

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**FACULDADE DE TECNOLOGIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**METODOLOGIA DE SÍNTESE DE FILTROS DE  
MICROONDAS DE TOPOLOGIAS ARBITRÁRIAS  
UTILIZANDO ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO  
(MEMÉTICO) ASSOCIADO A CONHECIMENTO  
ESPECIALISTA**

**MARIA JOSÉ PEREIRA DANTAS**

**ORIENTADOR: PAULO HENRIQUE PORTELA DE CARVALHO**

**CO-ORIENTADOR: LEONARDO DA CUNHA BRITO**

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**PUBLICAÇÃO: PPGENE.TD – 026/08**

**BRASÍLIA/DF: JUNHO – 2008**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**METODOLOGIA DE SÍNTESE DE FILTROS DE  
MICROONDAS DE TOPOLOGIAS ARBITRÁRIAS  
UTILIZANDO ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO  
(MEMÉTICO) ASSOCIADO A CONHECIMENTO  
ESPECIALISTA.**

**MARIA JOSÉ PEREIRA DANTAS**

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR.

**APROVADA POR:**

---

**PAULO HENRIQUE PORTELA DE CARVALHO, DR. ENE/UNB  
(ORIENTADOR)**

---

**HUMBERTO ABDALLA JÚNIOR, DR. ENE/UNB  
(EXAMINADOR INTERNO)**

---

**CÁSSIO GONÇALVES DO REGO, DR. UFMG  
(EXAMINADOR EXTERNO)**

---

**ADAILDO GOMES D'ASSUNÇÃO, DR. UFRN  
(EXAMINADOR EXTERNO)**

---

**ANTÔNIO JOSÉ MARTINS SOARES, DR. ENE/UNB  
(EXAMINADOR INTERNO)**

---

**Brasília, 20 de JUNHO de 2008.**

## FICHA CATALOGRÁFICA

**DANTAS, MARIA JOSÉ PEREIRA**

**Metodologia de Síntese de Filtros de Microondas de Topologias Arbitrárias Utilizando Algoritmo Evolucionário Híbrido (Memético) Associado a Conhecimento Especialista** [Distrito Federal] 2008.

xix, 161p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB). Doutor. Tese de Doutorado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

1. Filtros de Microondas

2. Síntese Evolucionária

3. Otimização

4. Algoritmos Evolucionários Híbridos

5. Projeto de Filtros

6. Conhecimento Especialista

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

## REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

DANTAS, M. J. P. (2008). Metodologia de Síntese de Filtros de Microondas de Topologias Arbitrárias Utilizando Algoritmo Evolucionário Híbrido (Memético) Associado a Conhecimento Especialista. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.TD – 026/08, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 161p.

## **CESSÃO DE DIREITOS**

AUTOR: Maria José Pereira Dantas

TÍTULO: Metodologia de Síntese de Filtros de Microondas de Topologias Arbitrárias Utilizando Algoritmo Evolucionário Híbrido (Memético) Associado a Conhecimento Especialista.

GRAU: Doutor

ANO: 2008

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de doutorado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Maria José Pereira Dantas

Rua Beijuaçu, quadra 163, lote 16, Parque Amazônia.

74.835-340, Goiânia – GO – Brasil.

*Dedico com muito carinho  
à Taís e ao Caio, meus adorados filhos,  
e à minha mãe, tão especial!*

*“Para ser grande, sê inteiro: nada teu exagera ou exclui. Sê todo em cada coisa.*

*Põe quanto és no mínimo que fazes...”*

Fernando Pessoa.

## AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar a Deus pela motivação, pela determinação, pelos inúmeros recomeços que precisei fazer ao longo desses anos. Somente uma força maior é capaz de nos conduzir assim, em meio a tantas adversidades.

Aos meus orientadores, Paulo Henrique Portella de Carvalho e Leonardo da Cunha Brito, exigentes, mas ao mesmo tempo, compromissados com o trabalho. Obrigada pelas inúmeras discussões produtivas, pelas sugestões, pelas conquistas ao longo do caminho.

Aos amigos tão importantes nas horas difíceis, que não me deixaram desistir, que me estimularam com palavras, gestos e parcerias. Obrigada Charles, Priscilla, Geisa e Vera.

À minha mãe Maria, tão especial, tão presente em todos os dias da minha vida. Obrigada pelo incentivo, pelo apoio incondicional, pelo carinho e cuidado com meus filhos todo esse tempo.

Aos meus filhos, que mesmo sem entenderem a rotina tão intensa de um doutorado, parte dele trabalhando, procuraram alguma forma de compreensão para tanta ausência. Obrigada por fazerem parte da minha vida e por aliviarem com sorrisos meus piores dias.

Ao pessoal da secretaria da pós-graduação, Cássia e Karla. Obrigada pela presteza e atenção no encaminhamento das questões administrativas e das solicitações para participação em eventos.

À Júlia Komka pela revisão das publicações e preparo para as apresentações em inglês. Obrigada pela forma atenciosa e pela presteza com que sempre me atendeu. Foi muito importante seu suporte.

À Universidade Católica de Goiás pela licença para pós-graduação. Às amigas da Equipe de Estatística, Maria Francisca e Maria Helena. Obrigada pelo estímulo, sempre.

Às pessoas que direta ou indiretamente colaboraram para que este trabalho pudesse ser desenvolvido em todas as suas fases.

## **RESUMO**

### **METODOLOGIA DE SÍNTESE DE FILTROS DE MICROONDAS DE TOPOLOGIAS ARBITRÁRIAS UTILIZANDO ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO (MEMÉTICO) ASSOCIADO A CONHECIMENTO ESPECIALISTA.**

**Autora: Maria José Pereira Dantas**

**Orientador: Paulo Henrique Portella de Carvalho**

**Co-orientador: Leonardo da Cunha Brito**

**Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, junho de 2008.**

Este trabalho discute a aplicação de metodologias evolucionárias ao projeto de filtros de RF/microondas demandados nos sistemas eletrônicos atuais. A recente tendência por operações em múltiplas bandas de frequências dos sistemas de comunicações móveis impõe especificações cada vez mais rigorosas para os circuitos de microondas, tais como tamanho reduzido e operações multi-bandas, que são características difíceis de serem obtidas por métodos convencionais. Propõe-se aqui um método de síntese automática de circuitos analógicos de duas portas, usando algoritmo evolucionário híbrido (memético), capaz de atender às necessidades das aplicações modernas. O algoritmo proposto aplica conhecimento especialista para definir um esquema de representação variável bidimensional utilizando matriz posicional e operadores genéticos 2D adequados, para impor um conjunto moderado de restrições estruturais às soluções candidatas sem, contudo, perder a flexibilidade para gerar topologias inovadoras. A combinação de um algoritmo evolucionário bi-objetivo (para evoluir topologias) com processos de busca local utilizando a técnica *Simulated Annealing* em locais estratégicos do ciclo evolucionário (para melhorar os parâmetros) potencializam o algoritmo, e permitem um balanceamento entre a otimização da topologia e dos parâmetros, que ocorrem simultaneamente. Os resultados mostram que a aplicação do método evolucionário proposto é capaz de gerar, com pequenas populações, poucas gerações, circuitos de duas portas de tamanhos reduzidos e estruturados, em conformidade com as especificações. São sintetizados vários filtros cujos projetos apresentam considerável grau de dificuldade, tais como filtros passa-faixa assimétricos, filtros rejeita-faixa, filtros de duas faixas de passagem e filtros de banda larga.

## **ABSTRACT**

### **SYNTHESIS METHODOLOGY OF ARBITRARY TOPOLOGY FILTERS USING HYBRID EVOLUTIONARY (MEMETIC) ALGORITHM ASSOCIATED WITH EXPERT KNOWLEDGE.**

**Author: Maria José Pereira Dantas**

**Supervisor: Paulo Henrique Portella de Carvalho**

**Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica**

**Brasília, June of 2008.**

This work discusses the use of evolutionary methodologies in the project of RF/Microwave Filters demanded in the current electronic systems. The recent trend of multi-frequency bands operations in wireless communication systems along with the explosion in wireless portable devices are imposing more stringent requirements such as size reduction, and multi-band operations for the microwave circuits, which are difficult characteristics to be obtained by conventional methodologies. Here, the method proposed is of an automated synthesis of two-port analogical circuits, using hybrid evolutionary (memetic) algorithm, capable of attending the needs of modern applications. The proposed algorithm applies expert knowledge to define a bidimensional representation scheme of variable size using a positional matrix and suitable genetic 2D operators, for imposing a set of moderate constraints on the structure of the candidate solutions, without, however, losing the flexibility to generate innovating topologies. The combination of an bi-objective evolutionary algorithm (to evolve topologies) and a processes of local search using Simulated Annealing technique in strategic locals of evolutionary cycle (to improve the parameters) strives for the maximum potential of the algorithm, and allows the balance between topology and parameters optimization, which occurs simultaneously. The results show that the proposed evolutionary method application is capable of generating, with small populations, few generations, two-port circuits of reduced and structured sizes, according to the specifications. Several filters are synthesized which projects present a considerable difficulty degree, such as asymmetric bandpass filters, stopband filters, dual-band bandpass filters, and wideband filters.

## SUMÁRIO

<b>1 – INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA E ESTADO DA ARTE.....	4
1.2 – OBJETIVOS .....	8
1.3 – ESTRUTURA DO TRABALHO.....	9
1.4 – PUBLICAÇÕES REALIZADAS PELA AUTORA.....	11
<b>2 – O PROJETO DE FILTROS DE RF/MICROONDAS.....</b>	<b>13</b>
2.1 – INTRODUÇÃO .....	13
2.2 – SÍNTESE DE FILTROS RF/MICROONDAS .....	13
2.3 – PARÂMETROS DE ESPALHAMENTO.....	17
2.4 – TIPOS DE FILTROS .....	18
2.5 – TÉCNICAS TRADICIONAIS PARA SÍNTESE DE FILTROS .....	21
2.6 – PROJETO DE FILTROS: TRANSFORMAÇÕES NOS ELEMENTOS DE CIRCUITO DE UM PROTÓTIPO PASSA-BAIXA. ....	21
2.6.1 – Expansão de um protótipo.....	22
2.7 – PROJETO DE FILTROS UTILIZANDO INVERSORES.....	23
2.8 – TIPOS DE CURVAS DE RESPOSTA DOS FILTROS .....	25
2.9 – TÉCNICAS ATUAIS PARA SÍNTESE DIRETA DE FILTROS.....	32
2.9.1 – Filtros com ressoadores com acoplamento direto e cruzado.....	32
2.9.2 – Novos esquemas de acoplamento para o projeto de filtros de alta ordem.....	39
2.9.3 – Novos projetos de filtros rejeita-faixa.....	42
2.10 – TOPOLOGIAS DOS CIRCUITOS EM APLICAÇÕES ATUAIS. ....	44
2.10.1 – Filtro passa faixa do tipo UWB ( <i>Ultrawideband</i> ). ....	44



2.10.2 – Projeto de Filtros Elípticos Modulares.....	44
2.10.3 – Filtros de Microondas com topologia do tipo “ <i>Box section</i> ”.....	44
2.10.4 – Filtros com redes de acoplamento cruzado com ressoadores de alta ordem	46
2.10.5 – Filtros ressoadores com acoplamento multiressoadores/ carga e fonte .....	47
2.11 – CONCLUSÕES PARCIAIS .....	48
<b>3 – OTIMIZAÇÃO DE FILTROS DE RF/MICROONDAS.....</b>	<b>51</b>
3.1 – VISÃO GERAL DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	51
3.2 – UMA ABORDAGEM GERAL SOBRE COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA ....	55
3.2.1 – Algoritmo genético (AG) .....	58
3.2.2 – Algoritmos Meméticos.....	67
3.2.3 – Busca Local .....	70
3.3 – ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS MULTI-OBJETIVO.....	73
3.4 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS APLICADOS AO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE CIRCUITOS.....	78
3.4.1 – Balanceamento entre a otimização da topologia e dos parâmetros .....	81
3.4.2 – Escolha da representação – geração de circuitos anômalos .....	81
3.4.3 – Escolha da representação – fixa ou variável .....	81
3.4.4 – Alto custo na avaliação da função de aptidão – alguns minutos até horas de processamento.....	82
3.4.5 – Necessidade de operadores específicos.....	83
3.5 – CONCLUSÕES.....	83
<b>4 – MÉTODOS PROPOSTOS PARA A SÍNTESE EVOLUCIONÁRIA DE FILTROS RF/MICROONDAS .....</b>	<b>85</b>
4.1 – MÉTODO PROPOSTO I: ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO CONTROLADO POR MUTAÇÃO. ....	85
4.1.1 – Características do algoritmo .....	86
4.1.2 – Algoritmo Proposto.....	88

4.1.3 – Experimentos .....	90
4.1.4 – Resultados .....	92
4.1.5 – Comparações com outras metodologias.....	98
4.1.6 – Conclusões sobre o método proposto I.....	100
<b>4.2 – MÉTODO PROPOSTO II - ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO COM REPRESENTAÇÃO VARIÁVEL 2D.....</b>	<b>101</b>
4.2.1 – Elementos do Algoritmo Evolucionário Híbrido.....	103
4.2.2 – Experimentos e resultados.....	113
4.2.3 – Conclusões.....	124
<b>4.3 – CONCLUSÕES GERAIS SOBRE OS MÉTODOS PROPOSTOS .....</b>	<b>126</b>
<b>5 – VERSÃO FINAL DO ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO .....</b>	<b>127</b>
5.1 – REPRESENTAÇÃO ESTENDIDA PARA CIRCUITOS DUAS PORTAS .....	128
5.2 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE CRUZAMENTO DE TOPOLOGIAS .....	132
5.3 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE MUTAÇÃO DE TOPOLOGIA.....	132
5.4 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE MUTAÇÃO DE PARÂMETROS.....	133
5.5 – EXPERIMENTOS E RESULTADOS .....	133
5.6 – CONCLUSÕES SOBRE A VERSÃO FINAL DO MÉTODO.....	144
<b>6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>146</b>
6.1 – Perspectivas de novos trabalhos.....	147
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>149</b>

## LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Especificação dos elementos dos blocos de circuito do experimento 1 .....	91
Tabela 4.2 – Especificação dos elementos dos blocos de circuito do experimento 2 .....	92
Tabela 4.3 – Valores dos componentes do filtro sintetizado .....	96
Tabela 4.4 – Comparação do método 1: Algoritmo Evolucionário Controlado por Mutaç�o com outras metodologias .....	100
Tabela 5.1 – Experimento 1: par�metros el�tricos da topologia apresentada na Fig 5.7..	135
Tabela 5.2 – Limites inferiores/superiores dos par�metros el�tricos utilizados no experimento 2.....	136
Tabela 5.3 – Descri�o dos 11 elementos de circuitos de uma solu�o selecionada da frente de Pareto	138
Tabela 5.4 – Descri�o dos 8 elementos de circuitos de uma solu�o proveniente da frente de Pareto.....	139
Tabela 5.5 – Descri�o dos 14 elementos de circuitos de uma solu�o da frente de Pareto .....	141
Tabela 5.6 – Par�metros correspondentes � topologia (7 elementos) selecionada da Frente de Pareto.....	143
Tabela 5.7 – Par�metros correspondentes � topologia da Tentativa 1 (6 elementos) selecionada da Frente de Pareto .....	144

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Implementação de um filtro passa-faixa com duas faixas: (a) utilizando método tradicional aplicando a Técnica de Transformada Z – Extraída de (Tsai, L-C, Hsue, C.W., 2004) e (b) utilizando metodologia evolucionária aplicando Algoritmo Genético – Extraída de (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006).....	4
Figura 2.1 – Representação de um filtro por uma rede de duas portas.....	15
Figura 2.2 – Filtro passa-baixa.....	19
Figura 2.3 – Filtro passa-alta.....	19
Figura 2.4 – Filtro passa-faixa.....	20
Figura 2.5 – Filtro rejeita-faixa.....	20
Figura 2.6 – Transformações do Protótipo Passa-Baixa (Weber, R. J., 2001). Legenda: $\omega_1$ é o limite inferior e $\omega_2$ é o limite superior e $w$ é a largura da faixa e $\omega_0 = \sqrt{\omega_1\omega_2}$ .....	23
Figura 2.7 – Transformação de um passa-faixa (Weber, R.J., 2001). (a) em rejeita-faixa e (b) em passa-faixa. ....	24
Figura 2.8 – Tipos de Inversores: (a) impedância e (b) admitância. ....	24
Figura 2.9a –Tipos de inversores de Impedância (Weber, R.J. , 2001): a) Inversor de impedância $K = \omega L$ (b) Inversor de Impedância $K = \frac{1}{\omega C}$ .....	26
Figura 2.9b – Tipos de inversores de Impedância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de impedância de banda estreita $K = \omega L$ e (b) Inversor de impedância de banda estreita $K = \frac{1}{\omega C}$ .....	26
Figura 2.10a – Tipos de inversores de Admitância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de admitância $J = \omega C$ e (b) Inversor de admitância de banda estreita $J = \frac{1}{\omega L}$ .....	26
Figura 2.10b – Tipos de inversores de Admitância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de admitância de banda estreita e (b) Inversor de admitância de banda estreita $J = \frac{1}{\omega L}$ .....	27
Figura 2.11 – Filtro do filtro passa-baixa de Butterwoth.....	28
Figura 2.12 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta de Chebyshev.....	29

Figura 2.13 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta elíptica. ....	30
Figura 2.14 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta quase-elíptica. ....	31
Figura 2.15 – Tipos de circuitos ressoadores: (a) indutor e capacitor conectados em série e (b) indutor e capacitor conectados em paralelo. ....	32
Figura 2.16 – Seções de acoplamento onde os círculos representam os ressoadores, os números dentro do círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos (a) Seção CT, (b) Seção CQ, (c) Seção GCQ, (d) Seção <i>Quintuplex</i> e (e) Seção <i>Septuplex</i> .....	34
Figura 2.17 – Transformações: (a) seção Brune (b) seção Darlington-C e (c) resultado da transformação.....	35
Figura 2.18 – Extração dos Zeros de transmissão (ZT) para realização de uma seção CT: (a) 1 ZT em $s = 0$ e 3 ZTs em $s = \infty$ ou 3 ZTs em $s = 0$ e 1 ZT em $s = \infty$ e 1 ZT em $s_i = \pm j\omega_i$ ou $s_i = \pm \sigma_i$ (b)Resultado da transformação de Norton aplicada em (a) e (c) seção CT equivalente.....	36
Figura 2.19 – Transformações: um par de zeros de transmissão (nos eixos correspondentes à $j\omega$ e à $\sigma$ ) podem ser realizados de maneira clássica, como cascatas de (a) seções Brune ou (b) Darlington-C. ou (c) Seção com <i>quadruplet</i> , com acoplamento cruzado. ....	38
Figura 2.20 – Transformações: (a) Extração de um zero de transmissão com uma seção Darlington-C e (b) Realização sugerida para um <i>quadruplet</i> com acoplamento cruzado. ....	39
Figura 2.21 – Filtros com estruturas mistas. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos. ....	39
Figura 2.22 – Topologia 1 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos. ....	40
Figura 2.23 – Topologia 2 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos. ....	40
Figura 2.24 – Topologia 3 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos. ....	41

Figura 2.25 – Topologia – $N$ -Ressonadores acoplados em paralelo entre a fonte e a carga. (a) Estrutura Geral (b) modelo do Ressonador.....	43
Figura 2.26 – Topologia com acoplamentos cruzados.....	43
Figura 2.27 – Topologias com nós ressoadores e não-ressoadores: (a) esquema de acoplamento de uma seção <i>singlet</i> . Modelos de redes não-ressonantes com uma cascata de dois <i>singlets</i> , (b) esquema de roteamento e acoplamento rede passa-baixa equivalente, (c) circuito passa-baixa equivalente e (d) modelo de um filtro de terceira ordem com nós não-ressonantes.....	45
Figura 2.28 – Diagramas de acoplamento e roteamento para redes usando “ <i>Box Section</i> ” – alguns exemplos de configurações possíveis.....	46
Figura 2.29 – Filtros com nós ressoadores de alta/baixa ordem (a) <i>quadruplet</i> com dois ressoadores de alta ordem, (b) filtro <i>quadruplet</i> modo dual quatro pólos e (c) filtro modo dual quatro pólos com acoplamento do tipo <i>bypass</i> .....	47
Figura 2.30 – Diagramas de acoplamento de redes que representam filtros $N$ -acoplados: (a) rede $N$ -acoplada, (b) exemplo 1 e (c) exemplo 2.....	48
Figura 3.1 – Otimização multi-objetivo ideal (Deb, K., 2001). .....	55
Figura 3.2 – Grandes áreas da computação natural. ....	56
Figura 3.3 – Algoritmos evolucionários. ....	57
Figura 3.4 – Cruzamento de um ponto.....	63
Figura 3.5 – Cruzamento de dois pontos.....	63
Figura 3.6 – Cruzamento uniforme: (a) Filho 1 e (b) Filho 2. ....	64
Figura 3.7 – Mutação. ....	65
Figura 3.8 – Ilustração da técnica <i>Simulated Annealing</i> . ....	71
Figura 3.9 – Distância de agrupamento ( <i>crowding distance</i> ) no NSGAI.....	77
Figura 3.10 – Modelo conceitual de um projeto de engenharia – o projeto do circuito (Nilsson, J.N, Hiedel, S.A., 2003). ....	79
Figura 4.1 – Visão Geral do sistema evolucionário. Legenda: F é a fonte e C é a carga no circuito inicial. ....	85
Figura 4.2 – Cromossomo (estrutura de dados mista) - utilizado para representação de um circuito: (a) representação do Circuito, (b) estrutura de dados e (c) dados dos modelos. ....	87
Figura 4.3 – Blocos de circuitos utilizados para a síntese do filtro do experimento 1: (a) modelo 1, (b) modelo 2 e (c) modelo 3.....	91

Figura 4.4 – Blocos de circuito do experimento 2: (a) bloco 1 (modelo 1) e (b) bloco 2 (modelo 2).....	92
Figura 4.5 – Comparativo da evolução da função Erro (4.1), em 5 simulações do filtro especificado no experimento 1. ....	93
Figura 4.6 – Linha azul – mutações de topologia que resultaram em melhora da aptidão, linha cinza – alterações na aptidão (%) em função de refinamento dos valores dos parâmetros, da melhor solução na referida geração – aplicando o método <i>Simulated Annealing</i> .....	94
Figura 4.7 – Curva resposta do Ganho (dB) obtido nos pontos de frequência avaliados, nas 4 simulações do filtro do experimento. ....	95
Figura 4.8 – Filtro sintetizado por técnica direta em (Williams, A. B., 1981). (a) resposta em frequência – Ganho (dB) e (b) topologia por síntese direta. Legenda: o bloco preto representa o bloco 1, o bloco cinza claro representa o bloco 2, o bloco cinza escuro representa o bloco 3 da Figura 4.3. ....	95
Figura 4.9 – Um exemplo de topologia e valores sintetizados pelo AE proposto para o filtro do experimento 1 - bloco preto representa o bloco 1 e o bloco cinza representa o bloco 2, da Figura 4.3. ....	96
Figura 4.10 - Evolução da função erro ao longo das gerações, em 5 simulações executadas para a síntese do filtro do experimento 2.....	97
Figura 4.11 – Curvas de resposta dos parâmetros de espalhamento $ S_{11} $ e $ S_{21} $ em dB, dos filtros sintetizados para o experimento 2. ....	97
Figura 4.12 – Experimento 2 (a) topologia obtida com a síntese direta em apresentada em (Amari, S., and Rosenberg, U., and Bornemman, J., 2004) (b)–(c) exemplos de topologias sintetizadas com o AE proposto. Bloco preto representa modelo 1 e o bloco cinza representa o modelo 2 da Figura 4.4.....	98
Figura 4.13 – Experimento de síntese de parâmetros considerando soluções convencionais. (a) solução proposta na literatura para atender a um conjunto de especificações, mostrada na seção 2.9. (b) definição dos esquemas para a simulação, com base em 4.13(a). ....	99
Figura 4.14 – Ilustração da busca no espaço das topologias e no espaço dos parâmetros. ....	101
Figura 4.15 – Fluxo do Algoritmo Evolucionário Híbrido especializado para síntese de circuitos analógicos.....	103
Figura 4.16 – Modelo do circuito. $Z_E$ é a impedância de entrada e $Z_S$ é a impedância de saída. O circuito evoluído está entre o nó 1 e o nó $n$ . ....	104

Figura 4.17 – Representação de um circuito (a) circuito evoluído (b)-(c) localização dos blocos de circuitos na matriz reduzida. ....	105
Figura 4.18 – Entradas Estruturais: (a) base de dados especialista, (b) representação das soluções e e (c) circuito criado com base nas entradas estruturais. ....	107
Figura 4.19 – Classificação bi-objetivo das soluções – frentes de Pareto .....	109
Figura 4.20 – Operador de cruzamento: (a) matriz reduzida do primeiro pai, (b) matriz reduzida do segundo pai, (c) descendente após sobreposição, (d) descendente após truncamento e (e) descendente após divisão.....	110
Figura 4.21 – Operador de Cruzamento: (a) circuito pai 1, (b) circuito pai 2, (c) sobreposição, (d) truncamento e (e) cascadeamento na parte interna.....	111
Fig: 4.22 – Mutação: retirar um nó de um circuito: (a) Seleção de linha e coluna para mutação e (b) matriz após a mutação.....	112
Figura 4.23 – Experimento 1: evolução do número de nós do melhor solução obtida em 10 rodadas ao longo do processo de evolução.....	115
Figura 4.24 – Experimento 1: melhor topologia obtida em 10 rodadas.....	115
Figura 4.25 – Experimento 1: resposta em freqüência da melhor solução. Legenda: a linha preta representa a especificação de ganho para a resposta do circuito.....	115
Figura 4.26 – Experimento 2: resultados obtidos para o filtro passa-baixa (a) melhor circuito evoluído em 10 tentativas (b) resposta em freqüência dos parâmetros de espalhamento do circuito em (a). Legenda: as linhas cinza representam as especificações do parâmetro $ S_{21} $ e as linhas pretas representam as especificações do parâmetro $ S_{11} $ .....	117
Figura 4.27 – Experimento 3. Blocos de circuitos (a) circuito inversor, capacitância e reactância e (b) circuito inversor. Valores normalizados dos componentes: $C \in [0,10]$ , $C_k \in [4,8]$ e $jB \in [5,9]$ . ....	118
Figura 4.28 – Experimento 3. (a) topologia 1 (b) topologia 2.....	119
Figura 4.29 – Experimento 3 - Resposta em Freqüência dos parâmetros de Espalhamento $ S_{21} $ , $ S_{11} $ correspondentes às topologias apresentadas na Figura 4.28, (dB). As linhas retas indicam as especificações. ....	119
Figura 4.30 – Experimento 4: (a) estrutura de Microondas e (b) topologia e valores dos componentes do melhor circuito sintetizado pelo método. ....	120
Figura 4.31 – Respostas em freqüência para os parâmetros de espalhamento que são $ S_{21} $ (dB) representado pela linha preta , $ S_{11} $ (dB) representado pela linha cinza – 4.30(b). As linhas retas indicam as especificações. ....	121



Figura 4.32 – Experimento 5: (a) melhor topologia e seus respectivos valores de parâmetros (b) –(d) Outras topologias obtidas . Legenda: DA (Acoplamento direto), CA (acoplamento cruzado), RC (Circuito Ressonador).....	122
Figura 4.33 – Experimento 5. (a) Resposta em frequência da melhor topologia mostrada na Figura 4.30(a) (b) Resposta em frequência das outras topologias mostrada em Figura 4.30 (b)-(d). Legenda: As linhas pretas ( $ S_{21} $ ) e cinzas ( $ S_{11} $ ) representam as especificações do usuário. ....	123
Figura 4.34 – Experimento 6: (a) topologia 1 e (b) resposta em frequência.....	124
Figura 4.35 – Experimento 6: maior rigidez nas especificações (a) topologia 2 e (b) resposta em frequência. ....	125
Figura 5.1 – Circuito básico de duas portas. ....	127
Figura 5.2 – Esquemático de um Filtro de RF/microondas sintetizado pelo método com base em elementos de duas portas. ....	127
Figura 5.3 – Formas básicas de interligação entre circuitos duas portas: (a) cascata, (b) série-série, (c) paralelo-paralelo e (d) híbrida série-paralelo (SP) – pode ocorrer, também, a ligação paralelo-série (PS). Legenda. $[S1]$ matriz de parâmetros de espalhamento do primeiro elemento básico e $[S2]$ matriz de parâmetros de espalhamento do segundo elemento básico.....	128
Figura 5.4 – Representação de duas portas (a) matriz posicional reduzida e (b) detalhamento para a geração do circuito correspondente.....	131
Figura 5.5 – Desenho esquemático do circuito correspondente à matriz posicional reduzida apresentada na Figura 5.4.....	132
Figura 5.6 – Operador de cruzamento (a) matriz pai 1, (b) matriz pai 2, (c) corta-cascadeia, (d) matriz pai 1, (e) matriz pai 2 e (f) corta-sobrepõe .....	133
Figura 5.7 – Elementos de circuitos básicos do tipo RLC modelados por circuitos de 2portas: (a) Elemento <i>RLC</i> em paralelo e (b) elemento <i>RLC</i> em série.....	134
Figura 5.8 – Experimento 1: Circuito obtido para uma solução selecionada da frente ótima de Pareto, com resposta de frequência mostrada na Figura 5.9.....	135
Figura 5.9 – Experimento 1: Resposta em frequência de uma solução selecionada da frente ótima de Pareto. ....	135
Figura 5.10 – Representação dos elementos distribuídos de circuitos duas portas, usados no experimento 2: (a) TL - linha de transmissão, (b) estube de uma seção em curto circuito (Sh-TL-SC), (c) estube com duas seções em curto (Sh-TL2-SC),	

(d) estube com um seção em aberto (Sh-TL-OC) e (e) estube com duas seções em aberto (Sh-TL2-OC).....	136
Figura 5.11 – Resposta em Freqüência da solução apresentada na Tabela 5.3.....	139
Figura 5.12 – Resposta em Freqüência da solução apresentada na Tabela 5.4.....	140
Figura 5.13 – Resposta em Freqüência da solução apresentada na Tabela 5.3. Linha cinza representa o parâmetro S21 e a linha preta representa o parâmetro S11. Os limites de especificação são representados pelas linhas retas. ....	141
Figura 5.14 – Resposta em Freqüência da solução apresentada na Tabela 5.6. Linha cinza representa o parâmetro  S21  e a linha preta representa o parâmetro  S11 . Os limites de especificação são representados pelas linhas retas. ....	143
Figura 5.15 – Resposta em Freqüência da solução apresentada na Tabela 5.7. Linha cinza representa o parâmetro S21 e a linha preta representa o parâmetro S11. Os limites de especificação são representados pelas linhas retas. ....	144

## LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURA E ABREVIACÕES

$Z$	– Impedância
$E_s$	– Fonte de Tensão
$w$	– Largura de Banda
$Y$	– Admitância
$\omega, \Omega$	– Frequência
1D	– Unidimensional
2D	– Bidimensional
$a_1, a_2$	– Sinal Incidente na Porta
AE	– Algoritmo Evolucionário
AEMO	– Algoritmo Evolucionário Multi-Objetivo
AG	– Algoritmo Genético
$b_1, b_2$	– Sinal Refletido na Porta
CQ	– Cascata com Quatro Ressonadores
CT	– Cascata com Três Ressonadores
GCQ	– Cascata com Quatro Ressonadores com Acoplamento Cruzado
$L_{AR}$	– Perda de Inserção
MMIC	– Monolithic Microwave Integrated Circuits
MOGA	– Multi-objective Genetic Algorithm
MOOP	– Multi-Objective Optimization Problem
NP	– Não-Polinomial
NPGA	– Niche Pareto Genetic Algorithm
NRMN	– Nós Não-Ressonantes
NSGA	– Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm
PC	– Personal Computer
PG	– Programação Genética
$P_n$	– Potência
RF	– Rádio-Frequência
S	– Parâmetros de Espalhamento
$S_{11}$	– Coeficiente de Reflexão
$S_{21}$	– Coeficiente de Transmissão
SA	– Simulated Annealing
SPEA	– Strength Pareto Evolutionary Algorithm
UWB	– Ultra-Wideband
VEGA	– Vector-Evaluated Genetic Algorithm
ZT	– Zero de Transmissão
$\Delta T$	– Taxa de Crescimento de Temperatura do Algoritmo SA

# 1 – INTRODUÇÃO

Pretende-se neste trabalho uma abordagem do projeto de circuitos analógicos de duas portas - assistido por computador, usando uma metodologia evolucionária que incorpore conhecimento especialista, disponibilizando soluções ao projetista que atendam às exigências das aplicações modernas de sistemas eletrônicos de RF (Rádio Freqüência)/microondas.

A otimização de circuitos com a finalidade de melhorar o desempenho, baixar custos, e mais recentemente, diminuir as dimensões e pesos dos dispositivos eletrônicos, entre outros, tem se tornado instrumento de pesquisa nas áreas de matemática e engenharia, ao redor do mundo (Antoniou, A., Lu, Wu-Sheng, 2007). Os métodos determinísticos já não se mostram tão eficientes para a concepção de novos circuitos, dado que nem sempre se dispõem de modelos matemáticos exatos dos processos a serem otimizados (Levy, R., Fellow, L., Petre, 2001). Contudo, uma série de novos algoritmos estocásticos tem permitido a obtenção de circuitos quase ótimos, que são aceitáveis do ponto de vista de suas implementações. As técnicas, atualmente utilizadas carecem de muito conhecimento prévio a respeito do circuito a ser otimizado, conhecimento este, nem sempre disponível. O desafio, então, é a construção de técnicas que dependam menos do conhecimento especialista ou que incorporem esse conhecimento, e que sejam robustas, mostrando eficiência igual, ou superior aos métodos tradicionais.

O projeto de circuitos analógicos, utilizando metodologias tradicionais é uma tarefa complexa e caracteriza-se por depender demasiadamente da experiência e da intuição dos projetistas (Johns, D. A, Martin, K., 1997). Atualmente, as aplicações se apresentam cada vez mais particulares e complexas (Amari, S., Rosemberg, U., 2004; Cameron, R.J., Faugere, J.C., Seyfert, F., 2005), inviabilizando a utilização de modelos matemáticos analíticos genéricos, exigindo assim metodologias automáticas capazes de proporcionar a síntese de circuitos que atendam parâmetros de projetos cada vez mais rigorosos, que por sua vez gerem soluções que sejam realizáveis, com o menor custo computacional.

De forma geral, devido à complexidade dos problemas associados aos diferentes tipos de projetos de circuitos, buscam-se então soluções sub-ótimas, que abstraíam a complexidade matemática dos modelos analíticos, gerando soluções aproximadas, mas que apresentem resultados aceitáveis (Levy, R., Fellow, L., Petre, 2001).

As técnicas automáticas de projeto de circuitos analógicos (Lohn, J. D., Colombano, S. P., 1998) incorporaram ao longo do tempo, heurísticas (Sussman, G. J., Stalmman, R. M., 1975), sistemas especialistas (Harjani, R., Rutembar, R.A., Carey, L. R., 1987) e procedimentos de busca local como o *Simulated Annealing* (Ochotta, E. S., Rutembar, R.A., Carley, L.R., 1996). Somente na década de 90 do século XX foi proposto o uso de computação evolucionária nesta área (Koza, J. R., 1995, Koza et al.1996).

As metodologias evolucionárias aplicadas ao problema da síntese de circuito têm-se mostrado competitivas com as soluções encontradas em projetos tradicionais desenvolvidos por especialistas (Koza et al., 1996a-b), e em alguns casos mostram-se até superiores, pois permitem uma melhor exploração do espaço de busca, gerando soluções não-convencionais, menores e viáveis na prática, como pode ser visto em (Grimbleby, J.B., 2000; Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006).

Em (Koza et al., 1996), os autores utilizam Programação Genética (PG) na representação de circuitos analógicos. A metodologia denominada de árvores construtoras de circuito permite a realização do mapeamento entre a estrutura de dados básica de programação genética e os grafos cíclicos que caracterizam um circuito. O grupo de pesquisa liderado por John Koza (Koza et al., 1996b) desenvolveu uma série de aplicações, buscando incluir todas as etapas do projeto de circuitos analógicos no sistema evolutivo, isto é, escolha da topologia, seleção dos valores dos componentes e determinação do número de componentes. Através do uso de programação genética, diversos circuitos analógicos foram sintetizados, inclusive filtros passivos (Koza et al., 1996), ou ainda, diversos *hardwares* configuráveis foram evoluídos, considerando funções relativamente simples. Entretanto, ainda existem fortes limitações no uso de PG, visto que sua aplicação exige grandes recursos computacionais. O trabalho apresentado em (Hu, J., Goodman, E. D, Rosenberg, R., 2004) discute os resultados obtidos com a PG, e mostra que ainda existem problemas metodológicos a serem resolvidos, além do custo computacional, a convergência prematura, por exemplo.

Utilizando algoritmos genéticos, alguns métodos foram propostos para seleção de topologias de filtros passivos (Grimbleby, J. B., 1995) e determinação de valores de componentes (Horrocks, D.H., Spittle, M. C., 1996). Em (Grimbleby, J. B., 1995) sugere-se a utilização de algoritmos genéticos com representação inteira, em que cada gene codifica, de forma direta, os pontos de conexão e a natureza de um determinado componente. Em

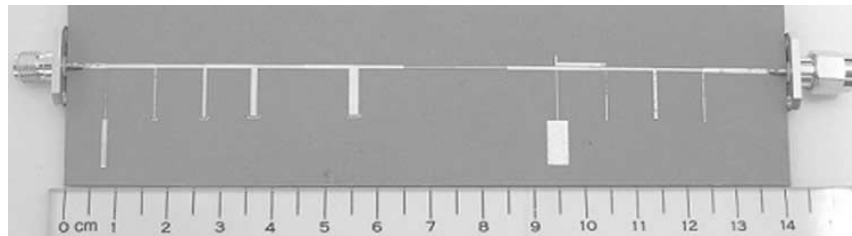
(Lohn, J. D., Colombano, S. P., 1998) o cromossomo codifica instruções a serem seguidas no posicionamento de cada componente na topologia do circuito. A desvantagem desta representação está no fato de ela não permitir o mapeamento de determinados arranjos de componentes (Zebulum, R. S., Pacheco, M. A., Vellasco, M., 1998; Zebulum, R.S., 1999).

Em (Zebulum, R. S., Pacheco, M. A., Vellasco, M., 1998), é apresentada uma comparação entre as diversas metodologias utilizadas no projeto de filtros passivos. Neste trabalho, a representação linear de (Grimbleby, J. B., 1995) foi estendida de forma a incluir nos genes a informação a respeito dos valores dos componentes. Os resultados obtidos são comparados aos resultados apresentados por (Koza et al., 1996) e apresentam ganhos.

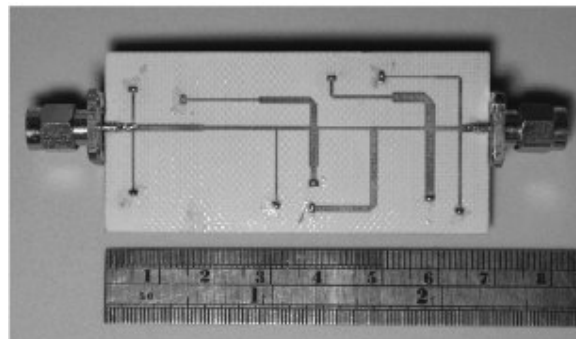
Em (Koza et al., 1996; Koza, J. R., Keane, M. A., Streeter, M. J., 2003; Dastidar, T. R., Chakrabarti, P.P., Ray, P., 2005; Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006) são discutidas soluções para síntese de circuitos analógicos fazendo o reuso de topologias no processo de síntese. Em (Koza et al., 1996), apresenta-se um estudo de reuso para filtros passivos, considerando PG. O uso de sub-circuitos conhecidos pode agregar conhecimento ao processo de evolução e, assim, acelerar a convergência.

Em (Nishiro, T., Itoh, T., 2002), foi proposto um esquema para descrever os parâmetros físicos e topologias de circuitos compostos por segmentos de linhas de *microstrip*, para em seguida integrar essa representação a um algoritmo genético tradicional. Vários filtros passa-faixa e rejeita-faixa foram sintetizados.

Em (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006), foi proposto um algoritmo genético com representação mista de dados – com a codificação de dados sobre blocos de circuitos, conexões e parâmetros. Adota abordagem admitindo restrições de topologia, ampliando os tipos de estruturas possíveis em relação ao trabalho de (Nishiro, T., Itoh, T., 2002) e, faz uso de conhecimento especialista para evoluir filtros de microondas do tipo dual, de alto desempenho. Os resultados apresentados são promissores e melhores que os obtidos por métodos tradicionais (Tsai, L-C, Hsue, C.W., 2004), com tamanho do circuito reduzido no mínimo em 40% em termos de área utilizada para a construção do circuito, conforme mostra a Figura 1.1. Os circuitos foram construídos e medidos e apresentaram resultados em conformidade com as especificações.



(a)



(b)

Figura 1.1 – Implementação de um filtro passa-faixa com duas faixas: (a) utilizando método tradicional aplicando a Técnica de Transformada Z – Extraída de (Tsai, L-C, Hsue, C.W., 2004) e (b) utilizando metodologia evolucionária aplicando Algoritmo Genético – Extraída de (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006)

## 1.1 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA E ESTADO DA ARTE

Os métodos evolucionários, assim chamados por usarem princípios de evolução encontrados na natureza, são capazes de encontrar soluções ótimas ou próximas do ótimo, usando mecanismos de seleção, cruzamento e mutação (Holland, J., 1970). Existem métodos na literatura que consideram uma topologia inicial para o circuito e otimizam somente os parâmetros como, por exemplo, em (Brito, L. C., 2003; Hsu, M. H., Huang, J.F., 2005). No entanto, é desejável que a estrutura topológica também seja otimizada, o que permite, entre outras coisas, a busca por novas topologias, que é um requisito das aplicações atuais. Outros métodos, usando a Programação Genética tradicional, com nos trabalhos de Koza et al. (1995, 1996(a)-(e)), otimizam a topologia, sem considerar qualquer conhecimento prévio, mas têm um alto custo computacional e, ainda, apresentam alguns inconvenientes metodológicos, tais como convergência prematura e estagnação, entre outros (Hu, J., Goodman, E. D., Rosenberg, R., 2004).

Neste trabalho, propõe-se um método para a síntese evolucionária de circuitos. O problema pode ser interpretado como: dentre todos os possíveis modelos para o circuito, considerando topologia e valores, encontrar um modelo de tamanho mínimo, com parâmetros adequados, capaz de atender a um conjunto de especificações, que podem ser até conflitantes. Neste contexto, percebe-se que a síntese evolucionária de circuitos é um problema de difícil solução: é combinatorial, multi-objetivo e multi-restritivo. Por outro lado, exige, ainda, uma representação das soluções que seja variável e flexível. Então, para se propor uma metodologia evolucionária de síntese, deve-se resolver questões pontuais, em que cada uma, constitui por si só, em um novo problema. As respostas a todas estas questões devem direcionar os esforços para uma metodologia que resolva o problema de equilíbrio entre busca de exploração e intensificação, durante o processo de evolução. O método deve resolver, também, o problema da perda da diversidade e da convergência prematura. Finalmente, o método deve ser pelo menos competitivo e ter um custo computacional razoável.

Em primeiro lugar, a representação das soluções do ponto de vista da topologia deve ser variável e bastante flexível, para permitir que o espaço de busca possa ser explorado adequadamente. Aqui, a questão a ser resolvida é encontrar uma codificação de circuitos capaz de gerar a diversidade necessária para se obter resultados competitivos com aqueles obtidos por métodos tradicionais. Por outro lado, a representação deve permitir um conjunto moderado de restrições para a redução do espaço de busca e redução da taxa de geração de soluções anômalas, que são soluções impraticáveis do ponto de vista de topologia, e que retardam o processo de convergência.

O algoritmo evolucionário deve conduzir um processo de otimização simultânea de topologia e parâmetros. O método de classificação das soluções, o método de seleção, bem como os operadores genéticos propostos devem contribuir para a evolução das soluções candidatas, fazendo um eficiente equilíbrio entre exploração e intensificação. Deve-se evitar que boas topologias sejam descartadas por terem seus parâmetros desajustados. Por outro lado, deve-se impedir que topologias fracas, com melhores parâmetros momentaneamente, proliferem e dominem a população, levando a uma convergência prematura. Sabe-se que o algoritmo genético tradicional não produz resultados satisfatórios em alguns problemas complexos de otimização combinatorial, no que se refere às operações de intensificação no espaço de busca (Krasnogor, N., Smith, J., 2005). Portanto,



esta metodologia evolucionária proposta deve ser híbrida, reunindo elementos que superem as falhas de um algoritmo genético tradicional.

Em síntese de circuitos, a avaliação das soluções é realizada por um simulador ou trabalha-se com *hardware* configurável. Na primeira hipótese o tempo de processamento dessas avaliações chega a corresponder 90% do tempo total gasto. Deve-se, então, avaliar o custo computacional das simulações de circuito. Caso contrário, corre-se o risco de se propor um método com alta demanda computacional, o que pode não ser adequado.

A definição das funções-objetivo deve levar em conta que, muitas vezes ao se otimizar um circuito, trabalha-se com funções de avaliação conflitantes. Sendo assim, uma abordagem mono-objetivo levaria à utilização de medidas agregadas, o que poderia não ser adequado e não refletir a realidade. Na verdade, isto indica o uso de uma abordagem multi-objetivo, em que se espera obter uma classificação das soluções de forma a atender uma relação de compromisso entre os vários objetivos. Outro aspecto quando se fala da classificação das soluções é a definição dos critérios a serem utilizados. Deve-se estabelecer se todas as medidas usadas na classificação terão a mesma prioridade. Senão, deve-se conduzir o processo de classificação, usando tratamento de preferências.

Alguns aspectos devem ser considerados aqui:

**Representação dos circuitos.** Escolher uma representação adequada para a solução de um problema é uma área de estudo fundamental para os Algoritmos genéticos (AGs) (Gen, M. e Cheng, R., 1997). Em (Mesquita, A., Salazarand F. A., Canazio, P. P., 2002) os autores discutem a grande quantidade de circuitos anômalos gerados pelos métodos que utilizam Programação Genética (PG) e representações lineares. No trabalho, é proposta uma representação bidimensional (2D) dos circuitos, visando reduzir a geração de circuitos anômalos – que não podem ser simulados – para valores em torno de 5%. No entanto, a proposta envolve o uso de componentes simples de uma porta (um par de terminais), em que cada nível de paralelismo de componentes requer uma nova matriz de representação. Outro aspecto é o fato da representação 2D ser transformada para uma representação equivalente unidimensional (1D), antes de se aplicar o operador de cruzamento. Em (Im, C.-H., Jung, H.-K., Kim, Y.-J., 2003) mostra-se que existe perda de informação dos vizinhos quando se usa uma equivalência de representação de 2D para 1D. Apesar da representação 2D utilizada, os circuitos obtidos são desestruturados. Em (Dastidar, T. R.,

Chakrabarti, P.P., Ray, P., 2005) mostram-se as dificuldades para o projetista na análise de soluções topológicas desestruturadas.

**Diversidade.** Em (Hu, J., Goodman, E. D, Rosenberg, R., 2004), são apresentadas três classificações para os problemas de projetos evolucionários. Os problemas que envolvem síntese de topologia e de parâmetros, simultaneamente, foram classificados como sendo aqueles que requerem maior atenção. A discussão mais relevante é no que refere à diversidade populacional durante o processo de evolução, pois frequentemente os algoritmos propostos para esta classe de problemas têm a desvantagem de apresentar convergência prematura. Neste trabalho discutem-se os resultados de Koza (Koza et al., 1996a-e) e extensões (Koza et al., 1998), utilizando PG para evoluir topologia e parâmetros. Os autores relacionam problemas tais como alta demanda computacional (populações grandes e muitas gerações – *cluster* com 1000 PCs nos trabalhos desenvolvidos por John Koza e seu grupo de pesquisadores) e, a convergência prematura, que requer a aplicação de técnicas para melhorar a diversidade. No trabalho, os autores usam Programação Genética (PG) com uma representação de circuitos intermediária através de gráficos denominados *BOND* – esta representação é discutida em (Zhun et al., 2004). Neste trabalho, os autores apresentam propostas para melhorar a diversidade das soluções durante o processo de evolução, usando técnicas de *niching* e propondo novas métricas.

**Metodologias evolucionárias.** Os paradigmas baseados em evolução, que fundamentam a programação genética e os algoritmos genéticos, têm sido capazes de produzirem soluções sem nenhum conhecimento prévio da topologia. Mas, até que ponto esta abordagem geral é satisfatória? Sabe-se que esta abordagem apresenta algumas desvantagens, pois muitas soluções inválidas são geradas — o que aumenta demasiadamente o tempo para se obter uma boa solução; produz soluções extremamente não-convencionais e desestruturadas — e muitas delas não podem ser implementadas; necessitam de altos recursos computacionais. Além disso, sofrem de perda e diversidade e convergência prematura (Hu, J., Goodman, E. D., Rosenberg, R., 2004). Existe uma tendência atual em se utilizar abordagens evolucionárias, que admitam restrições topológicas moderadas (Shibata, H. Mori, S., Fujji, N., 2003; Dastidar, T. R., Chakrabarti, P.P., Ray, P., 2005; Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006).

**Metodologias híbridas.** Em (Krasnogor, N., Smith, J., 2005), os autores apresentam um tutorial sobre algoritmos evolucionários híbridos, que fazem uso de processos de busca

local em algumas etapas do ciclo de evolução. Estes algoritmos são denominados de meméticos, pois são inspirados por modelos de sistemas naturais que combinam adaptação evolucionária da população com o aprendizado individual. Os autores sugerem algumas áreas para futuras aplicações e as vantagens são apresentadas para uma série de exemplos. Esses algoritmos seriam adequados para problemas de otimização combinatorial, se constituindo o estado da arte para problemas desse tipo, superando algumas falhas dos algoritmos genéticos tradicionais. O uso de busca local para potencializar o AG na solução de problemas mais complexos é bastante adequado para a síntese evolucionária pretendida neste trabalho.

**Abordagem multi-objetivo.** Os primeiros algoritmos propostos para a síntese de circuitos utilizavam abordagem mono-objetivo, por exemplo, em (Koza et al., 1996; Zebulum, R. S., Pacheco, M. A., Vellasco, M., 1998). Na verdade o problema multi-objetivo é convertido através da agregação de medidas, resultando em uma única função-objetivo. Atualmente, existe uma tendência de se utilizar uma abordagem multi-objetivo. De forma geral, entre os algoritmos evolucionários multi-objetivos (AEMO) propostos na literatura, alguns são bastante citados, entre eles têm-se o SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) (Zitzler, E., Thiele, 1999), O SPEA2 (Zitzler, E., Laumanns M, Thiele L., 2001), NSGA (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm*), o NSGAI (Deb, K., Pratap, A., Agarwl, S., Meyarivan, T., 2002). O SPEA2 é uma extensão do SPEA, e o NSGAI é uma extensão do NSGA. O algoritmo NSGAI utiliza uma abordagem multi-objetivo, classificando as soluções através de uma medida denominada *crowed*, que está definida em (Deb, K., Pratap, A., Agarwl, S., Meyarivan, T., 2002). Assim, a frente ótima de Pareto é determinada, baseando-se em um método rápido e com muito potencial para o processo de classificação desejável nesse trabalho. A abordagem multi-objetivo, para a síntese de circuitos, é mais realista.

## 1.2 – OBJETIVOS

Neste trabalho, pretende-se abordar o projeto de circuitos analógicos com um problema de otimização simultânea de topologia e parâmetros. Deseja-se, então, a proposição de um método evolucionário geral para síntese de circuitos analógicos, cuja aplicação produza soluções competitivas com outros métodos já propostos.

A primeira contribuição pretendida nesse trabalho está na representação dos circuitos. Espera-se, que com a utilização de conhecimento especialista, obtido em procedimentos de síntese direta, seja possível propor uma representação que seja variável e adequada para promover a redução do espaço de busca, gerando somente topologias válidas durante todas as etapas do processo de evolução, mas sem perder a capacidade de gerar topologias inovadoras.

A segunda contribuição diz respeito ao uso de operadores genéticos especializados, definidos com base em conhecimento especialista, admitindo-se a hipótese de blocos construtores (Goldberg, 1989), disponibilizados inicialmente, ou que surjam naturalmente durante o processo de evolução, e que sejam capazes de produzir soluções bem estruturadas, com algum grau de redundância estrutural.

Uma outra contribuição pretendida diz respeito ao balanceamento entre os processos de otimização da topologia e dos parâmetros, que devem ocorrer simultaneamente. Espera-se reunir em um algoritmo evolucionário híbrido elementos capazes de promover tal equilíbrio.

Para demonstrar os resultados obtidos, pretende-se aplicar o método proposto à síntese de filtros RF/microondas, fazendo-se comparações com métodos tradicionais e outras metodologias evolucionárias propostas na literatura, para a mesma classe de problemas. Existe, atualmente, um grande interesse em síntese de filtros, uma vez que as especificações de comportamento estão cada vez mais rigorosas (Uhm, M., Lee, J., Yom, I., Kim, J., 2006; Chen, C.-Y, Hsu, C-Y, Lin, S-F., 2006), considerando-se os sistemas de comunicações modernos, incluindo, especialmente, as comunicações móveis e satélites. Isto requer novas topologias, o que tem mobilizado muitos pesquisadores. Pode-se comprovar esse esforço em (Lai, M-I, and Jeng, S-K., 2006; Chen, C.-Y, Hsu, C-Y, Lin, S-F., 2006), entre outros.

