

Síntese de Filtros de Microondas Baseada em Algoritmo Evolucionário Multi-objetivos

M. M. Chaiben, L. C. Brito, P. H. P. de Carvalho e H. Abdalla Júnior

Resumo—Este artigo apresenta uma metodologia para a otimização de filtros para telecomunicações. Utilizando para isso Algoritmos Evolucionários e filtros de casamento dobrado com casamento cruzado para filtro rejeita-faixa.

Palavras-Chave—Filtros rejeita-faixa, Algoritmo Evolucionário, otimização, frente de Pareto.

I. INTRODUÇÃO

Métodos diretos de síntese de filtros ([1]-[2], por exemplo) demandam a obtenção das equações que regem seus comportamentos, ou suas respostas ao se variarem seus parâmetros otimizáveis. Cada um desses métodos é aplicado a um conjunto limitado de projetos, uma vez que eles são baseados em empirismo e aproximações. Por exemplo, recentemente foram propostos em [1] métodos diretos de síntese para uma nova classe de filtros rejeita-faixa. As expressões encontradas em [1] se aplicam somente a essa classe de filtros.

Algoritmos Evolucionários (AEs) são uma boa solução para o projeto de filtros, independentemente da classe em que se encontram, ao contrário dos métodos diretos. Os AEs são capazes de encontrar soluções para uma estrutura de filtro arbitrária, com número qualquer de parâmetros otimizáveis e com faixas de variação de otimização quaisquer. Além disto, esses métodos se mostram capazes de obter soluções melhores que os métodos diretos. Por exemplo, podem-se conseguir filtros com uma maior seletividade, filtros assimétricos ou filtros com fases lineares e com uma menor oscilação na banda passante. AEs têm sido aplicados com sucesso na otimização de circuitos lineares e não-lineares [3]-[4] devido às suas capacidades de encontrar soluções globalmente quase-ótimas.

Por outro lado, na maioria dos problemas práticos de otimização, têm-se mais de uma figura de mérito (ou função-objetivo) a se considerar. Além disso, essas medidas de performance são comumente incomensuráveis e conflitantes, isto é, melhoria em uma acarreta degradações em outras. Dessa forma, torna-se conveniente o uso de estratégias de otimização multi-objetivos, pois, essas são capazes de fornecer conjuntos diversificados de soluções que representam as curvas de compromisso (conhecidas como frentes de Pareto) no espaço dos objetivos. Isso permite ao projetista escolher, para fins de implementação, as soluções mais viáveis contidas no conjunto de soluções não-inferiores alcançadas.

À vista do mencionado, este trabalho propõe uma nova metodologia de síntese de filtros rejeita-faixas baseada em AE

M. M. Chaiben, P. H. P. de Carvalho e H. Abdalla Júnior, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil, E-mails: chaiben@uol.com.br, paulo@ene.unb.br, abdalla@ene.unb.br. L. C. Brito, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Goiânia, Goiânia, Brasil, E-mail: lcbrito@ene.unb.br. Este trabalho foi parcialmente financiado pela CAPES.

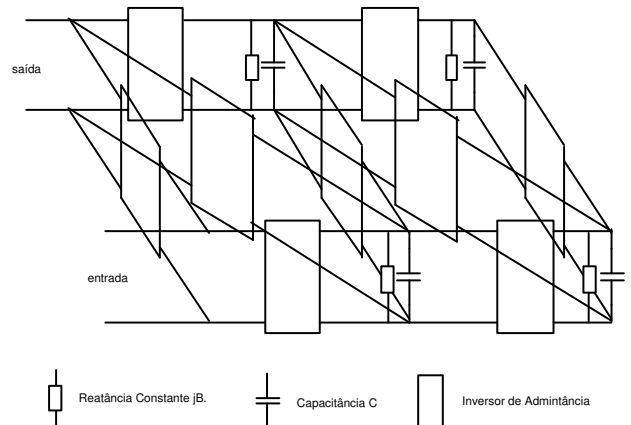


Fig. 1. Filtro rejeita-faixa com casamento dobrado com casamento cruzado e com zeros de reflexão (transmissão) arbitrários ($n=4$) [1]

Multi-objetivos e compara com o método proposto por [1]. O AE Multi-objetivo foi utilizado na otimização dos parâmetros de espalhamento do mesmo esquema de filtro utilizado por [1], obtendo-se uma frente de Pareto para o esquema de filtro apresentado que será apresentado nos resultados obtidos.

