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.	35
2.12. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de <i>patches</i> retangulares: $L = 1,2$ cm; $W = 0,6$ cm; $t_x = t_y = 1,8$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.	36
2.13. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de <i>patches</i> de dipolo cruzado: $L = 1,2$ cm; $W = 0,1$ cm; $t_x = t_y = 1,5$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.	36
2.14. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de abertura de dipolo fino: $L = 1,0$ cm; $W = 0,2$ cm; $t_x = t_y = 1,6$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.	37
3.1. Conjunto de Mandelbrot.	39
3.2. Geração de fractais de Minkowski até a terceira iteração fractal: (a) curva; (b) ilha.	40
3.3. Segmento de reta dividido.	45
3.4. Fractais gerados através do método IFS: (a) curva de Koch triangular e (b) triângulo de Sierpinski.	47
3.5. Quadrado dividido (1ª iteração).	50
3.6. Geometria fractal de Sierpinski: (a) 1ª, (b) 2ª, (c) 3ª e (d) 4ª iterações.	50
3.7. Elementos geradores da geometria fractal <i>Quadric</i> Koch: N = número de segmentos, r = razão de semelhança, b = número de lados do elemento iniciador e D = dimensão de Hausdorff-Besicovitch.	52
3.8. Fractal <i>Quadric</i> Koch referente ao elemento gerador com $D = 3/2$: níveis (a) 0,	52

(b) 1 e (c) 2.	
3.9. Fractal <i>Quadric</i> Koch referente ao elemento gerador com $D = 1,6131$: níveis (a) 0, (b) 1 e (c) 2.	52
3.10. Elemento gerador da geometria fractal <i>T-Square</i> .	53
3.11. Elemento fractal <i>T-Square</i> em seis níveis de iteração: (a) $k = 0$, (b) $k = 1$, (c) $k = 2$, (d) $k = 3$, (e) $k = 4$ e (f) $k = 5$.	53
3.12. Elementos iniciadores do tipo <i>patch</i> quadrado em função de λ .	55
3.13. Variação da frequência de ressonância com a periodicidade.	56
3.14. Variação da frequência de ressonância com o lado do <i>patch</i> quadrado: $3\lambda/16 \leq L \leq 17\lambda/64$ para $t = \lambda/8$.	56
3.15. Elementos iniciadores para as FSSs com elementos fractais: (a) <i>patch</i> ; (b) abertura.	57
3.16. Comparação das simulações realizadas com o modelo aproximado e o método dos momentos.	57
3.17. Coeficiente de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais <i>Quadric</i> Koch com $D = 3/2$.	58
3.18. Coeficiente de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais <i>Quadric</i> Koch com $D = 1,6131$.	58
3.19. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs com elementos fractais <i>T-Square</i> : $t = 10$ mm, $L = 5$ mm e $\epsilon_r = 4,4$.	59
3.20. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs com elementos fractais <i>T-Square</i> : $t = 16$ mm, $L = 8$ mm e $\epsilon_r = 4,4$.	60
4.1. Neurônio Perceptron.	65
4.2. Configuração típica de uma rede perceptrons de múltiplas camadas.	66
4.3. Fluxogramas básicos de funcionamento dos algoritmos (a) GA; (b) PSO.	77
5.1. Elemento de <i>patch</i> do tipo dipolo cruzado.	79
5.2. Primeiras estruturas de FSS confeccionadas: (a) $t_x = t_y = 1,5$ cm; (b) $t_x = t_y =$	80

2,0 cm; (c) $t_x = t_y = 2,5$ cm; (d) $t_x = t_y = 3,0$ cm.	
5.3. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 1,5$ cm.	81
5.4. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 2,0$ cm.	81
5.5. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 2,5$ cm.	82
5.6. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 3,0$ cm.	82
5.7. Novo protótipo de FSS confeccionado: $t_x = t_y = 1,5$ cm; $w = 0,2$ cm; $L = 1,2$ cm.	83
5.8. Coeficiente de transmissão em dB para o novo protótipo de FSS confeccionado: $t_x = t_y = 1,5$ cm, $w = 2,0$ cm e $L = 1,2$ cm.	84
5.9. Banco de dados $f_r = f(h, t)$: treinamento.	85
5.10. Banco de dados $f_r = f(h, t)$: teste.	85
5.11. Erro médio quadrático em função do número de épocas de treinamento.	86
5.12. Célula unitária de uma FSS de dipolo cruzado para $f_r = 10$ GHz.	87
5.13. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $f_r = 10$ GHz.	88
5.14. Célula unitária da FSS de espira quadrada utilizada.	88
5.15. Célula unitária da FSS de espira cruzada desenvolvida.	88
5.16. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras quadradas, em função de l .	89
5.17. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras cruzadas, em função de l .	90
5.18. Fotografia dos dois protótipos de FSS de espiras cruzadas fabricados: a) $l = 6,25$ mm; b) $l = 9$ mm.	91
5.19. Comparação entre os resultados medidos e simulados do coeficiente de	91

transmissão em dB, para as duas FSSs fabricadas.	
5.20. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras cruzadas, em função de W .	92
5.21. Dimensões do filtro projetado em linha de microfita sobre plano de terra fractal: $L = 120$ mm, $S = 80$ mm, $w = 2,82$ mm, $d_1 = 1,11$ mm, $d_2 = 3,33$ mm e $d_3 = 10$ mm.	94
5.22. Dimensões de um elemento da estrutura periódica fractal de Sierpinski.	94
5.23. Primeiro protótipo construído.	94
5.24. Segundo protótipo construído.	95
5.25. <i>Set up</i> de medição do filtro de linha de microfita com plano de terra fractal.	95
5.26. Comparação dos resultados medidos com o nível zero de referência.	96
5.27. Subtração dos resultados medidos com o nível zero de referência.	97
5.28. Perda de retorno para diferentes comprimentos da fita condutora.	97
5.29. (a) FSS com elementos de <i>patch</i> retangular; (b) dimensões do elemento de <i>patch</i> projetado.	99
5.30. FSS com elementos fractais de Koch para $a = 3,5$: (a) $k = 0$; (b) $k = 1$; (c) $k = 2$.	100
5.31. Fotografias dos protótipos de FSSs de elementos fractais com $k = 1$ e diferentes fatores de iteração: (a) $a = 3,05$; (b) $a = 5$; (c) $a = 7$; (d) $a = 9$.	100
5.32. Coeficiente de transmissão (S_{21}) para a FSS com elementos fractais de Koch analisada.	101
5.33. Elementos de <i>patch</i> retangular projetados para diferentes fatores de iteração.	102
5.34. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais de Koch, em função da frequência de ressonância (f_r) e do fator de iteração (a).	103
5.35. Coeficiente de transmissão em dB, medido para três das FSSs com elementos fractais de nível 1 (um), fabricadas com diferentes fatores de iteração.	103
5.36. Configuração da rede neural MLP.	106

5.37. Coeficientes de transmissão em dB da FSS com elementos fractais de Koch, analisada para os três níveis de iteração.	108
5.38. Modelo neural para as frequências de ressonância obtidas com as FSSs de elementos fractais de Koch.	109
5.39. Modelo neural para as larguras de banda obtidas com as FSSs fractais de elementos fractais Koch.	109
5.40. Estimativa do modelo neural para a frequência de ressonância obtida com as FSSs de elementos fractais de Koch.	110
5.41. Estimativa do modelo MLP para o fator de qualidade de desempenho das FSSs de elementos fractais de Koch.	110
5.42. Fotografias dos protótipos de FSS com elementos fractais de Koch: (a) $a = 3$, $k = 1$; (b) $a = 5$, $k = 2$; (c) $a = 7$, $k = 2$; (d) $a = 9$, $k = 2$.	111
5.43. Resultados medidos e simulados para os coeficientes de transmissão (em dB) obtidos com as FSSs de elementos fractais de Koch fabricadas: $k = 1$, $a = 3$; $k = 2$, $a = 7$.	111
5.44. Resultados medidos e simulados para os coeficientes de transmissão (em dB) obtidos com as FSSs de elementos fractais de Koch fabricadas: $k = 2$, $a = 5$; $k = 2$, $a = 9$.	112
5.45. Configuração da rede MLP.	114
5.46. Generalização da rede MLP para a saída desejada frequência de ressonância, em função de h e t , para as FSSs com elementos de dipolo cruzado.	115
5.47. Generalização da rede MLP para a saída desejada largura de banda, em função de h e t , para as FSSs com elementos de dipolo cruzado.	115
5.48. Coeficientes de transmissão desejados e obtidos em função da frequência de ressonância, para dois testes realizados com os parâmetros h e t .	116
5.49. Comportamento do coeficiente de transmissão em função da frequência de ressonância para os parâmetros h e t , de acordo com os valores mostrados na Tab. 5.9.	117
5.50. Comparação entre os algoritmos de treinamento RPROP e BP.	118
5.51. Configuração da FSS com elementos de dipolo fino impressa sobre o substrato dielétrico anisotrópico PBN: (a) visão em 3D; (b) vista superior e	119

lateral.	
5.52. Fluxograma do método híbrido de otimização desenvolvido para a síntese de FSSs.	121
5.53. Configurações das redes neurais desenvolvidas neste trabalho: (a) modelo MLP de síntese; (b) modelo MLP/MLP de análise, no qual os níveis 1 e 2 representam as duas redes especialistas.	122
5.54. Modelagem da frequência de ressonância $f_r(h, \tau)$ para a FSS com elementos de dipolo fino.	124
5.55. Modelagem da largura de banda $BW(h, \tau)$ para a FSS com elementos de dipolo fino.	124
5.56. Modelagem do coeficiente de transmissão $S_{21}(f, h, \tau)$ pela rede modular MLP/MLP.	125
5.57. Simulação realizada com o GA contínuo simples para o primeiro exemplo estudado.	126
5.58. Simulações realizadas com o GA melhorado e o PSO para o primeiro exemplo estudado.	127
5.59. Funções custo para os algoritmos genéticos e PSO implementados no primeiro exemplo.	127
5.60. Simulações dos algoritmos genéticos e PSO para o segundo exemplo estudado.	128
5.61. Funções custo para os algoritmos genéticos e PSO implementados no segundo exemplo.	129
5.62. Coeficientes de transmissão obtidos com a análise através da rede MLP/MLP para os dois exemplos de FSS estudados.	130
5.63. Esforço computacional requerido pelas simulações dos algoritmos genéticos e PSO e pela rede MLP.	130

Lista de Tabelas

3.1. Escalares constantes das transformações.	46
5.1. Valores de frequência e largura de banda em função da variação da periodicidade t (cm).	82
5.2. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com o novo protótipo de FSS construído.	84
5.3. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras quadradas.	89
5.4. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras cruzadas.	90
5.5. Valores de frequência e largura de banda, medidos e simulados com as duas FSSs fabricadas.	91
5.6. Valores de frequência de ressonância e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras cruzadas, em função de W .	92
5.7. Valores das frequências de ressonância e larguras de banda em função do fator de iteração para as FSSs com elementos fractais de Koch.	102
5.8. Resultados numéricos das simulações e medições realizadas com as FSSs com elementos fractais fabricadas.	112
5.9. Comparação entre valores desejados e obtidos com a técnica GA-ANN.	116
5.10. Parâmetros usados nas simulações dos algoritmos de otimização GA e PSO.	123
5.11. Resultados numéricos obtidos para os dois exemplos de FSSs estudados.	129

Lista de Símbolos e Abreviaturas

a	Fator de iteração fractal
a	Periodicidade na direção x
α	Função de ativação do neurônio
α_k	Taxa de aprendizado
A	Desvio padrão uniforme
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
b	Periodicidade na direção y
β	Constante de fase
B	Função custo da vizinhança
\bar{B}	Densidade de fluxo magnético
$BFGS$	Broyden, Fletcher, Goldfarb e Shanno
BP	Retropropagação (<i>Backpropagation</i>)
BW	Largura de banda (<i>bandwidth</i>)
BW_{des}	Largura de banda desejada
BW_{obt}	Largura de banda obtida
c	Velocidade da luz no vácuo ($3 \cdot 10^8$ m/s)
cm	$1 \cdot 10^{-2}$ m (centímetros)
C	Parâmetro de restrição no PSO
d	Espessura da linha de microfita
dB	Decibéis
Δ_f	Deslocamento de frequência

Δ_h	Incremento dos valores da espessura
Δ_{ij}	Valor de atualização dos pesos sinápticos
Δ_τ	Incremento dos valores da periodicidade
δ	Tangente de perdas
D	Dimensão de Hausdorff-Besicovitch
\bar{D}	Densidade de fluxo elétrico
D_T	Dimensão topológica
ϵ_0	Permissividade elétrica no vácuo
ϵ_r	Permissividade elétrica relativa
$\bar{\epsilon}$	Material dielétrico anisotrópico
ϵ_{xx}	Permissividade relativa no eixo x
ϵ_{yy}	Permissividade relativa no eixo y
η	Fator de acréscimo ou decréscimo relacionado aos pesos sinápticos
E	Função custo
\bar{E}	Campo elétrico
\bar{E}^{inc}	Campo elétrico incidente
\bar{E}^s	Campo elétrico espalhado
\bar{E}^t	Campo elétrico transmitido
E_x	Componente de campo elétrico na direção x
E_y	Componente de campo elétrico na direção y
E_z	Componente de campo elétrico na direção z
E_i	Campo elétrico incidente
E_r	Campo elétrico refletido
\bar{F}	Potencial vetor magnético
f	Frequência
f_n, f_{res}	Frequência de ressonância
f_{rdes}	Frequência de ressonância desejada
f_{robt}	Frequência de ressonância obtida

FSSs	Superfícies Seletivas de Frequência (<i>Frequency selective surfaces</i>)
γ_0	Constante de propagação no espaço livre
γ_1	Constante de propagação no meio 1
γ_2	Constante de propagação no meio 2
γ_e	Constante de propagação para o modo TM
γ_h	Constante de propagação para o modo TE
Γ_1	Parâmetro correspondente a cada partícula em relação à solução ótima
Γ_2	Parâmetro correspondente a cada partícula em relação às demais
\bar{g}	Campos incidentes conhecidos
g_{best}	Solução global ótima
g	Gradiente
G	Função diádica de Green
GAs	Algoritmos Genéticos (<i>Genetic Algorithms</i>)
GHz	$1 \cdot 10^9$ Hz (<i>Gigahertz</i>)
h	Espessura do substrato dielétrico
h_{des}	Espessura desejada
h_{obt}	Espessura obtida
H	Matriz Hessiana
\vec{H}	Campo magnético
\vec{H}^{inc}	Campo magnético incidente
\vec{H}^S	Campo magnético espalhado
\vec{H}^t	Campo magnético transmitido
H_x	Componente de campo magnético na direção x
H_y	Componente de campo magnético na direção y
H_z	Componente de campo magnético na direção z
Hz	<i>Hertz</i>
i	i -ésima amostra de treinamento
IFPB	Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia da Paraíba

IFS	Sistema de Funções Iteradas (<i>Iterated Function System</i>)
ISM	Industrial, Científica e Médica (<i>Industrial, Scientific & Medical</i>)
j	Parte imaginária
J	Matriz Jacobiana
J^T	Matriz Jacobiana transposta
\vec{J}	Densidade superficial de corrente elétrica
k_0	Número de onda no espaço livre
k	Número de iterações fractais
KHz	$1 \cdot 10^3$ Hz (<i>kilohertz</i>)
Ku	Faixa de frequências de 12 GHz a 18 GHz
λ_0	Comprimento de onda no espaço livre
λ	Comprimento de onda
λ_{eff}	Comprimento de onda efetivo
λ_{res}	Comprimento de onda ressonante
l	Abertura da espira quadrada
l_k	Variável fictícia
L	Comprimento de um elemento de <i>patch</i> ou abertura qualquer
L_c	Comprimento (modelo aproximado)
L_k	Comprimento do k -ésimo escalonamento fractal
\vec{L}	Operador linear
LM	<i>Levenberg-Marquadt</i>
mm	$1 \cdot 10^{-3}$ m (milímetros)
(m, n) ou (M, N)	Termos espectrais de <i>Floquet</i>
μ_0	Permeabilidade magnética no vácuo
MHz	$1 \cdot 10^6$ Hz (<i>megahertz</i>)
MLP	Perceptrons de múltiplas camadas (<i>Multilayer Perceptrons</i>)
MoM	Método dos Momentos (<i>Method of Moments</i>)
MSE	Erro Médio Quadrático (<i>Mean Square Error</i>)
n	Número de segmentos fractais

N	Número de exemplos de treinamento
N_{pop}	Número de indivíduos de uma população
ω	Frequência angular
Ω	Ângulo de defasagem entre as células unitárias
Ψ	Potenciais incidentes
p	Número de divisões de um segmento fractal
p	Partícula
p_{best}	Solução local ótima
PBN	<i>Pyrolytic Boron Nitride</i>
Polarização TE	Polarização perpendicular (horizontal)
Polarização TM	Polarização paralela (vertical)
P_R	Potência recebida
PSO	Otimização por Enxame de Partículas (<i>Particle Swarm Optimization</i>)
P_T	Potência transmitida
q	Número de iterações relacionado aos algoritmos de otimização natural
Q	Fator de qualidade
r	Razão de semelhança fractal
ρ, R, S_{11}	Coefficiente de reflexão
RF	Radiofrequência (<i>Radiofrequency</i>)
R_X	Receptor
$RNAs$	Redes Neurais Artificiais
$RPROP$	<i>Resilient Backpropagation</i>
\mathfrak{R}^E	Espaço euclidiano
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SCG	Gradiente Conjugado Escalar (<i>Scaled Conjugate Gradient</i>)
SSE	<i>Summed Square Error</i>
S_{21}, T	Coefficiente de transmissão
τ	Periodicidade dos elementos de <i>patch</i> ou abertura de uma FSS
t_{des}	Periodicidade desejada

t_{obt}	Periodicidade obtida
t_x	Periodicidade dos elementos de <i>patch</i> ou abertura na direção x
t_y	Periodicidade dos elementos de <i>patch</i> ou abertura na direção y
θ	<i>Bias</i>
θ_i	Ângulo de incidência
θ_r	Ângulo de reflexão
T	Transformação linear não singular
T_i	Função de <i>Chebyshev</i> de primeiro tipo e i -ésima ordem
TE	Ondas elétricas transversais
TM	Ondas magnéticas transversais
T_r	Conjunto de treinamento
T_X	Transmissor
\vec{u}	Correntes induzidas desconhecidas
UWB	Banda Ultralarga (<i>Ultra Wide Band</i>)
V	Matriz de pesos sinápticos
w, W	Largura de um elemento de <i>patch</i> ou abertura qualquer
$w(\mathbf{u})$	Transformação matemática qualquer
W	Matriz de pesos sinápticos
W_c	Largura (modelo aproximado)
W_k	Largura do k -ésimo escalonamento fractal
$WIMAX$	Interoperabilidade Mundial para Acesso de Micro-ondas (<i>Worldwide Interoperability for Microwave Access</i>)
x_i	Entrada de dados fornecida à rede neural
X	Faixa de frequências entre 8 GHz e 12 GHz
Y	Admitância
Y_{in}	Admitância de entrada
z	Camada dielétrica

Capítulo 1

Introdução

As superfícies seletivas de frequência (FSSs) são arranjos periódicos tipicamente bidimensionais, que atuam como filtros espaciais. Desta forma, dependendo do tipo de elemento do arranjo - *patch* ou abertura, elas podem apresentar características de filtros rejeita-faixa ou passa-faixa, respectivamente. Os elementos podem ser impressos sobre uma ou mais camadas dielétricas, dependendo da resposta em frequência desejada. As propriedades de filtragem de frequência variam de acordo com o tipo de elemento, as dimensões da estrutura e a periodicidade (distância) entre as células unitárias (que delimitam a localização de cada elemento). Um exemplo de tais estruturas planares periódicas bidimensionais é mostrado na Fig. 1.1.

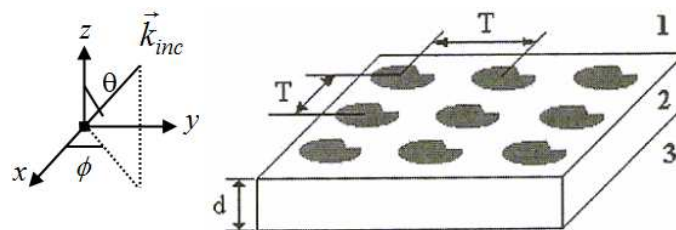


Fig. 1.1. Geometria de uma estrutura periódica bidimensional.

Uma extensa pesquisa analítica tem sido realizada para descrever as propriedades de reflexão e transmissão das FSSs. Atualmente, existe na literatura uma longa lista de referências sobre a análise das FSSs; algumas das contribuições importantes são citadas por Kieburz e Ishimaru (1961), por exemplo. Dentre os métodos de análise existentes, o método da equação integral, conforme demonstrado por

Chen (1973), é bastante utilizado na predição do desempenho destas estruturas, particularmente, na liberdade de escolha de um ângulo de incidência qualquer. O método é baseado no casamento entre os modos de *Floquet* no espaço e os modos de abertura ou de corrente na estrutura periódica, além de utilizar o Método dos Momentos (MoM).

Este trabalho tem como objetivos:

- Realizar um estudo teórico sobre o espalhamento eletromagnético em estruturas de FSS, relacionando os campos espalhados na superfície da estrutura às correntes nela induzidas, devido à ação dos campos incidentes. Inicialmente, considera-se a célula unitária de estruturas de FSS do tipo abertura, sobre substratos dielétricos isotrópicos (incluindo as estruturas do tipo *freestanding*, $\epsilon_r = 1$). Posteriormente, outros tipos de estruturas serão analisados, especialmente as FSSs formadas por elementos de *patches* condutores, sobre substratos dielétricos isotrópicos e anisotrópicos;
- Estudar detalhadamente os fractais geométricos e suas aplicações em estruturas de FSS, ressaltando as principais características, propriedades e tipos destes fractais;
- Investigar as propriedades de estruturas de FSS acopladas, para o desenvolvimento de filtros de banda larga através da junção de dois elementos diferentes em uma mesma célula unitária;
- Analisar o desempenho das FSSs, através de um estudo mais aprofundado de seus parâmetros geométricos, tais como: periodicidade (t_x, t_y) das células unitárias, comprimento (L) e largura (W) dos elementos, permissividade relativa (ϵ_r) e espessura (h) do substrato dielétrico sobre o qual são impressos seus elementos etc;
- Utilizar ferramentas computacionais, tais como: Redes Neurais Artificiais (RNAs) para a modelagem de estruturas de FSSs e algoritmos de otimização natural, como os Algoritmos Genéticos (GA – *Genetic Algorithms*) e a Otimização por Enxame de Partículas (PSO – *Particle Swarm Optimization*) em busca de soluções ótimas para as especificações de filtragem desejadas.

1.1 Elementos de uma FSS

De acordo com a Fig. 1.2, as estruturas de FSS formadas por elementos do tipo abertura podem ser usadas para fornecer características passa-faixa. Em outras palavras, para a frequência de operação da estrutura, o sinal passa através dela com um mínimo de perdas de inserção. Consequentemente, para frequências fora da banda, o sinal é refletido. Analogamente, FSSs com elementos de *patch* são utilizadas como filtros rejeita-faixa; a frequência de operação da estrutura é refletida apresentando perda de retorno mínima, enquanto que as demais frequências são transmitidas.

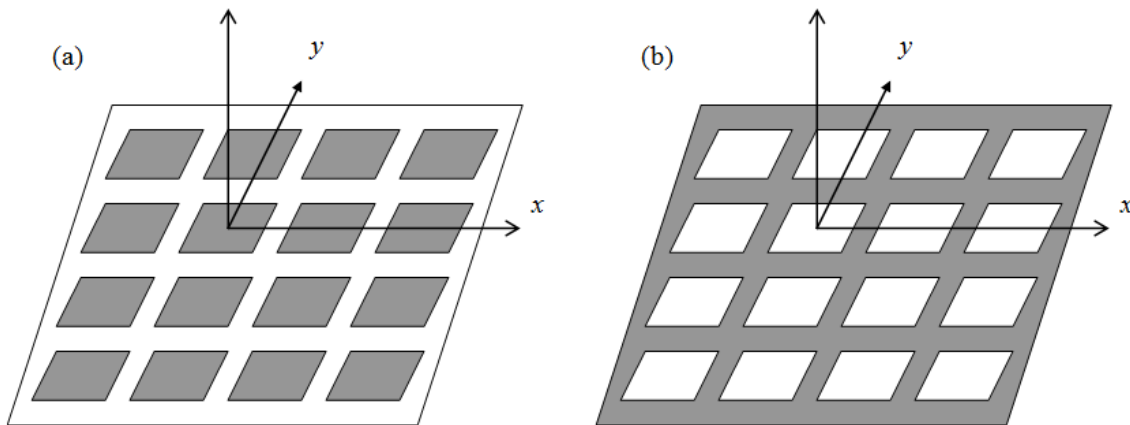


Fig. 1.2. Superfícies seletivas de frequência: (a) *patches* condutores; (b) aberturas.

A Fig. 1.3 ilustra algumas das principais formas de elementos usados em estruturas de FSS (WU, 1995).

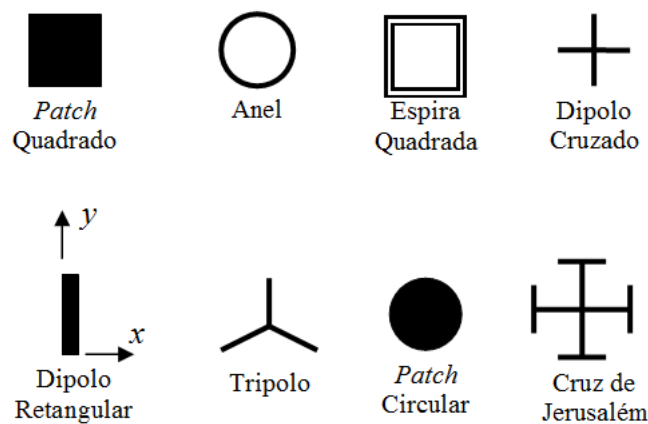


Fig. 1.3. Formas de elementos de FSS.

Quando um elemento do tipo dipolo é alimentado por uma fonte de radiofrequência (RF) e seu comprimento é múltiplo de meio comprimento de onda ($\lambda/2$), ele irá ressoar e espalhar energia; já quando muitos desses dipolos fazem parte de um arranjo, a energia radiada por todos os elementos será coerente com a direção de reflexão, sendo o ângulo de incidência igual ao de reflexão. Isto se deve ao atraso de fase apresentado pela corrente de indução entre cada elemento e o seguinte (WU, 1995).

Quando o tamanho dos elementos é muito diferente das dimensões de ressonância, a onda incidente percorrerá a estrutura de FSS como se ela fosse transparente. Uma pequena perda ocorre devido ao dielétrico, à condutividade do metal e ao espalhamento (WU, 1995).

1.2 Técnicas de Análise e Medição de uma FSS

Inúmeros métodos têm sido usados para analisar as FSSs. Um dos métodos mais simples é o modelo de circuito equivalente (ANDERSON, 1975; LANGLEY; DRINKWATER, 1982). Nesta análise, os vários segmentos de fita que formam o elemento de *patch* em um arranjo periódico são modelados como componentes indutivos e capacitivos em uma linha de transmissão. A solução do circuito resultante fornece as características de transmissão e reflexão da estrutura. Já que o método usa a aproximação quase-estática para calcular as componentes do circuito, ele é limitado em precisão, embora seja bastante eficiente.

O método da equação integral é mais usado na predição do desempenho de estruturas periódicas, particularmente na liberdade de escolha de um ângulo de incidência qualquer. O método começa com a derivação da equação integral, através do casamento entre os modos de *Floquet* no espaço e os modos de abertura ou de corrente na estrutura periódica. No domínio espectral, esta equação integral é reduzida a multiplicações algébricas envolvendo funções trigonométricas e outras integrais mais simples.

O método dos momentos (ITOH, 1989) é usado para resolver a equação integral, reduzindo o número infinito de coeficientes desconhecidos a um número finito de equações contendo o mesmo número de coeficientes desconhecidos.

O comportamento da potência transmitida pela estrutura, observado em uma medição de FSS, pode ser testado sob temperatura ambiente, em painéis de tamanho finito e delimitado, mais comumente conhecido como câmara anecóica. O sistema de medição utiliza antenas cornetas direcionais como elementos de transmissão e recepção. Mudando a polarização das antenas de vertical para horizontal, podem-se medir as características de transmissão nos modos TE e TM, respectivamente, da FSS em teste, localizada entre as duas antenas (WU, 1995). A Fig. 1.4 mostra a fotografia de uma câmara anecóica usada em medições de FSS.



Fig. 1.4. Fotografia de uma câmara anecóica utilizada em medições de FSS (GIANVITTORIO, 2003).

Outro procedimento de medição é o que utiliza antenas cornetas associadas a lentes (Fig. 1.5). Através deste sistema, podem-se medir os coeficientes de transmissão e reflexão em ambas as polarizações. Desde que a estrutura de FSS seja iluminada pelo feixe gaussiano estreito das lentes, a difração nas extremidades é reduzida significativamente, e testes com vários ângulos de incidência podem ser facilmente executados (WU, 1995).

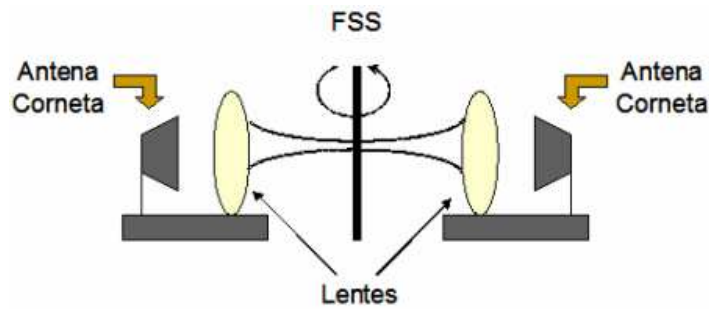


Fig. 1.5. Sistema de medição de uma FSS que utiliza lentes gaussianas.

1.3. Aplicações de FSSs

A aplicação mais conhecida de FSSs é o anteparo da porta do forno de micro-ondas. Este anteparo funciona como um filtro passa-faixa que deixa passar a faixa de frequências da luz visível e rejeita a faixa de frequências de micro-ondas, em torno de 2,45 GHz (WU, 1995).

Em um sistema de antenas com refletor duplo, uma FSS pode ser usada como sub-refletor. Diferentes alimentadores são utilizados independentemente e colocados no foco real (ou virtual) do sub-refletor. Conseqüentemente, apenas um refletor principal é necessário para a operação multifrequencial. Para uma antena refletora multifuncional, são necessárias FSSs de alto desempenho para demultiplexar duas faixas separadas ou para multiplexar três ou quatro faixas (WU, 1995).

A Fig. 1.6 mostra estruturas de FSS sendo usadas como antenas refletoras de transmissão. Observa-se que as FSSs 1 e 2 refletem as frequências f_1 e f_2 , respectivamente, provenientes de duas antenas localizadas fora do foco do refletor principal, permitindo que o sistema transmita não apenas uma mas três frequências distintas (f_1 , f_2 e f_3), com apenas uma antena transmissora localizada no foco do refletor principal (antena responsável por transmitir f_3). A Fig. 1.7 mostra uma estrutura de FSS usada na recepção de sinais de satélite. A FSS está localizada na frente da antena receptora de frequências na banda X e atua de forma que os sinais das frequências que se encontram entre 8 GHz e 12 GHz sejam recebidos pela antena e as demais frequências sejam refletidas e direcionadas para a segunda antena receptora, responsável pela recepção de sinais na faixa de frequências correspondente à banda Ku (12 GHz a 18 GHz).

A Fig. 1.8 mostra uma aplicação de FSS em que esta funciona como um radome. Os radomes de FSSs com elementos de abertura podem ser projetados para produzir características passa-faixa. O radome pode ser projetado para uso acoplado a superfícies de automóveis ou aeronaves, para garantir um espalhamento mínimo do sinal (SCHENNUM, 1973).

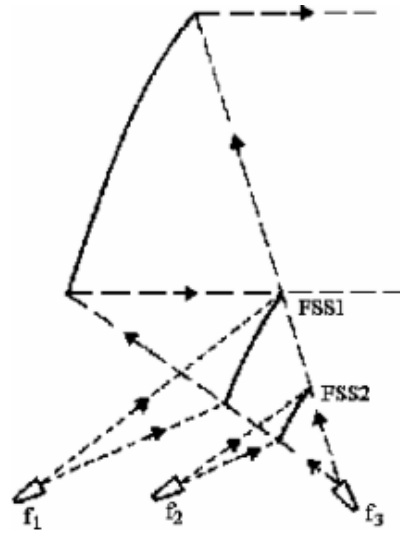


Fig. 1.6. FSS usada como antena refletora *offset*.

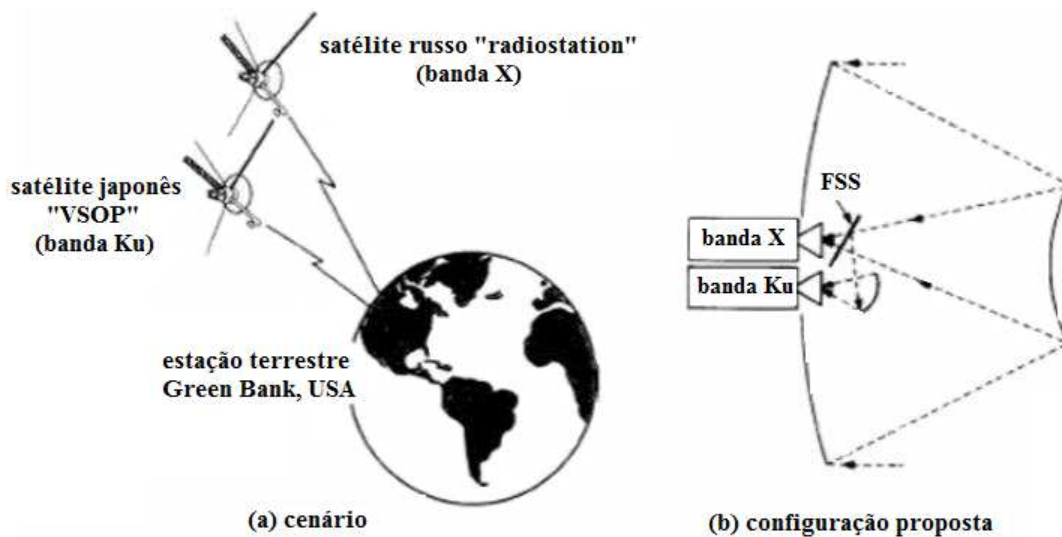


Fig. 1.7. FSS usada na recepção de sinais de satélite.

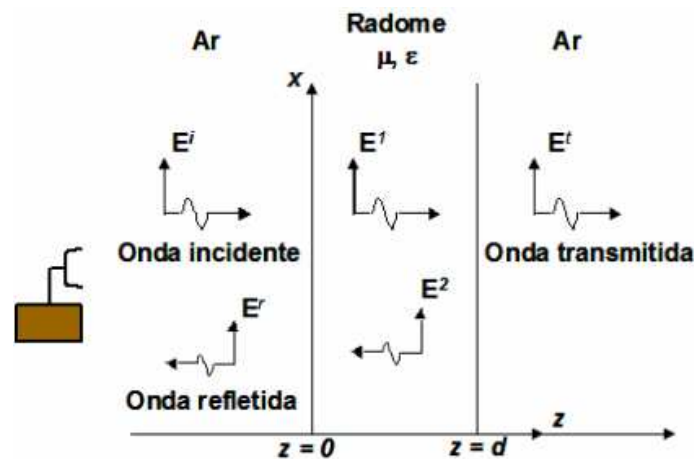


Fig. 1.8. Projeto de um radome para aplicação em radar de aeronave.

1.4. Estrutura do Trabalho

O conteúdo deste trabalho está dividido em seis capítulos, que podem ser sumariamente descritos como:

- Capítulo 2: neste capítulo, há a exposição geral da teoria, ressaltando as principais equações envolvidas na análise das superfícies seletivas de frequência, especificamente com relação ao substrato dielétrico utilizado, ao número de camadas da estrutura e se esta possui ou não plano de terra. Particularmente, é explicado o método de análise da equação integral, voltado ao estudo das FSSs de elementos de abertura. Os conceitos de permissividade elétrica relativa, permeabilidade magnética, condutividade, isotropia, anisotropia, impedância de onda e polarização são abordados. As principais equações e deduções dos itens citados são apresentadas e alguns resultados simulados e experimentais são expostos e discutidos.
- Capítulo 3: neste capítulo, é abordada, com mais profundidade, a teoria referente às geometrias fractais, bastante utilizadas no projeto das FSSs analisadas neste trabalho. Algumas das principais formas geométricas são expostas, bem como as equações correspondentes a sua análise e projeto. Alguns resultados simulados e medidos são mostrados e discutidos, tornando válida a aplicação das geometrias

fractais no projeto de estruturas de FSS, especialmente no controle da resposta em frequência das estruturas.

- Capítulo 4: neste capítulo, o enfoque é dado ao estudo das ferramentas de inteligência computacional utilizadas neste trabalho: as redes neurais artificiais e os algoritmos de otimização natural. Com relação às redes neurais, estas serviram como ferramenta de modelagem no projeto das superfícies seletivas de frequência. A discussão é voltada para as redes neurais perceptrons de múltiplas camadas, e alguns conceitos como neurônios, *bias*, camadas e configuração da rede, critérios de parada e algoritmos de treinamento são abordados. Uma seção especial é dedicada aos diversos algoritmos de treinamento, ressaltando as principais características de cada um deles. No que diz respeito aos algoritmos de otimização natural, foram destacados os algoritmos genéticos e a otimização por enxame de partículas (PSO). As principais características e equações relacionadas com cada um desses algoritmos são mencionadas e discutidas, com o intuito de facilitar o entendimento de sua aplicação como técnica de otimização das FSSs.
- Capítulo 5: este capítulo apresenta os resultados mais relevantes deste trabalho, bem como algumas referências importantes que validam as metodologias e técnicas desenvolvidas e utilizadas. Os resultados são analisados detalhadamente, com a finalidade de possibilitar um entendimento completo do que foi proposto neste trabalho.
- Capítulo 6: este capítulo apresenta as conclusões gerais do trabalho e ressalta as contribuições principais. Também são ressaltadas algumas considerações e comentários sobre a importância e a precisão dos resultados obtidos. Finalizando, são feitas algumas sugestões para a continuidade da pesquisa.

Capítulo 2

Análise Teórica das Superfícies Seletivas de Frequência

A tecnologia que envolve superfícies seletivas de frequência possui um longo histórico de desenvolvimento, desde que a primeira estrutura formada por elementos igualmente espaçados foi investigada pelo físico americano David Rittenhouse (1786). Tais estruturas de FSSs consistem de arranjos de elementos de *patch* ou de abertura, periodicamente espaçados sobre uma tela de metal e exibem ressonâncias em que os fenômenos de reflexão (*patches*) ou de transmissão (aberturas) ocorrem.

Estudos teóricos foram realizados para a predição das propriedades de reflexão e transmissão de uma FSS (ULRICH, 1967), (OTT; et al., 1967). Desta forma, existem muitas técnicas disponíveis na literatura para a modelagem eficiente de diferentes configurações de FSSs (WU, 1995).

Neste capítulo, é realizada uma análise teórica do problema de espalhamento eletromagnético em estruturas de FSS. O primeiro passo consiste em relacionar os campos espalhados na superfície da estrutura às correntes induzidas sobre ela, devido aos campos incidentes. Inicialmente, considera-se o espalhamento sobre a célula unitária de uma superfície seletiva de frequência do tipo *freestanding* ($\epsilon_r = 1$), formada por um elemento de abertura, disposto no plano x - y (Fig. 2.1). A equação integral correspondente ao elemento de abertura é modificada para incluir as contribuições de um arranjo destes elementos.

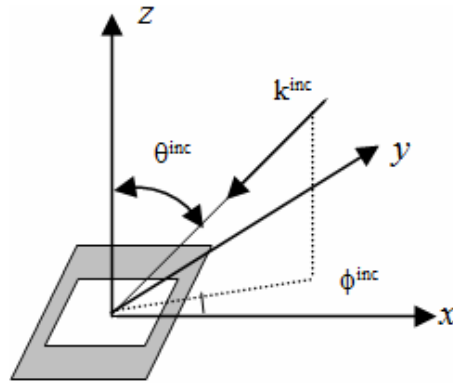


Fig. 2.1. Espalhamento eletromagnético na célula unitária de uma FSS de abertura.

2.1. Análise Teórica de FSSs de Abertura

Para uma FSS do tipo abertura (CHEN, 1970b, 1971), como a mostrada na Fig. 1.1 (b), pode-se aplicar o conceito da dualidade às equações de campo elétrico incidente e corrente elétrica induzida, usadas na análise teórica de estruturas de FSS com elementos de *patches* (WU, 1995). Desta forma, obtém-se o campo magnético espalhado e a corrente magnética induzida na estrutura de FSS do tipo abertura:

$$\vec{H}^S = -j\omega\epsilon_0\vec{F} + \frac{1}{j\omega\mu_0}\nabla(\nabla\cdot\vec{F}) \quad (2.1)$$

em que

$$\vec{F} = G * \vec{M} \quad (2.2)$$

O asterisco (*) representa a operação de convolução, \vec{M} é a corrente magnética induzida e G é a função diádica de *Green* no espaço-livre. Para a FSS de abertura, o campo magnético tangencial representado pelo subscrito t é dado por:

$$\vec{H}_t = \vec{H}_t^S + \vec{H}_t^{inc} = 0 \quad (2.3)$$

na qual os expoentes \underline{S} e \underline{inc} correspondem ao campo magnético espalhado e incidente, respectivamente. Deste modo, obtém-se a equação característica do campo magnético para uma FSS do tipo abertura:

$$\vec{H}_t^{inc} = j\omega\epsilon_0\vec{F} - \frac{1}{j\omega\mu_0}\nabla(\nabla\cdot\vec{F}) \quad (2.4)$$

Analogamente:

$$\vec{E}^S = -j\omega\mu_0\vec{A} + \frac{1}{j\omega\epsilon_0}\nabla(\nabla\cdot\vec{A}) \quad (2.5)$$

em que

$$\vec{A} = G * \vec{J} \quad (2.6)$$

sendo \vec{J} a corrente elétrica induzida na superfície de um elemento de patch condutor. O campo elétrico tangencial representado pelo subscrito t é dado por:

$$\vec{E}_t = \vec{E}_t^S + \vec{E}_t^{inc} = 0 \quad (2.7)$$

Desta forma, obtém-se a equação característica do campo elétrico para uma FSS com elementos de *patches* condutores:

$$\vec{E}_t^{inc} = j\omega\mu_0\vec{A} - \frac{1}{j\omega\epsilon_0}\nabla(\nabla\cdot\vec{A}) \quad (2.8)$$

Voltando-se para a análise teórica de estruturas de FSS de elementos de abertura, observa-se que, para esta estrutura, só existem as componentes M_x e M_y da corrente magnética induzida e, portanto, apenas F_x e F_y são diferentes de zero. Assim, pode-se escrever (2.4) na forma matricial:

$$-\begin{bmatrix} H_x^{inc} \\ H_y^{inc} \end{bmatrix} = \frac{1}{j\omega\mu_0} \begin{bmatrix} \frac{\partial^2}{\partial x^2} + k_0^2 & \frac{\partial^2}{\partial x\partial y} \\ \frac{\partial^2}{\partial x\partial y} & \frac{\partial^2}{\partial y^2} + k_0^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

em que $F_x = G * M_x$ e $F_y = G * M_y$. O mesmo raciocínio é usado na obtenção da equação característica do campo elétrico incidente, já que se trata de uma estrutura bidimensional.