### **1.3 – ESTRUTURA DO TRABALHO**

Em função de se ter optado por desenvolver aplicações relativas à síntese de filtros, no capítulo 2, são apresentados os filtros de RF/microondas, através de uma breve introdução sobre as principais técnicas de projeto. Os métodos tradicionais embasados em transformações de protótipos passa-baixa são apresentados e discutem-se suas limitações.

Em seguida, é apresentado um levantamento das principais técnicas atuais de projeto, mostrando a classe de filtros associada a cada técnica. Nesse estudo, pretende-se extrair conhecimento especialista para ser aplicado na definição das entradas estruturais do método evolucionário proposto. Estudam-se as topologias utilizadas para resolver problemas relativos às especificações, que estão cada vez mais rigorosas. No entanto, não é escopo do trabalho entrar em detalhes de projeto.

No capítulo 3, aborda-se a computação evolucionária. São discutidas algumas das metaheurísticas<sup>1</sup> adequadas para problemas de otimização combinatorial (Blum, C., Roli, A., 2003), que foram abordadas para fundamentar teoricamente a versão atual do algoritmo híbrido proposto. Entre as metaheurísticas, estão os algoritmos genéticos, as heurísticas de refinamento e o algoritmo memético. O capítulo é finalizado avaliando-se as principais questões relativas à aplicação de algoritmos evolucionários em problemas de síntese de circuitos, devido às suas características particulares.

No capítulo 4, são apresentados os métodos propostos. Na verdade, começou-se o trabalho tratando-se a síntese de circuitos como um problema de otimização mono-objetivo, com restrições. Foi proposto um método denominado síntese por algoritmo evolucionário controlado por mutação, inspirado em algoritmos transgenéticos (Goldberg, M.C. & Gouvêa, E.F., 2000) – no que se refere geração de novas topologias e nos algoritmos imunológicos (De Castro, L. N., 2001) – no que refere à aceitação ou não de um novo circuito, para alimentar o processo de evolução. Os primeiros resultados foram satisfatórios. No entanto, com especificações mais severas, o algoritmo produziu soluções não-competitivas. Novos estudos se seguiram. Desta vez, com o foco em algoritmos meméticos e aplicação de conhecimento especialista para definição da representação variável a ser usada (representação 2D para elementos de uma porta), e dos operadores especializados, tratando-se a síntese de circuitos como um problema de otimização multi-objetivo, multi-restritivo, aplicando conceitos de dominância de Pareto (Coello, C. A. C., Veldhuizen, D. A. V. e Lamont, G. B., 2002). Após a apresentação de cada método, mostram-se os resultados obtidos. No caso do segundo método, as soluções produzidas têm se mostrado competitivas e os resultados são promissores, uma vez que foram realizados experimentos com filtros com especificações mais rigorosas, e que apresentaram

---

<sup>1</sup> As metaheurísticas englobam algoritmos de otimização onde se busca uma solução aproximada para um problema que não pode ser resolvido por métodos matemáticos tradicionais.

comportamento em conformidade com as especificações. No entanto, percebeu-se a necessidade de estender a representação para elementos de circuitos de duas portas.

No capítulo 5, desenvolve-se uma nova representação para circuitos duas portas, usando matriz posicional e apresentam-se as adequações que se fizeram necessárias nos operadores genéticos bidimensionais. A nova representação e os novos operadores genéticos têm como objetivo potencializar o algoritmo híbrido para a síntese de filtros com especificações mais rigorosas, que são utilizados em aplicações atuais. Esta representação é mais geral, e admite uma variedade muito expressiva de elementos de circuitos concentrados e distribuídos. Em seguida são apresentados os experimentos e as conclusões relevantes sobre os resultados obtidos. Para a avaliação da proposta são apresentadas as sínteses de filtros com especificações exigentes, tais como filtro multi-faixas e filtros banda larga, cujos projetos por métodos tradicionais configuram problemas de difícil solução.

No capítulo 6 são apresentadas as conclusões relevantes do trabalho desenvolvido e, em seguida, são apresentadas as perspectivas de trabalhos futuros.

#### **1.4 – PUBLICAÇÕES REALIZADAS PELA AUTORA**

- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de. (2005a). “Microwave Filter Synthesis using Mutation-Driven Evolutionary Algorithm.” In: International Microwave and Optoelectronic Conference 2005 (IMOC'2005), 2005, Brasília/DF. Proceedings of the International Microwave and Optoelectronic Conference 2005 (IMOC' 2005). 1-4.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de. (2005b). “Algoritmo Evolucionário Controlado por Mutação Aplicado à Síntese de Filtros Passivos.” In: VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Natal/RN. Anais do VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais. vol. 1.,1-5
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de, e Abdalla Jr., H. (2006). “Obtenção de Topologias de Filtros de Microondas Usando Algoritmo Evolucionário Híbrido.” In: 12 SBMO - Simpósio Brasileiro De Microondas e Optoeletrônica, 2006, Belo Horizonte/MG. Anais do 12 SBMO - Simpósio Brasileiro de Microondas e Optoeletrônica, vol. 1., 1-5.

- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de. (2006). “Multi-objective Memetic Algorithm Applied to the Automated Synthesis of Analog Circuits”. *Lecture Notes in Computer Science*, v. LNAI, n. 4140, 258-267.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de. (2006). “Biobjective Hybrid Evolutionary Algorithm Applied to Resonator Filters of Arbitrary Topology”. In: *13th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2006, Nice. Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, vol. 1., 1-5.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P., and Abdalla Jr, H. (2007). “Design of Microwave Filters Topologies using a Hybrid Evolutionary Algorithm.” In: *Journal of Microwaves and Optoelectronics*, v. 6, 295-309.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de. (2008). “Microstrip Dual-band Filters Synthesized by Extended Hybrid Evolutionary Algorithm”. In: *Submitted in Momag 2008, paper 266 (Accepted)*, 1-5.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P., and Machado, P. C. (2008) “Bi-objective Memetic Evolutionary Algorithm for Automated Microwave Filter Synthesis”. In: *Submitted in SBIA 2008. SBIA 2008, paper 40648 (Accepted)*, 1-10.

## **2 – O PROJETO DE FILTROS DE RF/MICROONDAS**

### **2.1 – INTRODUÇÃO**

Neste trabalho, pretende-se uma metodologia para a automatização de projetos de circuitos analógicos, validando-se a proposta com a síntese de filtros de RF/microondas. De forma geral, os circuitos analógicos continuam importantes no cenário dos sistemas eletrônicos atuais. Em aproximadamente 60% das aplicações baseadas em CMOS, circuitos integrados específicos incluem módulos de circuitos analógicos, principalmente nas interfaces desaiadas (Zhang, B. T., Kim, J. J., 2007).

Os filtros de microondas de alto desempenho estão entre os mais críticos componentes dos sistemas atuais de comunicação sem fio e das próximas gerações. O projeto desses circuitos é crucial para o planejamento e operação dos sistemas de comunicação como um todo. De forma geral o projeto de sistemas analógicos não tem sido automatizado na proporção necessária, devido à sua considerável complexidade, que é decorrente das exigentes especificações das aplicações modernas (Shibata, H., Mori, S., Fujji, N., 2003). Por outro lado, existe uma pressão natural para a sua automação, uma vez que ainda dependem do *know-how* de poucos especialistas. A tendência atual é por metodologias que agreguem conhecimento especialista e que possam auxiliar o projetista (Dastidar, T. R., Chakrabarti, P.P., Ray, P., 2005), permitindo projetos inovadores, com ganhos em relação aos projetos obtidos por técnicas tradicionais. Desta forma, pode-se envidar esforços no sentido de se obterem novas topologias não alcançáveis por métodos tradicionais, que originem circuitos robustos, de tamanhos menores, e que sejam capazes de prover alta seletividade, equalização do retardo de grupo, determinando uma melhor utilização do espectro de frequências e, conseqüentemente, reduzindo distorções nos sinais digitais (Uhm et al., 2006).

### **2.2 – SÍNTESE DE FILTROS RF/MICROONDAS**

A Engenharia de RF/Microondas projeta e implementa circuitos eletrônicos, que utilizam frequências do espectro eletromagnético na faixa de 300 kHz a valores superiores a 300 GHz. O termo RF se refere a circuitos e sistemas que operam na faixa de 300 kHz até um valor final entre 300 MHz e 1 GHz. O termo microondas, por sua vez, tem sido utilizado para circuitos e sistemas que operam na faixa, inicialmente entre 300 MHz a 1 GHz, até



300 GHz. Em espaço livre, o comprimento de onda para frequências de RF é de aproximadamente 1 *m* (em 300 MHz) até 1 *km* (em 300 kHz), enquanto que para frequências de microondas se estende de 1 *m* para a vizinhança de 1 *mm* (em 300 GHz) e abaixo. A fronteira entre RF e microondas confunde-se por não estar bem definida. Na verdade, sua nomenclatura depende mais da aplicação e da tecnologia que será utilizada. Portanto, as aplicações de RF/microondas podem abranger os campos das telecomunicações, radar, navegação, astronomia, instrumentação médica, entre outras.

Entre os circuitos de RF/microondas estão os filtros, que são circuitos analógicos descritos por suas funções de transferência. Teoricamente, os filtros são estruturas ideais que permitem uma perfeita transmissão de sinais para todas as frequências na banda de passagem e infinita atenuação na banda de rejeição. No entanto, na prática, isto não é possível. O projeto é realizado com estruturas que se aproximam das características ideais.

Os filtros para baixas frequências podem ser projetados com elementos concentrados tais como capacitores e indutores. Para aplicações em altas frequências, são utilizados elementos de microondas (elementos distribuídos) no lugar dos elementos concentrados. Tal substituição é necessária, pois os elementos concentrados, tais como indutores e capacitores, são fabricados somente em um intervalo limitado de valores e são difíceis de serem implementados em frequência de microondas devido às características parasitárias que apresentam. Finalmente, em frequências de microondas, as distâncias entre os componentes dos filtros não podem ser desprezadas. O que se faz na prática é a transformação dos elementos concentrados em elementos distribuídos (por exemplo, linhas de transmissão). Pode-se citar a transformação de Richard proposta em (Richard, P.I., 1948) e a identidade de Kuroda, que associam configurações de elementos concentrados com configurações de elementos distribuídos.

A característica mais importante dos filtros com elementos concentrados é o seu tamanho reduzido. No entanto, como mencionado anteriormente, os elementos concentrados atuando em altas frequências apresentam um efeito distribuído que é dominante e que causa degradação no desempenho desses filtros. Faz-se, então, nos projetos o uso direto de elementos distribuídos (guias de onda, linhas *microstrip*, guias de ondas coplanares). Os filtros *microstrip* e guias de onda coplanares são mais adequados quando devem atuar em conjunto com circuitos ativos e, ainda, apresentam um baixo custo. Isto faz deles candidatos naturais para projetos de filtros de RF/microondas. Deve-se mencionar que o

tamanho dos filtros de microondas planares ainda é crítico, especialmente quando esses filtros são aplicados em circuitos integrados MMIC (*monolithic microwave integrated circuits*). Um desafio na área de projeto é a obtenção de filtros mais compactos devido à necessidade de miniaturização dos sistemas atuais.

Em sistemas de microondas, não existem voltímetros e amperímetros para medir diretamente voltagens e correntes, o que é possível em sistemas de baixa frequência. No entanto, conceitualmente, é útil descrever a operação destes sistemas em termos de voltagens, correntes e impedâncias.

De forma geral, um filtro pode ser representado por uma rede linear de duas portas. Por ser difícil medir tensão e corrente nas frequências de microondas, são estabelecidas as relações entre variáveis de tensão e corrente e, variáveis de sinal. A Figura 2.1 apresenta os principais elementos.

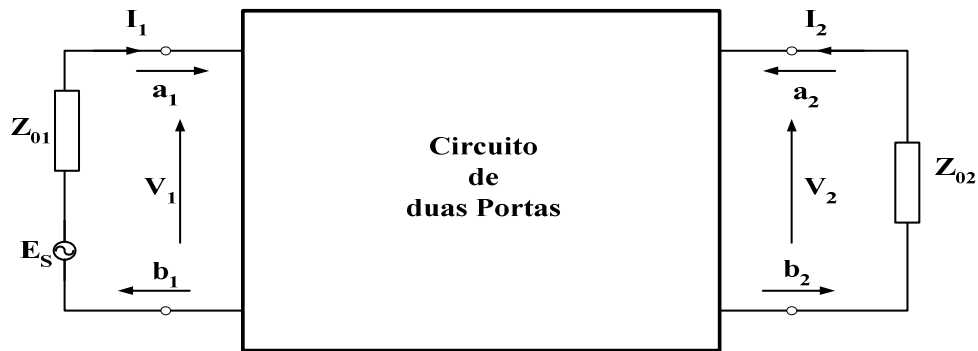


Figura 2.1 – Representação de um filtro por uma rede de duas portas.

Na Figura 2.1, identificam-se as seguintes variáveis:

- As variáveis de tensão e corrente nas portas 1 e 2, que são  $V_1$ ,  $V_2$ ,  $I_1$  e  $I_2$ , respectivamente.
- As variáveis de impedância dos terminais, que são  $Z_{01}$  e  $Z_{02}$ .
- Uma fonte de tensão, que é dada por  $E_S$ .
- As variáveis de sinal:  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $b_1$  e  $b_2$ , em que  $a_k$ , indica o sinal incidente na porta  $k$  e  $b_k$  o sinal refletido nessa porta.

As variáveis de tensão e corrente são amplitudes complexas quando se considera um sinal senoidal. Desta forma, um sinal com tensão senoidal, na porta 1, pode ser dado por:

$$v_1(t) = |V_1| \cos(\omega t + \phi) \quad (2.1)$$

o que equivale a

$$v_1(t) = |V_1| \cos(\omega t + \phi) = \text{Re}(|V_1| e^{j(\omega t + \phi)}) = \text{Re}(V_1 e^{j\omega t}) \quad (2.2)$$

em que  $\text{Re}$  é a parte real da expressão. Então, a identidade complexa pode ser mostrada como:

$$V_1 = |V_1| e^{j\phi} \quad (2.3)$$

Relacionando as variáveis de tensão e de corrente com as de sinal, conforme apresentadas na Figura 2.1, podem ser obtidas as seguintes equações:

$$\begin{cases} V_n = \sqrt{Z_{0n}}(a_n + b_n) \\ I_n = \frac{1}{\sqrt{Z_{0n}}}(a_n - b_n), \quad n = 1, 2 \end{cases} \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} a_n = \frac{1}{2} \left( \frac{V_n}{\sqrt{Z_{0n}}} + \sqrt{Z_{0n}} I_n \right) \\ b_n = \frac{1}{2} \left( \frac{V_n}{\sqrt{Z_{0n}}} - \sqrt{Z_{0n}} I_n \right), \quad n = 1, 2 \end{cases} \quad (2.5)$$

A potência na porta  $n$  é dada por:

$$P_n = \frac{1}{2} \text{Re}(V_n I_n^*) = \frac{1}{2} (a_n a_n^* - b_n b_n^*) \quad (2.6)$$

em que o asterisco representa o conjugado. Pode-se notar que  $\frac{1}{2}(a_n a_n^*)$  é a potência da onda incidente e  $\frac{1}{2}(b_n b_n^*)$  é a potência da onda refletida na porta  $n$ .

## 2.3 – PARÂMETROS DE ESPALHAMENTO

Os parâmetros de espalhamento ou parâmetros  $S$  são definidos em termos das variáveis de onda,

$$\begin{aligned} S_{11} &= \left. \frac{b_1}{a_1} \right|_{a_2=0} & S_{12} &= \left. \frac{b_1}{a_2} \right|_{a_1=0} \\ S_{21} &= \left. \frac{b_2}{a_1} \right|_{a_2=0} & S_{22} &= \left. \frac{b_2}{a_2} \right|_{a_1=0} \end{aligned} \quad (2.7)$$

em que  $a_n = 0$  implica o casamento perfeito de impedância na porta  $n$ . Estas definições podem ser escritas como

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

em que a matriz contendo os parâmetros  $S$  é denominada de matriz  $S$ , que pode ser referida por  $[S]$ .

são chamados de coeficientes de reflexão, enquanto os  $S_{22}$  e  $S_{11}$ . Os parâmetros  $S_{21}$  e  $S_{12}$  são os coeficientes de transmissão. Os parâmetros  $S$  são geralmente complexos, sendo conveniente expressá-los em termos de sua amplitude e fase, isto é,

$$S_{mn} = |S_{mn}| e^{j\phi_{mn}} \quad (2.9)$$

para  $m, n = 1, 2$ . Frequentemente, suas amplitudes são representadas em decibel (dB). Em dB, um parâmetro  $S$  é definido por:

$$S_{mn} \text{ (dB)} = 20 \log_{10} |S_{mn}|, \quad m, n = 1, 2 \quad (2.10)$$

Quando um sinal passa por um filtro, é introduzido um atraso no sinal de saída em relação ao sinal de entrada. Existem dois parâmetros para caracterizar este atraso. O atraso de fase é definido por

$$\tau_p = \frac{\phi_{21}}{\omega}, \quad (2.11)$$

em que  $\phi_{21}$  é a fase do sinal  $S_{21}$  dado em radianos e  $\omega$  é dado em radianos por segundo. O atraso de fase (ou atraso de portadora) é, na verdade, o tempo de atraso do sinal senoidal e não necessariamente o verdadeiro atraso do sinal, pois um sinal senoidal regular não carrega informação. O outro, e mais importante parâmetro, é o atraso de grupo, definido por (em segundos):

$$\tau_p = \frac{\partial \phi_{21}}{\partial \omega}, \quad (2.12)$$

que representa o verdadeiro atraso do sinal. O retardo de grupo representa o tempo necessário para um sinal atravessar o circuito.

## 2.4 – TIPOS DE FILTROS

Classicamente, os filtros se dividem em quatro categorias principais: filtro passa-baixa, filtro passa-alta, filtro passa-faixa e filtro rejeita-faixa e são descritos a seguir.

**Filtro passa-baixa:** A Figura 2.2 mostra um filtro passa-baixa. Pode-se observar que esse tipo de filtro transmite todos os sinais entre a frequência zero e um limite superior  $\omega_p$  (que é o limite superior da banda de passagem) e atenua todas as frequências acima da frequência  $\omega_r$  (que é o limite inferior da banda de rejeição).

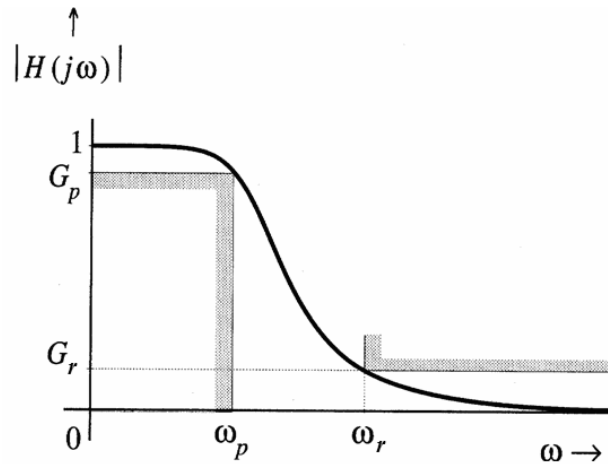


Figura 2.2 – Filtro passa-baixa.

**Filtro passa-alta:** A Figura 2.3 mostra um filtro passa-alta. Pode-se observar que esse tipo de filtro transmite todas as frequências acima da frequência  $\omega_p$  e rejeita todas as frequências abaixo de  $\omega_r$ , considerando uma região de transição entre  $\omega_r$  e  $\omega_p$ .

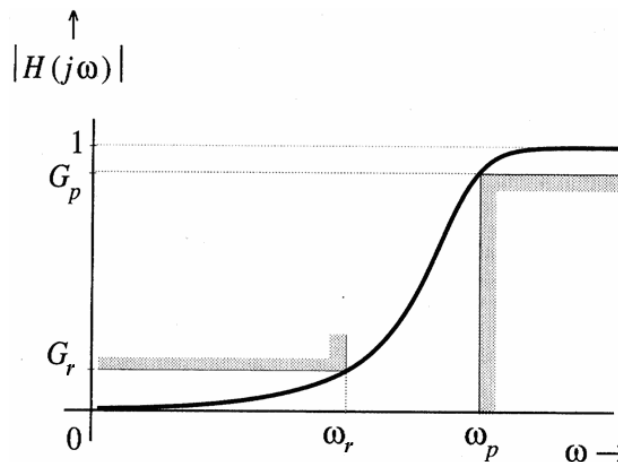


Figura 2.3 – Filtro passa-alta.

**Filtro passa-faixa:** A Figura 2.4 mostra um filtro passa-faixa. Pode-se observar que esse tipo de filtro transmite todas as frequências entre os limites  $\omega_{p1}$  e  $\omega_{p2}$  e, rejeita, teoricamente, todas as frequências fora desta faixa. No entanto, existe uma região de transição entre a faixa de passagem e a faixa de rejeição. Neste caso o filtro rejeita as frequências até  $\omega_{r1}$  e a partir de  $\omega_{r2}$ .

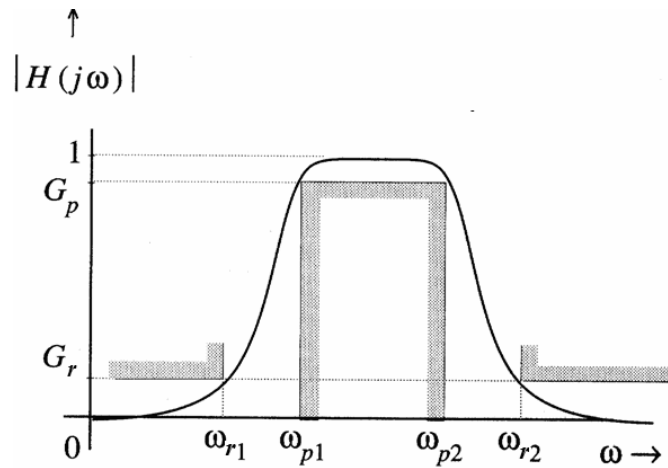


Figura2.4 – Filtro passa-faixa.

**Filtro rejeita-faixa.** A Figura 2.5 mostra um filtro rejeita-faixa, que rejeita todas as frequências entre  $\omega_{r1}$  e  $\omega_{r2}$  e transmite todas as frequências fora desta faixa, abaixo de  $\omega_{p1}$  e acima de  $\omega_{p2}$ , considerando duas regiões de transição, entre  $\omega_{p1}$  e  $\omega_{r1}$  e entre  $\omega_{r2}$  e  $\omega_{p2}$ .

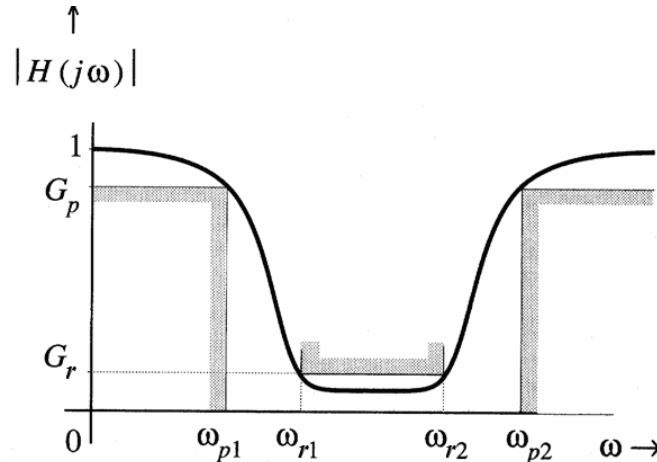


Figura 2.5 – Filtro rejeita-faixa.

As seções apresentadas em seguida, de 2.5 a 2.7, têm o objetivo de apresentar características importantes da síntese de circuito, tendo como base elementos concentrados. O que se quer mostrar são as estruturas obtidas a partir de indutores e capacitores, utilizadas para se obterem as diferentes características de um filtro (passa-baixa, passa-alta, rejeita-faixa).

## 2.5 – TÉCNICAS TRADICIONAIS PARA SÍNTESE DE FILTROS

Existem essencialmente duas técnicas para síntese de filtros em baixa frequência bastante comuns: o método do parâmetro imagem e o método da perda por inserção. Além dessas técnicas, existe uma outra que utiliza a transformação de Richard para o projeto de filtros diretamente em elementos a parâmetros distribuídos.

**Método Parâmetro de Imagem.** Este método fornece um projeto de filtros com características desejadas tanto na banda passante quanto na banda de rejeição, mas não especifica exatamente as características de frequência em cada uma das regiões. Neste método, o procedimento de tentativas precisa ser empregado para se obter uma característica de frequência global especificada. Pode-se encontrar este método descrito em (Pozar, D.M., 1998, Misra, D. K, 2001).

**Método Perda por Inserção.** Este método começa por especificar-se a perda de transcondução ou a magnitude do coeficiente de reflexão, como uma função da frequência. Uma rede que fornece tal perda de transcondução é então sintetizada. Este procedimento é essencialmente o mesmo utilizado para o projeto de transformadores de quarto de onda. Deve-se ter em mente, entretanto, que em uma função de frequência completamente arbitrária, o coeficiente de transmissão não pode ser escolhido, já que ela pode não corresponder a uma estrutura física. Pode-se encontrar este método descrito em (Pozar, D.M., 1998; Misra, D.K, 2001).

A propósito, pode-se encontrar um retrospecto sobre projeto de circuitos de microondas em (Levy, R., Cohn, S., 1984). Em (Levy, R., Snyder, R. V., Matthaei, G., 2002), discutem-se especificamente as técnicas tradicionais para o projeto de filtros de microondas.

## 2.6 – PROJETO DE FILTROS: TRANSFORMAÇÕES NOS ELEMENTOS DE CIRCUITO DE UM PROTÓTIPO PASSA-BAIXA.

A síntese de filtros passa-baixa é essencial, não só para esse tipo de filtro, mas, também, para a síntese dos filtros passa-alta e passa-faixa. Por isto, ele é chamado de filtro protótipo.



O filtro passa-baixa com frequência de corte  $\Omega_c = 1$  e com carga de impedância de  $1 \Omega$  é o filtro protótipo. Ele é usado como referência para o projeto de outros tipos de filtros (Williams, A. B., 1981; Weber, R.J., 2001).

### 2.6.1 — Expansão de um protótipo

São possíveis dois tipos de expansões em um protótipo: na frequência e na impedância. A primeira significa que a frequência, para qual um filtro tem uma dada perda de inserção, pode ser alterada. A segunda significa que o nível de impedância do filtro pode ser alterado.

**Expansão na impedância.** O filtro protótipo tem impedâncias com valores de referência que podem ser transformados, caso se deseje uma impedância de carga diferente de  $1 \text{ ohm}$ . A transformação é obtida multiplicando-se todas as outras reatâncias e a resistência do gerador por um fator  $R_L$ . O novo valor do indutor é  $R_L L_K$ , do capacitor é  $\frac{C_K}{R_L}$  e do resistor é  $R_L R$  ( $R$  representa os resistores de entrada e saída do filtro). Desta forma, se a impedância é expandida para um valor maior, então cada indutor cresce em valor e cada capacitor decresce em valor e os resistores, por sua vez, aumentam seu valor resistivo.

**Expansão em frequência.** Caso se queira modificar a frequência de corte,  $\omega_c$  basta transformar o valor do indutor para  $\frac{L_K}{\omega_c}$  e o valor do capacitor para  $\frac{C_K}{\omega_c}$ .

### Transformações estruturais de um protótipo passa-baixa

$$\omega_0 = \sqrt{\omega_1 \omega_2} \quad (2.13)$$

$$w = \frac{(\omega_2 - \omega_1)}{\omega_0} \quad (2.14)$$

Em (2.13) e (2.14), tem-se que  $\omega_0$  é a frequência central da banda de passagem,  $\omega_1$  é o limite inferior e  $\omega_2$  é o limite superior e  $w$  é a largura de banda. A Figura 2.6 mostra as transformações possíveis de um elemento passa-baixa. Em cada transformação, tem-se para o elemento correspondente o novo valor, que é calculado com base no valor do elemento passa-baixa, na frequência central da banda de passagem  $\omega_0$  e na largura de banda  $w$ .

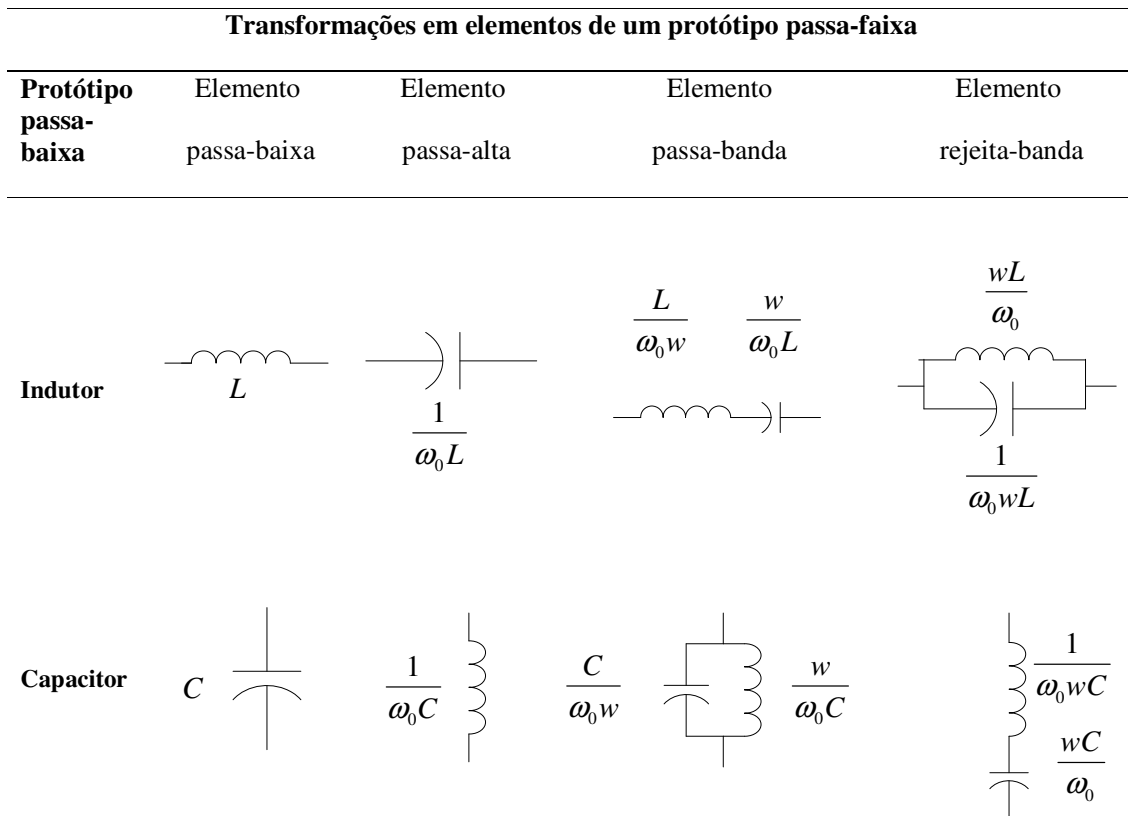


Figura 2.6 – Transformações do Protótipo Passa-Baixa (Weber, R. J., 2001). Legenda:  $\omega_1$  é o limite inferior e  $\omega_2$  é o limite superior e  $w$  é a largura da faixa e  $\omega_0 = \sqrt{\omega_1 \omega_2}$ .

A Figura 2.7 mostra um trecho de circuito de um protótipo passa-baixa e a correspondente transformação para outros tipos de filtros. Em 2.7(a) transforma-se um elemento passa-baixa em um elemento rejeita-faixa. Em 2.7(b) transforma-se um elemento passa-baixa em um elemento passa-faixa.

## 2.7 – PROJETO DE FILTROS UTILIZANDO INVERSORES

Ao se derivarem equações para projetos de determinados tipos de filtros passa-faixa ou rejeita-faixa, é desejável converter os protótipos passa-faixa a formas equivalentes que utilizem apenas indutâncias ou capacitâncias. Isto pode ser obtido com a utilização de inversores ideais. As técnicas descritas são apresentadas em (Mattaei, G., Young, L., Jones, E. M. T., 1964). A Figura 2.8 mostra os inversores de impedância e de admitância.

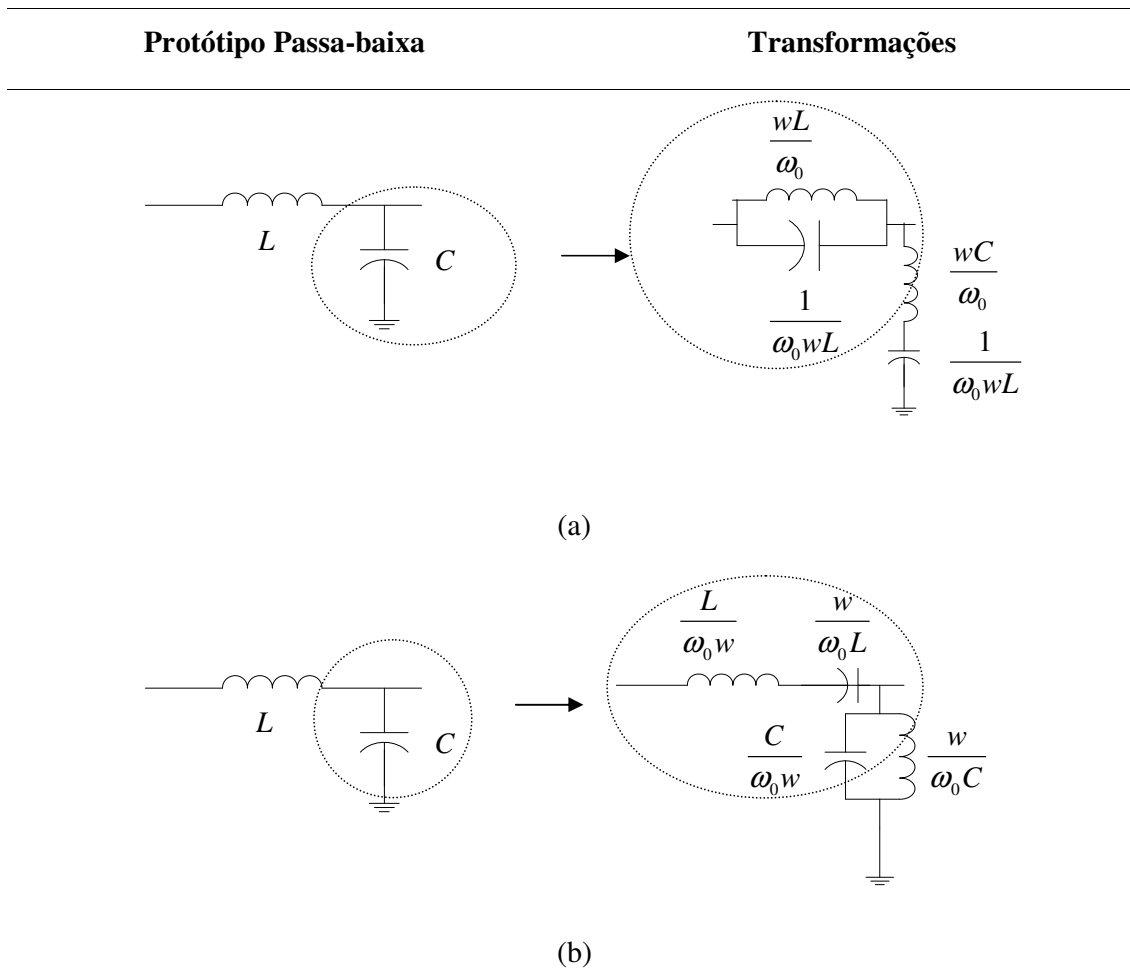


Figura 2.7 – Transformação de um passa-faixa (Weber, R.J., 2001). (a) em rejeita-faixa e (b) em passa-faixa.

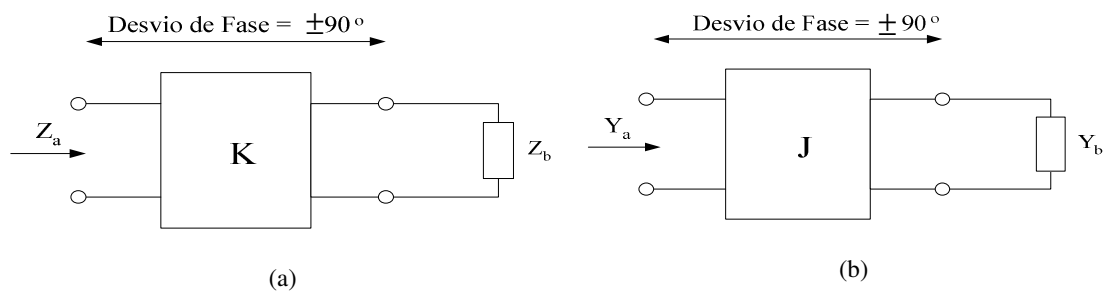


Figura 2.8 – Tipos de Inversores: (a) impedância e (b) admitância.

Um inversor de impedância ideal funciona como uma linha de quarto de onda de impedância característica  $K$  para todas as frequências. Se o inversor é terminado em uma impedância  $Z_b$  em uma porta, a impedância  $Z_a$  vista pela outra porta é dada por

$$Z_a = \frac{K^2}{Z_b} \quad (2.15)$$

Um inversor de admitância ideal funciona como uma linha de quarto de onda de admitância característica  $J$  para todas as frequências. Se o inversor é terminado admitância  $Y_b$  em uma porta, a admitância  $Y_a$  vista pela outra porta é dada por

$$Y_a = \frac{J^2}{Y_b} \quad (2.16)$$

O inversor também causa um desvio de fase de  $\pm 90^\circ$ . Além disso, um indutor em série com um inversor transforma-se em um capacitor em paralelo. Da mesma maneira que um capacitor em paralelo com um inversor transforma-se em um indutor em série.

As Figuras 2.9(a)-(b) e 2.10(a)-(b) apresentam alguns tipos de inversores. Os inversores de banda estreita podem ser utilizados na entrada e na saída do filtro. Uma linha de transmissão de um quarto de onda atua como um inversor de admitância ou de impedância.

## 2.8 – TIPOS DE CURVAS DE RESPOSTA DOS FILTROS

Os algoritmos evolucionários são guiados por uma medida de aptidão das soluções. No caso da síntese de circuitos define-se uma curva de resposta desejada. Geralmente, a partir daí as soluções avaliadas por um simulador no domínio da frequência são comparadas com esta curva. É interessante conhecer as curvas comumente encontradas e o comportamento dos zeros e pólos da função de transferência.

Pode-se projetar filtros passivos passa-baixa com uma curva de resposta do tipo Butterworth ou Chebyshev. A resposta de Butterworth se caracteriza por apresentar máxima planura na banda de passagem. É a resposta que mais se aproxima de um filtro ideal passa-baixa, mas a resposta perde muito em qualidade quando se aproxima da

freqüência de corte. Não há nenhum zero na freqüência de transmissão, podendo se dizer que os zeros estão no infinito (Pozar, D. M., 1989).

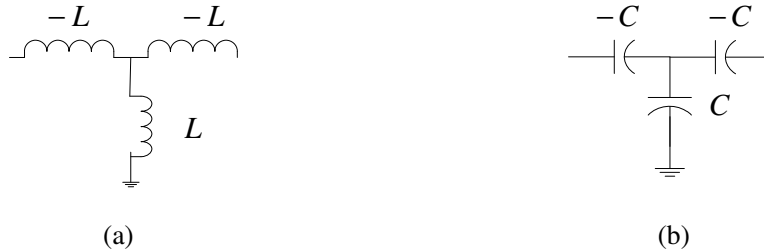


Figura 2.9a –Tipos de inversores de Impedância (Weber, R.J. , 2001): a) Inversor de impedância

$$K = \omega L \quad \text{(b) Inversor de Impedância } K = \frac{1}{\omega C} .$$

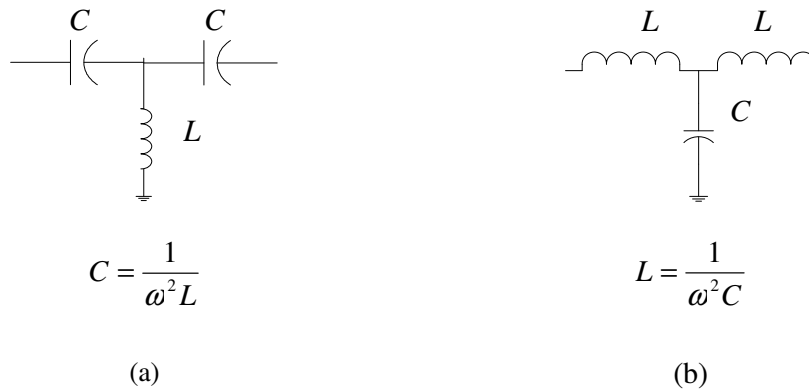


Figura 2.9b – Tipos de inversores de Impedância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de impedância

de banda estreita  $K = \omega L$  e (b) Inversor de impedância de banda estreita  $K = \frac{1}{\omega C}$  .

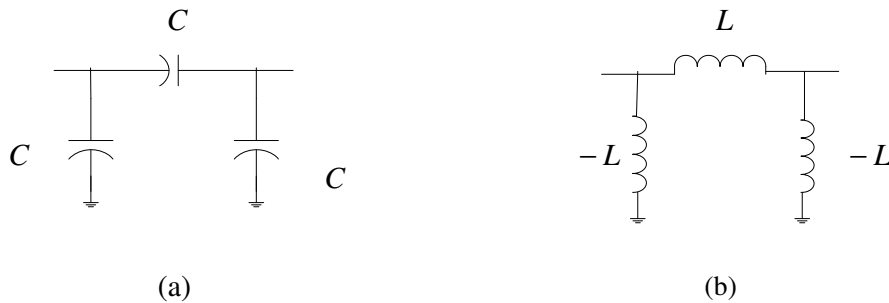


Figura 2.10a – Tipos de inversores de Admitância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de admitância

$$J = \omega C \quad \text{e (b) Inversor de admitância de banda estreita } J = \frac{1}{\omega L} .$$

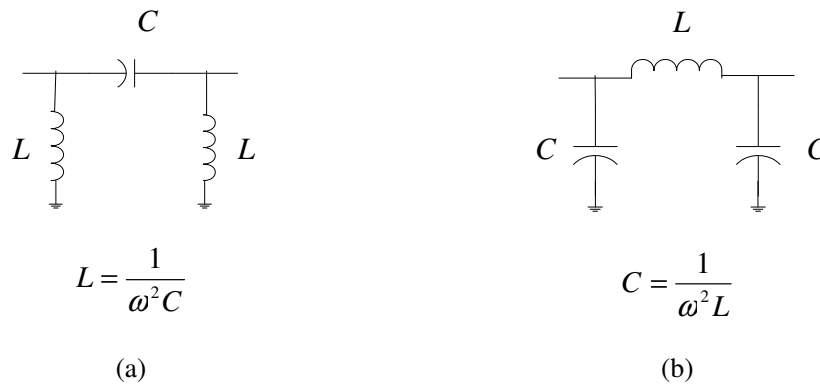


Figura 2.10b – Tipos de inversores de Admitância (Weber, R.J., 2001): (a) Inversor de admitância

de banda estreita e (b) Inversor de admitância de banda estreita  $J = \frac{1}{\omega L}$ .

A resposta de Chebyshev se caracteriza em apresentar oscilações na banda passante do filtro, e todos os zeros estão localizados no infinito. Apresenta uma queda mais abrupta na região de transição (Pozar, D. M., 1989).

**Resposta de Butterworth (Máxima planura).** A função quadrática, que possui perda de inserção  $L_A$  de 3 dB na frequência de corte ( $\Omega_c$ ) é dada por:

$$|S_{21}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \Omega^{2n}} \quad (2.17)$$

em que  $n$  é a ordem do filtro, que corresponde ao número de elementos requeridos para o protótipo do filtro passa-baixa. Este tipo de resposta é conhecido por máxima planura, por possuir o máximo de  $(2n - 1)$  zeros em  $\Omega = 0$ . Apesar de o filtro se aproximar ao melhor valor teórico de um filtro passa-baixa em  $\Omega = 0$ , a resposta perde muito em qualidade quando chega próximo de  $\Omega_c$ . A resposta típica para este filtro é representada em 2.18.

$$S_{21}(p) = \frac{1}{\prod_{i=1}^n (p - p_i)} \quad (2.18)$$

em que

$$p_i = j \exp\left(\frac{(2i-1)\pi}{2n}\right) \quad (2.19)$$

Não há nenhum zero na frequência de transmissão (pode-se dizer que todos os zeros estão no infinito). Na Figura 2.11, pode-se observar esse comportamento, considerando um filtro passa-baixa.

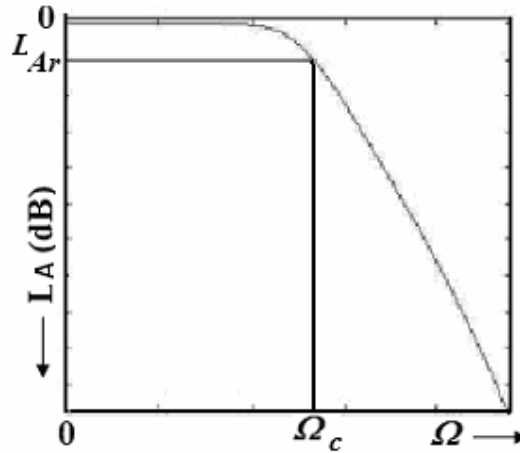


Figura 2.11 – Filtro do filtro passa-baixa de Butterworth.

**Resposta de Chebyshev.** A função quadrática que descreve esta resposta é dada por:

$$|S_{21}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 T_n^2(\Omega)} \quad (2.20)$$

em que a constante de oscilação  $\varepsilon$  é relacionada a oscilação na banda passante  $L_{Ar}$  em dB dado por:

$$\varepsilon = \sqrt{10^{\frac{L_{Ar}-1}{10}}} \quad (2.21)$$

e  $T_n(\Omega)$  é a função de Chebyshev de ordem  $n$ , dada por:

$$T_n(\Omega) = \begin{cases} \cos(n \cos^{-1} \Omega), & |\Omega| \leq 1 \\ \cosh(n \cosh^{-1} \Omega), & |\Omega| \geq 1 \end{cases} \quad (2.22)$$

A fórmula da função de transferência é dada por

$$S_{21}(p) = \frac{\prod_{i=1}^n [\eta^2 + \text{sen}^2(i\pi/n)]^{1/2}}{\prod_{i=1}^n (p + p_i)} \quad (2.23)$$

em que

$$p_i = j \cos[\text{sen}^{-1} j\eta + \frac{(2i-1)\pi}{2n}] \quad (2.24)$$

$$\eta = \text{senh}(\frac{1}{n} \text{senh}^{-1} \frac{1}{\epsilon}) \quad (2.25)$$

Similarmente ao caso anterior, todos os zeros de transmissão estão localizados no infinito. Assim, tanto o filtro de Butterworth quanto o de Chebyshev são referidos como filtros de todos pólos. Entretanto, as localizações destes pólos diferem de um para outro. A Figura 2.12 ilustra esse comportamento, considerando a resposta para um filtro passa-baixa.

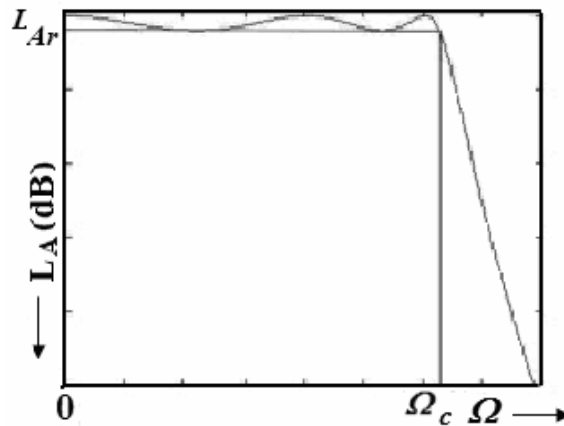


Figura 2.12 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta de Chebyshev.



**Resposta da função elíptica.** A função elíptica possui a seguinte função de transferência quadrática:

$$|S_{21}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 TF_n^2(\Omega)} \quad (2.26)$$

$$F_n(\Omega) = \begin{cases} M \frac{\prod_{i=1}^{n/2} (\Omega_i^2 - \Omega^2)}{\prod_{i=1}^{n/2} (\frac{\Omega_s^2}{\Omega_i^2} - \Omega^2)}, & \text{para } n \text{ par} \\ N \frac{\Omega \prod_{i=1}^{(n-1)/2} (\Omega_i^2 - \Omega^2)}{\prod_{i=1}^{(n-1)/2} (\frac{\Omega_s^2}{\Omega_i^2} - \Omega^2)}, & \text{para } n \geq 3 \text{ ímpar} \end{cases} \quad (2.27)$$

em que  $\Omega_i$  ( $0 < \Omega_i < 1$ ) e  $\Omega_s > 1$  representam algumas frequências críticas,  $M$  e  $N$  são constantes a serem definidas.  $F_n(\Omega)$  e oscilam entre  $\pm 1$  para  $|\Omega| \leq 1$  e  $|F_n(\Omega) = \pm 1| = 1$ .  $\Omega_s$  determina a frequência a partir de qual a banda rejeitada se inicia. A Figura 2.13 ilustra este comportamento. Pode-se observar a presença de oscilações na faixa de passagem e na faixa de rejeição, com uma queda abrupta na região de transição.

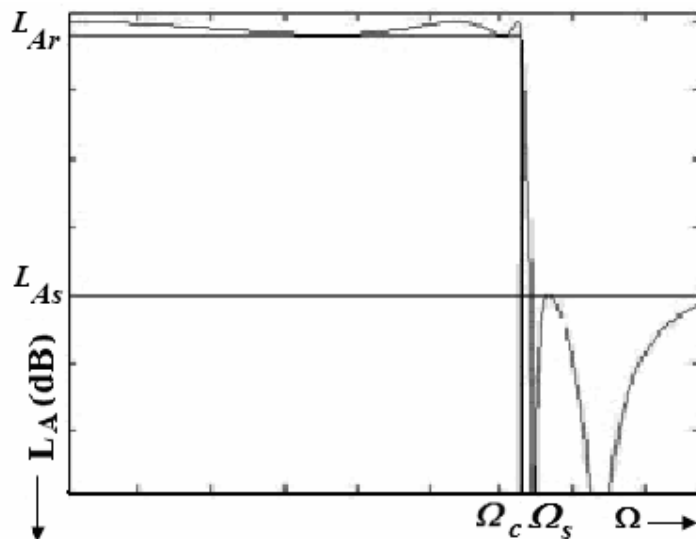


Figura 2.13 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta elíptica.

**Resposta quase-elíptica.** A função de transferência é dada por

$$|S_{21}(j\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 TF_n^2(\Omega)} \quad (2.28)$$

em que  $\Omega$  representa a frequência normalizada,  $\varepsilon$  é a constante de oscilação para uma determinada perda de retorno  $L_r$  dada em decibéis por

$$\varepsilon = \frac{1}{\sqrt{10^{-(L_r/10)} - 1}} \quad (2.29)$$

onde  $F_n(\Omega)$  é definido como

$$F_n(\Omega) = \cosh \left\{ (n-2) \cosh^{-1}(\Omega) + \cosh^{-1} \left( \frac{\Omega_s \Omega - 1}{\Omega_s - \Omega} \right) + \cosh^{-1} \left( \frac{\Omega_s \Omega + 1}{\Omega_s + \Omega} \right) \right\} \quad (2.30)$$

Em que  $\Omega = \pm \Omega_s$  ( $\Omega_s > 1$ ) são as frequências de localização dos pólos de atenuação do filtro. Se  $\Omega_s \rightarrow \infty$ , a função se torna semelhante à função de Chebyshev. A Figura 2.14 mostra uma resposta típica para esse tipo de filtro.

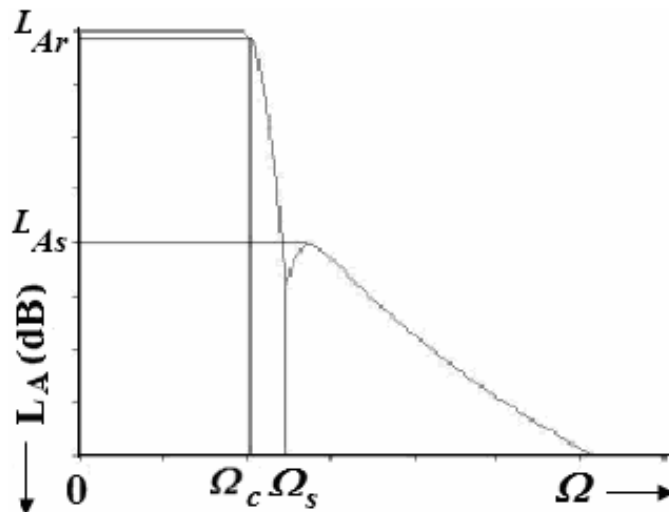


Figura 2.14 – Filtro do filtro passa-baixa com resposta quase-elíptica.

## 2.9 – TÉCNICAS ATUAIS PARA SÍNTESE DIRETA DE FILTROS

Nesta seção, apresentam-se algumas técnicas atuais para a síntese direta do projeto de filtros. O objetivo aqui é continuar o processo de extração de conhecimento especialista, que possa ser aplicado na definição das entradas estruturais do método evolucionário proposto. Os filtros são apresentados mostrando-se diversas formas de interligação de ressoadores. Para cada estrutura topológica apresentada são discutidas as vantagens e o comportamento dos zeros de transmissão, cujas localizações definem curvas de respostas desejadas. Outro aspecto importante discutido é a questão da modularidade, e de como ela pode ser tratada para se chegar ao projeto final de um circuito.

### 2.9.1 – Filtros com ressoadores com acoplamento direto e cruzado

**Circuito Ressorador como elemento de circuito.** Em baixa frequência, um circuito ressoador consiste em um indutor e um capacitor, conectados em série, Figura 2.15(a), ou em paralelo, Figura 2.15(b). Em condições ideais, o ressoador em paralelo apresenta uma impedância infinita na frequência de ressonância, e o ressoador em série apresenta uma impedância zero. Como elemento de acoplamento, pode-se decidir entre acoplamento indutivo e acoplamento capacitivo.