II. FILTRO REJEITA-FAIXA

O filtro rejeita-faixa tem por propriedade rejeitar uma faixa selecionada e deixar que as demais passem sem nenhuma interferência. Por esta característica, ele pode ser utilizado em telecomunicações para suprimir ruído de uma determinada banda. De [1] foi retirado o esquema representado na Fig. 1, que serviu modelo de filtro a ser otimizado pelo AE. A metodologia fechada para a obtenção direta do filtro-rejeita faixa pode ser vista em [1]-[2].

III. METODOLOGIA BASEADA NO ALGORITMO GENÉTICO

A. O Algoritmo Evolucionário Multi-objetivos

Comumente, problemas práticos envolvem a otimização simultânea de múltiplos objetivos incomensuráveis e possivelmente conflitantes. Assim, a aplicação de um método de otimização multi-objetivos é uma escolha óbvia. Algoritmos Evolucionários (AEs) multi-objetivos ([7]-[10], por exemplo) são particularmente adequados para realizar esse tipo de tarefa, uma vez que exploram o espaço de busca de forma estocástica e paralelizada recombinando soluções promissoras.

Em geral, um problema de otimização multi-objetivos pode ser declarado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \max y &= f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{sujeito a } x &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \\ y &= (y_1, y_2, \dots, y_m) \in Y \end{aligned} \quad (1)$$

Onde f mapeia o conjunto x , composto por m parâmetros, para o conjunto y de n objetivos. X corresponde ao espaço dos parâmetros (ou espaço de procura) e Y representa o espaço de objetivos. Admite-se aqui que o conjunto de soluções de um problema de otimização multi-objetivos consiste de todos os vetores que correspondem a soluções não-inferiores (ou não-dominadas). O conceito de não-inferioridade pode ser declarado assim:

$$\begin{aligned} & \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} : f_i(a) \geq f_i(b) \\ & \wedge \exists j \in \{1, 2, \dots, m\} : f_j(a) > f_j(b) \end{aligned} \quad (2)$$

onde a e b são vetores de parâmetros. Ou seja, todas as funções-objetivos referentes a a são iguais ou superiores às respectivas funções-objetivos de b , sendo que pelo menos uma função-objetivo de a é superior à respectiva de b . Nesta situação, diz-se que a domina b , ou $a > b$. Todos os vetores de parâmetros que não são dominados por qualquer outro vetor de parâmetros (ou seja, são não-inferiores) constituem a *frente de Pareto*. Adicionalmente, todos os vetores de parâmetros que não são dominados por qualquer outro vetor de parâmetros dentro de todo o espaço de procura X constituem a *frente ótima de Pareto*.

Os passos básicos da dinâmica da população do AE desenvolvido neste trabalho são:

Procedimento 1.

- 1) Gera-se aleatoriamente a população inicial P de candidatos. Cria-se de um banco externo elitista P' inicialmente vazio.
- 2) Avaliam-se as funções-objetivos dos indivíduos contidos na população P .
- 3) Atribuem-se os valores de aptidões aos indivíduos de P e P' .
- 4) Atualiza-se o banco externo P' .
- 5) Selecionam-se N casais de indivíduos de P' através de torneio binário com reposição [9].
- 6) Aplicam-se os operadores de cruzamento e mutação.
- 7) Se o critério de parada for satisfeito ou se o número máximo de gerações for alcançado, para-se o processo e tomam-se os indivíduos não-inferiores como soluções (considerando-se todos os candidatos visitados durante a otimização), senão, retorna-se para o passo 2.