Definindo-se as transformadas direta e inversa de Fourier de acordo com (2.10) e (2.11), respectivamente, as operações de convolução e derivação presentes em (2.9) podem ser analisadas no domínio espectral.

$$\tilde{f}(\alpha, \beta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j(\alpha x + \beta y)} dx dy \quad (2.10)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{f}(\alpha, \beta) e^{j(\alpha x + \beta y)} d\alpha d\beta \quad (2.11)$$

Conseqüentemente, através das propriedades da transformada de Fourier, $G * \vec{M} \leftrightarrow \tilde{G} \cdot \vec{\tilde{M}}$, $\partial \vec{F} / \partial x \leftrightarrow j\alpha \vec{F}$ e $\partial \vec{F} / \partial y \leftrightarrow j\beta \vec{F}$. Aplicando-se então esta transformada, pode-se reescrever (2.9) na forma:

$$-\begin{bmatrix} \tilde{H}_x^{inc} \\ \tilde{H}_y^{inc} \end{bmatrix} = \frac{1}{j\omega\mu_0} \begin{bmatrix} k_0^2 - \alpha^2 & -\alpha\beta \\ -\alpha\beta & k_0^2 - \beta^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{G} \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{M}_x \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Aplicando-se a transformada inversa, (2.9) é representada por:

$$-\begin{bmatrix} \tilde{H}_x^{inc} \\ \tilde{H}_y^{inc} \end{bmatrix} = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{j\omega\mu_0} \begin{bmatrix} k_0^2 - \alpha^2 & -\alpha\beta \\ -\alpha\beta & k_0^2 - \beta^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{G} \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{M}_x \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} e^{j(\alpha x + \beta y)} d\alpha d\beta \quad (2.13)$$

Para estender a análise no domínio espectral para o caso de um arranjo periódico de elementos de abertura, deve-se satisfazer o teorema de *Floquet* (CWIK, 1986;

ISHIMARU, 1991), considerando-se inicialmente a periodicidade apenas no eixo x . A corrente M_x deve estar na forma:

$$M(x+a) = M(x)e^{jk_x^{inc}a} \quad (2.14)$$

onde k_x^{inc} e a são o número de onda incidente e a periodicidade na direção x , respectivamente. Definindo-se uma nova função $M'(x) = M(x)e^{jk_x^{inc}a}$, obtém-se:

$$\begin{aligned} M'(x+a) &= M(x+a)e^{-jk_x^{inc}(x+a)} = M(x)e^{jk_x^{inc}a}e^{-jk_x^{inc}(x+a)} \\ &= M(x)e^{-jk_x^{inc}x} = M'(x) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Assim, $M'(x)$ é uma função periódica de período a que pode ser representada pelo somatório de suas componentes:

$$M'(x) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \tilde{M}_m e^{j(2m\pi/a)x} \quad (2.16)$$

Como resultado, $M(x)$ pode ser expressa por:

$$M(x) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \tilde{M}_m e^{j(2m\pi/a + k_x^{inc})x} \quad (2.17)$$

Adotando o mesmo procedimento para k_y^{inc} e b (número de onda e periodicidade na direção y , respectivamente), (2.13) torna-se:

$$\begin{aligned} - \begin{bmatrix} H_x^{inc}(x, y) \\ H_y^{inc}(x, y) \end{bmatrix} &= \frac{4\pi}{j\omega\mu_0 ab} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \begin{bmatrix} k_0^2 - \alpha_{mn}^2 & -\alpha_{mn}\beta_{mn} \\ -\alpha_{mn}\beta_{mn} & k_0^2 - \beta_{mn}^2 \end{bmatrix} \tilde{G}(\alpha_{mn}, \beta_{mn}) \\ &\cdot \begin{bmatrix} \tilde{M}_x(\alpha_{mn}, \beta_{mn}) \\ \tilde{M}_y(\alpha_{mn}, \beta_{mn}) \end{bmatrix} e^{j\alpha_{mn}x} e^{j\beta_{mn}y} \end{aligned} \quad (2.18)$$

na qual:

$$\alpha_{mn} = \frac{2m\pi}{a} + k_x^{inc} \quad e \quad \beta_{mn} = \frac{2n\pi}{b \sin(\Omega)} - \frac{2m\pi}{a} \cot g(\Omega) + k_y^{inc} \quad (2.19)$$

em que a e b são os períodos das células nas direções x e y , respectivamente e Ω é o ângulo de defasagem entre elas. Todos estes parâmetros estão indicados na Fig. 2.2.

Para $\Omega = 90^\circ$, $\alpha_{mn} = \alpha_m$ e $\beta_{mn} = \beta_n$.

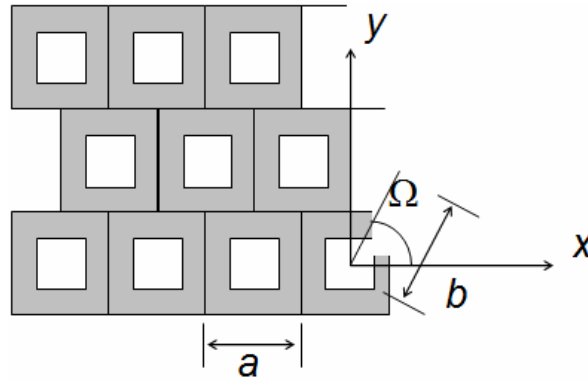


Fig. 2.2. Arranjo periódico genérico com elementos de abertura.

Em (2.18), \vec{M} é a corrente superficial magnética equivalente na abertura. Solucionando (2.18), obtém-se a distribuição de corrente magnética desconhecida na superfície de abertura da FSS indutiva. Contudo, (2.18) só é válida para uma estrutura de FSS perfeitamente condutora. Assim, se a estrutura tem uma condutividade finita, deve-se formular o problema em função das correntes superficiais nas porções condutoras da mesma, ao invés de usar as correntes magnéticas na abertura, já que esta apresenta curto-circuito devido ao plano condutor elétrico perfeito.

2.2. Solução Através do Método dos Momentos

Pode-se utilizar o método dos momentos na solução de (2.18). Especificamente, é usado o método de Galerkin, tornando mais fácil a manipulação das equações no domínio espectral. Primeiramente, (2.18) é escrita na forma simbólica:

$$\vec{L} * \vec{u} = \vec{g} = (\hat{x}\hat{x}L_{xx} + \hat{x}\hat{y}L_{xy} + \hat{y}\hat{x}L_{yx} + \hat{y}\hat{y}L_{yy}) \cdot (\hat{x}u_x + \hat{y}u_y) = (\hat{x}g_x + \hat{y}g_y) \quad (2.20)$$

em que \vec{u} representa as correntes induzidas desconhecidas (\vec{M}); \vec{g} corresponde aos campos incidentes conhecidos (\vec{H}^{inc}) e \vec{L} é o operador que relaciona o termo desconhecido \vec{u} e os campos incidentes. Através do método dos momentos, o termo desconhecido \vec{u} torna-se dependente de um conjunto de funções de base (\vec{f}) e é expresso por:

$$\vec{u} = \sum_i C_i \vec{f}_i = \sum_{i=1}^N (\hat{x} C_{xi} f_{xi} + \hat{y} C_{yi} f_{yi}) \quad (2.21)$$

na qual C_i representa os coeficientes desconhecidos. Para converter (2.20) em uma equação matricial, substitui-se \vec{u} dado por (2.21) em (2.20). Pelo método dos momentos, o operador \vec{L} é modificado para formar um produto escalar entre ele e a função de teste. Pelo método de Galerkin (TSAO; MITTRA, 1984; HARRINGTON, 1968), assume-se que a função de teste e a função de base são iguais. Consequentemente, (2.20) é convertida para a forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \left\langle f_{xi}, L_{xx} \sum_{j=1}^N f_{xj} \right\rangle & \left\langle f_{xi}, L_{xy} \sum_{j=1}^N f_{yj} \right\rangle \\ \left\langle f_{yi}, L_{yx} \sum_{j=1}^N f_{xj} \right\rangle & \left\langle f_{yi}, L_{yy} \sum_{j=1}^N f_{yj} \right\rangle \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{xj} \\ C_{yj} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left\langle f_{xi}, g_x \right\rangle \\ \left\langle f_{yi}, g_y \right\rangle \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

na qual o produto escalar $\langle a, b \rangle$ é definido por:

$$\langle a, b \rangle = \int_{célula\ unitária} a^* b \, ds \quad (2.23)$$

sendo a^* o conjugado complexo de a . A operação de integração é realizada sobre a área da célula unitária.

A eficiência computacional proporcionada pelo uso do método dos momentos está relacionada também com o tipo de funções de base utilizadas, que por sua vez dependem da geometria das células.

As funções de base devem representar o comportamento físico da densidade de corrente na abertura. Em geral, há dois grupos de funções de base para representar as funções desconhecidas no método dos momentos, que são as funções de base de domínio inteiro (TSAO; MITTRA, 1982) e as de subdomínio (CHAN; MITTRA, 1990).

Para esta análise, são consideradas as funções de base de domínio inteiro, devido ao fato de estas funções servirem tipicamente para a maioria das geometrias usadas nos arranjos periódicos de FSS: dipolos (OTT, 1967), dipolos cruzados (PELTON; MUNK, 1979), *patches* quadrados (CHEN, 1973), *patches* circulares (CHEN, 1970a), cruz de Jerusalém (TSAO; MITTRA, 1984) etc. A maior vantagem do uso de funções de base de domínio inteiro é o fato de que o tamanho da matriz resultante da aplicação do método dos momentos é geralmente muito menor que a obtida com funções de base de subdomínio, proporcionando eficiência na obtenção da solução. Contudo, para os casos de condutividade finita, indica-se o uso de funções de base de subdomínio, conforme demonstrado na literatura por Cwik e Mittra (1987).

Usando um grupo de funções de base e de teste adequadas em (2.18), obtém-se, para os coeficientes desconhecidos C_i , a seguinte equação matricial:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \int M_{xi}^* H_x^{inc} ds \\ \int M_{yi}^* H_y^{inc} ds \end{bmatrix} &= \sum_j \sum_m \sum_n \begin{bmatrix} \tilde{M}_{xi}^* & 0 \\ 0 & \tilde{M}_{yi}^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{G}_{xx} & \tilde{G}_{xy} \\ \tilde{G}_{yx} & \tilde{G}_{yy} \end{bmatrix} \\ &\times \begin{bmatrix} \tilde{M}_{xj}(\alpha_{mn}, \beta_{mn}) & 0 \\ 0 & \tilde{M}_{yj}(\alpha_{mn}, \beta_{mn}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{xj} \\ C_{yj} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.24)$$

A escolha de funções de base de domínio inteiro para algumas geometrias típicas de FSSs podem ser encontradas em Mittra et al. (1988). As equações (2.25) e (2.26) são exemplos de funções de base para uma FSS com elementos de abertura retangular:

$$M_{xpq}(x, y) = \hat{x} \text{sen} \left[\frac{q\pi}{c} \left(x + \frac{c}{2} \right) \right] \frac{T_p(2y/d)}{[1 - (2y/d)^2]^{1/2}} \quad (2.25)$$

$$M_{yrs}(x, y) = \hat{y} \frac{T_s(2x/c)}{[1 - (2x/c)^2]^{1/2}} \left[\frac{r\pi}{d} \left(y + \frac{d}{2} \right) \right] \quad (2.26)$$

em que $p, s = 0, 1, \dots; q, r = 1, 2, \dots; T_i$ é a função de Chebyshev de primeiro tipo e i -ésima ordem. Os comprimentos das extremidades da abertura nas direções x e y são c e d , respectivamente.

2.3. Obtenção da Função Diádica de Green

Para se determinar os coeficientes peso C em (2.21) e conseqüentemente, os campos espalhados, devem ser deduzidas, primeiramente, as componentes da função diádica de *Green*. As intensidades de campo magnético, obtidas através de (2.18), estão no sistema de coordenadas (x, y) , contudo, para a determinação da função diádica, faz-se necessário uma mudança no sistema de coordenadas, tal que um dos eixos seja definido ao longo da direção de propagação da onda plana (eixo v) e o outro (eixo u) seja transverso ao eixo v e ao eixo z do sistema original. Assim, o novo sistema de coordenadas adotado é representado por (u, v) e sua orientação é mostrada na Fig. 2.3.

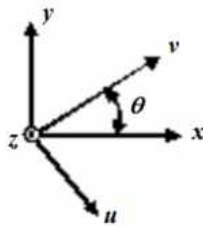


Fig. 2.3. Sistema de coordenadas (u, v) .

De acordo com a Fig. 2.3, obtém-se:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta & -\cos \theta \\ \cos \theta & \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

em que

$$\cos(\theta) = \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \quad (2.28)$$

e

$$\text{sen}(\theta) = \frac{\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \quad (2.29)$$

Pelo método da imitância no domínio espectral (ITOH, 1980), tem-se que:

$$\vec{E}^s = -\nabla \times \vec{F} \quad (2.30)$$

De (2.30) e (2.1), obtêm-se, respectivamente:

$$\vec{E}_z^s = -\frac{\partial}{\partial x} \vec{F}_y + \frac{\partial}{\partial y} \vec{F}_x \quad (2.31)$$

$$\vec{E}_z^s = \frac{1}{j\omega\mu_0} \left[\frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{\partial}{\partial x} \vec{F}_x + \frac{\partial}{\partial y} \vec{F}_y \right) \right] \quad (2.32)$$

As equações (2.31) e (2.32), no domínio da transformada de Fourier, tornam-se, respectivamente:

$$\tilde{E}_{z(\alpha,\beta)}^s \propto \frac{-\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_x + \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_y \quad (2.33)$$

$$\tilde{H}_{z(\alpha,\beta)}^s \propto \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_x + \frac{\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_y \quad (2.34)$$

De acordo com a transformada de Fourier de densidade superficial, obtêm-se, para a corrente M induzida:

a) No eixo v :

$$\tilde{\mathbf{M}} = \hat{x}\tilde{M}_x + \hat{y}\tilde{M}_y = \hat{u}\tilde{M}_u + \hat{v}\tilde{M}_v \quad (2.35)$$

$$\tilde{H}_{z(\alpha,\beta)}^s \propto \frac{-\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_v \cos \theta + \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_v \sin \theta = 0 \quad (2.36)$$

b) No eixo u :

$$\tilde{H}_{z(\alpha,\beta)}^s \propto \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_u \sin \theta - \frac{\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}} \tilde{M}_u \cos \theta = 0 \quad (2.37)$$

Para o estudo das FSSs de abertura, a componente u está associada ao modo TM de propagação e a componente v ao modo TE. Pela relação $\vec{H} = \vec{Y} \cdot \vec{M}$, onde \vec{Y} é a função diádica de *Green*, obtida através do método da linha de transmissão em termos da admitância, obtém-se:

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_u^s \\ \tilde{H}_v^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{Y}^{TM} & 0 \\ 0 & \tilde{Y}^{TE} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{M}_u \\ \tilde{M}_v \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

o que corresponde, no sistema de coordenadas (x, y) , à:

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_x^s \\ \tilde{H}_y^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{Y}^{TM} \sin^2 \theta + \tilde{Y}^{TE} \cos^2 \theta & (\tilde{Y}^{TE} - \tilde{Y}^{TM}) \cos \theta \sin \theta \\ (\tilde{Y}^{TE} - \tilde{Y}^{TM}) \cos \theta \sin \theta & \tilde{Y}^{TE} \sin^2 \theta + \tilde{Y}^{TM} \cos^2 \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{M}_x \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Ou, de forma resumida:

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_x^s \\ \tilde{H}_y^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{Y}_{xx} & \tilde{Y}_{xy} \\ \tilde{Y}_{yx} & \tilde{Y}_{yy} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{M}_x \\ \tilde{M}_y \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

na qual

$$\tilde{Y}_{xx} = \frac{1}{\alpha^2 + \beta^2} [\alpha^2 \tilde{Y}^{TE} + \beta^2 \tilde{Y}^{TM}] \quad (2.41)$$

$$\tilde{Y}_{xy} = \tilde{Y}_{yx} = \frac{\alpha\beta}{\alpha^2 + \beta^2} [\tilde{Y}^{TE} - \tilde{Y}^{TM}] \quad (2.42)$$

$$\tilde{Y}_{yy} = \frac{1}{\alpha^2 + \beta^2} [\beta^2 \tilde{Y}^{TE} + \alpha^2 \tilde{Y}^{TM}] \quad (2.43)$$

A admitância de entrada do circuito pode ser obtida por meio do uso da equação da linha de transmissão, como segue:

$$Y_{in} = Y_0 \frac{Y_0 + Y_L \coth(\gamma l)}{Y_L + Y_0 \coth(\gamma l)} \quad (2.44)$$

em que Y_0 é a admitância característica do meio. As admitâncias equivalentes para os modos TE e TM de propagação são, respectivamente:

$$\tilde{Y}^{TE} = Y_+^h + Y_-^h \quad (2.45)$$

$$\tilde{Y}^{TM} = Y_+^e + Y_-^e \quad (2.46)$$

Quando os campos magnéticos espalhados são calculados a uma distância h (ou múltipla de h) em relação à fonte, como o mostrado na Fig. 2.5, as equações (2.45) e (2.46) devem ser multiplicadas por uma admitância de transferência, dada por:

$$Y_{Transf} = \frac{Y_0}{Y_0 \cos(\gamma h) + Y_L \sin(\gamma h)} \quad (2.47)$$

Assim, (2.45) e (2.46) tornam-se, respectivamente:

$$\tilde{Y}^{TE} = Y_+^h + Y_-^h \cdot Y_{transf} \quad (2.48)$$

$$\tilde{Y}^{TM} = Y_+^e + Y_-^e \cdot Y_{transf} \quad (2.49)$$

Caso o substrato dielétrico utilizado seja anisotrópico uniaxial (com eixo óptico na direção z), definem-se:

$$Y_{0i}^{TE} = \frac{\gamma_{hi}}{j\omega\mu_o} \quad (2.50)$$

$$Y_{0i}^{TM} = \frac{j\omega\epsilon_o\epsilon_{ixx}}{\gamma_{ei}} \quad (2.51)$$

em que γ é a constante de propagação dada por:

$$\gamma = \gamma_e = \gamma_h = \gamma_0 = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2 - \omega^2\mu_o\epsilon_o\epsilon_r} \quad (2.52)$$

para meios isotrópicos, e:

$$\gamma_e = \sqrt{\frac{\epsilon_{xx}}{\epsilon_{zz}}(\alpha^2 + \beta^2 - \omega^2\mu_o\epsilon_o\epsilon_{zz})} \quad (2.53)$$

$$\gamma_h = \sqrt{(\alpha^2 + \beta^2 - \omega^2\mu_o\epsilon_o\epsilon_{xx})} \quad (2.54)$$

para meios anisotrópicos. Os índices \underline{e} e \underline{h} indicam que γ_e e γ_h são as constantes de propagação para os modos TM e TE, respectivamente; γ_0 é a constante de propagação no espaço livre.

2.4. Obtenção dos Campos Magnéticos Incidentes sobre uma FSS de Abertura sem Plano de Terra

A Fig. 2.4 ilustra o circuito equivalente utilizado na análise teórica de uma estrutura de FSS de abertura, impressa sobre uma camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra, através do método da linha de transmissão.

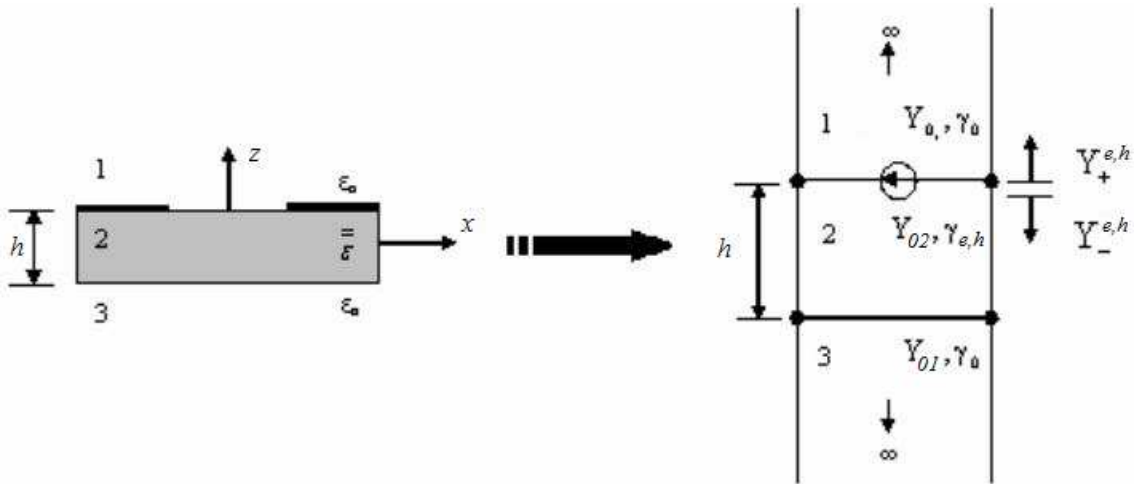


Fig. 2.4. Circuito equivalente utilizado na análise de uma FSS de abertura sobre camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra.

Na Fig. 2.4, pode-se assumir que os meios 1 e 3 são o ar ($\epsilon_r = 1$) e o meio 2 é composto por um material dielétrico anisotrópico ($\bar{\epsilon}$). Para o meio 1, a admitância de entrada (γ_{in}) é a própria admitância no espaço livre (γ_0); no espaço livre, a onda se propaga sem sofrer reflexão e, portanto, sem originar ondas estacionárias e conseqüentemente não afeta γ_{in} . Para o meio 2, a admitância γ_{02} é a própria admitância de carga (γ_L), com relação ao meio 1, ou $\gamma_{02} = \gamma_0$, com relação ao meio 3. Para este último, $\gamma_{03} = \gamma_L$, do meio 2 para o meio 3, ou $\gamma_{03} = \gamma_0$, do meio 3 para o meio 2.

Desta forma, considerando a Fig. 2.4 e resolvendo o respectivo circuito equivalente para os modos TE e TM, obtêm-se as admitâncias no topo (meios 1 ou 3) e na base (meio 2) da estrutura, cujas expressões são dadas por:

$$\tilde{Y}_i^{TE} = \frac{j\omega\epsilon_0[\epsilon_{xxi}\gamma_0^2 + \gamma_{ei}^2 + 2\epsilon_{xxi}\gamma_0\gamma_{ei}\coth(\gamma_{ei}h)]}{\gamma_0\gamma_{ei}[\gamma_{ei} + \epsilon_{xxi}\gamma_0\coth(\gamma_{ei}h)]} \quad (2.55)$$

$$\tilde{Y}_i^{TM} = \frac{\gamma_{hi}^2 + 2\gamma_0\gamma_{hi} \coth(\gamma_{hi}h) + \gamma_0^2}{j\omega\mu_0[\gamma_0 + \gamma_{hi} \coth(\gamma_{hi}h)]} \quad (2.56)$$

nas quais $i = 1, 2$ ou 3 , de acordo com a região analisada.

Para a estrutura da Fig. 2.4, os campos incidentes são obtidos a partir dos potenciais incidentes (Ψ), para a propagação na direção z . O potencial de cada região é definido por (Fig. 2.5):

Meio 1:

$$\psi_0^{TE, TM} = e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} e^{\gamma_0 z} + \text{Re} e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} e^{-\gamma_0 z} \quad (2.57)$$

Meio 2:

$$\psi_1^{TE, TM} = e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} [C_{11} \cosh(\gamma_{h,e} z) + C_{12} \sinh(\gamma_{h,e} z)] \quad (2.58)$$

Meio 3:

$$\psi_2^{TE, TM} = T e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} e^{\gamma_0 z} \quad (2.59)$$

nas quais:

$$\alpha = k_0 \text{sen}(\theta) \cos(\phi) \quad (2.60)$$

$$\beta = k_0 \text{sen}(\theta) \text{sen}(\phi) \quad (2.61)$$

As componentes de campo elétrico e magnético incidente podem então ser determinadas em função dos potenciais incidentes, para os modos TE e TM de propagação:

Modo TE:

$$E_x = -\frac{\partial \psi^{TE}}{\partial y}; \quad E_y = \frac{\partial \psi^{TE}}{\partial x} \quad (2.62)$$

$$H_x = \frac{1}{j\omega\mu} \frac{\partial^2 \psi^{TE}}{\partial x \partial z}; \quad H_y = \frac{1}{j\omega\mu} \frac{\partial^2 \psi^{TE}}{\partial y \partial z} \quad (2.63)$$

Modo TM:

$$E_x = \frac{1}{j\omega\epsilon} \frac{\partial^2 \psi^{TM}}{\partial x \partial z}; \quad E_y = \frac{1}{j\omega\epsilon} \frac{\partial^2 \psi^{TM}}{\partial y \partial z} \quad (2.64)$$

$$H_x = \frac{\partial \psi^{TM}}{\partial y}; \quad H_y = -\frac{\partial \psi^{TM}}{\partial x} \quad (2.65)$$

em que $\psi^{TE} = A_z$ e $\psi^{TM} = F_z$, para as FSSs com elementos de abertura.

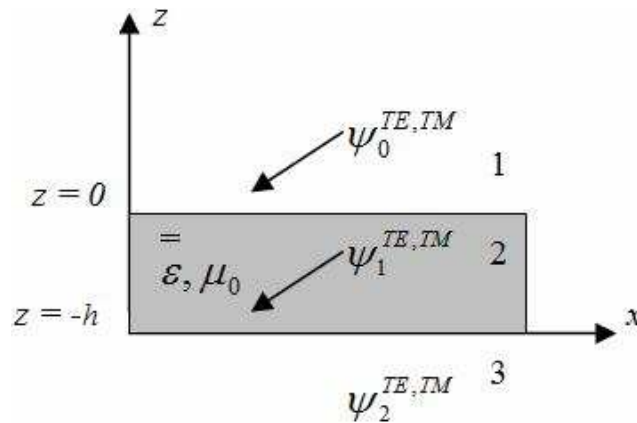


Fig. 2.5. Potenciais incidentes sobre camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra.

Considerando a incidência de onda plana, os vetores \vec{A} e \vec{F} são dados por:

$$\vec{A} = \vec{F} = \hat{z} e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} e^{\gamma_0 z} \quad (2.66)$$

O campo magnético espalhado total, em $z = 0$, pode ser expresso através da superposição dos harmônicos de Floquet, de acordo com:

$$\vec{H}^S = \vec{H}_{00}^r e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} e^{-\gamma_0 z} + \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} \vec{H}_{pq}^S e^{j\alpha_p x} e^{j\beta_q y} e^{-\gamma_{pq} z} \quad (2.67)$$

em que $\gamma_{pq} = \sqrt{\alpha_p^2 + \beta_q^2 - k_0^2}$. Uma forma alternativa para o campo magnético espalhado é dada por:

$$\vec{H}^S = \nabla \times \vec{A}^S - j\omega\mu_0 \vec{F}^S + \frac{1}{j\omega\epsilon_0} \nabla(\nabla \cdot \vec{F}^S) \quad (2.68)$$

na qual os potenciais espalhados são obtidos de acordo com:

$$\vec{A}^S = \hat{z} \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_{pq}^{TE} \psi_{pq}; \quad \vec{F}^S = \hat{z} \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_{pq}^{TM} \psi_{pq} \quad (2.69)$$

em que $\psi_{pq} = e^{j\alpha_p x} e^{j\beta_q y} e^{\gamma_{pq} z}$.

Assim, para as componentes de campo magnético em x e y , obtém-se:

$$H_x^S = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} \left(j\beta_q R_{pq}^{TE} - \frac{\alpha_p \gamma_{pq}}{\omega\epsilon_0} R_{pq}^{TM} \right) \psi_{pq} \quad (2.70)$$

$$H_y^S = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} \left(-j\alpha_p R_{pq}^{TE} - \frac{\beta_q \gamma_{pq}}{\omega\epsilon_0} R_{pq}^{TM} \right) \psi_{pq} \quad (2.71)$$

Multiplicando-se (2.70) e (2.71) por ψ_{mn}^* e integrando-se sobre a área da célula unitária, tem-se:

$$\int_{\text{célula unitária}} H_x^S \psi_{mn}^* ds = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} \left(j\beta_q R_{pq}^{TE} - \frac{\alpha_p \gamma_{pq}}{\omega\epsilon_0} R_{pq}^{TM} \right) \psi_{pq} \cdot \int_{\text{célula unitária}} \psi_{pq} \psi_{mn}^* ds \quad (2.72)$$

$$\int_{\text{célula unitária}} H_y^S \psi_{mn}^* ds = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} \left(-j\alpha_p R_{pq}^{TE} - \frac{\beta_q \gamma_{pq}}{\omega \epsilon_0} R_{pq}^{TE} \right) \psi_{pq} \cdot \int_{\text{célula unitária}} \psi_{pq} \psi_{mn}^* ds \quad (2.73)$$

Para determinar os campos magnéticos incidentes, é necessário encontrar as expressões para os coeficientes desconhecidos R , C_{11} , C_{12} e T . De acordo com as deduções realizadas para o modo TE de propagação, estes coeficientes são dados por:

$$R = \frac{\gamma_0^2 - \gamma_h^2}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \quad (2.74)$$

$$C_{11} = 2\gamma_0 \frac{\gamma_0 + \gamma_h \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \quad (2.75)$$

$$C_{12} = 2\gamma_0 \frac{\gamma_h + \gamma_0 \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \quad (2.76)$$

$$T = \frac{2\gamma_0\gamma_h / \sinh(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} e^{\gamma_0 h} \quad (2.77)$$

Desta forma, pode-se então determinar os campos incidentes (modo TE), no topo ($z = 0$) e na base ($z = -h$) da estrutura.

Para $z = 0$:

$$H_x^{inc} = 2\gamma_0 \frac{\alpha_0 \gamma_h}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_h + \gamma_0 \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.78)$$

$$H_y^{inc} = 2\gamma_0 \frac{\beta_0 \gamma_h}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_h + \gamma_0 \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.79)$$

Para $z = -h$:

$$H_x^{inc} = 2\gamma_0 \frac{\alpha_0 \gamma_0}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_h / \sinh(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0\gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.80)$$

$$H_y^{inc} = 2\gamma_0 \frac{\beta_0 \gamma_0}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_h / \sinh(\gamma_h h)}{\gamma_0^2 + \gamma_h^2 + 2\gamma_0 \gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.81)$$

De maneira análoga, são deduzidas as equações dos coeficientes desconhecidos e dos campos incidentes para o modo TM, como segue:

$$R = \frac{\epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 - \gamma_e^2}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \quad (2.82)$$

$$C_{11} = 2\gamma_0 \epsilon_{xx} \frac{\epsilon_{xx} \gamma_0 + \gamma_e \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \quad (2.83)$$

$$C_{12} = 2\gamma_0 \epsilon_{xx} \frac{\gamma_e + \epsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \quad (2.84)$$

$$T = 2\gamma_0 \epsilon_{xx} \frac{\gamma_e / \sinh(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} e^{\gamma_0 h} \quad (2.85)$$

Assim, os campos incidentes para o modo TM podem ser facilmente determinados no topo ($z = 0$) e na base ($z = -h$) da estrutura:

Para $z = 0$:

$$H_x^{inc} = j2\beta_0 \gamma_0 \epsilon_{xx} \left[\frac{\epsilon_{xx} \gamma_0 + \gamma_e \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.86)$$

$$H_y^{inc} = -j2\alpha_0 \gamma_0 \epsilon_{xx} \left[\frac{\epsilon_{xx} \gamma_0 + \gamma_e \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.87)$$

Para $z = -h$:

$$H_x^{inc} = j2\beta_0 \gamma_0 \epsilon_{xx} \left[\frac{\gamma_e / \sinh(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx} \gamma_0 \gamma_e \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.88)$$

$$H_y^{inc} = -j2\alpha_0\gamma_0\epsilon_{xx} \left[\frac{\gamma_e / \sinh(\gamma_e h)}{\gamma_e^2 + \epsilon_{xx}^2 \gamma_0^2 + 2\epsilon_{xx}\gamma_0\gamma_e \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.89)$$

As correntes superficiais induzidas e os campos espalhados são então determinados. A partir deles, obtêm-se as características de transmissão e reflexão das FSSs de abertura, no domínio espectral. Vale ressaltar que a difração nas bordas das superfícies não foi considerada na análise por se tratar de estruturas periódicas infinitesimais.

Deste modo, obtêm-se, para o modo TE:

$$R_{mn}^{TE} = \frac{-\left[\alpha_m (\tilde{H}_x^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_x^r \delta_{mn}) + \beta_n (\tilde{H}_y^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_y^r \delta_{mn})\right]}{[\gamma_{mn}(\alpha_m^2 + \beta_n^2)]/(\omega\epsilon_0)} \quad (2.90)$$

$$T_{mn}^{TE} = \frac{-\left[\alpha_m (\tilde{H}_x^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_x^t \delta_{mn}) + \beta_n (\tilde{H}_y^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_y^t \delta_{mn})\right]}{[\gamma_{mn}(\alpha_m^2 + \beta_n^2)]/(\omega\epsilon_0)} \quad (2.91)$$

e, para o modo TM:

$$R_{mn}^{TM} = \frac{j\left[-\beta_n (\tilde{H}_x^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_x^r \delta_{mn}) + \alpha_m (\tilde{H}_y^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_y^r \delta_{mn})\right]}{(\alpha_m^2 + \beta_n^2)} \quad (2.92)$$

$$T_{mn}^{TM} = \frac{j\left[-\beta_n (\tilde{H}_x^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_x^t \delta_{mn}) + \alpha_m (\tilde{H}_y^s(\alpha_m, \beta_n) + \tilde{H}_y^t \delta_{mn})\right]}{(\alpha_m^2 + \beta_n^2)} \quad (2.93)$$

onde \tilde{H}_x^s e \tilde{H}_y^s são obtidos a partir de (2.39); já $\tilde{H}_x^{r,t}$ e $\tilde{H}_y^{r,t}$ são dados por:

Para o modo TE:

$$\tilde{H}_x^r = \frac{\alpha_0 \gamma_0}{\omega \mu_0} R \quad (2.94)$$

$$\tilde{H}_y^r = \frac{\beta_0 \gamma_0}{\omega \mu_0} R \quad (2.95)$$

Para o modo TM:

$$\tilde{H}_x^r = j\beta_0 R \quad (2.96)$$

$$\tilde{H}_y^r = -j\alpha_0 R \quad (2.97)$$

As equações para os campos transmitidos em x e em y são análogas às equações para os campos refletidos, apenas substituindo o coeficiente de reflexão R , dado por (2.74), pelo coeficiente de transmissão T , obtido através de (2.77).

2.5. Obtenção dos Campos Magnéticos Incidentes sobre uma FSS de Abertura com Plano de Terra

A Fig. 2.6 ilustra a análise de uma estrutura de FSS de abertura sobre uma camada dielétrica anisotrópica sem plano de terra, através do método da linha de transmissão equivalente.

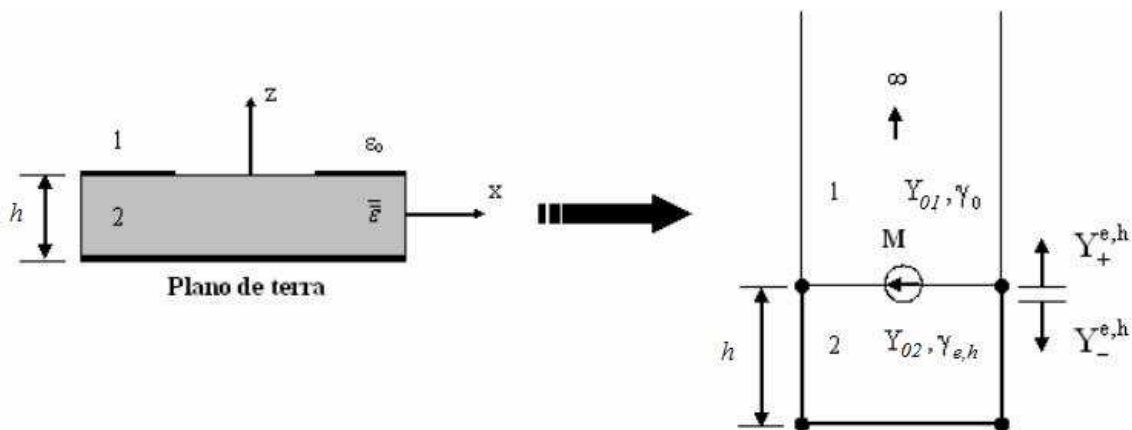


Fig. 2.6. Circuito equivalente utilizado na análise de uma FSS de abertura sobre camada dielétrica anisotrópica com plano de terra.

De acordo com a Fig. 2.6, apenas os campos no topo da estrutura são considerados, devido ao plano de terra, e não há transmissão através da interface entre o meio 2 e o condutor.

Desta forma, considerando a Fig. 2.6 e resolvendo o respectivo circuito equivalente para os modos TE e TM, obtêm-se as admitâncias no topo da estrutura:

$$\tilde{Y}_i^{TE} = \frac{j\omega\epsilon_0[\gamma_{ei} + \epsilon_{xxi}\gamma_0 \coth(\gamma_{ei}h)]}{\gamma_0\gamma_{ei}} \quad (2.98)$$

$$\tilde{Y}_i^{TM} = \frac{\gamma_0 + \gamma_{hi} \coth(\gamma_{hi}h)}{j\omega\mu_0} \quad (2.99)$$

com $i = 1$, na Fig. 2.6.

Quando a estrutura de FSS possui um plano de terra, a Eq. (2.59) não é usada porque não há campo transmitido. Já a Eq. (2.58) é modificada para satisfazer as condições de contorno que o campo magnético tangencial produz no condutor. Assim, (2.58) torna-se:

Para o modo TE:

$$\Psi_1^{TE} = e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} [C \sinh \gamma_h (z + h)] \quad (2.100)$$

Para o modo TM:

$$\Psi_1^{TM} = e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} [C \cosh \gamma_e (z + h)] \quad (2.101)$$

A Eq. (2.57) permanece sem modificação para este caso.

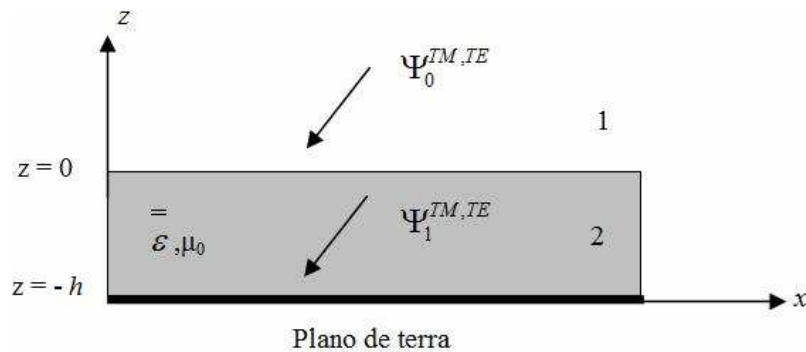


Fig. 2.7. Potenciais incidentes sobre camada dielétrica anisotrópica com plano de terra.

Mais uma vez é necessário encontrar as expressões para os coeficientes desconhecidos R e C , para a determinação dos campos magnéticos incidentes:

Modo TE:

$$R = \frac{\gamma_0 - \gamma_h \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0 + \gamma_h \coth(\gamma_h h)} \quad (2.102)$$

$$C = \frac{2\gamma_0 / \sinh(\gamma_h h)}{\gamma_0 + \gamma_h \coth(\gamma_h h)} \quad (2.103)$$

Com isso, são determinados os campos incidentes para o modo TE no topo ($z = 0$) da estrutura:

$$\vec{H}_x^{inc} = \frac{2\alpha_0 \gamma_h}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_0 \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0 + \gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.104)$$

$$\vec{H}_y^{inc} = \frac{2\beta_0 \gamma_0}{\omega \mu_0} \left[\frac{\gamma_h \coth(\gamma_h h)}{\gamma_0 + \gamma_h \coth(\gamma_h h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.105)$$

Modo TM:

$$R = \frac{\varepsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h) - \gamma_e}{\varepsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h) + \gamma_e} \quad (2.106)$$

$$C = \frac{2\varepsilon_{xx} \gamma_0 / \sinh(\gamma_e h)}{\varepsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h) + \gamma_e} \quad (2.107)$$

E, por fim, os campos incidentes para o modo TM no topo ($z = 0$) da estrutura:

$$\vec{H}_x^{inc} = \left[\frac{j2\beta_0 \gamma_0 \varepsilon_{xx} \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e + \varepsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.108)$$

$$\vec{H}_y^{inc} = \left[\frac{-j2\alpha_0 \gamma_0 \varepsilon_{xx} \coth(\gamma_e h)}{\gamma_e + \varepsilon_{xx} \gamma_0 \coth(\gamma_e h)} \right] e^{j\alpha_0 x} e^{j\beta_0 y} \quad (2.109)$$

2.6. Resultados Obtidos para Estruturas de FSS sem Plano de Terra

Nesta seção, são apresentados os resultados iniciais, referentes ao estudo de FSSs do tipo *freestanding*. Estruturas formadas por elementos de *patches* e aberturas foram simuladas e são comparadas em termos de potência refletida e transmitida.

A Fig. 2.8 mostra uma comparação entre resultados simulados através da análise teórica desenvolvida neste trabalho (método da equação integral, método dos momentos e método da imitância no domínio espectral) e resultados obtidos por meio de algumas fórmulas aproximadas existentes na literatura, para uma FSS do tipo *freestanding* usando *patches* quadrados ($w = L = 0,7$ cm; $\epsilon_r = 1$). As fórmulas referentes aos modelos aproximados Chen, Zarrillo e Ulrich, foram baseadas no estudo realizado por Lee et al. (1982).

Pode-se concluir que os métodos aproximados apresentam resultados distantes daquele apresentado por um método mais rigoroso como o da equação integral. O método de Zarrillo foi o que mais se aproximou do resultado deste trabalho, tornando-o o mais convergente dos métodos testados, em relação ao método da equação integral.

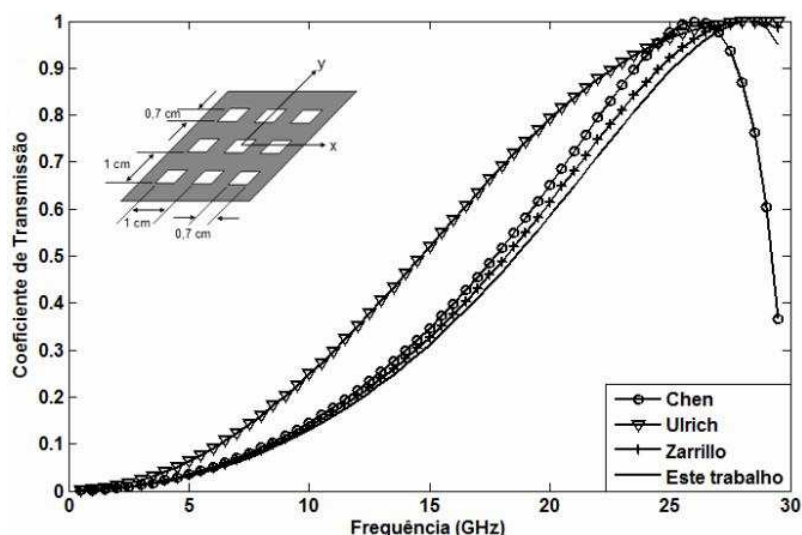


Fig. 2.8. Comparação do método da equação integral com modelos aproximados (LEE; et al., 1982) para uma FSS *freestanding* de elementos de abertura.

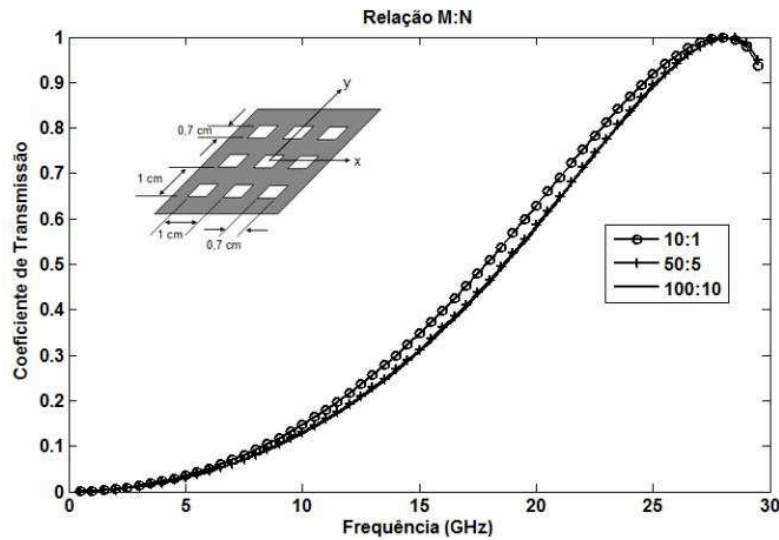


Fig. 2.9. Convergência da frequência de ressonância para uma FSS *freestanding* de elementos de abertura.

A Fig. 2.9 mostra um resultado comparativo da variação dos termos espectrais de *Floquet* M e N , responsáveis por estender a análise de uma célula unitária para um arranjo de elementos, constituindo a FSS propriamente dita. Observa-se que quanto maior a relação $M:N$, maior a convergência e precisão para a frequência de operação desejada. Pode-se afirmar que a partir de uma relação de 50:5, a frequência de ressonância independe da relação $M:N$.

Na Fig. 2.10, são observados resultados simulados para uma estrutura de FSS com aberturas retangulares ($w = 1,35$ cm e $L = 0,127$ cm) do tipo *freestanding*. As simulações foram obtidas por meio de programa computacional desenvolvido em Matlab[®], de acordo com a análise proposta. Os resultados mostram claramente a dualidade existente entre as características de transmissão e reflexão de uma FSS formada por elementos de abertura.