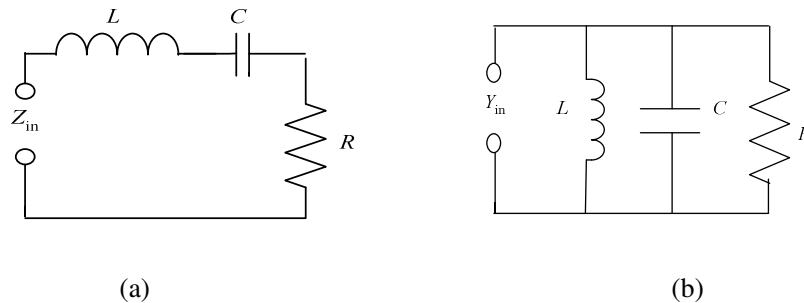


Figura 2.15 – Tipos de circuitos ressoadores: (a) indutor e capacitor conectados em série e (b) indutor e capacitor conectados em paralelo.

Filtros com ressoadores acoplados com resposta elíptica e pseudo-elíptica são importantes para separar componentes em canais presentes nos sistemas de comunicação modernos. As estruturas de filtragem destes sistemas são projetadas para prover queda abrupta após frequência de corte, respostas assimétricas, retardo de grupo equalizado. Todas estas características podem ser obtidas por filtros com zeros de transmissão finitos, no plano complexo.

O projeto de filtros com abordagem modular oferece as seguintes vantagens: a primeira se refere à sensibilidade do filtro que é menor, uma vez que cada seção controla somente um zero de transmissão. A segunda é que o filtro pode ser projetado inicialmente como uma seção simples que atua como desejado. Em seguida estruturas idênticas podem ser usadas para gerar os zeros de transmissão de cada lado da banda de passagem, sem qualquer alteração na estrutura de acoplamento.

Em (Yildirim *et al.*, 2002), apresenta-se uma técnica para o projeto de filtros cascadeados com ressoadores interligados por acoplamento cruzado, com a capacidade de cobrir projetos de filtros passa-banda. É uma extensão da técnica de projeto com ressoadores cascadeados por acoplamentos diretos. Segundo os autores, tem-se a vantagem de evitar as aproximações necessárias quando se usam as tradicionais transformações em frequências, tendo como referência os protótipos passa-baixa. Outra vantagem anunciada é a resposta em amplitude e fase que são ajustadas pela colocação dos zeros de transmissão de forma conveniente.

Os autores (Yildirim *et al.*, 2002) mostram que nos projetos de síntese com ressoadores com acoplamento direto não se conseguem estruturas que permitam a obtenção de extrema seletividade, atraso plano, e requisitos de miniaturização das aplicações modernas. Ponderam, ainda, que as restrições nas repostas em amplitude e fase exigem a colocação de zeros de transmissão em pontos que deixam os elementos de acoplamento impraticáveis, quando sintetizados na forma em cascata. No entanto, estes problemas deixariam de existir com a introdução de acoplamentos cruzados, entre ressoadores não-adjacentes.

A função de transferência do filtro pode ser obtida pela colocação de zeros de transmissão (TZ) em  $s = 0$ ,  $s = \infty$ , alguns zeros de transmissão finitos no eixo  $j\omega$  ( $s_i = \pm j\omega_i$ ), alguns do lado da banda de passagem-eixo  $\sigma_i$  ( $s_i = \pm\sigma_i$ ), e alguns no plano complexo ( $s_i = \pm\sigma_i \pm j\omega_i$ ), dependendo do comportamento esperado para o filtro.

A técnica clássica de síntese por cascadeamento extrai os zeros de transmissão um-a-um, cascadeando elementos do filtro. No entanto, quando se exigem filtros com uma ordem mais alta, ocorre uma série de problemas de precisão numérica que se acumulam após alguns passos, de forma que alguns valores de componentes tornam-se extremos, inviabilizando a síntese pretendida. Através da experiência, observou-se que a extração dos zeros através de grupos de ressoadores com acoplamento direto ou cruzado reduz tais

problemas de precisão. As topologias de acoplamento de circuitos ressoadores mostradas na Figura 2.16, para certos grupos de zeros de transmissão, podem ser classificadas em *doublets* (dois ressoadores acoplados indutivamente ou capacitivamente),  *triplets* (três ressoadores com acoplamento  $L$  ou  $C$ ), *quadruplets*, *quintuplets*, *septuplets*, respectivamente – dependendo do número de ressoadores envolvidos. Os filtros resultantes são denominados de cascata de  *triplets* (CT), Figura 2.16(a), cascata de *quadruplets* (CQ), Figura 2.16(b), cascata de *quadruplets* com acoplamento cruzado (GCQ), Figura 2.16(c) etc. De uma forma geral, estes filtros são denominados de cascatas de  $N$ -*tuplets*. Podem-se obter, também, filtros mistos, com cascatas CT-CQ-GCQ em qualquer ordem, colocando os pólos de modo a gerar respostas simétricas e assimétricas.

Seções de alta ordem podem ser obtidas por transformação. No entanto, os cálculos são exaustivos e neste caso outras técnicas são mais adequadas.

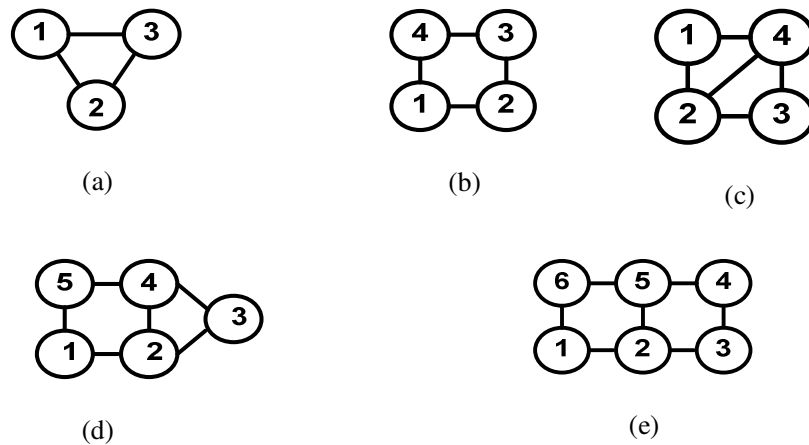


Figura 2.16 – Seções de acoplamento onde os círculos representam os ressoadores, os números dentro do círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos (a) Seção CT, (b) Seção CQ, (c) Seção GCQ, (d) Seção *Quintuplex* e (e) Seção *Septuplex*

**Filtros *Doublets*.** Os Filtros denominados *Doublets* apresentam cascadeamento de dois ressoadores, acoplados diretamente. Neste caso, obtêm-se os zeros de transmissão em  $s = 0$  e em  $s = \infty$ . A obtenção de zeros em  $s = 0$  depende da colocação de capacitores em série ou indutores em paralelo. Por sua vez, a obtenção de zeros de transmissão em  $s = \infty$  depende da colocação de elementos de circuito como indutores em série e capacitores em paralelo. A técnica é transformar elementos de circuito na forma de acoplamento de ressoadores, aplicando transformações de Norton nos elementos em série.

**Filtros Triplets.** Filtros com seções *Triplets* (CT) cascateadas são usados para colocar zeros de transmissão finitos na banda de rejeição inferior e superior, de maneira independente. Numa seção CT o acoplamento cruzado é responsável pela obtenção de resposta assimétrica. A colocação de zeros de transmissão em  $s = 0$  aumenta a seletividade do filtro próximo à banda de passagem e a colocação de zeros de transmissão em  $s = \infty$  fornece uma resposta de fase linear para filtros passa-baixa.

A Figura 2.17 mostra as extrações clássicas na forma de uma seção de Brune ou de Darlington-C. A transformação de Norton para uma forma de acoplamento entre ressoadores faz surgir um circuito LC em paralelo na posição de acoplamento, o que não é desejável. Isto pode ser resolvido colocando-se um acoplamento  $L$  ou  $C$  e, introduzindo um acoplamento entre ressoadores não-adjacentes.

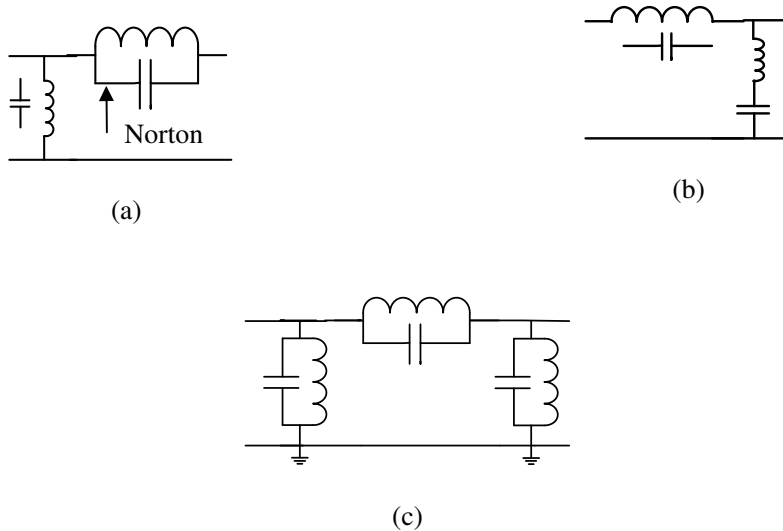


Figura 2.17 – Transformações: (a) seção Brune (b) seção Darlington-C e (c) resultado da transformação.

A Figura 2.17 mostra uma forma de extração de uma seção CT partindo-se de uma extração clássica. Após a aplicação da transformação Norton nos elementos em série, tem-se, conforme Figura 2.18:

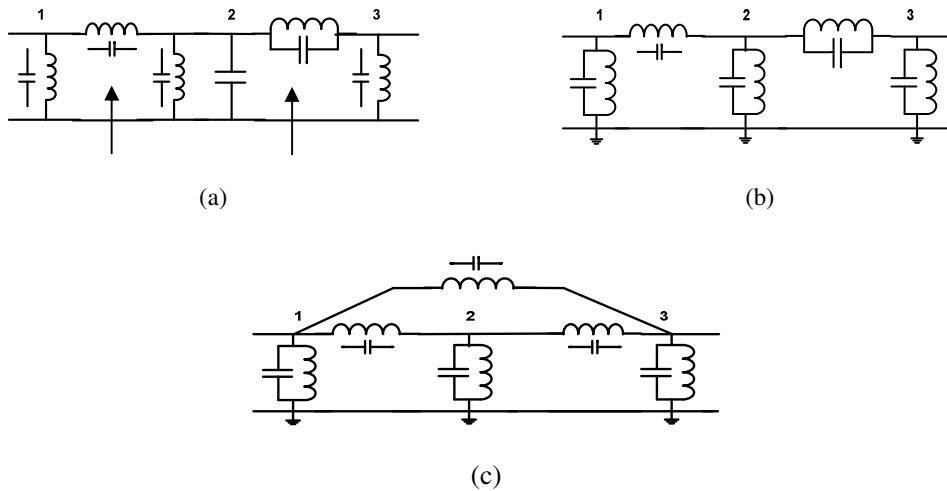


Figura 2.18 – Extração dos Zeros de transmissão (ZT) para realização de uma seção CT: (a) 1 ZT em  $s = 0$  e 3 ZTs em  $s = \infty$  ou 3 ZTs em  $s = 0$  e 1 ZT em  $s = \infty$  e 1 ZT em  $s_i = \pm j\omega_i$  ou  $s_i = \pm \sigma$  (b) Resultado da transformação de Norton aplicada em (a) e (c) seção CT equivalente.

Para fins de ilustração uma matriz de transformações de uma seção CT é apresentada (Yildirim et al., 2001). Uma seção CT possui grau seis. Dois graus irão prover os zeros finitos e os 4 restantes formam os zeros de transmissão ( $s = 0$  e  $s = \infty$ ). Estes 4 graus podem ser compartilhados entre os zeros de transmissão em  $f = 0$  e  $f = \infty$ .

Se a configuração der origem a 1 zero em  $s = 0$  e 3 zeros em  $s = \infty$ , diz-se o circuito tem um indutor em série entre os nós 1 e 2 e é denominado protótipo indutivo. Se a configuração der origem a 3 zeros em  $s = 0$  e 1 zero em  $s = \infty$ , o circuito tem um capacitor em série entre os nós 1 e 2 e é denominado protótipo capacitivo. Estes dois protótipos, bem como a conversão para a forma de ressoadores com acoplamento direto podem ser obtidos, fazendo-se operações na matriz dada a seguir:

$$\begin{bmatrix} y_{11} & -y_{12} & 0 \\ -y_{12} & y_{22} & -y_{23} \\ 0 & -y_{23} & y_{33} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

em que

$$Y_{ij} = sC_{ij} + \frac{1}{sL_{ij}} \text{ em que } i, j = 1, 2, 3 \text{ e } i \neq j \quad (2.32)$$

$$Y_{ii} = sC_i + \frac{1}{sL_i} + y_{i(i+1)} + y_{i(i-1)}$$

Para se eliminarem  $L_{23}$  e  $C_{23}$  e introduzir um acoplamento entre os nós 1 e 3, a linha 2 é multiplicada por  $m$  e adicionada com a linha 3 e então a coluna 2 é multiplicada por  $m$  e adicionada a coluna 3. A matriz após as transformações nas linhas e colunas é dada por

$$\begin{bmatrix} y_{11} & -y_{12} & my_{12} \\ -y_{12} & y_{22} & -y_{23} + my_{22} \\ -my_{12} & -y_{23} + my_{22} & y_{33} - 2my_{23} + m^2 y_{22} \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Uma escolha apropriada de  $m$  resulta em acoplamentos simples por um indutor ou por um capacitor entre os nós 2 e 3 e, um acoplamento tipo ponte entre os nós 1 e 3. O elemento que faz o acoplamento cruzado entre os nós 1 e 3 é do mesmo tipo que o elemento de acoplamento entre os nós 1 e 2. Pode ser um indutor ou um capacitor. O tipo de elemento de acoplamento entre os nós 2 e 3 define o zero de transmissão com relação a banda de passagem. Um zero na banda rejeitada superior é o resultado de um acoplamento indutivo, enquanto que um zero na banda rejeitada inferior é resultado de um acoplamento capacitivo.

**Filtros *Quadruplets*.** Filtros com seções *Quadruplets* (CQ) cascadeadas são usados para colocar zeros de transmissão finitos nos dois lados da banda de passagem, de forma simétrica.

Filtros com seções CQ generalizadas, denominadas GCQ, (contendo um acoplamento na diagonal) são usados para colocar zeros de transmissão finitos nos dois lados da banda de passagem, de forma assimétrica. Seções CQ podem ser cascadeadas para criar um zero de transmissão finito em um dos lados evitando-se as seções CQ com acoplamento na diagonal e seções CT. As transformações são ilustradas nas Figuras 2.19 e 2.20.



**Seções *Quintuplex*.** Arbitrariamente seções CT, CQ e GCQ podem ser cascateadas para formar diversas topologias para se obterem diferentes características de filtros, evitando-se as dificuldades dos filtros de acoplamentos cruzados canônicos (filtros com entrada-saída de um mesmo lado, tendo diversos acoplamentos cruzados na diagonal). A Figura 2.21 mostra duas possíveis configurações de filtros passa-banda com respostas assimétricas, as topologias são apresentadas em (Yildirim et al., 2002).

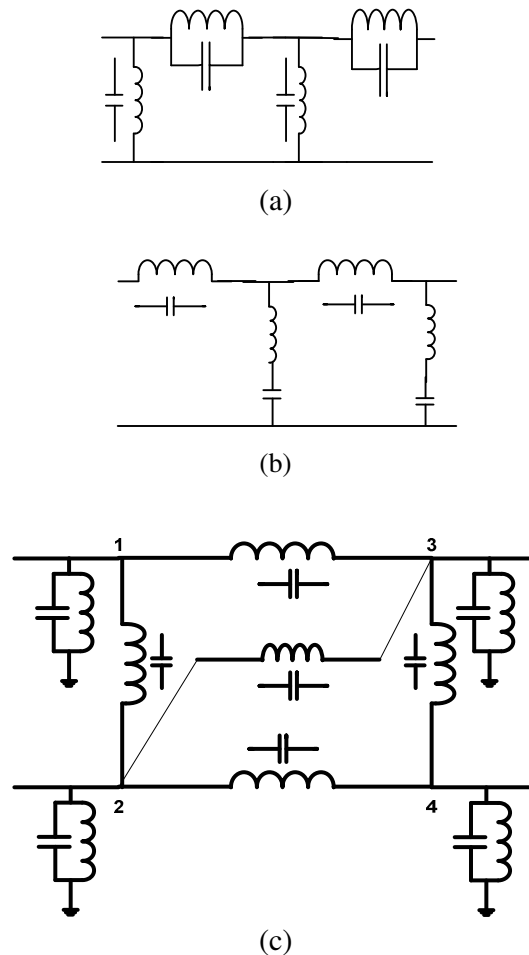


Figura 2.19 – Transformações: um par de zeros de transmissão (nos eixos correspondentes à  $j\omega$  e à  $\sigma$ ) podem ser realizados de maneira clássica, como cascatas de (a) seções Brune ou (b) Darlington-C. ou (c) Seção com *quadruplet*, com acoplamento cruzado.

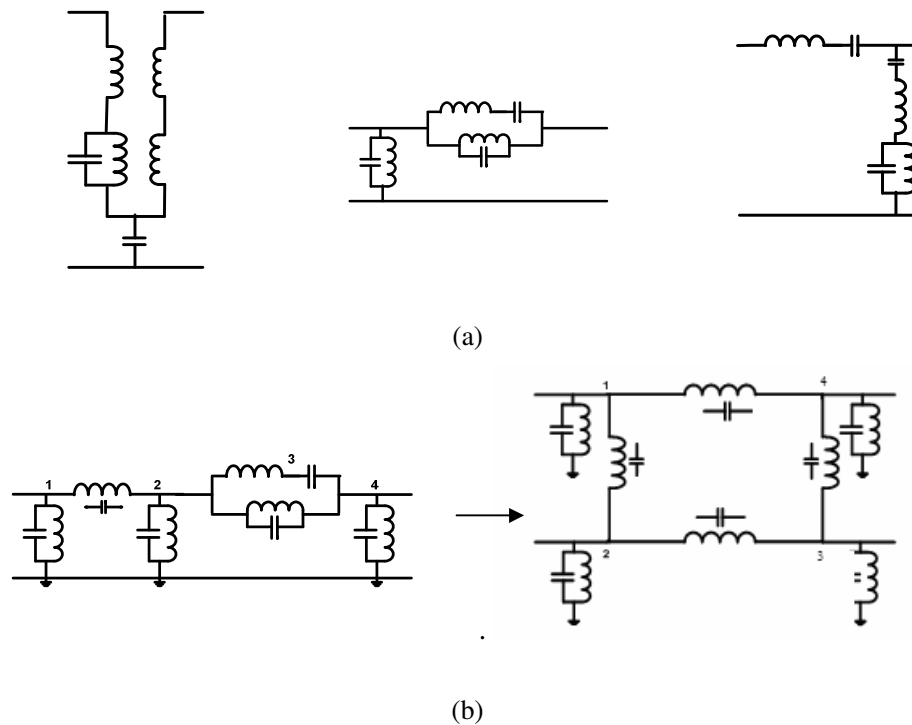


Figura 2.20 – Transformações: (a) Extração de um zero de transmissão com uma seção Darlington-C e (b) Realização sugerida para um *quadruplet* com acoplamento cruzado.

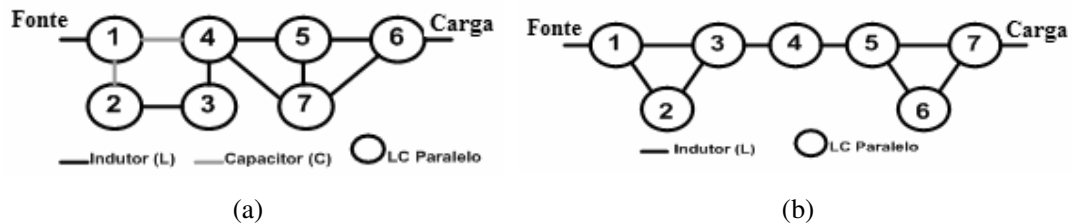


Figura 2.21 – Filtros com estruturas mistas. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos.

### 2.9.2 – Novos esquemas de acoplamento para o projeto de filtros de alta ordem

Em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2002) mostra-se que filtros de alta ordem podem ser obtidos de seções de baixa ordem, que são conectadas em paralelo entre a fonte e a carga, ocorrendo uma superposição de resposta das seções de baixa ordem. Esta propriedade permite o projeto de filtros modulares, focalizando as seções separadamente. Desta forma, cada seção pode ser projetada e refinada separadamente e então interconectadas entre as portas de interface.

Por outro lado, alguns esquemas de acoplamento permitem a alteração dos zeros de transmissão de um lado da banda para outro, simplesmente pela alteração da frequência de ressonância sem necessidade de alteração nos esquemas de acoplamento.

Examinando as técnicas de síntese de filtros elípticos e pseudo-elípticos, pode-se observar que elas são versões que introduzem alguma perturbação na solução Chebyshev (filtro todo pólos), considerando mesma ordem, mesma largura de banda, frequência central e nível de oscilação. Tal perturbação toma a forma de acoplamentos cruzados e ausência de alguns acoplamentos diretos, que trazem os zeros de transmissão do infinito para posições finitas no plano complexo.

Podem-se fazer acoplamentos da fonte e da carga para mais de um ressoador, o que gera mais de um caminho para o sinal, neste caso, estabelecido entre a fonte e a carga, conforme mostra a Figura 2.22.

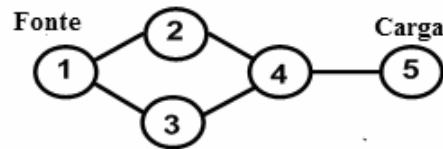


Figura 2.22 – Topologia 1 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos.

Outra possibilidade é estabelecer mais de um caminho para o sinal, entre ressoadores internos, conforme mostra a Figura 2.23.

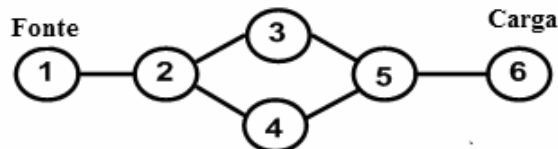


Figura 2.23 – Topologia 2 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos.

Ou ainda, fazer a paralelização dos ressoadores, sem que eles se interconectem. E finalmente, pode-se fazer um projeto misto, com paralelizações e acoplamento entre ressoadores pertencentes a seções que estão em paralelo. Ver Figura 2.24.

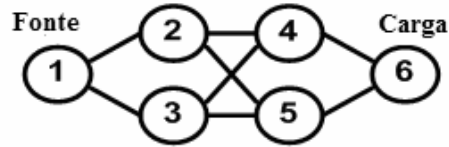


Figura 2.24 – Topologia 3 para filtros de alta ordem. Legenda: os círculos representam os ressoadores, os números dentro dos círculos representam os nós e as linhas representam os acoplamentos.

Para se obterem estas configurações, o projeto pode ser desenvolvido em fases:

**Passo 1:** Seleciona-se o esquema de acoplamento (estrutura topológica) para gerar o número de zeros de transmissão finitos – o número de zeros pode ser obtido através de algoritmos adequados, por exemplo, o algoritmo dado em (Amari, S., 2000). Deve-se observar que a escolha da topologia deve levar em conta as limitações tecnológicas para implementação do filtro.

**Passo 2:** Determinam-se os coeficientes de acoplamento, independentemente da frequência

**Passo 3:** Determinam-se as alterações em frequência dos ressoadores, tal que a resposta da estrutura seja idêntica a de um filtro elíptico ou pseudo-elíptico.

**Passo 4:** Faz-se um procedimento de otimização por gradiente na matriz de acoplamentos.

O projeto deste tipo de filtro requer conhecimento especialista de muitos projetistas para que novas seqüências de transformações sejam utilizadas e não somente aquelas conhecidas. Outro ponto importante é que o modelo analítico utiliza-se de rotações que dão soluções exatas. Contudo soluções aproximadas e válidas podem ser encontradas onde soluções exatas não existem.

### 2.9.3 — Novos projetos de filtros rejeita-faixa

Os métodos apresentados anteriormente enfocam a síntese de filtros passa-banda com ressoadores acoplados. Em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004) algumas questões são levantadas, com relação ao projeto de filtros rejeita-faixa.

As seguintes perguntas são feitas: os mesmos esquemas de acoplamento utilizados em filtros passa-faixa poderiam ser usados em filtros rejeita faixa? Os mesmos esquemas de acoplamento poderiam ser utilizados tanto para filtros elípticos quanto para os pseudo-elípticos? Os mesmos esquemas de acoplamento poderiam ser usados para o projeto de um filtro rejeita-faixa todo pólos? As respostas destas perguntas levaram à conclusão de que os filtros rejeita-faixa podem ser projetados utilizando o mesmo repertório de esquemas de acoplamento passa-faixa. Isto é bastante adequado, uma vez que para a metodologia evolucionária proposta se deseja um conjunto mínimo de regras de interligações de estruturas.

No caso do filtro com  $N$  zeros de transmissão finitos, a diferença entre as respostas de uma passa-faixa e de um rejeita-faixa é puramente qualitativa. Uma resposta pode ser levada à outra simplesmente alterando-se as posições dos zeros de transmissão. As especificações dos coeficientes de transmissão de um passa-faixa passa ser as especificações dos coeficientes de reflexão de rejeita-faixa. Pode-se usar para projetos de filtros rejeita-faixa de alta ordem o cascadeamento de seções de baixa ordem, da mesma forma utilizada para projetos de filtros de passa-faixa.

Os autores apresentam uma síntese com  $N$ -ressoadores, utilizando esquemas de acoplamento com base em inversores de admitância. Pode-se implementar a síntese através de  $N$ -ressoadores em paralelo entre a fonte e a carga, mostrado na Figura 2.25, ou ainda, através de um esquema de acoplamentos cruzados mostrado na Figura 2.26.

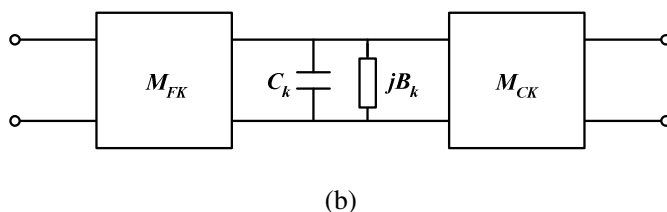
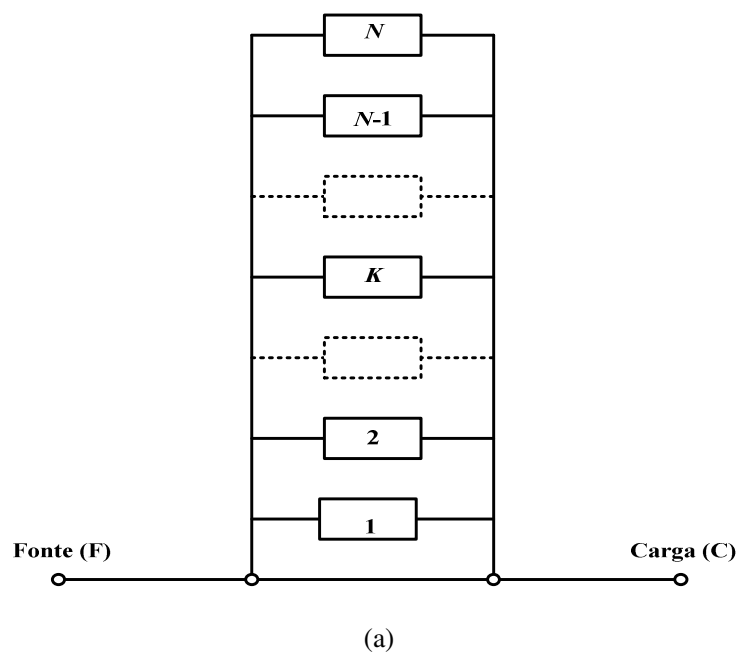


Figura 2.25 – Topologia –  $N$ -Ressoadores acoplados em paralelo entre a fonte e a carga. (a) Estrutura Geral (b) modelo do Ressorador.

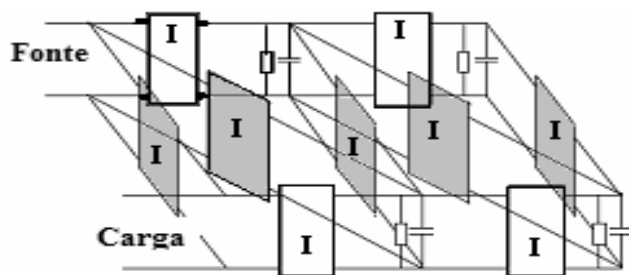


Figura 2.26 – Topologia com acoplamentos cruzados.

Um aspecto importante que deve ser mencionado é a possibilidade de se explorar um mesmo repertório de acoplamentos entre estruturas básicas para se obterem diferentes classes de filtros.

## **2.10 – TOPOLOGIAS DOS CIRCUITOS EM APLICAÇÕES ATUAIS**

Apresentam-se na seqüência resumos de algumas topologias encontradas em aplicações atuais. Os detalhes podem ser encontrados nas referências indicadas. De forma geral, as topologias apresentadas nesta seção mostram formas de interligações de circuitos ressoadores e não-ressoadores, entre a fonte e a carga, que podem conduzir a diferentes soluções para se obterem as características desejadas nas aplicações atuais.

### **2.10.1 – Filtro passa faixa do tipo UWB (*Ultrawideband*)**

São filtros compactos, em que as topologias incluem componentes tais como anéis ou discos de ressoadores, que são acoplados a cada outro ou para o resto do circuito através de parâmetros distribuídos ou acopladores (Chen, C.-Y, Hsu, C-Y, Lin, S-F., 2006). Eles são utilizados em aplicações de tecnologia de ultra banda larga (UWB), em comunicações móveis. Técnicas para projetos de filtros com estas características podem ser encontradas em (Hitoshi, I., Kiyomichi, A., 2004; Cai et al., 2005; Wong et al., 2005; Kikkert, C. J, 2005; Zhu, L, Sun, S., Menzel, 2005; Chen et al., 2006; Lenoir et al., 2006; Qu, Xinan, Zhong , Shun-Shi, Liu, Jie, 2007).

### **2.10.2 – Projeto de Filtros Elípticos Modulares**

São filtros elípticos de alta ordem obtidos por cascadeamento de “blocos construtores” do tipo *singlet*, como mostrado na Figura 2.27 (a), onde aparecem os nós ressonantes e os nós não-ressonantes (NRMN). A Figura 2.27 (c)-(d) ilustra algumas topologias possíveis para estes filtros. Esta técnica está descrita em (Amari, S., Rosenberg, U., 2004a).

### **2.10.3 – Filtros de Microondas com topologia do tipo “*Box section*”**

Cada seção do tipo “*box section*” é capaz de gerar um zero de transmissão. As topologias obtidas com estes blocos construtores possuem a vantagem de não apresentarem

acoplamentos cruzados entre ressoadores. As implementações são compactas. A Figura 2.28 mostra algumas das topologias possíveis, utilizando estas estruturas. O artigo (Cameron, R.J., Faugere, J.C., Seyfert, F., 2005) discute filtros de microondas com configurações do tipo “*box section*”.

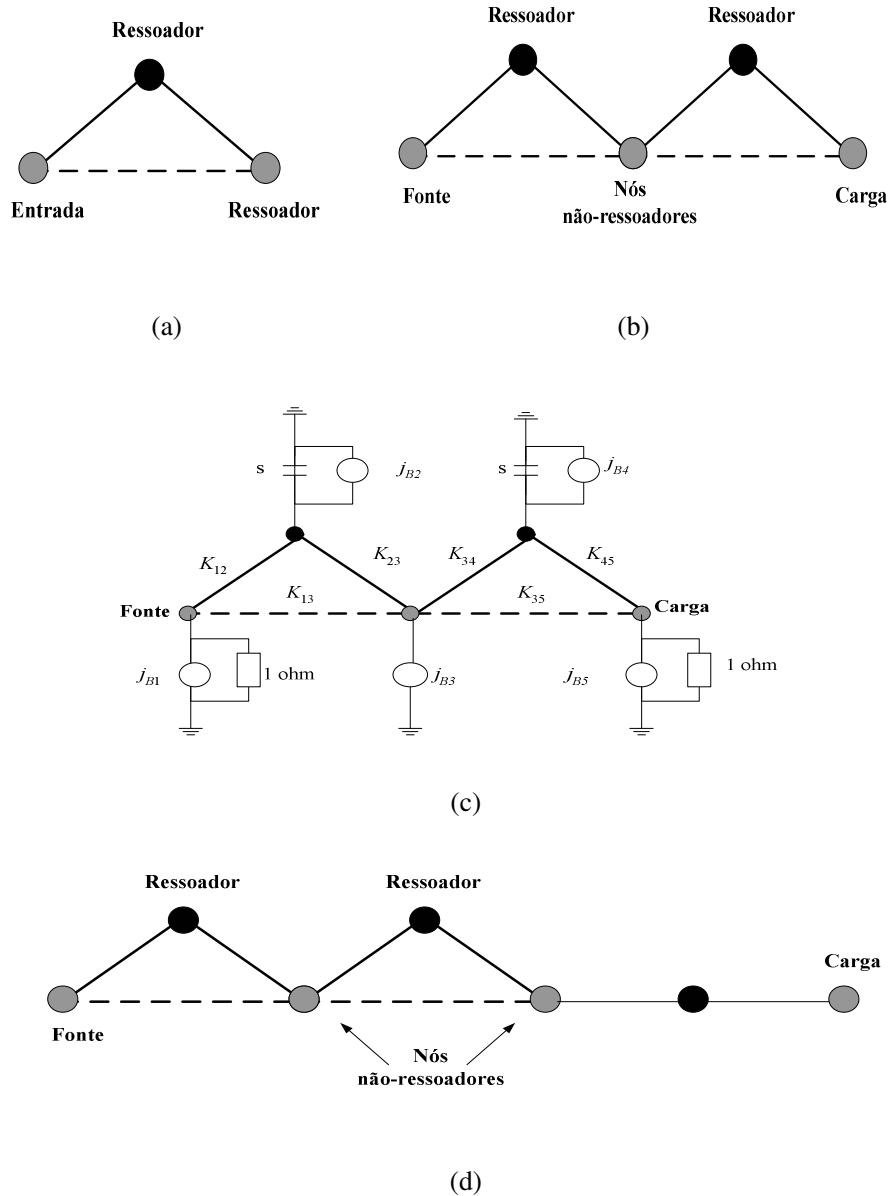
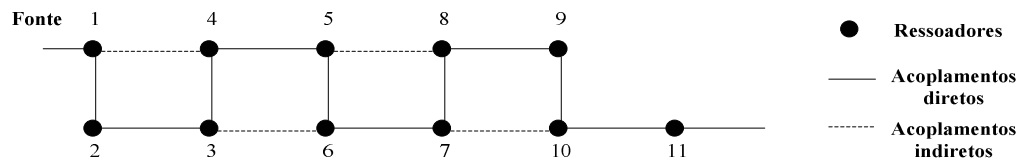
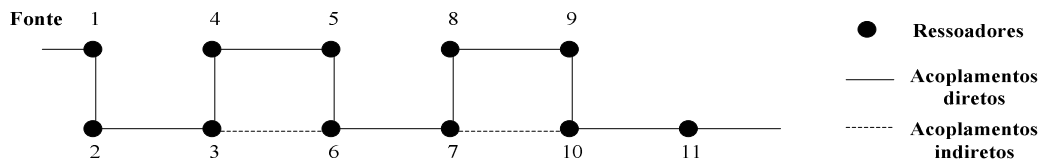


Figura 2.27 – Topologias com nós ressoadores e não-ressoadores: (a) esquema de acoplamento de uma seção *singlet*. Modelos de redes não-ressonantes com uma cascata de dois *singlets*, (b) esquema de roteamento e acoplamento rede passa-baixa equivalente, (c) circuito passa-baixa equivalente e (d) modelo de um filtro de terceira ordem com nós não-ressonantes.

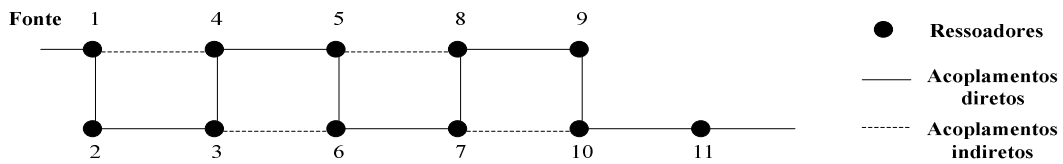




(a)



(b)



(c)

Figura 2.28 – Diagramas de acoplamento e roteamento para redes usando “*Box Section*” – alguns exemplos de configurações possíveis.

#### 2.10.4 – Filtros com redes de acoplamento cruzado com ressoadores de alta ordem

Estes filtros apresentam os nós ressoadores de alta e baixa ordem para faixas largas. Em (Mokhtaari, M., Bornemman, J, Amari, S., 2005) apresentam-se filtros passa-faixa utilizados em aplicações em banda larga. A Figura 2.29 mostra algumas configurações para esses filtros.

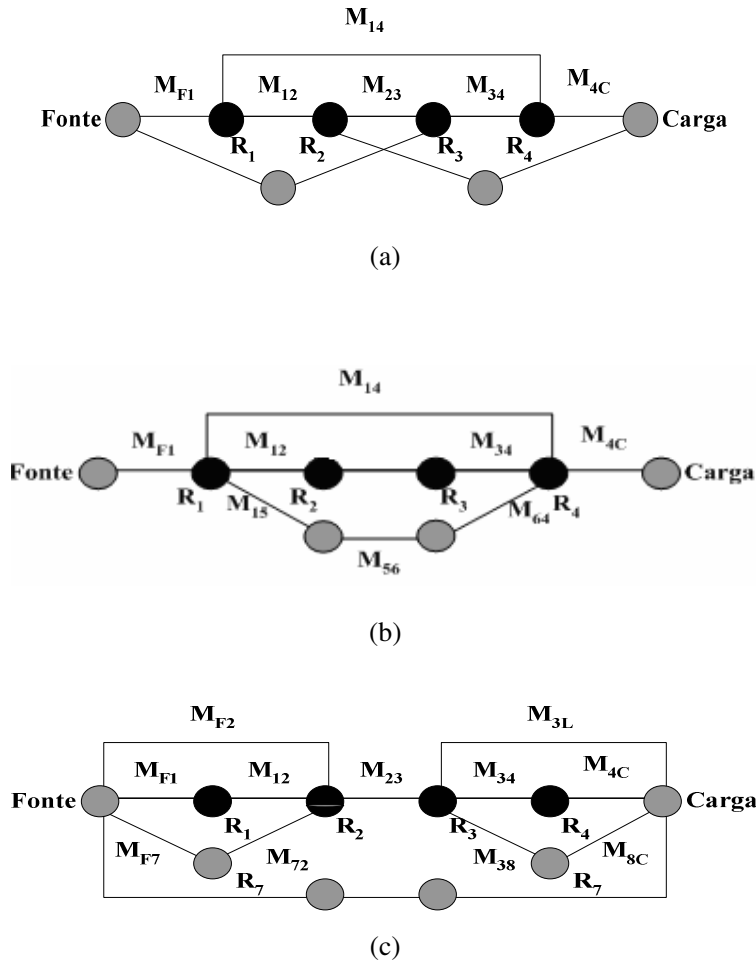
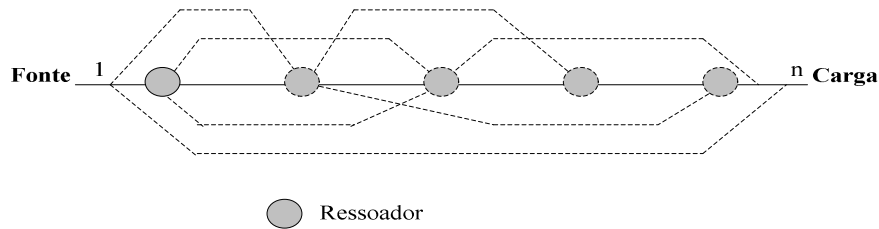


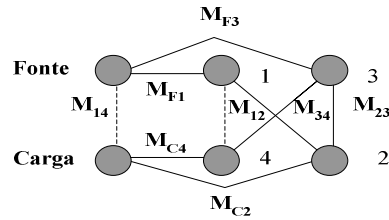
Figura 2.29 – Filtros com nós ressoadores de alta/baixa ordem (a) *quadruplet* com dois ressoadores de alta ordem, (b) filtro *quadruplet* modo dual quatro pólos e (c) filtro modo dual quatro pólos com acoplamento do tipo *bypass*.

### 2.10.5 – Filtros ressoadores com acoplamento multiressoadores/ carga e fonte

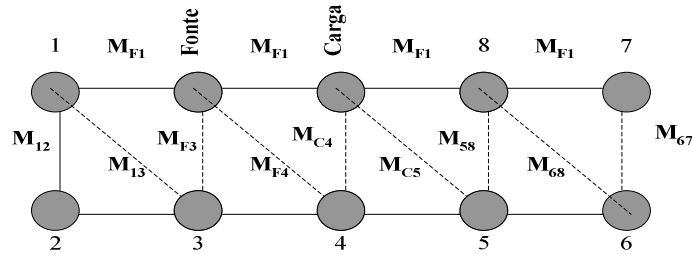
Alguns projetos de filtros exigem soluções que podem ser obtidas explorando acoplamentos entre os ressoadores, diferentemente do que se faz em projetos tradicionais. Os acoplamentos se dão de tal maneira que mais de um caminho se forme entre a fonte e a carga. Admite-se então que um ressoador esteja acoplado a mais de um outro ressoador. A Figura 2.30 mostra o esquema geral de uma rede de acoplamento.



(a)



(b)



(c)

Figura 2.30 – Diagramas de acoplamento de redes que representam filtros  $N$ -acoplados: (a) rede  $N$ -acoplada, (b) exemplo 1 e (c) exemplo 2.

## 2.11 – CONCLUSÕES PARCIAIS

As aplicações atuais exigem características difíceis de serem obtidas de forma satisfatória por métodos rigorosos. Trabalhos recentes (Cameron, R.J., Faugere, J.C., Seyfert, F., 2005; Jun et al., 2005; Wong et al., 2005; Uhm, M., Lee, J., Yom, I., Kim, J., 2006; Lenoir et al., 2006; Zhang, H., 2007) apresentam projetos de filtros para atender aos requisitos destas aplicações. Em todos esses métodos os autores procuram resolver problemas para algumas classes de filtros – os filtros de faixa-larga, por exemplo. Os métodos buscam superar as dificuldades inerentes ao projeto, mas não é uma tarefa fácil.

De forma geral, tem havido um interesse crescente pelo uso de técnicas de otimização (Antoniou, A., Lu, Wu-Sheng, 2007). Neste caso, o ideal é começar o projeto com uma

topologia tão próxima quanto possível do resultado desejado, ou seja, se faz necessário um grande conhecimento especialista para o desenvolvimento de boas teorias de aproximação. Em muitos casos, prefere-se a combinação de uma boa aproximação, seguida de otimização, à síntese exata, pelo fato de esta última, principalmente em situações complexas (filtros de alta ordem, multi-faixas), nem sempre estar prontamente disponível, exigindo um altíssimo conhecimento especialista, muitas vezes resultando em soluções não realizáveis.

Ao abordar nesse capítulo as diferentes técnicas, mesmo que de forma superficial, pôde-se observar, de forma geral, que elas exigem um grande conhecimento especialista por parte do projetista. Como foi colocado na introdução do primeiro capítulo, para se otimizarem os vários processos dos circuitos atuais já não se dispõe de métodos exatos, sendo necessárias muitas considerações nas diversas fases, para as quais buscam-se soluções aproximadas. Desta forma a proposição de métodos não-convencionais, que se apóiem em novos paradigmas de projeto, e que usem a capacidade de processamento dos computadores atuais é uma contribuição à área.

Relembrando, tinha-se como objetivo inicial conhecer algumas técnicas atuais de projeto, de tal forma que fosse possível reunir as suas principais características. Pôde-se constatar que:

- Essas técnicas admitem soluções aproximadas, que podem ser implementadas com resultados satisfatórios,
- Com a necessidade de miniaturização, as topologias devem ser relativamente simples, para que possam ser efetivamente construídas,
- A modularidade pode ser uma forma eficiente de se controlar o comportamento desejado do circuito,
- Um repertório de topologias básicas de sub-circuitos pode ser utilizado para diferentes tipos de filtros, cuja caracterização final depende das especificações de comportamento.
- As diversas interligações entre os sub-circuitos podem ser utilizadas para se obterem os zeros de transmissão em locais desejados, com o intuito de se atender às especificações.

Nos últimos anos as metodologias evolucionárias ganharam espaço nos projetos de circuitos analógicos, por permitirem uma maior flexibilidade, do que aquela existente nos métodos tradicionais, com um maior grau de generalização na cobertura dos problemas. De forma geral uma característica importante nos algoritmos evolucionários é sua capacidade de hibridização. Sendo assim, um problema complexo, como é o projeto de filtros de RF/microondas, pode ser decomposto em sub-problemas, aplicando-se uma solução mais adequada a cada um. Pode-se ainda agregar ao método conhecimento especialista, o que é bastante interessante. Neste caso, optou-se por transformar este conhecimento em um repertório de blocos construtores de circuitos e regras de projeto.

No próximo capítulo, apresenta-se a otimização de filtros RF/microondas, enfocando as metodologias evolucionárias. São discutidos os fundamentos teóricos para a proposição de um método evolucionário híbrido que aceite entradas inteligentes, definidas a partir das peculiaridades das técnicas de síntese, disponíveis na literatura e apresentadas ao longo do capítulo. Espera-se disponibilizar esse conhecimento em um banco de dados que contenha sub-circuitos básicos e regras para a introdução de restrições topológicas moderadas.

### 3 – OTIMIZAÇÃO DE FILTROS DE RF/MICROONDAS

Inicialmente, pretende-se nesse capítulo, a apresentação de uma abordagem geral sobre a formulação de um problema de otimização, seguida da apresentação da computação evolucionária. O principal objetivo é a discussão da aplicação de métodos de otimização probabilísticos à síntese de filtros de RF/microondas. Ao final desse capítulo, pretende-se ter todos os elementos teóricos necessários para a proposição de um método evolucionário.

#### 3.1 – VISÃO GERAL DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Os problemas de otimização são problemas de maximização ou minimização de uma função de uma ou mais variáveis num determinado domínio, sendo que, geralmente, existe um conjunto de restrições nas variáveis. Os algoritmos usados para a solução de um problema de otimização podem ser, basicamente, determinísticos ou probabilísticos.

Para melhor entendimento dos algoritmos de otimização, faz-se necessário o conhecimento de alguns conceitos e definições utilizados na literatura (Bastos, E. A., 2004). A seguir são listados alguns termos usualmente relacionados a um problema de otimização qualquer.

- **Variáveis de decisão:** São aquelas que se alteram durante o processo de otimização, podendo ser contínuas (reais), inteiras ou discretas.
- **Restrições:** São funções de igualdade ou desigualdade sobre as variáveis de decisão que descrevem situações de projeto consideradas não-desejáveis.
- **Espaço de busca:** É o conjunto, espaço ou região que compreende as soluções possíveis ou viáveis sobre as variáveis de decisão do problema a ser otimizado, sendo delimitado pelas funções de restrição.
- **Função-objetivo:** É a função de uma ou mais variáveis de decisão que se quer otimizar, minimizando-a ou maximizando-a.
- **Ponto ótimo:** É o ponto formado por valores das variáveis de decisão que maximizam (minimizam) a função-objetivo e satisfazem as restrições.
- **Valor ótimo:** É o valor da função objetivo no ponto ótimo.

A função-objetivo e as funções de restrição podem ser lineares ou não-lineares em relação às variáveis de decisão e, por esta razão, os métodos de otimização podem ser, também, lineares ou não-lineares, respectivamente.

Os métodos de otimização baseados nos algoritmos determinísticos – maioria dos métodos clássicos – geram uma seqüência determinística de possíveis soluções. Na maioria das vezes, requerem o uso de pelo menos a primeira derivada da função-objetivo em relação às variáveis de decisão.

Os métodos determinísticos apresentam teoremas que lhes garantem a convergência para uma solução ótima, que não é necessariamente a solução ótima global. Como nesses métodos a solução encontrada é extremamente dependente do ponto de partida fornecido, pode-se convergir para um ótimo local, o que não é desejável. Assim, não possuem bom desempenho quando aplicados à otimização de funções multimodais, isto é, funções que possuem vários ótimos locais.

Os métodos de otimização baseados nos algoritmos probabilísticos usam somente a avaliação da função-objetivo, e introduzem no processo de otimização dados e parâmetros estocásticos. São listadas a seguir algumas vantagens dos algoritmos probabilísticos em relação aos algoritmos determinísticos (Bastos, E.A., 2004):

- a função-objetivo e as restrições não precisam necessariamente ter uma representação matemática;
- não requerem que a função-objetivo seja contínua ou diferenciável;
- trabalham adequadamente, tanto com parâmetros contínuos quanto com discretos, ou ainda com uma combinação deles;
- não necessitam de formulações complexas ou reformulações para o problema;
- não há restrição alguma quanto ao ponto de partida dentro do espaço de busca da solução;
- realizam buscas simultâneas no espaço de possíveis soluções através de uma população de indivíduos;
- otimizam um grande número de variáveis, desde que a avaliação da função-objetivo não tenha um custo computacional demasiadamente alto. A maior desvantagem em relação aos métodos clássicos é o tempo de processamento.

Um problema de otimização multi-objetivo (MOOP), do inglês *Multi-objective Optimization Problem*, trabalha com mais de uma função-objetivo. O Enunciado geral para um MOOP é o seguinte (Deb, k., 2001):

Minimize (ou maximize)

$$\mathbf{Z} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_M(\mathbf{x}))^T \quad (3.1)$$

Sujeita a: (3.2)

$$g_j(\mathbf{x}) \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J;$$

$$h_k(\mathbf{x}) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad (3.3)$$

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3.4)$$

em que  $x$  é o vetor de  $n$  variáveis de decisão  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ . Os valores  $x_i^{(L)}$  e  $x_i^{(U)}$  representam os valores máximos e mínimos para a variável  $x_i$ . Estes limites definem o espaço de variáveis de decisão ou espaço de decisão  $D$ . O vetor  $x$  representará, também, uma solução.

Uma solução factível  $x$  é aquela que satisfaz as  $J + K$  funções de restrições (3.2) e (3.3) os limites dados em (3.4). A região factível ou espaço de busca  $S$  é o conjunto formado pelas soluções factíveis.

Cada uma das  $M$  funções objetivo  $f_m(\mathbf{x})$ , em que  $m = 1, 2, \dots, M$  pode ser maximizada ou minimizada. No entanto, na prática, faz-se a conversão para todas, ou serem maximizadas, ou serem minimizadas. O vetor de funções-objetivo  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  define um espaço multi-dimensional chamado espaço de objetivos  $Z$ . Então para cada solução  $\mathbf{x}$  no espaço de decisão, existe um  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  no espaço de objetivos. O mapeamento ocorre entre um vetor  $\mathbf{x}$  ( $n$ -dimensional) e um vetor  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  ( $M$ -dimensional). Se cada elemento  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  são vetores de números reais, então  $\mathbf{f}(\mathbf{x}): R^n \rightarrow R^M$ , por exemplo.

Um número grande de algoritmos evolucionários multi-objetivo têm sido propostos, (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002; Coello, C. A. C.; Veldhuizen, D. A. V. e Lamont, G. B., 2002). Basicamente, esses algoritmos convertem um algoritmo evolucionário simples em um algoritmo multi-objetivo, associando uma medida de aptidão aos membros da população após a classificação das soluções segundo critérios de não-dominância, e preservando a diversidade das soluções mesmo dentro da frente não-dominada.



**Definição de dominância de Pareto:** Dados dois vetores de decisão  $\mathbf{x}^{(1)}$  e  $\mathbf{x}^{(2)}$  dizemos que  $\mathbf{x}^{(1)} = (x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)})$  domina  $\mathbf{x}^{(2)} = (x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \dots, x_n^{(2)})$  se e somente se  $f(\mathbf{x}^{(1)})$  é parcialmente menor que  $f(\mathbf{x}^{(2)})$ , isto é, se e somente se  $f_i(\mathbf{x}^{(1)}) \leq f_i(\mathbf{x}^{(2)})$  para todo  $i = 1, 2, \dots, m$  e  $\exists i \in \{1, 2, \dots, m\}$ , em que  $m$  representa o total de objetivos, tal que  $f_i(\mathbf{x}^{(1)}) < f_i(\mathbf{x}^{(2)})$ .

Neste contexto, tem-se um outro conceito importante, que é o conceito de cobertura.

**Cobertura.** Tem-se então que  $\mathbf{x}^{(1)}$  cobre  $\mathbf{x}^{(2)}$ , se  $\mathbf{x}^{(1)}$  domina  $\mathbf{x}^{(2)}$  ou se  $f(\mathbf{x}^{(1)}) = f(\mathbf{x}^{(2)})$ .

Desta forma, têm-se as seguintes frentes:

- a frente de Pareto, formada pelos pontos que são os pontos não dominados dentro de um conjunto de pontos localizado no espaço de decisão  $X$  ;
- a frente de Pareto-ótima, que é formada pelos pontos não dominados dentro de todo o espaço de decisão  $X$  .