À cada indivíduo de P e P' são atribuídos valores de aptidão de forma que os candidatos mais promissores tenham maiores chances de compor o banco externo elitista P' , e, conseqüentemente, tenham maiores chances de participarem do processo de cruzamento. A atribuição dos valores de aptidão acontece como se segue. À cada membro $i \in P \cup P'$ é atribuído um vetor de aptidões $v_i = (r_i, d_i)$ composto por dois números reais. O primeiro valor, r_i , corresponde ao grau de não-inferioridade do indivíduo e o segundo valor, d_i , corresponde à uma estimativa de densidade no espaço dos objetivos. Os graus de não-inferioridade dos indivíduos são calculados da seguinte forma:

Procedimento 2.

- 1) Faz-se $r = 0$ e cria-se um conjunto S composto pelos elementos de $P + P'$.
- 2) Atribui-se $r_i = r$ aos indivíduos de P e P' que são correspondentes (cópias) aos elementos não-inferiores

encontrados em S .

- 3) Removem-se os indivíduos não-inferiores de S .
- 4) Interrompe-se o algoritmo se S é vazio, senão faz-se $r = r + 1$ e salta-se para o passo 2.

Nota-se que indivíduos com menores valores r_i correspondem a melhores soluções. Após as atribuições dos graus de não-inferioridade aos indivíduos dos dois conjuntos, procede-se a estimativa de densidade pelo método do k -ésimo vizinho mais próximo, descrito em [11], como se segue:

Procedimento 3.

- 1) Faz-se $r = 0$.
- 2) Toma-se o conjunto dos indivíduos pertencentes a $P + P'$ com graus de não-inferioridade menores ou iguais a r . Caso o conjunto seja vazio, termina-se o algoritmo.
- 3) Para cada um dos indivíduos do conjunto, atribui-se ao parâmetro d_i o inverso da distância entre o indivíduo i e seu k -ésimo vizinho mais próximo dentro do conjunto de indivíduos previamente considerado. Deve-se salientar que para o cálculo das distâncias utilizam-se vetores com funções-objetivos normalizadas, uma vez que as funções-objetivos podem ser incomensuráveis.
- 4) Faz-se $r = r + 1$ e salta-se para o passo 2.

No processo de seleção através de torneios binários se dá da seguinte maneira:

Procedimento 4.

- 1) Faz-se $n = 1$.
- 2) Tomam-se aleatoriamente dois elementos distintos do banco externo P' .
- 3) O que apresenta menor grau de não-inferioridade é escolhido como primeiro parceiro do n -ésimo casal. Caso ambos apresentem o mesmo grau de não-inferioridade, escolhe-se o que se apresenta em uma região menos densa (menor valor de estimativa de densidade).
- 4) Tomam-se, novamente de forma aleatória, dois elementos distintos do banco externo P' . Neste passo o indivíduo escolhido no passo anterior não participa do sorteio.
- 5) Aplicam-se os mesmos critérios dispostos no passo 3 para a escolha do segundo parceiro.
- 6) Se $n = N$, atualizam-se as estimativas de densidade dos indivíduos escolhidos que apresentam maior grau de não-inferioridade e, então, o processo de seleção é interrompido, senão, faz-se $n = n + 1$ e salta-se para o passo 2.

A procedimento de seleção de indivíduos aptos a compor o banco externo P' da geração corrente é o seguinte:

Procedimento 5.

- 1) Faz-se $r = 0$ e $n = 0$ (número de indivíduos já selecionados para compor um banco externo).
- 2) Os k elementos de $P \cup P'$ que apresentam grau de não-inferioridade igual a r são pré-selecionados. Caso k seja maior que $N' - n$, os $N' - n$ indivíduos com menores estimativas de densidade são selecionados para compor o banco externo e, adicionalmente, faz-se $n = N'$. Caso k seja menor ou igual a $N' - n$,

selecionam-se todos os k indivíduos pré-selecionados e faz-se $n = n + k$.

- 3) Se $n = N'$, interrompe-se a seleção, senão, faz-se $r = r + 1$ e salta-se para o passo 2.

Vê-se então que os indivíduos são selecionados, prioritariamente, de acordo com a ordem de não-inferioridade. Como segundo critério de seleção, são consideradas as estimativas de densidade de elementos com o mesmo grau de não-inferioridade.