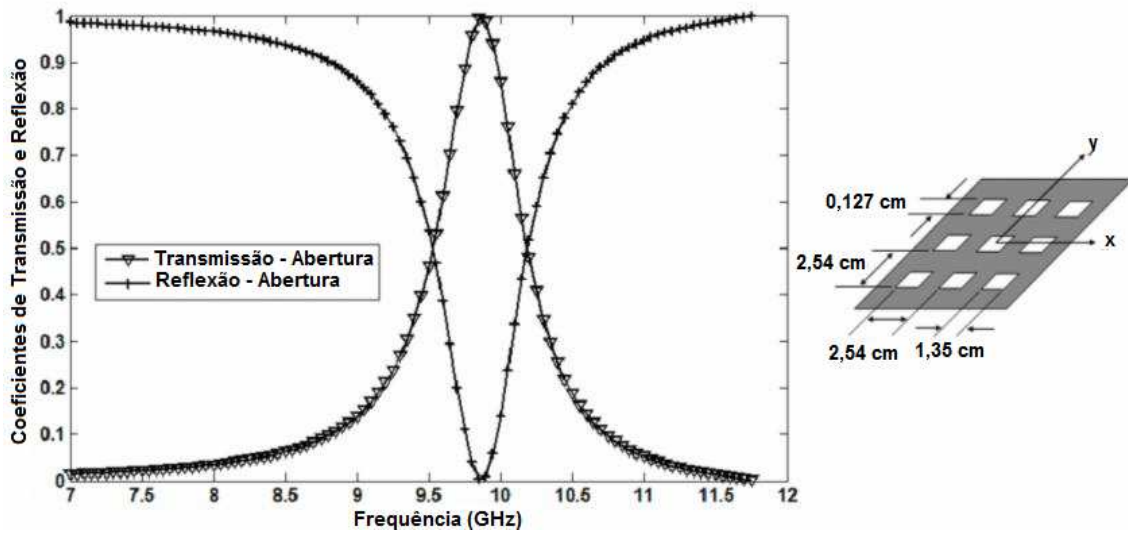


Fig. 2.10. Coeficientes de transmissão e reflexão para uma FSS *freestanding* de elementos de abertura.

Os próximos resultados dizem respeito às primeiras medições realizadas neste trabalho, com a construção de alguns protótipos de FSS com elementos de *patches* e aberturas. No geral, observa-se uma boa concordância entre os resultados medidos com o auxílio de um analisador de redes vetorial e simulados com o *software* comercial Ansoft DesignerTM v3.5.

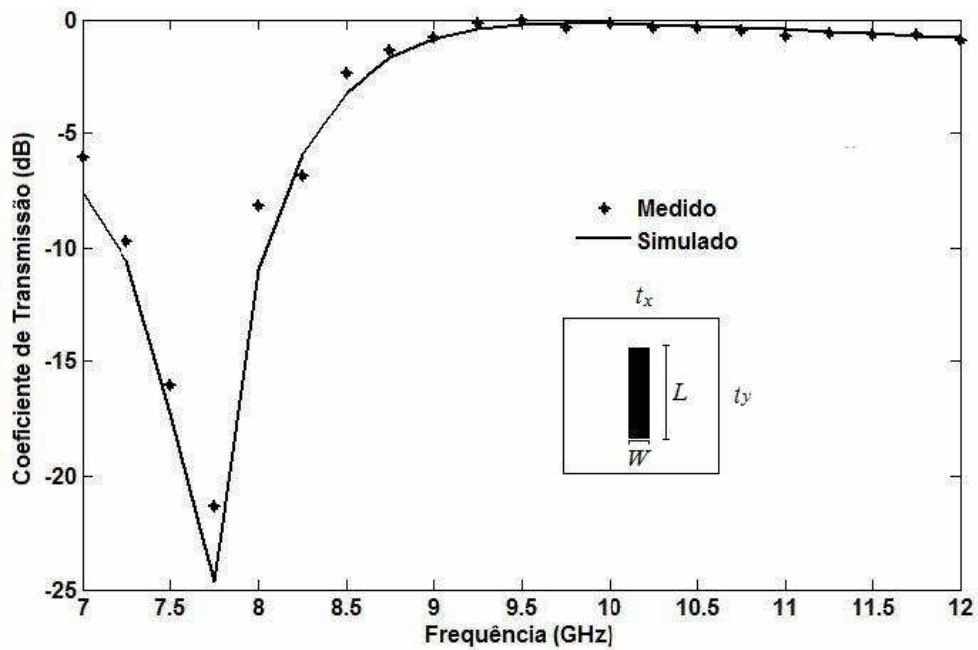


Fig. 2.11. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de *patches* de dipolo fino: $L = 1,2$ cm; $W = 0,2$ cm; $t_x = 1,7$ cm; $t_y = 1,6$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.

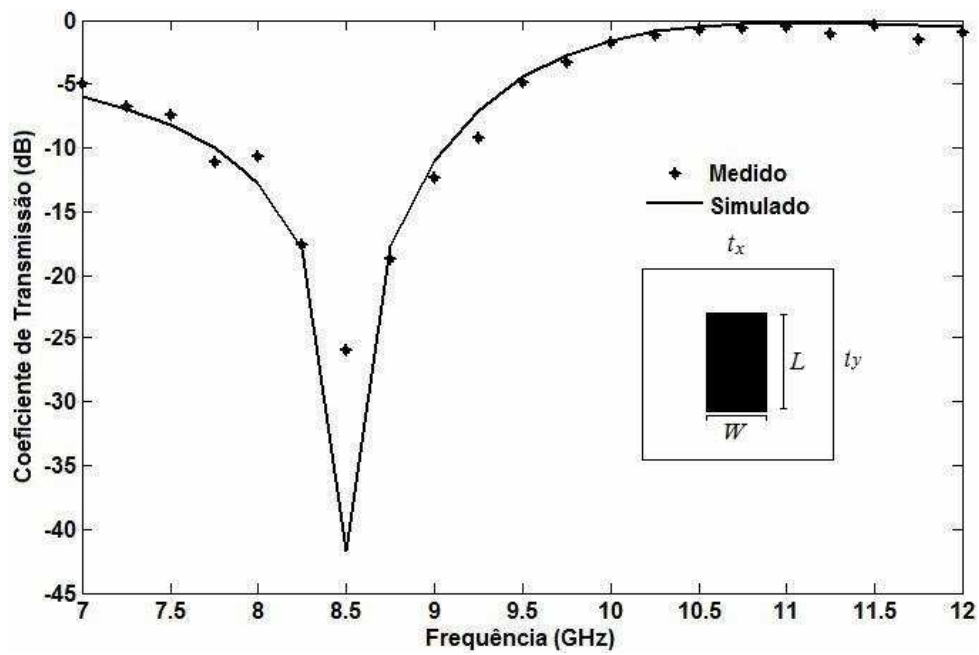


Fig. 2.12. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de *patches* retangulares: $L = 1,2$ cm; $W = 0,6$ cm; $t_x = t_y = 1,8$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.

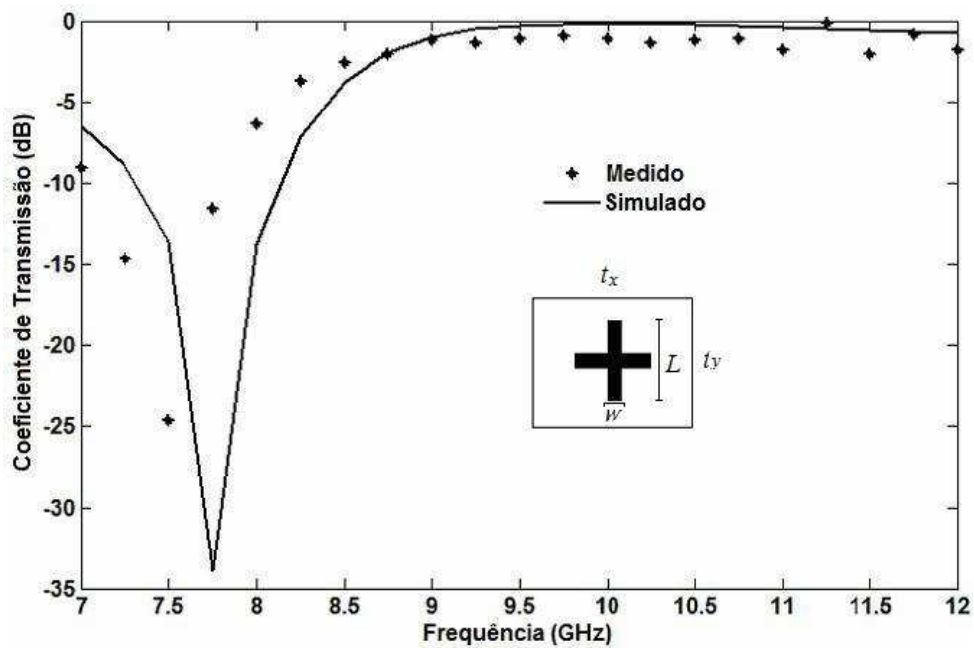


Fig. 2.13. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de *patches* de dipolo cruzado: $L = 1,2$ cm; $W = 0,1$ cm; $t_x = t_y = 1,5$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.

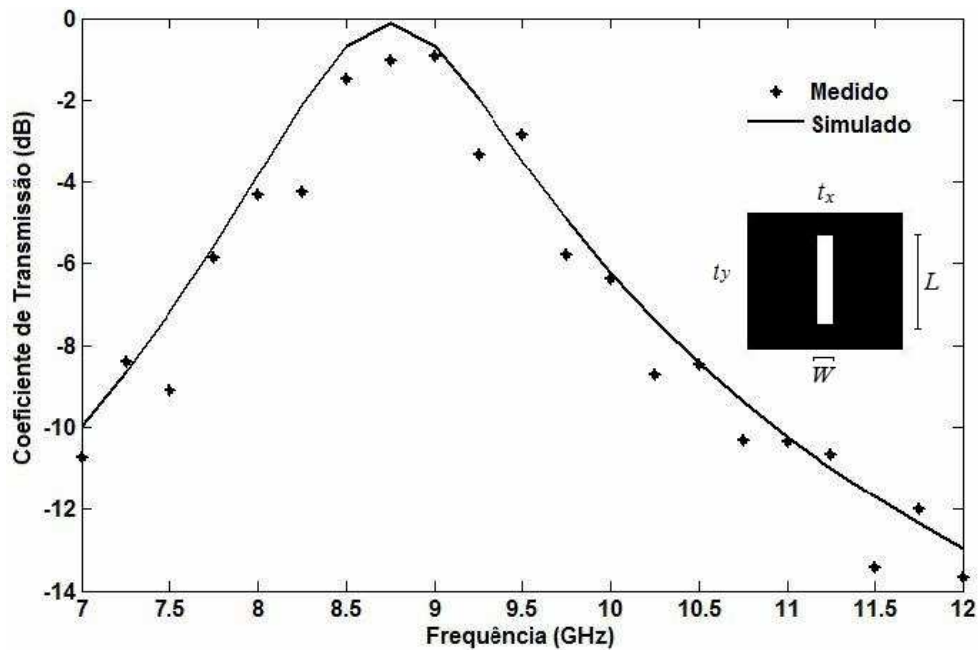


Fig. 2.14. Coeficiente de transmissão (dB) para uma FSS composta por elementos de abertura de dipolo fino: $L = 1,0$ cm; $W = 0,2$ cm; $t_x = t_y = 1,6$ cm e $\epsilon_r = 4,4$.

2.7. Conclusão

Neste capítulo, foi realizada a análise teórica sobre o problema do espalhamento eletromagnético a partir de estruturas de FSSs. O primeiro passo foi relacionar os campos espalhados na superfície da estrutura às correntes induzidas sobre ela, pelos campos incidentes. Inicialmente, considerou-se o espalhamento sobre uma única superfície seletiva de frequência, do tipo *freestanding* ($\epsilon_r = 1$), formada por um elemento de abertura, disposto no plano x - y . A equação integral correspondente ao elemento de abertura foi modificada para incluir as contribuições de um arranjo destes elementos. As principais equações relacionadas com a análise das estruturas de FSS foram expostas e discutidas. As equações desenvolvidas foram validadas através dos resultados de simulações feitas com os *softwares* MATLAB[®] e Ansoft Designer[™] e de medições realizadas nos laboratórios do IFPB. A dualidade entre os arranjos periódicos também foi observada e confirmada para as FSSs do tipo *freestanding*.

Capítulo 3

Geometria Fractal

A origem da geometria fractal remonta ao século XIX em estudos realizados por Karl Weierstrass (1872) sobre funções contínuas em todo o seu domínio, mas em nenhuma parte diferenciável. Diversas formas irregulares encontradas na natureza (linhas costeiras, contornos de nuvens e montanhas, raízes e ramos de árvores, nervos e vasos do corpo humano etc.), que estão fora da abrangência da linguagem geométrica tradicional, atualmente são denominadas fractais. Os fractais são um desenvolvimento da geometria moderna que encontram aplicações em muitos ramos da ciência e da tecnologia, desde a biologia até a engenharia. Por exemplo, a união entre o Eletromagnetismo e a Geometria Fractal deu origem à Eletrodinâmica Fractal. Nesta linha de pesquisa, as propriedades únicas dos fractais são úteis à fabricação de dispositivos com aplicações práticas na faixa de micro-ondas.

O termo fractal foi introduzido por Benoît Mandelbrot em 1975. No entanto, a popularização dos fractais ocorreu somente a partir da década de 1980, com o avanço da informática, que facilitou a representação dos fractais. Desde então, várias tentativas têm sido feitas no sentido de se definir precisamente o termo fractal, mas as definições encontradas, em geral, mostraram-se insatisfatórias. Mandelbrot (1982) e Falconer (2003) não fornecem uma definição precisa para o termo fractal, ao contrário, consideram que: um conjunto E do espaço Euclidiano é um fractal se apresenta todas (ou quase todas) as seguintes propriedades:

- (i) E tem uma estrutura fina, com detalhes irregulares em escalas arbitrariamente pequenas;

- (ii) E é muito irregular para ser descrito pelo cálculo ou pela geometria tradicional, de forma local ou global;
- (iii) em geral, E tem algum caráter de auto-similaridade ou auto-afinidade, talvez num sentido estatístico ou aproximado;
- (iv) a ‘dimensão fractal’ (dimensão de Hausdorff-Besicovitch) de E é estritamente maior que sua dimensão topológica;
- (v) em muitos casos de interesse, E tem uma definição muito simples, talvez recursiva;
- (vi) em geral, E tem uma aparência ‘natural’.

A Geometria Fractal é o estudo dos conjuntos que apresentam as características descritas de (i) a (vi).

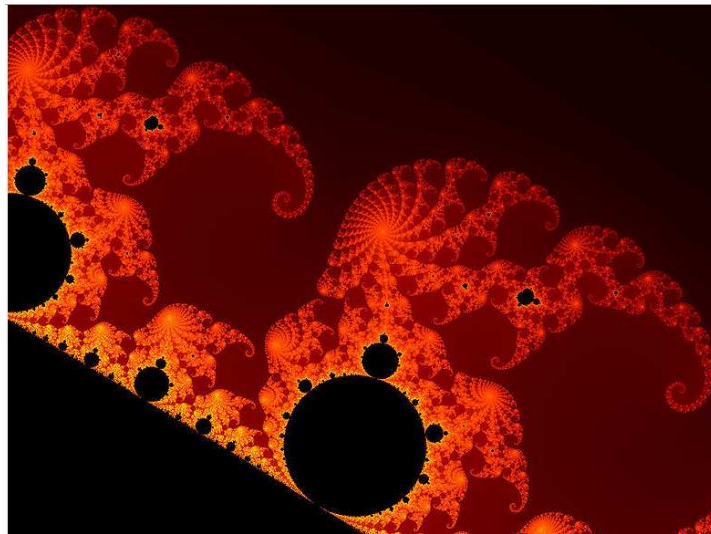


Fig. 3.1. Conjunto de Mandelbrot.

Os fractais geométricos abordados neste trabalho são os mais utilizados em projetos de dispositivos de micro-ondas. Os fractais geométricos apresentam auto-similaridade exata e são gerados de forma iterativa, em geral, através de uma definição recursiva simples. O sistema de funções iteradas (IFS – *Iterated Function System*) e o sistema de Lindenmayer (sistema-L) estão entre os métodos mais usados para geração dos fractais geométricos (MISHRA, J.; MISHRA, S., 2007). São exemplos de fractais geométricos: o triângulo de Sierpinski, as curvas de Koch, Minkowski, Peano e Hilbert,

o fractal *T-square*, o pentágono de Dürer, os *teragons* (ou também conhecidos como *Quadric Koch*), entre outros. As ilustrações das Figuras 3.2(a) e 3.2(b) mostram a geração até a terceira iteração fractal da curva e da ilha de Minkowski, respectivamente, através de um sistema-L, que foi implementado em linguagem MATLAB[®].

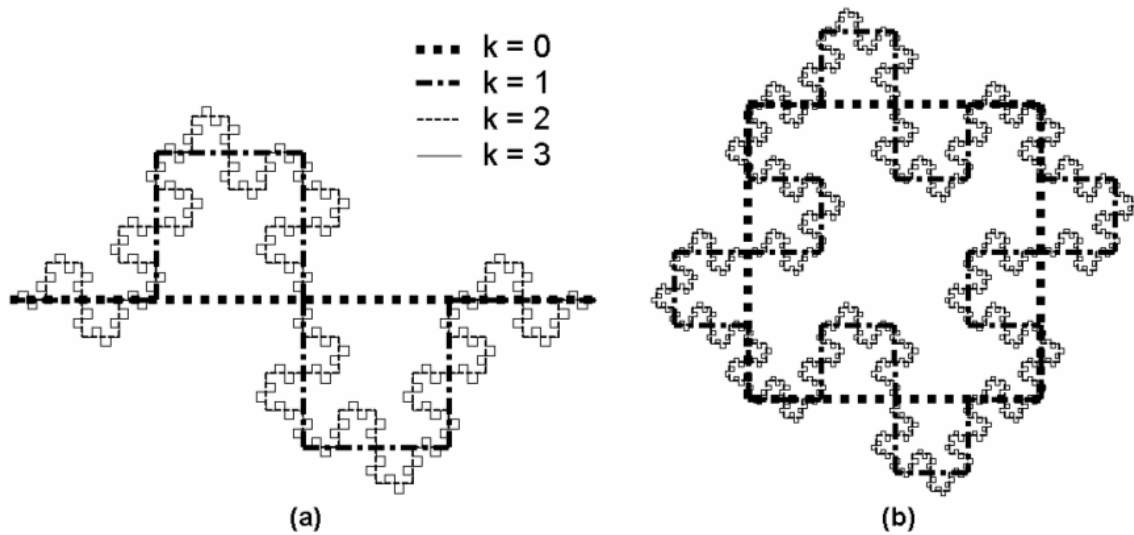


Fig. 3.2. Geração de fractais de Minkowski até a terceira iteração fractal: (a) curva; (b) ilha.

A eletrodinâmica dos dispositivos de microfita é governada pelas equações de Maxwell. Por exemplo, na hipótese de campos eletromagnéticos com uma dependência harmônica no tempo t proporcional a $e^{j\omega t}$ (ω é a frequência angular e $j = \sqrt{-1}$), o campo elétrico e o campo magnético em um ponto x do espaço são dados por $e^{j\omega t} \mathbf{E}(x)$ e $e^{j\omega t} \mathbf{H}(x)$, respectivamente. Assim, as duas equações rotacionais de Maxwell, que descrevem a eletrodinâmica dos dispositivos de microfita, podem ser escritas conforme (3.1) e (3.2), em que, ϵ simboliza a permissividade elétrica e μ a permeabilidade magnética do meio.

$$\nabla \times \mathbf{E} = -j\omega\mu \mathbf{H} \quad (3.1)$$

$$\nabla \times \mathbf{H} = j\omega\epsilon \mathbf{E} \quad (3.2)$$

As equações (3.1) e (3.2) são invariantes sob o par de transformações $x \rightarrow \lambda x$ e $\omega \rightarrow \omega/\lambda$, para todo escalar λ (FALCONER, 2003). Por exemplo, se uma antena fractal tem uma forma similar quando escalonada por um fator λ , as condições de contorno das equações de Maxwell também são similares sob este escalonamento. Assim, espera-se um comportamento semelhante para as propriedades ressonantes da antena, ou seja, um escalonamento da frequência por um fator $1/\lambda$.

As superfícies seletivas de frequência fractais também têm recebido a atenção dos pesquisadores devido às suas propriedades para o projeto de filtros espaciais compactos e com respostas multibanda. O projeto de FSSs compactas usando elementos fractais de Minkowski e de Hilbert foi originalmente proposto por Parker e Sheikh (1991). Recentemente a miniaturização de FSSs usando a curva fractal de Koch foi abordada (CAMPOS; et al., 2009). A auto-similaridade exata dos fractais geométricos de Sierpinski e Minkowski também possibilitam o projeto de FSSs multibanda (GIANVITTORIO; et al., 2003). Por outro lado, filtros passa-faixa usando ressonadores com formato fractal foram considerados por Hanna, et al. (2006).

Neste trabalho, a introdução dos fractais geométricos em estruturas de FSS é realizada, para observar o efeito destes elementos na resposta em frequência das estruturas. O principal objetivo deste capítulo é avaliar, inicialmente, as propriedades dos fractais no ajuste da frequência de ressonância obtida, sem modificar, no entanto, o tamanho das células unitárias do arranjo de FSS. Em vez disso, a forma dos elementos fractais é modificada em função do fator de iteração fractal, bem como do número de iterações. Para isto, um estudo paramétrico é desenvolvido para investigar a resposta das estruturas em determinada faixa de frequências, por exemplo, as bandas X e Ku.

3.1. Categorias de Fractais

Os fractais podem ser agrupados em três categorias principais. Estas categorias são determinadas pelo modo como o fractal é formado ou gerado:

- Fractais geométricos (gerados pelo método IFS) \rightarrow possuem uma regra fixa de substituição geométrica. São exemplos desta categoria: conjunto de Cantor, tapete de Sierpinski, Sierpinski *gasket*, curva de Peano, floco de neve de Koch, curva do dragão de Harter-Heighway, T-Square e esponja de Menger;

- Fractais definidos por uma relação de recorrência em cada ponto do espaço (tal como o plano complexo). Exemplos deste tipo são o conjunto de Mandelbrot e o fractal de Lyapunov. Estes também são chamados de fractais de fuga do tempo;
- Fractais aleatórios → gerados por processos estocásticos ao invés de determinísticos, por exemplo, terrenos fractais e o vôo de Lévy.

Além disso, os fractais também podem ser classificados de acordo com sua auto-similaridade. Existem três tipos de auto-similaridade encontrados em fractais:

- Auto-similaridade exata → é a forma em que a auto-similaridade é mais marcante, evidente. O fractal é idêntico em diferentes escalas. Fractais gerados por sistemas de funções iteradas geralmente apresentam uma auto-similaridade exata;
- Quase-auto-similaridade → é uma forma mais solta de auto-similaridade. O fractal aparenta ser aproximadamente (mas não exatamente) idêntico em escalas diferentes. Fractais quase-auto-similares contêm pequenas cópias do fractal inteiro de maneira distorcida ou degenerada. Fractais definidos por relações de recorrência são geralmente quase-auto-similares, mas não exatamente auto-similares.
- Auto-similaridade estatística → é a forma menos evidente de auto-similaridade. O fractal possui medidas numéricas ou estatísticas que são preservadas em diferentes escalas. As definições de fractais geralmente implicam alguma forma de auto-similaridade estatística (mesmo a dimensão fractal é uma medida numérica preservada em diferentes escalas). Fractais aleatórios são exemplos de fractais que possuem auto-similaridade estatística, mas não são exatamente nem quase auto-similares.

Entretanto, nem todos os objetos auto-similares são considerados fractais. Uma linha real (uma linha reta Euclidiana), por exemplo, é exatamente auto-similar, mas o argumento de que objetos Euclidianos são fractais é defendido por poucos. Mandelbrot (1982) argumentava que a definição de fractal deveria incluir não apenas fractais "verdadeiros" mas também objetos Euclidianos tradicionais, pois números irracionais em uma linha real representam propriedades complexas e não repetitivas.

Pelo fato do fractal possuir uma granulometria infinita, nenhum objeto natural pode sê-lo. Os objetos naturais podem exibir uma estrutura semelhante ao fractal, porém de tamanho limitado.

3.2. Dimensão Fractal

A geometria Euclidiana trata de objetos geométricos com formas regulares, como o ponto, as curvas e as superfícies, que são caracterizados em termos de suas dimensões topológicas (D_T): 0, 1 e 2, respectivamente. Contudo, há muitas formas irregulares encontradas na natureza que estão fora da abrangência da geometria Euclidiana, tais como: superfícies de nuvens e montanhas, linhas costeiras, raízes e ramos de árvores, nervos e vasos do corpo humano (COSTA; BIANCHI, 2002).

Pela definição de Euclides, um ponto tem dimensão 0 (zero), uma curva dimensão 1 (um), uma superfície dimensão 2 (dois) e uma porção qualquer de espaço possui dimensão 3 (três). Para determinar a dimensão topológica de um objeto, recorre-se ao estabelecimento de uma correspondência unívoca desse objeto com um desses entes geométricos fundamentais, ou seja, à medida que vão se formando objetos decorrentes da várias iterações, o objeto geométrico criado sempre é semelhante àquela que lhe deu origem.

Ao se utilizar esses métodos para o cálculo da dimensão, estará sendo expresso algo diferente da dimensão topológica. Os métodos que envolvem o conceito de dimensão fractal referem-se ao espaço ocupado ou preenchido por uma figura. No cálculo efetivo da dimensão de alguns objetos, tais métodos permitem que o resultado seja um número fracionário. Nem sempre a dimensão fractal é fracionária, porém a dimensão fracionária é uma característica que as figuras tradicionais não possuem.

Por definição, um fractal é um conjunto para o qual a dimensão de Hausdorff-Besicovitch (D) estritamente excede a dimensão topológica (D_T) (MANDELBROT, 1982). Como sempre se utiliza o espaço Euclidiano (\mathfrak{R}^E), ambas as dimensões D e D_T possuem um valor mínimo igual a zero e máximo igual a E . No entanto, a dimensão topológica é sempre representada por um número inteiro, enquanto que a dimensão de Hausdorff-Besicovitch pode ser representada também por números fracionários. As

duas dimensões, portanto, não coincidem, devendo apenas satisfazer a desigualdade de Szpilrajn (HUREWICZ; WALLMAN, 1941):

$$D \geq D_r \quad (3.3)$$

em que D é dada por:

$$D = \frac{\log(n)}{\log(r)} \quad (3.4)$$

em que n representa o número de segmentos da figura e r é a razão de semelhança.

Portanto, as formas fractais possuem dimensionalidade superior às formas Euclidianas, ocupando com mais eficiência uma área ou volume finito (FALCONER, 2003).

3.3. Geração de Fractais

A dimensão fractal, a auto-semelhança, o preenchimento de espaço e a construção iterativa são propriedades comuns aos fractais (FALCONER, 2003). A dimensão fractal de um conjunto pode ser calculada através de vários métodos. Estes métodos fazem uso da característica de auto-similaridade para a obtenção de réplicas menores do objeto, decorrentes de sua divisão. Assim, um segmento de reta pode ser dividido em p partes iguais, semelhantes ao segmento original, porém reduzidas, em uma certa razão r . O número n de segmentos obtidos tem relação com a razão de semelhança r de acordo com (3.5):

$$n = \frac{1}{r} \quad (3.5)$$

Como ilustração, a Fig. 3.3 apresenta uma reta dividida em quatro partes iguais. A razão de semelhança é, portanto, $1/4$. Em seguida, é feita uma divisão de cada um de

seus lados em p partes iguais. Obtém-se p^2 segmentos de reta semelhantes ao original. Logo, $p^2 = n$. Relacionando r e n , obtém-se:

$$n = \frac{1}{r^2} \quad (3.6)$$

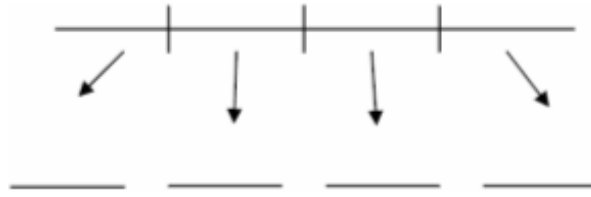


Fig. 3.3. Segmento de reta dividido.

3.3.1. Sistema de Funções Iteradas

Desenvolvido a partir de 1986 pelo matemático inglês Michael Barnsley, o sistema de funções iteradas (IFS – *Iterated Function System*) é um processo de geração de fractais baseado em transformações de similaridade, conforme mostrado por Gianvittorio e Yahya (2002). O método IFS é baseado em transformações matemáticas, tais como: contração, reflexão, rotação e translação. Desta forma, os fractais planos, por exemplo, são definidos como o limite do processo iterativo de um conjunto finito de transformações afins $w(\mathbf{u})$, que são aplicadas em uma figura inicial arbitrária. Define-se a transformação afim no plano $w(\mathbf{u}) : \mathfrak{R}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^2$ através da expressão (3.7):

$$w(\mathbf{u}) = T(\mathbf{u}) + \mathbf{v} \quad (3.7)$$

em que T é uma transformação linear não-singular, $\mathbf{u}^T = (x \ y)$ e \mathbf{v} são vetores pertencentes a \mathfrak{R}^2 (GIANVITTORIO; YAHYA, 2002). A transformação afim $w(\mathbf{u})$ pode ser escrita, na forma matricial, como:

$$w(x, y) = \begin{pmatrix} a & c \\ b & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

em que a, b, c, d, e, f são escalares. São exemplos de fractais gerados através do método IFS, a curva de Koch e o triângulo de Sierpinski, ilustrados na Fig. 3.4.

O matemático Niels Fabian Helge von Koch ficou famoso após uma publicação, em 1904, sobre uma curva sem tangentes, que atualmente é conhecida como curva de Koch. Esta curva é obtida a partir de uma reta através de quatro transformações $w_i : \mathfrak{R}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^2$, de acordo com (3.9):

$$w_i \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \frac{1}{3} \left[\begin{pmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \end{pmatrix} \right] \quad (3.9)$$

onde θ_i , e_i e f_i assumem os valores mostrados na Tab. 3.1. Estas quatro transformações fazem a contração de $1/3$; w_2 faz uma rotação de 60° e uma translação de uma unidade para a direita; w_3 faz uma rotação de 300° , uma translação de $3/2$ unidades para a direita e $\sqrt{3}/2$ unidades para cima; w_4 faz uma translação de $3/2$ unidades para a direita.

Tab. 3.1. Escalares constantes das transformações.

Triângulo de Sierpinski			Curva de Koch		
i	e_i	f_i	θ_i	e_i	f_i
1	0	0	0	0	0
2	$1/2$	0	$\pi/3$	1	0
3	$1/4$	$1/2$	$-\pi/3$	$3/2$	$\sqrt{3}/2$
4	—	—	0	2	0

Já o triângulo de Sierpinski é obtido a partir de um triângulo equilátero através de três transformações $w_i : \mathfrak{R}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^2$, da forma:

$$w_i \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \left[\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \end{pmatrix} \right] \quad (3.10)$$

em que θ_i , e_i e f_i assumem os valores dados na Tab. 3.1. Estas três transformações fazem a contração de $1/2$; w_2 faz uma translação de $1/2$ unidade para a direita; w_3 faz de $1/4$ unidades para a direita e $1/2$ unidades para cima. A cada conjunto de transformações o nível de escala do fractal é aumentado em uma unidade.

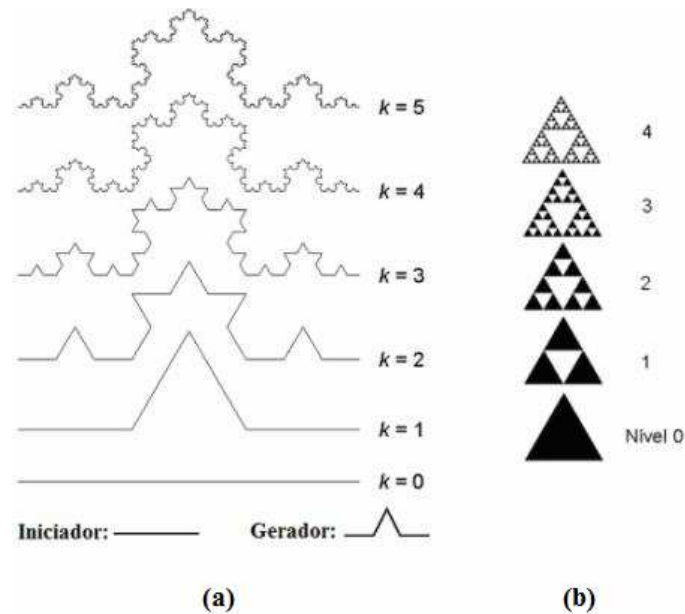


Fig. 3.4. Fractais gerados através do método IFS: (a) curva de Koch triangular e (b) triângulo de Sierpinski.

3.3.2. Sistema-L

O sistema de Lindenmayer ou sistema-L foi desenvolvido em 1968 pelo biólogo Aristid Lindenmayer (1968). O sistema foi utilizado inicialmente para modelar o processo de crescimento de plantas e a morfologia de uma variedade de organismos. Os sistemas-L também podem ser usados para gerar elementos fractais com a propriedade de auto-similaridade, devido à natureza recursiva do sistema.

Desta forma, torna-se fácil a construção de modelos de plantas e outros organismos naturais, de acordo com o aumento do nível de iteração ou recursividade aplicada à forma, fazendo-a crescer lentamente e tornar-se mais complexa. Os sistemas-L também são conhecidos como sistemas-L paramétricos, definidos de acordo com (3.11):

$$G = \{V, S, \omega, P\} \quad (3.11)$$

em que V representa um conjunto de variáveis (símbolos que podem ser substituídos); S representa um conjunto de constantes (elementos que permanecem fixos); ω é a variável de entrada do sistema, formada por um conjunto de símbolos do conjunto V , que definem o estágio inicial do sistema; P é um conjunto de regras que definem como os símbolos podem ser substituídos através de combinações entre parâmetros fixos e variáveis. As regras são aplicadas iterativamente, começando do estágio inicial. Existe sempre um antecessor e um sucessor para cada símbolo, que pode ser dependente ou não da vizinhança. Se existe exatamente um antecessor e um sucessor para cada símbolo, o sistema é dito determinístico; caso contrário, o sistema é considerado estocástico.

Para construir os fractais são utilizados elementos gráficos representados por letras do alfabeto. As regras formativas podem ser representadas por cadeias de caracteres. Essas cadeias vão armazenar toda a informação gráfica necessária para a construção do fractal. Com isso, podem-se construir fractais como a Curva de Koch e Sierpinski, além de fractais com aspecto orgânico que se assemelham a plantas encontradas na natureza.

São adotadas algumas convenções para a representação dos comandos gráficos nas cadeias de caracteres:

- Segmentos são denotados por letras maiúsculas do alfabeto;
- Um incremento positivo no ângulo, denotado por (+), significa uma mudança de direção no sentido horário;
- Um incremento negativo no ângulo, denotado por (-), significa uma mudança de direção no sentido anti-horário.

Para iniciar a construção utilizando o sistema-L, são definidas a célula matriz e a regra de formação, determinando como a cadeia de caracteres irá se proliferar. Também é preciso estabelecer um limite n para o número de iterações utilizados na construção do fractal. Como exemplo, será mostrado o passo a passo da construção de uma curva de Koch utilizando o sistema-L.

- variáveis: F.

que o elemento gerador inicial é um quadrado cujos lados foram divididos em 3 (três) partes iguais, originando 9 (nove) outros quadrados (1ª iteração, Fig. 3.5). A divisão prossegue da mesma forma até a 3ª iteração (Fig. 3.6), sempre obedecendo a uma razão de semelhança de $1/3$.

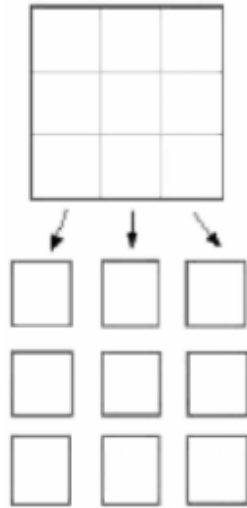


Fig. 3.5. Quadrado dividido (1ª iteração).

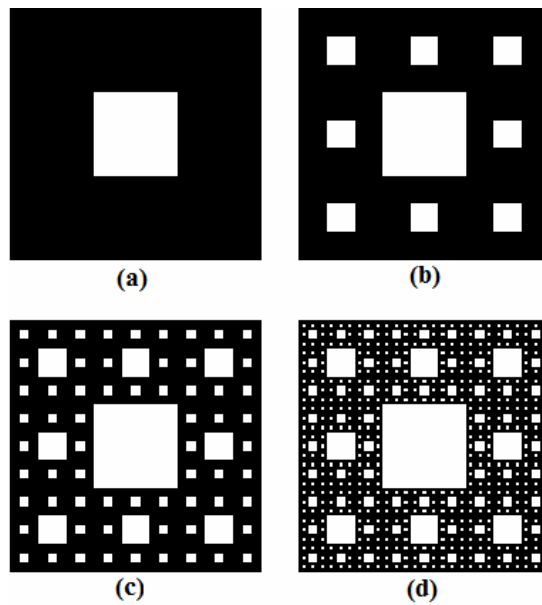


Fig. 3.6. Geometria fractal de Sierpinski: (a) 1ª, (b) 2ª, (c) 3ª e (d) 4ª iterações.

3.4.2. Curvas de Koch

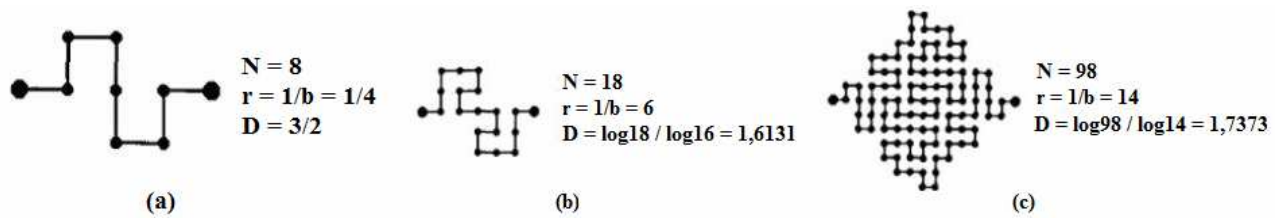
A curva de Koch representa um tipo de fractal com propriedade de auto-similaridade, construída iterativamente e caracterizada por dois parâmetros: o número (ou nível k) e o fator de iteração fractal (KIM; et al., 2002). Estes parâmetros traduzem o processo iterativo que serve de base para gerar a geometria fractal. O fator de iteração representa a lei de construção dos fractais, enquanto que o número de iterações indica quantos processos iterativos são executados, representando a dimensão ou complexidade do fractal. A Fig. 3.4(a) mostra como é feita a construção recursiva de uma curva de Koch triangular, com até cinco níveis de iteração. Inicialmente, existem dois elementos, o chamado *patch* iniciador e o *patch* gerador, também ilustrados na Fig. 3.4(a). A curva de Koch é gerada à medida que o número de iterações cresce. Os próprios objetos fractais resultam de um processo de geração recursiva; mais precisamente, são chamados então de pré-fractais (GIANVITTORIO; et al., 2001).

De acordo com a Fig. 3.4(a), o processo iterativo de construção da curva de Koch pode ser assim descrito:

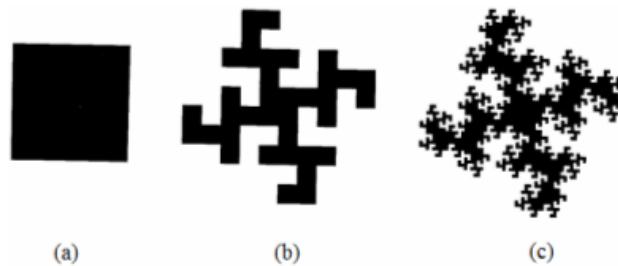
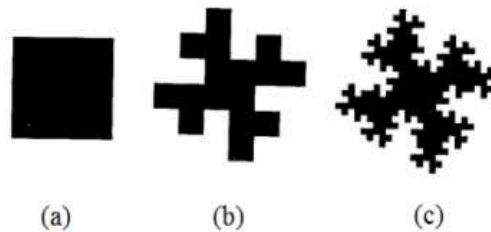
- Passo 1: Constrói-se um segmento de reta que é dividido em três partes iguais ($k = 0$);
- Passo 2: Substitui-se o segmento médio por dois segmentos iguais, de modo que o segmento médio e os dois novos segmentos formem um triângulo equilátero ($k = 1$);
- Passo 3: Repetem-se os passos 1 e 2 para cada um dos segmentos obtidos até o número de iterações que se desejar ($k = 2, 3, 4$ e 5).

3.4.3. Fractais *Quadric* Koch

A geometria fractal *Quadric* Koch é uma variação da curva de Koch na qual o elemento iniciador é um quadrado. Uma vantagem dessa geometria é que ela leva à construção de outro tipo de fractal, a curva de Peano (MANDELBROT, 1982). Tendo um quadrado como elemento iniciador, o elemento gerador pode apresentar as formas mostradas na Fig. 3.7.



O tamanho do elemento iniciador permanece constante (quadrado central), independente do número de iterações do elemento fractal *Quadric Koch*, como pode ser observado pelas Figs. 3.8. e 3.9.



3.4.4. Fractais T-Square

Existe uma forma alternativa de ramificação baseada também na curva de Koch que origina o fractal denominado *T-Square* (MANDELBROT, 1982). O elemento iniciador também é um quadrado e o elemento gerador é mostrado na Fig. 3.10.



Fig. 3.10. Elemento gerador da geometria fractal *T-Square*.

Matematicamente, o *T-Square* é um elemento fractal bidimensional que apresenta tamanho infinito e serve para modelar uma área de tamanho finito.

A geometria estende-se por quase toda a área do quadrado, independente do número de iterações, conforme mostrado na Fig. 3.11.

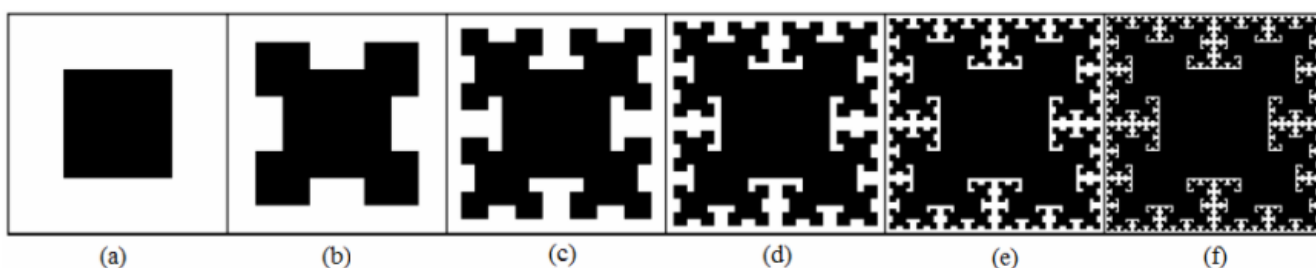


Fig. 3.11. Elemento fractal *T-Square* em seis níveis de iteração: (a) $k = 0$, (b) $k = 1$, (c) $k = 2$, (d) $k = 3$, (e) $k = 4$ e (f) $k = 5$.

De acordo com a Fig. 3.11, o processo iterativo de construção do fractal *T-Square* pode ser assim descrito:

- Passo 1: Projeta-se um quadrado com as dimensões desejadas (elemento iniciador, $k = 0$);
- Passo 2: Divide-se cada lado do quadrado iniciador por 3 e com o resultado, são projetados outros quatro quadrados que serão posicionados exatamente a $1/3$ de distância um do outro ($k = 1$);
- Passo 3: Repetem-se os passos 1 e 2, sempre que se quiser aumentar o nível de iteração, aplicando o mesmo raciocínio em cada novo quadrado gerado ($k = 2, 3, 4$ e 5).

O método de criação é bem parecido com aquele usado na obtenção das curvas de Koch e dos triângulos de Sierpinski.

3.5. Projeto de Filtros de FSS com Fractais Geométricos

Nesta seção, são apresentados alguns resultados iniciais da introdução das geometrias fractais no projeto de filtros de FSSs. Todos os arranjos foram projetados sobre o substrato dielétrico isotrópico de fibra de vidro ($\epsilon_r = 4,4$).

Supondo uma frequência de operação f_{res} para um filtro de FSS desejado, o comprimento de onda ressonante pode ser obtido por meio da expressão (3.12):

$$\lambda_{res} = \frac{c}{f_{res}} \quad (3.12)$$

em que c é a velocidade da luz no vácuo. O comprimento de onda ressonante λ_{res} refere-se ao comprimento de onda que leva em conta o deslocamento de frequência ocasionado pela estrutura do filtro FSS. Uma aproximação para o comprimento de onda ressonante é obtida considerando-se a média entre a constante dielétrica do ar e a do substrato dielétrico, de acordo com a expressão (3.13):

$$\lambda_{res} = \lambda_0 \sqrt{\frac{1 + \epsilon_r}{2}} \quad (3.13)$$

onde λ_0 é o comprimento de onda no espaço livre (GIANVITTORIO; et al., 2003).

Contudo, considerando-se o tipo de arranjo periódico, o tipo de elemento, bem como o material dielétrico da camada de suporte dos elementos, ocorre um deslocamento da frequência ressonante desejada no projeto inicial e aproximada por (3.11) e (3.12). Nesse caso, este trabalho propõe uma aproximação conforme mostrado em (3.14):

$$\lambda'_{res} = \lambda_0 \sqrt{\epsilon(f)} \quad (3.14)$$

em que $\epsilon(f)$ implicitamente acomoda a geometria do filtro de FSS, bem como a frequência de operação considerada. Nesta proposta, utiliza-se o método dos momentos para a simulação precisa da resposta em frequência dos filtros. Os resultados obtidos a

partir da análise de onda completa são confrontados com o modelo aproximado. Em geral, dependendo da estrutura de FSS, o deslocamento da frequência de ressonância pode ser ocasionado pela variação de diversos parâmetros, tais como: a periodicidade do arranjo, o lado do *patch* ou da abertura quadrangular, o material do substrato dielétrico (ϵ_r), o ângulo de incidência, a polarização considerada etc. O deslocamento de frequência em relação ao modelo empírico é dado por:

$$\Delta f = f'_{res} - f_{res} \quad (3.15)$$

onde f'_{res} é a frequência obtida através do método dos momentos e f_{res} é a frequência esperada, obtida inicialmente através do modelo aproximado.