A maioria dos problemas de otimização no mundo real, inclusive problemas de projetos de circuitos, envolve múltiplos critérios que são tipicamente conflitantes e incomensuráveis. Quando o problema é tratado como multi-dimensional, ao invés de escalar, torna-se possível ponderar todos os critérios ao longo do processo de otimização, de forma que a seleção de soluções adequadas seja realizada *a posteriori*. Quando a teoria de Pareto é considerada, não existem preferências explicitadas *a priori*, invertendo-se, assim, a perspectiva. Nesse caso, o objetivo do processo de otimização é aproximar as infinitas soluções ótimas de Pareto (ou soluções não-inferiores) através de uma amostragem uniforme e convergente da frente ótima de Pareto. Uma grande variedade de métodos evolucionários e não-evolucionários têm preferido a otimização multi-objetivo, aplicando o conceito de dominância de Pareto (Coello, C. A. C., Veldhuizen, D. A. V. e Lamont, G. B., 2002).

Mesmo levando em conta a necessidade de se trabalhar com múltiplos objetivos, no mundo real, sob o ponto de vista prático, necessitamos de apenas uma solução. Ao final, cabe ao usuário, utilizando seu conhecimento, optar por uma das soluções apresentadas como sendo a solução ótima para o problema, conforme ilustra a Figura 3.1.

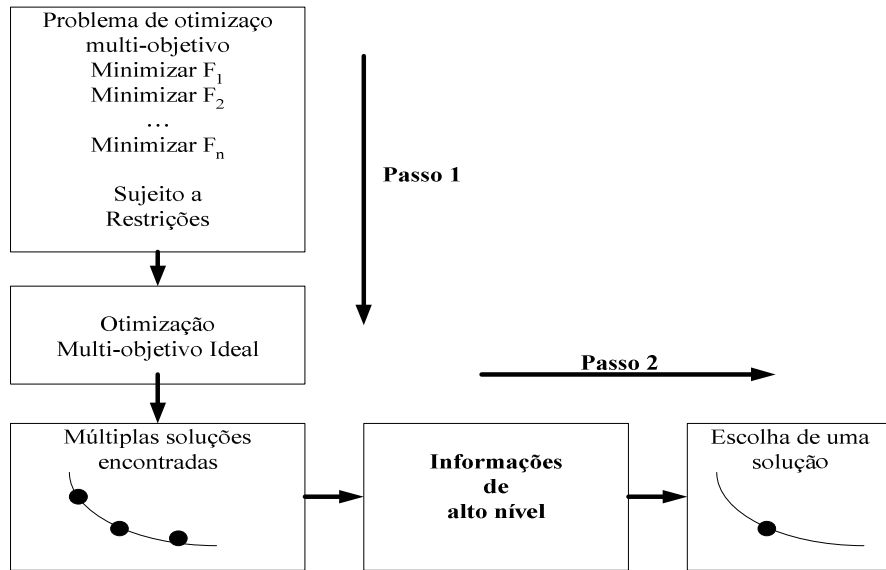


Figura 3.1 – Otimização multi-objetivo ideal (Deb, K., 2001).

### 3.2 – UMA ABORDAGEM GERAL SOBRE COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Existem inúmeros problemas para os quais deseja-se desenvolver um algoritmo eficiente. Muitos destes são problemas de otimização (numérica, combinatorial), outros são de síntese de um objeto (programa de computador, circuito eletrônico etc.) e, em outros, busca-se um modelo que reproduza o comportamento de determinado fenômeno (*machine learning*). Para vários desses problemas é frequentemente possível encontrar um algoritmo que ofereça uma solução ótima ou aproximadamente ótima. Alguns desses algoritmos requerem, no entanto, o conhecimento do modelo matemático que representa o problema, informação esta muitas vezes não disponível ou difícil de ser obtida.

A computação evolucionária é uma área da computação natural (Figura 3.2). Muitos pesquisadores têm concentrado esforços na utilização de métodos inspirados de processos de evolução natural para solucionar problemas que apresentam alto nível de complexidade (Deb, K., 2001).

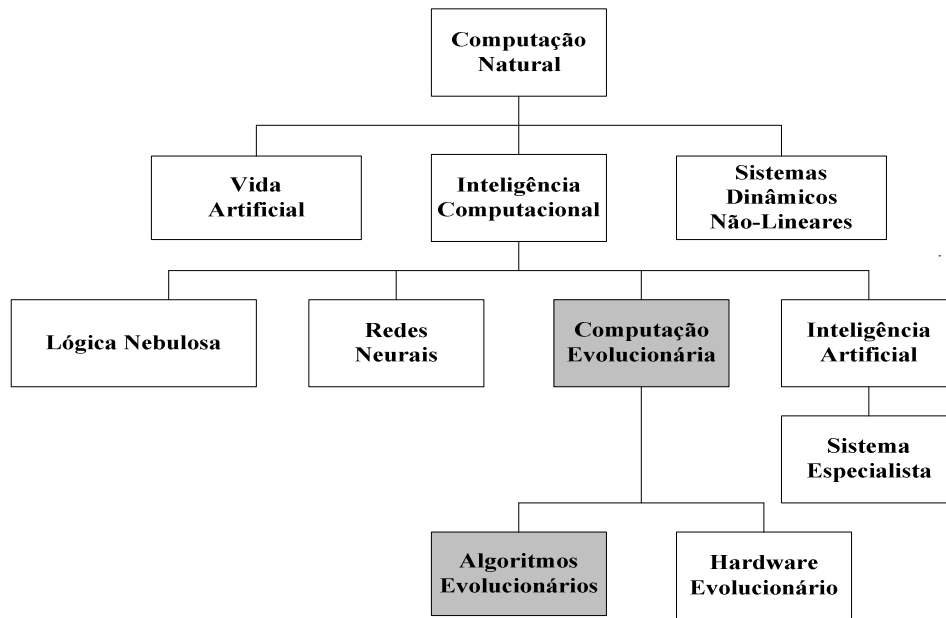


Figura 3.2 – Grandes áreas da computação natural.

A Computação Evolucionária teve origem no final da década de 50 do século XX (Back, T., Fogel, D .B, Michalewicz, Z., 1997) e permaneceu relativamente desconhecida da comunidade científica por aproximadamente três décadas, devido principalmente à falta de computadores eficientes na época, mas também devido à metodologia pouco desenvolvida durante as primeiras pesquisas. Durante a década de setenta, os trabalhos de Holland, Rechenberg, Schwefel e Fogel foram fundamentais para modificar a imagem da Computação Evolucionária que, a partir de então, começou a ser largamente desenvolvida. Os Algoritmos Evolucionários (AE) formam uma classe de métodos de otimização probabilísticos que são inspirados por alguns princípios baseados em mecanismos evolutivos encontrados na natureza, como auto-organização e o comportamento adaptativo (Beyer, H., 2001; Beyer, Hans-Georg , Schwefel, Hans-Paul, 2002).

Os AE dispensam informações auxiliares e são usados em métodos aplicados na solução de problemas com grandes espaços de busca, de difícil modelagem, ou para os quais não há um algoritmo eficiente disponível. A Figura 3.3 mostra os algoritmos classificados como evolucionários: Algoritmos Genéticos (AG), Estratégias de Evolução, Programação Evolucionária, Programação Genética.

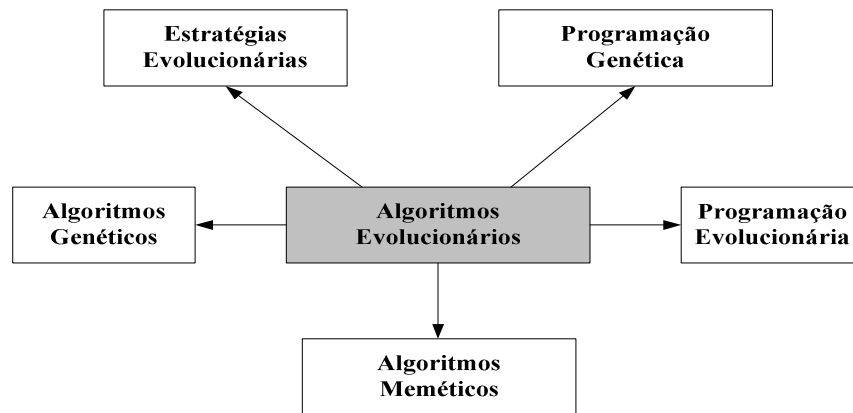


Figura 3.3 – Algoritmos evolucionários.

Um algoritmo evolucionário se distingue dos métodos determinísticos mais comuns basicamente por:

- empregar uma população de indivíduos, ou soluções;
- trabalhar sobre uma codificação das possíveis soluções (genótipos) e não sobre as soluções (fenótipos) propriamente ditas;
- empregar regras de transição probabilísticas;
- não requerer informações adicionais (derivadas, por exemplo) sobre a função a ser otimizada e sobre as restrições.

Assim, a busca de soluções pode se dar em conjuntos não-convexos, com funções-objetivo não-convexas e não-diferenciáveis, podendo-se trabalhar simultaneamente com variáveis reais, lógicas e inteiras. Vale ressaltar, também, que um AE não é facilmente preso a mínimos locais como é o caso dos algoritmos usuais dos métodos determinísticos. Ao utilizar um AE, essas características podem levar à descoberta de soluções não convencionais que não poderiam ser vislumbradas por serem contra-intuitivas. É um paradigma que não exige conhecimento prévio de uma maneira de encontrar a solução. Para a utilização de AE em problemas de otimização com restrições, uma das possibilidades é utilizar um método de penalização. Isso pode ser feito através da pena de morte, onde um indivíduo é simplesmente eliminado da população quando violar as restrições ou quando não for possível avaliar sua aptidão. Porém, possui a desvantagem de

poder estar descartando um indivíduo potencialmente útil ao processo evolutivo. Outra maneira seria introduzir uma função de penalização para incorporar as restrições à função objetivo, de maneira análoga ao que se faz nos métodos clássicos de otimização, reduzindo a *aptidão* dos indivíduos que violam as restrições (Barbosa, H. J. C., 1997).

Este trabalho situa-se no contexto da Computação Evolucionária, que compreende diversos algoritmos inspirados no princípio Darwiniano da evolução das espécies e na genética. São algoritmos probabilísticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução. O mecanismo é obtido a partir de uma população de indivíduos (soluções), representados por cromossomos (palavras binárias, vetores, matrizes etc), cada um associado a uma aptidão (avaliação da solução no problema), que são submetidos a um processo de evolução (seleção, reprodução, cruzamento e mutação) por vários ciclos.

Na seqüência, detalham-se apenas os algoritmos utilizados nesse trabalho, para a otimização dos circuitos. São abordados os algoritmos genéticos, os algoritmos híbridos denominados meméticos e a técnica de busca local, denominada *Simulated Annealing*.

### **3.2.1 – Algoritmo genético (AG)**

Os algoritmos genéticos (AG) foram desenvolvidos por John Holland no final da década de 60 do século XX, inspirado pela teoria da evolução de Darwin – descrita em seu famoso trabalho *The origin of Species* (Darwin, C., 1859). À época, o interesse de Holland não estava limitado a problemas de otimização. O foco dos seus estudos era voltado para sistemas adaptativos complexos. No entanto, os algoritmos podem ser aplicados em problemas de otimização pela versatilidade e robustez que apresentam, embora não devam ser considerados estritamente minimizadores de funções. Nas últimas décadas, os AG vêm resolvendo problemas em vários domínios (Goldberg, 1989) e se tornaram entre os algoritmos evolucionários os mais utilizados.

Em um AG, as variáveis do problema são representadas como genes em um cromossomo, também denominado indivíduo. Utiliza os princípios da sobrevivência dos mais aptos e a troca de informação genética ocorre de forma estruturada, porém aleatória. O AG apresenta um grupo de soluções candidatas, denominada população, na região de soluções. Através de mecanismos como a seleção natural e o uso de operadores genéticos, tais como a mutação e o cruzamento, os cromossomos com melhor aptidão são encontrados. A seleção

natural garante que os cromossomos mais aptos gerem descendentes nas populações futuras. Usando um operador de cruzamento, o AG combina genes de dois ou mais cromossomos de pais previamente selecionados para formar novos cromossomos, os quais têm grande possibilidade de serem mais aptos que os seus genitores.

A seguir apresenta-se um AG clássico. Neste caso, uma população  $P(0)$  é inicializada aleatoriamente e avaliada. Inicia-se o processo de evolução. Um conjunto de pais é selecionado da população atual,  $P(t)$ , e em seguida os descendentes são produzidos após operações de cruzamento e mutação, respectivamente. Os descendentes são avaliados e tem-se, então, uma nova população,  $P(t+1)$ . Isto ocorre até que uma condição de parada seja atendida. Retorna-se a melhor solução  $s$  produzida durante o processo de evolução.

### **Algoritmo genético clássico (AG)**

**Inicialize**  $P(0)$

**Avalie**  $P(0)$

**Enquanto** a condição de parada não for atendida **faça**

**Início**

$P'(t) \leftarrow$  Pais selecionados em  $P(t)$ ,  $\{P(t)$  é a população no tempo  $t\}$

$P''(t) \leftarrow$  Descendentes após cruzamento e mutação

**Avalie**  $P''(t)$

$P(t+1) \leftarrow P''(t) + P(t)$

$t = t + 1$

**Fim**

**Retorne** a melhor solução ( $s$ )

O Algoritmo Genético ocupa lugar de destaque entre os paradigmas da Computação Evolucionária devido a uma série de razões, entre as quais:

1. apresenta-se como o paradigma mais completo da Computação Evolucionária, visto que engloba de forma simples e natural todos os conceitos nela contidos;
2. apresenta resultados bastante aceitáveis, com relação à precisão e recursos empregados (sendo de fácil implementação em computadores domésticos de médio porte), para uma ampla gama de problemas de difícil resolução por outros métodos;

3. é muito flexível, aceita sem grandes dificuldades uma infinidade de alterações na sua implementação e permite fácil hibridização (vantagem importante no caso de aprendizagem), inclusive com técnicas não relacionadas à Computação Evolucionária;

4. em relação aos outros paradigmas da Computação Evolucionária, é o que exige menor conhecimento específico do problema em questão para o seu funcionamento, o que o torna altamente versátil. Além disso, agrega conhecimento específico com pouco esforço;

5. é o paradigma mais usado dentro da Computação Evolucionária e, junto com as Redes Neurais, são os mais usados de toda a Computação Natural.

Cabe ainda destacar que o AG é o método de busca:

- **Cego:** não tem conhecimento específico do problema a ser resolvido, tendo como guia apenas a função-objetivo;
- **Codificado:** não trabalha diretamente com o domínio do problema e sim com as representações dos seus elementos;
- **Múltiplo:** executa busca simultânea em um conjunto de candidatos;
- **Estocástico:** combina regras probabilísticas e determinísticas com alguma proporção variável. Esse conceito se refere tanto às fases de seleção como às fases de transformação.

A principal vantagem do Algoritmo Genético é trabalhar com o conceito de população, ao contrário de muitos outros métodos que trabalham com um só ponto de partida. Tendo uma população de pontos bem adaptados, é reduzida a possibilidade de alcançar um falso ótimo. O AG consegue grande parte de sua amplitude simplesmente ignorando informação que não constitua parte do objetivo, enquanto outros métodos se sustentam fortemente nesse tipo de informação e, em problemas para os quais a informação necessária não está disponível ou se apresenta de difícil acesso, estes outros métodos falham.

O AG realiza buscas que exploram informações históricas para encontrar novos pontos de busca onde são esperados melhores desempenhos. Isto é feito através de processos iterativos, onde cada iteração é chamada de geração. Portanto, não se trata de um procedimento aleatório e não-direcionado.

As principais vantagens dos AGs podem ser resumidas no que se segue:

- são procedimentos de busca paralela, que podem ser implementados em máquinas de processamento paralelo, acelerando em muito o processo;
- são aplicáveis a problemas de otimização contínuos e discretos;
- são estocásticos e, portanto, menos sujeitos a ficarem presos em mínimos locais, frequentes em muitos problemas práticos de otimização;
- sua flexibilidade facilita a estruturação e identificação de parâmetros em modelos complexos tais como redes neurais e sistemas de inferência nebulosos.

**Tamanho da população.** O tamanho da população é determinado pelo número de cromossomos utilizados, afetando diretamente o desempenho global e a eficiência do AG. Com uma população pequena o desempenho pode cair, pois, deste modo, a população fornece uma pequena cobertura do espaço de busca do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de prevenir convergências prematuras para soluções locais, ao invés de globais. No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um período de tempo muito maior.

**Restrições e funções de penalização.** A maioria dos problemas de otimização apresenta restrições. Desta forma, durante o processo de evolução, pode-se penalizar as soluções em função do quanto deixam de atender às restrições, alterando-se o valor da função de avaliação, ou pode-se apenas descartá-las. Deve-se avaliar a melhor alternativa.

**Representação e codificação.** Uma exigência dos algoritmos evolucionários, em geral, é que a codificação seja realizada respeitando-se as características específicas do problema (Eben, A.E., Smith, J.E., 2003). Em genética, o conjunto, representado por um cromossomo, em particular é referenciado como genótipo, contendo a informação necessária para construir um organismo, conhecido como fenótipo. A adaptação de cada indivíduo depende de seu fenótipo, no qual se pode inferir seu genótipo.

A representação pode ser fixa ou variável. No último caso, tem-se um cromossomo que varia de tamanho ao longo do processo de evolução. A codificação pode ser binária, inteira, real, mista. A representação fixa com codificação binária é a mais utilizada. Neste caso, o genótipo consiste em uma *string* de dígitos binários, denominada *bit-string*. A



codificação binária é a mais simples, mas não se aplica a todos os tipos de problemas. Na maioria dos casos, outros tipos de representação são mais realistas que esta.

**Operadores genéticos.** Os procedimentos de seleção, cruzamento e mutação definem o balanceamento entre extrapolação e exploração no espaço de busca.

A literatura clássica de algoritmos genéticos considera o operador de cruzamento como sendo o principal no mecanismo de funcionamento de AG's, ao passo que o operador de mutação teria apenas um caráter secundário (Goldberg, 1989). Entretanto, muitos pesquisadores da área apresentam uma opinião contrária, acreditando que o operador de mutação é o mais importante no direcionamento de um algoritmo genético (Harvey, I., 1993).

**Seleção.** A idéia principal do operador de seleção em um algoritmo genético é dirigir a procura em direção às regiões onde estão os melhores indivíduos. Estes indivíduos são então selecionados para reprodução, permitindo que possam passar as suas características às próximas gerações. Isto funciona como na natureza, onde os indivíduos altamente adaptados ao seu ambiente possuem naturalmente mais oportunidades para reproduzir do que aqueles indivíduos considerados mais fracos. Existem vários métodos de seleção na literatura. Por exemplo, o torneio binário. Neste caso, Selecionam-se dois indivíduos com ou sem reposição, escolhendo-se aquele mais apto para formar o primeiro elemento do casal. Em seguida seleciona-se o segundo elemento do casal, com base no mesmo procedimento, cuidando para que seja diferente do primeiro. Cada casal, assim formado, participa da etapa de cruzamento para dar origem aos descendentes.

**Operador Cruzamento.** A idéia central do cruzamento é a propagação das características dos indivíduos mais aptos da população por meio de troca de informações entre os mesmos, o que dará origem a novos indivíduos. Desta forma, o operador de cruzamento tem um papel essencialmente de extrapolação. Alguns autores dão ao operador de cruzamento uma segunda função: a de exploração. Pode-se fazer isso de forma balanceada e auto-adaptativa (Hervás-Martínez, C, and Ortiz-Boyer, D., 2005). A justificativa de tal preocupação é a de evitar a perda da diversidade e a convergência prematura. Três tipos de cruzamento são usualmente utilizados em AG's: cruzamento de 1 ponto como mostra a Figura 3.4, cruzamento de 2 pontos como mostra a Figura 3.5 e cruzamento uniforme como mostra a Figura 3.6. Utilizou-se nesses exemplos, representação binária somente

para fins ilustrativos. No primeiro exemplo, os cromossomos são cortados em um determinado ponto escolhido aleatoriamente, e os segmentos são trocados.

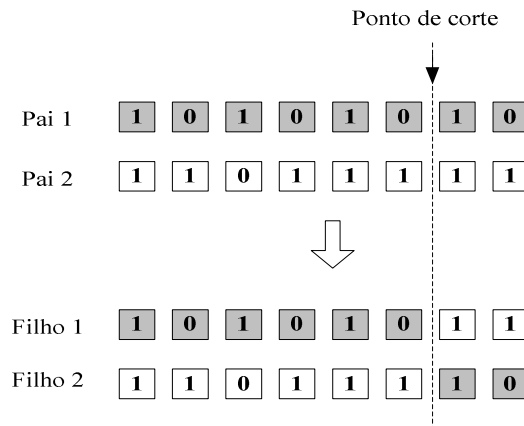


Figura 3.4 – Cruzamento de um ponto.

No caso de cruzamento de 2 pontos, dois pontos de corte são aleatoriamente escolhidos.

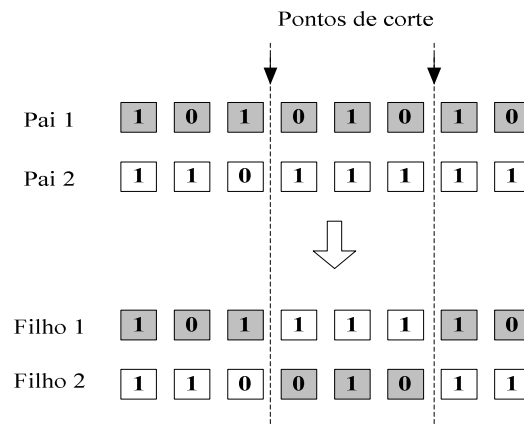


Figura 3.5 – Cruzamento de dois pontos.

No caso de cruzamento uniforme, mostrado na Figura 3.6 para uma representação binária, um padrão aleatório determina a contribuição de cada genitor na produção dos descendentes, o que equivale à criação de diversos pontos de corte.

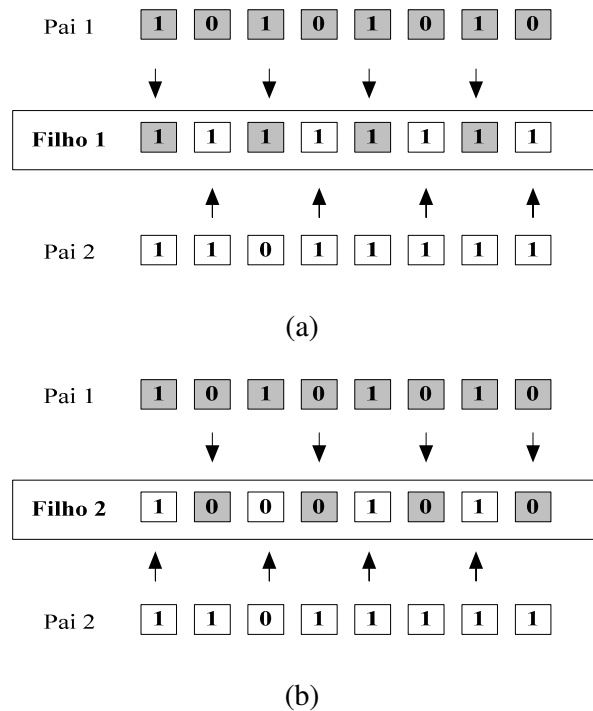


Figura 3.6 – Cruzamento uniforme: (a) Filho 1 e (b) Filho 2.

Os dois primeiros tipos de cruzamento são mais locais e tendem a preservar características codificadas compactamente nos cromossomos. O cruzamento uniforme possui a capacidade de combinar quaisquer padrões de *bits*, mas apresenta mais chances de destruir boas características dos cromossomos.

Uma das etapas mais importantes no desenvolvimento de um algoritmo evolucionário é o ajuste de seus parâmetros. Geralmente, esse ajuste é realizado através de experimentos computacionais piloto.

**Probabilidade de cruzamento.** Determina a frequência com que os cruzamentos ocorrem. Quanto maior for esta probabilidade, mais rapidamente novas estruturas serão introduzidas na população. Por outro lado, se esta taxa for muito alta a maior parte da população será substituída e, pode ocorrer perda de estruturas de alta aptidão. Com um valor baixo, o algoritmo pode tornar-se muito lento. Para a maioria dos casos é um valor entre 0,5 e 0,95.

**Mutação.** A mutação é geralmente vista como um operador de “*background*”, responsável pela introdução e manutenção da diversidade genética na população. Ela trabalha alterando arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida entre a descendência,

logo após o cruzamento, fornecendo dessa forma meios para a introdução de novos elementos na população, desempenhando um papel de exploração do espaço de busca. Assim, a mutação assegura que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca nunca será zero. O operador de mutação é aplicado aos indivíduos com uma probabilidade geralmente baixa. A Figura 3.7 ilustra a mutação para uma representação binária.

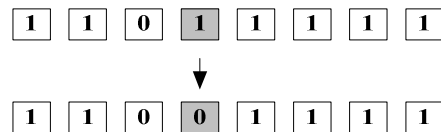


Figura 3.7 – Mutação.

**Probabilidade de mutação.** Determina a probabilidade com que uma mutação ocorrerá. A mutação é utilizada para dar nova informação para a população e também para prevenir que a população se sature com cromossomos semelhantes, ou seja, que ocorra convergência prematura. Uma baixa taxa de mutação previne que uma dada posição fique estagnada em um valor, além de possibilitar que se chegue a qualquer ponto do espaço de busca. Com uma taxa muito alta a busca se torna essencialmente aleatória, além de aumentar a possibilidade de que uma boa solução seja destruída. A melhor taxa de mutação é dependente da aplicação. Para a maioria dos casos é um valor baixo, geralmente, entre 0,001 e 0,1.

**Substituição.** Um outro aspecto importante de algoritmos evolutivos diz respeito à substituição da população antiga pela nova geração. Esta substituição pode ser total (modelo generacional) ou parcial. No último caso, apenas os piores indivíduos são substituídos, recebendo o nome de *Steady-State Reproduction*.

Uma estratégia empregada com sucesso em diversas aplicações é o chamado *elitismo*, em que os melhores cromossomos de cada geração são copiados para a próxima geração. Está provado teoricamente (Rudolph, G., 1994) e empiricamente (Zhang, B.T, Kim, J.J., 2000) a conveniência do uso do elitismo.

Entre os problemas encontrados nos Algoritmos Genéticos destacam-se:

**Convergência.** O método mais utilizado para melhorar a convergência dos AGs é o Elitismo. Ele foi primeiramente introduzido por (De Jong, K. A., 1975). É uma adição aos vários métodos de seleção que forçam os AG's a reterem certo número de “melhores” indivíduos em cada geração. Tais indivíduos podem ser perdidos se eles não forem selecionados para reprodução ou se eles forem destruídos por cruzamento ou mutação. Muitos pesquisadores têm encontrado no elitismo vantagens significativas para o desempenho dos AGs. O Elitismo consiste basicamente em realizar a etapa de seleção em duas partes:

1. seleciona-se uma elite de  $E$  membros entre os melhores da população inicial, os quais serão incorporados diretamente à população final, sem passar pela população auxiliar;
2. a população auxiliar é selecionada entre os  $N - E$  membros restantes da população inicial.

Em geral, a elite tem um tamanho reduzido, e a sua amostragem pode ser direta, escolhendo-se simplesmente os melhores, ou por sorteio, escolhendo-se os melhores entre os melhores da população.

**Diversidade.** Um ponto fundamental para o bom funcionamento de um AG é a existência de diversidade entre os indivíduos. Ou seja, deve existir certo grau de diversidade entre as aptidões dos indivíduos que compõem o conjunto de possíveis soluções, pois, do contrário, com um conjunto de indivíduos muito semelhantes, o operador de cruzamento perde em muito a capacidade de troca de informações úteis entre os indivíduos da população o que faz a busca em certos casos progredir muito lentamente ou praticamente estacionar. A necessidade de se ter a diversidade controlada dentro de uma determinada população tem, como um dos seus maiores obstáculos, a necessidade de populações finitas e não muito grandes. Caso contrário, uma técnica de AG poderia tornar-se não-aplicável na prática, visto que, controlar uma população absurdamente grande, a qual tenha cálculos muito complexos para determinar a aptidão, poderia ocasionar um esforço computacional muito grande.

**Representação.** A representação deve ser definida com base no problema a ser resolvido. O tratamento dos genótipos inválidos deve ser levado em conta para o desenho da codificação.

Assim, podem acontecer os seguintes casos após se escolher um tipo de codificação:

- (1) qualquer configuração gerada sempre é factível e os operadores genéticos geram também configurações factíveis;
- (2) as configurações geradas na população inicial são sempre factíveis, mas os operadores genéticos destroem essa factibilidade;
- (3) as configurações inicialmente geradas são factíveis e infactíveis e os operadores genéticos, obviamente, mantêm essa característica.

Deve-se, então, avaliar todas essas questões para se ter claro em que categoria encontra-se a codificação escolhida.

### **3.2.2 – Algoritmos Meméticos**

Existem muitas razões para se hibridizar o AG com outras técnicas. Muitos problemas complexos podem ser divididos em partes menores, para algumas das quais pode-se aplicar uma técnica mais específica, melhorando o resultado final da otimização. Não é possível um método que resolva todos os problemas (Eben, A.E., Smith, J.E, 2003). O rápido crescimento de evidências empíricas e algum resultado teórico, como o Teorema *Free Lunch* (NFL) (Wolpert, David H., Macready, William G., 1997) demonstram este ponto de vista. Assim, um AE geral pode ter em média o mesmo desempenho de uma busca aleatória. A hibridização permite a introdução de conhecimento especialista para resolver algumas etapas do problema, por exemplo, podem-se utilizar soluções já existentes, ou ainda pode-se inicializar a população direcionando os indivíduos para algumas regiões do espaço de busca. Assim, o esforço computacional é dividido entre a aplicação de heurísticas e a busca evolucionária, o que pode representar desempenho melhor do que simplesmente utilizar um AE puro.

Usando essa abordagem, alguns Algoritmos Genéticos combinam as habilidades dos operadores evolucionários em determinar boas regiões de busca (diversificação) com as da busca local, que se mostram eficientes na determinação de soluções locais (intensificação). Já foram realizadas inúmeras experiências práticas com grande eficiência. No entanto, dentro da metáfora darwiniana clássica esse procedimento não encontra correlato biológico.

No final da década de 80 do século XX, a metáfora dos algoritmos meméticos foi sugerida pelo trabalho pioneiro de Pablo Moscato em 1989 (Moscato, P., 1989) em que o fenômeno lamarckiano despertado pela busca local era justificado através de um mecanismo de herança cultural ou, como o autor denominou, “memética”. O termo meme foi cunhado por Dawkins em seu trabalho “*The Selfish Gene*”, em (Dawkins, R., 1976), para se referir às unidades de transmissão cultural que teriam de alguma forma um papel análogo ao papel dos genes na evolução biológica. Um meme, segundo Dawkins, pode ser entendido como uma “idéia”. A definição de meme adotada por Dawkins é considerada imprecisa por vários pesquisadores e tem sido motivo de controvérsias. Inclusive alguns autores negam que a evolução cultural seria de natureza lamarckiana (Hodgson, G.M., 2001).

Alguns autores apresentaram propostas para a formalização da abordagem memética durante a década de 90. Nesse sentido destacam-se os trabalhos de (Radcliffe, N. J., Surry, P. D., 1994) e de (Merz, P., Freisleben, B., 1999). Na verdade, os algoritmos meméticos somam ao processo da evolução dos algoritmos genéticos uma ferramenta poderosa para a intensificação. Em (Merz, Freisleben, 2000), aborda-se o uso de algoritmos meméticos para problemas de otimização combinatorial.

Em (Krasnogor, N., Smith, J., 2005), é apresentado um tutorial sobre o assunto, com várias aplicações: problema do caixeiro viajante, problema de atribuição quadrática, problema da programação quadrática binária, entre outros.

A escolha do procedimento de busca local a ser utilizado é muito importante. Na literatura sobre o assunto estão presentes, desde processos de busca local simples até métodos de busca com vizinhança variável, com múltiplos operadores. Outra discussão interessante se refere à integração do procedimento de busca local ao ciclo evolucionário: em que pontos devem-se colocar procedimentos de intensificação? Quais os critérios para escolha dos indivíduos? Devem-se aceitar movimentos de piora?

A seguir apresenta-se um algoritmo do tipo memético (Moscato, P., 1989) que admite buscas locais após a inicialização da população, após a ação dos operadores genéticos de cruzamento e mutação. A agregação dos operadores com a busca local melhora, substancialmente, a ação dos operadores. Ao final de cada geração, se a população vai perdendo a diversidade, um processo de mutação é ativado, seguido de busca local.

O algoritmo abaixo descreve os passos da combinação de um algoritmo genético com operações de busca local. Inicialmente, a população é gerada e em seguida os indivíduos passam por um processo de busca local. Na etapa de cruzamento, para cada descendente gerado, inicia-se um processo de busca local. Os descendentes melhorados são reunidos com os genitores formando a nova população. Com dada probabilidade, os indivíduos são selecionados e, após a mutação, passam por um processo de busca local, sendo que o indivíduo mutado e melhorado é acrescentado também à população. Os melhores indivíduos de  $P$  são selecionados para formar a população atual. Se a população apresenta perda de diversidade faz-se uma etapa de mutação e continua-se o processo de evolução até que uma condição de término seja atendida.

### Algoritmo Memético

**Gere** aleatoriamente uma população  $P$   
**Pesquise** para cada indivíduo  $i \in P_i \leftarrow$  Busca-Local ( $i$ )  
**Repita**  
**Para**  $i \leftarrow 1$  até Número de Cruzamentos  
    Início  
        **Selecione** aleatoriamente dois indivíduos  $i_a$  e  $i_b \in P$   
         $i_c \leftarrow$  Cruzamento ( $i_a, i_b$ )  
         $i_c \leftarrow$  Busca-Local ( $i_c$ )  
        **Acrescente**  $i_c$  à  $P$   
    Fim  
**Para**  $i \leftarrow 1$  até Número de Mutações  
    Início  
        **Selecione** aleatoriamente um indivíduo  $i \in P$   
         $i_m \leftarrow$  Mutação ( $i_m$ )  
         $i_m \leftarrow$  Busca-Local ( $i_m$ )  
        **Acrescente**  $i_m$  à  $P$   
    Fim  
 $P \leftarrow$  **Selecione** ( $P$ )  
**Se**  $P$  converge **então**  $P \leftarrow$  Mutação\_e\_BuscaLocal ( $P$ )  
**Até que** término = verdadeiro



### 3.2.3 – Busca Local

As heurísticas de refinamento em problemas de otimização, também chamadas de técnicas de busca local, constituem uma família de técnicas baseadas na noção de vizinhança. Mais especificamente, seja  $S$  o espaço de pesquisa de um problema de otimização e  $f$  a função objetivo a minimizar (ou maximizar). A função  $N$ , a qual depende da estrutura do problema tratado, associa a cada solução  $s \in S$ , sua vizinhança  $N(s) \in S$ . Cada solução  $s' \in N(s)$  é chamada de vizinho de  $s$ . Denomina-se movimento a modificação  $m$  que transforma uma solução  $s$  em outra,  $s''$ , que esteja em sua vizinhança.

Representa-se essa operação por  $s'' \leftarrow s \oplus m$ .

Em linhas gerais, essa classe de heurística parte de uma solução inicial qualquer (a qual pode ser obtida por uma heurística construtiva ou então gerada aleatoriamente e caminha, a cada iteração, de vizinho para vizinho de acordo com a definição de vizinhança adotada). As heurísticas clássicas de refinamento são as seguintes: Método de descida/subida, Método de *Hill Climber*, Método de descida em vizinhança variável, *Simulated Annealing* etc. Neste texto será apresentada a técnica denominada *Simulated Annealing* (recozimento simulado).

***Simulated Annealing***. Trata-se de uma técnica de busca local probabilística, proposta originalmente por (Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Jr., Vecchi, M. P., 1983), que se fundamenta em uma analogia com a termodinâmica, ao simular o resfriamento de um conjunto de átomos aquecidos, operação conhecida como recozimento.

Esta técnica começa sua busca a partir de uma solução inicial qualquer. O procedimento principal consiste em um *loop* que gera aleatoriamente, em cada iteração, um único vizinho  $s'$  da solução corrente  $s$ .

A Figura 3.8 ilustra o procedimento, considerando um problema de minimização. Seja  $\Delta$  a variação de valor da função objetivo ao mover-se da solução corrente  $s$  para uma solução vizinha candidata  $s''$ , isto é,  $\Delta = f(s'') - f(s)$ . O método aceita o movimento e a solução vizinha  $s''$  passa a ser a nova solução corrente se  $\Delta < 0$ . Na Figura 3.8 tem-se  $\Delta > 0$ . Então a solução vizinha  $s''$  também poderá ser aceita, mas neste caso, com uma probabilidade  $e^{\frac{-\Delta}{T}}$

, em que  $T$  é um parâmetro do método, chamado de temperatura e que regula a probabilidade de se aceitar soluções de pior custo.

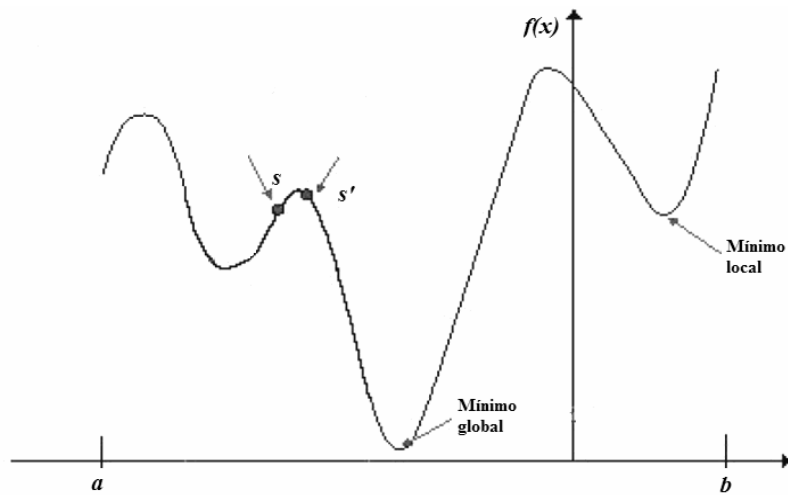


Figura 3.8 – Ilustração da técnica *Simulated Annealing*.

A temperatura  $T$  assume, inicialmente, um valor elevado  $T_0$ . Após um número  $n$  de iterações (o qual representa o número de iterações necessárias para o sistema atingir o equilíbrio térmico em uma dada temperatura), a temperatura é gradativamente diminuída por uma razão de resfriamento  $\alpha$ , tal que  $T_k \leftarrow \alpha T_{k-1}$  sendo  $0 < \alpha < 1$ , com esse procedimento, dá-se, no início, uma chance maior para escapar de mínimos locais e, à medida que  $T$  aproxima-se de zero, o algoritmo comporta-se como o método de descida, uma vez que diminui a probabilidade de se aceitar movimentos de piora  $T \rightarrow 0$ ,  $e^{-\frac{\Delta}{T}} \rightarrow 0$ . A função de probabilidade é influenciada pela variação da temperatura. No início do processo, quando a temperatura é elevada, a função de probabilidade assume valores próximos à unidade, enquanto que no final do processo, quando a temperatura se aproxima de zero, o valor da função de probabilidade também se aproxima rapidamente de zero.

Formas de fazer o resfriamento:

1. geométrico

$$T_k = \alpha T_{k-1}, \forall k \geq 1 \quad (3.1)$$

Em que  $T_k$  representa a temperatura na iteração  $k$  do método, isto é, na  $k$ -ésima vez que há alteração no valor da temperatura e  $\gamma$  uma constante, tal que  $0 < \gamma < 1$ .

$$2. T_k = \frac{T_{k-1}}{1 + \gamma\sqrt{T_{k-1}}}, \quad \forall k \geq 1 \quad (3.2)$$

Onde  $T_k$  representa a temperatura na iteração  $k$  do método, e  $\gamma$  é uma constante, tal que  $0 < \gamma < 1$ .

$$3. T_k = \begin{cases} \beta T_{k-1}, & \text{se } k = 1 \\ \frac{\beta T_{k-1}}{1 + \gamma T_{k-1}}, & \text{se } k \geq 2 \end{cases} \quad (3.3)$$

em que

$$\gamma = \frac{T_o - T_{k-1}}{(k-1)T_o T_{k-1}} \quad (3.4)$$

sendo  $T_o$  a temperatura inicial,  $T_k$  a temperatura do método, na  $k$ -ésima iteração e  $\beta$  é um parâmetro para corrigir a imperfeição do resfriamento ( $0 < \beta < 1$ ).

Apresenta-se, a seguir o algoritmo *Simulated Annealing* básico, aplicado a um problema de minimização. Os parâmetros de controle do procedimento são: a razão de resfriamento  $\alpha$ , o número de iterações para cada temperatura ( $SA_{max}$ ) e a temperatura inicial  $T_0$ . No início, a melhor solução é inicializada como sendo a solução corrente. Em seguida, para cada valor de  $T$  geram-se alguns vizinhos, com o seguinte procedimento: gera-se um vizinho da solução corrente e avalia-se a solução nova é melhor que a anterior. Caso seja melhor, a melhor solução é atualizada e a solução corrente passa a ter o mesmo valor da melhor solução. Caso contrário, com dada probabilidade a solução corrente é atualizada com o valor da nova solução. A temperatura é atualizada e o processo se repete. Ao fim retorna-se a melhor solução encontrada.

### Algoritmo Simulated Annealing

**Procedimento SA** ( $\alpha$ ,  $SA_{max}$ ,  $T_o$ ,  $s$ )

$s^* \leftarrow s$ ; { $s$  é a melhor solução até o momento}

$iterT \leftarrow 0$ ; {contador de iterações na temperatura  $T$ }

$T \leftarrow T_o$ ; {temperatura corrente é igual a temperatura inicial}

**Enquanto** ( $T > 0$ ) **faça**

**Enquanto** ( $iterT < SA_{max}$ ) **faça**

$iterT \leftarrow iterT + 1$

$f(s^*) = f(s)$  {Inicialização da aptidão da melhor solução}

**Gere** um vizinho qualquer  $s'' \in N(s)$

$\Delta = f(s'') - f(s)$ ; { $f(s'')$  é a aptidão do vizinho e  $f(s)$  é a aptidão da solução corrente}

**Se** ( $\Delta < 0$ ) {minimização}

**então**

$s \leftarrow s''$

**se** ( $f(s'') < f(s^*)$ ) **então**  $s^* \leftarrow s''$

**senão**

                tome  $x \in [0,1]$ ;

**se** ( $x < e^{-\frac{\Delta}{T}}$ ) **então**  $s \leftarrow s''$

**Fim-se**

**Fim-enquanto**

$T \leftarrow \alpha T$

$iterT \leftarrow 0$

**Fim-enquanto**

$s \leftarrow s^*$

**retorne**  $s$

**Fim procedimento SA**

No caso de o problema ser de maximização, as seguintes modificações devem ser introduzidas no algoritmo. Primeiramente, deve avaliar se  $\Delta > 0$ ; em seguida substituir o teste por:  $f(s'') > f(s^*)$  e, finalmente, avaliar se  $x < e^{\frac{\Delta}{T}}$ .

### 3.3 – ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS MULTI-OBJETIVO

A primeira idéia de se utilizar um método de busca genética para encontrar a solução de um problema com mais de um objetivo surgiu com Rosemberg, em 1967. Mas, a primeira implementação de um algoritmo genético multiobjetivo se deve a Schaffer (Schaffer, 1985). Ele denominou o algoritmo de VEGA (*Vector-Evaluated Genetic Algorithm*), que foi obtido modificando-se um algoritmo genético básico para que executasse ciclos independentes de seleção de acordo com cada objetivo.

Depois o primeiro trabalho de Schaffer, Goldberg (Goldberg, 1989) propôs um procedimento de ordenação (*ranking*) de indivíduos não dominados. Sua sugestão era utilizar o conceito de dominância para deixar várias cópias de indivíduos não dominados em uma população. Para que essas cópias não afetassem a diversidade da população, ele ainda sugeriu o uso de *niching* entre as soluções de uma classe de soluções não dominadas.

Partindo dessa sugestão de Goldberg, vários pesquisadores desenvolveram diferentes versões de algoritmos multiobjetivo. Destacam-se o MOGA (*Multiobjective Genetic Algorithm*), o NSGA (*Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm*) e o SPEA (*Strength Pareto Genetic Algorithm*).

A principal diferença entre esses algoritmos consiste na forma em que o valor da função de avaliação é atribuído aos indivíduos da população. Esse procedimento pode ser baseado em:

- uma abordagem agregada, utilizando métodos que atribuem pesos a cada objetivo e os unem em um só função. Neste caso, tem-se um MOOP agregado:

Minimize (ou maximize)

$$Z = F(x) = \sum_{m=1}^M w_m f_m(\mathbf{x}), \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (3.1)$$

Sujeita a: (3.2)

$$g_j(\mathbf{x}) \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J;$$

$$h_k(\mathbf{x}) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad (3.3)$$

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3.4)$$

Em que  $w_m \in [0, 1]$  é o peso de cada função objetivo  $f_m$ .

Se MOOP é do tipo convexo, ou seja, qualquer ponto dentro do espaço de busca pode ser ligado por uma reta, mesmo fazendo-se agregação das funções-objetivo, pode-se encontrar a solução Pareto-ótima. No entanto, se o MOOP é não-convexo, ou seja, têm-se regiões de busca mais complexas, o método pode não encontrar algumas soluções Pareto-ótimas. Um exemplo deste caso pode ser encontrado em (Ticona, W. G. C., 2003).

- abordagens não-Pareto como a utilizada pelo VEGA;

- abordagens baseadas em Pareto como o NSGA, NPGA (*Niched Pareto Genetic Algorithm*).

Os algoritmos MOGA, NSGA, NPGA são métodos tradicionais da literatura e utilizados como base para muitos outros algoritmos genéticos multiobjetivos. O SPEA é um método mais atual e une as potencialidades dos métodos tradicionais. Segundo (Coello, C. A. C.; Veldhuizen, D. A. V. e Lamont, G. B., 2002), o SPEA pertence ao que ele considera a segunda geração de técnicas para desenvolvimento de algoritmos multi-objetivo, onde ocorre a busca por soluções não dominadas, mas ao mesmo tempo, bem distribuídas por toda a frente de Pareto. Outro método que pode ser considerado da segunda geração é o NSGAII (*Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm*) (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002).

Aborda-se nesse texto o algoritmo NSGA e sua evolução denominada de NSGAII.

**NSGA.** A execução do NSGA inicia-se com a busca da melhor classe de indivíduos não dominados da população. Terminado esse processo, a cada indivíduo é atribuído um valor de função de avaliação igual a  $N$ , onde  $N$  é o número de indivíduos da população. Uma estratégia de compartilhamento (*sharing*) é então utilizada para encontrar o *niche count* de cada indivíduo da melhor classe de não dominados. A cada indivíduo um valor da função de aptidão relacionada ao compartilhamento (*shared fitness*) é atribuído dividindo o valor anteriormente atribuído à aptidão (*fitness* - igual ao número de indivíduos da população) pelo contador de compartilhamento (*niche count*) encontrado.

**NSGAII** (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002). Trabalha com uma população inicial  $P$  que vai gerar uma população filha  $Q$  como nos AGs tradicionais. Na primeira iteração, gera-se uma população inicial  $P_0$ , a qual é ordenada por não-dominância. Cada solução tem um valor igual ao seu nível de não-dominância (1 é o melhor nível, 2 é o seguinte melhor nível e assim por diante). Depois, aplicando-se os operadores de seleção por torneio, cruzamento e mutação obtém-se a população filha  $Q_0$ . Tanto  $P$  quanto  $Q$  possuem o mesmo tamanho  $N$ . Em seguida, ambas as populações são unidas  $R_0 = P_0 \cup Q_0$ , com  $|R| = 2N$ . Para as seguintes gerações  $n = 1, 2, \dots$ , o algoritmo NSGAII trabalha com a população  $R_n$ .

Realiza-se um ordenamento por não-dominância sobre  $R_i$ , obtendo-se as fronteiras  $\mathfrak{S}_1, \mathfrak{S}_2, \dots$  e todos esses conjuntos são inseridos na população  $P_{n+1}$ . Dado que apenas  $N$  soluções podem ser inseridas,  $N$  soluções de  $R_n$  são descartadas. Para se preencher as  $P_{n+1}$  se começa com a  $\mathfrak{S}_1$  tal que se  $|\mathfrak{S}_j| > N - P_{n+1}$ , o algoritmo NSGAI escolhe aquelas soluções de  $\mathfrak{S}_j$  que estejam melhores espalhadas. O Algoritmo NSGAI introduz um método chamado distância agrupamento (*crowding distance*). Uma vez obtidas as distâncias, os conjuntos  $\mathfrak{S}_j$  são ordenados decrescentemente em relação as suas distâncias, e copia-se as  $N - |P_{n+1}|$  soluções de  $\mathfrak{S}_j$  para  $|P_{n+1}|$  usando o operador de seleção de torneio por multidão, cruzamento e mutação.

Distância de agrupamento (*crowding distance*): representa uma estimativa do perímetro formado pelo cubóide cujos vértices são os vizinhos mais próximos. Quanto maior o cubóide de  $i$ , mais afastada  $i$  se encontra dos seus vizinhos. As soluções extremas em cada objetivo terão um cubóide infinito. O procedimento para achar a distância está descrito a seguir:

#### Algoritmo distância de agrupamento (*crowding distance*)

$\mathfrak{S}_j$ : conjunto de soluções na fronteira  $i$   $\{l$  denota o número de soluções em  $\mathfrak{S}_j\}$

Para cada solução em  $\mathfrak{S}_j$  atribui-se  $d_i = 0$

Para cada função objetivo  $m = 1, 2, \dots, M$

Ordenar decrescentemente as soluções por  $f_m$  na lista  $I^m$

Para cada solução extrema (mínimo e máximo) em cada um dos  $M$  objetivos

Fazer  $d_{I_m^l} = d_{I_m^1} = \infty$

Para as soluções  $i = 2, \dots, l - 1$  calcular:

$$d_{I_i^m} = d_{I_i^m} + \frac{f_m^{(I_{i+1}^m)} - f_m^{(I_{i-1}^m)}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \quad (3.5)$$

Em que  $I_i^m$  representa a  $i$ -ésima solução na lista ordenada pelo objetivo  $m$ .  $I_1^m$  e  $I_l^m$  são os elementos da lista com menor e maior valor em um objetivo  $m$ .  $f_m^{(I_{i+1}^m)}$  e  $f_m^{(I_{i-1}^m)}$  são os

valores dos vizinhos de  $i$  na  $m$ -ésima função objetivo.  $f_m^{\max}$  e  $f_m^{\min}$  são os parâmetros dos limites máximo e mínimo em cada objetivo. Aplicando-se (3.5) assegura-se que as soluções mais afastadas tenham  $d_i$  maior. Alternativamente, é possível usar o operador de compartilhamento para calcular o contador de nicho.

O método NSGAIII incorpora uma pequena modificação no método de seleção por torneio, usando o operador comparativo que leva em conta a multidão duma solução (*crowded tournament selection operation*)  $<_c$ . Uma solução  $i$  é considerada ganhadora em um torneio contra uma solução  $j$  se: a solução  $i$  possui um melhor nível de não dominância,  $r_i < r_j$  e se ambas as soluções estão no mesmo nível, mas  $i$  tem uma distância maior,  $d_i > d_j$ . A complexidade total do algoritmo é de  $O(MN^2)$ , segundo (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., 2002). A Figura 3.9 ilustra a distância de agrupamento na frente de Pareto.

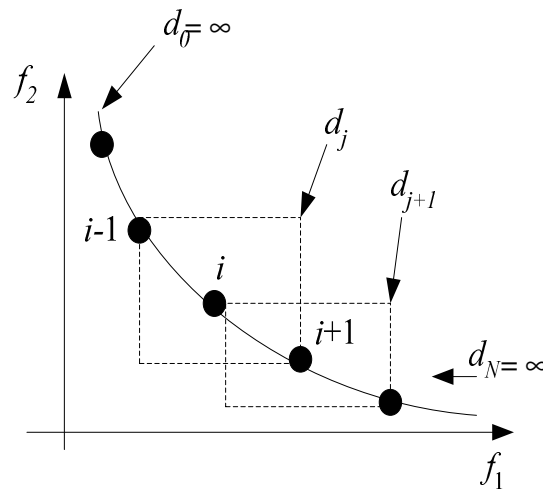


Figura 3.9 – Distância de agrupamento (*crowding distance*) no NSGAIII.

A principal vantagem é a maneira como mantém a diversidade entre as soluções não dominadas. O método de comparação por agrupamento é usado para a seleção por torneio e para escolher os elementos da fronteira  $\mathcal{S}_i$ . O cálculo da distância de agrupamento não requer o conhecimento prévio de nenhum parâmetro, como no MOGA (Deb, K., 2001).



**Programação de metas (*Goal programming*).** Esta técnica procura por soluções que possam atingir uma meta predeterminada para uma ou mais funções-objetivo. Caso não exista uma solução factível que alcance as metas para todos os objetivos, ocorre a minimização dos desvios em relação às metas. Considere uma função  $f(\mathbf{x})$  para ser minimizada dentro do espaço de busca  $S$ . Para cada objetivo é escolhido um valor meta  $t$  pelo usuário. Então o problema é formulado para encontrar uma solução cujo valor em  $f$  seja igual a  $t$ . Formalmente define-se que *meta*  $(f(x) = t), \quad x \in S$ .

### **3.4 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS APLICADOS AO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DE CIRCUITOS**

A síntese de circuitos analógicos por métodos tradicionais se baseia em elementos básicos ideais (descritos por modelos matemáticos) e nas interligações entre estes modelos (descritas por equações matemáticas). Nos modelos, as grandezas envolvidas devem ser mensuráveis para a avaliação das especificações de projeto. O circuito (modelo matemático completo) consiste em um conjunto de elementos ideais interligados de tal maneira que produza um comportamento previsto igual ou bastante próximo do desejado, para a aplicação em questão. O circuito projetado é, então, transformado em um protótipo (circuito elétrico real), montado a partir de componentes produzidos na indústria especializada. Em seguida, técnicas de medição são usadas para determinar o comportamento real do circuito. Este comportamento é comparado com o comportamento desejado (especificações) e com o comportamento previsto (circuito). Estas comparações podem levar aos ajustes no protótipo, no modelo do circuito ou em ambos. Finalmente, este processo iterativo, no qual modelos, componentes e sistemas são ajustados várias vezes, pode resultar em um projeto que esteja de acordo com as especificações e, portanto, atenda às necessidades. As fases do projeto são mostradas na Figura 3.9.