Tanto o mecanismo de seleção natural por torneio binário quanto o método de escolha de componentes para o banco externo favorecem membros isolados do banco externo que se apresentam mais próximos da frente de Pareto, forçando, assim, uma distribuição uniforme de indivíduos ao longo dessa frente. Isso permite que a diversidade da população seja preservada, o que, por conseqüência, possibilita uma exploração eficiente do espaço de objetivos sem que ocorra o problema de convergência prematura. Por outro lado, a participação exclusiva dos membros do banco externo no processo de cruzamento aumenta a eficiência de convergência do algoritmo na direção da frente ótima de Pareto, uma vez que o número de cruzamentos improdutivos (realizado entre indivíduos menos aptos) é reduzido. É importante notar que o método descrito também se aplica a uma otimização onde um único objetivo se apresenta, visto que um problema mono-objetivo é tratado como um caso particular de um problema multi-objetivos no método apresentado.

O método de cruzamento BLX- α [12] para AE com representações reais de parâmetros foi aplicado. Além disto, considera-se um valor constante de probabilidade de cruzamento p_c e a probabilidade de mutação é dada por $p_m = 1/n$, onde n é o número de parâmetros otimizáveis do problema.

IV. RESULTADOS OBTIDOS

Para a simulação a freqüência foi discretizada em 100 pontos segundo a equação abaixo.

$$r_k = \frac{1}{n} \sum_{a=1}^n E_a \quad (3)$$

onde $k = 1$ ou 2 e representa a quantidade de funções objetivos; $a = 1, 2, \dots, 100$ que é o número de pontos da discretização. E_a é o erro pontual para cada freqüência onde,

$$E_a = \begin{cases} 0 & \Rightarrow V_a \in L_a \\ -|L_a - V_a| & \Rightarrow V_a \notin L_a \end{cases}$$

V_a é o valor de potência obtida em uma freqüência discretizada dentro de um intervalo de freqüência simulado. L_a é o limite da máscara da saída do circuito.

Para a realização do experimento foi declarado somente o esquema do circuito da Fig. 1 e a máscara multi-objetivos da (Fig. 2) o algoritmo genético obteve a seguinte curva de saída, representada na figura 2.

A Fig. 3 mostra uma comparação entre os filtro projetados utilizando o AE e o filtro utilizado obtido por [1].

Como se pode observar na Fig. 3 ambos os filtros obtidos pelo AE são mais seletivos que o obtido por [1]. Em $|S_{11}| - EA1$ foi obtido um decaimento bem mais rápido que os outros

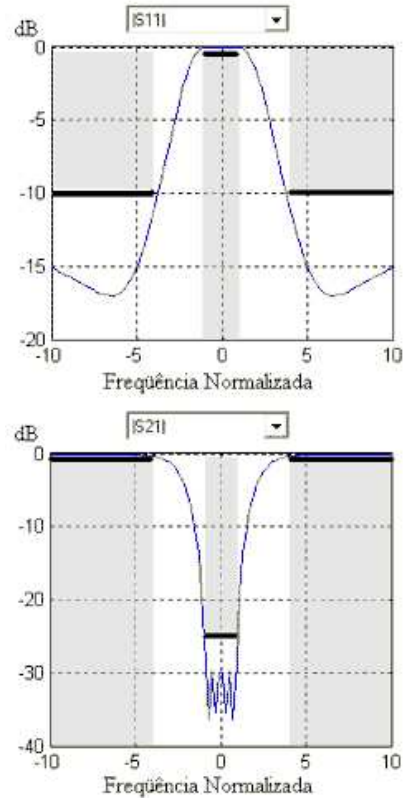


Fig. 2. Curva de resposta e as máscaras utilizadas para a otimização do circuito.