Baseando-se no modelo aproximado proposto por Gianvittorio, et al. (2003), foram realizadas simulações de FSS visando à introdução das geometrias fractais. Primeiramente foram simulados elementos iniciadores do tipo *patch* quadrado, variando-se a periodicidade das células unitárias e as dimensões do *patch*. De acordo com a Fig. 3.13, que quanto maior a relação entre a periodicidade e o comprimento do quadrado, menor o deslocamento em frequência observado entre a primeira e segunda ressonâncias apresentadas pela estrutura com comportamento *dual-band*. O mesmo comportamento é observado na Fig. 3.14, desta vez em função do comprimento do *patch* quadrado. Para $L = 17\lambda/64$, a estrutura apresenta a menor distância entre a primeira e a segunda ressonâncias, além de apresentar maior perda de inserção (em torno de -35 dB).

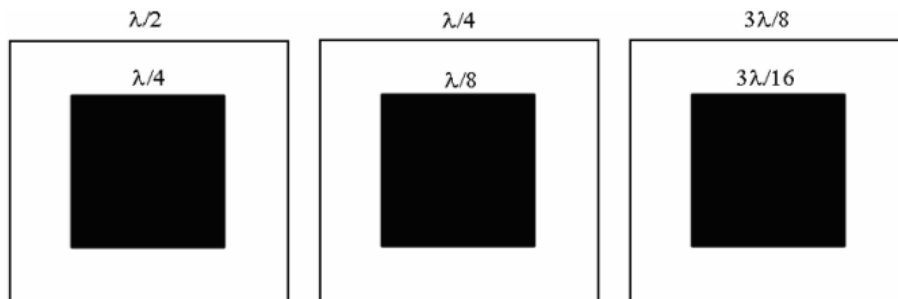


Fig. 3.12. Elementos iniciadores do tipo *patch* quadrado em função de λ .

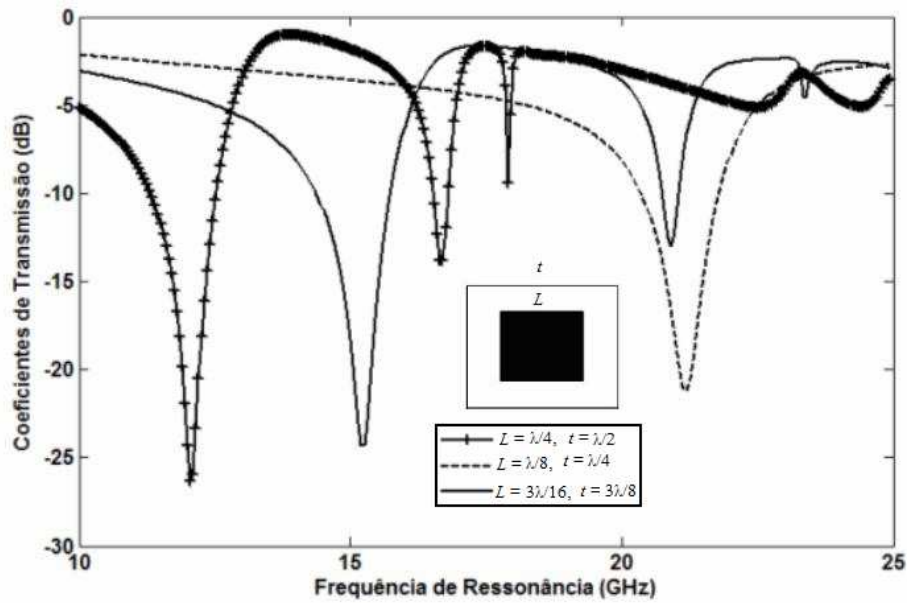


Fig. 3.13. Variação da frequência de ressonância com a periodicidade.

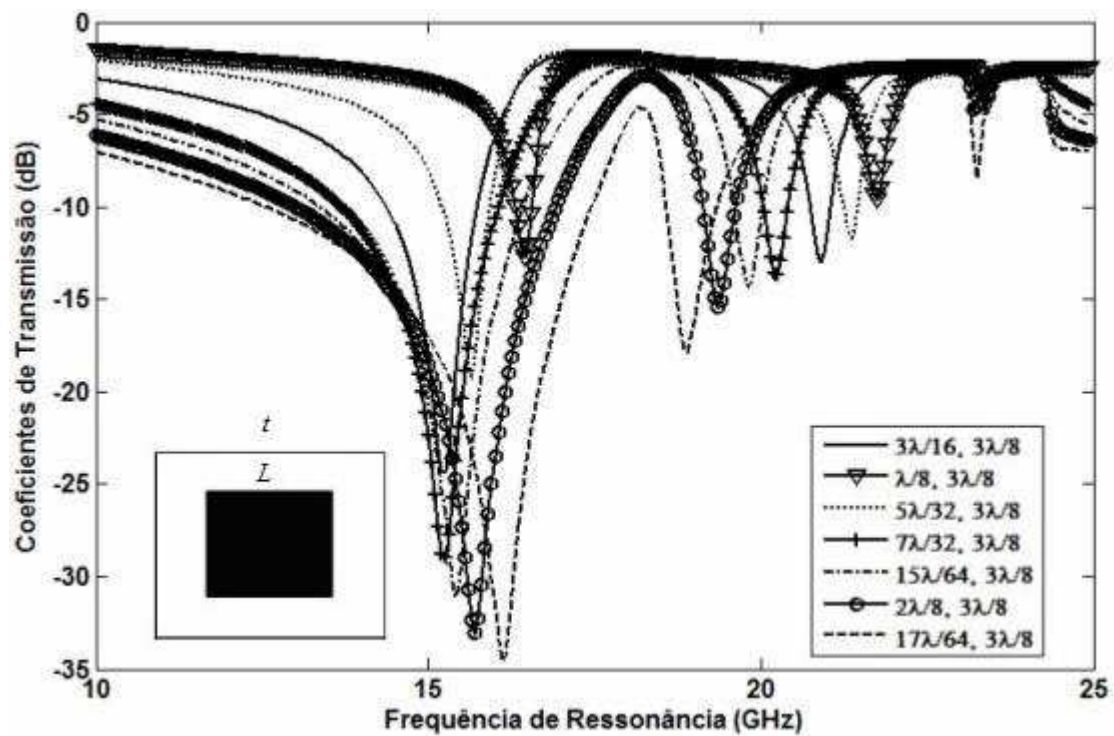


Fig. 3.14. Variação da frequência de ressonância com o lado do *patch* quadrado: $3\lambda/16 \leq L \leq 17\lambda/64$, para $t = \lambda/8$.

O mesmo estudo foi feito com FSSs do tipo abertura no elemento iniciador da geometria fractal. As dimensões utilizadas para o elemento de abertura estão mostradas na Fig. 3.15.

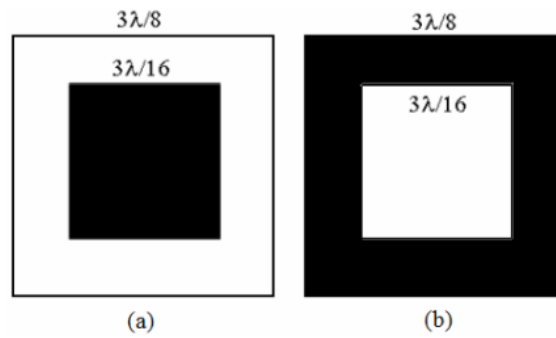


Fig. 3.15. Elementos iniciadores para as FSSs com elementos fractais: (a) *patch*; (b) abertura.

A Fig. 3.16 mostra os resultados obtidos com os elementos de *patch* e abertura da Fig. 3.15. Foi feita uma comparação das simulações realizadas com o método aproximado proposto por Gianvittorio, et al. (2003) e o método dos momentos. Observa-se uma boa concordância entre os resultados, possibilitando o uso do método aproximado na obtenção de FSSs com elementos fractais. A Fig. 3.17 mostra os resultados referentes às estruturas de FSSs projetadas com o fractal *Quadric Koch* com $D = 3/2$ (ver Fig. 3.8). Observa-se que quanto maior o nível de iteração, menor o valor de frequência de ressonância apresentada pela estrutura, característica típica da introdução de geometrias fractais neste tipo de arranjo.

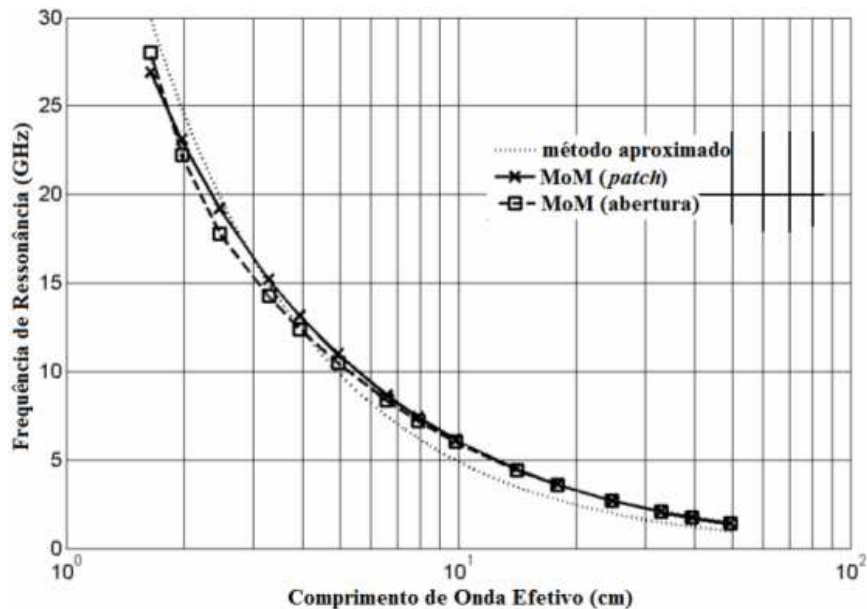


Fig. 3.16. Comparação das simulações realizadas com o modelo aproximado e o método dos momentos.

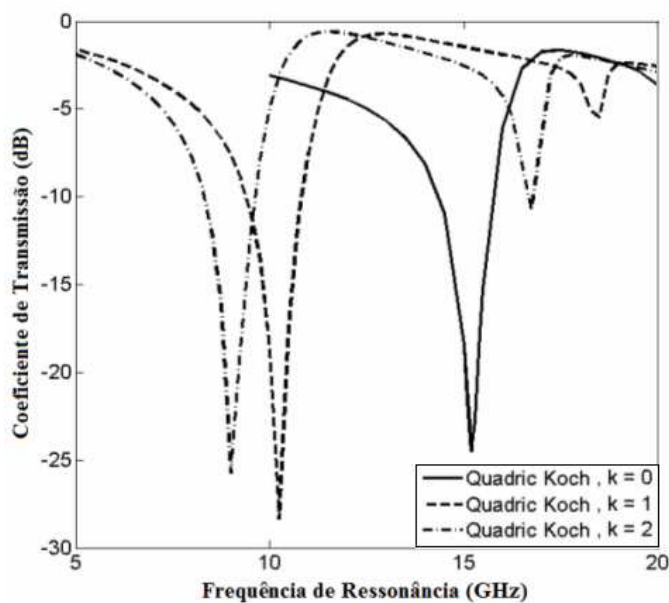


Fig. 3.17. Coeficiente de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais *Quadric Koch* com $D = 3/2$.

A Fig. 3.18 mostra os resultados referentes à estruturas de FSSs projetadas com o fractal *Quadric Koch* com $D = 1,6131$ (ver Fig. 3.9). Mais uma vez é observada a diminuição da frequência de ressonância à medida que se aumenta o nível de iteração fractal.

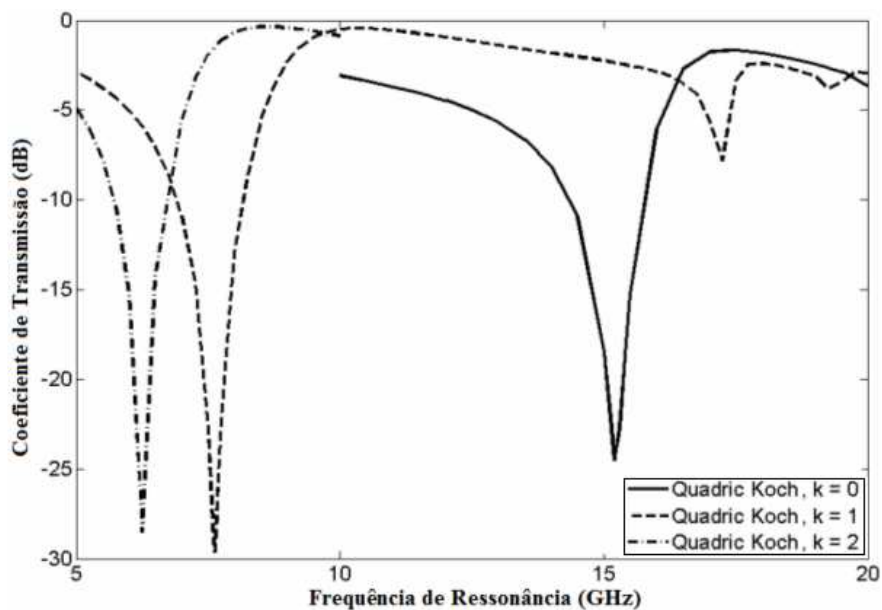


Fig. 3.18. Coeficiente de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais *Quadric Koch* com $D = 1,6131$.

As Figs. 3.19 e 3.20 mostram alguns resultados obtidos utilizando o fractal *T-Square* no projeto de estruturas de FSSs. Para a Fig. 3.19, um *patch* quadrado ($L = 5$ mm) cuja célula unitária tem periodicidade $t_x = t_y = t = 10$ mm ($L = t/2$) foi usado como elemento gerador. Já para a Fig. 3.18, foi utilizado o *patch* quadrado com $L = 8$ mm e $t = 16$ mm. Observa-se que, tanto para a Fig. 3.19 quanto para a Fig. 3.20, o aumento no nível de iteração diminui a frequência de ressonância da estrutura, além de tornar mais evidente a segunda ressonância, diminuindo também sua distância em relação à primeira.

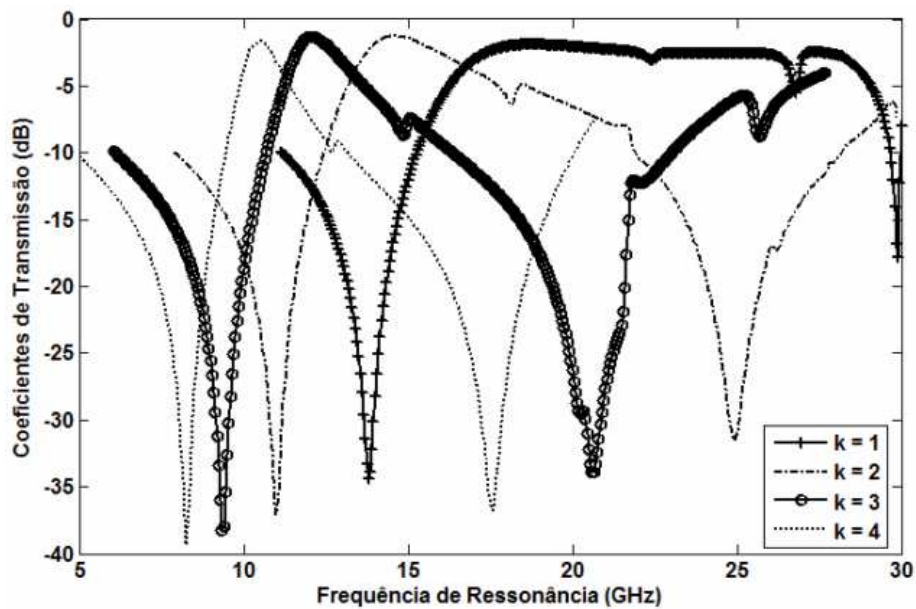


Fig. 3.19. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs com elementos fractais *T-Square*: $t = 10$ mm, $L = 5$ mm e $\epsilon_r = 4,4$.

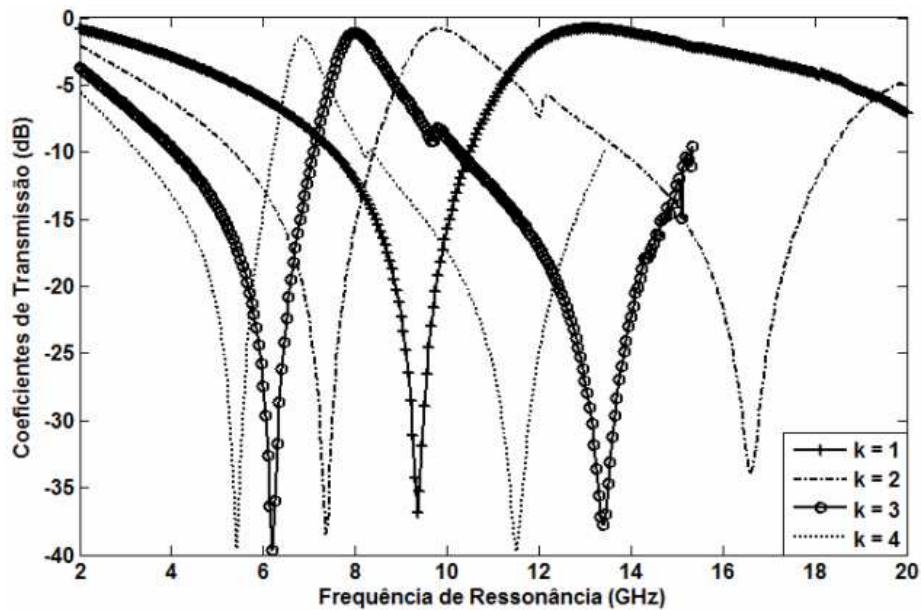


Fig. 3.20. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs com elementos fractais T-Square: $t = 16$ mm, $L = 8$ mm e $\epsilon_r = 4,4$.

3.6. Conclusão

Neste capítulo, a análise de estruturas de FSS fractais foi realizada, ressaltando o efeito da introdução de elementos fractais aos arranjos de FSS na resposta em frequência das estruturas. O principal objetivo foi avaliar, em um primeiro momento, as propriedades dos fractais no ajuste da frequência de ressonância obtida, sem modificar, no entanto, o tamanho das células unitárias do arranjo periódico. Em vez disso, a forma dos elementos fractais foi modificada em função do fator de iteração fractal, bem como do número de iterações. Para isto, um estudo paramétrico foi realizado para investigar a resposta das estruturas em determinada faixa de frequências, por exemplo, as bandas X e Ku. Algumas das principais formas geométricas foram expostas, bem como as equações utilizadas na sua análise e projeto. Alguns resultados simulados também foram mostrados e discutidos.

Capítulo 4

Ferramentas de Inteligência Computacional

Muitas configurações de estruturas de FSS apresentam complexidades que dificultam a análise através de métodos eletromagnéticos convencionais (Método da Linha de Transmissão, Potenciais Auxiliares, Método da Equação Integral etc.), ou exigem um elevado custo computacional das técnicas numéricas (Método dos Momentos, Elementos Finitos etc.), apresentando assim, um cenário onde a utilização de redes neurais artificiais para a resolução de determinados problemas torna-se uma alternativa aos métodos tradicionais (GUPTA; ZHANG, 2000).

Rede neural é uma máquina; um sistema processador de informação, inspirado na habilidade do cérebro humano de aprender a partir da observação e generalizar por abstração, tornando o aprendizado disponível para futuras utilizações. O fato das redes neurais artificiais serem capazes de aproximar relações de entrada/saída arbitrárias (SILVA, 2002) tem levado a sua utilização para aplicações nas mais diversas áreas como, por exemplo, em reconhecimento de padrões, processamento de voz, controle, aplicações médicas, entre outras. A introdução das redes neurais na área de eletromagnetismo marca o nascimento de uma alternativa não convencional para a resolução de problemas em projetos e na modelagem de estruturas (GUPTA; ZHANG, 2000).

Por outro lado, os algoritmos de otimização natural são métodos estocásticos desenvolvidos a partir da observação do comportamento social de populações. Alguns

exemplos incluem: *Simulated Annealing* (SA) (KIRKPATRICK; et al., 1983), Algoritmos Genéticos (*Genetic Algorithms - GA*) (HOLLAND, 1975) e Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization - PSO*) (KENNEDY; EBERHART, 1995). Particularmente, estes algoritmos são bastante eficientes na solução de problemas de otimização complexos, diminuindo o custo computacional na análise da função custo.

É de fundamental importância encontrar um caminho para minimizar o tempo de processamento gasto durante a otimização de estruturas eletromagnéticas. Por isso, várias alternativas de projeto de FSSs têm sido investigadas, com o intuito de melhorar o desempenho de tais algoritmos, especialmente dos algoritmos genéticos, como por exemplo, o uso de métodos numéricos baseados na análise de onda completa (LI; et al., 2002), os algoritmos microgenéticos (CHAKRAVARTY; et al., 2001), que visam a redução do tamanho da população, os algoritmos genéticos desenvolvidos para operar no processamento em paralelo na minimização da função custo (ZHOU; et al., 2007), além da técnica que une método dos momentos, redes neurais artificiais e algoritmos genéticos, o método MoM-ANN-GA (SILVA; et al., 2001).

Neste trabalho, um método de otimização híbrido para a solução de problemas eletromagnéticos (por exemplo, a síntese ótima de estruturas de FSS) é utilizado. Este método consiste na junção de redes neurais artificiais com algoritmos genéticos e com algoritmos baseados na otimização por enxame de partículas. Para contornar os requisitos computacionais exigidos pelas simulações do método de onda completa, uma rede neural MLP é usada como função de ajuste nos algoritmos de otimização citados. Desta forma, torna-se possível o projeto de estruturas de FSS com características rejeita-faixa e passa-faixa.

4.1. Modelagem Neural de Estruturas de FSS

Algumas características interessantes sobre as redes neurais artificiais são apresentadas por Silva (2002). Dentre elas, podem ser destacados:

- O fato de nenhum conhecimento prévio sobre o mapeamento ser necessário para o desenvolvimento de uma RNA. As relações são inferidas através de exemplos de treinamento;

- A capacidade de generalização das RNAs, o que significa que elas são capazes de responder a exemplos novos, dentro da região de interesse definida na fase de treinamento;
- A capacidade de aproximação para qualquer mapeamento contínuo não-linear.

Outra vantagem da utilização de redes neurais artificiais para a solução de problemas eletromagnéticos é a facilidade de incorporação de perdas reais ao projeto, uma vez que uma rede neural treinada através de dados medidos de uma estrutura contém, intrinsecamente, valores reais relativos a distúrbios causados por interferências e perdas relativas aos processos de construção e medição, o que permite a obtenção de modelos mais precisos do comportamento dos dispositivos em situações reais.

A partir do conhecimento das capacidades das redes neurais artificiais, vários modelos foram implementados e testados com o objetivo de representar as estruturas de FSS analisadas. As redes neurais artificiais aplicadas a problemas de eletromagnetismo podem ser treinadas a partir de diversos tipos de dados, que podem ser obtidos através de simulações ou medições.

Para a modelagem neural de uma estrutura de FSS, considera-se que x é um vetor que contém os parâmetros geométricos de uma estrutura de FSS qualquer e y é um vetor que contém o comportamento eletromagnético dessa estrutura. A relação teórica entre x e y pode ser representada conforme demonstrado em Silva (2006):

$$y = f(x) \quad (4.1)$$

A função f pode ser não-linear e multidimensional. Na prática, o modelo teórico que relaciona esses dois vetores pode ainda não estar disponível (como, por exemplo, para uma nova estrutura) ou a teoria existente do problema pode ser complicada de implementar, ou ainda, apresente um elevado custo computacional (GUPTA; ZHANG, 2000). Para superar essas limitações, modelos neurais podem ser desenvolvidos para substituir a relação f , precisa e eficientemente, através de dados obtidos por medições ou simulações, chamados de *conjunto de treinamento*. O conjunto de treinamento é caracterizado por pares de entrada/saída, $\{(x_i, d_i), i \in T_r\}$, onde d_i representa a saída y simulada ou medida, com relação à entrada x_i , e T_r representa o conjunto de treinamento. As saídas e entradas podem então ser relacionadas por:

$$d_i = f(x_i) \quad (4.2)$$

e o modelo neural pode ser definido como:

$$y = y'(x, w) \quad (4.3)$$

em que w representa a matriz de pesos sinápticos, que constitui os parâmetros ajustáveis dentro de uma RNA e y' representa a saída da rede neural, em função dos dados de entrada e dos pesos ajustados. Para o treinamento, é necessário definir uma função erro/custo $E(w)$, dada por (4.4):

$$E(w) = \sum_{i \in T_r} E_i(w) \quad (4.4)$$

na qual $E_i(w)$ é o erro entre a predição da rede neural e a i -ésima amostra de treinamento. O treinamento de redes neurais artificiais orientadas para a modelagem de estruturas de FSSs envolve considerações sobre geração dos dados de treinamento, escolha do critério de erro e seleção do algoritmo de treinamento. A partir dos modelos resultantes, obtêm-se relações de entrada/saída contínuas, não-lineares e multidimensionais, diferentemente de modelos neurais desenvolvidos para a classificação binária de padrões e aplicações de processamento de sinais (GUPTA; ZHANG, 2000).

O primeiro passo no desenvolvimento de um modelo neural é a geração e coleta de dados para treinamento e teste da rede. Para a geração de dados, é necessário obter uma resposta d_i para cada amostra x_i de entrada. O número total de amostras geradas é escolhido de modo que o modelo neural consiga representar da melhor forma possível o problema original.

4.2. Neurônio Perceptron e Rede Perceptrons de Múltiplas Camadas

Os diversos modelos de redes neurais que têm sido propostos compartilham um bloco comum conhecido como *neurônio*. O modelo de neurônio mais utilizado é baseado no trabalho de McCulloch e Pitts (HAYKIN, 2001), ilustrado na Fig. 4.1.

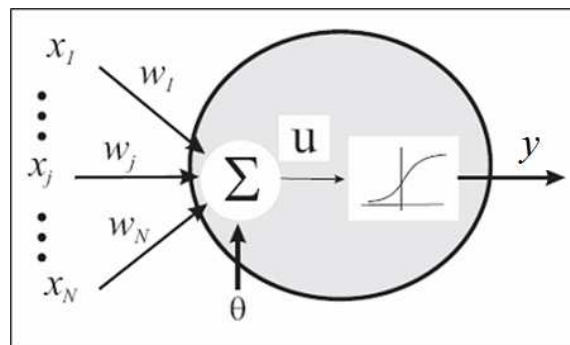


Fig. 4.1. Neurônio Perceptron.

Na Fig. 4.1, o neurônio é dividido em duas partes denominadas função da rede e função de ativação. A função da rede determina como as entradas da rede x_j ($1 \leq j \leq N$) são combinadas dentro do neurônio. Neste caso, uma combinação linear de pesos é utilizada, tal que, de acordo com Haykin (2001):

$$u = \sum_{j=1}^N w_j x_j + \theta \quad (4.5)$$

A variável θ é chamada de *bias* (polarização) e é usada para determinar o limiar de atuação do modelo.

A saída do neurônio, denotada por y na Fig. 4.1, está relacionada à entrada u através de uma transformação linear ou não-linear chamada de função de ativação (HAYKIN, 2001), como segue:

$$y = \alpha(u) \quad (4.6)$$

Em vários modelos de redes neurais, diferentes funções de ativação têm sido propostas. A função de ativação utilizada neste trabalho foi a sigmóide ou logística, expressa em (4.7):

$$\alpha = \frac{1}{1 + e^{\frac{-u}{T_r}}} \quad (4.7)$$

A rede perceptrons de múltiplas camadas (*Multilayer Perceptrons* - MLP) consiste em um modelo sem realimentação formado por camadas de neurônios perceptron. Cada neurônio na MLP possui uma função de ativação não-linear continuamente diferenciável. Uma rede MLP típica é mostrada na Fig. 4.2, onde cada nó representa um neurônio individual e as interconexões estão presentes apenas entre neurônios de camadas vizinhas (HAYKIN, 2001).

As camadas em que estão organizados os neurônios são denominadas primeira e segunda camadas ocultas e camada de saída. O nome *camada oculta* refere-se ao fato de que a resposta desses neurônios passa para a próxima camada de maneira não perceptível ao usuário, que somente tem acesso às respostas da camada de saída. As entradas são apresentadas à rede através de uma pseudo-camada que não possui nenhum modelo de neurônio implementado.

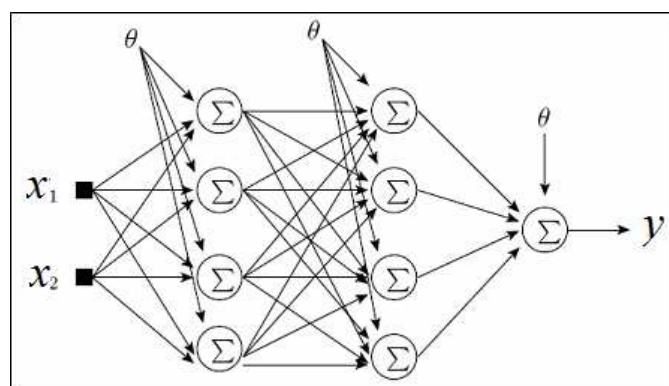


Fig. 4.2. Configuração típica de uma rede perceptrons de múltiplas camadas.

Como se pode notar pela Fig. 4.2, uma rede neural *multilayer perceptrons* é um processador paralelo distribuído, formado por unidades de processamento simples, que possui a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo

disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos (HU; HWANG, 2002):

- O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente, através de um processo de aprendizagem;
- As conexões ponderadas entre os neurônios, (pesos sinápticos), são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido pela RNA.

4.3. Algoritmos de Treinamento

A propriedade mais importante de uma rede neural é a sua capacidade de aprendizado a partir de um ambiente. Uma rede neural aprende acerca do seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus parâmetros livres (pesos sinápticos). Um conjunto pré-estabelecido de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizagem é denominado algoritmo de treinamento. Não existe um algoritmo de aprendizagem único para o projeto de redes neurais. Em vez disso, tem-se um “conjunto de ferramentas” representado por uma variedade de algoritmos de treinamento, cada qual oferecendo vantagens específicas.

Após a inicialização dos pesos e *biases* de uma rede neural, começa a etapa de treinamento. A rede neural pode ser treinada para executar tarefas relacionadas com aproximação de funções, associação ou classificação de padrões. O processo de treinamento requer um conjunto de exemplos que refletem o comportamento da própria rede – elementos de entrada e saída. Durante o treinamento, os pesos e *biases* são ajustados iterativamente, com o intuito de minimizar a função custo ou erro, mais comumente representada pelo erro médio quadrático (*Mean Square Error* – MSE), entre a saída da rede e a saída desejada, ou seja, fornecida à rede.

Neste trabalho, foram estudados alguns algoritmos de treinamento relacionados à implementação de redes sem realimentação. Todos estes algoritmos consistem em obter o gradiente da função de desempenho da rede, a fim de ajustar os pesos sinápticos, minimizando a função erro/custo. Em geral, o gradiente é determinado utilizando-se a técnica denominada retropropagação (*backpropagation*), uma generalização da regra de aprendizado Widrow-Hoff, aplicada a redes neurais de múltiplas camadas que trabalham com funções de transferência não-lineares diferenciáveis (HAGAN; et al.,

1996). Porém, para a solução de vários problemas práticos, o algoritmo do gradiente descendente não é o mais adequado. Existem variações do algoritmo de retropropagação tradicional, baseadas em outras técnicas de otimização, considerados algoritmos de alto desempenho, que podem convergir até 100 vezes mais rápido que o algoritmo de retropropagação tradicional (DEMUTH; et al., 2009). São exemplos destes algoritmos o *Resilient Backpropagation* (RPROP), o método do gradiente conjugado e o método de Newton.

Estes algoritmos mais robustos são divididos em duas categorias. A primeira utiliza técnicas heurísticas desenvolvidas a partir de algoritmos de retropropagação tradicionais (método do gradiente descendente), como é o caso do RPROP. Os algoritmos que se enquadram nesta categoria são também chamados de métodos de primeira ordem. A segunda categoria faz uso de técnicas numéricas de otimização, tais como os algoritmos: *Levenberg-Marquadt*, BFGS *Quasi-Newton*, Gradiente Conjugado Escalar (*Scaled Conjugate Gradient*) e Gradiente Conjugado com Reinicialização *Powell-Beale* (*Conjugate Gradient with Powell-Beale Restarts*) (DEMUTH; et al., 2009). Estes algoritmos são também conhecidos como métodos de segunda ordem.

4.3.1. Algoritmo de Retropropagação (*Backpropagation*)

A implementação mais simples da técnica de retropropagação é responsável pela atualização dos pesos e *biases* na direção em que a função de desempenho da rede decresce mais rapidamente (sentido negativo do gradiente). Uma iteração deste algoritmo pode ser expressa por:

$$x_{i+1} = x_i - \Delta_i g_i \quad (4.8)$$

em que x_i é o vetor atual de pesos e *biases*, g_i é o gradiente correspondente ao vetor x_i e Δ_i é a taxa de aprendizado.

Existem duas formas de implementação do método do gradiente descendente: o treinamento por lote ou *batch*, e o treinamento incremental. No modo incremental, o gradiente é implementado de forma que os pesos sejam atualizados após cada elemento de entrada ser apresentado à rede. Já no modo *batch*, todas as entradas são aplicadas à

rede antes da atualização dos pesos. O gradiente calculado para cada exemplo de treinamento fornecido à rede é adicionado aos demais para então ser feita a atualização de pesos e *biases* (HAGAN; et al., 1996).

A taxa de aprendizado Δ_i é multiplicada inúmeras vezes pela parte negativa do gradiente, de forma que, quanto maior seu valor, maior o passo de atualização. Assim, se a taxa de aprendizado for muito elevada, o algoritmo pode apresentar oscilações, tornando-se instável; por outro lado, se a taxa de aprendizado é muito baixa, o algoritmo torna-se lento, demorando muito para convergir (HAGAN; et al, 1996). Deste modo, para melhorar o desempenho do algoritmo do gradiente descendente, foi proposta uma taxa de aprendizado adaptativa, responsável por tornar o aprendizado mais rápido e estável. Este novo método foi denominado *resilient backpropagation*.

4.3.2. Resilient Backpropagation (RPROP)

O RPROP é um eficiente esquema de aprendizagem que executa a adaptação direta da atualização dos pesos sinápticos baseada na informação do gradiente local. Uma diferença crucial entre o RPROP e o algoritmo *Backpropagation* é o fato de que o esforço da adaptação dos pesos não é prejudicado pelo comportamento do gradiente, sendo introduzido um valor de atualização Δ_{ij} para cada peso sináptico, responsável por determinar apenas a amplitude da atualização do peso. Essa atualização adaptativa evolui durante o processo de treinamento, baseada na visão local da função custo E , de acordo com a seguinte regra de aprendizagem (RIEDMILLER; BRAUN, 1993):

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} = 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

em que $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ e t representa o número de épocas do treinamento. Seguindo a regra mostrada em (4.9), toda vez que a derivada parcial correspondente ao peso w_{ij}

muda seu sinal em relação ao passo de tempo anterior, significa que a última atualização (ajuste) foi muito alta e o algoritmo passou por um mínimo local. Assim, o valor de atualização Δ_{ij} decresce pelo fator η^- . Caso a derivada mantenha o mesmo sinal, o valor de atualização é incrementado de forma a acelerar a convergência. Em resumo, se a derivada é positiva (aumentando o erro), o peso é reduzido pelo seu valor de atualização; caso a derivada seja negativa, o valor de atualização passa a ser então positivo (RIEDMILLER; BRAUN, 1993):

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.10)$$

No entanto, existe uma exceção: se a derivada parcial trocar de sinal, isto é, se o passo anterior for grande demais e o mínimo for ultrapassado, a atualização do peso Δw_{ij} é revertida:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = -\Delta w_{ij}^{(t-1)} \text{ se } \frac{\partial E_{ij}^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E_{ij}^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \quad (4.11)$$

Por causa disto, a derivada deve mudar seu sinal novamente no passo seguinte, para evitar que ocorra uma nova punição do valor de atualização. Não deve haver adaptação do valor de atualização no passo posterior. Uma forma prática de evitar isso é fazendo com que $\frac{\partial E_{ij}^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} = 0$. Os valores de atualização e os pesos somente são modificados depois que todo o conjunto de treinamento é apresentado à rede, o que caracteriza aprendizagem por lote ou *batch* (RIEDMILLER; BRAUN, 1993). Inicialmente, todos os valores de ajuste são iguais à constante Δ_0 , que é um dos parâmetros do RPROP. Uma vez que a constante Δ_0 determina diretamente a amplitude do primeiro ajuste dos pesos, ela pode ser escolhida de acordo com a magnitude dos

pesos iniciais, por exemplo, $\Delta_0 = 0,1$ (RIEDMILLER; BRAUN, 1993). A escolha desse valor não é crítica, já que seu valor é adaptado enquanto o treinamento ocorre (SILVA, 2002).

No treinamento da rede através do algoritmo RPROP, para evitar uma variação excessiva dos pesos, define-se um parâmetro para o valor máximo de ajuste, $\Delta_{\text{máx}}$, que assume um valor igual a 50, sugerido por Riedmiller e Braun (1993). Os fatores de acréscimo e decréscimo são fixados em $\eta^+ = 1,2$ e $\eta^- = 0,5$, respectivamente. Estes valores são baseados em considerações teóricas e empíricas. Sendo assim, o número de parâmetros fica reduzido a dois, Δ_0 e $\Delta_{\text{máx}}$ (SILVA, 2002; RIEDMILLER; BRAUN, 1993).

4.3.3. Algoritmos de Gradiente Conjugado

Neste caso, os algoritmos são implementados ao longo da direção do gradiente conjugado, o que proporciona uma convergência mais rápida que a obtida com o método do gradiente descendente (HAGAN; et al., 1996). Na maioria dos algoritmos de gradiente conjugado, a taxa de aprendizado é ajustada a cada iteração. Uma busca pela solução ótima é realizada na direção do gradiente conjugado, fazendo com que a função de desempenho da rede seja minimizada. Dois exemplos destes algoritmos foram analisados e são descritos sucintamente:

a) Gradiente Conjugado com Reinicialização *Powell-Beale*: Em todos os algoritmos que utilizam a técnica do gradiente conjugado, a direção de busca é reiniciada periodicamente no sentido negativo do gradiente. O critério de parada desta atualização ocorre quando o número de iterações torna-se igual ao número de parâmetros da rede (pesos e *biases*). Contudo, existem outros meios que proporcionam a busca pela solução ótima concomitantemente à eficiência do treinamento. Um exemplo é o método de busca proposto por Powell (1982) e Beale (1972). A condição para o reinício da busca é a falta de ortogonalidade entre o gradiente atual e o anterior, o que pode ser testado de acordo com a desigualdade expressa em (4.12). Se esta condição é satisfeita, a busca pela solução ótima é reiniciada em direção à parte negativa do gradiente.

$$|g_{i-1}^T g_i| \geq 0.2 \|g_i\|^2 \quad (4.12)$$

b) Gradiente Conjugado Escalar (*Scaled Conjugate Gradient* - SCG): O espaço de busca requerido pela maioria dos algoritmos de gradiente conjugado demanda um custo computacional elevado, uma vez que a resposta da rede é computada várias vezes para cada elemento de entrada. O algoritmo do gradiente conjugado escalar (MOLLER, 1993) foi desenvolvido para diminuir o custo computacional na obtenção do espaço de busca. Este algoritmo combina a eficiência da técnica do gradiente conjugado com o algoritmo *Levenberg-Marquardt* (HAGAN; MENHAJ, 1999).

4.3.4. Algoritmos Baseados no Método *Quasi-Newton*

O método de Newton representa uma alternativa para os métodos de gradiente estudados. O método tem como característica uma maior rapidez na convergência dos resultados, em relação aos métodos de gradiente conjugado, contudo, consiste em uma técnica complexa e que requer elevado custo computacional, especialmente na implementação da matriz Hessiana, primeiro passo na implementação em redes neurais alimentadas adiante. Entretanto, existe uma classe de algoritmos baseados no método de Newton que não precisam calcular derivadas de segunda ordem; são os chamados métodos de otimização *quasi-Newton*. Estes métodos trabalham com uma matriz Hessiana aproximada, que é atualizada a cada iteração do algoritmo, em função do gradiente. O método que emprega tais características e que tem sido mais usado é o desenvolvido por Broyden, Fletcher, Goldfarb e Shanno, denominado, portanto, método BFGS (DENNIS; SCHNABEL, 1983). Este algoritmo necessita de um maior custo computacional, em termos de processamento e memória, que os métodos de gradiente conjugado, embora sempre convirja com poucas iterações. A matriz Hessiana aproximada deve ser armazenada e sua dimensão é do tipo $n \times n$, onde n representa o número de pesos e *biases* utilizados na rede. Para redes neurais cujo conjunto de treinamento seja muito extenso, é mais adequado o uso do algoritmo RPROP ou até mesmo de uma das técnicas de gradiente conjugado.

4.3.5. Algoritmo Levenberg-Marquardt (LM)

Assim como os algoritmos que usam o método *Quasi-Newton*, o algoritmo Levenberg-Marquardt (HAGAN; MENHAJ, 1999) foi desenvolvido para melhorar a velocidade de treinamento de algoritmos de segunda ordem, sem, no entanto, implementar a matriz Hessiana. Sempre que a função de desempenho da rede possa ser analisada pela soma de seus quadrados (forma utilizada em redes neurais alimentadas adiante), a matriz Hessiana pode ser aproximada para:

$$H = J^T J \quad (4.13)$$

e o gradiente pode ser implementado de acordo com (4.14):

$$g = J^T e \quad (4.14)$$

em que J é a matriz Jacobiana, que armazena as derivadas de primeira ordem da função de desempenho da rede, com relação aos pesos e *biases*, e a variável e é o vetor responsável por armazenar os erros apresentados pela rede. A matriz Jacobiana pode ser implementada através da técnica de retropropagação tradicional, o que representa muito menos complexidade se comparada à implementação da matrix Hessiana (DEMUTH; et al., 2009).

O algoritmo Levenberg-Marquardt utiliza a matriz Jacobiana no lugar da matriz Hessiana, na atualização dos pesos, como mostrado em (4.15):

$$x_{i+1} = x_i - [J^T J - \mu I]^{-1} J^T e \quad (4.15)$$

De acordo com (4.15), quando a variável escalar μ for igual a zero, o método assemelha-se ao método de Newton, na aproximação da matriz Hessiana; por outro lado, quando o valor de μ é alto, o método comporta-se como o gradiente descendente com um pequeno passo de atualização. Como o método de Newton é mais rápido e mais preciso na detecção de erros, o objetivo do algoritmo Levenberg-Marquardt é, portanto,

tornar-se tão eficiente quanto ele, o mais rápido possível durante a implementação. Deste modo, força-se a variável μ a decrescer após cada iteração bem sucedida. Esta variável só terá seu valor acrescido quando uma determinada atualização for responsável por maximizar (e não minimizar) a função de desempenho da rede. Isto possibilita que a função custo seja sempre reduzida em cada iteração do algoritmo (DEMUTH; et al., 2009).

4.4. Algoritmos de Otimização Natural

O ponto de partida para a implementação dos algoritmos de otimização natural é a formação de uma população inicial de indivíduos que constituirão o espaço de busca pela solução ótima. Assumindo um problema de otimização com N_{var} variáveis de entrada e N_{pop} indivíduos, a população na q -ésima iteração é representada por uma matriz $P(q)$ de dimensão $N_{pop} \times N_{var}$ cujos elementos são descritos por $p_{m,n}^q$, onde cada coluna da matriz corresponde a um indivíduo. De acordo com a nomenclatura utilizada em cada algoritmo, os indivíduos podem ser chamados de cromossomos (no caso dos algoritmos genéticos) ou de partículas ou agentes (no caso do PSO).