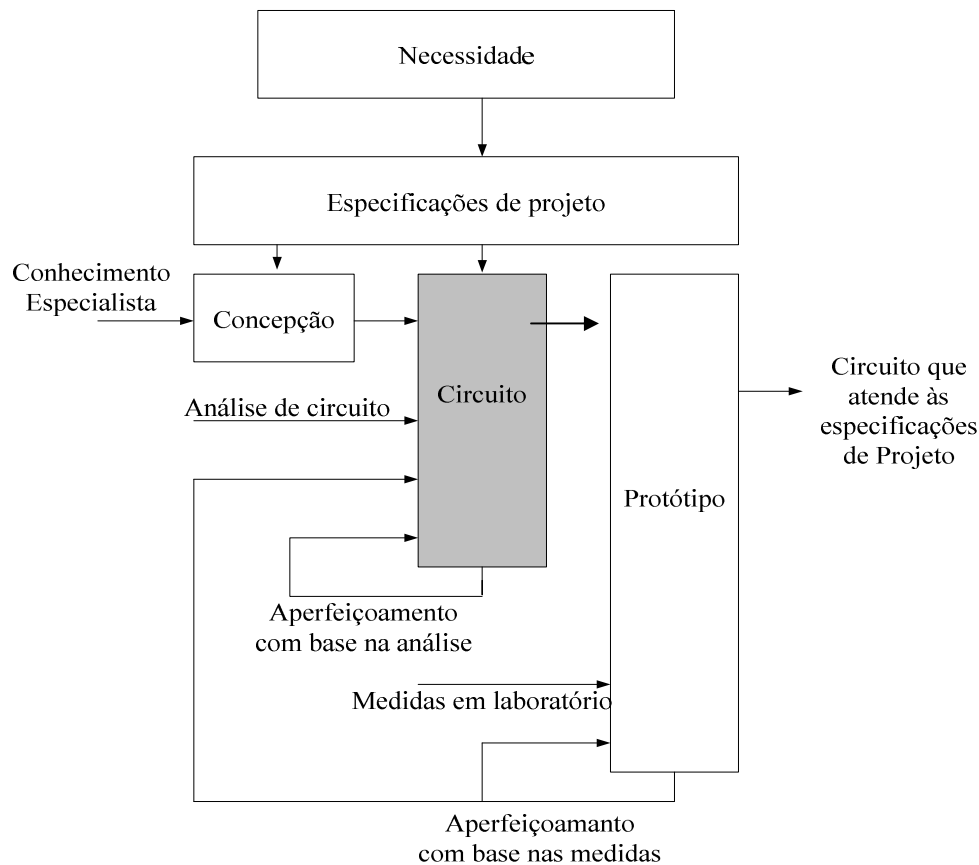


Figura 3.10 – Modelo conceitual de um projeto de engenharia – o projeto do circuito (Nilsson, J.N, Hiedel, S.A., 2003).

O projeto de um circuito pode ser visto desta forma como um problema de otimização. Inicialmente, as técnicas determinísticas resolviam a maioria dos problemas encontrados. No entanto, com a modernização da tecnologia e especificações de projeto cada vez rigorosas, os modelos matemáticos adequados passaram a ser descritos por funções com características multimodais, não-lineares, e os espaços de busca da solução por conjuntos não-convexos (Mognon, V. R., 2004). Resumindo, muitos problemas só podem ser resolvidos por métodos de otimização probabilísticos, incluindo a otimização de circuitos de RF/Microondas, foco deste trabalho.

Uma classe de métodos de otimização probabilísticos ainda não completamente explorada no projeto de circuitos analógicos é aquela composta pelos métodos evolucionários. A aplicabilidade destes métodos vem aumentando gradativamente, desde os trabalhos de Koza et al. (1996a-b). A disponibilidade de eficientes simuladores de circuitos e a

crescente capacidade de processamento de computadores dão ao projetista a chance de otimizar (ou sintetizar) circuitos cada vez mais complexos. Várias abordagens evolucionárias aplicadas à otimização de circuitos analógicos têm sido apresentadas na literatura.

Geralmente, são utilizados algoritmos que utilizam a Programação Genética (Koza et al., 1996a-e) ou Algoritmos Genéticos (Grimbleby, J. B., 2000), dirigidos à maximização (ou minimização) de uma única função-objetivo. Essas abordagens evolucionárias tradicionais, ainda muito utilizadas, transformam o problema de otimização de circuitos, que é multi-objetivo, em um problema mono-objetivo, utilizando algum método de agregação. No entanto, as perdas de informações são inevitáveis, o que acaba gerando soluções apenas para projetos mais simples. Recentemente, os métodos evolucionários multi-objetivo têm sido preferidos (Coello, C. A. C., Veldhuizen, D. A. V., Lamont, G. B., 2002), por permitirem que vários objetivos conflitantes e incomensuráveis sejam tratados e reconhecidos individualmente. Outro atrativo é a possibilidade de disponibilizar várias soluções, cabendo ao usuário a escolha da solução que melhor atende a relação de compromisso entre os vários objetivos, sem esquecer a aplicação em questão.

Os métodos de otimização podem ser divididos em duas classes: otimização de parâmetros de uma topologia fixa ou otimização da topologia e dos parâmetros, simultaneamente. Os problemas da segunda classe oferecem um maior grau de dificuldade, uma vez que, além de otimizar os parâmetros dos elementos de circuito - que por si é um problema de difícil solução - ainda é um problema de otimização combinatorial, e as duas otimizações devem concorrer juntas para se obter a melhor solução.

Os problemas tratados neste trabalho são da segunda classe. As aplicações atuais demandam por novas topologias de filtros que apresentem características de alta seletividade, por exemplo. Aplicando-se a busca evolucionária pode-se explorar de forma mais efetiva o espaço de busca, chegando-se à soluções inovadoras.

A seguir são descritas algumas considerações importantes para que tanto a topologia (componentes e interligações) quanto os parâmetros dos elementos de circuito sejam otimizados, simultaneamente.

### **3.4.1 – Balanceamento entre a otimização da topologia e dos parâmetros**

É necessário que se garanta a diversidade de estruturas topológicas na população. Por outro lado, a avaliação de uma estrutura depende de uma adequada exploração de seus parâmetros (Hu, J., Goodman, E. D, Rosenberg, R., 2004). Então, a otimização dos parâmetros de cada estrutura deve receber tratamento específico. Cada estrutura tem um grande número de pontos com respeito ao espaço dos parâmetros, enquanto que, no espaço de estrutura, cada estrutura é um ponto distinto, uma vez que se trata de um espaço discreto, altamente não-linear.

### **3.4.2 – Escolha da representação – geração de circuitos anômalos**

Uma exigência dos algoritmos evolucionários em geral é que a codificação seja realizada respeitando-se as características específicas do problema. No caso de circuitos, as representações podem ser codificadas em árvores (PG) (Koza et al., 1996), *strings* (AG) (Grimbleby, J. B., 2000), e grafos (Bryden, K. M., Ashlock, D. A., Mccorkle, D., 2004), mais recentemente. Em todas as representações reportadas na literatura, ocorre a geração de estruturas topológicas inválidas, quer seja na etapa de inicialização ou pela ação dos operadores. Em alguns casos esta proporção chega a 80%. De uma forma geral, a faixa vai de 50% a 80%. Ocorre então um desperdício de recursos computacionais, o que é bastante indesejável para o processo.

As anomalias introduzidas por valores atípicos nos parâmetros podem ser facilmente controladas, restringindo a escolha dos valores de componente para valores realistas. No entanto, o controle de anomalias decorrente da topologia, depende da representação de cromossomo usada. Em circuitos muitas propriedades são dependentes da topologia (regularidade estrutural, tolerância à falhas e testabilidade).

### **3.4.3 – Escolha da representação – fixa ou variável**

A síntese de circuitos requer uma representação variável e flexível que permita a alteração no tamanho do circuito. As representações fixas são utilizadas, usando genes vazios, que são eliminados no final do processo. No entanto, isto introduz algumas limitações. Em (Zebulum, R. S., 2000), é apresentada uma representação variável. De forma geral em problemas de otimização de topologias é mais realista a representação variável (Kim, I. Y., Weck, O., 2004).

### **3.4.4 — Alto custo na avaliação da função de aptidão – alguns minutos até horas de processamento**

Em (Zebulum, R.S., 1999) investiga-se a síntese do denominado filtro *Brick-Wall*, um circuito comumente referenciado na literatura (Koza et al., 1996b). Trata-se de um filtro passa-baixa cuja banda passante estende-se até a frequência de 1 kHz e a banda de atenuação inicia-se a partir de 2 kHz. Empregou-se um algoritmo genético com representação variável, com cromossomos podendo atingir um máximo de 20 genes ativos. Definiu-se um máximo de sete pontos de interconexão, sendo quatro deles internos e três externos (aplicação do sinal de entrada, ponto de saída e terra). Três tipos de componentes foram utilizados no experimento, resistores, capacitores e indutores. Os possíveis valores destes componentes ficaram restritos àqueles mais facilmente encontrados comercialmente; cada componente pôde assumir cerca de 80 diferentes valores codificados no cromossomo. Foram executadas, para cada tentativa, um total de 1.000 gerações, com uma população de 40 indivíduos, resultando em 40.000 avaliações da função de aptidão. Chegou-se a uma solução com 9 componentes, com uma atenuação máxima na banda de passagem de  $-3$  dB; e uma atenuação de  $-74$ dB a partir da banda de atenuação. Em (Koza et al., 1996b), uma síntese do mesmo filtro com PG foi obtida após 1.024.000 avaliações da função de aptidão, com 14 componentes.

Em (Mesquita, A., Salazar, F. A., Canazio, P. P., 2002) utiliza-se na síntese de um filtro passa-baixa uma população de 800 indivíduos. Não foi mencionado o número de gerações para a obtenção da solução reportada.

Em (Zhun et al., 2004), utilizou-se uma representação com gráficos do tipo *bond* codificados em árvores (PG), com os seguintes parâmetros: 500 indivíduos na população e 500 gerações. São reportados resultados de um filtro passa-alta obtido com 272 gerações, um filtro passa-baixa com 157 gerações e um filtro passa-banda com 270 gerações.

Estes trabalhos foram mencionados com o objetivo de ressaltar o alto custo computacional das sínteses obtidas, em função dos tamanhos das populações e do número de gerações necessárias para se obterem as soluções.

Na maioria dos trabalhos, observa-se a codificação de componentes simples em cada gene: resistores, indutores e capacitores. No entanto, as técnicas evolucionárias podem ser aplicadas no domínio estrutural em vários níveis. Como já foi visto, no nível de

componentes é requerido um tempo considerável de simulação. No entanto, a evolução também pode ser definida em outros domínios estruturais e níveis de abstração. Pode-se trabalhar com blocos funcionais – um inversor, por exemplo – o que reduz bastante o tempo de simulação.

### 3.4.5 – Necessidade de operadores específicos

Os operadores de cruzamento e mutação dependem da representação utilizada, no entanto, mesmo que esta seja válida inicialmente, pode-se chegar a estruturas inválidas após a aplicação de um operador. No caso de se utilizarem *strings* de tamanho variável para codificar os circuitos, pode-se acompanhar o efeito do operador no exemplo a seguir. Na representação do exemplo mostrado na Figura 3.10 codifica-se cada componente utilizando 4 posições da *string*: nome do componente (C = capacitor, L = indutor), o valor do componente e os dois nós de conexão.

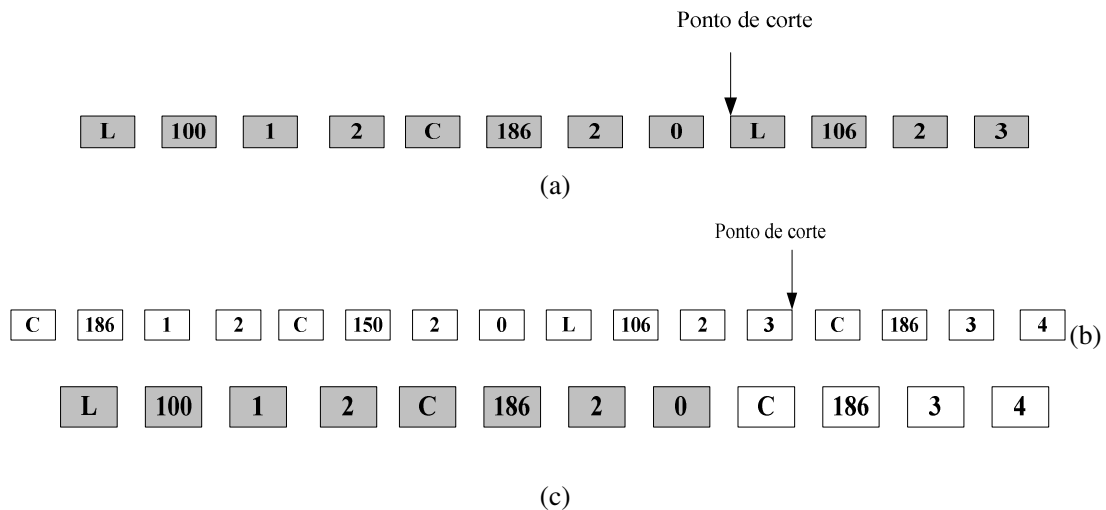


Figura 3.11 – Exemplo de cruzamento – representação linear.

Neste caso, o cromossomo do descendente corresponde a um circuito desconectado. Na Figura 3.9 (c), pode-se ver que os nós 2 e 3 não estão conectados. Pode-se fazer o reparo da estrutura, no entanto a operação de cruzamento torna-se deste modo, essencialmente, uma mutação.

## 3.5 – CONCLUSÕES

Neste capítulo, apresentou-se uma base teórica utilizada na proposição do algoritmo evolucionário híbrido, para síntese de filtros de RF/microondas. Todas as questões

importantes para se propor uma metodologia evolucionária foram avaliadas e pretende-se que o método supere as dificuldades colocadas (geração de circuitos anômalos, convergência prematura, alto custo computacional, balanceamento da otimização simultânea da topologia e dos parâmetros) e produza resultados positivos para a síntese pretendida.

No próximo capítulo são apresentados dois algoritmos, refletindo o processo de amadurecimento da modelagem do algoritmo desejado. O primeiro método de síntese é baseado em um AE mono-objetivo, que utiliza apenas operador de mutação. O segundo método evolui para AE híbrido bi-objetivo, com representação variável 2D, considerando elementos de circuitos de uma porta, usando o conceito de dominância de Pareto, e aplicando uma classificação das soluções segundo a distância de agrupamento, proposta no algoritmo NSGAI, (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002).

## 4 – MÉTODOS PROPOSTOS PARA A SÍNTESE EVOLUCIONÁRIA DE FILTROS RF/MICROONDAS

A seguir são apresentados dois métodos propostos para a síntese de filtros RF/microondas, suas características e fundamentação teórica, bem como os resultados obtidos. Os métodos representam o processo de amadurecimento para se chegar à versão final apresentada no capítulo 5.

### 4.1 – MÉTODO PROPOSTO I: ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO CONTROLADO POR MUTAÇÃO

Na abordagem proposta neste algoritmo, como ilustra a Figura 4.1, as topologias dos circuitos são definidas durante o processo de evolução, tendo com base um circuito inicial composto apenas da fonte e da carga.

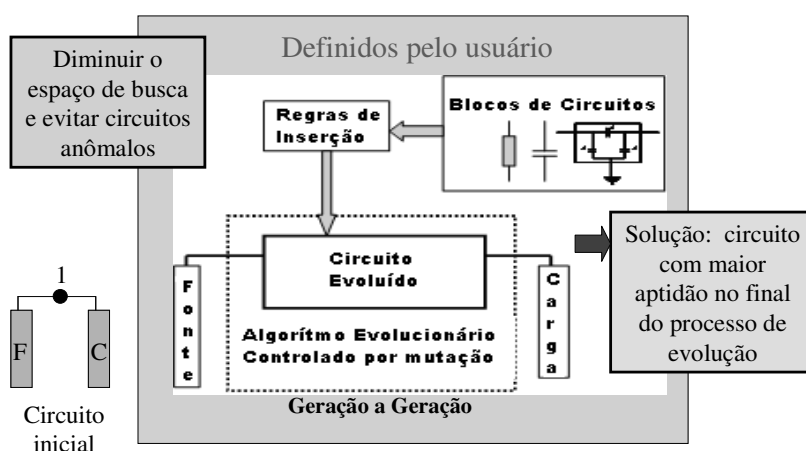


Figura 4.1 – Visão Geral do sistema evolucionário. Legenda: F é a fonte e C é a carga no circuito inicial.

Tem-se como objetivo partir de estruturas simples, que estão disponíveis em um banco de modelos (blocos de circuito), evoluindo-se para estruturas cada vez mais complexas, até chegar a uma topologia que satisfaça às especificações. De forma geral, o processo utiliza-se de blocos construtores e regras de inserção bastante simples, com o objetivo de diminuir o espaço de busca e evitar a geração de circuitos anômalos. O melhor circuito, que resulta do processo de evolução, é construído por sucessivas mutações de topologia e de



parâmetros, controladas por probabilidades calculadas dinamicamente geração após geração.

#### 4.1.1 – Características do algoritmo

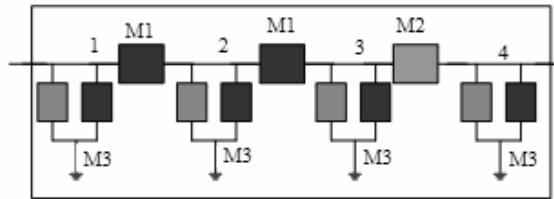
Antes da apresentação do algoritmo propriamente dito algumas características são enumeradas a seguir.

**Representação dos circuitos.** O cromossomo foi definido como uma matriz de estruturas conforme mostra a Figura 4.2. Esta estrutura é variável e está diretamente relacionada com a descrição do circuito (tipos de componentes, nós de conexão e valores dos parâmetros). Os parâmetros dos componentes são codificados utilizando representação real, que é mais comum neste tipo de aplicação (Zebulum, R. S., Pacheco, M. A., Vellasco, M., 1998). Cada bloco de circuito é codificado em um gene do cromossomo e corresponde a um modelo conhecido na literatura (inversor, capacitor e indutor em paralelo etc). A Figura 4.2 mostra um exemplo da estrutura de representação de um circuito, em que os modelos estão em uma Tabela, Figura 4.2 (c), contendo detalhes definidos para o processo de evolução. A estrutura de dados mostrada na Figura 4.2 (b) corresponde ao circuito da Figura 4.2 (a). Cada bloco de circuito é representado em um gene contendo um rótulo de identificação do modelo do bloco de circuito, seguido de dois inteiros representando os nós de conexão externos do bloco, e finalmente uma lista de números reais representando os parâmetros dos componentes do bloco. A Figura 4.2 (c) mostra os detalhes dos modelos usados no circuito. O rótulo no cromossomo é utilizado para consultar esta Tabela.

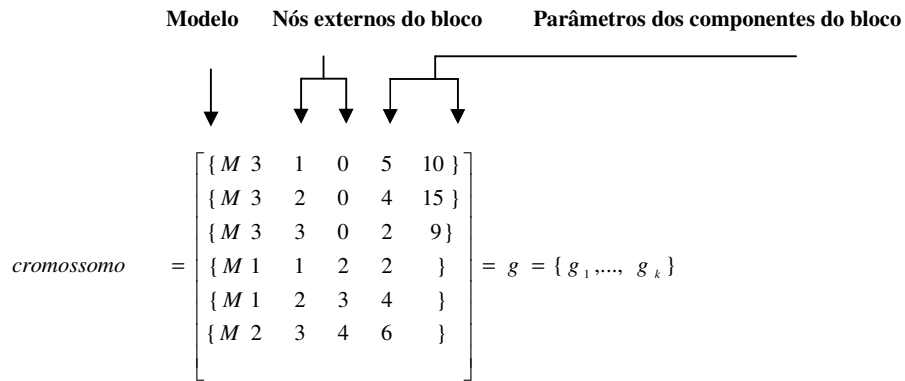
**Abordagem mono-objetivo.** Para se atender às especificações, define-se uma única função-objetivo, que está associada à aptidão do indivíduo. A medida definida representa as diferenças entre as respostas do circuito avaliadas pelo simulador EHBsim (Brito, L. C., 2001), para um conjunto discreto de frequências, e seus respectivos valores ideais para o parâmetro de espalhamento IS211, que é uma medida de ganho do circuito (ver seção 2.3), e que permite a avaliação do comportamento desejado para o mesmo (Weber, R. J., 2001). O que se deseja é que as respostas se aproximem tanto quanto possível das especificações, ou seja, que se obtenha um erro final mínimo. A função é dada em (4.1).

$$Erro = \sum_{i=1}^k \left( \sum_{R(f_i)_k \notin E_k} ((R(f_i) - L(f_i)))^2 \right) \quad (4.1)$$

Em que  $k$  é o número de faixas de frequências a serem avaliadas, cada uma com o seu limite de especificação  $L(f_i)$ ,  $R(f_i)_k$  é a resposta do simulador na frequência  $f_i$  da  $k$ -ésima faixa de frequência avaliada, e  $E_k$  é o conjunto de valores que atendem às especificações da  $k$ -ésima faixa de frequência.



(a)



(b)

Tipo	Nome	Estrutura topológica	Parâmetros
M1	Modelo 1		[5,10]
M2	Modelo 2		[0,1;1]
M3	Modelo 3		[5,10] e [0,5; 1,2]

(c)

Figura 4.2 – Cromossomo (estrutura de dados mista) - utilizado para representação de um circuito: (a) representação do Circuito, (b) estrutura de dados e (c) dados dos modelos.

**Estratégia Evolucionária:** A população de cromossomos representa a memória corrente da busca. No início, esta memória está vazia, ou seja, os circuitos só possuem dois blocos

definidos e fixos: a fonte e a carga. Durante a evolução, dois conjuntos orientam a busca: (1) um conjunto de blocos de circuitos – em um banco de dados externo, que vai ser utilizado para as alterações estruturais nos cromossomos, promovendo a intensificação e a diversificação da busca no espaço de topologias e no espaço de parâmetros, (2) um conjunto de regras que administram o processo de alteração na população de cromossomos. Cada bloco de circuito é definido como uma dupla  $\lambda = (B, R)$ , onde  $B$  representa o bloco de circuito como todos os seus elementos e  $R$  representa o tipo de alteração a ser realizada no cromossomo. Um bloco ao ser inserido, segundo alguma regra, altera o cromossomo do ponto de vista de topologia e de parâmetros e, portanto, modifica sua adequação. São usadas regras probabilísticas para o controle do processo de alteração das estruturas.

**Operadores genéticos:** Em função da estratégia evolucionária adotada, o algoritmo proposto não utiliza operador de cruzamento tradicional. Os operadores de mutação de topologia e de valores são específicos e aplicados com alta taxa, possibilitando o crescimento de genes e alterações estruturais. As mutações são geradas aleatoriamente, mas a aceitação ou não de uma mutação é baseada em probabilidade, para que não haja degradação no processo de busca.

#### 4.1.2 – Algoritmo Proposto

Tem-se, então, o seguinte pseudo-código para o algoritmo evolucionário proposto.

##### Algoritmo geral

**Gere** a população inicial  $P$

**Calcule** a aptidão normalizada para cada indivíduo em  $P$

**Calcule** o valor da Probabilidade de mutação  $P_m$  para cada indivíduo usando (4.2).

**Aplique** para cada indivíduo em  $P$  um processo específico de mutação de topologia

**Aplique** para cada indivíduo em  $P$  um processo específico de mutação de valores

**Aplique** para o melhor indivíduo busca local para refinar os valores dos parâmetros, usando a técnica *simulated annealing*.

**Se** for o número máximo de simulações ou se o erro for igual a zero **então** termine, **caso contrário** volte ao passo 2.

em que

$$P_m = \exp(-\beta F^*), \quad 0 < \beta < 0,5 \quad (4.2)$$

No algoritmo proposto, o inverso da função exponencial em (4.2) é utilizado para estabelecer uma relação entre a probabilidade de mutação e a aptidão normalizada  $F^*$ .

Desta forma, associam-se valores altos, intermediários e baixos de  $P_m$  a valores baixos, intermediários e altos de aptidão normalizada, respectivamente.

Para que um indivíduo mais complexo seja gerado, não é bastante adicionar genes. É necessário que ocorra uma completa interação entre o novo gene e os genes existentes. Sendo assim, não se pode permitir que as mutações ocorram sem algum tipo de controle, sob pena de se degradar a procura. O critério proposto para a aceitação de uma mutação é dado em (4.3). O parâmetro  $T$  controla o tipo de alteração na função de aptidão, que pode ser aceito. Define-se para  $T$  um valor tal que associa uma alta probabilidade de se aceitar mutações de topologia que causem um crescimento na aptidão e uma baixa probabilidade de aceitar mutações que causem um decréscimo na aptidão.

$$P_a = \frac{1}{1 + e^{\frac{aval(ca) - aval(cn)}{T}}} \quad (4.3)$$

em que

$aval(ca)$  é a avaliação do circuito corrente,  $aval(cn)$  é a avaliação do novo circuito e  $T$  é a temperatura.

Tem-se o seguinte fluxo para o refinamento do passo de mutação de topologia do algoritmo proposto (processo de mutação da topologia)

#### **Algoritmo: mutação de topologia**

**Para** cada indivíduo da população, com probabilidade  $P_m$  **faça**

**Selecione** aleatoriamente um bloco de circuito da lista de modelos

**Procure** as restrições associadas a esse bloco

**Selecione** aleatoriamente os nós que satisfazem às regras de inserção

**Selecione** aleatoriamente os valores dos parâmetros do bloco de circuito, utilizando-se distribuição uniforme e suas faixas de valores, pré-definidas.

**Crie** o novo indivíduo fazendo-se as alterações necessárias no indivíduo anterior.

**Avalie** o novo indivíduo com probabilidade  $P_a$  dada por (4.3)

**copie** o novo indivíduo

ou

**copie** o indivíduo anterior para a população atual

**fim**

A maneira mais simples de se fazer mutação nos valores de parâmetros com representação real é introduzindo uma perturbação aleatória. O novo valor deve estar contido entre o limite inferior  $l_{\text{inf}}$  e o limite superior  $l_{\text{sup}}$  de especificação. Considera-se aqui, que o valor da perturbação depende da aptidão do indivíduo. Quanto menor a aptidão maior será o valor da perturbação, para se explorar novos pontos no espaço de busca.

No passo de mutação de parâmetros do algoritmo proposto, para cada parâmetro de cada indivíduo, associa-se um novo valor, que provém de uma distribuição normal, com média igual ao valor anterior. Escolheu-se usar um desvio padrão variável dado em (4.4), que é proporcional à função aptidão correspondente ao indivíduo. O novo valor  $nv$  é dado em (4.5).

$$\sigma = 0.2 \exp(-5F^*) \quad (4.4)$$

$$nv = vc + z\sigma(l_{\text{sup}} - l_{\text{inf}}) \quad (4.5)$$

### 4.1.3 – Experimentos

Para avaliação da metodologia proposta são sintetizados dois filtros, sendo um filtro passa-faixa e um filtro rejeita-faixa. A simulação dos circuitos é realizada pelo simulador EHBSim (Brito, L. C, 2001).

**Experimento 1.** Síntese de um filtro passa-faixa elíptico simétrico. Uma síntese direta é apresentada em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004). Os valores de especificação são de -55 dB nas faixas de rejeição [10, 14] KHz e [21, 25] KHz e -0,5 dB na faixa de passagem, que se estende de 15 KHz a 20 KHz. Na faixa de frequência, são avaliados pelo simulador 100 pontos, com incrementos iguais e em escala linear. O processo de síntese dispõe dos modelos de circuitos apresentados na Figura 4.3 e na Tabela 4.1. Considerou-se o resistor da fonte e da carga com valor de 10 kΩ.

**Experimento 2.** Síntese de um filtro rejeita-faixa de microondas com especificação numa faixa de frequências normalizadas de [-10,10], com -0,5 dB nas faixa de passagem de [-10,-4] e [4, 10] e -25 dB na faixa de rejeição [-1, -1]. Em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004) realizou-se uma síntese direta com as mesmas especificações. Na

faixa de frequência são avaliados pelo simulador 100 pontos, com incrementos iguais e em escala linear. Para a síntese pretendida definiram-se dois modelos, utilizados na literatura e reportados, por exemplo, em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004), para síntese direta. O primeiro modelo é formado por um inversor de admitância, um capacitor e uma reatância. O segundo modelo é formado por um inversor de admitância. O detalhamento dos elementos dos modelos está mostrado na Figura 4.4 e na Tabela 4.2, onde são apresentados os esquemáticos e faixa de valores dos componentes. A impedância normalizada da porta de entrada e da porta de saída é de 1.

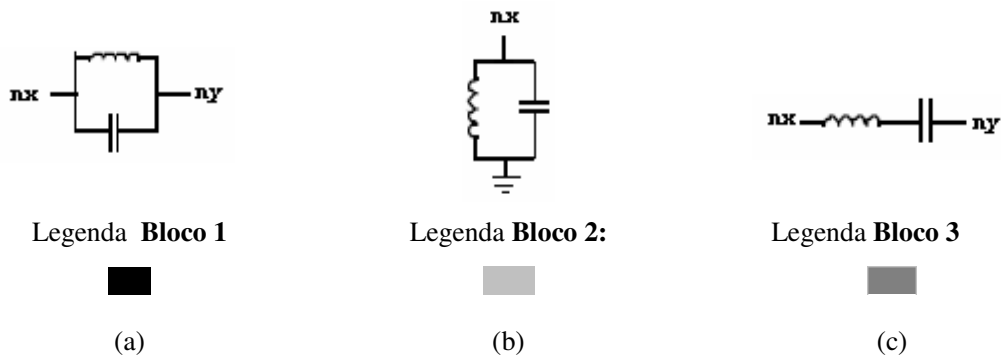


Figura 4.3 – Blocos de circuitos utilizados para a síntese do filtro do experimento 1: (a) modelo 1, (b) modelo 2 e (c) modelo 3.

Tabela 4.1 – Especificação dos elementos dos blocos de circuito do Experimento 1.

Forma de Inserção	Componentes	Faixa de valores
<b>Bloco 1</b> Inserção em série, com os dois nós selecionados aleatoriamente.	Capacitor Indutor	$[0, 5] 10^{-9} \text{ F}$ $[20, 90] 10^{-3} \text{ H}$
<b>Bloco 2</b> Inserção em paralelo, um nó selecionado aleatoriamente.	Capacitor Indutor	$[0, 5] 10^{-9} \text{ F}$ $[10, 50] 10^{-3} \text{ H}$
<b>Bloco 3</b> Inserção em série, com os dois nós selecionados aleatoriamente.	Capacitor Indutor	$[0, 5] 10^{-9} \text{ F}$ $[300, 600] 10^{-3} \text{ H}$

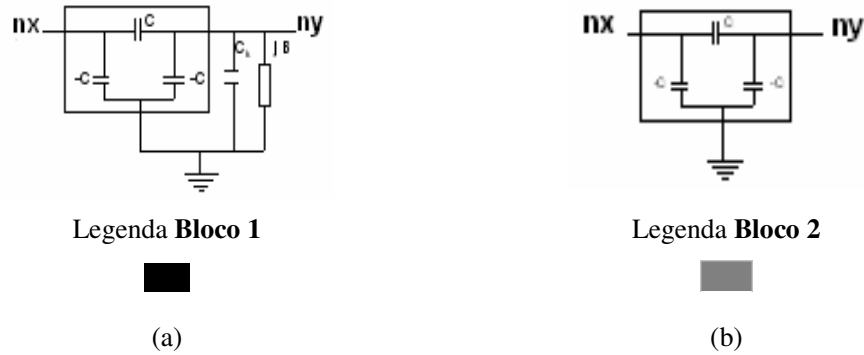


Figura 4.4 – Blocos de circuito do experimento 2: (a) bloco 1 (modelo 1) e (b) bloco 2 (modelo 2).

Tabela 4.2 – Especificação dos elementos dos blocos de circuito do Experimento 2 – valores normalizados

Modelo	Componentes	Faixa de valores
<b>Bloco 1</b>	Capacitor $C$	[0,10]
Inserção em série, com dois nós selecionados aleatoriamente	Capacitor $C_k$	[4,8]
	Reatância $jB$	[5,9]
<b>Bloco 2</b>	Capacitor	[4,8]
Inserção em paralelo, com dois nós selecionados aleatoriamente	Indutor	[5,9]

#### 4.1.4 – Resultados

Após diversos testes, chegou-se a uma configuração dos parâmetros do método, que são: populações de tamanho 10,  $T = 100$  em (2),  $0.1 \leq \beta \leq 0.5$  em (4.2). Usando esses valores, a probabilidade de mutação de qualquer indivíduo da população é sempre maior que 50% e a probabilidade de se aceitar uma solução pior que a anterior é baixa, mas não é nula. Isto faz com que possíveis paralisias no processo de evolução sejam superadas e acelera a convergência. No experimento 1, chegou-se a resultados satisfatórios com 300 gerações e no experimento 2, com 100 gerações. Foram realizadas 4 simulações para a síntese do primeiro filtro e 5 simulações para a síntese do segundo filtro.

**Resultados do experimento 1:** Na Figura 4.5, mostra-se o comportamento do processo de evolução. Pode-se observar uma rápida descida na função erro, o que ocorre até a geração de número 75. Nas gerações seguintes as mudanças são mais suaves.

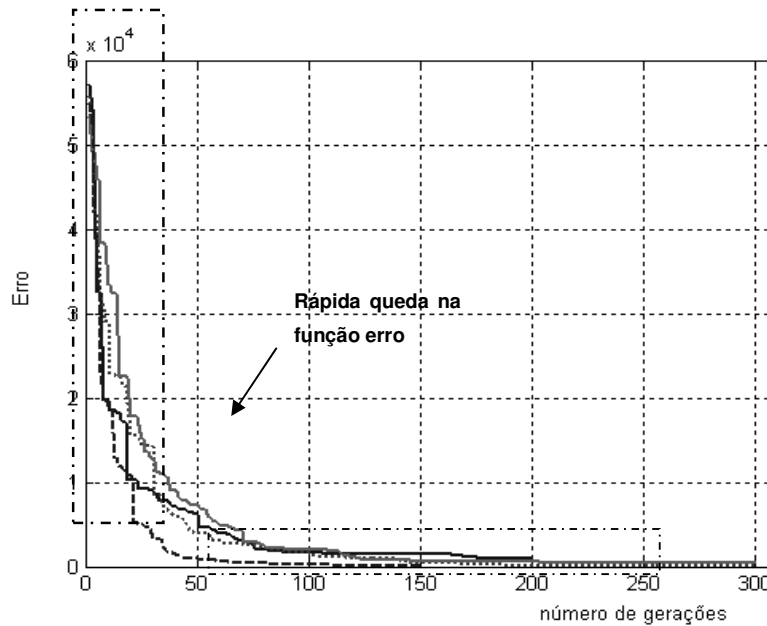


Figura 4.5 – Comparativo da evolução da função Erro (4.1), em 5 simulações do filtro especificado no experimento 1.

Para a verificação deste comportamento, fez-se a análise das mutações de topologias e refinamentos dos valores, realizados a cada geração, para a melhor topologia. Verifica-se na Figura 4.6 que as mutações de topologias (linha preta), que melhoram a aptidão dos circuitos, são aceitas com mais frequência no início do processo, diminuindo consideravelmente a partir da geração de número 75, onde começa a se intensificarem os refinamentos (linha cinza) dos valores de boas topologias já encontradas, utilizando-se a técnica de busca local conhecida por *Simulated Annealing*.



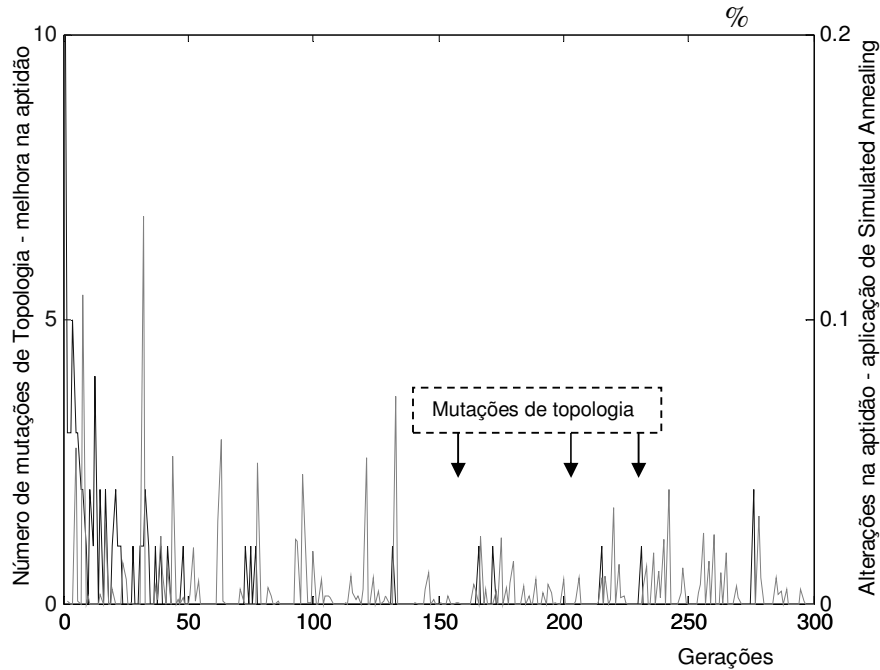


Figura 4.6 – Linha azul – mutações de topologia que resultaram em melhora da aptidão, linha cinza – alterações na aptidão (%) em função de refinamento dos valores dos parâmetros, da melhor solução na referida geração – aplicando o método *Simulated Annealing*.

A Figura 4.7 apresenta as curvas de resposta do valor de Ganho (dB) obtida em cada ponto de frequência avaliada pelo simulador, referentes às 4 simulações realizadas. Pode-se observar que as respostas satisfazem às especificações de forma bastante satisfatória.

Em (Williams, A. B., 1981) é apresentada uma síntese direta deste filtro, com a curva de resposta e topologia mostradas na Figura 4.8. Comparando a Figura 4.7 com a Figura 4.8 (a), pode-se perceber que na banda de rejeição, nas topologias encontradas pelo AE, tem-se pelo menos -60 dB contra -55 dB da síntese direta. No gráfico que representa a síntese direta, os desvios em relação à resposta desejada são maiores. No processo de evolução estabeleceu-se como objetivo erro igual à zero.

Uma das topologias encontradas pelo AE proposto é apresentada na Figura 4.9, com os respectivos valores de parâmetros mostrados na Tabela 4.3. Observa-se uma topologia bastante regular.

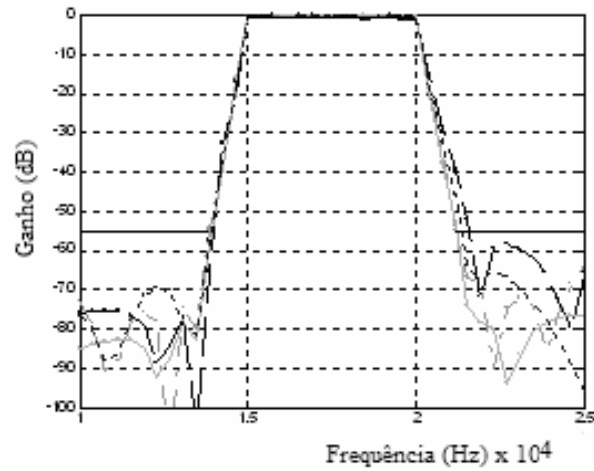
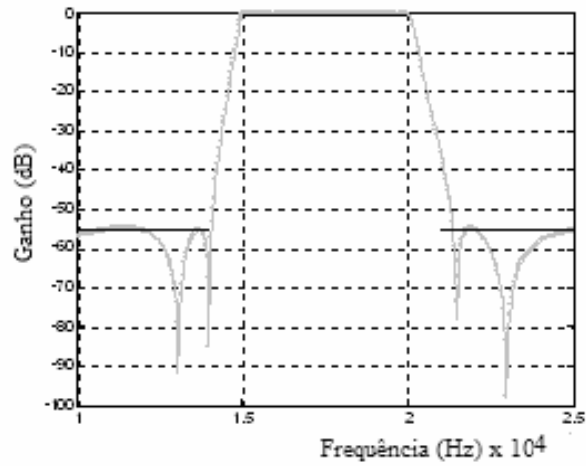
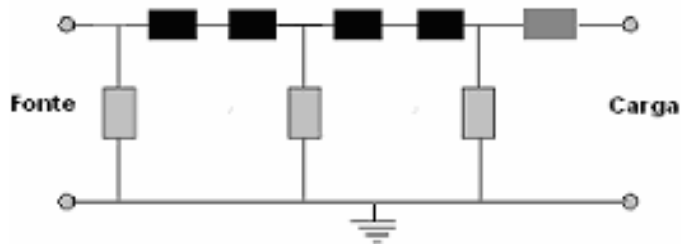


Figura 4.7 – Curva resposta do Ganho (dB) obtido nos pontos de frequência avaliados, nas 4 simulações do filtro do experimento.



(a)



(b)

Figura 4.8 – Filtro sintetizado por técnica direta em (Williams, A. B., 1981). (a) resposta em frequência – Ganho (dB) e (b) topologia por síntese direta. Legenda: o bloco preto representa o bloco 1, o bloco cinza claro representa o bloco 2, o bloco cinza escuro representa o bloco 3 da Figura 4.3.

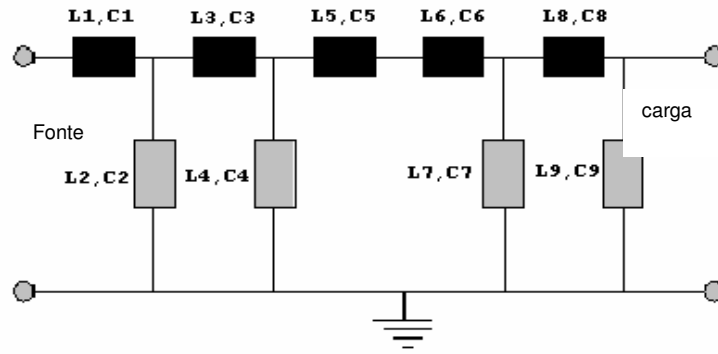


Figura 4.9 – Um exemplo de topologia e valores sintetizados pelo AE proposto para o filtro do experimento 1 - bloco preto representa o bloco 1 e o bloco cinza representa o bloco 2, da Figura 4.3.

Tabela 4.3 – Valores dos componentes do filtro sintetizado na Figura 4.9.

Valores dos Indutores	Valores dos Capacitores
$L1 = 0,30776 \text{ H},$	$C1 = 2,99 \times 10^{-10} \text{ F}$
$L2 = 0,024773 \text{ H}$	$C2 = 3,80 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L3 = 0,027229 \text{ H},$	$C3 = 1,9787 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L4 = 0,023 \text{ H},$	$C4 = 4,17 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L5 = 0,06178 \text{ H},$	$C5 = 2,27 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L6 = 0,0823 \text{ H},$	$C6 = 4,16 \times 10^{-10} \text{ F}$
$L7 = 0,022 \text{ H},$	$C7 = 3,36 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L8 = 0,062 \text{ H}$	$C8 = 2,63 \times 10^{-9} \text{ F}$
$L9 = 0,0203 \text{ H}$	$C9 = 3,90 \times 10^{-9} \text{ F}$

**Resultados do experimento 2:** Pode-se observar, nas curvas que representam a função erro ao longo das gerações, um comportamento característico — a aptidão se mantém por várias gerações, seguida por uma melhora abrupta, conforme mostra a Figura 4.10. Isto se deve à utilização de modelos cuja entrada altera drasticamente a resposta do circuito, tanto para melhor quanto para pior. As mudanças abruptas ocorrem em função de mutações de topologia e as mais suaves, em função dos refinamentos dos valores do melhor circuito.

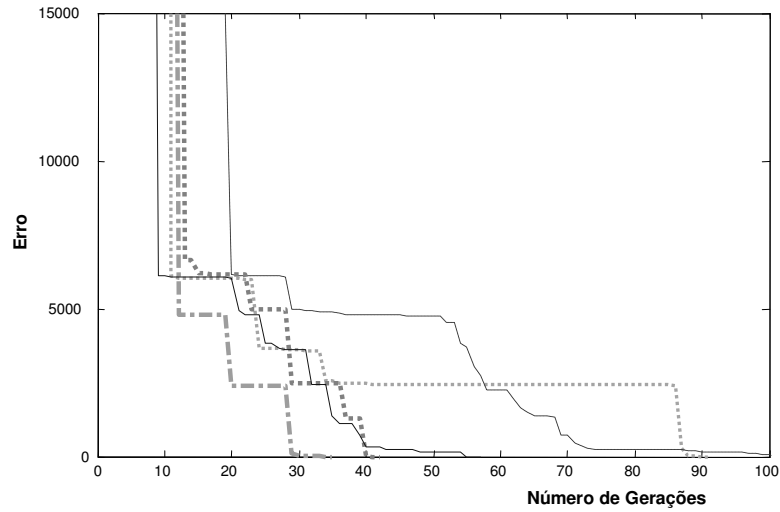


Figura 4.10 - Evolução da função erro ao longo das gerações, em 5 simulações executadas para a síntese do filtro do experimento 2.

A Figura 4.11 mostra as respostas dos parâmetros de espalhamento para as cinco simulações executadas. Pode-se observar que em todas as simulações obteve-se o atendimento das especificações definidas no experimento 2.

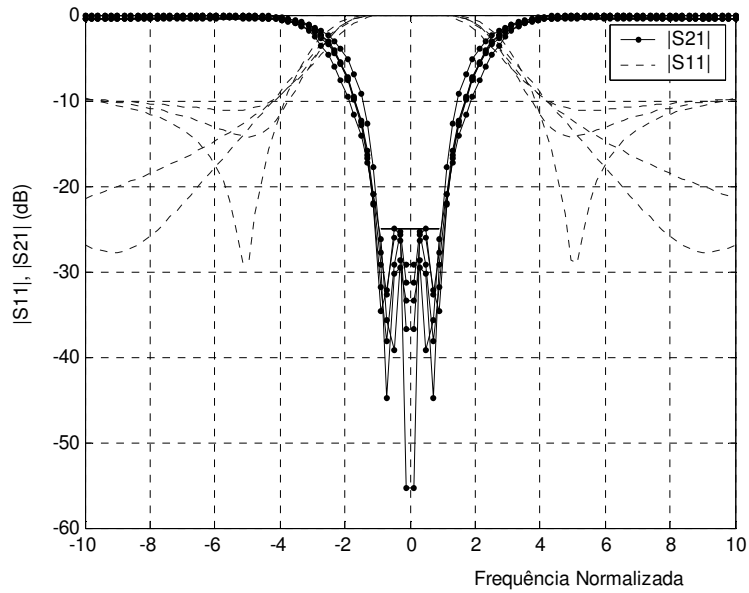


Figura 4.11 – Curvas de resposta dos parâmetros de espalhamento  $|S_{11}|$  e  $|S_{21}|$  em dB, dos filtros sintetizados para o experimento 2.

Observa-se que as topologias encontradas pelo AE proposto têm em comum com as topologias sintetizadas diretamente uma ligação entre a fonte e a carga através de um inversor de admitância. Outra característica presente na maioria das topologias sintetizadas é a ligação entre a fonte e o último ressoador antes da carga, por um inversor de admitância. Na figura 4.12 (a), reproduz-se uma topologia reportada em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004) resultante de um processo de síntese direta. As topologias encontradas pelo AE proposto são variadas conforme mostra a figura 4.12 (b)-(c).

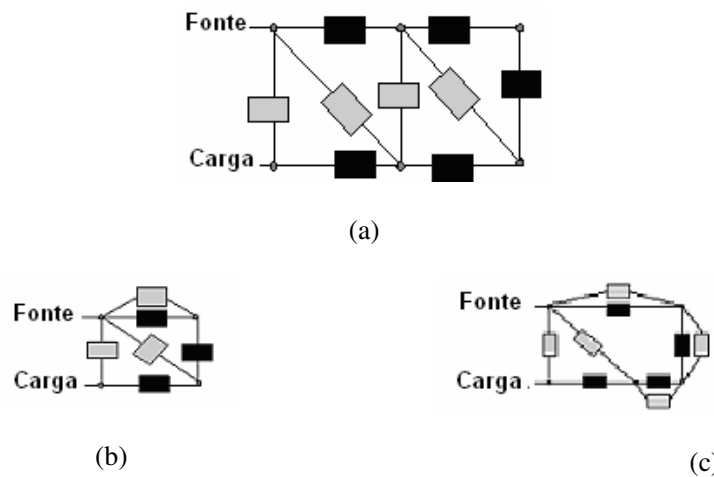


Figura 4.12 – Experimento 2 (a) topologia obtida com a síntese direta em apresentada em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004) (b)–(c) exemplos de topologias sintetizadas com o AE proposto. Bloco preto representa modelo 1 e o bloco cinza representa o modelo 2 da Figura 4.4.

#### 4.1.5 – Comparações com outras metodologias

Para se estabelecer uma comparação do método proposto com outras técnicas, foram executados dois experimentos. O primeiro experimento, utilizando AG para otimizar parâmetros de uma topologia fixa, e o segundo experimento, usando uma procura aleatória de topologia para avaliar o quanto o método proposto é capaz de orientar a procura no espaço de busca. Três esquemas são definidos com base em uma topologia apresentada na literatura e mostrada na Figura 4.13(a).

Os esquemas foram selecionados para otimização de parâmetros com AG para fins de comparação. Na Figura 4.13 (b) pode-se observar os esquemas extraídos com base na Figura 4.13 (a). O primeiro esquema possuindo 5 blocos, o segundo possuindo 9 e o terceiro, possuindo 13 blocos, respectivamente.

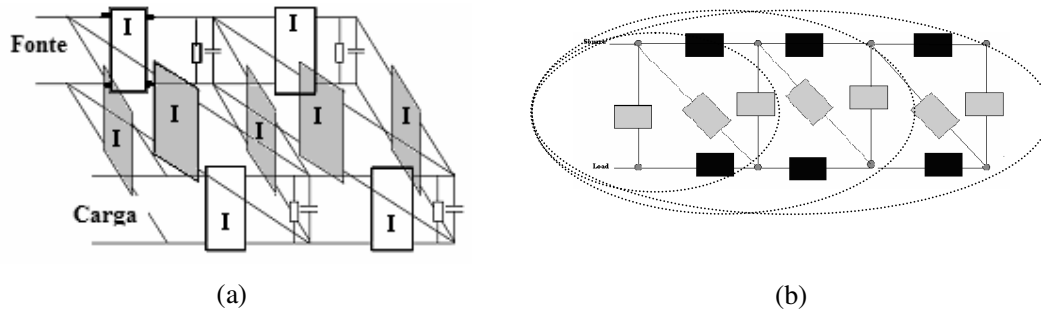


Figura 4.13 – Experimento de síntese de parâmetros considerando soluções convencionais. (a) solução proposta na literatura para atender a um conjunto de especificações, mostrada na seção 2.9. (b) definição dos esquemas para a simulação, com base em 4.13(a).

A tabela 4.4 mostra os resultados. Em média, o melhor circuito obtido com o método proposto apresentou 9 blocos. Pode-se observar que o tempo de processamento para a otimização de parâmetros usando AG e topologia fixa, foi superior para os três esquemas, em que foram utilizadas, em média, 1.920, 2.000 e 3.000 avaliações de circuitos, respectivamente. No entanto, utilizando o método proposto – que otimiza simultaneamente topologia e parâmetro, obtêm-se soluções que atendem às especificações com, em média, até 1.640 avaliações.

Por outro lado, o método também apresenta capacidade de orientar a procura no espaço de busca e convergir para as especificações. Avaliado o mesmo número de circuitos, considerando topologias em média iguais a do melhor circuito pelo método proposto, a aptidão do melhor circuito pelo método de busca aleatória foi muito inferior.

Tabela 4.4 – Comparação do método 1: Algoritmo Evolucionário Controlado por Mutação, com outras metodologias.

Método	Técnica de otimização	Número de avaliações da aptidão	Tempo de processamento
<b>Método Proposto:</b> Topologia e parâmetros variáveis Topologia final 9 blocos 15 parâmetros	Algoritmo controlado por mutação Tamanho da população = 10, sem cruzamento, $P_m$ variável	$\leq 1.600$	Referência de Tempo (RT)
Esquema 1 Topologia fixa com 5 blocos	Otimização de 9 parâmetros Tamanho da população = 30, $P_c=100\%$ , $P_m= 5\%$	$\pm 1.980$	24% maior que RT (4.5 u.t. / circuito)
Esquema 2 Topologia Fixa com 9 blocos	Otimização de 19 parâmetros com AG tradicional	$\pm 2.000$	108% maior que RT (7.5 u.t. / circuito)
Esquema 3 Topologia fixa com 13 blocos	Otimização de 25 parâmetros com AG tradicional	$\pm 3.000$	358% acima de RT (11 u.t. / circuito)
Esquemas gerados aleatoriamente Topologia e parâmetros variáveis	Busca aleatória sem otimização Topologia (tamanho médio): 9 blocos construtores	1.600	O melhor indivíduo entre aqueles criados aleatoriamente tem Aptidão muito inferior

u.t. = unidade de tempo

#### 4.1.6 – Conclusões sobre o método proposto I

Propôs-se uma nova metodologia evolucionária controlada por mutação para a síntese de filtros passivos. Os resultados obtidos mostram que o método é capaz de gerar filtros que atendem às especificações de comportamento, sem qualquer conhecimento prévio de uma topologia inicial. O método proposto I e os resultados obtidos estão apresentados em (Dantas, M. J. P., Brito, L.C., Carvalho, P. H, P. de, 2005a-b)

A metodologia é uma proposta geral e pode ser aplicada a qualquer especificação de filtro, ajustando-se apenas a função-objetivo, a faixa de valores dos componentes e disponibilizando os modelos, que podem ser introduzidos no circuito a ser sintetizado.