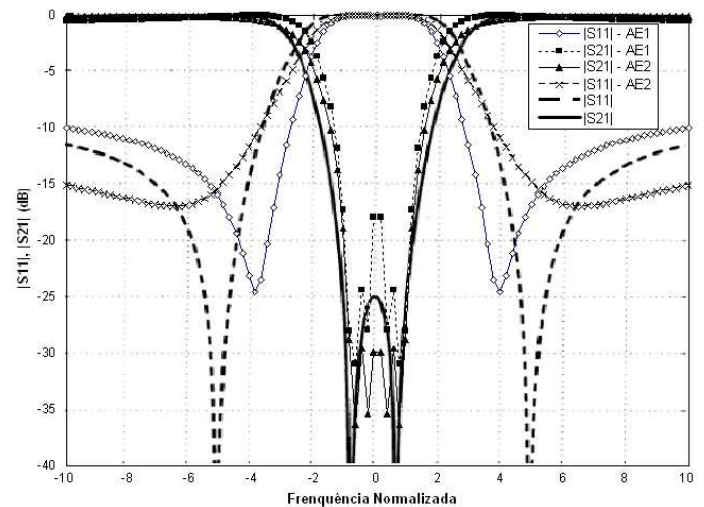


Fig. 3. Respostas dos filtros projetados com o AE comparados com a resposta obtida por [1]

filtros porém o $|S_{21}| - EA1$ teve uma piora sem comparado com os outros dois gráficos demonstrados. No caso do $|S_{11}| - EA2$ este já obteve uma queda mais suave se comparado aos outros dois. Em compensação foi ele que obteve a melhor resposta $|S_{21}|$.

Como se pode ver pelo gráfico da Fig. 3 o AE tem por propriedade a geração da frente de Pareto, que permite que o projetista tenha a sua disposição diversas soluções para o seu problema, podendo assim escolher qual a que melhor se adapta a sua realidade.

V. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi visto que com o AE é possível otimizar filtros propondo diversas soluções para um determinado projeto e simplificando os cálculos matemáticos. Assim, podemos concluir que o método evolucionário além de flexível é capaz de obter soluções melhores que [1]. A outra vantagem é que o AE só necessita da especificação da função-objetivo adaptando-se assim a qualquer tipo de projeto de filtro, seja ele um rejeita, passa-baixas, passa-altas, passa-faixa, simétrico ou assimétrico.

REFERÊNCIAS

- [1] S. Amari e U. Rosenberg, "Direct Synthesis of a New Class of Bandstop Filters" *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 52, No. 2, fev. 2004.
- [2] G. L. Matthaei, L. Young, and E. M. T. Jones, *Microwave Filters, Impedance-Matching and Coupling Structures*. New York: Mc-Graw-Hill, 1964.
- [3] R. Phelps, et al., "ANACONDA: simulation-based synthesis of analog circuits via stochastic pattern search," *IEEE Trans. Computer-aided Design Integrated Circuits and Systems.*, vol. 19, no. 6, pp. 703-717, Jun. 2000.
- [4] L. C. Brito, L. A. Bermúdez e P. H. de Carvalho, "A new efficient and general design method of oscillators based on genetic algorithm and on the device-line measurement technique," *Proc. 32nd European Microwave Conference*, Set. 2002.
- [5] A. B. Williams, *Electronic Filter Design Handbook*, McGraw-Hill, pp. 2-53 - 2-76, 5-27 - 5-33, 1981
- [6] J. S. Hong e M. J. Lancaster, "Design of Highly Selective Microstrip Bandpass Filters with a Single Pair of Attenuation Poles at Finite Frequencies", *IEEE Trans. On Microwave Theory and Techniques*, vol. 48, no. 7, jul. 2000
- [7] E. Zitzler e L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 4, pp. 257-271, Nov. 1999.
- [8] K. Deb, et. al., "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, Abr. 2002.
- [9] D. Veldhuizen e G. Lamont, "Multiobjective evolutionary algorithms: analysing the state-of-the-art," *Evolutionary Computation*, vol. 8, no. 2, pp. 125-147, 2000.
- [10] D. E. Goldberg, "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning", Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [11] B. W. Silverman, "Density estimation for statistics and data analysis", Londres: Chapman and Hall, 1986.
- [12] L. J. Eshelman, et al., "Real-coded genetic algorithms and interval schemata," *Foundations of Genetic Algorithms 2*, L. Darrell Whitley, pp. 187-202, 1993.