4.4.1. Algoritmos Genéticos (GAs)

No método denominado algoritmo genético simples ou contínuo, o indivíduo representa um vetor que contém N_{var} variáveis de otimização, de acordo com o expresso em (4.16). Cada cromossomo é analisado por meio de uma função custo E a ele associada, obtida através de (4.17):

$$cromossomo(q,m) = [p_{m,1}^q, p_{m,2}^q, \dots, p_{m,N_{var}}^q] \quad m = 1, 2, \dots, N_{pop} \quad (4.16)$$

$$cost(q,m) = E(cromossomo(q,m)) \quad (4.17)$$

Baseada na função custo associada a cada cromossomo, a população evolui ao longo de gerações, o que é facilitado pela aplicação de operadores genéticos tais como:

seleção, cruzamento e mutação. A Fig. 4.3(a) mostra um fluxograma no qual se tem uma visão geral de como os algoritmos genéticos funcionam. O mecanismo de seleção utilizado neste caso é a seleção por roleta (HAUPT; WERNER, 2007; HAUPT, R.; HAUPT, S., 2004). Este mecanismo é realizado após os N_{pop} cromossomos serem postos em ordem crescente da função custo, que representa o valor atribuído a cada indivíduo. Assim, os indivíduos mais aptos (N_{keep}) são selecionados e passam para a etapa de cruzamento, enquanto que aos demais resta esperar para participar da próxima iteração. Na etapa de cruzamento, os pares de cromossomos são formados de maneira aleatória entre os indivíduos selecionados. Cada par produz dois novos indivíduos que contêm informações de ambos os pais (HAUPT, R.; HAUPT, S., 2004). Além disso, os pais selecionados permanecem na matriz de indivíduos para participarem da próxima geração. Após a etapa de cruzamento, uma parte dos cromossomos sofre mutação. Durante a mutação, um valor é atribuído aleatoriamente a cada indivíduo escolhido, representando a intensidade de mutação sofrida por ele.

4.4.2. Otimização por Enxame de Partículas (PSO)

A otimização por enxame de partículas surgiu em 1995, conforme demonstrado por Robinson e Rahmat-Samii (2004). O raciocínio de implementação que serve de base a esta técnica foi inspirado no comportamento social de animais como pássaros, peixes e abelhas. Assim como o GA, o primeiro passo de implementação do algoritmo PSO é a formação de uma matriz aleatória de indivíduos que constituirão o espaço de busca, onde cada indivíduo representa uma solução para o problema de otimização.

Diferentemente dos algoritmos genéticos, o PSO não possui operadores genéticos (seleção, cruzamento e mutação) responsáveis pela evolução da população. Em outras palavras, o PSO não constitui uma técnica evolucionária e por este motivo torna-se mais simples de implementar e consome menos tempo de processamento que as técnicas evolucionárias como os GAs. Cada partícula possui um valor (posição), que a representa no espaço de busca. As partículas deslocam-se neste espaço de forma a se aproximarem da solução ótima o mais rápido possível. Um vetor velocidade é definido, que contém a velocidade de cada partícula individualmente. Deste modo, o algoritmo PSO faz a atualização das velocidades e posições de cada partícula, baseando-se em

duas condições: na localização de cada partícula em relação à solução ótima (*local solution*, p_{best}), além da sua localização em relação às demais partículas (*global solution*, g_{best}). As equações (4.18) e (4.19) expressam como é realizada essa atualização para os vetores velocidade e posição, respectivamente.

$$v_{m,n}^{q+1} = C \left[r_0 v_{m,n}^q + \Gamma_1 \cdot r_1 \cdot (p_{m,n}^{local\ best(q)} - p_{m,n}^q) + \Gamma_2 \cdot r_2 \cdot (p_{m,n}^{global\ best(q)} - p_{m,n}^q) \right] \quad (4.18)$$

$$p_{m,n}^{q+1} = p_{m,n}^q + v_{m,n}^{q+1} \quad (4.19)$$

De acordo com (4.18) e (4.19), $v_{m,n}$ representa a velocidade da partícula; $p_{m,n}$ é a variável que representa cada partícula; r_0 , r_1 e r_2 são constantes aleatórias e independentes; Γ_1 é o parâmetro que representa a condição de cada indivíduo em relação à solução ótima e Γ_2 é o parâmetro que representa a condição de um indivíduo em relação aos demais; $p_{m,n}^{local\ best(q)}$ e $p_{m,n}^{global\ best(q)}$ são as melhores soluções local e global, respectivamente e C é uma constante (HAUPT, R.; HAUPT, S., 2004). Se a melhor solução local encontrada apresentar uma função custo menor que a solução global atual, então a melhor solução local é substituída pela solução global, e assim sucessivamente, até que se chegue o mais próximo da solução desejada.

Desta forma, pode-se afirmar que o algoritmo de otimização por enxame de partículas é bastante simples e fácil de implementar, já que possui poucos parâmetros para serem ajustados. A Fig. 4.3(b) mostra um fluxograma com os passos principais de implementação do algoritmo PSO.

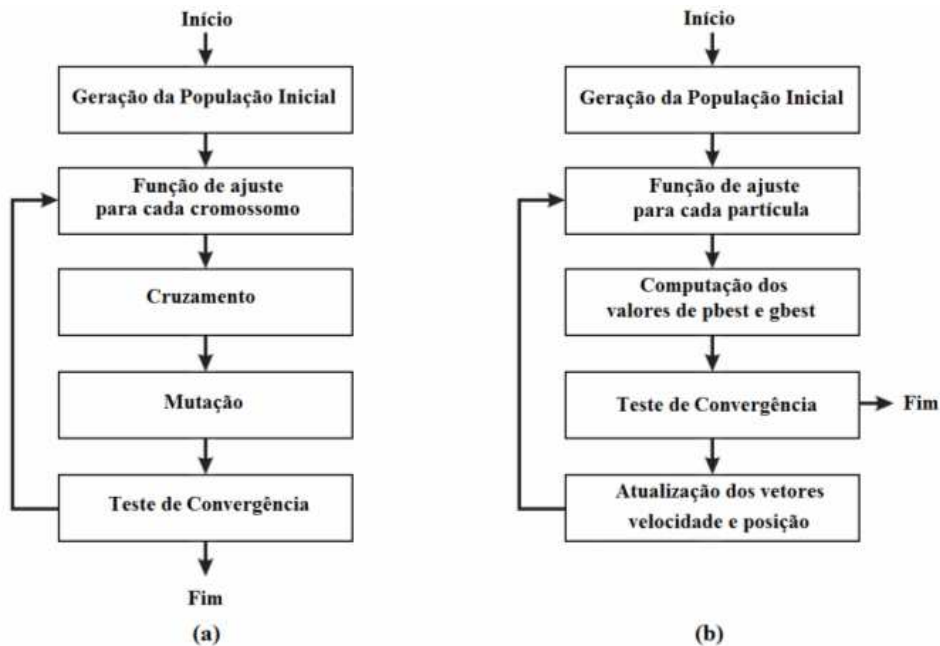


Fig. 4.3. Fluxogramas básicos de funcionamento dos algoritmos (a) GA; (b) PSO.

4.5. Conclusão

Neste capítulo, foi dado um enfoque ao estudo de Redes Neurais Artificiais, em especial, as Redes Perceptrons de Múltiplas Camadas e aos algoritmos de otimização natural, principalmente os Algoritmos Genéticos e a Otimização por Enxame de Partículas. As redes neurais são ferramentas computacionais que servem para a modelagem de superfícies seletivas de frequência. Os principais conceitos e equações relacionados às redes MLP foram abordados e discutidos. Uma seção especial foi dedicada aos algoritmos de treinamento, característica bastante importante no desempenho das redes neurais artificiais.

Além disso, dois métodos de otimização natural foram discutidos e utilizados na solução de problemas como o espalhamento eletromagnético em estruturas de FSS. A metodologia proposta consiste na junção das técnicas de otimização e redes neurais artificiais. Para contornar os requisitos computacionais exigidos pelas simulações do método de onda completa, uma rede neural MLP foi utilizada como função de ajuste nos algoritmos genéticos e PSO. Desta forma, viabilizou-se o projeto de estruturas de FSS, tornando esta uma alternativa bastante interessante na otimização das estruturas.

Capítulo 5

Resultados

Este capítulo reúne os resultados mais significativos deste trabalho, abrangendo os conceitos teóricos sobre as superfícies seletivas de frequência e suas mais variadas aplicações. Programas computacionais foram desenvolvidos para validar a análise de tais estruturas. Além disso, redes neurais artificiais e algoritmos de otimização natural foram implementados como forte alternativa de modelagem e otimização de estruturas de FSS, de maneira eficiente e precisa.

Todos os protótipos construídos foram medidos pelos autores nos laboratórios do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba - IFPB. Os equipamentos e instrumentos utilizados no procedimento de medição foram duas antenas cornetas (uma para transmissão e outra para recepção), dois guias de onda, um suporte, um analisador de redes vetorial modelo N5230A da *Agilent Technologies*, que opera na faixa de 300 KHz a 13,5 GHz, além de cabos, conectores e demais acessórios. Foi adotada uma distância entre as cornetas de 10 cm, que equivale a cerca de dois comprimentos de onda na frequência de corte das antenas (6,8 GHz). Esta distância também foi variada com a finalidade de observar o efeito da distância entre as antenas e a FSS na obtenção dos resultados. O sistema formado pelas antenas e cada estrutura construída é conectado ao analisador de redes, com a finalidade de se obter as características de transmissão e reflexão (coeficientes S_{21} e S_{11} , respectivamente).

Todos os resultados simulados foram realizados com o auxílio do *software* comercial Ansoft DesignerTM v3.5. Além disso, para todos os resultados medidos e

simulados, foi considerada a incidência normal de ondas eletromagnéticas planas sobre as superfícies periódicas, para observar seu comportamento quanto às características de transmissão e/ou reflexão apresentadas. Também foi considerado o modo TE de polarização, correspondente ao caso em que o campo elétrico é perpendicular à maior dimensão do elemento de *patch* analisado.

5.1. Estudo Paramétrico de FSSs de Dipolo Cruzado

Esta seção diz respeito à análise de superfícies seletivas de frequência através de um estudo mais aprofundado de seus parâmetros geométricos, tais como: periodicidade (t_x , t_y) e largura (w) dos elementos, permissividade relativa (ϵ_r) e espessura (h) do substrato (CRUZ; et al., 2008a). Foram escolhidas estruturas de FSS de elementos do tipo dipolo cruzado para a investigação, cuja célula unitária está ilustrada na Fig. 5.1.

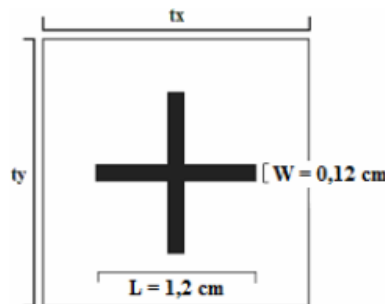


Fig. 5.1. Elemento de *patch* do tipo dipolo cruzado.

Tais estruturas foram projetadas com o intuito de observar seu comportamento com relação à transmissão de potência (filtros rejeita-faixa). As estruturas escolhidas foram fabricadas em placas do substrato dielétrico de fibra de vidro (com permissividade relativa $\epsilon_r = 4,4$; espessura do substrato $h = 1,5$ mm e tangente de perdas $\delta = 0,02$). Uma rede neural artificial MLP foi implementada para modelar as estruturas, em função da variação de dois parâmetros geométricos ($t_x = t_y = t$, h).

Inicialmente, foram construídas quatro FSSs para a análise e medição da potência transmitida pelas estruturas, conforme mostrado na Fig. 5.2. Cada um dos arranjos constitui-se de uma placa com dimensões de 9,5 cm de largura por 15 cm de altura. Cada FSS foi projetada variando-se apenas a periodicidade dos arranjos

(tamanho da célula). Os dipolos cruzados possuem dimensões de 0,12 cm de altura por 1,2 cm de largura. A periodicidade das estruturas varia de 1,5 cm a 3 cm em ambas as direções (x e y).

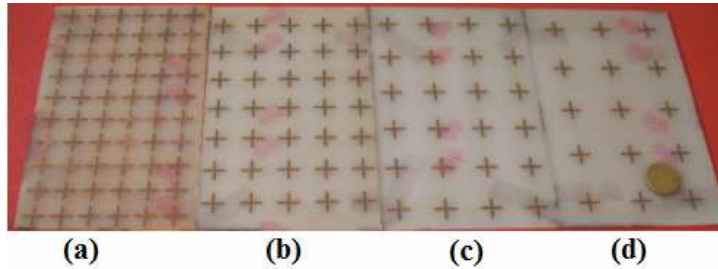


Fig. 5.2. Primeiras estruturas de FSS confeccionadas: (a) $t_x = t_y = 1,5$ cm; (b) $t_x = t_y = 2,0$ cm; (c) $t_x = t_y = 2,5$ cm; (d) $t_x = t_y = 3,0$ cm.

Os resultados das medições dos quatro primeiros protótipos de FSS construídos são apresentados e comparados com dados simulados por meio do Ansoft DesignerTM. Para estas estruturas, foi analisado o efeito da periodicidade dos elementos do arranjo na resposta em frequência. Observa-se que, com a diminuição do tamanho das células, obtém-se um aumento tanto na frequência de ressonância quanto na largura de banda das FSSs. Neste caso, a largura de banda é medida a partir do limiar de -10 dB da potência transmitida por cada FSS. A largura de banda percentual é então calculada baseando-se nos pontos de meia potência, de acordo com (5.1):

$$BW = \frac{f_2 - f_1}{f_r} \cdot 100 \quad (\%) \quad (5.1)$$

em que f_2 é a frequência superior e f_1 é a frequência inferior, em -10 dB; f_r é a frequência de ressonância. Para os resultados obtidos, foi analisado o comportamento da potência transmitida em dB, onde a frequência de ressonância, neste caso, representa a frequência não absorvida pela estrutura, que assume um comportamento de filtro rejeita-faixa.

Os dados medidos e simulados referentes às primeiras estruturas de FSS confeccionadas são mostrados nas Figs. 5.3 a 5.6. A periodicidade dos elementos varia de 1,5 cm a 3 cm. Observa-se, em geral, uma boa concordância entre os resultados

medidos e simulados, com algumas diferenças nos valores das frequências de ressonância e potências transmitidas. A Tab. 5.1 contém os valores de frequência e largura de banda, obtidos através das simulações e medições realizadas para as quatro estruturas.

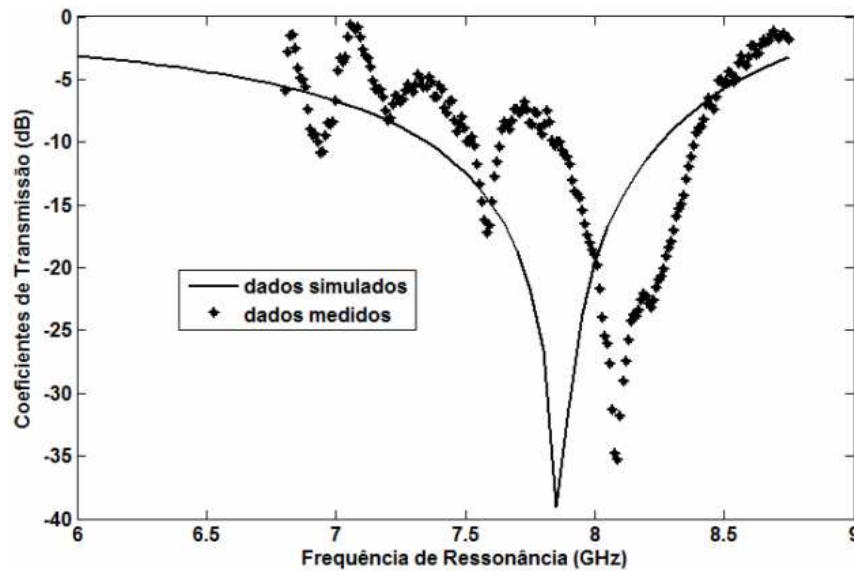


Fig. 5.3. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 1,5$ cm.

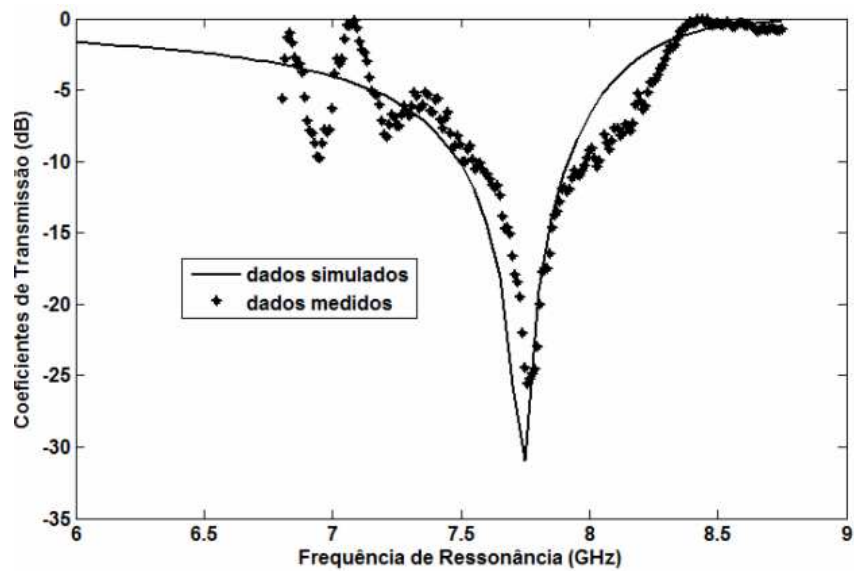


Fig. 5.4. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 2,0$ cm.

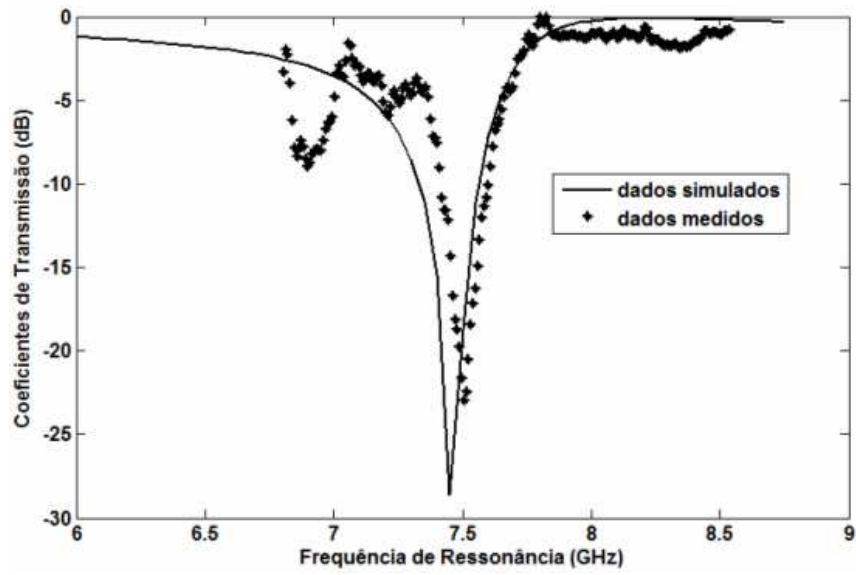


Fig. 5.5. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 2,5$ cm.

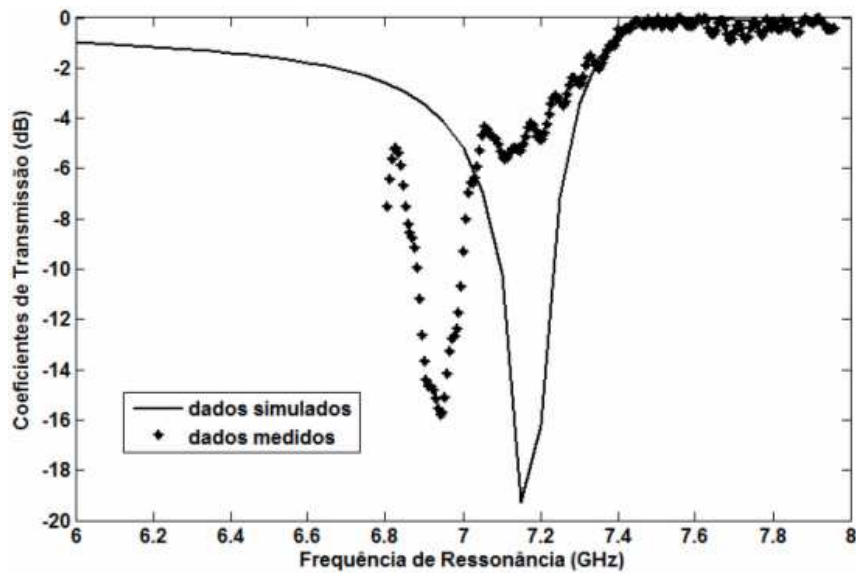


Fig. 5.6. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $t_x = t_y = 3,0$ cm.

Tab. 5.1. Valores de frequência e largura de banda em função da variação da periodicidade t (cm).

<i>Parâmetros</i>	$t = 1,5$ cm	$t = 2$ cm	$t = 2,5$ cm	$t = 3$ cm
f_r simulada (GHz)	7,85	7,74	7,45	7,16
BW simulada (MHz)	900	420	240	140
BW simulada (%)	11,46	5,43	3,22	1,95
f_r medida (GHz)	8,1	7,76	7,5	6,94
BW medida (MHz)	600	500	300	150
BW medida (%)	7,41	6,44	4,0	2,16

Posteriormente, foi feito um estudo paramétrico mais rigoroso das estruturas de FSSs. Um dos objetivos deste estudo foi verificar a influência de alguns parâmetros da estrutura no comportamento da sua resposta final e, a partir desses dados, treinar uma rede neural artificial capaz de generalizar a resposta da estrutura em função da mudança do parâmetro estudado dentro de uma região de interesse. Foram gerados os seguintes bancos de dados para a obtenção da resposta em frequência e largura de banda das estruturas. Estes dados foram usados para treinamento da rede neural com o algoritmo RPROP:

- $f_r, BW = f(\epsilon_r, t) \rightarrow$ em que f_r representa a frequência de ressonância em GHz e BW a largura de banda em MHz (parâmetros eletromagnéticos) como saídas da rede; ϵ_r e t são os dados de entrada (parâmetros geométricos variáveis) fornecidos para o treinamento da rede. A permissividade relativa (ϵ_r) e a periodicidade (t) foram distribuídos por valores discretos:
 $\rightarrow \epsilon_r = [1 \ 2,2 \ 3,5 \ 4,4 \ 6]$; $t = [1,5 \ 1,75 \ 2,0 \ 2,25 \ 2,5 \ 2,75 \ 3,0 \ 3,25 \ 3,5]$ cm.

Para cada valor de ϵ_r , foram obtidas curvas variando-se a periodicidade (t) de 1,5 a 3,5 cm, de forma que o conjunto de treinamento seria composto por uma matriz $9 \times 5 = 45$ elementos. O mesmo é válido para os demais bancos de dados gerados, mudando-se apenas as variáveis de controle (ϵ_r , h ou w).

- $f_r, BW = f(h, t) \rightarrow$ com $h = [0,05 \ 0,09 \ 0,12 \ 0,15 \ 0,18]$ cm.
- $f_r, BW = f(w, t) \rightarrow$ com $w = [0,04 \ 0,08 \ 0,12 \ 0,16 \ 0,2]$ cm.

Dentre as várias estruturas simuladas, foi escolhido um novo protótipo para a construção e medição. Foi utilizada uma placa de fibra de vidro ($\epsilon_r = 4,4$ e espessura $h = 1,5$ mm) de 15 cm de altura por 20 cm de largura. Uma fotografia do novo protótipo é mostrada na Fig. 5.7.



Fig. 5.7. Novo protótipo de FSS confeccionado: $t_x = t_y = 1,5$ cm; $w = 0,2$ cm; $L = 1,2$ cm.

Através do estudo paramétrico realizado, projetou-se uma nova FSS de dipolo cruzado da Fig. 5.8, que apresenta largura de banda medida em torno de 1 GHz e frequência de operação de 8,63 GHz.

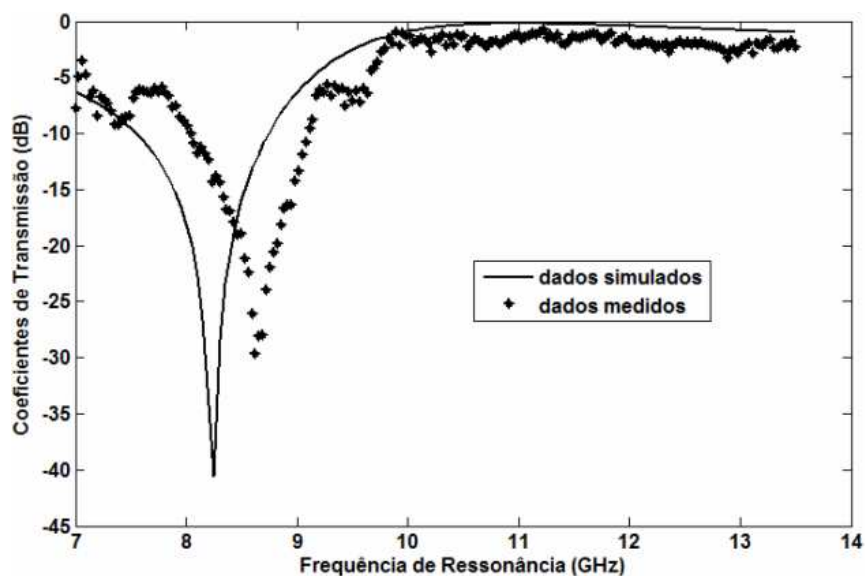


Fig. 5.8. Coeficiente de transmissão em dB para o novo protótipo de FSS confeccionado: $t_x = t_y = 1,5$ cm, $w = 2,0$ cm e $L = 1,2$ cm.

Tab. 5.2. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com o novo protótipo de FSS construído.

<i>Parâmetros</i>	$w = 2,0$ cm
f_r simulada (GHz)	8,24
BW simulada (MHz)	1.190
BW simulada (%)	14,44
f_r medida (GHz)	8,63
BW medida (MHz)	1.000
BW medida (%)	11,59

Os próximos resultados apresentados nesta seção dizem respeito à rede neural desenvolvida. Foram mantidos os valores típicos das taxas de aprendizagem para o algoritmo RPROP. O processo de treinamento variou de acordo com o banco de dados. Para ilustrar, são mostrados os resultados de desempenho da rede para a variável de controle espessura do substrato (h), em função da periodicidade das estruturas, para uma das saídas desejadas da rede - frequência de ressonância (f_r).

Em geral, a variação dos parâmetros h , ϵ_r e w influencia na frequência de ressonância da estrutura e, em menor escala, na largura de banda. Em todos os casos

estudados, o modelo neural aplicado foi capaz de aprender o padrão de variação de ambas as respostas desejadas. A configuração da rede neural utilizada era 3 variáveis de entrada, 10 neurônios ocultos e 1 neurônio de saída; foram utilizadas 50.000 épocas de treinamento como critério de parada; o tempo de treinamento das curvas da Fig. 5.9 foi aproximadamente 6,5 minutos.

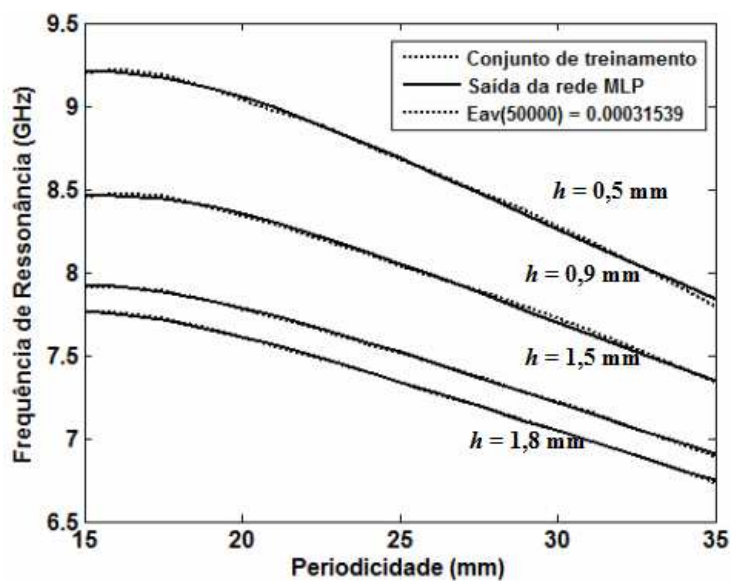


Fig. 5.9. Banco de dados $f_r = f(h, t)$: treinamento.

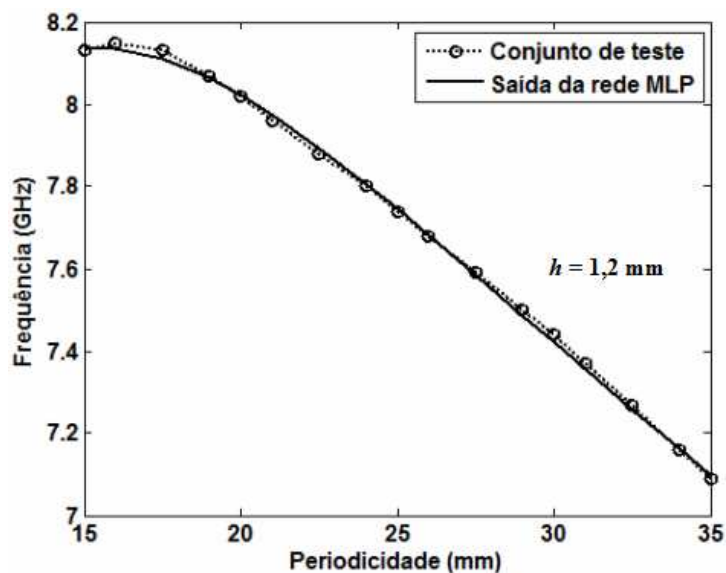


Fig. 5.10. Banco de dados $f_r = f(h, t)$: teste.

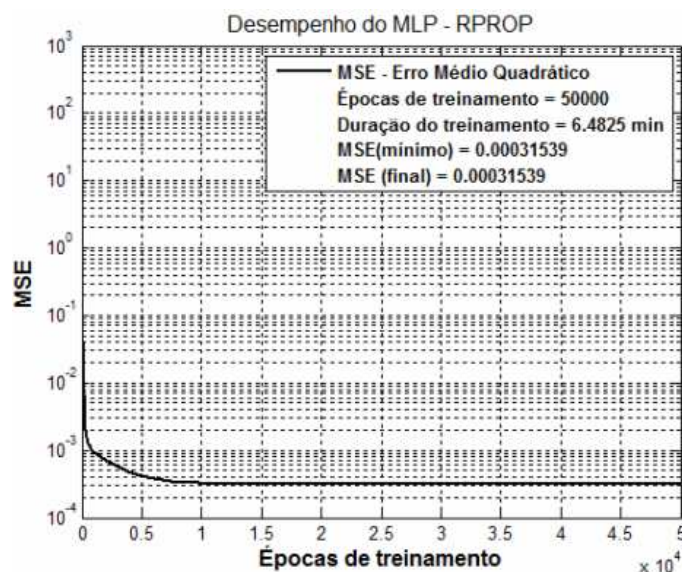


Fig. 5.11. Erro médio quadrático em função do número de épocas de treinamento.

A utilização de RNAs para a modelagem de estruturas de FSS mostra-se bastante vantajosa, devido, principalmente à: baixa utilização de memória, eficiência em mapeamentos não-lineares de entrada/saída, versatilidade, velocidade de resposta pós-treinamento, precisão e capacidade de aprendizado e generalização. Esta técnica é especialmente adequada para aplicações em estruturas novas, sobre as quais se tem pouco conhecimento.

Como desvantagens das redes neurais, tem-se: grande esforço computacional exigido durante a fase de treinamento (não sendo, no entanto, uma limitação para aplicações de modelagem de dispositivos, já que o processo é *off-line*); necessidade de um conjunto de treinamento representativo e de um processo de tentativa e erro para a determinação da estrutura da rede e dos parâmetros de treinamento (SILVA, 2006).

5.2. Uma Nova Proposta de FSS para Aplicações UWB

Esta seção apresenta resultados de uma nova proposta de FSS desenvolvida neste trabalho. As novas estruturas consistem em um arranjo formado pela junção de dois elementos de *patches* na mesma célula unitária; uma espira quadrada e um dipolo cruzado foram acoplados e as novas estruturas criadas foram denominadas FSSs de Espira Cruzada. Tais estruturas foram desenvolvidas com o objetivo de aumentar a

largura de banda apresentada por arranjos periódicos de espiras quadradas e/ou dipolos cruzados, quando analisados separadamente.

Geralmente, as superfícies seletivas de frequência apresentam pequena largura de banda, sendo necessária a otimização das estruturas para aplicações que requeiram larguras de banda maiores. Existem basicamente duas formas de se conseguir isso: i) usar duas ou mais superfícies seletivas em cascata, uma após a outra sem camada dielétrica; ii) usar camadas dielétricas entre as superfícies, formando estruturas híbridas (MUNK, 2000).

Para a nova proposta, o arranjo de FSS de espiras cruzadas é impresso no substrato dielétrico de fibra de vidro para analisar o comportamento em frequência, com ênfase na largura de banda das estruturas. Os resultados simulados foram obtidos através do Ansoft DesignerTM e alguns protótipos foram construídos para medição e validação do estudo proposto.

Os arranjos de espiras cruzadas apresentam características de filtros rejeita-faixa, refletindo as ondas eletromagnéticas neles incidentes. As dimensões dos elementos de dipolo cruzado e espira quadrada utilizados são mostradas nas Figs. 5.12 e 5.14, respectivamente. As dimensões das células unitárias são as mesmas para os dois elementos ($t_x = t_y = 15$ mm). O dipolo cruzado foi projetado para a frequência de 10 GHz (Fig. 5.13) e a espira quadrada para operar no intervalo de 6 GHz a 9 GHz, dependendo do seu comprimento l (em mm). Cada variação de l é, portanto, responsável pela obtenção de uma frequência de ressonância e, conseqüentemente, uma largura de banda diferente. Por fim, a configuração de um elemento de *patch* do tipo espira cruzada é mostrado na Fig. 5.15.

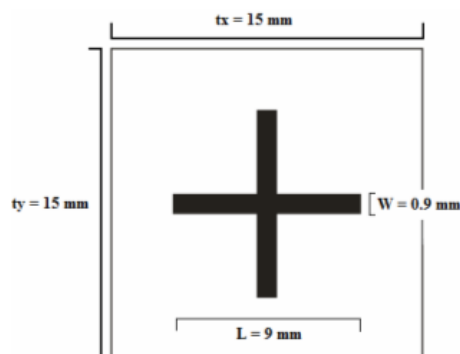


Fig. 5.12. Célula unitária de uma FSS de dipolo cruzado para $f_r = 10$ GHz.

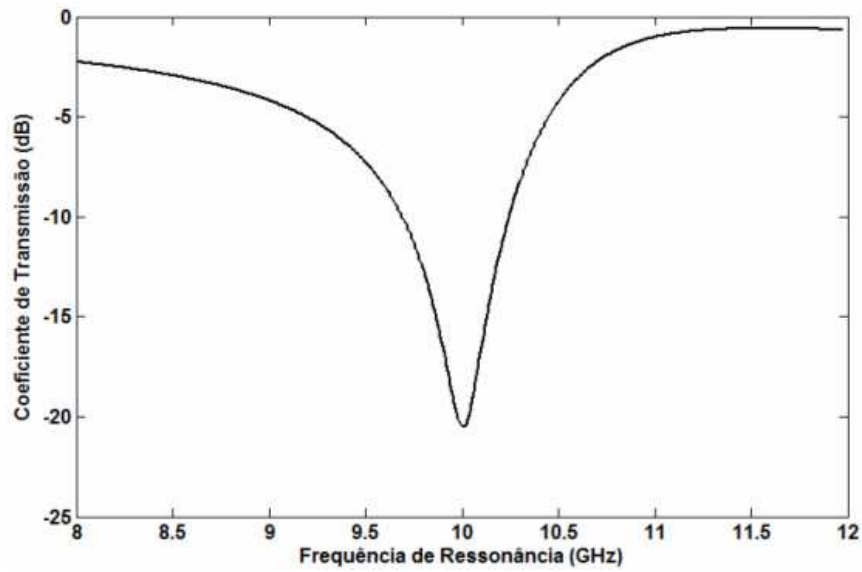


Fig. 5.13. Coeficiente de transmissão em dB para a FSS de dipolo cruzado com $f_r = 10$ GHz.

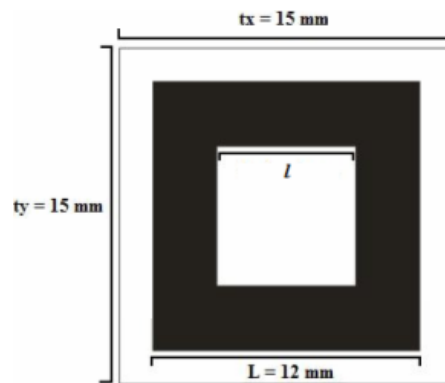


Fig. 5.14. Célula unitária da FSS de espira quadrada utilizada.

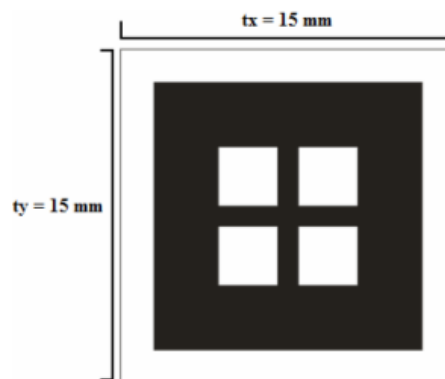


Fig. 5.15. Célula unitária da FSS de espira cruzada desenvolvida.

A Fig. 5.16 mostra o comportamento do coeficiente de transmissão para as FSSs de espiras quadradas, com frequências variando de 6 GHz a 9 GHz, em função do

comprimento l . Pode-se observar que os parâmetros eletromagnéticos analisados (f_r e BW) são inversamente proporcionais ao parâmetro geométrico l . Consequentemente, um aumento nas dimensões das aberturas das espiras implica na redução da frequência de ressonância e largura de banda apresentadas pelas estruturas, conforme mostrado na Tab. 5.3.

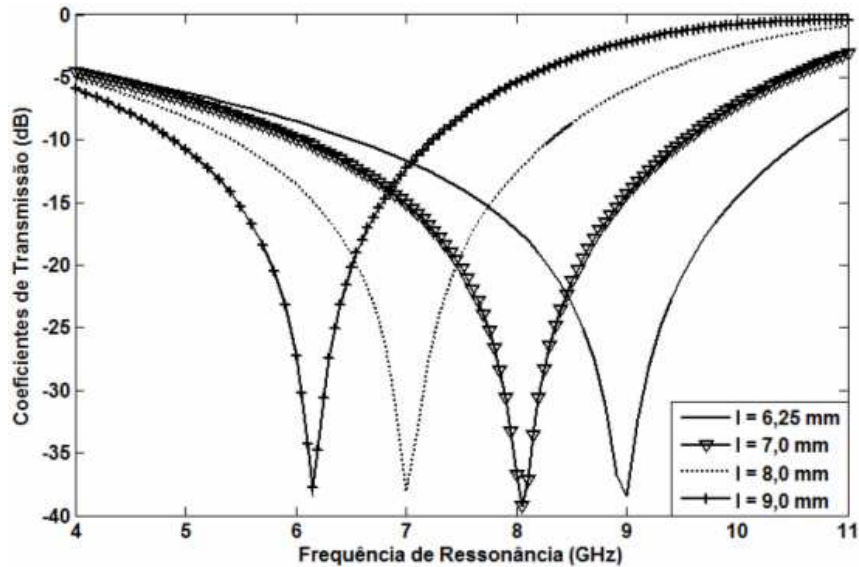


Fig. 5.16. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras quadradas, em função de l .

Tab. 5.3. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras quadradas.

Comprimento l (mm)	f_r (GHz)	BW (GHz)	BW (%)
6,25	8,97	4,07	45,37
7,00	8,06	3,51	43,55
8,00	7,01	2,89	41,23
9,00	6,16	2,36	38,31

A Fig. 5.17 apresenta simulações dos coeficientes de transmissão para as novas estruturas de FSS desenvolvidas (Fig. 5.15), também em função do comprimento l . Novamente, a variação do parâmetro l é responsável por uma variação na frequência de operação e largura de banda das estruturas. Observa-se que, em relação aos resultados da Fig. 5.16 (referentes às espiras quadradas), a junção dipolo cruzado + espira quadrada permite um aumento considerável na largura de banda apresentada (cerca de 10% maior), tornando as espiras cruzadas estruturas típicas de aplicações UWB. A Tab. 5.4 mostra os valores obtidos para a frequência de ressonância e largura de banda com as novas estruturas.

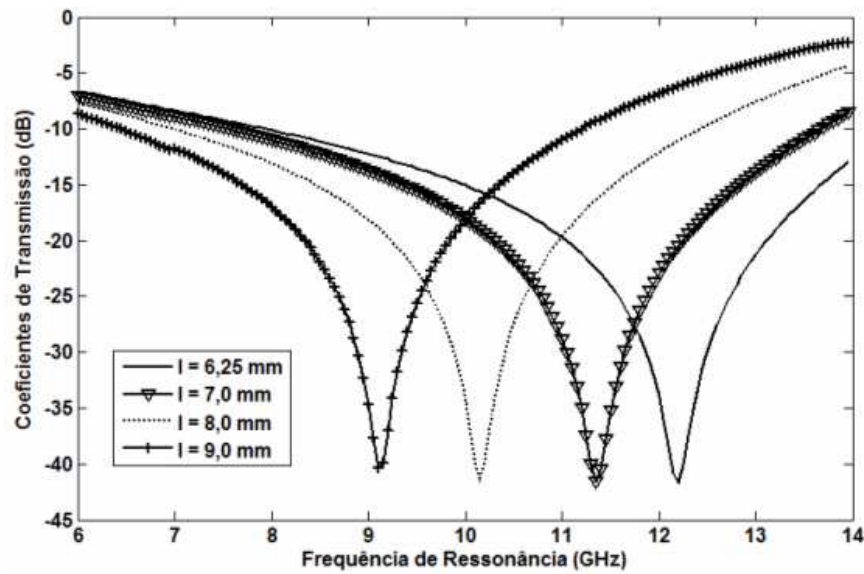


Fig. 5.17. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras cruzadas, em função de l .

Tab. 5.4. Valores de frequência e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras cruzadas.

Comprimento l (mm)	f_r (GHz)	BW (GHz)	BW (%)
6,25	12,55	6,58	52,43
7,00	11,35	6,12	53,92
8,00	10,15	5,42	53,40
9,00	9,12	4,78	52,41

Dois protótipos de FSS de espiras cruzadas foram construídos para medição e validação dos resultados simulados. Cada arranjo consiste em uma placa com 20 cm de altura por 15 cm de largura. A Fig. 5.18 mostra uma fotografia das duas FSSs fabricadas. A largura e o comprimento do dipolo cruzado foram mantidos ($W = 0,9$ mm e $L = 9$ mm).

Os resultados das medições com os dois protótipos são apresentados na Fig. 5.19, na qual se pode observar uma boa concordância entre os resultados medidos e simulados. A Tab. 5.5 mostra uma comparação entre os valores medidos e simulados de frequência de ressonância e largura de banda, obtidos com as novas estruturas.

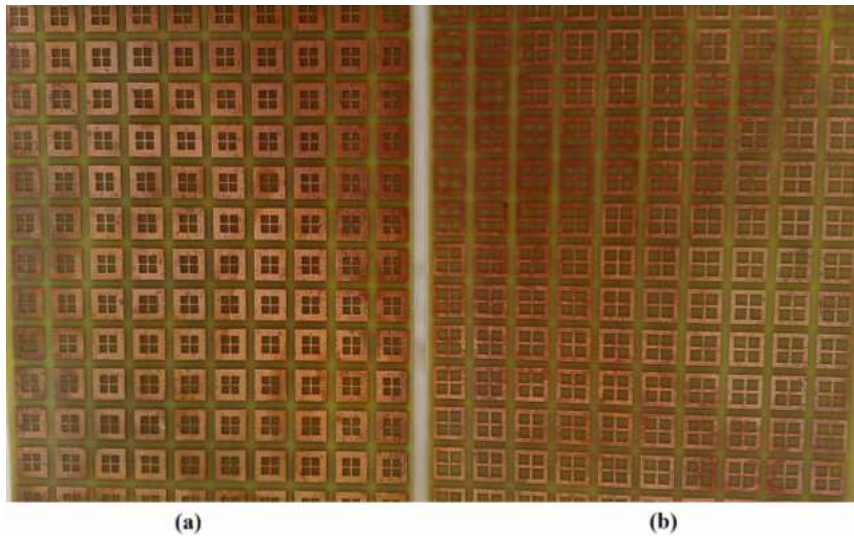


Fig. 5.18. Fotografia dos dois protótipos de FSS de espiras cruzadas fabricados: a) $l = 6,25$ mm; b) $l = 9$ mm.

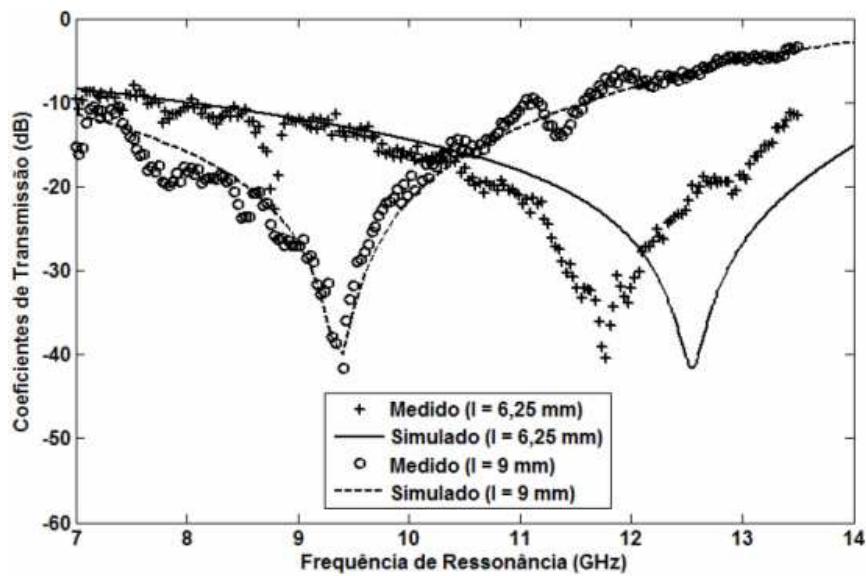


Fig. 5.19. Comparação entre os resultados medidos e simulados do coeficiente de transmissão em dB, para as duas FSSs fabricadas.