O método produz bons resultados para respostas de frequências simétricas na faixa de especificação do filtro, no entanto para respostas assimétricas o desempenho não é satisfatório. Para especificações mais exigentes as topologias obtidas são desestruturadas, o que dificulta a análise das funcionalidades e posterior implementação das soluções obtidas.

## 4.2 – MÉTODO PROPOSTO II - ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO COM REPRESENTAÇÃO VARIÁVEL 2D

Nesta abordagem, considerou-se o problema de síntese de circuitos analógicos como um problema de otimização simultânea no espaço de topologias e de parâmetros, Figura 4.14, multi-objetivo (um circuito possui variáveis de desempenho que podem ser conflitantes e que devem ser avaliadas conjuntamente em busca de um equilíbrio) e multi-restritivo (os valores dos parâmetros são definidos em faixas e podem-se estabelecer regras para a topologia). Se a topologia fosse fixa, o ajuste dos parâmetros desta topologia, por si só, seria um problema de difícil solução (Brito, L.C., 2003)

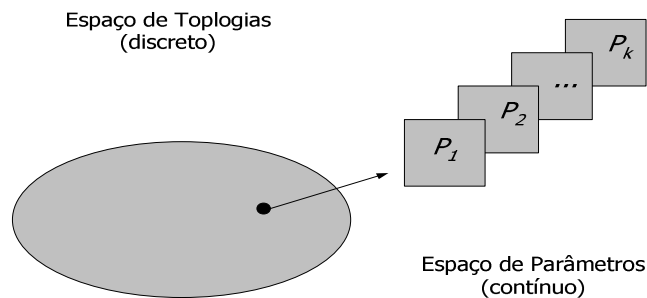


Figura 4.14 – Ilustração da busca no espaço das topologias e no espaço dos parâmetros.

Voltando ao problema, um circuito pode ser representado por um grafo completo não direcionado  $G = (N, E, b)$ , onde  $N$  é o conjunto de nós,  $E$  é o conjunto de ramos e  $b$  a função baseada em regras que associa cada ramo  $(i, j) \in E$  a um bloco de circuito  $b_{ij}$ . Então, neste caso, o problema multi-objetivo consiste em encontrar um grafo mínimo que corresponde a um circuito que atenda a um conjunto de especificações do ponto de vista de topologia e parâmetros. Deve-se ficar claro que o “mínimo” se refere à noção de otimalidade de Pareto, apresentada na seção 3.2. Usualmente, não existe uma solução ótima de Pareto, mas várias, que são os elementos do conjunto ótimo global de Pareto. Este conjunto é o conjunto de soluções não-dominadas por qualquer outra solução. O problema de encontrar o conjunto ótimo global de Pareto é um problema não-polinomial (NP), de difícil solução. Uma vez que as soluções exatas para problemas deste tipo se tornam rapidamente infactíveis com o aumento da complexidade do circuito, o principal objetivo é obter uma boa aproximação do conjunto ótimo global de Pareto. Assim, os algoritmos de busca local e metaheurísticas podem ser utilizados para se propor uma abordagem adequada para esta tarefa. De forma geral, usando esta abordagem, tem-se:



$$S(g^*) = \arg(\min_g \{U(S(g))\}) \quad (4.6)$$

em que  $g$  denota o cromossomo,  $S(g)$  é a matriz de parâmetros de espalhamento, obtida por um simulador de frequências,  $U$  é um vetor de funções-objetivo que são minimizadas e  $S(g^*)$  é o conjunto de Pareto com as soluções do problema (circuitos não-dominados, que mais se aproximam das especificações).

A proposta de solução do problema é apresentada usando um fluxograma conforme Figura 4.15. Pode-se notar que a otimização de topologias e a otimização de parâmetros são conduzidas simultaneamente. Desta forma, controles explícitos para a busca no espaço de topologias e parâmetros são requeridos, balanceando ações de exploração e intensificação nos respectivos espaços de busca. As estratégias de evolução utilizadas evitam que estruturas promissoras sejam descartadas em função de se apresentarem com parâmetros que não estão devidamente ajustados momentaneamente, para mostrar seu potencial. Por outro lado, evita-se que estruturas fracas proliferem e dominem a população, levando a uma situação de convergência prematura.

Trata-se de um algoritmo híbrido especializado para evoluir as topologias e refinar os parâmetros de forma balanceada, em busca de um conjunto de funções-objetivo que representam as especificações de projeto. Pretende-se que as soluções sejam obtidas com pequenas populações e com um número modesto de gerações. Os principais elementos da metodologia proposta são: (1) conhecimento especialista para estabelecer um conjunto moderado de restrições topológicas nas estruturas das soluções candidatas, de modo a reduzir o espaço de busca e evitar a geração de circuitos anômalos, sem perder a flexibilidade que permita a geração de novas topologias; (2) um algoritmo do tipo memético (Moscato, P., 1989) para balancear a busca no espaço de topologias (executado por um algoritmo genético multi-objetivo especializado) e um processo de refinamento dos parâmetros aplicando a técnica *Simulated Annealing*, (3) o algoritmo híbrido trabalha com uma representação e operadores 2D adequados. A representação variável na forma matricial (2D) pode ser validada sem que o circuito tenha que ser simulado.

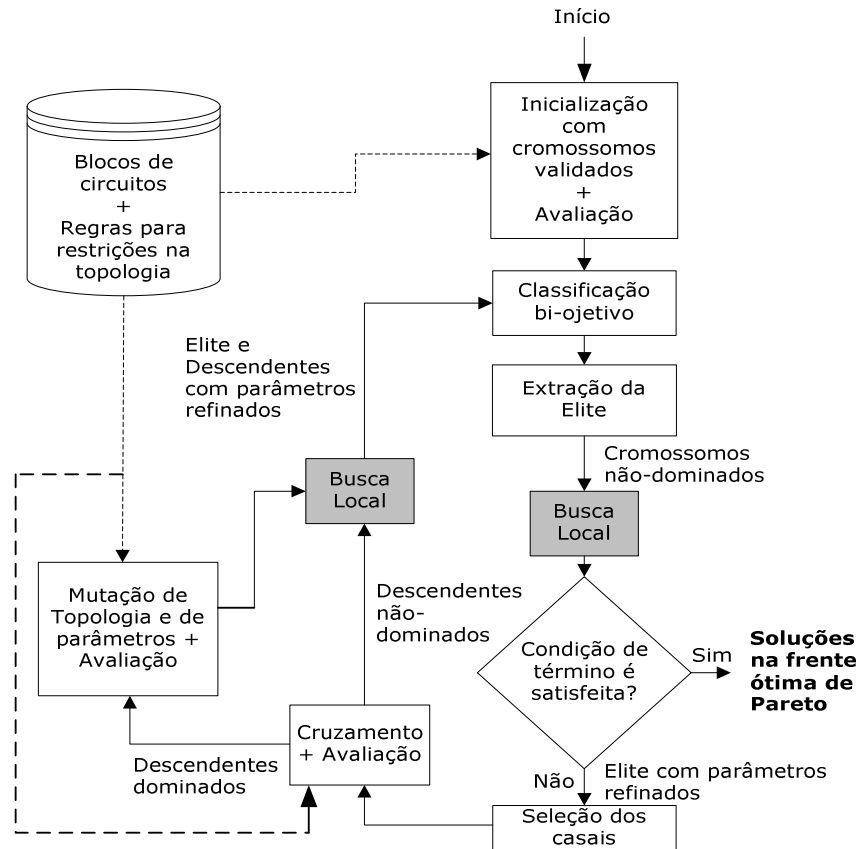


Figura 4.15 – Fluxo do Algoritmo Evolucionário Híbrido especializado para síntese de circuitos analógicos.

#### 4.2.1 – Elementos do Algoritmo Evolucionário Híbrido

A seguir todos os elementos do algoritmo evolucionário apresentado na Figura 4.15 são detalhados.

**Representação dos circuitos.** O modelo de circuito aqui utilizado está apresentado na Figura 4.16. Os blocos de circuito que representam a fonte e a carga são fixos. O circuito evoluído pode ser visto com um grafo não-direcionado. Então, para representá-lo é suficiente uma matriz triangular superior. A matriz possui tamanho variável correspondente ao número de nós do circuito. Cada entrada da matriz está associada a um possível par de nós externos de um bloco de circuito a ser conectado. A matriz não permite a representação explícita de todos os dados. Para cada entrada diferente de zero existe um ponteiro indicando a localização em um banco de dados, onde as informações estão armazenadas (estrutura dos blocos e valores dos parâmetros dos componentes). A Figura

4.17 mostra um exemplo de representação. Apresenta-se na Figura 4.17(a) um circuito evoluído com oito blocos de circuito,  $b_1, b_2, b_3, \dots, b_8$ . A correspondente representação está mostrada na Figura 4.17(b). No entanto, para simplificar usou-se a representação mostrada na Figura 4.17(c), aqui denominada de matriz reduzida. Cada linha/coluna corresponde a um possível par de nós externos de um bloco de circuito. O nó zero (nó terra) está representado de forma implícita nas entradas da diagonal principal. O bloco  $b_4$ , por exemplo, ilustra esta associação – este bloco tem como nós externos o nó 4 e o nó zero. Sua localização então é referenciada na entrada (4,4) da matriz.

A matriz é manipulada diretamente pelo algoritmo sem a necessidade de uma representação unidimensional (1D) equivalente. Em (Mesquita, A., Salazar, F. A., Canazio, P. P., 2002) propõe-se uma representação matricial para síntese de circuitos, mas o mapeamento 2D-1D é realizado antes da aplicação do operador de cruzamento. No entanto, em (Im, C.-H., Jung, H.-K., and Kim, Y.-J., 2003) mostra-se que tal procedimento pode resultar em perdas entre estruturas vizinhas. A matriz está sempre associada a um circuito válido. Nas representações propostas na literatura existe sempre uma porcentagem de geração de circuitos anômalos. Com a representação proposta por (Mesquita, A., Salazar, F. A., Canazio, P. P., 2002) a porcentagem de circuitos anômalos fica em torno de 5% , mas o autor coloca que de forma geral esta porcentagem pode chegar a 80%.

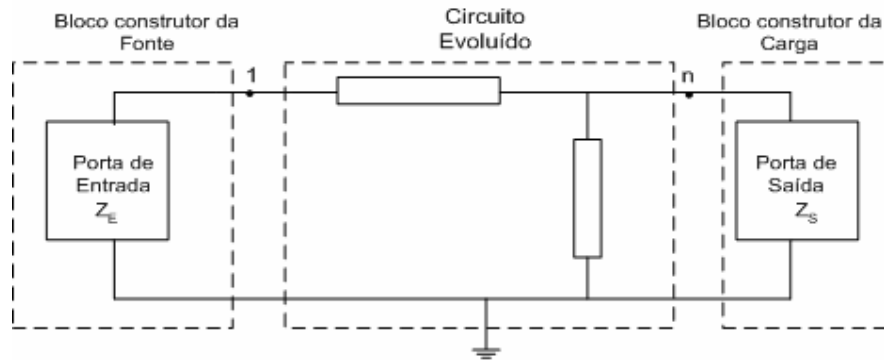
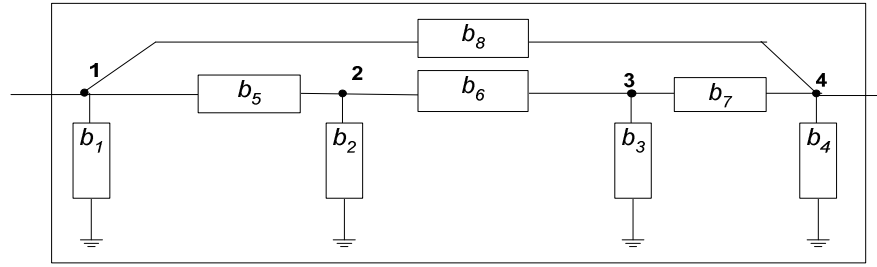


Figura 4.16 – Modelo do circuito.  $Z_E$  é a impedância de entrada e  $Z_S$  é a impedância de saída. O circuito evoluído está entre o nó 1 e o nó  $n$ .



(a)

$$\begin{bmatrix} b_1 & b_5 & 0 & b_8 \\ 0 & b_2 & b_6 & 0 \\ 0 & 0 & b_3 & b_7 \\ 0 & 0 & 0 & b_4 \end{bmatrix}$$

(b)

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(c)

Figura 4.17 – Representação de um circuito (a) circuito evoluído (b)-(c) localização dos blocos de circuitos na matriz reduzida.

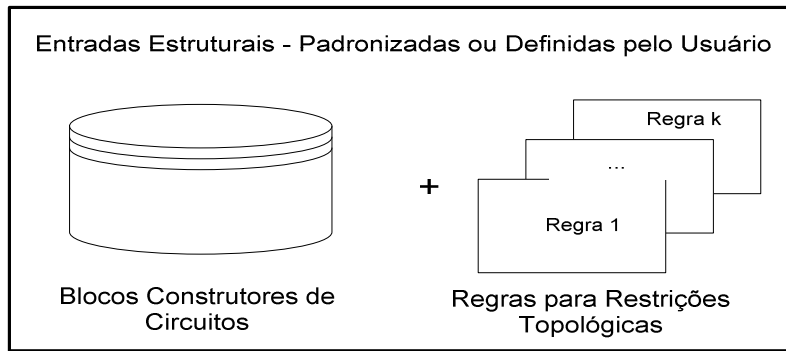
**Funções de Avaliação.** Pretende-se encontrar uma boa aproximação para o conjunto ótimo global de Pareto. Neste trabalho, são definidas duas funções-objetivo para permitir uma relação de compromisso do ponto de vista de comportamento e de estrutura topológica: (1) uma medida de erro baseada no desempenho do circuito avaliado através de um simulador, no domínio da frequência, e (2) uma medida de tamanho estrutural baseada na topologia do circuito – o tamanho do circuito dado pelo número de nós. O simulador de circuitos EHBsim (Brito, L.C, 2001) fornece as respostas em frequência (os parâmetros de espalhamento) sobre um conjunto de frequências definidas pelo usuário. Após isto, o algoritmo calcula o desvio médio entre as respostas dadas pelo simulador e as respostas desejadas, que são valores predefinidos pelo usuário através de uma máscara dos parâmetros de espalhamento ( $|S_{21}|$  e  $|S_{11}|$ ), produzindo uma medida de erro agregada, conforme definida em (4.7).

$$Erro = \sum_{i=1}^2 \frac{1}{n_k} \sum_{j=1}^k \left( \sum_{R_{S_{i1}}(f_j)_k \notin E_k} |R_{S_{i1}}(f_j) - L_{S_{i1}}(f_j)| \right) \quad (4.7)$$

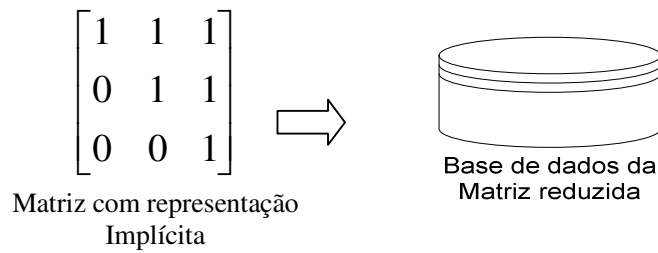
em que  $k$  é o número de faixas de frequências a serem avaliadas, cada uma com o seu limite de especificação dado por  $L_{(i)}(f_i)$ ; em que  $R_{(i)}(f_i)_k$  é a Resposta do simulador na frequência  $f_i$  da  $k$ -ésima faixa de frequência avaliada;  $E_k$  é o conjunto de valores que atendem às especificações da  $k$ -ésima faixa de frequência, e  $n_k$  é o número de frequências avaliadas na  $k$ -ésima faixa de frequência.

**Estratégia Evolucionária.** O fluxograma na Figura 4.15 mostra claramente que o usuário fornece entradas inteligentes para o processo de evolução, e que existem controles explícitos para se evoluir topologia e parâmetros simultaneamente. Para se avaliar de perto cada etapa, têm-se:

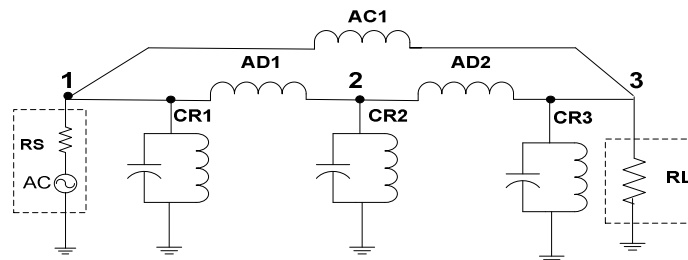
**Entradas estruturais:** O algoritmo usa abordagem com restrição de topologia como vem ocorrendo em trabalhos mais recentes (Dastidar, T. R., Chakrabarti, P.P., Ray, P., 2005; Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006) (combinações de blocos de circuitos com regras para restrições de topologia). Estes elementos permitem o uso de conhecimento especialista para reduzir o espaço de busca, evitar circuitos anômalos e produzir circuitos estruturados. Os blocos de circuitos podem ser estruturas conhecidas na literatura ou podem ser definidas pelo usuário. As regras permitem restrições topológicas, por exemplo: somente topologias em linha, o número máximo de conexões entre os blocos de circuitos (entre fonte e carga ou entre outros elementos de circuito, os tipos de inserção (série, paralela, em cascata, mista), os tipos de conexões entre blocos de circuitos (direta, cruzada), entre outras. Estas restrições são usadas para compor a população inicial e para aceitar ou não um novo circuito formado durante o processo de evolução. Isto melhora sensivelmente a qualidade da população inicial, que representa um estágio inicial de memória, onde se agrega conhecimento especialista, o que de certa forma contribui ainda para a diminuição do espaço de busca, e ainda, para que não se tenha circuitos anômalos, nesta fase. A Figura 4.18 ilustra o processo completo, ou seja, parte-se de informações embasadas em conhecimento especialista conforme Figura 4.18(a), que auxiliam na formação das representações das soluções candidatas – Figura 4.18(b), que por sua vez representam circuitos válidos e estruturados, como o exemplo mostrado na Figura 4.18(c).



(a)



(b)



(c)

Figura 4.18 – Entradas Estruturais: (a) base de dados especialista, (b) representação das soluções e (c) circuito criado com base nas entradas estruturais.

**Inicialização da População.** A população é inicializada com circuitos compostos por blocos de circuitos, selecionados aleatoriamente de um banco de dados, conectados de acordo com a matriz reduzida previamente preenchida, usando-se regras de restrições topológicas. Inicialmente, somente um bloco de circuito está associado a um possível par de nós. Quando um bloco de circuito é selecionado, ocorre ao mesmo tempo a seleção dos

valores dos seus componentes. Esta seleção é aleatória e realizada em uma faixa de valores pré-definidos pelo usuário. As regras de restrições estruturais podem ser estabelecidas pelo usuário, caso ele tenha conhecimento especialista. Uma vez definidas, estabelecem-se os tipos de conexões permitidas entre os elementos de circuito: (1) conexões em série, em paralelo, em cascata, mistas, número de caminhos entre a fonte e a carga, número de caminhos entre trechos do circuito, se a fonte e a carga vão estar diretamente acopladas, quais os tipos de acoplamento que são permitidos etc. A definição das regras de acoplamento pode melhorar a qualidade da população inicial. No caso do usuário não dispor deste conhecimento, o algoritmo executa uma inicialização padrão. Gera-se uma matriz associada a um circuito válido e de tamanho arbitrário – para isso, todas as entradas são preenchidas com alta probabilidade e, logo após, o algoritmo verifica se a matriz gerada corresponde a um circuito conectado, caso não corresponda, um procedimento reparador é executado.

***Classificação/Seleção.*** Utiliza-se uma abordagem multi-objetivo no processo de classificação. Com base em dois conjuntos de funções de avaliação definidas para a síntese em questão (o primeiro para avaliar a desempenho e o segundo para avaliar a estrutura topológica das soluções), o algoritmo identifica a que frente de Pareto cada indivíduo da população pertence. Em seguida, calcula-se a densidade de cada indivíduo dentro da frente. O cálculo da densidade e a classificação utilizada são os mesmos do NSGA-II (Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002). A Figura 4.19 mostra um exemplo da classificação das soluções, considerando-se as frentes de Pareto. Este procedimento permite um balanceamento entre desempenho e tamanho do circuito, controlando naturalmente explosões de tamanho durante o processo de evolução. Outro aspecto importante, é que os circuitos bem avaliados tanto do ponto de vista de desempenho quanto de tamanho têm alta probabilidade de participarem do processo de evolução. Desta forma, blocos construtores genéticos vindos naturalmente do processo de evolução são identificados (hipótese de blocos construtores de Goldberg (Goldberg, 1989)). Este resultado é bastante adequado para a geração de novas topologias, contendo algum grau de estruturas redundantes. Após a classificação da população, uma população elite é retirada com os elementos não-dominados, ou seja, os elementos da primeira frente de Pareto. Aplica-se, então, o processo de seleção denominado torneio binário para formar os novos circuitos.

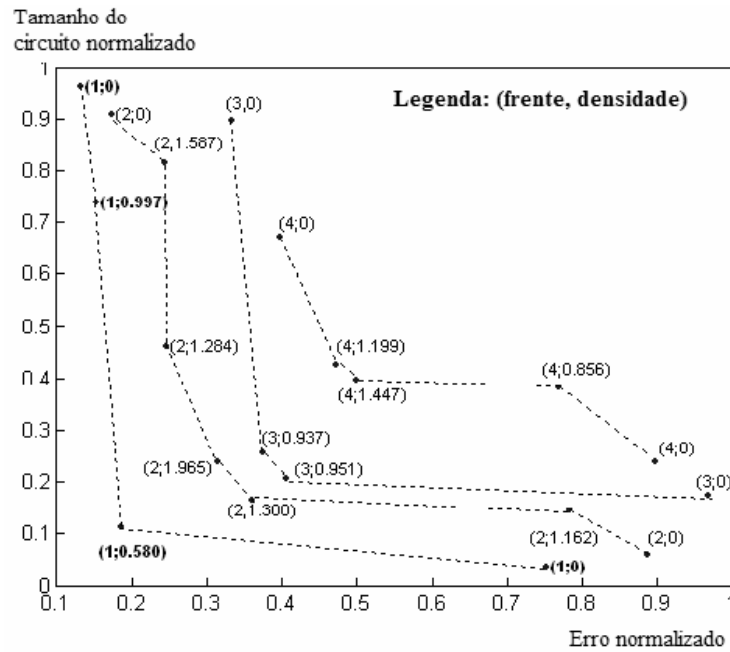


Figura 4.19 – Classificação bi-objetivo das soluções – frentes de Pareto

**Operadores de cruzamento.** Define-se um único operador de cruzamento. Dados dois circuitos pais representados por suas matrizes de adjacências reduzidas, um descendente é produzido como mostram as Figuras 4.20 (c)-(e). Na primeira matriz pai é escolhido aleatoriamente um ponto de corte, que define as regiões  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$  e  $R_4$ . Na segunda matriz pai é definida aleatoriamente uma sub-matriz representada pela região  $R_5$ . Na composição dos descendentes as regiões  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$  e  $R_4$  provêm da primeira matriz pai, a região  $R_5$  provém da segunda matriz pai e as regiões do tipo  $R_6$ , que representam uma perturbação estrutural, provêm de uma escolha aleatória, entre as duas. Em (Im, C.-H., Jung, H.-K., Kim, Y.-J., 2003), mostra-se que um procedimento análogo ao aplicado na região  $R_6$ , promove diversidade. A Figura 4.20(c) apresenta a operação de sobreposição, a sub-matriz vinda do segundo pai é inserida tomando como referência o ponto de corte da primeira matriz. A Figura 4.20(d) mostra a operação truncamento, a primeira matriz é truncada tendo como referência o ponto de corte e em seguida a sub-matriz produzida é cascadeada com a sub-matriz vinda do segundo pai. É necessário completar a matriz do descendente com zeros. Tal procedimento define o número de nós dos dois circuitos representados, que estão sendo conectados juntos. A Figura 4.20(e) mostra a operação de divisão da primeira matriz, em seguida a sub-matriz vinda do outro pai é inserida, tendo como ponto de referência o ponto de corte na matriz do primeiro pai. É necessário completar a matriz do descendente com zeros.



Desta forma o operador de cruzamento proposto pode explorar o conhecimento contido nos pais, e também promover a diversidade de estruturas. A Figura 4.21 apresenta o resultado da ação de algumas composições do operador mostrando os respectivos descendentes gerados. A Figura 4.21(c) ilustra um possível resultado para uma operação de sobreposição, a Figura 4.21(d) mostra um possível resultado para uma operação de truncamento e a Figura 4.21(e) mostra um possível resultado para uma operação de cascadeamento interno. Os exemplos demonstram o potencial do operador de cruzamento, em promover um balanceamento entre a exploração e intensificação no espaço de busca de topologias. Pode ser observar nos descendentes que eles preservam uma parte das informações estruturais dos pais, mas também carregam novas informações provenientes de uma perturbação na topologia, que ocorre aleatoriamente, dependendo do tipo da configuração do operador de cruzamento.

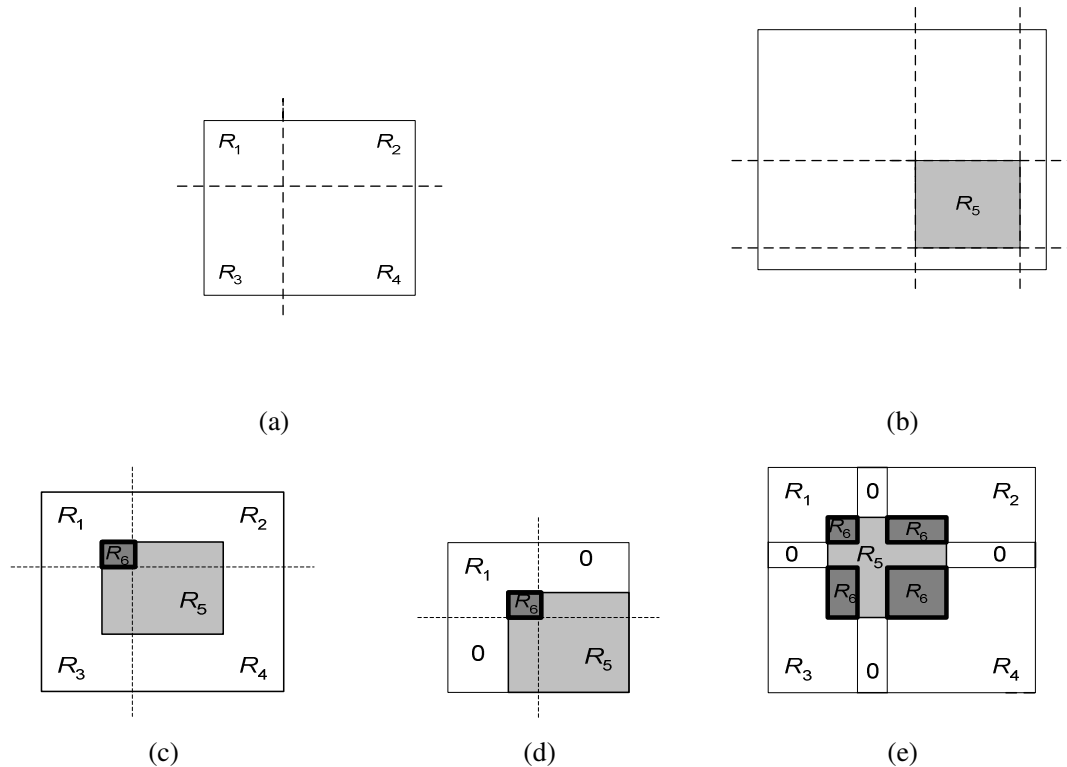
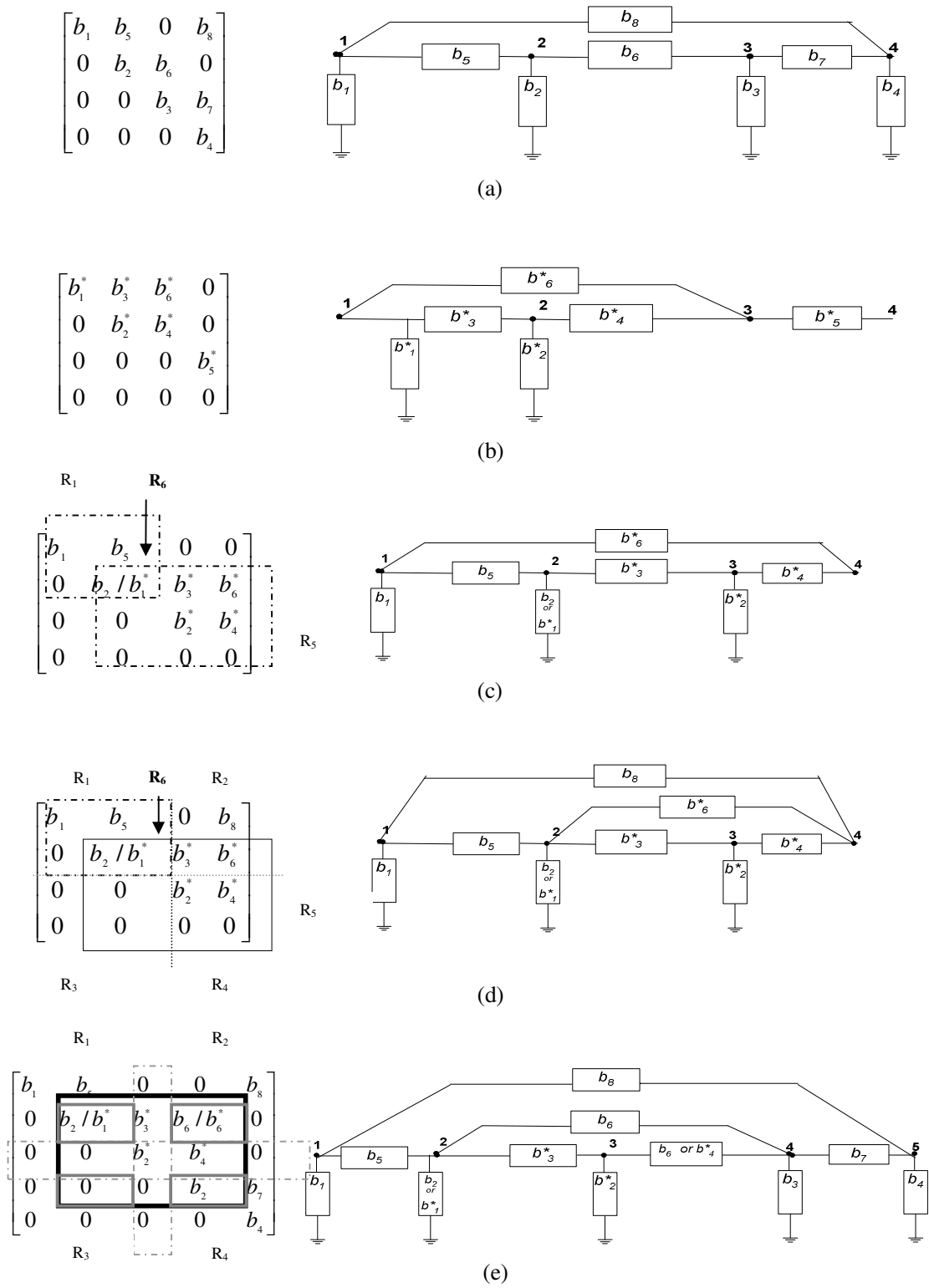


Figura 4.20 – Operador de cruzamento: (a) matriz reduzida do primeiro pai, (b) matriz reduzida do segundo pai, (c) descendente após sobreposição, (d) descendente após truncamento e (e) descendente após divisão.



**Operadores de Mutação de Topologia.** São definidos quatro operadores de mutação de topologia, sendo eles: (1) adicionar um bloco de circuito sem restrição de posição, (2) retirar um bloco de circuito, desde que o circuito permaneça conectado, (3) excluir um nó removendo a linha coluna associada ao nó, desde que o circuito permaneça conectado, Figura 4.22, (4) inserir um nó, incluindo a linha coluna associada ao nó, inserindo um bloco de circuito para conectar o nó ao restante do circuito.

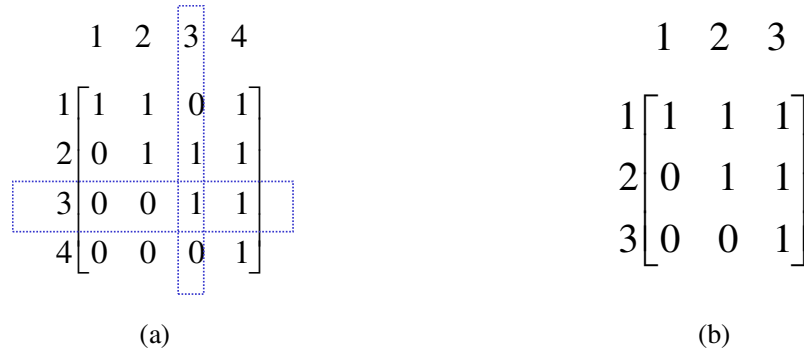


Fig: 4.22 – Mutação: retirar um nó de um circuito: (a) Seleção de linha e coluna para mutação e (b) matriz após a mutação.

**Operador de Mutação de parâmetros.** Todos os parâmetros dos blocos de circuitos podem sofrer mutação, com baixa probabilidade (1% a 5%). Se um parâmetro é mutado, um novo valor é gerado aleatoriamente, observando-se a faixa de valores pré-definidos para o componente associado.

**Procedimentos de Busca local.** Os procedimentos de busca local são utilizados para executar refinamentos nos valores dos elementos dos blocos de circuito, visando melhorar a avaliação de comportamento das soluções candidatas. Consegue-se desta forma evoluir estruturas e refinar parâmetros de forma balanceada. Foram introduzidos procedimentos de busca local utilizando a técnica *Simulated annealing* (Michalewicz, Z., Fogel, D.B., 2002) nos seguintes pontos: (1) nas soluções não-dominadas da população de elite, com o objetivo de potencializá-las, para as novas gerações (2) nos descendentes, para que cada nova solução possa competir com as soluções da população de elite, renovando as próximas gerações e evitando estagnações no processo de evolução. O novo valor  $nv$  de um parâmetro é obtido como em (8), introduzindo-se uma pequena perturbação ao valor corrente  $vc$ . O valor da perturbação é obtido com base em uma distribuição Normal  $N(0, \sigma)$ , em que a média é zero e  $\sigma$  representa o desvio padrão. Utilizou-se  $\sigma = 0,01$ .

$$nv = vc + z\sigma(l_{\text{sup}} - l_{\text{inf}}) \quad (8)$$

#### 4.2.2 – Experimentos e resultados

Os experimentos apresentados na seqüência correspondem a filtros com diferentes graus de dificuldade. A escolha destes filtros visou mostrar a potencialidade do método proposto. Todos os filtros sintetizados têm blocos de circuitos formados com elementos concentrados e estão em conformidade com as especificações, sendo que o tempo gasto para produzir as soluções foi modesto. Em todos os experimentos inicializou-se uma população de 30 indivíduos com base nas entradas estruturais. Extraiu-se uma população de elite de tamanho 10 que foi melhorada por busca local, aplicando a técnica *Simulated Annealing* (para realizar os procedimentos de busca local com leves refinamentos - usou-se valores de temperaturas  $T = 100, 10, 1$ ; com 3 tentativas para cada temperatura), em seguida aplicou-se cruzamentos para dar origem a 20 descendentes, os não-dominados foram melhorados por busca local, sendo que os não-dominados sofreram mutações de topologia com taxa de 20% a 80% e as mutações de parâmetros com taxas de 5%. Logo após, as soluções mutadas foram melhorados por busca local. As taxas altas de mutação se devem ao fato de que com esta abordagem é importante para garantir a diversidade. Os circuitos foram avaliados por um simulador no domínio da freqüência em 100 pontos tomados na faixa de freqüência. Em todos os experimentos foram realizadas comparações com outras metodologias. Estes valores foram definidos com base em vários testes. O objetivo sempre foi o de trabalhar com pequenas populações e chegar a boas soluções com poucas gerações.

**Experimento 1:** Como primeiro experimento escolheu-se o Filtro de Nielsen, pois sua síntese apresenta um alto grau de dificuldade. É um problema clássico já reportado em trabalhos anteriores que utilizam métodos evolucionários sem restrições topológicas (Koza et al., 1996, Grimbleby, J.B., 2000), métodos evolucionários com abordagens considerando restrições topológicas (Shin, A, Histoshi, I., 2003) e métodos tradicionais (Nielsen, I. R., 1995). Desta forma, é possível comparações entre o método proposto e diferentes abordagens apresentadas na literatura. As especificações foram obtidas em (Grimbleby, J. B., 2000): a banda de passagem é definida na faixa de [31,2; 55,6] kHz; o limite da banda de rejeição inferior é de 20,0 kHz; o ganho na banda de rejeição inferior é -38 dB; a banda de rejeição superior é definida na faixa de [69,6; 85,0] kHz; o ganho na

banda de rejeição superior é de -73 dB; o ganho acima da banda de rejeição superior é de -55 dB. Definiu-se um indutor e um capacitor como blocos construtores básicos e utilizou-se o esquema de acoplamento padrão para inicializar a população. Utilizaram-se os seguintes parâmetros: probabilidade de mutação de topologia de 20%, de mutação de valores de 5%. A resposta dos circuitos foi avaliada em 100 pontos definidos numa escala linear entre o mínimo e o máximo da faixa de frequências.

**Resultados do experimento 1:** A melhor solução apresentou um circuito com 4 nós e 12 componentes. A solução foi obtida após 41 gerações com populações de 30 circuitos, que representou 16.000 avaliações do circuito. Pode-se observar na Figura 4.20 que o tamanho do circuito variou durante o processo de evolução, o que significa que as alterações ocorrem até que se chegue a uma estrutura que atenda as especificações. Pode-se, também, notar que o método proposto chega em uma solução de topologia, conforme mostra a Figura 4.21, usando blocos de circuitos construtores, vindos naturalmente do processo de evolução, por exemplo, o sub-circuito formado por um indutor e um capacitor em paralelo que aparecem regularmente no circuito. A resposta em frequência do circuito está mostrada na Figura 4.22. Koza (Koza et al., 1996), usando programação genética com populações de 640.000 indivíduos e após 199 gerações, o que representa 127.360.000 avaliações do circuito, obteve um circuito com 38 componentes. Grimbleby (Grimbleby, J. B., 2000), usando um algoritmo genético híbrido, obteve um circuito com 4 nós, mas não menciona o esforço computacional necessário para se chegar a tal solução. (Shin et al., 2003), usando um algoritmo genético multi-estágios obteve uma solução com uma população de 2.000 circuitos e após 400 gerações, o que representa 800.000 avaliações do circuito. Os autores não apresentam a estrutura do circuito obtido

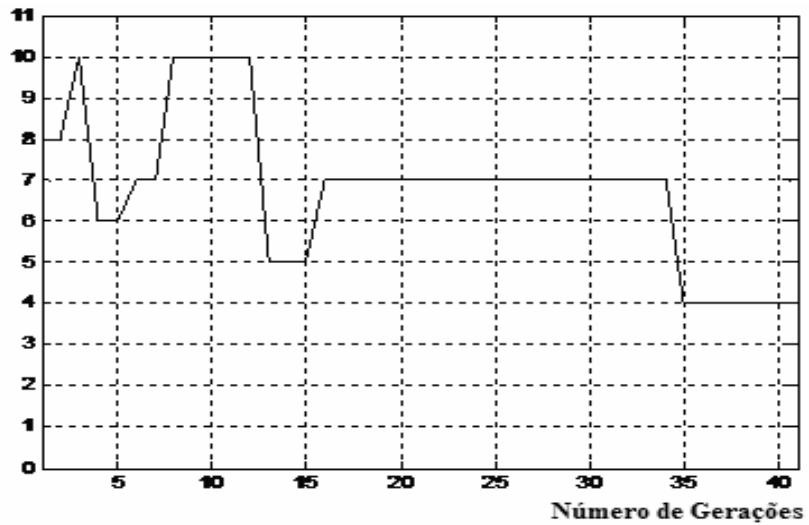


Figura 4.23 – Experimento 1: evolução do número de nós do melhor solução obtida em 10 rodadas ao longo do processo de evolução.

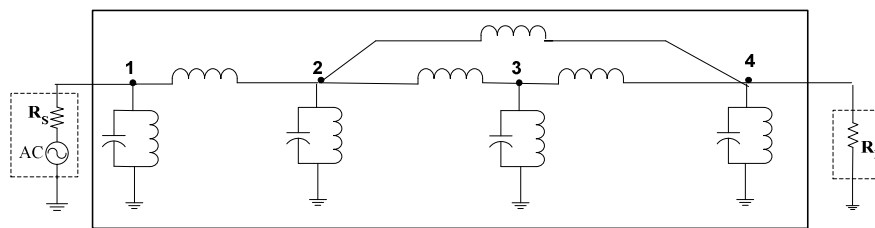


Figura 4.24 – Experimento 1: melhor topologia obtida em 10 rodadas

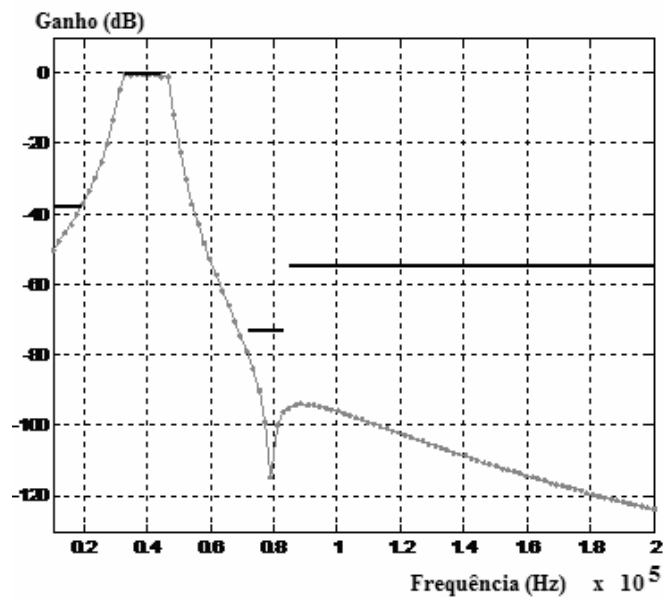


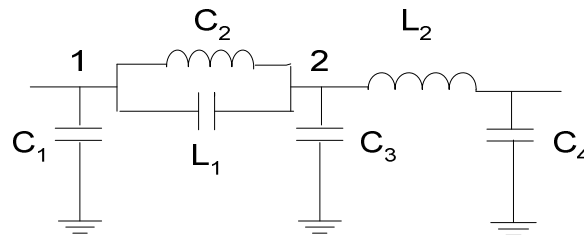
Figura 4.25 – Experimento 1: resposta em frequência da melhor solução. Legenda: a linha preta representa a especificação de ganho para a resposta do circuito.

**Experimento 2:** Neste experimento, o método é aplicado para a síntese de um filtro passa-baixa com as mesmas especificações apresentadas em (Grimbleby, J. B., 2000), exceto que as frequências foram alteradas para a faixa de GHz, como em (Hou, H-S, Chang, S-J, Su, Y-K., 2005). As especificações são: a extremidade da banda de passagem é de 1 GHz, a extremidade da banda de rejeição é de 1,5 GHz, o ganho máximo na banda de passagem é de -6 dB e o ganho máximo na banda de rejeição é de -52dB. Comparando os resultados, em (Grimbleby, J. B., 2000), o autor propõe um algoritmo evolucionário híbrido, e obtém uma solução com seis elementos, usando 80 elementos na população, após 100 gerações (8.000 avaliações de circuitos). Em (Hou, H-S, Chang, S-J, Su, Y-K., 2005) o mesmo problema foi tratado e os autores usaram Programação Genética com restrição de topologia, com 200 circuitos na população, após 50 gerações (10.000 avaliações de circuitos). O método proposto encontrou uma solução similar às encontradas, mas foram necessárias apenas 792 avaliações de circuitos. O método proposto é melhor do que os métodos utilizados na comparação, apresentando o mesmo tamanho de circuito, mas realizando um número bem menor de avaliações de circuito, o que representa um custo computacional menor. Utilizaram-se dois blocos básicos: um indutor e um capacitor formando inicialmente apenas circuitos de tamanho arbitrário, com elementos em série e paralelo.

**Resultados do experimento 2.** Pode-se observar que o filtro sintetizado atende às especificações usando poucos componentes (apenas seis), como mostrado na Figura 4.26(a). Por outro lado, o circuito obtido é menor que o tamanho dos filtros obtidos usando métodos tradicionais, em processos baseados em resposta elíptica, que são os mais econômicos. A curva de resposta em frequência é mostrada na Figura 4.26(b).

**Experimento 3:** Propõe-se a síntese de um filtro rejeita-faixa de microondas com as seguintes especificações (deve se observar que a faixa de frequência está normalizada): Exige-se para o parâmetro  $S_{21}$ : -0,5 dB nas faixas de passagem de  $[-10, -4]$  e  $[4,10]$  e -25 dB na faixa de rejeição  $[-1,1]$ . Exige-se para o parâmetro  $S_{11}$ : -10 dB nas faixas de passagem de  $[-10, -4]$  e  $[4,10]$  e -0.5 dB na faixa de rejeição  $[-1,1]$ . Em (Amari, S. Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004), realizou-se uma síntese direta com as mesmas especificações. Para a síntese pretendida, definiram-se dois modelos, utilizados na literatura e reportados em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004) para síntese

direta. O primeiro modelo é formado por um inversor de admitância, um capacitor e uma reatância. O segundo modelo é formado por um inversor de admitância. O detalhamento dos elementos dos modelos está mostrado na Figura 4.27, em que são apresentados os esquemáticos e faixa de valores dos componentes. A impedância normalizada da porta de entrada e da porta de saída é igual a 1. As regras de acoplamento definidas indicam que o bloco 1 pode entrar somente em série e o bloco 2 pode entrar em série ou paralelo. Admitem-se apenas topologias em linha.



C (pF), L(nH) -  $C_1 = 3,75$   $C_2 = 1,21$   $C_3 = 9,24$   $C_4 = 7,91$   $L_1 = 6,5$   $L_2 = 7,75$

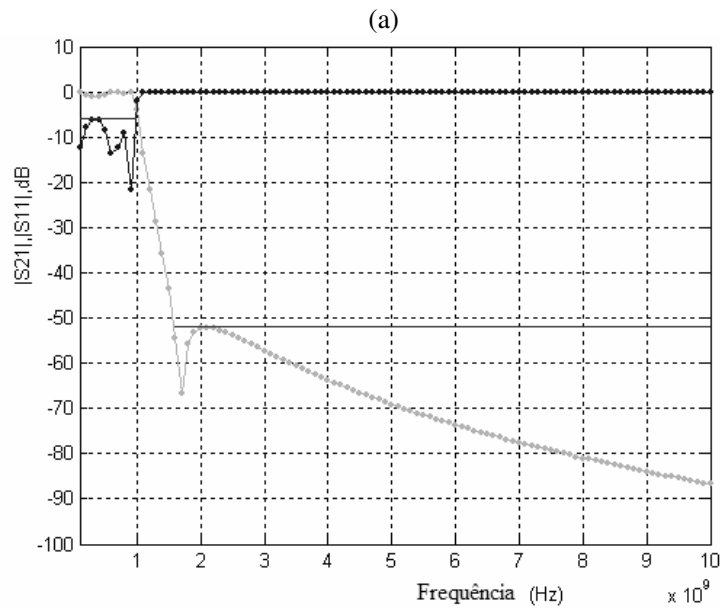


Figura 4.26 – Experimento 2: resultados obtidos para o filtro passa-baixa (a) melhor circuito evoluído em 10 tentativas (b) resposta em freqüência dos parâmetros de espalhamento do circuito em (a). Legenda: as linhas cinza representam as especificações do parâmetro  $|S_{21}|$  e as linhas pretas representam as especificações do parâmetro  $|S_{11}|$ .



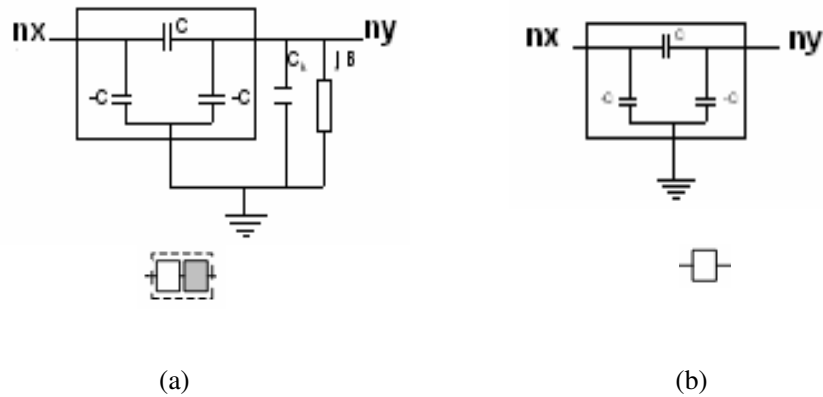


Figura 4.27 – Experimento 3. Blocos de circuitos (a) circuito inversor, capacitância e reactância e (b) circuito inversor. Valores normalizados dos componentes:  $C \in [0,10]$ ,  $C_k \in [4,8]$  e  $jB \in [5,9]$ .

**Resultados do experimento 3:** Foram realizadas 10 rodadas de síntese e as duas melhores estruturas topológicas obtidas são mostradas na Figura 4.28. As soluções foram obtidas em até 50 gerações (com um máximo de 17.700 avaliações dos circuitos). Pode-se observar que são soluções bastante regulares, contendo redundâncias de estruturas provenientes do processo de evolução. Analisando as estruturas topológicas obtidas nas duas soluções, observam-se estruturas de acoplamento – entre os blocos de circuitos – que configuram seções CT, como na Figura 4.28(a) e seções CQ, como na Figura 4.28(b). Estas estruturas podem ser vistas em soluções obtidas por meio de técnicas de síntese direta com as apresentadas em (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002; Rosemberg, U., Amari, S., 2002). Em (Amari, S., Rosenberg, U., Bornemman, J., 2004), apresenta-se uma solução para as mesmas especificações com uma estrutura completamente acoplada. A Figura 4.29 apresenta as respostas em frequência para as duas soluções, mostrando que estão de acordo com as especificações.

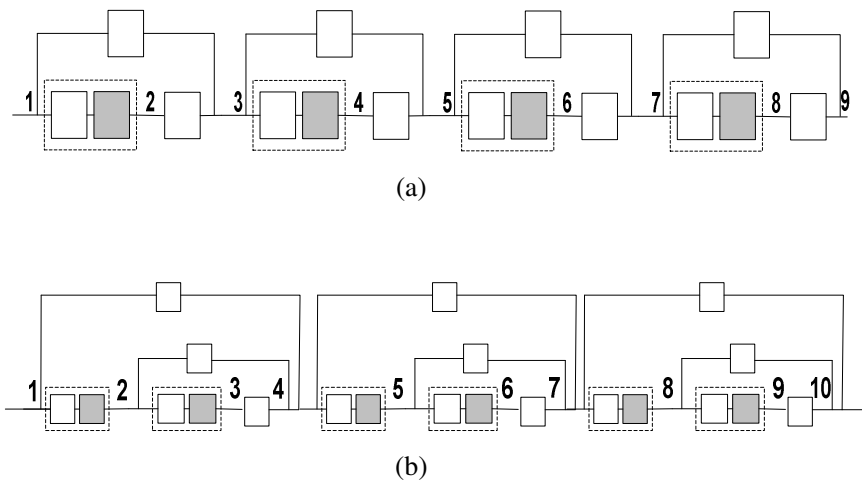


Figura 4.28 – Experimento 3. (a) topologia 1 (b) topologia 2

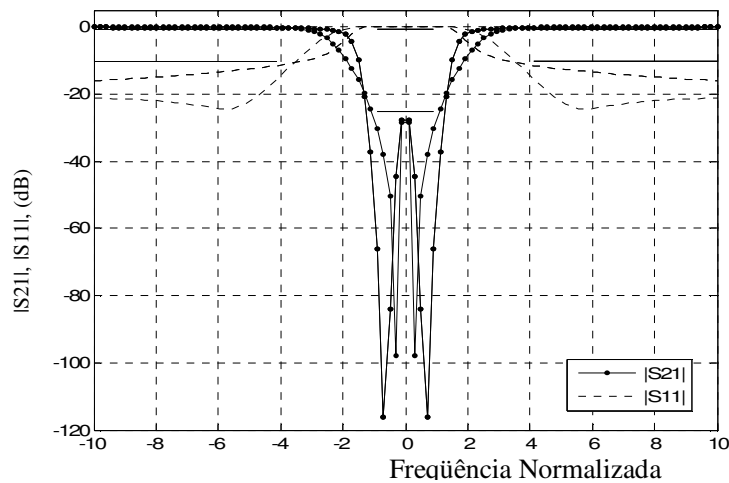


Figura 4.29 – Experimento 3 - Resposta em Frequência dos parâmetros de Espalhamento  $|S_{21}|$ ,  $|S_{11}|$  correspondentes às topologias apresentadas na Figura 4.28, (dB). As linhas retas indicam as especificações.

**Experimento 4:** Síntese de um filtro passa-faixa assimétrico. Exige-se para o  $|S_{21}|$ :  $-20$  dB na faixa de rejeição  $[0,5; 2]$  GHz,  $-25$  dB na faixa de rejeição  $[2,8; 4]$  GHz e  $-0,5$  dB na faixa de passagem, que se estende de  $2,375$  a  $2,625$  GHz. Exige-se para o  $|S_{11}|$ :  $-20$  dB na faixa de rejeição  $[0,5; 2]$  GHz,  $-0,5$  dB na faixa de rejeição  $[2,8; 4]$  GHz e  $-15$  dB na faixa  $[2,375$  a  $2,625]$  GHz. As especificações foram definidas com base em medidas dos parâmetros  $|S_{21}|$  e  $|S_{11}|$ , do circuito de microondas mostrado na Figura 4.30(a). Considerou-

se o resistor da fonte e da carga com o valor comumente usado de  $50 \Omega$ . Neste caso, considerou-se a aplicação do algoritmo, definindo como blocos um capacitor ( $C \in [1,40]$  pF) e um indutor ( $L \in [0,5;15]$  nH) e usando as regras básicas de acoplamentos (indutor e capacitor podendo entrar em série ou paralelo, em qualquer ponto do circuito).

**Resultados do experimento 4:** Foram realizadas 10 rodadas de síntese e a melhor solução apresentou-se bastante compacta, conforme mostra a Figura 4.30(b). É interessante observar que bloco de circuito genético formado por um indutor e capacitor foi produzido pelo processo de evolução e aparece regularmente em cada nó do circuito indo para o nó terra. Tanto os acoplamentos diretos, quanto os acoplamentos cruzados, são do tipo indutivo. Na literatura esta estrutura é denominada de seção CT (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002). O circuito ganha e perde elementos até se adaptar as especificações, o que ocorreu na geração de número 76.

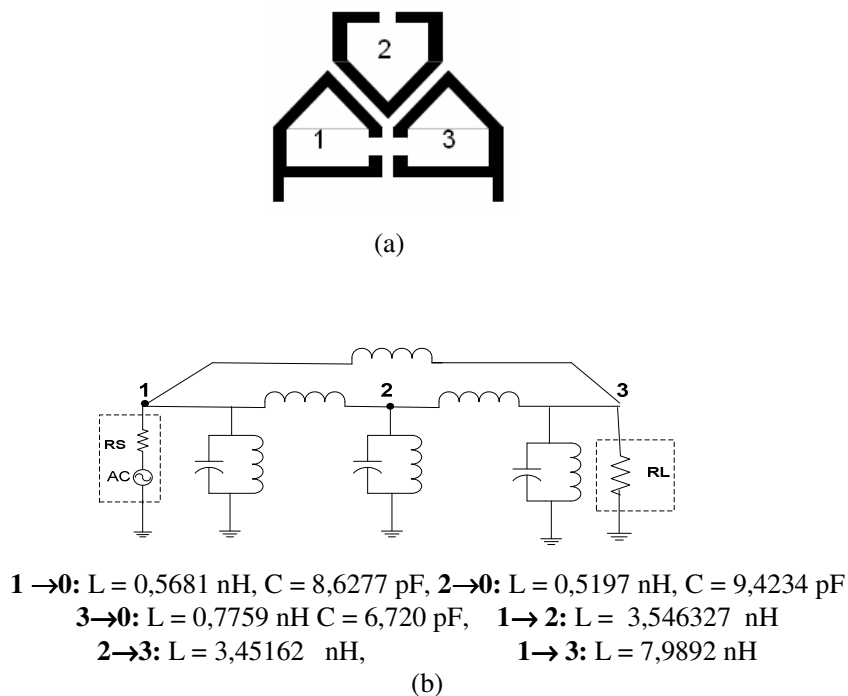


Figura 4.30 – Experimento 4: (a) estrutura de Microondas e (b) topologia e valores dos componentes do melhor circuito sintetizado pelo método.

A Figura 4.31 apresenta as respostas em frequência da solução obtida, mostrando que as especificações foram atendidas, mesmo inicializando-se o processo de síntese com a forma padrão.

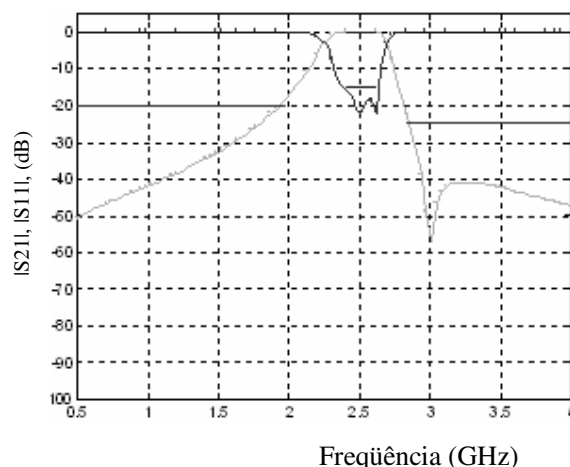
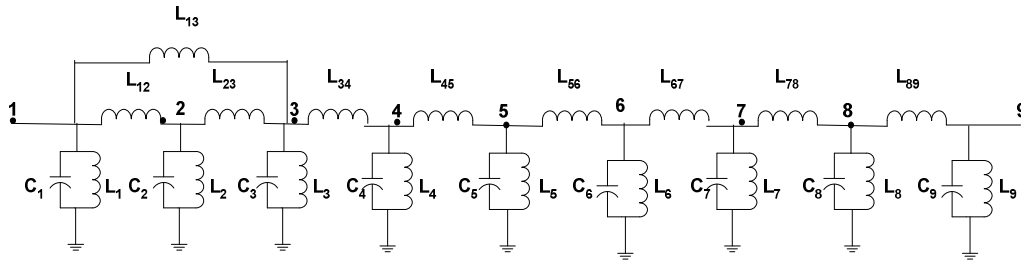


Figura 4.31 – Respostas em frequência para os parâmetros de espalhamento que são  $|S_{21}|$ (dB) representado pela linha preta ,  $|S_{11}|$  (dB) representado pela linha cinza – 4.30(b). As linhas retas indicam as especificações.

**Experimento 5:** O quinto experimento é um filtro passa faixa, com frequência central em 1.800 MHz, descrito em (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002). As especificações são: extremidades da banda passante (1704,4; 1787,3) MHz, seletividade da banda de rejeição superior a 65 dB para frequências acima de 1,805 GHz. Este filtro foi escolhido por apresentar um alto grau de assimetria na resposta em frequência, o que resulta em considerável dificuldade para a síntese. Foram definidos 3 blocos construtores básicos: um indutor, um capacitor e uma combinação de indutor e capacitor em paralelo.

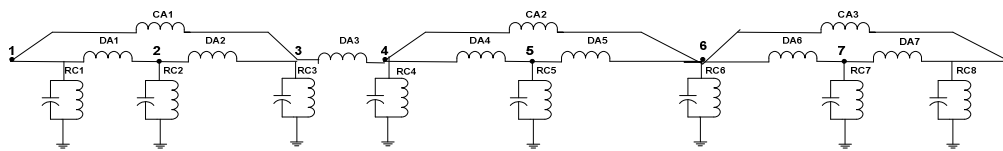
**Resultados do experimento 5:** Em todas as 10 rodadas foram obtidos resultados bastante próximos das especificações. A Figura 4.32 (a) mostra a melhor topologia encontrada, tendo 9 nós (obtida com aproximadamente 50.000 avaliações de circuito). Pode-se notar que todas as soluções apresentam seções do tipo CT (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002), que são boas para se obter respostas assimétricas em metodologias de síntese direta. Aqui, estas seções foram formadas naturalmente durante o processo de evolução. Em (Yildirim et al., 2002), os autores, usando abordagem tradicional apresentam uma solução tendo 2 seções CT e 7 nós. Os resultados obtidos, como o método proposto neste trabalho, são similares aos obtidos pelo referido trabalho, algumas até apresentando tamanhos menores (5/6 nós), conforme mostram as Figuras 4.30 (d),(c). Sendo assim, o método é competitivo e pode ser aplicado para filtros com banda passante

assimétrica. A Figura 4.33 apresenta a resposta em frequência que está em conformidade com as especificações.

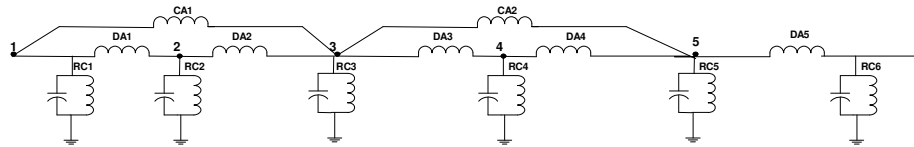


$$\begin{aligned}
 &L_1=0,26447, C_1=33,526 \quad L_2=26,165, C_2=33,147 \quad L_3=30,087 \quad C_3=30,0072 \\
 &L_4=0,26555, C_4=32,953 \quad L_5=0,26991, C_5=32,457 \quad L_6=0,26555 \quad C_6=32,953 \\
 &L_7=0,26991, C_7=32,457 \quad L_8=0,26297, C_8=33,558 \quad L_9=0,26259 \quad C_9=33,046 \\
 &L_{12}=6,6957 \quad L_{23}=10,02 \quad L_{13}=14,485 \quad L_{34}=9,5314 \quad L_{45}=10,652 \\
 &L_{56}=9,5314 \quad L_{67}=10,652 \quad L_{78}=10,298 \quad L_{89}=6,3797 \quad R_s=R_L=50
 \end{aligned}$$

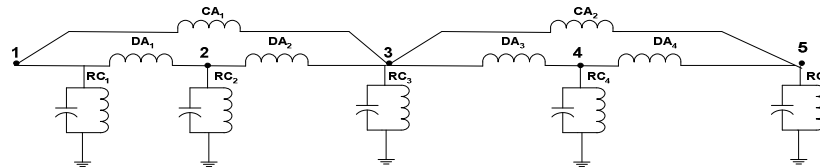
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 4.32 – Experimento 5: (a) melhor topologia e seus respectivos valores de parâmetros (b)–(d) Outras topologias obtidas . Legenda: DA (Acoplamento direto), CA (acoplamento cruzado), RC (Circuito Ressorador).

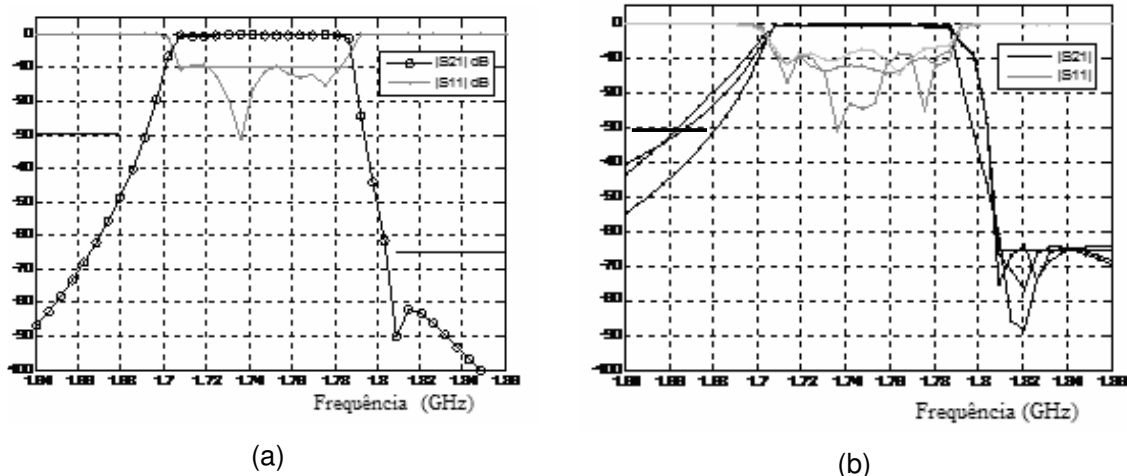
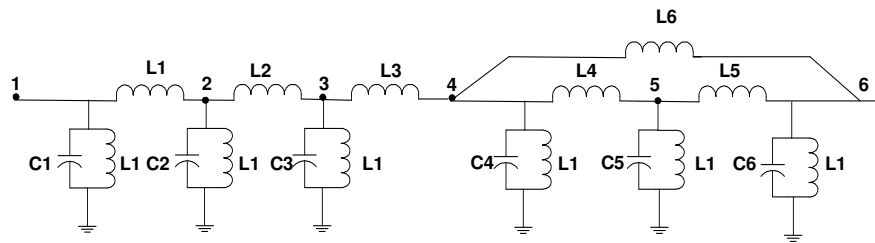


Figura 4.33 – Experimento 5. (a) Resposta em frequência da melhor topologia mostrada na Figura 4.30(a) (b) Resposta em frequência das outras topologias mostrada em Figura 4.30 (b)-(d).  
 Legenda: As linhas pretas ( $|S_{21}|$ ) e cinzas ( $|S_{11}|$ ) representam as especificações do usuário.

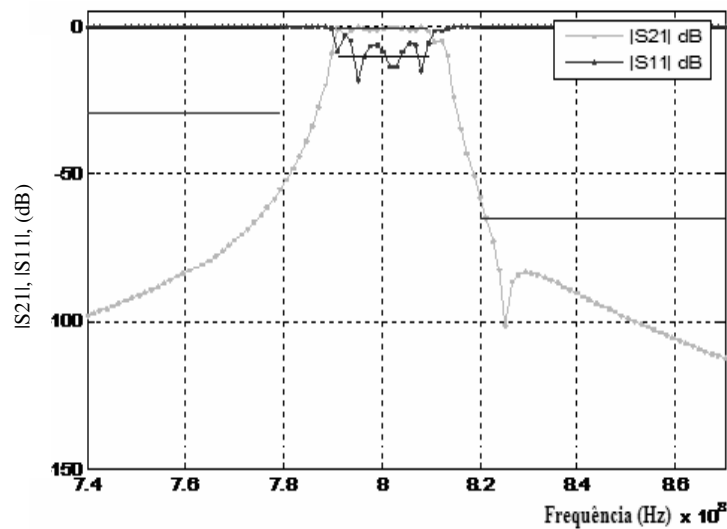
**Experimento 6:** Síntese de um filtro passa-faixa assimétrico. Uma síntese direta é apresentada em (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002). Os valores de especificação são de  $-20$  dB na faixa de rejeição  $[740, 780]$  MHz,  $-65$  dB na faixa de rejeição  $[820, 860]$  MHz e  $-0,5$  dB na faixa de passagem, que se estende de  $[790$  a  $810]$  MHz. Na faixa de frequência, são avaliados pelo simulador 100 pontos, com incrementos iguais e em escala linear. Considerou-se o resistor da fonte e da carga com valor de  $50 \Omega$ . Foram definidos 3 blocos construtores básicos: um indutor, um capacitor e uma combinação de indutor e capacitor em paralelo. A população inicial foi obtida com base no procedimento padrão (ver tópico sobre inicialização da população, na seção de estratégias evolucionárias).

**Resultados do experimento 6:** Em (Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., Pelz, D., 2002) apresenta-se uma estrutura topológica e valores dos componentes obtidos com síntese direta, chegando-se numa topologia com uma seção CQ e uma seção CQS, tendo 8 nós, com uma curva de resposta mais exigente do que as especificações. Na Figura 4.34 (a) mostra-se uma das topologias obtidas tendo apenas 6 nós e uma seção CT, que é suficiente para se chegar nas especificações estabelecidas. Realizou-se um teste tomando-se especificações mais rígidas, exigindo-se neste caso pelo menos 100 dB na faixa de rejeição  $[820, 860]$  MHz. A Figura 4.35 mostra que o tamanho do circuito aumentou e o número de nós neste caso chegou a 10 nós, com uma configuração topológica formada por

duas seções CQ e uma seção CQS. Este experimento mostrou que o método busca soluções mais adequadas às necessidades. Neste experimento só se quiseram avaliar as condições do método em se adaptar às especificações.



(a)



(b)

Figura 4.34 – Experimento 6: (a) topologia 1 e (b) resposta em frequência.

### 4.2.3 – Conclusões

O método proposto II utiliza um algoritmo evolucionário auxiliado por procedimentos de buscas locais, que foram colocados em locais estratégicos para permitir operações de intensificação no espaço de busca de parâmetros. No entanto, uma vez que as buscas locais melhoram os pais, ocorrem também, em consequência, operações de intensificação no espaço de topologias. Por outro lado, as buscas locais também melhoram os descendentes, e isto possibilita a renovação de circuitos nas frentes de Pareto, promovendo a diversidade.

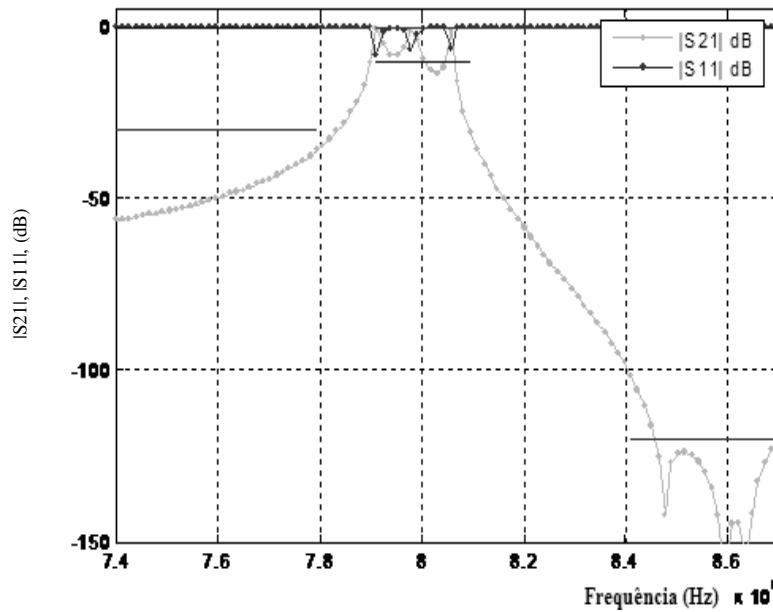
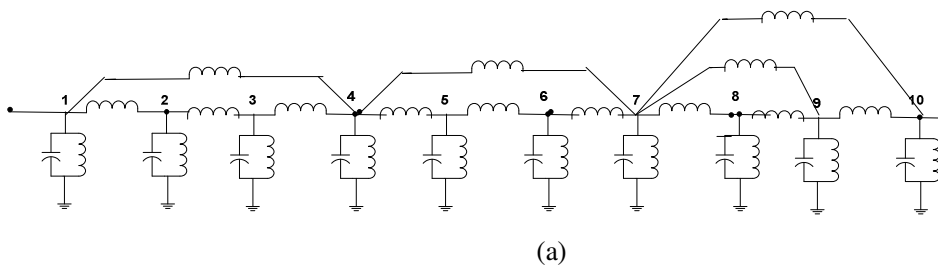


Figura 4.35 – Experimento 6: maior rigidez nas especificações (a) topologia 2 e (b) resposta em frequência.

Durante a fase de testes, foram utilizados diversos valores de probabilidade de mutação de topologia. Os valores baixos causaram estagnação no processo de evolução e a perda de diversidade ocorreu rapidamente. Optou-se então por valores de mutação de topologia em torno de 20%. Deve-se ressaltar, ver Figura 4.1, que após a geração dos descendentes, os não-dominados vão direto para a próxima geração e os dominados passam por uma etapa de mutação, seguida por busca local para se explorar novas regiões do espaço de busca.

Quanto aos experimentos, foram realizados diversos testes, para filtros com diferentes níveis de complexidade, todos com resultados positivos, indicando que o método é capaz de gerar topologias variadas, que atendem às especificações de projeto. Pôde-se observar em todas as topologias produzidas, a presença das características desejadas inicialmente, que são a regularidade estrutural e complexidade controlada.



Os blocos construtores de circuitos utilizados inicialmente, providos pelo usuário, se reorganizaram durante o processo de evolução formando novos blocos, que por vez aparecem com algum grau de redundância na formação do circuito final. Isto significa que a abordagem bi-objetivo utilizada é capaz de manter o tamanho do circuito sob controle, e ainda, é eficiente no sentido de manter uma elite de melhores blocos construtores para formar as próximas gerações de circuitos. Uma preocupação constante ao se estabelecer as entradas iniciais sempre foi a de colocar regras de projeto e pequenos blocos construtores, com tal flexibilidade, que permitissem que variadas topologias pudessem ser geradas durante o processo de evolução.

O método proposto II está apresentado em (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P.H P. de, 2006). Os resultados obtidos para variados filtros estão discutidos em (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P.H P. de, Abdalla Jr., H., 2006), (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P.H P. de, 2006) e em (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P.H P. de, Abdalla Jr., H., 2007).

#### **4.3 – CONCLUSÕES GERAIS SOBRE OS MÉTODOS PROPOSTOS**

Neste capítulo, foram detalhados os dois métodos propostos para automatização da síntese de filtros de RF/microondas. Para cada método, discutiram-se os resultados obtidos. Os experimentos mostram que o segundo método é capaz de produzir soluções que atendem às especificações e que apresentam características desejáveis, tais como regularidade estrutural e complexidade controlada. A abordagem usando conhecimento especialista permite a representação de uma rica variedade de topologias de circuitos. O método proposto requer um pequeno conhecimento especialista do usuário e tem sido bem sucedido para produzir filtros com diferentes níveis de complexidade, e o número de avaliações de circuito é modesto, como mostrado para os vários experimentos. O processo é muito rápido se comparado com outros métodos de síntese reportados na literatura.

No próximo capítulo apresenta-se a versão final do algoritmo evolucionário híbrido proposto para a síntese de filtros de RF/microondas. A representação bidimensional baseada em elementos básicos de uma porta é estendida para elementos de duas portas. Desta forma, pretende-se a síntese evolucionária de filtros de RF/microondas demandados em aplicações atuais, que na grande maioria são obtidos a partir de elementos básicos concentrados/ distribuídos modelados por circuitos de duas portas.

## 5 – VERSÃO FINAL DO ALGORITMO EVOLUCIONÁRIO HÍBRIDO

Partindo-se de elementos básicos modelados por circuitos de duas portas, circuitos mais complexos podem ser projetados, tendo em vista as necessidades das aplicações atuais. A representação utilizada anteriormente limitou-se à geração de circuitos com elementos de circuitos básicos com uma porta, possuindo um par de terminais e interligações dos tipos série/paralelo. Aqui, a representação é estendida para circuitos modelados por elementos de circuitos básicos de duas portas, com estrutura mostrada na Figura 5.1.

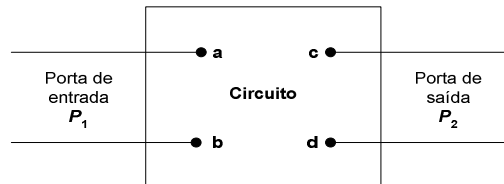


Figura 5.1 – Circuito básico de duas portas.

O esquemático de um Filtro de RF/ microondas com base em elementos duas portas é mostrado na Figura 5.2.

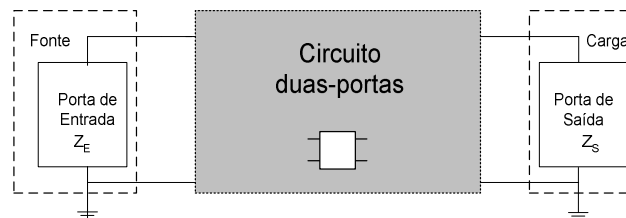


Figura 5.2 – Esquemático de um Filtro de RF/microondas sintetizado pelo método com base em elementos de duas portas.

São possíveis variadas interligações entre os terminais associados a cada porta de um elemento básico, configurando as seguintes estruturas: (1) cascata; (2) série-série; (3) paralelo-paralelo; e (4) híbrida (série-paralelo ou paralelo-série). As interligações são mostradas na Figura 5.3. A ligação em cascata, mostrada na Figura 5.3(a), é importante porque ocorre freqüentemente na síntese de circuitos complexos (Nilsson, J. N, Hiedel, S.A., 2003). Ao contrário do que acontece com outras formas de interligação, não existem restrições quanto ao uso dos parâmetros de circuitos de duas portas para calcular os

parâmetros do circuito global, constituído por vários elementos de circuitos de duas portas ligados em cascata.

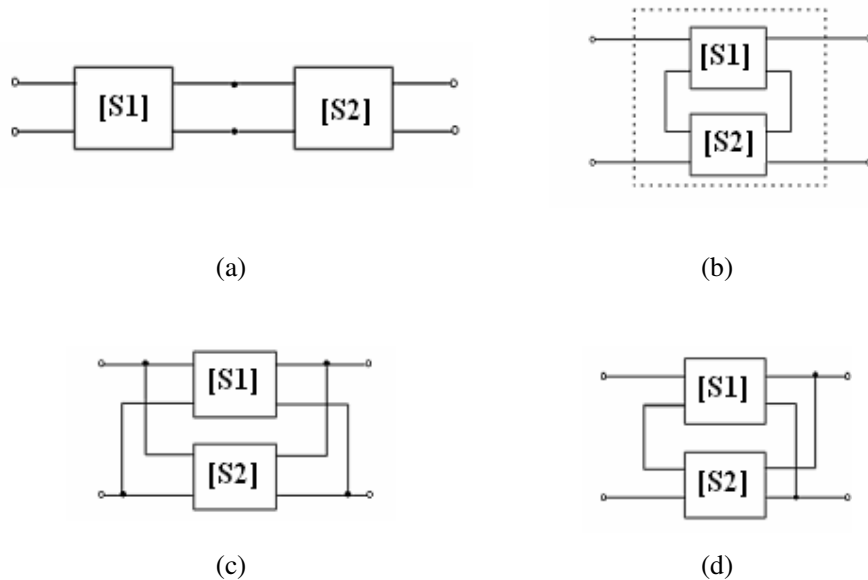


Figura 5.3 – Formas básicas de interligação entre circuitos duas portas: (a) cascata, (b) série-série, (c) paralelo-paralelo e (d) híbrida série-paralelo (SP) – pode ocorrer, também, a ligação paralelo-série (PS). Legenda. [S1] matriz de parâmetros de espalhamento do primeiro elemento básico e [S2] matriz de parâmetros de espalhamento do segundo elemento básico.

## 5.1 – REPRESENTAÇÃO ESTENDIDA PARA CIRCUITOS DUAS PORTAS

Propõe-se uma representação variável 2D, de tamanho máximo  $l$  definido pelo usuário. O circuito de tamanho  $l$  é codificado em uma estrutura de dados que contém todas as informações para a sua construção e posterior avaliação do circuito no domínio da frequência.

O circuito é codificado de forma compacta em uma matriz posicional reduzida. A matriz posicional proposta é triangular superior, e possui tamanho arbitrário  $n$ , tal que  $n \leq l$ , em que  $n$  corresponde ao número de elementos que são inicialmente cascadeados em ordem, entre a fonte e a carga. Esta matriz não permite uma representação explícita de todas as informações. A completa descrição do circuito (cromossomo) é realizada por representações complementares. A cada entrada não-zero, que corresponde a um elemento de circuito, associam-se ponteiros para o banco de dados onde todas as informações da topologia e dos parâmetros estão armazenadas. A matriz apenas codifica a estrutura posicional dos elementos de circuito. Na diagonal principal da matriz, ficam os elementos

de circuito a serem cascateados em ordem, entre a fonte e a carga. Acima da diagonal principal ficam os elementos de circuitos que se conectam aos elementos da estrutura em cascata, utilizando qualquer um dos tipos de conexões (série, paralelo, híbrido ou mesmo cascata) previstos em interligações de elementos de duas portas, modificando-se, assim, a estrutura inicial de uma estrutura em cascata para uma estrutura mista. Pode-se assim controlar a complexidade do circuito.

Assim, o cromossomo é composto de três partes:

1. uma **matriz posicional** reduzida representando uma topologia, por exemplo:

$$\begin{bmatrix} b_{11} & 0 & b_{13} & 0 \\ 0 & b_{22} & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & b_{nn} \end{bmatrix}$$

em que as posições:

$b_{ij}$ ,  $i = j$ , representam elementos de circuito com ligações em cascata.

$b_{ij}$ ,  $i \neq j$ , representam elementos de circuito com qualquer um dos tipos de interligações previstos na Figura 5.3.

2. cada elemento  $b_{ij}$  corresponde a um ponteiro para um conjunto de vetores de estrutura no banco de dados que define o **tipo de conexão daquele elemento e suas regras de restrições**.

$$b_{ij} \rightarrow \{ \text{código do tipo da conexão, restrições} \}, \text{ em que } 1 \leq i, j \leq l.$$

3. cada elemento  $b_{ij}$  corresponde a um outro ponteiro para um **conjunto de vetores representando os limites inferiores e superiores dos parâmetros** de cada elemento de duas portas denominado  $b_{ij}$  na matriz posicional:

$b_{ij} \rightarrow \{ [L_i p_1, L_s p_1], [L_i p_2, L_s p_2], \dots [L_i p_k, L_s p_k] \}$ , em que  $1 \leq i, j \leq l$  e  $k$  corresponde ao número de parâmetros do elemento de duas portas em questão.

Quando a matriz posicional é **decodificada** cria-se um **vetor de estruturas representando os valores reais dos parâmetros** extraídos do banco de dados e os **nós de conexão** de

cada elemento  $b_{ij}$  de duas portas extraídos da matriz posicional, considerando as regras de restrições na topologia, tal que

$$b_{ij} \rightarrow \{ [p_1, p_2, \dots, p_k], \begin{bmatrix} n_{a1} & n_{a2} \\ n_{b1} & n_{b2} \end{bmatrix} \}, \text{ em que } 1 \leq i, j \leq l \text{ e } k \text{ corresponde ao número}$$

de parâmetros do elemento de duas portas  $b_{ij}$ . Na estrutura de dados, a matriz contém os nós de conexão de cada porta.

A seguir o algoritmo detalha a representação de um circuito tendo como base a nova representação com matriz posicional.

### Algoritmo para a representação de um circuito

**Selecione** aleatoriamente o tamanho  $l$  do circuito, usando distribuição uniforme com parâmetro  $[1, MAX]$ , em que  $MAX$  representa o tamanho máximo do circuito definido pelo usuário.

**Selecione** aleatoriamente o tamanho  $n$  da matriz posicional, usando distribuição uniforme com parâmetro  $[1, l]$ .

**Selecione** aleatoriamente  $n$  elementos de circuito e associe cada elemento a uma posição da diagonal principal da matriz {Estrutura inicial em cascata}

**Selecione** aleatoriamente  $l-n$  elementos de circuito, considerando as restrições, e associe cada elemento a uma posição qualquer acima da diagonal principal da matriz. {Estrutura final é do tipo mista}

**Leia** e processe as informações do banco de dados para cada posição contendo um elemento de circuito e defina os parâmetros e a matriz de nós de cada elemento.

**Verifique** se o circuito está conectado

**Se** o circuito é válido **então insira** o circuito na população.

**Crie** a *netlist* do circuito com linhas contendo o nome do arquivo com os dados do elemento de 2 portas, lista dos nós de conexão, lista de parâmetros. {informações para decodificação da representação 2D. Formato da  $i$ -ésima linha da *netlist* {identificação do elemento de duas portas <sup>$i$</sup> ,  $[(na_1, nb_1); (na_2, nb_2)]^i, [p_1, p_2, \dots, p_k]^i$ }}

**Caso contrário, reinicie** o processo para a geração de um outro circuito.

A seguir apresenta-se um exemplo da representação proposta, mostrando se o processo de codificação na Figura 5.4 e a decodificação do respectivo circuito na Figura 5.5.

No exemplo mostrado na Figura 5.4, cria-se um circuito de tamanho 6, com uma estrutura inicial em cascata de tamanho 3. Assim, três elementos de circuitos de duas portas são sorteados do banco de dados e colocados na diagonal principal da matriz para serem, inicialmente cascadeados. Estes blocos são denominados  $b_{11}^{(1)}, b_{22}^{(1)}$  e  $b_{33}^{(1)}$ . Em seguida,

sorteiam-se as demais posições, que são três no total. Para cada posição, a linha ( $i$ ) e a coluna ( $j$ ), devem atender a restrição  $i \leq j$ . Uma vez sorteada uma posição, seleciona-se no banco de dados um elemento de circuito e seu tipo de interligação. Pode-se observar no exemplo que o bloco  $b_{11}^{(2)}$  entrou na posição (1,1), em paralelo com o bloco  $b_{11}^{(1)}$ ; e que o bloco  $b_{23}^{(1)}$  entrou na posição (2,3), tendo uma ligação híbrida do tipo paralelo-série com o bloco  $b_{22}^{(1)}$  e bloco  $b_{33}^{(1)}$ , e que o bloco  $b_{13}^{(1)}$  entrou na posição (1,3), tendo uma ligação híbrida do tipo série-paralelo com o bloco  $b_{11}^{(1)}$  e o bloco  $b_{33}^{(1)}$ .

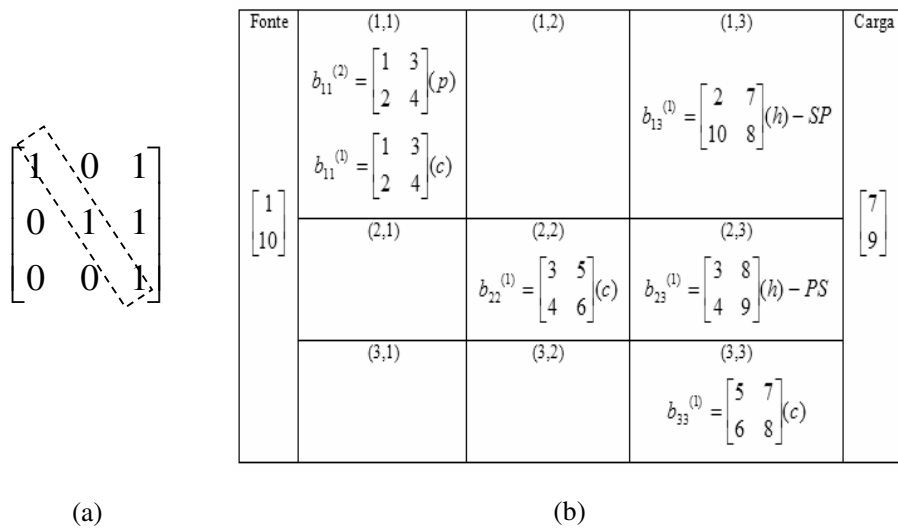


Figura 5.4 – Representação de duas portas (a) matriz posicional reduzida e (b) detalhamento para a geração do circuito correspondente.

O desenho esquemático do circuito, após a decodificação da matriz posicional reduzida apresentada na Figura 5.4, é mostrado na figura 5.5. Pode-se observar que as portas são redefinidas à medida que novos elementos de circuito são inseridos na matriz. Os nós das portas são definidos automaticamente, em função do tipo de interligação selecionada aleatoriamente para cada elemento e, com base nas regras de conectividade do elemento de circuito inserido.

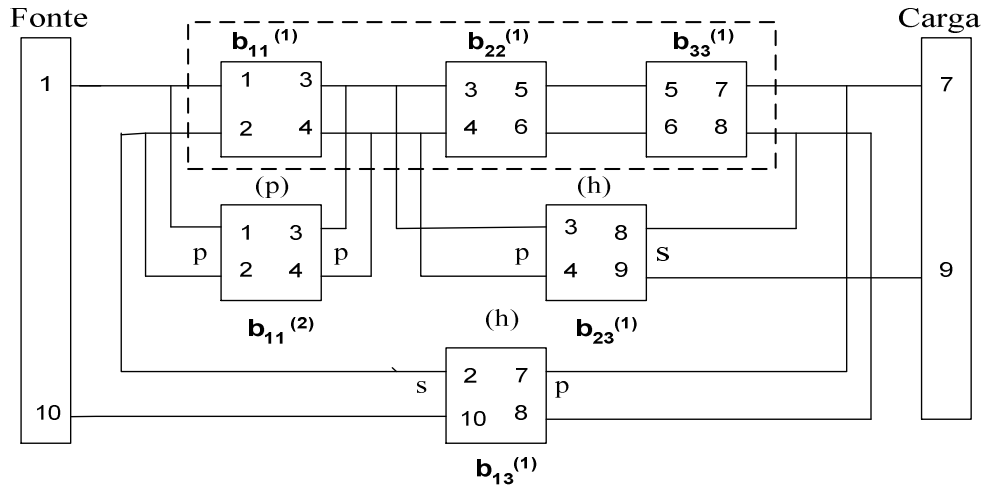


Figura 5.5 – Desenho esquemático do circuito correspondente à matriz posicional reduzida apresentada na Figura 5.4.

## 5.2 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE CRUZAMENTO DE TOPOLOGIAS

Com a adequação propõe-se um único operador de cruzamento a ser aplicado na matriz posicional. A Figura 5.6 apresenta o operador. Inicialmente é definido um ponto de corte na matriz posicional do elemento de circuito pai 1, que define as regiões  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$  e  $R_4$ , e uma sub-matriz na matriz posicional do elemento de circuito de pai 2, aqui denominada de  $R_6$ . Em seguida sorteia-se o tipo de cruzamento: cascadeia-se a região  $R_1$  proveniente da matriz pai 1 com a região  $R_6$  proveniente da matriz pai 2; ou sobrepõe-se a região  $R_6$  proveniente da matriz pai 2 à matriz pai 1, tomando como base o ponto de corte. As definições de portas e numeração dos nós ocorrem automaticamente, tendo como base a matriz posicional reduzida obtida após o cruzamento.

## 5.3 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE MUTAÇÃO DE TOPOLOGIA

Estão previstos 4 tipos de mutação de topologia, com igual probabilidade. A topologia pode ser mutada por um dos seguintes procedimentos: (1) a topologia é alterada pela troca das posições (*swap*) de dois elementos de circuito na matriz (2) pela substituição de um elemento de circuito por outro elemento do banco de dados, (3) pela inserção de um novo elemento de circuito na matriz, sem restrição de posição ou (4) pela retirada de um elemento da matriz. Em todos os casos o procedimento de mutação deve atender às restrições correspondentes aos elementos de circuito envolvidos.

## 5.4 – ADEQUAÇÃO DO OPERADOR DE MUTAÇÃO DE PARÂMETROS

Todos os parâmetros dos elementos de circuitos de duas portas podem sofrer mutação. Se um parâmetro  $i$  é escolhido para sofrer mutação, o novo valor do parâmetro é gerado aleatoriamente, segundo uma distribuição uniforme, na faixa de valores  $[L_i p_i, L_s p_i]$ , em que  $L_i p_i$  é o limite inferior e  $L_s p_i$  é o limite superior.

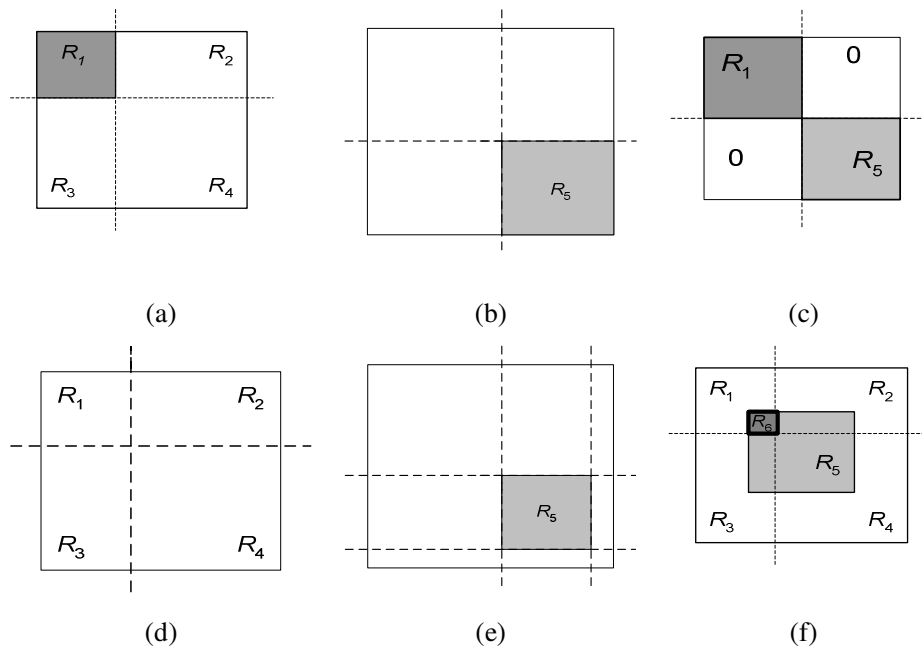


Figura 5.6 – Operador de cruzamento (a) matriz pai 1, (b) matriz pai 2, (c) corta-cascadeia, (d) matriz pai 1, (e) matriz pai 2 e (f) corta-sobrepõe

## 5.5 – EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Para avaliação da versão final do método proposto, seleciona-se um conjunto de problemas de síntese de filtros apresentando diferentes níveis de dificuldade, partindo-se de elementos básicos concentrados/ distribuídos de duas portas. Selecionam-se 3 classes de problemas: (1) síntese de filtros com elementos concentrados e resposta assimétrica, (2) síntese de filtros multi-faixas com elementos distribuídos e (3) síntese de filtros de banda larga com elementos distribuídos.

**Parâmetros do algoritmo.** Utiliza-se nos experimentos, uma população inicial de 500 circuitos, e são mantidas ao longo do processo de evolução, populações de elite, extraídas



ao longo das gerações, da primeira frente de Pareto (de tamanho variável). Após a primeira etapa de cruzamento mantém-se uma população de 50 circuitos. Processos de busca local são utilizados após as operações de cruzamento e de mutação. O descarte de soluções é promovido apenas pelo uso do processo de classificação bi-objetivo. O número de avaliações de circuito utilizadas é contado, uma vez que a população de elite é de tamanho variável (aqui, igual a primeira frente de Pareto, em cada geração).

**Experimento 1:** O filtro escolhido está detalhado no experimento 4, da seção 4.2.2, do capítulo 4. O objetivo aqui é comparar a aplicação do método, usando os dois tipos de representação. Foram definidos dois blocos básicos de elementos RLC agora modelados por circuitos de duas portas, conforme mostra a Figura 5.7. A população inicial foi composta com circuitos tendo até 10 elementos básicos.

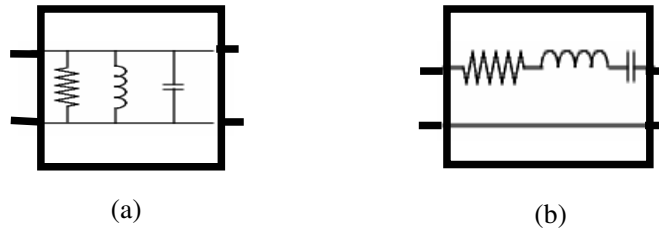


Figura 5.7 – Elementos de circuitos básicos do tipo RLC modelados por circuitos de 2portas: (a) Elemento *RLC* em paralelo e (b) elemento *RLC* em série.

**Resultados do experimento 1:** A solução encontrada possui elementos de circuito com a descrição dos parâmetros dos elementos apresentada na Tabela 5.1 e respectiva estrutura topológica mostrada na Figura 5.8. A solução é compacta e representa uma versão duas portas da mesma solução encontrada partindo-se de elementos de uma porta. A resposta em frequência da solução é mostrada na Figura 5.9 e atende às especificações.

Tabela 5.1 –Experimento 1: parâmetros elétricos da topologia apresentada na Figura 5.7.

Elementos de circuito duas portas	Denominação dos elementos de circuitos (blocos)	Parâmetros Elétricos	
		L(nH)	C (pF)
LC em paralelo (cascata)	$b_1$	0,56	8.44
LC em paralelo (cascata)	$b_2$	0,54	7,97
LC em paralelo (cascata)	$b_3$	0,45	7.40
L (cascata)	$b_4$	4.48	
L (cascata)	$b_5$	4.94	
L (paralelo)	$b_6$	4.65	

Legenda: L – indutor e C– Capacitor

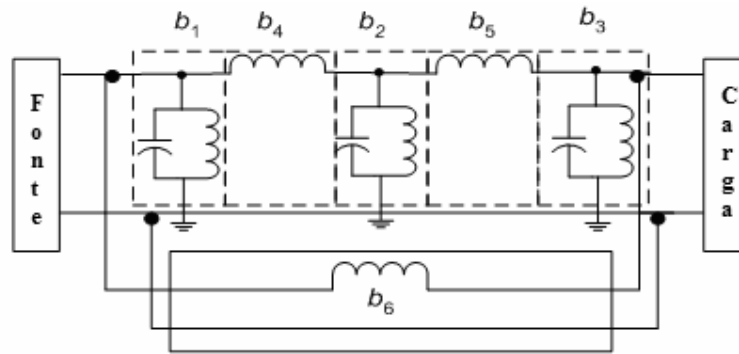


Figura 5.8 – Experimento 1: Circuito obtido para uma solução selecionada da frente ótima de Pareto, com resposta de frequência mostrada na Figura 5.9.

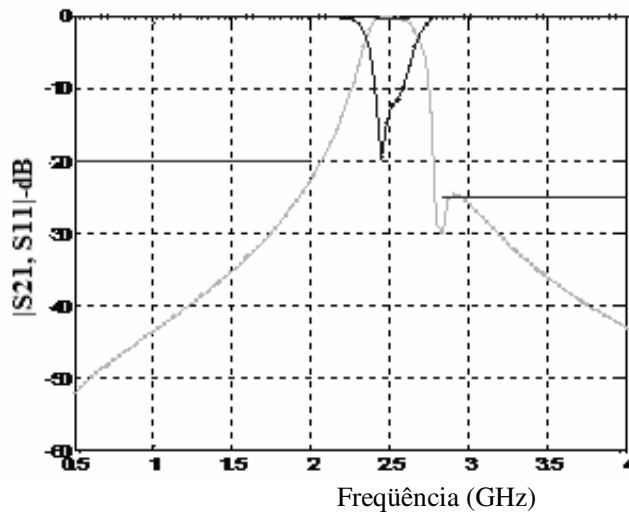


Figura 5.9 – Experimento 1: Resposta em frequência de uma solução selecionada da frente ótima de Pareto.

**Experimentos com elementos distribuídos.** Os experimentos que se seguem usam as linhas de transmissão (*microstrip*) como elementos básicos de duas portas. Para a síntese disponibilizam-se todos os elementos de circuito apresentados na Figura 5.10 e com parâmetros descritos na Tabela 5.2.

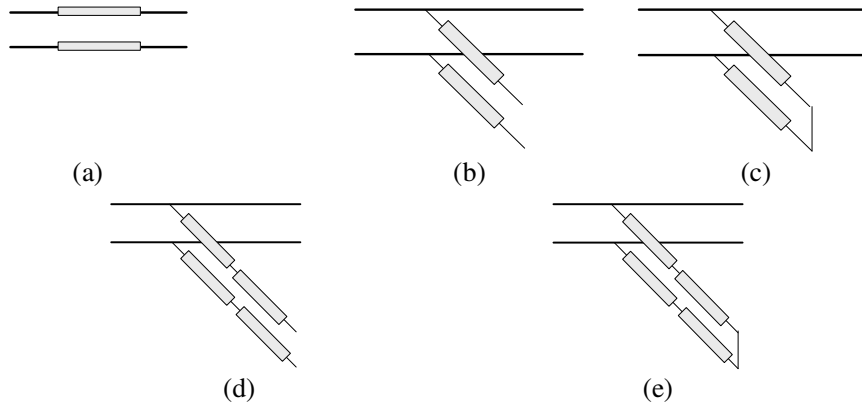


Figura 5.10 – Representação dos elementos distribuídos de circuitos duas portas, usados no experimento 2: (a) TL - linha de transmissão, (b) estube de uma seção em curto circuito (Sh-TL-SC), (c) estube com duas seções em curto (Sh-TL2-SC), (d) estube com um seção em aberto (Sh-TL-OC) e (e) estube com duas seções em aberto (Sh-TL2-OC).

Tabela 5.2 – Limites inferiores/superiores dos parâmetros elétricos utilizados no experimento 2

Elementos de circuito duas portas	Parâmetros Físicos (mm)	Parâmetros Elétricos	
		$Z_{oi} - L$	$\theta_i$ (em 4 GHz) - $W$
TL	$L, W$	40-110	30-100
Sh-TL-OC	$L, W$	40-110	20-160
Sh-TL-SC	$L, W$	40-110	20-160
Sh-TL2-OC	$L_1, W_1, L_2, W_2$	40-110	20-120
Sh-TL2-SC	$L_1, W_1, L_2, W_2$	40-110	20-120

**Legenda:**  $L$  (tamanho da linha),  $W$  (largura da linha) correspondente aos parâmetros elétricos (em que  $Z_{oi}$  é a impedância característica da  $i$ -ésima linha de transmissão e  $\theta_i$  é o tamanho elétrico da  $i$ -ésima seção de linha de transmissão).

**Experimento 2:** Os filtros passa-faixa são componentes importantes nos sistemas de comunicações modernos. A característica mais importante de um filtro com elementos concentrados é o seu tamanho reduzido. No entanto, para operação em altas frequências (RF/Microondas) estes filtros não são adequados. Devido a esta razão os filtros são baseados em elementos distribuídos. Escolheu-se um filtro passa-faixa com duas bandas de passagem. É um problema que oferece um considerável grau de dificuldade. Este mesmo

filtro foi sintetizado em (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006, Nishiro, T., Itoh, T., 2002), com as seguintes especificações: perda de retorno maior que  $-10$  dB e perda por inserção menor que  $-2,5$  dB nas faixas de  $3,4-3,6$  e  $5,4-5,6$  GHz, uma perda de retorno maior que  $-20$  dB nas faixas de  $2,0-3$ ,  $4,0-5,0$ , e  $6,0-7,0$  GHz. As restrições topológicas permitem elementos de circuito distribuídos do tipo linhas de transmissão, como definido na Figura 5.9(a), com inserção em série ou paralelo e estubes em curto ou aberto, Figura 5.9(b)-(e), com inserção em cascata. Os limites inferior e superior dos parâmetros físicos considerados são especificados na Tabela 5.2. No entanto, para o processo de evolução são consideradas faixas de comprimentos ( $L$ ) e larguras ( $W$ ) dos elementos de linha de transmissão, calculados com base nos parâmetros elétricos e da frequência central do filtro. As fórmulas para a conversão dos parâmetros elétricos em parâmetros físicos podem ser encontradas em (Pozar, 1998).

**Resultados do experimento 2:** Em (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006) apresenta-se a síntese do mesmo filtro e soluções compatíveis e até mais compactas são encontradas pelo método proposto neste trabalho. No artigo mencionado, o autor utilizou algoritmo genético mono-objetivo, com populações com 200 circuitos (cada com 15 elementos de circuito tendo genes não-codificados, que foram retirados na decodificação), e realizou 300 gerações, o que significa 60.000 avaliações de circuito. O autor coloca que para formar a população inicial e para manter o *pool* de soluções durante a evolução, aplicou conhecimento especialista para descartar todos os circuitos com zeros de transmissão na banda de passagem. Para os elementos Sh-TL-OC, Sh-TL-SC, Sh-TL2-OC, Sh-TL2-SC, esses zeros foram calculados usando as equações (5.1)-(5.4), apresentadas a seguir, para cada tipo de elemento de circuito. Segundo ele, este procedimento permite que os circuitos com topologias inadequadas sejam descartados, melhorando o tempo computacional para se chegar a uma solução.

$$\text{Sh\_TL\_OC} \quad f_n = \frac{(2n-1)\pi}{2\theta} f_0 \quad (5.1)$$

$$\text{Sh\_TL\_SC} \quad f_n = (n-1)\frac{\pi}{\theta} f_0 \quad (5.2)$$

$$\text{Sh\_TL2\_OC} \quad f_n \cong \frac{(2n-1)}{2} \frac{\pi}{\theta_1 + \theta_2} f_0 \quad (5.3)$$

$$\text{Sh\_TL2\_SC} \quad f_n \equiv (n-1) \frac{\pi}{\theta_1 + \theta_2} f_0 \quad (5.4)$$

em que  $\theta_1$  e  $\theta_2$  são os tamanhos elétricos dos estubes em radianos,  $f_0$  denota a frequência de referência, e  $n = 1, 2, \dots$

O descarte de circuitos com zeros de transmissão na faixa de passagem não parece uma boa estratégia, uma vez que a adequação de uma topologia depende do ajuste dos parâmetros. Antes de uma topologia ser descartada deve-se avaliar seu potencial, o que pode ser feito fazendo-se um refinamento dos parâmetros, por exemplo. No algoritmo proposto neste trabalho, o descarte é feito pelo processo de classificação bi-objetivo que ocorre após uma busca local nos parâmetros.

Uma das soluções obtidas na frente ótima de Pareto tem 11 elementos de circuito. A Tabela 5.3 mostra a descrição dos elementos de circuito e os seus respectivos parâmetros físicos, e a Figura 5.11 mostra a resposta em frequência. São utilizadas 20.225 avaliações de circuito para se chegar a este resultado.

Tabela 5.3 – Descrição dos 11 elementos de circuitos de uma solução selecionada da frente de Pareto.