Tab. 5.5. Valores de frequência e largura de banda, medidos e simulados com as duas FSSs fabricadas.

l (mm)	f_r (GHz)	BW (GHz)	BW (%)
6,25 (medido)	11,77	6,00	50,97
6,25 (simulado)	12,55	6,58	52,43
9,00 (medido)	9,37	4,05	43,22
9,00 (simulado)	9,12	4,78	52,41

Como pode ser visto na Fig. 5.13, a FSS de dipolo cruzado, projetada para ressoar em 10 GHz, apresenta uma pequena largura de banda (0,56 GHz; cerca de

5,6%). Para fins de otimização, foram realizadas variações na largura do dipolo (W) e projetadas novas estruturas de FSSs de espira cruzada, com base nesta modificação. Os resultados são mostrados na Fig. 5.20. Pode-se observar que, para uma mesma estrutura ($l = 6,25$ mm), a variação da largura do dipolo também proporciona um aumento considerável na largura de banda apresentada. Os valores de frequência de ressonância e largura de banda são diretamente proporcionais ao parâmetro geométrico, neste caso, e são mostrados na Tab. 5.6.

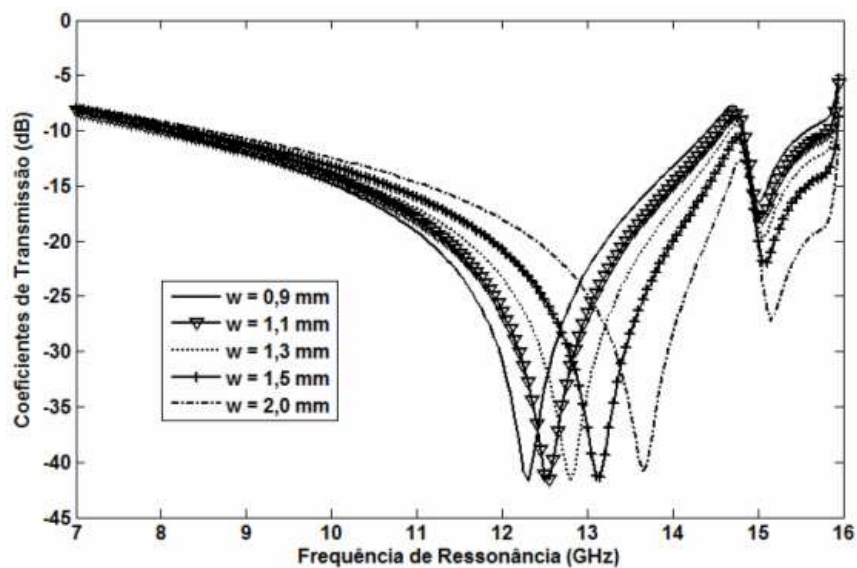


Fig. 5.20. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de espiras cruzadas, em função de W .

Tab. 5.6. Valores de frequência de ressonância e largura de banda, obtidos com as FSSs de espiras cruzadas, em função de W .

W (mm)	f_r (GHz)	BW (GHz)	BW (%)
0,90	12,29	6,45	52,48
1,10	12,54	6,49	51,75
1,30	12,80	6,50	50,78
1,50	13,13	7,63	58,11
2,00	13,66	8,08	59,15

Pelos resultados mostrados nesta seção, confirmou-se que o uso do *patch* composto em uma mesma célula possibilita um aumento significativo na largura de banda apresentada pelas FSSs. Isto permite concluir que foi proposta uma forma simples de análise e obtenção de estruturas seletivas em frequência que apresentam curvas de ressonância favoráveis a aplicações UWB.

Os resultados medidos validaram a nova proposta, de acordo com a boa concordância apresentada entre estes resultados e as simulações. As variações dos parâmetros l e W transformou-se em uma solução atrativa para o ajuste da frequência de ressonância e da largura de banda apresentada pelas novas estruturas. Estes parâmetros devem ser levados em consideração, portanto, nas especificações de projetos de filtros rejeita-faixa com características de banda ultralarga.

5.3. Caracterização de Filtros em Linhas de Microfita com Planos de Terra Fractais

Esta seção mostra os primeiros resultados obtidos com o estudo dos fractais geométricos aplicados em estruturas de FSSs. Inicialmente, foi analisado o comportamento em frequência de filtros projetados e construídos em linhas de microfita, utilizando estruturas periódicas fractais no plano de terra (CRUZ; et al., 2008b). O fractal denominado “tapete” de Sierpinski, gerado a partir de três iterações, foi utilizado para este propósito. O objetivo foi oferecer contribuições aos projetos em microfita de estruturas compactas e multibanda, fabricadas a partir de figuras fractais e com aplicações na faixa de frequências ISM (*Industrial Scientific e Medical*).

Para a obtenção do valor da largura da fita w com uma impedância de entrada $Z_0 = 50 \Omega$, foram utilizados os modelos convencionais de análise e síntese de linhas de microfita. A partir dos cálculos realizados, foi obtido o valor de $w = 2,87$ mm. A impedância característica da linha de transmissão é obtida de acordo com a relação w/h , encontrada, conforme demonstrado em Fooks e Zakarevicius (1990).

O procedimento de construção e medição dos filtros projetados foi baseado no descrito por Passos, et al. (2006). Para o experimento, foi utilizada inicialmente uma placa de cobre dupla face (24 cm de largura por 12 cm de altura), especificada na Fig. 5.21. O substrato dielétrico utilizado foi a fibra de vidro, de permissividade elétrica relativa $\epsilon_r = 4,4$ e espessura $h = 1,578$ mm. O plano de terra foi substituído por uma estrutura periódica formada por elementos fractais de Sierpinski, cujas dimensões são mostradas na Fig. 5.22. A Fig. 5.23 mostra uma fotografia do primeiro protótipo construído.

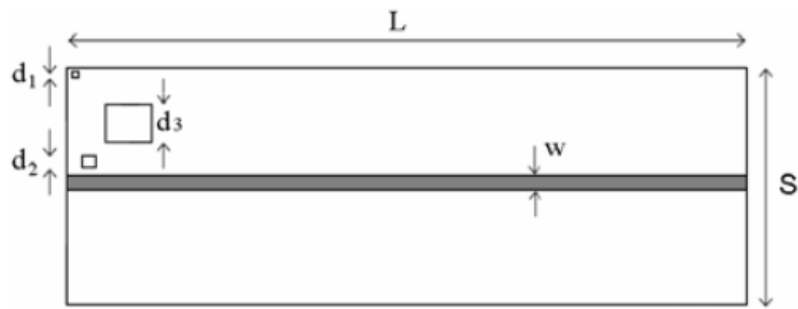


Fig. 5.21. Dimensões do filtro projetado em linha de microfita sobre plano de terra fractal: $L = 120$ mm, $S = 80$ mm, $w = 2,82$ mm, $d_1 = 1,11$ mm, $d_2 = 3,33$ mm e $d_3 = 10$ mm.

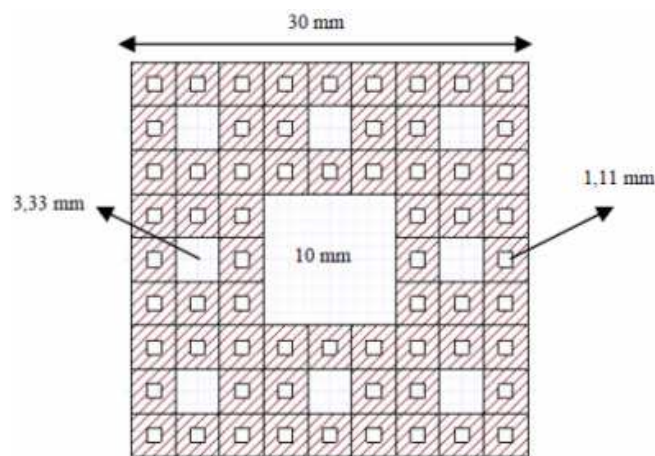


Fig. 5.22. Dimensões de um elemento da estrutura periódica fractal de Sierpinski.

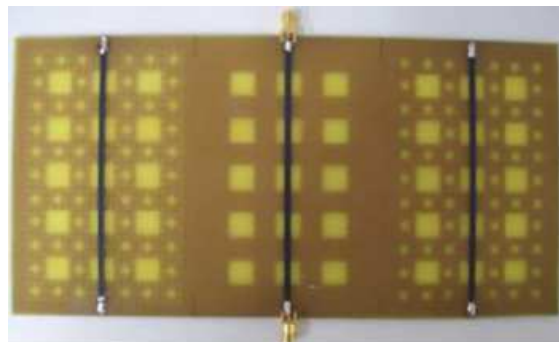


Fig. 5.23. Primeiro protótipo construído.

Além deste protótipo, também foi construído outro, para analisar a variação do tamanho da fita condutora de excitação, com relação à perda de retorno e à largura de banda obtida. Neste caso, utilizou-se o mesmo substrato dielétrico de fibra de vidro, mas a placa possui dimensões de 28 cm de largura por 28 cm de altura. Cada elemento possui as mesmas dimensões apresentadas na Fig. 5.22, exceto a periodicidade, que é de 35 mm. A estrutura funciona como uma antena cujo plano de terra é o “tapete” de

Sierpinski. Uma foto deste novo protótipo construído é apresentada na Fig. 5.24. Vale salientar que, neste caso, os elementos não formam um plano de terra contínuo, sendo a energia transmitida através do acoplamento eletromagnético entre as células da estrutura. Uma foto do *set up* de medição é mostrado na Fig. 5.25.



Fig. 5.24. Segundo protótipo construído.

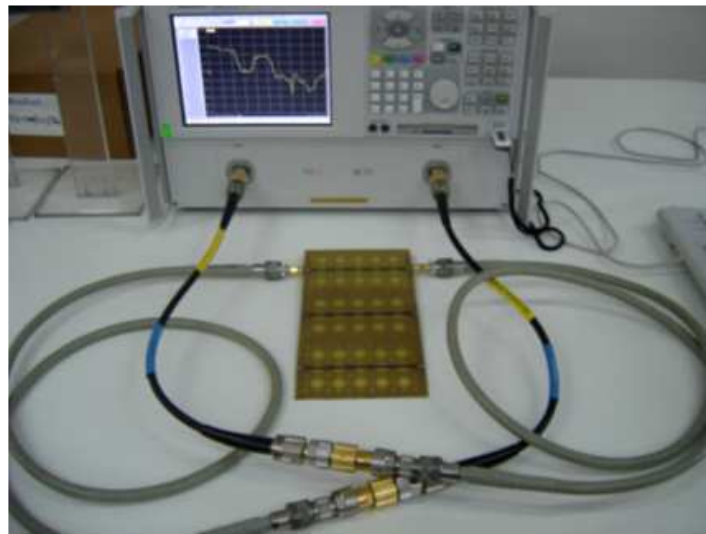


Fig. 5.25. *Set up* de medição do filtro de linha de microfita com plano de terra fractal.

Para fins de comparação, os resultados das três medições realizadas com o primeiro protótipo construído são apresentados na Fig. 5.26, para cada iteração fractal. As curvas resultantes são comparadas com uma curva de referência, que diz respeito à medição da estrutura com plano de terra completo, ou seja, sem a presença de geometria fractal (nível zero), o que indica as perdas de inserção inerentes à medição. Na Fig. 5.27, são mostradas as respostas dos filtros com diferentes iterações fractais, excluídas

as perdas de inserção medidas para o nível zero de referência. A resposta do filtro de nível 1 indica que este funcionou estritamente como um filtro passa-baixa, com uma frequência de corte em -3 dB) em 2,9 GHz, exibindo um comportamento típico dos filtros de Chebyshev, com *ripple* na banda passante e alta seletividade em frequência. Os filtros construídos com fractais de níveis 2 e 3 apresentaram comportamentos de filtros passa-faixas com as seguintes bandas passantes: 0,0 - 2,6 GHz e 5,7 - 6,3 GHz (2ª iteração), e 0,0 - 3,0 GHz e 5,8 - 6,1 GHz (3ª iteração). Por outro lado, a partir da Fig. 5.27, observa-se que o filtro de nível 1 apresenta maior perda de inserção para frequências abaixo de 6,0 GHz, enquanto que os filtros de níveis 2 e 3 apresentam maior perda de inserção acima de 7,5 GHz, com valores abaixo de -15 dB.

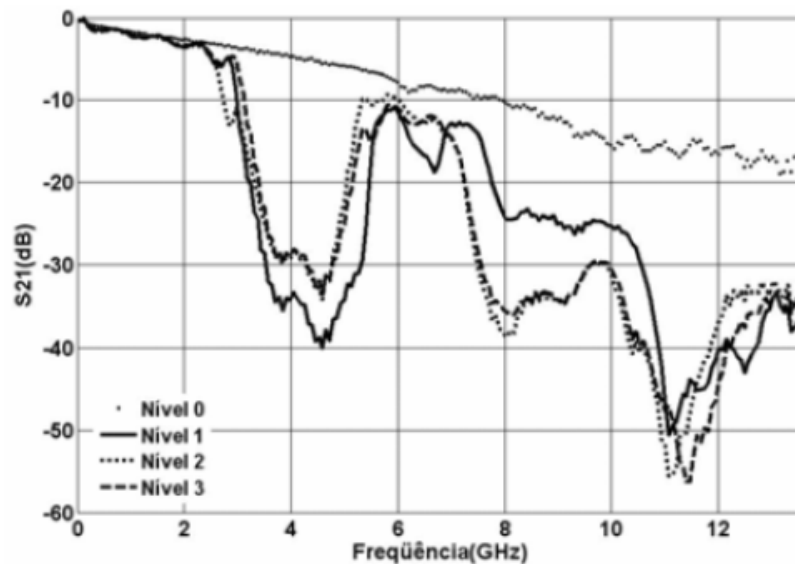


Fig. 5.26. Comparação dos resultados medidos com o nível zero de referência.

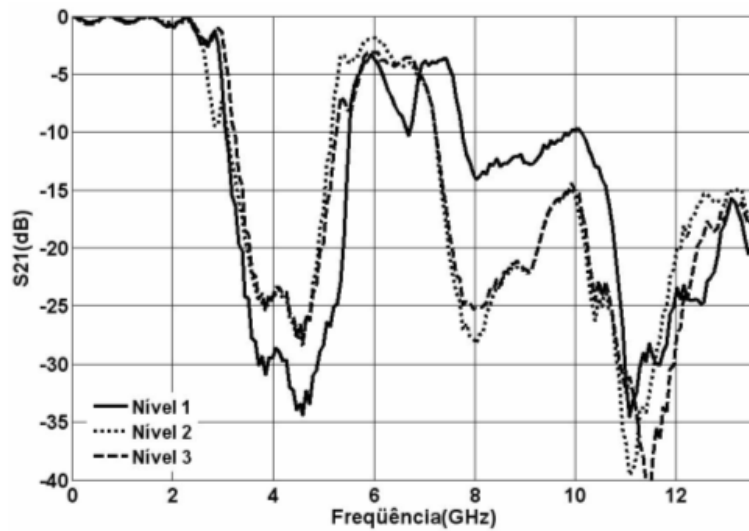


Fig. 5.27. Subtração dos resultados medidos com o nível zero de referência.

A Fig. 5.28 mostra resultados das medições realizadas com o segundo protótipo construído. Neste caso, foi medida a perda de retorno (com a linha de microfita terminada em circuito aberto, funcionando como uma antena) para três comprimentos distintos da fita condutora de excitação, a qual está colocada no lado oposto ao do arranjo fractal. A largura da fita condutora é $w = 4$ mm e os três comprimentos adotados para a fita foram $L_1 = 6$ mm, $L_2 = 12$ mm e $L_3 = 18$ mm. Observou-se que a diminuição do comprimento da fita resulta em um aumento na frequência de ressonância da estrutura, assim como da largura de banda (aproximadamente 100 MHz para L_2 e 200 MHz para L_3).

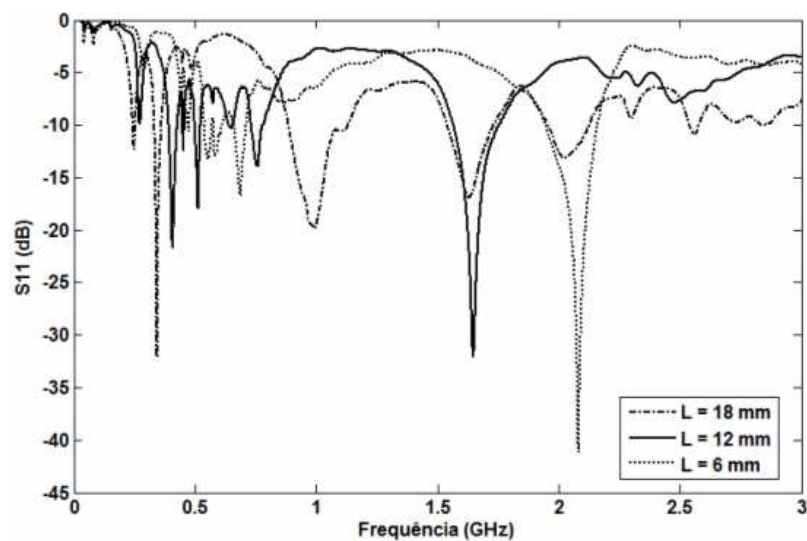


Fig. 5.28. Perda de retorno para diferentes comprimentos da fita condutora.

O filtro representado pelo primeiro protótipo pode ser utilizado na rejeição de sinais em 2,4 GHz e 5,8 GHz, que são duas frequências bastante utilizadas na banda ISM, pelos padrões *IEEE* 802 a, b e g, além de aplicações para WIMAX, por exemplo. Com relação à segunda estrutura considerada, as respostas em frequência obtidas para a perda de retorno permitem concluir que ela apresenta um comportamento similar ao de uma antena multibanda, sendo observado um aumento nas frequências de ressonância, à medida que é diminuído o comprimento da fita condutora de excitação. A perda de retorno também permite concluir que existe uma relação de proporcionalidade entre o aumento da complexidade da estrutura e o aumento da largura de banda apresentada.

5.4. Análise de FSSs com Elementos Fractais de Koch

Nesta seção será abordada a investigação de estruturas periódicas seletivas em frequência cujos elementos são formados pelos fractais geométricos representados pelas curvas de Koch. A introdução da geometria fractal tem por objetivo ajustar a frequência de ressonância da estrutura sem alterar suas dimensões originais (CRUZ; et al., 2009a). Em vez disso, o propósito é fazer uma espécie de recorte nos elementos retangulares, seguindo o modelo da curva de Koch.

Os arranjos periódicos propostos foram construídos a partir do arranjo de *patch* retangular convencional ilustrado na Fig. 5.29(a). A periodicidade dos elementos é dada por $t_x = W_c$, no eixo x e $t_y = L_c$, no eixo y , onde W é a largura e L é o comprimento do *patch* retangular; W_c é a largura e L_c é o comprimento da célula unitária. Para o projeto das FSSs, foi utilizado um modelo aproximado que fornece as dimensões de cada elemento de *patch* retangular em função do comprimento de onda de operação efetivo (λ_{eff}), como o observado na Fig. 5.29(b).

Para a análise, foi considerado o substrato de fibra de vidro ($\epsilon_r = 4,4$, $h = 1,5\text{ mm}$ e $\tan \delta = 0,02$). Tais estruturas foram simuladas, projetadas e construídas com o intuito de observar seu comportamento com relação à transmissão de potência (filtros rejeita-faixa). Através das simulações, verificou-se a variação da frequência de ressonância em função do fator de iteração a , presente na geometria fractal de Koch.

Foram construídos quatro protótipos para a análise experimental da potência transmitida através das estruturas e a consequente validação dos resultados simulados. As FSSs propostas com elementos fractais de Koch permitem o controle das características de operação das estruturas além de tornar possível o ajuste da frequência de ressonância desejada, apenas variando o fator de iteração fractal. Em relação aos *patches* retangulares convencionais, considerando a mesma faixa de frequências, esse tipo de FSS de elementos fractais também pode ser usado para reduzir as dimensões das células unitárias e, conseqüentemente, da estrutura de FSS como um todo.

Dois níveis de iteração fractal (k) foram considerados na análise das FSSs com elementos fractais de Koch, de acordo com a Fig. 5.30. Como pode ser observado, para uma dada iteração, uma transformação de Koch do tipo retangular é aplicada em cada lado do elemento de *patch*, subdividindo-o em segmentos de *patches* cada vez menores.

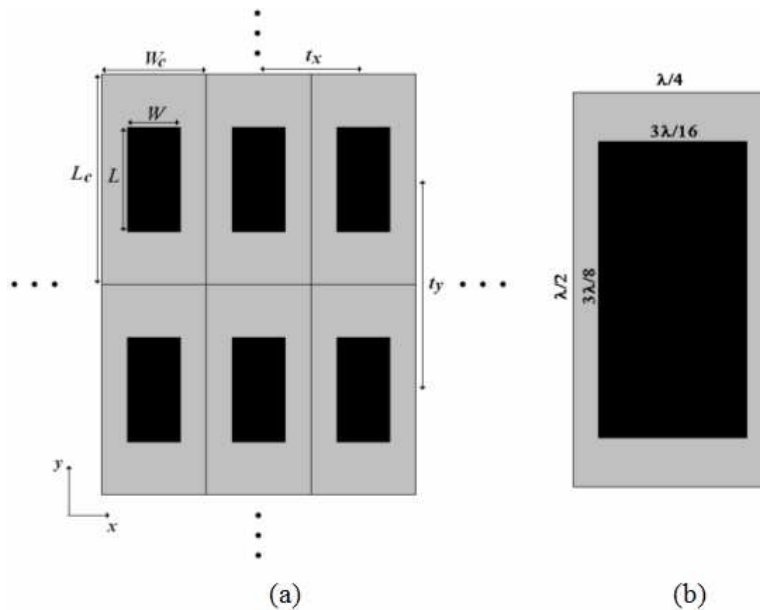


Fig. 5.29. (a) FSS com elementos de *patch* retangular; (b) dimensões do elemento de *patch* projetado.

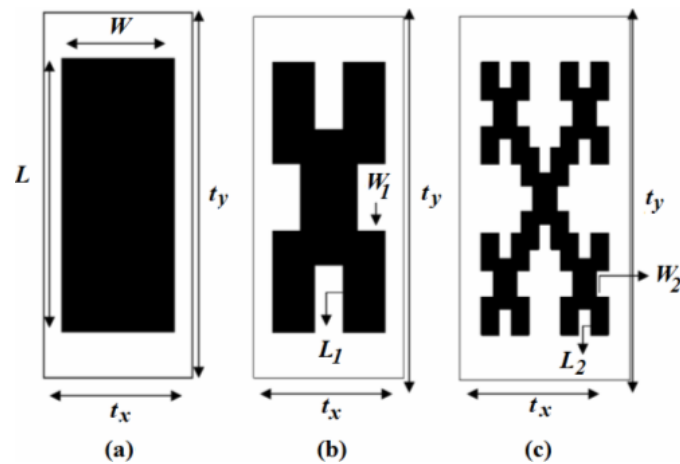


Fig. 5.30. FSS com elementos fractais de Koch para $a = 3,5$: (a) $k = 0$; (b) $k = 1$; (c) $k = 2$.

Inicialmente, foram construídas quatro FSSs com elementos fractais de Koch, cada um dos arranjos consistindo em uma placa de cobre com 20 cm de largura por 15 cm de altura. A Fig. 5.31 mostra as fotografias dos protótipos construídos.

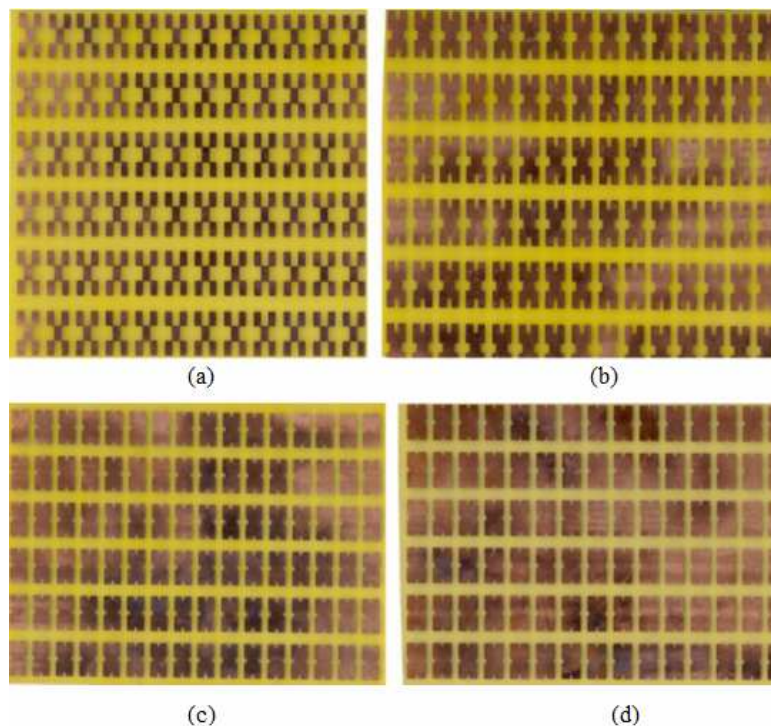


Fig. 5.31. Fotografias dos protótipos de FSSs de elementos fractais com $k = 1$ e diferentes fatores de iteração: (a) $a = 3,05$; (b) $a = 5$; (c) $a = 7$; (d) $a = 9$.

Na Fig. 5.32 são apresentados os resultados simulados para o coeficiente de transmissão das FSSs, considerando-se até duas iterações fractais. Pode-se observar uma

redução na frequência de ressonância à medida que o fator de iteração é aumentado. Para o nível zero, existe uma banda de rejeição na primeira ressonância $f_{r1} = 10,99$ GHz. Introduzindo o primeiro nível de iteração, observa-se agora a redução na frequência de ressonância (f_r) e o aparecimento de uma segunda banda de rejeição. Por fim, para o nível 2, é verificada uma maior redução tanto na ressonância quanto na largura de banda (em -10 dB) apresentadas por estruturas com o mesmo fator de iteração usado para o nível 1. Os resultados mostrados na Fig. 5.32 para $a = 3,5$ provam que a introdução da geometria fractal é responsável pela redução na frequência de ressonância e da largura de banda de uma dada FSS. A Tab. 5.7 mostra os resultados numéricos para outros valores do fator de iteração fractal (a), comparando o nível de referência (zero) e os dois níveis de iteração ($k = 1, 2$) analisados. A influência do fator de iteração deve ser considerada, já que este permite o ajuste da faixa de operação das estruturas. Como exemplo, a Fig. 5.33 mostra um conjunto de simulações para as FSSs com elementos fractais de Koch de nível 1 com variação do fator de iteração de 3,05 a 10. Os coeficientes de transmissão correspondentes a cada FSS projetada para o nível 1 são apresentados na Fig. 5.34.

Os resultados medidos para três das quatro FSSs fabricadas são apresentados na Fig. 5.35. Estes resultados possuem boa concordância com os resultados simulados com o Ansoft Designer™.

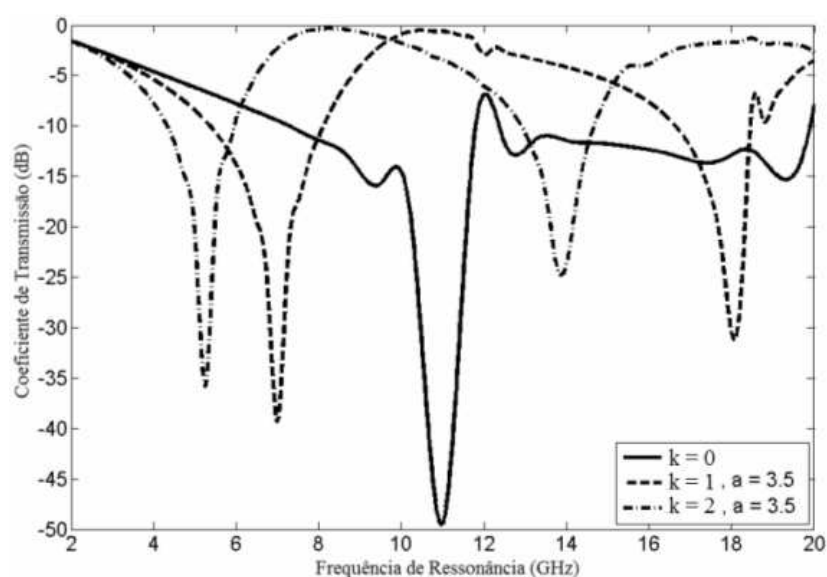


Fig. 5.32. Coeficiente de transmissão (S_{21}) para a FSS com elementos fractais de Koch analisada.

Tab. 5.7. Valores das frequências de ressonância e larguras de banda em função do fator de iteração para as FSSs com elementos fractais de Koch.

FSSs com elementos fractais de Koch					
Nível 0					
a	f_{rl} (GHz)			BW (GHz)	
0	10,99			4,50	
Nível 1			Nível 2		
a	f_{rl} (GHz)	BW (GHz)	a	f_{rl} (GHz)	BW (GHz)
3,05	6,01	2,19	3,05	4,75	1,41
3,50	6,99	2,74	3,50	5,24	1,63
4,00	7,73	3,19	4,00	5,51	1,78
4,50	8,25	3,55	4,50	5,76	1,90
5,00	8,75	3,82	5,00	6,00	2,00
7,00	9,93	4,45	7,00	6,71	2,33
9,00	10,46	4,57	9,00	7,18	2,55

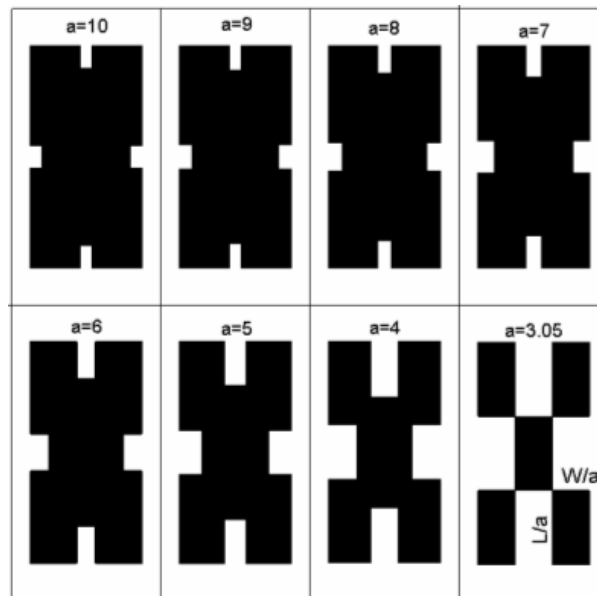


Fig. 5.33. Elementos de *patch* retangular projetados para diferentes fatores de iterações.

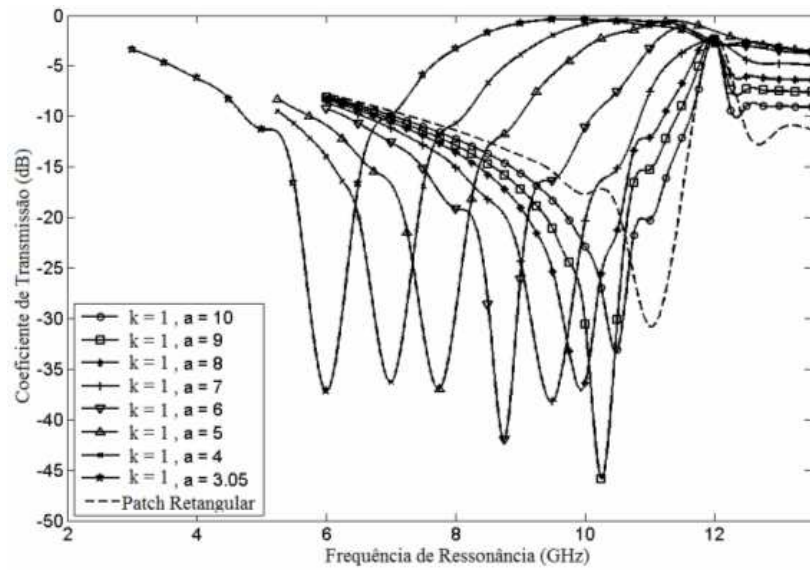


Fig. 5.34. Coeficientes de transmissão em dB para as FSSs de elementos fractais de Koch, em função da frequência de ressonância (f_r) e do fator de iteração (a).

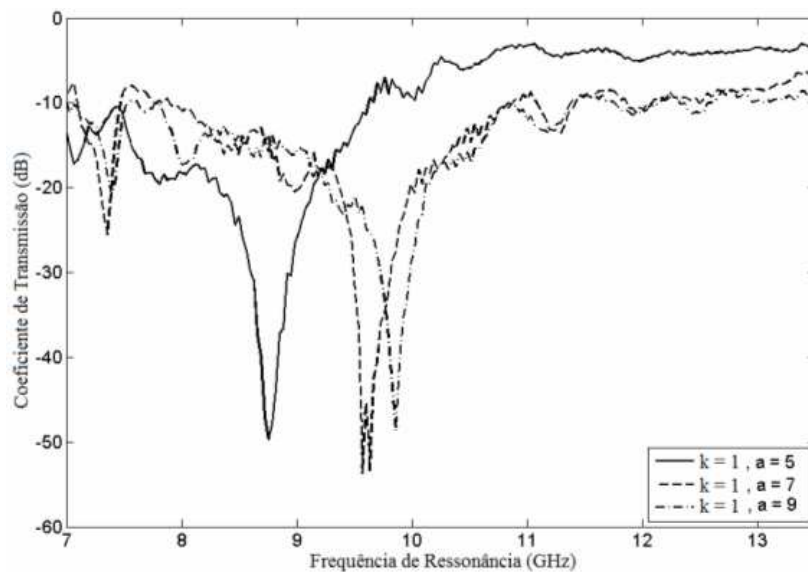


Fig. 5.35. Coeficiente de transmissão em dB, medido para três das FSSs com elementos fractais de nível 1 (um), fabricadas com diferentes fatores de iteração.

5.5. Modelos Neurais para FSSs com Elementos Fractais de Koch

Esta seção complementa a anterior, com o desenvolvimento de um modelo neural para a modelagem das estruturas de FSS com elementos fractais de Koch

(CRUZ; et al., 2009b). Neste caso, as estruturas possuem especificações de filtros rejeita-faixa que refletem os sinais nas faixas de frequências correspondentes às bandas X (8 – 12 GHz) e Ku (12 – 18 GHz). O comportamento eletromagnético das estruturas é descrito em função da forma dos elementos do arranjo e da permissividade relativa do substrato dielétrico. Com relação a estes parâmetros geométricos, é feito um estudo mais detalhado da estrutura, por meio de várias simulações, com as quais foi criado um banco de dados que serviu de conjunto de treinamento para a rede neural artificial MLP desenvolvida. Além dos resultados simulados, também foram realizadas medições para a validação do modelo MLP desenvolvido.

Novamente, foram analisados dois níveis de iteração com o objetivo de ajustar a frequência de ressonância e a largura de banda das estruturas, sem modificar, no entanto, o tamanho original dos elementos. Ao invés disso, a forma do elemento fractal de Koch é modificada, apenas com o ajuste do fator de iteração a e do número de iteração fractal k . Os elementos fractais foram construídos a partir de um arranjo convencional de elementos de *patches* retangulares, como ilustrado na Fig. 5.29.

O projeto dos elementos de *patches* retangulares é bem arbitrário, uma vez que especificações como ressonância desejada, perda de retorno, fator de qualidade e restrições de fabricação, entre outras, devem ser consideradas. Desta forma, para a obtenção de estruturas que operassem nas bandas X e Ku, foram realizados vários testes e escolhida a estrutura que apresentou ressonância em torno de 16,5 GHz para servir de elemento iniciador, o chamado nível zero fractal. A escolha de um alto valor para a frequência de ressonância pode ser explicada pela redução a que este parâmetro é submetido ao ser introduzida a geometria fractal, além das variações devido à constante dielétrica do material. Para o *patch* iniciador foi utilizado o substrato dielétrico de fibra de vidro. As dimensões aproximadas para o elemento iniciador são dadas em função de (5.2), de acordo com Gianvittorio, et al. (2003):

$$\lambda = \frac{\lambda_0}{[(1 + \epsilon_r)/2]^{0.5}} \quad (5.2)$$

em que λ_0 representa o comprimento de onda no espaço livre. Usando este projeto inicial, inicia-se uma otimização pelo método de tentativa e erro, utilizando o Ansoft

DesignerTM (baseado no Método dos Momentos), com o qual são realizadas várias simulações, a fim de se obter uma FSS adequada para servir como estrutura iniciadora, isto é, uma estrutura que apresente pelo menos 30 dB de perdas de inserção na frequência de operação desejada. Desta forma, obtêm-se as dimensões finais para o elemento de *patch* retangular iniciador e sua célula unitária: $W = 4,93$ mm, $L = 8,22$ mm, $t_x = 8,22$ mm e $t_y = 12,32$ mm, resultando em uma perda de inserção igual a 35 dB na frequência de ressonância $f_r = 16,57$ GHz.

A partir do *patch* iniciador, os elementos de FSS propostos foram obtidos, assumindo-se a geometria retangular para a construção recursiva dos fractais de Koch, para dois níveis de iteração ($k = 1, 2$) e um fator de iteração a escolhido dentro do intervalo de 3,05 a 10. A geometria dos *patches* fractais de Koch propostos é mostrada na Fig. 5.30, levando-se em consideração $k = 1, 2$ e $a = 4$. A curva de Koch inicia-se como uma linha reta, correspondendo a cada lado de um retângulo convencional. Posteriormente, o elemento fractal de Koch para $k = 1$ é obtido através da remoção de quatro retângulos iguais no centro de cada lado do retângulo convencional (as larguras e comprimentos de cada retângulo correspondem à largura e ao comprimento do *patch* iniciador, ambos divididos pelo fator de iteração a). O mesmo raciocínio é adotado para as demais iterações fractais e pode ser observado na Fig. 5.30. Após a k -ésima iteração fractal, as dimensões dos retângulos escalonados são obtidas através de (5.3), substituindo-se a variável ℓ_k pela largura W_k ou comprimento L_k do k -ésimo retângulo escalonado.

$$\ell_k = \begin{cases} \frac{\ell_{k-1}}{a}, & k = 1 \\ \frac{(\ell_{k-2} - \ell_{k-1})}{2a} & k = 2, 3, \dots \end{cases} \quad (5.3)$$

Para verificar o efeito da introdução da geometria fractal, bem como do substrato dielétrico na resposta em frequência das FSSs, as variáveis de entrada (k, a, ϵ_r) são limitadas a uma determinada região de interesse, definida por valores discretos, selecionados a partir da análise paramétrica de onda completa:

- Número de iterações (ou níveis): $k = [1; 2]$;
- Fator de iteração: $a = [3; 4; 5; 6; 7; 9]$;

- Constante dielétrica do substrato: $\epsilon_r = [2,2; 3,0; 4,0; 4,8; 6,15; 7,0]$;
- Espessura do substrato dielétrico: $h = 1,5$ mm (parâmetro comum a todas as estruturas de FSS analisadas).

Considerando as variáveis de entrada (k , a , ϵ_r), um modelo MLP foi desenvolvido para se obter a frequência de ressonância $f_r(k, a, \epsilon_r)$ e a largura de banda $BW(k, a, \epsilon_r)$ das estruturas de FSSs. O treinamento supervisionado dos pesos da rede foi feito com o algoritmo de treinamento RPROP, implementado com os valores padrões de treinamento (RIEDMILLER; BRAUN, 1993). O modelo neural baseado na técnica EM-ANN (GUPTA; ZHANG, 2000) foi aplicado para a estimação do comportamento das FSSs com elementos fractais a partir de um banco de dados limitado. Os dados obtidos com a análise paramétrica foram divididos em 2/3 para treino e 1/3 para teste. O banco de dados de treinamento é composto, portanto, por 48 exemplos que correspondem aos dados de entrada: $k = [1; 2]$, $a = [3; 4; 6; 9]$ e $\epsilon_r = [2,2; 3,0; 4,0; 4,8; 6,15; 7,0]$. O banco de dados de teste é composto por 24 exemplos, sendo: $k = [1; 2]$, $a = [5; 7]$ e $\epsilon_r = [2,2; 3,0; 4,0; 4,8; 6,15; 7,0]$.

A configuração mínima da rede MLP capaz de solucionar o problema de modelagem das FSSs em questão foi definida com 4 (quatro) nós de entrada, uma camada com 5 (cinco) neurônios ocultos e dois neurônios de saída linear, de acordo com a Fig. 5.36. O número mínimo de 5 neurônios ocultos foi obtido através de uma otimização por tentativa e erro.

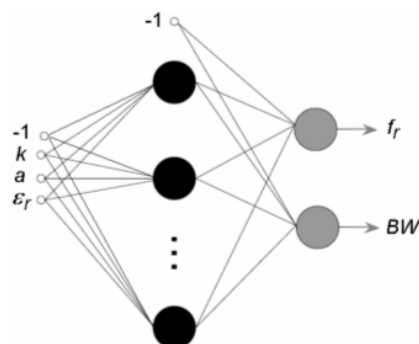


Fig. 5.36. Configuração da rede neural MLP.

O modelo MLP para o projeto de FSSs é preciso, fácil de implementar e possui baixo custo computacional. Além disso, um pequeno conjunto de treinamento é suficiente para o aprendizado da rede. A saída da rede MLP é implementada de acordo com (5.4):

$$\mathbf{y} = \mathbf{V} \cdot \left[-1 \cdot \frac{1}{1 + \exp(-\mathbf{W} \cdot \mathbf{x})} \right] \quad (5.4)$$

em que \mathbf{W} e \mathbf{V} representam as matrizes de pesos, $\mathbf{x} = [-1, k, a, \varepsilon_r]^T$ é o vetor de entrada e $\mathbf{y} = [fr, BW]^T$ é o vetor de saída da rede. As matrizes de pesos obtidas após o treinamento da rede são expressas por:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 3.4476 & 0.4761 & 9.3218 & -0.1876 \\ 1.0630 & -0.3178 & 0.4056 & -2.0478 \\ 5.6533 & 5.2681 & 2.0179 & 1.9425 \\ 0.9611 & -4.0685 & 3.1393 & -0.1349 \\ 5.0429 & -12.4751 & 13.4767 & 1.5855 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} -0.0572 & 0.1656 & 2.1679 & 0.1640 & 0.0936 & 0.2227 \\ 0.1059 & 0.2534 & 0.7188 & 0.2979 & 0.4961 & 0.2441 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

A Fig. 5.37 mostra os resultados simulados do coeficiente de transmissão em dB, assumindo $\varepsilon_r = 4,4$; $a = 5, 7, 9$ e $k = 0, 1, 2$. Pode-se observar uma redução na frequência de ressonância à medida que o nível fractal aumenta ou o fator de iteração diminui (uma redução acima de 40% foi obtida para $a = 5$ e $k = 2$, por exemplo).

Por meio destes resultados, fica clara a influência no controle da frequência de ressonância das estruturas, proporcionada pela inclusão da geometria fractal.

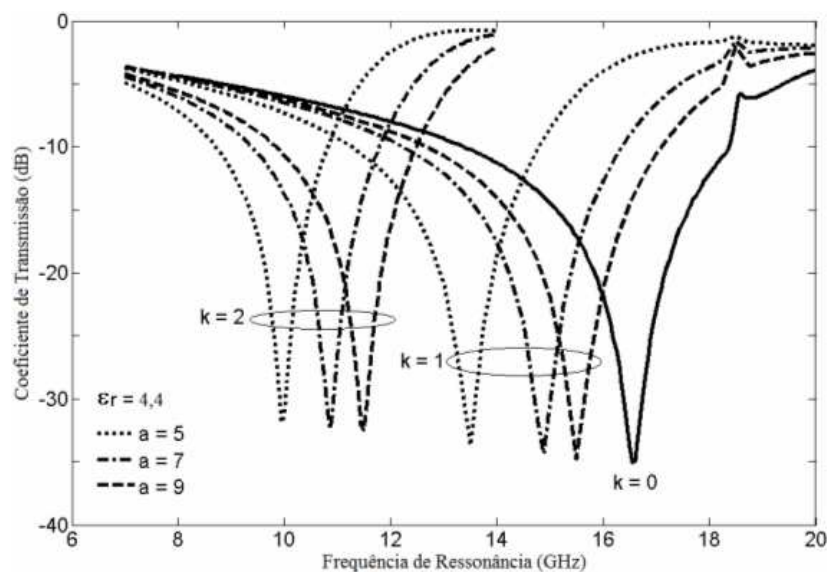


Fig. 5.37. Coeficientes de transmissão em dB da FSS com elementos fractais de Koch, analisada para os três níveis de iteração.

Posteriormente, foi incluída como variável de entrada a constante dielétrica do substrato para a realização da análise paramétrica, com a qual foi obtido um banco de dados representativo da região de interesse mencionada. Após um longo período de processamento computacional, requerido pelo Ansoft Designer™ para a execução das simulações, foram obtidas a frequência de ressonância e a largura de banda para as FSSs analisadas. Os resultados da análise paramétrica são mostrados nas Figs. 5.38 e 5.39.

Pode-se observar através destes resultados que a frequência de ressonância é bastante influenciada pela variação da constante dielétrica do substrato, enquanto que a largura de banda apresenta pouca sensibilidade a este parâmetro. Em relação à geometria fractal, os resultados mostram que o fator de iteração é o grande responsável pela variação no comportamento das estruturas, com relação à resposta em frequência. No que diz respeito aos níveis de iteração, observa-se que, para o primeiro nível, foram obtidos valores elevados de frequência de ressonância, bem como de largura de banda, enquanto que a introdução do segundo nível proporciona uma redução nos valores destes dois parâmetros.

As Figs. 5.38 e 5.39 também representam a saída da rede MLP desenvolvida, considerando a região de interesse determinada. Após o aprendizado, o modelo MLP é capaz de interpolar os exemplos de treinamento correspondentes às curvas de $a = [3, 4, 6, 9]$, mostrando grande capacidade de generalização para novas entradas não utilizadas

no treinamento, como é o caso de $a = [5, 7]$. Desta forma, o modelo MLP torna possível o emprego do conhecimento adquirido em futuras utilizações.

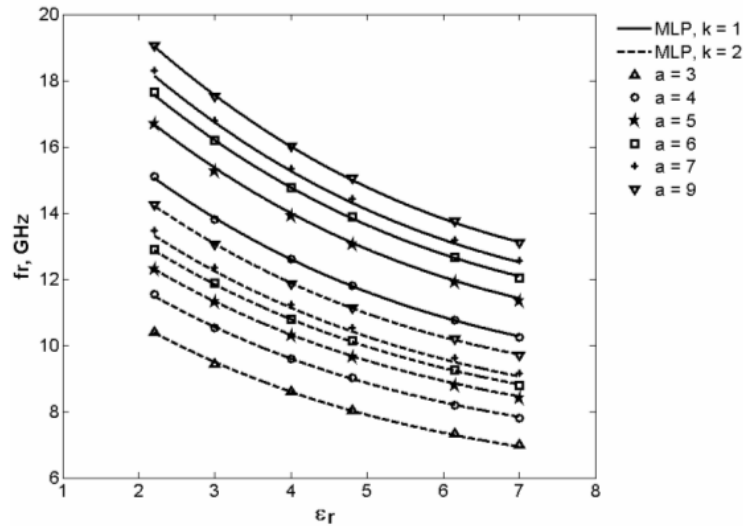


Fig. 5.38. Modelo neural para as frequências de ressonância obtidas com as FSSs de elementos fractais de Koch.

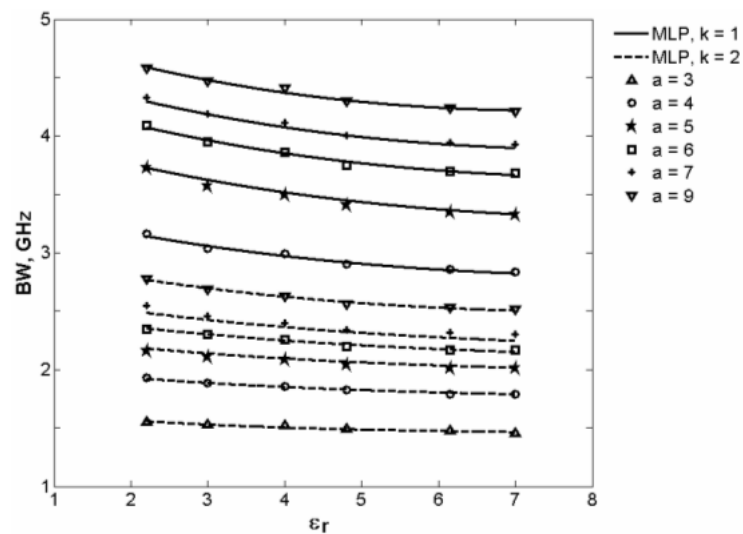


Fig. 5.39. Modelo neural para as larguras de banda obtidas com as FSSs de elementos fractais de Koch.

A Fig. 5.40 mostra uma aplicação do modelo MLP para a estimativa da resposta em frequência em função do fator de iteração, enquanto que a Fig. 5.41 mostra uma aplicação do modelo MLP para a estimativa do fator de qualidade $Q = f_r/BW$, também em função do fator de iteração.

Quatro protótipos de FSS fractais de Koch foram construídos para a validação do modelo MLP, bem como dos resultados simulados, que foram comparados aos

resultados das medições da potência transmitida através dos protótipos fabricados. Para a fabricação, utilizou-se a técnica padrão de circuitos impressos em placas de cobre. Cada um dos arranjos consiste em uma placa com 20 cm de altura por 15 cm de largura, onde 9×9 elementos foram impressos de um lado da placa, sendo removida a parte de cobre do lado posterior. A Fig. 5.42 mostra uma foto dos quatro protótipos construídos.

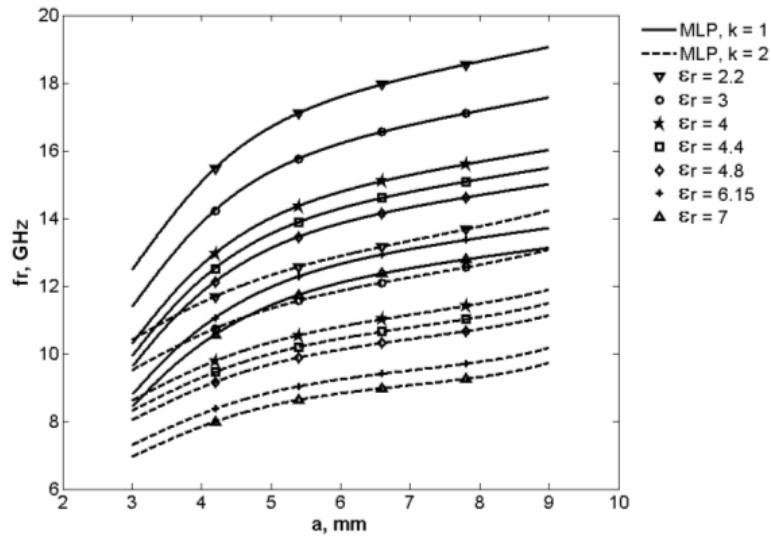


Fig. 5.40. Estimativa do modelo neural para a frequência de ressonância obtida com as FSSs de elementos fractais de Koch.

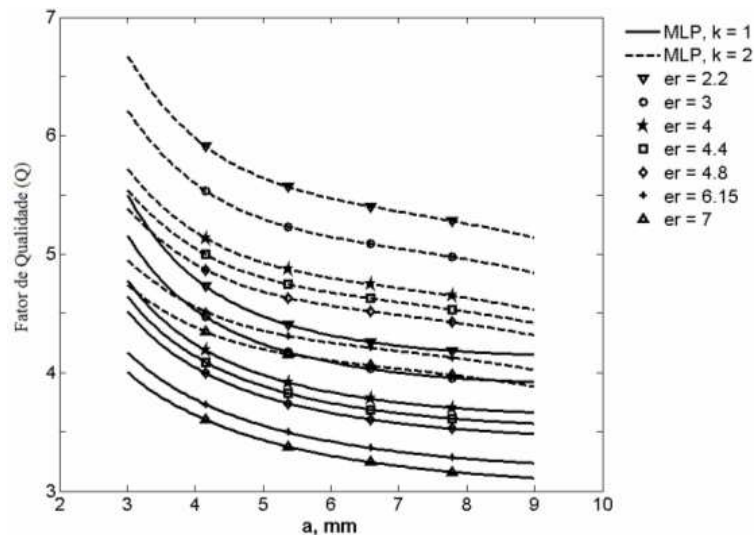


Fig. 5.41. Estimativa do modelo MLP para o fator de qualidade de desempenho das FSSs com elementos fractais de Koch.

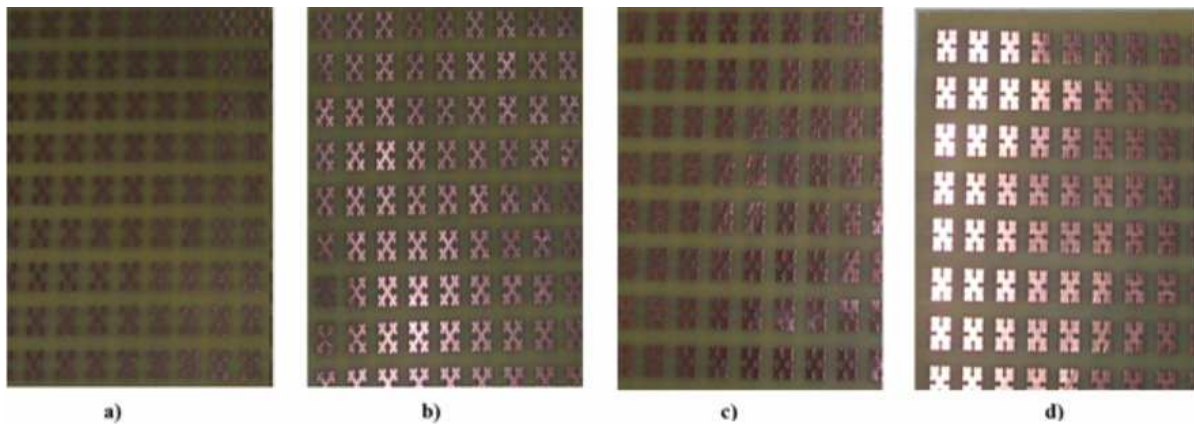


Fig. 5.42. Fotografias dos protótipos de FSS com elementos fractais de Koch: (a) $a = 3, k = 1$; (b) $a = 5, k = 2$; (c) $a = 7, k = 2$; (d) $a = 9, k = 2$.

As Figs. 5.43 e 5.44 mostram uma comparação entre os resultados simulados e medidos das FSSs construídas. Vale salientar que todas as estruturas investigadas apresentaram atenuação maior que 30 dB, o que é uma característica eletromagnética muito favorável a tais dispositivos. A Tab. 5.8 apresenta os resultados numéricos obtidos a partir da análise de onda completa, dos modelos MLP e das medições realizadas para as FSSs da Fig. 5.42. A excelente concordância entre os resultados permite validar as metodologias de projeto desenvolvidas, a análise e neuromodelagem das estruturas de FSS compostas por elementos fractais de Koch para operação nas bandas X e Ku.

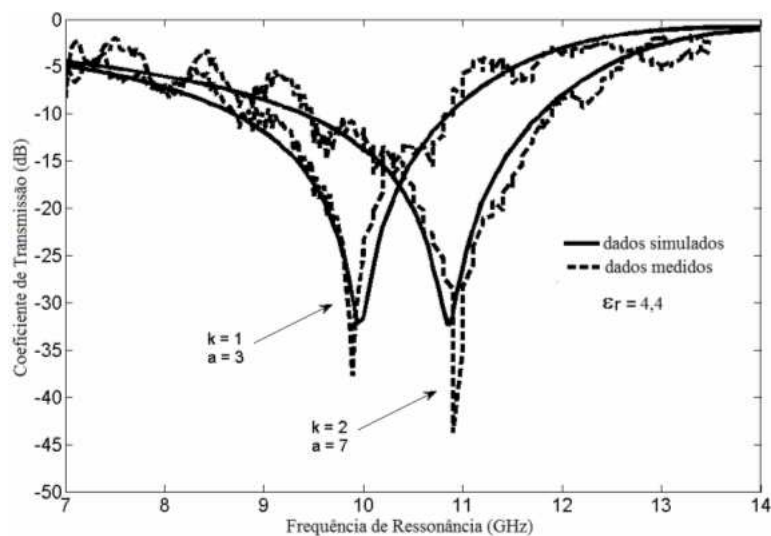


Fig. 5.43. Resultados medidos e simulados para os coeficientes de transmissão (em dB) obtidos com as FSSs de elementos fractais de Koch fabricadas: $k = 1, a = 3$; $k = 2, a = 7$.

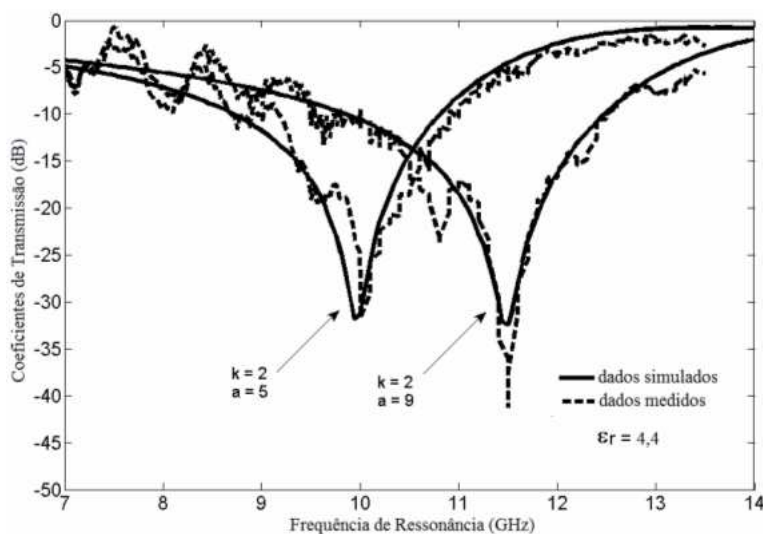


Fig. 5.44. Resultados medidos e simulados para os coeficientes de transmissão (em dB) obtidos com as FSSs de elementos fractais de Koch fabricadas: $k = 2, a = 5$; $k = 2, a = 9$.

Tab. 5.8. Resultados numéricos das simulações e medições realizadas com as FSSs com elementos fractais fabricadas.

Níveis de Iteração (k)	Fator de Iteração (a)	Ansoft Designer™		Modelo MLP		Medições	
		f_r (GHz)	BW (GHz)	f_r (GHz)	BW (GHz)	f_r (GHz)	BW (GHz)
1	3	9,97	2,17	9,92	2,14	9,95	2,10
2	5	9,97	2,10	10,0	2,08	10,00	1,80
2	7	10,86	2,40	10,77	2,35	10,91	2,10
2	9	11,48	2,63	11,50	2,60	11,50	2,30

As próximas seções apresentam os resultados referentes a um método alternativo de otimização de FSSs, desenvolvido neste trabalho (CRUZ; et al., 2009c). O método consiste na síntese ótima de superfícies seletivas de frequência, a partir das especificações eletromagnéticas de frequência e largura de banda desejadas, utilizando redes neurais artificiais e dois algoritmos de otimização natural – algoritmos genéticos e PSO.

5.6. Síntese de FSSs de Dipolo Cruzado Utilizando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos

Nesta seção, será investigada a síntese de estruturas de FSS formada por elementos de *patches* do tipo dipolo cruzado, utilizando uma versão simples dos

algoritmos genéticos, cuja função de ajuste é composta por uma rede neural artificial perceptrons de múltiplas camadas, treinada com o algoritmo RPROP. O conjunto de treinamento fornecido à rede neural foi obtido através de uma análise paramétrica rigorosa de alguns parâmetros geométricos das FSSs em questão. Um estudo semelhante foi desenvolvido por Silva, et al. (2007), que utilizou FSSs de elementos de *patches* retangulares.

Escolhendo-se os parâmetros eletromagnéticos desejados, tais como frequência de ressonância e largura de banda, é possível obter as dimensões dos parâmetros geométricos que compõem as FSSs. Nesta seção, foram considerados os parâmetros h e t , espessura do substrato e periodicidade dos elementos, respectivamente. Os valores de f_r e BW são escolhidos pelo usuário, desde que pertençam a uma região de interesse pré-estabelecida, consistindo em dados de entrada para o algoritmo genético. Desta forma, os parâmetros geométricos são otimizados pela técnica GA-ANN, desenvolvendo-se então um sistema de otimização rápido e preciso para a síntese de estruturas de FSS. As vantagens encontradas com este tipo de otimização são discutidas e os resultados obtidos são comparados com simulações realizadas com o auxílio do *software* Ansoft Designer™.

Para o projeto das FSSs, foi considerado o substrato dielétrico isotrópico de fibra de vidro ($\epsilon_r = 4,4$, $h = 1,5$ mm e $\tan \delta = 0,02$). A investigação das propriedades do arranjo periódico é realizada em termos da potência transmitida através da estrutura, sua frequência de operação e a largura de banda apresentada.

As dimensões da célula unitária do elemento de dipolo cruzado utilizado são as mesmas da Fig. 5.1. A largura (W) e o comprimento (L) são parâmetros fixos. A região de interesse para os dois parâmetros otimizados pela técnica GA-ANN é:

- $t_x = t_y = t = [15; 16; 17,5; 19; 20; 21; 22,5; 24; 25; 26; 27,5; 29; 30; 31; 32,5; 34; 35]$ mm;
- $h = [0,5; 0,9; 1,2; 1,5; 1,8]$ mm.

O algoritmo genético utilizado nesta seção foi implementado em MATLAB® e possui como variáveis de entrada a espessura do substrato e a periodicidade dos elementos, representados por h_m^q e τ_m^q , respectivamente, levando em consideração o m -ésimo indivíduo na q -ésima iteração. Dadas as especificações eletromagnéticas dos

filtros de FSS ($f_{r_{des}}, BW_{des}$), o objetivo é minimizar a função custo, definida de acordo com (5.7):

$$\text{cost}(q, m) = \left(\frac{|fr_{des} - fr(h_m^q, \tau_m^q)|}{f_{des}} + \frac{|BW_{des} - BW(h_m^q, \tau_m^q)|}{BW_{des}} \right)^2, \quad m = 1, 2, \dots, N_{pop} \quad (5.7)$$

Para avaliar a função custo E , a rede MLP de síntese aproxima as relações $f_r(h_m^q, \tau_m^q)$ e $BW(h_m^q, \tau_m^q)$. À medida que a população evolui, cada indivíduo é direcionado à região de interesse, utilizando (5.8), na qual a variável fictícia ξ pode ser substituída por h ou τ . O fluxograma básico de funcionamento do algoritmo genético utilizado foi apresentado na seção 5.1 (ver Fig. 5.1).

$$\xi_m^q = \min[\max(\xi_m^q, \xi_{\min}), \xi_{\max}] \quad (5.8)$$

O modelo MLP aproxima resultados para a relação $S_{21}(f, h, \tau)$ de 5,0 GHz até 11,0 GHz, com um incremento $\Delta f = 100$ MHz, totalizando 63 exemplos. Considerando os vetores de entrada, o conjunto de treinamento possui um total de 5.355 exemplos. A rede neural foi definida com três variáveis de entrada, dez neurônios na camada oculta e dois neurônios na camada de saída, como ilustrado na Fig. 5.45. O número de neurônios ocultos foi escolhido através do método tentativa e erro.

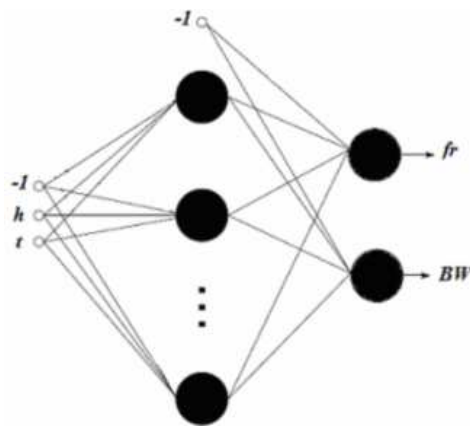


Fig. 5.45. Configuração da rede MLP.

As Figs. 5.46 e 5.47 mostram os resultados de validação para a rede neural MLP desenvolvida. As linhas contínuas representam a resposta da rede e as pontilhadas dizem respeito ao conjunto de treinamento. Pode-se observar a grande capacidade de generalização da rede MLP. O desempenho do algoritmo de treinamento RPROP proporcionou um erro médio quadrático menor que $2,8 \cdot 10^{-5}$, para o critério de parada de 20.000 épocas e um tempo de execução inferior a 1 (um) minuto.

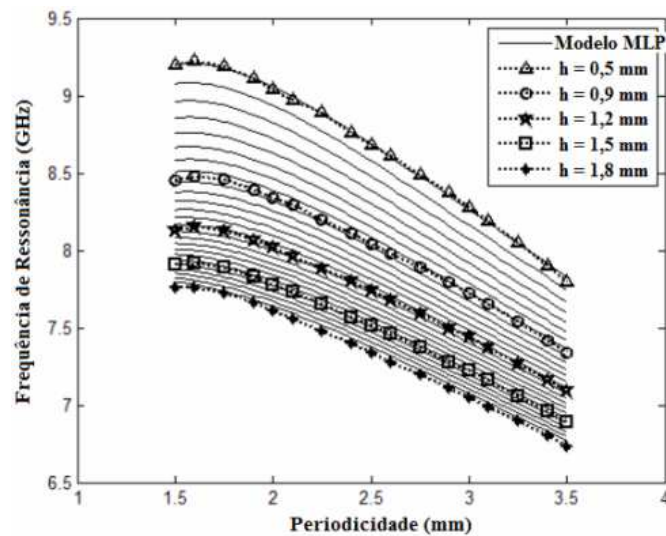


Fig. 5.46. Generalização da rede MLP para a saída desejada frequência de ressonância, em função de h e t , para as FSSs com elementos de dipolo cruzado.

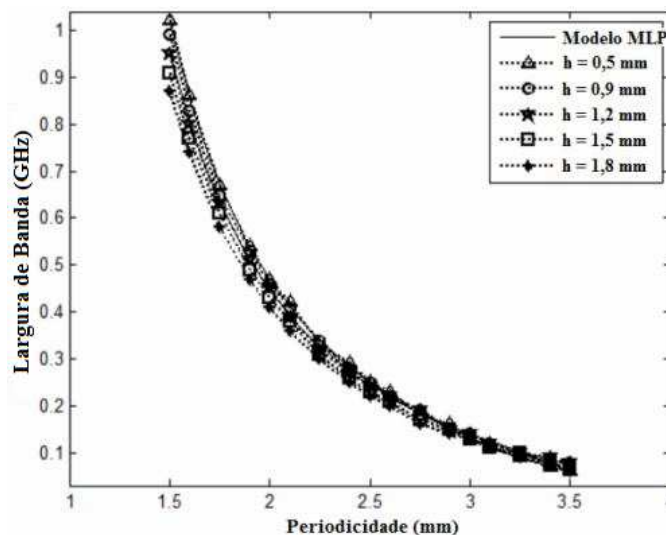


Fig. 5.47. Generalização da rede MLP para a saída desejada largura de banda, em função de h e t , para as FSSs com elementos de dipolo cruzado.

A Fig. 5.48 mostra uma comparação entre dois dos testes realizados, correspondentes a valores desejados da frequência de ressonância e largura de banda e os obtidos com o algoritmo genético. Observa-se que o algoritmo genético apresentou uma boa concordância com os resultados simulados, baseados no método dos momentos, para os valores de f_r e BW . A Tab. 5.9 mostra alguns dos testes realizados com a técnica GA-ANN, para a otimização de diferentes valores de frequência e largura de banda, escolhidos de acordo com as simulações realizadas na etapa de análise paramétrica. Na Tab. 5.9, h_{des} , t_{des} , f_{rdes} , e BW_{des} dizem respeito à espessura, periodicidade, frequência de ressonância e largura de banda desejadas; h_{obt} , t_{obt} , f_{robt} , e BW_{obt} são os mesmos parâmetros mencionados, obtidos através da otimização com o algoritmo genético, com h , t em mm e f_r , BW em GHz.

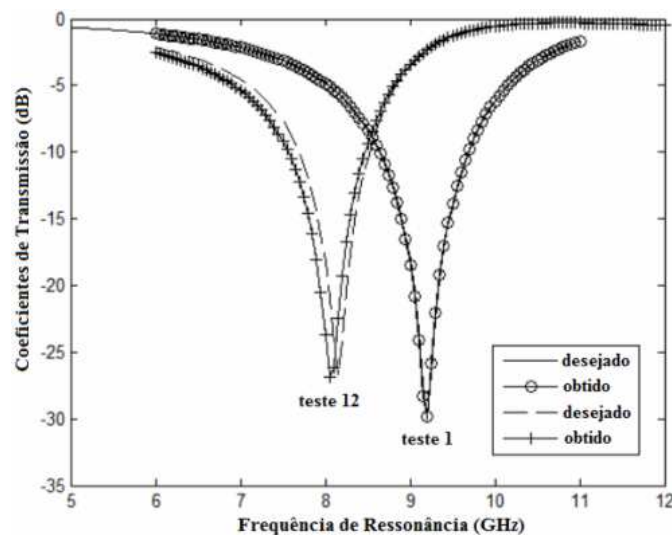


Fig. 5.48. Coeficientes de transmissão desejados e obtidos em função da frequência de ressonância, para dois testes realizados com os parâmetros h e t .

Tab. 5.9. Comparação entre valores desejados e obtidos com a técnica GA-ANN.

Testes	h_{des}	h_{obt}	t_{des}	t_{obt}	f_{rdes}	f_{robt}	BW_{des}	BW_{obt}
01	0,5	0,5	15,0	15,0	9,20	9,19	1,04	1,04
02	0,9	0,9	29,0	31,6	7,50	7,55	0,15	0,12
03	0,5	0,7	20,0	16,5	9,04	8,74	0,47	0,80
04	1,5	1,9	15,0	10,0	7,91	8,30	0,91	0,55
05	0,9	1,3	32,5	28,4	7,54	7,47	0,10	0,16
06	1,2	1,5	20,0	17,9	8,02	7,90	0,45	0,61
07	1,8	1,8	34,0	33,8	6,80	6,79	0,08	0,06
08	0,5	1,0	25,0	18,0	8,68	8,34	0,25	0,62
09	1,8	1,5	27,5	30,2	7,20	7,23	0,16	0,13
10	1,2	1,0	15,0	16,5	8,13	8,34	0,95	0,79
11	0,9	0,6	15,0	18,4	8,45	8,85	0,99	0,61
12	1,2	1,3	16,0	15,4	8,15	8,07	0,80	0,91

Vale salientar que um aumento na periodicidade das células unitárias (em ambas as direções x e y) e na espessura do substrato significa uma redução nos valores dos parâmetros eletromagnéticos f_r e BW , acompanhada de uma redução na quantidade de potência transmitida através das estruturas, como mostrado na Fig. 5.49. Conseqüentemente, pode-se concluir que os melhores valores para t e h , de acordo com o estudo paramétrico e que geram as melhores respostas em frequência e largura de banda são 15 mm e 0,5 mm, respectivamente, o que pode ser provado pela análise através da técnica GA-ANN.

Além disso, o custo computacional requerido para a implementação e a execução de várias simulações utilizando o *software* Ansoft DesignerTM pode ser reduzido, uma vez que a técnica de otimização provou ser uma maneira rápida e precisa de realizar a análise. Contudo, o algoritmo genético utilizado nem sempre chega a resultados satisfatórios; em alguns casos, a frequência de ressonância obtida está bem próxima da desejada, mas a estrutura apresenta uma pequena largura de banda e vice-versa.

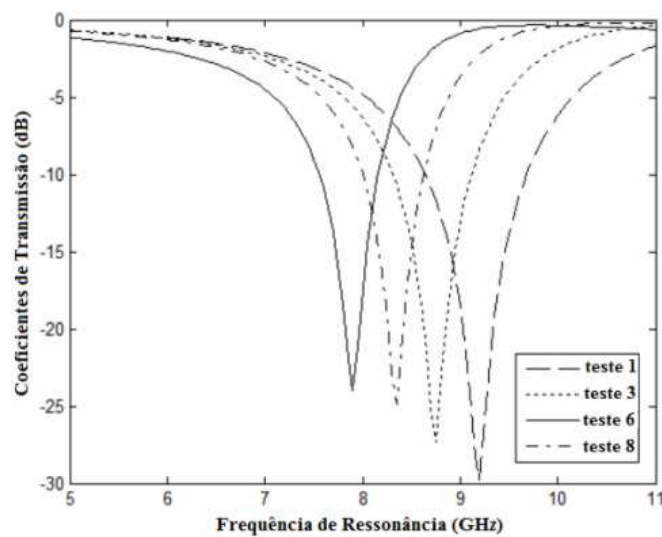


Fig. 5.49. Comportamento do coeficiente de transmissão em função da frequência de ressonância para os parâmetros h e t , de acordo com os valores mostrados na Tab. 5.9.

A Fig. 5.50 mostra uma comparação entre o algoritmo de treinamento RPROP utilizado e o algoritmo de treinamento *backpropagation* (BP). O Erro Quadrático Somado (SSE – *Summed Square Error*) é obtido em função do número de épocas de treinamento para ambos os algoritmos.

O algoritmo *backpropagation* faz uma aproximação dos pesos sinápticos baseada no método do gradiente descendente, conforme discutido no capítulo 4. Assim, pode-se concluir por meio da Fig. 5.49 que, embora o algoritmo BP seja mais simples de implementar do que o RPROP, ele apresenta várias desvantagens quando se trata de problemas de otimização complexos, como o discutido nesta seção. Estas desvantagens são devidas ao uso de apenas uma taxa de aprendizado para o ajuste de todos os pesos da rede, o que foi superado pelo RPROP, que faz uso de uma taxa de aprendizado individual, ou seja, cada peso sináptico possui uma taxa de aprendizado própria, o que acelera o tempo de processamento e conseqüentemente, a convergência.

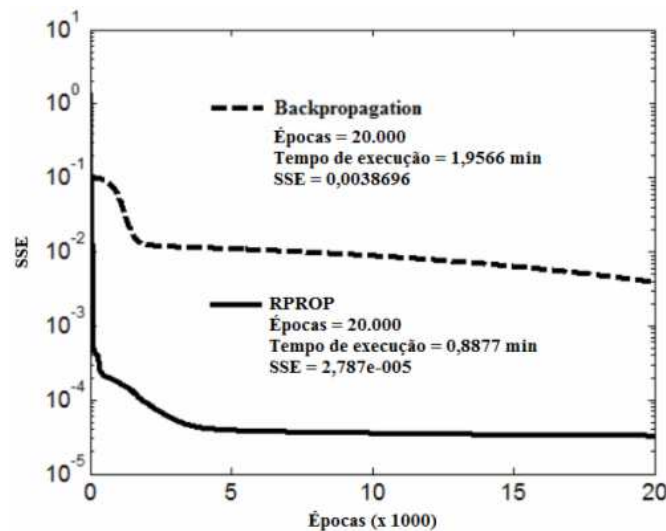


Fig. 5.50. Comparação entre os algoritmos de treinamento RPROP e BP.

5.7. Síntese de FSSs Impressas Sobre Substratos Dielétricos Anisotrópicos Utilizando as Técnicas GA-ANN e PSO-ANN

Esta seção também apresenta os resultados referentes a um método alternativo de otimização de FSSs, semelhante ao apresentado na seção 5.6. O método consiste na síntese ótima de superfícies seletivas de frequência com elementos de *patches* do tipo dipolo fino, impressos em um substrato dielétrico anisotrópico, a partir das especificações eletromagnéticas de frequência e largura de banda desejadas. A configuração das estruturas de FSS do tipo dipolo fino é mostrada na Fig. 5.51. O

substrato anisotrópico utilizado foi o PBN - *Pyrolytic Boron Nitride*, com $\epsilon_{xx} = \epsilon_{yy} = 3,4$ e $\epsilon_{zz} = 5,12$ (HAUPT; WERNER, 2007).

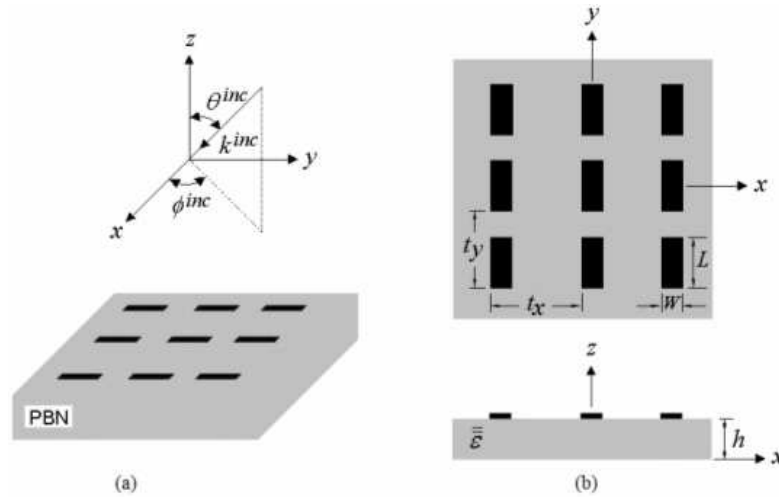


Fig. 5.51. Configuração da FSS com elementos de dipolo fino impressa sobre o substrato dielétrico anisotrópico PBN: (a) visão em 3D; (b) vista superior e lateral.

A metodologia faz uso de dois algoritmos de otimização natural: algoritmos genéticos e PSO. Os fluxogramas básicos de funcionamento desses dois algoritmos foram apresentados na Fig. 4.3. Novamente, redes perceptrons de múltiplas camadas foram treinadas para a análise e síntese das estruturas de FSS, através do algoritmo RPROP, com o intuito de amenizar o custo computacional requerido pelas simulações através do método de onda completa. Desta forma, o modelo MLP é usado como função de ajuste em ambos os algoritmos de otimização, promovendo a síntese de FSSs, de maneira rápida e precisa. Os benefícios resultantes da junção destas ferramentas de inteligência computacional para a otimização eletromagnética são discutidos. Além disso, o desempenho de ambos os algoritmos de otimização é comparado em termos de convergência e tempo de processamento.

A nova técnica desenvolvida para o projeto das FSSs é aplicada considerando-se a frequência de ressonância (f_r) e a largura de banda (BW) em função da espessura do substrato (h) e da periodicidade dos elementos ($\tau = t_x = t_y$). A largura e o comprimento dos dipolos foram mantidos constantes: $W = 1,27$ mm e $L = 12,7$ mm, respectivamente. A região de interesse (ou espaço de busca) definida pelos parâmetros de entrada h e τ é um retângulo com dimensões variáveis, de forma que: $0,1 \leq h \leq 2,0$ mm e $15,24 \leq \tau$

$\leq 19,05$ mm. O objetivo é encontrar uma solução ótima $(h^*; \tau^*)$ tal que seja obtida uma estrutura de FSS otimizada que opere de acordo com as especificações eletromagnéticas desejadas.

A implementação do método proposto requer a execução de três etapas básicas: (i) aquisição dos dados de entrada através da análise de onda completa das estruturas; (ii) neuromodelagem para a análise e a síntese das FSSs; (iii) aplicação dos algoritmos de otimização para a síntese ótima das estruturas. Estes passos são descritos mais detalhadamente nesta seção.

Após a definição das características dos filtros de FSS, das variáveis de entrada e do espaço de busca, uma análise paramétrica é realizada para a observação do comportamento eletromagnético das estruturas. Neste ponto, são obtidos os coeficientes de transmissão na faixa de frequências de 6 GHz a 14 GHz, por meio das simulações executadas no programa MATLAB[®], considerando o substrato anisotrópico. Bancos de dados representativos foram obtidos com a análise paramétrica para o treinamento supervisionado das redes neurais utilizadas para análise e síntese das FSSs.

Na segunda etapa, uma rede modular MLP/MLP para a análise das FSSs foi desenvolvida para o mapeamento do coeficiente de transmissão $S_{21}(f, h, \tau)$. O modelo MLP/MLP foi capaz de estimar então as relações $f_r(h, \tau)$ e $BW(h, \tau)$ (SILVA; CAMPOS, 2008). Posteriormente, as relações obtidas para f_r e BW foram modeladas pela rede MLP de síntese, através da técnica convencional de neuromodelagem (GUPTA; ZHANG, 2000). O terceiro passo consiste na implementação dos algoritmos de otimização natural, para a síntese ótima das FSSs analisadas.

A Fig. 5.52 mostra um fluxograma do método híbrido de otimização que une redes neurais artificiais e algoritmos de otimização natural. Por meio da neuromodelagem das FSSs, evita-se o intenso processamento computacional requerido pela análise baseada no método dos momentos para as simulações dos algoritmos de otimização GA e PSO.

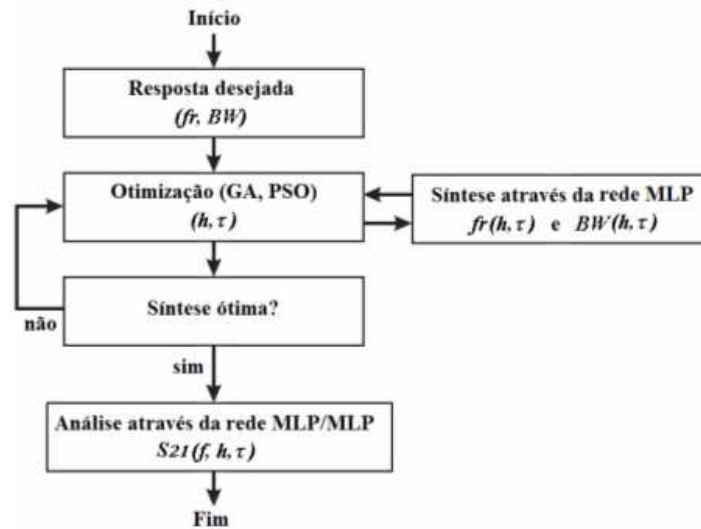


Fig. 5.52. Fluxograma do método híbrido de otimização desenvolvido para a síntese de FSSs.

Ambos os modelos MLP para análise e síntese das FSSs fizeram uso de apenas uma camada oculta. A configuração da rede MLP de síntese é composta por três entradas, dez neurônios na camada oculta e duas saídas, conforme a Fig. 5.53(a). Para gerar o conjunto de treinamento de síntese, foram utilizados os vetores de dados descritos em (5.9), para as variáveis de entrada h e τ , totalizando 72 exemplos:

$$\begin{cases} \mathbf{h} = [0.1 & 0.3 & 0.5 & 0.7 & 0.9 & 1.0 & 1.2 & 1.4 & 1.5 & 1.6 & 1.8 & 2.0] \text{ mm} \\ \boldsymbol{\tau} = \mathbf{tx} = \mathbf{ty} = [15.24 & 15.87 & 16.51 & 17.14 & 18.41 & 19.05] \text{ mm} \end{cases} \quad (5.9)$$

O modelo neural de análise mapeia a relação $S_{21}(f, h, \tau)$ no intervalo de 6 GHz a 14 GHz, com incrementos $\Delta f = 100$ MHz, totalizando 81 amostras. Considerando os vetores de entrada expressos em (5.9), o conjunto de treinamento completo era composto por 5.832 exemplos. Para a executar a modelagem, foi aplicado o princípio “dividir para conquistar” no desenvolvimento da rede modular MLP/MLP, formada por duas redes especialistas e uma rede de saída, de acordo com a Fig. 5.53(b). A camada oculta de cada rede especialista continha 30 (trinta) neurônios. Já a rede MLP de saída foi configurada com 40 (quarenta) neurônios na camada oculta. Detalhes do desenvolvimento desta rede modular, bem como da subdivisão do conjunto de treinamento, são detalhados por Silva e Campos (2008).

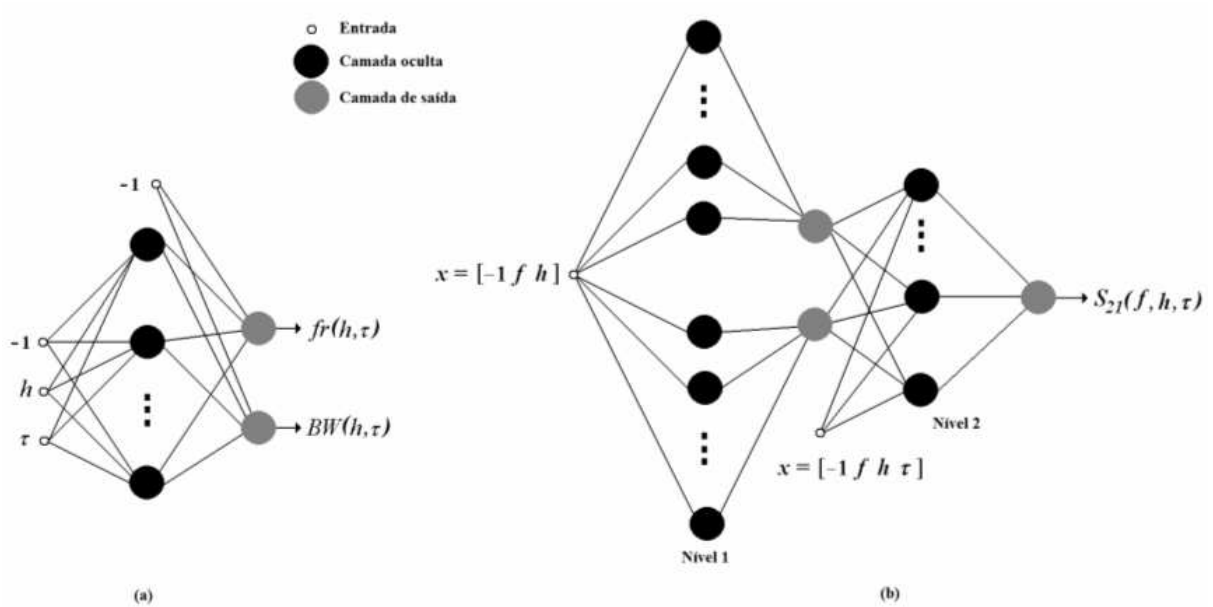


Fig. 5.53. Configurações das redes neurais desenvolvidas neste trabalho: (a) modelo MLP de síntese; (b) modelo MLP/MLP de análise, no qual os níveis 1 e 2 representam as duas redes especialistas.

Mais uma vez, na implementação dos algoritmos de otimização, as variáveis de entrada foram simbolizadas por h_m^q e τ_m^q , onde m e q dizem respeito ao m -ésimo indivíduo, na q -ésima iteração, respectivamente. Estabelecidas as especificações eletromagnéticas desejadas (fr_{des} , BW_{des}), o objetivo é a minimização da função custo, definida em (5.7), em função do erro absoluto percentual.

Para avaliar a função custo, a rede MLP de síntese faz a aproximação das relações eletromagnéticas $f_r(h_m^q, \tau_m^q)$ e $BW(h_m^q, \tau_m^q)$. À medida que a população evolui, cada indivíduo é compelido à região de interesse, usando a expressão (5.8).

A maioria dos que trabalham com algoritmos genéticos utiliza uma variável aleatória para representar a operação genética de mutação com desvio padrão uniforme (GUPTA; ZHANG, 2000). Neste trabalho, um novo operador para a mutação (uma variável de valor real) foi proposto e está expresso em (5.10). Este operador foi inspirado na metodologia de otimização utilizada pelo algoritmo *simulated annealing* (GUPTA; ZHANG, 2000). Seu uso proporcionou a melhoria na convergência do algoritmo genético usado, especialmente na vizinhança do ponto ótimo (mínimo global).

$$p_{m,n}^{q+1} = p_{m,n}^q + \text{randn}() \cdot \frac{(p_{\max} - p_{\min})}{Q(q, \text{global cost}(q))} \quad (5.10)$$

A função quociente Q dada em (5.11) possui comportamento crescente com o aumento do número de iterações e decrescente quando a função custo global diminui. Assim, de maneira análoga à diminuição de temperatura obtida com o algoritmo *simulated annealing* de acordo com Gupta e Zhang (2000), o desvio padrão é diminuído quando o número de iterações do GA aumenta. O parâmetro A representa este desvio padrão uniforme e B representa o valor da função custo da vizinhança, em relação ao mínimo global. O algoritmo genético modificado pela adição do desvio padrão uniforme foi chamado de algoritmo genético melhorado (*improved GA*, iGA). Os parâmetros usados nas simulações dos algoritmos GA e PSO são mostrados na Tab. 5.10.

$$Q(q, \text{global cost}(q)) = \begin{cases} A, & \text{global cost} \geq B \\ A + q \cdot [\log(\text{global cost}(q))]^2, & \text{global cost} < B \end{cases} \quad (5.11)$$

Tab. 5.10. Parâmetros usados nas simulações dos algoritmos de otimização GA e PSO.

GA contínuo	GA melhorado	PSO
Probabilidade de cruzamento = 0,5	Probabilidade de cruzamento = 0,5	Parâmetro $C = 0,8$
Taxa de mutação = 0,5	Taxa de mutação = 0,5	
$A = 30$	$A = 30$ e $B = 10^{-9}$	Parâmetro local $\Gamma_1 = 2$
		Parâmetro global $\Gamma_2 = 2$

Os resultados obtidos com a implementação das redes MLP, com relação a dois exemplos estudados neste trabalho são apresentados. No primeiro exemplo, foi considerada uma solução previamente conhecida e obtida através de simulações com o método dos momentos. Esta solução foi usada no treinamento da rede MLP de síntese, correspondendo aos pontos: $(h^*; \tau^*) = (0,10; 16,51)$ mm e $(f_r; BW) = (11,1; 2,2)$ GHz. Para o segundo exemplo, foi utilizada uma solução correspondente às novas especificações eletromagnéticas para as FSSs de dipolo fino: $(f_r; BW) = (10,5; 1,5)$ GHz, não incluída no treinamento da rede MLP de síntese.