Elementos de circuitos básicos de duas portas	Parâmetros Físicos.			
	$L_1$ (mm)	$W_1$ (mm)	$L_2$ (mm)	$W_2$ (mm)
Sh-TL-OC	15,353	0,596		
Sh-TL-OC	11,573	0,584		
TL	6,937	0,410		
Sh-TL2-SC	2,560	0,657	7,378	0,723
Sh-TL-OC	10,15	0,641		
TL	4,472	0,420		
Sh-TL2-OC	9,912	1,060	8,561	1,305
Sh-TL-SC	1,348	0,397		
TL	4,724	0,475		
Sh-TL2-OC	9,464	1,112	9,241	1,258
Sh-TL-SC	1,327	0,400		

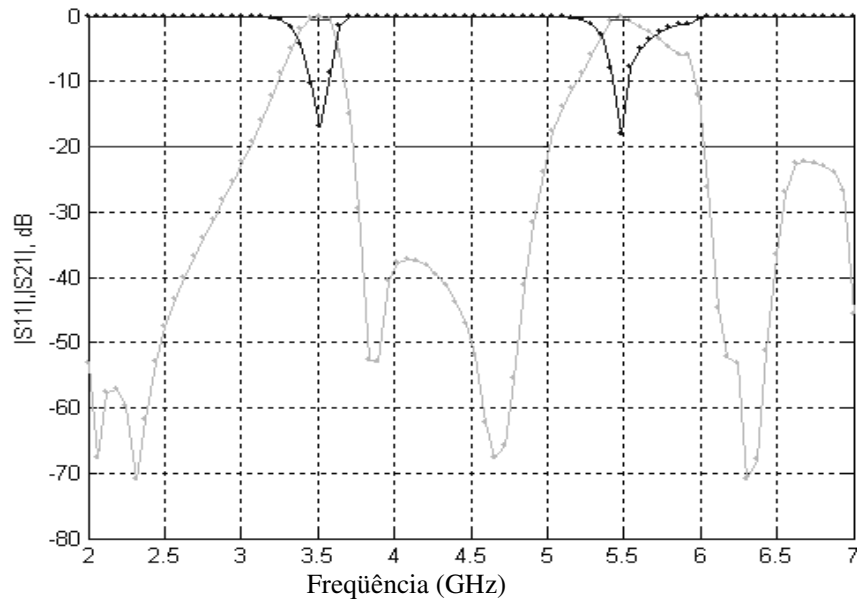


Figura 5.11 – Resposta em Frequência da solução apresentada na Tabela 5.3.

Dentro da frente ótima de Pareto, apresenta-se, ainda, uma outra solução com uma curva de resposta levemente inferior, mas bastante razoável frente às especificações, com apenas 8 elementos de circuito. A Tabela 5.4 mostra a descrição dos elementos desse circuito e os seus respectivos parâmetros físicos, e a Figura 5.12 mostra a resposta em frequência.

Tabela 5.4 – Descrição dos 8 elementos de circuitos de uma solução proveniente da frente de Pareto.

Elementos de circuitos básicos de duas portas	Parâmetros Físicos			
	$L_1$ (mm)	$W_1$ (mm)	$L_2$ (mm)	$W_2$ (mm)
Sh-TL2-OC	6,911	1,050		
Sh-TL-OC	11,588	0,684		
TL	7,346	0,350		
Sh-TL2-SC	2,698	0,665	7,244	0,740
Sh-TL-OC	10,271	0,654		
TL	4,342	0,462		
Sh-TL2-OC	9,301	1,106	9,001	1,298
Sh-TL-SC	1,272	0,388		

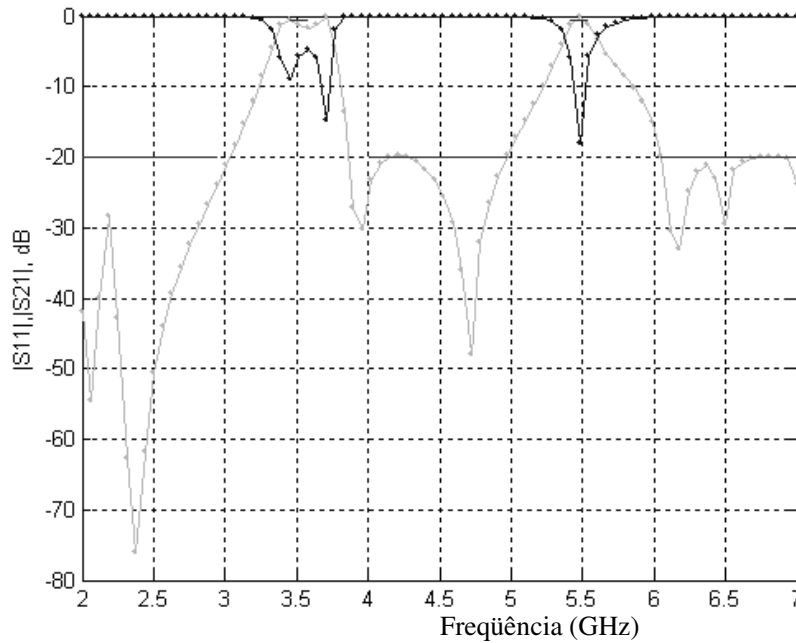


Figura 5.12 – Resposta em Frequência da solução apresentada na Tabela 5.4. Linha cinza representa o parâmetro  $|S_{21}|$  e a linha preta representa o parâmetro  $|S_{11}|$ . Os limites de especificação são representados pelas linhas retas.

**Experimento 3.** Escolhe-se um filtro passa-faixa com duas bandas de passagem (especificação IEEE 802.11 *a/b/g* para sistemas WLAN). É um problema que oferece um maior grau de dificuldade em relação ao problema apresentado no experimento anterior. Este mesmo filtro foi sintetizado em (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006, Tsai, L-C., Hsue, C.W, 2004), com as seguintes especificações: uma perda de retorno maior que  $-10$  dB e perda por inserção menor que  $-2,5$  dB nas faixas de 2,1–2,9 e 5,1–5,9 GHz, uma perda de retorno maior que  $-40$  dB nas faixas de  $\leq 1,5$ , 3,5–4,5, e 6,5–8,0 GHz.

**Resultados do experimento 3.** Em (Lai, M-I, Jeng, S-K., 2006) apresenta-se a síntese do mesmo filtro e soluções compatíveis são encontradas pelo método proposto. No artigo mencionado, o autor utilizou algoritmo genético mono-objetivo, com populações com 200 circuitos (cada um com até 20 elementos de circuito), e realizou 300 gerações, o que significa 60.000 avaliações de circuito. Encontrou uma solução com 15 elementos de circuitos. Em (Tsai, L-C, Hsue, C.W., 2004) aplicando-se a técnica de transformada Z a solução possui 21 elementos de circuitos. Aplicando o método proposto nesse trabalho, uma solução obtida na frente de Pareto tem 14 elementos de circuito. A Tabela 5.5 mostra a descrição dos elementos básicos e os seus respectivos parâmetros físicos e a Figura 5.13

mostra a resposta em frequência da solução. São utilizadas 44.667 avaliações de circuito para se chegar a este resultado.

Tabela 5.5 – Descrição dos 14 elementos de circuitos de uma solução da frente de Pareto.

Elementos de circuitos básicos de duas portas	Parâmetros Físicos			
	$L_1$ (mm)	$W_1$ (mm)	$L_2$ (mm)	$W_2$ (mm)
Sh-TL2-SC	2,646	0,427	10,063	1,192
Sh-TL2-SC	2,641	0,366	3,736	0,829
TL	8,706			
Sh-TL2-SC	4,624	0,779	6,099	1,840
TL	9,826	0,479		
Sh-TL-SC	6,652	0,441		
Sh-TL2-SC	3,226	0,730	9,290	0,348
TL	8,547	0,255		
Sh-TL2-SC	4,755	0,795	5,669	1,876
TL	9,917	0,432		
Sh-TL-SC	6,334	0,419		
TL	4,440	0,322		
TL	9,830	0,447		
Sh-TL2-OC	14,767	1,425	2,950	0,520

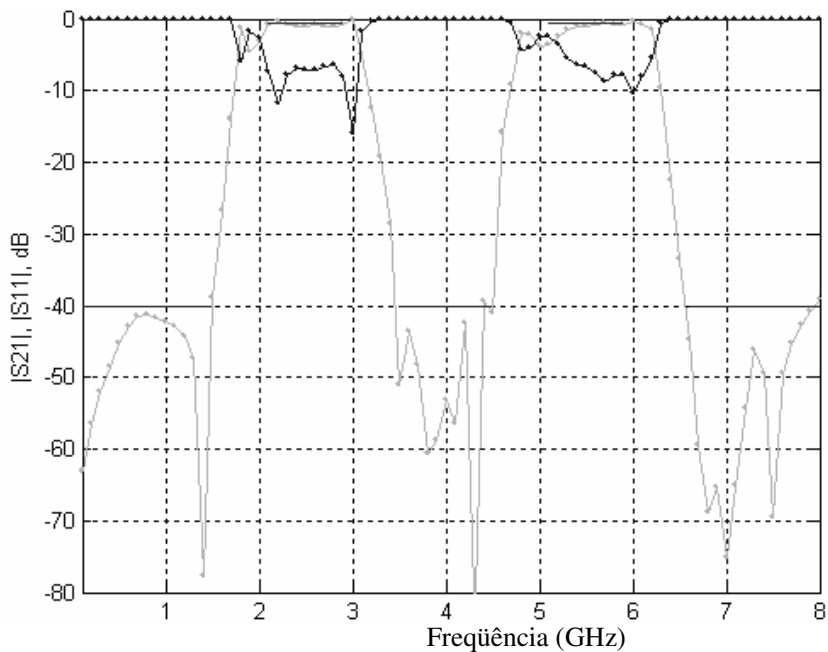


Figura 5.13 – Resposta em Frequência da solução apresentada na Tabela 5.3. Linha cinza representa o parâmetro  $|S21|$  e a linha preta representa o parâmetro  $|S11|$ . Os limites de especificação são representados pelas linhas retas.



**Experimento 4:** Escolhe-se um filtro RF onde a largura da banda de passagem representa uma porcentagem superior a 50% da frequência central, o que implica em um filtro de difícil solução por técnicas tradicionais (Kikkert, C. J., 2005). Em (Zuluaga, S.Y. M., 2007) apresenta-se um filtro de banda larga em que para as frequências na faixa de 2 a 4 GHz o nível de perda é especificado de -30 a -15 dB. A faixa passante está definida entre as frequências de 4,1 GHz até 8,65 GHz, com nível de *ripple* de 0,5 dB e para as frequências superiores de 8,65 GHz até 12 GHz, sendo o nível de perda de -15 a -30 dB. Para a faixa de 4,1 GHz até 8,65 GHz, o nível de perda é de -30 dB. A frequência central considerada é de 6,85 GHz. A faixa de impedâncias varia de 20-100.

**Resultados do experimento 4.** Em (Zuluaga, S. Y. M., 2007) são apresentadas as otimizações de parâmetros para duas topologias fixas propostas para se atender às especificações dadas. A primeira com 3 estubes (3 parâmetros de impedância otimizáveis) e a segunda com 4 estubes (4 parâmetros de impedância otimizáveis) de duas seções de linhas de transmissão com terminação em aberto. Aplicou-se um algoritmo genético para a otimização das impedâncias, considerando as simetrias das duas topologias fixas em questão. Em (Kikkert, C. J., 2005) sintetiza-se um outro filtro banda larga com frequência central de 1 GHz e banda de passagem de 500 MHz (50% frequência central), usando, também, ressoadores com acoplamento direto. Para esse filtro o autor mostra que a solução obtida com ressoadores *microstrip* possui um tamanho maior que soluções utilizando Filtro Hairpin (Pozar, 2005) e mesmo filtro interdigital (Mathaei, Pozar), mas demonstra que a precisão necessária para um filtro banda larga não é conseguida com estas técnicas, apesar do tamanho ser menor. A solução encontrada pelo autor (Kikkert, C. J., 2005) atende as especificações de projeto, com um tamanho maior, mas garantindo o rigor no atendimento às especificações, com largura de banda de 500 MHz. O Filtro Hairpin mencionado tem largura de banda de apenas 75 MHz e o filtro interdigital de 70 MHz. Considerando as especificações obtidas em (Zuluaga, S. Y. M, 2007) o algoritmo proposto foi aplicado com as mesmas estruturas usadas nos experimentos 2 e 3. A Tabela 5.6 mostra uma solução obtida na frente de Pareto composta por 8 elementos de circuito, onde aparecem 5 estubes com duas seções terminadas em aberto e duas seções de linha de transmissão. A resposta em frequência desta solução é mostrada na Figura 5.14.

Tabela 5.6 – Parâmetros correspondentes à topologia (7 elementos) selecionada da Frente de Pareto.

Elementos de circuitos duas-portas	$L_1$ (mm)	$W_1$ (mm)	$L_2$ (mm)	$W_2$ (mm)
SH_TL2_OC	3,6057	1,8918	2,9905	5,9563
TL	7,1884	0,9422		
SH_TL2_OC	3,1636	0,3971	3,9117	3,7075
SH_TL2_OC	3,1470	0,4954	3,238	3,5663
TL	7,2781	0,9260		
SH_TL2_OC	3,6854	0,5249	3,2152	4,2668
SH_TL2_OC	3,6628	0,5608	3,1912	4,1556

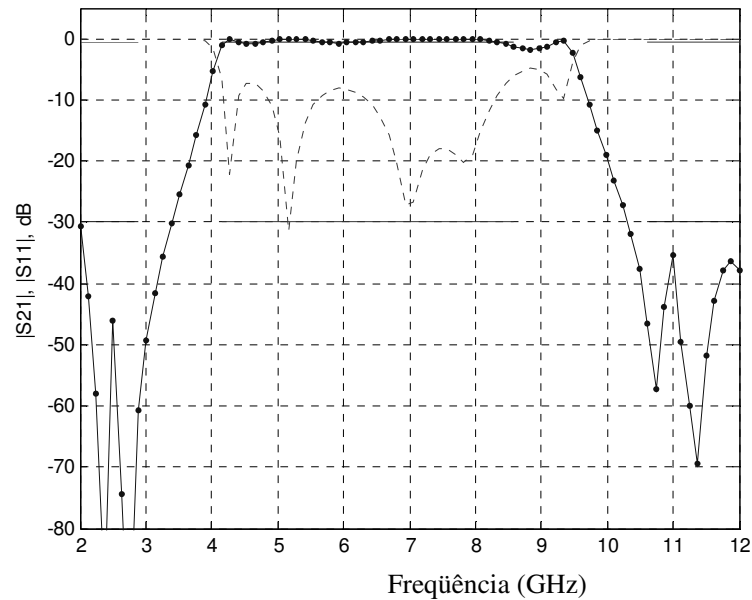


Figura 5.14 – Resposta em Frequência da solução apresentada na Tabela 5.6. Linha cinza representa o parâmetro  $|S_{21}|$  e a linha preta representa o parâmetro  $|S_{11}|$ . Os limites de especificação são representados pelas linhas retas.

Dentro da frente de Pareto, apresenta-se, ainda, uma outra solução com uma curva de resposta levemente inferior, mas razoável frente às especificações, com apenas 6 elementos de circuito. A Tabela 5.7 mostra a descrição dos elementos desse circuito e os seus respectivos parâmetros físicos e a Figura 5.12 mostra a resposta em frequência da solução.

Tabela 5.7 – Parâmetros correspondentes à topologia da Tentativa 1 (6 elementos) selecionada da Frente de Pareto.

Elementos de circuitos de duas portas	$L_1$ (mm)	$W_1$ (mm)	$L_2$ (mm)	$W_2$ (mm)
SH_TL2_OC	3,5842	1,9017	2,9631	5,9246
TL	7,2798	0,94118		
SH_TL2_OC	3,1519	0,4384	3,9341	3,7103
SH_TL2_OC	3,1455	0,4980	3,2342	3,5392
TL	6,8943	0,2843		
SH_TL2_OC	3,696	0,5350	3,2211	4,2704

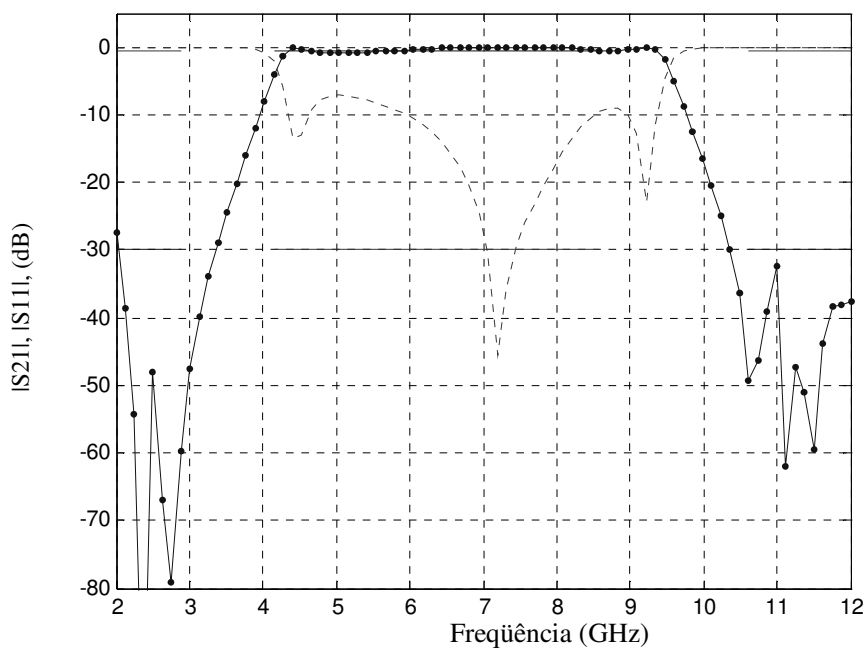


Figura 5.15 – Resposta em Frequência da solução apresentada na Tabela 5.7. Linha cinza representa o parâmetro  $|S21|$  e a linha preta representa o parâmetro  $|S11|$ . Os limites de especificação são representados pelas linhas retas.

## 5.6 – CONCLUSÕES SOBRE A VERSÃO FINAL DO MÉTODO

O algoritmo evolucionário híbrido com representação estendida para elementos básicos de circuitos duas portas sintetiza variados tipos de filtros das aplicações atuais, o que atende aos objetivos iniciais do trabalho. O algoritmo proposto reúne elementos bastante atuais, que são: abordagem multi-objetivo, utilização de conhecimento especialista para as

definições de uma representação bidimensional e operadores genéticos 2D, hibridização de um algoritmo evolucionário com busca local, o que é bastante adequado para o tipo de problema a ser resolvido, uma vez que se exige a otimização simultânea de topologia e de parâmetros.

A versão final do método evolucionário híbrido proposto está apresentada em (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P.H P. de, Machado, P.C., 2008) e os resultados para filtros passa-faixa de duas faixas estão apresentados em (Dantas, M. J. P, Brito, L. C, Carvalho, P. H P. de, 2008).

## 6 – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O projeto de circuitos para atender especificações cada vez mais rigorosas é uma necessidade das aplicações modernas. As metodologias evolucionárias aplicadas ao problema da síntese de circuitos analógicos têm produzido soluções competitivas com as soluções encontradas por técnicas convencionais desenvolvidas por especialistas, e em alguns casos até superiores. No entanto, é um problema de difícil solução, demandando o balanceamento entre a otimização das topologias e dos parâmetros, e ainda apresenta várias questões em aberto.

O método evolucionário híbrido proposto neste trabalho foi evoluindo ao longo do tempo, e a última versão proposta, com representação para elementos de circuitos de duas portas, usando matriz posicional, apresenta-se adequada para a obtenção de topologias arbitrárias e parâmetros de circuitos, com pequenas populações, poucas gerações e com um custo computacional modesto. O método proposto vem se mostrando robusto e flexível. Foram realizados diversos testes, para filtros com banda passante de vários tamanhos, com resposta desejada apresentando diferentes graus de assimetria, multi-faixas, banda-larga, todos com resultados promissores, indicando que a aplicação do método é capaz de gerar topologias variadas, compactas, que atendem às especificações de projeto e apresentam características desejáveis, tais como regularidade estrutural e complexidade controlada.

A representação de duas portas permite uma representação mais adequada para as estruturas comuns em filtros de RF/microondas que são na grande maioria projetadas a partir de elementos básicos de circuitos de duas portas. Por outro lado, a introdução de conhecimento especialista para a definição das entradas estruturais permite a inibição de soluções anômalas, e promove uma convergência mais rápida. A definição de operadores genéticos para permitir o balanceamento entre ações de exploração e intensificação nos espaços de busca, também foi decisiva para se chegar aos resultados com custo computacional modesto.

A aplicação do algoritmo evolucionário auxiliado por procedimentos de buscas locais, permite um balanceamento entre as operações de intensificação no espaço de busca de parâmetros. No entanto, uma vez que as buscas locais melhoram os pais, ocorrem também, em consequência, operações de intensificação no espaço de topologias. Por outro lado, as buscas locais também melhoram os descendentes, e isto possibilita a renovação de circuitos nas frentes de Pareto, promovendo a diversidade. Além disso, durante o processo

evolutivo, após a geração dos descendentes, as soluções dominadas passam por uma etapa de mutação, seguida por uma busca local para se explorar novas regiões do espaço de busca.

Os elementos de circuitos utilizados inicialmente, providos pelo usuário, se reorganizam durante o processo de evolução formando novos blocos, aparecendo com algum grau de redundância na formação do circuito final. Isto significa que a estratégia evolucionária utilizada é capaz de manter o tamanho do circuito sob controle, e ainda, é eficiente no sentido de manter uma elite de melhores blocos construtores para formar as próximas gerações de circuitos. Uma preocupação constante ao se estabelecer as entradas iniciais sempre foi a de colocar regras de projeto e pequenos blocos construtores (elementos básicos de circuitos), com tal flexibilidade, que permitissem que variadas topologias pudessem ser geradas durante o processo de evolução.

Outro aspecto importante é a opção por uma abordagem bi-objetivo que estabelece uma relação de compromisso entre desempenho e tamanho dos circuitos. A miniaturização é uma exigência das aplicações atuais, em função do desenvolvimento de novos materiais e tecnologias de fabricação. Por outro lado, ao final do processo de evolução o projetista tem à sua disposição um conjunto de soluções na frente de Pareto. Pode assim usar seu conhecimento especialista para escolher a melhor solução, levando-se em conta a aplicação.

Durante o andamento deste trabalho de pesquisa, alguns artigos (Dantas et al., 2005a-b, 2006, 2006a-b, 2007, 2008) referentes aos pontos abordados nesta tese foram destinadas a algumas comunidades científicas, tais como: engenharia de microondas (IMOC 2005, MOMAG2006, ICECS2006, JMO2007, MOMAG2008), redes neurais (CBRN2005) e inteligência artificial (SBIA2006, SBIA2008).

## **6.1 – PERSPECTIVAS DE NOVOS TRABALHOS**

A representação proposta pode, ainda, ser estendida em trabalhos futuros para elementos lineares/não-lineares multi-portas, bastando que cada elemento tenha um conjunto de regras para definir suas conexões e restrições. Desta forma a matriz posicional pode ser utilizada, para manter a posição relativa entre os elementos de circuito e permitir a aplicação de operadores genéticos para evoluir as topologias.

Por outro lado, uma outra representação que pode ser avaliada em novos trabalhos é aquela, utilizando matriz DSM (*Design Structural Matrix*), combinada com uma matriz DM (*Decision Make*) e técnicas de clusterização, buscando-se uma codificação ainda mais ampla dos circuitos. Em (Yu, T-L, Yassine, A. A., and Goldberg, D. E., 2007) estes elementos são usados para desenvolvimento de arquiteturas modulares. É uma representação com potencial para aplicação em projetos de circuitos complexos. Nesse tipo de representação é possível codificar na própria matriz o tipo de relacionamento entre os elementos de circuitos.

Pode-se utilizar, também, uma abordagem multi-objetivo baseada em preferências, com a introdução de outras funções-objetivo, por exemplo, funções que atuem como auxiliares na construção de novos circuitos. A idéia é definir funções-objetivo, que expressem o comportamento modular dos circuitos e usar essas funções para guiar a procura no espaço de busca, mantendo ao longo das gerações circuitos completos, mas também partes de circuitos para serem combinados em novas soluções. A abordagem multi-objetivo com tratamento de preferências é uma tendência em trabalhos recentes (Thiele, L., Miettinen, K., P., Korhonen, Molina, J., 2007; Vozniak, 2007; Deb, K., 2007). Particularmente, em (Thiele, L., Miettinen, K., P., Korhonen, Molina, J., 2007,) discutem-se as vantagens que esta abordagem pode ter em problemas comparáveis ao projeto de circuitos.

O método vem sendo aplicado somente em projeto de filtros de RF/Microondas, com elementos lineares concentrados/distribuídos de duas portas. No entanto, o método é geral e pode ser aplicado a qualquer outro elemento de RF/microondas de sistemas eletrônicos atuais, por exemplo, no projeto de um amplificador. Neste caso é necessário reavaliar a representação dos circuitos.

Outra avaliação que pode ser conduzida é a análise de sensibilidade dos circuitos projetados, no que se refere aos parâmetros dos componentes. Esta análise, tradicionalmente, é feita usando Método de Monte Carlo. No entanto, em trabalhos recentes, por exemplo, (Menezes et al., 2007), demonstra-se que pode ser feita usando Transformada UT (*Unscented Transform*), que oferece a vantagem de usar uma quantidade de informações bastante reduzida para a análise.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amari, S. (2000). "Synthesis of Cross-Coupled Resonator Filters Using an Analytical Gradient Based Optimization Technique." In: IEEE Trans. Microwave Theory Tech. 48, 1559-1564.
- Amari, S., and Rosenberg, U. (2004). "Singlets, Cascaded Singlets, and the Nonresonating Node Model for Advanced Modular Design of Elliptic Filters." In: IEEE Microwave and Wireless components Letters, Vol. 14, No. 05, May 2004, 237-239.
- Amari, S., and Rosenberg, U., and Bornemman, J. (2002). "Adaptive and Design of Resonator Filters With Source/ Load- Multiressonator Coupling," In: IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 50, No. 9, August 2002, 1969-1978.
- Amari, S., and Rosenberg, U., and Bornemman, J. (2004). "Direct Synthesis of a New Class of Bandstop Filters." In: IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 52, no. 02, February 2004, 607-616.
- Antoniou, Andréas, and Lu, Wu-Sheng. (2007). Practical Optimization: Algorithms and Engineering Applications (Hardcover). Springer, 1 edition (Mar 12).
- Back, T., Fogel, D.B, Michalewicz, Z. (1997). *Handbook of Evolutionary Computation*. Computational Intelligence Library.
- Barbosa, H. J. C. (1997). "Introdução aos Algoritmos Genéticos." In: XX Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional – CNMAC, Gramado, RS. Set. 5-50.
- Bastos, E. A. (2004). Otimização de seções retangulares de concreto armado submetidas à flexo-compressão oblíqua utilizando algoritmos genéticos. Dissertação de Mestrado Apresentada à COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.
- Beyer, H. (2001). *Theory of Evolution Strategies*. Springer Verlag.
- Beyer, Hans-Georg , Schwefel, Hans-Paul. (2002). "Evolution strategies –A comprehensive introduction, Natural Computing." In: international journal, v.1 n.1, May 2002, 3-52.
- Blum, C., and Roli, A. (2003). "Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison." In: ACM Computing Surveys, Vol. 35, No. 03, 268-308.



- Brito, L. C. (2003). Estratégias Evolucionárias Híbridas Dirigidas à Obtenção da Frente Ótima de Pareto no Projeto de Circuitos de Comunicação. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Dez 2003.
- Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de. (2001). “EHBSIM: Matlab – based nonlinear circuit simulation program (Harmonic Balance and Nonlinear Envelope Methods.” In: Journal of Microwaves and optoelectronics, vol.2, 1-21.
- Bryden, K. M., Ashlock , D. A., Mccorkle, D. (2004). “An application of graph based evolutionary algorithms for diversity preservation.” In: Proceedings of the 2004 congress on evolutionary computation, CEC 2004, June, Portland OR, USA, 19-23.
- Cai, P., Ma, Z., Yang, X., Kobayashi, Y., Anada, T., and Hagiwara, G. (2005). “A Compact UWB Bandpass Filter Using Two- Section Open-Circuited Stubs to Realization of Transmission Zeros.” In: APMC 2005 Proceedings.
- Cameron, R.J., Faugere, J.C., and Seyfert, F. (2005). “Coupling Matrix Synthesis for a New Class of Microwave Filter.” In: IEEE MTT-S 2005, International Microwave Symposium, Long Beach, CA, June 2005.
- Chen, C.-Y, Hsu, C-Y, Lin, S-F. (2005). “A Novel Compact Miniaturized Wideband Microstrip Bandpass Filters with Dual-Mode Ring Resonators.” In: Microwave and Optical Technology Letters, Vol. 45, No. 4, May 2005, 312-315.
- Chen, C.-Y, Hsu, C-Y, Lin, S-F. (2006). “Design of a UWB Low Insertion Loss Bandpass Filter with Spurious Response Suppression.” In: Microwave Journal, February 2006, 112-116.
- Coello, C. A. C., Veldhuizen, D. A. V. e Lamont, G. B. (2002). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi Objective Problems*, Kluwer Academic Publishers, Nova Iorque.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de (2005a). “Microwave Filter Synthesis using Mutation-Driven Evolutionary Algorithm.” In: International Microwave and Optoelectronic Conference, Brasília/DF. Proceedings of the International Microwave and Optoelectronic Conference 2005 (IMOC' 2005). 1-5.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., and Carvalho, P. H. P. de. (2006b). “Biobjective Hybrid Evolutionary Algorithm Applied to Resonator Filters of Arbitrary Topology.” In: 13th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, Nice. Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, vol. 1. 1-5.

- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, and P. H. P. de (2006a). “Multi-objective Memetic Algorithm Applied to the Automated Synthesis of Analog Circuits.” In: *Lecture Notes in Computer Science*, v. LNAI, n. 4140, 258-267.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de, e Abdalla Jr., H., (2006). “Obtenção de Topologias de Filtros de Microondas Usando Algoritmo Evolucionário Híbrido.” In: 12 SBMO - Simpósio Brasileiro de Microondas e Optoeletrônica, 2006, Belo Horizonte/MG. *Anais do 12 SBMO - Simpósio Brasileiro de Microondas e Optoeletrônica*, vol. 1., 1-5.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de, Machado, P. C. de. (2008) “Bi-objective Memetic Evolutionary Algorithm for Automated Microwave Filter Synthesis”. In: SBIA 2008 (paper 40648, Accepted).1–10.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P., Abdalla Jr., H. (2007) “Design of Microwave Filters Topologies using a Hybrid Evolutionary Algorithm.” In: *Journal of Microwaves and Optoelectronics*, v. 6, 295-309.
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., Carvalho, P. H. P. de. (2008). “Microstrip Dual-band Filters Synthesized by Extended Hybrid Evolutionary Algorithm”. In: Momag 2008. (paper 266, Accepted). 1–5
- Dantas, M. J. P., Brito, L. C., e Carvalho, P. H. P. de (2005b). “Algoritmo Evolucionário Controlado por Mutação Aplicado à Síntese de Filtros Passivos.” In: VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Natal/RN. *Anais do VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, 2005. vol. 1., 1-5.
- Darwin, C. (1859). *The Origin of Species*. John Murray, London.
- Darwins, R. (1976). *The Selfish Gene*. New York, Oxford Univ. Press.
- Dastidar, T. R., Chakrabarti, P.P., and Ray, P. (2005). “A Synthesis System for Analog Circuit Based on Evolutionary Search and Topological Reuse.” In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 09, no. 2, April 2005, 211-224.
- De Castro, L.N. (2001). *Engenharia Imunológica: Desenvolvimento e Aplicação de Ferramentas Computacionais Inspiradas em Sistemas Imunológicos Artificiais*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação.
- De Jong, K. A. (1975) *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*. Doctoral Thesis, Department of Computer and Communication Sciences. University of Michigan, Ann Arbor.
- Deb, K. (2001). *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. Wiley.

- Deb, K. (2007). "Current trends in evolutionary multi-objective optimization." In: Int. J. Simul. Multidisci. Des. Optim. Sciences 2007. Available on line at: <http://www.ijsmdo.org.>, vol.1, 1-8.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, no. 2, April 2002, 182-197.
- Eben, A.E., Smith, J.E. (2003). Introduction to Evolutionary Computing. Springer.
- Fan, Z., Hu, J., Seo, K., Goodman, E.D., Rosenberg, R. C., and Zhang, B. (2004). "A Bond Graph representation Approach for Automated Filter Design".
- Fonseca, C. M. and Fleming, P. J. (1995). "An Overview of Evolutionary Algorithm Multiobjective Optimization." In: Evolutionary Computation, 3(1), 1-16.
- Fonseca, C.M., Fleming, P.J. (2000). "Multiobjective Optimization." In: Back, T., Fogel, G.B., Michalewicz Z. (Eds), Evolutionary Computation 2: Advanced Algorithms and Operators, Institute of Physics Publishing, 25-37.
- Gen, M. e Cheng, R. (1997). *Genetic Algorithms and Engineering Design*, Wiley, New York.
- Goh, C. and Li, Y. (2001). "GA Automated Design and Synthesis of Analog Circuits with Practical Constraints." In: Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, vol. 1, no. 1, 170-177.
- Goldbarg, M.C. & Gouvêa, E.F. (2000). "Metáfora Transgenética: Uma Nova Abordagem para a Computação Evolucionária." In: Anais do XXXII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, (Outubro) Viçosa, MG, Brasil.
- Goldbarg, M.C. & Luna, H.P. (2000). *Otimização Combinatória e Programação Linear: Modelos e Algoritmos*. Editora Campus, RJ, Brasil.
- Goldberg. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. 1<sup>st</sup> ed., Addison-Wesley Professional .
- Grimbleby, J. B. (2000). "Automatic Analogue Circuit Synthesis using Genetic Algorithms." In: IEEE Proceedings: Circuits, devices and systems, Vol. 147, no. 6, 319-323.
- Grimbleby, J.B. (1995). "Automatic Analogue Network Synthesis using Genetic Algorithms." In: IEE/IEEE International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications (GALESIA '95), Sheffield, 12-14 September 1995, IEE Conference Publication No. 414, 53-58.

- Harjani, R., Rutembar, R.A., Carey, L. R. (1987). "A Prototype Framework for Knowledge-Based Analog Circuit Synthesis." In: Proceedings de 24<sup>th</sup> Design Automation Conference.
- Harvey, I., (1993). The Artificial Evolution of Adaptive Behaviour, Tese de Doutorado, University of Sussex, School of Cognitive and Computing Sciences (COGS), Setembro, 1993.
- Hervás-Martínez, C, and Ortiz-Boyer, D. (2005). "Analyzing the statistical features of CIXL2 crossover offspring." In: *Soft Comput.* 9(4), (2005), 270-279.
- Hitoshi, I., Kiyomichi, A. (2004). "Design and Analysis of UWB BPF with Ring Resonator". IEICE Transactions on Electronics (Japanese Edition). VOL.J87-C,NO.12, 1038-1044.
- Hodgson, G. M. (2001). "Is social evolution Lamarckian or Darwinian?." In: Laurent John, Nightingale John (eds) Darwinism and evolutionary economics (Edward Elgar, Cheltenham), 87–118.
- Holland, J. (1975). "Adaptation in Natural and Artificial Systems." In: University of Michigan Press Ann Arbor.
- Horrocks, D.H., Spittle, M. C. (1996). "Component Value Selection for Active Filter Using Genetic Algorithms." In: First on-line Workshop on Soft Computing (WSC1), Special Session on Evolutionary Electronics, Aug, 19-30.
- Hou, H-S, Chang, S-J, Su, Y-K (2005a). "Economical Passive Filter Synthesis using Genetic Programming Based on Tree Representation." In: Proc. IEEE Int. Symp. On Circuits ans Syst. (ISCAS 2005), May 2005, 3003-3006.
- Hou, H-S, Chang, S-J, Su, Y-K. (2005). "Tolerance Design of Passive Filter Circuits Using Genetic Programming." In: IEICE Trans. Electron. Vol. E88-C, No. 12, December 2005.
- Hou, H-S, Chang, S-J, Su, Y-K. (2005b). "Practical Passive Filter Synthesis Using Genetic Programming." In: IEICE Trans. Electron. Vol. E88-C, No. 6, Special Section on Analog Circuit and Device Technologies, June 2005, 1180-1185.
- Hsu, M. H., and Huang, J.F. (2005). "Annealing algorithm applied in optimum design of 2.4 GHz and 5.2 GHz dual-wideband microstrip line filters." In: IEICE Trans.Electron., vol. E88-C, no. 1, Jan. 2005. 47-56.
- Hu, J., Goodman, E. D, and Rosenberg, R. (2004). "Robust and Efficient Genetic Algorithms with Hierarchical Niching and a Sustainable Evolutionary Computation Model." In: Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference,

- Lecture Notes in Computer Science, Springer, GECCO-2004, Seattle, Part I, 1220-1232.
- Hu, J., Zhong, X, and Goodman, E. D. (2005). "Open-ended Robust Design of Analog Filters using Genetic Programming," GECCO 05, Jun 25-29, Washington, DC, USA.
- Yong Kim, and Oliver de Weck. (2004). "Variable Chromosome Genetic Algorithm for Sctructural Topology Design Optimization." In: 45 th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Materials Conference, april 2004, Palm Spring, Califórnia. Structures, Sctructural Dynamics, 19-22.
- Im, C.-H., Jung, H.-K., and Kim, Y.-J. (2003). "Hybrid Genetic Algorithm for Electromagnetic Topology Optimization." In: Transactions on Magnetics, Vol. 39, no. 5, September 2003.
- Jaisson, D., (1998). "A Multilayer Microstrip Bandstop Filter for DCS." In: Appl Microwave Wireless 10, 64–70.
- Jaszkiewicz, A. (2002). "Genetic local search for multi-objective combinatorial optimization." In: *European Journal of Operational Research*, vol. 137, no. 1, 50-71.
- Johns, D.A. Martin, K. (1997). Analog Integrated Circuit Design. John Wiley & Sons, Inc.
- Jun, D.S., Lee, H.Y, Kim, D.-Y., Lee, S. S, and Nam, E.S. (2005). "A Narrow Bandwidth Microstrip Band-Pass Filter with Symmetrical Frequency Characteristics." In: ETRI Journal, Vol. 27, no. 5, October 2005.
- Kikkert, C.J. (2005). "Designing Low Cost Wideband Microstrip Bandpass Filters." In: Tencon 2005. 1-6.
- Kim, I. Y., Weck, O. (2004). "Variable Chromosome Length Genetic Algorithm for Structural Topology Design Optimization." In: 45<sup>th</sup> AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics & Materials Conference April 19-22, 2004, Palm Springs, California, 1-12.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Jr., Vecchi, M. P. (1983). "Optimization by Simulated Annealing." In: Science, 13 May 1983, Volume 220, Number 4598.
- Koza, J. R., Andre, David, Bennett III, Forrest H, and Keane, Martin A. (1996). "Use of Automatically defined Functions and Architecture-Altering Operations in Automated Circuit Synthesis using Genetic Programming." In: Koza, John R., Goldberg, David E., Fogel, David B., and Riolo, Rick L. (editors). *Genetic*

- Programming 1996: Proceedings of the First Annual Conference*, July 28-31, 1996, Stanford University. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Koza, J. R., Bennett III, Andre, F.H., and Keane, M.A. (1996). "Automated Design for Both Topology and Components Values of Electrical Circuits using Genetic Programming." In: *Proceedings of the First Annual Conference*. July 1996, Stanford University, Cambridge MA, 123-131.
- Koza, J. R., Bennett III, F. H, Andre, D., and Keane, M. A. (1996). "Reuse, parameterized reuse, and hierarchical reuse of substructures in evolving electrical circuits using genetic programming." In: *Proceedings of International Conference on Evolvable Systems: From Biology to Hardware (ICES-96)*. Lecture Notes in Computer Science, vol. 1259. Berlin: Springer-Verlag. 312-326.
- Koza, J. R., Keane, M. A. and Streeter, M. J. (2003). "The Importance of Reuse and Development in Evolvable Hardware." In: *Evolvable Hardware. Proceedings. NASA/DoD, Conference on*, 33-42.
- Koza, John R. (1995). "Gene Duplication to Enable Genetic Programming to Concurrently Evolve Both the Architecture And Work-Performing Steps of a Computer Program." In: *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann. 734-740.
- Koza, John R., Bennett III, Forrest H, Andre, David, and Keane, Martin A. (1996a). "Toward Evolution of Electronic Animals using Genetic Programming." In: *Proceedings of the Fifth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems. Artificial Life V*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Koza, John R., Bennett III, Forrest H, Andre, David, and Keane, Martin A. (1996b). "Automated design of both the topology and sizing of analog electrical circuits using genetic programming." In: Gero, JohnS. and Sudweeks, Fay (editors). *Artificial Intelligence in Design '96*. Dordrecht: Kluwer. 151-170.
- Koza, John R., Bennett III, Forrest H, Andre, David, and Keane, Martin A. (1996c). "Four Problems for Which a Computer Program Evolved by Genetic Programming is Competitive with Human Performance," In: *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. IEEE Press. 1-10.
- Koza, John R., Bennett III, Forrest H, Andre, David, and Keane, Martin A. (1996d). "Automated WYWIWYG design of both the topology and component values of analog electrical circuits using genetic programming." In: *Evolutionary Computation, IEEE International Conference on*, 447-452.

- Koza, John R., Bennett III, Forrest H, Andre, David, and Keane, Martin A. (1996e). "Reuse, Parameterized Reuse, And Hierarchical Reuse of Substructures In Evolving Electrical Circuits using Genetic Programming." In: *Proceedings of International Conference on Evolvable Systems: From Biology to Hardware*. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer-Verlag.
- Koza, John R., Goldberg, David E., Fogel, David B., and Riolo, Rick L. (editors). (1996). "Genetic Programming 1996." In: *Proceedings of the First Annual Conference, July 28-31, Stanford University*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Krasnogor, N., and Smith, J. (2005). "A Tutorial for Competent Memetic Algorithms: Model, Taxonomy, and Design Issues." In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 9, No. 5, 575-588
- Lai, M-I, and Jeng, S-K. (2006). "Compact Microstrip Dual-Band Bandpass Filters Design Using Genetic-Algorithm Technique." In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 54, No. 1, January 2006, 160-168.
- Lenoir, P., Bila, S., Seyfert, F., Baillarget, D., Verdeyme, S. (2006). "Synthesis and Design of Asymmetrical Dual-band Bandpass Filters Based on Network Simplification." In: *IMS 2006*.
- Levy, R., and Cohn, S. (1984). "A History of Microwave Research, Design, and Development." In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. MTT-32, No. 9, September 1984, 1055-1067.
- Levy, R., Fellow, L., and Petre, P. (2001). "Design of CT and CQ Filters Using Approximation and Optimization." In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 49, No. 12, December 2001, 2350-2356.
- Levy, R., Snyder, R. V., and Matthaei, G. (2002). "Design of Microwave Filters." In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and techniques*, Vol. 50, No. 3, March (2002), 783-793.
- Lohn, J. D., and Colombano, S. P. (1998). "Automated Analog Circuit Synthesis Using a Linear Representation." In: *Proc. of Second International Conference on Evolvable Systems: From Biology to Hardware*, Springer-Verlag.
- Lohn, J. D., and Colombano, S.P. (1999). "A circuit Representation Technique for Automated Circuit Design", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol.3, no. 3, 205-219.

- Lohn, J.D, Haith, G.L., Colombano, S.P., and Stassinopoulos, D. (2000). "Towards Evolving Electronic Circuits for Autonomous Space Applications." In: Proceedings of the 2000 IEEE Aerospace Conference, vol. 5, no. 1, 2000, 476-86.
- Ma, W., Chu, Q-X. (2005). "A Novel Dual-Band Step-Impedance Filter with Tunable Transmission Zeros." In: APMC 2005 Proceedings.
- Machiarella, G. (2002). "Accurate Synthesis of Inline Prototype Filters Using Cascaded Triplet and Qaudruplet Sections." In: IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 50, No. 7, December 2002, 1779-1783.
- Martel, J., Medina, F., and Horno, M. (1998). "Microstrip Bandstop Filters Using Crossover Capacitive Coupling." In: IEE Electron Lett 34, 867–868.
- Mattaei, G., Young L. and Jones, E. M. T. (1964). "Microwave Impedance-Matching Networks and Coupling Structures." In: Mcgraw-Hill 1964.
- Memetic Algorithms' Home [http://www.densis.fee.unicamp.br/~moscato/memetic\\_home.html](http://www.densis.fee.unicamp.br/~moscato/memetic_home.html).
- Menezes, L. R. A.X, Ajayi, A., Christopoulos, C., Sewell, P., and Borges, G. A. (2007). "Efficient Extraction of Statistical Moments in Electromagnetic Problems Solved with the Method of Moments." In: IET Proceedings-Science Measurement and Tecnology. Manuscript sent in may, 23.
- Merz, P. e Freisleben, B. (1999). A comparison of memetic algorithms, tabu search, and ant colonies for the quadratic assignment problem. Angeline, P., editor, Congress on Evolutionary Computation (CEC'99), Piscataway, NJ. IEEE Press. 2063–2070
- Merz, P., (2000). Memetic Algorithms for Combinatorial Optimization Problems: Fitness Landscapes and Effective Search Strategies. PhD thesis, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Siegen, Germany.
- Mesquita, A., Salazarand F. A., and Canazio, P. P. (2002). "Chromosome Representation through Adjacency Matrix in Evolutionary Circuit Synthesis". NASA/ Conference on Evolvable Hardware, 102-112.
- Michalewicz, Z., and Fogel, D.B (2002). *How to Solve It: Modern Heuristics*. Spring Verlag, Berlin Heidelberg New York.
- Misra, D.K. (2001). *Radio-Frequency and Microwave Communication Circuits*. John Wiley & Sons.
- Mognon, V. R. (2004). *Algoritmos Genéticos Aplicados na Otimização de Antenas*. Universidade federal do Paraná. Dissertação de mestrado. Curitiba 2004.



- Mokhtaari, M., Bornemman, J, and Amari, S. (2005). “Advanced Filter Design using Cross-Coupled Networks with High-Order Resonances.” In: 35<sup>th</sup> European Microwave Conference, Paris, 1423-1426.
- Moscato, P. (1989). “On Evolution, Search, Optimization, Gas and Martial Arts: Toward Memetic Algorithms.” In: California Inst. Technol., Pasadena, CA, Tech. Rep. Caltech Concurrent Comput. Prog. Rep. 826.
- Moscato, P. (1999). “Memetic algorithms: A short introduction.” In: D. Corne, F. Glover, and M. Dorigo (eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, Maidenhead, 219-234.
- Muller T., & Z. Skvor. (2003). “Evolutionary Design of Microwave Circuits”, COMITE 2003.
- Murata, T., and Ishibuchi, H. (1995). “MOGA: Multi-objective genetic algorithms.” In: *Proc. of 1995 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 289-294.
- Nielsen, I.R. (1995). “A C-T Filter Compiler –From Specification to layout.” In: *Analog Integrated Circuits and Signal Processing. Vol 7.*, 21-33
- Nilsson, J.N, Hiedel, S.A. (2003). *Circuitos Eléctricos*. Sexta edição. LTC.
- Nishiro, T., and Itoh, T. (2002). “Evolutionary Generation of Microwave line segment circuits by genetic algorithms,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and technique*, Vol. 50, No. 9, September 2002, 2048-2055.
- Ochotta, E. S., Rutenbar, R.A., Carley, L.R. (1996). “Synthesis of High-Performance Analog Circuits in ASTRX/OLX.” In: *IEEE Transactions on Computer-Aided Design*, vol.15, 273-294.
- Pozar, D.M. (1998). *Microwave engineering*, 2nd ed., Wiley, New York.
- Qu, Xinan , Zhong , Shun-Shi, Liu, Jie. (2007). “Ultra-wideband bandpass filter with a compact two-layered structure.” In: Wiley Periodicals, Inc. *Microwave Opt Technol Lett* 49, 1049-1051.
- Radcliffe, N. J., and Surry, P. D. (1994). “Formal Memetic Algorithms.” In: Appears in "Evolutionary Computing: AISB Workshop", Ed: T.C. Fogarty, Springer-Verlag LNCS 865, 1-16.
- Richard, P.I. (1948). “Resistor- Transmission Line Circuits.” In: *Proc. Of the IRE*, vol. 36, 217-220.

- Rosemberg, U., Amari, S. (2002). "Novel Coupling Schemes for Microwave Resonator Filters". IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 50, no. 12, 2002, 2896-2902.
- Rudolph, G. (1994). "Convergence of non-elitist strategies." In: Michalewicz, Z., Schaffer, J. D., Schwefel, H.-P., Fogel, D. B., Kitano, H., editors, Proceedings of the First IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 63-66.
- Shibata, H., and N. Fujji (2001). "Analogue circuit synthesis based on reuse of topological features of prototypes circuits." In: IEICE Trans. Fundamentals, vol.E84-A, No. 11, November, 2001, 2561-2568.
- Shibata, H., S. Mori, and N. Fujji (2003). "Automated Design Circuits Using a Cell-Based Structure." In: IEICE Trans. Fundamentals, vol.E86-A, No. 02, February.
- Shin, A, and Histoshi, I. (2003). "Variable length Chromosomes for Analog Evolvable Hardware." In: Eds. A Ghosh and S Tsutsui, Advances in Evolutionary Computation, Springer-Verlag, 643-662.
- Sussman, G. J., Stalmman, R. M. (1975). "Heuristic Techniques in Computer-aided Circuit Analysis." In: IEEE Transactions on Circuits and Systems, vol. 22.
- Thiele, L., Miettinen, K., P., Korhonen, Molina, J. (2007). "A preference-based interactive evolutionary algorithm for multiobjective optimization." In: Technical Report Working Paper Number W-412, Helsingin School of Economics, Helsingin Kauppakorkeakoulu, Finland.
- Thompson, A., Layzell, P., Zebulum, R. (1999). "Explorations in Design space: Unconventional Electronics Design through Artificial Evolution." In: IEEE Trans. on Evolutionary computation, vol. 3, n. 3, 167-196.
- Ticona, W. G. C. (2003). *Aplicação de Algoritmos Genéticos Multi-Objetivo para Alinhamento de Sequências Biológicas*. Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC-USP, Fev. 2003.
- Tsai, L-C, and Hsue, C.W. (2004). "Dual-Band Bandpass Filters Using Equal-Length Coupled-Serial-Shunted Lines And Z-Transform Technique." In: IEEE Transactions On Microwave Theory And Techniques, Vol. 52, No. 4, April 2004, 1111-1117.
- Uhm, M., Lee, J., Yom, I., and Kim, J. (2006). "General Coupling Matrix Synthesis method for Microwave Resonator Filters of Arbitrary Topology." In: ETRI Journal, Vol. 28, no. 2, April 2006, 223-226.

- Vancorenland, P., Ranter C., Steyaert, M., Gielen, G. (2000). "Optimal RF design using Smart Evolutionary Algorithms." In: DAC 2000, Los Angeles, California 2000 ACM 1-58113-188-7/00/0006.
- Weber, R.J. (2001). Introduction to Microwave Circuits: Radio Frequency and Design Applications. IEEE Press Series on RF and Microwave Technology Roger, D. Pollard and Richard Booton, Series Editors.
- Wener, P. L., Mittra, R., and Werner, D.H. (2000). "Extraction of SPICE-Type Equivalent Circuits of Microwave Components and Discontinuities using the Genetic Algorithm Optimization Technique." In: IEEE Transactions on Advanced Packaging, Vol. 23, No. 1, February 2000, 55-61.
- Williams, A. B. (1981). *Electronic Filter Design Handbook*, Mc Graw Hill.
- Wolpert, David H. and Macready, William G. (1997). "No Free Lunch Theorems for Optimization." In: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 1, April 1997, 67-82.
- Wong, Wei-Ting, Lin, Yo-Shen, Wang, Chi-Hsueh, and Chen, Chun Hsiung. (2005). "Highly selective microstrip bandpass filters for ultra-wideband (UWB) applications." In: Microwave Conference Proceeding. APMC 2005. Asia-Pacific Conference Proceedings. Volume: 5.
- Wozniak, P. (2007). "Preferences in Evolutionary Multi-objective Optimisation with Noisy Fitness Functions: Hardware in the Loop Study." In: Proceedings of the International Multiconference in Computer Science and Information Tecnology. 337-346.
- Yildirim, N., Sen, O. A., Sen, Y., Karaaslan, M., and Pelz, D. (2002). "A Revision of Cascade Synthesis Theory Covering Cross-Coupled Filters." In: IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Vol. 50, no. 06, June 2002, 1536-1543.
- Yu, T-L, Yassine, A. A., and Goldberg, D. E. (2007). "An Information Theoric Method for Developing Modular Architectures using Genetic Algorithms." In: Research in Engineering Design, Vol. 18, No. 2, Aug. 2007, 91-109.
- Zebulum, R. S., Pacheco, M. A., and Vellasco, M. (1998). "Comparison of Different Evolutionary Methodologies Applied to Electronic Filter Design." In: Proceedings of the IEEE International World Congress on Computational Intelligence, ICEC'98, Alaska, May, 1998, 434-439.
- Zebulum, R.S. (1999). "Síntese de circuitos eletrônicos por computação evolutiva", Tese de Doutorado, PUC-RIO.

- Zebulum, R.S., M.A.C. Pacheco and M.M.B.R Vellasco. (2001). "Evolutionary Electronics: Automatic Design of Electronic Circuits and Systems by Genetic Algorithms." In: CRC Press, Boca Raton, Florida, ISBN: 0849308658.
- Zhang, B.T, and Kim, J.J. (2000). "Comparison selection methods for Evolutionary optimization and numerical tests." In: Evolutionary Optimization an International Journal on the internet (2)1, 54-69.
- Zhang, H. (2007). Compact, Reconfigurable, and dual-band microwave circuits. Doctorate Thesis, Dep. of Electronic and Computer Engineering, Hong Kong. 187p.
- Zhu, L, Sun, S., and Menzel, W. (2005). "Ultra-wide (UWB) Bandpass Filters using Multiple Mode Resonator ." In: IEEE Microwave and Wireless Components Letters, June 7.
- Zitzler, E., and Thiele, L., (1999). "Multi-objective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach." In: IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 3, No. 4, November 1999, 257-271.
- Zitzler, E., Laumanns M. e Thiele L. (2001). "SPEA2: improving the strength Pareto Evolutionary Algorithm." In: Relatório Técnico TIK-Report 103, Inst. Federal Suíço de Tecno. 1-21.
- Zuluaga, S. M. Y. (2007). Desenvolvimento de Filtro Passa-Faixa Banda Larga com Zeros de Transmissão para Sistemas de Comunicação Ultra-Wideband (UWB). Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação 298/07, Departamento de Engenharia Elétrica Universidade de Brasília, Brasília DF, 88p.