Considerando o modelo MLP de síntese, os resultados foram obtidos com o banco de dados formado com as variáveis de entrada h e τ dentro da região de interesse, com incrementos $\Delta h = 0,001$ mm e $\Delta \tau = 0,318$ mm, respectivamente. As Figs. 5.54 e 5.55 mostram as saídas do modelo MLP de síntese para frequência de ressonância e largura de banda, respectivamente.

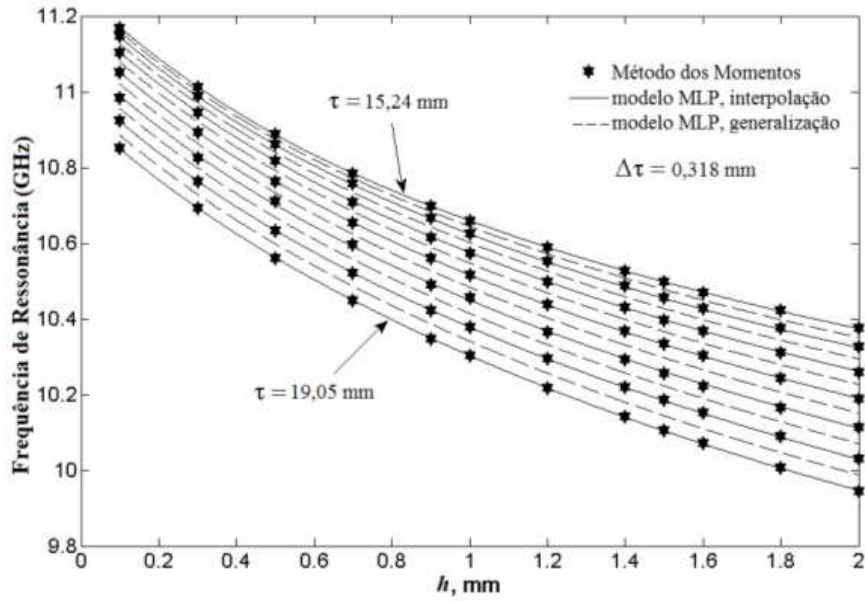


Fig. 5.54. Modelagem da frequência de ressonância $f_r(h, \tau)$ para a FSS com elementos de dipolo fino.

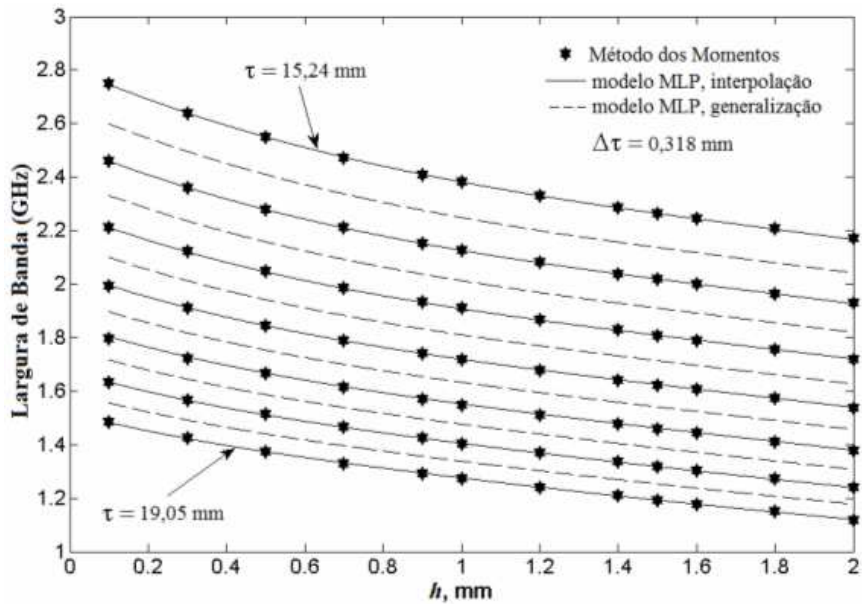


Fig. 5.55. Modelagem da largura de banda $BW(h, \tau)$ para a FSS com elementos de dipolo fino.

Na Fig. 5.56 são mostrados os resultados da aproximação feita pela rede modular MLP/MLP para o coeficiente de transmissão $S_{21}(f, h, \tau)$ obtidos com as FSSs de dipolo fino, no intervalo de 6 GHz a 14 GHz. Neste caso, assumindo $\tau = 19,05$ mm, as variáveis de entrada h e f formaram o conjunto de amostras a serem analisadas, com incrementos $\Delta h = 0,1$ mm e $\Delta f = 100$ MHz, respectivamente.

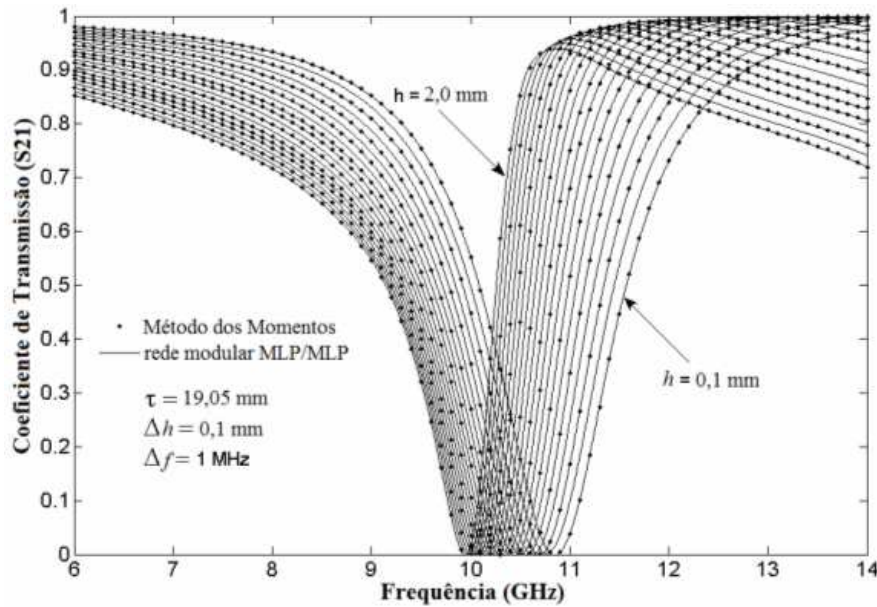


Fig. 5.56. Modelagem do coeficiente de transmissão $S_{21}(f, h, \tau)$ pela rede modular MLP/MLP.

Os resultados obtidos com as Figs. 5.54, 5.55 e 5.56 mostram que os modelos MLP desenvolvidos foram capazes de generalizar o aprendizado adquirido para novas soluções consistentes dentro da região de interesse para as FSSs estudadas. Os modelos MLP apresentam alta precisão e eficiência computacional. Estas características facilitam a avaliação da função custo de maneira adequada para cada indivíduo, tanto nas simulações utilizando os algoritmos genéticos quanto o PSO.

Inicialmente, verificou-se a correta execução dos algoritmos GA e PSO usando a rede MLP de síntese (ver Figs. 5.54 e 5.55) Os algoritmos são inicializados com a mesma população, composta por cem indivíduos ($N_{pop}=100$) distribuídos de acordo com (5.12) e sujeitos à restrição expressa em (5.9). A função $randn()$ no segundo membro de (5.12) retorna números aleatórios escolhidos a partir de uma distribuição normal com média igual a zero, variância e desvio padrão iguais a um.

$$(h_i; \tau_i) = (1.5 + \text{randn}()/1000; 19 + \text{randn}()/100), \quad i = 1, 2, \dots, 100 \quad (5.12)$$

Nas Figs. 5.57 e 5.58 são mostrados os contornos que representam a função custo das populações inicial, intermediária e final, bem como o melhor caminho encontrado pelos dois algoritmos genéticos analisados e o PSO. As regiões planas presentes no caminho em zigue-zague, observado na Fig. 5.57, contribuem para desacelerar a convergência do algoritmo genético simples. A população final obtida com este GA oscila em torno do mínimo global da função custo, enquanto que a população final do GA melhorado aproxima-se mais do mínimo global, de acordo com a Fig. 5.58. Por outro lado, o caminho traçado pelo algoritmo PSO é bem mais linear, apresentando-se sempre normal aos contornos da função custo, próximo ao mínimo global, o que também pode ser observado na Fig. 5.58.

A Fig. 5.59 mostra a evolução da função custo para cada algoritmo implementado. Observa-se que o GA melhorado converge para bem próximo do mínimo global, enquanto que o GA contínuo apresenta ainda uma função custo bastante elevada, dificultando a convergência. O melhor indivíduo obtido com a simulação do algoritmo PSO converge exatamente para o mínimo global, contudo, o algoritmo é limitado em precisão pelo desempenho do computador utilizado nos testes.

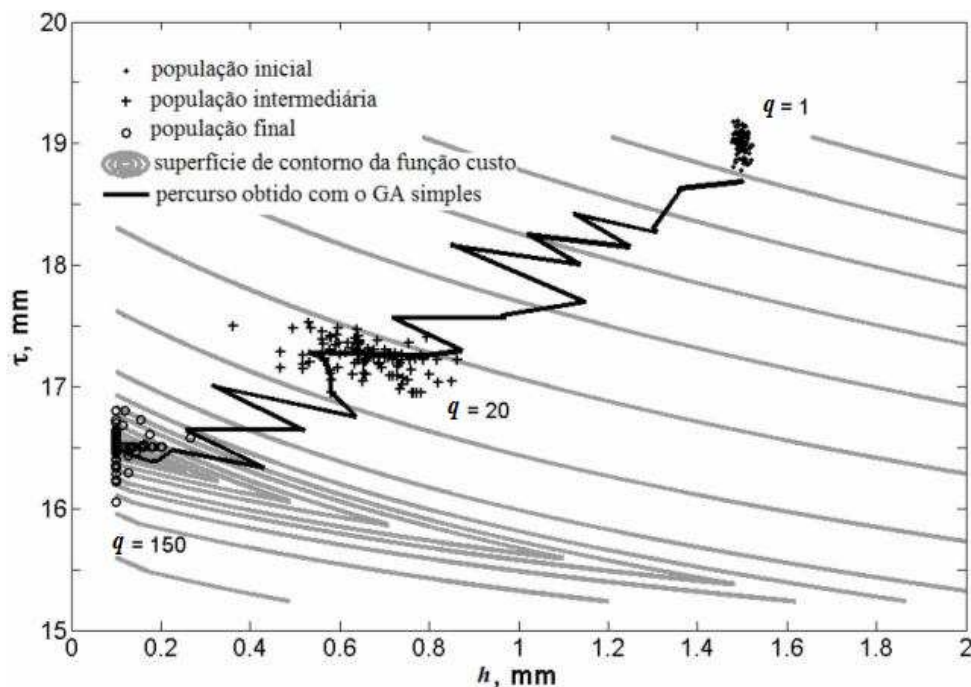


Fig. 5.57. Simulação realizada com o GA contínuo simples para o primeiro exemplo estudado.

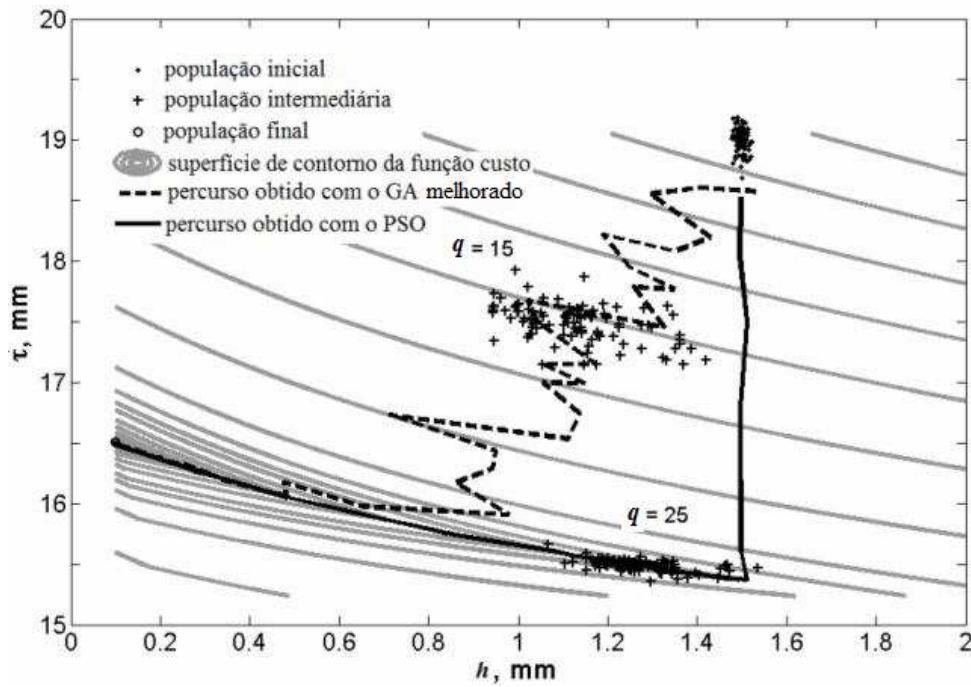


Fig. 5.58. Simulações realizadas com o GA melhorado e o PSO para o primeiro exemplo estudado.

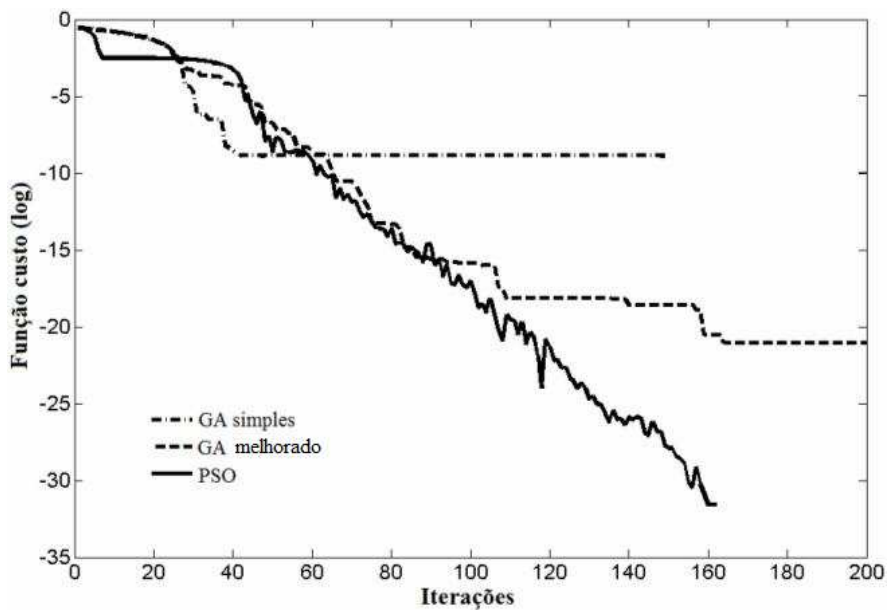


Fig. 5.59. Funções custo para os algoritmos genéticos e PSO implementados no primeiro exemplo.

No segundo exemplo estudado, os algoritmos são inicializados novamente com a mesma população inicial de 100 indivíduos, de acordo com (5.13) e sujeitos à restrição expressa em (5.9). A função $rand()$ no segundo membro de (5.13) retorna números aleatórios escolhidos de acordo com uma distribuição normal no intervalo $(0,0;1,0)$.

$$(h_i; \tau_i) = ((h_{max} - h_{min})rand() + h_{min}; (\tau_{max} - \tau_{min})rand() + \tau_{min}), \quad i = 1, 2, \dots, 100 \quad (5.13)$$

A Fig. 5.60 mostra os contornos da função custo, as populações e o melhor caminho encontrado pelas simulações dos algoritmos. A população inicial aleatória obtida através de (5.13) distribui os indivíduos ao redor do mínimo global, encurtando os caminhos percorridos pelos algoritmos genéticos e PSO. A solução ótima encontrada corresponde aos valores: $(h^*; \tau^*) = (0,797; 18,174)$ mm.

Pela Fig. 5.61, pode-se observar a evolução da função custo para cada algoritmo simulado. Os mesmos desempenhos apresentados pela função custo no primeiro exemplo foram verificados. Particularmente, o GA melhorado convergiu lentamente para o mínimo global, enquanto que o GA contínuo continuou oscilando ao redor do ponto mínimo, devido ao elevado valor obtido para a função custo. Em termos de convergência, portanto, pode-se afirmar que o algoritmo PSO é mais rápido que os algoritmos genéticos, uma vez que ele converge exatamente para o mínimo global. A única limitação desta técnica resume-se, portanto, ao tempo de processamento computacional. A Tab. 5.11 apresenta os resultados numéricos obtidos com os dois exemplos de FSS analisados.

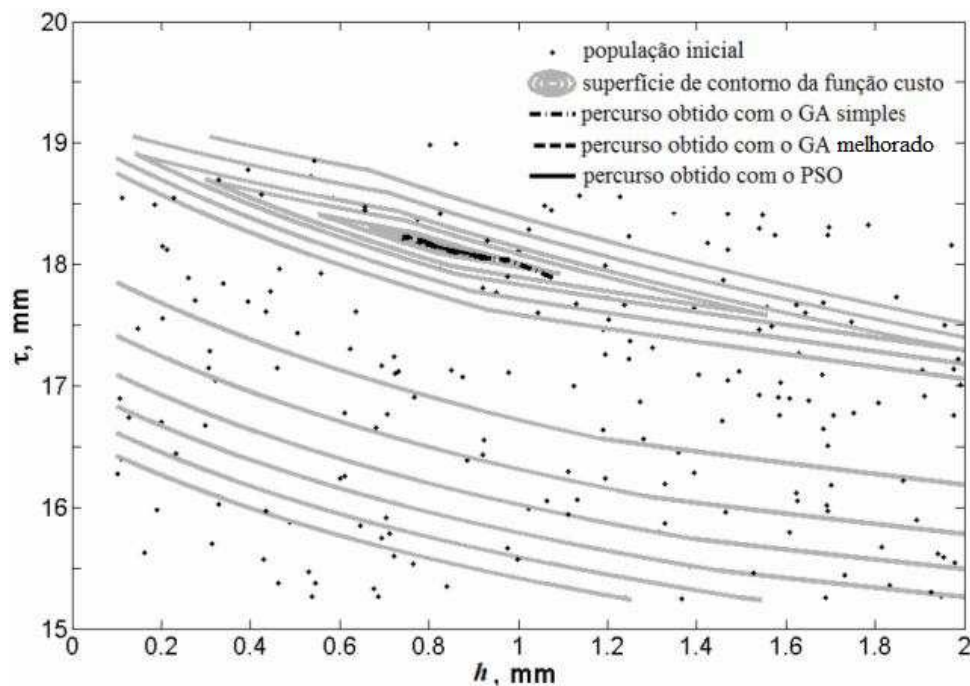


Fig. 5.60. Simulações dos algoritmos genéticos e PSO para o segundo exemplo estudado.

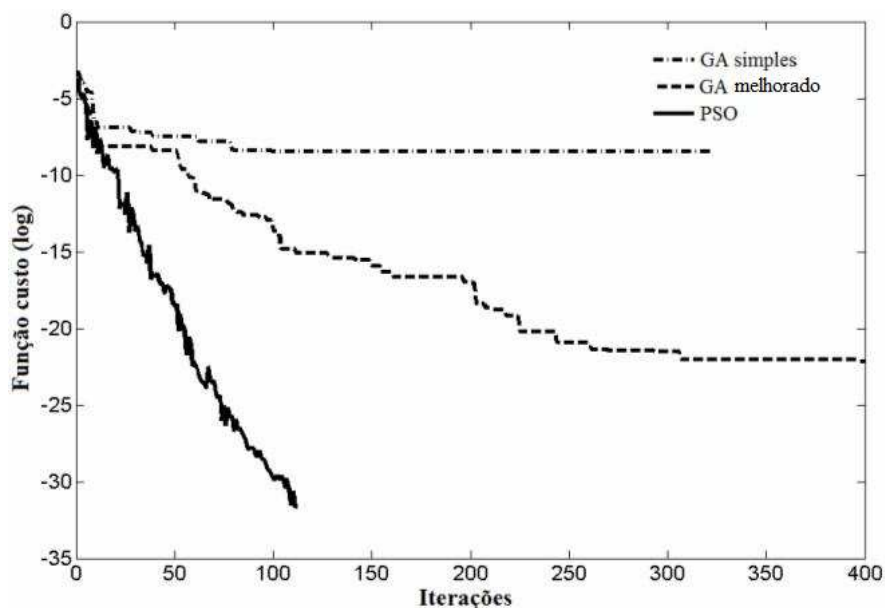


Fig. 5.61. Funções custo para os algoritmos genéticos e PSO implementados no segundo exemplo.

Tab. 5.11. Resultados numéricos obtidos para os dois exemplos de FSSs estudados.

Parâmetro	h^* (mm)	τ^* (mm)	Número de iterações	Valores finais para a função custo	Tempo de processamento (s)
Exemplo 1					
GA contínuo	0,1001	16,5040	150	1,288E-009	4,00
GA melhorado	0,1007	16,5033	265	9,040E-022	7,05
PSO	0,1007	16,5033	162	2,560E-032	4,48
Exemplo 2					
GA contínuo	0,7988	18,1728	320	3,543E-009	8,59
GA melhorado	0,7972	18,1742	500	2,362E-023	13,48
PSO	0,7972	18,1742	113	0	3,17

Os coeficientes de transmissão obtidos com as FSSs sintetizadas pelo algoritmo PSO foram analisados pela rede modular MLP/MLP. Os resultados para os dois exemplos mencionados anteriormente podem ser vistos na Fig. 5.62. Observa-se que as especificações desejadas para as FSSs estudadas foram obtidas com grande precisão em ambas as aplicações. A Fig. 5.63 mostra uma comparação do tempo de processamento requerido por cada algoritmo implementado, bem como para a análise da função custo

pela rede MLP de síntese. Os esforços computacionais exigidos pelas simulações dos algoritmos genéticos e PSO foram equiparáveis, sendo a função custo a maior responsável pela demanda destes esforços. O tempo gasto pela rede MLP de síntese para analisar a função custo reduziu consideravelmente os requisitos computacionais, de forma que 1.000 (mil) iterações puderam ser executadas pelo algoritmo PSO em menos de 30 (trinta) segundos.

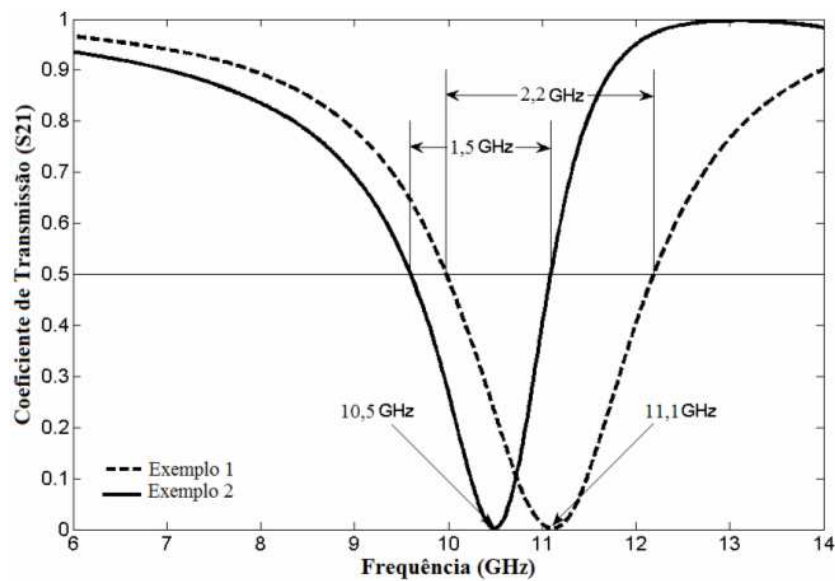


Fig. 5.62. Coeficientes de transmissão obtidos com a análise através da rede MLP/MLP para os dois exemplos de FSS estudados.

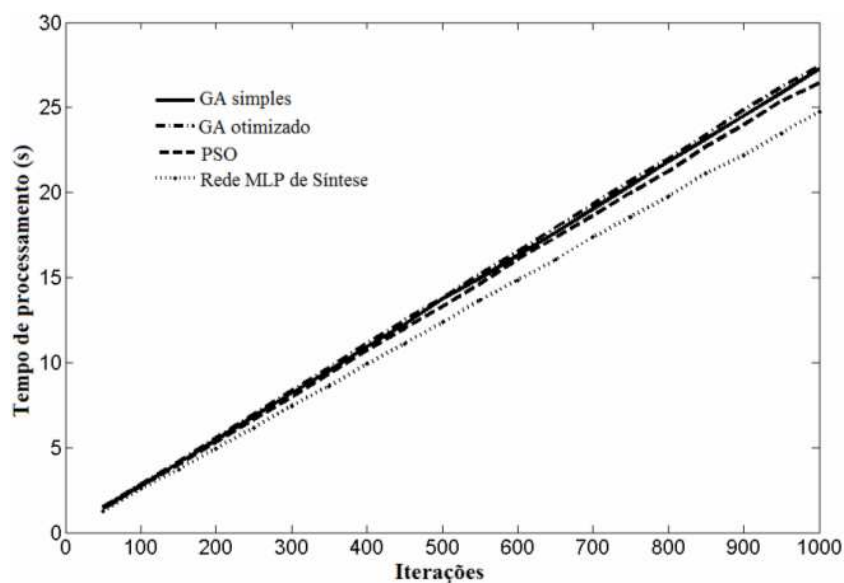


Fig. 5.63. Esforço computacional requerido pelas simulações dos algoritmos genéticos e PSO e pela rede MLP.

5.8. Conclusão

Este capítulo reuniu os resultados mais significativos deste trabalho, abrangendo os conceitos teóricos sobre as superfícies seletivas de frequência e suas mais variadas aplicações. Estes resultados renderam algumas publicações importantes que validaram as metodologias e técnicas desenvolvidas e utilizadas. Os resultados foram discutidos detalhadamente, com a finalidade de possibilitar um entendimento completo do que foi proposto neste trabalho.

Capítulo 6

Conclusões

Neste trabalho, foi realizado um estudo analítico sobre o espalhamento eletromagnético em superfícies seletivas de frequência (FSSs), o qual relacionou os campos espalhados e as correntes induzidas na superfície das estruturas, devido à radiação eletromagnética incidente. Em um primeiro momento, considerou-se especificamente a célula unitária de estruturas de FSS formadas por elementos de abertura impressos sobre substratos dielétricos isotrópicos. Observou-se que as FSSs do tipo *freestanding* representam com clareza as propriedades de filtragem de frequências de tal estrutura, bem como a dualidade existente entre os arranjos de FSSs constituídos por elementos de abertura e elementos de *patches*, mantendo-se as mesmas dimensões dos elementos e as mesmas características dielétricas. Posteriormente, diversos outros tipos de FSSs foram analisados e um enfoque maior foi dado às FSSs formadas por elementos de *patches* condutores, impressas sobre substratos dielétricos isotrópicos e anisotrópicos.

Devido às características favoráveis apresentadas pelas geometrias fractais, dentre as quais a mais importante é o controle da frequência de ressonância proporcionado a uma estrutura, um estudo detalhado de alguns tipos destas geometrias, aplicadas ao projeto de superfícies seletivas de frequência, foi realizado, com o intuito de se obter estruturas adequadas para aplicações nas bandas X e Ku, por exemplo.

Adicionalmente, FSSs formadas por elementos acoplados foram projetadas para o desenvolvimento de filtros de banda larga através da junção de diferentes elementos. Neste caso, o arranjo periódico foi formado pela junção de dois elementos de *patches*

em uma única célula. As estruturas criadas foram denominadas espiras cruzadas e representam uma nova proposta de FSSs para aplicações UWB, o que pôde ser verificado através de medições realizadas com alguns protótipos construídos. Desta forma, confirmou-se que os arranjos periódicos de espiras cruzadas possibilitam um aumento significativo na largura de banda de FSSs, em detrimento da análise em separado de um único elemento de *patch* por célula.

As propriedades das estruturas de FSS também foram investigadas com relação ao seu emprego como plano de terra fractal em filtros de linhas de microfita, cuja finalidade era fazer com que tais filtros apresentassem características multibanda, o que pôde ser observado pelas respostas em frequência medidas para os parâmetros de transmissão (S_{21}) e reflexão (S_{11}) das estruturas. A inserção do plano de terra fractal formado por um arranjo periódico de elementos fractais de Sierpinski proporcionou a aplicação dos filtros de linhas de microfita analisados no acoplamento de sinais em 2,4 GHz e 5,8 GHz, duas frequências bastante utilizadas na banda ISM, pelos padrões *IEEE* 802 a, b e g, além de aplicações para WIMAX, por exemplo.

Além disso, foi verificado que as estruturas também podem funcionar como uma espécie de antena multibanda, sendo observado um aumento nas frequências de ressonância, à medida que é diminuído o comprimento da fita condutora de excitação. A resposta em frequência da perda de retorno também permitiu concluir que existe uma relação de proporcionalidade entre o aumento da complexidade da estrutura e o aumento da largura de banda apresentada.

Entretanto, a principal contribuição deste trabalho foi a análise do desempenho das FSSs desenvolvidas, através de um estudo mais aprofundado de seus parâmetros geométricos, tais como: periodicidade (t_x, t_y) das células unitárias, comprimento (L) e largura (w) dos elementos, permissividade relativa (ϵ_r) e espessura (h) do substrato dielétrico. Ferramentas computacionais, tais como as Redes Neurais Artificiais, para a modelagem, Algoritmos Genéticos e PSO para a otimização das estruturas foram utilizadas, com o intuito de obter várias estruturas de FSS, de forma simples, eficiente e precisa. Os bancos de dados gerados pelas redes neurais desenvolvidas neste trabalho foram capazes de fornecer um grande número de estruturas em uma determinada região de interesse, de acordo com a aplicação requerida. Isto foi proporcionado pela grande

capacidade de aprendizado e generalização que são características inerentes às redes neurais artificiais.

A metodologia que envolve redes neurais artificiais e eletromagnetismo foi usada para modelar o comportamento das FSSs, onde um banco de dados relativamente pequeno já é suficiente para garantir o aprendizado da rede, disponibilizando o conhecimento adquirido para futuras utilizações. Além disso, os modelos MLP desenvolvidos proporcionaram soluções rápidas e precisas, com um baixo custo computacional, tornando-se uma técnica atrativa para a síntese de estruturas cuja formulação teórica é inexistente ou demanda um elevado custo computacional de implementação.

Além disso, alguns modelos neurais foram desenvolvidos para serem utilizados como função de ajuste dos algoritmos de otimização natural implementados: algoritmos genéticos e PSO. A idéia de unir redes neurais artificiais e algoritmos de otimização natural consiste em um método alternativo de otimização de estruturas eletromagnéticas. Foram implementadas duas versões dos algoritmos genéticos, sendo uma delas uma versão melhorada do GA convencional, chamada neste trabalho de GA melhorado, além de uma versão do algoritmo de otimização por enxame de partículas, todas elas com o auxílio do *software* MATLAB®.

De acordo com os resultados simulados, o algoritmo PSO apresentou um desempenho superior àquele observado com os algoritmos genéticos, embora seja um algoritmo mais simples de implementar e com poucos parâmetros de ajuste, em comparação aos GAs. Desta forma, o PSO tornou-se uma ferramenta de otimização robusta na síntese de estruturas de FSS. A rapidez de convergência do PSO foi explicada pela trajetória em linha reta percorrida pelas partículas em praticamente toda a execução do algoritmo, diferentemente dos algoritmos genéticos, que apresentaram uma trajetória em zigue-zague, responsável por tornar a convergência mais lenta. A versão melhorada do GA teve por finalidade acelerar a convergência do algoritmo, apresentando um desempenho superior e maior precisão nos resultados.

As características inerentes às redes neurais artificiais (eficácia, flexibilidade e eficiência computacional) podem então ser facilmente adicionadas aos algoritmos de otimização natural, com o objetivo de desenvolver uma poderosa ferramenta de otimização na solução de problemas de espalhamento eletromagnético.

Para todas as estruturas consideradas, a excelente concordância entre os resultados medidos e simulados validou a análise proposta, a metodologia adotada e as técnicas de neuromodelagem e otimização utilizadas na caracterização e no projeto das superfícies seletivas de frequência. Os resultados simulados foram obtidos através de programas computacionais desenvolvidos e implementados no *software* MATLAB[®], baseados no método da equação integral, e por meio de projetos de FSSs desenvolvidos com o *software* comercial Ansoft Designer[™], baseado no método dos momentos. A parte experimental do trabalho foi realizada nos laboratórios do IFPB, com o suporte de equipamentos como o analisador de redes vetorial modelo N5230A da *Agilent Technologies*, que opera na faixa de 300 KHz a 13,5 GHz.

Como propostas à continuidade do trabalho, novas investigações devem ser realizadas, objetivando a aplicação de outras técnicas de otimização como ferramentas computacionais auxiliares ao projeto e especificação de dispositivos de micro-ondas e radiofrequência, facilitando seu emprego na solução de problemas eletromagnéticos.

Uma outra proposta seria realizar um estudo da sensibilidade dos parâmetros geométricos das FSSs, para a obtenção de gráficos que expressem com precisão quais os parâmetros que mais influenciam no comportamento de tais estruturas.

Referências Bibliográficas

ANDERSON, I. On theory of self-resonant grids. **Bell Systems Technology Journal**, v. 54, n. 10, 1975.

BEALE, E. M. L. **A derivation of conjugate gradients**. F. A. Lootsma, Ed., Numerical methods for nonlinear optimization. London: Academic Press, 1972.

CAMPOS, A. L. P. S.; OLIVEIRA, E. E. C.; SILVA, P. H. da F. Miniaturization of frequency selective surfaces using fractal Koch curves. **Microwave and Optical Technology Letters**, v. 51, n. 8, p. 1983–1986, ago. 2009.

CHAKRAVARTY, S.; MITTRA, R.; WILLIAMS, N. R. On the application of the micro genetic algorithm to the design of broad-band microwave absorbers comprising frequency-selective surfaces embedded in multilayered dielectric media. **IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques**, v. 49, n. 6, p. 1050–1059, 2001.

CHAN, C. H.; MITTRA, R. On the analysis of frequency selective surfaces using subdomain basis functions. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 38, n. 1, p. 40 – 50, 1990.

CHEN, C. C. Diffraction of electromagnetic waves by a conducting screen perforated periodically with circular holes. **IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques**, v. 19, n. 5, p. 475-481, 1971.

_____. Scattering by a two-dimensional periodic array of conducting plates. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 18, n. 5, p. 660-665, 1970a.

_____. Transmission of microwave through perforated flat plates of finite thickness. **IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques**, v. 21, n. 1, p. 1-6, 1973.

_____. Transmission through a conducting screen perforated periodically with apertures. **IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques**, v. 18, n. 9, p. 627-632, 1970b.

COSTA, L. F.; BIANCHI, A. G. C. A outra dimensão da dimensão fractal. **Revista Ciência Hoje**, v. 31, n. 183, p. 40-47, 2002.

CRUZ, R. M. S. et al. Características de filtros em linhas de microfita com planos de terra fractais. In: XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES – SBTr 08, 2008, Rio de Janeiro, **Anais...** Rio de Janeiro, 2008b.

CRUZ, R. M. S. et al. Design of frequency selective surfaces with Koch fractal elements. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON TELECOMMUNICATIONS, 2009, São Paulo, **Proceedings...** São Paulo, 2009a, p. 76–80.

CRUZ, R. M. S. et al. Efeito da periodicidade no desempenho de FSSs de dipolos cruzados. In: MOMAG, 2008, Florianópolis, **Anais...** Florianópolis: GRUCAD/UFSC, 2008a, p. 116–118.

CRUZ, R. M. S.; SILVA, P. H. da F.; D’ASSUNÇÃO, A. G. Neuromodeling stop-band properties of Koch island patch elements for FSS filter design. **Microwave and Optical Technology Letters**, 2009b. No Prelo.

_____. Synthesis of crossed dipole frequency selective surfaces using genetic algorithms and artificial neural networks. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2009, Atlanta, **Proceedings...** Atlanta, 2009c. p. 627–633.

CWIK, T. A. **Scattering from general periodic screens**. Ph.D. Dissertation, University of Illinois, Urbana, 1986.

CWIK, T. A.; MITTRA, R. Scattering from a periodic array of free-standing arbitrarily shaped perfectly conducting or resistive patches. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 35, n. 11, p. 1226-1234, 1987.

DEMUTH, H.; BEALE, M.; HAGAN, M. **Neural Network Toolbox™ 6 – User’s Guide**. Copyright by The MathWorks, Inc., 2009.

DENNIS, J. E.; SCHNABEL, R. B. **Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.

FALCONER, K. **Fractal geometry: mathematical foundations and application**. 2. ed. Londres: Wiley & Sons, Ltd., 2003. 337p.

FOOKS, E. H.; ZAKAREVICIUS, R. A. **Microwave Engineering Using Microstrip Circuits**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1990.

GIANVITTORIO, J. P. **Fractals, MEMS, and FSS electromagnetic devices: miniaturization and multiple resonances**. Ph.D. Dissertation, University of California, UCLA, Los Angeles, USA, 2003.

GIANVITTORIO, J. P. et al. Self-similar prefractal frequency selective surfaces for multiband and dual-polarized applications, **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 51, n. 11, p. 3088–3096, nov. 2003.

GIANVITTORIO, J. P.; RAHMAT-SAMII, Y.; ROMEU, J. Fractal FSS: various self-similar geometries used for dual-band and dual-polarized FSS. **IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium**, v. 3, p. 640–643, 2001.

GIANVITTORIO, J. P.; YAHYA, R. S. Fractal antennas: a novel antenna miniaturization technique and application. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation Magazine**, v. 5, n. 1, 2002.

GUPTA, K. C.; ZHANG, Q. J. **Neural networks for RF and microwave design**. Artech House Publishers, 2000.

HAGAN, M. T.; DEMUTH, H. B.; BEALE, M. H. **Neural network design**. Boston, MA: PWS Publishing, 1996.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M., Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks**. v. 5, n. 6, p. 989-993, 1999.

HANNA, E. et al. A novel compact dual-mode bandpass filter using fractal shaped resonators. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONICS, CIRCUITS AND SYSTEMS, 13, 2006, Nice, **Proceedings...** Nice, 2006, v. 10, n. 13, p. 343–346.

HARRINGTON, R. **Field computation by moment methods**. New York, USA: Macmillan, 1968.

HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. **Practical genetic algorithms**. 2 ed. New Jersey: Wiley & Sons, 2004. 253 p.

HAUPT, R. L.; WERNER, D. H. **Genetic algorithms in electromagnetics**. 1. ed. New York: John Willey & Sons, 2007. 299 p.

HAYKIN, S. **Redes neurais – princípios e prática**. 2nd ed. New York: Bookman, 2001.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.

HU, Y. H.; HWANG, J. N. **Handbook of neural network signal processing**. CRC Press, 2002.

HUREWICZ, W.; WALLMAN, H. **Dimension theory**. Princeton University Press, 1941.

ISHIMARU, A. **Electromagnetic wave propagation, radiation and scattering**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991.

ITOH, T. **Numerical techniques for microwave and millimeter-wave passive structures**. New York, USA: John Wiley & Sons, 1989.

ITOH, T. Spectral domain immittance approach for dispersion characteristics of generalized printed transmission lines. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 28, p. 733–736, 1980.

KENNEDY, L.; EBERHART, R. C. Particle swarm optimization. In: IEEE CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS IV, Piscataway, NJ, **Proceedings...**, Piscataway, NJ, 1995.

KIEBURTZ, R. B.; ISHIMARU, A. Scattering by a periodically apertured conducting screen. **IRE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 9, n. 6, p. 506-514, 1961.

KIM, I.; YOON, J.; PARK, H. Fractal-shape small size microstrip patch antenna. **Microwave and Optical Technology Letters**, v. 34, n. 1, p. 15–17, jul. 2002.

KIRKPATRICK, S.; GELLAT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. **Science Magazine**, v. 220, n. 4598, p. 671–680, 1983.

LANGLEY, R. J.; DRINWATER, A. J. Improved empirical model for the jerusalem cross. **IEE MICROWAVES, OPTICS AND ANTENNAS**, v. 129, n. 1, **Proceedings...**, 1982.

LEE, S. W.; ZARRILLO, G.; LAW, C. L. Simple formulas for transmission through periodic metal grids or plates. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 30, n. 5, p. 904 – 909, 1982.

LI, Z.; PAPALAMBROS, P. Y.; VOLAKIS, J. L. Frequency selective surface design by integrating optimization algorithms with fast full wave numerical methods. In: IEE MICROWAVES, ANTENNAS AND PROPAGATION, v. 149, n. 3, **Proceedings...**, 2002, p. 175–180.

MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature**. 3. ed. Nova York: W. H. Freeman and Co., 1982. 468p.

MISHRA, J.; MISHRA S. **Mathematics in Science and Engineering – L-Systems Fractals**. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 2007. 275p.

MOLLER, M. F. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. **Neural Networks Magazine**, v. 6, p. 525-533, 1993.

MUNK, B. A. **Frequency selective surfaces – theory and design**. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2000.

OTT, R. H.; KOUYOUMIJAN, R. G.; PETERS-JR., L. Scattering by a two-dimensional periodic array of narrow plates. **Radio Science**, v. 2, n. 11, p. 1347-1359, 1967.

PARKER, E. A.; SHEIKH, A. N. A. Convolved array elements and reduced size unit cells for frequency-selective surfaces. **IEEE Proceedings-H**, v. 138, n. 1, p. 19–22, fev. 1991.

PASSOS, M. G. et al., Projeto, fabricação e medição de filtros rejeita-faixa utilizando estruturas periódicas PBG-GP e superfícies seletivas em frequência. In: I CONGRESSO DE PESQUISA E INOVAÇÃO DA REDE NORTE-NORDESTE DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA, Natal, RN, **Anais...**, CEFET-RN, Natal, RN, 2006.

PELTON, E. L.; MUNK, B. A. Scattering from periodic arrays of crossed dipoles. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 27, p. 323-330, 1979.

POWELL, M. J. D. Restart procedures for the conjugate gradient method. **Mathematical Programming**, v. 12, p. 241-254, 1982.

RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. A direct adaptative method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, San Francisco, USA, **Proceedings...**, San Francisco, USA, 1993, p. 586–591.

RITTENHOUSE, D. An optical problem, proposed by Mr. Hopkinson and solved by Mr. Rittenhouse. **Transactions on Am. Philos. Society**, v. 2, p. 201-206, 1786.

ROBINSON, J.; RAHMAT-SAMII, Y. Particle swarm optimization in electromagnetics. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 52, n. 2, p. 397-407, 2004.

SCHENNUM, G. H. Frequency-selective surfaces for multiple frequency antennas. **Microwave Journal**, v. 16, n. 5, p. 55-57, 1973.

SILVA, P. H da F. **Modelos através de redes neurais artificiais sem realimentação para dispositivos e circuitos de RF/microondas**. Tese de doutorado, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, PB, 2002.

SILVA, P. H. da F.; CAMPOS, A. L. P. S. Fast and accurate modeling of frequency selective surfaces using a new modular neural network configuration of multilayer perceptrons. **Microwaves, Antennas e Propagation, IET**, v. 2, n. 5, p. 503–511, 2008.

SILVA, P. H. da F. et al. Design of frequency selective surfaces using a novel MoM-ANN-GA technique In: SBMO/IEEE MTT-S INTERNATIONAL MICROWAVE & OPTOELECTRONICS CONFERENCE, 2007, Salvador, **Proceedings...** Salvador: FEE/UNICAMP, 2007. p. 275–279.

SILVA, P. L. da. **Modelagem de superfícies seletivas de frequência e antenas de microfita utilizando redes neurais artificiais**. Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, 2006.

TSAO, C-H. **Spectral-domain approach for analyzing scattering from frequency selective surface**. Ph.D. Dissertation, University of Illinois, Urbana, 1981.

TSAO, C-H.; MITTRA, R. A spectral-iteration approach for analyzing scattering from frequency selective surfaces. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 30, p. 303 – 308, 1982.

_____. Spectral-domain analysis of frequency selective surfaces comprised of periodic arrays of cross dipoles and jerusalem crosses. **IEEE Transactions on Antennas and Propagation**, v. 32, n. 5, p. 478-486, 1984.

ULRICH, R. Far-infrared properties of metallic mesh and its complementary structure. **Infrared Physics**, v. 7, p. 37-55, 1967.

WU, T. K. **Frequency selective surface and grid array**. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1995.

ZHOU, R. et al. Application of parallel genetic algorithm with two-step fitness function for the design of multi-band single-layer frequency selective surface. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MICROWAVE, ANTENNA, PROPAGATION AND EMC TECHNOLOGIES FOR WIRELESS COMMUNICATIONS, **Proceedings...**, 2007, p. 765–768.